

Universitatea `Politehnica` din Timișoara
Facultatea de Automatică și Calculatoare

Ing. Márton Ladislau Francisc

**SISTEME DE CONDUCERE ATOMATĂ A
PROCESELOR BAZATE PE PRELUCRAREA
IMAGINILOR CU APLICAȚII ÎN TEHNOLOGII
CU FASCICUL DE ELECTRONI**

- Teza de Doctorat -

Conducător științific

Prof. Dr. ing. Toma L. Dragomir

BIBLIOTECA CENTRALĂ
UNIVERSITATEA "POLITEHNICA"
TIMIȘOARA

624.125
181 C

1999

P R E F A Ț Ă

Titlul tezei este:

SISTEME DE CONDUCERE AUTOMATĂ A PROCESELOR BAZATE PE PRELUCRAREA IMAGINILOR CU APLICAȚII ÎN TEHNOLOGII CU FASCICUL DE ELECTRONI

Conducerea automată a proceselor tehnologice este de mare importanță în multe domenii ale economiei și cercetării științifice. Tehnologiile moderne necesită conducere automată din ce în ce mai sofisticată. O tehnologie modernă și sofisticată este și utilizarea instalației de prelucrare cu fascicul de electroni (FE). Diferite operații sunt posibile cu o astfel de instalație ca și tratamentele termice ale diferitelor metale, topirea lor în condiții speciale sau sudarea lor urmărind diferite contururi, traiectorii. Fiecare în parte necesită alt sistem automat de conducere. Pentru a avea un sistem automat performant este necesar să avem traductoare adecvate, sistem de decizie performant și elemente de execuție speciale. Dacă avem în vedere complexitatea sistemului de prelucrare cu fascicul de electroni (cu subsistemul de producere, accelerare, focalizare fascicul, subsistemul de producere vid, subsistemul de comandă și control) elaborarea unui model matematic sau a unui ansamblu de modele matematice este aproape imposibilă sub o formă care să permită precizie și viteză de reglare. Sistemul este eminentamente neliniar cu intrări și ieșiri multiple. Chiar dacă ar exista modele matematice pentru instalație, următoarea problemă ar fi traductoarele. Măsurarea directă a temperaturii catodului de emisie a electronilor sau a poziției curente a spotului fasciculului sunt probleme foarte dificile folosind traductoarele existente corespunzătoare. Problema îmbunătățirii substanțiale a performanțelor instalației de prelucrare cu fascicul de electroni de tip CTW 5/60 a constituit punctul de pornire în elaborarea acestei teze.

Prima idee de bază este utilizarea prelucrării imaginii pentru a obține valori ale diferitelor stări ale sistemului care nu se puteau obține folosind traductoare consacrate și care sunt necesare în diferite faze ale procesului de reglare. Imaginea suprafeței în curs de prelucrare stă la îndemână pe parcursul operațiilor de reglare și informațiile extrase din imagini, mărimi cantitative, pot fi considerate ca și valori ale unor variabile de stare care nu pot fi măsurate pe altă cale.

A doua idee de bază este utilizarea inteligenței artificiale, noțiune ce cuprinde în accepțiunea tezei, sisteme neuronale artificiale cu capacitatea de a învăța adică modela, sisteme fuzzy cu capacitatea de a regla un sistem pe baza modelelor lingvistice și sisteme neurofuzzy adaptive, o combinație organică a celor două forme anterior enunțate.

Utilizarea celor două 'tehnologii' noi a impus utilizarea extensivă a calculatoarelor legate într-o rețea locală cu sarcini distribuite.

În teză se tratează controlul automat al procesului de sudare, operația cea mai complexă din punct de vedere tehnologic. Metodele utilizate pot fi formulate după cum urmează. După pornirea instalației se poziționează piesa (piesele) de sudat în camera de lucru care urmează să fie vidată. Poziția trebuie să fie cât mai aproape de punctul de incidență inițial al fasciculului de electroni nedeviat. După vidarea camerei de lucru urmează captarea succesiunii de imagini din electronii de mică putere

reflecții de suprafața piesei, captate de niște electrozi. Imaginile captate, digitizate sunt prelucrate și furnizează informații despre poziția relativă a punctului curent al fasciculului incident și traiectoria de sudat, despre calitatea focalizării și despre coordonatele traiectoriei de urmat față de un sistem de referință legat de instalație. Valorile acestor mărimi servesc ca și valori ale variabilelor de intrare ale sistemelor automate de control al poziției și modului de urmărire a traiectoriei, al sistemului de reglare a focalizării (pe suprafață sau adâncime). Sistemul de reglare de urmărire acționează diferit după diferite forme de traiectorie, operație facilitată de un sistem de recunoaștere de forme specializate.

Teza este grupată pe 6 capitole după cum urmează.

Capitolul I

DESPRE ISTORIC ȘI TEHNOLOGII DE PRELUCRARE CU FASCICUL DE ELECTRONI. INSTALAȚIA UTILIZATĂ

Capitolul II

DESPRE PRODUCEREA ȘI INTERACȚIUNEA FASCICULULUI CU MATERIALE. FOCALIZARE ȘI URMĂRIREA UNEI TRAIECTORII

Capitolul III

PRELUCRAREA IMAGINILOR ȘI RECUNOAȘTERE DE FORME

Capitolul IV

SISTEME DE REGLARE AUTOMATĂ BAZATĂ PE INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ

Capitolul V

TIPURI DE CONTROL AUTOMAT AL SUDĂRII

Capitol VI

CONCLUZII, CONTRIBUȚII ORIGINALE

Capitol I

- Primul paragraf este consacrat unui studiu bibliografic de parcurgere a descoperirilor care au dus la construirea instalațiilor de prelucrare cu fascicul de electroni. Se trec în revistă diferitele tehnologii posibile folosind aceste instalații cu precizarea domeniilor de aplicabilitate.
- Paragraful doi este consacrat prezentării instalației de prelucrat cu FE. După enumerarea caracteristicilor de bază a instalației și a schemei bloc corespunzătoare se pune accent pe captare imaginii, componentă esențială pentru ideile rezolvate în teză. Detalii legate de instalația cu FE sunt amintite în celelalte

capitole unde acest lucru este necesar pentru înțelegerea mai ușoară a fenomenelor tratate.

- Capitolul se termină cu concluziile trase din studiul efectuat.

Capitolul II.

- Primul paragraf se ocupă cu procesele fizice de bază în interacțiunea dintre materiale solide și FE. Aceste cunoștințe sunt necesare în înțelegerea controlului automat al sudării și focalizării în adâncime și pe suprafața piesei în curs de prelucrare. Procesul de focalizare elaborat de doctorand a necesitat aceste cunoștințe, metoda reglării fiind descrisă în paragraful trei al aceluși capitol.
- În paragraful doi se prezintă ansambluri de catod de termoemisie utilizabile în instalație. De parametrii acestora depinde puterea fasciculului, caracteristicile focalizării și influența diferiților factori asupra parametrilor FE.
- Paragraful trei tratează problema focalizării, una din problemele de bază a tezei. Au fost rezolvate două tipuri de focalizare, focalizarea pe suprafață și focalizare în adâncime. Ambele tipuri intervin în toate operațiile tehnologice și instalația cu FE. Ca o realizare a tezei valorile intrărilor sistemului de reglare (sistem bazat pe inteligență artificială) provin din valoarea informațiilor extrase din imagini captate pe parcursul procesului tehnologic de sudare.
- Paragraful patru stabilește coordonatele în spațiu și timp a traiectoriei de parcurs. Traectoria utilizată este de tip pseudo 3D. Coordonatele O_x și O_y sunt urmărite folosind o reglare neurofuzzy a două sisteme de antrenare independente, iar coordonata O_z este focalizarea. Ansamblul tehnologic, bazat pe funcționarea sincronizată a rețelei formată din două calculatoare a fost creat de doctorand și este prezentat în detaliu în capitolul V.

Capitolul III.

- Primul paragraf al acestui capitol tratează operațiile legate de prelucrarea imaginilor. Această idee prima dată a fost aplicată de doctorand pentru sistem automat de reglare a fasciculului de electroni. Imaginea captată (descrisă în primul capitol) este utilizată pe post de traductor pentru a furniza valorile mărimilor de intrare în procesul de reglare. Extragerea informațiilor necesare din imagini este automată.
- Al doilea paragraf tratează metodele testate de recunoaștere a formelor aplicate în identificarea tipului de traiectorie pentru a putea selecta sistemul de urmărire adecvat. Problema rezolvată astfel de candidat permite îmbunătățirea cusăturii sudurii mai ales când porțiuni succesive de traiectorie fac un unghi ascuțit când din cauza inerției mari a sistemului mecanic de antrenare urmărirea traiectoriei preluată de deflexia fasciculului de electroni.
- Paragraful trei prezintă algoritmi de filtrare. Operația de sudare în adâncime presupune focalizarea în adâncime. Regulatorul neurofuzzy de reglare a focalizării în adâncime elaborat de doctorand folosește informații obținute dintr-un semnal captat paralel cu procesul de captare a imaginii (provenit din erupții de material în canalul de sudură descris în capitolul II). Filtrarea semnalului este esențială în acuratețea focalizării în adâncime.

Capitolul IV.

- Sistemele de reglare de tip neurofuzzy, fuzzy au la bază rețele neuronale artificiale de diferite tipuri care pe baza capacității lor de a învăța pot crea modele de sistem sau modele de operare. Au fost alese rețelele cu convergență de învățare foarte rapidă. Aceste rețele sunt prezentate în primul paragraf. Accentul s-a pus pe tipul CMAC care are performanțele dorite ca și viteză de învățare și capacitate de generalizare.
- Paragraful doi și trei prezintă două sisteme speciale de reglare bazate pe inteligență artificială, un regulator fuzzy PID și un sistem fuzzy adaptiv (cu 4 tipuri diferite de regulatoare) cu contribuții ale doctorandului privind studiul stabilității lor. Aceste forme noi de reglare au fost experimentate în procesul de urmărire a unei traiectorii impuse. Alegerea acestor tipuri de sisteme de control a fost impusă de inexistența modelului sistemului sau existența unui model matematic incomplet. Aceste procedee de reglare adaptive pentru instalații cu FE au fost utilizate pentru prima dată de autor.

Capitolul V.

- Acest capitol este o prezentare a rețelei locale formată din instalație, interfețe și calculatoare folosite de doctorand. Întreaga structură a tehnologiilor on_line și off_line au fost elaborate de doctorand. În vederea urmăririi traiectoriei se folosesc două motoare cc după cele două axe de referință O_x și O_y . Traductoarele speciale de poziție sunt descrise tot în aceste capitol și au fost elaborate și testate sub îndrumarea autorului.

Capitolul VI

- Acest ultim capitol cuprinde, grupate în 8 puncte, concluziile tezei de față scoțând în evidență contribuțiile autorului. La sfârșitul capitolului sunt enumerate (grupate în 9 puncte) necesarele și posibilele direcții de continuare ale realizărilor prezentate.

C U P R I N S

P R E F A Ț Ă	I
C U P R I N S	V
I N D E X D E A B R E V I E R I Ș I N O T A Ț I I	X

Capitol I

DESPRE ISTORIC ȘI TEHNOLOGII DE PRELUCRARE CU FASCICUL DE ELECTRONI.INSTALAȚIA UTILIZATĂ

<i>1.1 Introducere în tehnologii cu fascicul de electroni</i>	
1.1.1 Scurt istoric	1
1.1.2 Clasificarea tehnologiilor de prelucrare cu fascicul de electroni	4
<i>1.2 Caracteristicile tunului cu fascicul de electroni</i>	
1.2.1 Caracteristici generale	8
1.2.2 Sisteme de captare de imagini utilizate	10
<i>1.3.Concluzii capitol I Obiectivele tezei</i>	17

Capitol II

DESPRE PRODUCEREA ȘI INTERACȚIUNEA FASCICULULUI CU MATERIALE, FOCALIZARE ȘI URMĂRIREA UNEI TRAIECTORII

<i>2.1 Procese fundamentale de interacțiune a fasciculului de electroni cu materialul țintă</i>	21
2.1.1 Cedarea energiei fasciculului de electroni către materialul țintă la scară atomică.	22
2.1.2 Principiile cedării energiei unui fascicul de electroni prin ciocnire cu metale	23
2.1.2.1 Transferul de energie prin ciocnire coulombiană	24
2.1.2.2 Condițiile de apariție a erupțiilor în procesul de interacțiune a fasciculului cu materiale.	26
2.1.2.3 Încălzirea metalelor cu fascicul de electroni	29
2.1.2.4 Legătura parametrilor de fascicul cu caracteristicile geometrice ale topiturii	34
<i>2.2 Ansamblul de catodi cu termoemisie</i>	
2.2.1 Generalități	35
2.2.2 Tipuri de catodi și probleme asociate	35
2.2.3 Ansamblul de catod primar catod masiv	40
2.2.3.1 Aspecte privind distribuția de sarcini cu simetrie circulară	41

2.2.3.2	Determinarea distribuției de potențial între catodi	42
2.2.3.3	Determinarea modelului termic al ansamblului de catod	44
2.2.4	Surse de fascicul convergent cu simetrie circulară	50
2.2.5	Modelul migrării secțiunii cross-over	52
2.3	<i>Focalizare, elemente de reglare a focalizării</i>	55
2.3.1	Sistem de focalizare magnetică	55
2.3.2	Studiu de stabilire a calității imaginii pentru reglarea distanței focale	61
2.3.2.1	Zona de informație maximă	62
2.3.2.2	Indicatori de calitate ai imaginii	63
2.3.2.2.1	Criteriul Tenengrad	63
2.3.2.2.2	Criteriul varianței (Akihiro Horii 1993)	64
2.3.2.2.3	Criteriul sumă-modul-diferență (Jarvis)	65
2.3.2.2.4	Transformata Fourier pentru evaluarea lui IC	66
2.3.2.2.5	Criteriul celor 8 pixeli	66
2.3.2.2.6	Aprecierea calității imaginii (IC) bazată pe histogramă	67
2.3.3	Reglare focalizare tip fuzzy	70
2.3.4	Focalizare în adâncimea materialului de prelucrat	75
2.4	<i>Probleme de urmărire traiectorie, stabilirea sistemului de coordonate</i>	
2.4.1	Sisteme de referință necesare poziționării traiectoriilor de prelucrat, stabilirea razei R de rotație piesă	77
2.4.2	Extragerea traiectoriei din succesiuni de imagini	85
2.4.3	Determinarea comenzii de urmărire compusă a unei traiectorii dreptunghiulare	90
2.4.4	Probleme de bază în urmărirea unei traiectorii	92
2.4.5	Regulator discret de urmărire cu orizont finit	94
2.4.5.1	Calcularea comenzii optimale	96
2.4.5.2	Considerente de implementare a regulatorului cu OF	99
	Concluzii la capitolul II	102
ANEXA 1	Capitol II Secvențe de imagini din procesul de focalizare captate succesiv (filtrate)	105
ANEXA 2	Capitol II Semnalul TAU extras prin filtrare pentru focalizare în adâncime	109
ANEXA 3	Capitol II Extragere de traiectorie din imagini în mișcare de rotație	112
ANEXA 4	Capitol II Extragerea coordonatelor în sistemul de mișcare de translație	117
ANEXA 5	Capitol II Extragere interactivă a traiectoriei dintr-o imagine	121

Capitol III

PRELUCRAREA IMAGINILOR ȘI RECUNOAȘTERE DE FORME*3.1 Procesarea imaginilor digitale*

3.1.1	Imaginea digitizată și caracterizarea ei	130
3.1.2	Elemente de procesare imagini	131
3.1.2.1	Relații de bază între pixeli	133
3.1.2.2	Histograma de intensitate luminoasă	135
3.1.3	Structuri de date pentru analiza imaginilor	136
3.1.3.1	Structuri tradiționale de date despre imagini	137
3.1.3.2	Structuri de date topologice	139
3.1.3.3	Structuri de date hierarhice	139
3.1.4	Preprocesarea imaginilor	140
3.1.4.1	Transformări de nivel gri	140
3.1.4.2	Transformări geometrice	143
3.1.4.3	Preprocesarea locală	145
3.1.5	Prelucrare de imagine pentru obținerea traiectoriei	151
3.1.6	Skeletonul unei regiuni	154

3.2 Recunoașterea formelor

3.2.1	Recunoașterea statistică a formelor	159
3.2.2	Preprocesare în extragere de trăsături	161
3.2.3	Teorema lui Bayes	163
3.2.4	Deduția și decizia	165
3.2.5	Funcții de densitate de probabilitate	168
3.2.6	Recunoașterea sintactică a formelor (noțiuni)	168
3.2.7	Soluție alternativă bazată pe rețele neuronale artifi.	170

3.3 Elemente ale proiectării filtrului digital

3.3.1	Filtre digitale	181
3.3.2	Filtre R.I.I. Metoda transformării filtrului analogic	183
3.3.3.1	Filtru Butterworth	183
3.3.3.2	Filtru Cebășev	185
3.3.4	Proiectarea filtrelor numerice pe baza caracteristicilor filtrelor analogice	
3.3.4.1	Proiectarea filtrelor RII numerice	188
3.3.4.2	Filtre cu răspuns finit la impuls (RFI)	175
3.3.4.3	Comparații între filtre FIR și IIR	193

Concluzii Capitol III	194
-----------------------	-----

ANEXA 1 Capitol III Imagini captate, Forma $f(x,y)$, Histograma unei imagini captate	196
---	-----

ANEXA 2 Capitol III Imagini prelucrate pentru extragerea de traiectorii	197
---	-----

Capitol IV

SISTEME DE REGLARE AUTOMATĂ BAZATĂ PE INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ

<i>4.1 Utilizarea rețelelor neuronale pentru modelarea subsistemelor instalației de sudare</i>	
4.1.1 Rețele neuronale pentru modelare	222
4.1.2 Strategii de modelare	225
4.1.2.1 Modelarea sistemului	226
4.1.2.2 Modelare operator	228
4.1.2.3 Arhitecturi de control supervizare	228
4.1.3 Scheme de învățare predictivă	229
4.1.3.1 Reglarea adaptivă pe bază de model de referință	230
4.1.3.2 Sisteme de învățare cu reinformare(întărire)	231
4.1.4 Parametrizarea reguletoarelor liniare	231
4.1.5 Funcții RBF	232
4.1.6 Memorie asociativă tip CMAC	
4.1.6.1 Introducere	234
4.1.6.2 Algoritmul de bază	234
4.1.6.3 Generalizări în CMAC cu două intrări	236
4.1.6.4 Ieșirea funcției de bază	238
4.1.7 Algoritm de învățare instantanee	238
4.1.7.1 Metoda gradientului descendent	238
4.1.7.2 Legi de corecție a erorii	240
4.1.7.3 Direcții de căutare arbitrare	240
4.1.7.4 Funcția de criteriu, eroarea medie pătratică normalizată	241
4.1.8 Rețele B-Spline	242
4.1.8.1 Algoritm de bază	243
4.1.8.2 Notății	244
4.1.8.3 Funcții de bază univariate	244
4.1.8.4 Evaluare	245
<i>4.2 Despre reguletoare fuzzy PID</i>	
4.2.1 Considerații generale privind algoritmul PID	247
4.2.2 Algoritmi PID în timp discret	248
4.2.3 Fenomenul de saturație (windup)	252
4.2.4 Reguletoare PID fuzzy	253
4.2.4.1 Algoritmul fuzzy PI cu bază de reguli unidim.	253
4.2.4.2 Algoritmul fuzzy PI cu bază de reguli bidim.	254
4.2.4.3 Regulator fuzzy PI cu factor de resetare	255
<i>4.3 Sisteme fuzzy adaptive</i>	
4.3.1 Elementele modelării fuzzy a sistemelor	261
4.3.2 Reglare fuzzy adaptivă	267
4.3.3 Sinteza sistemelor fuzzy de reglare adaptivă indirectă pe baza teoriei stabilității a lui	

Lyapunov	268
4.3.3.1 Etapele de proiectare a unui sistem fuzzy adaptiv indirect pe baza primului tip de model fuzzy	273
4.3.3.2 Etapele proiectării a unui sistem fuzzy adaptiv indirect folosind al doilea tip de model fuzzy	277
4.3.4 Sinteza sistemelor fuzzy de reglare adaptivă directă pe baza teoriei stabilității a lui Lyapunov	280
4.3.4.1 Etapele de proiectarea unui sistem fuzzy adaptiv direct pe baza primului tip de model fuzzy	282
4.3.4.2 Etapele de proiectare a unui sistem fuzzy adaptiv direct pe baza celui de al doilea model fuzzy	284
Concluzii Capitol IV	287
ANEXA 1 Capitol IV. Exemple și erori de învățare B-spline	288
ANEXA 2 Capitol IV Urmărirea unei traiectorii prescrise cu un sistem de reglare CMAC	292
ANEXA 3 Capitol IV Testare sistem de urmărire cu metoda neurofuzzy adaptive bazate pe criteriul de stabilitate Lyapunov	295
 Capitol V	
TIPURI DE CONTROL AUTOMAT AL SUDĂRII	
5.1 Tehnologia Off_line de sudare după o traiectorie	301
5.2 Tehnologia on_line de sudare după o traiectorie	307
ANEXA 1 Capitol V Imagini comparate cu și fără punct de topitură provocat de fascicul de electroni	315
ANEXA 2 Capitol V Transmisia de valori între două calculatoare	320
ANEXA 3 Capitol V Traductoare de poziționare a piesei în sistemul xoy	322
 Capitol VI	
CONCLUZII, CONTRIBUȚII ORIGINALE	333
Direcții de continuare a cercetării	342
BIBLIOGRAFIE	343
LISTA DE FIGURI	349
TABELE	357

INDEX DE ABREVIERI ȘI NOTĂȚII

ϵ, e	eroare
η	randamentul curentului fascicul
ρ	densitatea material țintă (Capitol II)
ρ	număr funcții de bază (Capitol IV)
$\mu_i, \mu_{i,j}$	funcții de activare la rețele neuronale artificiale
$\omega_{i,j}, w_{i,j}$	ponderi la rețele neuronale artificiale
θ_f, θ_g	parametrii modelelor fuzzy adaptive
ANN	rețea neuronală artificială
AMN	rețea neuronală artificială de tip memorie asociativă
B-Spline	rețea neuronală artificială de tip memorie asociativă (interpolare cu funcții beta – spline)
Cp1, Cp2	calculatoare din rețeaua distribuită de reglare a instalației de sudare cu FE
Cal.IM	extragerea coeficientului de calitate a unei imagini
CMAC	rețea neuronală artificială de tip memorie asociativă (Cerebellar Model Articulation Controller)
d	distanța dintre suport piesă și bobina de focalizare
f_c	frecvența de tăiere a filtrului RII
F	mulțime fuzzy
FE	fascicul de electroni
$f(x,y), f(x,y,t)$	imaginea ca semnal 2D
h	adâncime canal de sudură
h(i)	histograma unei imagini

$H(s)$	funcție de transfer
i_f	curent fascicul
I_{pk}, I_{PK}	curentul prin catodul primar
i_{foc}	curent de focalizare
IM	imagine
IC sau IQ	indicatorul de calitate a imaginii
J	funcții criteriu pentru probleme de optimizare
$N_4(p), N_8(p)$	vecinătatea de patru și de opt la un pixel
N_s	numărul de spre la bobina de focalizare
N	numărul lui Avogadro
OF	regulator numeric de urmărire cu orizont finit
PIM	măsura cantității de informație din imagine
R, r_0	raza de rotație piesă
r_k, φ_k	coordonate polare ale traiectoriei față de xoy
RF	sistem de recunoaștere a formelor
P_{mk}, P_{MK}	puterea catodului masiv (puterea de emisie fascicul)
Pr. IM	prelucrarea imaginii
q	energia totală incidentă către material țintă
RII	filtru de tip 'răspuns infinit la impuls'
RFI	filtru de tip 'răspuns finit la impuls'
RBF	rețea neuronală artificială de tip memorie asociativă (Radial Basis Function)
S_{ic}	gradientul indicatorului de calitate imagine
T_i, T_d, K	coeficienții regulatorului PID
TAU (τ)	interval de timp pentru reglarea distanței focale în adâncime

T_{pk}	temperatura catodului primar
T_{mk}	temperatura catodului masiv
T_s	temperatura de tropire
U_{HV}	tensiunea înaltă de accelerare fascicul (60 kV)
U_w	tensiunea electrodului de comandă Wehnelt
U_c	tensiunea catodului primar
V	funcția Lyapunov la sisteme neurofuzzy adaptive
XOY	sistem de referință legat de fascicul de electroni
xoy	sistem de referință legat de piesă
x_k, y_k	coordonatele traiectoriei față de xoy
y_{co}	distanța dintre secțiunea cross-over și bobina de focalizare
z_f	distanța focală

CAPITOLUL I.

DESPRE ISTORIC ȘI TEHNOLOGII DE PRELUCRARE CU FASCICUL DE ELECTRONI. INSTALAȚIA UTILIZATĂ

Acest capitol prezintă o trecere în revistă a principalelor momente din istoria științei care au avut o contribuție importantă la elaborarea și utilizarea tehnologiilor speciale de prelucrare a materialelor folosind instalații cu fascicul de electroni, precum și informații generale privind acele tehnologii. Un paragraf al acestui capitol este destinat prezentării caracteristicilor instalației de lucru din dotare, descrierea în detaliu al sistemului de captare a imaginii, componentă de bază privind realizările acestei lucrări. La alcătuirea acestui studiu s-au folosit cercetările bibliografice privind domeniul descris și detaliile tehnice ale instalației.

1.1 INTRODUCERE ÎN TEHNOLOGII CU FASCICUL DE ELECTRONI

1.1.1 SCURT ISTORIC

Utilizarea utilajelor cu fascicul de electroni în diferite tehnologii reprezintă rezultatul sintezei a mai mult de 300 de ani de cercetare fundamentală Drumul parcurs de științele fundamentale și care a condus la utilizarea fasciculului de electroni în sisteme industriale, a cuprins acumulări în două domenii.

A. Izolarea și identificarea electronilor, câmpul magnetic, producerea vidului[Bak 62].

- Hauksbee R. S., 1705, descărcarea electrică în vapori de mercur (descrierea fenomenului nu și explicarea lui, utilizarea vidului)
- Abbe Nollet, 1753, utilizează o pompă de vid și o mașină electrostatică
- W. Morgan, 1785, 'vidul perfect'
- Faraday, anii 1800, postulează existența câmpului electric
- Oersted, 1820, postulează existența câmpului magnetic
- H. Davy, 1822, descărcări electrice în vid.
- Maxwell, 1865, teoria electromagnetică a luminii combinând teoriile opticii, a câmpului electric și magnetic
- J. W. Hittorf, 1869, conductivitatea electrică prin gaze
- W. Crooks, 1870, "raze catodice"
- Lorentz, 1880, postulează existența unor particule încărcate electric, electroni
- T. Edison, 1881, electroni emiși de o suprafață încălzită (emisii termică)
- MacGregor Morris, 1896, efectul câmpului magnetic asupra curentului catodic
- Weichart, 1899, "bobină de focalizare"
- J.J. Thompson, 1897, razele catodice sunt formate din electroni, determină raportul masă/sarcină.

- J.J. Thompson, 1899, ionizare prin ciocniri repetate (studii privind o eventuală structură atomică)
- Millikan, 1905-1917, sarcina electronului.
- Wehnelt, 1904, emisia puternică de electroni de CaO, MgO, BaO
- J. A. Fleming, 1905, dioda
- L. de Forest, 1907, trioda
- C.D. Child, 1911, prezența și efectul sarcinilor spațiale asupra emisiei de electroni în câmp electric
- Langmuir, 1913, generalizarea ideilor lui Child, densitatea de curent maxim emisă de orice formă de electrod este proporțională cu tensiunea dintre electrozi la puterea $3/2$
- L de Broglie, 1924, natura duală a electronilor (undă-corpusul)
- Langmuir, Jones, 1927, proiectarea filamentelor de emisie de electroni
- H. Bush, 1926-1927, lentile electrice și magnetice, optica electronică
- Langmuir, Compton, 1931, teoria curentului electronic, limitări de sarcini spațiale și de viteze inițiale ale electronilor.

B. Efectul termic al fasciculului de electroni[Bak 62], [Ara 86]

- W.R. Grove, 1852, primele descrieri empirice
- W Crookes, 1879, bombardarea cu raze catodice produce căldură
- M. Pirani, 1907, obținere de corpuri omogene din diferite metale prin topire cu fascicul de electroni în vid.

Aceste descoperiri au condus la proiectarea unor instalații din ce în ce mai performante cu caracteristici de concentrație de energie, de precizie de prelucrare din ce în ce mai semnificative. Părțile esențiale a oricărei instalații de prelucrare cu fascicul de electroni sunt:

1. sistemul de producere, accelerare și focalizare a electronilor către piesa de prelucrat
2. sistem de producere a vidului necesar prelucrării
3. sistem de comandă și control.

Lucrarea de față are contribuții privind acest al treilea punct de mai sus adică în îmbunătățirea performanțelor unei instalații de prelucrare cu fascicul de electroni prin sisteme de conducere automată performantă și originală.

Electrotehnologiile bazate pe aplicații ale fasciculului de electroni, au găsit în ultimii ani aplicații industriale de deosebită complexitate, în domenii de vârf precum aeronautica, tehnologiile nucleare și microelectronica, în realizarea unor suduri speciale și microsuduri de mare finețe, în frezare, găurire, tratamente termice pe suprafețe delimitate sau prelucrări de semiconductoare. Ele s-au impus prin posibilitatea unui control foarte precis a parametrilor tehnologici, precum și prin puritatea înaltă a materialelor prelucrate, datorată vidului înaintat în care se efectuează procesul de prelucrare. Totodată prin acțiunea unui fascicul de electroni de mare putere asupra unor materiale lichide și solide, se pot obține viteze de penetrație mult

superioare față de tehnologiile clasice, care permit prelucrarea unor piese folosind o zonă de influență termică redusă.

Esența procesului de acțiune a fasciculului electronic de mare putere constă în faptul că energia cinetică a fasciculului electronic se transformă în energie termică în zona de prelucrare. Întrucât distribuția densității de putere, respectiv concentrația de energie în secțiunea fasciculului sunt mari, este posibilă obținerea tuturor formelor de acțiune termică asupra materialelor.

Utilizarea industrială a instalațiilor cu fascicul de electroni reprezintă sinteza unor cercetări fundamentale din ultimii 300 de ani. Istoria dezvoltării, cunoașterii fundamentale și experimentării proceselor bazate pe electronii accelerați cuprinde mai mult de 8 decenii. Cu toate acestea instalațiile utilizate pe scară industrială au apărut numai după anii 1950. În acest domeniu industrial s-au conturat tehnologii referitoare la *topirea și evaporarea materialelor bazată pe fascicul de electroni*, tehnologii care se constituie ca aplicații în utilizarea fasciculului de electroni.

Ideile bazate pe lucrările lui Pironi (1907), au fost duse mai departe de F. Tombe. În timp au apărut două tipuri diferite de "furnale": furnalul de tip rază catodică și furnalul de tip anod [Ara 86], [Bak 62], [Ard 62] [Sch 76].

- I. *Furnalul de tip 'rază catodică'* pentru care piesa de lucru este plasată între anod și catod nefiind anodul este caracterizat de tensiune înaltă (10..20kV) curent mic (mA) și poate lucra în curent alternativ sau curent continuu. La acest tip de prelucrare contribuții importante au adus Parsons, Cambell, 1908, cu studiul lor asupra proprietăților diamantului și grafitului, Tiede (1913) [Bak 62] în studiul lui asupra topirii unor metale speciale (Ni, Pt, Ta, B etc.) și Trombe (1934) [Sch 76] care a utilizat un cuptor cu două raze catodice în studiul temperaturii de topire și reactivității unor oxizi speciali.
- II. *Furnal tip 'anod'* pentru care piesa de prelucrat este anodul, are funcționarea dependentă de un catod de tip Wehnelt care, din cauza unor materiale speciale (oxizi de pământuri rare), este bogată sursă de electroni. La aceste cuptoare curentul electronic este mare (A) iar tensiunea este scăzută (1-2 kV). La dezvoltarea acestui tip de prelucrare au contribuit Wartenberg, 1907, în studiul lui de determinare a temperaturii de topire a tungstenului, Fisher, 1913, la un cuptor perfecționat de topire a tungstenului și Hultgren, Pakkala, 1940 cu un cuptor de topire cu trei camere izolate utilizate în topirea unor materiale speciale (Co, Va, Ti, Zr, Pt, Ir, Cr, Cb sau Ru) [Sch 76] [Ard 62]. După anii 1950 au apărut instalații de mare putere cu aplicații la scară industrială. Un studiu aprofundat apare în 1961 scris de Steigerwald.

Prima aplicație practică de utilizare a fasciculului de electroni în sudură a fost anunțată de K.H. Steigerwald în 1950 [Ara 86] [Mar 93/2] cu privire la o instalație de 50kV. În perioada 1950-1960 au început

aplicații în domeniul sudării pieselor și ansamblurilor utilizate în tehnica nucleară (W H Sthor în Franța în 1957, Wyman, Steinkamp, 1958 în USA) [Bak 62]. Caracteristicile obținute în astfel de instalații de sudare sunt trecute în revistă de Hoffman 1960, Meier 1960, Hess în 1961. Majoritatea rezultatelor au fost aplicate la elementele de încălzire nucleare. Caracteristica cusăturilor de sudură a metalelor și diferitelor aliaje au fost studiate printre alții de Hoffman 1960, Meier 1960, Hess 1961 și Wiesner 1989 [Puc 77]. Echipamentele de sudură actuale au tensiuni de accelerare cuprinse între 60...150 kV și au o putere de 5...50 kW. Astfel de echipamente au fost dezvoltate de firmele Steigerwald, Leybold-Hereus, Manfred von Ardenne, Obrep, Bakish Co, Messer Griesham, respectiv IFIN-Măgurele.

În 1933 O'Brian și Skinner iar în 1934 tot O'Brian a dezvoltat echipamente de evaporare cu fascicul de electroni a materialelor refractare. Materialul de evaporat a fost plasat într-un creuzet de grafit; s-a folosit un catod spiralat din wolfram. Alte contribuții la dezvoltarea ulterioară a echipamentelor de evaporare au fost:

1. Prelucrarea la precizii de microni [Ruehle (1939), Thun (1960), Berry (1961), Moller (1963), Forster (1968) și Steigerwald (1961) (diafragme de 50 microni)].
2. Tratamente superficiale și depuneri de straturi speciale pe suprafața metalelor și folosirea fasciculului electronic în studiul difracției în raze x a unor materiale [O'Brien și Skinner, (1934) iar apoi Thun, (1960) și Berry, (1961) care l-au utilizat în depuneri de materiale pe suprafața altor materiale], sinterizarea din pulberi metalice [Candidus, Hoblanian, Steinherz, (1959)].
3. Microscopul electronic.
4. Reacții chimice "catalizate" de fascicul de electroni.
5. Înregistrări, prelucrări imagini pe bază de fascicul de electroni.

1.1.2 CLASIFICAREA TEHNOLOGIILOR DE PRELUCRARE CU FASCICUL DE ELECTRONI

Tehnologiile de prelucrare cu fascicul de electroni concentrat se dezvoltă în mai multe direcții, care înglobează sudura, topirea, evaporarea diferitelor metale și prelucrări de precizie metode a căror parametrii sunt prezentate în *Tabelul 1.1* [Bak 62] [Dav 97]. Pentru sudura metalelor se utilizează echipamente de joasă, medie și înaltă tensiune ce cuprind gama tensiunilor de accelerare 20...150 kV, gama puterilor utile de 1...120 kW și a concentrației maxime de energie de 0.1...1 MW/cm². La topirea și evaporarea în vid pentru depuneri de starturi subțiri se utilizează cuptoare de mare putere ($n \times 1$ MW) cu o tensiune de accelerare de 20...30 kV și o concentrație de energie în focar de 1 kW/cm².

Pentru prelucrări de precizie cum sunt găurirea, frezarea sau tăierea sunt utilizate instalații de înaltă tensiune (80...150 kV) de putere mică (până la 1 kW), care asigură o concentrație de energie până la 500 MW/cm³. Implementarea tehnologiilor cu fascicul de electroni

accelerați necesită o serie de cunoștințe în domeniul conducției electrice în gaze de joasă presiune, interacțiunii electronilor cu câmpurile electrice și magnetice, interacțiunii electronilor cu materialul de prelucrat, realizării și măsurării vidului, precum și cunoașterea proprietăților fizice și chimice ale materialelor.

TABELUL 1.1

METODE DE ÎNCĂLZIRE CU FASCICUL DE ELECTRONI

Procedeu tehnologic	Procesul de prelucrare	Energia electr. keV	Parametrii de fascicul		
			diametru m	putere kW	densitate W/cm ²
Prelucrare	prelucrarea straturilor subțiri	20...80	5 ... 50	0.001...0.05	0.1 1
	prelucrarea foliilor	50..150	10 ... 150	0.001 ... 1	0.1... 100
	găurire, frezare	50..150	10 ... 150	0.05 0	5 ... 1000
	prelucrări netermice	20 ...80	0.1 ... 50	0.001	0.01
	tratament termic	20..150	10 .. 5000	0.01 10	1 ... 100
Sudură	sudură cu tens. mici	15...40	100...3000	0.1 ... 20	0.1 1
	sudură cu tens. medii	60...90	10... 3000	0.5 ... 40	0.2 ... 40
	sudură cu tens. înalte	100..180	100.. 3000	0.5 ... 60	0.3 5
	sudură la presiune atmosferică	100.200	500...3000	1 20	0.1 0.3
Topire	retopirea pieselor	15...35	5...100 mm	10 ...1200	0.01 . 0.03
	rafinarea metalelor	15...35	30..100 mm	500..5000	0.05
	topire zonală	15...35	1 10mm	1 ... 20	0.04 .. 0.1
Evaporare	evaporare din creuzet încălzit	15...35	1...100 mm	5 ...500	0.05
	evaporare din creuzet neîncălzit	15...35	1...100 mm	5 ...500	0.05
	evaporare fără creuzet	10...20	1... 50 mm	5 ...500	0.05
Tratament termic	încălzire programată	15...35	1...100 mm	5 ...500	0.05
	încălzire rapidă	15...35	1...100 mm	5...500	0.05
	preîncălzire	15...35	10..100 mm	5...500	0.0005.... 0.001

Pentru obținerea unei densități de curent utilizabil în instalații de prelucrare este nevoie de valori mari ale intensității câmpului electric ($E > 3000$ MV/m). Au fost proiectate și realizate pe baza rezultatelor elaborate de Kino (G.S. Kino 1960, B.B True 1978, R.J.Espinosa 1977, N.A. Masnari 1965 și J.Rodney 1981) surse de fascicul de electroni bazate pe emisia la rece. Emisia de câmp la temperaturi ridicate a suprafeței de catod a fost studiată de Dyke și Dolan în 1954 și a fost denumită *emisie de câmp-termică* (thermal-field (TF) emission) [Bak 62].

Murphy și Good în 1956, respectiv Swanson și Bell au reconsiderat teoria emisiei electronilor pentru diferite domenii de temperatură și au identificat patru domenii diferite. Pentru temperaturi ridicate este valabilă teoria emisiei Schottky, urmând zona de emisie

Schottky extinsă, emisia TF, respectiv emisia de câmp. Utilizarea catodului de emisie TF într-un sistem de generare de raze X a fost studiată de Grundhauser. Swanson și Tuggle au realizat și au studiat un catod de wolfram acoperit cu zirconiu, obținând o densitate de curent în focar de 1400 A/cm^2 [Sch 76]. Rezultate recente au arătat că utilizarea catozilor Schottky oferă avantaje considerabile în domeniul curenților și densităților de curenți foarte mari. În general acești catozi operează în regim de înaltă tensiune pulsatoriu, cu o densitate de curent de 300 A/cm^2 . Performanțele catozilor sunt limitate de efectele sarcinilor spațiale și de evaporarea excesivă a catozilor la temperaturi de funcționare ridicate. Majoritatea surselor de fascicul de electroni se bazează însă pe catozi cu termoemisie. Emisia electronică dintr-un fir incandescent a fost descoperită de T.A. Edison în 1881. J.A. Fleming în 1905 a arătat că emisia termică nu necesită un vid înaintat și în 1907 a dezvoltat dioda cu termoemisie. L. de Forest, aplicând un electrod de comandă, a pus bazele triodelor utilizate ulterior. Ca și catod cu termoemisie J.J. Thompson a utilizat un fir de CaO. Ulterior, în 1904, Wehnelt a descoperit, catozii cu oxizi de metale alcaline (ca de exemplu CaO, MgO sau BaO) care emit electroni la temperaturi mai scăzute. Pentru determinarea lucrului mecanic de ieșire a electronilor din metale, problema studiată de Tamm și Blochinzev, s-au luat în considerare două fenomene. Interacțiunea electronilor cu ionii și electronii legați din rețeaua din metal și influența stratului polarizat de pe suprafața metalului [Ard 62] [Bak 62].

Determinând diferența dintre energia rețelei cristaline înainte și după emisia unui electron, s-au obținut aproximații ale lucrului mecanic de ieșire. Aceste rezultate teoretice au permis aproximații bune pentru metalele alcaline, unde influența stratului polarizat este neglijabilă. Rezultate mai precise au fost obținute de Brillouin, Mrowka și Recknagel pe baza statisticii Thomas-Fermi-Dirac. Aproximând condițiile din metal cu o groapă de potențial cunoscut, unde electronii respectă o distribuție Fermi corespunzătoare temperaturii T , Richardson și ulterior Dushman au aproximat densitatea curentului de termoemisie cu o relație care îi poartă numele. Deși catozii acoperiți cu oxizi de metale alcaline, permit obținerea unor densități de curenți de termoemisie similare cu cea a catozilor de wolfram sau tantal încălzite la temperaturi mai ridicate, în instalațiile industriale de prelucrare cu fasciculul electronic sunt utilizate aproape în exclusivitate catozi de wolfram. Motivele se găsesc în fenomenele distructive care apar la un vid scăzut tipic pentru aceste instalații. Pentru o durată de viață utilă de $n \times 10 \text{ h}$, se folosesc catozi de wolfram cu încălzire directă, respectiv indirectă în cazul tunurilor cu fascicul de electroni de mare putere având o densitate de curent de termoemisie de 10 A/cm^2 . Electronii emiși de catod sunt accelerați de un câmp electrostatic al sistemului de generare a fasciculului de electroni. Acest sistem este format din ansamblul electrozilor catod-wehnelt-anod. Rolul acestuia este de a aspira electronii emiși din vecinătatea suprafeței de catod și să asigure un câmp electric de accelerare direcționată, ca electronii să formeze un fascicul convergent [Bak 62].

Teoria generală a lentilelor magnetice subțiri a fost dezvoltată și experimentată de Glaser în 1941 (Glaser 1941, Glaser 1952) [Bak 62]. Teoria generală a lentilelor groase a fost elaborată de Glaser în 1941 și Lenz în 1952 și dezvoltată ulterior pentru fascicule de mare putere de M. von Ardenne în 1951. Utilizarea focalizării periodice axiale a unor fascicule de electroni intense a fost dezvoltată și publicată de M.Aoki 1956, M.von Ardenne 1956, Dahnick 1955, Sterzer-Siekanowitz 1957, și Meyerer 1961.

Focalizarea electrostatică a fost experimentată de Davisson și Calbrick în 1931. Ei au experimentat proprietățile aperturii și au publicat relații pentru determinarea distanței focale. Lentilele electrostatice simetrice au fost dezvoltate de Zworkylin, Marton, Ramberg, Hillier, Vance în 1948 respectiv de Lippert și Pohlitz în 1952 [Ara 86] [Bak 62]. Primele observații asupra încălzirii materialelor cu fasciculul de electroni accelerați a fost făcută de W.R.Grove în 1852. Sir W.Crookes în 1879 a arătat că încălzirea țintei se datorează razelor catodice (în realitate particule electronice accelerate).

Istoria utilizării industriale a sistemelor cu fascicul de electroni accelerați este foarte recentă. În general sistemele de încălzire care utilizează fascicul de electroni accelerați sunt de două tipuri: cele care produc un fascicul de tip coloană și cele care produc un fascicul circular. Aportul lui M.Pirani a fost de a topi diferite corpuri de metal cu un fascicul de electroni. El a realizat prima oară purificarea metalului topit cu un flux de electroni și a comparat acest proces cu topirea cu arc electric în vid.

1.2 CARACTERISTICILE TUNULUI CU FASCICUL DE ELECTRONI

1.2.1 CARACTERISTICI GENERALE

Una din direcțiile care largesc esențial posibilitățile tehnologice ale procesului de prelucrare a materialelor, o constituie utilizarea fluxurilor concentrate de energie (jetul de plasmă, fasciculul de electroni, etc.)

Acțiunea fasciculului de electroni asupra metalelor care duce la încălzirea, topirea și vaporizarea acestora. Procesele se datorează pierderii energiei cinetice a electronilor (40...150 keV) la interacțiunea cu materialul de prelucrat. Avantajele caracteristice prelucrărilor cu fasciculul de electroni provin de la concentrația energiei incidente $10^3 \dots 5 \cdot 10^8 \text{ W/cm}^2$, de la efectuarea prelucrărilor în vid, care asigură puritatea materialului prelucrat, precum și de la posibilitatea automatizării complete a procesului. Problemele tratate în această teză se referă la stabilirea traiectoriei fasciculului, urmărirea cu mare precizie a acestei traiectorii, stabilirea distanței focale la fascicul. Instalațiile de prelucrare cu energie concentrată cu fascicul de electroni, laser sau plasmă s-au impus prin posibilitățile lor de prelucrare foarte precisă, datorate concentrației foarte mari de energie în punctul de prelucrare.

Astfel este posibilă tăierea, sudarea, găurirea și efectuarea tratamentelor termice în domeniul prelucrărilor metalice. Totodată există instalații de topire respectiv evaporare în vid destinate obținerii unor straturi subțiri de metale. Componenta comună a acestor instalații este tunul cu fascicol de electroni. Rolul lui este generarea unui fascicol de electroni dirijat. Acest fascicol accelerat cedează energia sa cinetică materialului (metalului) de prelucrat, în urma procesului luând naștere un canal de sudură în formă de pumnal. Comanda fascicolului este asigurată de comanda sincronă a curentului bobinelor de deflexie magnetică respectiv a mecanismului de poziționare piesă. Bobinele de deflexie asigură deflexia fascicolului de electroni prin modularea curentului prin bobină, cu o frecvență de până la 150 kHz (sinusoidal) într-un unghi de 5 grade, în lungul celor două axe perpendiculare x și y. Conducerea fascicolului de electroni este posibilă în urma prelucrării unei imagini captate cu un sistem de captare a electronilor reflectați de suprafața piesei de prelucrat. Acest sistem de captare este format din 4 ecrane de captare în formă de sfert de cerc amplasate concentric în jurul fascicolului de electroni [Mar 93/2] [Dav 97].

În concepția actuală echipamentele de prelucrări cu fascicul de electroni se prezintă ca un ansamblu de blocuri de reglare independente, corelate între ele de un sistem numeric, situat pe un nivel ierarhic superior. Astfel există blocuri cu structuri independente pentru reglarea tensiunii de accelerare, curentului de fascicul, temperaturii de emisie a catodului, a opticii electronice și a poziției piesei în timpul prelucrării .

Schema bloc a instalației de prelucrare cu fascicul de electroni realizată și la care se vor aplica rezultatele prezentate în teză este reprezentat în figura 1.2.1.

Caracteristicile Tunului cu fascicul de electroni utilizat este de tip triodă cu catod cu încălzire indirectă și are următoarele caracteristici[Puc 77]:

- Tensiunea de accelerare..... 60 kV
- Puterea utilă a fasciculului de electroni..... 5 (10) kW
- Curentul de fascicul 85 (170) mA
- Diametrul maxim al fasciculului în focar..... max 0,3 mm
- Tensiunea electrodului de comandă Wehnelt..... 60,7..63,5 kV
- Catodul cu încălzire indirectă:
 - curent catod primar..... max 8 A
 - tensiune catod primar..... 6 V
 - tensiune de accelerare catod masiv..... 700...800 V
 - putere de încălzire catod masiv..... max 90 W
- Presiunea în tun $p < 10^{-4}$ mbar
- Presiunea în camera de lucru $p < 5 \cdot 10^{-3}$ mbar
- Deflexia magnetică în două direcții perpendiculare.. ± 5 grade
- Focalizarea magnetică, cu curentul de focalizare.... 0..1 A

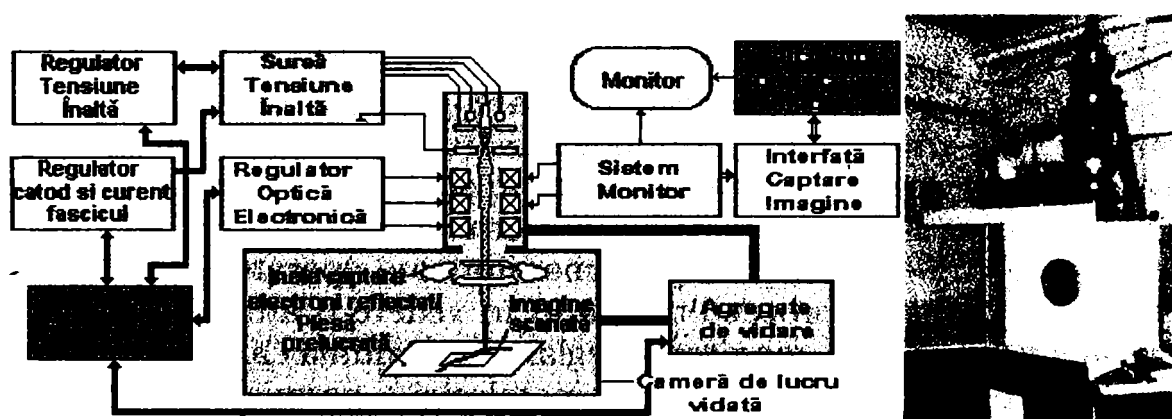


Figura 1.2.1- Schema bloc a instalației de prelucrare cu fascicul de electroni

Tunul cu fasciculul de electroni este alimentat de la o sursă de înaltă tensiune, reglată și filtrată la o valoare constantă. Regulatorul de catod acționează pe principiul controlului puterii de încălzire a unui ansamblu de catod. Regulatorul curentului de fascicul s-a realizat pe principiul modulării în amplitudine a unui oscilator de 2.5 kHz, metodă care permite și realizarea izolării galvanice de sursa de înaltă tensiune. Procesul este comandat și supervizat de un sistem numeric distribuit. Sistemul de control al echipamentelor de vedere și de achiziții de date din proces s-a realizat cu un calculator de proces într-o configurație multiprocesor. El asigură comenzile secvențiale în diferitele faze de prelucrare, de vedere tun, de vedere cameră de lucru, respectiv faze de prelucrare propriu-zisă. Totodată sistemul asigură și achiziția, respectiv transmisia spre proces, prin interfețe cu separare galvanică a datelor analogice prelucrate de sistemul distribuit [Sch 83] [Ref 84].

Fiecare tehnologie de prelucrare impune stabilirea și menținerea unor valori pentru fiecare parametru controlat. Alegerea unui curent de fascicul necesită o temperatură dată a suprafeței de emisie a catodului; supraîncălzirea acestuia are ca efect micșorarea duratei de bună funcționare a instalației. Modificarea necontrolabilă a distanței focale în timpul prelucrării, datorată modificării curentului de fascicul impune

corelarea reglării blocului de comandă a opticii electronice cu cea realizată de regulatorul curentului de fascicul. Sudura unor traiectorii complexe este posibilă numai prin detectarea vizuală a zonei de prelucrare și implementarea unor algoritmi de urmărire de traiectorii pe baza informațiilor din imaginile captate. Deci una din componentele de bază a funcționării sistemului de control automat al instalației este imaginea captată, pentru care în continuare urmează o descriere mai detaliată a acestui mecanism.

1.2.2. SISTEME DE CAPTARE DE IMAGINI UTILIZATE

Sistemele consacrate de sudare cu fascicul de electroni [Litt 82] [Puc 77] folosesc metode manuale pentru stabilirea coordonatelor fizice după care fasciculul trebuie să se miște. Din această cauză forma traiectoriilor sudate avea de obicei o formă circulară sau liniară. În instalația din dotare există patru electrozi plasați în jurul fasciculului incident cu rolul de a capta electronii reflectați de pe suprafața piesei de prelucrat. Cum intensitatea curentului captat de electrozi este proporțională cu caracteristicile de reflexie a suprafeței de prelucrat, deci dacă se face o 'memorare a acestor caracteristici' pe durata scanării porțiunii de prelucrat (intensitatea curentului reflectat convertindu-se în valoare gri în gama 0-255) atunci avem imaginea tip nivele gri a suprafeței materialului. Instalația avea în structura ei circuite pentru monitorizarea imaginii porțiunii de prelucrat. Monitorizarea aceasta avea rolul de a permite un control manual al procesului de sudare. Pe baza imaginii monitorizate operatorul putea regla manual distanța focală a procesului având în vedere o anumită măsură a 'clarității' imaginii de pe monitor. Reglarea manuală a curentului de focalizare de pe pupitrul de comandă al instalației a permis îmbunătățirea 'clarității' [Dav 97].

Schema bloc a sistemului de captare de imagine de la tunul cu fascicul de electroni este reprezentată pe figura 1.2.2. Electronii captați de electrozi, în instalația originală au urmărit traseul: blocul de captare, modul de amplificare, modul de prelucrare semnal, modulul de monitorizare și monitorul. Pentru a putea folosi imaginile captate într-un proces automat de control a întregii instalații era necesară adăugarea acelor module care să permită nu numai monitorizarea imaginii dar și depunerea ei în memoria unui calculator care la rândul lui să extragă informații din imagini succesive. Aceste informații vor constitui valori de intrare în sistemele automate de reglare a curentului de focalizare, în sistemul automat de reglare a intensității de fascicul respectiv în sistemul de extragere și urmărire de traiectorie [Mar 93/2].

Pentru aceasta semnalul din amplificatorul semnalului video și semnalele de sincronizare de la generatorul de rastru din modulul de monitorizare sunt utilizate de interfața de captare imagine, care are ca și componentă de bază un PCL 711 [Documentația tehnică PCL 711], pentru a transfera imaginea în memoria unui calculator, care face parte din rețeaua locală de calculatoare din procesul de reglare a instalației. (vezi capitolul V pentru detalii). Problemele majore rezolvate de doctorand sunt cele de sincronizare și viteza de conversie. De performanță și rezoluția acestei interfete (cu un rol preponderent pentru funcționarea la parametrii maximi ai amplificatoarelor de linie) depind performanțele de control automat a instalației.

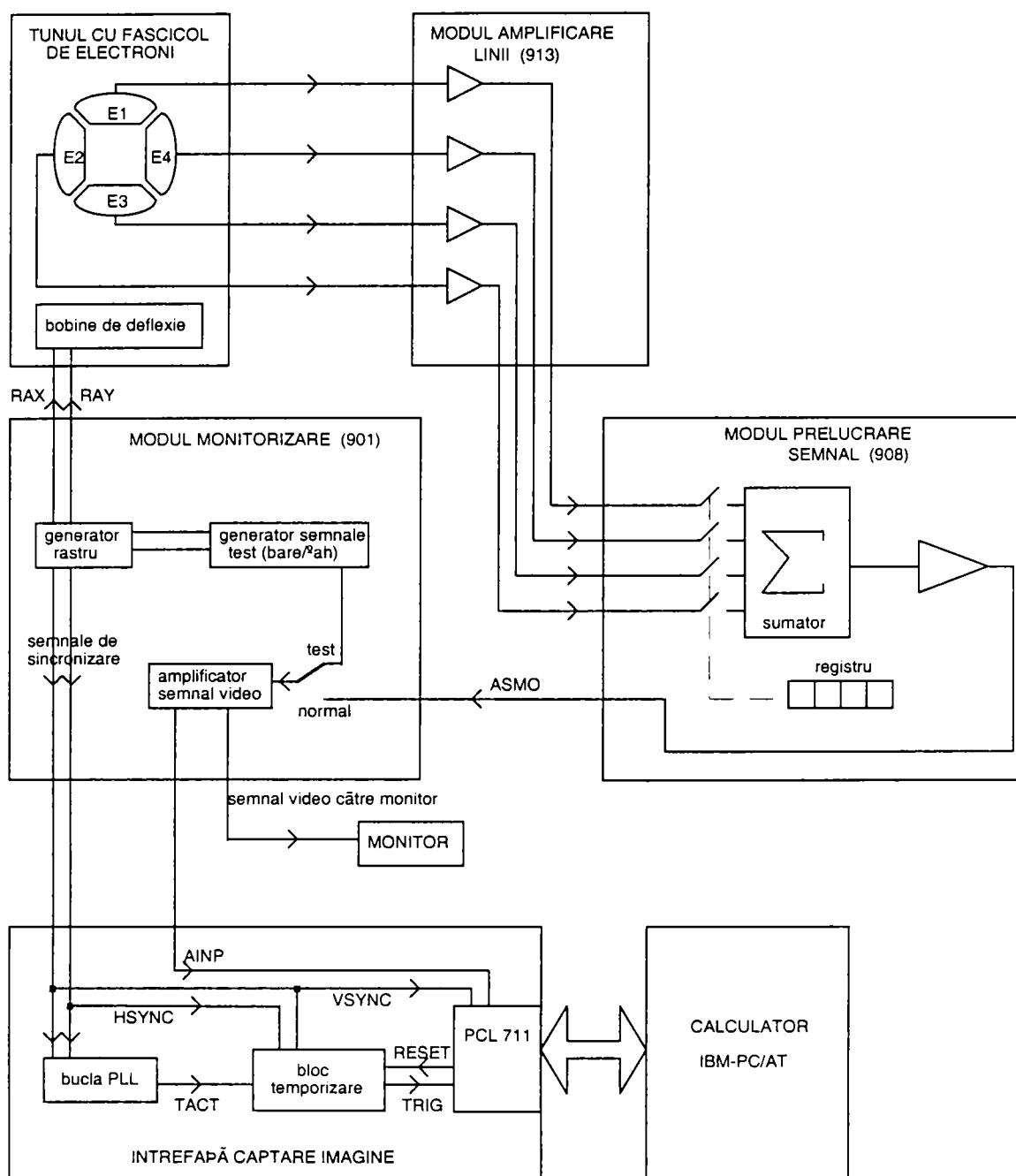


Figura 1.2.2. Schema bloc a sistemului de captare de imagine

În continuare sunt prezentate componentele sistemului de captare de imagine:

A. MODULUL AMPLIFICARE LINII (913)

Conține 4 amplificatoare de linie identice destinate pentru amplificarea semnalelor preluate direct de la cele 4 ecrane de captare a electronilor reflectați. Acest modul este amplasat pe tunul cu fascicul de electroni, în apropierea ecranelor de captare, pentru a scurta cablul de legătură dintre ecrane și intrările amplificatoarelor, micșorând astfel pierderile de semnal pe acest cablu de legătură.

B. MODULUL PRELUCRARE SEMNAL (908)

Este destinat prelucrării semnalelor furnizate de ecranele de captare și amplificate de modulul 913. Cu ajutorul unor comutatoare analogice se pot comanda, dintre cele 4 semnale, semnale care vor fi însumate și amplificate în acest modul, rezultând în final un semnal analogic (ASMO). Practic pentru formarea semnalului ASMO se folosesc combinațiile 1+3, 2+4 sau 1+2+3+4. Comutatoarele analogice sînt comandate în funcție de starea unui registru, scriind un cuvânt de 4 biți în acest registru se selectează combinația dorită (combinația implicită fiind 1+2+3+4, adică însumarea tuturor celor 4 semnale furnizate de cele 4 ecrane de captare pentru a avea un semnal mai puternic, deci mai reprezentativ despre punctul scanat la un moment dat.).

C. MODULUL DE MONITORIZARE (901)

- *Prezentarea generală a modulului "monitorizare"*

Modulul conține generatoarele pentru deflexia fascicolului de electroni în formă de rastru, un bloc pentru generarea semnalului video complex și un bloc pentru generarea semnalelor de test în formă de bare (8 dungi orizontale în 8 trepte de gri) sau tablă de șah. Fascicolul de electroni este deviat în formă de rastru dreptunghiular de bobinele de deflexie ale tunului, care primesc semnalele de baleiaj RAX și RAY generate de modulul 901. Semnalul de deflexie orizontală RAX este furnizat de un generator în formă de dinte de fierăstrău cu frecvența de 15338 kHz, cu durata cursei directe $48 \mu\text{s}$ și durata cursei inverse $17 \mu\text{s}$, având amplitudinea reglabilă cu păstrarea duratei cursei directe. Din semnalul RAX este format semnalul digital de sincronizare orizontală HSYNC, având forma din figura 1.2.3:

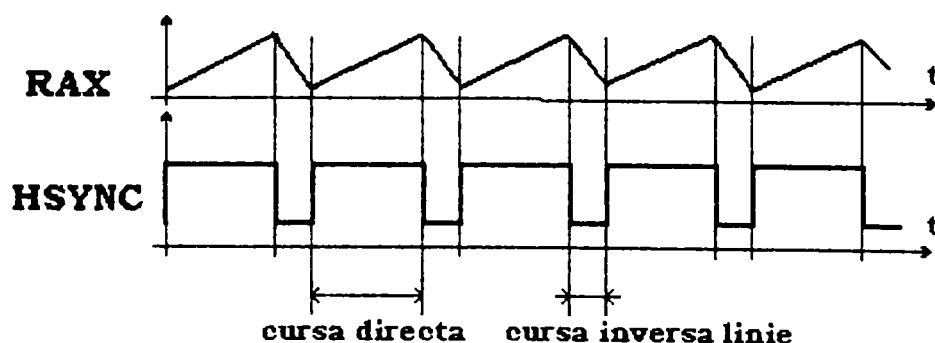


Figura 1.2.3. Formarea semnalului de sincronizare orizontală

Din divizarea semnalului HSYNC cu 256 se obține semnalul digital de sincronizare verticală VSYNC, care în continuare comandă generarea semnalului analogic de deflexie verticală RAY [Figura 1.2.4]:

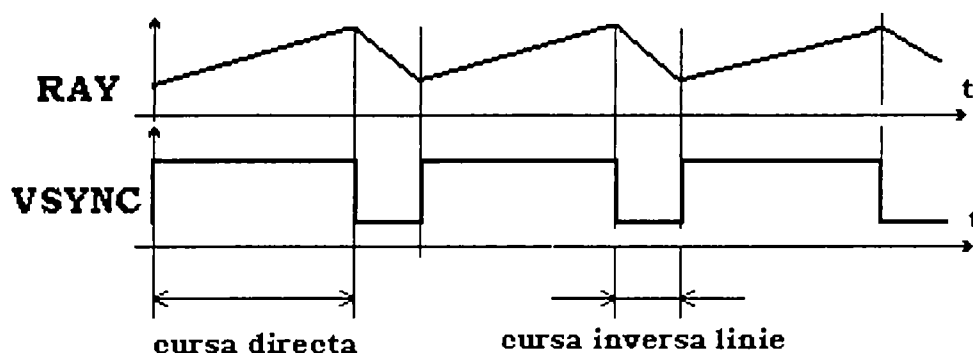


Figura 1.2.4. Formarea semnalului de sincronizare verticală

Blocul generator al semnalului video complex are la intrare fie semnalul amplificat dat de ecranele de captare, fie semnalul de test "bare" sau "tablă de șah". Semnalul aplicat la intrare este amplificat și se suprapun peste el semnalele de sincronizare, formând astfel semnalul video complex.

▪ *Datele tehnice ale modului "monitorizare"*

Datele rastrului:

numărul liniilor:	256
frecvența liniilor:	15338 kHz
durata cursei directe:	48 μ s
durata cursei inverse:	17 μ s
frecvența imaginilor:	53.4 Hz
durata cursei directe imagine:	16.4 ms
durata cursei inverse imagine:	2.38 ms
raportul lățime / înălțime:	x/y=4/3

Intrări analogice:

ASMO: semnalul provenit de la ecranele de captare care va fi prelucrat în semnal video complex;

Intrări digitale:

HELL: validarea semnalului video complex;
NOSMP: semnal activ pe L pentru testare în alb;

Ieșiri analogice:

RAX: semnal de deflexie orizontală;
RAY: semnal de deflexie verticală;
NLO: semnal video complex;
AINP: semnal de intrare pentru interfața captare imagine;

Ieșiri digitale:

HSYNC: semnal de sincronizare orizontală;
VSYNC: semnal de sincronizare verticală;
BIRU: impuls întoarcere imagine;
SYNC: semnal de sincronizare pentru monitor;
POST: tact pentru poziționare.

D. INTERFATA CAPTARE IMAGINE

Interfața “captare imagine” are rolul de a eșantiona și a măsura prin conversii A/D semnalul analogic AOUIP decuplat din AINP rezultat în urma amplificării semnalului ASMO provenit de la ecranele de captare E1...E4, formând astfel imaginea digitală. Această imagine digitală este o matrice ale cărei elemente reprezintă punctele imaginii digitale, fiecare element conținând codul de luminozitate al pixelului respectiv (valoare gri corespunzătoare). Codul de luminozitate este chiar valoarea convertită a semnalului AOUIP. Momentele de eșantionare sînt determinate de semnalele de sincronizare orizontală HSYNC și verticală VSYNC. Semnalele analogice corespunzătoare lui HSYNC și VSYNC sunt semnalele de baleiaj RAX și RAY, care determină poziția fascicolului de electroni în rastrul dreptunghiular. Electronii reflectați din acel punct sînt captați de ecranele captatoare E1...E4, nivelul de tensiune al semnalului AOUIP fiind proporțional cu numărul electronilor captați. Deoarece informația furnizată de semnalul AOUIP este utilă doar pe durata cursei directe linie și pe durata cursei directe imagine, rezultă că dimensiunile imaginii digitale vor fi (T_{HSYNC} și T_{VSYNC} reprezintă perioadele semnalelor HSYNC și VSYNC):

- dimensiunea orizontală în număr de puncte din matricea de imagine:

$$256 \cdot \frac{\text{durata cursei directe linie}}{T_{HSYNC}} = 256 \cdot \frac{48\mu s}{65\mu s} \cong 190$$

(pe durata unei linii vom avea 256 impulsuri conform semnalului TACT furnizat de bucla PLL)

- dimensiunea verticală în număr de puncte din matricea de imagine:

$$256 \cdot \frac{\text{durata cursei directe imagine}}{T_{VSYNC}} = 256 \cdot \frac{16.4ms}{18.78ms} \cong 224$$

(conform semnalului HSYNC furnizat de modulul de monitorizare 901, pe durata unei imagini avem 256 linii).

Interfața este constituită din 3 blocuri funcționale (vezi schema bloc a interfeței captare imagine din anexă): bucla PLL, blocul de temporizare, blocul conversie A/D cu placa de achiziții de date PCL 711. Cu privire la aceste blocuri sunt importante următoarele aspecte:

- *Bucla PLL*

Bucla PLL (Phase Locked Loop) este formată din 2 circuite integrate CMOS: 4046 - buclă cu calare pe fază și 4520 - două numărătoare binare pe 4 biți.

Pe terminalul SIGNAL IN al circuitului 4046 se aduce semnalul HSYNC, transpus de la nivelul 0-5V la nivelul 0-15V. Pe terminalul COMPARATOR

IN se aplică semnalul obținut prin divizarea cu 256 (cu circuitul 4520) a semnalului de la ieșirea oscilatorului controlat prin tensiune (terminalul VCOU). Tranzistoare servesc pentru transpunerea semnalelor la nivelele logice corespunzătoare.

Circuitul 4046 compară faza dintre semnalele aplicate pe intrările SIGNAL IN și COMPARATOR IN și comandă oscilatorul controlat prin tensiune (pe terminalul VCOIN) astfel ca să minimizeze eroarea de fază. Atunci când cele două semnale de intrare vor fi în fază, atunci și semnalul TACT cu frecvența $f_{TACT}=256 \cdot f_{HSYNC}$ va fi sincronizată cu semnalul HSYNC.

- *Blocul de temporizare*

Blocul de temporizare are rolul de a inițializa interfața și de a temporiza semnalul TRIG al cărui front crescător va declanșa conversia A/D a semnalului AOUP.

Inițializarea interfeței înseamnă ștergerea numărătoarelor. Calculatorul trimite pe semnalul RESET un front crescător. Semnalul RESET este legat la terminalul PRESET. Numărătorul format din circuitele 74LS193 - numărator binar sus / jos pe 4 biți) contorizează numărul imaginilor (cadrelor) iar numărătorul 74LS193 realizează temporizarea semnalului TRIG din fiecare linie. Deoarece într-o perioadă HSYNC, adică pe durata unei linii, se face o singură conversie A/D pe durata unei imagini se pot realiza 256 conversii A/D, corespunzător celor 256 linii dintr-un cadru. Pentru obținerea imaginii digitale este necesară parcurgerea a 190 de imagini (cadre). Pe durata unui cadru se înregistrează o coloană din imaginea digitală, formată din 256 puncte din care numai 224 sunt utile (conform raportului dintre durata cursei directe imagine și durata cursei totale imagine).

Punctele imaginii digitale sînt înregistrate în următoarea ordine:

coloana 1:	punctele 1, ... , 224, ...256,	} secvența imagine 1
coloana 2:	punctele 1, ... , 224, ...256,	} secvența imagine 2
...		
coloana 190:	punctele 1, ... , 224, ...256,	} secvența imagine 190

Practic declanșarea conversiei A/D prin frontul crescător al semnalului TRIG al fiecărui punct dintr-o coloană a imaginii digitale este întârziată de la începutul liniei corespunzătoare (marcată de frontul crescător al lui HSYNC) cu un interval de timp egal cu produsul dintre T_{TACT} și numărul de ordine al imaginii respective. Astfel, pentru prima coloană această întârziere este 0, conversia acestor puncte fiind declanșată odată cu frontul crescător HSYNC - începutul liniilor; pentru coloana 100 întârzierea este de $99 \cdot T_{TACT}$, conversia acestor puncte fiind declanșată după trecerea timpului de $99 \cdot T_{TACT}$ de la începutul liniilor ș.a.m.d.

- *Blocul "conversie A/D"*

"Conversia A/D" realizată cu o cartelă pentru achiziții de date PCL 711 are următoarele caracteristici:

- conversii A/D pe 12 biți, cu timpul de conversie 25 μ s (maxim);
- acceptă 8 intrări analogice nediferențiale;
- gamă programabilă pentru intrări analogice între ($\pm 5V$, $\pm 2.5V$, $\pm 1.25V$, $\pm 0.625V$ și $\pm 0.3125V$);
- posibilitate de declanșare a conversiei prin soft, prin circuitul de temporizare Intel 8253 (pacer trigger) sau prin semnal exterior (external trigger):
 - transferul datelor convertite prin software sau prin întrerupere (cu IRQ programabil);
 - un canal D/A pe 12 biți cu gama tensiunii de ieșire selectabilă între 0...+5V și 0...+10V;
 - 16 intrări digitale și 16 ieșiri digitale, compatibile TTL.

Blocul "conversie A/D" realizează măsurarea semnalului analogic AOUIP format din semnalul AINP cu ajutorul condensatorului de decuplare din schema bloc a interfeței. Condensatorul de decuplare s-a introdus pentru decuplarea semnalului util din semnalul AINP care conține o componentă de tensiune continuă peste care se suprapune semnalul util. Deoarece componenta continuă a semnalului AINP este cu mult mai mare decât semnalul util, măsurând semnalul AINP s-ar pierde foarte multă informație conținută de semnalul util. Cu ajutorul condensatorului de decuplare se obține AOUIP care conține numai componenta utilă (un semnal cu tensiune alternativă).

Gama de tensiuni de la intrarea analogică a plăcii PCL 711 se programează (prin selectarea amplificării corespunzătoare) în funcție de nivelul de tensiune al semnalului AOUIP.

La placa de achiziții de date PCL 711 se conectează următoarele semnale:

intrarea analogică	A/D0 :	AOUIP
intrarea digitală	D/I0 :	TRIG
intrarea digitală	D/I2 :	VSYNC
ieșirea digitală	D/O0:	RESET

Inițializarea și definirea modului de lucru al plăcii PCL 711 precum și prelucrarea datelor se face în programul realizat paralel cu interfața descrisă. Această interfață software și hardware, instalată pe una din calculatoarele din sistemul distribuit descris în capitolul V permite captarea imaginilor după care pe același calculator se execută operații de prelucrare și extragere de informații.

1.3 CONCLUZII CAPITOL I, OBIECTIVELE TEZEI

Prima parte a acestui capitol prezintă o succintă trecere în revistă a principalelor evenimente științifice care au permis realizarea primelor instalații de prelucrare cu fascicul de electroni.

Paragraful 1.1 schițează multitudinea de descoperiri științifice care au permis realizarea instalației menționate. Cele prezentate arată interdisciplinaritatea domeniului tratat în această teză. Paragraful 1.2 descrie instalația utilizată punând accent pe detalizarea interfeței de captare a imaginilor. În partea a doua a acestui paragraf se vor prezenta obiectivele tezei.

Instalațiile de prelucrare cu energie concentrată, cu fascicul de electroni, laser sau plasmă, s-au impus datorită posibilității lor de prelucrare foarte precisă, datorată concentrației foarte mari de energie în punctul de prelucrare. Astfel este posibilă tăierea, sudarea, găurirea și efectuarea tratamentelor termice în domeniul prelucrării metalelor. Totodată există instalații de topire respectiv evaporare în vid destinate obținerii unor straturi subțiri de metale sau pentru obținerea unor metale în starea topită, ceea ce nu s-ar putea obține cu metode clasice. Componenta comună a acestor instalații este tunul cu fascicul de electroni având rolul de a genera un fascicul de electroni dirijat de o putere prescrisă.

La topirea și evaporarea în vid pentru depunerea de straturi subțiri se folosesc cuptoare de mare putere (până la câțiva MW). Concentrația de energie este relativ mică (10^3 W/cm^2). Pentru sudarea metalelor se folosesc tunuri cu fascicul electronic cu tensiunea de accelerare de 20...150 kV, puterea instalațiilor este de 1...120 kW, și se ating concentrații de energie de $10^5 \dots 10^6 \text{ W/cm}^2$. Pentru prelucrări de precizie se folosesc instalații cu tensiuni de accelerare de 80...150 kV, de putere redusă (aproximativ 1 kW), și se ating concentrații de energie de $5 \cdot 10^8 \text{ W/cm}^2$. Cel mai intens se dezvoltă tehnica sudării metalelor prin fasciculul de electroni. Instalațiile cu putere până la 30 kW, permit rezolvarea majorității problemelor de sudură a pieselor de oțel, titan sau aluminiu, de grosimi cuprinse între 0.5...50 mm. Sudarea metalelor cu grosimi peste 100 mm necesită instalații de putere peste 50 kW.

Fasciculul accelerat cedează energia sa cinetică materialului (metalului) de prelucrat, în urma căreia ia naștere un canal de sudură în formă de pumnal. Comanda fascicolului este asigurată de comanda sincronă a curentului bobinelor de deflexie magnetică respectiv a mecanismului de poziționare piesă. Bobinele de deflexie asigură deflexia fascicolului de electroni prin modularea curentului prin bobină, cu o frecvență de până la 150 kHz (sinusoidal) într-un unghi de $\pm 5^\circ$ în lungul celor două axe perpendiculare x și y. Conducerea fascicolului de electroni este posibilă în urma prelucrării unei imagini captate cu un sistem de captare a electronilor reflectați de pe suprafața piesei de prelucrat.

624.125/181C

Tunul cu fasciculul de electroni este alimentat de la o sursă de tensiune înaltă filtrată și reglată la o valoare constantă. Regulatorul de catod s-a realizat pe principiul controlului puterii de încălzire a unui ansamblu de catod. Regulatorul curentului fasciculului electronic s-a realizat pe principiul modulării în amplitudine a unui oscilator de 2.5 kHz, metodă care permite și realizarea izolării galvanice de sursa de înaltă tensiune.

Teza are ca *obiective* elaborarea de procese de comandă automată a subsistemelor unei instalații de sudură descrisă mai sus. Elaborarea comenzii și supervizarea execuției este efectuat de un sistem numeric distribuit de calculatoare. Sistemul de control al echipamentelor de vidare și sistemul de achiziții de date din proces s-au realizat într-un sistem distribuit care asigură comenzile secvențiale în diferitele faze de prelucrare (vidare tun, vidare cameră de lucru respectiv faze de prelucrare). Totodată sistemul asigură și achiziția respectiv transmisia datelor analogice prelucrate de sistemul distribuit spre proces prin interfețe cu separare galvanică. În funcție de natura pieselor și de procedura de prelucrare impusă, sistemul evaluează tensiunea de accelerare, curentul de fascicul și viteza de prelucrare. Totodată, pe baza unui algoritm de estimare parametrică recursivă, se estimează valoarea temperaturii impuse suprafeței de emisie a catodului masiv, valoare care reprezintă mărimea prescrisă a regulatorului de urmărire a temperaturii catodului asigurând intensitatea de fascicul dorit și distanța focală optimă. Elementul care a permis îmbunătățirea substanțială a performanțelor a fost introducerea captării și prelucrării imaginilor materialului (metalului) prelucrat. Procedeu similar nu a fost întâlnit în literatura de specialitate parcursă. Informațiile extrase din imagini au permis reglarea distanței focale a fasciculului în mod automat, aflarea coordonatelor traiectoriilor care urmează să fie sudate și urmărirea automată a acelei traiectorii folosind regulatoare de urmărire.

La toate fazele de comandă automată au fost propuse pentru testare și utilizare regulatoare bazate pe inteligență artificială. Acest lucru a fost impus de complexitatea sistemelor supuse reglării și lipsei de modele matematice ale acestora. Unul din obiective a fost și utilizarea intensivă a algoritmilor bazate pe rețele neuronale și sisteme fuzzy utilizabile în reglare cât și combinația acestor două elemente sub forma de sisteme neurofuzzy adaptive descrise în capitolul IV. Aceste sisteme îmbină două caracteristici esențiale. Învățarea, ca metodă de modelare a sistemului sau a procesului de comandă, respectiv posibilitatea folosirii regulatoarelor bazate pe legi lingvistice (modele fuzzy). Teza a propus și realizat multe din comenzi de reglare pe baza acestor concepte de inteligență artificială detaliate în capitolele IV și V.

Au fost elaborate două tehnologii de funcționare a instalației descrise în paragraful 1.2 :

- *Sistem de captare multiplă off line a imaginilor scanate, înainte de începerea fazelor de prelucrare.* Acest sistem asigură detectarea automată și memorarea unor traiectorii de urmărit, marcate pe piesa prelucrată. Informațiile se obțin în urma prelucrării digitale a imaginilor captate succesiv de pe suprafața piesei. Simultan un regulator fuzzy al curentului de focalizare detectează distanța de focalizare optimă pentru fiecare segment de traiectorie scanat. Imaginile captate fiind scanate chiar folosind curentul de prelucrare, se evită incertitudinea introdusă de migrarea distanței focale. Evaluarea în timp real a calității imaginii se realizează cu o rețea neuronală antrenată aprioric sau pe baza unor indicatori de calitate definite în teză. Intrările rețelei considerate se obțin dintr-o submulțime a pixelilor care formează imaginea captată.
- *Sistemul de urmărire vizuală în timp real al procesului de prelucrare* permite controlul parametrilor de prelucrare pe baza prelucrării imaginilor scanate în timpul procesului de prelucrare. Prelucrarea este asigurată pe intervalele timp de cursă inversă a fasciculului baleat. Optimizarea constantelor de timp legate de operații mecanice specifice poziționării piesei prelucrate permite reducerea duratei de timp de obținere a imaginilor succesive. S-a constatat o creștere a eficienței de prelucrare raportată la prelucrările fără un control vizual cu aproximativ 80%.

Obiectivele propuse au necesitat combinarea eficientă a performanțelor subsistemelor instalației și metodele de comandă și de control în cazul în care modelele matematice lipsesc sau sunt vagi. Paragrafele următoare tratează în detaliu rezolvarea acestor obiective. Capitolul V conține diagramele temporale ale procedeelelor utilizate atât pentru sistemul de urmărire off_line cât și pentru urmărire on_line a traiectoriei prescrise de către fasciculul de mare putere. Așa cum se prezintă în paragrafele următoare, extragerea coordonatelor traiectoriei se face automat din imaginile captate.

Tehnologia utilizării tunului cu fascicul de electroni este un domeniu important și totodată de perspectivă. Instalația CTW 5/60 din dotarea Universității 'Petru Maior' din Tg-Mureș împreună cu tot ce s-a realizat până acum poate constitui o bază de pregătire a unor specialiști în acest domeniu. Prin colaborare și contracte de cercetare cu unități similare din țară se poate duce mult mai departe performanțele acestui tip de echipament.

CAPITOL II.

DESPRE PRODUCEREA ȘI INTERACȚIUNEA FASCICULULUI CU MATERIALE, FOCALIZARE ȘI URMĂRIREA UNEI TRAIECTORII

Procesele de reglare automată a sudării unor piese, folosind un fascicul de electroni de mare putere a necesitat cunoașterea interacțiunii electronilor de energie ridicată cu diferite materiale. Modul de formare a cusăturii cu toate problemele legate de aceasta cum ar fi studiul principiului cedării energiei către material, apariția erupțiilor sunt descrise în primul paragraf. Aceste noțiuni sunt importante pentru stabilirea problemelor de reglare cât și precizarea mărimilor de comandă necesare bunei funcționări ale sistemului. Aspectele legate de interacțiunea fascicul-material fac legătura între tipul de material supus procesului de sudare tipul cusăturii dorite și parametrii de reglare cum ar fi viteza de sudare, energia fasciculului incident etc. Aceste interacțiuni determină și cantitatea de electroni reflectate de pe suprafața piesei mărime care determină calitatea imaginii captate care constituie o valoare de intrare în procesul de reglare a focalizării, ceea ce se descrie în paragraful trei al acestui capitol. Descrierea modului de producere a fasciculului de electroni cu ajutorul ansamblului de catozi constituie obiectul paragrafului doi din acest capitol. Descrierea principalelor caracteristici ai ansamblului de catozi constituie puncte de pornire în realizarea sistemelor de reglare automată a emisiei de electroni adică reglarea puterii fasciculului cât și influența acestor caracteristici asupra focalizării fasciculului.

Noțiunea de focalizare utilizat de autor cuprinde două aspecte: focalizarea pe suprafața materialului supus prelucrării și focalizare în adâncimea lui. Aceste idei vor fi tratate în paragraful trei.

Paragraful patru descrie metodologia elaborată de autor de extragere a traiectoriei dintr-o succesiune de imagini captate. Aceasta constituie o etapă foarte importantă în rezolvarea obiectivelor propuse. Primul pas este determinarea sistemelor de referință necesare precizării coordonatelor traiectoriei, urmată de alegerea metodei de extragere. Sunt tratate două tehnici elaborate de autor, o metodă bazată pe rotirea piesei de prelucrat cealaltă bazată pe translații de piesă. Având coordonatele traiectoriei sau a unei porțiuni de traiectorie un sistem de reglare automată de urmarire a acesteia poate intra în acțiune pentru a realiza procedura de sudare (tema capitolului IV).

2.1 PROCESE FUNDAMENTALE DE INTERACȚIUNE A FASCICULULUI DE ELECTRONI CU MATERIALUL ȚINTĂ

Acest paragraf tratează principiile de interacțiune a fasciculului de electroni cu structura atomică a materialului cu prezentarea procesului fizic de cedare a energiei scoțând în evidență semnificația unor parametrii necesari procesului de reglare automată a sudării cum ar fi urmărirea procesului de erupție ca parametru de focalizare în adâncime și legătura dintre caracteristicile fizice și termice a canalului pentru alegerea și reglarea automată a vitezei de parcurgere a cusăturii.

2.1.1 CEDAREA ENERGIEI FASCICULULUI DE ELECTRONI CĂTRE MATERIALUL ȚINTĂ LA SCARĂ ATOMICĂ

Interacțiunea unui fascicul de electroni, accelerat de tensiunea de accelerare U_0 , cu materialul de prelucrat este un proces foarte complex. Teoria cedării energiei, bazată pe mecanica cuantică, a fost elaborată de H. Bethe [Ann. der Phys. 5/1930), C. Moller [Ann. der Phys. 14/1932) și F. Bloch [Ann. der Phys. 16/1933), care au considerat ca problema discutată este studiul distribuției statistice a densității de electroni incidenti pe o structură atomică fixă a țintei.

Dacă viteza electronilor legați în material sunt neglijabile în comparație cu viteza medie a electronilor din fasciculul incident, respectiv variația impulsului electronilor incidenti (variația energiei) raportată la impulsul (energia) inițial al lor este mică, atunci calculul pierderilor de energie cinetică a fasciculului incident se poate descompune în funcție de distanța r_b a electronilor din fascicul față de nucleele fixe [Pie 54]. Condiția de mai sus este satisfăcută dacă unghiul de variație a traiectoriei electronilor incidenti din fascicul în urma forțelor de interacțiune columbiană dintre electroni și nucleu (considerate fixe) este nesemnificativ în urma ciocnirii. (Cedarea de energie se datorează unei ciocniri într-un câmp electrostatic, deci traiectoria electronilor incidenti din fascicul se modifică datorită forței Coulombiene. Această modificare se poate aproxima cu ciocniri elastice între bile elastice. Dacă electronul incident nimerește ținta într-un punct îndepărtat de nucleu forța Coulombiană fiind mică modificarea direcției traiectoriei incidente este nesemnificativă, dacă electronul se află aproape de nucleu această modificare este semnificativă și se traduce în cedare de energie prin modificare de impuls, adică se efectuează un lucru mecanic care duce la creșterea temperaturii materialului țintei). Astfel, folosind r_{bo} , parametru de ciocnire din modelul de împrăștiere Rutherford, avem cazurile de împrăștiere $r_b < r_{bo}$, respectiv cazul $r_b > r_{bo}$. În urma acestor interacțiuni energia este cedată atomilor legați în materialul țintă (atomilor cărora se datorează efectul de frânare).

În cazul $r_b > r_{bo}$, se poate aplica teoria clasică de frânare, elaborată de Bohr, conform căreia mecanismul de frânare al electronilor este similar cu frânarea unui sistem compus din n oscilatoare, având frecvențele Ω_n .

Electronii incidenti cauzează oscilații ale rețelei din materialul țintă. De fapt orice modificare de temperatură reprezintă oscilații în rețeaua cristalină deci și a electronilor legați în materialul țintă, încălzirea se poate aproxima cu aceste oscilații. Astfel temperatura materialului țintă se modifică datorită acestor oscilații dar și datorită potențialului care reprezintă legătura dintre electronii incidenti și cei legați din material. Cedarea de energie în principal se datorează forței coulombiene adică interacțiunea datorată forței electrostatice. Deci o ciocnire are loc dacă distanța dintre particule este mai mică decât secțiunea de ciocnire corespunzătoare acestor forțe. Pe de altă parte nu este semnificativă dacă electronul nimerește o zonă din material unde se află la distanță mai mare

de atomi sau electroni decât distanța corespunzătoare secțiunii de ciocnire. Conform acestor idei, cedarea de energie înseamnă aducerea în stare perturbată a atomilor din materialul bombardat. Funcția de energie a atomului țintă perturbat se poate descompune într-o serie unde se consideră numai termeni liniari și pătratici (aproximare suficientă). Problema este determinarea termenilor unei astfel de serii care descrie un oscilator și este necesară pentru a avea modelul cedării energiei. Bloch în 1931 [Pie 54] arată că rezolvarea directă a problemei este imposibilă, el determinând variația energiei atomului în momentul în care particula s-a deplasat suficient de departe de nucleul atomului, ca perturbațiile să fie neglijabile.

2.1.2. PRINCIPIILE CEDĂRII ENERGIEI UNUI FASCICUL DE ELECTRONI PRIN CIOCNIRE CU METALE

Procesul de prelucrare a metalelor prin interacțiunea cu fasciculul de electroni accelerați, constă în frânarea electronilor de către material, fenomen în urma căruia energia cinetică a fasciculului de electroni se transformă în energie termică în zona de prelucrare. În gama puterilor de $n \times 10$ kW, utilizate în majoritatea cazurilor de sudură, zona de acțiune se caracterizează prin fenomenul fuziunii adânci (topire pumnal), raportul adâncime-lățime atingând în zona de topire valori de 20:1.

Elucidarea mecanismului de fuziune adâncă constituie problema centrală în procesul de încălzire prin fasciculul de electroni accelerați. La începutul anilor 1960, s-a presupus că fasciculul incident, mobil în raport de piesă, generează o topitură, care se mută în partea opusă sensului de mișcare al fasciculului. Conform acestei teorii producerea fuziunii adânci reprezintă un proces staționar. În anul 1965 s-a stabilit experimental, că *procesul de introducere a fasciculului în metal are loc pe seama evaporării discontinue a materialului din canal*. Cu ajutorul filmării procesului s-a demonstrat că, canalul se umple cu vapori de metal evaporat, iar partea superioară a canalului este acoperită de o peliculă de metal topit, care se rupe periodic, cu o frecvență de aproximativ 14 Hz, apărând erupții ale vaporilor de metal din canal. Repartiția temperaturii în adâncimea canalului este neuniformă, ea având un maxim (aprox. 5000 K°) pe fundul canalului și un minim (aprox. 2500...3500 K°) pe partea superioară a canalului de sudură. Studiarea în detaliu a acestui fenomen a permis măsurarea semnalului caracteristic acestuia și utilizarea lui la procesul de focalizare în adâncime descris în paragraful referitor la sudarea în adâncime.

Determinarea experimentală a temperaturii suprafeței încălzite cu fascicul ridică o serie de probleme. Astfel utilizarea unui pirometru este compromisă de suprafața foarte mică încălzită direct de fascicul. Totodată utilizarea termocuplelor introduce erori considerabile. Obținerea valorilor cele mai reprezentative a fost posibilă printr-o determinare indirectă, bazată pe măsurarea ratei de evaporare R_{ev} a materialului țintă [Schw 64]. Între rata de evaporare R_{ev} a materialului țintă, temperatura suprafeței T_s a suprafeței încălzite, masa moleculară M a materialului

evaporat și presiunea vaporilor p există următoarea relație:

$$R_{c.} = \left(\frac{M}{2\pi kN} \right)^{1/2} \left[\frac{p}{(T_s)^{1/2}} \right] \quad (2.1.1)$$

Temperaturile experimentale determinate în urma interacțiunii unui fascicul cu energia 120 keV și un curent de 11,5 mA, respectiv de 8 mA sunt de 2800° K, respectiv 2770° K. În lucrările [Has 65], [Rad 75] s-au studiat fenomenul de pătrundere a fasciculului de electroni în metal și crearea canalului de sudură în urma evaporării materialului. Totodată s-a comparat viteza de pătrundere a fasciculului cu viteza de evacuare a căldurii. În gama concentrației de energie de 0.1...1.0 MW/cm², tipică pentru majoritatea instalațiilor de prelucrare, viteza de pătrundere depășește cu mult viteza de evacuare a căldurii, ceea ce conduce la fierberea și evaporarea materialului din canal.

2.1.2.1 TRANSFERUL DE ENERGIE PRIN CIOCNIRE COULOMBIANĂ

Un fascicul de particule încărcate (fascicul de electroni), incident pe o suprafață țintă a unui material cedază energia materialului. Acest fenomen se bazează în parte pe fenomene de ciocniri elastice între particulele încărcate, rapide din fascicul, cu electronii atomici și cu nucleele fixe. Deviația particulelor de la direcția de incidență are ca efect modificarea energiei sale inițiale, care este transferată treptat electronilor și nucleele din materialul țintă. Dacă viteza electronului incident este mare în comparație cu electronii lor legați din atomi atunci ciocnirea elastică între electronii rapizi și atomii din materialul țintă se poate trata cu ajutorul aproximațiilor Born. Datorită diferenței dintre masa electronului și cea a atomului țintă, aceasta din urmă se poate considera fixă în timpul ciocnirii. Secțiunea difuziei elastice este mare pentru unghiuri mici de incidență a fasciculului. Dacă numărul de ciocniri este mare, atunci, repartiția unghiulară a particulelor se poate descrie cu ajutorul distribuției normale (distribuției Gauss).

În urma interacțiunii neelastice a electronului rapid incident cu electronul din atom, primul își pierde o parte a energiei sale și își schimbă direcția de mișcare. Atomul se ionizează datorita energiei primite din fasciculul incident. Energia medie, pe care o cedează electronul rapid din fascicul, pentru ionizarea atomilor din material, prin parcurgerea unui drum în substanță, se calculează conform relației pierderilor continue a lui Bethe. Interacțiunea individuală între electroni se studiază în cazul în care interacțiunea coulombiană între electronii de valență este nesemnificativă.

E <keV>	Experimental	Rel. Bethe Relat.	Rel. Bethe Nerel.
74.9	0.056	0.042	0.052
99.7	0.087	0.068	0.098
124.4	0.126	0.099	0.119

Tabelul 2.1.1 Valoarea parcursului maxim pentru Al în mm, în funcție de

energia electronilor incidenti.

În multe cazuri electronul rapid cedează însă energia unui colectiv de electroni care se mișcă coordonat (interacțiunea electron plasmă) [Ara 86]. Datele parcurșurilor maxime ale electronilor în aluminiu s-au prezentat în tabelul 2.1.1. O parte a energiei electronilor rapizi este cedată oscilațiilor din rețeaua grilei materialului țintă. Aceste pierderi electron-fonon sunt ne semnificative în comparație cu pierderile prin ionizare. Energia cedată direct nucleelor se poate determina și constituie pentru electroni incidenti cu energia $E=150$ keV în Fe aproximativ 0.004 %. Astfel aproape toată energia electronilor rapizi se transmite electronilor legați din material țintă. Datorită faptului că timpul de transmisie a energiei cinetice a electronilor către substanță ($t_e=10^{-14} \dots 10^{-12}$ s) este cu mult mai mic decât timpul caracteristic pentru schimbarea temperaturii de rețea ($t=10^{-10}$ s), sursa de căldură se poate considera ca o sursă termică instantanee.

În urma calculelor efectuate s-a obținut repartiția spațială a pierderilor energetice adică a energiei cedate materialului care arată că maximul absorbției de putere are loc în adâncimea materialului la o distanță $z = 0.05x r_0$ de la suprafața piesei unde r_0 este raza teoretică Bethe.

Pe baza acestor rezultate s-au elaborat o serie de modele simplificate, care caracterizează modificarea intensității de pierdere de energie în adâncimea metalului țintă.

Adâncimea maximă de pătrundere δ_{\max} se obține după Schonland [Schw 64] [Ryk 78] cu formula:

$$\delta_{\max} = 2.35 \times 10^{-12} \frac{(U_{HV})^{1/2}}{\rho} \quad (2.1.2)$$

unde: U_{HV} este tensiunea de accelerare electroni
 ρ este densitatea materialului țintă

Modelul Spencer se bazează pe rezolvarea ecuației cinetice pentru un mediu semiinfinite [Ryk 78]. Conform ipotezei lui Spencer, distribuția puterii cedate are un maxim, dependent de masa atomică a materialului prelucrat și independent de energia electronilor incidenti. Pentru calcule de distribuție termică, a acțiunii fasciculului de electroni se poate utiliza și modelul Archard [Ryk 78] pentru repartiția pierderilor de energie. Potrivit acestui model electronii parcurg fără deviere o distanță z_d , după care ei sunt dispersați. Adâncimea la care transferul de energie este maximă în acest caz se aproximează cu relația:

$$z_d = 40x \frac{\delta_{\max}}{7 \cdot Z} \quad (2.1.3)$$

unde Z este număr de ordine din tabelul elementelor chimice

Cele patru aproximații ale distribuției în adâncime ale cedării energiei materialului țintă s-au reprezentat în figura 2.1.1.

Prin compararea repartiției puterii absorbite în materialul țintă, obținută

pe baza relației Bethe, respectiv din modelul Spencer [Rad 75] [Ryk 78], rezultă o comportare similară, ambele aproximând că adâncimea la care puterea cedată este maximă este egală cu $z = 0.25 \cdot r_0$.

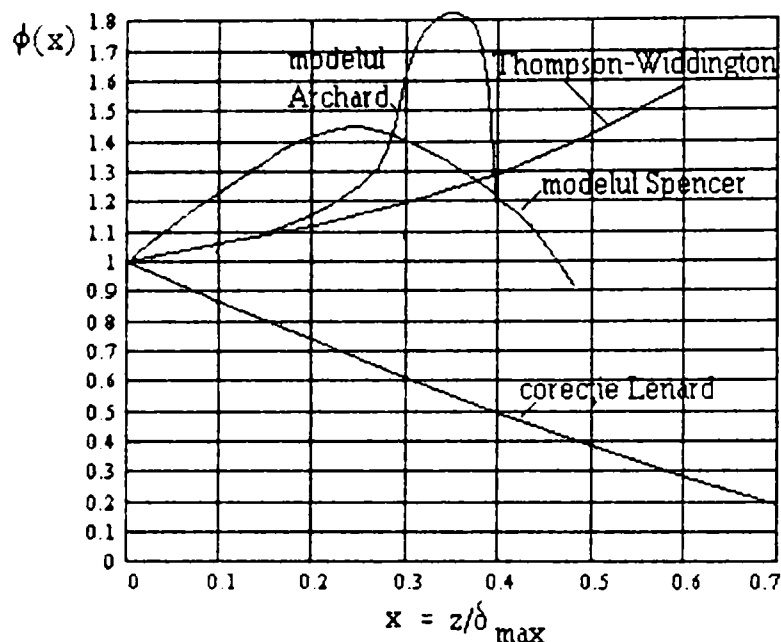


Fig. 2.1.1: Repartiția cedării energiei în solide

Acest maxim de putere cauzează apariția erupțiilor, respectiv a diferenței de temperatură dintre suprafața și fundul canalului de topitură. Fenomenologic după fiecare erupție metalul lichid acoperă canalul până când presiunea interioară devine mai mare decât tensiunea superficială a topiturii.

2.1.2.2 CONDIȚIILE DE APARIȚIE A ERUPȚIILOR ÎN PROCESUL DE INTERACȚIUNE A FASCICULULUI CU MATERIALE

Acest subparagraf urmărește stabilirea condiției de apariție a fenomenului de erupție în timpul sudării, fenomen pulsatoriu cu o frecvență în jur de 14 Hz. Acest fenomen furnizează un parametru important pentru focalizare automată în adâncime.

Frânarea electronilor în metal datorată pierderilor prin ionizare conduce la creșterea energiei intrinseci a gazului electronic. Transportul de energie spre rețeaua cristalină este relativ lent datorită raportului mare între masele ionilor și ale electronilor. [Pie 54] [Bak 62] [Has 65] (vezi figura 2.1.2) Bilanțul de energie termică pe unitate de timp (putere) în condiții reale este:

$$q = q_{\text{con}} + q_{\text{tp}} + q_{\text{ev}} \quad (2.1.4)$$

unde: [toate mărimile sunt date pe unitate de timp]

q_{con} reprezintă pierderile de energie în urma *conductibilității termice*,

q_{tp} reprezintă consumul de energie pentru *topire* (aprox 5 ÷ 10 % din energia totală incidentă),

q_{ev} reprezintă consumul de energie pentru *evaporare* (aprox 30 ÷ 35 % din energia totală incidentă).

q reprezintă energia totală incidentă

Dacă crește densitatea puterii de prelucrare (incidente) atunci, în mod inevitabil apare situația când puterea introdusă va fi mai mare decât cea consumată prin conductivitate termică la o viteză de evacuare dată. În acest caz practic întreaga putere suplimentară se pierde prin topirea și vaporizarea ulterioară a metalului. Sursa de căldură începe să se deplaseze în adâncimea corpului, adică se formează forma tipică de *pumnal* al canalului de prelucrare.

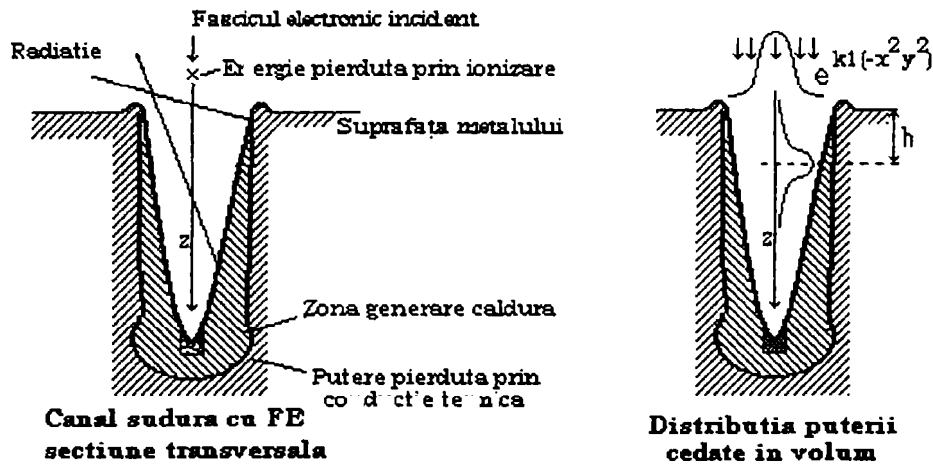


Figura 2.1.2. Formarea canalului de sudură.

S-a stabilit valoarea puterii critice care cauzează *fierberea explozivă* a metalului din canalul de prelucrare, q_{\max} și *timpul de acumulare energetică* τ_{ac} . S-a arătat că temperatura maximă se atinge la o anumită adâncime și dacă nu există condiții (de timp) pentru evacuarea rapidă atunci se produc fenomene de evaporare rapidă *explozivă* numită *erupție*. Relația de calcul este:

$$q_{\max} = \frac{L_{fierb} \cdot M}{\eta_i \cdot \eta_t \cdot \tau_{ac}} \quad (2.1.5)$$

unde:

- q_{\max} [w] este puterea termică critică a fasciculului electronic,
- L_{fierb} reprezintă energia specifică de fierbere explozivă a materialului (energie/masă), egală cu căldura specifică de evaporare,
- η_i reprezintă randamentul eficace, care se exprimă ca raportul dintre cantitatea de putere introdusă în metal q și cea de putere electrică $U_{HV} \cdot i_f$, corespunzătoare fasciculului electronic (U_{HV} tensiune de accelerare și i_f curent de fascicul),
- η_t reprezintă randamentul termic de topire al metalului.
- M masa [g]

Valorile η_i , determinate în cazul unui randament termic $\eta_t=1$, pentru diferite metale sunt date în tabelul 2.1.2:

	Al	Ti	V	Fe	Ni	Cu	Zn	Mo	Ta	W
η_i	0.895	0.842	0.839	0.804	0.78	0.776	0.734	0.727	0.703	0.7

Tabelul 2.1.2: Randamentul eficace la încălzirea cu fascicul de electroni.

Timpul de acumulare energetică τ_{ac} se poate exprima luând în considerare masa materialului în fierbere și se pot vedea în tabelul 2.1.3 iar masa M (g) în care se frânează electronii se obține cu relația:

$$M = 1.65 \cdot 10^{-12} \cdot (2 \cdot r_0)^2 \quad (2.1.6)$$

unde: $2 \cdot r_0$ reprezintă diametrul de fascicul exprimat în cm.
Puterea volumică q_v respectiv puterea superficială specifică q_s a sursei termice se obțin din relațiile

$$q_v = \frac{L_{fierb} \cdot \rho}{\eta_i \cdot \tau_{ac}} \quad (2.1.7)$$

$$q_s = \frac{L_{fierb} \cdot \rho \cdot \delta_{max}}{\eta_i \cdot \tau_{ac}} \quad (2.1.8)$$

unde

ρ reprezintă densitatea metalului țintă;

δ_{max} în cm reprezintă adâncimea maximă de pătrundere a fasciculului într-un mediu solid iar celelalte mărimi sunt descrise la (2.1.5)

Metal	L_{fierb} $\times 10^{-2}$ [J/g]	τ_{ac} [ms]	Q [W]	q_v [W/cm ³]	q_s U _{HV} =30kV U _{HV} =70kV
Wolfram	4.965	5	3500	1.5×10^{10}	1.5×10^6 4.0×10^6
Aur	1.848	3	2600	1.3×10^{10}	1.3×10^6 3.7×10^6
Agint	5.418	5	4200	8.9×10^9	1.9×10^6 5.3×10^6
Molibden	5.628	10	2100	8.4×10^9	1.1×10^6 3.0×10^6
Tantal	4.200	15	1000	4.6×10^9	5.2×10^5 1.6×10^6
Fier	7.720	28	880	1.9×10^9	4.5×10^5 1.2×10^6
Aluminiu	9.366	14	2500	1.8×10^9	1.3×10^6 3.6×10^6
Nickel	5.880	31	700	1.7×10^9	3.6×10^5 9.9×10^5
Zinc	1.764	16	400	7.9×10^8	2.1×10^5 5.8×10^5
Otel inox	6.300	136	170	3.6×10^8	8.7×10^4 2.4×10^5
Titan	7.350	124	2200	3.5×10^8	1.5×10^5 4.1×10^5

Tabelul 2.1.3.: Puterea critică de fuziune adâncă pentru diferite metale, la $U_{HV}=30$ kV și $U_{HV}=70$ kV [U_{HV} tensiunea de accelerare electroni] [Ryk 78]

Condiția necesară de trecere la regimul de fuziune adâncă este

$$q_s > q_{\max} \quad (2.1.9)$$

Puterea critică de fuziune adâncă a prelucrării cu fascicul de electroni, pentru diferite metale s-a prezentat în tabelul 2.1.3 având în vedere condiția necesară de mai sus. (Puterea critică de fuziune adâncă este puterea minimă la care procesul de erupție canal se produce, sub această valoare materialul poate transporta puterea introdusă fără să se producă fenomenul) Creșterea densității de putere cedate materialului, peste cea critică, duce la micșorarea timpului de acumulare energetică. În cazul prelucrărilor reale, utilizând fascicule de intensitate mare timpul de acumulare se reduce la $10^{-5} \div 10^{-6}$ s. Prin urmare, trecerea de la condițiile de încălzire descrise de procesele de conductibilitate termică la condițiile fierberii explozive și formării zonei de fuziune pumnal, depinde numai de viteza încălzirii, adică de densitatea de putere a sursei termice având în vedere *puterea superficială* specifică q_s a sursei termice și relația 2.1.9 folosind tabelul 2.1.3 cu timpul de acumulare energetică inclusă.

2.1.2.3. ÎNCĂLZIREA METALELOR CU FASCICUL DE ELECTRONI

Dacă distribuția densității de curent, în secțiunea fasciculului este aproximată printr-o distribuție Gaussiană, respectiv repartiția în adâncime a energiei cedate se poate aproxima cu modelul Spencer sau Archard, rezultă că sursa termică produsă de fasciculul electronic incident se poate considera ca o *sursă repartizată normal pe suprafață și în volum*. Pentru estimarea parametrilor critici ai unei astfel de surse termice, se va analiza problema câmpului de temperatură al corpului solid, semilimitat, încălzit de o sursă volumică. Distribuția de temperatură este utilizabilă numai pentru faza solidă întrucât nu se ia în considerare transferurile de faze, inevitabile în cazul prelucrărilor cu fasciculul de electroni. Este necesară aproximarea apriorică a constantelor de concentrare a puterii cedate în volum respectiv a adâncimii la care puterea cedată are un maxim. Rykalin [Ryk 78] a propus pentru aceasta valoarea $0.75 \cdot \delta_{\max}$, unde δ_{\max} reprezintă adâncimea de pătrundere maximă conform relației Schonland (2.1.2) [Schw 64].

Estimarea temperaturilor spune că în funcție de micșorarea adâncimii crește temperatura superficială a metalului adică la tensiune de accelerare mică adâncimea de pătrundere este mică deci temperatura la suprafață este ridicată pe când la tensiuni mai mari punctul de încălzire maximă este mai la adâncime. La tensiuni de accelerare de 20 kV metalul este supraîncălzit la suprafață și crește rolul vaporizării superficiale a materialului.

Maximul de temperatură crește cu mărirea tensiunii de accelerare a fasciculului de electroni datorită energiei mai mari ai electronilor cât și a convergenței mai mari ai fasciculului (diametru fascicul) iar temperatura superficială scade.

O influență importantă asupra caracterului repartiției de temperatură în materialul prelucrat o are *valoarea diametrului de fascicul în zona de prelucrare* [Rad 75]. S-a demonstrat faptul că prelucrarea devine eficientă

numai dacă diametrul fasciculului d_f respectă condiția $d_f < 2 \cdot \delta_{\max}$, adică se impune utilizarea unor fascicule ale căror diametre sunt mai mici decât adâncimea de pătrundere a electronilor. Se constată aplatizarea repartiției de putere la suprafață datorită creșterii diametrului de fascicul incident respectiv ascuțirea acestuia în adâncime în apropierea axei de fascicul. Divergențe semnificative în aproximarea cu o repartiție gaussiană a puterii se obțin în deosebi în cazul diametrelor mici ale fasciculului electronic. Valoarea la care are loc degajarea maximă de putere nu depinde de diametrul fasciculului incident, repartiția după adâncime, respectiv pe suprafață depind puternic de acest diametru.

Câmpul termic, pentru o conducție liniară de temperatură a unei plăci de metal de grosime d_s , a fost determinat de Rykalin [Ryk 78]. În cazul unui fascicul de putere P_w (J/s) care se deplasează cu o viteză liniară v_s (cm/s) pe suprafața piesei cu conductibilitatea termică λ și adâncime de sudură h , variația temperaturii T în timp și în funcție de distanța x de la cusătura sudată, b un coeficient de material [Dav 97], se obține din relația:

$$T(x,t) = \frac{P_w}{v_s \cdot h \cdot 4 \pi \cdot \lambda \cdot \rho \cdot c \cdot t} \cdot \exp \left(\frac{-x^2}{4 \cdot a \cdot t} - b \cdot t \right) \quad (2.1.10)$$

Bineînțeles, această repartiție de temperatură depinde și de constantele de material și nu ia în considerare procesele de convecție și radiație ce apar sub o formă neglijabilă și s-a neglijat transformările de fază ce pot apărea la aceste interacțiuni. Convecția domină aceste distribuții de temperatură. Pentru oțeluri slab aliate se pot obține rezultate concludente prin utilizarea valorilor medii ale constantelor de materiale definite în domeniul de temperatură de la 400 C° până la 1200 C°. În acest caz la o tensiune de accelerare $U_{HV}=6000$ V și la un curent de fascicul $I=0.085$ A, considerând factorul de randament termic care spune ce proporție din putere introdusă încălzește materialul și cât la sută este disipată prin convecție. Bine înțeles, dacă crește viteza de prelucrare atunci convecția nu poate să-și facă efectul de răcire și crește randamentul de sudare. La un randament al fasciculului $\eta = 0.8$, o adâncime a cordonului de sudură $h=1.6$ cm, respectiv o viteză de deplasare relativă a fasciculului pe piesa sudată $v_s=0.5$ cm/s, distribuția câmpului termic obținută pe suprafața piesei are aspectul din fig. 2.1.3.

Se poate vedea că în diferite momente ale sudării câmpul de distribuție a temperaturii pe suprafața fierului se modifică deci este necesar să se aleagă viteza de prelucrare optimă care să permită și sudarea în adâncime. Alegerea acestor mărimi cade în sarcina sistemului de reglare automat. Eficacitatea procesului de topire și evaporare al metalului țintă se poate caracteriza prin mărimea randamentului termic η_t .

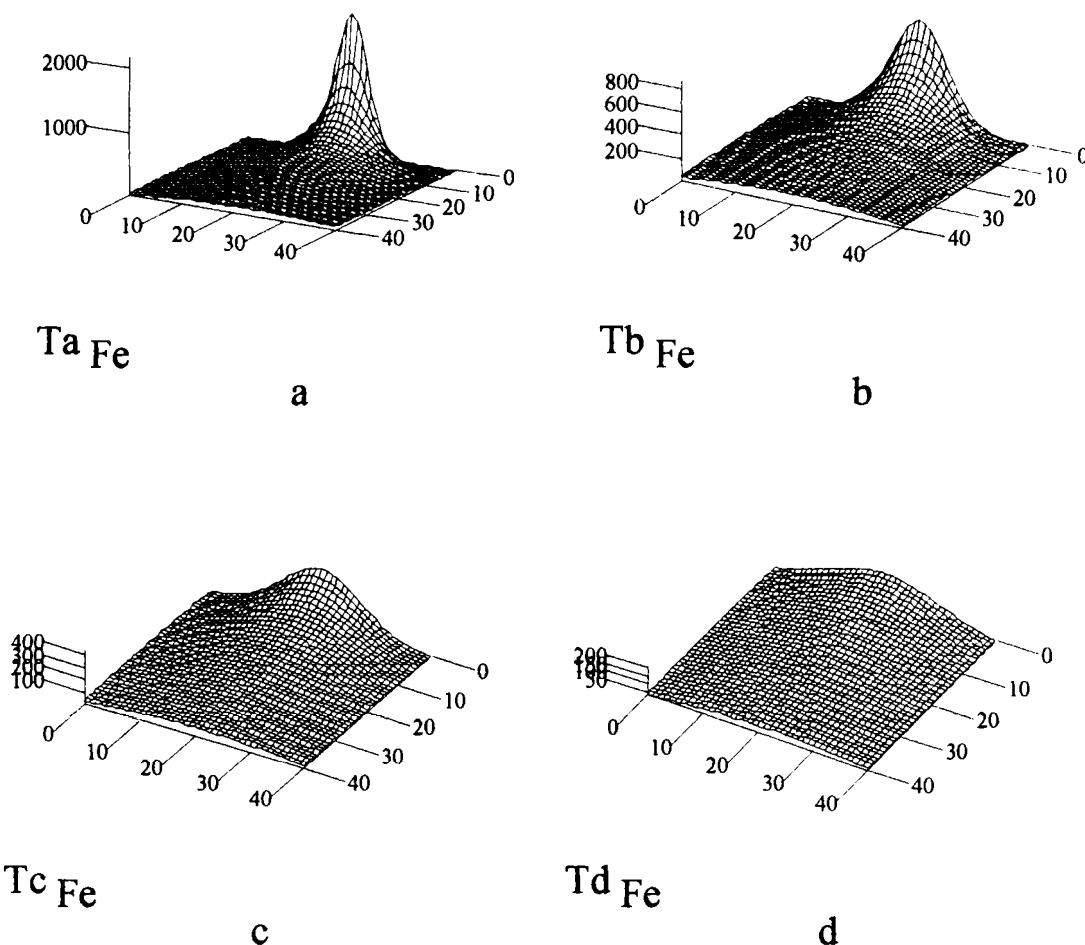


Fig: 2.1.3.: Distribuția de temperatură pe suprafața unei piese de oțel la o viteză de $V_s = 0.5 \text{ cm/s}$, după a) 0.2 sec, b) 0.5 sec, c) 1 sec, d) 5 sec, de sudură. Pe axa oz se masoara temperatura iar în planul xoy se prezintă o porțiune de material [în zecimi de mm].

Aceasta reflectă faptul că în afara introducerii căldurii necesară încălzirii până la temperatura de topire T_S și topirii metalului (cu caldura latentă de topire H_S) este necesară introducerea unei puteri suplimentare care să compenseze pierderile prin conducție termică. Pentru determinarea randamentului termic, se poate admite că fasciculul de electroni mobil pierde complet energia sa în canalul de topire și în multe lucrări sursa se aproximează cu o sursă liniară adică în adâncimea materialului puterea este distribuită liniar (uniform). Canalul de topitură în cazul unui fascicul având viteza relativă v_S , față de metalul țintă s-a reprezentat în figura 2.1.4. Valoarea randamentului termic se poate obține ca raportul dintre cantitatea de căldură conținută în volumul de metal topit, cu lățimea $2.y$, adâncime h și lungime $v_S \cdot dt$ și cantitatea de căldură totală introdusă în metal. Lățimea $2.y$ a cordonului de sudură se poate determina ca lățimea maximă a elipsoidei care reprezintă izoterma topiturii [Ryk 78] [Has 65].

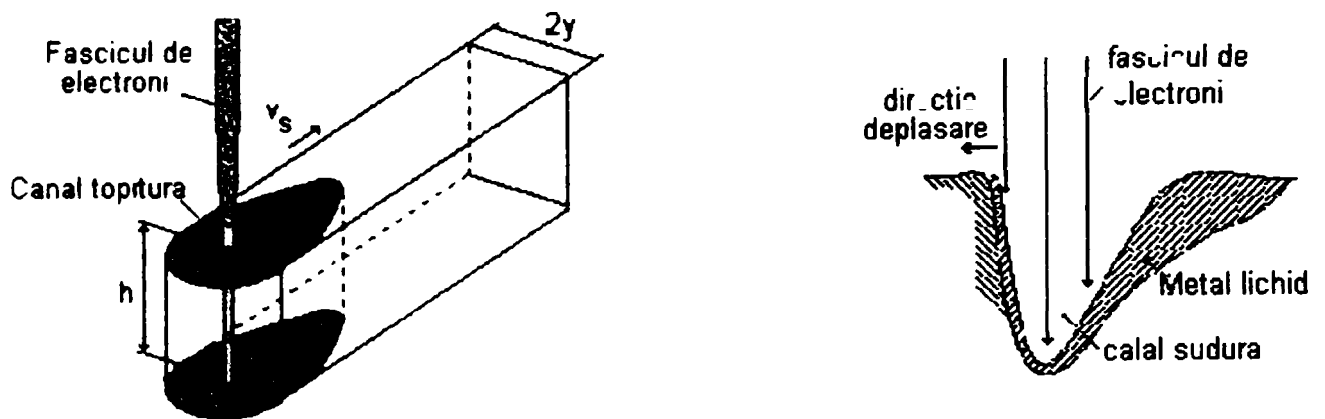


Fig. 2.1.4: Canal de topitură

În regimul de sudură adâncă eficacitatea prelucrării prin acțiunea cu fasciculul de electroni accelerați, crește odată cu creșterea puterii și a vitezei de prelucrare [Dav 97]. Valoarea maximă teoretică determinată a randamentului termic este $\eta_t=0.484$. Randamentul ajunge la valoarea menționată la viteze mari de deplasare dar acest lucru este imposibil de atins parctic.[Dav 97]

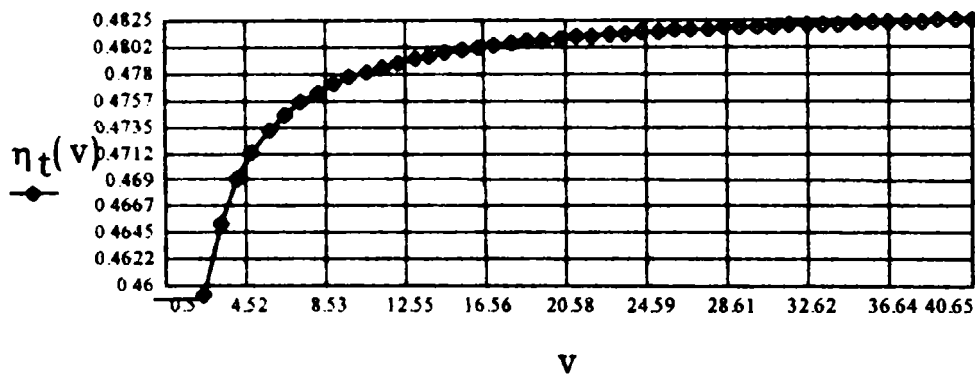


Fig. 2.1.5: Randamentul termic în funcție de viteză de deplasare

2.1.2.4. LEGĂTURA PARAMETRIILOR DE FASCICUL CU CARACTERISTICILE GEOMETRICE ALE TOPITURII

În multe lucrări legătura parametrilor de fascicul cu caracteristicile zonei topite se aproximează pe baza bilanțului energetic al procesului de sudură prin fascicul de electroni cu relația [Ryk 78] folosind mărimile definite anterior:

$$0.24 \cdot i_f \cdot U_{HV} \cdot \eta_i \cdot \eta_t = v_s \cdot S_t \cdot [c \cdot \rho \cdot (T_s - 273.16) + H_s] \quad (2.1.11)$$

unde:

S_t este aria zonei topite,

T_s este temperatura de topire,

H_s este căldura latentă de topire,

η_i este randamentul electric al fasciculului de electroni, adică raportul dintre puterea cedată metalului țintă și puterea incidentă.

Dacă volumul metalului topit din figura 2.1.4, se aproximează cu volumul unui cilindru V_t , cu semilăţimea y şi adâncimea h :

$$V_t = \pi \cdot y^2 \cdot h \quad (2.1.12)$$

atunci din echivalenţa celor două volume rezultă

$$v_c \cdot S_t = \frac{0.24 \cdot i_f \cdot U_{HV} \eta_i \cdot \eta_t}{\rho \cdot c \cdot (T_s - 273.16) + H_s} = \frac{V_t}{t_c} = \frac{\pi \cdot y^2 \cdot h}{t_c} \quad (2.1.13)$$

unde:

v_c reprezintă viteza de formare a canalului în adâncime

t_c reprezintă timpul în care se formează canalul de topitură de adâncime h .

Având în vedere faptul că se cere formarea unui cordon cu adâncime constantă h , se impune ca fasciculul care se deplasează cu viteza de sudură v_s să parcurgă într-un timp t_c o distanţă egală cu diametrul $2 \cdot r_0$.

$$t_c = \frac{2 \cdot r_0}{v_s} \quad (2.1.14)$$

Rezultă:

$$2 \cdot r_0 \cdot \frac{0.24 \cdot i_f \cdot U_{HV} \cdot \eta_i \cdot \eta_t}{v_s} = \pi \cdot y^2 \cdot h \cdot [\rho \cdot c \cdot (T_s - 273.16) + H_s] \quad (2.1.15)$$

Relaţia (2.1.15) este semiempirică, bazată pe determinarea stării limită a suprafeţii unui corp semiinfinit. Ea leagă parametrii de fascicul (i_f , U_{HV} , r_0) cu caracteristicile cordonului de sudură (y , h), fără corecţiile asociate evaporării şi supraîncălzirii fazei lichide. În aceste condiţii erorile de estimare a parametrilor cusăturii sunt mai mici de 10% [Rye 78]. Dar aflarea separată a fiecărei valori y şi h , necesită şi o evaluare separată a uneia dintre caracteristicile geometrice pentru că nu pot fi măsurate. Dacă se utilizează modelul elaborat de Hashimoto şi Matsuda [1965] [Has 65] atunci adâncimea h exprimată în cm, se obţine cu relaţia:

$$h = \frac{i_f \cdot U_{HV}}{v_s \cdot r_0 \cdot [c \cdot \rho \cdot (T_s - 273.16) + H_s]} \cdot \frac{1}{1 + 0.6 \cdot \lambda \cdot \left(\frac{1}{r_0 \cdot v_s} + \frac{1}{a} \right)} \quad (2.1.16)$$

În tabelul 2.1.4. sunt redată rezultatele experienţelor efectuate cu oţeluri slab aliate ($T_s=1773 \text{ K}^0$, $H_s=2135 \text{ J/cm}^3$, $\rho=7.87 \text{ g/cm}^3$ $c=0.54 \text{ J/g.K}^0$, $h_i=0.95 \text{ [mm]}$) cu tunul CTW 5/60. [Dav 97].

Putere [W/cm ²]	h [cm]	I _f [mA]	y [cm]	η _t	r ₀ [cm]
	1.120	76	0.140	0.423	0.090
	1.400	80	0.115	0.350	0.075
	1.100	84	0.135	0.413	0.085

2.7×10^5	0.950	88	0.125	0.376	0.065
	0.750	92	0.205	0.364	0.135
	0.550	96	0.335	0.388	0.260
	0.225	100	0.375	0.364	0.265

Tabelul 2.1.4: Dependența între parametrii fasciculului și geometria canalului de sudură.

Acest tabel a fost completat prin alegerea unor mărimi cum ar fi r_0 , i_f , η , și calcularea celorlalte din formulele empirice prezentate mai sus.

2.2 ANSAMBLUL DE CATOZI CU TERMOEMISIE

2.2.1. GENERALITĂȚI

Ca sursă pentru obținerea unui fascicul de electroni de $n \times 10$ mA, se poate folosi un catod cu termoemisie, cu încălzire indirectă [Bak 85] [Pie 40] [Pie 54]. Catodul primar parcurs de un curent comandat I_{pk} se încălzește la temperatura T_{pk} și emite o densitate de curent j_s . Electronii fiind accelerați de tensiunea U_s , încălzesc catodul masiv la temperatura T_{mk} . Prin construcție catodul masiv are o capcană termică, diametrul catodului fiind redus la 0,6...0,7 mm, față de un diametru de 1,4 mm al suprafeței de emisie. Această soluție permite limitarea pierderilor de căldură prin conducție termică spre zona de fixare a catodului bolt. Astfel schimbul de căldură prin radiație respectiv convecție în cazul deteriorării valorii vidului din tunul cu fascicul de electroni, s-au dovedit suficiente în obținerea unei precizii de 3...5 % în evaluarea apriorică a curentului de fascicul maxim ce se poate obține pentru un regim de funcționare fixat. (Această valoare s-ar obține la o valoare a tensiunii Wehnelt scăzută, la care suprafața activă de conducție a catodului este maximă.) Se ia în considerare un termen de corecție datorat conducției spre capcana termică. Inițial se poate determina *distribuția densității de putere*, cu care electronii emiși de catodul primar încălzesc catodul masiv. Această distribuție cuplată cu *efectul de conducție termică* și *schimb de putere radiativ* generează câmpul de temperatură pe suprafața catodului, câmp de temperatură care asigură generarea curentului electronic util folosit pentru prelucrări.

2.2.2 TIPURI DE CATOZI ȘI PROBLEMELE ASOCIATE

Din punctul de vedere al necesităților tehnice și tehnologice, există diferite tipuri de structuri care pot constitui un catod pentru emisie de electroni.

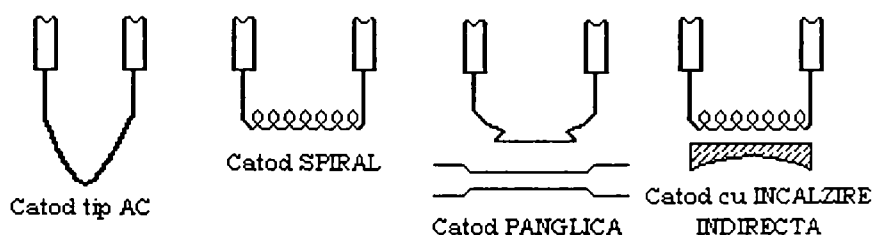


Figura 2.2.1 Tipuri de catozi

Generarea unor fascicule de electroni cu un curent electronic mai mic de 1 mA, a fost înțeleasă relativ devreme. Neluând în considerare efectele de dispersie datorate sarcinilor spațiale, au fost construite și au fost experimentate diverse configurații de sisteme de generare a electronilor cu trei electrozi (anod, catod și electrod Wehnelt):

M. von Ardenne în 1930 și Maloff Eptsein în 1934, au experimentat un sistem cu simetrie circulară cu un catod ascuțit prezentat în fig.2.2.2. [Bak 85] Catodul utilizat era o sârmă de wolfram (metal insensibil la influența gazelor reziduale în cazul unui vid insuficient)

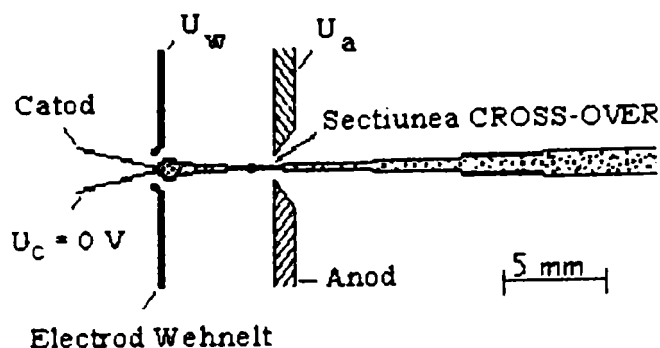


Figura 2.2.2. Catod ascuțit cu simetrie circulară
 Pentru catod au utilizat și sârmă de microcristal de LaB_6 .
 Un sistem cu trei electrozi cu un catod plat a fost experimentat de Schwartz și Strubig în scopul generării de fascicul de electroni pentru evaporări. [Bak 85] Configurația electrozilor prezentată în fig.2.2.3, a permis o reglare fină a intensității fasciculului de electroni

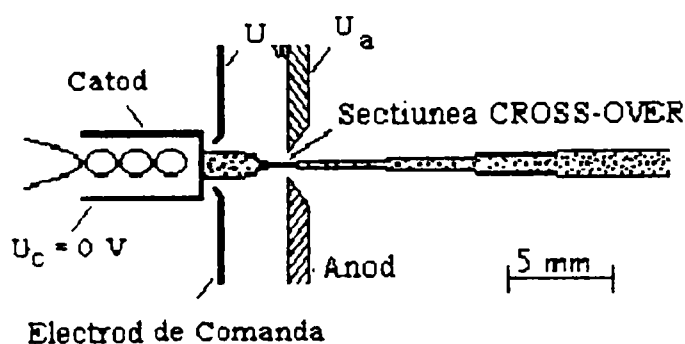


Figura 2.2.3. Catod cu încălzire indirectă
 Configurația cu un catod ascuțit utilizând emisia de câmp, reprezentată în fig.2.2.4., a fost experimentată de Sakahi și Maruse [Bak 85]. Utilizând un câmp electric cu intensitatea $E=10^9 \text{ V/m}$ la un curent rezidual spre electrodul de comandă de $I_w=10 \text{ A}$ și la o temperatură a catodului de $T=2000^\circ \text{ C}$, s-a obținut o densitate a curentului electronic util de $j_{fe}=5.3 \text{ A/cm}^2$.

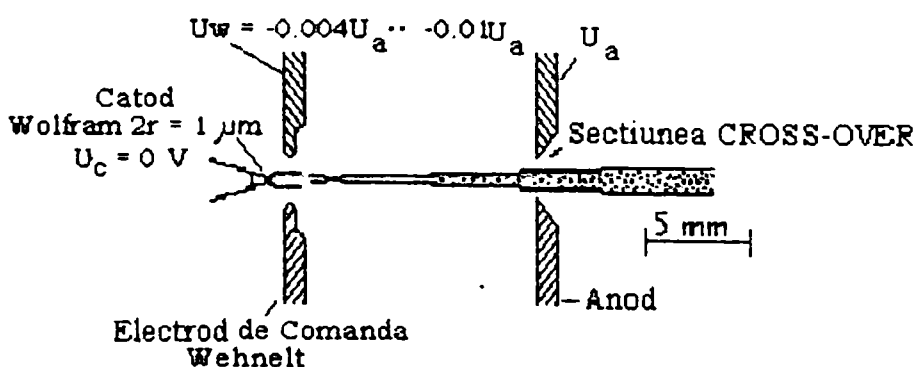


Figura 2.2.4. Catod ascuțit Sakahi-Maruse

Pierce respectiv M. von Ardenne [Bak 85] [Ard 62] au utilizat ca sursă de electroni un catod de plasmă. Geometria acestui sistem cu doi electrozi, reprezentată în Figura 2.2.5, s-a dovedit greu controlabil datorită modificărilor necontrolabile a zonei de emisie față de suprafața electrodului de comandă.

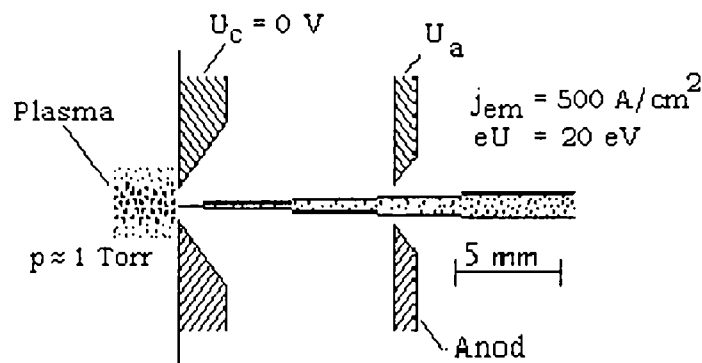


Figura 2.2.5. Catod de Plasmă.

Utilizarea electrodului de comandă (electrod Wehnelt) și ca electrod de focalizare care să permită obținerea unui fascicul focalizat la distanță, a fost studiată de Steigerwald, respectiv de Bruche și Braucks [Bak 62]. Geometria prezentată în fig.2.2.6. a permis obținerea unui fascicul reglabil cu energia de $eU_a = 50 \text{ keV}$, un curent de fascicul de $I_f = 2 \text{ mA}$ și o distanță a punctului de intersecție a traiectoriei electronilor, secțiunea cross-over situându-se la o distanță de 170 mm de la suprafața de emisie a unui catod ascuțit de Wolfram.

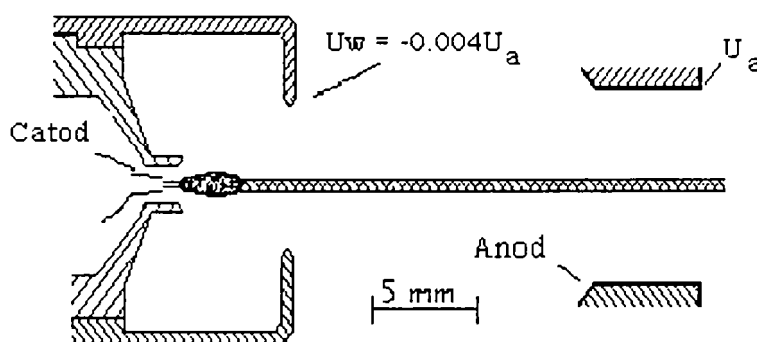


Figura 2.2.6. Catod cu electrod Wehnelt de comandă.

Această autofocalizare datorată configurației geometriei sursei de generare a fascicului de electroni se poate observa și la tunuri de mare putere utilizate la instalațiile de prelucrare. În acest caz printr-o proiectare adecvată a geometriei se poate compensa efectul de dilatare a unui fascicul intens, datorat diferenței dintre forța de respingere a efectului de sarcină spațială și forța de strângere a efectului Pinch. Utilizând aceste rezultate S.Schiller și P.Panzer [Bak 62] [Sch 76] au demonstrat posibilitatea obținerii unui fascicul de electroni intens cu un curent de $I_f = 0.1 \dots 0.4 \text{ A}$ cu un diametru constant de 2 mm pe o distanță de $z = 0.4 \text{ m}$. Instalațiile de prelucrare care operează cu fascicule de electroni intense, nu permit utilizarea unor catozi cu suprafețe de emisie punctiforme tipice catozilor ascuțiți. Totodată, datorită proporționalității dintre dimensiunea secțiunii fascicului în focar și suprafața de emisie se impune utilizarea unor catozi supraîncălziți cu o densitate de emisie electronică ridicată.

Configurația unor surse de electroni adecvate echipate cu niște catozi cu încălzire indirectă a fost realizată și studiată de Samuel în 1945, Rothe-Kleen în 1955, Brewer în 1958 și S.Schiller, P.Panzer în 1976 [Sch 76]. Configurația tipică a unor astfel de surse este reprezentată în fig. 2.2.7.

Geometria prezentată corespunde unui sistem cu doi electrozi. Electroful Pierce având un potențial similar cu cel al catodului masiv, are un rol de focalizare electrostatică și de dirijare a fasciculului spre orificiul din anod, astfel încât curentul rezidual orientat spre anod să fie minim la un diametru minim a fasciculului în zona secțiunii cross-over [Her 53].

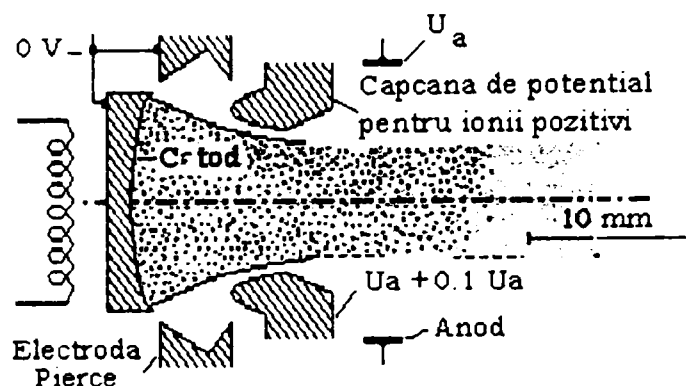


Figura 2.2.7. Catod Pierce cu încălzire indirectă.

În prezent geometriile optime sunt proiectate aproape în exclusivitate cu metode numerice bazate pe simularea câmpului electric și a traiectoriilor electronilor cu metoda diferențelor finite, respectiv cu metoda elementelor finite. Dată fiind complexitatea problemelor, rezultatele se obțin în urma unor iterații în cadrul cărora câmpul electric staționar determinat pe baza condițiilor Neumann respectiv Dirichlet, date pe suprafețele de delimitare a geometriei, este corectat iterativ în funcție de influența distribuției sarcinilor spațiale determinate de traiectoria electronilor. O configurație a electrozilor pentru tunuri cu tensiunea de accelerare de 60 kV și putere de 15...60 kW este prezentată în figura 2.2.8. Tunul tip triodă funcționează în zona de sarcină spațială a catodului adică catodul este supraîncălzit cu o emisie intensă de electroni, mai mare față de curentul de fascicul. Astfel, prin modificarea potențialului electrodului de comandă (potențial negativ față de suprafața de emisie) se poate regla dimensiunea suprafeței de emisie reale, suprafața în fața căreia nu se află un câmp electric care să formeze o barieră de potențial de blocare [Spa 48] [Sch 76]. Datorită efectelor termice ce apar pe suprafața catozilor supraîncălziți, durata de viață a acestora este de cca. 50...100 ore, cu ocazia fiecărui schimb de catod fiind necesară efectuarea unor operații complexe ca răcirea, devidarea și centrarea fasciculului. Pentru prelungirea duratei de bună funcționare, în unele instalații se utilizează o încălzire intermitentă a catodului, numai pe perioada de prelucrare. În vederea micșorării deformațiilor termice tipice fiecărui ciclu de încălzire se alege o treaptă de temperatură de așteptare a catodului, inferioară celei de prelucrare. Metoda permite evitarea șocurilor de temperatură, dar necesită supraîncălzirea catodului pe perioada de

prelucrare efectivă. Ea se datorează modificărilor de geometrie necontrolabile a sursei de generare a fasciculului de electroni, respectiv de necesitatea utilizării instalației pe toată gama de putere utilă.

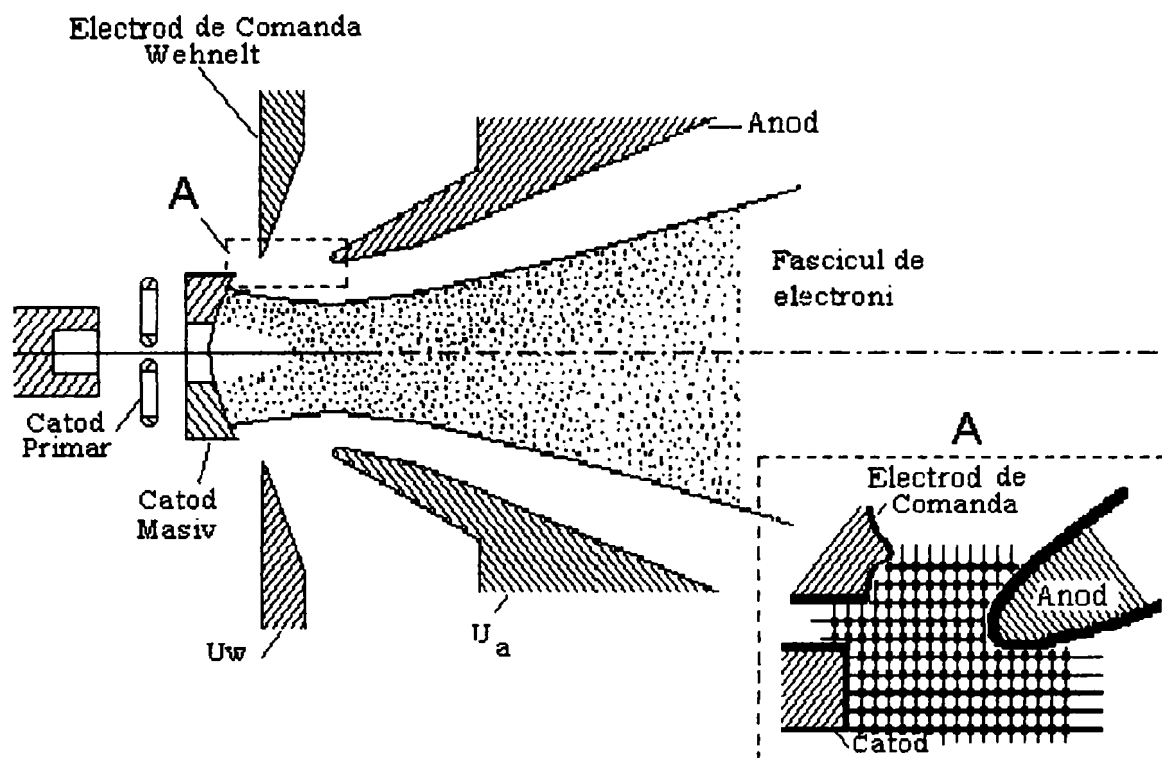


Figura 2.2.8. Catod pentru tun cu tensiune de accelerație 60 kV. Electroful de comandă poate genera o barieră de potențial în fața catodului putând regla astfel intensitatea fasciculului de electroni cât și distanța focală [Kle 53].

O corelare on_line între temperatura suprafeței de emisie a catodului cu curentul de fascicul a fost realizată și testată de S.Schiller [Pie 54]. Metoda se bazează pe estimarea temperaturii limită între regiunile de sarcină spațială și cea de saturație pentru tunuri tip triodă funcționând în buclă închisă. Astfel, dacă se aplică o perturbație treaptă pe valoarea prescrisă a puterii de încălzire a catodului masiv, atunci pentru menținerea unui curent de fascicul constant, regulatorul acestuia modifică tensiunea electrodului de comandă Wehnelt. Măsurând această variație de tensiune se poate estima efectul de sarcină spațială în vecinătatea suprafeței de emisie a catodului. În cazul temperaturilor scăzute, corespunzătoare zonei de saturație, variația puterii de încălzire a catodului are ca efect o modificare esențială a curentului electronic emis. Variația tensiunii Wehnelt corespunzătoare este relativ mare. În cazul supratemperaturilor caracteristice zonei de sarcină spațială curentul electronic emis este parțial sau integral ecranat de câmpul acestor sarcini. Astfel variația tensiunii Wehnelt în acest caz este redusă. Valoarea optimă a temperaturii catodului corespunzătoare unui curent de fascicul existent se obține în urma unor corecții aditive succesive a puterii de încălzire a ansamblului de catod. Această putere se consideră optimă în cazul în care variația tensiunii Wehnelt se apropie de o valoare tabelată aprioric determinată în funcție de valoarea curentului de fascicul.

Funcționarea acestui sistem se poate urmări și în figura 2.2.9. Caracteristicile (curbele) reprezentate se obțin pentru diferite temperaturi a suprafeței de emisie a catodului [Pie 54]. Aplicând o treaptă de încălzire catodului (salt la o caracteristică superioară), pentru a menține curentul reglat se va modifica tensiunea Wehnelt.

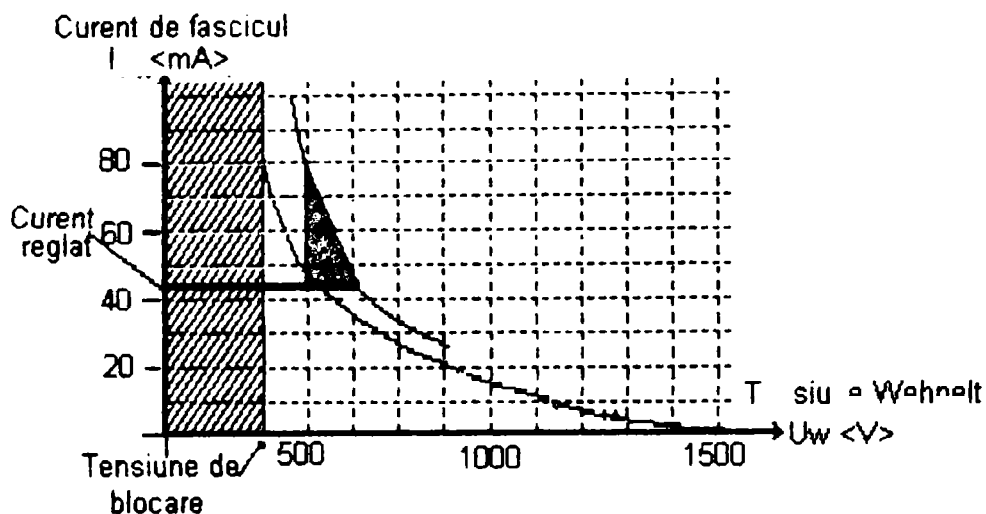


Figura 2.2.9. Reglare curent fascicul cu tensiune Wehnelt [Parametrul curbelor este temperatura catodului masiv]

Focalizarea fasciculului de electroni accelerați este posibilă utilizând lentile bazate pe un câmp magnetic sau lentile electrostatice. Focalizarea magnetică a fost propusă prima oară de MacGregor Morris și Clinton în 1896 [Bak 85]. Ei au montat o bobină circulară pe un tub Crookes și au arătat modificarea secțiunii fasciculului în funcție de curentul prin bobină. Bobina concentratoare pentru focalizare a fost utilizată prima oară de Weichert în 1899. Teoria generală a câmpurilor magnetice pentru focalizarea unui fascicul de electroni a fost formulată de H. Busch și publicată în 1926 și 1927 [Bak 85] [Pie 54]. El a studiat influența unui câmp magnetic neuniform produs de un solenoid scurt în direcția axială a deplasării fasciculului de electroni. În 1927 Rogowski și Flegler au dezvoltat un sistem analog cu o lentilă optică compusă, și au obținut o imagine formată de fascicul [Spa 48] [Kle 53] [Pie 54].

2.2.3 ANSAMBLUL DE CATOD PRIMAR CATOD MASIV

Acest subparagraf tratează problemele legate de producerea curentului de fascicul folosind ansamblul de catodi format din catodul primar și catodul masiv. Curentul de fascicul este generat de catodul masiv care la rândul lui este încălzit indirect prin intermediul catodului primar. Catodul primar este încălzit folosind un curent care parcurge torul care înconjoară catodul masiv și prin emisie de electroni care se vor ciocni de catodul masiv și prin radiație termică vor crea temperatura de emisie necesară. Cantitatea de electroni emiși de catodul masiv, adică curentul de fascicul va depinde de tensiunea de accelerare (diferența de potențial catod masiv – anod), de temperatura catodului (creat de caracteristicile catodului primar) și de potențialul electrodului de comandă Wehnelt. Mărimile menționate sunt

esențiale pentru reglarea automată a curentului de fascicul adică a caracteristicilor tehnologice a tunului. Aceste aspecte vor fi parcurse în continuare.

2.2.3.1 ASPECTE PRIVIND DISTRIBUȚIA DE SARCINI CU SIMETRIE CIRCULARĂ

Pentru obținerea distribuției de putere care încălzește catodul masiv, este necesară determinarea distribuției de potențial între catodul primar, având forma unui tor cu dimensiunile $R=2.74$ mm și $\rho=0.15$ mm, și catodul masiv, un cilindru cu semilugime $l = 6,6$ mm și raza $0,7$ mm. Obținând traiectoria electronilor emiși de catodul primar, se va determina distribuția densității de sarcină pe suprafața catodului masiv, densitate care, local, este proporțională cu densitatea de putere incidentă [Her 53] [Ryk 78]. Curentul electronic de ciocnire (curentul electronic catod primar - catod masiv) al catodului masiv (catod bolt) fiind dirijat de liniile câmpului electric, pentru un regim staționar (curent catod primar și tensiune de ciocnire constante) se poate determina distribuția densității de curent, respectiv distribuția densității de putere pe suprafața catodului masiv, prin aproximarea succesivă a influenței curentului electronic asupra potențialului electric rezultat.

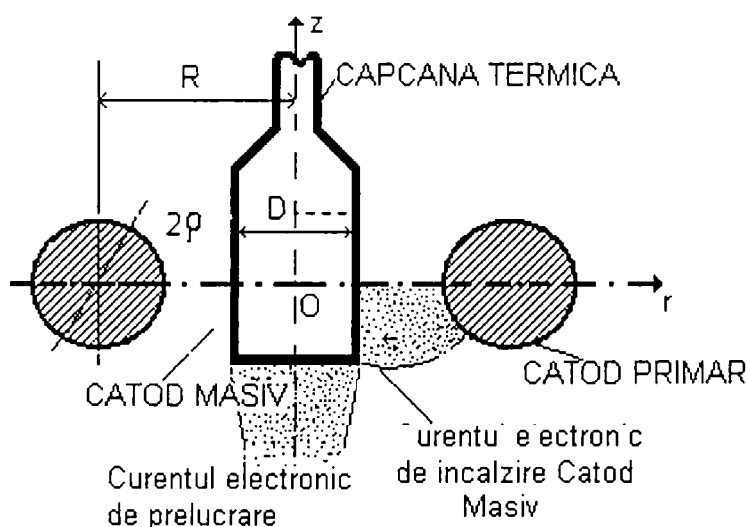


Figura. 2.2.10. Ansamblu de catod cu încălzire indirectă

Etapele de aproximare a distribuției câmpului electric și a densității de curent electronic sunt următoarele:

- se determină câmpul electric al ansamblului de catod având o construcție geometrică cunoscută;
- se determină liniile de câmp și distribuția densității de sarcină spațială datorată curentului electronic dintre catodi;
- se determină densitatea de sarcini spațiale cauzate de curentul electronic;
- se determină termenii de corecție al câmpului electric, datorati sarcinilor spațiale; iterația se consideră terminată pentru termeni de corecție ne semnificativi. [Dav 97].

Potențialul electric $\Phi(r,z)$, generat de o distribuție de sarcini cu simetrie de rotație are expresia [Dav 31] [Her 53]:

$$\Phi(r,z) = \frac{1}{4\pi\epsilon} \int_{-\pi}^{\pi} \int_S \frac{q(r_1, z_1) \cdot r}{R(r, r_1, z, z_1)} dS d\phi \quad (2.2.1)$$

unde:

q - este densitatea de sarcini electrice,

ϵ - este permitivitatea electrică a mediului,

R - reprezintă distanța dintre punctul fix $P(r,z)$, în care se dorește determinarea potențialului și punctul variabil pe domeniul de integrare $P(r_1, z_1)$, în care se cunoaște valoarea sarcinii.

$$R(r, r_1, z, z_1) = \sqrt{r^2 + r_1^2 + (z - z_1)^2 - 2rr_1 \cos(\phi)} \quad (2.2.2)$$

Urmând o metodă de rezolvare bazată pe aproximarea expresiei $1/R(\cdot)$, cu funcții sferice superficiale și pentru un punct cu coordonatele (r,z) fixat, potențialul electric va avea expresia :

$$\Phi(r,z) = \frac{1}{4\pi\epsilon} \cdot \int_{-\pi}^{\pi} \int_S r_1 \frac{q(r_1, z_1) d\phi}{\sqrt{u^2 + v^2 - 2uv \cos(\phi)}} dr_1 dz_1 \quad (2.2.3)$$

Relația obținută permite determinarea potențialului electric total, ca o sumă de potențiale elementare, datorate unor distribuții ale sarcinii, ce definesc condiții similare cu problema inițială. Sub o formă directă acest studiu poate fi descris după cum urmează.

2.2.3.2. DETERMINAREA DISTRIBUȚIEI DE POTENȚIAL ÎNTRE CATOZI

Considerând catodul masiv legat la un potențial nul, respectiv catodul primar la potențialul tensiunii de ciocnire ($U_s = -800$ V), într-o primă aproximare se poate aprecia că, câmpul electric este generat de o distribuție de sarcini electrice pe cercul de raza R (sarcină inelară) și o distribuție de dipoli electrice pe același arc. Corespunzător acestora potențialul va fi compus din doi termeni ponderați cu constantele Q (corespunzătoare sarcinii de pe tor, sarcină inelară) și Q_d (corespunzătoare dipolilor electrice de pe tor) [Chi 11] [Pie 54].

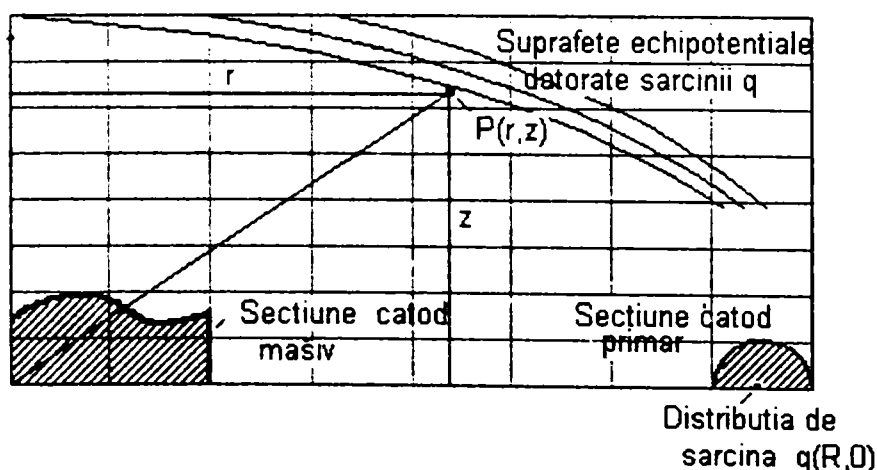


Figura 2.2.11. Suprafețe echipotențiale datorate distribuției de sarcină inelară.

Câmpul electrostatic generat exclusiv de distribuția de sarcini pe cercul R s-a reprezentat în figura 2.2.11 cu ajutorul suprafețelor echipotențiale. Se

asigură suprafața echipotențială de potențial U_s pe torul care formează catodul primar. Dipolii se obțin dintr-o distribuție de sarcini de semn contrar și la o distanță d de distribuția inițial considerată.

Suprafețele echipotențiale datorate sarcinilor de dipol au fost reprezentate în figura.2.2.12.

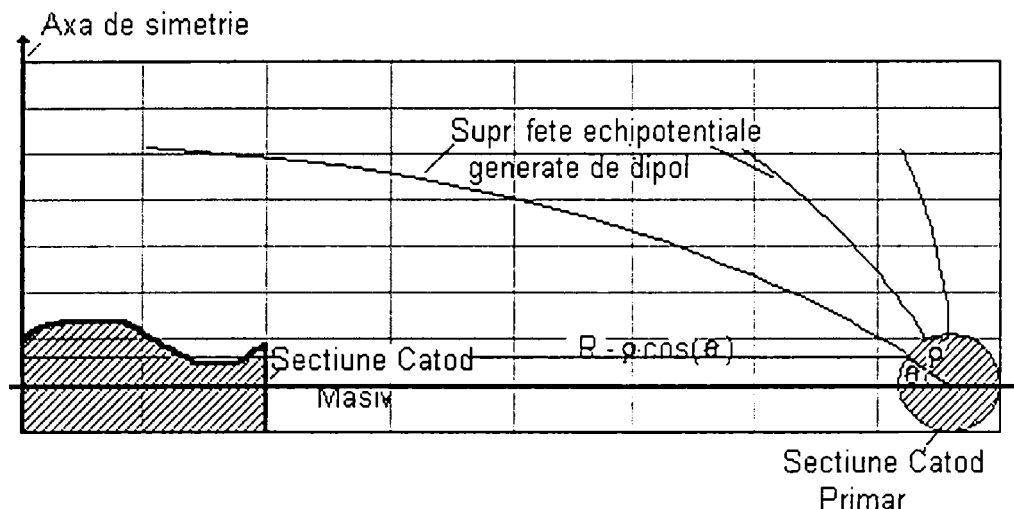


Figura 2.2.12. Suprafețe echipotențiale datorate distribuției de dipol

În apropierea suprafeței torului valoarea aproximată a potențialului se obține în urma determinării constantelor Q și Q_d din condiția ca potențialul pe suprafața catodului primar să fie -800 V. Suprafețele echipotențiale determinate au fost reprezentate în figura.2.2.13. Se poate observa distorsionarea câmpului în vecinătatea planului $z=0$ [Pie 54] [Bak 85]. Această distorsiune este, însă, nesemnificativă pentru determinarea distribuției de încălzire a suprafeței catodului masiv, datorită variației neglijabile a potențialului simulat pe suprafața virtuală a catodului primar.

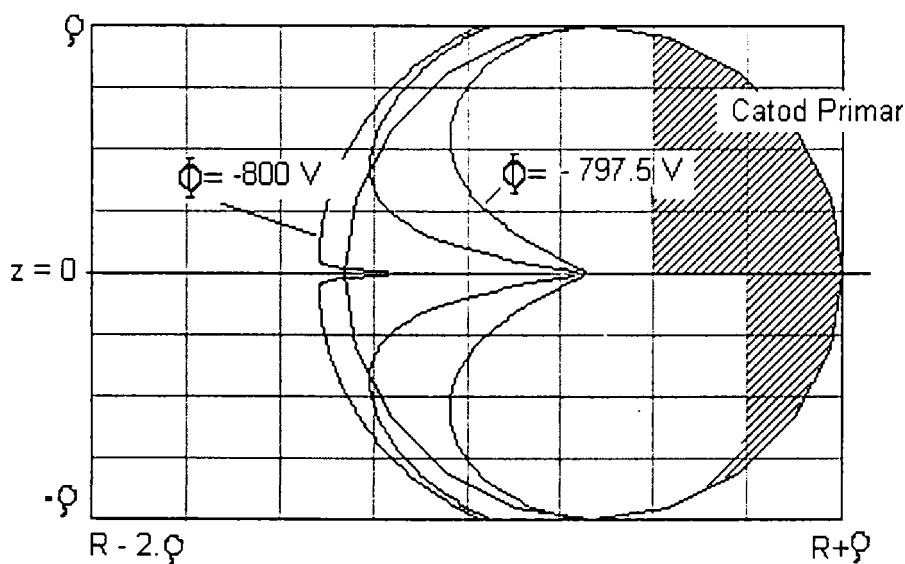


Figura 2.2.13. Suprafețe echipotențiale în vecinătatea catodului primar.

Traectoria electronilor se obține în urma integrării numerice simultane a sistemului cu condiții inițiale de pornire situate pe suprafața catodului

primar și viteze inițiale nule Metoda de aproximare a potențialului cu serii ortogonale permite obținerea distribuției potențialului și a câmpului cu o precizie aprioric impusă, sub formă analitică. Pe baza ecuațiilor de mișcare a electronilor emiși de catodul primar către catodul masiv, devine posibilă determinarea distribuției puterii electrice de încălzire pe suprafața catodului masiv și totodată a modelului matematic de distribuție a temperaturii pe suprafața de emisie a catodului masiv.

Ca prim pas se determină valoarea inițială a câmpul electrostatic pentru o geometrie dată, respectiv a traiectoriei electronilor emiși de catodul primar. Considerând că emisia de pe suprafața catodului primar este uniformă, din evaluarea statistică a traiectoriilor se obține distribuția puterii de încălzire pe suprafața catodului masiv. Dacă într-o primă aproximare se consideră pierderi prin radiație și pierderi prin conducție termică spre suportul catodului masiv, regimul termic se poate modela cunoscând fluxul termic pe suprafața catodului masiv.

2.2.3.3. DETERMINAREA MODELULUI TERMIC AL ANSAMBLULUI DE CATOD

Se consideră o distribuție de putere de încălzire uniformă pe suprafața catodului masiv și o conducție termică care asigură uniformizarea temperaturii cu *constante de timp* reduse în comparație cu modificarea densității de curent emis de catodul primar [Bak 85]. Temperatura catodului masiv, temperatură valabilă și pentru suprafața de emisie a fascicului de prelucrare, se obține dintr-un echilibru de puteri. Puterea de încălzire obținută prin ciocnirea electronilor emiși de catodul primar cu catodul masiv și accelerați de câmpul electric staționar dintre catodi produce încălzirea în volum a catodului masiv, care pierde însă căldură prin radiație de pe suprafața catodului prin conducție și radiație spre capcana termică. Pierderile prin radiație, fenomenul de cedare de putere cel mai important în tunuri cu vid înaintat, sunt limitate prin utilizarea unor suprafețe cilindrice de ecranare amplasate în exteriorul ansamblului de catod. Utilizarea lor asigură pe lângă reducerea temperaturii suprafeței catodului primar, necesară obținerii unui curent de fascicul impus, și o rezervă de stabilitate mai bună a curentului de fascicul, prin faptul că se evită zona foarte abruptă a curbei de emisie. Rezultatele experimentale au dovedit existența unei *reacții pozitive* datorate radiației. Suprafața catodului masiv va încălzi prin radiație catodul primar care ajunge să lucreze în zona de saturație. Ca urmare, acesta emite o densitate de curent electronic mai mare, proporțională cu puterea de încălzire.

Modelul ansamblului de catod cu ecran.

Modelul se bazează pe determinarea puterii de încălzire având în vedere puterea pierdută prin radiație. S-au rezolvat ecuațiile regimului termic în următoarele ipoteze simplificatoare:

- Distribuția de temperatură pe suprafața catodului primar și a catodului masiv se consideră uniformă.
- Catodul primar este încălzit electric și radiativ.

- Pierderile de căldură ale catodului primar au loc numai prin radiație, neglijându-se pierderile de prin conducție termică la capetele de alimentare ale catodului și pierderile prin convecție termică, presupunând un vid înaintat $p < 0.001$ mbar.
- Catodul masiv este încălzit radiativ prin bombardament electronic de către catodul primar, pierderile au loc prin radiație, respectiv prin conducție termică spre capcană termică, care pierde puterea prin radiație.
- Schimb de căldură prin radiație are loc numai în cadrul ansamblurilor *catod primar - catod masiv*, *catod primar - ecran termic*, respectiv *catod masiv - ecran termic*.

Ecranul termic de formă cilindrică, concentrică cu ansamblul de catod este încălzit prin radiație de ansamblul de catod și pierde căldură, tot prin radiație, de pe suprafața exterioară. Considerând peretele ecranului foarte subțire, se consideră că nu există diferență de temperatură dintre fața interioară și cea exterioară a peretelui [Pie 54] [Bak 85].

Interacțiunea prin radiație este factorul cel mai important în asigurarea transmisiei de căldură. Pentru determinarea suprafețelor de interacțiune între catodul primar și cel masiv, respectiv a suprafețelor efective care pierd integral puterea prin radiație (suprafețe care emit putere radiativă în direcții care ocolesc suprafețele încălzite) s-a utilizat configurația geometrică reprezentată în figura 2.2.14.

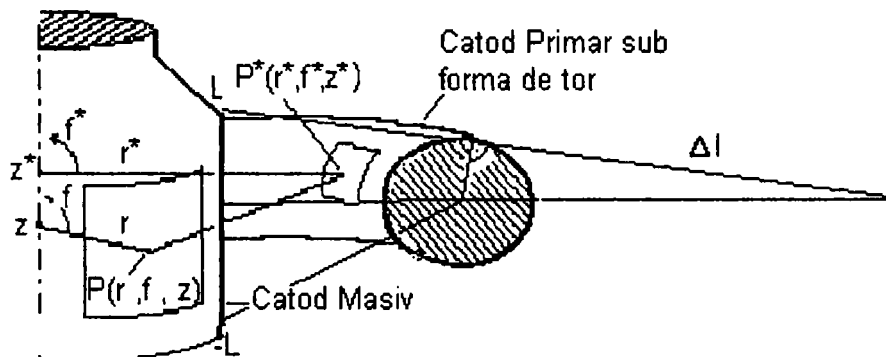


Figura 2.2.14. Suprafețe de schimb radiativ între catodul primar și catodul masiv.

Considerând elementele de suprafață în vecinătatea punctelor $P(r, f, z)$ de pe suprafața catodului masiv, respectiv $P^*(r^*, f^*, z^*)$ amplasat pe suprafața catodului primar, suprafețele de schimb radiativ se obțin ca suma proiecției suprafețelor elementare pe planul perpendicular pe dreapta care unește aceste puncte. Orice suprafață elementară care se află pe suprafața exterioară a catodului primar nu va contribui la suprafața de interacțiune radiativă studiată.

Fluxul de energie radiativă d^2Q_1 emis de către suprafața elementară dS_2 de pe catodul masiv în direcția y_2 , flux care încălzește suprafața elementară dS_1 de pe tor, se obține cu relația:

$$d^2Q_1 = I_2 \cdot dW_2 \cdot \cos(y_2) \cdot dS_2, \quad (2.2.5)$$

unde:

I_2 reprezintă intensitatea totală de radiație, emisă de suprafața elementară dS_2 ; dW_2 reprezintă unghiul solid elementar, sub care se vede suprafața elementară dS_1 , de pe suprafața dS_2 ;

y_2 unghiul dintre direcția de radiație și direcția normală pe suprafața dS_2 .

Similar, fluxul de energie radiativă d^2Q_2 , care încălzește suprafața elementară dS_2 de pe cilindru, emis de suprafața elementară dS_1 este:

$$d^2Q_2 = I_1 \cdot dW_1 \cdot \cos(y_1) \cdot dS_1 \quad (2.2.6)$$

Energia totală care încălzește suprafața catodului masiv, emisă de suprafața catodului primar se obține prin integrarea fluxului elementar pe cele două suprafețe în interacțiune. Având în vedere simetria circulară, într-o primă aproximare suprafețele elementare dS_1 și dS_2 pot fi considerate, ca suprafețe ale fâșiilor circulare. Astfel integralele după suprafețele S_1 și S_2 se reduc la integrale după unghiul f , respectiv după axa z . Suprafața totală a torului reprezintă suprafața de pierdere radiativă a catodului primar. Similar suprafața laterală și cea de emisie reprezintă suprafața de pierdere radiativă a catodului masiv. Presupunând exclusiv pierderi prin radiație pe întreaga suprafață a catodului primar, curentul I prin catodul primar se poate considera ca funcție numai de temperatura T și diametrul conductorului d adică $I(T, d)$ (vezi figura 2.1.15) [Ryk 78].

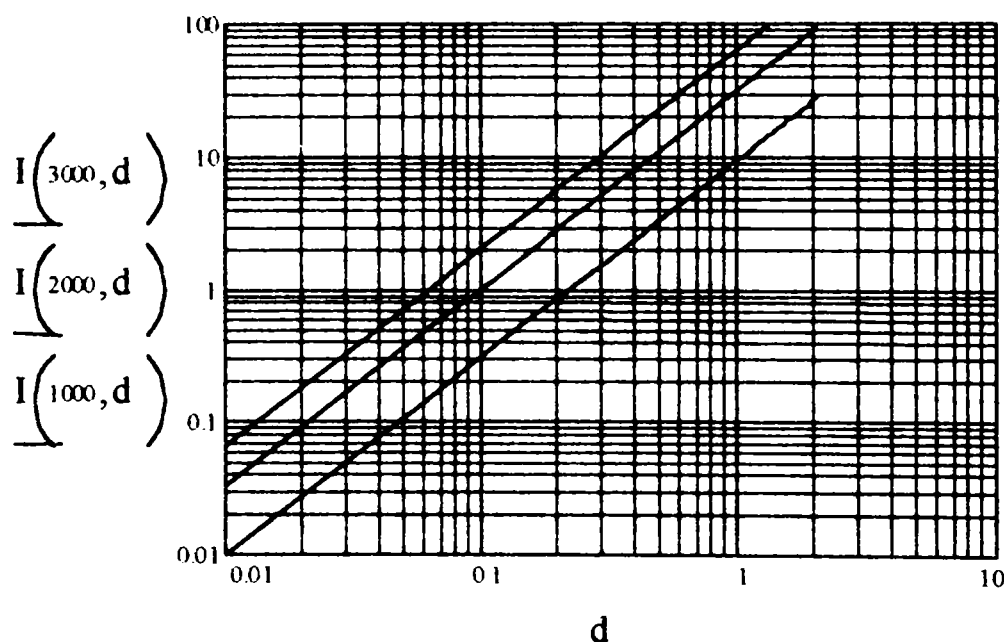


Figura 2.2.15. Curentul prin catodul primar în funcție de diametrul catodului [Dav 97]

Ansamblul de catod utilizat în tunul cu fascicul de electroni tip CTW 5/60, are temperatura suprafeței de emisie de 2800...3200 K. Curentul de saturație în A/cm^2 , se obține din relația:

$$j_s(T, E) := 120.4 T^2 \cdot \exp \left[-1.1608 \cdot 10^4 \cdot \left(\frac{eU_A - 3.79 \cdot 10^{-6} \cdot \sqrt{E}}{T} \right) \right] \quad (2.2.8)$$

unde E reprezintă intensitatea câmpului electric de pe suprafața catodului primar, într-o primă aproximare se poate considera că:

$$E(r) := -\frac{d}{dr}\Phi(r,0) \quad (2.2.9)$$

Modelul termic al catozilor se obține din echilibrul de putere al catozilor. Catodul primar este încălzit de curentul I_{pk} comandat, respectiv de partea de putere radiată de catodul masiv care cade în unghiul solid sub care se vede catodul primar. El pierde puterea prin radiație. Pe lângă radiație catodul masiv pierde o cantitate de căldură și prin conducție termică spre zona de prindere, zonă care prin micșorarea diametrului catodului masiv, prezintă o rezistență termică mărită. O legătură între I_{pk} și Puterea catodului masiv se poate urmări pe figura 2.2.16 unde apar și rezultate teoretice comparativ cu rezultate experimentale obținute la instalația CTW 5/60.

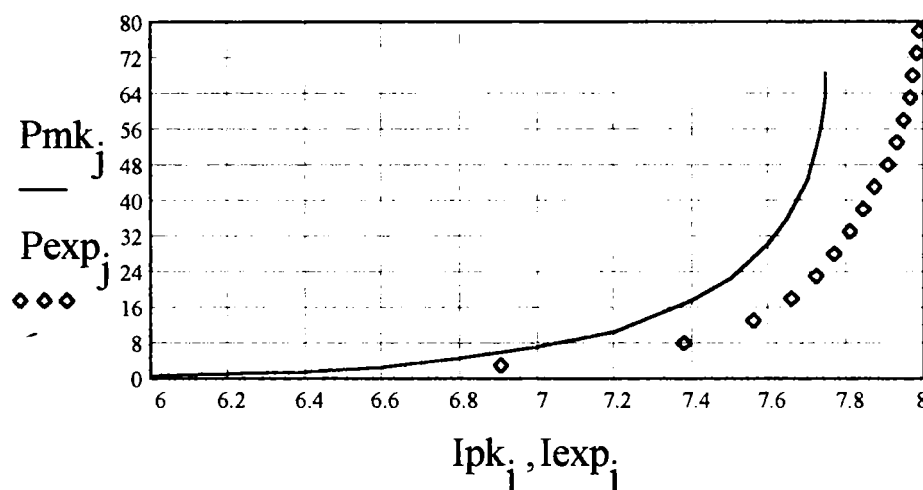


Figura 2.2.16. Valoarea staționară a puterii de încălzire a catodului masiv în funcție de I_{pk} , la o tensiune de ciocnire $U_s=700$ V [Dav 97][P_{mk} , P_{exp} sunt puterea catodului masiv teoretic și experimental iar I_{pk} respectiv I_{exp} sunt valorile curentului prin catodul primar]

Se poate observa tendința exponențială a caracteristicii (care cauzează o instabilitate a regulatorului implementat pentru reglarea puterii catodului masiv, adică a curentului de fascicul. Dacă acest regulator este acordat pentru un punct de funcționare de putere relativ redusă ($P_{MK}=40$ W), la creșterea puterii prescrie condiția de stabilitate nu mai este respectată. Există o valoare limită peste care, reacția pozitivă radiativă dintre suprafețele catozilor, este suficient de ridicată ca ansamblul să rămână supraîncălzit. În aceste situații singura posibilitate este anclanșarea unei protecții care decuplează tensiunea de ciocnire dintre catozi, curentul I_{pk} pierzând rolul de mărime de comandă. Totodată fenomenul cauzează și limitarea superioară a curentului de fascicul prin limitarea valorii prescrie în interiorul domeniului stabil.) Soluția era montarea unui ecran cilindric concentric cu catodul masiv care limitează pierderile radiative, stabilindu-se o interacțiune radiativă dintre ecranul montat și catodul primar respectiv cel masiv. Utilizând această soluție puterea limită maximă de 85...90 W poate fi extinsă până la nivelul de 105...110 W, suficient pentru încălzirea ansamblului de catod la o temperatură care

asigură mărirea puterii de fascicul utile de la 5 kW (85 mA la 60 kV) la 10 kW (170 mA la 60 kV) [Ryk 78] [Bak 85].

Valoarea prescrisă a temperaturii suprafeței de emisie a catodului masiv $T_{s_{pr}}$, se poate determina aprioric cunoscând geometria sursei de fascicul, precum și parametrii tehnologiei de prelucrare, tensiunea de accelerare U_{HV} și curentul de fascicul I_f , impus în faza de prelucrare. Suprafața de emisie reală a catodului masiv, este dependentă de semiunghiul maxim de conducție q_0 . Deși pentru orice valoare admisibilă a acestui unghi există un domeniu a temperaturii prescrise, care permite obținerea curentului I_f impus, regimul de lucru al sursei de electroni devine neeconomic, catozii fiind supraîncălziți. Din acest motiv se impune ca în timpul prelucrărilor suprafața de conducție să fie la parametrii apropiați de parametrii suprafeței de emisie maximă a catodului masiv.

Teoretic, valoare prescrisă de tehnologie, cuplată cu forma liniarizată a sistemului de funcționare a ansamblului de catozi, permite implementarea unui regulator discret de urmărire a temperaturii catodului masiv. Impreciziile se datorează timpului mort dintre încălzirea catodului primar și cel masiv. În figurile 2.2.17 și 2.2.18 s-au reprezentat variația temperaturilor simulate ale catozilor pentru o variație treaptă de 7.65 A a curentului de catod primar, respectiv pentru o variație rampă care atinge valoarea 7.65 A la 20 sec de la cuplarea ansamblului. După cum se poate observa din figurile prezentate, încălzirea semnificativă a catodului masiv are loc numai dacă temperatura catodului primar atinge valoarea de 2500 K. Din acest moment catodul masiv se încălzește cu o constantă de timp influențată esențial de capacitatea termică a catodului. Creșterea lentă a temperaturii catodului primar, după ce a atins valoarea nominală, se datorează reacției pozitive prin radiație între catozi.

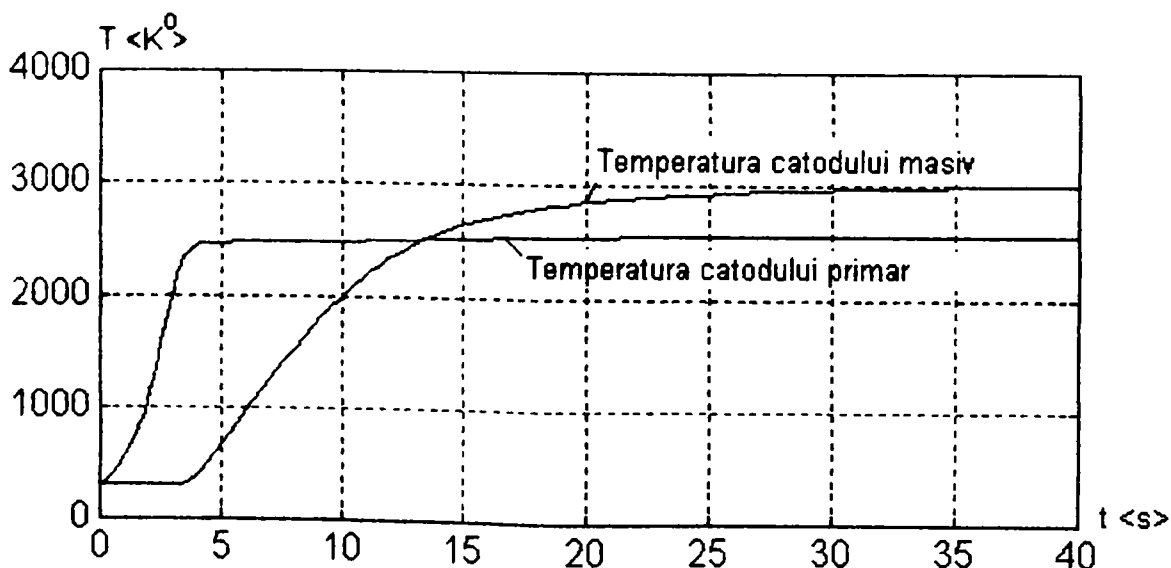


Figura 2.2.17. Temperatura catodului primar și masiv la o variație treaptă a curentului de comandă I_{pk} .

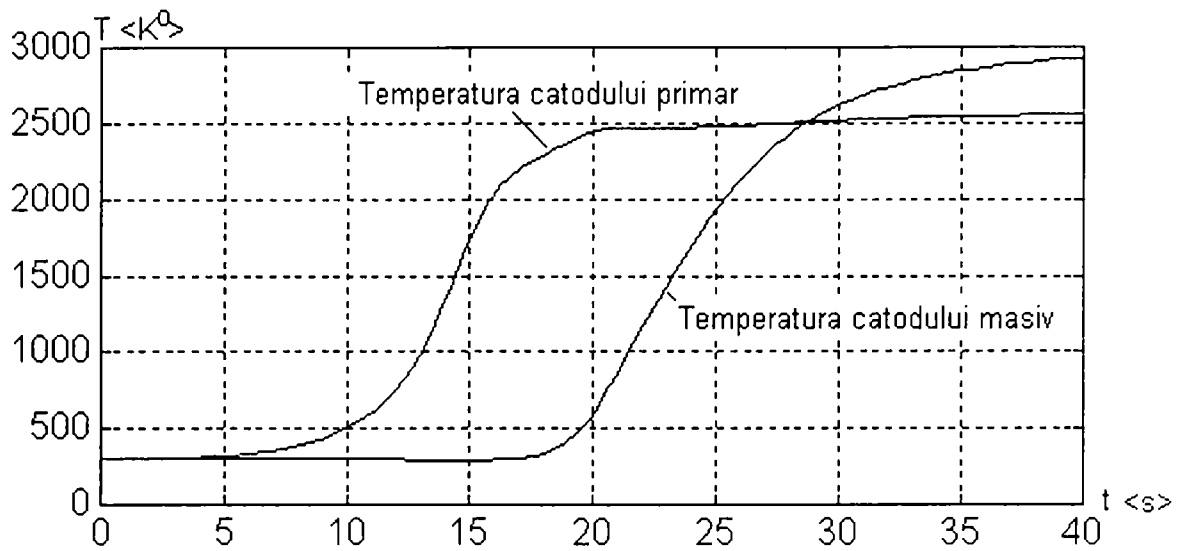


Figura 2.2.18. Temperatura catodului primar și masiv la o variație rampă a curentului de comandă I_{pk} .

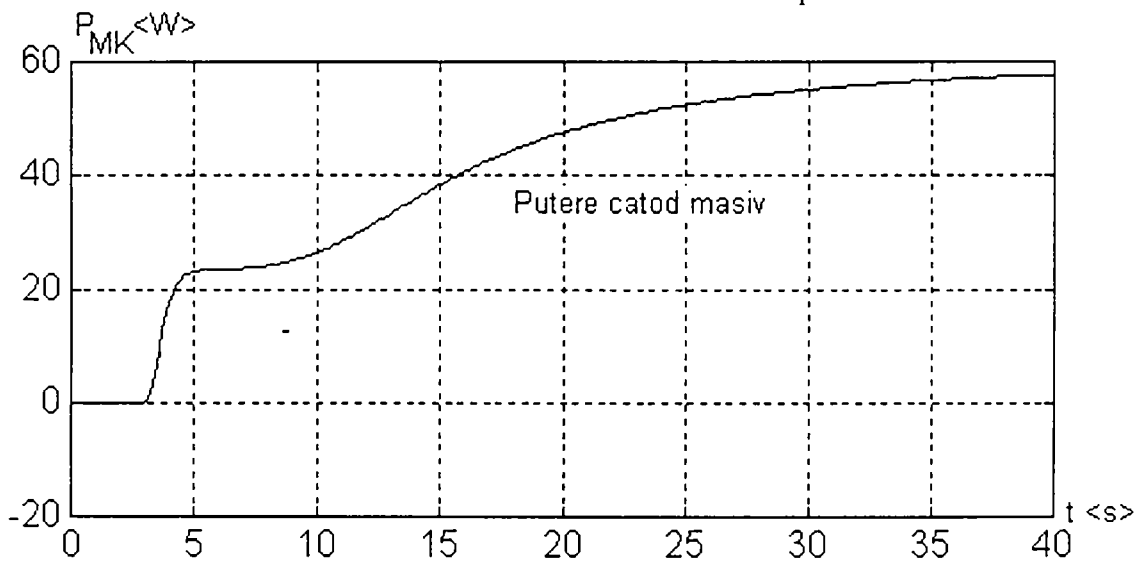


Figura 2.2.19. Puterea de încălzire a catodului masiv la o variație treaptă a curentului I_{pk} .

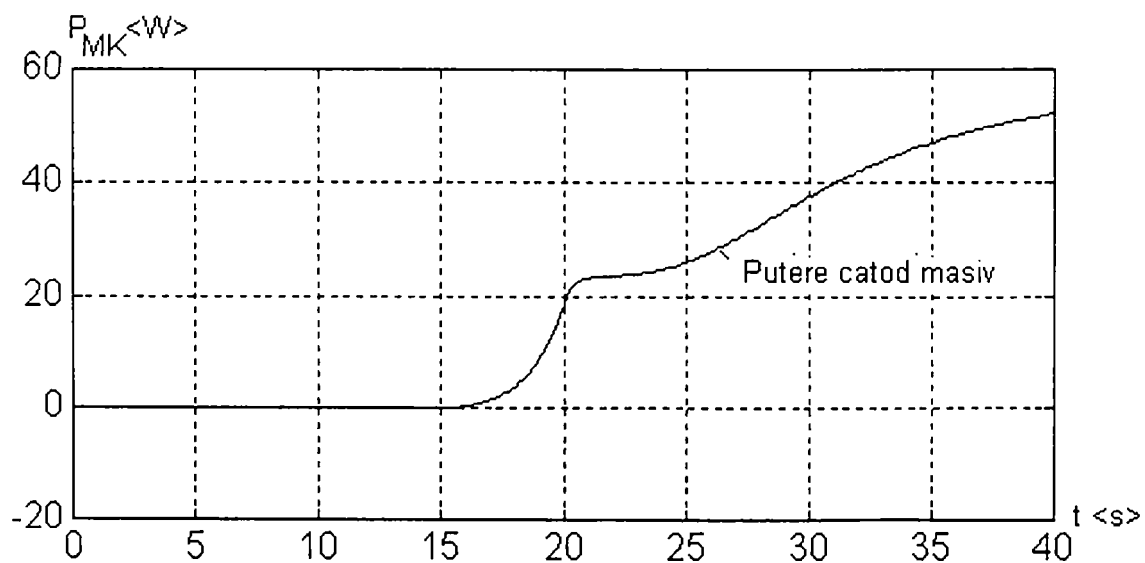


Figura 2.2.20. Puterea de încălzire a catodului masiv la o variație rampă a curentului I_{pk} .

Influența creșterea lente a temperaturii catodului primar se poate observa în modificarea puterii de încălzire a catodului masiv P_{mk} , reprezentate în figurile 2.2.19 și 2.2.20. [Dav 97]. Reglarea încălzirii ansamblului de catod la instalații Steigerwald [Bak 85] sau Manfred von Ardenne s-a realizat printr-o buclă de putere P_{MK} constantă. Valoarea prescrisă a puterii s-a stabilit experimental în trepte discrete (treaptă de preîncălzire, treaptă intermediară), comandate de un calculator de proces. Treapta de preîncălzire, reglată în domeniul de 40...50W, a asigurat încălzirea și menținerea ansamblului la o temperatură de așteptare, evitând șocurile termice. O treaptă intermediară a asigurat încălzirea suplimentară până la puteri de 60...70 W, la care este posibilă o prelucrare la un curent de fascicul redus, de 10...20 mA. Prelucrările care necesită puteri mari cu un curent de fascicul $I_f > 25$ mA, s-au executat cu o valoare prescrisă a puterii P_{MK} de aproximativ 100 W. Aceste valori fiind stabilite experimental orice modificare a condițiilor din tun (modificarea geometriei, modificarea tensiunii de ciocnire dintre catodul primar și cel masiv sau modificarea valorii vidului final din tun) implică sau modificarea valorilor prescrise sau supraîncălzirea ansamblului în fiecare treaptă de putere. Valorile de intrare în sistemul de reglare sunt curentul comandat prin catodul primar I_{pk} și tensiunea de accelerare (tensiune de ciocnire) U_s între catodul primar și cel secundar. Mărimea de ieșire măsurată este puterea P_{MK} , iar cea controlată este temperatura catodului masiv, a cărei valoare este impusă de tehnologie.

2.2.4 SURSE DE FASCICUL CONVERGENT CU SIMETRIE CIRCULARĂ

Tunul cu fascicul de electroni prezintă o simetrie circulară. Presupunând un curent electric între două suprafețe sferice (anod cu raza R_a și catod cu raza R_c), distribuția densității de sarcină ρ a densității curentului electronic j_r și a potențialului ϕ se obțin prin rezolvarea următorului sistem de ecuații:

$$\begin{aligned} \operatorname{div}(\operatorname{grad}(\phi)) &= -\frac{\rho}{\epsilon_0} \\ v_r^2 &= 2 \cdot \frac{e}{m} \cdot \phi \\ j_r &= \rho \cdot v_r \end{aligned} \quad (2.1.10)$$

Rezolvarea sistemului (2.1.10) în condiții de frontieră date este extrem de laborioasă fiind posibilă numai cu metoda diferențelor finite sau a elementelor finite. Totuși, bazându-ne pe ipoteza Pierce [Pie 54], problema se poate reduce la determinarea unor suprafețe echipotentiale, care se implementează în tunul cu fascicul de electroni ca *electrod Wehnelt*. Pierce a considerat că, pentru curentul electric dintre anod și catod există o secțiune de curent dorit, iar influența sarcinilor exterioare acestei secțiuni se poate înlocui cu o suprafață echipotentială.

În condițiile impuse se determină soluția ecuației $\text{div}(\text{grad}(\phi)) = 0$ în domeniul exterior fascicului și se obțin ecuațiile suprafețelor electrozilor de comandă. Soluția analitică a problemei se poate obține numai în cazuri speciale. Se demonstrează existența și unicitatea soluției. În practică soluțiile se caută sub forma unor serii convergente.

Distribuția potențialului electric în domeniul delimitat anod-catod este reprezentată în figura 2.2.21.

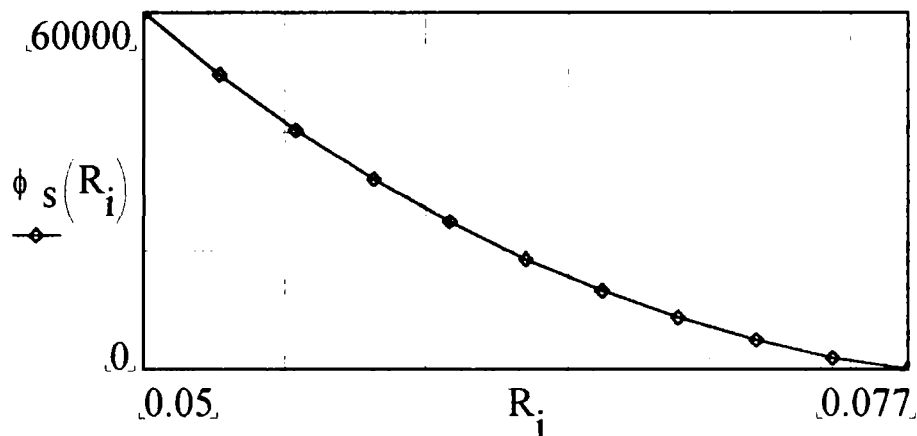


Fig. 2.2.21. Potențialul electric între sferele catod-anod. Pe abscisă avem distanța măsurată în metri [m] iar pe ordonată în volți [V][Dav 97].

Căutăm un model parametric care să estimeze corect curentul de fascicul dacă se cunoaște tensiunea de accelerare și tensiunea Wehnelt a electrodului de comandă.

Să considerăm curentul electronic i_f obținut în unghiul solid $\Omega = 2 \cdot p \cdot (1 - \cos(\theta_0))$, delimitat de conul cu semiunghiul θ_0 . Mărima i_f reprezintă curentul de fascicul pe care dorim să-l obținem.

Electrodul de comandă (electrodul de focalizare Wehnelt) aflat la potențialul catodului (0 V), se determină ca suprafața echipotențială trasată în prelungirea suprafeței de catod. Bazând pe relația aproximativă obținută în urma dezvoltării în serie (Radley 1983), suprafața echipotențială $\phi = U_w$ [U_w tensiunea Wehnelt] din vecinătatea catodului, reprezintă suprafața electrodului Wehnelt.

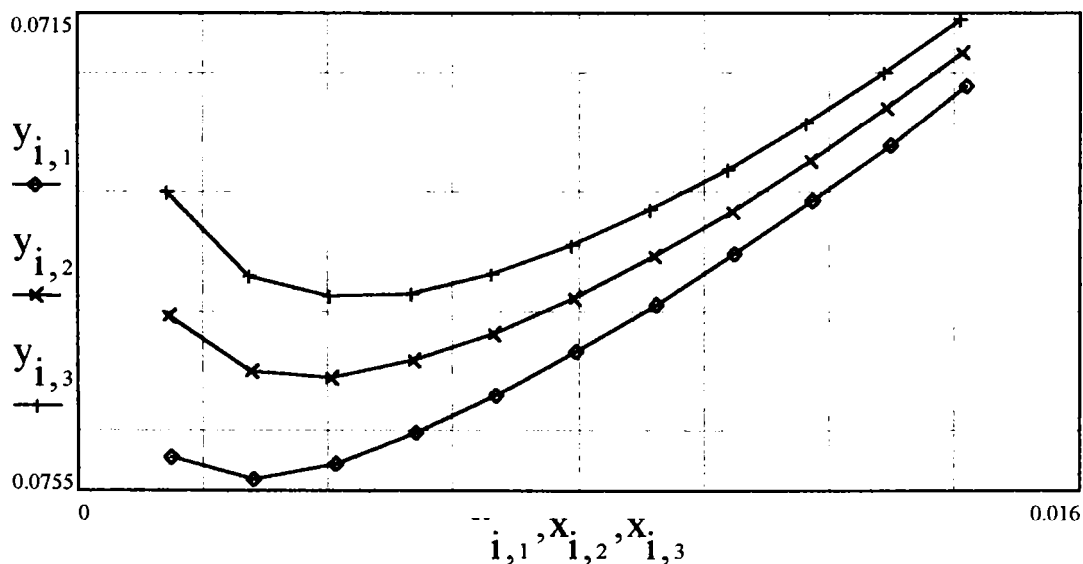


Figura. 2.2.22: Suprafețe Wehnelt la tensiunea 1,2 și 3 kV care asigură un fascicul electronic în formă de con cu semiunghiul ϕ_0 .

Modificând semiunghiul ϕ_0 al conului de conducție care determină valoarea curentului de fascicul, se poate determina o familie de curbe echipotențiale, posibile suprafețe ale electrodului Wehnelt [Bak 85]. Dacă ar exista suprafețe echipotențiale suprapuse pentru diferite valori ale semiunghiului ϕ_0 , la un potențial dependent de θ_0 , atunci ele ar constitui suprafețele electrodului de comandă Wehnelt ideale pentru comanda intensității curentului de fascicul. Proiectarea exactă a geometriei sursei de electroni în acest caz necesită modelarea numerică a distribuției câmpului electric și a distribuției sarcinii electrice, precum și a traiectoriilor electronilor.

2.2.5 MODELUL MIGRĂRII SECȚIUNII CROSS-OVER

Experiențele efectuate au scos la iveală o dependență a distanței de focalizare în funcție de modificarea curentului de fascicul (sau a tensiunii Wehnelt). Pentru a modifica curentul de fascicul trebuie să se modifice tensiunea electrodului de comandă Wehnelt ceea ce înseamnă că forța normală (perpendiculară pe direcția de deplasare a fascicului) ce acționează pe fascicul se modifică [Pie 54] [Kir 58]. Acest lucru înseamnă că distanța focală a acestei lentile electrostatice se modifică. Această distanță focală se numește cross-over, sau sursă virtuală de electroni. (vezi figura 2.2.23)

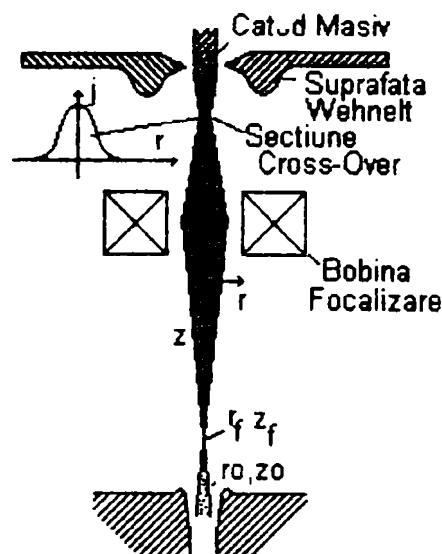


Figura 2.1.23. Modelul focalizării magnetice al instalației cu FE

Sistemul de focalizare magnetic pe suprafața materialului (descriș în paragraful următor) consideră cross-overul ca punct de pornire al curentului de fascicul. Acest sistem este necesar pentru că modificarea intensității curentului de fascicul prin reglarea temperaturii catodului masiv este foarte dificilă. Migrarea secțiunii cross-over, în cadrul reglării instalației a reprezentat o perturbație necunoscută.

Metoda cea mai răspândită de eliminare a acestei perturbații constă în reglarea vizuală a distanței de focalizare pentru un curent de fascicul redus (1...5 mA) și în aplicarea unor corecții de curent de focalizare determinate experimental în faza de elaborare a tehnologiei de prelucrare.

Fenomenul de modificare a distanței focale se produce în urma modificării distanței cross-over în funcție de potențialul electrodului de comandă Wehnelt. Totodată se modifică și curentul de fascicul. Fenomenul este influențat și de modificarea potențialului datorită distribuției sarcinii spațiale generate de curentul de fascicul. Traectoria electronilor este complet determinată de condițiile inițiale.

Experiențele efectuate cu tunul CTW 5/60, prevăzut cu un ansamblu de catod modificat care a permis obținerea unui curent de fascicul de 150 mA, au condus la relații cantitative între curentul de fascicul I_f , curentul de focalizare i_{foc} și distanța de focalizare. În figura 2.2.24 s-a reprezentat variația curentului de focalizare, necesară menținerii unei distanțe focale constante, în funcție de curentul de fascicul (variații în domeniul 0...150 mA). Cele două curbe reprezintă situațiile limită ale amplasării piesei prelucrate în camera vidată, $z_0=170$ mm și $z_1=410$ mm.

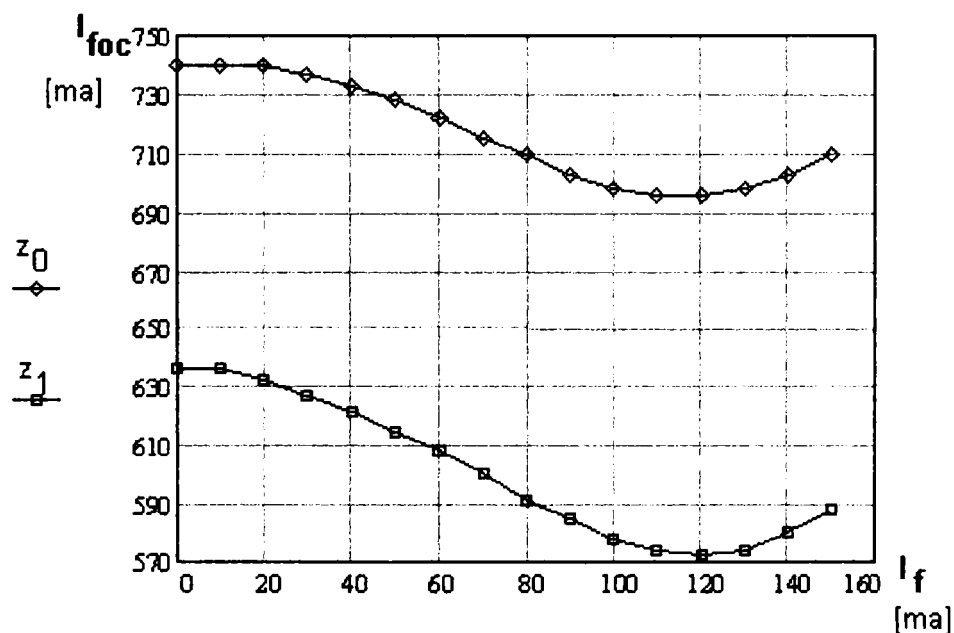


Figura. 2.2.24 Variația curentului de focalizare în funcție de curentul de fascicul la o distanță focală constantă ($z_0=170$, $z_1=410$ mm) [Dav 97].

Pe baza curbelor experimentale prezentate este posibilă implementarea unei corecții a curentului de focalizare cu scopul menținerii constante a distanței focale, dacă se cunosc valorile instantanee ale curentului de fascicul, curentului de focalizare și a distanței focale impuse, dar cu condiția să nu existe modificări semnificative ale geometriei reale față de cea experimentală. Modificările necontrolabile ale geometriei pot cauza însă translatarea caracteristicilor astfel încât corecțiile aprioric

determinate devin ineficiente. Având în vedere imposibilitatea corectiei apriorice a migrării distanței focale s-a realizat reglarea distanței de focalizare pe baza rezoluției maxime a imaginii scanate cu fasciculul de electroni respectiv reglarea extremală a distanței de focalizare după adâncimea de sudură maximă.

2.3. FOCALIZARE, ELEMENTE DE REGLARE A FOCALIZĂRII

Din punct de vedere al tehnologiei de sudare este foarte importantă focalizarea fascicului electronic (curent de fascicul). Focalizarea este de două feluri. Focalizarea pe suprafața piesei și focalizare în adâncimea materialului prelucrat. A focaliza fasciculul înseamnă a concentra energia lui într-un punct. Acest lucru este realizat cu ajutorul unui câmp magnetic al unei bobine speciale de focalizare. Intensitatea curentului (i_{foc}) prin bobină determină distanța focală. Bobina este plasată sub punctul cross-over al fascicului ca și sursă virtuală de electroni ai curentului de fascicul. Interacțiunea câmpului magnetic și electronii în mișcare după axa tunului de electroni determină modificarea traiectoriei electronilor astfel ca să se producă o nouă concentrare a lor într-un punct dorit [Sch 64] [Has 65] [Ryk 78]. Printre factorii perturbatori apare distribuția sarcinilor spațiale din fascicul ca factor de descentrare a fascicului cât și vidul incomplet din tun. Un sistem de reglare automat a distanței focale elaborat de autor folosește o caracteristică cantitativă a calității imaginii (proporțională cu calitatea focalizării) și un sistem de reglare automată bazată pe un regulator tip fuzzy.

2.3.1 SISTEM DE FOCALIZARE MAGNETICĂ

Sistemul de focalizare al instalației CPW 5/60 este realizat cu un sistem magnetic magnetic. Controlul distanței de focalizare, se realizează prin controlul curentului de focalizare. Din considerente geometrice lentila de focalizare este o lentilă magnetică (figura 2.3.1.).

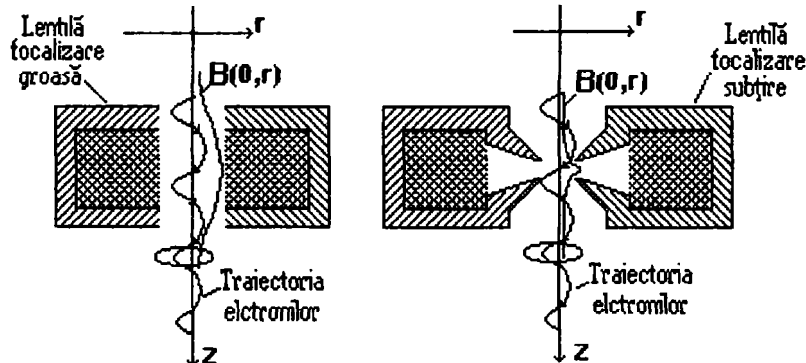


Figura 2.3.1. Lentile de focalizare magnetică

Utilizarea miezurilor magnetice asigură concentrarea și creșterea substanțială a inducției câmpului magnetic de focalizare. Această construcție prezintă însă o inductanță mărită a bobinei de focalizare, inductanță care limitează viteza de variație a curentului de focalizare și implicit viteza de variație a distanței de focalizare [Sch 64]. Distribuția inducției magnetice după axa de simetrie se poate aproxima printr-o distribuție Gaussiană sau prin curba Glocken [Ryk 78]:

$$B_{Gauss}(z, i_f) = B_0(i_f) \cdot \exp\left[-\left(\frac{z}{1.2a}\right)^2\right] \quad (2.3.1)$$

$$B_{\text{Glock}}(z, i_f) = \frac{B_0(i_f)}{1 + \left(\frac{z}{a}\right)^2}$$

unde:

- ✓ $B_0(i_f)$ reprezintă maximumul curbei inducției magnetice, dependentă de curentul de focalizare i_f .
- ✓ a este un parametru, care caracterizează dispersia câmpului magnetic după axa de simetrie.

Parametrii B_0 , respectiv a , nu sunt independenți. Ei sunt legați prin relația:

$$B_0(i_f) = \frac{C \cdot \mu_0 \cdot i_f \cdot N_s}{a} \quad (2.3.2)$$

C reprezintă o constantă de câmp dependentă de aproximarea curbei inducției. Pentru distribuția Glocken $C=0.4$, iar pentru distribuția Gauss, $C=0.6$. N_s reprezintă numărul de spire al bobinei de focalizare.

Utilizând aceste relații de legături, cele două aproximări pentru distribuția inducției magnetice, rezultate experimentale măsurate pentru $i_f \cdot N_s = 2600$ Aspiră, respectiv $i_f \cdot N_s = 4800$ Aspiră, s-au reprezentat în figura 2.3.2

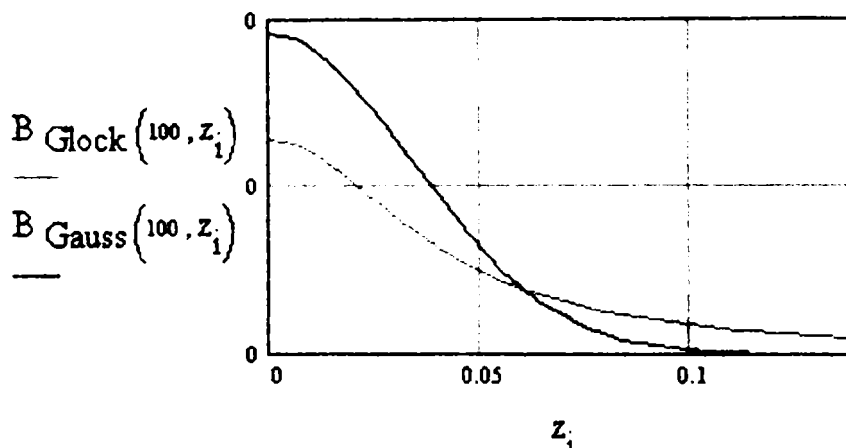


Figura 2.3.2. Distribuția inductanței magnetice cu cele două aproximări descrise în (2.3.1)

Câmpul magnetic de focalizare se poate caracteriza în mod univoc cu ajutorul vectorului potențial magnetic A , potrivit relației $B = \text{rot}(A)$.

Presupunem un câmp cu simetrie circulară. Interacțiunea câmpului magnetic de focalizare cu fasciculul de electroni are loc în zona axei de simetrie, zonă caracterizată prin lipsa curentului de focalizare; deci rezultă:

$$\mu \cdot \text{rot}(\text{rot}(\vec{A})) = 0 \quad (2.3.3)$$

Totodată, vectorul potențial magnetic A fiind definit de relația:

$$\vec{A} = \int_{\Omega} \frac{\vec{J}}{r} d\Omega_0 \quad (2.3.4)$$

în cazul bobinei de focalizare, rezultă că componentele A_r și A_z se anulează, neexistând după aceste direcții componente ale densității curentului de focalizare \vec{j} . Prin dezvoltarea în serie a vectorului potențial magnetic rezultă

$$A(r, z) := \frac{1}{2} \cdot B(z) \cdot r - \frac{1}{16} \cdot r^3 \cdot \frac{d^2}{dz^2} B(z) + \dots \quad (2.3.5)$$

unde: $B(z)$ reprezintă repartiția valorii inducției magnetice pe axa de simetrie. Aproximarea distanței de focalizare se poate obține din ecuațiile analitice ale traiectoriei electronilor care traversează câmpul magnetic al bobinei de focalizare [Ton 70].

Ecuațiile de mișcare se obțin utilizând formalismul ecuațiilor Euler-Lagrange și funcția Lagrange relativistă corespunzătoare problemei (pentru tensiuni de accelerare peste 40 kV este necesară corecția relativistă) [Rad 75]. Considerând în aproximarea vectorului potențial magnetic, numai primul termen se obține așa-numita aproximare paraxială a mișcării:

$$\begin{aligned} \frac{d^2}{d\tau^2} r(\tau) &= - \frac{1}{2} \cdot \frac{e^2}{m} \cdot r(\tau) B(z(\tau))^2 \\ \frac{d^2}{d\tau^2} z(\tau) &= 0 \end{aligned} \quad (2.3.6)$$

Această aproximare permite determinarea într-o formă analitică a traiectoriei electronilor, dacă se cunosc pozițiile $z(0)$ și $r(0)$, respectiv componentele vitezei electronilor $v_z(0)$ și $v_r(0)$.

Sistemul de focalizare corespunde unei mișcări după axa z a fasciculului de electroni, perpendiculară pe planul de prelucrare. Valoarea distanței de focalizare se poate obține prin determinarea curentului (sau tensiunii) de focalizare care asigură imaginea cu rezoluție maximă. Modelul matematic al sistemului de focalizare are ca intrare tensiunea prescrisă, iar ca ieșire distanța focală. Această distanță reprezintă distanța de la planul median al bobinei de focalizare până la planul cu diametrul minim al fasciculului de electroni.

Modelul dinamic al sistemului de focalizare înglobează pe de o parte o dependență de valoarea curentului ce trece prin bobina de focalizare cât și dependența curentului de focalizare de tensiunea corespunzătoare prescrisă. Se consideră ca intervalul de timp dintre modificarea câmpului magnetic al bobinei de focalizare și corespunzător al distanței de focalizare este neglijabil datorită vitezei de deplasare a electronilor din fascicul astfel dinamica este determinată de variația curentului prin bobină. Dacă se consideră E ca tensiune de alimentare, R_f , L_f ca și parametrii bobinei de focalizare și y_p valoarea de comandă al curentului de focalizare atunci fig.2.3.3. reprezintă o schemă utilizată a comenzii.

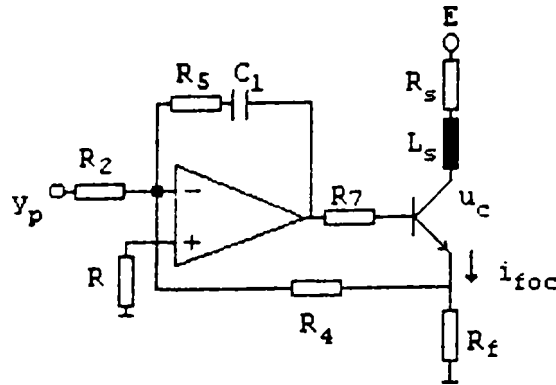


Figura 2.3.3. Schema de principiu a circuitului comandă focalizare a bobinei caracterizate prin (L_f, R_f) [Dav 97]

Parametrii electrici ai bobinei de focalizare sunt: $R_s = 16 \Omega$
 $L_s = 450 \cdot 10^{-3} \text{ H}$

Componentele din circuitul de alimentare :

$$\begin{array}{llll} R_f = 1.1 \Omega & R_4 = 100 \cdot 10^3 \Omega & R_2 = 65 \cdot 10^3 \Omega & R_5 = 50 \cdot 10^3 \Omega \\ E = 24 \text{ V} & U_A = 100 \text{ V} & U_T = 0.026 \text{ V} & I_s = 10^{-15} \text{ A} \end{array}$$

Pe baza acestei scheme de generator de curent comandat cu valoare prescrisă, se poate deduce MM ISI normalizat la valori adimensionale x_1 și x_2 ca și stări [Dav 97]. Pentru a scrie ecuațiile de stare se consideră mărimile și relațiile următoare:

$$e = 1.602 \cdot 10^{-19} \text{ As sarcină elementară}$$

$$m_b = 9.108 \cdot 10^{-31} \text{ kg masa de repaos a electronilor}$$

$$c = 2.99793 \cdot 10^8 \text{ m/s viteza luminii în vid}$$

$$\mu_0 = 4 \cdot \pi \cdot 10^{-7} \text{ Vs/Am permitivitatea vidului}$$

$$U_{hv} = 65000 \text{ V tensiunea de accelerare}$$

$$\beta = \sqrt{1 - \left[\frac{1}{1 + \frac{e \cdot U_{hv}}{m_0 \cdot c^2}} \right]^2}$$

$$N_s = 1020 \text{ Numărul de spire a bobinei de focalizare}$$

$$C = 0.4 \text{ Constanta de aproximare a câmpului magnetic}$$

$$A = 0.04 \text{ Glocken/Gauss} = 0.4/0.6$$

$$B_0(i_f, a, N) = \frac{C \cdot \mu_0 \cdot i_f \cdot N_s}{a} \cdot 10^{-3}$$

$$k(i_f) = \frac{B_0(i_f, a, N_s)}{2} \cdot \frac{e}{m_e} \cdot \frac{\sqrt{1 - \beta^2}}{c \cdot \beta}$$

Având aceste mărimi se ajunge la următoarele relații:

$$\frac{d}{dt} x_1 = - \left[\frac{R_s + R_f}{L_s} + \frac{U_A}{I_s \cdot L_s} \cdot e^{\left(\frac{R_f}{R_s + R_f} \right) \left(1 + \frac{R_5}{R_4} \right) \cdot x_1 - x_2 + \frac{R_5}{R_2} \cdot x_p} \cdot E \right] \cdot x_1 + \left[\frac{R_s + R_f}{L_s} \cdot \left(1 + \frac{U_A}{E} \right) \right]$$

$$\frac{d}{dt} x_2 = -\frac{1}{R_4 \cdot C_1} \cdot x_1 - \frac{1}{R_2 \cdot C_1} \cdot x_p \quad (2.3.8)$$

$$z_f(x_1, x_2) = a \cdot \text{ctg} \left(\frac{\pi}{\sqrt{1 + a^2 \cdot k(x_1)^2}} \right)$$

unde valorile normalizate ale stărilor respectiv a valorii prescrise se obțin din relațiile:

$$x_1 = i_{\text{foc}} \cdot \left(\frac{R_s + R_f}{E} \right) \quad x_2 = \frac{U_c}{E} \quad x_p = \frac{y_p}{E} \quad (2.3.9)$$

$z_f(x_1, x_2)$ reprezintă distanța de focalizare, dependentă de parametrii opticii electronice și stările x_1 respectiv x_2 .

Pentru reglarea focalizării au fost experimentate metode fuzzy de reglare de tip 'PID' descrisă la capitolul IV.

Dependența experimentală a distanței de focalizare de curentul de focalizare determinată pentru un curent de fascicul de 5 mA și tensiune de accelerare de 40 kV, precum și valorile modelate pentru acest caz s-au reprezentat în fig.2.3.4.

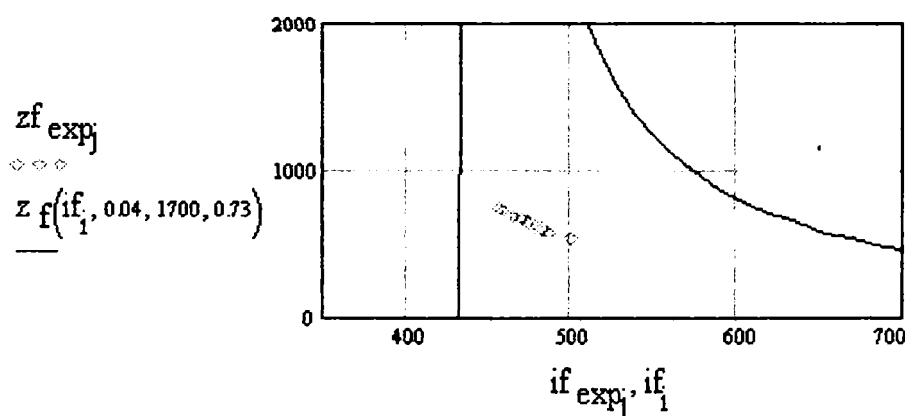


Figura 2.3.4. Variația distanței de focalizare funcție de curentul de focalizare pe cale experimentală și cea modelată la (2.3.8) [Dav 97]

Valorile parametrilor identificate prin metoda celor mai mici pătrate pentru o focalizare cu calitate imagine maximă sunt:

- ✓ $a=40$ mm reprezintă parametrul geometric al bobinei de focalizare
- ✓ $N_s=1700$ spire, numărul de spire al bobinei
- ✓ $d=800$ mm reprezintă distanța dintre suportul piesei prelucrate și planul median al bobinei de focalizare.
- ✓ z_{CO} distanța zonei cross-over de la planul median al bobinei de focalizare

Comparând valorile estimate ale parametrilor cu cele reale, rezultă o concordanță bună cu parametrii a , N_s și d cunoscuți, respectiv o evaluare admisibilă a coordonatei z a secțiunii cross-over [Pie 54] [Bak 85]. Migrarea acestei secțiuni, datorate dilatării fascicului de electroni intens,

sub acțiunea sarcinii spațiale și a modificării potențialului Wehnelt au ca efect migrarea distanței focale în funcție de curentul de fascicul electronic.

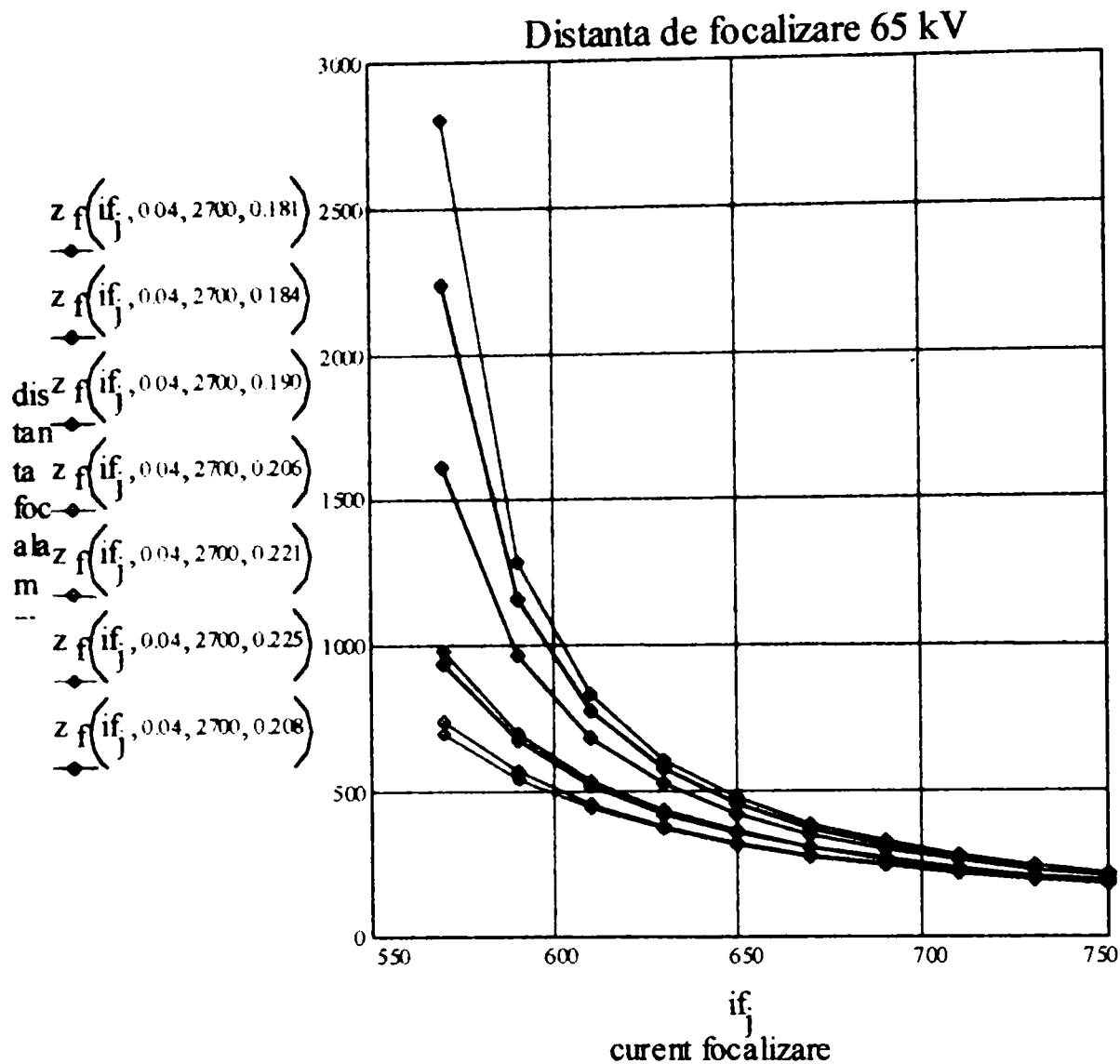


Figura 2.3.5. Variația distanței de focalizare funcție de curentul de focalizare cu parametrii (curent fascicul, a , temperatura cadod masiv, distanța cross-over)

Experiențele efectuate în domeniul $i_f \in [0, 95 \text{ mA}]$, au arătat o dependență a distanței de focalizare de curentul de fascicul i_f . Modelul sistemului de focalizare înglobează pe de-o parte dependența distanței de focalizare de valoarea curentului prin bobina de focalizare, pe de altă parte dependența curentului de focalizare de puterea prescrisă a curentului de fascicul.

Distanță focală reprezintă distanța de la planul median al bobinei de focalizare până la planul cu diametru minim al fasciculului de electroni. (vezi figura 2.2.23). Se consideră ca ipoteză simplificatoare că intervalul de timp dintre modificarea câmpului magnetic al bobinei de focalizare, respectiv a distanței de focalizare este neglijabil, datorită vitezei de deplasare al fasciculului de electroni [Sch 64] [Bak 85] [Rad 75]. Astfel dinamica sistemului de focalizare este determinată de variația curentului prin bobina de focalizare.

Curentul de focalizare influențează dispersia distribuției gaussiene a curentului de fascicul, parametru care are un rol esențial în formarea

canalului de sudură. Dacă dispersia este mare cantitatea de metal evaporat și evacuat din canal asigură formarea unui canal cu diametru mare și adâncime redusă. Dacă această dispersie este mică canalul de prelucrare devine îngust și adânc.

S-au testat două metode de reglare automată a distanței de focalizare:

- *Reglarea pe bază de imagine monitorizată a suprafeței prelucrate care să aibă rezoluție maximă.* Metoda necesită un sistem de monitorizare a suprafeței în curs de prelucrare folosind electronii reflectați de pe aceasta și al unei interfețe de digitizare a imaginii captate obținând în memoria unui calculator matricea imaginii. Un sistem numeric de prelucrare a imaginii selectează zona de imagine (32 x 32 pixeli) cu informația maximă (adică zona cu valori din domeniul 0-255 cu distribuție uniformă a elementelor submatricii 32x32 din matricea imagine) Un regulator (de exemplu regulator fuzzy) realizează reglarea curentului de focalizare și face ca subimaginea testată să aibă o rezoluție maximă. Regulatorul funcționează ciclic, asigurând ca zona focală să se situeze pe suprafața piesei prelucrate. Aplicând curentului i_{foc} corecții aprioric determinate se poate obține plasarea zonei focale în volumul metalului sau deasupra suprafeței prelucrate. Dezavantajul constatat al metodei este insensibilitatea reglării rezoluției imaginii captate dacă distanța focală inițială (la pornirea procesului de reglare) este departe de la suprafața de prelucrat. În acest caz perturbațiile pe imaginea captată devin dominante în comparație cu informația utilă și reglarea devine incertă.
- *Reglarea în adâncime a distanței focale pe baza detectarea semnalului care caracterizează fenomenul de erupție din canalul de sudură [Ryk 78].* Implementarea este asigurată sau prin detectarea curentului prin piesa prelucrată sau cu ajutorul captării electronilor reflectați. În primul caz este necesară izolarea pisei de masa instalației și utilizarea unei rezistențe de măsurare. Prin prelucrarea semnalului de variație a unui curent de electroni din electronii reflectați captate se poate identifica mărimea de control necesare a reglării sudării în adâncime. Extragerea valorii mărimii de intrare a regulatorului necesită filtrare specială a semnalului măsurat. Ideea se bazează pe fenomenul de erupție topitură în canalul de sudură ce s-a descris într-un paragraf anterior.

2.3.2. STUDIU DE STABILIRE A CALITĂȚII IMAGINII PENTRU REGLAREA DISTANȚEI FOCALĂ

Sistemul de captare a imaginii are ca element de bază patru electrozi care captează electronii reflectați de pe suprafața piesei de prelucrat, scanată cu fasciculul de electroni. Imaginea captată și digitizată se depune în memoria RAM a unui calculator. Având în vedere performanțele calculatorului utilizat și volumul de operații necesare, în prima fază a prelucrării obținerea informațiilor se face off-line. Imaginea captată are dimensiunea de 240 x 190 pixeli. (capitolul I). Fiecărui pixel i se atașează un octet. Comanda focalizării fasciculului de electroni are la bază

utilizarea unui indicator de calitate al imaginii. Acest indicator se determină din captarea unei imagini și prin modificare curentului de focalizare pe baza acestuia, în funcție de un regulator extremal, se poate face să avem indicatorul de calitate imagine de valoare maximă (imagine bine focalizată).

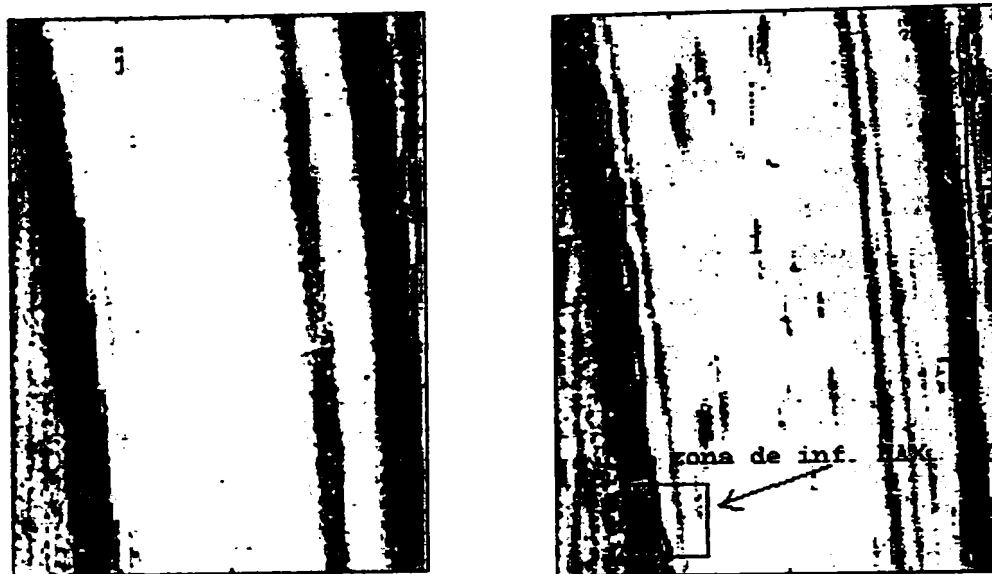


Figura 2.3.6. Imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare.

Se consideră focalizare optimă pe suprafața piesei acea focalizare care asigură o imagine cu un indicator de calitate de valoare maximă. Pentru a reduce timpul de calcul de extragere a indicatorului de calitate, un lucru foarte important în procesul de reglare a tunului cu fascicul de electroni, vor fi prezentați algoritmi diferiți testate de doctorand. Acești algoritmi se aplică pentru o zonă delimitată (32 x 32 pixeli). Această zonă se obține printr-o preprocesare a imaginii captate și se caută o *zonă de informație maximă* (figura 2.3.6).

2.3.2.1. ZONĂ DE INFORMAȚIE MAXIMĂ

Se consideră că o imagine conține cu atât mai multe informații cu cât pot fi deosebite cât mai multe forme linii sau un anumit contur delimitate de borduri. Aceste forme se pot distinge cu atât mai bine cu cât sunt mai bine redade datorită gradului de focalizare, fapt care se va reflecta printr-o distribuție adecvată a nivelurilor de gri (imaginea captată este o matrice cu elemente numere în gama 0-255 adică o distribuție de puncte de diferite nuanțe gri cu 0 – negru și 255 –alb). O imagine cu puține nivele gri conține foarte puține informații iar o imagine complet albă nu conține informații. Sunt de dorit imaginile cu o distribuție uniformă a nivelului de gri. Bordurile (conturul) sunt reprezentate de variații semnificative pe o parte sau alta ale unei muchii a nivelurilor gri. Un gradient de nivel gri (determinat pe baza derivatelor discrete—imaginea este un semnal 2D discret) într-o zonă de imagine poate defini o muchie deci informație ce se poate utiliza de tehnici de prelucrare a imaginii.

Algoritmul de determinare a zonei de informație maximă a unei imagini date se bazează pe împărțirea imaginii în 4 pătrate de dimensiune egală

și pe calcularea pentru fiecare pătrat a unei mărimi ce caracterizează cantitatea de informație. Se consideră apoi că zona de informație maximă se găsește în pătratul pentru care acea mărime are valoarea cea mai mare. Procedeu se repetă prin divizarea pătratului ales până se ajunge la o zonă cu dimensiunile dorite (în cazul nostru 32 x 32 pixeli, pentru a avea și zonă suficient de mare și timp de execuție nu prea ridicat pentru calcule). Pentru a se reduce timpul de calcul se va lucra cu o imagine binarizată, suficientă pentru scopul propus dacă avem în vedere alegerea unui prag optim de binarizare.

2.3.2.2. INDICATORI DE CALITATE AI IMAGINII

Deseori dorim să măsurăm un indicator de calitate a conținută într-o imagine dată. Dacă acesta este mic, atunci vor fi utilizate procedee de îmbunătățire a lor, de exemplu modificarea focalizării la captarea imaginii sau utilizarea unor filtre de eliminare zgomot (vezi capitolul III). De aceea este important să avem un indicator de calitate al imaginii care să determine obiectiv, cantitativ conținutul informațional. Metodele clasice de măsurare al indicatorului de calitate este entropia Shannon. Oricum entropia Shannon dă o măsură globală a calității și nu poate reflecta structura spațială a informațiilor din imagini. În acest paragraf se prezintă o familie de indicatori de calitate bazate pe ideea minimului numărului de nivele gri schimbate pentru a converti imaginea dată într-una cu o histogramă dorită. Indicatorii de calitate al imaginii (forma generalizată) sunt teoretic înrudite cu entropia Shannon și reflectă bine statisticile imaginii. Există și indicatori de calitate structurali care se referă la conținutul de obiecte și relațiile între ele din imagine.

Dându-se o funcție a imaginii f și un set de puncte S din domeniul de definiție al funcției imagine, $f|S$ reprezintă *funcția de restricție a imaginii* care este definită numai pentru punctele din S . Astfel, $f|S(x,y) = f(x,y)$ dacă (x,y) sunt din S . Funcția $f|S$ este numit funcția de suport a imaginii sau suportul imaginii pentru S . Acest S poate să constituie și zona de informație maximă a imaginii.

Au fost experimentate mai multe metode pentru determinarea indicatorului de calitate a imaginilor. Metodele prezentate se bazează pe ideea calculării unui indicator de variație a distribuției nivelurilor alb/negru (imagine binarizată). În continuare vor fi prezentate câteva criterii dintre acestea

2.3.2.2.1. CRITERIUL TENENGRAD

Criteriul Tenengrad [Akihiro Horii, 1993] maximizează frecvențele înalte conținute într-o imagine calculând gradientul distribuției de pixeli vecini pentru fiecare punct din $f|S$ sau imagine și însumând valorile tuturor gradientilor. Fie imaginea $f(x,y)$ și definim $I(x,y)=f|S$ fie $I(x,y)=f(x,y) \forall x,y$ din domeniu imagine.

Mărimea gradientului se calculează cu relația :

$$S_{IC}(x,y) = \sqrt{(i_x \circ I(x,y))^2 + (i_y \circ I(x,y))^2} \quad (2.3.10)$$

folosind operatorul Sobel :

$$i_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{și} \quad i_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

$$IC = \max \sum_x \sum_y S_{IC}(x,y)^2. \quad (2.3.11)$$

operatorul \circ fiind operator de convoluție între vecinătatea punctului curent și operatorii Sobel, iar funcția criteriu va fi

Aplicăm acest criteriu unei secvențe de 12 imagini (se captează aceeași imagine cu diferite valori pentru curentul de focalizare astfel încât ca să avem o secvență de imagini de la cele subfocalizate până la cele suprafocalizate secvența “trecând” și prin imaginea “ideală”). Figura 2.3.8 prezintă variația indicatorului de calitate Tenengrad în funcție de numărul imaginii.

Din figură se observă că maximum indicatorului corespunde imaginii 7, adică imaginea cu acest număr 7 este cea mai bine focalizată. Se observă că indicatorul nu prezintă maxime locale care să facă căutarea dificilă, sugerând astfel posibilitatea implementării unui regulator extremal. destinat identificării imaginii focalizate cel mai bine.

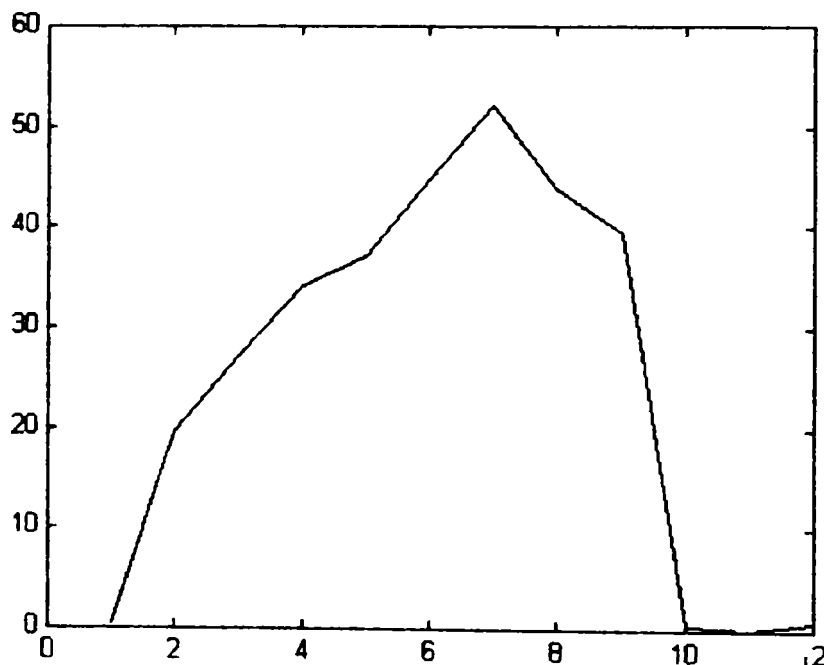


Figura 2.3.7. Aplicarea criteriului Tenengrad pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare, pe abscisă numărul de ordine a imaginii iar pe ordonată Indicatorul de calitate (IC).

2.3.2.2.2. CRITERIUL VARIATIEI (Akihiro Horii 1993)

Fie imaginea $f(x,y)$ și definim $I(x,y)=f|S$ fie $I(x,y)=f(x,y) \forall x,y$ din domeniu imagine. Valoarea maximă a varianței intensității nivelului de gri este asociată cu imaginea cea mai bine focalizată. Varianța se calculează cu relația:

$$IC = \max(\sigma^2 = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N (I(x,y) - \mu)^2) \quad (2.3.12)$$

unde: μ - media distribuției intensității nivelului de gri
 $I(x,y)$ - intensitatea nivelului de gri al unui pixel [de coordonate x și y]

Din fig.2.3.8., referitoare la aceeași secvență de 12 imagini, se observă că maximumul indicatorului corespunde tot imaginii 7. Indicatorul nu prezintă maxime locale diferite de maximumul absolut, dar necesită o fereastră de evaluare cel puțin 20×20 de pixeli. Din punctul de vedere al timpului de calcul criteriul variației este mai rapid decât criteriul Tenengrad

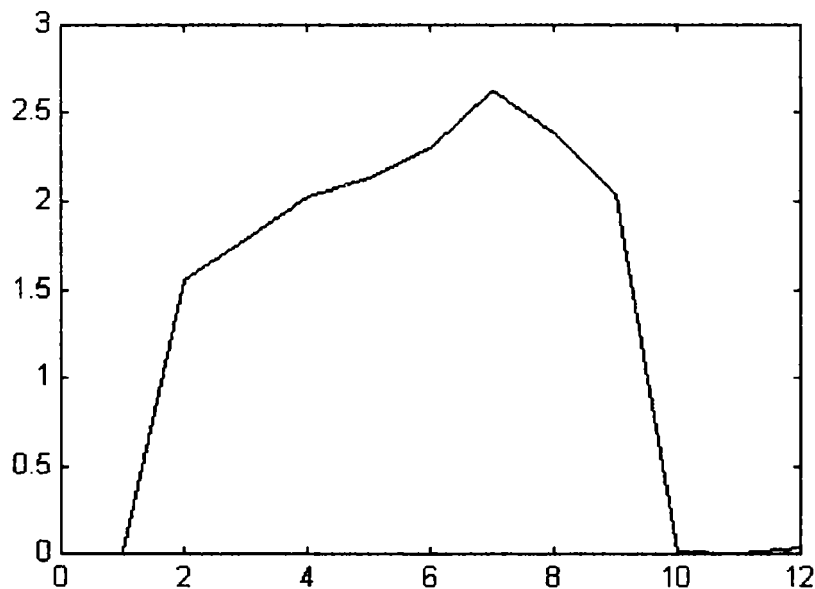


Figura 2.3.8. Aplicarea criteriului variației pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare, pe abscisă numărul de ordine a imaginii iar pe ordonată indicatorul de calitate (IC).

2.3.2.2.3. CRITERIUL SUMĂ-MODUL-DIFERENȚĂ [Jarvis]

Fie imaginea $f(x,y)$ și definim $I(x,y)=f|S$ fie $I(x,y)=f(x,y) \forall x,y$ din domeniu imagine. Criteriul se bazează pe determinarea sumei valorilor absolute ale diferențelor intensităților corespunzătoare tuturor perechilor de pixeli învecinați de pe fiecare coloană și de pe fiecare linie. Fie

$$\begin{aligned} SMD_x &= \sum_x \sum_y |I(x,y) - I(x,y-1)| \\ SMD_y &= \sum_x \sum_y |I(x,y) - I(x+1,y)| \\ IC &= SMD_x + SMD_y \end{aligned} \quad (2.3.13)$$

Criteriul constă în determinarea, dintr-o secvență de imagini, a imaginii pentru care IC este maxim. În fig.2.3.9 se prezintă caracteristica metodei Jarvis aplicată aceleiași secvențe de 12 imagini de test. Din figură reiese că maximumul indicatorului corespunde tot imaginii 7. Criteriul prezintă

însă un maxim local diferit de maximumul absolut, ceea ce îngreunează aplicarea unui regulator extremal simplu pentru a comanda curentul de focalizare în vederea obținerii imaginii cu focalizare optimă.

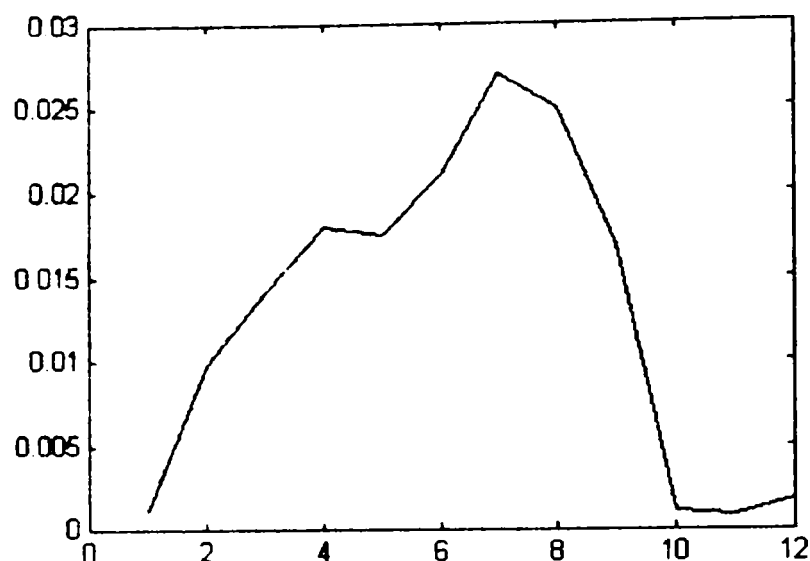


Figura 2.3.9. Aplicarea criteriului sumă-modul-diferență pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare, pe abscisă numărul de ordine a imaginii iar pe ordonată indicatorul de calitate (IC)

2.3.2.2.4. TRANSFORMATA FOURIER PENTRU EVALUARE IC

Fie imaginea $f(x,y)$ și definim $I(x,y)=f|S$ fie $I(x,y)=f(x,y) \forall x,y$ din domeniu imagine. Metoda folosește transformata Fourier 2D a imaginii $I(x,y)$ captate pentru a analiza componentele de frecvență înaltă. Componentele de frecvență joasă se referă la domenii uniforme în repartiția nivelelor gri. Componentele de frecvență înaltă furnizează informații despre 'variații' din imagine ceea ce corespunde și informațiilor înmagazinate. Metoda nu este potrivită pentru o implementare în timp real datorită timpului de calcul necesar obținerii transformatei. Chiar și în cazul utilizării transformatei FFT, timpul de calcul al transformatei Fourier urmat de algoritmul de evaluare a rezultatelor transformării, pentru o succesiune de imagini captate, face ca metoda să se utilizeze doar în scop comparativ cu alte metode existente

2.3.2.2.5. CRITERIUL CELOR 8 PIXELI

Fie imaginea $f(x,y)$ și definim $I(x,y)=f|S$ fie $I(x,y)=f(x,y) \forall x,y$ din domeniu imagine. Metoda este un criteriu bazat pe un indicator de tip "abatere medie pătratică"

$$IC = \left(\sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m \sum_{i=k-1}^{k+1} \sum_{j=l-1}^{l+1} (I(k,l) - I(i,j))^2 \right) / (n \cdot m), \quad (2.3.14)$$

sau de tip valoarea absolută:

$$IC = \left(\sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m \sum_{i=k-1}^{k+1} \sum_{j=l-1}^{l+1} \text{abs}(I(k,l) - I(i,j)) \right) / (n \cdot m) \quad (2.3.15)$$

Indicatorii calculează suma pătratelor diferențelor dintre intensitatea corespunzătoare unui pixel și intensitățile corespunzătoare celor 8 vecini ai săi

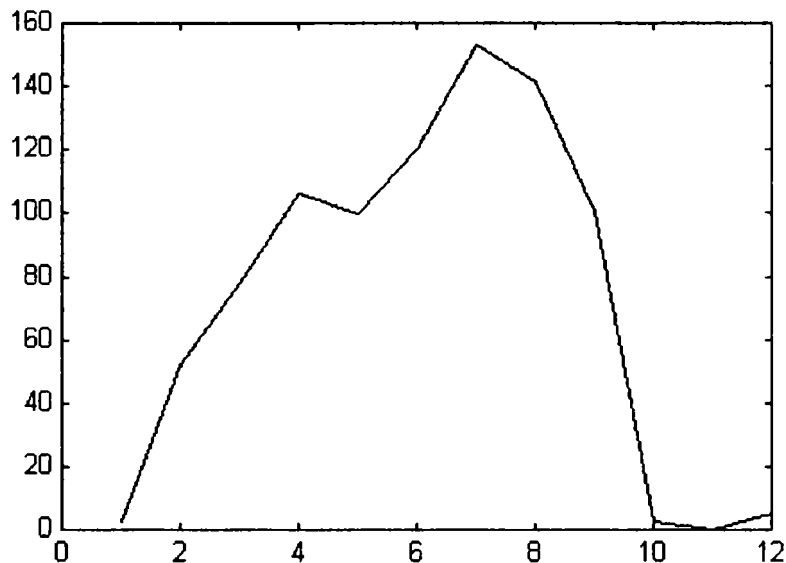


Figura 2.3.10. Aplicarea criteriului celor 8 pixeli vecini pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare , pe abscisă numărul de ordine a imaginii iar pe ordonată indicatorul de calitate (IC)

Din figură se observă că maximum indicatorului corespunde imaginii 7, dar graficul prezintă un maximum local. Calcularea acestor expresii consumă însă foarte mult timp întrucât am luat în considerare cei 8 vecini ai unui pixel. Un algoritm mai rapid a fost experimentat folosind doar câte 4 vecini din cei 8 ai unui pixel. Rezultatele sunt similare dar timpul de calcul este mult mai bun [Mar 95/2].

2.3.2.2.6 APRECIEREA CALITĂȚII IMAGINII (IC) BAZATĂ PE HISTOGRAMĂ

Fie $h: \{ 0, 1, \dots, L-1 \} \rightarrow N$ reprezentând histograma funcției f , unde $h(i)$ este numărul de pixeli gri de nivel i . Definim măsura de informație a imaginii PIM(f) după cum urmează:

$$PIM(f) = \sum_{i=0}^{L-1} h(i) - \max_i h(i) \quad (2.3.16)$$

Observăm că $PIM(f)=0$ dacă și numai dacă f este o imagine constantă (aceasta este $f(x,y)=constantă$ pentru orice (x,y) din $N \times N$). Pe de altă parte, $PIM(f)$ este maximă dacă și numai dacă f are o histogramă uniformă (aceasta este $h(i)=constantă$, $0 \leq i \leq L-1$). Fie numărul total de pixeli din f egal cu $N(f)$. Atunci f are o histogramă uniformă dacă și numai dacă :

$$PIM(f) = N(f) * (L-1) / L \quad (2.3.17)$$

Cu alte cuvinte, $PIM(f)$ este minimă când f este cel mai puțin informativă și maximă când f este cea mai informativă. Presupunem că un set de puncte S al imaginii este împărțit în două seturi disjuncte $S1$ și $S2$. Rezultă:

$$PIM(f|S) \geq PIM(f|S1) + PIM(f|S2) \quad (2.3.18)$$

De aceea, dacă folosim seturi disjuncte S_i pentru a acoperi imaginea f , suma după i a $PIM(f|S_i)$ este întotdeauna mai mică sau egală cu $PIM(f)$. Putem defini de asemenea o măsură măsură de informație a imaginii normalizată notată cu

$$NPIM(f) = PIM(f) / N(f). \quad (2.3.19)$$

În codificarea imaginii putem folosi PIM sau $NPIM$ pentru a decide dacă imaginea f se poate descompune în subimagini ('forme'). De exemplu, dacă $NPIM(f)$ este mai mică decât o valoare de prag, atunci f nu trebuie să fie descompusă. Pe de altă parte, dacă $NPIM(f)$ este aproape de maxim, și pentru orice subimagine $f|S$, $NPIM(f|S)$ este apropiat de maxim, atunci imaginea f este aproape aleatoare și astfel nu este necesar să fie descompusă. Dacă definim p_i ca $h(i)/N(f)$, atunci avem:

$$NPIM(f) = 1 - \max_i p_i. \quad (2.3.20)$$

Dacă definim w_i ca $N(f|S_i)/N(f)$, atunci se poate demonstra că

$$NPIM(f|S) \geq w_1 \times NPIM(f|S_1) + w_2 \times NPIM(f|S_2). \quad (2.3.21)$$

Putem defini o măsură mai generală, PIM_k , ca numărul minim al nivelurilor de gri schimbate pentru a converti imaginea într-una cu k nivele de gri:

$$PIM_k(f) = \sum_{i=0}^{l-1} h(i) - \sum_{i \in \{k \text{ cel mai mare } h(i)\}} h(i) \quad (2.3.22)$$

și $NPIM_k$ este definit în acord ca fiind:

$$NPIM_k(f) = 1 - \sum_{i \in \{k \text{ cel mai mare } h(i)\}} p(i) \quad (2.3.231)$$

2.3.2.2.7. INDICATORI DE CALITATE TIP SHANON

♦ Fie următoarele notații, pentru orice număr natural n :

$$\Gamma_n = \left\{ (p_1, \dots, p_n) : \sum_{i=1}^n p_i = 1 : p_i \geq 0 \right\} ; n = 1, 2, 3, \dots$$

Acesta este un set finit complet de probabilități elementare.

Totodată introducem notația: $\bar{p} = (p_1, \dots, p_n)$. În general, indicatorii de calitate ai unei secvențe de imagini pot fi văzuți ca o secvență de funcții $I_n: \Gamma_n \rightarrow \mathbb{R}$; $n = 1, 2, 3, \dots$. Elementele lui Γ_n pot fi privite în general ca probabilități în spațiul celor n evenimente. În contextul nostru, fiecare p_i reprezintă frecvența relativă a nivelului i de gri din imagine. Presupunem că avem o imagine cu n niveluri de gri ($i = 1, 2, \dots, n$) cu distribuția de frecvențe $(p_1, p_2, \dots, p_n) \in \Gamma_n$ și fie $I_n(\bar{p})$ măsura corespunzătoare acestei distribuții, numită măsura imaginii. Uneori vom numi această măsură PIM (picture information measure)

♦ Entropia Shannon are forma standard :

$$H_n(\bar{p}) = - \sum_{k=1; p_k \neq 0}^n p_k \cdot \log_2 p_k \quad (2.3.24)$$

Această formă de măsură are proprietățile :

1. Simetria: $H_n(\bar{p}) = H_n(\sigma(\bar{p}))$, unde σ este orice permutare a celor n frecvențe.

2. Normalitatea $H_2(1/2, 1/2) = 1$.

3. Expandabilitatea (0 înseamnă nivel gri neutilizat)

$$H_n(p_1, \dots, p_n) = H_{n+1}(0, p_1, \dots, p_n) = H_{n+1}(p_1, \dots, p_k, 0, p_{k+1}, \dots, p_n) = H_{n+1}(p_1, \dots, p_n, 0)$$

4. Aditivitatea

$$H_{mn}(p_1 \cdot q_1, \dots, p_1 \cdot q_n, p_2 \cdot q_1, \dots, p_m \cdot q_n) = H_m(p) + H_n(p)$$

$$\text{pentru } \bar{p} \in \Gamma_m \text{ și } \bar{q} \in \Gamma_n$$

5. Aditivitatea puternică

$$H_{mn}(p_1 \cdot q_{11}, \dots, p_1 \cdot q_{1n}, p_2 \cdot q_{21}, \dots, p_m \cdot q_{mn}) = H_m(\bar{p}) + \sum_{j=1}^m p_j \cdot H_n(q_j)$$

$$\text{pentru } \bar{p} \in \Gamma_m \text{ și } \bar{q}_j \in \Gamma_n$$

6. Recursivitatea:

$$H_n(\bar{p}) = H_{n-1}(p_1 + p_2, p_3, \dots, p_n) + (p_1 + p_2) \cdot H_2\left(\frac{p_1}{p_1 + p_2}, \frac{p_2}{p_1 + p_2}\right)$$

7. Continuitatea: H_n este continuă pe Γ_n .

8. Decisivitatea: $H_n(1, 0, 0, \dots, 0) = 0$

9. Maximalitatea: $H_n(\bar{p}) \leq H_n\left(\frac{1}{n}, \frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n}\right)$ pentru $\forall \bar{p} \in \Gamma_n$.

10. Concavitataea:

$$\sum_{i=1}^m a_i \cdot H_n(\bar{p}) \leq H_n\left(\sum_{i=1}^m a_i \cdot \bar{p}_i\right) \text{ pentru } \forall \bar{p}_i \in \Gamma_n \text{ și } a \in \Gamma_m, a_i \in \Gamma_m$$

◆ Proprietăți, pe baza celor de mai sus, ale indicatorului de calitate al imaginii sunt:

1. *Continuitatea* Este rezonabil să presupunem că mici schimbări ale frecvențelor de gri determină doar mici schimbări în indicatorii de calitate al imaginii. (O proprietate asemănătoare este numită stabilitate).

2. *Simetria*. Această proprietate este esențială pentru analiza noastră.

3. *Concavitataea*. Aceasta este o proprietate naturală și esențială. Ea ne dă inegalitatea concavității, care ne garantează că pe măsură ce coborâm pe arbore indicatori de calitate al imaginii descrește.

4. *Maximalitatea*.

5. *Decisivitatea*. Aceste două proprietăți determină niște valori limită pentru indicatori de calitate al imaginii. Decisivitatea ne spune că dacă imaginea are numai un nivel de gri, indicatori de calitate al imaginii este egal cu zero, ceea ce este evident. Maximalitatea ne spune că indicatori de calitate al imaginii este maxim când nivelele de gri sunt uniform distribuite.

6. *Senzitivitatea*. Observă că $I_{n-1}(p_1 + p_2, p_3, \dots, p_n) \leq I_n(p_1, p_2, \dots, p_n)$, ceea ce în cuvinte ne spune că eliminând un nivel de gri indicatori de calitate al imaginii ar putea să rămână la fel sau să devină mai mic.

7. *Expandabilitatea*. Ne așteptăm că adăugând dar nefolosind nivurile de gri, indicatorul de calitate al imaginii nu va fi afectat.

- ◆ Un indicator de calitate mai special al imaginii ar putea fi:

$$IC = I_n^a(\bar{p}) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^a \text{ pentru } \bar{p} = (p_1, p_1, \dots, p_1) \in \Gamma_n \text{ } \forall a > 1 \quad (2.3.25)$$

Se poate demonstra că el satisface toate proprietățile anterioare.

Din cele discutate până acum se constată că indicatorii de calitate ai imaginii se bazează pe statistica nivelurilor de gri ale imaginii. O secvență de imagini diferit focalizate sunt prezentate în ANEXA 1 Capitol II.

2.3.3. REGLARE FOCALIZARE DE TIP FUZZY

Estimarea curentului de focalizare este posibilă și cu ajutorul unor sisteme Neuro-Fuzzy. Modelul matematic al dependenței acestui curent în funcție de caracteristicile sistemului de focalizare nu este cunoscut, drept urmare se poate defini o dependență fuzzy între variabilele de intrare (calitatea imaginii-IC și variația calității imaginii calculat din imaginea captată, tensiunea Wehnelt și variația tensiunii respective) și cea de ieșire (curent de focalizare). Totodată se consideră un model neuronal care învață modelul procesului, adică o rețea cu proprietatea că poate să reproducă orice funcție continuă definită pe o mulțime compactă (în cazul acesta dependența dintre mărimile de intrare și ieșire).

S-a ales următoarea cale de rezolvare: Măsurând un set de date în mod stocastic în domeniul admisibil instalației s-a format setul de modelare (antrenare) a unei rețele neuronale special construite. Rețeaua neuronală la rândul ei simulează funcționarea unui regulator fuzzy. Ideea de pornire a fost că elementele sistemului fuzzy cum ar fi numărul intrărilor, numărul regulilor și funcțiile de apartenență să fie determinate din setul de modelare. Au fost determinate (identificate), folosind metode de învățare neuronală următoarele mărimi:

- numărul intrărilor semnificative,
- numărul regulilor regulatorului fuzzy,
- setul ponderilor inițiale cu ajutorul cărora se pot determina funcțiile de apartenență.

Metoda a fost concepută și experimentată de autor și în continuare se prezintă modalitatea de rezolvare.

Mărimile de intrare ale rețelei fuzzy-neuronale, măsurate aleatoriu pe instalația CPW 5/60 de comanda numerică sunt:

- x_1 - tensiunea de comandă Wehnelt $U_w \in [800, 1600]$ V,
- x_2 - variația tensiunii de comandă Wehnelt într-un eșantion $\Delta U_w \in [0, -40]$ V,
- Δq_0 - variația semiunghiului max de conducție influențat de variația $\Delta P_{MK} \in [60, 90]$ W, a puterii de încălzire al catodului care generează caracteristici ale tunului cu valori diferite ale curentului maxim de fascicul,
- x_3 - calitatea imaginii $IC \in [0, 1]$ adimensional,
- x_4 - variația calității imagine $\Delta IC \in [0, 1]$.

Mărimea de ieșire a rețelei fuzzy-neuronale este curentul de focalizare i_{foc} .

Straturile rețelei neuronale sunt:

- stratul de intrare
- stratul de fuzzyficare
- stratul de inferență
- stratul de defuzzyficare

În faza preliminară antrenării rețelei se determină, din datele experimentale, numărul intrărilor semnificative N și numărul regulilor R . Fiecare neuron din stratul de fuzzyficare prezintă o funcție de activare, definită prin relația :

$$\mu_{i,j} = \exp \left[- \left(|w1_{i,j} \cdot x_i + w0_{i,j}| \right)^{l_{i,j}} \right] \quad (2.3.26)$$

unde:

- ✓ $\mu_{i,j}$ reprezintă valorile funcției de apartenență pentru intrarea i , corespunzătoare regulei j .
- ✓ l_{ij} este o constantă definită în domeniul $[0.5,5]$ cu valori inițiale cuprinse în domeniul $[1,2]$.
- ✓ Mărimile $w1$ și $w0$ reprezintă componentele vectorului de pondere din stratul de fuzzyficare.

Funcția de ieșirea a startului de inferență se definește ca:

$$\mu_j(x_1, x_2, \dots, x_N) = \prod_{i=1}^N \mu_{ij}(x_i) = \exp \left[- \sum_{i=1}^N \left(|w1_{i,j} \cdot x_i + w0_{i,j}| \right)^{l_{i,j}} \right] \quad (2.3.27)$$

Regula k ($k=1,2, \dots, m$) din setul de reguli fuzzy are forma lingvistică:

Dacă x_1 este ϕ_{1k} **și** x_2 este ϕ_{2k} **și** ... **și** x_N este ϕ_{Nk} **atunci** y_k este u_k

Pentru fiecare pereche (x_i, y_k) $i=1,2, \dots, N$ se poate atașa o funcție de apartenență Gaussiană definită cu relația:

$$\phi_{ik}(x_i) = \exp \left[- \left(\frac{x_{ik} - x_i}{b} \right)^2 \right] \quad k=1,2, \dots, m, \quad (2.3.28)$$

unde

- ✓ ϕ_{ik} reprezintă legea fuzzy corespunzătoare intrării x_i , respectiv ieșirii y , definită ca:

Dacă x_i este $\phi_{ik}(x_i)$ **atunci** $y = y_k$,

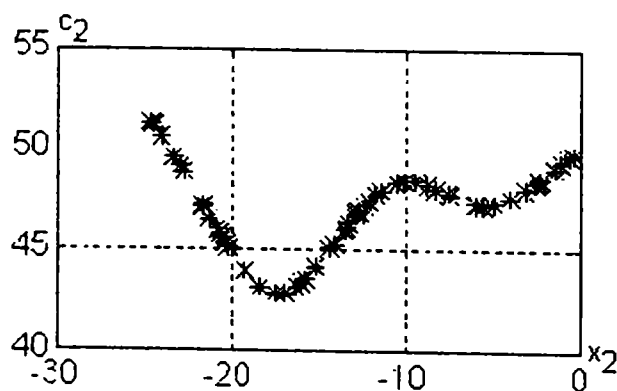
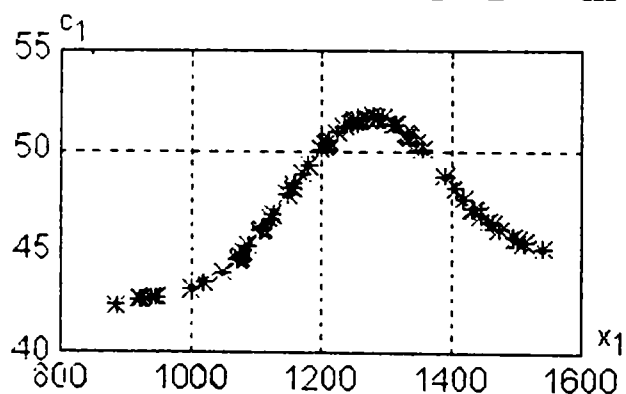
- ✓ x_{ik} și b sunt parametrii distribuției

Determinarea numărului de reguli, respectiv a intrărilor semnificative în obținerea ieșirii dorite y_d , este posibilă în urma analizei curbelor fuzzy c_i . Ele se definesc cu relația:

$$c_i(x_i) = \frac{\sum_{k=1}^m \phi_{ik}(x_i) y_k}{\sum_{k=1}^m \phi_{ik}(x_i)} \quad (2.3.29)$$

Dacă curbele $c_i(x_i)$ au variații neglijabile în raport cu variația ieșirii y , se poate considera că intrarea x_i este ne semnificativă, dacă aceste variații reprezentate în figurile 2.3.13 sunt comparabile cu variația ieșirii, influența lor este importantă pentru ieșire. În aplicația prezentată cele patru intrări utilizate, se pot considera intrări semnificative.

Numărul regulilor necesare fiecărei intrări x_i , se pot estima ca numărul curburilor pe curba $c_i(x_i)$. Numărul total de reguli (în cazul de față $R=4$), pentru cele N intrări se obține ca: $R = \max \{ R_1, R_2, \dots, R_m \}$



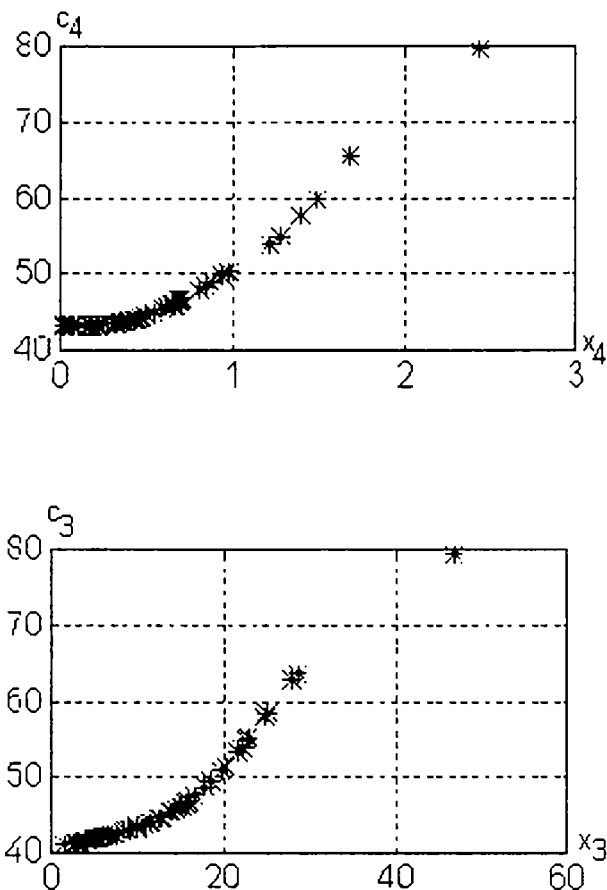


Figura 2.3.11. Funcții de apartenență fuzzy c_i în funcție de variația intrărilor obținute pe cale experimentală : a) tensiunea Wehnelt, b) variația tensiunii Wehnelt, c) curentul de focalizare, d) variația curentului de focalizare.

Pentru determinarea valorilor inițiale ale ponderilor v_j , se utilizează domeniul de definiție a variabilei de ieșire, care se împarte într-un număr de subintervale, egal cu numărul m al regulilor R . Valorile inițiale v_j , reprezintă centrele acestor subintervale.

$$(v_j)^{<0>} = \min(y_d) + j \cdot \frac{\max(y_d) - \min(y_d)}{R} \quad (2.3.30)$$

Pentru determinarea valorilor inițiale ale ponderilor w_{1ij} și w_{0ij} , se determină centrele subintervalului aparținând intrărilor, pe care se notează cu $x_{i,j}$. Valorile inițiale ale parametrilor sunt:

$$(w_{0ij})^{<0>} = \frac{x_{med_{1,j}}}{a \cdot (\max(x_i) - \min(x_i))} \quad (2.3.31)$$

$$(w_{1ij})^{<0>} = \frac{1}{a \cdot (\max(x_i) - \min(x_i))} \quad (2.3.32)$$

unde: $a \in [0.5, 2]$ este o constantă.

Valoarea inițială a parametrului l_{ij} se alege constantă. Cu aceste valori se obțin valorile inițiale ale funcției de apartenență m_{ij} , din relația:

$$\mu_{ij}(x_i)^{<0>} = \exp \left[- \left(|w_{1ij}^{<0>} x_i + w_{0ij}^{<0>}| \right) \left(l_{ij}^{<0>} \right) \right]$$

Pentru antrenarea rețelei se utilizează funcția criteriu:

$$J(w_{0ij}, w_{1ij}, v_i, l_{ij}) = \frac{\sum_{k=1}^m (y_k^d - y_k)^2}{\sum_{k=1}^m y_k^d} \quad (2.3.33)$$

Antrenarea parametrilor w_{1ij} , w_{0ij} , l_{ij} și v_i ai rețelei fuzzy neuronale s-a realizat prin metoda propagării înapoi, utilizând pasul g de ajustare. În fiecare ciclu de antrenare, ajustarea parametrilor rețelei respectă pașii următori:

Ajustarea parametrilor din stratul de ieșire (stratul de defuzzyficare):

$$v_j^{<n-1>} = v_j^{<n>} - \Delta v_j = v_j^{<n>} - \gamma \frac{\delta E}{\delta y} \frac{\delta y}{\delta v_j} = v_j^{<n>} + \gamma \cdot (y^d - y) \mu_j$$

unde:

$$\checkmark E = (y^d - y)^2 = (y^d - a v)^2$$

Ajustarea parametrilor w_{1ij} , w_{0ij} și l_{ij} corespunzătoare funcțiilor de apartenență din stratul de fuzzyficare:

$$\begin{aligned} w_{1ij}^{<n-1>} &= w_{1ij}^{<n>} - \Delta w_{1ij} = w_{1ij}^{<n>} - \gamma \frac{\delta E}{\delta w_{1ij}} \\ w_{0ij}^{<n-1>} &= w_{0ij}^{<n>} - \Delta w_{0ij} = w_{0ij}^{<n>} + \gamma \cdot (y^d - y) v_j \frac{\delta y}{\delta w_{0ij}} \\ l_{ij}^{<n-1>} &= l_{ij}^{<n>} - \Delta l_{ij} = l_{ij}^{<n>} - \gamma \cdot (y^d - y) v_j \frac{\delta y}{\delta l_{ij}} \end{aligned} \quad (2.3.34)$$

unde derivatele au următoarele expresii:

$$\frac{\delta E}{\delta w_{1ij}} = \frac{\delta E}{\delta y} \frac{\delta y}{\delta w_{1ij}} = -2 \cdot (y^d - y) v_j \frac{\delta y}{\delta w_{1ij}}$$

$$\frac{\delta y}{\delta w_{1ij}} = -l_{ij} G^{l_{ij}-1} x_i \exp \left[- \sum_{i=1}^N \left(|w_{1ij} x_i + w_{0ij}| \right) l_{ij} \right]$$

$$G = w_{1ij} x_i + w_{0ij} \quad \text{dacă } w_{1ij} x_i + w_{0ij} > 0$$

$$G = -w_{1ij} x_i - w_{0ij} \quad \text{dacă } w_{1ij} x_i + w_{0ij} < 0$$

$$\frac{\delta y}{\delta w_{0_{i,j}}} = -l_{i,j} \cdot G^{l_{i,j}-1} \cdot x_i \cdot \exp \left[- \sum_{i=1}^N \left(|w_{1_{i,j}} \cdot x_i + w_{0_{i,j}}| \right)^{l_{i,j}} \right] \quad (2.3.35)$$

Pentru antrenarea rețelei s-au utilizat date de comanda din setul de modelare, cu perechi de vectori de intrare ieșire, și un sistem aleator generat de calculator (un semnal zgomot alb cu banda limitată pentru îmbunătățirea convergenței procesului de învățare). Folosind metoda descrisă, regulile și funcțiile de apartenență au fost modelate prin învățare. După modelare utilizarea

2.3.4. FOCALIZARE ÎN ADÂNCIMEA MATERIALULUI DE PRELUCRAT

În procesul de sudare materiale este foarte important ca sudura să aibă o anumită adâncime. Adâncimea de sudare poate să fie o adâncime prescrisă sau adâncime optimă cea ce depinde de tipul materialelor de sudat. Un prim factor în realizarea sudării în adâncime este "calitatea" imaginii captate cu ajutorul căruia se reglează focalizarea pe suprafața materialului. Paralel cu captarea imaginii se înregistrează un semnal care conține o componentă ce reflectă fenomenul de erupție din canalul de sudură. Durata în timp a acestui semnal este proporțională cu adâncimea la care a ajuns curentul de fascicul în material.

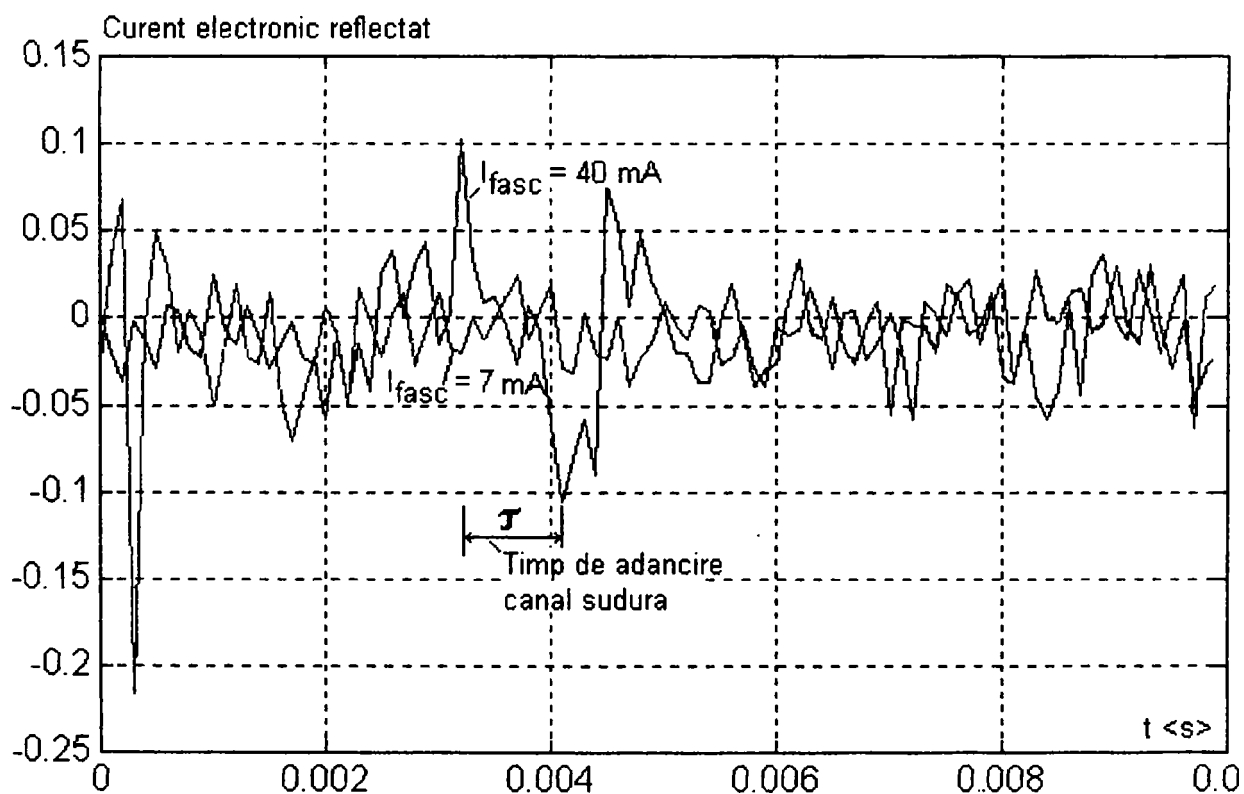


Figura 2.3.12. Curentul electronic reflectat și captat în timpul adâncirii canalului de sudură. Sunt suprapuse două semnale măsurate cu două valori diferite de curent fascicul.

După captarea semnalului urmează o fază de filtrare cu un filtru digital și extragerea duratei de timp τ al porțiunii de semnal proporțional cu durata erupției materialului topit din canalul de sudură. (vezi figura 2.3.12) Această valoare și variația lui constituie mărimi de intrare într-un regulator fuzzy, al curentului prin bobina de focalizare care asigură o adâncimea de focalizare cerută pentru sudarea efectuată.

Intrările acestui regulator sunt indicatorul de adâncime τ și variația acestuia $\Delta \tau$, iar ieșirea este curentul de focalizare i_{foc} . Acordarea acestui regulator se poate face prin alegerea formei funcțiilor de apartenență și prin alegerea regulilor lingvistice de reglare care fac parte din *baza de legi*. S-au folosit funcții de apartenență de tip triunghi dar care acoperă întregul univers de existență al variabilelor de intrare respectiv de ieșire.

În funcție de valorile momentane ale celor două intrări vor fi activate anumite reguli din baza de legi. Toate ieșirile regulilor care au fost activate sunt combinate în cadrul procesului de defuzzyificare. Ca metodă de defuzificare s-a folosit metoda centrului de greutate.

Extragerea intervalului de timp τ necesită aplicarea unor metode de filtrare foarte rapide și performante. Modul de realizare a filtrării și performanțele obținute sunt prezentate în ANEXA 2 Capitol II.

2.4 PROBLEME DE URMARIRE A TRAIECTORIEI, STABILIREA SISTEMULUI DE COORDONATE

Scopul unei operații de sudare este de a asambla nedemontabil două piese după linia lor de contact. Dacă această linie este o formă regulată (cerc, linie dreaptă) atunci urmărirea acestei forme (traieectorii) se poate realiza chiar cu o comandă manuală de urmărire pe baza imaginii monitorizate. (vezi capitol I despre monitorizare) Dacă linia de contact a două piese devine mai complicată ca formă sau trebuie să fie parcursă de fasciculul de electroni o traieectorie de formă aleatoare pe suprafața unei piese (crăpătură), atunci metodele manuale de comandă nu mai sunt utilizabile.

Prin realizarea captării imaginilor succesive din zona de prelucrare a piesei, după operații de prelucrare imagine și de formarea automată a traieectoriei, s-a ajuns ca orice traieectorie să fie prelucrabilă prin parcurgerea ei de fasciculul de electroni. Această formare a traieectoriei din imagini succesiv captate se urmărește în acest paragraf. O imagine captată acoperă o porțiune redusă (300 mm² ca și arie reală și 240x190 pixeli ca dimensiune de imagine digitală). Două imagini succesiv captate au o suprafață comună de aprox. 20% (rezultă din mișcarea piesei și frecvența de captare imagine), adică două imagini succesiv captate nu sunt disjuncte. Prin operații de poziționare relativă a celor două imagini, folosind suprafața comună a lor, se ajunge la aflarea continuării traieectoriei în cadrul celor două imagini succesive. Extinzând ideea la succesiunea de imagini captate se poate extrage sub forma de coordonate față de un sistem de referință legat de fasciculul de electroni. Din studiul cazurilor posibile s-a ajuns la concluzia că algoritmul de extragere traieectorie din imagini succesiv captate trebuia elaborat pentru operații de rotație sau/și translație. Totodată această extragere de traieectorie se poate efectua off_line sau on_line. Aceste două aspecte sunt prezentate în detaliu în capitolul V.

2.4.1. SISTEME DE REFERINȚĂ NECESARE POZIȚIONĂRII TRAIECTO-RIILOR DE PRELUCRAT, STABILIREA RAZEI R DE ROTAȚIE PIESĂ

Piesa ce se va prelucra cu ajutorul fasciculului de electroni se poziționează în camera de lucru ce urmează să fie vidată. Este foarte important să fie stabilit un sistem de referință față de care se poate urmări în orice moment poziția exactă a poziției punctului de prelucrare tehnologică (interacțiunea fascicul – material) pe suprafața piesei.

Două imagini succesiv captate corespund la două poziții diferite ale piesei de prelucrat față de sistemul de referință stabilit. Imaginile captate constituie 'traductoarele' care furnizează valorile stărilor cum ar fi poziția curentă a punctului tehnologic, calitatea focalizării și coordonatele traieectoriei de urmărit. Condițiile tehnologice limitează gradele de libertate ale piesei la o roto-translație în jurul unei axe fixe perpendiculare pe planul orizontal (axa z, axa curentului de fascicul nedeviat, perpendiculară pe planul piesei), cu posibilitate ulterioară de modificare a centrului de rotație. Devine astfel extrem de importantă stabilirea pozițiilor relative inițiale ale piesei și a fasciculului de electroni

prin definirea unor axe de coordonate care să permită în fiecare moment determinarea poziției lor.

Pentru a păstra legătura între două imagini se va defini un sistem de referință de exprimare a pozițiilor care să fie invariante de la o imagine la alta. Astfel se poate stabili legături între spotul de electroni și piesa prelucrată. Piesa plasată în zona de lucru trebuie poziționată. Scopul poziționării este ca să se deplaseze piesa de prelucrat până în poziția în care zona dorită de pe piesă să ajunge în punctul de prelucrare tehnologică. În acest scop s-au adoptat două sisteme de referință: unul legat de fasciculul nedeviat (sistem fix), celălalt legat de piesă (sistem mobil)

- ◆ Primul sistem de coordonate, notat cu XOY, este cu originea în punctul în care spotul nedeviat intersectează planul în care se află piesa (planul orizontal) și este fix datorită construcției tehnologice a instalației (poziție fixă absolută în spațiul tunului de electroni) (figura.2.4.1.).

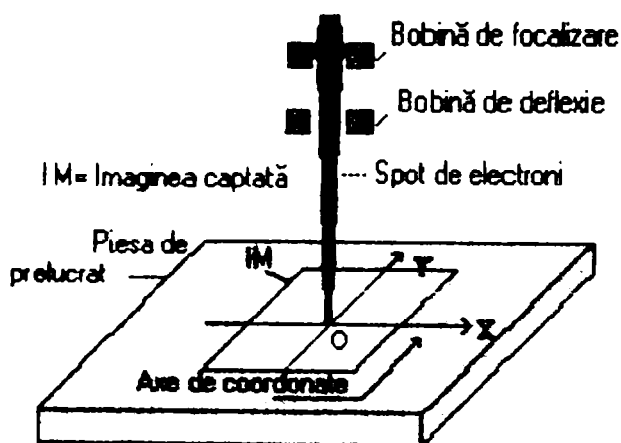


Figura 2.4.1. Sistemul de coordonate fix al imaginii notat cu XOY

Se observă că sistemul de coordonate definit coincide de fapt cu sistemul de coordonate al imaginii. Imaginea captată este rezultatul baleierii de fascicul a unei porțiuni de pe piesă (zona de culoare deschisă de pe piesă). În acest fel orice transformare a imaginii se va face relativ la acest sistem de coordonate definit.

- ◆ Al doilea sistem de coordonate, notat cu XOY, are originea în punctul în care axa de rotație a piesei intersectează planul orizontal (poziție determinată în timpul fiecărei prelucrări) (figura.2.4.2.).

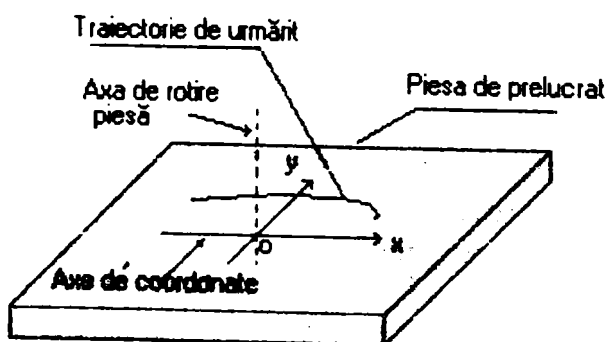


Figura 2.4.2. Sistemul de coordonate al piesei xoy.

Acest punct însă poate diferi de la o prelucrare la alta a unei piese și depinde de dimensiunile fizice ale acesteia. Datorită acestui lucru poziția acestui punct se determină la începutul fiecărei prelucrări pe baza informațiilor obținute din imaginile captate.

Sistemul de poziționare în spațiu a piesei de prelucrat se compune din:

- sistemul de deflexie XOY al fascicolului de electroni deviere posibilă în intervalul de unghi de deviere de $\pm 5^\circ$ față de axa verticală a fascicolului
- sistemul de focalizare, care corespunde unei mișcări după axa fascicolului (direcția “-z”) de electroni, perpendiculară pe planul de prelucrare (aceste două subpuncte descriu o imagine pseudo 3D)
- sistemul de poziționare mecanică a piesei de prelucrat, realizat în două variante:
 - Sistem de poziționare de rotație a piesei după o axă fixă, situată la o distanță fixă față de punctul de bază al fascicolului nedeviat.
 - Sistem de poziționare de translație după două coordonate ortogonale xoy, care are o anumită poziție față de sistemul de coordonate XOY al sistemului de deflexie al fascicolului.

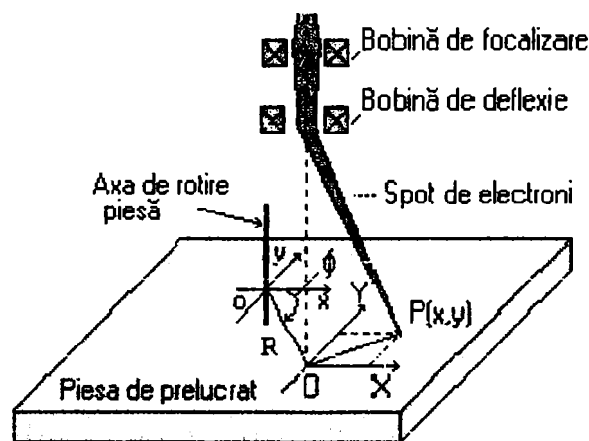


Figura 2.4.3. Sistem de coordonate piesă și imagine

În momentul definirii axelor de coordonate acestea se aleg astfel încât axele ox și OX să coincidă ca și direcție iar în aceste condiții singurul parametru necunoscut este distanța între originile axelor de coordonate. Această distanță este de fapt raza R (figura.2.4.3.) după care se execută rotirea piesei față de punctul fix al centrului de piesă. Deci pentru definirea completă a sistemului de coordonate este necesară aflarea acestei distanțe. Orice rotație sau translație ulterioară a piesei va modifica însă poziția acestui sistem de coordonate față de XOY.

Procesul de determinare a traiectoriei de urmat pe piesa de prelucrat se reduce la următoarele operații:

- Stabilirea sistemelor de coordonate pentru imagine (figura 2.4.4.) și piesă. Sistemul de coordonate al imaginii este legat fix de spotul de electroni iar cel al piesei se va defini ca având originea în punctul de intersecție a axei de rotație cu planul orizontal, cu axele OX și ox comune.

- Extragerea coordonatelor traiectoriei în sistemul de coordonate al imaginii.
- Efectuarea de transformări de rotație și translație a punctelor traiectoriei obținute în funcție de poziția relativă a axelor de coordonate alese. Această poziție se va determina în fiecare moment (pentru fiecare imagine captată) și va depinde de rotația și translația cunoscută, efectuată de piesă.
- Calcularea comenzii optime pentru sistemele de poziționare astfel încât fasciculul de electroni să urmărească traiectoria obținută.

Instalația permite realizarea unor rotații cu un *unghi foarte precis*. În aceste condiții captarea a două imagini succesive, obținute prin rotirea piesei cu un unghi, în așa fel încât acestea să conțină informații comune (zonă de suprapunere) permite compararea informațiilor cuprinse în imagini prin procedee de *corelație*, singurul parametru necunoscut al transformărilor între imagini fiind chiar raza R căutată. Variația lui R , parametru, va da valori diferite ale asemănarilor imaginilor (coeficientului de corelație între imagini succesiv captate cu zonă de suprapunere), pentru cea mai mare valoare a factorului de corelație obținându-se distanța între originile sistemelor de coordonate.

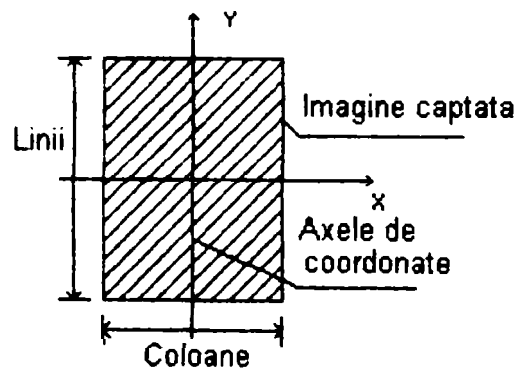


Figura 2.4.4. Elemente din sistemul de coordonate imagine.

Cele două imagini captate în XOY, vor fi rotite una față de cealaltă cu unghiul θ . Datorită rotației efectuate originile sistemelor de coordonate pentru fiecare imagine se vor afla pe circumferința unui cerc cu centrul în punctul de rotație al piesei și cu raza egală cu distanța între originile sistemelor de coordonate ale imaginilor respectiv cel al piesei. Rotația unui punct aflat în imagine legat de sistemul de coordonate XOY în jurul unui punct exterior cum este cel al originii sistemului de coordonate al piesei se efectuează prin aplicarea următoarelor transformări:

- Translația originii sistemului de coordonate a imaginii în punctul de rotație.
- Rotația propriu-zisă a punctului ales cu unghiul θ .
- Translația inversă a originii sistemului de coordonate a imaginii.
- Stabilirea coeficientului de corelație dintre două imagini

Procesul se continuă până când se obține corelație maximă în funcție de parametrul R .

În abordarea mișcării relative a sistemelor de coordonate importantă este stabilirea sistemului de referință fix al observatorului acestui fenomen. De multe ori însă este utilă plasarea observatorului în alte sisteme de referință decât cele firești. În acest caz un observator plasat pe piesa în mișcare va fi fix legat de aceasta și nu va percepe mișcarea piesei, ci deplasarea imaginilor. În acest sistem de referință legat de piesă sunt în mișcare imaginile.

Din punct de vedere logic nu există nici o diferență între posibilitatea de a păstra imaginile fixe și a roti piesa (situația reală) și fixarea coordonatelor piesei și considerarea deplasărilor relative ale imaginilor așa cum se prezintă în figura 2.4.5. de mai jos:

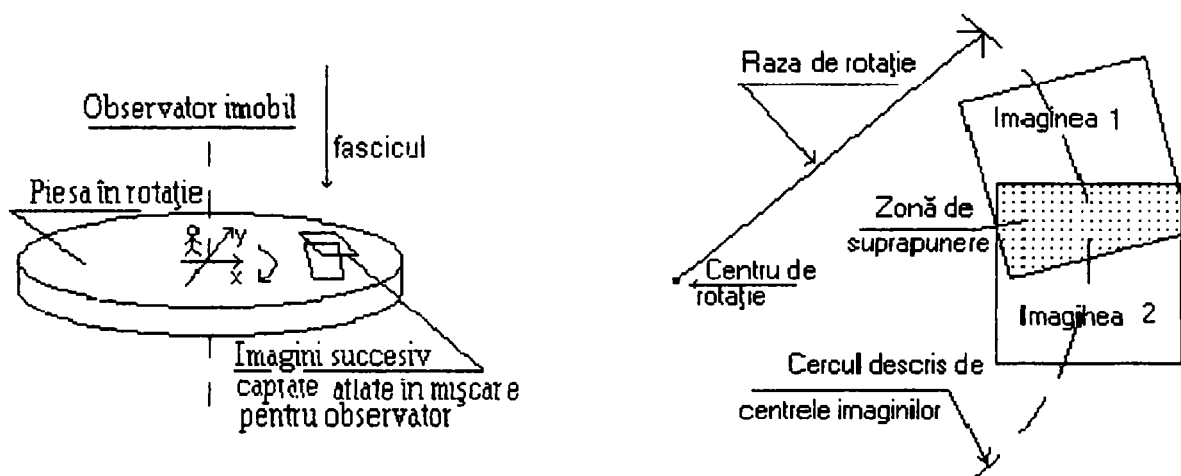


Figura 2.4.5. Stabilirea sistemului de referință.

Captarea succesivă a două imagini

Din această cauză este mult mai util să se fixeze sistemul de coordonate al piesei și să se deplaseze imaginile obținând în acest caz chiar traiectoria în sistemul de coordonate al piesei. De fapt aceasta este problema ce se dorește să se rezolve, ca din sistemul de coordonate al imaginii să se obțină traiectoria pe piesă. În acest caz sistemul de coordonate al imaginii capătă o nouă poziție față de sistemul de coordonate al piesei la fiecare scanare, pozițiile relative între două imagini fiind determinate de rotația piesei.

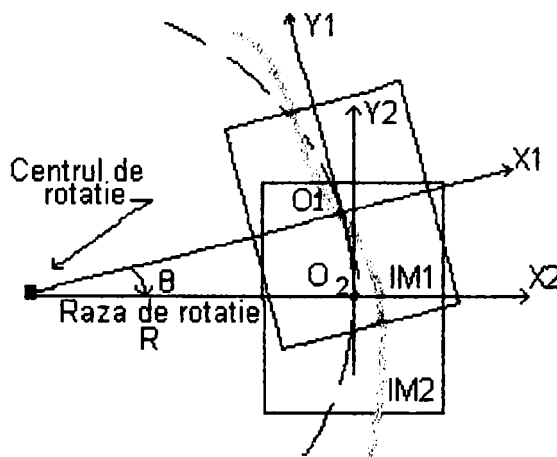


Figura 2.4.6. Sistemele de coordonate ale imaginilor rotite

O rotație a piesei în sens trigonometric înseamnă rotirea imaginii în sens trigonometric dacă se păstrează semnul unghiului sau în sens orar dacă se consideră valoarea sa cu semn contrar. Se consideră imaginile captate succesiv, IM1 și IM2, cu o rotație a piesei cu unghiul θ cunoscut și pozițiile prezentate în figura 2.4.6.

Se observă că pozițiile imaginilor sînt determinate complet de originile axelor de coordonate O1 și O2 precum și de raza și centrul de rotație al piesei.

Cu toate că imaginile sunt captate în sistemul de coordonate XOY, rezultând o poziție fixă în spațiu, mișcarea piesei face ca prin această zonă fixă să defileze o suprafață mai întinsă a piesei captată în imagini succesive. Refacerea acestei zone mari se face însă prin deplasarea în spațiu a imaginilor captate în funcție de poziția fascicolului de electroni față de xoy și de pozițiile relative ale celor două imagini determinate de rotația efectuată. Prin deplasarea fizică sistemelor de poziționare din instalație se realizează o mișcare a piesei, dar refacerea zonelor scanate se face prin deplasarea logică a imaginilor în sistemul de coordonate legat de piesă.

Se obțin astfel valorile translațiilor și rotației ce se efectuează între două poziții succesive ale imaginilor prezentate în figura 2.4.7.

Poziția relativă a punctelor O1 și O2 este determinată de deplasările Dx și Dy în valoare absolută semnul fiind dat de ordinea de considerare a punctelor. Considerând deplasarea din punctul O1 în punctul O2 se pot scrie relațiile :

$$\begin{aligned} Dx &= R \cdot (1 - \cos(\theta)) \quad \text{și} \quad (2.4.1) \\ Dy &= R \cdot \sin(\theta). \end{aligned}$$

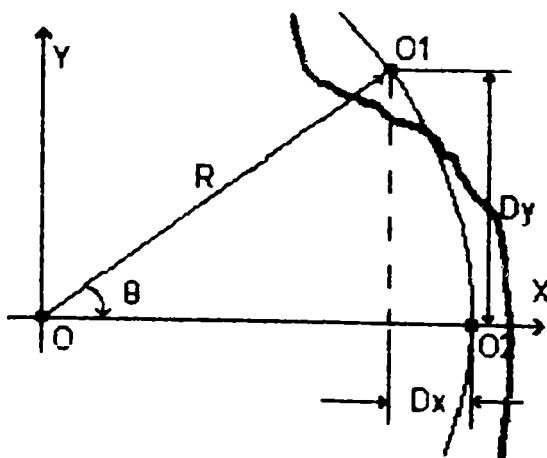


Figura 2.4.7. Valori de translație referitoare la poziția relativă a două imagini

Cu aceste valori transformările imaginii IM1 pentru a ajunge în poziția IM2 indicată sînt date de matricea de transformare:

$$T = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & Dx \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & Dy \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4.2).$$

Etapele de transformare a imaginii IM1 și IM2 în prezentare grafică se poate urmări în figura 2.4.8. Imaginile captate IM1 și IM2 ocupă poziția relativă ca în partea dreaptă a figurii. După captarea lor (memorarea lor în calculator) matricile corespunzătoare au valorile față de sistemul de referință XOY adică cum se vede în partea stângă a figurii.

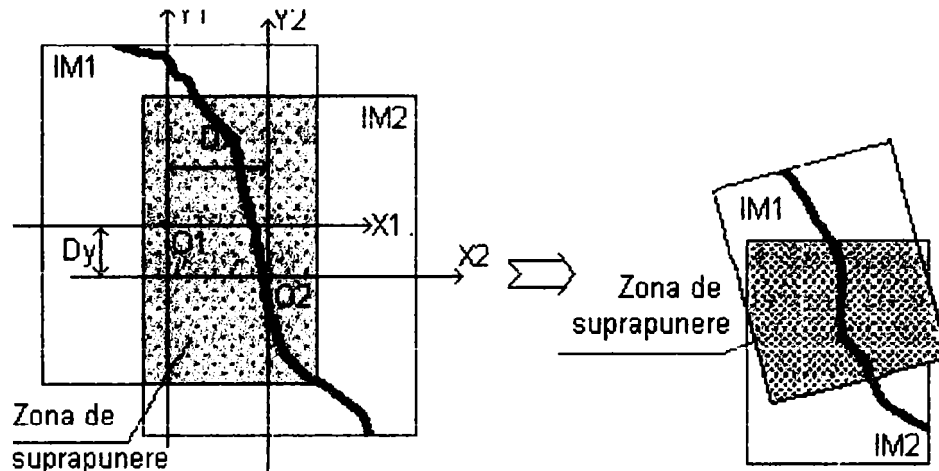


Figura 2.4.8 Imagini succesive și poziția lor relativă pentru corelație maximă

Scopul acestor transformări este de a stabili cea mai bună asemănare între imagini, mai precis raza de rotație pentru care zona de suprapunere este aceeași din punctul de vedere al conținutului pentru fiecare imagine. Gradul de asemănare se apreciază cu ajutorul coeficientului de corelație care pentru valori apropiate de unitate indică a asemănare bună. În mod firesc zona de suprapunere, pentru că este de fapt imaginea aceleiași zone de piesă, ar trebui să dea un coeficient de corelație unu ca pentru o identitate de imagini.

Deoarece sunt captate două imagini separate și se efectuează transformări de roto-translație care introduc erori, în mod practic se caută valoarea cea mai mare a coeficientului de corelație, calculată pentru diferite valori ale parametrului R. Coeficientul cu valoare maximă indică, prin modul de calcul, valoarea razei cele mai apropiate de realitate. Practic pentru o valoare intermediară a razei se calculează un coeficient de corelație în funcție de valoarea căruia se alege o altă valoare a acestui parametru. În acest caz este vorba deci despre aflarea valorii unui parametru care maximizează un coeficient, deci o problemă de optimizare.

S-a apelat la o metodă de căutarea unidimensională a valorii extreme a coeficientului de corelație. Metoda folosită este înjumătățirea intervalului. Această metodă presupune limitarea intervalului în care se află valoarea

căutată și calcularea a n valori ale coeficientului de corelație pentru n valori echidistante ale parametrului R . Valoarea maximă obținută va fi mijlocul intervalului în n iterații de căutare ulterioare dar cu un pas micșorat de m ori. În acest fel după micșorări succesive ale intervalului se ajunge, dacă este nevoie pentru exprimarea razei, la precizie de pixel.

Datorită diferenței mari între lungimea L a imaginii și raza de rotație, $L \ll R$ (figura 2.4.9) se poate aproxima că lungimea corzii între punctele $P1$ și $P2$ este aproximativ egală cu lungimea arcului. Astfel se poate scrie că:

$$L = R \cdot \sin(\theta) \quad (2.4.3)$$

și introducând K factorul de suprapunere a imaginilor alese, unghiul θ se poate aproxima ca fiind :

$$\theta \cong \arcsin\left(K \cdot \frac{L}{R}\right) \quad (2.4.4)$$

unde K este un factor subunitar ce asigură suprapunerea imaginilor. În experimente s-a ales $K \in [0.15, 0.25]$.

În cazul în care imaginea este memorată într-o matrice atunci sistemul de coordonate al imaginii se va translata în originea sistemului de coordonate în centrului imaginii.

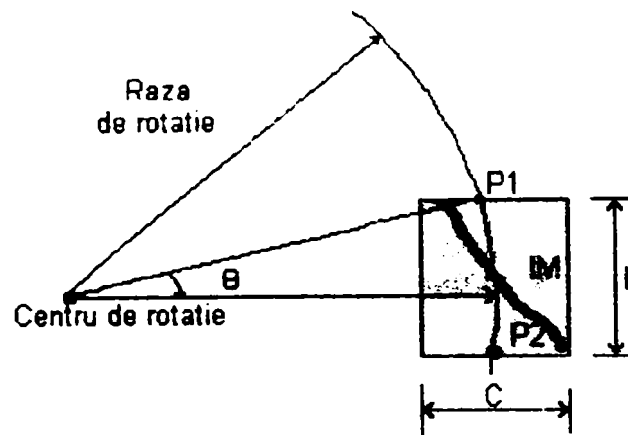


Figura 2.4.9. Relație între dimensiuni fizice și centru de rotație

Trebuie făcute două precizări legate de calculul practic al distanței R :

- ◆ La unghiuri de valori foarte mici $0 \dots 1.5$ grade valorile Dx și Dy (figura 2.4.8) au o variație lentă chiar dacă parametrul R are valori mari. Acest lucru înseamnă de fapt că pentru mai multe valori ale lui R pozițiile relative ale imaginilor nu se schimbă ceea ce are ca efect faptul că funcția de corelație prezintă paliere. Deci este posibil ca să se obțină o mulțime de valori succesive pentru care valoarea coeficientului de corelație să aibă valoare maximă. În acest caz s-a adoptat valoarea lui R din mijlocul acestui interval ca fiind cea mai bună valoare.
- ◆ Imaginile prelucrate dețin informații despre anumite traiectorii sau curbe de urmărit. Acestea însă se pot reprezenta cu mai puține niveluri de gri decât cele conținute de imaginea neprelucrată. Dacă pentru reprezentarea traiectoriei se consideră că ar fi de ajuns 8 niveluri de gri codate pe 3 biți celelalte niveluri codate cu restul de 5 biți mai puțin semnificativi pot fi randomizate. Acest proces nu alterează deci prea mult informația utilă din imagine dar în schimb reduce simțitor variația funcției de corelație apropiind-o de o formă

mai ușor prelucrabilă chiar și cu algoritmi de gradient. Trebuie precizat de asemenea că valoarea maximă a coeficientului de corelație scade simțitor existând uneori șanse ca în unele condiții legate de valoarea reală a razei, de valoarea unghiului de rotație și de conținutul imaginii, valoarea distanței calculate să fie alterată. Structura algoritmului se prezintă în figura 2.4.10.

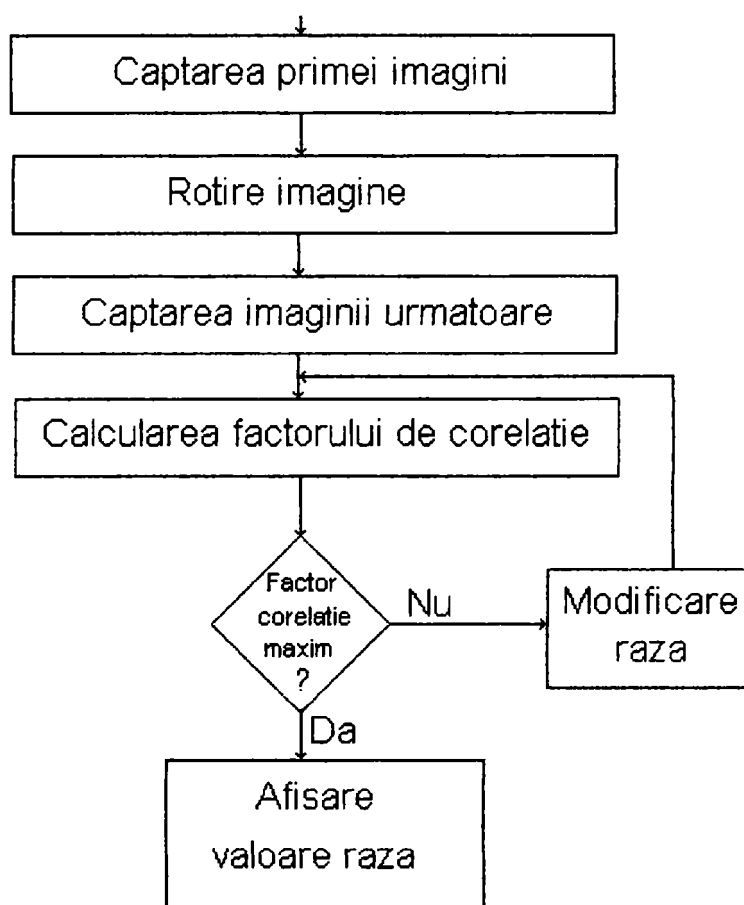


Figura 2.4.10. Schema bloc de stabilire a centrului de rotație al piesei

ANEXA 3 Capitol II, ANEXA 4 Capitol II respectiv ANEXA 5 Capitol II prezintă realizarea celor prezentate în subparagraful 2.4.1.

2.4.2. EXTRAGEREA TRAIECTORIEI DIN SUCCESIUNI DE IMAGINI

După stabilirea sistemelor de coordonate și a razei de rotație, mișcările efectuate de sistemele de poziționare se consideră ca fiind determinate, astfel încât orice deplasare efectuată este cunoscută. Având o comandă de mișcare de rotație sau translație a sistemelor de poziționare, poziția reală rezultată se consideră a fi egală cu cea rezultată din calcule prin aplicarea relațiilor matematice corespunzătoare rototranslațiilor. Acest lucru implică însă neluarea în considerare atât a perturbațiilor apărute în procesul de poziționare cât și a erorilor datorate sistemelor de acționare.

În aceste condiții de mișcare deterministă, pozițiile succesive ale imaginilor coincid cu cele rezultate din calcule de transformare, neluând

in considerare problema asemănării zonelor comune (de suprapunere) din imagini și corelația între două imagini succesive. Acest lucru a fost posibil atât datorită poziționării bune a sistemului cât și datorită faptului că pentru corelație pe lângă un timp îndelungat de calcul, este necesară o zonă comună suficient de mare. Zona comună este de fapt acea zonă a piesei scanate ce aparține fiecărei imagini, și care, dacă are valori mari, reduce informația nouă conținută de imaginea următoare. În procesul de extragere a traiectoriilor trebuie urmărite următoarele etape :

- Extragerea traiectoriei în sistemul de coordonate al imaginii XOY.
- Stabilirea poziției relative a sistemului de coordonate legat de imagine (XOY) față de cel al piesei (xoy).
- Transformarea coordonatelor traiectoriei extrase în raport cu sistemul de coordonate al imaginii în sistemul de coordonate legat de piesă.
- Exprimarea pozițiilor în coordonate polare.

Această din urmă transformare se va face în scopul de a exprima mai simplu deviația traiectoriei găsite față de traiectoria în formă de cerc descrisă de spotul de electroni prin mișcarea de rotație a piesei. Valoarea deviațiilor pe fiecare axă se obține astfel prin simpla diferență dintre valoarea razei față de centrul de rotație piesă și coordonata fiecărui punct de pe traiectorie pentru același unghi. Deoarece traiectoria circulară este descrisă cu o rază constantă (egală cu raza R de rotație) pentru toate unghiurile din intervalul 0 ... 360 grade) simpla translație a valorilor razelor găsite în fiecare punct al traiectoriei va da deviația punctului față de traiectoria urmărită de spotul de electroni nedeviat.

Procesul de extragere a traiectoriei este reflectat în figurile de mai jos:

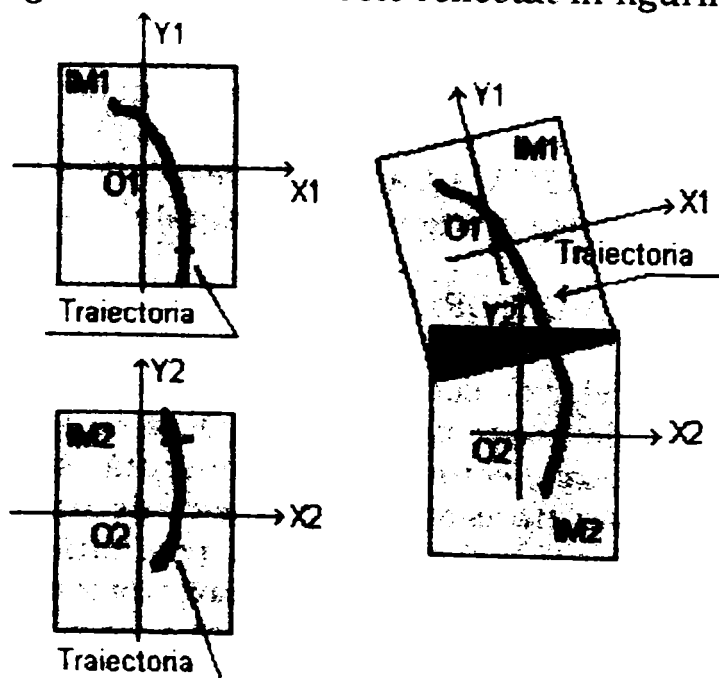


Figura 2.4.11. Două imagini succesiv captate. Traiectoria compusă obținută prin suprapunerea imaginilor.

Presupunând cunoscută traiectoria extrasă din fiecare imagine se determină poziția sistemului de coordonate al imaginii față de cel al piesei. Această determinare se poate face în două moduri, fie prin raportarea absolută a pozițiilor celor două sisteme de coordonate, pentru fiecare imagine determinându-se poziția sa absolută față de piesă prin cumulara transformărilor avute până în acel moment, fie pornind de la poziția imaginii anterioare, când se face o singură transformare cu parametrii ultimei deplasări efectuate

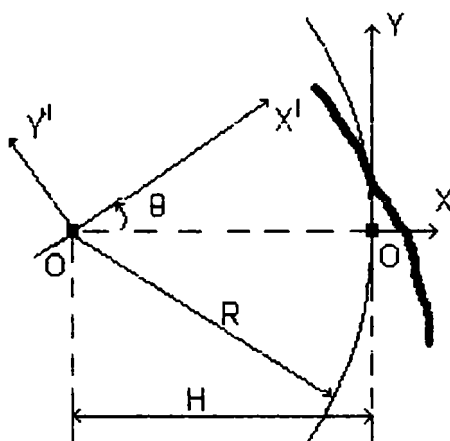


Figura 2.4.12. Sisteme de referință la rotația piesei

În acest caz transformările de coordonate sunt :

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(-\theta) & \sin(-\theta) & x \\ -\sin(-\theta) & \cos(-\theta) & y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.4.5)$$

unde x și y sînt translațiile determinate de cerc și au valorile :

$$x = R * \cos(-\theta) \text{ și } y = R * \sin(-\theta) \quad (2.4.6)$$

Transformările efectuate sunt:

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & x \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.4.7)$$

x și y avînd formulele din (2.4.23)

Se consideră o traiectorie extrasă dintr-o imagine exprimată în coordonate carteziene în sistemul de coordonate al imaginii, sub forma unui tablou Tr_i ($2 \times n$) cu două linii corespunzătoare coordonatelor X și Y și cu n coloane corespunzătoare a n puncte aflate în imaginea i . Pentru cazul în care se consideră raportarea absolută a imaginii la sistemul de coordonate al piesei, un punct de pe traiectorie se identifică cu coordonatele X_k și Y_k aflate în tabloul Tr_i la poziția $Tr_i(1,k)$ și $Tr_i(2,k)$. Asupra fiecărui perechi de puncte $1 \dots n$ se aplică transformarea necesară folosind operatorul T (matricea de transformare (2.4.2)) definită pentru fiecare imagine în parte, determinată de parametrii θ_i , x și y , matricea de transformare din (2.4.22). Unghiul de rotație în iterația i (imaginea i) se calculează cu relația :

$$\theta_i = \sum_{k=1}^i \delta\theta_k, \quad (2.4.8)$$

unde $\delta\theta_k$ este unghiul de rotație al piesei între imaginile k-1 și k. Acest unghi se poate menține la valoare constantă predefinită.

De asemenea valorile translației efectuate de fiecare punct sunt determinate de raza de rotație R (constantă) și unghiul θ_i de rotație al imaginii i calculat mai sus :

$$\begin{cases} x = R \cdot \cos(\theta_i) \\ y = R \cdot \sin(\theta_i) \end{cases} \quad (2.4.9)$$

Acest procedeu se aplică tuturor imaginilor 1...N_i captate și va avea drept rezultat coordonatele tuturor punctelor conținute de traiectoriile extrase din N_i imagini. Până în acest moment punctele din imagini au fost transformate fără a se ține cont de suprapunerea traiectoriilor. De aceea în acest moment se efectuează transformarea lor, în același sistem de coordonate al piesei, din exprimare carteziană în coordonate polare. Dacă $(x, y)_{k,i}$ este un punct rezultat în urma transformărilor efectuate asupra punctului k din imaginea i, exprimarea sa în coordonate polare are forma :

$$\begin{bmatrix} R_{k,i} \\ \varphi_{k,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{k,i})^2 + (y_{k,i})^2} \\ \arctg\left(\frac{y_{k,i}}{x_{k,i}}\right) \end{bmatrix}, \quad (2.4.10)$$

unde $x_{k,i}$ și $y_{k,i}$ sînt punctele obținute în urma transformării T.

Datorită faptului că exprimarea coordonatelor carteziene se poate face doar prin numere întregi (*coordonate de pixeli*) și coordonatele polare se vor rotunji la valori întregi corespunzătoare. Dacă raza $R_{k,i}$ a fiecărui punct poate fi menținută la valoarea calculată, unghiul se va rotunji la valori care să asigure o precizie de un pixel. În acest scop se calculează unghiul la care precizia este de un pixel și care corespunde valorii unghiului la centru sub care se vede un pixel : $\varepsilon_\varphi = \arcsin\left(\frac{1}{\text{Raza}}\right)$, Raza fiind valoarea în pixeli a razei de rotație.

Unghiul la centru al fiecărui punct se va exprima cu această precizie. În cazul în care există mai multe puncte de pe traiectorie care vor avea același unghi φ dar valori diferite ale razei $R_{k,i}$, se va face o medie a acestor valori asigurând traiectoriei dimensiunea de un pixel pe direcția transversală.

Unghiul de rotație a imaginii se poate menține constant pe toată durata scanării piesei, iar translația piesei se va efectua doar atunci când traiectoria nu se încadrează în imagine. Considerând translația nulă unghiul de rotație se calculează la valori ce asigură pe de o parte suprapunerea traiectoriilor rezultate din două imagini diferite, pentru a

nu apărea discontinuități nerezale ale acestora și pe de altă parte astfel încât să asigure un 'avans' suficient pentru ca zona scanată să cuprindă informație nouă despre piesă. Un unghi de rotație prea mare ar permite apariția unor discontinuități ale traiectoriei datorate prelucrării imaginii care pierde informație utilă, iar un unghi prea mic nu ar da posibilitatea prelucrării în timp util a datelor care s-ar suprapune pe zone mari. Valoarea prescrisă a unghiului se va calcula cu formula de aproximare :

$$\delta\theta = \arcsin\left(K \cdot \frac{L}{\text{Raza}}\right), \quad (2.4.11)$$

unde :

- ✓ L - Dimensiunea verticală a imaginii în pixeli
- ✓ Raza - Raza de rotație în pixeli
- ✓ K - Coeficient subunitar de acoperire a două imagini cu valori între 0.85 .. 0.95 , ales în mod experimental.

Algoritmul prezentat este prezentat sub forma unei scheme în figura 2.4.14.

Ca exemplificare se consideră două traiectorii care vor fi scanate și apoi reconstruite din subtraiectoriile rezultate din fiecare imagine. Se aleg traiectorii în formă de cerc și pătrat și se reprezintă grafic coordonatele polare obținute după refacerea traiectoriilor.

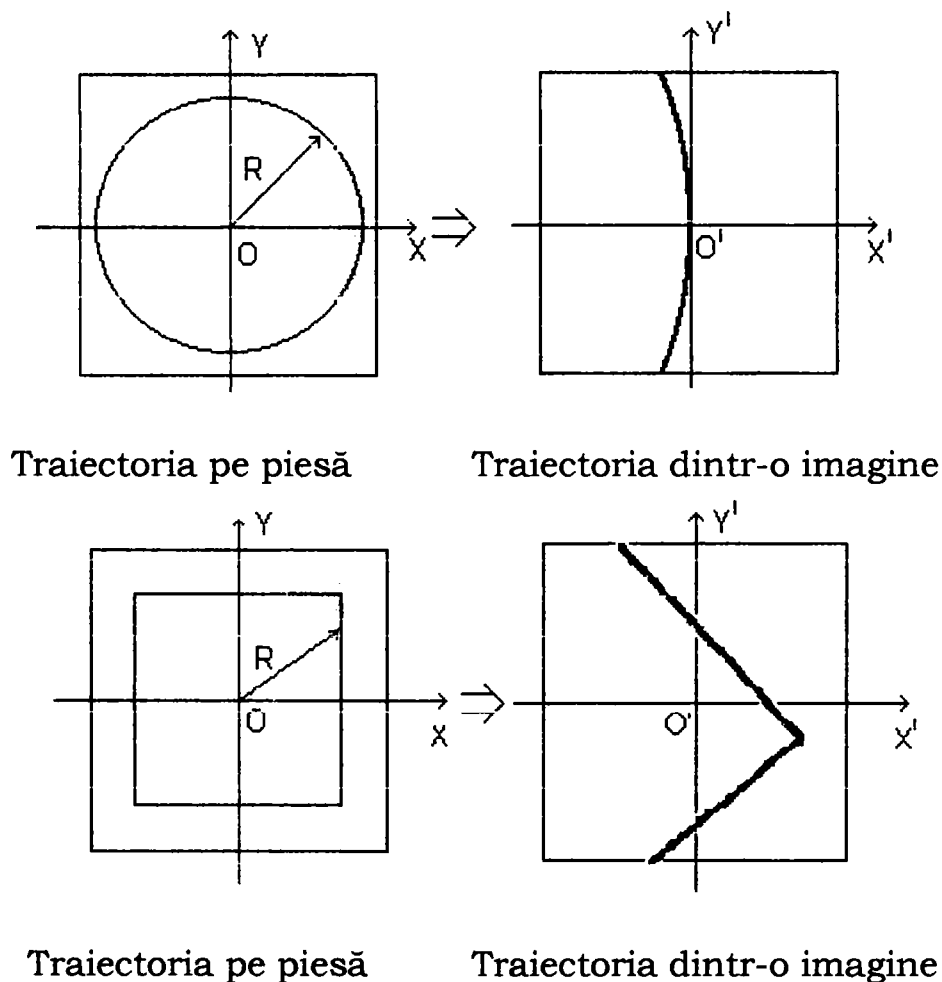


Figura 2.4.13. Exemplu de traiectorie și o imagine din structura ei

În Anexa 2 din capitolul II se prezintă un algoritm care permite extragerea traiectoriilor în urma unor mișcări de translație. Avantajul

acestei forme este că reduce timpul de calcul al obținerii coordonatelor traiectoriei.

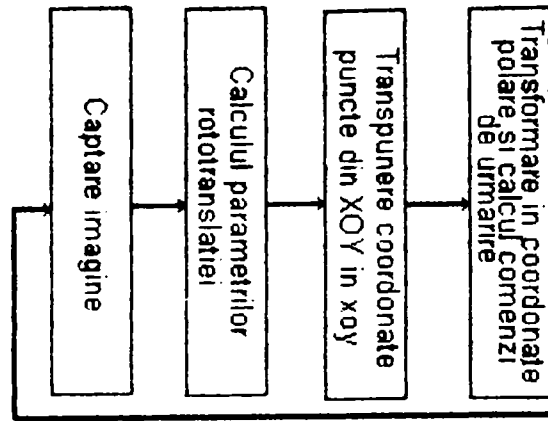


Figura 2.4.14. Algoritm de stabilire a traiectoriei

2.4.3. DETERMINAREA COMENZII DE URMĂRIRE COMPUSE A UNEI TRAIECTORII DREPTUNGHILARE

O traiectorie dificilă în probleme de urmărire este un dreptunghi. Fie cazul particular de pătrat. Se generează un vector al valorilor coordonatelor prescrise $x[k.h]$ respectiv $y[k.h]$ care se află pe un pătrat, cu latura a , respectând condiția că distanța dintre două puncte succesive este constantă (cerință tehnologică). Considerând un sistem de coordonate cilindrice având originea axei în centrul pătratului, se determină coordonatele $r[k.h]$ și $f[k.h]$ ale punctelor definite. Corecțiile de deflexie necesare urmăririi pătratului se determină pe baza relațiilor de compunere a sistemelor de coordonate.

Pas 1. Generarea traiectoriei $x[k.h]$, $y[k.h]$

Pas 2. Transformarea de coordonate după care se obțin coordonatele traiectoriei impuse. În realitate această traiectorie se obține după prelucrarea imaginilor captate, estimarea razei de rotire R și a coordonatelor specifice fiecărei punct al traiectoriei captate. Avem:

$$r_k = \sqrt{(x_k)^2 + (y_k)^2}$$

$$\phi_k = \arctg\left(\frac{y_k}{x_k}\right) + K_\pi \quad (2.4.12)$$

unde K_π depinde de poziția punctului față de cele patru cadrane.

Pas 3. Determinarea corecțiilor x, y necesare urmăririi traiectoriei prescrise, valori care împreună cu unghiul $f[k.h]$ corespunzătoare unei viteze unghiulare ω constante vor forma setul de valori prescrise al sistemului de poziționare și opticii electronice.

Dacă se presupune o viteză unghiulară $\omega = \pi$ rad/sec, respectiv un timp de eșantionare de $h = 0.025$ s, între două puncte succesive în figura următoare s-a reprezentat cercul cu raza $r_0 = 1.1$ m care reprezintă traiectoria punctului de bază al fasciculului nedeviat, respectiv pătratul

care reprezintă traiectoria prescrisă. Timpul de eșantionare h și viteza unghiulară ω s-au ales astfel încât în 80 de eșantioane piesa să efectueze o rotație completă. Corecțiile se obțin din transformări de coordonate, considerând că viteza de parcurgere a cercului este constantă, dată de puncte situate la $\omega \cdot h$ radiani. S-a presupus că primul punct are coordonatele $x_0 = 0.9, y_0 = -0.9$, deci unghiul inițial este $-\pi/4$.

$$\begin{aligned} x_k &= r_k \cdot \cos(\phi_k) - r_0 \cos\left(\omega \cdot k \cdot h - \frac{\pi}{4}\right) \\ y_k &= r_k \cdot \sin(\phi_k) - r_0 \sin\left(\omega \cdot k \cdot h - \frac{\pi}{4}\right) \end{aligned} \quad (2.4.13)$$

În figura 2.4.15 s-a reprezentat cercul, adică locul geometric al fasciculului nedeviat, respectiv pătratul traiectoria ce trebuie urmărită, de pe suprafața piesei de prelucrat. Dacă se consideră un sistem de referință polar cu originea lui în centrul de rotație (centrul cercului), atunci față de acest sistem se poate calcula diferența dintre coordonatele traiectoriei impuse (dreptunghi) și celei circulare pentru a calcula comenzile date electrozilor de deflexie pentru a urmări dreptunghiul.

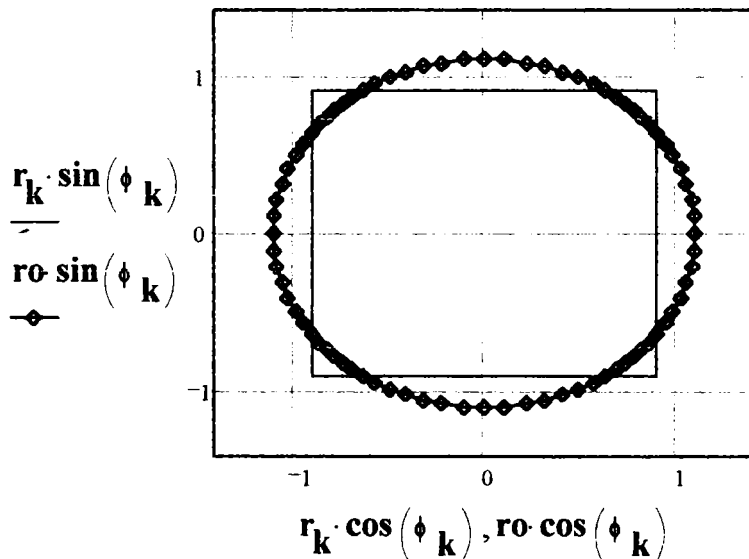


Figura 2.4.15. Traiectoria de urmărit este un pătrat și urmărirea se va face pe durata unei rotații complete a piesei

Se poate observa repartitia neuniformă a punctelor de pe cerc, valori care ar impune modificarea vitezei unghiulare ω presupusă constantă.

Eșantioanele valorilor prescrise pentru deflexiile x și y s-au reprezentat în figura 2.4.16.

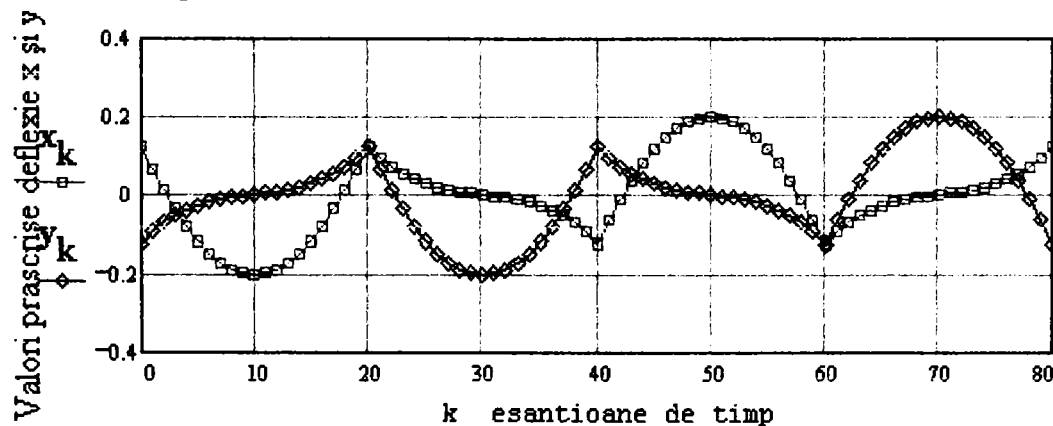


Figura 2.4.16. Valorile prescrise pentru deflexie după x și y .

Considerând aceste valori, traiectoria determinată cu corecții pentru o viteză unghiulară constantă s-a reprezentat în figura 2.4.17.

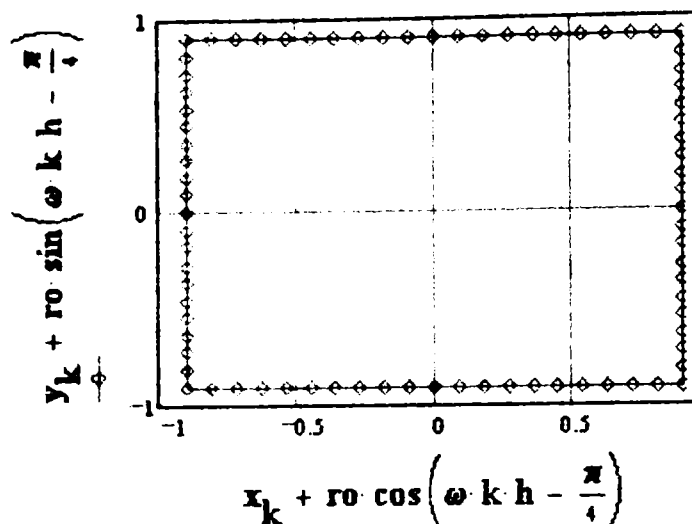


Figura 2.4.17. Traiectoria cu viteză constantă de parcurgere

2.4.4. PROBLEME DE BAZĂ ÎN URMĂRIREA UNEI TRAIECTORII

Problema de urmărire în teoria sistemelor este o problemă importantă. Dacă se dorește ca ieșirea unui proces (y) să aibă o variație dorită atunci se va proiecta un sistem de reglare care să permită aceea variație cu o dinamică cât mai bună. Aici obiectivul este de a face stările și ieșirile să urmărească o traiectorie impusă. Pentru a urmării o traiectorie trebuie ca vectorul de ieșire să aibă valori cât mai aproape de traiectoria impusă. Deci două probleme trebuie să fie rezolvate: stabilitatea sistemului și acuratețea de urmărire. Practic sistemul de reglare are specificul că include atât proprietatea de urmărire cât și pe cea de reglare. Se demonstrează că ambele probleme se pot aduce la o singură problema numită "problema de reglare propriu-zisă".

De obicei problema de urmărire și cea de reglare sunt separate în accepțiunea unui sistem cu structura generală din figura 2.4.18. Prima dată se proiectează regulatorul de stabilizare RS un sistem închis care să elimine perturbațiile de tip sarcină și incertitudinile procesului. Proiectarea se face în ipoteza că erorile de tip măsurare nu generează fluctuații semnificative ale semnalului de comandă. Blocul de adaptare asigură obținerea proprietăților de urmărire dorite și se proiectează într-o a doua etapă.

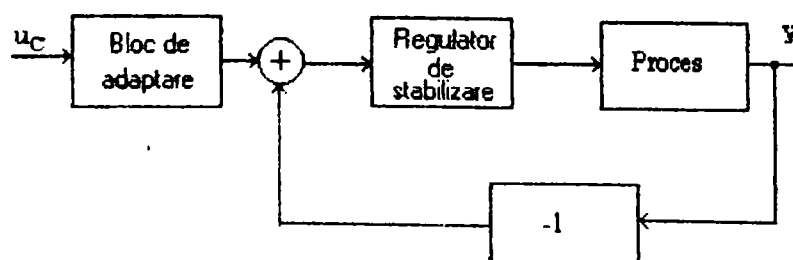


Figura 2.4.18. Structură de reglare de urmărire

Proiectarea reguletoarelor de urmărire se poate face prin alocarea polilor. În alocarea polilor prima dată trebuie să se rezolve problema de stabilizare (erorile de starea inițială a sistemului să se elimine într-un mod dorit). Acesta se asigură prin poziționarea corespunzătoare a polilor buclei închise. Metoda plasării polilor cu informații despre stări se tratează ca o problemă de existență a perturbațiilor de tip sarcină. Dacă nu toate stările sunt măsurabile cu exactitate, atunci și erorile de tip măsurare intervin în proiectarea observatorului.

Fie modelul unui sistem liniar:

$$\begin{aligned}x(k+1) &= \Phi \cdot x(k) + \Gamma \cdot u(k) \\ y(k) &= C \cdot x(k) + D \cdot u(k)\end{aligned}\quad (2.4.14)$$

unde Φ, Γ, C, D sunt matricile ce caracterizează sistemul

$x()$ vectorul de stare
 $y()$ vectorul de ieșire
 $u()$ vectorul de intrare

Dinamica observatorului este specificată prin polinomul :

$$A_o(z) = \det(z \cdot I - \Phi + K \cdot C), \quad (2.4.15)$$

(I matricea unitate iar K matricea ce caracterizează observatorul) ale cărui zerouri determină viteza cu care se pot găsi stările perturbate.

Dinamica compensării este dată de polinomul :

$$A_r(z) = \det(z \cdot I - \Phi + \Gamma \cdot L), \quad (2.4.16)$$

(L matricea compensatorului)

care ne spune cât de repede ajung la echilibru mărimile de stare ale sistemului compensat.

Polii buclei închise rezultate includ astfel un compromis între influența perturbațiilor de tip sarcină și a erorilor de tip măsurare.

Deoarece proprietatea de urmărire nu intră direct în problematica amplasării polilor ea se introduce separat. Pentru aceasta mai întâi convenim că după alocarea polilor legea de reglare apare sub forma

$$u(k) = -L \cdot \hat{x}(k) \quad (2.4.17)$$

unde $\hat{x}(k)$ sunt stările estimate și această expresie realizează o reacție după stare (figura 2.4.19.). Dacă nu se dorește ca starea de echilibru să fie tocmai starea de repaos se poate folosi o lege de reglare:

$$u(k) = L \cdot (x_m(k) - \hat{x}(k)) + u_m(k), \quad (2.4.18)$$

unde $x_m(k)$ este starea dorită în momentul k , iar $u_m(k)$ este valoarea nominală a semnalului de comandă în același moment k , valoare care în condiții ideale asigură variația în timp dorită a stării procesului. Termenul $L \cdot (x_m - \hat{x}(k))$ reprezintă compensația datorată reacției după stare, iar $u_m(k)$ reprezintă componenta de compensare anticipativă (feedforward). Există diverse metode de a produce semnalele x_m respectiv u_m .

Semnalul $u_m(k)$ este semnalul ideal pentru producerea variației temporale dorite a vectorului de stare a procesului. Dacă starea estimată a procesului $\hat{x}(k)$ este egală cu starea dorită x_m , atunci

semnalul de reacție $L(x_m - \hat{x}(k))$ va fi nul. Dacă această diferență nu este nulă atunci ea determină o anumită corecție.

În multe cazuri x_m poate fi generat de un model al întregului sistem, care ne arată cum trebuie să răspundă sistemul la semnalul de comandă.

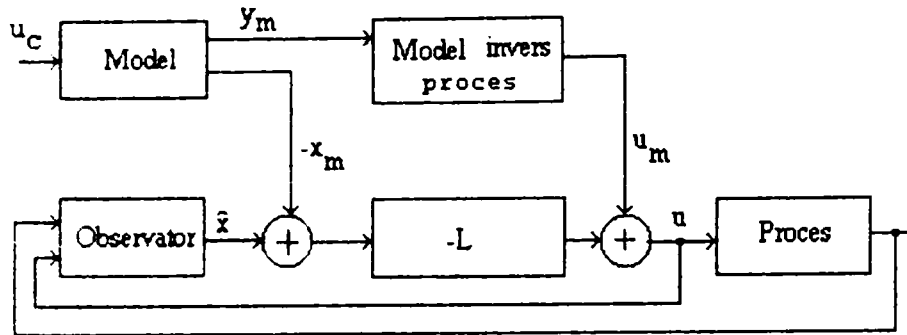


Figura 2.4.19. Schema bloc cu regulator de urmărire bazat pe model invers

Dacă, mai mult, dinamica procesului are o 'inversă' stabilă atunci rezultă o structură ca în figura 2.4.19. conținând modelul invers al procesului (sistemul trebuie să fie minimal). Dacă dinamica procesului nu are inversa stabilă blocul 'Modelul invers al procesului' este înlocuit cu o 'inversă aproximativă'. În aplicații modelul sistemului și modelul invers al procesului pot fi generate împreună, ca fiind un sistem dinamic cu u_c la intrare și u_m și x_m la ieșire. Evident, modelul poate fi și un sistem nelinier. Problema de urmărire este strâns legată de proprietățile zerourilor din bucla închisă. Înainte de a preciza o soluție formală a problemei vom da o interpretare a polilor și a zerourilor.

Polii sau valorile proprii ale unui sistem liniar reflectă legăturile interne ale sistemului. Polii descriu cum se comportă sistemul atunci când este lăsat liber. Zerourile dau informații despre cum se cuplează sistemul cu mediul său. Introducerea semnalului de comandă în sistem înseamnă cuplarea lui cu mediul.

Polii unui sistem se pot modifica prin reacție inversă după stare iar zerourile prin modificarea legăturii feedforward (anticipative) a mărimii de intrare către stări. În general este foarte dificil să se modifice legăturile anticipative către stări, deci posibilitatea influențării zerourilor pe această cale este redusă.

Proiectarea sistemului de urmărire cere ca să se determine matricile K respectiv L . Dar la sisteme (proces) complexe nu se cunoaște de loc sau se cunoaște parțial *modelul matematic* al lui. Aceasta este dificultatea și în problemele de urmărire legate de instalația cu fascicul de electroni. Din această cauză ideile acestui subparagraf se rețin ca un cadru general de reglare de urmărire cu înlocuirea modelelor matematice cu modele obținute prin învățare.

2.4.5. REGULATOR DISCRET DE URMĂRIRE CU ORIZONT FINIT

Procedeele descrise în continuare este foarte important în instalații de sudare cu fascicul de electroni. Problema tratată este o problemă de cadru

pentru că din complexitatea sistemului comandat rezultă că nu ne stă la îndemână un model matematic (liniar) al acestuia.

Se consideră un sistem de mișcare plană XOY având ca elemente de acționare două servomotoare. Se dorește aplicarea unui algoritm ce determină pe un orizont de n pași secvența de comenzi ce va duce sistemul pe traiectoria prescrisă. Se presupune că este disponibilă în coordonate polare o traiectorie extrasă dintr-o succesiune de imagini și că se dorește aflarea traiectoriei ce trebuie urmărită de sistemele de deplasare a piesei. Datorită mișcării de rotație a piesei, într-o primă versiune, traiectoria se va compune dintr-o traiectorie în formă de cerc, descrisă de spot pe piesă, și o traiectorie de compensare care va ghida sudura pe traiectoria extrasă din imagini. Regulatorul de urmărire care va fi implementat va genera comanda pentru urmărirea traiectoriei de compensare. Dacă pentru o aplicație s-a determinat raza de rotație la valoarea r_0 (același cu cea notată cu R în paragrafele anterioare), iar traiectoria extrasă are în exprimare polară coordonatele r_i și φ_i , atunci pentru fiecare punct de pe traiectorie trebuie determinate valorile deplasărilor pe axele X și Y ale traiectoriei relative la cercul de rotație pentru situația când fasciculul nu ar fi deviat.

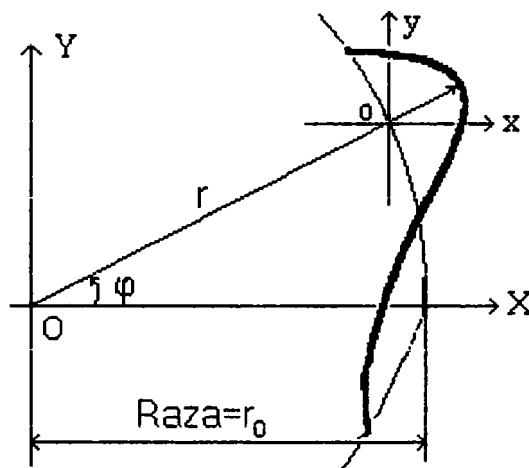


Figura 2.4.20. Calcularea abaterii traiectoriei față de cercul descris de fasciculul deviat

Potrivit figuri 2.4.20 relațiile între mărimi sunt :

$$r = \sqrt{(r_0 * \cos(\varphi_0) + x)^2 + (r_0 * \sin(\varphi_0) + y)^2}$$

$$\varphi = \arctg\left(\frac{r_0 * \sin(\varphi_0) + y}{r_0 * \cos(\varphi_0) + x}\right) \quad (2.4.19)$$

Datorită restricțiilor tehnologice viteza de parcurgere a traiectoriei trebuie să fie constantă. Eșantioanele $r(t)$ și $\varphi(t)$ se aleg astfel ca viteza de prelucrare să fie egală cu cea impusă tehnologic, adică distanța între două puncte în eșantioane succesive să fie constantă. Presupunând că viteza de parcurgere a cercului este constantă rezultă :

$$\begin{aligned}x_k &= r_k * \cos(\varphi_k) - r_0 * \cos(\omega * k * h) \\y_k &= r_k * \sin(\varphi_k) - r_0 * \sin(\omega * k * h)\end{aligned}\quad (2.4.20)$$

Se consideră că unghiul inițial este nul.

2.4.5.1. CALCULAREA COMENZII OPTIMALE

Regulatorul de poziționare al piesei de prelucrat, trebuie să permită urmărirea unui traseu de prelucrare în condiții cinematice de prelucrare optime. Mișcarea plană în două coordonate ortogonale este comandată cu servomotoare cu rotor disc.

Fie un sistem discret liniar descris de (2.4.14)

Se presupune o traiectorie impusă $z[k]$ dată în eșantioanele de timp $[k]$ și se cere determinarea acelei comenzi, care minimizează funcția criteriu pătratică de forma :

$$J(u) = \min \left(e_N^T * F * e_N + \sum_k e_k^T * Q_k * e_k + \delta u_k^T * R_k * \delta u_k \right) \quad (2.4.21)$$

unde : $e_k = z_k - y_k$ reprezintă eroarea de urmărire a traiectoriei impuse $z[k]$
 $\delta u_k = u_k - u_{p_k}$ reprezintă eroarea comenzii față de cea necesară menținerii sistemului în starea staționară prescrisă de $z[k]$.

Dependența în timp a matricilor $\Phi_k, \Gamma_k, Q_k, R_k$ are ca efect modificarea comenzii pe parcursul traiectoriei. Ecuația Bellman aferentă problemei de comandă este :

$$J_{\min}(u)^{<k>} = \min \left[e_k^T * Q_k * e_k + \delta u_k^T * R_k * \delta u_k + J_{\min}(u)^{<k+1>} \right] \quad (2.4.22)$$

Exprimând costul de punct terminal sub forma:

$$J_{\min}(u)^{<N>} = (z_N - H_N x_N)^T * F * (z_N - H_N x_N) \quad (2.4.23)$$

și introducând notațiile :

$$\begin{aligned}P_N &= H_N^T * F * H_N \\(P_N)^{<0>} &= z_N^T * F * z_N \\g_N^T &= -z_N^T * F * H_N\end{aligned}\quad (2.4.24)$$

pentru valoarea criteriului de cost rezultă următoarea funcție [Dav 97]

$$J_{\min}(u)^{<k>} = (P_k)^{<0>} + 2 * g_k^T * x_k + x_k^T * P_k * x_k \quad (2.4.25)$$

sau :

$$J_{\min}(u)^{<k>} = \min \left[e_k^T * Q_k * e_k + \delta u_k^T * R_k * \delta u_k + x_{k+1}^T * P_k * x_k + (p_k)^{<0>} + 2 * g_{k+1}^T * x_{k+1} \right]$$

Considerând că în iterația $[k]$ comanda optimală $u[k]$ minimizează criteriul $J[k]$ dedus, atunci, prin anularea gradientului lui J în raport cu comanda $u[k]$, rezultă relația :

$$u_k = (R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k)^{-1} \left(R_k * u_{p_k} - \frac{1}{2} \Gamma_k^T * g_{k+1} - \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k * x_k \right) \quad (2.4.26)$$

Relațiile de recurență se obțin prin egalarea termenilor care conțin vectorul de stare $x_k = x(k)$, considerând că relațiile optimale nu depind de valoarea actuală a stării x_k . Se obțin relațiile :

$$\begin{aligned}
x_k^T * P_k * x_k &= -2 * x_k^T * \Phi_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k * (R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k)^{-1} * \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k * x_k + \\
&+ x_k^T * \Phi_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k^T * (R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k)^{-1} * \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k * x_k + \\
&+ x_k^T * H_k^T * Q_k * H_k * x_k + x_k^T * \Phi_k^T * P_{k+1} * \Phi_k * x_k
\end{aligned}$$

și rezultă relația recursivă ca variantă discretă a ecuației Riccati :

$$P_k = H_k^T * Q_k * H_k - \Phi_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k * (R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k)^{-1} * \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k + \Phi_k^T * P_{k+1} * \Phi_k \quad (2.4.27)$$

a cărei soluție se obține prin calculare în timp invers respectând condiția finală :

$$P_N = H_N^T * F * H_N \quad (2.4.28)$$

Vectorul $g[k]$ se determină din termenii care depind liniar de vectorul $x[k]$ considerând comanda de forma :

$$u_k = K_k x_k + f_k, \quad (2.4.29)$$

unde matricile $K[k]$ și $f[k]$ au expresiile :

$$\begin{aligned}
K_k &= -[R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k]^{-1} * \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k \\
f_k &= [R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k]^{-1} * \left[R_k * u_p - \frac{1}{2} * \Gamma_k^T * g_{k+1} \right] \\
g_k^T * x_k &= -2 * f_k^T * [R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k] * [R_k + \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Gamma_k]^{-1} * \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k + \quad (2.4.30) \\
&+ 2 * [f_k^T * \Gamma_k^T * P_{k+1} * \Phi_k - z_k^T * Q_k * H_k * x_k + f_k^T * R_k * K_k] + g_{k+1}^T * [\Phi_k + \Gamma_k * K_k] \\
g_k^T &= -2 * z_k^T * Q_k * H_k - 2 * u_p^T * R_k * K_k + g_{k+1}^T * [\Phi_k + \Gamma_k * K_k]
\end{aligned}$$

cu condiția la limită : $g_N^T = -2 * z_N^T * F * H_N$

Relațiile se simplifică dacă se consideră

$$u_p = 0. \quad (2.4.31)$$

Se observă că pentru determinarea comenzii $u[k]$, este necesară determinarea matricii Riccati $P[k+1]$ și a vectorului $g[k+1]$, respectiv a stării $x[k]$. În cazul în care se impune ca sistemul controlat să urmărească o traiectorie dată prin eșantioane aprioric fixate, independente de comportarea dinamică reală a sistemului, valorile matricii $P[k]$ și vectorului $g[k]$ se pot determina anterior pornirii sistemului. Matricea $P[k]$ este dependentă numai de parametrii sistemului, respectiv de matricile de ponderare Q_k și R_k alese în faza de proiectare. Valorile sale aprioric determinate rămân valabile prin translație până la schimbarea parametrilor de sistem Φ_k și Γ_k , datorată perturbațiilor stohastice sau modificării stării curente care pentru sisteme neliniare cauzează implicit modificarea parametrilor procesului liniarizat. Vectorul $g[k]$ fiind termenul care prescrie comanda necesară urmării traiectoriei impuse, el este dependent de eșantioanele de traiectorie prescrisă $z[k]$. Astfel dacă valorile vectorului s-au determinat aprioric se impune memorarea lor paralelă corespunzătoare fiecărui eșantion de traiectorie. În această situație pe lângă necesitatea unei zone de memorie considerabile, se ridică problema rejecției de către regulatorul implementat a perturbațiilor apărute pe timpul parcurgerii

reale a traiectoriei. O soluție de implementare se bazează pe următoarea teoremă :

Dacă traiectoria $z(\tau)$ se poate exprima ca o combinație liniară de coeficienți γ_β de traiectorii elementare $z(\tau)_\beta$:

$$z(\tau) = \sum_{\beta} \gamma_{\beta} z(\tau)_{\beta} \quad \text{unde } \tau \in [t_0, T] \quad (2.4.32)$$

atunci vectorul inițial $g(t_0)$ corespunzător intrării $z(t_0)$, se poate exprima ca o combinație liniară similară a vectorilor $g(t_0)_\beta$ corespunzători traiectoriilor elementare $z(t_0)_\beta$:

$$g(t_0) = \sum_{\beta} \gamma_{\beta} g(t_0)_{\beta} . \quad (2.4.33)$$

Deci cunoscând traiectoria prescrisă ca o combinație de funcții elementare, se pot determina aprioric valorile inițiale ale vectorului $g(t_0)_\beta$, urmând ca pe parcursul derulării procesului să se stabilească ciclic combinația liniară cu care se determină $g(t_0)$, corespunzător valorii discrete $g[k]$. Aplicarea ciclică, repetitivă a metodei de reglare prezentate permite și adaptarea acordării regulatorului la modificarea parametrilor procesului. Astfel pentru un orizont de eșantioane se determină comanda pentru fiecare eșantion $[k]$ dar aceasta se activează numai pentru primul eșantion, urmând ca pe baza evoluției sistemului să se recalculeze setul de comenzi. Orizontul procesului în fiecare ciclu repetitiv este constituit din eșantioanele echidistante ale traiectoriei prescrise $z[k]$, astfel calculate încât primul punct să coincidă cu proiecția poziției curente pe traiectoria prescrisă. Totodată în cazul sistemelor de poziționare sistemul se poate descompune în subsisteme ortogonale independente, traiectoriile impuse obținându-se în urma proiecției traiectoriei $z[k]$ pe axele de mișcare. Această metodă de translatare ciclică a orizontului prezentată în fig.2.4.21 contracarează îndepărtarea orizontului de poziția reală, deci forțează sistemul la urmărirea traiectoriei chiar în condițiile în care viteza impusă prin raportul de distanța între eșantioanele succesive și timpul de eșantionare, nu se poate respecta. Astfel de situații sunt întâlnite la faza de accelerare respectiv frânare a sistemului când forțele inerțiale nu permit modificarea instantanee a vitezei sistemelor de poziționare.

Datorită timpului de calcul limitat a unui sistem numeric, se impune estimarea predictivă a stării $x[k]$ din datele anterior măsurate. În cazul sistemului neperturbat, dacă matricile de sistem Φ_k și Γ_k aproximează comportarea deterministă a sistemului, estimarea se bazează pe relația [Ast 92]

$$x_k = \Phi_{k-1} * x_k + \Gamma_{k-1} * u_{k-1} \quad (2.4.34)$$

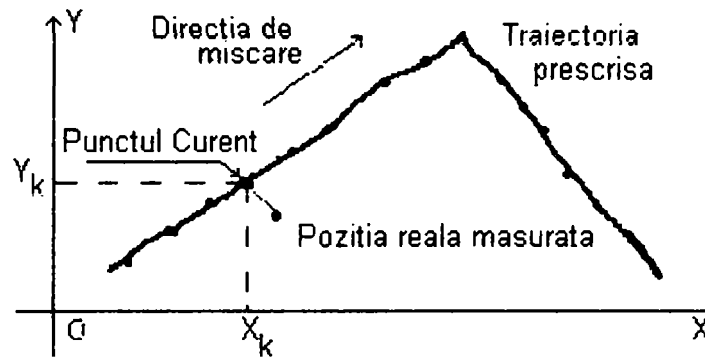


Figura 2.4.21. Poziție măsurată și poziție considerată prin proiectare pe traiectorie.

În cazul unui sistem cu orizont de timp suficient de mare, la sistemele dinamice invariante relațiile de recurență deduse pentru matricea Riccati discretă $P[k]$, respectiv pentru vectorul $g[k]$ tind către valori constante. Aceste valori se pot obține și din soluția ecuației Riccati algebrice discrete:

$$P_{\infty} = H_k^T Q H - \Phi^T P_{\infty} \Gamma_k (R + \Gamma^T P_{\infty} \Gamma)^{-1} \Gamma^T P_{\infty} \Phi + \Phi^T P_{\infty} \Phi \quad (2.4.35)$$

Această soluție se poate obține și printr-un algoritm pur iterativ bazat pe matricea hamiltoniană H a sistemului discret, matrice care are expresia :

$$H = \begin{bmatrix} \Phi + \Gamma * R^{-1} * \Gamma^T * (\Phi^T)^{-1} * Q & -\Gamma * R^{-1} * \Gamma^T * (\Phi^T)^{-1} \\ -(\Phi^T)^{-1} * Q & (\Phi^T)^{-1} \end{bmatrix} \quad (2.4.36)$$

Soluțiile se obțin în urma determinării vectorilor proprii V_i corespunzători valorilor proprii stabile ($\text{Re}(\lambda) < 1$), compartimentarea matricei V formată din vectori proprii :

$$V = (V_1, V_2) = \begin{pmatrix} V_{11} & V_{12} \\ V_{21} & V_{22} \end{pmatrix} \quad (2.4.37)$$

și determinarea soluției stabilizate ale ecuației Riccati discretă cu relația:

$$P_{\infty} = V_{21} * V_{11}^{-1} \quad (2.4.38)$$

2.4.5.2 CONSIDERENTE DE IMPLEMENTARE A REGULADORULUI CU ORIZONT FINIT

Datorită condiției tehnologice de parcurgere a traiectoriei cu viteză unghiulară finită și constantă pe întreg parcursul ei, s-a căutat o formă a regulatorului de urmărire după stare. Avantajul mare al acestei forme ar fi că dacă poziția sistemului este o mărime de stare, atunci cealaltă mărime de stare va fi viteza periferică care astfel este reglată. Având o traiectorie prescrisă de urmărit viteza se obține ca diferențe a două eșantioane de poziție succesive raportate la timpul de eșantionare:

$$v[k] = \frac{p[k+1] - p[k]}{\delta} \quad (2.4.39)$$

De asemenea, în regulator s-a implementat translația orizontului în funcție de poziția reală la care a ajuns sistemul. Această poziție se obține prin aplicarea comenzii calculate $u[k]$ în ecuația sistemului obținând noua stare :

$$\mathbf{x}[k+1]=\Phi*\mathbf{x}[k]+\Gamma*u[k]. \quad (2.4.40)$$

Se calculează *proiecția poziției curente pe traiectoria prescrisă* și se află punctul de intersecție. Procedeu aplicat parcurge următoarele etape :

- Se determină poziția celui mai apropiat punct de pe traiectorie de punctul curent în care se află sistemul.
- Se determină punctul învecinat punctului anterior care este mai apropiat de punctul curent.
- Se face proiecția punctului curent pe dreapta determinată de cele două puncte, rezultând un punct de intersecție cu traiectoria impusă.
- Se recalculează un nou orizont de n valori pe traiectorie prin aproximarea acestuia cu o formă posibilă (funcții spline sau diferite interpolări).

Considerând punctele $P_1(x_1, y_1)$ și $P_2(x_2, y_2)$ ca fiind punctele cele mai apropiate de punctul curent, punctul de intersecție se obține prin definirea ecuațiilor dreptei determinate de punctele P_1 și P_2 și a dreptei determinate de punctul curent P_C , perpendiculară pe prima, în urma rezolvării sistemului de ecuații :

$$\begin{cases} \frac{x-x_2}{x_1-x_2} = \frac{y-y_2}{y_1-y_2} \\ \frac{y-y_p}{x-x_p} = m_2 \end{cases}$$

unde m_2 este panta dreptei $P_C P_C'$ are formula :

$$m_2 = -\frac{1}{(y_1-y_2)/(x_1-x_2)}$$

deduse din figura 2.4.22 :

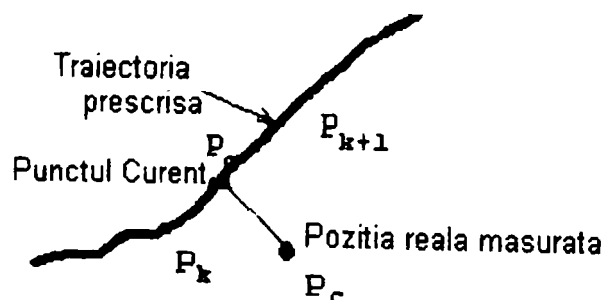


Figura 2.4.22. Obținerea punctului de pe traiectorie din punctul curent

După aflarea punctului de proiecție P_C' orizontul s-a calculat prin aproximarea punctelor $P_k, P_{k+1}, \dots, P_{k+n}$ cu un polinom de interpolate de grad 2 sau 3. Matricile de ponderare Q și R au fost

dimensionate prin încercări practice și diferă de la un sistem la altul. Matricile Q și F însă nu vor fi constante ci vor varia cu îndepărtarea de punctul curent astfel încât punctele mai îndepărtate din orizont vor avea o pondere mai mică în calcularea comenzii : $Q_k = \frac{1}{k^2} * I$ unde I este matricea unitate , respectiv :

$$F_N = \frac{1}{N^2} * I. \quad (2.4.41)$$

În acest fel îndepărtarea traiectoriei de poziția reală va fi stopată de comanda obținută din algoritm pe de o parte și prin translatarea orizontului cât mai aproape de poziția curentă în aceste condiții ieșirea sistemului reușind să parcurgă traseul impus.

Pentru experimentarea ideilor enunțate s-a realizat un program care a fost testat pe sistemul descris în capitolul V. Exemple de urmărire traiectorie sunt prezentate în ANEXA 6 Capitol II și ANEXA 1 Capitol V.

CONCLUZII LA CAPITOL II

Titlul capitolului doi este:

DESPRE PRODUCEREA ȘI INTERACȚIUNEA FASCICULULUI CU MATERIALE, FOCALIZAREA ȘI URMĂRIREA UNEI TRAIECTORII

Informațiile s-au grupat în patru paragrafe. Ideea urmărită a fost ca să prezinte următoarele studii și realizări pe baza celor enunțate:

- *Un studiu de interacțiune fascicul electronic și materiale (paragraful 2.1).* Acest studiu a permis înțelegerea fenomenelor de interacțiune. Aceste informații au fost necesare pentru clarificarea semnificației acelor mărimi care joacă un rol însemnat în reglări de focalizare a fasciculului sau reglări de urmărire traiectorie (viteza de deplasare a fasciculului (vezi figura 2.1.5)). Puterea curentului de fascicul depinde și de tensiunea de accelerare U_{HV} care la rândul ei este în strânsă legătură cu cedarea energiei fasciculului către material (tabelul 2.1.3 unde se precizează putere critică de fuziune adâncă pentru diferite materiale). Mărimile puterea volumică respectiv puterea superficială definite (2.1.7) respectiv (2.1.8) joacă un rol însemnat în interpretarea fenomenului de erupție a materialului topit din canalul de sudură și deci interpretarea focalizării în adâncime. Distribuția de temperatură în material în urma contactului cu fascicul (figura 2.1.3) este un rezultat important pentru înțelegerea formării canalului de sudură, adică în înțelegerea calității sudurii.
- *Un studiu privind sursa de fascicul format din catod (paragraful 2.2).* După trecerea în revistă a tipurilor de catodi (figurile 2.2.1 până la 2.2.7 cu comentarii aferente), studiul a pus accent pe catodi cu încălzire indirectă de tip Pierce (figura 2.2.7 din paragraful 2.2.). De fapt fenomenul urmărit era înțelegerea funcționării ansamblului catod primar, catod masiv și electrodul de comandă Wehnelt (figura 2.2.8). Acest ansamblu permite emiterea curentului de fascicul cu caracteristici stabile și bine precizate. De fapt două mărimi au o pondere însemnată. Temperatura catodului masiv prin care se poate regla intensitatea fasciculului de electroni respectiv tensiunea electrodului de comandă Wehnelt care intervine în reglarea atât a intensității fasciculului cât și în reglarea distanței focale (prin modificare a distanței cross-over). Paragraful 2.2.3 respectiv 2.2.4 tratează problema emisiei de electroni de către catodul tip Pierce. Problemele de reglare pe baza acestora nu fac parte din teza de față, acestea fac subiectul tezei [Dav 97] la a căror testare a participat și autorul și câteva idei utilizate se enunță la sfârșitul subparagrafului 2.2.3.

- *Un studiu privind problemele de focalizare (paragraful 2.3).* Aceasta este un subiect central al acestui capitol. A focaliza curentul de fascicul înseamnă a concentra aproape toată energia fasciculului într-un loc restrâns al spațiului. În funcție de poziția acestui spațiu față de suprafața materialului prelucrat vorbim de focalizare pe suprafață sau focalizare în adâncime. Semnalul de comandă a reglării de focalizare este curentul de focalizare. În ambele tipuri de focalizare semnalul de referință rezultă din măsurarea a niște semnale în timpul operațiilor de sudare. Pentru cazul reglării focalizării pe suprafața materialului semnalul 'măsurat' este un factor de calitate al unei imagini captate în timpul procesului de sudare. Pentru reglare focalizare în adâncime mărimea măsurată provine dintr-un semnal captat paralel cu captarea imaginii și care caracterizează fenomenul de erupție din canalul de sudare (paragraful 2.2 al acestui capitol). Având în vedere faptul că ansamblul de focalizare nu are un model matematic nici cel puțin unul aproximativ, autorul a realizat reglarea focalizării prin utilizarea reguletoarelor bazate pe inteligență artificială. După subparagraful 2.3.1 care prezintă elementele de bază a focalizării magnetice urmează tema centrală a paragrafului (subparagraf 2.3.2) cu studiul despre stabilirea cantitativă a calității imaginilor (IC). Pe baza acestei valori se poate construi un regulator extremal pentru reglarea curentului de focalizare. Autorul are contribuții în elaborarea unor idei de IC și folosirea acestora în reglări. Ultima parte a paragrafului prezintă structura și funcționarea unui regulator fuzzy pentru reglarea focalizării pe suprafața materialului (dar la fel de bine sa aplicat și pentru reglarea în adâncime). Regulatorul este introdus și testat de autor. Este un regulator fuzzy special care permite învățarea funcțiilor de apartenență (de limitare) atât ca formă cât și ca număr respectiv permite stabilirea numărului minim de reguli lingvistice (fuzzy) necesare comenzii. Elementele reglării în adâncime încheie acest paragraf.

- *Un studiu privind traiectorie de deplasare a fasciculului (paragraful 2.4).* Scopul urmărit la o instalație de sudare cu fascicul de electroni este de a comanda și controla sistemul ca rezultatul final al acestora să fie urmărirea de către curentul de fascicul de mare putere a unei traiectorii prescrise (zonă de contact a două piese, crăpături de pe suprafața lor etc.) În instalațiile prezentate în literatura de specialitate disponibilă, precizarea acestor traiectorii se face manual prin introducerea coordonatelor lor față de sistemul de referință al piesei (figura 2.4.2) sau prin generarea acestora pe baza unor relații matematice (geometrice). Autorul a propus și realizat extragerea coordonatelor acestor traiectorii din succesiune de imagini captate în timpul operațiilor de sudare sau înaintea procesului tehnologic. Aceste procedee elaborate integral de autor constituie tema paragrafului 2.4 al acestui capitol. Totodată traiectoria extrasă sub forma unor coordonate ale punctelor traiectoriei sunt urmărite cu ajutorul unui sistem de reglare automată de urmărire. O dificultate a rezultat din faptul că poziția relativă a celor două sisteme de referință (cel legat de instalație -

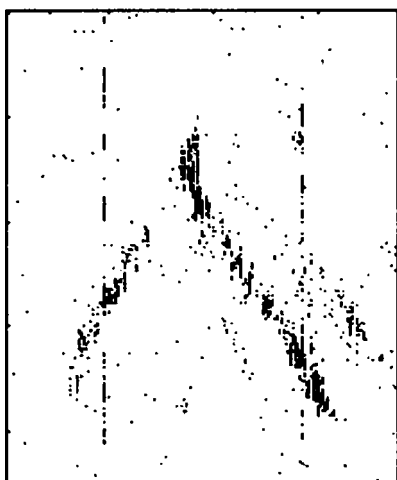
figura 2.4.1 și cel legat de piesă – figura 2.4.2) nu este cunoscută la pornirea operațiilor de sudare. Măsurători ulterioare nu sunt posibile din cauza condițiilor de lucru (în vid). Folosind o operație de corelație a două imagini succesiv captate, cu o porțiune comună de imagine (figura 2.4.5), a fost posibilă aflarea pozițiilor relative a celor două sisteme de referință (subparagraful 2.4.1). Extragerea traiectoriei din imagini succesive se prezintă în subparagraful 2.4.2. Paragraful se încheie cu prezentarea în detaliu al unui regulator discret de urmărire cu orizont finit. Acest regulator are importanța că devine etalon în comparații făcute în legătură cu utilizarea reguletoarelor automate de urmărire bazate pe inteligență artificială, tema de bază a capitolului IV.

Capitolele care urmează se axează pe definiții ale elementelor de bază din acest capitol, construirea unor subsisteme din care autorul a compus diferite sisteme de reglare automată a proceselor care intervin în tot ce se leagă de extragerea și urmărirea unor traiectorii cu ajutorul unui fascicul de electroni cu trăsături bine precizate.

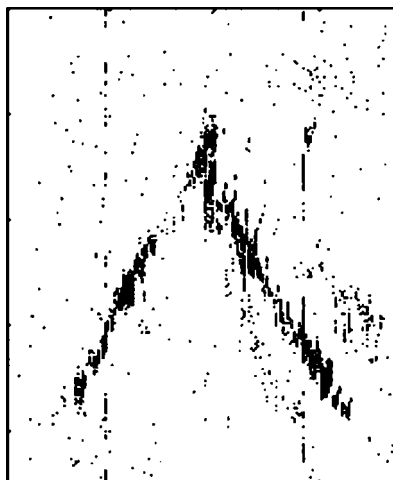
ANEXA 1. Capitol II

SECVENTE DE IMAGINI DIN PROCESUL DE FOCALIZARE CAPTATE
SUCCESIV (FILTRATE)

(ordinea imaginilor (a,b,....,p) diferit focalizate de la stânga la dreapta și de sus în jos)

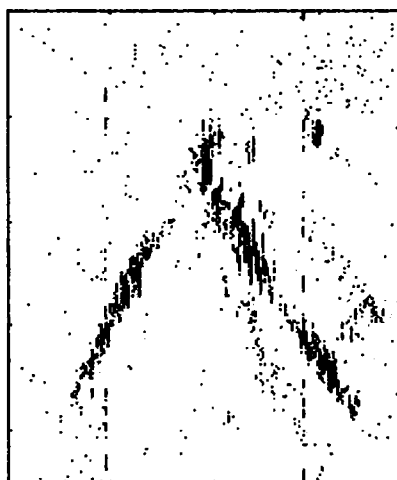


a.

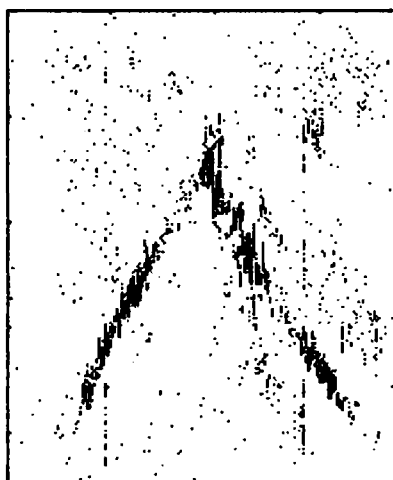


b.

Aceste imagini au fost captate cu instalația cu fascicul de electroni despre

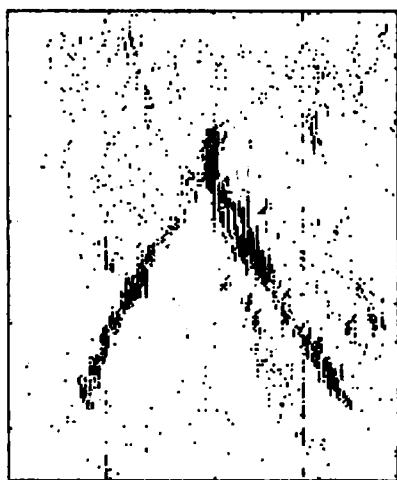


c.

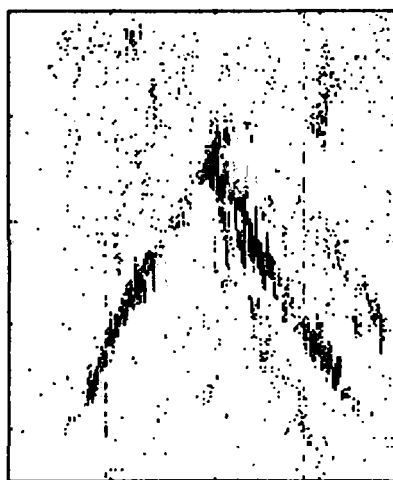


d.

o traiectorie de pe suprafața piesei. Urmărind secvența imaginilor se poate



e.



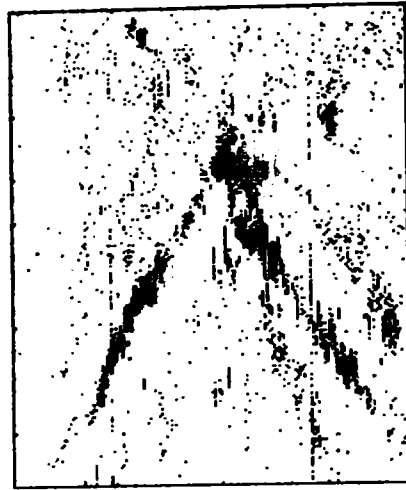
f.

vedea diferența de focalizare. Focalizarea a fost modificată de un sistem

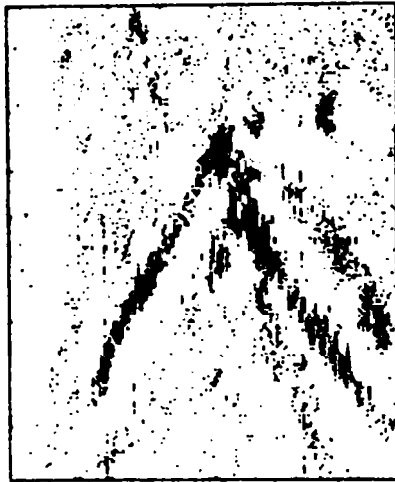
fuzzy automat de reglare a focalizării. Procedura a fost descrisă în paragraful 2.3 al capitolului II.



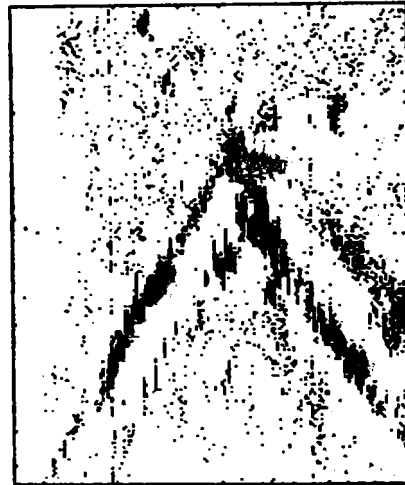
g.



h.



i.



j.



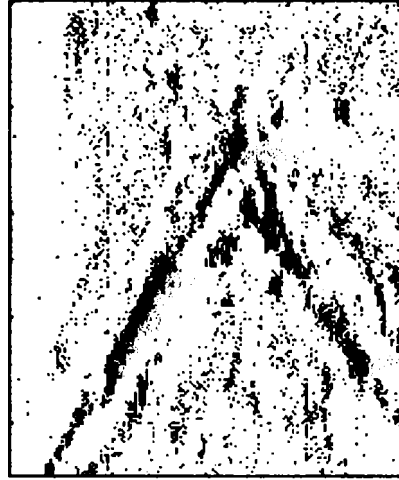
k.



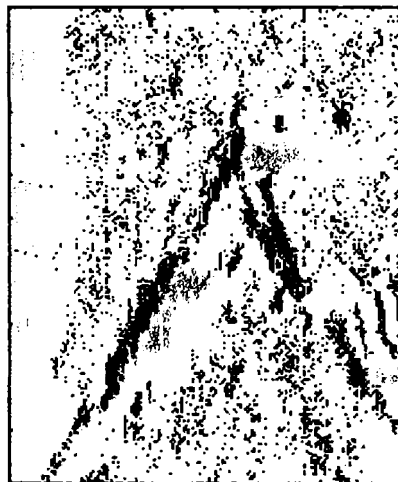
l.



m.



n.



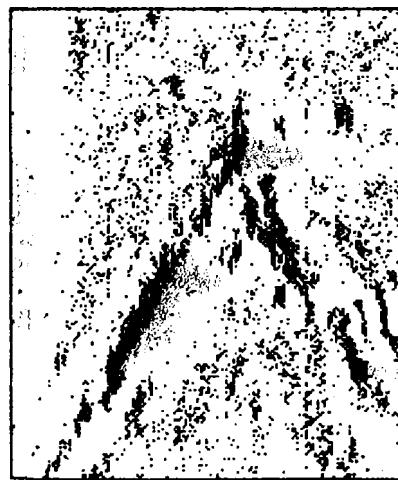
q.



r.



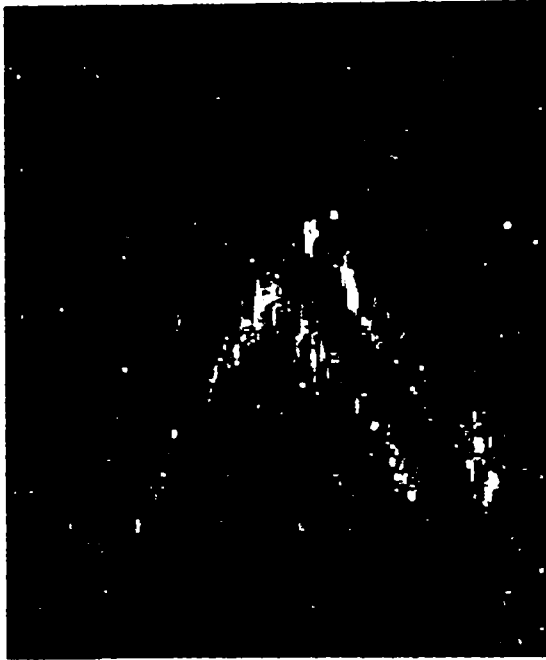
o.



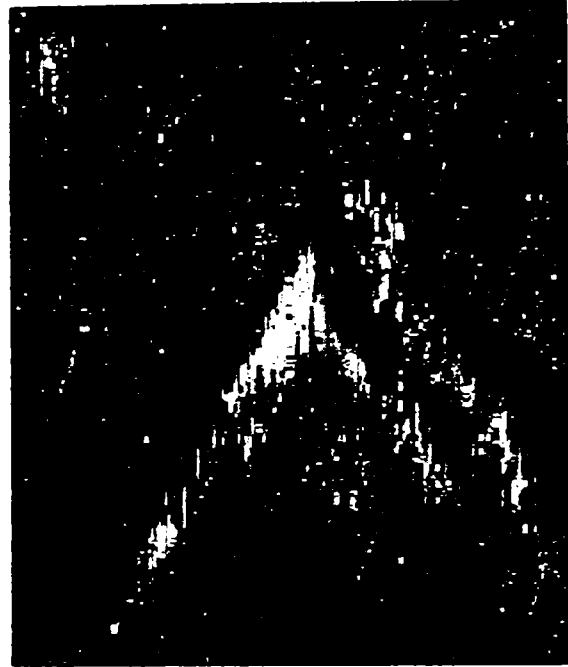
p.

SECVENTE DE IMAGINI IN PROCESUL DE FOCALIZARE
(NEFILTRATE)

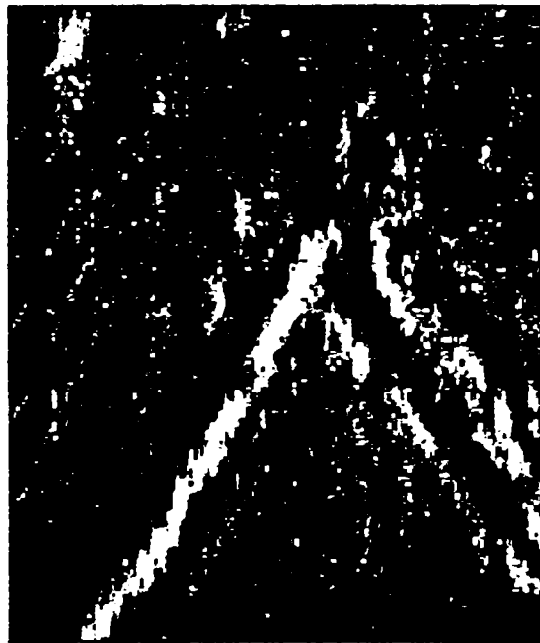
Secvența de imagini captate și nefiltrate din procesul de sudare.



A.



B.



C.

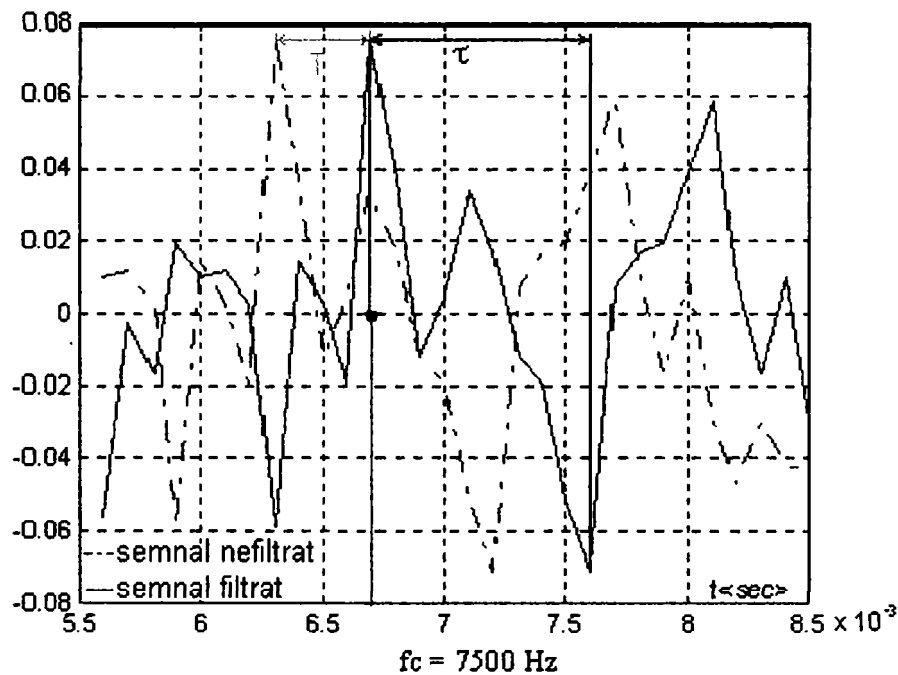


D.

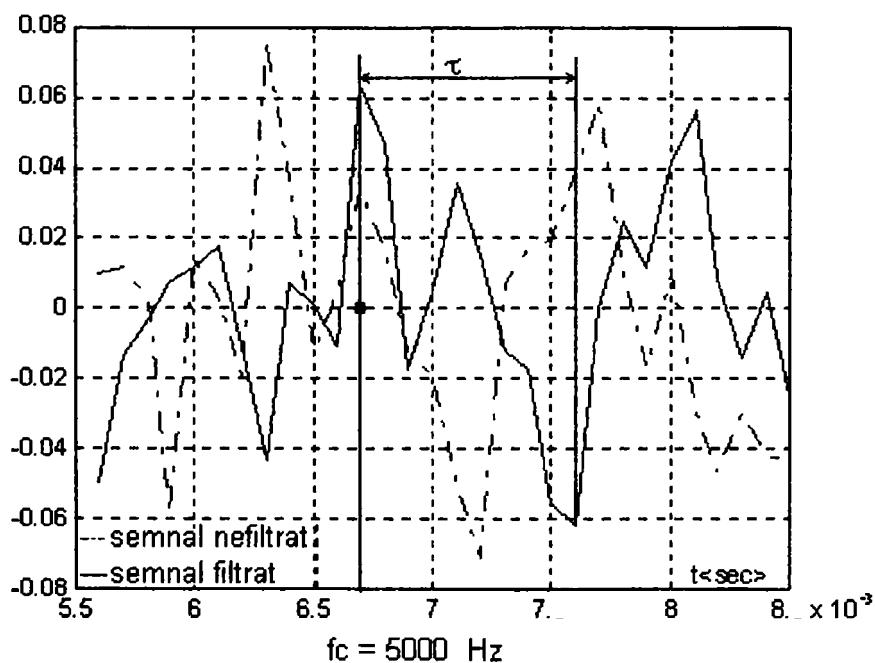
ANEXA 2. Capitol II.

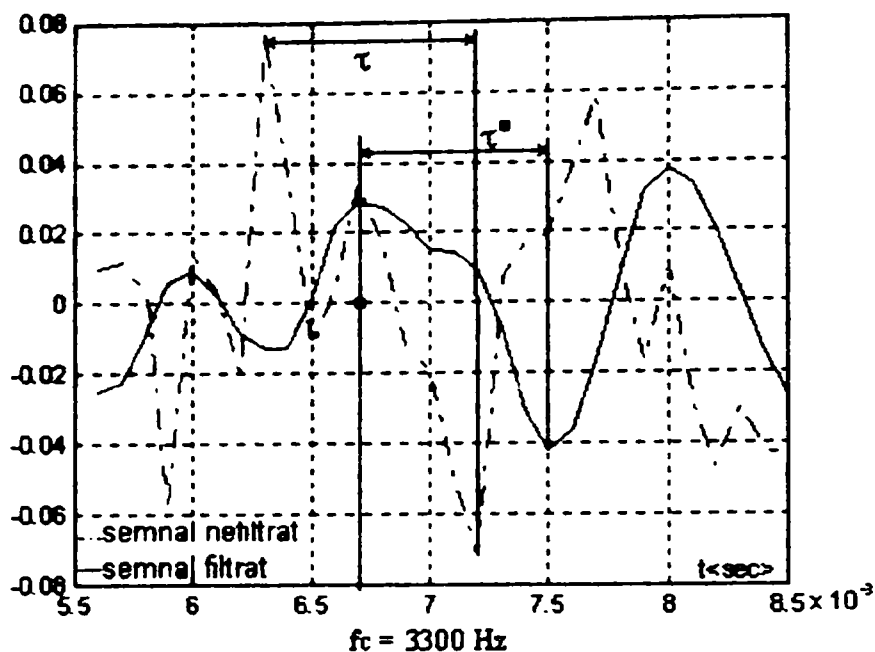
SEMNAL τ (TAU) EXTRAS PRIN FILTRARE PENTRU FOCALIZARE ÎN ADÂNCIME

Pentru sudarea cu focalizarea în adâncime a fasciculului se utilizează un semnal captat în timpul procesului de captare imagine, semnal care după filtrare servește la extragerea semnalului TAU care va fi semnal de intrare în regulatorul adâncimii de focalizare. Testele de filtrare sunt făcute cu diferite frecvențe de tăiere. La alegerea inadecvată a frecvenței respective operația de extragere de interval de timp este imposibilă. (f_c -frecvența de tăiere). În diagramele măsurate se pot vedea semnalele măsurate cu procedeul descris în capitol II paragraful 2.3. Pe diagrame se poate urmări

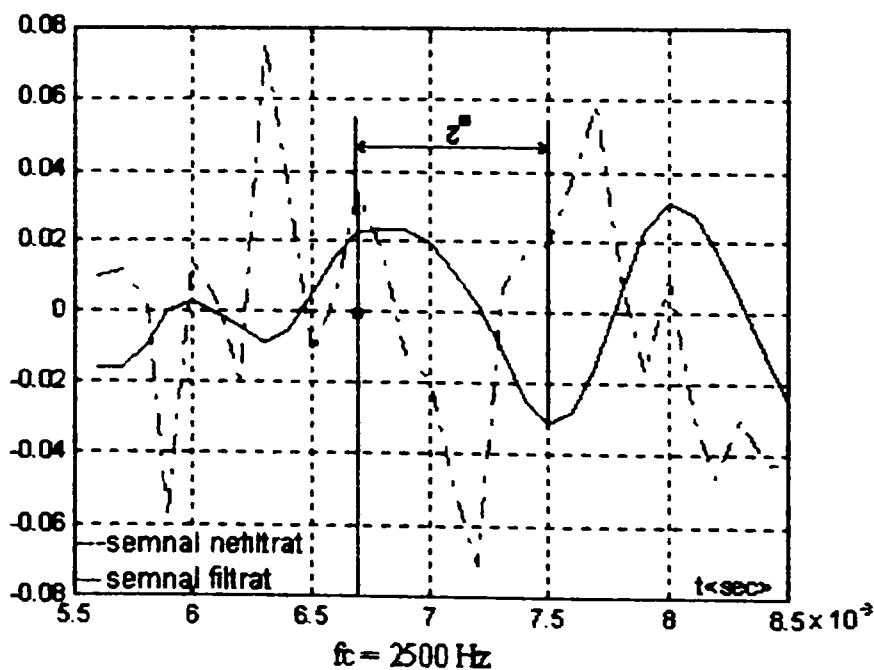


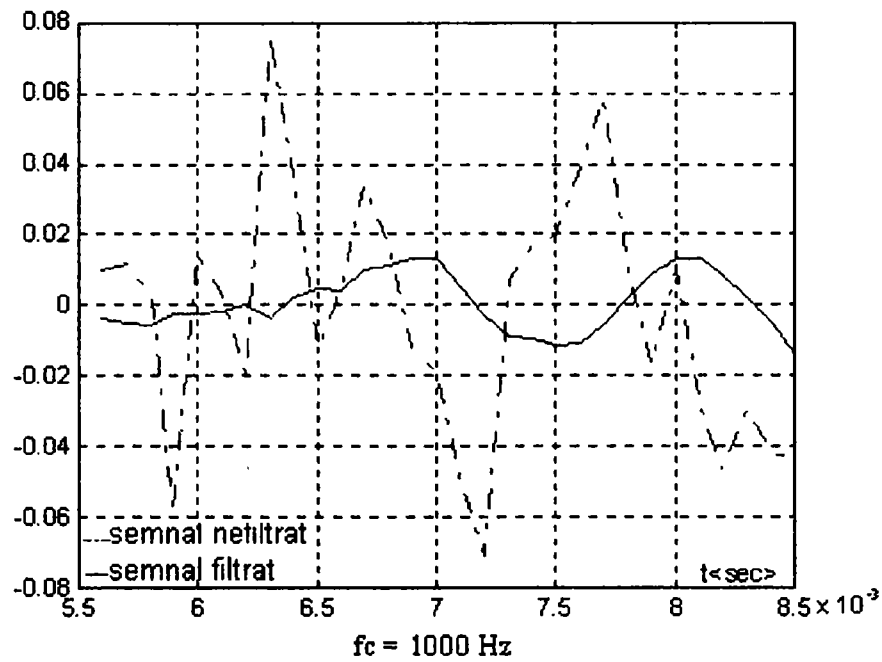
efectul frecvenței de tăiere asupra acutateții cu care se poate extrage valoarea TAU din semnalul măsurat. Punctul pus pe abscisă (axa 0) indică momentul începerii măsurării intervalului de timp necesar reglării în



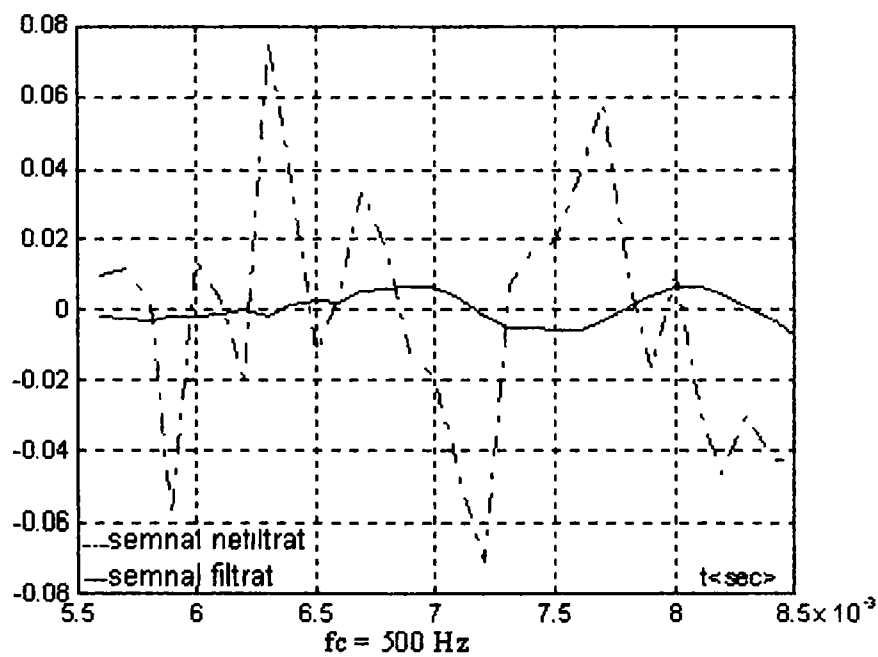


adâncime. Intervalul TAU se măsoară până la punctul minim al semnalului filtrat. Momentul de început al intervalului măsurat se cunoaște. Se poate observa din diagrame că apare defazaj semnificativ al semnalului filtrat dar aceasta nu influențează lățimea intervalului de timp extras. Cum modificând frecvența de tăiere se modifică și forma semnalului filtrat și sub o anumită frecvență nu se mai pot utiliza în procesul de reglare.





La aceste frecvențe joase de tăiere (de la 2 kHz în jos) semnalele nu mai pot fi utilizate pentru aflarea duratei TAU.



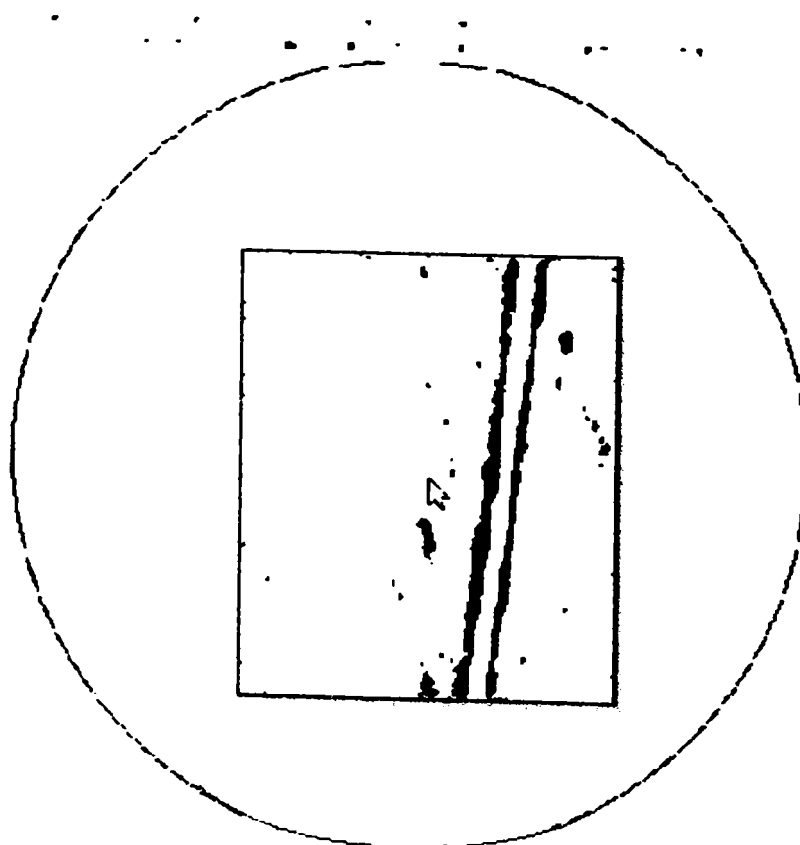
ANEXA 3. Capitol II

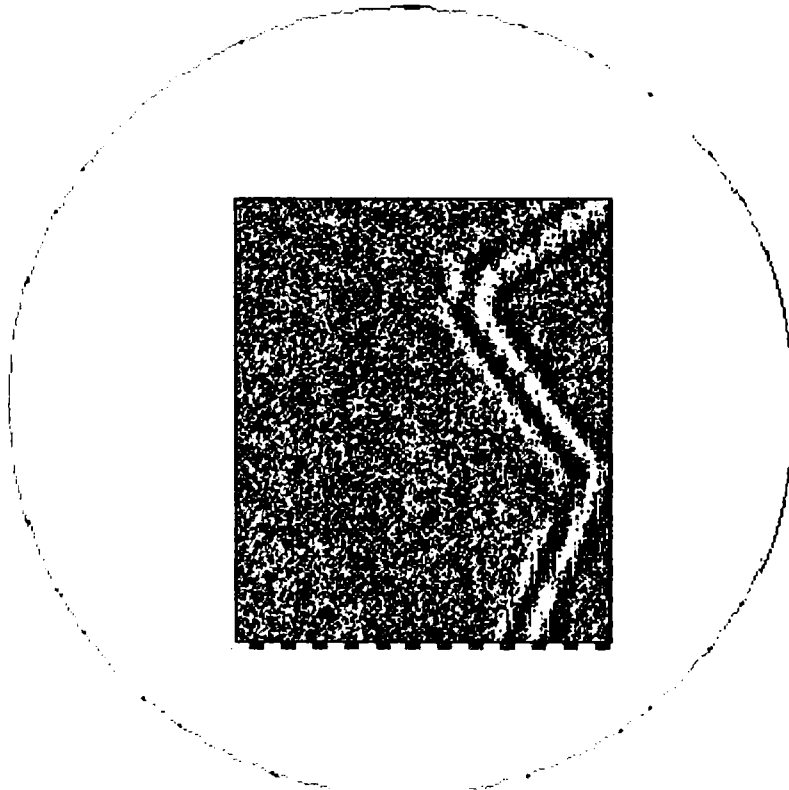
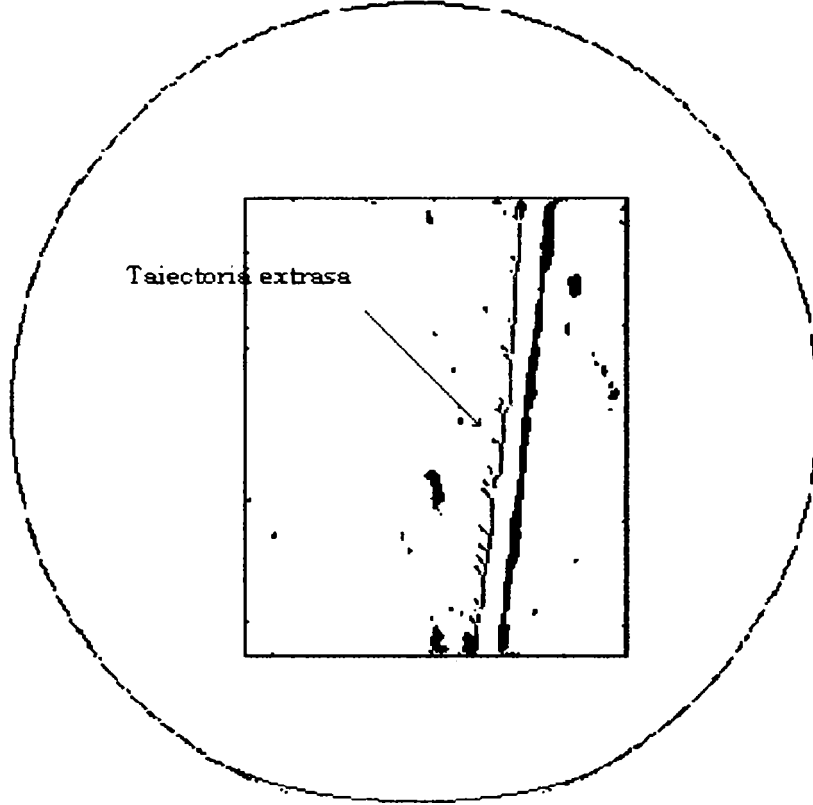
EXTRAGERE DE TRAIECTORIE DIN IMAGINI ÎN MIȘCARE DE ROTAȚIE

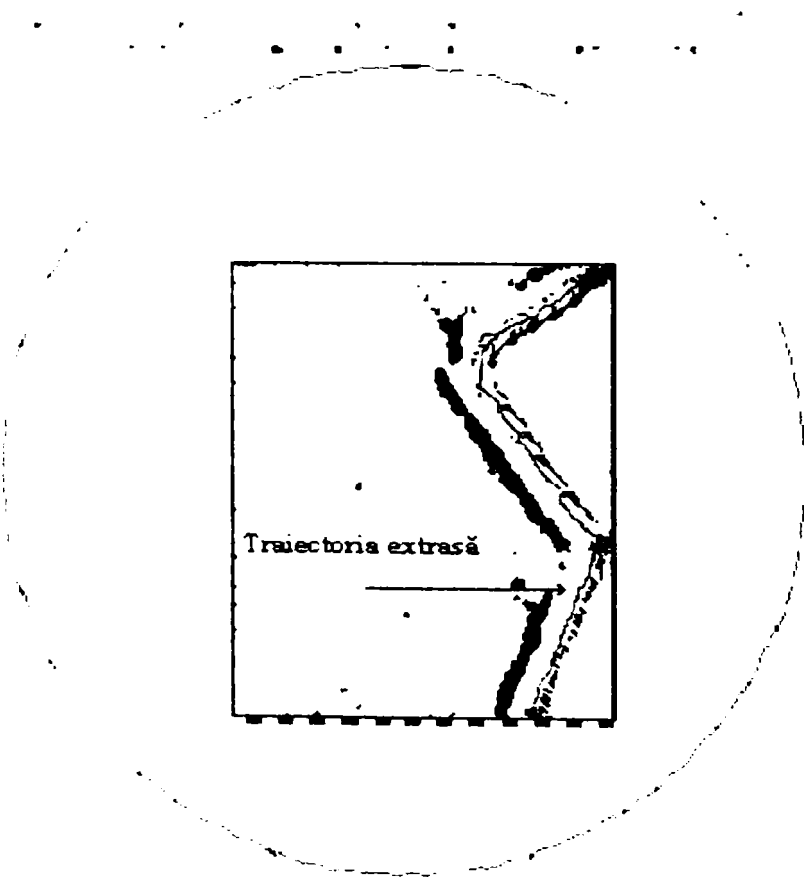
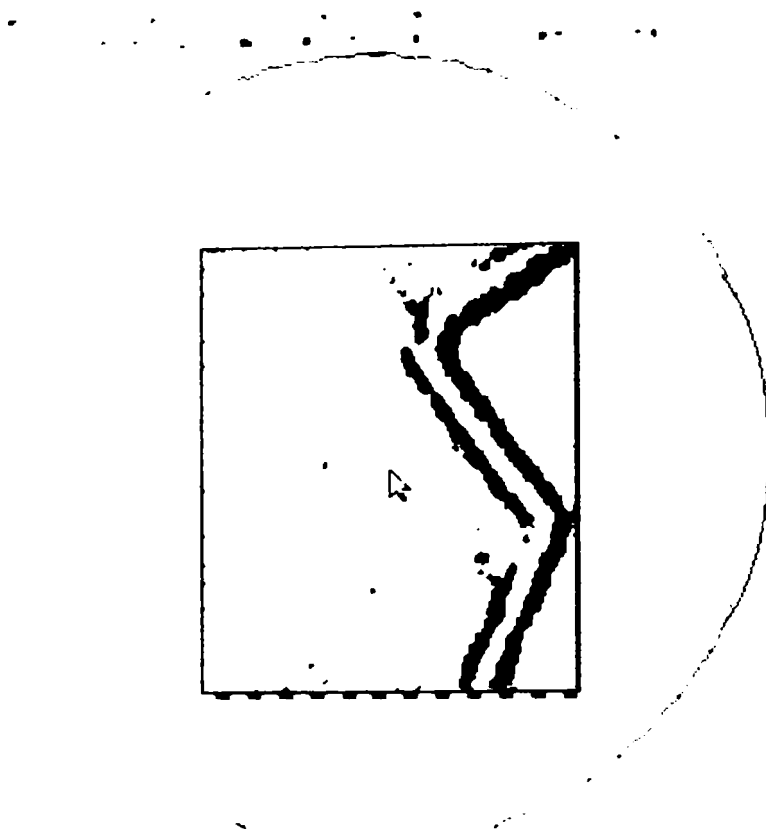
Următoarele secvențe de câte 3 imagini reprezintă imaginea captată, imaginea binarizată pentru extragere de traiectorie, respectiv traiectoria extasă. Aceste

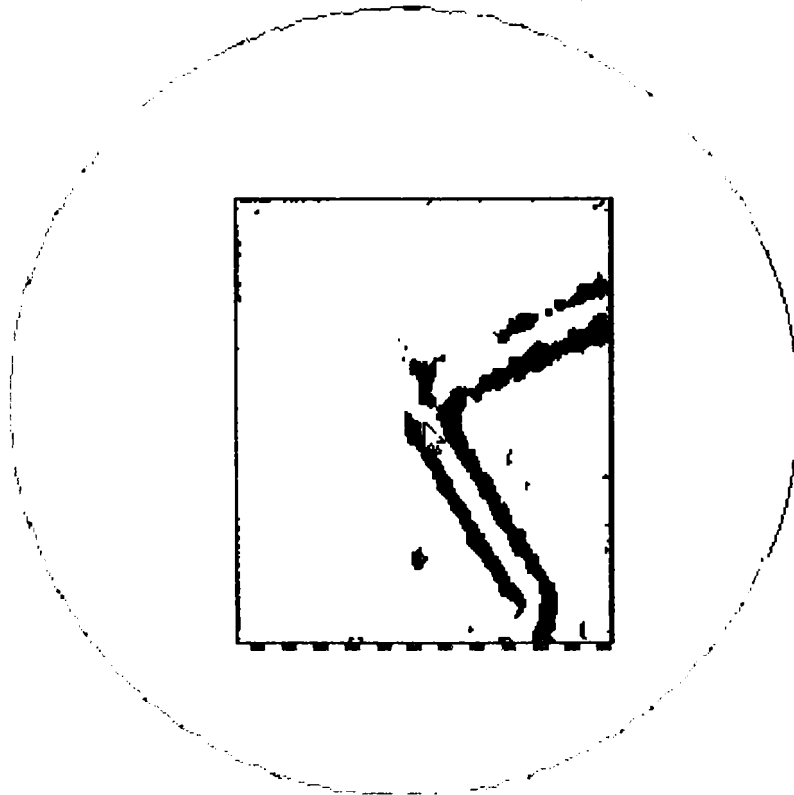
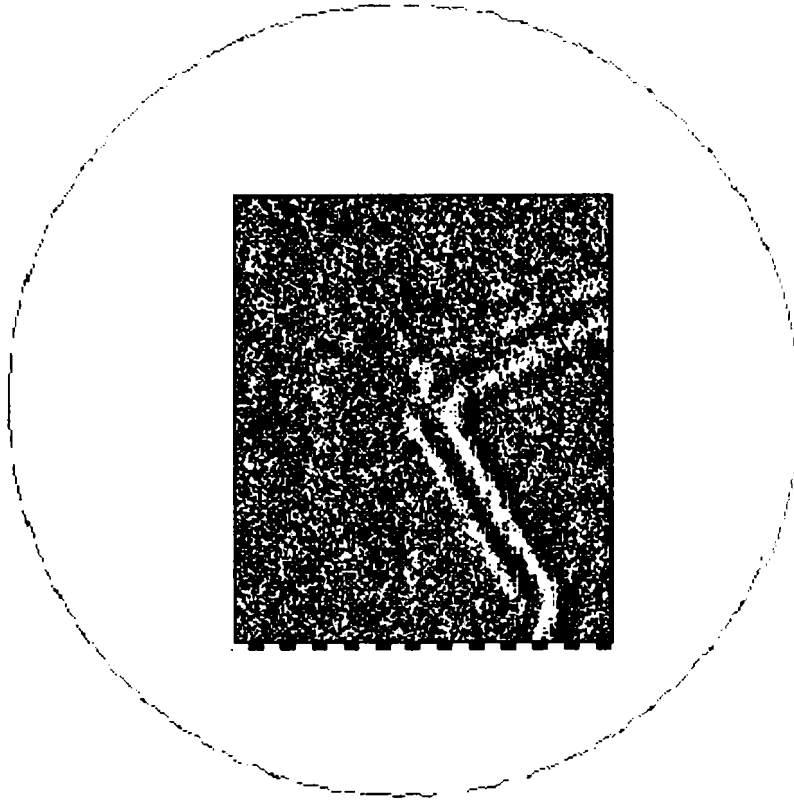


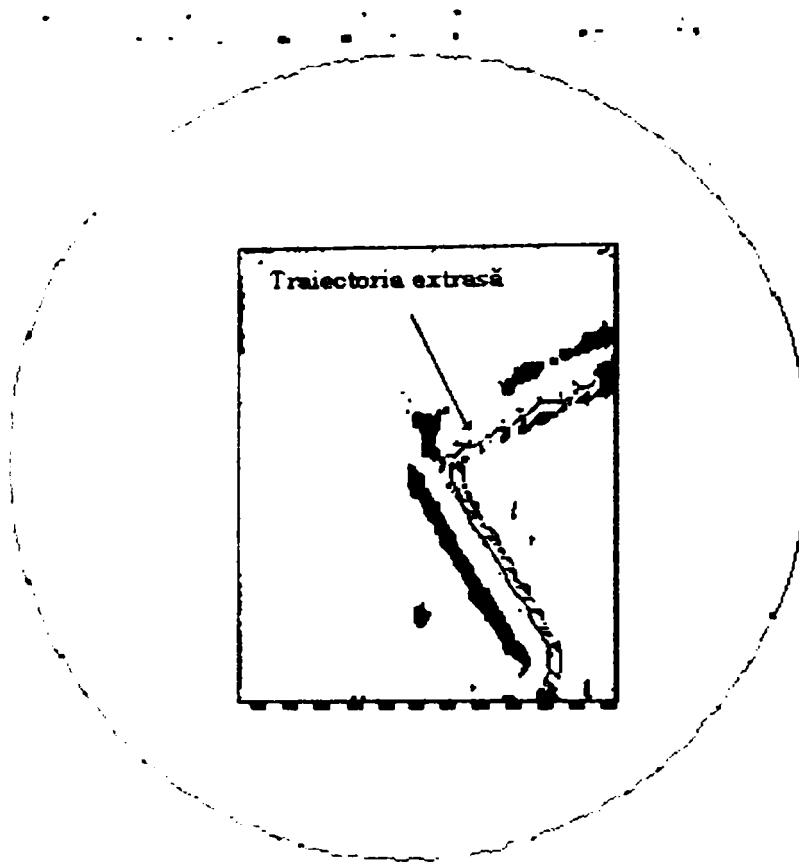
imagini sunt porțiuni dintr-o traiectorie ce se va alcătui pe baza acestora și a cărei formă se vede în ultimele imagini (pentru detalii vezi paragraful 2.4 din capitolul II)



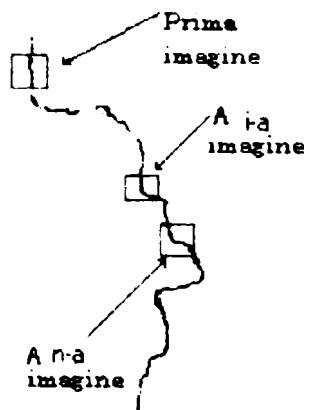








Din traiectoriile extrase prezentate pe secvența anterioară se construiește traiectoria de sudat.



Traietorie extrasă din imagini



Traietorie cu puncte tehnologice
obținute

ANEXA 4. Capitol II

EXTRAGEREA COORDONATELOR ÎN SISTEMUL DE MIȘCARE DE TRANSLAȚIE

Această anexă prezintă modul de extragere a traiectoriei din imagini captate bazat pe mișcări de translație a piesei sub fasciculul de electroni. Se va determina, din imaginea captată și prelucrată direcțiile de translație după Ox respectiv Oy (figura 2.4.2). Aceste notații se referă la cele prezentate în paragraful patru din capitolul doi. Poziția curentă va determina în fiecare moment (pentru fiecare imagine captată și depinde de translația efectuată de piesă) calea de urmat pentru captări următoare.

Instalația trebuie să permită realizarea unor translații foarte bine precizate. În aceste condiții captarea a două imagini succesive, obținute prin translația piesei cu coordonate precizate, în așa fel încât acestea să permită extragerea ulterioară a traiectoriei de analizat este mai performant decât extragerile de coordonate efectuate prin rototranslația piesei de sudat.

Se consideră două imagini captate succesiv după o translație a piesei de prelucrat cu distanțe pe axele Ox și Oy cunoscute (x_0 , y_0). Translația piesei este însă în așa fel efectuată încât cele două imagini să nu conțină zona comună a piesei, însă să fie vecine între ele (vezi figura A2.1.).

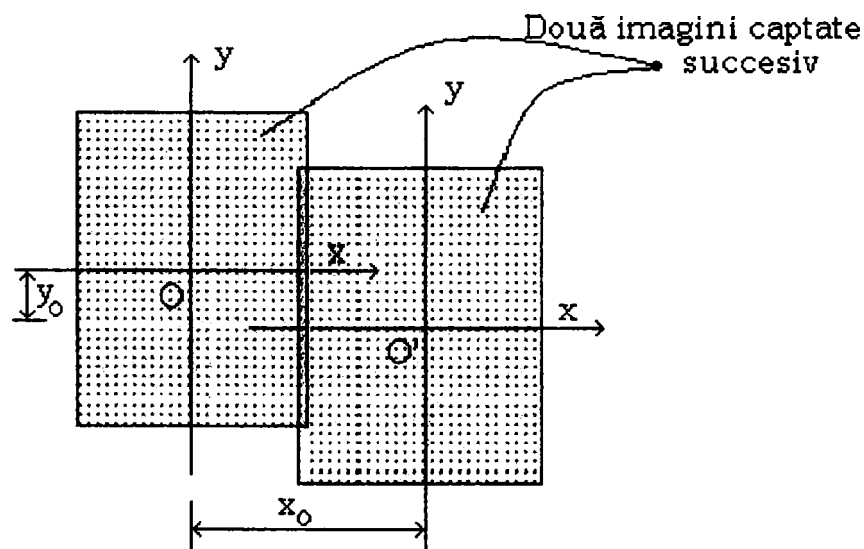


Figura A2.1 Captarea succesivă a două imagini cu deplasări aferente

Cele două imagini captate vor fi deplasate una față de cealaltă.

Se consideră două imagini captate succesiv după o translație a piesei cu distanțele (x_0 , y_0) cunoscute. Aceste imagini sînt captate în sistemul de coordonate legat de spotul de electroni și sînt fixe în raport cu acest

sistem de referință. Însă prin mișcarea piesei poziția relativă a sistemelor de coordonate ale fiecărei imagini față de sistemul de coordonate al piesei se modifică. Suprapunerea este de proporție 1-2% din totalul suprafeței imaginii.

În abordarea mișcării relative a sistemelor de coordonate importantă este stabilirea sistemului de referință fix al observatorului acestui fenomen. De multe ori însă este utilă plasarea observatorului în alte sisteme de referință decât cele firești. În acest caz un observator plasat pe piesa în mișcare va fi legat fix de acesta și nu va percepe mișcarea piesei, ci deplasarea imaginilor. În acest sistem de referință legat de piesă, imaginile sînt în mișcare.

Din punct de vedere logic nu există nici o diferență între posibilitatea de a păstra imaginile fixe și a le translata (situația reală) și fixarea coordonatelor piesei și considerarea deplasărilor relative ale imaginilor așa cum se prezintă în figura A2.2.

Din această cauză este mult mai util să se fixeze sistemul de coordonate al piesei și să se deplaseze imaginile obținând în acest caz chiar traiectoria în sistemul de coordonate al piesei. De fapt aceasta este problema ce se dorește să se rezolve, ca din sistemul de coordonate al imaginii să se obțină traiectoria pe piesă. În acest caz sistemul de coordonate al imaginii capătă o nouă poziție față de sistemul de coordonate al piesei la fiecare scanare, pozițiile relative între două imagini fiind determinate de translația piesei.

Se observă că pozițiile imaginilor sunt determinate complet de originile axelor de coordonate O și O' .

Cu toate că imaginile sunt captate în sistemul de coordonate legat de spotul de electroni rezultând o poziție fixă în spațiu, mișcarea piesei face ca prin această zonă fixă să defileze o suprafață mai întinsă a piesei captată în imagini succesive. Refacerea acestei zone mari se face însă prin deplasarea în spațiu a imaginilor captate în funcție de poziția fascicolului de electroni față de pozițiile relative a două imagini determinate de translația efectuată.

Scopul transformărilor este de a stabili cea mai bună legătură între imagini, mai precis translația, pentru care traiectoria de extras să aibă o continuitate din punct de vedere al conținutului pentru fiecare imagine. În aceste condiții s-a apelat la o metodă simplă, dar care este suficientă scopului propus, și anume căutarea traiectoriei pe extremitățile unei imagini, iar noile coordonate se stabilesc în funcție de poziția acesteia. Translația trebuie să fie o mărime stabilită aprioric în funcție de mărimea fizică a imaginii. Aceste dimensiuni fizice sunt determinate de poziția pe verticală a piesei și implicit de distanța de focalizare. Relația între numărul de pixeli ai imaginii și dimensiunile

fizice ale acesteia este perfect liniară, depinzând de un coeficient constant pentru fiecare focalizare.

Prin conținut, imaginile prelucrate dețin informații despre anumite traiectorii sau curbe de urmărit. Acestea însă se pot reprezenta pe mai puține niveluri de gri decât cele conținute de imagine.

Extragerea traiectoriei din succesiunea de imagini

După stabilirea sistemelor de coordonate mișcările efectuate de sistemele de poziționare se consideră ca fiind perfect deterministe, astfel încât orice deplasare efectuată este perfect cunoscută. Având o comandă de mișcare de translație a sistemelor de poziționare, poziția reală rezultată se consideră a fi egală cu cea rezultată din calcule prin aplicarea relațiilor matematice. Acest lucru implică însă în primul rând neluarea în considerare a perturbațiilor apărute în procesul de poziționare și nici a erorilor datorate sistemelor de acționare.

În aceste condiții de mișcare deterministă, pozițiile succesive ale imaginilor coincid cu cele rezultate din calcule de transformare. Acest lucru a fost posibil datorită poziționării bune a sistemului.

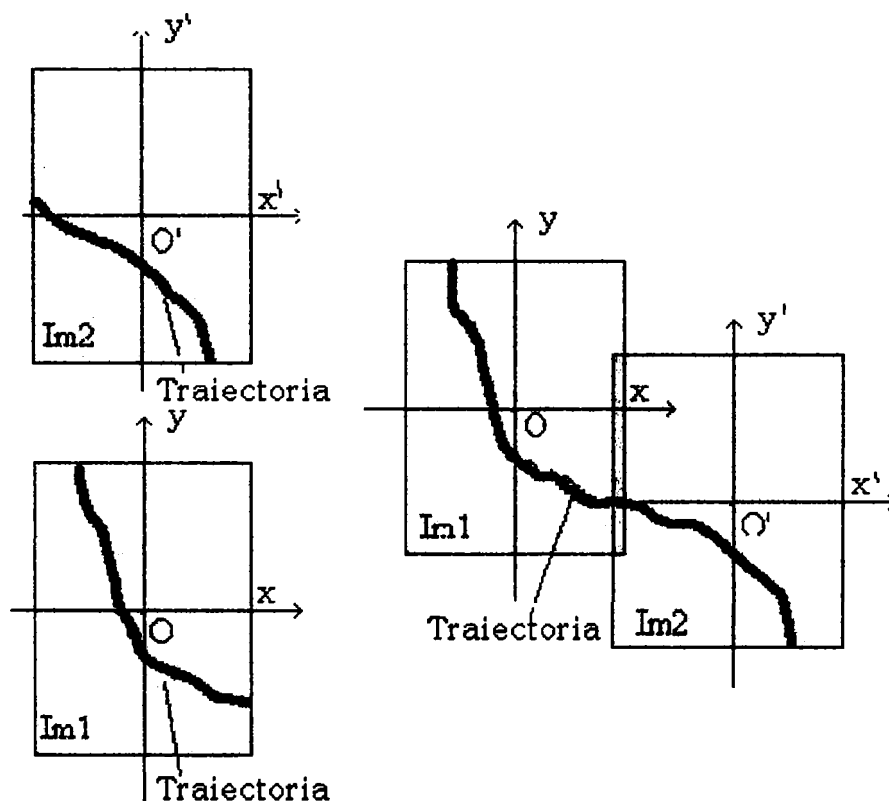


Figura A2.2 Două imagini succesiv captate și traiectoria compusă obținută prin suprapunerea imaginilor

În procesul de extragere a traiectoriilor trebuie urmărite următoarele etape :

- extragerea traiectoriei în sistemul de coordonate al imaginii.

- stabilirea poziției relative a sistemului de coordonate legat de imagine față de cel al piesei prin raportare absolută sau relativă la poziția anterioară a imaginii.
- transformarea coordonatelor traiectoriei extrase în raport cu sistemul de coordonate al imaginii în sistemul de coordonate legat de piesă.

Procesul de extragere a traiectoriei este reflectat în figura A2.2. :Presupunând cunoscută traiectoria extrasă din fiecare imagine se determină poziția sistemului de coordonate al imaginii față de cel al piesei. Această determinare se poate face în două moduri:

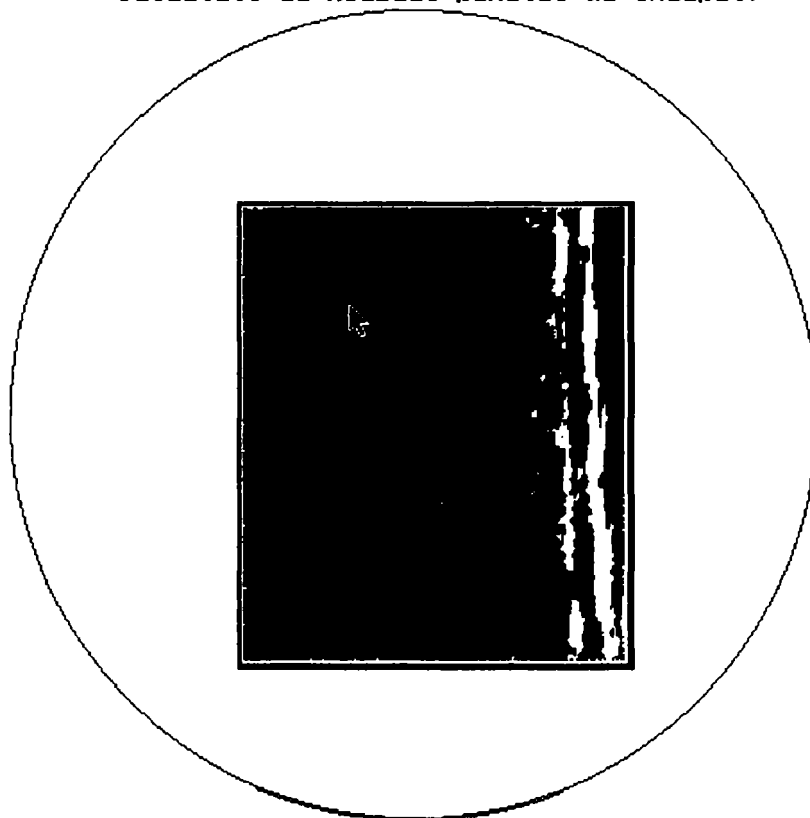
- fie prin raportarea absolută a pozițiilor celor două sisteme de coordonate, pentru fiecare imagine determinându-se poziția sa absolută față de piesă, prin cumularea transformărilor efectuate până în acel moment
- fie pornind de la poziția imaginii anterioare, se face o singură transformare cu parametrii ultimei.

ANEXA 5 Capitol II

EXTAGERE INTERACTIVĂ A TRAIECTORIEI DINTR-O IMAGINE

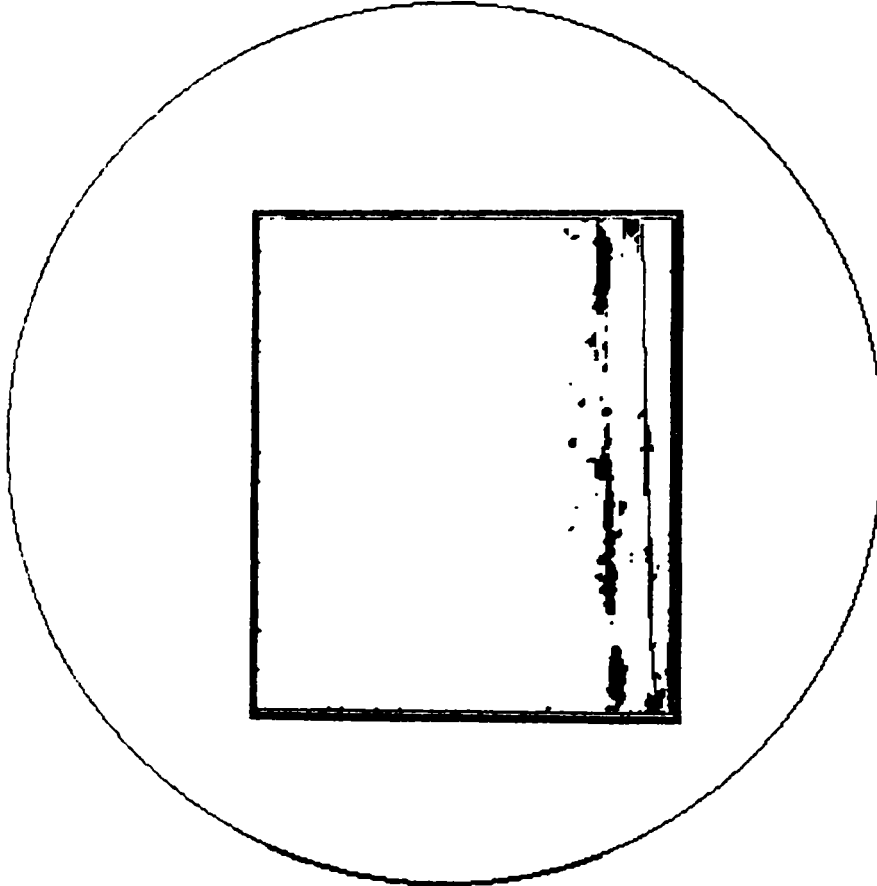
Această anexă prezintă ecranele programului în Pascal scris pentru extragerea traiectoriei OF_LINE din succesiune de imagini.

Selectati directia de cautare prin apasarea unei taste intre 1 si 8!
Selectati cu mouseul punctul de inceput!



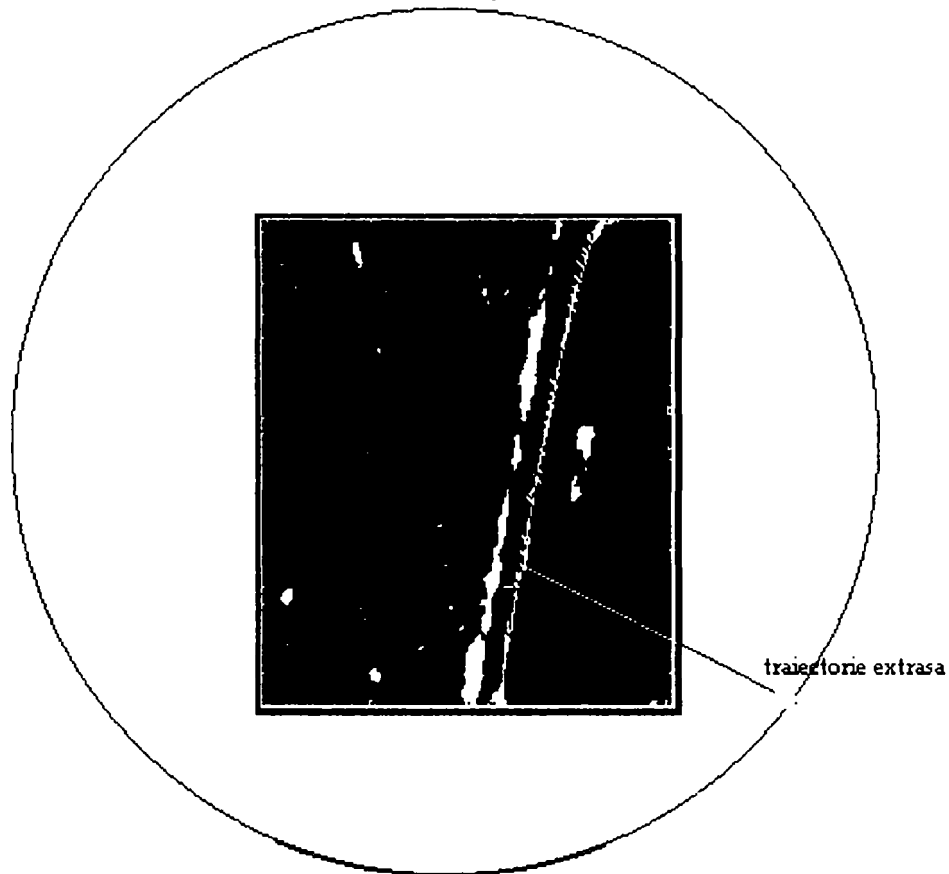
Ecran cu o imagine captată filtrată și binarizată unde dunga din dreapta este o porțiune din traiectorie ce se va extrage

**Selectati directia de cautare prin apasarea unei taste intre 1 si 8!
Selectati cu mouseul punctul de inceput!**



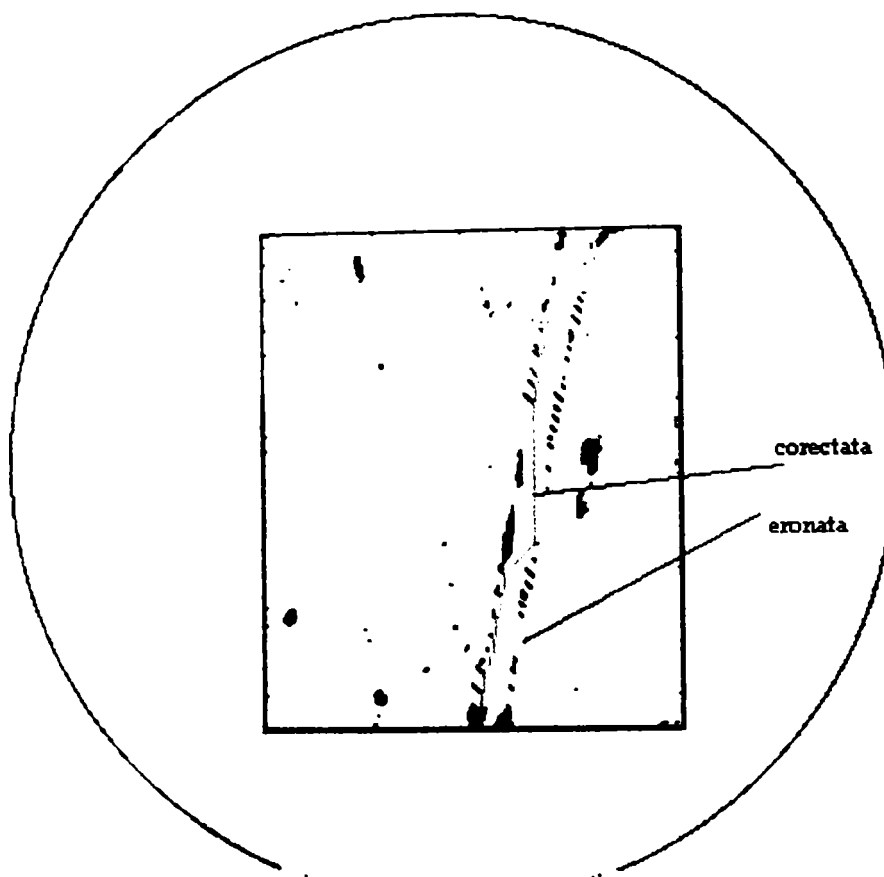
Traectoria extrasă din imaginea anterioară. Linia continuă din partea dreaptă a imaginii.

Selectati directia de cautare prin apasarea unei taste intre 1 si 8!
Selectati cu mouseul punctul de inceput!



Daca va convine, tastati Y, daca nu N!

O altă imagine din care s-a extras o trajectorie eronată.



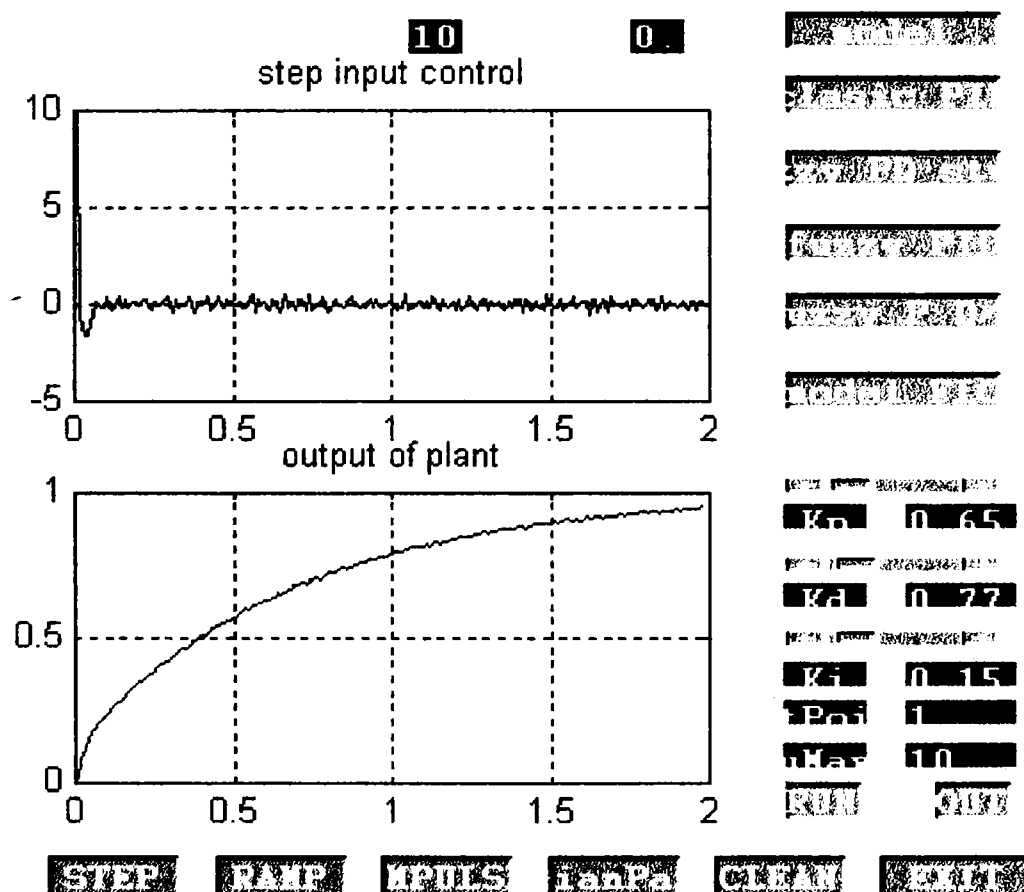
.....

Traiectorie eronată extrasă și ulterior corectată prin intervenția operatorului folosind imaginea monitorizată în interacțiune cu poziția cursorului de mouse.

ANEXA 6. Capitol II

ECRANE REGLARE FUZZY PID

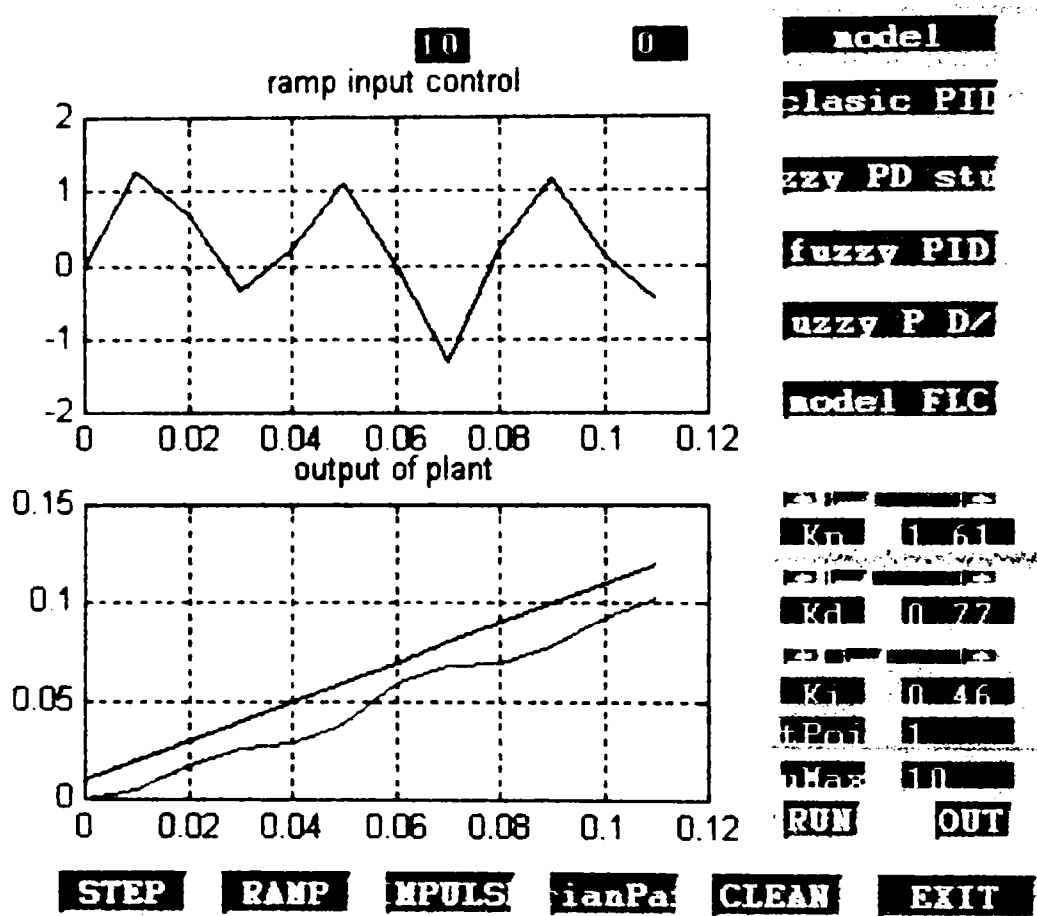
S-a realizat un program de urmărire pentru a putea vedea efectul diferitelor parametri ai diferitelor metode de urmărire traiectorie. Programul permite compararea diferitelor metode. Se afișează parametrii cu care se lucrează semnalul de comandă calculată și modul de urmărire a traiectoriei impuse.



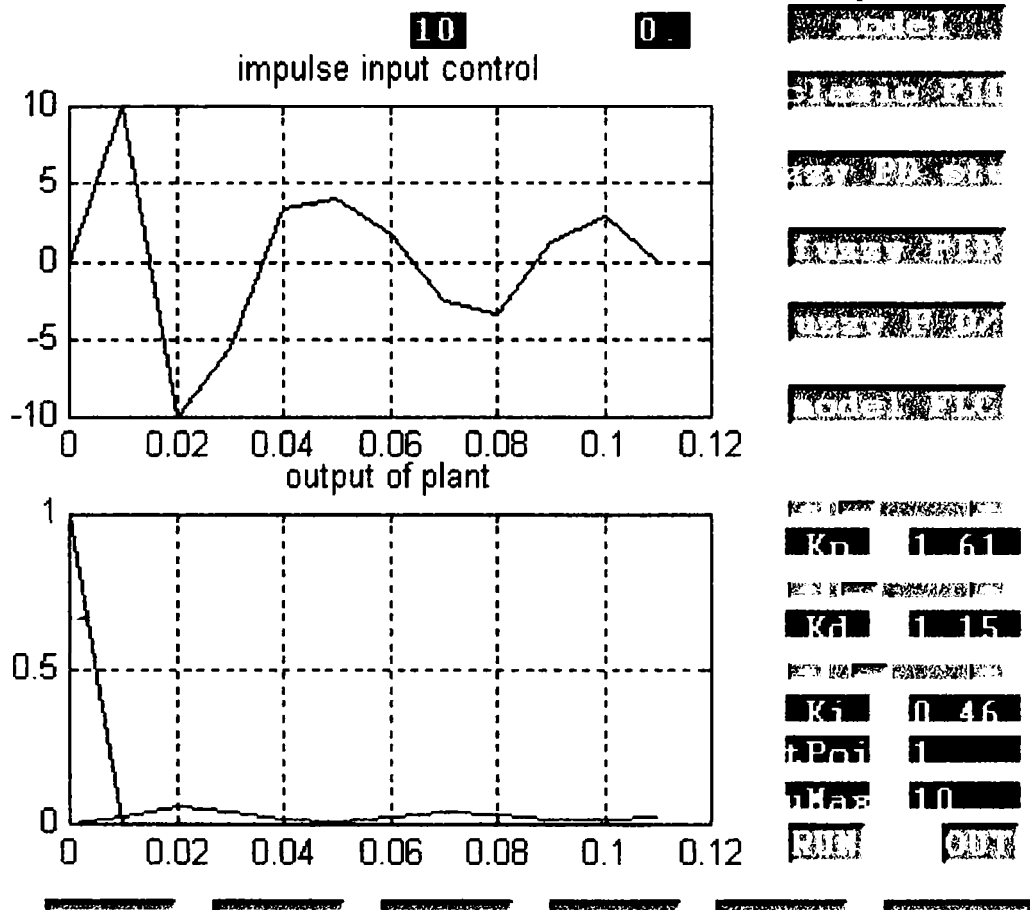
Pentru traiectorie tip treaptă.

Testarea se face alegând modelul sistemului tipul traiectoriei de urmat și tipul regulatorului dorit. Alegând regulatorul de un anumit tip putem alege parametrii de funcționare a acestuia. Totodată programul permite introducerea unei perturbații de tip sarcină și număr de cicluri în care vrem să testăm metoda de reglare.

Exemplele prezentate au fost realizate folosind regulator tip fuzzy PID cu perturbație de tip sarcină.



Traectorie tip rampă urmărită



Traietorie impuls Dirac.

Programul din a cărei funcționare sunt prezentate diferite ecrane a fost scris de autor pentru a testa ideile enunțate în paragraful 2.4 respectiv 4.2 din capitolul IV. Posibilitatea alegerii parametrilor gregulatorului a permis testarea celui optim implementat ulterior conform celor descrise în capitolul V.

CAPITOL III.

PRELUCRAREA IMAGINILOR ȘI RECUNOAȘTEREA FORMELOR

Captarea de imagine, prelucrarea ei și extragerea de informație în contextul reglărilor automate trebuie privită ca măsurarea unor valori furnizate de traductori speciali. Traductorul este sistemul de captare a imaginii, iar procedeul de măsurare constă în extragerea informațiilor din imagini. Scopul acestui capitol este să dea o descriere a celor trei 'instrumente' de lucru cu care sunt obținute mărimile necesare reglării procesului de sudură. Unul din elementele fundamentale folosit este imaginea captată în urma electronilor reflectați de pe suprafața piesei prelucrate cu fasciculul de electroni. Imaginea ca sursă primară de informații trebuie transformată pentru a da posibilitatea folosirii ei ca atare. Informațiile pot fi extrase dintr-o imagine dacă se efectuează operații preliminare de pregătire. Un lucru important este eliminarea zgomotului. În acest context prin zgomot se înțeleg acele elemente din imagine care nu furnizează informații procesului pentru care se utilizează. Eliminarea lor se face prin filtrare. Filtrele trebuie să fie proiectate în parte pentru fiecare tip de imagine legate de o anumită formă de informație ce urmează să fie extrasă. Primul paragraf se ocupă cu definirea imaginilor și a tuturor elementelor (transformări geometrice, filtre) care permit să se obțină din imagine ceea ce se utilizează ca și mărime de reglare. Imaginile discutate sunt imagini digitale. Operatorii descriși acționează asupra acestor imagini digitale. Autorul, pentru a accelera procesul de filtrare (mare consumatoare de timp) a modificat anumiți operatori de filtrare respectiv a adoptat specificul imaginilor de prelucrat. (Digitizarea unei imagini captate a fost descrisă în Capitol I). Paragraful 3.2 al acestui capitol trece în revistă procedeele de recunoaștere de forme. Extragerea informației din imagine presupune recunoașterea unor structuri pe baza cărora se poate lua o decizie de continuare într-un fel sau altul al procesului de reglare. În acest scop sunt necesare metode de recunoaștere specializate pe forme tipice specifice procesului în cauză (o recunoaștere generală de forme nu este posibilă nici necesară scopului urmărit). Paragraful 3.3 prezintă modalitatea de filtrare digitală a unor semnale măsurate. Un loc aparte în reglarea procesului de sudare constituie focalizarea în adâncime a fasciculului de electroni (paragraful 2.3). Mărimea de intrare este extrasă dintr-un semnal măsurat în timpul captării unei imagini. Semnalul este cu zgomot și înaintea extragerii valorii (duratei unui interval de timp) necesare reglării automate, se execută operații de filtrare. Proiectarea acestor filtre se descrie în acel paragraf.

3. 1. PROCESAREA IMAGINILOR DIGITALE

Paragraful de față se ocupă cu imagini ca semnale 2D și operații necesare cu aceste semnale pentru scopul propus. Interesul pentru tehnicile de procesare a imaginilor apare în jurul anilor 1920. Aplicarea conceptelor de procesare a imaginilor digitale nu a fost posibilă până la mijlocul anilor 1960, când calculatoarele au început să ofere viteza și capacitățile de stocare necesare

pentru implementarea practică a algoritmilor de prelucrări de imagini. De atunci, experiența în acest domeniu s-a îmbogățit, prelucrările de imagini având azi aplicabilitate într-o gamă tot mai largă de domenii. Problemele tipice în care se aplică tehnici de prelucrare a imaginilor în mod automat sunt roboții industriali de asamblare și inspecție, recunoașterea militară, procesarea automată a amprentelor, afișarea razelor X, procesarea automată a imaginilor aeriene și a celor obținute de la sateliți pentru prognoze meteo. A 'învăța' un calculator să vadă nu este o procedură simplă. Când un calculator încearcă să analizeze obiecte 3D (spațiale) de obicei apar reduceri de dimensiune în 2D (plane) cu pierderi de informații de multe ori mari. Analiza unei imagini presupune concluzii atât cantitative cât și calitative.

3.1.1. IMAGINEA DIGITIZATĂ ȘI CARACTERISTICILE EI

Imaginea de pe retina umană este de tip 2D. Lumea reală este de tip 3D. Deci se produce o proiectare $3D \Rightarrow 2D$. Distribuția energia sursei de lumină poate fi descrisă de o funcție $C(x, z, t, \lambda)$ unde (x, z) sunt coordonate spațiale, t timpul, iar λ lungimea de undă. Diferite proprietăți ale imaginilor se definesc prin operatori, de obicei integrali sau diferențiali. Astfel strălucirea unei imagini este:

$$f'(x, z, t) = \int_0^{\infty} C(x, z, t, \lambda) \cdot S(\lambda) \cdot d\lambda \quad (3.1.1)$$

unde $S(\lambda)$ este sensibilitatea senzorului. O imagine monocromă va fi reprezentată de o funcție $f(x, y, t)$ iar o imagine color de:

$$\vec{f}(x, y, t) = (f_1'(x, y, t), \dots, f_n'(x, y, t)).$$

În prelucrarea imaginilor avem de a face de multe ori cu imagini statice deci cu $f(x, y)$ o imagine se poate intuitiv modela cu o funcție bidimensională continuă ce reprezintă intensitatea luminoasă $f(x, y)$, unde x și y reprezintă coordonatele spațiale, iar valoarea lui f în orice punct (x, y) este proporțională cu intensitatea nivelului de gri din imagine în acel punct

Imaginile pot fi:

- continue cu domeniul (planul xoy) continuu
- discrete cu domeniu discret
- digitale cu domeniu și codomeniu discret.

Imagine digitală este o imagine $f(k, l)$ care s-a obținut atât prin discretizare după ambele coordonate precum și prin discretizare în intensitate a imaginii continue. Putem considera o imagine digitală ca fiind o matrice care are produsul numărului de linii și coloane identice cu numărul de puncte ce compun imaginea iar valoarea elementelor matricii corespunde cu intensitatea nivelurilor de gri ale punctelor din imagine. Figura 3.1.1 este o astfel de reprezentare a unei imagini.

Imaginea digitală se obține din imagine continuă prin eșantionare. Valoarea discretizată a strălucirii se numește nivel gri. Calitatea imaginii digitale este determinată de:

- rezoluția spațială,
- rezoluția radiometrică

- rezoluția spectrală
- rezoluția temporală.

Rezoluția spațială este dată de distanța reală a două eșantioane din imagine, rezoluția spectrală este lățimea benzii din spectrul de lumină captat, rezoluția radiometrică depinde de numărul nivelurilor gri reprezentabile, iar rezoluția temporală reprezintă intervalul de timp între două imagini captate. Dimensiunile imaginilor digitale pot varia în funcție de aplicația pentru care sunt folosite. Datorită unor avantaje, numărul nivelurilor de gri dintr-o imagine se alege ca putere a lui 2. De exemplu, o dimensiune comparabilă în calitate cu o imagine TV monocromă este cea de 512 x 512 pixeli cu 128 niveluri de gri.

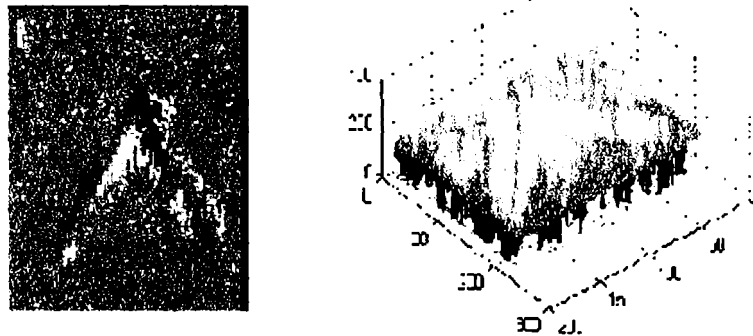


Figura 3.1.1. O imagine și o reprezentare a imaginii

Valoarea unei funcții de imagine poate reprezenta și altceva, de exemplu temperaturi, presiuni, distanța de observator. Imaginea poate fi tratată ca o funcție deterministică sau una stocastică.

3.1.2. ELEMENTE DE PROCESARE A IMAGINILOR

Elementele de bază ale unui sistem de prelucrare a imaginilor sunt:

1. procesorul de imagini ;
2. digitizorul ;
3. calculatorul ;
4. suportul pentru stocarea datelor ;
5. afișarea și înregistrarea imaginilor ;

Legătura dintre aceste elemente este prezentată în figura 3.1.2. Procesorul de imagini digitale este inima oricărui sistem de procesare de imagini. Un procesor de imagini este constituit din mai multe module hardware care trebuie să asigure următoarele funcții de bază:

- achiziționarea imaginilor ;
- stocarea ;
- procesarea cu viteză mică ;

Achiziționarea imaginilor se realizează de obicei cu o cameră de luat vederi și rezultă un semnal TV de intrare. Stocarea imaginilor se face pe o memorie

capabilă să stocheze toată imaginea digitală (frame buffer). Majoritatea procesoarelor moderne reușesc să digitizeze o imagine TV în 1/30 dintr-o secundă.

Procesarea imaginilor se realizează prin operații aritmetice și logice. Pentru afișare, se citește imaginea din memorie și se convertește imaginea digitală într-o imagine video analogică, care poate fi vizualizată pe un monitor video.

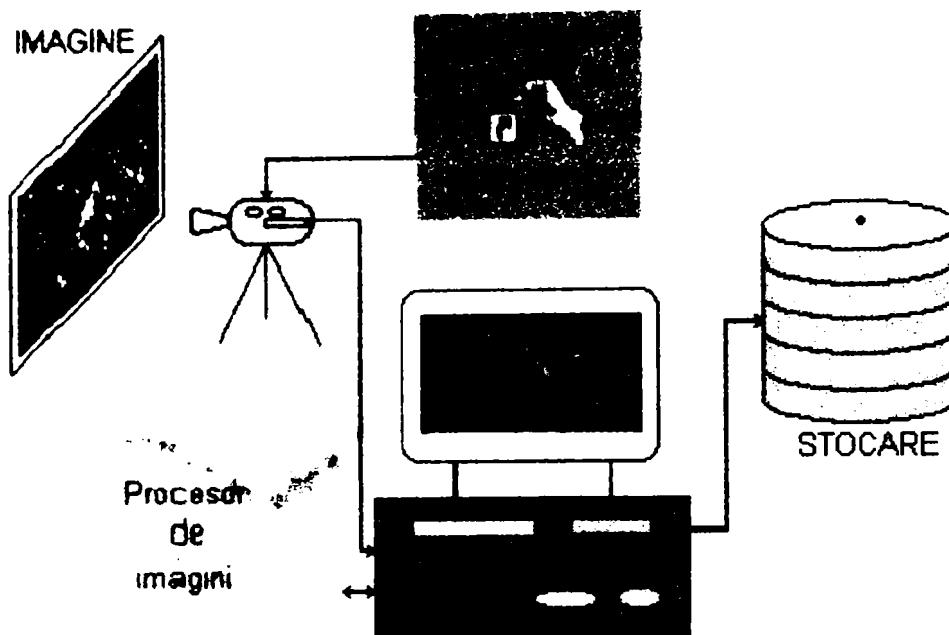


Figura. 3.1.2. - Elementele unui sistem de procesare a imaginilor

Pentru a putea fi utilizată în procesarea pe calculator, o imagine este definită cu funcția discretă de domeniu discret $f(k,l)$, care este o matrice de dimensiune $(N \times N)$, fiecare element al matricii fiind o cantitate discretă. Discretizarea este un proces convolutiv cu o funcție Dirac. Procesul de discretizare și cuantizare necesită fixarea valorii lui N precum și a lui G , unde G este numărul de niveluri de gri pe care îl poate avea fiecare pixel.

$$f(x, y) \approx \begin{vmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,N-1) \end{vmatrix} \quad (3.1.2)$$

Partea din dreapta a acestei ecuații este ceea ce se numește *imagine digitală*, iar fiecare element al matricii este denumit *pixel*. De obicei se folosesc puterile întregi ale lui 2 pentru a exprima caracteristicile unei imagini. Astfel:

$$\begin{aligned} N &= 2^n \\ G &= 2^m \end{aligned} \quad (3.1.3)$$

Se observă de aici că numărul de biți necesar pentru a digitiza o imagine de dimensiune $(N \times N)$ cu m niveluri de gri este $b=N \times N \times m$ biți. Astfel pentru o imagine de (512×512) cu 128 niveluri de gri sunt necesari 2 097 152 biți .

3.1.2.1. RELAȚII DE BAZĂ ÎNTRE PIXELI

◆ Vecinii unui pixel (vezi figura 3.1.3)

Un pixel p de coordonate (x,y) care are patru vecini pe orizontală și verticală cu coordonatele :

$$(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1) \quad (3.1.4)$$

al căror ansamblu se notează cu $N_4(p)$ se numește pixel cu *vecinătatea de patru*.

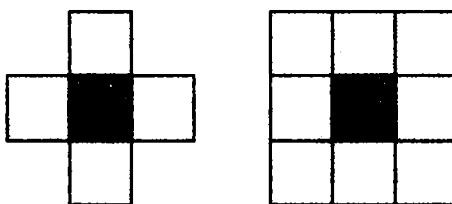


Figura 3.1.3. Vecinătatea de patru și de opt la un pixel.

Aceiași pixel p cu 8 vecini de coordonate:

$$(x+1, y+1), (x+1, y-1), (x-1, y+1), (x-1, y-1), (x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1) \quad (3.1.5)$$

al căror ansamblu se notează cu $N_8(p)$, atunci el se numește pixel cu *vecinătatea de opt* .

◆ Conectivitatea

Conectarea a doi pixeli este importantă pentru stabilirea marginilor, obiectelor sau a regiunilor dintr-o imagine. Pentru a stabili dacă doi pixeli sunt conectați trebuie să determinăm dacă ei se aseamănă. De exemplu, dacă presupunem că ne interesează nivelurile de gri de valori $V=\{59,60,61\}$ putem considera următoarele tipuri de conectivități:

- conectivitatea-4 ; doi pixeli p și q cu valori din V au această proprietate dacă q face parte din mulțimea $N_4(p)$;
- conectivitatea-8 ; doi pixeli p și q cu valori din V au această proprietate dacă q face parte din mulțimea $N_8(p)$;
- conectivitatea- m ; doi pixeli p și q cu valori din V au această proprietate dacă
 - ✓ q face parte din mulțimea $N_4(p)$ sau
 - ✓ q face parte din mulțimea $N_8(p)$ și intersecția $N_4(p) \cap N_4(q)$ este o mulțime vidă .

Un pixel p este *adiacent* cu un pixel q dacă ei sunt conectați cu una din tipurile de conectivitate de mai sus. *Calea* de la pixelul p de coordonate (k_p, l_p) la un pixel q de coordonate (k_q, l_q) este o secvență de pixeli distincți, de coordonate (k_i, l_i) unde $1 < i < n$ și n este lungimea căii.

◆ Măsurarea distanțelor

Având pixelii p , q , z , de coordonate $p(x, y)$, $q(s, t)$, $z(u, v)$, numim distanță o funcție D cu următoarele proprietăți:

- a) $D(p, q) \geq 0$, ($D(p, q) = 0$ dacă $p = q$);
- b) $D(p, q) = D(q, p)$;
- c) $D(p, z) \leq D(p, q) + D(q, z)$.

Distanța *euclidiană* se definește :

$$D_e(p, q) = [(x - s)^2 + (y - t)^2]^{1/2} \quad (3.1.6)$$

Distanța D_4 pentru vecinătate de patru se definește :

$$D_4(p, q) = (|x - s| + |y - t|) \quad (3.1.7)$$

Distanța D_8 pentru vecinătate de opt se definește

$$D_8(p, q) = \max(|x - s|, |y - t|) \quad (3.1.8)$$

Doi pixeli se numesc vecini dacă $D_4 = 1$ respectiv $D_8 = 1$ pentru pixelii în cauză. O *cale* de la pixelul p la q este o secvență de puncte A_1, \dots, A_n unde $A_1 = p$ respectiv $A_n = q$ și A_{i+1} și A_i sunt pixeli vecini. O cale simplă este o cale în care pixelii nu se repetă. Dacă primul pixel e vecin cu ultimul atunci avem o cale închisă. Pixeli vecini unde există o cale între orice doi pixeli formează o *regiune* (domeniu). Pe mulțimea discretă de pixeli se pot defini noțiuni de topologie [Son 93] cu o mare importanță în segmentarea imaginilor. Intersecția a două curbe înseamnă *punct comun*. Din cauza celor două vecinătăți definite, de patru și de opt pot să apară următoarele situații paradoxale la intersecția de forme discrete. Paradoxul constă în faptul că deși 'bunul simț' ar spune că se intersectează dar conform definiției riguroase nu există punct de intersecție.

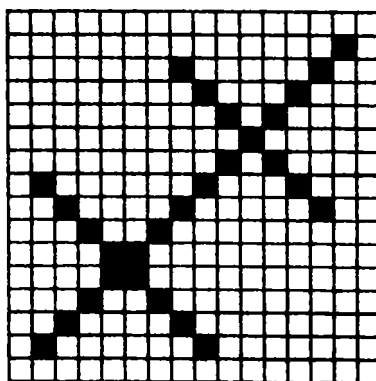


Figura 3.1.4. Paradox de vecinătate de patru

Dacă considerăm figura 3.1.4 după logica vecinătății de patru atunci două linii se intersectează (diagonala principală cu linia din dreapta sus) iar două nu (diagonala principală cu linia din stânga jos) iar liniile nu sunt continue în nici un punct de-al lor.

Un alt paradox este ilustrat pe figura 3.1.5:

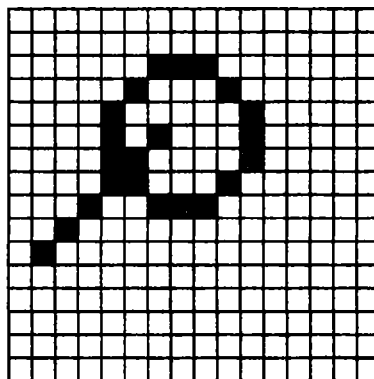


Figura 3.1.5. Paradox de vecinătate de opt.

Pe figura.3.1.5 se vede o traiectorie închisă și o dreaptă care este dusă din interiorul formeii închise către exteriorul său și care nu intersectează forma închisă (nu au punct comun).

O posibilă soluție a acestor paradoxuri ar fi să considerăm formele în vecinătate de opt iar fundalul în vecinătate de patru [Hor 86], sau considerarea unei digitizări nu după șablon dreptunghic, ci unul hexagonal.

O altă noțiune importantă este *bordura*. Bordura este formată din acei pixeli dintr-o regiune care au cel puțin un pixel din vecinătate care nu aparține regiunii. O bordură are ca și complement bordura de fundal, adică bordura pixelilor ce nu aparțin regiunii. O *muchie* este un vector care conține direcție și valoare nivel gri. Bordura este o noțiune globală a unei regiunii, muchia o proprietate locală. Direcția muchiei este perpendiculară pe direcția gradientului creșterii funcției de imagine. Bordura se poate găsi prin înlanțuirea muchiilor obținute.

3.1.2.2. HISTOGRAMA DE INTENSITATE LUMINOASĂ

Orice imagine poate să fie caracterizată de o distribuție a valorilor $f(x,y)$. Această mărime este un indicator statistic despre structura informațională a ei. Algoritmul de a obține histograma unei imagini este:

1. Dăm ca valoare inițială vectorului histogramei h_f valoarea zero.
2. Pentru orice pixel (x,y) din imaginea f se incrementează $h_f(f(x,y))$.

O imagine poate să fie considerată ca o realizare a unui proces stocastic. În acest caz vom căuta o funcție de densitate de probabilitate $p_1(Z,x,y)$ care să indice dacă pixelul (x,y) are strălucirea Z . Dacă poziția pixelului nu este

importantă atunci putem obține funcția de densitate $p_I(Z)$. O formă de histogramă se prezintă pe figura 3.1.6.

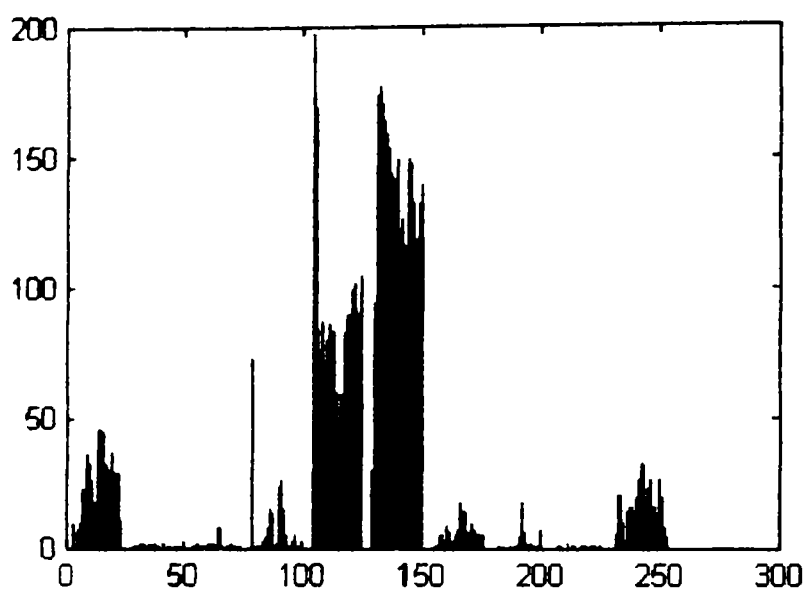


Figura 3.1.6. Histogramă de nivele de intensitate. Pe abscisă sunt nivelele de gri [0...255] pe ordonată numărul de pixeli.

Histograma este de obicei singura informație globală disponibilă despre imagine. Histograma posedă multe minime locale. Pentru unele prelucrări este necesară o netezire locală cu ajutorul unor algoritmi de mediere.

În continuare definim câteva noțiuni legate de percepția vizuală a unei imagini.

- *Contrastul* este o schimbare locală a luminozității și se definește ca raportul dintre luminozitatea (strălucirea) medie a unui obiect și luminozitatea fundalului. Ochiul uman este sensibil la strălucire pe o scară de percepție logaritmică. Contrastul depinde de fundalul local.
- *Rezoluția* imaginii este bogăția de detalii. Nu este indicat de a reprezenta imagini cu o rezoluție mai mare decât cea ce poate prelucra observatorul. Ca o măsură a rezoluției se utilizează distanța dintre două puncte ce pot fi distinse de la o distanță optimă (250 mm pentru om) la o iluminare bună (500 lux). Această distanță este în jur de 0.16 mm.
- *Culorile* sunt foarte bune purtătoare de informație la o anumită clasă de imagini.
- *Calitatea* imaginii este un indicator de grad de degradare a imaginii. Această calitate depinde de scopul în care se dorește utilizarea imaginii. Există măsură obiectivă și măsură subiectivă. Calitatea imaginii se exprimă de obicei prin compararea cu o imagine standard, de obicei imagini sintetice [Ros 82].
- *Zgomot* de imagine se referă la imagini afectate de erori stocastice.

3.1.3. STRUCTURI DE DATE PENTRU ANALIZA IMAGINILOR

Organizarea datelor referitoare la imagini afectează considerabil performanța prelucrării. Există câteva niveluri de reprezentare a informațiilor vizuale ca

forme intermediare. Sunt importante algoritmi utilizați pentru relații între diferite niveluri intermediare. După lucrarea lui [Bal 82] există patru niveluri de reprezentare a datelor despre imagini. Aceste patru niveluri sunt:

1. *imagine icoană* - care conține datele originale despre imagine, matrice cu valori întregi cu pixeli memorati prin intensitate luminoasă (strălucire);
2. *imagine segmentată* - obiectele sunt delimitate din imagini prin gruparea acelor pixeli care pe baza proprietății lor comune aparțin aceluiași obiect; este de dorit să avem informații apriorice înainte de segmentare;
3. *reprezentare geometrică* - conține informații despre structura 2D sau 3D; această clasificare după relații dintre obiecte din imagine este necesară la simulări complexe;
4. *model relațional* - redă legături dintre imagini pe baza unor cunoștințe apriorice.

3.1.3.1. STRUCTURI TRADIȚIONALE DE DATE DESPRE IMAGINI

A. Matrice.

Valoările pixelilor dintr-o imagine digitizată după o metodă rectangulară sau hexagonală pot fi memorate în matrice. Elementele matricei sunt numere întregi. Informațiile de imagine sunt accesibile după indicii de linie și coloană din matrice. Clasele de imagini care sunt reprezentate sub formă matriceală sunt:

- *imagini binare* - imagini cu numai două niveluri de gri
- *imagini multispectrale* - mai multe forme matriciale conțin informații despre același imagine în diferite benzi spectrale
- *structuri de imagini hierarhice* - mai multe forme matriceale conțin informații despre același imagine la diferite valori de rezoluție.

Operațiile legate de imagini pot fi accelerate dacă sunt considerate și informații globale despre imagini, cum ar fi *histograma* care exprimă estimatorul funcției de densitate de probabilitate a fenomenului că un pixel să aibă o anumită luminozitate (nivel gri). O altă trăsătură globală ar fi *matricea de autocovarianță* [Pav 82] care reprezintă estimatorul probabilității ca un pixel $(i1,j1)$ să aibă nivelul gri Z .

B. Lanț de cod

Lanțul de cod este un procedeu de descriere 2D a bordurii unor obiecte. Un element din lanț este un simbol de bază. Codificarea simbolurilor de bază depinde de vecinătatea aleasă. Procedeu se mai numește și descriere gramaticală a bordurii sau codificare Freeman. În fig.3.1.7 putem urmări o codificare a bordurii unui obiect când se utilizează vecinătate de opt. În figură săgeata indică pixelul de start și pe baza codificării simbolurilor de bază $(0, \dots, 7)$ se obține următoarea descriere de bordură:

01100776655555600000**06**44444422111.

O informație locală se poate extrage din această codificare printr-un algoritm adecvat. Astfel perechea 06 indică o cotitură de 90°. O analiză a bordurii în apropierea unui pixel $(i1,j1)$ necesită o căutare în lanț până la pixelul în cauză după care o analiză în vecinătatea lui. Descrierea aceasta este o metodă sintactică de recunoaștere, care are la bază teoria limbajelor formale. În anumite situații, când există mult zgomot în captarea imaginii se utilizează coduri de lanț pentru generarea unei borduri fixe după ce s-a procedat la o prelucrare prealabilă a imaginii.

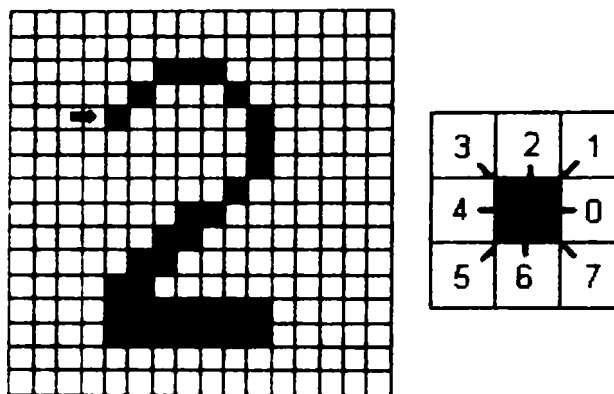


Figura 3.1.7. Codificare Freeman pentru bordură obiect

C. Cod FAX

Reprezintă șiruri de simboluri dintr-o matrice de imagine. Pentru simplificare să considerăm o imagine binară. Codul FAX înregistrează numai poziția ariilor ce aparțin unor obiecte din imagine.

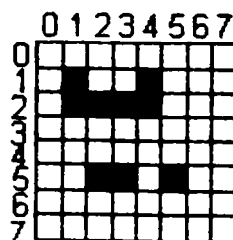


Figura 3.1.8. Exemplu pentru codul FAX

Fie figura 3.1.8. codurile Fax ale formelor din figură sunt $((11144)(214)(52355))$ cu următoarea semnificație:

- ✓ (11144) pe linia 1 și o formă ce începe pe coloana 1 și se termină pe coloana 1 avem o formă ce începe pe coloana 4 și se termină pe coloana 4.
- ✓ (214) pe linia 2 avem o formă ce începe pe coloana 1 și se termină pe coloana 4.
- ✓ (52355) pe linia 5 avem o formă ce începe pe coloana 2 și se termină pe coloana 3 și o formă ce începe pe coloana 5 și se termină pe coloana 5.

Avantajul acestei codări utilizată și de unitățile fax de transmitere a imaginii este că utilizează rutine simple de reuniune și intersecție de forme. Dacă se utilizează la imagini cu mai multe nivele gri atunci o formă este aceea zonă

care cuprinde forme de același luminozitate și în listele de mai sus se înregistrează și luminozitatea forme.

3.1.3.2. STRUCTURI DE DATE TOPOLOGICE

Structurile topologice descriu imaginile ca un set de forme și relații între acestea. Relațiile se reprezintă de obicei printr-un graf care este o mulțime de noduri și arce, arcele fiind mărginite de perechi de noduri [Ser 93] [Dau 90].

În graful de *vecinătate de regiuni* nodurile reprezintă regiuni, iar arcele leagă regiunile vecine. Într-o imagine segmentată regiunile au proprietăți similare (luminozitate, textură, culoare...) iar graful de vecinătate reprezintă regiunile cu bordură comună. Figura 3.1.9 reprezintă o astfel de descriere de imagine.

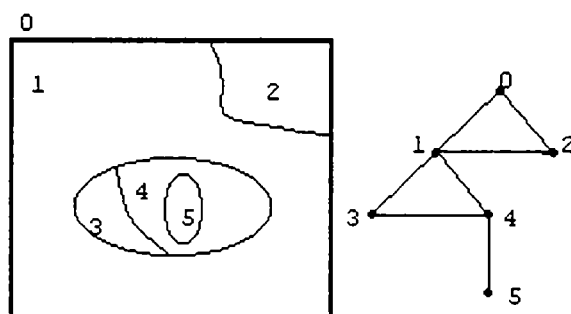


Figura 3.1.9. Graf de vecinătate de regiuni

Codul 0 se referă la regiunea din afara imaginii care atinge bordura imaginii în cauză.

O metodă răspândită de reprezentare este pe baza unor tabele numite *tabele relaționale* care după aceea pot fi memorate în baze de date relaționale ce pot fi studiate cu algoritmi bazați pe standardul SQL, al bazelor de date relaționale.

3.1.3.3. STRUCTURI DE DATE HIERARHICE

Structurile de date hierarhice fac posibilă utilizarea unor algoritmi care să decidă strategia urmată pe baza unei cantități mici de date, fără utilizarea transputerelor, sistemelor multiprocesoare (forța brută). Există două astfel de structuri:

A. Piramida

Există două forme piramidale de structură de date pentru imagini: piramida_M și piramida_T. O piramida_M este o secvență de imagini M_L, M_{L-1}, \dots, M_0 unde M_L are aceeași dimensiune ca și imaginea originală, și M_{i-1} provine din M_i prin reducerea rezoluției cu jumătatea unei unități. Matricea M_0 este un singur pixel. O imagine cu o rezoluție cu unitate mai mică conține de 4 ori mai puține informații ca imaginea anterioară din piramidă. Dacă se dorește utilizarea a mai multor imagini cu rezoluție diferită, se preferă structura de piramidă_T [Son 93]

B. Quadrate

Sunt forme modificate de piramida_T și descriu imaginea folosind o împărțire pe dreptunghiuri după vecinătatea de patru și reținerea structurii de graf a acestora. Permit prelucrări de tip statistic asupra imaginilor.

3.1.4. PREPROCESAREA IMAGINILOR

Preprocesarea se referă la operații efectuate pe imagini la o reprezentare de cel mai jos nivel. Aceste imagini sunt cele captate și de obicei reprezentate de matrice cu elemente de valori de funcții de imagini (nivel gri, luminositate, strălucire...). Scopul acestor operații este îmbunătățirea calității imaginilor în vederea prelucrării ulterioare a lor. Totodată atunci sunt incluse și operațiile de transformări geometrice (rotații, translații, scalare).

Considerăm patru categorii de operații de preprocesare: transformare de nivel gri pixel, transformări geometrice, prelucrare locală în vecinătatea unui pixel și restaurare imagine ce cere informații globale. Dacă preprocesarea se referă la metode de restaurare atunci sunt necesare informații apriorice despre natura degradării produse, despre surse de zgomot al sistemului de captare, informații despre obiecte din imagini.

3.1.4.1. TRANSFORMĂRI DE NIVEL GRI

Aceste transformări depind de proprietățile pixelilor. Există două clase de astfel de transformări [Pav 82] [Gon 92]:

- A. Corecții de strălucire în funcție de poziție de pixel
- B. Transformarea scării de niveluri gri

A.

În cazul ideal captarea imaginii respectiv digitizarea ar afecta în mod uniform calitatea imaginii. Atenuarea sistemului optic nu este același pe toată suprafața lui, iluminarea neuniformă strică local calitatea dorită. Dacă această degradare este sistematică, se pot utiliza proceduri de corecție de strălucire în funcție de poziția de pixel. Fie relația

$$f(i, j) = e(i, j) \cdot g(i, j) \quad (3.1.9)$$

unde $f(i, j)$ imaginea cu deteriorări

$g(i, j)$ imaginea nedeteriorată

$e(i, j)$ coeficient de eroare multiplicativă.

Coeficientul $e(i, j)$ se poate obține dacă o imagine de referință cu niveluri gri este captată. Forma cea mai simplă este captarea unei imagini cu strălucire constantă c . Fie imaginea aceasta degradată $fc(i, j)$. Atunci eroarea sistematică se poate elimina prin operația:

$$g(i, j) = \frac{f(i, j)}{e(i, j)} = \frac{c \cdot f(i, j)}{fc(i, j)} \quad (3.1.10)$$

Această procedură se poate aplica numai în cazul degradării sistematice constante. Relația (3.1.10) prezintă o transformare liniară ceea ce nu este valabilă în toate situațiile. Operațiile tip (3.1.9) pot da rezultate care depășesc scara de gri utilizat din care cauză cele mai bune imagini de referință au strălucirea cam la jumătatea valorii maxime posibile. (la o scară de 256 imaginea test are strălucire maximă de 128).

B.

Transformarea scării de niveluri gri nu depinde de poziția pixelului în imagine. O transformare T a nivelului gri p din scara $[p_0, p_k]$ în valoarea q dintr-o scară nouă $[q_0, q_k]$ este aplicarea operatorului de transformare T pentru nivelul p pentru a obține nivelul q adică :

$$q=T(p) \quad (3.1.11)$$

Cele mai uzuale transformări sunt reprezentate în fig.3.1.10:

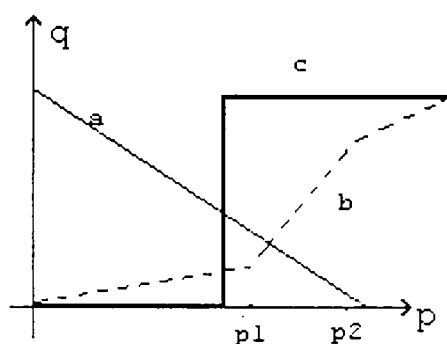


Figura 3.1.10. Transformări niveluri gri

Linia a arată o transformare negativă, linia b îmbunătățește contrastul între p_1 și p_2 iar linia c reprezintă o transformare de binarizare și are ca rezultat o imagine alb negru.

Imaginile digitale au un număr limitat (mic) de valori gri, astfel că aceste transformări pot fi realizate ușor atât pe cale software cât și pe cale hardware. De obicei operația este tabelară: noile valori de nivel gri se găsesc într-un tabel iar vechile valori, din imagine, sunt folosite ca indici de intrare în acest tabel (look-up table).

Metoda des utilizată în transformări de nivel gri este *egalizarea histogramei*. Scopul urmărit este obținerea unei histograme egal (uniform) distribuită pe toată scara de valori. Această procedură îmbunătățește contrastele obiectelor din imagine din apropierea valorii maxime a histogramei originale, și scade contrastul în zona minimului ei. Dacă notăm histograma inițială definită pe $[p_0, p_k]$ cu $H(p)$ iar histograma transformată definită pe $[q_0, q_k]$ cu $G(q)$ atunci operația de egalizare T se prezintă pe fig.3.1.11.

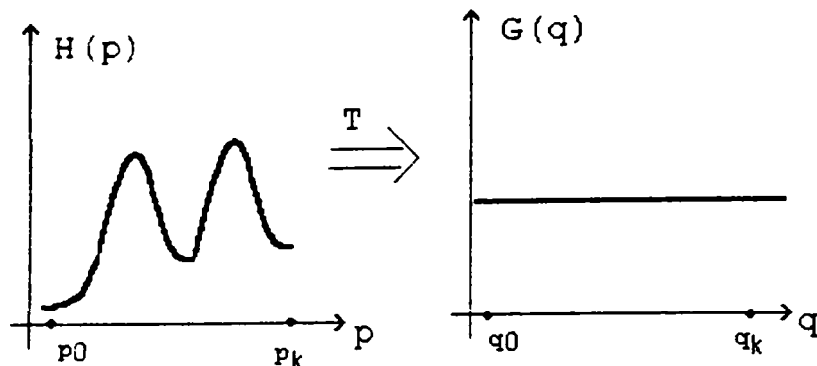


Figura 3.1.11. Operația de egalizare a histogramei

Histograma se poate trata ca o funcție discretă de densitate de probabilitate și astfel transformarea de egalizare se caracterizează prin:

$$\sum_{i=0}^k G(q_i) = \sum_{i=0}^k H(p_i) \quad (3.1.12)$$

unde $q_i \in [q_0, q_1, \dots, q_k]$ respectiv $p_i \in [p_0, p_1, \dots, p_k]$ pentru că prin transformare numărul punctelor dintr-o imagine rămâne invariant. Dacă o imagine este de dimensiunea $N \times N$ atunci funcția $G(q)$ corespunde unei valori pe care o putem descrie prin:

$$G(q) = \frac{N^2}{q_i - q_0} \quad (3.1.13)$$

expresie care înlocuiește parte stânga a ecuației (3.1.12). Histograma egalizată se poate obține exact pentru o densitate de probabilitate continuă aplicând principiul de invarianță număr puncte din imagine la transformări în care caz ecuația (3.1.12) devine:

$$N^2 \int_{q_0}^q \frac{1}{q_k - q_0} ds = \frac{N^2 (q - q_0)}{q_k - q_0} = \int_{p_0}^p H(s) ds \quad (3.1.14)$$

de unde rezultă operatorul T de forma ideală:

$$q = T(p) = \frac{q_k - q_0}{N^2} \int_{p_0}^p H(s) ds + q_0 \quad (3.1.15)$$

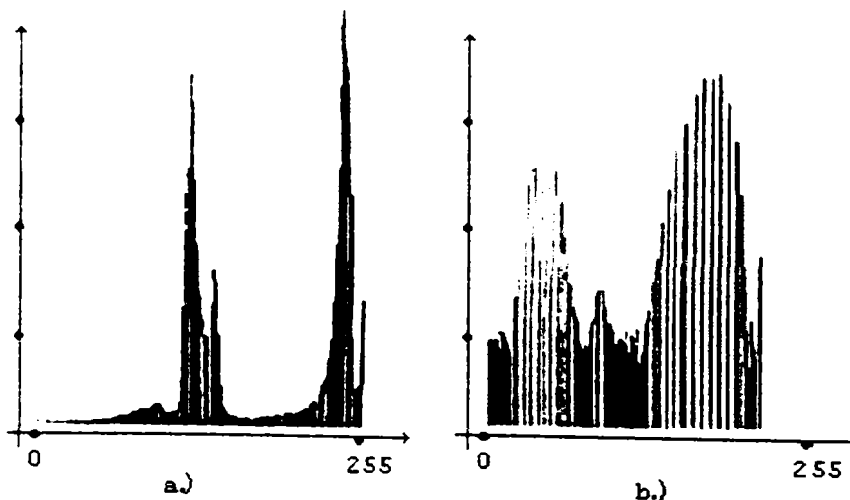


Figura 3.1.12. Efectul egalizării histogramei

Integrala se mai numește și histogramă cumulativă și este aproximată de o sumă la imagini digitale ceea ce face ca egalizarea să nu fie chiar perfectă.

$$q = T(p) = \frac{q_k - q_0}{N^2} \sum_{i=p_0}^p H(i) + q_0 \quad (3.1.16)$$

Figura 3.1.12 prezintă efectul unei egalizări de histogramă.

3.1.4.2. TRANSFORMĂRI GEOMETRICE

Transformările geometrice permit eliminarea distorsiunilor geometrice ce pot apărea atunci când o imagine este captată. Se vor considera transformările geometrice în 2D. O transformare este un operator \mathbf{T} care face ca unui pixel (x,y) să îi corespundă un alt pixel (x',y') . Transformările geometrice se realizează în doi pași:

- transformarea coordonatelor pixelilor
- interpolare de nivel gri după rastel.

După operația de transformare trebuie să urmeze o operație de aflare a pixelului din rastelul discret al imaginii care să fie optim pentru pixelul transformat. Se va determina nivelul gri corespunzător acestui pixel transformat. Sub o formă generală transformările sunt descrise de:

$$\begin{aligned} x' &= T_x(x,y) & y' &= T_y(x,y) & \text{sau sub o forma aproximativa} \\ x' &= \sum_{r=0}^m \sum_{k=0}^{m-r} a_{rk} x^r y^k & y' &= \sum_{r=0}^m \sum_{k=0}^{m-r} b_{rk} x^r y^k \end{aligned} \quad (3.1.17)$$

Transformarea este liniară relativ la coeficienții a_{rk} și b_{rk} . Deci valorile coeficienților pot fi determinate cunoscând perechi de pixeli (x,y) (x',y') .

Cele mai importante transformări geometrice cu precizarea Jacobianului (J) sunt:

- *Rotăția* cu un unghi ϕ

$$x' = x \cos(\phi) + y \sin(\phi)$$

$$y' = -x \sin(\phi) + y \cos(\phi) \quad (3.1.18)$$

$$J = 1$$

- *Scalarea*

$$x' = ax$$

$$y' = by \quad (3.1.19)$$

$$J = ab$$

- *Skewing* (rotire cu un pixel fix ca centru de rotație) cu un unghi ϕ

$$x' = x + y \tan(\phi)$$

$$y' = y \quad (3.1.20)$$

$$J = 1$$

Distorsiunile imaginilor se tratează prin împărțirea imaginii în subzone rectangulare și stabilirea transformărilor elementare de refacere pentru

fiecare subimagine. Tipurile de bază de distorsiuni sunt (fig.3.1.12)[Cha 89] [Gon 92].

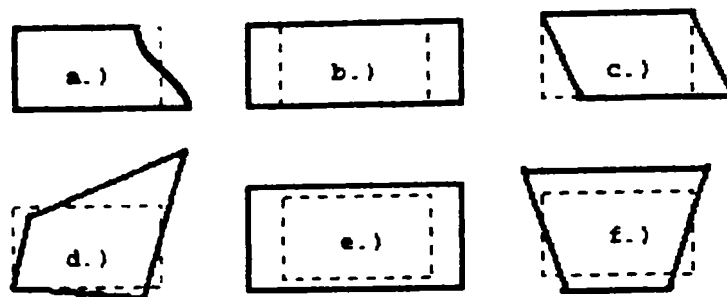


Figura 3.1.13. Forme distorsiuni frecvente

- Figura 3.1.13.a prezintă distorsiunea de neliniaritate de linie provocată de distanța inegală a imaginii de sistemul de scanare.
- Figura 3.1.13.b ilustrează o distorsiune panoramică provocată de rotația cu viteză constantă a scannerului.
- Figura 3.1.13.c arată o distorsiune de tip skew, provocată de o rotație specială pe durata captării.
- Schimbarea distanței pe durata captării provoacă distorsiunea de scalare din figura 3.1.13.e.
- Modificarea punctului de perspectivă cauzează distorsiunea de perspectivă din figura 3.1.13.f.
- Modificarea scalare pe o direcție din figura 3.1.13d.

Interpolarea de nivel gri după rastel este necesară pentru că după transformare geometrică punctul rezultat nu coincide de obicei cu un punct de rastel (pixel). Această interpolare influențează calitatea imaginii. Există trei metode de bază de interpolare:

- metoda vecinului cel mai apropiat
- metoda liniară
- metoda bicubică.

Problema este următoarea: dorim să calculăm valoarea nivelului gri în punctul de coordonate *întregi* (x',y') dacă avem valoarea corespunzătoare din imaginea originală (x,y). Din coordonatele *întregi* (x',y') se recalculează coordonatele (x,y) și după o reeșantionare a imaginii originale putem afla nivelul gri dorit.

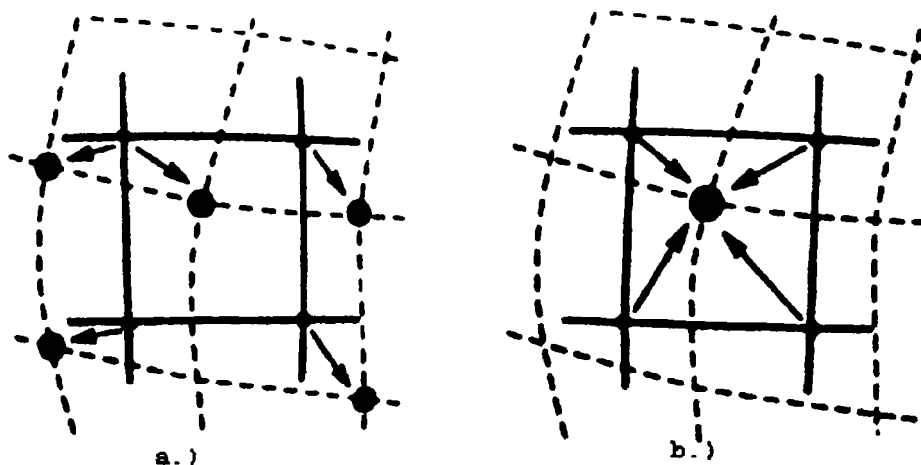


Figura 3.1.14. Metode de interpolare a.)metoda vecinului cel mai apropiat b.) metoda liniară. Liniile continue reprezintă punctele de

rasfel iar săgețile pe acele puncte pe care punctele de rastel ar putea identifica.

Figura 3.1.14.a prezintă interpolarea prin metoda vecinului cel mai apropiat care atașează punctului (x,y) nivelul gri al celui mai apropiat punct din rastelul discret. Efectul vizibil poate constă în faptul că după transformare o linie dreaptă poate ajunge să conțină schimbări tip treaptă. Figura 3.1.14.b. prezintă transformarea liniară folosind coordonatele a patru vecini. Interpolarea liniară poate cauza o scădere a rezoluției deci un efect de mediere de strălucire. Interpolarea bipătrată păstrează detaliile fine în imagini dar necesită timp de calcul mai mare.

3.1.4.3. PREPROCESAREA LOCALĂ

Operațiile de preprocesare se mai numesc și operații de filtrare. Aceste operații pot fi grupate în două categorii după scopul urmărit:

- operații de nivelare sau netezire (smoothing) adică suprimarea componentelor de frecvență înaltă din imagine după o dezvoltare în serie Fourier 2D;
- operații de tip gradient bazate pe derivate locale ale imaginii adică suprimarea componentelor de joasă frecvență din dezvoltarea în serie Fourier 2D.

Aceste două clase de operații au rezultate opuse [Gon 92].

Dacă $g(i,j)$ este imaginea de ieșire, $f(i,j)$ imaginea de intrare iar $h(i,j)$ reprezintă efectul pixelilor dintr-o vecinătate a unui pixel (i,j) atunci există o relație tip convoluție discretă între mărimi:

$$f(i, j) = \sum_{(m,n) \in O} h(i-m, j-n) \cdot g(m, n) \quad (3.1.21)$$

Funcția h care se definește de obicei pe un domeniu o rectangulară se mai numește și mască de convoluție. Aceste măști au o descriere matematică de matrice cu elementul din centru poziționat pe pixelul în cauză. Dimensiunea domeniului depinde și de dimensiunea imaginii.

A. Operații de nivelare

■ Filtru de mediere

De obicei este utilizat pentru suprimarea de zgomote. Filtrele care păstrează muchiile sunt mai importante. Să presupunem că zgomotul v este caracterizat printr-o variabilă aleatoare cu media nulă și deviația standard σ . Dacă captăm o imagine statică de n ori atunci rezultatul operației de nivelare este

$$\frac{g_1 + \dots + g_n}{n} + \frac{v_1 + \dots + v_n}{n} \quad (3.1.22)$$

unde acum efectul zgomotului va fi cu o valoare medie nulă dar deviația standard scade de \sqrt{n} ori. Deci ar fi mai bine să se procedeze la operații de

nivelare de n imagini similare dar acest lucru este de cele mai multe ori imposibil. Avem operatorii h cu următoarea structură:

$$h = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \text{ operator } 3 \times 3; \quad h = \frac{1}{10} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{și} \quad h = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \text{ operator Gauss}$$

Efectul acestora se vede pe secvența de imagini 3.1.15 [Pav 82]. Imaginea 3.1.15a este cea inițială. În urma aplicării unui zgomot aleatoriu am obținut figura 3.1.15b. În urma filtrării cu un filtru 3×3 s-a obținut imaginea din figura 3.1.15c. Dacă se încearcă o filtrare în care creștem dimensiunea domeniului O , de exemplu la mărimea 7×7 atunci efectul este o mediere mai pronunțată a imaginii adică o nivelare mai pronunțată a conturilor. Liniile sunt mai puțin vizibile. Metodele alternative de filtrare trebuie să afecteze într-o măsură mai mică conturile din imagini. Astfel operațiile de nivelare pot fi aplicate acelor pixeli care satisfac anumite condiții [Gon 92].

Fie un punct (m,n) din imagine și observația că nivelurile de gri ale pixelilor din obiectele imaginii fac parte din $[\min, \max]$. Atunci matricea de convoluție h se calculează prin următoarea definiție:

$$h(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{daca } g(m+i, n+j) \in [\min, \max] \\ 0 & \text{altfel} \end{cases} \quad (3.1.23)$$

Metodele de nivelare care iau în considerare existența muchiilor prin intermediul unor gradienti fac să se protejeze aceste informații. Fie (i,j) = pixelul central al operației de convoluție.

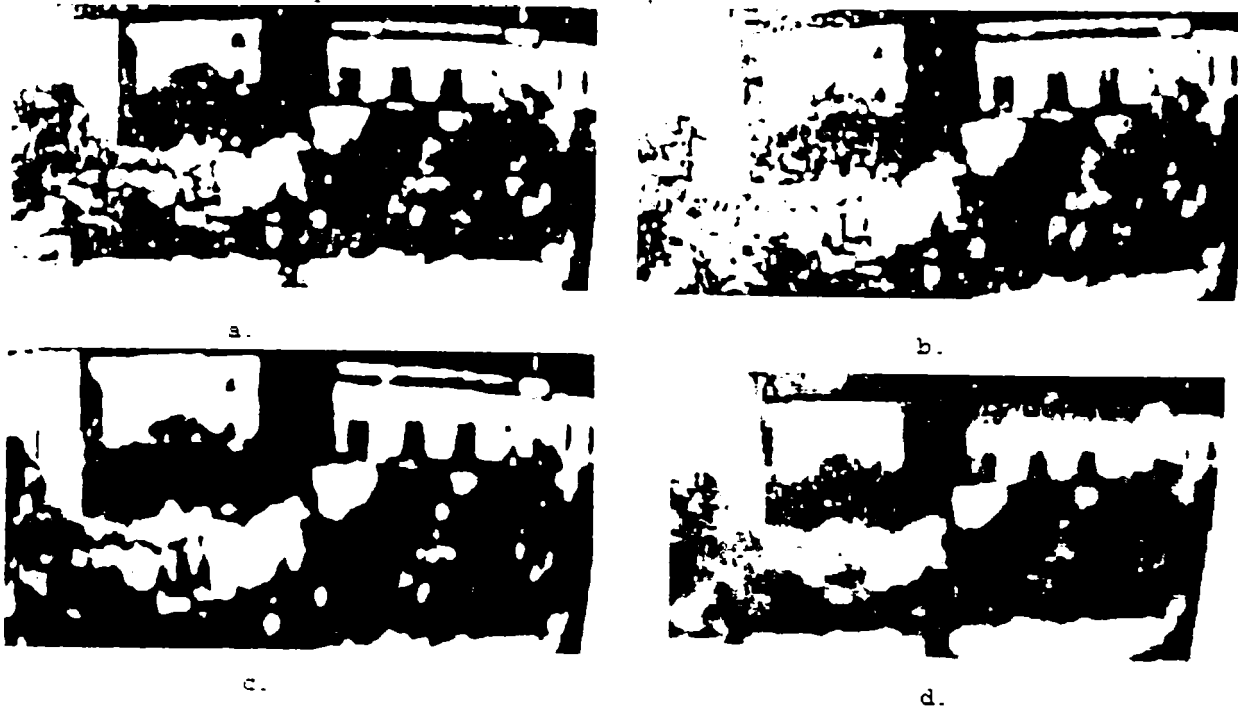


Figura 3.1.15. Efectul filtrelor de nivelare

Gradientul invers δ în punctul (m,n) relativ la (i,j) se calculează cu

$$\delta(i,j,m,n) = \frac{1}{|g(m,n) - g(i,j)|} \quad (3.1.24)$$

daca $g(m,n) = g(i,j)$ atunci $\delta(i,j,m,n) = 2$;

deci $\delta \in (0, 2]$ și are o valoare mai mică pe muchii decât în interiorul unei zone omogene. coeficienții matricii de convoluție se calculează în acest caz cu

$$h(i, j, m, n) = 0.5 \frac{\delta(i, j, m, n)}{\sum_{(m,n) \in O} \delta(i, j, m, n)} \quad (3.1.25)$$

O metodă avansată de eliminare de zgomot dar cu păstrarea muchiilor constă în utilizarea așa-numitelor *măști rotative* [Son 93].

Efectul filtrelor, pe baza experimentelor făcute, este:

- *Filtrul median* este un filtru care reduce zgomotul de pe muchii. Ideea este de a înlocui nivelul gri al punctului curent dintr-o imagine cu media valorilor nivelurilor gri a punctelor vecine. De obicei se obțin rezultate de filtrare mai bune dacă se utilizează vecinătatea de patru.
- *Filtrul de ordonare statistică* este o idee în filtrare mult mai avansată. Valorile nivelurilor gri atașate punctelor vecine unui punct se ordonează într-o secvență și pixelului în cauză i se dă o nouă valoare ce este o combinație liniară a secvenței stabilite. Ca și cazuri particulare se amintesc situațiile când valorile sunt ordonate descrescător și noua valoare poate să fie media valorilor (filtru median), maximum valorilor (eliminare), sau minimum valorilor (erodare).
- *Filtrele neliniare* de mediere sunt rezultatul utilizării unor funcții neliniare de calcul a valorii pixelului vizat.

■ Detectoare de muchii

Procedurile de detectare de muchii sunt funcții de preprocesare foarte importante. Muchiile sunt formate de locul geometric al acelor pixeli unde apar schimbări bruște în funcția de intensitate de imagine. Aceste schimbări pot fi descrise de gradienti, indicând direcția în care se produce cea mai mare schimbare în funcția imagine. Muchia este o proprietate atașată unui pixel și se calculează din comportamentul funcției imagine în vecinătatea aceluși punct de imagine. Este o mărime vectorială. Aceste concepte sunt reprezentate pe figura 3.1.16 [Ros 82].

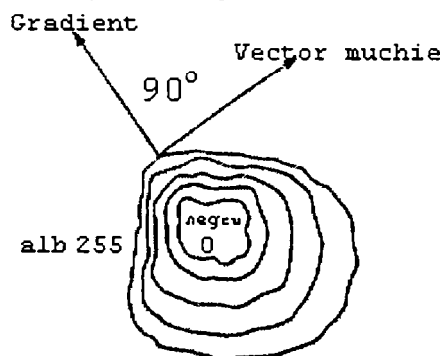


Figura 3.1.16. Gradient și vector muchie

Muchiile sunt utilizate pentru aflarea bordurii obiectelor din imagini. Profilul unei muchii este în direcția gradientului. Forme tipice de profile de muchii sunt prezentate în figura 3.1.17.

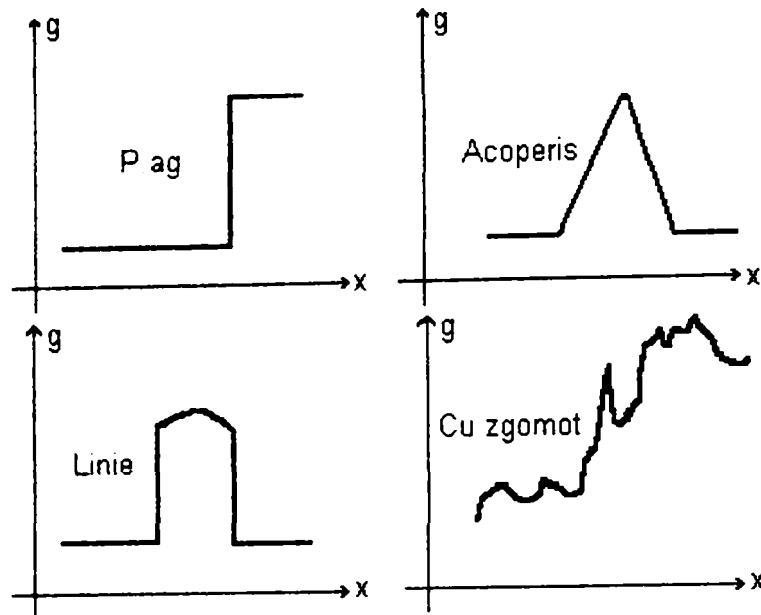


Figura 3.1.17. Profile tipice de muchii

$$|\text{grad } g(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial g}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial g}{\partial y}\right)^2} \quad (3.1.26)$$

$$\varphi = \arg\left(\left(\frac{\partial g}{\partial x}\right), \left(\frac{\partial g}{\partial y}\right)\right)$$

Dacă ne interesează numai modulul vectorului de muchie atunci se poate folosi Laplacianul funcției $g(x, y)$ care este invariant la rotație.

Procedeele de modificare a contrastului se pot descrie prin relația:

$$f(i, j) = g(i, j) - C \cdot S(i, j) \quad (3.1.27)$$

unde C un coeficient pozitiv și care dă gradul de contrast

$S(i, j)$ este măsura de transparență a imaginii ce se calculează folosind operatorul gradient.

Se știe că o imagine este o combinație de forme armonice în domeniul frecvență, iar derivata unei forme armonice $\sin(nx)$ este $n\cos(nx)$ deci cu cât frecvența e mai mare cu atât modulul derivatei este mai mare. Termenii din expresiile (3.1.26) vor fi exprimați, pentru o imagine digitală, cu ajutorul diferențelor finite.

$$\Delta_i g(i, j) = g(i, j) - g(i - n, j) \quad (3.1.28)$$

pentru i fixat (pe verticală) și

$$\Delta_j g(i, j) = g(i, j) - g(i, j - n) \quad (3.1.29)$$

pentru j fixat (pe orizontală) n fiind gradul de vecinătate luat în considerare ($n=1, 2, \dots$) [Ser 93].

Operatorii care examinează zone locale mici de vecinătăți sunt de fapt matrice de convoluție obținute prin utilizarea formei de diferențe finite ale derivatelor. Astfel avem:

■ Operatorul *Roberts*

Sunt descriși de formele

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}; h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.1.30)$$

unde modulul de muchie se calculează cu $|g(i, j) - g(i + 1, j + 1)| + |g(i, j + 1) - g(i + 1, j)|$. Dezavantajul major este sensibilitatea la zgomot.

■ Operatorul *Laplace*

Describe forma derivativă de ordinul doi și este realizat cu forme convolutive aproximative:

$$h = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}; h = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}; h = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 2 \\ -1 & -4 & -1 \\ 2 & -1 & 2 \end{bmatrix}; h = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 2 & -4 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}; \quad (3.1.31)$$

Primele două forme sunt invariante la rotație dar următoarele două pierd această proprietate din cauza întăririi influenței punctelor vecine. Operatorul are dezavantajul că la unele muchii acționează dublu.

■ Operatorul *Prewitt*

Aproximează prima derivată. Gradientul se examinează în opt direcții diferite (pentru o matrice 3x3) și convoluția maximă ce rezultă indică direcția gradientului. Se vor prezenta primii trei operatori, restul obținându-se prin rotații simple. Astfel avem:

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}; h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}; h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.1.32)$$

■ Operatorul *Sobel*

Operatorul Sobel este utilizat des pentru a depista orizontalitatea respectiv verticalitatea muchiilor. În acest caz se utilizează matricile h_1 și h_3 . Dacă h_1 indică direcția y iar h_3 pe x atunci putem considera ca amplitudine a vector pe $\sqrt{x^2 + y^2}$ sau $|x| + |y|$.

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}; h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & -1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}; h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.1.33)$$

■ Operatorul *Robinson*.

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}; \quad h_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}; \quad h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.1.34)$$

■ Operatorul *Kirch*.

$$h_1 = \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 3 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & -5 \end{bmatrix}; \quad h_2 = \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & 3 \end{bmatrix}; \quad h_3 = \begin{bmatrix} -5 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & 3 & 3 \end{bmatrix}; \quad (3.1.35)$$

Dezavantajul major al acestor operatori este că depind de dimensiunile imaginilor și au o sensibilitate ridicată față de zgomote.

■ Metoda *trecerii prin zero*

Se bazează pe următoarea idee. Prima derivată a unei imagini are un extremum în acele poziții în care, apare o muchie a imaginii iar acolo a doua derivata se anulează. Acest lucru se poate observa pe figura 3.1.18. în cazul 1D.

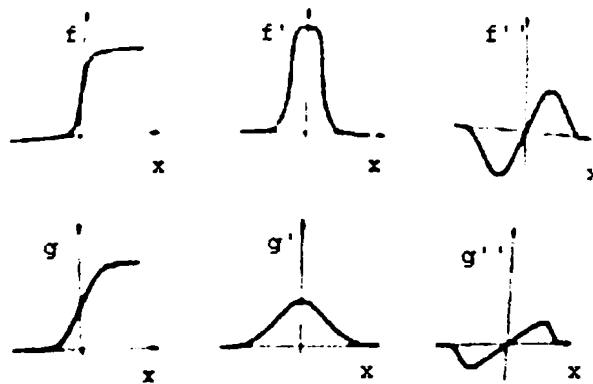


Figura 3.1.18.: Profile de trecere prin zero

Problema crucială pentru prelucrare în timp real este calcularea performanță a derivatei de ordinul doi pentru o imagine. O posibilitate o reprezintă reducerea de zgomote din imagine după care se procedează la calcularea derivatei de ordin doi. Operatorul de reducere de zgomot trebuie să satisfacă două condiții:

- filtrul să fi limitat în bandă în domeniul de frecvență, în funcție de caracteristicile zgomotului pentru a nu elimina informații utile.
- răspunsul filtrului să fie din domeniul imaginii pentru a nu efectua operații de transformare din domeniul frecvență în domeniul imagine.

Aceste două criterii sunt în conflict, iar un filtru Gaussian satisface aceste cerințe [Gon 92].

Filtrul Gaussian este descris de

$$G(x, y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.1.36)$$

Ceea ce trebuie calculat este :

$$\nabla^2(G(x, y, \sigma) \circ f(x, y)) \text{ sau } \nabla^2(G(x, y, \sigma)) \circ f(x, y) \quad (3.1.37)$$

a doua formă fiind valabilă din cauza liniarității operatorilor. Prin aplicarea acestor operatori, metoda de detectare muchie prin metoda trecerii prin zero se poate aplica. Dezavantajul este volumul de calcul [Son 93].

■ Restaurare de imagini

Procedeele de restaurare au ca scop înlăturarea degradărilor de imagine pe baza unor cunoștințe apriorice. Majoritatea acestor metode se bazează pe operații de convoluție aplicate întregii imagini. Deteriorările pot fi datorate defectelor lentilelor optice, neliniarității senzorilor electro-optici, mișcării relative între obiect și cameră etc. Tehnicile de restaurare de imagine se pot clasifica în:

- deterministice
- stocastice.

Dacă funcția de degradare se poate descrie atunci șansele de restaurare sunt mai mari. În cel mai rău caz, când avem date insuficiente despre degradările apărute, se vor utiliza metode estimative (apriorice, aposteriorice). O imagine degradată g poate să apare dintr-o imagine originală f după un proces ce se poate descrie prin:

$$g(i, j) = s \left(\iint_{(a,b) \in O} f(a, b) \cdot h(a, b, i, j) da db \right) + v(i, j) \quad (3.1.38)$$

unde s este o funcție neliniară iar v descrie zgomotul. Sub formă convolutivă expresia de mai sus se poate scrie:

$$] \quad g(i, j) = (f \circ h)(i, j) + v(i, j) \quad (3.1.39)$$

Dacă zgomotul este neglijabil atunci restaurarea înseamnă o operație inversă, adică a deconvoluție. Metode bazate pe filtrare Wiener (offline) sau Kalman (online) sunt exemple în acest sens. În [Son 93] sunt descrise în domeniul frecvență forma Fourier a diferitelor degradări produse de mișcarea relativă cameră-obiect, distanță focală eronată, perturbații atmosferice. În domeniul frecvență filtrarea inversă se poate descrie cu relația:

$$F(u, v) = G(u, v) \cdot H^{-1} - N(u, v) \cdot H^{-1}(u, v) \quad (3.1.40)$$

unde termenul $N(u, v)$ se referă la forma Fourier a componentelor de zgomot.

3.1.5. PRELUCRAREA DE IMAGINE PENTRU OBTINEREA TRAIECTORIEI

Pentru obținerea unor traiectorii corecte este necesară captarea unor imagini clare, cu un conținut ridicat de informație utilă. În acest scop se impune o prelucrare a imaginilor captate prin reflectia electronilor de pe

suprafața piesei. După o focalizare automată pe baza indicelui de calitate a imaginii, se trece la prelucrarea imaginilor având o formă pătratică, de aprox 190x190 pixeli, în 256 de nivele gri.

Există mai multe căi de prelucrare și obținere a traiectoriei, în funcție de metoda de implementare folosită. Astfel, putem avea atât prelucrare și comandă on-line, cât și prelucrare off-line, și comandă on-line. Oricare ar fi însă metoda folosită, există câteva trăsături comune, și, de asemenea, câțiva pași comuni.

Algoritmul de prelucrare constă în [Mar 97/2] [Mar 97/3]:

- Captarea imaginii (vezi ANEXA 1 Capitol III)
- Focalizarea pentru obținerea calității maxime
- Reglarea amplificării și a histogramei imaginii pe baza informației vizuale
- Scanarea imaginii
- Salvarea în fișier și prelucrarea off-line sau prelucrarea on-line
- Extragerea traiectoriei din imagine
- Extragerea punctelor tehnologice

În cazul comenzii on-line, există două posibilități:

- ✓ *Urmărirea traiectoriei prin mișcări de rotație*, care presupune următoarele: -Se captează imaginea, se prelucrează, se evidențiază traiectoria de urmărit în pixeli, care se transformă în puncte tehnologice, și se comandă sudarea pînă la ultimul punct identificat pe imagine. Cu deplasarea fascicolului, prin scanare se obțin noi informații și noi puncte tehnologice. Având o viteză constantă de rotație, se asigură viteza tehnologică dorită și parcurgerea uniformă a traiectoriei, scanarea imaginii efectuându-se la întoarcerea fascicolului.
- ✓ *Urmărirea traiectoriei prin mișcări de translație cu motoare de curent continuu*, care asigură deplasarea piesei după axele x și y . Ca și în cazul de mai sus, prin prelucrarea imaginii se obține atât traiectoria de urmărit, cât și poziția în care trebuie să ajungă căruciorul pentru prelevarea următoarei imagini. Această poziție este egală cu poziția ultimului punct tehnologic din imaginea curentă. Astfel, acest punct va reprezenta centrul imaginii următoare.

Avantajul variantei on-line constă în nevoia redusă de memorie, ea necesitând doar memorarea câtorva puncte din imaginea actuală și calcularea coordonatelor punctelor tehnologice într-un sistem de coordonate fix având originea în punctul în care fascicolul de electroni intersectează planul piesei, care pentru orice imagine reprezintă centrul acesteia.

Pentru varianta off-line există trei posibilități de comandă a poziționării, care necesită trei modalități diferite de extragere a traiectoriei:

- ✓ *comanda cu motor rotativ și scanare tot cu motor rotativ*
- ✓ *comanda și scanare cu motoare de translație*
- ✓ *comanda prin translație și prelevare imagine prin rotație*

Cu privire la acestea sunt importante următoarele aspecte:

- *Comanda cu motor rotativ și scanare tot cu motor rotativ* - este varianta cea mai simplă: după prelevarea și salvarea în fișiere a unui anumit număr de imagini, în funcție de unghiul de rotație, mărimea piesei etc., iterativ se extrag traiectoriile din imagini, se însumează și se transformă în puncte tehnologice (aprox. din 6 în 6 pixeli = 1 mm). Pentru eliminarea suprapunerilor și a lipsurilor este necesară o prelucrare a traiectoriei obținute. Lipsurile se elimină prin interpolarea punctelor, iar suprapunerile datorate suprapunerilor de traiectorii necesare prelucrării preliminare — efectuarea corelației în scopul aflării razei de rotație — se elimină prin transformarea coordonatelor carteziene obținute în coordonate polare, legate de centrul de rotație al piesei. Prezintă dezavantajul că piesa trebuie reșezată în exact aceeași poziție în care se găsea în momentul scanării.
- *Comanda și scanarea cu motoare de translație* - ar fi situația ideală pentru urmărirea unor traiectorii, altele decât cele care necesită doar rotație. Imaginile se scanează manual, prin control vizual asupra prelevării imaginilor și comanda manuală sau semiautomată a motoarelor care asigură translația. Prelucrări necesare în acest caz sunt:
 - dintr-o imagine se extrage traiectoria în coordonate carteziene, în pixeli
 - pe baza traiectoriei extrase se stabilește translația piesei pentru scanarea următoarei imagini
 - se salvează traiectoriile imaginilor luând în considerare translațiile făcute asupra piesei de prelucrat
 - se repetă secvența de mai sus pentru fiecare imagine.
 Având control vizual, după fixarea aceluiași punct de început (de pe traiectorie), fixare manuală sau automată, traiectoria dorită se poate descrie prin mișcări de translație.
- *Comanda prin translație și prelevare de imagini prin rotație* – se realizează prin obținerea traiectoriei finale prin următorul algoritm:
 - - se obține raza de rotație din două imagini succesive prin operație de corelație
 - se extrage din imagine traiectoria în coordonate carteziene, în pixeli
 - se transformă coordonatele traiectoriei— prin matrice de transformare — în coordonate polare
 - se repetă algoritmul de extragere coordonate traiectorii pentru fiecare imagine, pînă când se ajunge la capăt

Rolul acestor operații a fost să avem la dispoziție unelte de extragere a traiectoriilor din imagini. ANEXA 2 Capitol III prezintă rezultatul acestor încercări aplicată practic la instalația cu fascicul de electroni.

3.1.6 SCHELETONUL UNEI REGIUNI

Skeletonizarea constă în prelucrarea imaginii utilizând un procedeu de subtiere, fără intreruperea liniei și, în sfârșit, obținerea unui șir de pixeli. Pentru aceasta avem nevoie de regiuni uniforme în sensul de a nu avea în interior goluri. Problema se rezolvă de obicei prin filtrare mediană, și prin "umflarea" traiectoriei, procedee care sunt eficiente mai ales în astfel de cazuri. Astfel, dacă am avea un punct alb și în jur numai puncte negre, am obține după filtrare mediană 9 pixeli de diferite tonuri de gri. După această filtrare se binarizează din nou imaginea, dar cu alt prag de binarizare, deoarece procedura de skeletonizare are nevoie de valoarea 1 pentru pixelii din interiorul regiunii ce va fi subțiată, și de valoarea 0 pentru fundal.

Skeletonul unei regiuni [Gon 92] poate fi definit prin transformarea în axă mediană (TAM / MAT - medial axis transformation), propusă în 1967 de Blum. TAM-ul unei regiuni R cu marginea B este următoarea:

Pentru fiecare punct p din regiunea R , găsim cei mai apropiați vecini din B . Dacă p are mai mulți astfel de vecini, spunem că p se situează de-a lungul axei mediane (skeletonul) lui R . Este important de notat, că conceptul de "aproape" este strâns legat de definiția distanței, deci rezultatul operației TAM va fi influențat de alegerea unei măsuri a distanței date. În figura 3.1.19 se prezintă câteva exemple care folosesc distanța euclidiană.

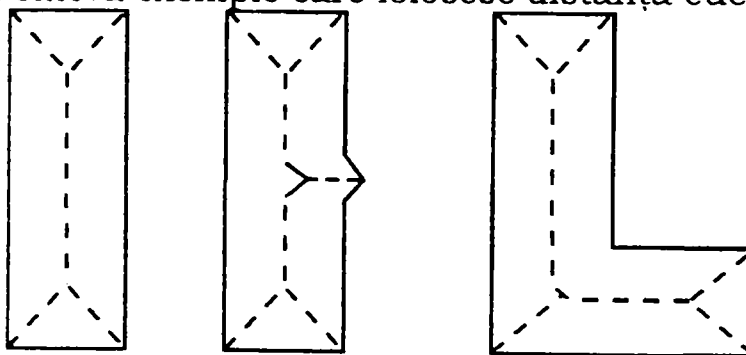


Figura 3.1.19.: Axele mediane pentru trei regiuni simple

Chiar dacă, intuitiv, TAM-ul unei regiuni ne oferă un scheleton acceptabil, o implementare directă a definiției de mai sus este dificilă din punctul de vedere computațional, pentru că invocă calcularea distanței de la fiecare punct interior la fiecare punct de pe frontiera regiunii.

Au fost propuși câțiva algoritmi pentru îmbunătățirea eficienței computaționale și a produce în același timp reprezentarea axei mediane a unei regiuni date. Aceștia sunt algoritmi tipici de subtiere, care șterg iterativ punctele marginale ale regiunii în cauză, astfel încât la ștergerea lor să se respecte următoarele restricții:

- să nu se șteargă punctul de început și de sfârșit
- să nu se rupă conexiunile (să nu producă discontinuități)
- să nu cauzeze eroziuni excesive ale regiunii.

Deși au existat mai multe încercări de a scheletoniza imagini în tonuri de gri (Dyer și Rosenfeld, 1979; Salari și Sly, 1984), acest tip de reprezentare este asociat de obicei cu imagini binare (b/w).

În cele ce urmează, se va prezenta un algoritm elaborat de Zhang și Suen [1984] pentru subțierea regiunilor binare. În această abordare, se admite că punctele aparținând regiunii în cauză au valoarea 1, iar fundalul are valoarea 0. Metoda constă prin repetarea succesivă a doi pași de bază aplicați punctelor de pe conturul regiunii date, considerându-se că un punct aparține conturului, dacă este un pixel cu valoarea 1, având cel puțin unul dintre cei opt vecini ai săi egal cu 0. Referindu-ne la definiția vecinătății octale, ilustrate în figura 3.1.6., primul pas marchează spre ștergere un punct p de pe contur, dacă acesta îndeplinește următoarele condiții:

$$\begin{aligned} \text{a) } & 2 \leq N(p_1) \leq 6, \\ \text{b) } & S(p_1) = 1, \\ \text{c) } & p_2 \cdot p_4 \cdot p_6 = 0, \\ \text{d) } & p_4 \cdot p_6 \cdot p_8 = 0, \end{aligned} \quad (3.1.41)$$

unde $N(p_1)$ reprezintă numărul vecinilor lui p_1 diferiți de 0, adică

$$N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_8 + p_9, \quad (3.1.42)$$

și $S(p_1)$ este numărul tranzițiilor de la 0 la 1 în secvența ordonată $p_2, p_3, \dots, p_8, p_9$ (fig. 3.1.20.).

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

Figura 3.1.20.: Vecinătățile pixelului p_1 folosite la algoritmul de subțiere

Pentru exemplul considerat mai jos (fig 3.1.21.), $N(p_1)=4$ și $S(p_1)=3$.

0	0	1
1	p_1	0
1	0	1

Figura 3.1.21.: Ilustrarea condițiilor a și b în ecuațiile (3.1.41)

În pasul secund, condițiile a) și b) rămân aceleași, dar condițiile c) și d) se schimbă în:

$$\begin{aligned} \text{c')} & p_2 \cdot p_4 \cdot p_8 = 0, \\ \text{d')} & p_2 \cdot p_6 \cdot p_8 = 0, \end{aligned} \quad (3.1.43)$$

Pasul 1 este aplicat fiecărui pixel marginal din regiunea binară considerată. Dacă una sau mai multe restricții din cele de mai sus (a–d) sunt încălcate, valoarea pixelului curent nu se schimbă. Dacă toate condițiile sunt satisfăcute, atunci punctul se marchează pentru ștergere. Este important de menționat, că punctul nu se șterge până când toate punctele marginale

n-au fost procesate. Prin acesta se previne schimbarea datelor din timpul executării algoritmului.

După ce pasul 1 a fost aplicat tuturor punctelor de pe contur, cele care au fost marcate vor fi șterse (adică valoarea lor va fi schimbată în 0).

Apoi, asupra datelor rămase se aplică Pasul 2, în exact același mod ca și Pasul 1. Pe baza celor precedente, se remarcă faptul, că o iterație din algoritmul de subțiere constă în:

- aplicarea Pasului 1 pentru marcarea spre ștergere a punctelor de pe margine
- ștergerea punctelor marcate
- aplicarea Pasului 2 pentru marcarea spre ștergere a punctelor de pe marginea nouă
- ștergerea punctelor marcate

Această procedură elementară se aplică iterativ până când nu se mai șterge nici un punct, pas în care algoritmul se termină, rezultând scheletonul regiunii. Condiția a) este încălcată, dacă punctul de pe contur p_1 are doar unul sau șapte vecini din cei opt având valoarea 1. Dacă are numai unul, înseamnă că punctul p_1 reprezintă un punct de capăt al scheletonului tratat și, evident, nu trebuie șters. În schimb, dacă avem șapte asemenea vecini și a fost șters, se cauzează o eroziune în regiunea respectivă. Condiția b) este forțată dacă este aplicată unor puncte care au lățimea de doar 1 pixel. Acesta este condiția care previne ruperea în segmente a scheletonului în timpul operației de slăbire. Condițiile c) și d) sunt satisfăcute simultan de următorul set minim de valori:

$$p_4=0, \text{ sau } p_6=0 \text{ sau } (p_2=0 \text{ și } p_8=0).$$

Astfel, referindu-ne la aranjarea vecinătăți octale din figura 3.1.8, un punct care satisface aceste condiții la fel ca și pe celelalte două, a) și b), este un punct marginal de pe partea estică sau sudică, sau un colț dinspre nord-vest de pe această margine. Altfel, p_1 nu este parte a scheletonului, și trebuie șters.

Similar, condițiile c) și d) din Pasul 2 sunt satisfăcute simultan de următorul set minim de valori: $p_2=0$, sau $p_8=0$ sau ($p_4=0$ și $p_6=0$). Acestea corespund punctelor de pe margine din direcțiile nordică sau vestică, sau din direcția colțului sud-estic. Trebuie menționat că punctele din colțul nord-estic au $p_2=0$ și $p_4=0$ și satisfac condițiile c) și d) atât de la primul cât și de la al doilea pas. Acestea sunt adevărate, de asemenea și pentru punctele aparținând colțului din sudvest, care au $p_6=0$ și $p_8=0$.

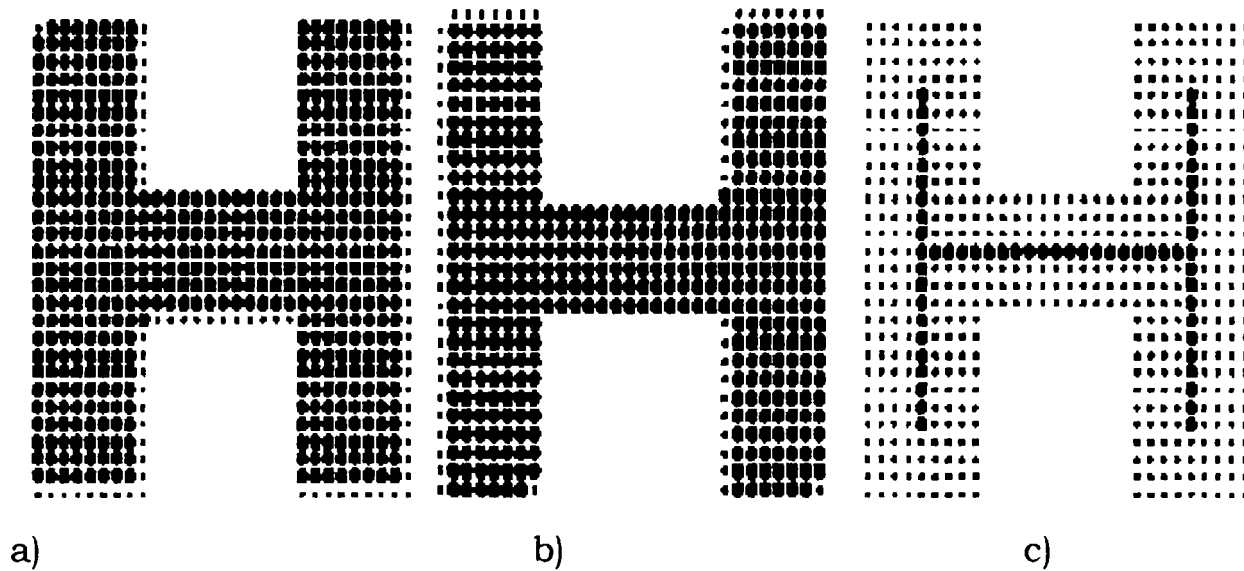


Figura 3.1.22. Regiunea după aplicarea Pasului 1 (a) și Pasului 2 (b)
Scheletonul obținut (c)

Exemplu: figura 3.1.22.a ilustrează rezultatul aplicării Pasului 1 al algoritmului de slăbire la marginea unei regiuni simple. Punctele indică pixelii marcați și șterși la sfârșitul Pasului 1.

Figura 3.1.22.b arată rezultatele obținute în Pasul 2, iar figura 3.1.22.c reprezintă scheletonul obținut după câteva iterații cu acești doi pași.

(Cele descrise sunt exemplificate și în ANEXA 2 Capitol III.)

3.2 RECUNOAȘTEREA FORMELOR

Noțiunea de recunoaștere a formelor (RF) este o problemă fundamentală de prelucrare de informație cu aplicabilitate în diferite domenii ca de exemplu recunoașterea timbrului vocal, recunoașterea a amprente, recunoașterea scrisului de mână, detectarea defectelor unor produse, diagnoză medicală. Aceste operații de recunoaștere necesită un efort minim din partea oamenilor, dar o capacitate de calcul mare din partea unui calculator. Pentru prezentarea unor soluții optime în prelucrări automate va trebui să se parcurgă câteva noțiuni teoretice legate de acest domeniu.

Există trei modalități diferite de abordare a problematicii RF:

- abordare statistică (decizional-teoretică)
- abordare sintactică (lingvistică)
- abordare folosind inteligența artificială

Există și o cale de mijloc de RF, numită cale mixtă.

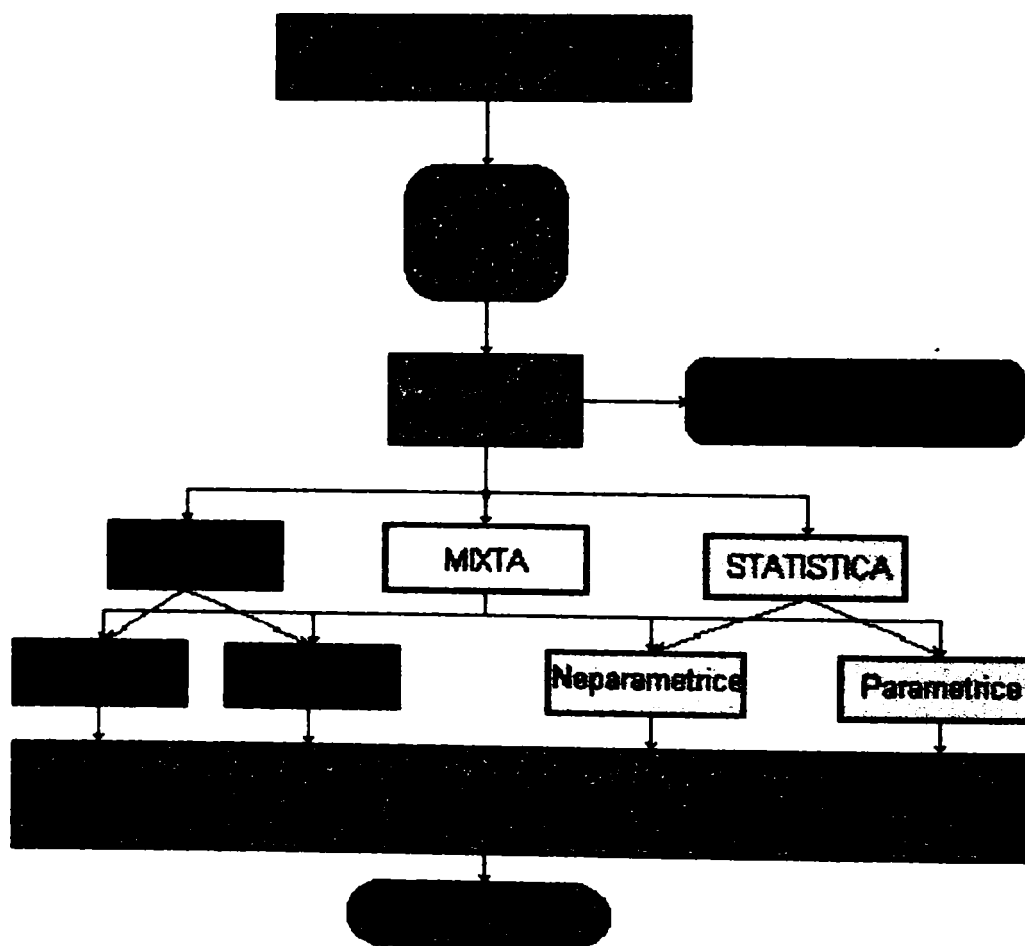


Figura.3.2.0. Recunoașterea formelor

Prima parte a paragrafului prezintă descrierea metodelor statistice și sintactice a recunoașterii formelor. Prezentarea constă în punerea problemei și prezentarea modului de rezolvare a clasificării. Partea a doua a paragrafului prezintă punerea problemei de clasificare cu ajutorul inteligenței artificiale. Este o prezentare ca și cadru de lucru, cu descrierea unor observații ale autorului legate de utilizarea acestora, mai ales la formarea

setului de formare (modelare) și valorile inițiale a ponderilor pentru o antrenare performantă a rețelei.

3.2.1 RCUNOAȘTEREA STATISTICĂ A FORMELOR

Cadrul cel mai general și mai natural în probleme de RF este tratarea statistică a problemei. Astfel se recunoaște caracterul probabilistic atât al naturii informațiilor utilizate cât și a modului de exprimare a rezultatului recunoașterii. Domeniul recunoașterii formelor pe cale statistică are deja un istoric. Metodele moderne de recunoaștere bazate pe structuri de rețele neuronale artificiale au la bază concepte statistice. În continuare vor fi introduse noțiunile de bază legate de RF pe cale statistică [You 94].

Informația de intrare (o imagine) este reprezentată de un vector (coloană) de pixeli în care fiecare componentă x_i a vectorului (indicele i reprezintă un pixel) reprezintă o valoare asociată punctului din imagine. De exemplu x_i poate lua valori în intervalul $[0,1]$ cu semnificația că 0 înseamnă un pixel complet alb iar 1 reprezintă un pixel complet negru. Așadar, pentru o imagine (vector) vom folosi notația:

$$\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d)^t \quad (3.2.1)$$

unde d reprezintă numărul total de puncte (variabile) din care se compune informația în cauză. Un scop urmărit într-o operație de *recunoaștere de forme*, sau altfel zis de *clasificare* este de a stabili a cărei clase prestabilite C_k îi aparține forma în cauză ($k = 1, \dots, n \mid n = \text{număr de clase}$). Dacă informația de intrare este o imagine de 256×256 de pixeli fiecare reprezentat pe un octet într-un calculator atunci sunt posibile în total $2^{8 \times 256 \times 256} \approx 10^{158000}$ de imagini diferite. În realitate se va lucra cu câteva mii de imagini. Este evident că sistemul de clasificare sau RF se va construi, ca să se recunoască să clasifice și imagini anterior "nevăzute". Aceasta se numește proprietatea de *generalizare* a sistemelor de RF. Un număr mare de vectori de intrare constituie un impediment în calea unei clasificări performante. O tehnică utilizată în RF este gruparea mai multor variabile de intrare care vor forma împreună un număr mai mic de variabile numite *trăsături*. Aceste trăsături pot fi specificate de către utilizator dar pot să fie extrase automat din datele de intrare. Să considerăm un caz cu două clase cărora pot să le aparțină vectorii de intrare. Fie C_1 și C_2 clasele respective. Fie cele două litere prezentate în figura 3.2.1. reprezentanții celor două clase. Vectorii care caracterizează pe C_1 și C_2 sunt vectori formați din componența de pixeli ai celor două forme (grilajul). Să introducem o trăsătură pentru a reduce dimensiunea vectorului de intrare [Bis 95].

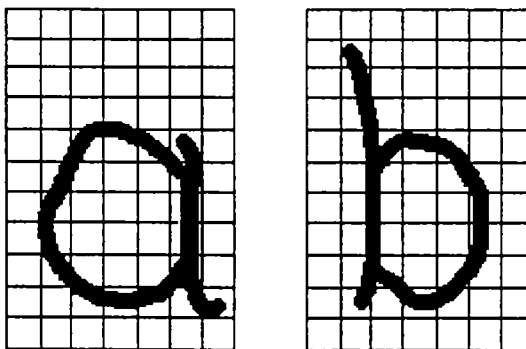


Figura 3.2.1. Reprezentanții celor două clase propuse.

Fie o mărime \tilde{x}_1 definită ca și raportul între “înălțimea” respectiv “lățimea” celor două reprezentante de clasă. Se poate afirma că valoarea lui \tilde{x}_1 pentru clasa C_1 este mai mică decât pentru clasa C_2 . Forma scrisă a literei a este reprezentantul clase C_1 , iar cea a literei b reprezentantul clasei C_2 . Să presupunem că măsurăm valoarea lui \tilde{x}_1 pentru toate formele din setul de formare și reprezentăm (set de antrenare cu forme prestabilite din cele două clase adică forme de litera a b scrise cu mâna). Astfel se obține o histogramă reprezentând numărul formelor de intrare în funcție de mărimea \tilde{x}_1 . Se obține diagrama din figura 3.2.2. care reprezintă o posibilă distribuție (frecvență de apariție) pentru cele două clase.

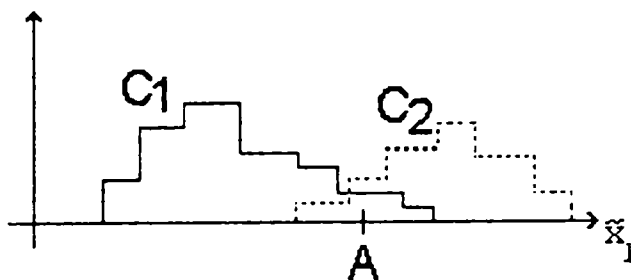


Figura 3.2.2. Histograma de apariție de caractere în funcție de \tilde{x}_1 . Pe ordonată avem numărul reprezentanților pentru cele două clase.

Se poate vedea că cele două histogramme se suprapun. Astfel putem vedea că poate să apară situația în care o formă din clasa C_2 să aibă valoare \tilde{x}_1 mai mică decât o formă din clasa C_1 . Pentru o formă nouă, care nu a făcut parte din setul de antrenare putem obține valoarea \tilde{x}_1 indicată de poziția A din figura 3.2.2. Ea poate să aparțină mai mult clasei C_2 decât clasei C_1 . Pentru a lua o decizie, se introduce o valoare de prag, astfel că dacă trăsătura \tilde{x}_1 nu depășește aceea valoare atunci aparține clasei C_1 , altfel clasei C_2 .

Dacă se alege valoarea de prag într-un loc unde cele două histogramme corespunzătoare celor două clase au o intersecție minimă atunci putem considera că performanța clasificatorului crește. În caz de suprapunere pronunțată a celor două histogramme este necesară introducerea și a altor trăsături pentru o clasificare mai bună. Astfel dacă introducem trăsătura \tilde{x}_2 atunci formele pot fi clasificate după $(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2)$. Astfel putem ajunge la reprezentare din figura 3.2.3.

Dreapta trasată definește *limita de decizie*; ea este o linie de demarcație a formelor din cele două clase. Și în acest caz se poate întâmpla că limita de decizie nu separă perfect formele celor două clase. Se poate continua raționamentul considerând trăsături independente din ce în ce mai multe cu speranța de a îmbunătăți substanțial performanța de clasificare. Există o limitare în ceea ce privește numărul trăsăturilor posibile [You 94].

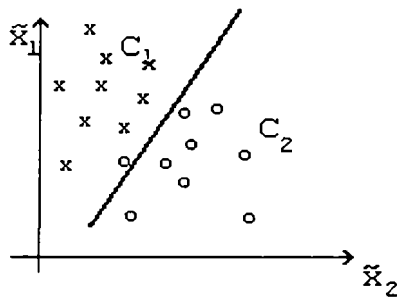


Figura 3.2.3. Clasificare ipotetică cu două trăsături.

Pentru sisteme reale de RF apariția suprapunerii histogramelor este o realitate. Aceasta conduce inevitabil la o tratare probabilistică a clasificării. În cazul scrisului de mână există o mare varietate de forme în care poate să apară un același caracter scris. Astfel trebuie ca valorile vectorilor de intrare să fie tratate ca și mărimi aleatoare acceptând că o clasificare perfectă nu este posibilă. Se încearcă întotdeauna construirea unor clasificatoare care să lucreze cu cea mai mică probabilitate de a greși clasificarea. Într-o clasificare putem considera clasele y_k $k=1\dots c$; ca și ieșiri iar $\vec{x}=(x_1,\dots,x_d)$ ca și componentele unui vector de intrare reprezentând vectorul intensităților de pixeli a unei forme. Într-un caz general se poate defini corespondența dintre vectorul de intrare și clasa corespunzătoare, relație care pe lângă forme matematice conține și parametrii \vec{w} ajustabili a căror valoare se stabilește în funcție de setul de formare. Această legătură se poate scrie ca:

$$y_k = y_k(\vec{x}; \vec{w}) \quad (3.2.2)$$

Deci în probleme de clasificare scopul urmărit este de atașare la intrări care reprezintă formele, ieșiri care sunt în număr finit și care reprezintă clasele. În probleme de clasificare se cer funcțiile de apartenență la diferite clase exprimate ca și funcții cu vectori la intrare.

3.2.2. PREPROCESARE ȘI EXTRAGEREA TRĂSĂTURILOR

De foarte multe ori apare necesitatea prelucrării preliminare a informației din vectorul \vec{x} . Această prelucrare se numește *preprocesare*. La multe sisteme de RF aceasta înseamnă transformarea componentelor vectorului \vec{x} , al imaginii, conform cerințelor recunoașterii. Figura 3.2.4 prezintă etapele necesare în RF. Secvența (x_1,\dots,x_d) este vectorul de intrare inițial din care în urma preprocesării rezultă vectorul $(\vec{x}_1,\dots,\vec{x}_d)$. În general noțiunea de preprocesare se utilizează sub forma de *extragere de trăsături* (caracteristici). Sistemul de preprocesare poate să îmbunătățească substanțial performanțele sistemului RF.

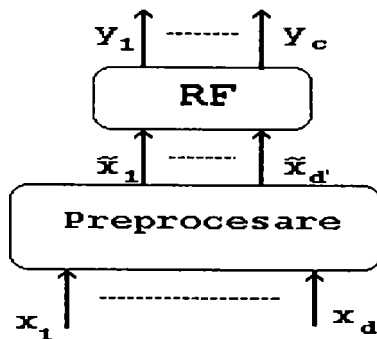


Figura 3.2.4. Preprocesarea în RF.

Sistemele de RF ale căror decizii sunt invariante la poziția unui obiect din imagine se numesc *invariante la translație*. Astfel valoarea trăsăturii \tilde{x}_i din exemplul amintit nu depinde de poziția caracterului în plan. Totodată o trăsătură trebuie să satisfacă și un criteriu de *invarianță de scalare*. Aceasta înseamnă că valoarea trăsăturii nu trebuie să depindă de dimensiunea obiectului căruia i se atașează. Cele două proprietăți de invarianță sunt exemple de cunoștințe apriorice pe care le avem despre soluția anticipată a sistemului de RF. Includerea cunoștințelor apriorice în mecanismul de RF îmbunătățește considerabil performanța iar operațiile de preprocesare stau la baza extragerii proprietăților invariante.

O problemă de bază este determinarea dimensiunii vectorului de trăsături ($\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_j$). La prima vedere cu cât vectorul are o dimensiune mai mare cu atât sistemul de RF lucrează mai bine. Practica arată că există o limită în dimensionalitatea acestui vector.

În spațiul formelor determinarea claselor stă la baza RF. Să urmărim secvența de imagini figura 3.2.5. Să considerăm două forme și anume 'x' și 'o'. Trebuie să găsim linia de separație a acestor forme. Din figura 3.2.5.a se vede că pentru a separa clasele nu este suficientă o linie de separație. Folosind o curbă în loc de dreaptă separarea este îmbunătățită. Pentru separație perfectă se va utiliza curba din figura 3.2.5.c dar definiția analitică exactă este aproape imposibilă. Pentru astfel de cazuri ce apar des în realitate, determinarea curbei de separației se face pe bază de considerente probabilistice sau utilizând procedee de învățare care vor ajusta parametrii de descriere a curbei de separație până când ajungem la o eroare de clasificare minimă.

Eroarea de aproximare se poate defini ca și abaterea medie pătratică dată de formula [You 94]:

$$E^{MP} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \{y(x^n; w^*) - t^n\}^2} \quad (3.2.3)$$

unde w^* - vectorul de parametri ce corespunde valorii minime a funcției criteriu

$y(x; w^*)$ polinomul de aproximare optimă,
 t^n - valoare țintă prescrisă.

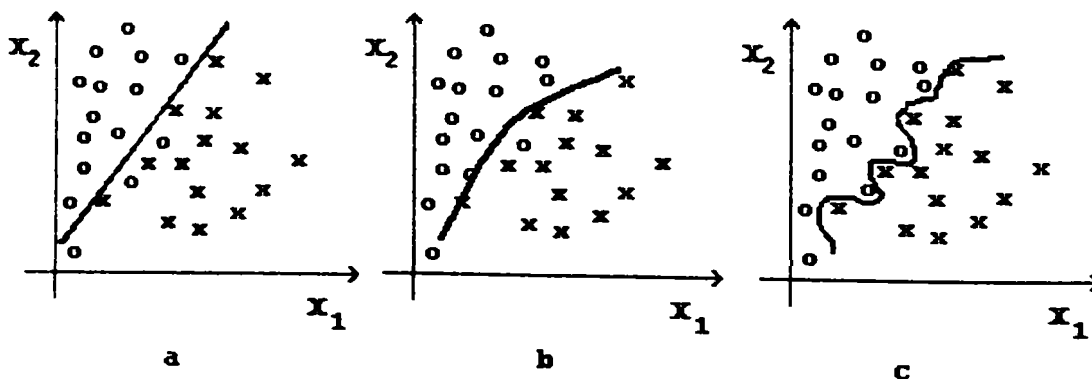


Figura 3.2.5 a. Limita de decizie liniară; b. Limită de decizie curbilinie; c. Limită de decizie curbilinie optimă

Obținerea limitei de separație se bazează pe existența unui set de formare inițială. După stabilirea suprafeței de separare (în figura 3.2.5c o curbă) pe baza datelor de formare, sistemul trebuie să funcționeze în clasificare unor forme noi, care nu se regăsesc în setul de formare. Se pune problema complexității limitei de separație a claselor. Aflarea *complexității optime* pentru un sistem de RF este în stânsă legătură cu gradul de generalizare al sistemului.

3.2.3. TEOREMA LUI BAYES

În continuare se vor introduce noțiunile de bază necesare metodelor statistice de RF. Scopul urmărit este clasificarea unui nou caracter după ce există cunoștințe în setul de formare, apriori prelucrate cu clase de echivalențe deja stabilite. Clasificare înseamnă includerea noului caracter într-o clasă astfel ca *eroarea de clasificare* să fie minimă [Bis 95].

Dacă setul de formare conține destul de multe forme, putem determina acele forme care aparțin mai multor clase (la C_1 și C_2 în exemplul prezentat anterior). Introducem probabilitatea apriorică ca o formă să aparțină unei clase C_k notată cu $P(C_k)$. Aceasta corespunde la fracțiunea de forme din clasa respectivă atunci când a fost efectuat un număr infinit de observații (vezi figura 3.2.7.a). Dacă clasei C_1 îi aparțin un număr de caractere de trei ori mai mare decât clasei C_2 atunci avem $P(C_1)=0.75$ și $P(C_2)=0.25$. Dacă ar trebui să clasificăm o formă fără să o vedem apriori am introduce-o în clasa care are probabilitate apriorică cea mai mare. Această considerație reduce eroarea de clasificare. Să presupunem că am măsurat valoarea trăsăturii \tilde{x}_1 pentru o formă. Pe baza figurii 3.2.2 putem vedea că pe această valoare se poate construi o decizie de clasificare.

Să presupunem că \tilde{x}_1 este atribuit la una din mulțimile de valori discrete $\{X^1\}$ ca și în cazul figurii 3.2.2. Putem reprezenta același informație și sub forma figurii 3.2.6.

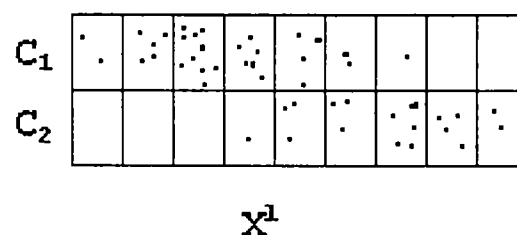


Figura 3.2.6. O altă formă de reprezentare a histogramei din figura 3.2.2

Definim probabilitatea de cuplare (aposteriorică) $P(C_k, X^1)$ ca reprezentând probabilitatea ca o formă cu trăsătura X^1 să aparțină clasei C_k . Acesta se referă la acele forme care, potrivit figurii 3.2.6 sunt într-o căsuță pe linia C_k și coloana X^1 în cazul unui număr infinit de forme. Probabilitatea apriorică introdusă mai de vreme se referă la numărul de forme de pe o linie. (vezi figura 3.2.7b)

Definim probabilitatea condiționată $P(X^1 | C_k)$ ca reprezentând probabilitatea ca o formă să aparțină coloanei X^1 în caz că aparține clasei C_k . Ea este dată de fracțiunea de forme din linia C_k care aparțin coloanei X^1 (vezi figura 3.2.7.c).

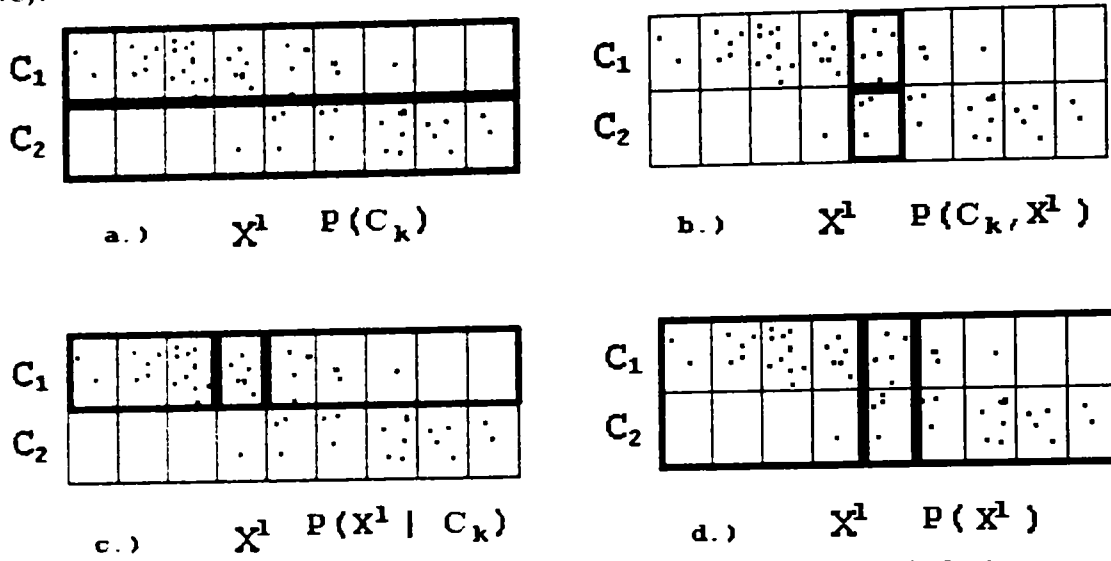


Figura 3.2.7. Caracterizarea probabilităților definite.

Fracțiunea pe care formele din (C_k, X^1) o reprezintă din totalul de forme (numărul de puncte din figura 3.2.6 să tindă la infinit) este dată de fracțiunea de forme din linia C_k situate în celula (C_k, X^1) înmulțită cu fracțiunea de forme de pe linia C_k din totalul de forme:

$$P(C_k, X^1) = P(X^1 | C_k) \cdot P(C_k) \quad (3.2.4)$$

După o argumentare similară putem stabili că probabilitatea de cuplare este:

$$P(C_k, X^1) = P(C_k | X^1) \cdot P(X^1) \quad (3.2.5)$$

unde

- ✓ $P(C_k | X^1)$ este probabilitatea de a situa în clasa C_k dacă trăsătura măsurată \tilde{x}_1 este X^1 .
- ✓ $P(X^1)$ este probabilitatea de a măsura o trăsătură X^1 indiferent de clasa căreia îi aparține (vezi figura 3.2.7d).

Din relațiile (3.2.6) și (3.2.7) rezultă:

$$P(C_k | X^1) = \frac{P(X^1 | C_k) \cdot P(C_k)}{P(X^1)} \quad (3.2.6)$$

Acest rezultat redă în contextul problemei urmărite *teorema lui Bayes*. Mărimea din partea stânga a egalității se numește probabilitate aposterioară pentru că exprimă probabilitatea de a avea clasa C_k după ce am efectuat o măsurătoare a lui \tilde{x}_1 . Teorema aceasta permite exprimarea unei probabilități aposterioare pe baza unor probabilități apriorice și a unei probabilități condiționate. Termenul de $P(X^1)$ joacă rolul unui factor de normalizare. Probabilitatea aposterioară permite luarea unei decizii optime privind apartenența la o clasă a unei forme. Astfel *noua formă se atașează acelei clase care are probabilitatea aposterioară cea mai mare* (care

minimizează probabilitatea de clasificare incorectă a formei.) Cum toate formele trebuie să aparțină unei clase putem scrie:

$$\sum_{k=1}^d P(C_k | X^l) = 1 \quad (3.2.7)$$

respectiv

$$P(X^l) = \sum_{k=1}^d P(X^l | C_k) \cdot P(C_k) \quad (3.2.8)$$

3.2.4. DEDUCȚIA ȘI DECIZIA

Probabilitatea aposteriorice exprimate de teorema lui Bayes este importantă prin faptul că partea dreaptă a expresiei (3.2.6) se poate calcula mai simplu. Aceste probabilități apriorice pot fi estimate pe baza proporției de forme ce corespund diferitelor ‘căsuțe’ (figura 3.2.6) atunci când parcurgem setul de formare. Totodată probabilitatea condiționată se poate determina pe baza histogramei setului de formare (vezi figura 3.2.2). Tot din această histogramă putem determina factorul de normalizare din numitorul lui (3.2.6) folosind relația (3.2.8) [You 94]. Pentru o nouă formă probabilitatea de clasificare incorectă este minimizată dacă atașăm forma acelei clase pentru care probabilitatea aposteriorică (de cuplare) are valoare cea mai mare.

În câteva cazuri probabilitățile apriorice pot fi estimate direct din setul de formare dar de multe ori aceste frecvențe de apariție nu concordă cu probabilitatea corespunzătoare din cauza că setul de formare nu s-a putut alege în mod optim (problema cu numărul infinit de forme din punct de vedere practic nu are sens). Din acest punct de vedere RF cu metode statistice evaluează probabilitatea condiționată și cele apriorice pe căi total diferite după care aplicând teorema lui Bayes se determină probabilitatea de cuplare (aposteriorică) pentru fiecare clasă propusă. Se va arăta, la sfârșitul acestui paragraf că ieșirea unei rețele neuronale artificiale se poate interpreta ca o probabilitate de cuplare cu condiția ca funcția de eroare la antrenarea rețelei să se aleagă într-un mod corespunzător. Este foarte important să se facă distincție între cele două etape ale clasificării statistice:

- faza de deducție când se determină valorile probabilităților de cuplare (aposteriorice)
- faza de decizie când probabilitățile determinate în faza de deducție sunt utilizate în clasificarea efectivă, decizia luându-se minimizând probabilitatea de clasificare eronată.

Obs: În anumite cazuri în loc de studiul probabilităților apriorice pe calea frecvenței lor de apariție, se utilizează o estimare a probabilităților respective respectând axiomele lui Kolmogorov.

Mărimea \tilde{x}_i , reprezentând valoarea unei trăsături a fost tratată în cele prezentate ca o mărime discretizată, cu valori într-o mulțime cu un număr finit de elemente. În multe aplicații este oportun să se considere *trăsătura* ca o variabilă continuă. În acest caz probabilitățile referitoare la variabile discrete se înlocuiesc cu *densități de probabilitate* pentru variabilele continue. În continuare se va omite semnul \sim de pe variabila \tilde{x}_i acceptând

că mărimea x_i reprezintă o mărime de trăsătură continuă obținută în urma preprocesării și a operațiilor de extragere de trăsătură. Funcția de densitate de probabilitate $p(x)$ precizează faptul că probabilitatea ca variabila x aleatoare să ia valori în intervalul $[a, b]$ este:

$$P(x \in [a, b]) = \int_a^b p(x) dx \quad (3.2.9)$$

Funcția de densitate fiind normalizată, avem $P(x \in [a, b]) = 1$ atunci când intervalul $[a, b]$ corespunde universului de existență a variabilei aleatoare. În continuare vom folosi și noțiunile de *densitate de probabilitate de cuplare* $p(C_k, X)$, respectiv de *densitate de probabilitate condiționată* $p(x | C_k)$.

Definim noțiunea de *valoare așteptată* a unei funcții $Q(\bar{x})$ în raport cu densitatea de probabilitate $p(\bar{x})$ ca fiind:

$$E[Q] = \int Q(\bar{x}) p(\bar{x}) d\bar{x} \quad (3.2.10)$$

unde integrala se efectuează pe tot universul de existență a lui \bar{x} .

Pentru cazul continuu teorema lui Bayes ia forma:

$$P(C_k | \bar{x}) = \frac{p(\bar{x} | C_k) P(C_k)}{p(\bar{x})}$$

cu consecințele:

$$p(\bar{x}) = \sum_{k=1}^c p(\bar{x} | C_k) \cdot P(C_k) \quad (3.2.11)$$

$$\sum_{k=1}^c P(C_k | \bar{x}) = 1$$

O problemă importantă este determinarea densităților de probabilitate pe baza formelor din setul de formare. În practică *densitatea de probabilitate condiționată* se poate alege sub o formă de funcțională parametrizată în care caz poate fi denumită ca și *funcție de asemănare*. Deci teorema lui Bayes se poate descrie ca:

$$probabilitatea\ posteriora = \frac{funcția\ de\ asemănare \times probabilitate\ apriorică}{factor\ de\ normalizare}$$

Probabilitatea posterioară $P(C_k | \bar{x})$ ne furnizează probabilitatea cu care o anumită formă aparține clasei C_k în cazul în care am măsurat vectorul de trăsături \bar{x} . Probabilitatea de clasificare eronată se minimizează alegând clasa C_k care satisface inegalitatea:

$$P(C_k | \bar{x}) > P(C_j | \bar{x}) \quad \text{pentru } \forall j \neq k \quad (3.2.12)$$

Dar, $p(\bar{x})$ fiind independentă de clase rezultă :

$$P(\bar{x} | C_k) \cdot P(C_k) > P(\bar{x} | C_j) \cdot P(C_j) \quad \text{pentru } \forall j \neq k \quad (3.2.13)$$

Să presupunem că spațiul formelor se împarte în c regiuni R_1, \dots, R_c astfel înât o formă ce aparține clasei C_k este un punct din regiunea R_k . Suprafața

de limitare a regiunilor se numesc suprafete de decizie. Pentru a găsi criteriul optim de plasare a suprafețelor de decizie se consideră cazul a două regiuni. Suprafața de decizie se alege astfel încât se minimizează eroarea de clasificare greșită. O eroare de clasificare apare atunci când o nouă formă se va clasifica în clasa C_1 deși aparține clasei C_2 sau viceversa.

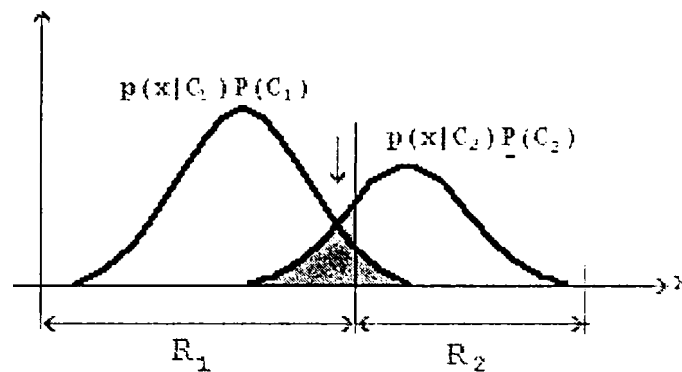


Figura 3.2.8. Reprezentarea probabilității de cuplare a două clase.

Căutăm o limită de decizie în așa fel ca eroarea de clasificare să fie minimă. Dacă această limită este linia verticală de pe figura 3.2.8 atunci eroarea de clasificare este proporțională cu zona marcată. Dacă se mută limita de decizie la poziția indicată de săgeata din figură, la intersecția celor două curbe de densitate de probabilitate, eroarea de clasificare se va minimiza. Se calculează probabilitatea totală a erorii de clasificare:

$$\begin{aligned} P(\text{eroare}) &= P(x \in R_2, C_1) + P(x \in R_1, C_2) = \\ &= P(x \in R_2 | C_1) \cdot P(C_1) + P(x \in R_1 | C_2) \cdot P(C_2) = \quad (3.2.14) \\ &= \int_{R_2} p(x|C_1)P(C_1)dx + \int_{R_1} p(x|C_2)P(C_2)dx \end{aligned}$$

unde $P(x \in R_2, C_1)$ este probabilitatea de cuplare a lui x care este atașat clasei C_1 dar de fapt aparține clasei C_2 . Rezultatul se poate generaliza în cazul a c clase. Pe această bază rezultă probabilitatea de clasificare corectă a unei noi forme.

$$P(\text{corect}) = \sum_{k=1}^c P(x \in R_k, C_k) = \sum_{k=1}^c P(x \in R_k | C_k) \cdot P(C_k)$$

sau

$$P(\text{corect}) = \sum_{k=1}^c \int_{R_k} p(x | C_k) \cdot P(C_k) dx \quad (3.2.15)$$

Această probabilitate va lua valoare maximă alegând $\{R_k\}$ în așa fel ca x să se atașeze acelei clase pentru care valoarea integralei este maximă, ceea ce este echivalentă cu (3.2.16) [Bis 95].

Această relație arată modul în care clasificarea (RF) se poate realiza folosind valoarea relativă a probabilităților. Relația permite reformularea procesului de RF prin introducerea noțiunii de set de funcții discriminante notate cu $y_1(\bar{x}), \dots, y_c(\bar{x})$. Vectorul \bar{x} este clasificat în clasa C_k dacă :

$$y_k(\bar{x}) > y_j(\bar{x}) \quad \forall j \neq k \quad (3.2.16)$$

regulă de clasificare care minimizează probabilitatea de clasificare eronată. având în vedere notația [Bis 95]:

$$y_k(\bar{x}) = P(C_k|\bar{x}) \quad (3.2.17)$$

3.2.5. FUNCȚII DE DENSITATE DE PROBABILITATE

Problema modelării funcțiilor de densitate de probabilitate este fundamentală în RF de tip statistic. Ea constă în determinarea lui $p(\bar{x})$ pe baza unui număr finit de date (forme) notate \bar{x}^n unde $n=1, \dots, N$. O nouă abordare a problemei presupune utilizarea unei rețele neuronale artificiale pentru modelarea funcțiilor de densitate de probabilitate condiționale. Călea obișnuită presupune una din metodele:

- *Parametrice* : în care se presupune o funcție parametrică ai cărei parametri se vor determina prin proceduri de optimizare astfel încât între model și setul de date să existe o corelație cât mai bună;
- *Neparametrice* : în care nu se presupune existența unei forme prealabile a funcției de densitate de probabilitate, modul de variație a funcției determinându-se din setul de date.

Descrierea detaliată a acestor metode (Metoda asemănării maxime, Metoda deductivă de tip Bayes etc) se găsește în [You 94].

3.2.6 RECUNOAȘTEREA SINTACTICĂ A FORMELOR (NOȚIUNI)

Formele caracterizate prin relații structurale și nu prin mărimi cantitative sau calitative pot fi clasificate și cu metode sintactice. *Subformele* între care se stabilesc relații de structură se numesc primitive. Limbajul care asigură descrierea structurii unei forme în termenii unei mulțimi de forme primitive și a relațiilor care se stabilesc între acestea poartă numele de: *limbaj de descriere* a formei și în urma acestor considerente o formă poate să fie denumită și *frază*. Ansamblul regulilor de compoziție a primitivelor se numește gramatică. Mecanismul RF sintactice are ca o primă fază preprocesarea care cuprinde următoarele etape:

- ◆ identificarea primitivelor
- ◆ analiza sintactică a frazei (corectitudine gramaticală)
- ◆ descriere structurală a frazei (structură arborescentă , graf)

Sistemul lingvistic de recunoaștere a formelor se compune deci din etapele prezentate în figura 3.2.9 [Bis 95]:

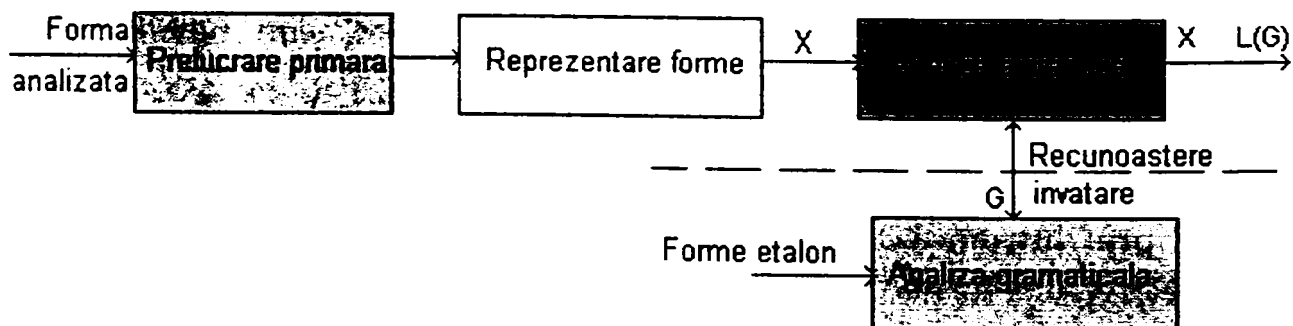


Figura 3.2.9. Schema de funcționare a RF sintactice.

- A. Prelucrarea primară
- B. Reprezentarea formei
- C. Analiză sintactică

Pentru ca acest sistem să fie funcțional este necesară obținerea unei gramatici care să descrie structural informația corespunzătoare claselor de forme studiate.

Selectarea primitivelor presupune respectarea următoarelor reguli:

- Primitivele trebuie să permită o descriere compactă și adecvată a datelor în termenii relațiilor structurale specificate.
- Informația structurală a primitivelor nu ne interesează, ele trebuie să fie însă ușor de obținut și de recunoscut.

În figura 3.2.10. o metodă des utilizată în selectare primitivelor la o clasă specială de forme cum ar fi contururile 2D, necesară descrierii unei traiectorii dintr-o imagine. Prin contur înțelegem un șir codificat, o grilă peste formă și o valoare corespunzătoare pantei. Tot în figura 3.2.10 se dă un exemplu de descriere a unui contur cu o descriere structurală bazată pe un alfabet format din cele opt direcții principale dintr-un spațiu afin discret.

Formele pot fi recunoscute pe baza existenței unor forme invariante din forma alfabetică. După o prelucrare de eliminare de caracter repetat din alfabet, se poate ajunge la caracteristica unei forme. De exemplu, o succesiune de 02460 poate să reprezinte o formă dreptunghiulară iar o forma cu succesiunea 012345670 un cerc.

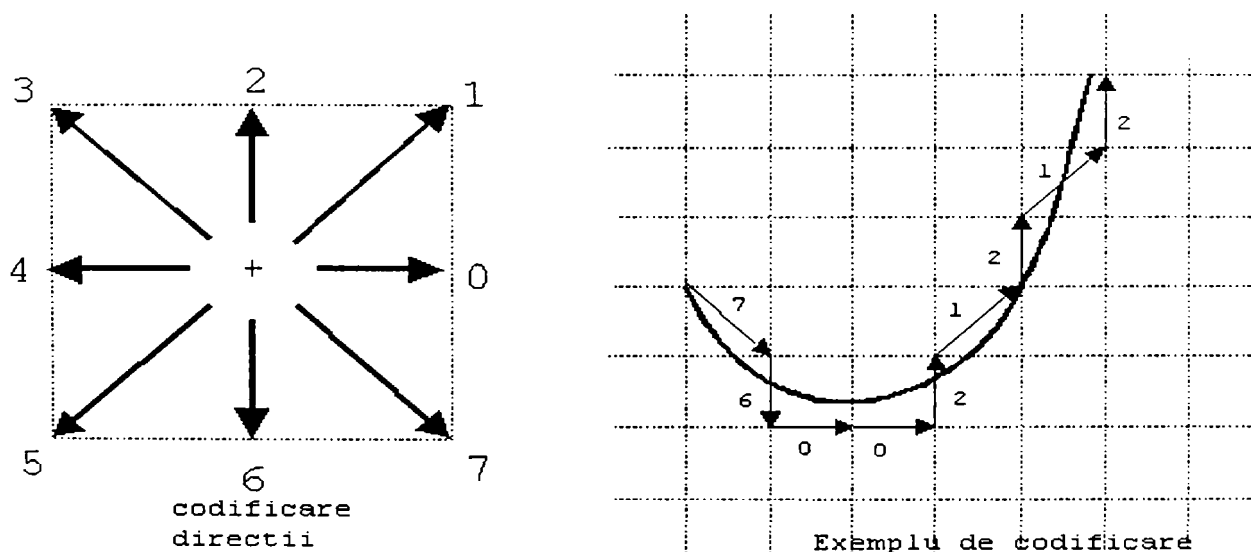


Figura 3.2.10. Un exemplu de descriere de formă prin alfabet (codificare) și structură. Forma din figură are structura codificată 760021212.

3.2.7. SOLUȚIE ALTERNATIVĂ DE RECUNOAȘTERE DE FORME BAZATĂ PE REȚELE NEURONALE ARTIFICIALE

Rețelele neuronale artificiale (ANN) sunt capabile ca pentru un vector de intrare să reproducă o ieșire conform unei relații între setul de intrare și cel de ieșire. Pentru majoritatea aplicațiilor acest lucru este posibil după o preprocesare prealabilă a datelor de intrare [Mar 93/1] [Bar 91] [Bis 95].

Prelucrarea neuronală în RF se poate schematiza ca și în figura 3.2.11. În faza de antrenare a rețelei neuronale, trebuie utilizată forma preprocesată a datelor de intrare. Operația de postprocesare este necesară pentru ca datele de ieșire să fie conforme cu mediul care le receptează.

În cazul antrenării on line datele la intrare trebuie să treacă prin filtrul de preprocesare. Una din proprietățile preprocesării este reducerea dimensiunii setului de formare. Preprocesarea de obicei trebuie să însemne *extragere de trăsături* deci o anumită grupare calitativă a datelor ceea ce conduce la scăderea intrărilor ANN-ului. Fie forma de intrare o imagine de 256x256 deci în total 65536 de pixeli. În cel mai defavorabil caz pentru o problemă de RF se poate considera o rețea cu 65536 de intrări. Aceasta presupune atât existența unui set de formare de mare dimensiune cât și resurse de calcul foarte mari. O modalitate de rezolvare a acestei situații ar fi metoda de *medie de valori pe pixeli* care grupează un anumit număr de pixeli împreună. Media unui astfel de bloc de pixeli se poate numi trăsătură. În situații particulare se pot grupa anumiți pixeli pentru ca o caracteristică comună de a lor să formeze o trăsătură. Se poate vedea că reducerea dimensiunii înseamnă și o reducere a conținutului de informații din forma de intrare.

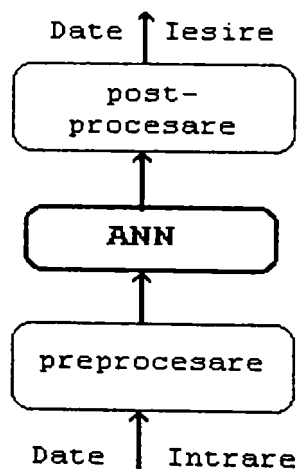


Figura 3.2.11. Schema RF folosind rețea neuronală artificială

Cea mai obișnuită formă de preprocesare este rescalarea variabilelor de intrare. Acest lucru este important în cazul în care diferite variabile au valori tipice ce diferă mult. Învățarea diferențelor de ordin de mărime îngreunează procesul de învățare în condițiile în care scopul urmărit nu este învățarea diferenței relative a variabilelor. Cu o transformare liniară se poate aranja ca fiecare variabilă să aibă valori similare. Astfel aplicăm o prelucrare a fiecărei variabile în parte după următoarele reguli:

$$\begin{aligned}\bar{x}_i &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_i^n \\ \sigma_i^2 &= \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_i^n - \bar{x}_i)^2\end{aligned}\quad (3.2.18)$$

unde $n=1, \dots, N$ sunt etichete de forme.

Fie mulțimea variabilelor scalate dată de

$$\tilde{x}_i^n = \frac{x_i^n - \bar{x}_i}{\sigma_i} \quad (3.2.19)$$

Se poate arăta că pentru setul de formare inițială variabila transformată are media zero și deviația standard este unitară. În practică, normalizarea intrării are ca și consecință că setul de ponderi vor fi de același variație, deci proceduri aleatoare pot genera valorile lor inițiale.

O altă formă de preprocesare foarte importantă ar fi operația numită *transformare spre alb* a setului de formare [You 94]. Fie vectorul de intrare $\bar{x} = (x_1, \dots, x_d)^\tau$ care posedă vectorul de valori medii și matricea de covarianță a celor N forme din setul de formare date de relațiile:

$$\begin{aligned}\bar{x}^m &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{x}^n \\ \Sigma &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\bar{x}^n - \bar{x}^m) \cdot (\bar{x}^n - \bar{x}^m)^\tau\end{aligned}\quad (3.2.20)$$

Dacă se calculează valorile proprii λ_j respectiv vectorii proprii \bar{u}_j ai matricei de covarianță Σ , atunci putem defini vectorul transformării liniare a variabilelor de intrare sub forma:

$$\tilde{\bar{x}}^n = \Lambda^{-1/2} \cdot U^\tau \cdot (\bar{x}^n - \bar{x}^m) \quad (3.2.21)$$

unde $U = (\bar{u}_1, \dots, \bar{u}_d)$
 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_d)$

În cazul aplicării acestei transformări rezultă o redistribuire a vectorilor în setul de formare (antrenare) ca cea indicată în figura 3.2.12.

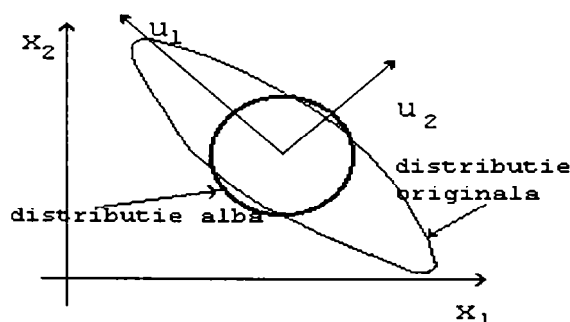


Figura 3.2.12. Transformare de normalizare

Orice procedură de extragere de trăsături se bazează pe două componente:

- *criteriul de selecție*: criteriul trebuie să fie definit în așa fel încât să constituie o bază pentru faptul că o trăsătură este mai bună decât cealaltă.
- *procedura de căutare*: trebuie găsită o procedură sistematică pentru a putea căuta printre submulțimi de trăsături posibile.

Astfel, criteriul de selecție se poate obține prin antrenarea unei rețele neuronale pe o mulțime de trăsături date, și evaluarea performanței ei pe un set de date (forme) noi, neutilizate. În mod ideal pentru probleme de clasificare, criteriul de selecție trebuie să fie probabilitatea de clasificare eronată sau sub o formă mai generală riscul total așteptat. Dacă avem în total d trăsături posibile atunci, considerând că fiecare trăsătură poate să apară sau nu, rezultă în total 2^d submulțimi de trăsături care pot fi avute în vedere. Atunci când d este mare o căutare exhaustivă este inefficientă. Au fost elaborate metode de căutare [Bis 95] ca de exemplu eliminarea secvențială cu două variante (forward, backward) obținând \tilde{d} variabile (trăsături).

În cazul unor forme de mari dimensiuni deci al mai multor intrări se încearcă o reducere a dimensiunii cu cât mai puține pierderi de informație. Am amintit deja o tehnică prin alegerea unei submulțimi din mulțimea de trăsături. O altă metodă se referă complet la formele de intrare fără să se utilizeze informații despre valorile de ieșire. Aceasta se mai numește și învățare nesupervizată. Țelul urmărit este găsirea unei corespondențe:

$$\bar{x}_n \Rightarrow \bar{z}_M$$

$\bar{x} \in$ sptiu d dimensional cu (x_1, \dots, x_d)

unde $\bar{z} \in$ sptiu M dimensional cu (z_1, \dots, z_M)

$n = 1, \dots, N$ numar forme

$M < d$

Cu ajutorul unui set de vectori liniar independenți și ortonormați \bar{u}_i , $i=1, \dots, d$ putem scrie:

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^d z_i \bar{u}_i$$

$$\text{unde avem } \bar{u}_i^T \cdot \bar{u}_j = \delta_{ij} \quad (3.2.22)$$

$$z_i = \bar{u}_i^T \cdot \bar{x}$$

δ_{ij} simbolul lui Kronec ker

Să presupunem că din vectorii de bază \bar{u}_i reținem o submulțime de M componente. Coeficienții componentelor ignorate se notează cu b_i și vor fi constante. Forma \bar{x} va fi aproximată cu:

$$\tilde{\bar{x}} = \sum_{i=1}^M z_i \cdot \bar{u}_i + \sum_{i=M+1}^d b_i \cdot \bar{u}_i \quad (3.2.23)$$

Dacă inițial vectorul \bar{x} avea dimensiunea d atunci vectorul \bar{z} are dimensiunea M .

Acum se consideră tot setul de N forme. Dorim să alegem vectorii de bază \bar{u}_i și coeficienții b_i în așa fel ca aproximarea (3.2.23) să dea cea mai bună aproximare a vectorului inițial \bar{x} .

Eroarea vectorului \bar{x}^n introdus de reducerea dimensiunii este:

$$\bar{x}^n - \tilde{\bar{x}}^n = \sum_{i=M+1}^d (z_i^n - b_i) \bar{u}_i \quad (3.2.24)$$

Vom defini aproximarea cea mai bună ca fiind acea aproximare care minimizează abaterea medie pătratică adică pe:

$$E_M = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \|\bar{x}^n - \tilde{\bar{x}}^n\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{i=M+1}^d (z_i^n - b_i)^2 \quad (3.2.25)$$

Prin anularea derivatei lui E_M în funcție de b_i se obține:

$$b_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N z_i^n = \bar{u}_i^T \cdot \bar{\bar{x}} \quad (3.2.26)$$

unde

$$\bar{\bar{x}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{x}^n \quad (3.2.27)$$

În acest caz eroarea E_M devine :

$$E_M = \frac{1}{2} \sum_{i=M+1}^d \bar{u}_i^T \Sigma \bar{u}_i \quad (3.2.28)$$

unde cu Σ s-a notat matricea de covarianță a setului de forme $\{\bar{x}^n\}$:

$$\Sigma = \sum_n (\bar{x}^n - \bar{\bar{x}}) \cdot (\bar{x}^n - \bar{\bar{x}})^T \quad (3.2.29)$$

Minimul lui E_M se obține alegând pentru \bar{u}_i vectorii proprii ai matricei de covarianță Σ . Acești vectori satisfac relația $\Sigma \bar{u}_i = \lambda_i \bar{u}_i$. Dacă matricea de covarianță este reală și simetrică atunci vectorii proprii pot forma o bază ortonormată. Folosind aceste elemente valoarea minimă a lui E_M se obține după cum arată expresia:

$$E_M = \frac{1}{2} \sum_{i=M+1}^d \lambda_i \quad (3.2.30)$$

Se poate observa că minimum rezultă dacă se aleg cele mai mici $d-M$ valori proprii și vectorii proprii corespunzători. Acest principiu se numește transformarea Karhunen-Loeve, ceea ce se ilustrează pe figura 3.2.13. Prima dată din setul de forme se extrage vectorul valorii medii \bar{x} după care se proiectează formele după u_1 (valoare maximă).

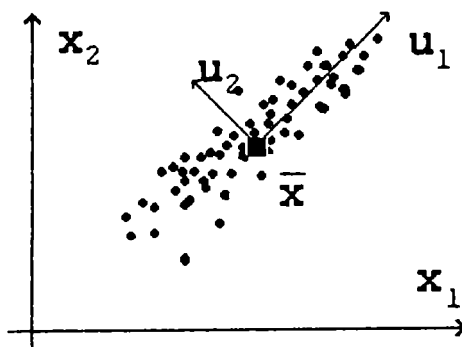


Figura 3.2.13. Transformarea Karhunen-Loeve pentru 2D

Operația se efectuează deci după următorul algoritm:

- se calculează media formelor din setul de formare
- se calculează matricea de covarianță
- se calculează valorile proprii și vectorii proprii corespunzători
- se selectează cele mai mari M valori proprii și vectorii corespunzători care vor forma un spațiu de dimensiune M
- se efectuează o proiecție în acest spațiu.

Eroare introdusă este descrisă de (3.2.30) [You 94]. prezintă și alte metode de reducere a dimensiunii: reducere optimă, reducere pe baza entropiei populației. Deci forme care apar reprezentate într-un spațiu d dimensional, se poate reprezenta cu o mare acuratețe și într-un spațiu de dimensiuni mai reduse.

Rețele neuronale multistrat pot fi utilizate în *reduceri dimensionale neliniare*. Să considerăm următoarea rețea neuronală (figura 3.2.14).

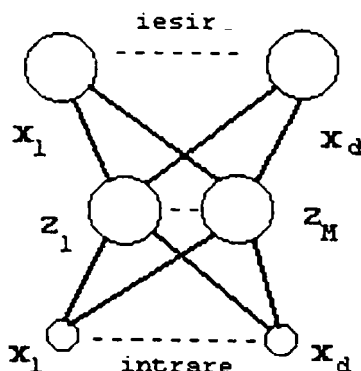


Figura 3.2.14. Rețea autoasociativă cu două straturi

Rețeaua are două straturi. Are d intrări, d ieșiri și M neuroni în stratul ascuns. La antrenarea rețelei la ieșire se utilizează formele de intrare. Rețeaua se poate antrena prin minimizarea erorii de abatere medie pătratică de forma:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^d \{y_k(\bar{x}^n) - x_k^n\}^2 \quad (3.2.31)$$

Dacă stratul ascuns este construit cu funcție de activare liniară atunci funcția eroare are un singur minim global ceea ce permite proiectarea $\bar{x}_n \Rightarrow \bar{z}_M$. Dacă se utilizează funcții de activare neliniare (sigmoïda) atunci [Bar 92] a arătat că nu apar diferențe semnificative, și minimul funcției eroare este dat de proiecția în subspațiul vectorial principal. Problema se modifică dacă sunt permise mai multe straturi ascunse cu funcții de activare neliniare. Astfel de rețele permit o reducere pe subspațiul principal pe o cale de optimizare neliniară cu pericolul de a exista minime locale. Totodată dimensiunea M a subspațiului trebuie specificat din start, ceea ce conduce la un volum mai mare de încercări. Pentru a prezenta limita metodelor de antrenare nesupervizată se va face referință la un caz în două dimensiuni [Bar 92]. Datele referitoare la forme din setul de formare sunt de două dimensiuni, fiind luate din două clase, cu distribuție normală (vezi figura 3.2.15)

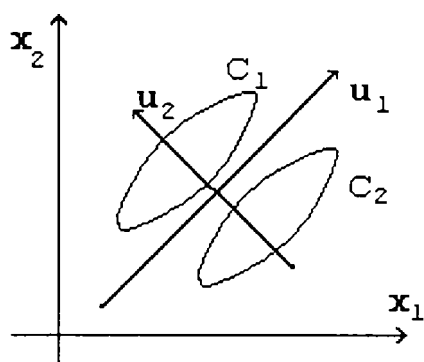


Figura 3.2.15. Referitoare la eroarea de reducere a dimensiunii

În cazul figurii 3.2.15 reducerea dimensiunii prin proiectare după u_1 (\Rightarrow valoare proprie maximă) ar avea ca rezultat pierdere informației de clasă (C_1 și C_2). Proiectare după u_2 ar păstra structura de clase în spațiul formelor. Aceasta este o situație extremă. Dacă s-ar utiliza metode de clasificare care iau în considerare o structură inițială de clase aceste anomalii ar putea fi evitate. Teoria analizei componentelor principale este în strânsă legătură cu modele liniare de clasificare bazate pe legea de învățare Hebb.

În multe situații de clasificare avem la dispoziție și informații apriorice despre setul de formare, informații ce pot fi incluse în procedeele de clasificare. Astfel, proprietățile de invariantă pot fi incluse în operații de preprocesare. Se știe că în cazul clasificării ieșirea rămâne neschimbată (invariantă) chiar dacă apar schimbări în spațiul formelor. Un caz important îl constituie formele 2D. Un obiect trebuie să fie clasificat în același clasă chiar dacă este *rotit, translatat sau supus unei scalări liniare*. Aceste transformări generează variații semnificative în descrierea spațiului formelor dar nu trebuie să afecteze ieșirea. În construirea clasificatoarelor există trei abordări diferite invariante pe bază de rețele neuronale.

1. Antrenarea rețelei se face pe bază de exemple, cu suficient de multe forme transformate prin procedee invariante incluse în setul de forme. Dacă nu ne stau la dispoziție suficiente forme obținute prin măsurare, se procedează la transformări matematice ale formelor măsurate.
2. Preprocesarea include procedeele de invarianță. Dacă trăsăturile sunt extrase din date care sunt invariante atunci și operația de clasificare respectă aceste invarianțe.
3. Se includ proprietățile de invarianță în structura ANN-lui prin grupări (alocare) de ponderi la diferiți neuroni.

Abordarea 1 cere un set de formare foarte mare, iar rezultatul este o rețea ANN care respectă cu o aproximare invarianța dorită. Abordările 2 și 3 pot furniza clasificări optime și presupun extragerea de trăsături invariante. Aceste trăsături pot să fie *momente* de un anumit ordin ale setului de formare. Pentru intrări din 2D (imagini) momentele pot fi definite prin integralele:

$$\iint \bar{x}(u, v)K(u, v)dudv \quad (3.2.32a)$$

unde (u, v) sunt coordonate carteziane descriind pixeli din imagine,

$\bar{x}(u, v)$ funcția de intensitate a imaginii

$K(u, v)$ funcția nucleu a cărei formă determină momentele particulare considerate.

Pentru imagini discrete avem :

$$\sum_i \sum_j x(u_i, v_j)K(u_i, v_j)\Delta u_i \Delta v_j \quad (3.2.32b)$$

Când funcția nucleu ia forma unor produse de puteri avem *momente regulate*. Dacă l, m sunt numere întregi nenegative atunci avem:

$$M_{lm} = \iint \bar{x}(u, v)u^l v^m dudv \quad (3.2.33)$$

La fel putem defini momente centrate regulate:

$$\hat{M}_{lm} = \iint \bar{x}(u, v)(u - \bar{u})^l \cdot (v - \bar{v})^m dudv \quad (3.2.34)$$

unde

$$\bar{u} = \frac{M_{10}}{M_{00}}$$

$$\bar{v} = \frac{M_{01}}{M_{00}}$$

În cazul translației imaginii $x(u, v) \Rightarrow x(u + \Delta u, v + \Delta v)$ momentele definite în (3.2.34) sunt invariante (cu neglijare efectelor de muchie: integrarea pe $(-\infty, +\infty)$).

La fel, în cazul operației de scalare liniară de forma $x(u, v) \Rightarrow x(\alpha u, \alpha v)$ putem face ca momentul centrat să fie invariant la scalare prin normalizare, adică:

$$\mu_{lm} = \frac{\hat{M}_{lm}}{M_{00}^{1+(l+m)/2}} \quad (3.2.35)$$

Se poate arăta că momentul normalizat este invariant la translație și scalare.

Pornind de la această mărime se poate arăta că:

$$\mu_{20} + \mu_{02} \quad (3.2.36)$$

este invariant față de translație, rotație și scalare.

Problema de bază în utilizarea momentelor este efortul de calcul foarte mare cerut pentru evaluare ce se va repeta de fiecare dată când apare o nouă formă de intrare.

O alternativă foarte importantă [Ber 91] ar fi transformarea fiecărei forme noi până când se *satisfac anumite restricții impuse*.

A treia metodă de utilizare a trăsăturilor invariante este structurarea unei rețele neuronale în așa fel ca să ia în considerare aceste trăsături. Nu este de fapt o formă de preprocesare dar urmărește același scop. Această idee se va exemplifica pentru contextul de intrare de 2D. Să considerăm structura din figura 3.2.16.

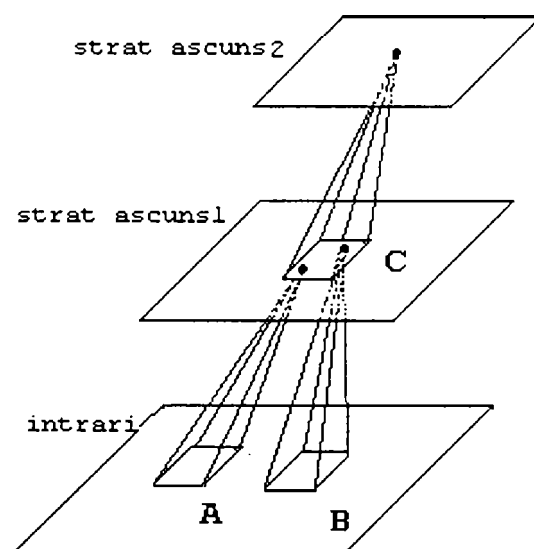


Figura 3.2.16. Arhitectură schematică la ANN pentru invarianță la translație

Intrările acestei rețele sunt date de valorile de intensitate ale fiecărui pixel din forma (imaginea) 2D. Straturile ascunse unu și doi sunt construite la fel ca să reflecte structura geometrică a problemei. În loc să avem interconectare totală între straturi vecine, orice strat ascuns primește intrări numai de la o anumită zonă a stratului precedent (subzonele A, B). Tehnica *ponderilor distribuite* reprezintă o metodă care se poate utiliza

pentru introducerea invarianței la translație în ieșirea unei rețele. Într-un caz simplificat ponderile, pornind din fiecare neuron din subzonă A, B etc., sunt constrânse să fie egale cu ponderile similare din același strat. Să considerăm un obiect din subzona A, neuron care are legătură cu un neuron din primul strat ascuns (figura 3.2.16) și care produce un anumit semnal de intrare pentru acel strat. Dacă același obiect se găsește în subzona B, atunci neuronul din stratul ascuns 1 va primi același semnal ca și în cazul precedent. Ponderile către al doilea strat ascuns sunt fixe, deci acest strat calculează o medie ponderată a intrărilor primite de la stratul anterior (subzona C). Aceasta face ca stratul de ieșire să fie într-o măsură invariantă la translația formei de intrare din spațiul de intrare. În practică pot exista structuri care alternează straturi cu ponderi fixe și adaptive. Aceste structuri sunt construite succesiv până când ieșirea devine invariantă la translația obiectului din imagine. Pentru a putea lucra cu mai multe obiecte din imagine vor fi construite subzone reacoperitoare cu alte subzone din stratul următor [Mar 93/1] [You 94].

Idea de bază în antrenarea unei rețele neuronale nu este învățarea exactă a formelor din setul de formare, ci construirea unui model statistic al modelului care generează setul de formare. O rețea antrenată trebuie să posede proprietăți de anticipare sau generalizare.

Eroarea de învățare se poate descompune în două: bias și varianță. Acești doi termeni joacă un rol important în teoria învățării. Să considerăm o funcție de abatere medie pătratică cu ajutorul căreia definim eroarea:

$$E = \frac{1}{2} \int \left\{ y(\bar{x}) - \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle \right\}^2 \cdot p(\bar{x}) d\bar{x} + \frac{1}{2} \int \left\{ \langle \bar{t}^2 | \bar{x} \rangle - \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle^2 \right\} \cdot p(\bar{x}) d\bar{x} \quad (3.2.37)$$

unde $p(\bar{x})$ este funcția de densitate de probabilitate a datelor de intrare,

$\langle \bar{t} | \bar{x} \rangle$ este media condiționată a valorilor așteptate la ieșire:

$$\langle \bar{t} | \bar{x} \rangle = \int \bar{t} \cdot p(\bar{t} | \bar{x}) d\bar{t}$$

cu $p(\bar{t} | \bar{x})$ funcția de densitate de probabilitate condiționată

$$\langle \bar{t}^2 | \bar{x} \rangle \equiv \int \bar{t}^2 p(\bar{t} | \bar{x}) d\bar{t}$$

Se observă că al doilea termen din (3.2.37) nu depinde de funcția de rețea $y(\cdot)$ și deci nu depinde de ponderile rețelei. Funcția optimă pentru reducerea erorii este $y(\bar{x}) = \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle$. Termenul al doilea reprezintă zgomotul intrinsec al formelor din setul de formare. În practică pornim de la un număr finit de date din setul de formare. Să presupunem că avem un set de formare D cu N forme cu care dorim să determinăm modelul neuronal $y(\bar{x})$. Să considerăm întregul ansamblu de date de formare posibile, fiecare conținând N forme și fiecare având la bază același funcție de densitate de probabilitate de cuplare $p(\bar{x}, \bar{t})$. Am arătat că la o rețea optimă $y(\bar{x}) = \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle$. Măsura ca la o anumită fază a antrenării funcția $y(\bar{x})$ să fie cât de aproape

de cea ideală este dată de primul termen din (3.2.37). Valoarea acestuia depinde de particularitățile setului D ce se utilizează la antrenare. Putem elimina această dependență prin considerarea mediei pe toate seturile D de formare, adică:

$$E_D \left[\left\{ y(\bar{x}) - \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle \right\}^2 \right] \quad (3.2.38)$$

O eroare diferită de zero poate să apară din cauza a doi factori:

- $y(\bar{x})$ să fie o medie și nu $\langle \bar{t} | \bar{x} \rangle$ adică media condiționată a valorilor așteptate la ieșire. Această medie momentană se numește *bias*.
- Se poate întâmpla ca $y(\bar{x})$ funcția rețelei să fie foarte sensibilă la seturi particulare de formare. Aceasta se numește *varianță*.

Din acest punct de vedere expresia (3.2.38) se poate descompune în două cu rezultatul final [Bis 95]:

$$E_D \left[\left\{ y(\bar{x}) - \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle \right\}^2 \right] = \left\{ E_D [y(\bar{x})] - \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle \right\}^2 + E_D \left[\left\{ y(\bar{x}) - E_D [y(\bar{x})] \right\}^2 \right] \quad (3.2.39)$$

unde primul termen reprezintă biasul la pătrat și măsoară în medie diferența dintre ceea ce avem și situația ideală la care trebuie să tindem pentru funcția de rețea y , iar termenul al doilea este varianța care măsoară gradul de sensibilitate a rețelei la o alegere arbitrară a setului de formare. Cei doi termeni sunt funcții de \bar{x} . Putem scrie că:

$$\begin{aligned} (\text{bias})^2 &= \frac{1}{2} \int \left\{ E_D [y(\bar{x})] - \langle \bar{t} | \bar{x} \rangle \right\}^2 p(\bar{x}) d\bar{x} \\ \text{varianța} &= \frac{1}{2} \int E_D \left[\left\{ y(\bar{x}) - E_D [y(\bar{x})] \right\}^2 \right] p(\bar{x}) d\bar{x} \end{aligned} \quad (3.2.40)$$

Exemplificarea grafică se găsește pe figura 3.2.17

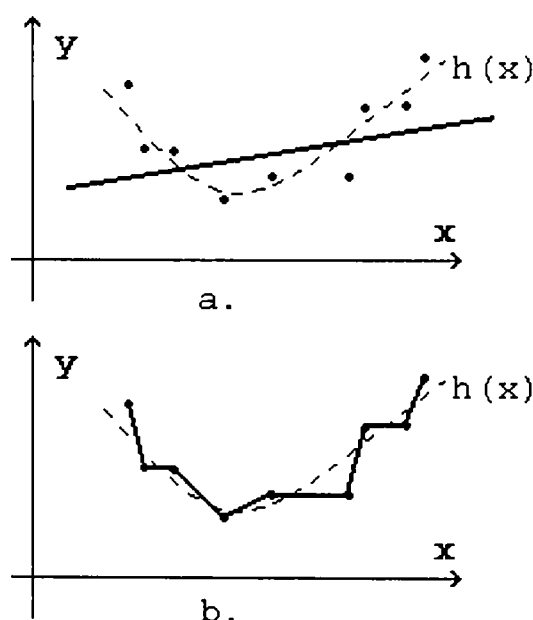


Figura 3.2.17. Ilustrarea noțiunii de bias și varianță

În figura 3.2.17a punctele sunt datele din setul de formare care au fost generate din $h(x)$ prin adăugarea unui zgomot. Țelul urmărit este aproximarea cât mai bună a lui $h(x)$. Dacă aproximăm punctele printr-o funcție fixă (linia mai groasă) atunci biasul va fi mare iar varianța nulă. Pe figura 3.2.17b se poate urmări situația în care biasul este scăzut iar varianța mare. *Pentru orice set de date în setul de formare există o pondere optimă între bias și varianță care vor furniza cea mai mică valoare a erorii medii de generalizare. Pentru a îmbunătăți performanța unei rețele neuronale trebuie ca paralel cu micșorarea biasului să micșorăm și varianța.* Chiar dacă cele două forme de eroare se reduc la zero eroarea totală va fi diferită de zero din cauza celui de al doilea termen din expresia (3.2.38). O cale de reducere a biasului și a varianței este de a crește numărul de date din setul de formare, adică creșterea complexității modelului dar paralel este necesar să se modifice complexitatea structurală a rețelei neuronale. O altă cale de reducere, fără modificarea substanțială a structurii este utilizarea unor cunoștințe apriorice despre model (funcția $h(x)$ în exemplul dat).

3.3 ELEMENTE ALE PROIECTĂRII FILTRULUI DIGITAL

În capitolul legat de focalizare în adâncime, apare necesitatea filtrării unor semnale măsurate în timpul procesului de sudură și care conțin informații legate de adâncimea la care a ajuns fasciculul în timpul procesului tehnologic. Semnalul măsurat este perturbat de zgomote. Pentru a putea extrage valoarea informației utile, era necesară utilizarea unui filtru digital performant (cu caracteristică bună în jurul frecvenței de tăiere). Termenul de filtru, utilizat în cele ce urmează, definește o rețea selectivă de frecvență, proiectată să opereze pe un semnal de intrare pentru a produce un semnal de ieșire dorit. Un filtru lasă să treacă semnale de anumite frecvențe și blochează semnale de alte frecvențe. Semnalele pot fi entități continue în timp exprimabile ca funcții de timp sau de pulsație. Semnalele pot fi și entități în timp discret, exprimabile de asemenea, ca funcții de timp sau de pulsație.

Filtrele sunt de obicei clasificate după comportarea lor în domeniul pulsație și sunt specificate prin baza caracteristici de amplitudine și de fază. Pe baza răspunsului lor în amplitudine sau a caracteristicilor de pulsație, filtrele sunt clasificate în: filtre trece-jos, filtre trece-sus, filtre trece bandă și filtre oprește bandă. Din punctul de vedere al caracteristicilor de fază, filtrele sunt adesea dispozitive cu fază liniară. În orice caz caracteristicile ideale nu sunt fizic realizabile, și de aceea, de-a lungul anilor, sau dezvoltat diferite aproximări utilizate în proiectarea filtrelor pentru a obține aproximări acceptabile ale răspunsului ideal.

Tehnicile moderne de proiectare a filtrelor includ doi pași. Primul pas constă în găsirea unei aproximări analitice a caracteristicii filtrului specificat (o funcție de transfer). Al doilea pas este realizarea fizică cu elemente pasive sau active de circuit a funcției de transfer găsite în primul pas sau modelarea lor în aplicații legate de folosirea calculatoarelor.

3.3.1. FILTRE DIGITALE

Orice mecanism sau proces care transformă o secvență de numere de intrare într-o secvență de numere de ieșire poate fi numit un filtru digital. Filtrul digital este considerat un algoritm de calcul pentru a realiza acest proces de transformare conform unei reguli prescrise. Această regulă poate fi o ecuație în diferențe sau o sumă de convoluție. Proiectarea filtrului digital se ocupă cu selectarea coeficienților ecuației în diferențe sau ai răspunsului la impuls Dirac (funcția pondere) folosit în operația de convoluție [Pou 88].

Proiectarea filtrului digital se face inițial sub formă de filtre analogice din clasele trece-jos sau trece-sus și apoi prin folosirea de transformări adecvate se stabilesc expresii echivalente în planul z . În esență este vorba despre o procedură care stabilește o formă discretă echivalentă aproximativă pentru o funcție analogică dată. Pentru aceste transformări există mai multe metode. Ele depind de descrierea inițială a tipului de filtru și cerințelor sale tehnice. În funcție de aproximările folosite,

depinzând în principal de descrierea ecuației cu diferențe a sistemului discret, avem *filtre cu răspuns finit la impuls* (R.F.I. = finit impulse response) și *filtre cu răspuns infinit la impuls* (R.I.I. = infinit impulse response). Amintim că pentru un sistem R.F.I. ecuația cu diferențe redă ieșirea numai în funcție de valori prezente și trecute ale intrării. Pentru un sistem R.I.I. valoarea ieșirii la momentul curent depinde de valorile trecute ale ieșirii precum și de valorile prezente și trecute ale intrării. Așa că un sistem R.I.I. implică un proces recursiv care implică valorile curente și trecute pentru 'a aduce la zi' ieșirea.

Proiectarea filtrelor analogice se poate împărți în două părți: *etapa aproximării* și *etapa sintezei*. De exemplu, proiectarea unui filtru ideal trece-jos, implică realizarea unei caracteristici de pulsație dreptunghiulare; într-o primă fază o asemenea caracteristică se aproximează convenabil prin alocarea polilor și a zerourilor în planul complex. Urmează etapa a doua, cea a proiectării (sau a sintezei), care constă în deducerea funcției de transfer realizabilă cu componente reale.

Metodele de aproximare și sinteză pentru filtrele numerice nu diferă conceptual de cele folosite pentru filtrele analogice. Totuși, datorită unor condiții diferite ce se impun filtrelor respective în proiectare apar și diferențe între cele două tipuri de filtre.

Un procedeu utilizat pe larg în practica proiectării filtrelor analogice și numerice îl reprezintă proiectarea filtrelor în domeniul pulsațiilor. În cazul unui filtru numeric, fiind cunoscută frecvența de eșantionare, se poate deduce caracteristica de pulsație a filtrului numeric care să aproximeze caracteristica filtrului analogic. Această metodă reprezintă o proiectare indirectă, cvasicontinuală, deoarece pornește de la caracteristica unui filtru analogic. Filtrele numerice pot fi proiectate și prin metode directe, adică fără a se mai face uz de procedeele utilizate la proiectarea filtrelor analogice.

În literatură se prezintă pe larg diferite metode de proiectare (indirecte sau directe) pentru filtrele trece-jos [Pou 88]. Relațiile de proiectare pentru celelalte tipuri de filtre se obțin prin transformări de domeniu de frecvență aplicate filtrelor trece-jos. Pentru proiectarea filtrelor este necesară stabilirea unui set de parametri caracteristici. În cazul filtrului trece-jos, acești parametri sunt figurați pe caracteristica amplitudine-pulsație normată, sub formă de toleranțe ale amplitudinii (figura 3.3.1).

Banda de trecere are amplitudinea 1 și toleranța $\pm\delta$

$$1-\delta \leq |H(e^{j\omega})| \leq 1+\delta, \quad |\omega| \leq \omega_c.$$

Banda de oprire este caracterizată de o amplitudine apropiată de zero cu o toleranță inferioară lui δ_1 :

$$|H(e^{j\omega})| \leq \delta_1, \quad \omega_s \leq |\omega| < \pi.$$

Pulsațiile de tăiere în ω_c banda de trecere și ω_s în banda de oprire sunt date în planul z . Domeniul de pulsații $\omega_s - \omega_c$ reprezintă banda de tranziție. Fiind dat setul de parametri astfel definiți, pasul următor constă în determinarea filtrului numeric a cărui caracteristică de pulsații să se situeze în interiorul toleranțelor date. Din acest punct, proiectarea filtrului devine o problemă de aproximare.

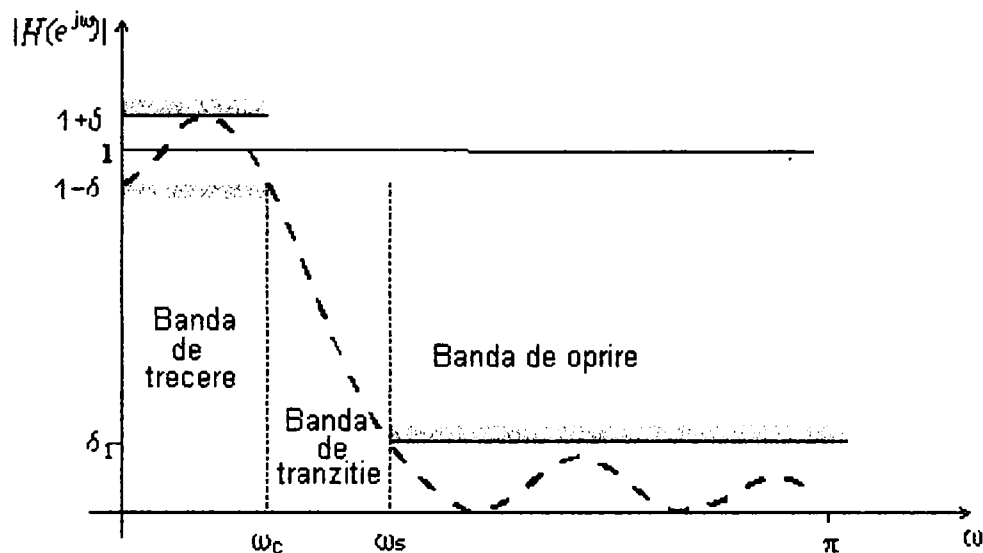


Figura 3.3.1. Limitele toleranțelor pentru aproximarea unui filtru trece-jos.

Metodele matematice utilizate în proiectarea filtrelor numerice depind în mare măsură de tipul răspunsului la impuls, adică dacă filtrul este de tip IIR sau FIR. În cazul filtrului IIR, caracteristica de pulsație va fi aproximată printr-o funcție rațională, în timp ce pentru filtrul FIR aproximația caracteristicii de pulsație va fi de tip polinomial. Din acest motiv, proiectarea celor două tipuri de filtre se face distinct, fiecare tip după metode specifice.

3.3.2. FILTRE R.I.I. METODA TRANSFORMĂRII FILTRULUI ANALOGIC

Ideea care stă la baza acestei metode constă în utilizarea tehnicilor de proiectare disponibile pentru filtrele analogice (care aveau un suport teoretic dezvoltat în momentul apariției filtrelor numerice) și de a obține, prin transformări adecvate, corespondentul digital. Deci se caută să se obțină un filtru numeric care să aibă o comportare cât mai apropiată de corespondentul său analogic.

3.3.3.1. FILTRU BUTTERWORTH

Funcția aproximantă a FTJ de tip Butterworth de ordin n este:

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \omega^{2n}} \quad (3.3.1a)$$

Caracteristica amplitudine-pulsatie a unui filtru Butterworth de ordinul n în forma normalizată este:

$$|H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1+\omega^{2n}}} \quad (3.3.1b)$$

iar în forma denormalizată:

$$|H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1+(\omega/\omega_c)^{2n}}} \quad (3.3.1c)$$

Așa precum se vede în figura 3.3.3 caracteristica este monoton descrescătoare având valoarea maximă $|H_n(j\omega)|_{\max} = 1$ pentru $\omega = 0$. În plus așa-numitul punct de tăiere obținut pentru $\omega = \omega_c$ este dat de:

$$H(j1) = \frac{1}{\sqrt{2}} H_n(j\omega) \Big|_{\max} = 0.707 H_n(j\omega) \Big|_{\max}$$

pentru toate ordinele.

Pentru a obține funcția de transfer a filtrului Butterworth vom face notația $H_n(j\omega) = H_n(s) \Big|_{s=j\omega}$ iar ecuația (3.3.1) o rescriem sub forma pătratică:

$$H_n(s)H_n(-s) = \frac{1}{1+[(j\omega)^2/j^2]^n} = \frac{1}{1+(-s^2)^n} \quad (3.3.2)$$

Scriem polinomul de la numitor sub forma:

$$D(s)D(-s) = 1+(-s^2)^n$$

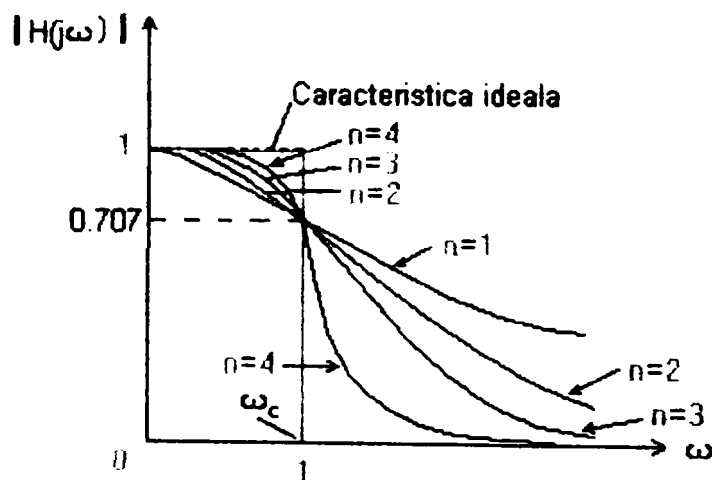


Figura 3.3.2. Aproximarea Butterworth

Rădăcinile ale acestei funcții sunt deduse din:

$$1+(-s^2)^n = 0$$

de unde rezultă:

$$\text{pentru } k=1,2,3,\dots,2n$$

deci

$$s^{2n} = e^{j(2k-1)\pi} e^{jn\pi}$$

Rădăcina k este dată de:

$$s_k = \sigma_k + j\omega_k = s^{2n} = e^{j(2k+n-1)\pi/2n} = j e^{j(2k-1)\pi/2n}$$

sau sub formă trigonometrică:

$$s_k = -\sin\left[(2k-1)\frac{\pi}{2n}\right] + j\cos\left[(2k-1)\frac{\pi}{2n}\right] \quad 1 \leq k \leq 2n$$

Aceste valori sunt utilizate în sinteza lui $H(s)$, descris în [Pou 88].

Pașii ce trebuie urmăriți pentru a găsi funcția de transfer a filtrului Butterworth dacă sunt date mărimile ω_c (frecvența de tăiere inițial considerat unitar) și atenuarea la valoarea $k\omega_c$ notată cu A :

1. Utilizând forma normalizată (3.3.1), $\omega_c=1$ pentru a obține valoarea lui n sau $-10\log_{10}|H_n(j\omega)|^2 = 10\log_{10}(1+\omega^{2n}) \geq A [dB]$ atenuare pentru pulsații mai mari decât $\omega = k\omega_c = k \times 1$, unde k are valori pozitive date.
2. Dacă din condiția de atenuare rezultă o valoare lui n , care nu este întregă se selectează următorul număr întreg pentru ordinul filtrului. De exemplu dacă s-a obținut $n=3.3$ se va alege $n=4$.
3. Utilizând tabelul 1 se obține funcția de transfer normalizată:

$$H(s) = \frac{1}{D(s)} = \frac{1}{1 + a_1s + a_2s^2 + \dots + a_{n-1}s^{n-1} + s^n} \quad (3.3.3)$$

Tabelul 3.3.1. Coeficienții polinoamelor Butterworth

n	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7
2	1.4142						
3	2.0000	2.0000					
4	2.6131	3.4142	2.6131				
5	3.2361	5.2361	5.2361	3.2361			
6	3.8637	7.4641	9.1416	7.4641	3.8637		
7	4.4940	10.097	14.591	14.5918	10.0978	4.4940	
8	5.1528	13.137	21.846	25.6884	21.8462	13.1371	5.1528

Tabelul 3.3.2 Polinoame Butterworth

n	Polinoame
1	$s + 1$
2	$s^2 + 1.4142s + 1$
3	$(s + 1)(s^2 + s + 1)$
4	$(4s^2 + 0.7654s + 1)(s^2 + 1.8478s + 1)$
5	$(s + 1)(s^2 + 0.6180s + 1)(s^2 + 1.6180s + 1)$
6	$(s^2 + 0.5176s + 1)(s^2 + 1.4142s + 1)(s^2 + 1.9319s + 1)$
7	$(s+1)(s^2 + 0.4450s + 1)(s^2 + 1.2470s + 1)(s^2 + 1.8019s + 1)$
8	$(s^2 + 0.3902s + 1)(s^2 + 1.1111s + 1)(s^2 + 1.6639s + 1)(s^2 + 1.9616s + 1)$
9	$(s+1)(s^2 + 0.3473s + 1)(s^2 + s + 1)(s^2 + 1.5321s + 1)(s^2 + 1.8794s + 1)$

3.3.3.2. FILTRU CEBĂȘEV

Analizând figura 3.3.2. ce ne arată caracteristica amplitudine-pulsație a filtrului trece-jos de tip Butterworth se observă că aceasta aproximează bine caracteristica ideală pentru ω mici și pentru ω mari dar și că în vecinătatea pulsației de tăiere aproximația nu mai este bună. Filtrul Cebășev trece-jos posedă un răspuns mai abrupt în zona pulsației de tăiere decât filtrul Butterworth dar în interiorul benzii de trecere prezintă

o variație a amplitudinii. Alura răspunsului filtrului Cebășev este prezentată în figura 3.3.3.

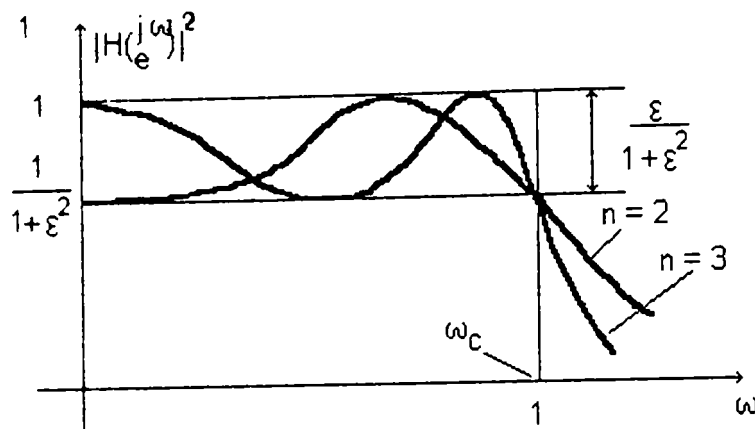


Fig.3.3.3. Forma generală a aproximării Cebășev pentru $n=2, n=3$

Caracteristica amplitudine-pulsație al filtrului trece-jos de tip Cebășev este dată de:

$$|H(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1+\varepsilon^2 C_n^2(\omega)}} = \frac{1}{\sqrt{1+\varepsilon^2 C_n^2(j)}} \quad n = 1, 2, 3, \dots \quad (3.3.4)$$

unde $|\omega| > 1$, ε este o constantă și $C_n(\omega)$ este polinomul Cebășev dat de ecuațiile:

$$\begin{aligned} C_n(\omega) &= \cos(n \cos^{-1} \omega) && \text{pentru } |\omega| \leq 1 \\ &= \cosh(n \cosh^{-1} \omega) && \text{pentru } |\omega| > 1 \end{aligned}$$

Formele analitice ale polinoamelor Cebășev pentru ordinele 1 - 10 sunt date în tabelul 3.3.3.

Tabelul 3.3.3. Funcții Cebășev

n	Expresia funcției $C_n(\omega)$
1	ω
2	$2\omega^2 - 1$
3	$4\omega^3 - 3\omega$
4	$8\omega^4 - 8\omega^2 + 1$
5	$16\omega^5 - 20\omega^3 + 5\omega$
6	$32\omega^6 - 48\omega^4 + 18\omega^2 - 1$
7	$64\omega^7 - 112\omega^5 + 56\omega^3 - 7\omega$
8	$128\omega^8 - 256\omega^6 + 160\omega^4 - 32\omega^2 + 1$
9	$256\omega^9 - 576\omega^7 + 432\omega^5 - 120\omega^3 + 9\omega$
10	$512\omega^{10} - 1280\omega^8 + 1120\omega^6 - 400\omega^4 + 50\omega^2 - 1$

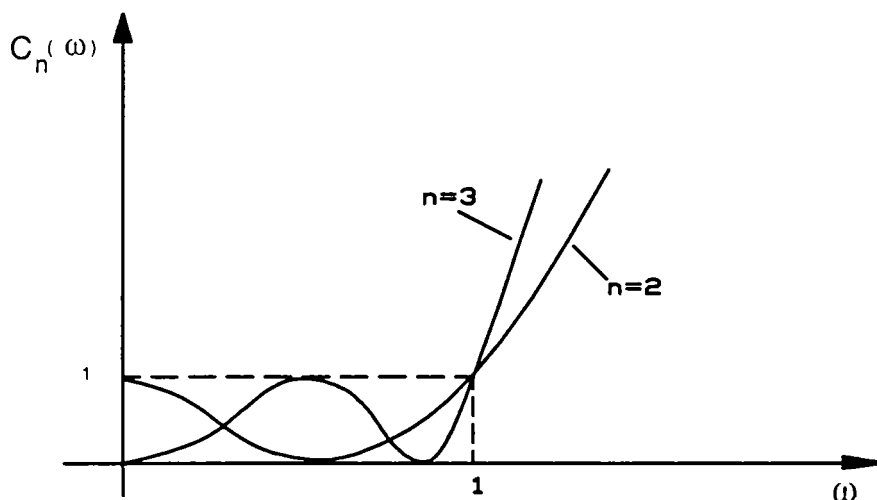


Figura 3.3.4 Polinoame Cebășev $C_n(\omega)$ pentru $\omega \geq 0$

Funcția de transfer este:

$$H(s) = \frac{K}{s^n + a_{n-1}s^{n-1} + L + a_1s + a_0} \quad (3.3.5)$$

Pașii care trebuie parcursi pentru determinarea unui filtru de tip Cebășev sunt:

1. Fie r_{db} o mărime dată caracterizând o neuniformitate în bandă a caracteristicii (în dB) și se deduce ε din relația:

$$r_{db} = -20 \log \frac{1}{\sqrt{1+\varepsilon^2}} = 10 \log(1+\varepsilon^2) \quad (3.3.6)$$

2. Atenuarea dată, A în dB la o frecvență specificată este un multiplu al frecvenței critice care trebuie să satisfacă ecuația:

$$a = -10 \lg |H_n(j\omega)|^2 = 10 \lg \left[1 + \varepsilon^2 C_n^2 \left(\frac{\omega}{\omega_c} \right) \right] \geq A [dB] \quad (3.3.7)$$

3. După pasul 2, ordinul n fiind determinat, urmează aflarea rădăcinilor sub forma :

$$s_k = \sigma_k + j\omega_k \quad (3.3.8a)$$

$$\sigma_k = -\sin \left[(2k-1) \frac{\pi}{2n} \right] \sinh \left[\frac{1}{n} \sinh^{-1} \left(\frac{1}{\varepsilon} \right) \right] \quad (3.3.8b)$$

$$\omega_k = \cos \left[(2k-1) \frac{\pi}{2n} \right] \cosh \left[\frac{1}{n} \sinh^{-1} \left(\frac{1}{\varepsilon} \right) \right] \quad (3.3.8c)$$

4. Se selectează constanta K din (3.3.5) astfel încât să obținem nivelul de câștig impus de problemă.

5. Se scrie expresia funcției de transfer normalizate folosind egalitatea:

$$\frac{H(s)}{K} = \frac{1}{(-1)^n \prod_{k=1}^n \left(\frac{s}{s_k} - 1 \right)} \quad (3.3.9)$$

În tabelul A4 sunt dați coeficienții numitorului din (3.3.5) pentru două valori ale variației amplitudinii (atenuarea).

3.3.4 PROIECTAREA FILTRELOR NUMERICE PE BAZA CARACTERISTICILOR FILTRELOR ANALOGICE

3.3.4.1. PROIECTAREA FILTRELOR R.I.I. NUMERICE

În cele ce urmează vor fi prezentate două din metodele cele mai utilizate în proiectarea filtrelor RII plecând de la caracteristicile funcției de transfer a unui filtru RII analogic și anume: metoda realizării invariante la impuls și metoda transformatei z-biliniare.

Un filtru analogic este caracterizat prin funcția de transfer $H_a(s)$ sau prin funcția pondere (răspunsul la impuls unitate) $h_a(t)$. Filtrele numerice sunt caracterizate prin ecuații similare și anume: prin funcția de transfer $H(z)$ sau funcția pondere $h(nT)$.

Pentru obținerea filtrului numeric, trebuie dedus $H(z)$ sau $h(nT)$, plecând de la proiectarea filtrului analogic. În aceste transformări cerința generală constă în aceea că proprietățile esențiale ale răspunsului în pulsație ale filtrului analogic trebuie să se mențină în răspunsul în pulsație al filtrului numeric. Aceasta înseamnă că axa imaginară din planul s să se transforme în cercul unitar în planul z , iar filtrul numeric rezultat să fie stabil, dacă și filtrul analogic de la care s-a plecat este stabil.

A. Metoda realizării invariante la impuls

Proiectarea prin această metodă are la bază următoarea condiție: răspunsul filtrului numeric la impuls unitate trebuie să fie egal în momentele de eșantionare cu răspunsul filtrului analogic la impuls unitate (T - perioada de eșantionare):

$$h(nT) = h_a(nT) \quad (3.3.11)$$

Impunând această relație rezultă că, dacă funcția de transfer a filtrului analogic este:

$$H_a(s) = \sum_{k=1}^m \frac{A_k}{s + s_k} \quad (3.3.12)$$

atunci funcția de transfer a filtrului va fi de forma:

$$H(z) = \sum_{k=1}^m \frac{A_k}{1 - e^{-s_k T} z^{-1}} \quad (3.3.13)$$

În timp ce polii din planul s se transformă în alți poli în planul z , conform relației $z_k = e^{s_k T}$, este important de subliniat că procedeul realizării invariante la impuls nu corespunde nici unei transformări a planului s în planul z (prin această relație sau oricare alta). În particular, zerourile funcției de transfer numerice sunt funcție de polii și coeficienții A_k ai dezvoltării în fracții simple și, în general, ele nu se transformă în același mod ca și polii [3.3.10].

În concluzie, fiind dată funcția de transfer a unui filtru analogic, proiectarea filtrului numeric corespunzător presupune următoarele etape:

- ◆ deducerea răspunsului $h_Q(t)$ la impuls al filtrului analogic;
- ◆ înlocuirea în $h_Q(t)$ a lui t prin nT și
- ◆ calcularea transformatei z a lui $h(nT)$.

Metoda realizării invariante la impuls dă rezultate pentru filtrele trece-jos și trece-bandă de tip Butterworth, Bessel și Cebâșev, prezentând și avantajul că menține caracteristicile de atenuare și de fază ale filtrului analogic.

B. Metoda transformatei z -biliniare

Metoda transformării z biliniare (Tustin) este în prezent unul din cele mai eficiente procedee de proiectare a filtrelor cu răspuns infinit la impuls (I.I.R.) din punctul de vedere al următoarelor două criterii: răspunsul în frecvență să aproximeze cât mai fidel filtrul analogic de referință, respectiv să mențină o simplitate deosebită în proiectare.

Metoda se bazează pe integrarea ecuațiilor diferențiale și folosirea aproximării numerice. Cu ajutorul acestei aproximări se poate obține funcția de transfer $H(z)$ din $H_Q(s)$ făcând substituția:

$$s = \frac{2}{T} \cdot \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \quad (3.3.14)$$

Transformarea inversă rezultată din (3.3.14), $z=f(s)$, se numește transformare bilineară. Analizând modul în care se transformă planul s în planul z rezultă legătura dintre pulsațiile din cele două plane:

$$\Omega = \frac{2}{T} \operatorname{tg} \frac{\omega T}{2} \quad (3.3.15)$$

unde Ω corespunde domeniului analogic.

Un avantaj esențial îl reprezintă faptul că utilizarea acestei metode înlătură suprapunerea spectrală (fenomenul "*aliasing*") întâlnită la utilizarea realizării invariante la impuls, deoarece ea transformă întreaga axă imaginară a planului s în conturul cercului unitate. Prețul plătit pentru aceasta constă în introducerea unor distorsiuni pe axa pulsațiilor, datorită faptului că axa imaginară $j\Omega$ se comprimă în cercul unitate. În

consecință această metodă este utilizabilă doar în aplicațiile care tolerează asemenea distorsiuni sau atunci când ele pot fi compensate.

Astfel, de exemplu, transformarea bilineară nu poate fi utilizată pentru transformarea unui sistem de diferențiere analogic într-unul numeric. Din fericire însă, există o clasă largă de filtre pentru care se poate compensa neliniaritatea pronunțată introdusă de relația (3.3.15).

Neliniaritatea datorată ecuației (3.3.15) se manifestă nu numai asupra caracteristicii amplitudine-pulsație, ci și asupra caracteristicii fază-pulsație. Prin urmare, metoda de proiectare a filtrelor numerice I.I.R., prin transformare bilineară, presupune următoarele etape:

1. Se definesc, conform aplicației, pulsațiile caracteristice ale filtrului numeric $\{\omega_k\}$;
2. Se calculează pulsațiile Ω_k corespunzătoare filtrului analogic, spre a se înlătura distorsiunile datorate compresiei axei $j\Omega$, cu relația (3.3.15);
3. Se calculează un filtru analogic cu funcția de transfer $H_a(s)$ și specificațiile în pulsație $\{\Omega_k\}$ rezultate în treapta a doua;
4. Se calculează funcția de transfer $H(z)$ a filtrului numeric dorit;
5. Se realizează $H(z)$.

3.3.4.2. FILTRE CU RĂSPUNS FINIT LA IMPULS (R.F.I)

Filtrele R.F.I. (nerecursive) sunt filtre a căror ieșire prezentă este determinată de intrările prezente și trecute dar care este independentă de ieșirile anterioare. Deoarece nu este prezentă nici o conexiune cu reacție (conexiune inversa) filtrele R.F.I. sunt stabile. Mai mult asemenea filtre sunt asociate cu caracteristici fază-pulsație nule sau caracteristici fază-pulsație liniare, adică în ieșire nu se produce nici o distorsiune de fază. Filtrele R.F.I. cu fază liniară au multe avantaje ca de exemplu o stabilitate garantată, nu prezintă distorsiuni de fază și au un coeficient scăzut de sensibilitate. Asemenea filtre sunt folosite acolo unde dispersia pulsației este periculoasă. Pentru reducerea complexității filtrelor exacte în literatura de specialitate au fost propuse diferite metode.

Proiectarea filtrelor R.F.I. este abordată din două puncte de vedere:

- prin folosirea seriei Fourier discretă;
- prin folosirea transformatei Fourier discretă.

În ambele cazuri $H(z)$ este folosit pentru obținerea $h(k)$ adecvată care este folosită în procesul desemnat. Aceste proceduri sunt caracterizate prin faptul că un mare număr de eșantioane sunt necesare pentru aproximarea lui $h(k)$ la care se adaugă existența pulsațiilor în stop-bandă datorită aproximațiilor Fourier. Pentru eliminarea acestor pulsații se folosesc funcțiile fereastră.

A. Metoda seriei Fourier discretă

În această procedură, funcția de transfer a presupusului filtru analogic $H(j\omega)$ este înlocuită printr-o funcție periodică pentru a permite funcției să fie exprimată prin serii Fourier, dar cu restricția că reprezentarea seriilor este limitată la domeniul funcției originale. Apoi aproximăm funcția de timp continuă printr-o funcție discretă care reprezintă adecvat funcția originală în forma discretă. Această procedură implică înlocuirea integralei infinite printr-o sumă finită, numărul termenilor în expansiune fiind limitat la valoarea N care este suficient de mare pentru a limita erorile în coeficienții respectivi.

Pentru filtrul digital periodic dorit $H(e^{j\omega T})$, scriem:

$$H(e^{j\omega T}) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(kT)e^{-jk\omega T} \quad (3.3.16)$$

unde funcția de timp $h(t)$ este considerată la $t=kT$.

Dacă notăm $z = e^{j\omega T}$ formula (3.3.16) devine:

$$H(z) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(kT)z^{-k} \quad (3.3.17)$$

În mod practic, forma funcției ce se studiază este descrisă prin serii Fourier cu un număr finit de valori. O descriere tipică cere ca:

$$h(kT) = 0 \quad \text{pentru } k > \frac{N-1}{2} \quad \text{și} \quad k < -\frac{N-1}{2} \quad (3.3.18)$$

iar relația (3.3.17) devine:

$$H'(z) = h(0) + \sum_{k=1}^{(N-1)/2} [h(-kT)z^k + h(kT)z^{-k}] \quad (3.3.19)$$

Această secvență este noncauzală datorită termenilor care implică z^k . Pentru a obține un filtru cauzal obținem expresia:

$$H(z) = z^{-(N-1)/2} H'(z) \quad (3.3.20)$$

Factorul $z^{-(N-1)/2}$ introduce o întârziere sau un defazaj proporțional cu pulsația ω . În consecință un filtru cu o caracteristică de fază inițială zero pentru toate pulsațiile este convertit într-unul care are o fază liniară cu frecvența și astfel nu introduce distorsiuni în ieșire.

În proiectarea filtrului R.F.I. folosind aproximarea seriilor Fourier se parcurg următorii pași:

1. Din caracteristica amplitudine-pulsație

$$H(j\omega) = H(e^{j\omega d}) \text{ dată, se obține secvența } \{h(kT)\} .$$

2. Trunchiem secvența $\{h(kT)\}$ alegând $-(N-1)/2 \leq k \leq (N-1)/2$.

3. Se utilizează relația (3.3.19) pentru găsirea lui $H'(z)$ și apoi se utilizează relația (3.3.20) pentru determinarea lui $H(z)$.

4. Se ridică graficul $|H(e^{j\omega d})|$

B. Exemplu

În cele ce urmează se prezintă un exemplu de filtru de ordinul 7. Urmând pașii de proiectare pentru $f_c = 3250$ Hz, $T = 0.0001$ sec. vom avea:

1) Secvențele funcției pondere se obțin cu relația

$$h(kT) = \frac{1}{\omega_s} \int_{-\omega_c}^{\omega_c} H(e^{j\omega T}) e^{jk\omega T} d\omega$$

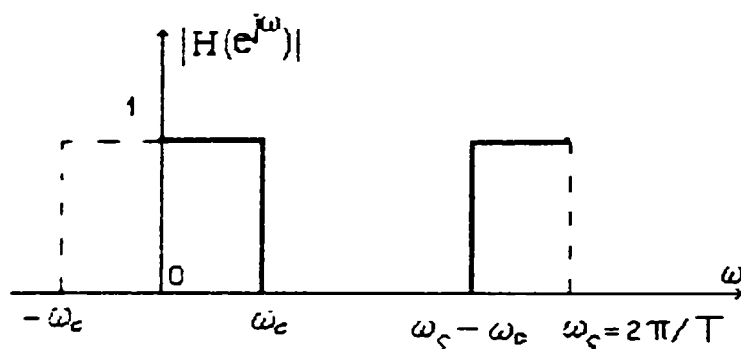


Figura 3.3.5. Caracteristica filtrului trece-jos ideal

$$\omega_c = 2\pi f_c, \quad \omega_s = \frac{2\pi}{T}$$

$$h(kT) = \frac{T}{2\pi} \int_{-\omega_c}^{\omega_c} 1 e^{jk\omega T} d\omega = \frac{1}{\pi k} \sin(k\pi f_c T)$$

Funcția $h(kT)$ se mai poate scrie:

$$h(kT) = f_c T \frac{\sin(k\pi f_c T)}{k\pi f_c T} = f_c T \operatorname{sinc}(k\pi f_c T) = \frac{T}{T_c} \operatorname{sinc}\left(k\pi \frac{T}{T_c}\right) = \frac{T}{T_c} \operatorname{sinc}\left(kT \frac{\pi}{T_c}\right)$$

Notăm: $t = k\pi \frac{T}{T_c} \Rightarrow h(kT) = \frac{T}{T_c} \operatorname{sinc}_c(t)$

$$\operatorname{sinc}_c(t) = \begin{cases} \frac{\sin(t)}{t} & t \neq 0 \\ 1 & t = 0 \end{cases}$$

2) $-(N-1)/2 < k < (N-1)/2 \Rightarrow -3 < k < 3$

$h(0) = 0.325$; $h(\pm 1) = 0.271455$; $h(\pm 2) = 0.141955$; $h(\pm 3) = 0.008493$;

3) Aflăm expresia lui $H'(z)$ pentru a determina $H(z)$

$$\begin{aligned} H'(z) &= h(0) + \sum_{k=1}^3 \left[k(-k)z^k + h(k)z^{-k} \right] = \\ &= 0.008493 + 0.141955z + 0.271455z^{-1} + 0.32500z^2 + \\ &\quad + 0.271455z^{-2} + 0.141955z^3 + 0.008493z^{-3} \\ H(z) &= z^{-3}H'(z) = 0.008493z^{-3} + 0.141955z^{-2} + \\ &\quad + 0.271455z^{-1} + 0.32500 + 0.271455z + 0.141955z^2 + 0.008493z^3 \end{aligned}$$

3.3.4.3. COMPARAȚIE ÎNTRE FILTRELE RFI și RII

În practică, înainte de a proiecta o anumită structură de filtru, trebuie răspuns la întrebarea: având date caracteristicile filtrului numeric dorit, ce tip de filtru (RFI sau RII) trebuie ales?

Filtrele RII, de exemplu, au avantajul existenței unor formule de proiectare sub formă compactă. După specificarea tipului de filtru (Cebâsev, Butterworth, eliptic etc.) coeficienții filtrului, sunt obținuți printr-o substituție efectuată în setul de ecuații de proiectare. În cazul filtrelor RII nu există formule compacte pentru proiectare. Cu toate că metoda ferestrelor poate fi aplicată într-o formă directă, obținerea performanțelor specificate necesită parcurgerea unui proces iterativ. Multe alte metode de proiectare a filtrelor RFI. sunt metode iterative, care necesită un volum mare de calcule. Pe de altă parte, simplitatea procedurii de proiectare a filtrelor RII. nu este însoțită și de flexibilitate în atingerea performanțelor dorite. Din acest motiv, folosirea relațiilor compacte pentru proiectarea filtrelor RII este limitată la filtrele trece-jos, trece-bandă, trece-sus. De asemenea proiectarea acestor filtre, ignoră comportarea fazei. Filtrele RFI pot fi obținute cu fază absolut liniară. Proiectarea filtrelor RFI este mai completă în sensul că există procedee de proiectare a filtrelor optimale, care sunt utile în anumite aplicații.

Există și posibilitatea de comparare în funcție de complexitatea structurii hardware și a vitezei de calcul. Ambii factori sunt legați de ordinul filtrului care satisface specificațiile date. Dacă este luată în considerare doar caracteristica amplitudine-pulsație, atunci implementarea este mai eficientă cu un filtru RII. Dacă se impune și condiția ca faza să fie liniară atunci poate fi mai eficientă o implementare RFI.

Rezultatul practic al celor descrise în acest paragraf se poate urmări în ANEXA 3. Capitol III.

CONCLUZII CAPITOL III

Titlul capitolului doi este:

PRELUCRAREA IMAGINILOR ȘI RECUNOAȘTEREA FORMELOR

S-au grupat informațiile enunțate în trei paragrafe. Ideea urmărită a fost ca să prezinte următoarele studii și realizări:

- *Un studiu de procesare a imaginilor digitale (paragraf 3.1).* Acest studiu a permis elaborarea instrumentelor necesare prelucrării imaginilor. După cum s-a mai prezentat, o idee centrală folosită de autor în această teză este de a folosi imaginile în diferite operații de reglare automată legate de procesul de sudare cu fascicul de electroni. Cum captarea imaginilor a fost descrisă în capitol I iar utilitatea informațiilor conținute în aceste imagini în capitol II, aici s-a prezentat modalitatea de prelucrare a lor. Avem de a face cu imagini de o structură specială, imagini formate prin conversia A/D a intensității curentului de electroni reflectați și captați de pe suprafața piesei în curs de prelucrare. Aceste imagini au caracteristici speciale foarte bine definite. Informația conținută în ele sunt calitatea focalizării și existența unui aranjament de pixeli care reprezintă o traiectorie. Ideile folosite sunt descrise în paragraful 3.1 iar realizarea practică se prezintă în ANEXA 1 și ANEXA 2 din acest capitol.
- *Un studiu privind recunoașterea de forme (paragraful 3.2).* După trecerea în revistă a tipurilor de recunoaștere de forme (figura 3.2.0) studiul a pus accent pe recunoașterea statistică a formei iar subparagraful 3.2.7 prezintă o variantă bazată pe rețea neotonală. Metoda pusă la punct de autor a permis recunoașterea unor forme de traiectorie care a necesitat comenzi speciale de urmărire. Alegerea setului de formare (de modelare sau antrenare) a permis antrenarea unei rețele neuronale de o structură dată în figura 3.2.18. Rețea este de tip autoasociativ și a fost ales aceasta pentru a putea recunoaște un anumit tip de traiectorie chiar dacă nu a stat la dispoziție o porțiune adecvată din aceasta. Se știe că rețelele autoasociative (regresive) au capacitatea de generalizare mare cu posibilități de 'completare' a formelor insuficient captate. Partea autoasociativă este urmată de un element de clasificare binar pentru a determina dacă traiectoria în cauză aparține tipului 1 sau 2. (Vezi capitol V). Pe baza acestei clasificări se alege tipul regulatorului de urmărire, urmărire traiectoriei făcând ori cu ajutorul mișcării de rototranslație a suportului de piesă sau prin deflexia fasciculului de electroni (cazul colțurilor ascuțite).
- *Un studiu privind filtrarea numerică a semnalelor (paragraful 3.3).* Aceasta este important în procesul de sudare în adâncime. Cum sudarea este în adâncime (nefiind vorba aici de tratamente termice de suprafață) această procedură de filtrare permite măsurarea unei valori

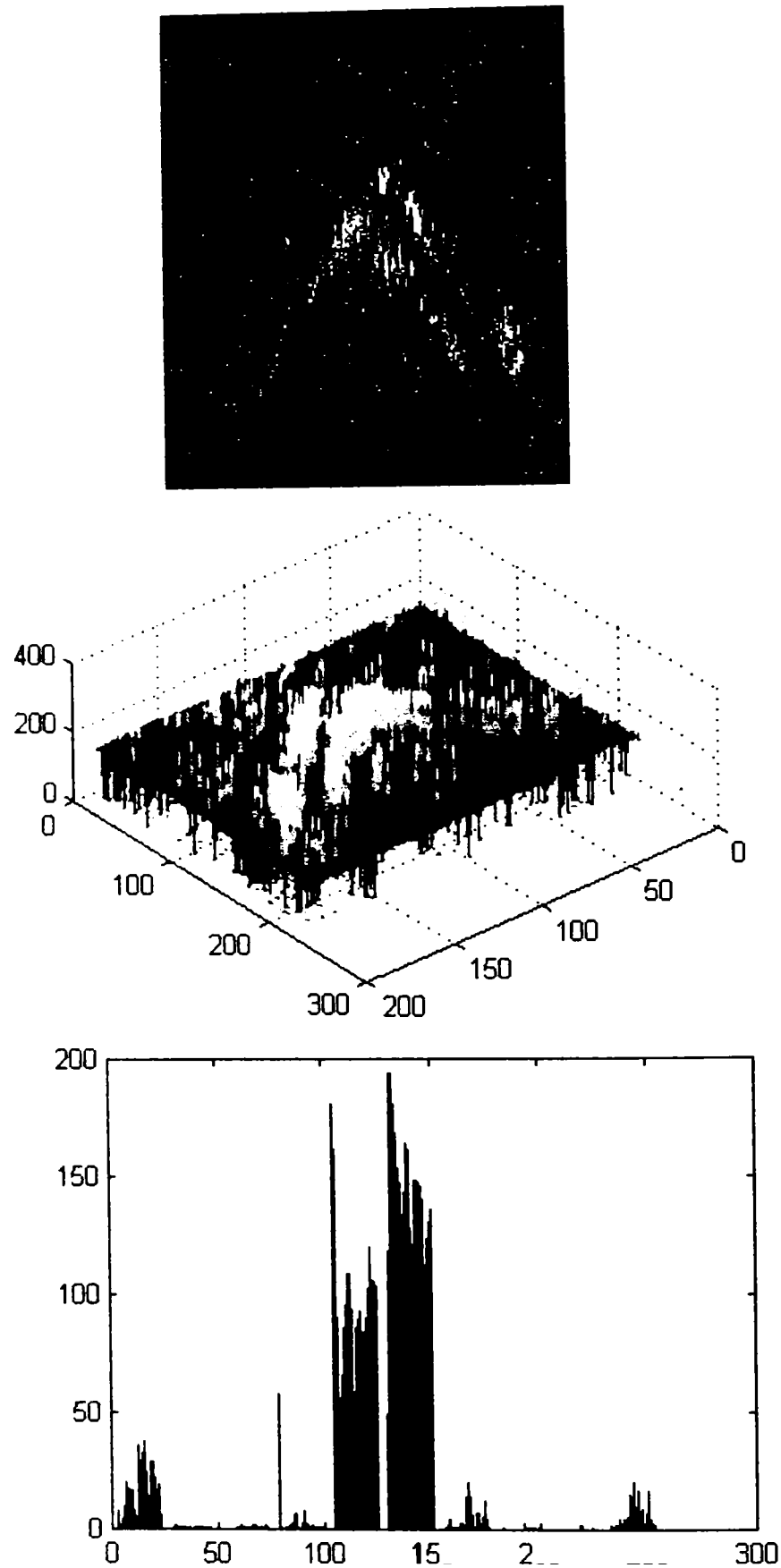
proportionale cu adâncimea la care a ajuns fasciculul în material [Ryk 78]. Fenomenul care permite măsurarea semnalului corespunzător procesului de erupție material în canalul de sudură este descrisă în paragraful 2.2 din capitolul II. Experimentarea filtrului numeric de ordin șapte a permis obținerea semnalelor care sunt prezentate în ANEXA 3. Capitol III. Dependența acurateții filtrării de frecvența de tăiere se poate urmări în figurile anexei.

Capitolul acesta în structura lui prezintă cum au fost 'preparate' cele trei semnale de intrare a diferitelor sisteme de reglare automată. Cele trei semnale sunt:

- ◆ Valoarea semnalului de intrare în reglatoare de focalizare pe suprafață și în adâncime
- ◆ Valoarea tipului de traiectorie (ascuțit sau nu)
- ◆ Valorile coordonatelor traiectoriei de urmat, extrase din imagini.

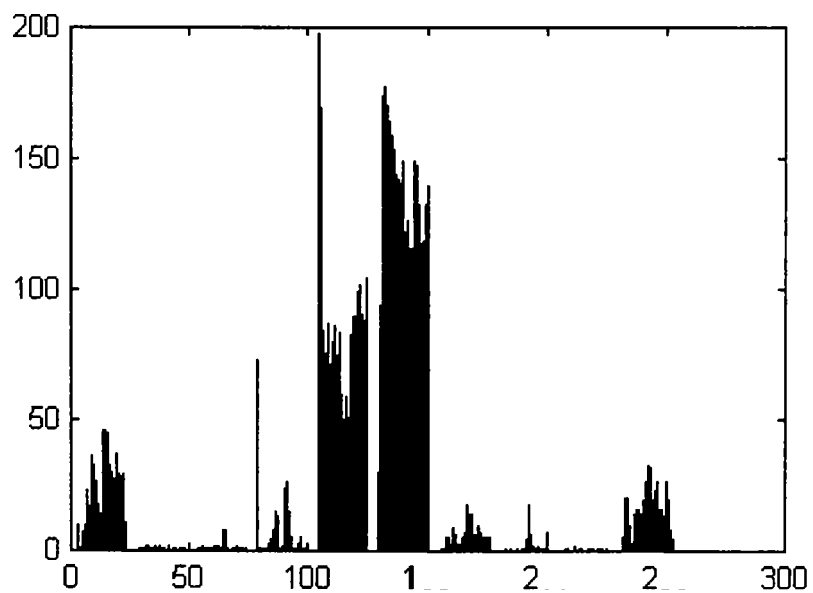
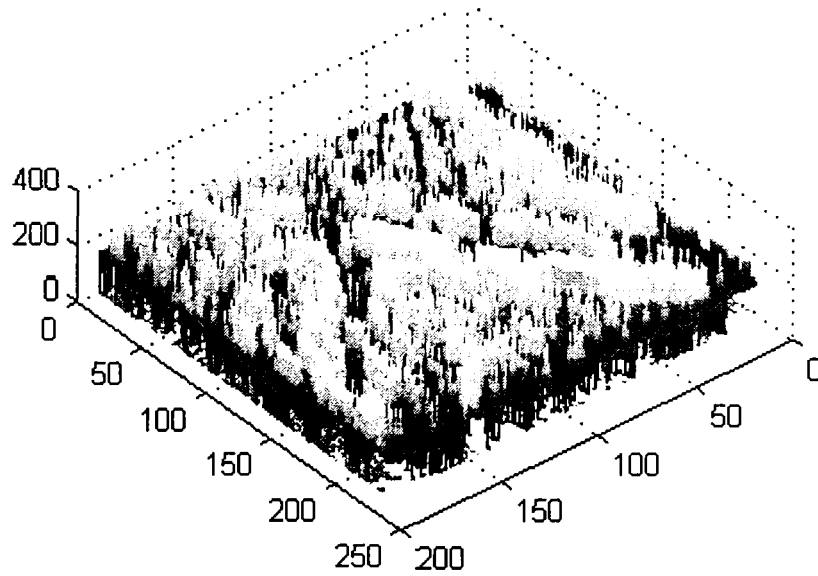
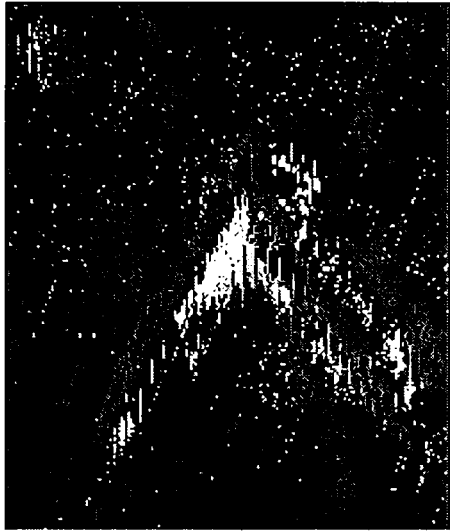
ANEXA 1. Capitol III

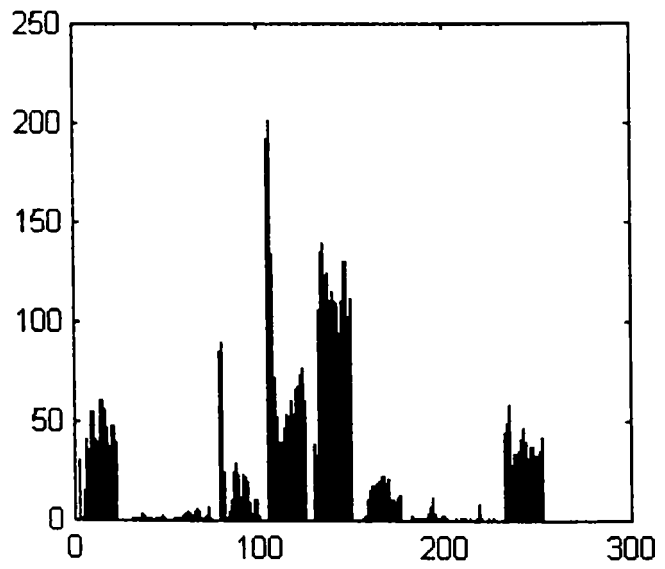
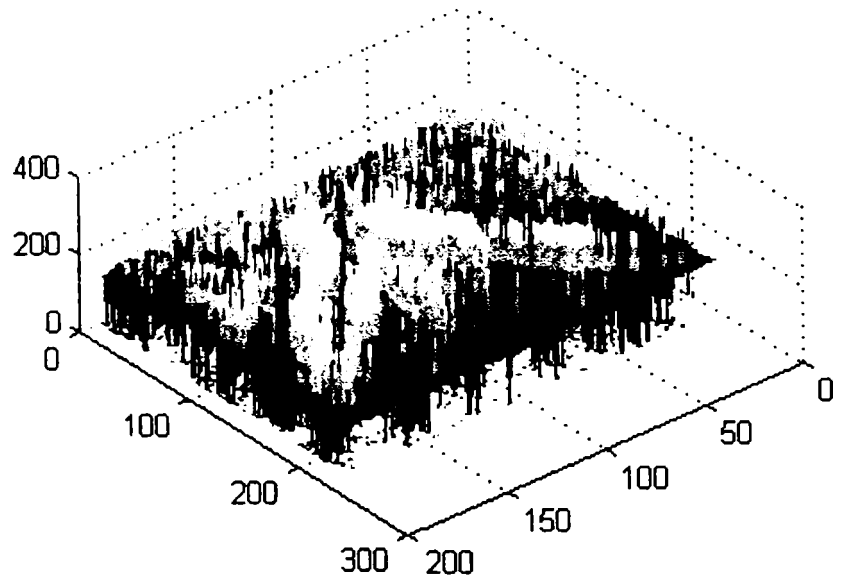
IMAGINI CAPTATE, FORMA $f(xy)$ A IMAGINILOR, HISTOGRAMA unei imagini captate. (cu diferite cantități de informație)



Domeniul 100 - 150 din histogramă reprezintă fundalul imaginii. Distribuția din jurul lui 10 și 250, raportul lor reprezintă informația utilă.

O altă imagine captată cu o focalizare mai bună decât cea precedentă. Aceste imagini sunt prelucrate conform procedurilor din paragraful 3.1 capitol III.





ANEXA 2. Capitol III.

IMAGINI PRELUCRATE PENTRU EXTRAGEREA DE TRAIECTORII

Pentru o prelucrare satisfăcătoare a imaginii am aplicat mai întâi metoda medierii asupra imaginii captate. Prin acest mod se elimină unele din discontinuitățile traiectoriei, cât și unele „murdăriri” din imagine, care ar putea perturba procesul de extragere a traiectoriei.

După filtrarea mediană am făcut binarizarea imaginii. După această operație vom avea o imagine în negru — reprezentând traiectoria necesară, și alb pentru fundal.

Din cauza existenței în continuare a unor discontinuități în traiectorie, am încercat eliminarea acestora prin “umflarea” traiectoriei. Acest procedeu constă în a verifica fiecare pixel din imaginea captată și binarizată, iar vecinătățile de opt ale pixelilor din traiectorie (nivel gri = 0) indiferent de valoarea lor se transformă tot în nivel gri = 0. Prin acest procedeu se poate elimina total discontinuitățile dacă îl aplicăm de un număr suficient de mare de ori, însă există dezavantajul ca și “zgomotele” rămase să crească (figura A2.3.1), ceea ce îngreunează prelucrarea în continuare a imaginii.

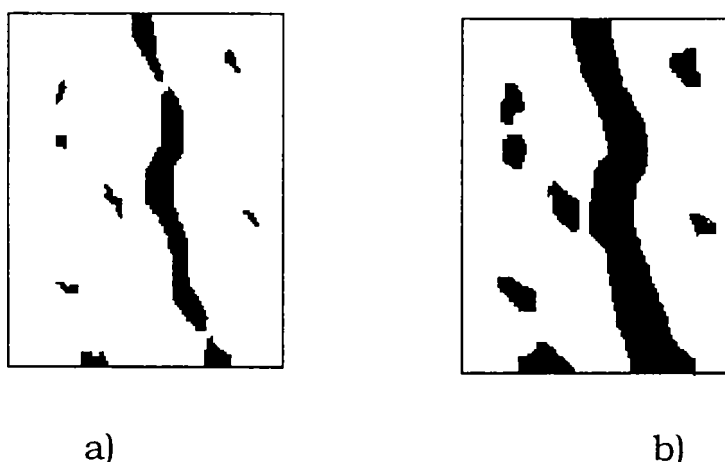


Figura A2.3.1 Imaginea binarizată (a) și “umflarea” ei (b)

Beneficiind de un control vizual asupra procesului, putem interveni în extragerea coordonatelor și cu ajutorul mouse-ului sau a tastaturii.

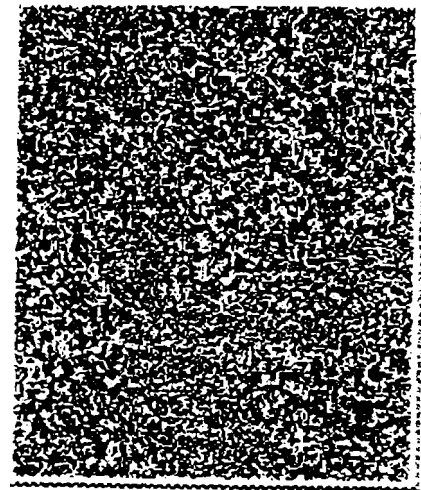
Astfel putem face scheletonizarea imaginii urmată de extragerea traiectoriei folosind metoda gradientului. După scheletonizare se obține scheletonul regiunii, adică a imaginii traiectoriei de urmărit, din care, prin metoda gradientului se obțin coordonatele carteziene ale punctelor componente. Procedeele de “subțiere” au un rol central într-un mare număr de probleme legate de procesarea imaginilor, de la controlul automat al circuitelor imprimare până la numărarea firelor de azbest din filtrele de aer.

În experiențele făcute s-a constatat însă că nu se pot elimina total "zgomotele" din imagine, și în astfel de cazuri este necesar intervenția utilizatorului în prelucrări ulterioare pentru extragerea coordonatelor traiectoriei.

În următoarele se vor prezenta rezultatele unor experimente efectuate:

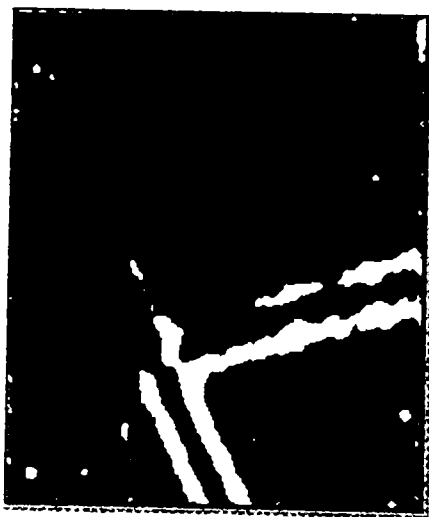


a)



b)

Figura A2.3.2: Imaginea încărcată în program (a) și filtrată (b)

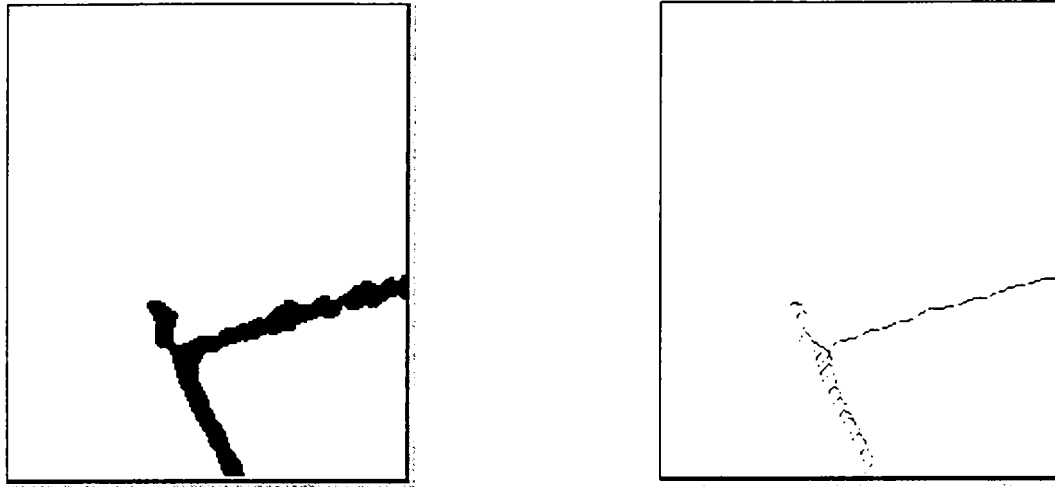


a)



b)

Figura A2.3.3: Imaginea convertită în binar (a) și inversată (b)

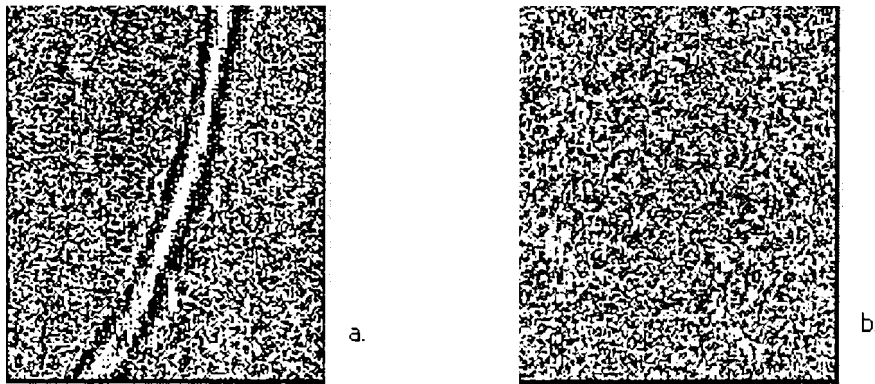


a)

b)

Figura A2.3.4: Imaginea curățată de zgomote (a) și scheletul ei (b)

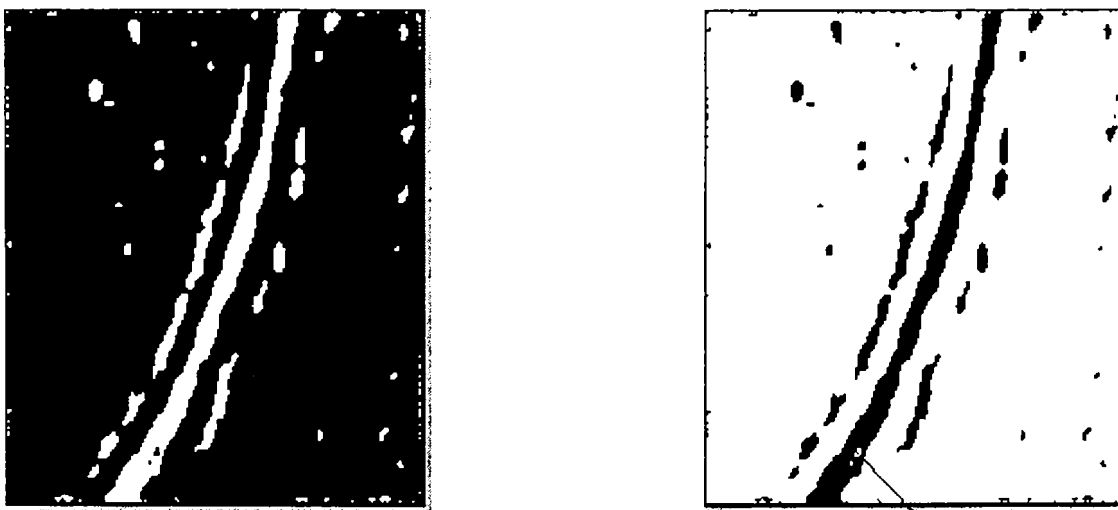
În continuare se prezintă o prelucrare de imagine, în care din cauza găurii din traiectorie este necesară umflarea ei.



a.

b.

Figura A2.3.5: Imaginea încărcată în program (a) și filtrată (b)

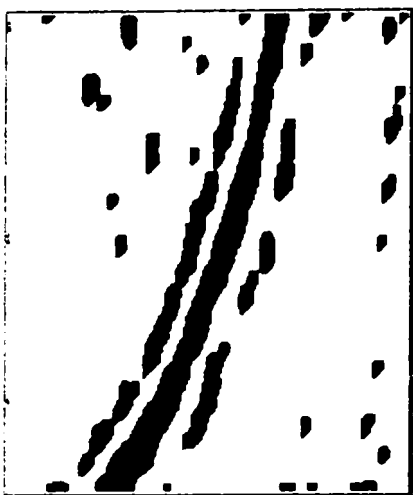


a)

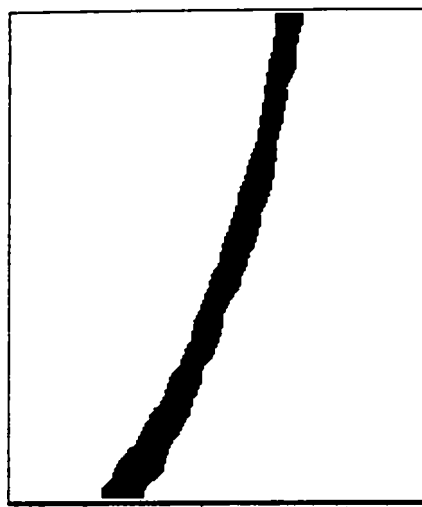
b)

gaură aflată în interiorul traiectoriei

Figura A2.3.6: Imaginea convertită în binar (a) și inversată (b)



a)

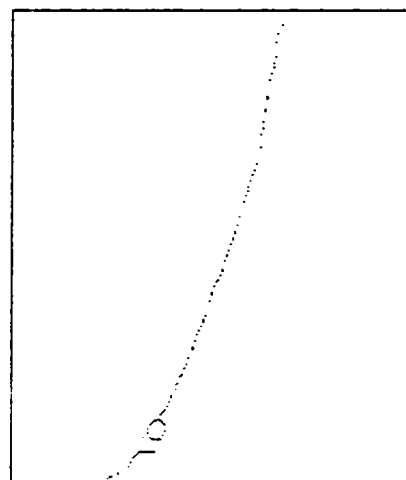


b)

Figura A2.3.7: Imaginea “umflată” (a) și curățată” de zgomote (b)



a)



b)

Figura A2.3.8 Scheletul traiectoriei “umflate” (a) și scheletul ei fără a fi umflată în prealabil (b)

Programul care realizează cele prezentate a fost elaborat de autor și testat și pe instalația de sudare cu fascicul.

PROCEDURI DE PRELUCRARE IMAGINE UTILIZATE

În această parte a lucrării voi prezenta programul scris pentru prelucrarea imaginii și câteva exemple din încercările făcute.

Program imaginii:

{SR+}

{SN+}

Uses Graph.Dos.Crt:

Const

XM = 188;

YM = 223;

StartX : word = 70;

```

StartY : word = 100;
NRDATA = (XM+1)*(YM+1);
xb_cont = 310;      xf_cont = 380;
yb_cont = 270;      yf_cont = 293;
xb_exit = 400;      xf_exit = 450;
yb_exit = 270;      yf_exit = 293;
xb_yes  = 310;      xf_yes  = 340;
yb_yes  = 270;      yf_yes  = 293;
xb_no   = 350;      xf_no   = 380;
yb_no   = 270;      yf_no   = 293;

```

Type

```

Imagine = Array [0..XM,0..YM] Of Byte;
Image_Ptr = ^Imagine;
pk = array [0..9] of byte;
p_ptr = ^pk;
Trace = Array [0..2000,1..2] Of Integer;
Trace_Ptr = ^Trace;

```

Var

```

m,r          : byte;
Im_temp      : Image_Ptr;
grDriver     : Integer;
grMode       : Integer;
ErrCode      : integer;
S1,sx,sy,sxr,syr : string[50];
left,right,up,down : boolean;
left_o,right_o   : boolean;
up_o,down_o,go   : boolean;
continue        : boolean;
x_left,y_left    : integer;
x_right,y_right  : integer;
x_up,y_up        : integer;
x_down,y_down    : integer;
ch1             : char;
xy              : array[0..50,0..1] of integer;
xy_rel          : array[0..1] of integer;
mp              : array[1..10] of boolean;
m1,m2,m3,m4    : word;
p               : p_ptr;
track           : Trace_Ptr;
mx, my         : word;

```

```
{-----GRAPHIC MODE-----}
```

Procedure Graph_Init;

begin

```

grDriver := Detect;
InitGraph(grDriver, grMode,'c:\bp\bgi');
ErrCode := GraphResult;
if ErrCode <> grOk then
begin
WriteLn('Graphics error:', GraphErrorMsg(ErrCode));
halt;
end;
end;

```

end;

```
{-----FINISH-----}
```

procedure good_bye;

begin

```

cleardevice;
outtextxy(300,400,'LA REVEDERE');
delay(1000);
dispose(Im_temp);

```

```

    closegraph:
end;
{-----MOUSE-----}

procedure mouseda(nr:word);
InLine($58/Scd/S33):

procedure MouseAsm:Assembler;

asm
    mov ax,m1
    mov bx,m2
    mov cx,m3
    mov dx,m4
    int $33
    mov m1,ax
    mov m2,bx
    mov m3,cx
    mov m4,dx
end;
{-----DETECT MOUSE POZITION-----}

function mouse_poz(x,y:word):char;

begin
    mouse_poz:= ' ';
    if (y<StartY+YM-YM/XM*(x-StartX)) and (y>StartY+YM/XM*(x-StartX)) and
        (x>StartX) then begin
        mx:=x;
        my:=y;
        mouse_poz:='B'    {cautare spre stanga}
    end
    else if (y<StartY+YM-YM/XM*(x-StartX)) and (y<StartY+YM/XM*(x-StartX)) and
        (y>StartY) then begin
        mx:=x;
        my:=y;
        mouse_poz:='F'    {cautare in sus}
    end
    else if (y>StartY+YM-YM/XM*(x-StartX)) and (y<StartY+YM/XM*(x-StartX)) and
        (x<StartX+XM) then begin
        mx:=x;
        my:=y;
        mouse_poz:='J'    {cautare spre dreapta}
    end
    else if (y>StartY+YM-YM/XM*(x-StartX)) and (y>StartY+YM/XM*(x-StartX)) and
        (y<StartY+YM) then begin
        mx:=x;
        my:=y;
        mouse_poz:='L';    {cautare in jos}
    end;
    if (x>xb_cont) and (x<xf_cont) and (y>yb_cont) and (y<yf_cont) then
        mouse_poz:='C';    {... continue}
    if (x>xb_exit) and (x<xf_exit) and (y>yb_exit) and (y<yf_exit) then
        mouse_poz:='E';    {... exit}
    if (x>xb_yes) and (x<xf_yes) and (y>yb_yes) and (y<yf_yes) then
        mouse_poz:='Y';    {...da}
    if (x>xb_no) and (x<xf_no) and (y>yb_no) and (y<yf_no) then
        mouse_poz:='N';    {...nu}
end;
{-----DISPLAY MESSAGES-----}

procedure display_messages(n:word);
begin
    if n=0 then
        begin

```

```

    clrscr;
    write('Introduceti prima imagine: ');
end;
if n=1 then
begin
    rectangle(310,100,600,240);
    outtextxy(320,120,'Stabilirea directiei de cautare');
    outtextxy(320,140,'o puteti face prin tastatura cu');
    outtextxy(320,160,'cursorii sau cu mouse clicand pe');
    outtextxy(320,180,'imagine in directia dorita. ');
    outtextxy(320,200,'In caz contrar apasati o tasta,sau');
    outtextxy(320,220,'"CONTINUE". ESC=iesire din program');
    rectangle(xb_cont,yb_cont,xf_cont,yf_cont);
    outtextxy(xb_cont+5,yf_cont-13,'CONTINUE');
    rectangle(xb_exit,yb_exit,xf_exit,yf_exit);
    outtextxy(xb_exit+8,yf_exit-13,'EXIT');
end;
if n=2 then
begin
    setcolor(0);
    rectangle(310,100,600,240);
    outtextxy(320,120,'Stabilirea directiei de cautare');
    outtextxy(320,140,'o puteti face prin tastatura cu');
    outtextxy(320,160,'cursorii sau cu mouse clicand pe');
    outtextxy(320,180,'imagine in directia dorita. ');
    outtextxy(320,200,'In caz contrar apasati o tasta,sau');
    outtextxy(320,220,'"CONTINUE". ESC=iesire din program');
    rectangle(xb_cont,yb_cont,xf_cont,yf_cont);
    outtextxy(xb_cont+5,yf_cont-13,'CONTINUE');
    rectangle(xb_exit,yb_exit,xf_exit,yf_exit);
    outtextxy(xb_exit+8,yf_exit-13,'EXIT');
    setcolor(7);
    outtextxy(320,100,'Translatarea fata de coordonatele');
    outtextxy(320,120,'anterioare sunt: ');
    str(xy_rel[0],sxr);
    sxr:='X-rel= '+sxr;
    str(xy_rel[1],syr);
    syr:='Y-rel= '+syr;
    outtextxy(420,140,sxr);
    outtextxy(420,160,syr);
    outtextxy(320,180,'Translatarea fata de coordonatele');
    outtextxy(320,200,'de inceput sunt: ');
    str(xy[m,0],sx);
    sx:='X-new= '+sx;
    str(xy[m,1],sy);
    sy:='Y-new= '+sy;
    outtextxy(420,220,sx);
    outtextxy(420,240,sy);
    outtextxy(xb_yes,yb_cont-20,'Va convine?');
    rectangle(xb_yes,yb_yes,xf_yes,yf_yes);
    outtextxy(xb_yes+8,yf_yes-13,'DA');
    rectangle(xb_no,yb_no,xf_no,yf_no);
    outtextxy(xb_no+8,yf_no-13,'NU');
    rectangle(xb_exit,yb_exit,xf_exit,yf_exit);
    outtextxy(xb_exit+8,yf_exit-13,'EXIT');
end;
if n=3 then
begin
    clrscr;
    write('Introduceti urmatoarea imagine: ');
end;
if n=4 then
begin
    setcolor(0);
    outtextxy(320,100,'Translatarea fata de coordonatele');

```

```

outtextxy(320,120,'anterioare sunt: ');
outtextxy(420,140,sxr);
outtextxy(420,160,syr);
outtextxy(320,180,'Translatarea fata de coordonatele');
outtextxy(320,200,'de inceput sunt: ');
outtextxy(420,220,sx);
outtextxy(420,240,sy);
outtextxy(xb_yes,yb_cont-20,'Va convine?');
rectangle(xb_yes,yb_yes,xf_yes,yf_yes);
outtextxy(xb_yes+8,yf_yes-13,'DA');
rectangle(xb_no,yb_no,xf_no,yf_no);
outtextxy(xb_no+8,yf_no-13,'NU');
setcolor(7);
outtextxy(320,100,'Alegeti o alta directie de cautare ');
outtextxy(320,120,'cu mouse-ul sau cu cursorii'  ');
rectangle(xb_exit,yb_exit,xf_exit,yf_exit);
outtextxy(xb_exit+8,yf_exit-13,'EXIT');
end;
if n=5 then
begin
setcolor(7);
outtextxy(320,100,'Stergeti totul ce nu va convine! ');
outtextxy(320,120,'Numai mouse-ul puteti folosi. ');
rectangle(xb_exit,yb_exit,xf_exit,yf_exit);
outtextxy(xb_exit+8,yf_exit-13,'EXIT');
rectangle(xb_cont,yb_cont,xf_cont,yf_cont);
outtextxy(xb_cont+5,yf_cont-13,'CONTINUE');
end;
if n=6 then
begin
setcolor(0);
outtextxy(320,100,'Stergeti totul ce nu va convine! ');
outtextxy(320,120,'Numai mouse-ul puteti folosi. ');
rectangle(xb_exit,yb_exit,xf_exit,yf_exit);
outtextxy(xb_exit+8,yf_exit-13,'EXIT');
rectangle(xb_cont,yb_cont,xf_cont,yf_cont);
outtextxy(xb_cont+5,yf_cont-13,'CONTINUE');
end;
end;
end;
{----- LOAD PICTURE FROM FILE -----}
Prin această procedură următoare se încarcă imaginea captată. Rezultatul se arată în figura
A2.3.9.

```



Figura A2.3.9. Imaginea încărcată în program

```

Procedure LoadFile( FileName : String;NR_DATA:LongInt;Im_temp:Image_Ptr);

```

```

var
PicFile      : file;

```

```

begin
  if FileName <> " then
    begin
      Assign(PicFile,FileName);
      {$I-}
      Reset(PicFile,1);
      {$I+}
      if IOResult = 0 then
        begin
          BlockRead(PicFile,Im_temp^,NR_DATA);
          Close(PicFile);
        end
      else
        begin
          MoveTO(0,0);
          OutText('ERROR : CANNOT ACCES FILE');
          ReadLn;
          halt(1);
        end;
      end; {If ....}
    end; {Procedure LoadFile....}
  }----- FILTERING CURRENT PICTURE -----}
  Următoarea procedură realizează filtrarea imaginii prin mediere (vezi fig.A2.3.10).

```

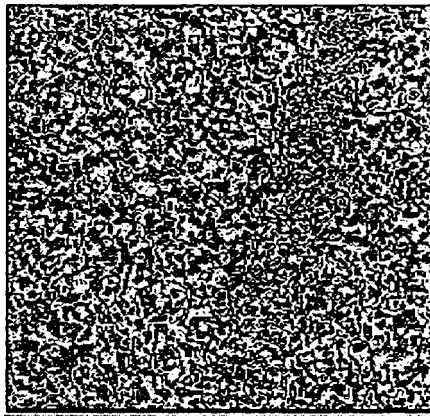


Figura A2.3.10. Imaginea după ce a fost filtrată de 3 ori consecutiv

```

Procedure Filter(X,Y:word;Imag:Image_Ptr);

type
  dt=array[1..2,1..8] of integer;

const
  d:dt=((0, -1, -1, -1, 0, 1, 1, 1),(1, 1, 0, -1, -1, -1, 0, 1));

var
  s: real;
  o: integer;
  i,j: word;

begin
  for i:=1 to X-1 do
    for j:=1 to Y-1 do
      begin
        s:=0;
        for o:=1 to 8 do
          s:=s+Imag^[i+d[1,o],j+d[2,o]];
          Imag^[i,j]:=round(s/8);
        end;
      end;
    end;
  end;

```

```

{----- DISPLAY CURRENT PICTURE -----}
Procedure Display(X,Y:word;Im_temp:Image_Ptr);

var
  i,j : Word;

begin
  cleardevice;
  SetColor(15);
  Line(StartX-3,StartY-3,X+StartX+4,StartY-3);
  Line(StartX-3,StartY-3,StartX-3,Y+StartY+4);
  Line(StartX-2,StartY-2,X+StartX+3,StartY-2);
  Line(StartX-2,StartY-2,StartX-2,Y+StartY+3);
  SetColor(7);
  Line(StartX-1,Y+StartY+3,X+StartX+3,Y+StartY+3);
  Line(X+StartX+3,StartY-1,X+StartX+3,Y+StartY+3);
  Line(StartX-2,Y+StartY+4,X+StartX+4,Y+StartY+4);
  Line(X+StartX+4,StartY-2,X+StartX+4,Y+StartY+4);
  Line(StartX-3,Y+StartY+5,X+StartX+5,Y+StartY+5);
  Line(X+StartX+5,StartY-3,X+StartX+5,Y+StartY+5);
  for i:=0 to X do
    for j:=0 to Y do
      PutPixel(StartX+i,StartY+j,Im_temp^[i,j]); (div 17);}
end: {Procedure Display...}

```

```

{----- IMAGE TO BW -----}
Prin această procedură imaginea este convertită în binar (vezi fig.A2.3.11.).

```

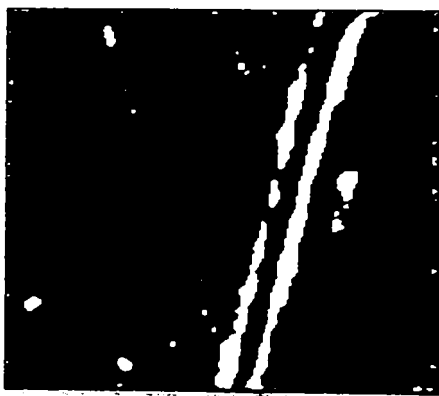


Figura A2.3.11. Imaginea convertită în alb-negru

```

Procedure Im2Bw(X,Y:word;Im_tmp:image_ptr;ref:byte;fill:byte);

```

```

var
  i,j:word;

begin
  for i:=0 to X do
    for j:=0 to Y do
      if Im_tmp^[i,j] > ref then Im_tmp^[i,j]:=fill
      else Im_tmp^[i,j]:=0;
end: {Procedure Im2Bw....}

```

```

{----- INVERT IMAGE -----}

```

Cu ajutorul acestei proceduri se face inversarea imaginii binarizate (fig. A2.3.12.).

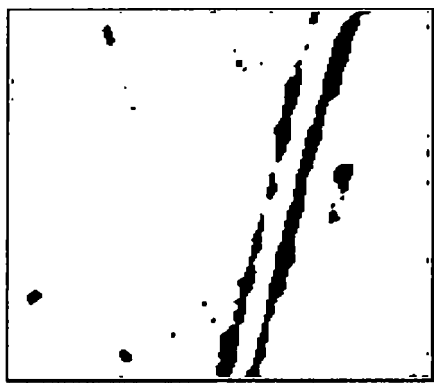


Figura A2.3.12. Inversarea imaginii binarizate

```

Procedure Invert(X,Y:word;Im_temp:image_ptr);

var
  i,j:word;

begin
  for i:=0 to X do
    for j:=0 to Y do
      Im_temp^[i,j]:=255-Im_temp^[i,j];
end; {Procedure Invert...}
{-----CHECK OUT-----}
  { LEFT }
procedure check_out_left(X,Y:word; Im:Image_Ptr);

var
  i,j : word;
  cont : word;

begin
  cont:=0;
  j:=0;
  for i:=0 to (Y-3) do
    if (Im^[2,i] + Im^[2,i+1] + Im^[2,i+2] + Im^[2,i+3])=0 then
      begin
        left_o:=true;
        cont:=cont+i;
        inc(j);
      end;
  cont:=round(cont/j);
  x_left:=round(xy[m-1,0]-X);
  y_left:=round(xy[m-1,0]+(cont-Y/2));
  xy_rel[0]:=round(-X);
  xy_rel[1]:=round(cont-Y/2);
end;
{-----RIGHT-----}

procedure check_out_right(X,Y:word; Im:Image_Ptr);

var
  i,j : word;
  cont : word;

begin
  cont:=0;
  j:=0;
  for i:=0 to (Y-3) do
    if (Im^[XM-8,i]+Im^[XM-8,i+1]+Im^[XM-8,i+2]+Im^[XM-8,i+3])=0 then
      begin
        right_o:=true;

```

```

        cont:=cont+i;
        inc(j);
    end;
    cont:=round(cont/j);
    x_right:=round(xy[m-1,0]+X);
    y_right:=round(xy[m-1,1]+(cont-Y/2));
    xy_rel[0]:=round(X);
    xy_rel[1]:=round(cont-Y/2);
end;
{-----UP-----}
procedure check_out_up(X,Y:word; Im:Image_Ptr);

var
    i,j : word;
    cont : word;

begin
    cont:=0;
    j:=0;
    for i:=0 to (X-3) do
        if (Im^[i,2] + Im^[i+1,2] + Im^[i+2,2] + Im^[i+3,2])=0 then
            begin
                up_o:=true;
                cont:=cont+i;
                inc(j);
            end;
        cont:=round(cont/j);
        x_up:=round(xy[m-1,0]+(cont-X/2));
        y_up:=round(xy[m-1,1]-Y);
        xy_rel[0]:=round(cont-X/2);
        xy_rel[1]:=round(-Y);

end;
{-----DOWN-----}
procedure check_out_down(X,Y:word; Im:Image_Ptr);

var
    i,j : word;
    cont : word;

begin
    cont:=0;
    j:=0;
    for i:=0 to (X-3) do
        if (Im^[i,YM-2]+Im^[i+1,YM-2]+Im^[i+2,YM-2]+Im^[i+3,YM-2])=0 then
            begin
                down_o:=true;
                cont:=cont+i;
                inc(j);
            end;
        cont:=round(cont/j);
        x_down:=round(xy[m-1,0]+(cont-X/2));
        y_down:=round(xy[m-1,1]+Y);
        xy_rel[0]:=round(cont-X/2);
        xy_rel[1]:=round(Y);

end;
{-----CHECK OUT -----}
procedure check_it;
begin
    if right then
        check_out_right(XM,YM,Im_temp);
    if left then
        check_out_left(XM,YM,Im_temp);
    if up then

```

```

    check_out_up(XM,YM,Im_temp);
    if down then
        check_out_down(XM,YM,Im_temp);
end;
{-----DECIDE DIRECTION-----}
procedure decide;

begin
    if (up_o and right_o) then up_o:=false;
    if (up_o and down_o) then up_o:=false;
    if (up_o and left_o) then up_o:=false;
    if (right_o and down_o) then right_o:=false;
    if (right_o and left_o) then left_o:=false;
    if (down_o and left_o) then left_o:=false;
end;

procedure targyal;

begin
    if up_o then
        begin
            xy[m,0]:=x_up;
            xy[m,1]:=y_up;
            down:=false;
        end;
    if left_o then
        begin
            xy[m,0]:=x_left;
            xy[m,1]:=y_left;
            right:=false;
        end;
    if right_o then
        begin
            xy[m,0]:=x_right;
            xy[m,1]:=y_right;
            left:=false;
        end;
    if down_o then
        begin
            xy[m,0]:=x_down;
            xy[m,1]:=y_down;
            up:=false;
        end;
    up_o:=false;
    down_o:=false;
    left_o:=false;
    right_o:=false;
end;
{-----ADJUSTING-----}
În unele cazuri, când există discontinuități sau găuri în traiectorie, se poate folosi această
procedură, cu ajutorul căreia putem “umfla” traiectoria, și astfel putem elimina eventualele găuri
sau discontinuități (vezi fig. A2.3.6a ).

procedure bombast(X,Y:word; Im:Image_Ptr);

type
    dt=array[1..2,1..8] of integer;

const
    d:dt=((0, -1, -1, -1, 0, 1, 1, 1),(1, 1, 0, -1, -1, -1, 0, 1));

var
    i,j,l : word;
    K     : Image_Ptr;

```

```

begin
  new(K);
  for i:=1 to X-1 do
    for j:=1 to Y-1 do
      begin
        K^[i,j]:=Im^[i,j];
        if Im^[i,j]=0 then
          for l:=1 to 8 do
            K^[i+d[1,l],j+d[2,l]]:=0;
          end;
        for i:=1 to X-1 do
          for j:=1 to Y-1 do
            Im^[i,j]:=K^[i,j];
          end;
        dispose(K);
      end;
    end;
  }-----CHANGE IMAGE-----}

```

```

procedure change(X,Y:word; Im:Image_Ptr);

```

```

var i : word;

```

```

begin
  Display(X,Y,Im);
  Filter(X,Y,Im);
  Filter(X,Y,Im);
  Filter(X,Y,Im);
  Display(X,Y,Im);
  delay(500);
  Im2Bw(X,Y,Im,140,255);
  Display(X,Y,Im);
  delay(500);
  invert(X,Y,Im);
  Display(X,Y,Im);
  delay(500);
  {for i:=1 to 8 do {felfuj}
  { bombast(X,Y,Im);
  Display(X,Y,Im); }
end;

```

```

procedure keres;

```

```

begin
  check_it;
  up:=true;
  left:=true;
  right:=true;
  down:=true;
  targyal;
end;

```

```

procedure evaluate_mouse;

```

```

begin
  mouseda(1);
  m1:=3;MouseAsm;
  if m2=1 then
    case mouse_poz(m3,m4) of
      'B' : begin mp[1]:=true; go:=true;end; {left}
      'F' : begin mp[2]:=true; go:=true;end; {up}
      'J' : begin mp[3]:=true; go:=true;end; {right}
      'L' : begin mp[4]:=true; go:=true;end; {down}
      'E' : begin mp[5]:=true; go:=true;end; {exit}
      'C' : begin mp[6]:=true; go:=true;end; {continue}
    end;
  end;
end;

```

```

        'Y'      : begin mp[7]:=true; go:=true;end; {yes}
        'N'      : begin mp[8]:=true; go:=true;end; {no}
    end;
end;
{-----WAITING FOR INSTRUCTIONS-----}

procedure waiting(n:word);

begin
    go:=false;
    if n=1 then
        repeat
            evaluate_mouse;
            if keypressed then
                ch1:=readkey;
            until (keypressed or go);
        if n=2 then
            repeat
                evaluate_mouse;
                if keypressed then
                    ch1:=readkey;
            until (ord(ch1)=100 or (ord(ch1)=68) or (ord(ch1)=110) or (ord(ch1)=78)
                or (ord(ch1)=27) or go;
            mouseda(2);
    end;
{-----CLEAR THE IMAGE-----}

```

În imaginea filtrată și convertită încă există niște “murdării”. Acestea ar îngreuna stabilirea corectă a traiectoriei, deci trebuie șterse. Următoarea procedură rezolvă acest lucru (fig. A2.3.13.).

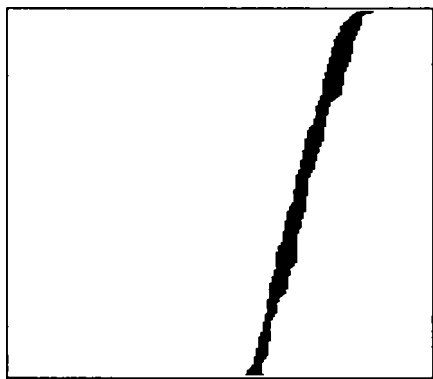


Figura A2.3.13. Imaginea curățată de “zgomote”

```

Procedure blot_clear(Im:image_ptr);

type
    dt = array[1..2,1..8] of integer;

const
    d : dt = ((-1, -1, 0, 1, 1, 1, 0, -1), (0, -1, -1, -1, 0, 1, 1, 1));

var
    K1, K2 : Image_Ptr;
    i, j : word;
    u, v : word;
    fin : boolean;
    x, y : word;
    m, n : word;
    contur1 : word;
    contur2 : word;

begin

```

```

new(K1):new(K2):
for i:=0 to XM do
  for j:=0 to YM do
    K2^[i, j]:=255:
contur2:=0:
for m:=1 to round((XM-1)/5) do
  for n:=1 to round((YM-1)/5) do
    if Im^[5*m,5*n]=0 then
      begin
        for i:=0 to XM do
          for j:=0 to YM do
            K1^[i, j]:=255:
        i:=0:
        contur1:=0:
        repeat
          K1^[5*m-i,5*n]=0:
          inc(i):
        until Im^[5*m-i,5*n]=255:
        x:=5*m-i+1:
        y:=5*n:
        u:=x: v:=y:
        i:=1:
        fin:=false:
        repeat
          i:=i mod 8:
          if ((i mod 8) = 0) then
            begin
              i:=8:
              fin:=true:
            end:
          if (Im^[x+d[1,i], y+d[2,i]] = 0) then
            begin
              K1^[x+d[1,i], y+d[2,i]]=0:
              inc(contur1):
              j:=0:
              repeat
                inc(j):
                K1^[x+d[1,i]+j, y+d[2,i]]=0:
              until (Im^[x+d[1,i]+j, y+d[2,i]] = 255):
              x:=x+d[1,i]:
              y:=y+d[2,i]:
              i:=(i-2+8) mod 8:
              fin:=true:
            end
          else
            inc(i):
        until ((u=x) and (v=y) and fin):
        if contur1>400 then
          begin
            for i:=0 to XM do
              for j:=0 to YM do
                Im^[i,j]:=K1^[i,j]:
            dispose(K1):
            dispose(K2):
            exit:
          end:
        if contur1>contur2 then
          begin
            contur2:=contur1:
            for i:=0 to XM do
              for j:=0 to YM do
                K2^[i,j]:=K1^[i,j]:
          end:

```

```

        end;
    for i:=0 to XM do
        for j:=0 to YM do
            Im^[i,j]:=K2^[i,j];
        dispose(K1);
        dispose(K2);
    end;
}-----WHITE CONTOUR-----}

```

Procedure white_contour(x, y:word; Im:Image_ptr);

```

var
    i : word;

begin
    for i:=0 to XM do
        Im^[i,0]:=255;
    for i:=0 to XM do
        Im^[i,YM]:=255;
    for i:=0 to YM do
        Im^[0,i]:=255;
    for i:=0 to YM do
        Im^[XM,i]:=255;

    {for i:=0 to XM do
        Im^[i, 1]:=255;
    for i:=0 to XM do
        Im^[i,YM-1]:=255;
    for i:=0 to YM do
        Im^[1,i]:=255;
    for i:=0 to YM do
        Im^[XM-1,i]:=255; }
end;
}-----RADIR-----}

```

procedure radir;

```

begin
    white_contour(XM,YM,Im_temp);
    Display(round(NRDATA/224)-1,224-1,Im_temp);
    blot_clear(Im_temp);
    Display(round(NRDATA/224)-1,224-1,Im_temp);
end;

```

{----- IMAGE TO 0/1 -----}

Pentru a obține “scheletul” imaginii curățate, mai întâi imaginea trebuie convertită într-o imagine binară în care fundalul va avea valoarea de 0, iar traiectoria valoarea de 1.

Procedure Invertfk(X,Y:word;Im_temp:image_ptr);

var i,j:word;

```

begin
    For i:=0 To X Do
        For j:=0 To Y Do
            If Im_temp^[i,j]=0 then Im_temp^[i,j]:=1 else Im_temp^[i,j]:=0;
        end; {Procedure Invert...}
end;

```

{----- IMAGE INTO BW -----}

Procedure Invertkf(X,Y:word;Im_temp:image_ptr);

var i,j:word;

```

begin
    For i:=0 To X Do

```

```

For j:=0 To Y Do
  If Im_temp^[i,j]=0 then Im_temp^[i,j]:=255 else Im_temp^[i,j]:=0;
end: (Procedure Invert....)

```

```

{----- SKELETON -----}

```

Această figură ne dă "scheletul" imaginii necesară pentru stabilirea traiectoriei (fig.A2.3.14).

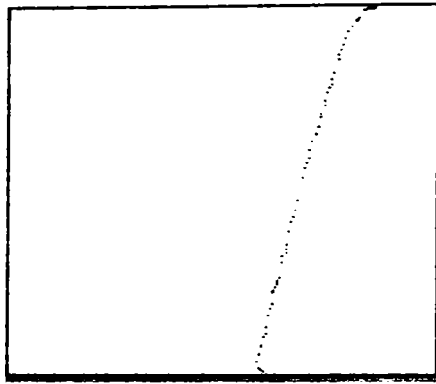


Figura A2.3.14. "Scheletul" imaginii

```

procedure Skeleton(Im:Image_Ptr):
type
  dt = array[1..2,1..8] of integer;
const
  d : dt:=((0, 1, 1, 1, 0, -1, -1, -1),(-1, -1, 0, 1, 1, 1, 0, -1));
var
  is_change : boolean;
  K : Image_Ptr;
  i, j : word;

function cond_a(m, n:word) : boolean;
var
  np, o : word;
begin
  np:=0;
  cond_a:=false;
  for o:=1 to 8 do
    if Im^[m+d[1,o],n+d[2,o]]=1 then
      inc(np);
  if ((np>=2) and (np<=6)) then
    cond_a:=true;
end;

function cond_b(m, n:word) : boolean;
var
  sp, o : word;
begin
  sp:=0;
  cond_b:=false;
  for o:=1 to 7 do
    if Im^[m+d[1,o],n+d[2,o]]<Im^[m+d[1,o+1],n+d[2,o+1]] then
      inc(sp);
  if (sp=1) then
    cond_b:=true;
end;

function cond_c1(m, n:word) : boolean;
begin
  cond_c1:=false;
  if Im^[m+d[1,1],n+d[2,1]]*Im^[m+d[1,3],n+d[2,3]]*Im^[m+d[1,5],n+d[2,5]]=0 then

```



```

    cond_c1:=true;
end;

function cond_d1(m, n:word) : boolean;
begin
    cond_d1:=false;
    if Im^[m+d[1,3],n+d[2,3]]*Im^[m+d[1,5],n+d[2,5]]*Im^[m+d[1,7],n+d[2,7]]=0 then
        cond_d1:=true;
    end;
end;

function cond_c2(m, n:word) : boolean;
begin
    cond_c2:=false;
    if Im^[m+d[1,1],n+d[2,1]]*Im^[m+d[1,3],n+d[2,3]]*Im^[m+d[1,7],n+d[2,7]]=0 then
        cond_c2:=true;
    end;
end;

function cond_d2(m, n:word) : boolean;
begin
    cond_d2:=false;
    if Im^[m+d[1,1],n+d[2,1]]*Im^[m+d[1,5],n+d[2,5]]*Im^[m+d[1,7],n+d[2,7]]=0 then
        cond_d2:=true;
    end;
end;

begin
    new(K);
    is_change:=true;
    for i:=0 to XM do
        for j:=0 to YM do
            K^[i,j]:=Im^[i,j];
        while is_change do
            begin
                is_change:=false;
                {-----}
                for j:=1 to YM-1 do
                    for i:=1 to XM-1 do
                        if Im^[i,j]=1 then      {it's black pixel}
                            if cond_c1(i,j) then
                                if cond_d1(i,j) then
                                    if cond_a(i,j) then
                                        if cond_b(i,j) then
                                            begin
                                                is_change:=true;
                                                K^[i,j]:=0;
                                            end;
                                        end;
                                    end;
                                end;
                            end;
                        end;
                    end;
                for i:=0 to XM do
                    for j:=0 to YM do
                        Im^[i,j]:=K^[i,j];      {end step 1}
                    end;
                {-----}
                for j:=1 to YM-1 do
                    for i:=1 to XM-1 do
                        if Im^[i,j]=1 then      {it's black pixel}
                            if cond_c2(i,j) then
                                if cond_d2(i,j) then
                                    if cond_a(i,j) then
                                        if cond_b(i,j) then
                                            begin
                                                is_change:=true;
                                                K^[i,j]:=0;
                                            end;
                                        end;
                                    end;
                                end;
                            end;
                        end;
                    end;
                for i:=0 to XM do
                    for j:=0 to YM do
                        Im^[i,j]:=K^[i,j];      {end step 2}
                    end;
                {-----}
            end;
        end;
    end;
end;

```

```

dispose(K);

end;

{.....MAIN.....}

Begin
  S1:='';ch1:=' ';
  new(lm_temp);
  new(track);
  new(p);
  m:=1;
  continue:=false;
  xy[0,0]:=0;
  xy[0,1]:=0;
  display_messages(0);
  read(S1);
  S1 := 'c:\k.pfel-1\' + S1;
  up_o:=false:right_o:=false;
  left_o:=false:down_o:=false;
  for r:=1 to 8 do
    mp[r]:=false;
  repeat
    if continue then
      begin
        S1:='';
        closegraph;
        display_messages(3);
        readln;
        read(S1);
        S1 := 'c:\k.pfel-1\' + S1;
        continue:=false;
      end;
    graph_init;
    LoadFile(S1,NRDATA,lm_temp);
    change(round(NRDATA/224)-1,224-1,lm_temp);
    radir;delay(5000);
    (for r:=1 to 15 do
      bombast(XM,YM,lm_temp);
    Display(XM,YM,lm_temp);
    invert(XM,YM,lm_temp);
    for r:=1 to 17 do
      bombast(XM,YM,lm_temp);
    invert(XM,YM,lm_temp);
    Display(XM,YM,lm_temp); )
    if not(mp[1] or mp[2] or mp[3] or mp[4]) then
      begin
        display_messages(1);
        delay(500);
        mouseda(0);
        waiting(1);
      end;
    if (ord(ch1)=27) or mp[5] then good_bye
    else if (ord(ch1)=0) or (mp[1]) or (mp[2]) or (mp[3]) or (mp[4]) then
      begin
        if ord(ch1)=0 then
          begin
            ch1:=readkey;
            case ord(ch1) of
              72 : up:=true;
              75 : left:=true;
              77 : right:=true;
              80 : down:=true;
            end;
          end;
        end;
      end
end

```

```

begin
  ch1:=readkey;
  case ord(ch1) of
    72   : up:=true;
    75   : left:=true;
    77   : right:=true;
    80   : down:=true;
  end;
end
else
  begin
    left:=mp[1];up:=mp[2];
    right:=mp[3];down:=mp[4];
  end;
  keres;
end
else if keypressed or mp[6] then
  begin
    up:=true;
    left:=true;
    right:=true;
    down:=true;
    check_it;
    decide;
    targyal;
  end;
  display_messages(2);
  delay(500);
  for r:=1 to 8 do
    mp[r]:=false;
  waiting(2);
  if (ord(ch1)=100) or (ord(ch1)=68) or (mp[7]) then
    begin
      continue:=true;
      ch1:=' ';
      inc(m);
      S1:="";
      Invertfk(XM,YM,Im_temp);
      skeleton(Im_temp);
      Invertkf(XM,YM,Im_temp);
      {bombast(XM,YM,Im_temp);}
      Display(round(NRDATA/224)-1,224-1,Im_temp);
      delay(5000);

      end;
  if (ord(ch1)=110) or (ord(ch1)=78) or (mp[8]) then
    begin
      ch1:=' ';
      display_messages(4);
      delay(500);
      for r:=1 to 8 do
        mp[r]:=false;
      waiting(1);
      if (ord(ch1)=27) or mp[5] then good_bye;
      closegraph;
    end;

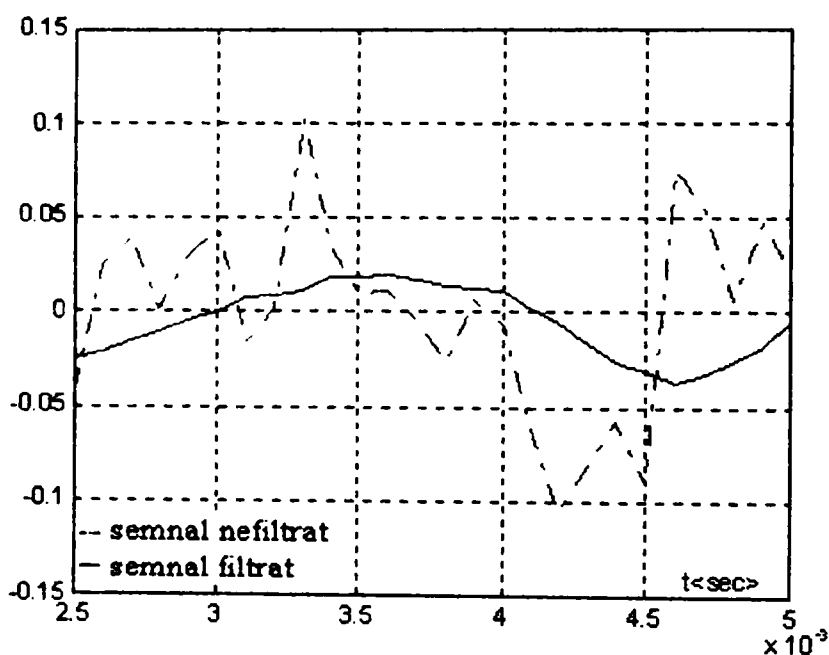
  until (ord(ch1)=27) or mp[5];
  good_bye;
End.

```

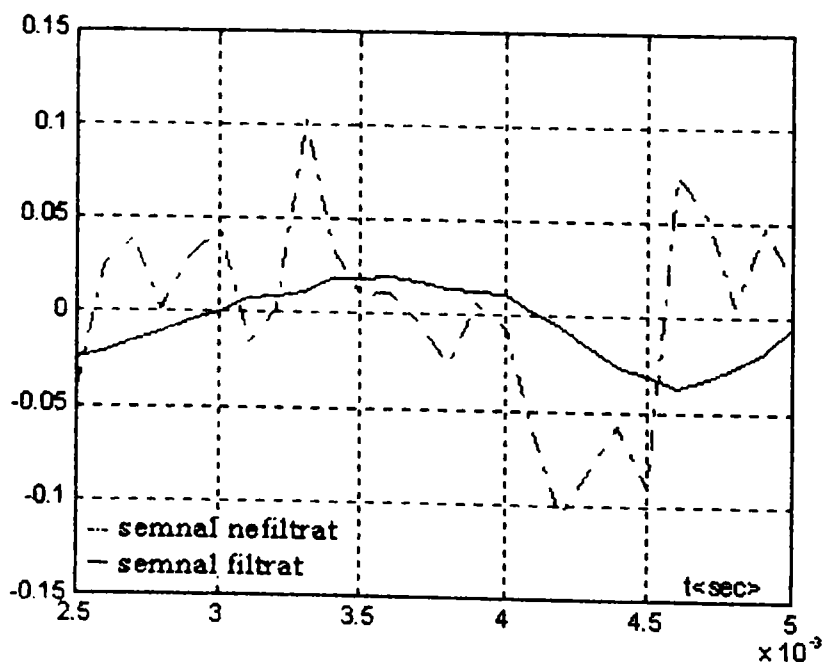
ANEXA 3. Capitol III

EXEMPLE DE FILTRARE IIR

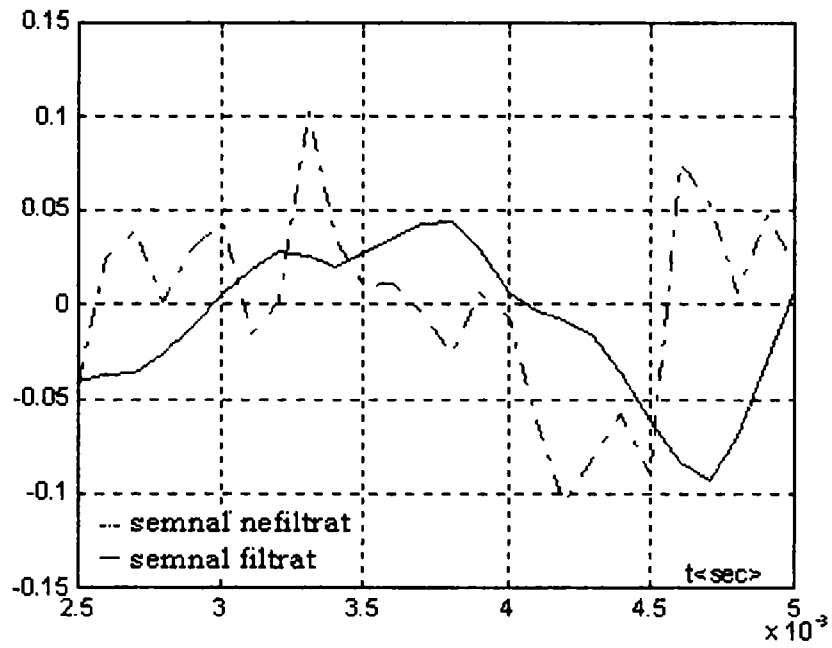
Pentru a extrage semnalul TAU (τ) dintr-un semnal, în capitolul III paragraful 3 s-a prezentat o metodă de proiectare a filtrelor digitale. Efectul frecvenței de tăiere asupra performanțelor filtrelor digitale se poate observa în secvența de imagini următoare. Semnalul este semnal captat cu instalația de fascicul de electroni. Filtrarea digitală a fost realizată folosind un program scris în Pascal.



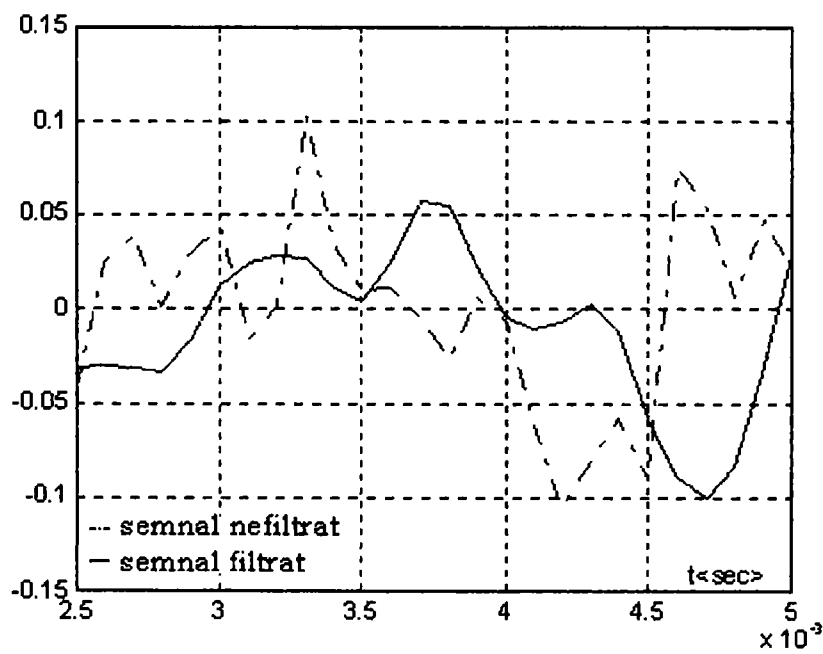
$F_c = 500 \text{ Hz}$



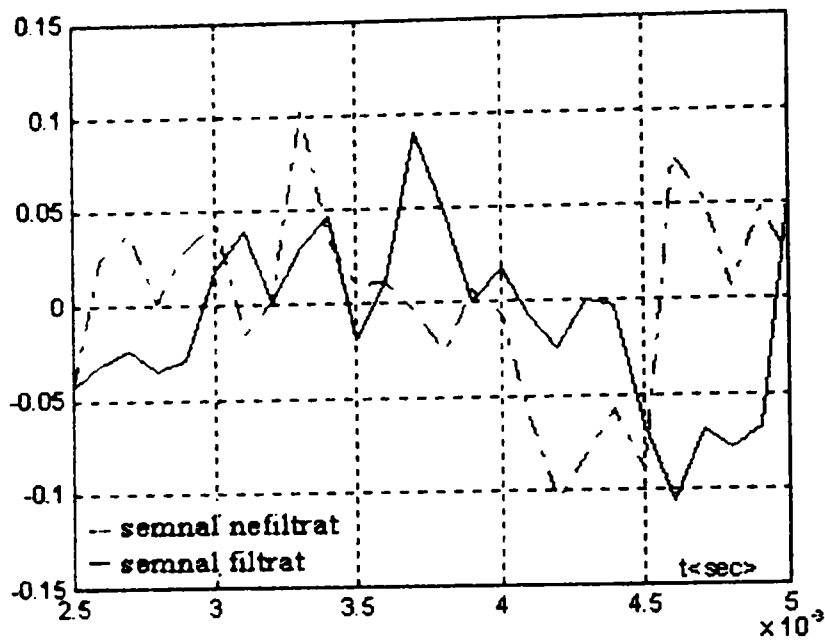
$F_c = 1000 \text{ Hz}$



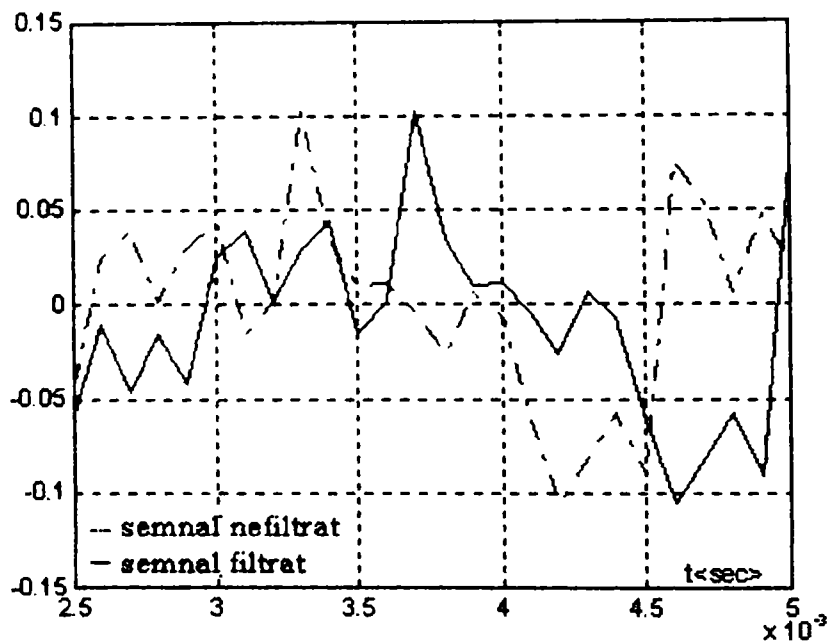
$F_c = 3500$ Hz



$F_c = 5000$ Hz



$F_c = 7500$ Hz



$F_c = 10000$ Hz

Defazajul dintre semnalul filtrat și nefiltrat nu are importanță dacă se are în vedere extragerea valorii unui interval de timp și nu a momentului de început al aceluși interval (cunoscut). Semnalul extras este folosit în procedura de sudare în adâncime (capitol II paragraf 2.3) iar precizia semnalului extras corespunde scopului propus.

CAPITOL IV

SISTEME DE REGLARE AUTOMATĂ BAZATĂ PE INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ

O parte importantă a realizării reglării sistemului cu fascicul de electroni a necesitat creerea de modele necesare acelor operații. Subsistemele supuse reglării din sistemul cu fascicul de electroni sunt neliniare. Modele matematice care au fost create erau foarte aproximative. Reglarea subsistemelor principale ai instalației (subsistemul de generare a curentului de fascicul, subsistemul de focalizare, subsistemul de urmărire traiectorie dar și subsistemele de vidare sau stabilizare tensiune de alimentare) s-au bazat pe modele matematice aproximative. Anumite comenzi de reglare, cum ar fi urmărirea traiectoriei s-a făcut folosind comenzi manuale pe baza unor informații vizuale văzute pe un monitor. S-a pus problema folosirii inteligenței artificiale pentru două modelări posibile. Pentru modelarea unor subsisteme sau părți de subsisteme și pentru modelarea unor regulatoare utilizate. Spre deosebire de metodele de modelare obișnuite cele bazate pe inteligență artificială folosesc metode de învățare pentru a crea modelul corespunzător.

Acest capitol are scopul de a descrie toate metodele folosite în creerea sistemului de reglare bazate pe inteligență artificială. În acest context, prin inteligență artificială înțeleg diferite tipuri de rețele neuronale cu capacitatea de învățare și sisteme fuzzy de reglare care să fie capabile de reglare pe baza unor informații uneori vagi. Utilizarea acestora necesită de multe ori o capacitate mare de calcul. O altă cale de a face ca aceste procedee (rețele neuronale pentru modelare și regulatoare fuzzy) să funcționeze în timp real este de a studia și alege formele cele mai performante și rapide. Primul paragraf prezintă câteva din problemele de bază ale modelării cu rețele neuronale, punând accent pe acele forme care au fost utilizate în diferitele etape ale reglării instalației cu fascicul de electroni. În reglarea automată a diferitelor subsisteme au fost experimentate și implementate algoritmi bazate pe rețele CMAC. (Și cele RBF și B-spline au fost experimentate). Paragraful doi tratează problema regulatoarelor fuzzy PID cu performanțe în utilizare în urmărirea de traiectorie. Cele prezentate în acel paragraf au fost experimentate de autor pe instalația de sudare. Paragraful trei prezintă un studiu de sisteme fuzzy adaptive cu contribuții ale autorului la studierea și realizarea algoritmilor prezentați.

Toate elementele de reglare și de modelare au fost experimentate de autor ba prin simulare ba pe instalația de sudare. Rezultatul final al acestora se prezintă în anexele acestui capitol.

4.1 UTILIZAREA REȚELELOR NEURONALE ARTIFICIALE PENTRU MODELAREA SUBSISTEMELOR INSTALAȚIEI DE SUDARE

Scopul urmărit în acest paragraf este prezentarea elementelor necesare și suficiente a cunoștințelor folosite în modelarea subsistemelor din instalația de sudare. Paragraful nu încearcă să facă o prezentare completă ci prezintă elementele testate și utilizate. Accentul se pune pe

rețele de tip Memorie Asociativă (CMAC) care s-au dovedit utile în aplicarea lor în timp real, la modelarea reglării de urmărire traiectorie și distanță focală.

4.1.1. REȚELE NEURONALE FOLOSITE ÎN MODELARE

Structura creierului uman se compune dintr-o rețea complexă de neuroni care se interconectează între ei în mod paralel prin intermediul unor axoni, respectiv dendrite. Schimbul de informație între diferiții neuroni se realizează prin intermediul așa-numitelor sinapse. Funcționarea creierului uman se caracterizează prin fenomene electro-chimice relativ simple. S-a pus problema explicării modului în care aceste rețele neuronale complexe, dar constituite din elemente de procesare relativ simple, pot să prezinte performanțe notabile. Aceste idei au condus la crearea diferitelor modele matematice ale neuronilor "artificiali" [And 95] [Bal 89].

O rețea neuronală este o structură de procesare a informației, masiv paralelă și distribuită, compusă din elemente de procesare simple, denumite neuroni. Fiecare neuron are o singură ieșire și una sau mai multe intrări. Mai multe ieșiri se pot conecta împreună la intrările unui alt element de procesare. Legăturile între diferitele unități de procesare se caracterizează prin așa-numitele "ponderi" (weights), care se modifică în timpul antrenării, respectiv al funcționării rețelei neuronale. Legăturile sunt deci niște conexiuni care transportă semnale excitatorii sau inhibitorii de la un element de procesare la altul. În mod evident, denumirea rețelei provine din marea asemănare a acesteia cu sistemul nervos uman.

În prezent sistemelor de reglare li se cer să posede performanțe dinamice ridicate împreună cu proprietăți de robustețe și utilizare în sisteme din ce în ce mai complexe, cu caracteristici dinamice neliniare. Capacitatea de modelare cu metode matematice pierde teren față de o modelare și reglare inteligentă. În ultimul timp s-a manifestat un larg interes în folosirea modelelor bazate pe structuri biologice și algoritmi de învățare pentru modelare și reglare adaptivă. Aplicațiile de reglare inteligentă au nevoie de algoritmi care sunt capabili să [Bar 92]:

- opereze într-un domeniu insuficient de bine definit și variabil în timp
- se adapteze la schimbări în dinamica sistemului ca și în efectele mediului
- învețe informații semnificative în mod stabil
- considere câteva restricții pe dinamica sistemului
- să opereze autonom în mediu haotic cu intervenție minimă.

Căutarea unui algoritm care să ne furnizeze o metodă universală pentru toate problemele de reglare inteligentă nu este un țel realist. În ingineria

reglării algoritmi de învățare au importanță mare. În general algoritmi de adaptare sunt bazati pe sisteme liniare și modele liniare, numărul parametrilor care trebuie aleși determinând flexibilitatea schemelor de adaptare. Rețelele neuronale furnizează și metode cu care acești algoritmi pot fi adaptați pentru sisteme neliniare. Majoritatea algoritmilor de învățare supervizată sunt bazați pe metoda gradientului dar recent au apărut strategii de adaptare bazate pe concepte de stabilitate.

În acest paragraf capacitatea de modelare este analizată separat de algoritmi de învățare. Majoritatea modelelor neuronale curent folosite au o structură de rețea fixă și (neliniar) pentru a adapta parametrii folosesc metoda gradientului descendent. Structura rețelei poate fi foarte flexibilă datorită adaptării neliniare, dar metodele bazate pe *model* sunt denumite scheme de modelare *software*. Examinarea capacității de modelare a diferitelor rețele neuronale este importantă întrucât permite determinarea proprietăților funcționale, de reprezentare și generalizare ale rețelelor. Informația primită din măsurarea performanței rețelei, folosind setul de antrenare se descrie fără structura *de referință*, deci structura rețelei poate fi o formă redusă sau simplificată deoarece nu este capabilă să modeleze orice zgomot. Seturile de antrenare rareori conțin o descriere completă a relației de intrare/ieșire dorit și o dată învățarea încheiată ar putea fi necesară modificarea informației stocate.

Clasa de rețele neuronale folosit în teză este de tip *Memorii Asociative* care sunt de tip feedforward (anticipative) și rețele cu învățare supervizată. Aceste rețele sunt algoritmi de aproximare universali care pot să încorporeze o cunoștință apriorică în structura lor, sunt potrivite pentru antrenare cu metoda gradient descendent și au o interpretare naturală fuzzy. Avantajul folosirii acestor rețele este că ei permit utilizarea teoriei liniare de învățare ce poate fi aplicată diverselor modele și reglări neliniare [Bro94] [Car 95].

□ Despre neuromodelări

În general arhitecturile de modelare și reglare sunt independente de rețea. Pot fi folosiți mai mulți algoritmi de învățare pentru o anumită structură de rețea neuronală cu toate că anumiți algoritmi sunt mai potriviți decât ceilalți. Cât de mult un algoritm de învățare satisface proprietățile de performanță (viteză de învățare – convergența învățării, capacitatea de generalizare și stabilitate) determină cât de potrivit este pentru modelare și reglare în timp real. Acesta depinde de capacitatea de modelare a rețelei și de algoritmul de învățare.

□ Surse reprezentative

Mulți algoritmi de neuromodelare și reglare sunt exprimați în domeniul timp continuu. Pentru a determina modificarea în stările modelului sau pentru a calcula schimbările cerute în semnalul de comandă, se folosesc variabile măsurate care evaluează starea sistemului condus, a semnalului de comandă și răspunsul dorit. O mare majoritate de

aplicații de neuromodelare și reglare sunt implementate ca sisteme etalon și ecuațiile de stare pentru un astfel de sistem neliniar sunt:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= f(x(t), u(t)) \\ y(t) &= g(x(t)) \end{aligned} \quad (4.1.1)$$

unde

$x(t)$ este vectorul de stare la momentul t ,
 $u(t)$ este semnalul de comandă la momentul t
 $y(t)$ este ieșirea observabilă la momentul t .

Ecuațiile de stare discrete corespunzătoare sunt:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= f_1(x(t), u(t)) \\ y(t) &= g(x(t)) \end{aligned} \quad (4.1.2)$$

Majoritatea modelelor sistemelor consideră că semnalul de ieșire conține informații suficiente despre toate stările sistemului, și deci ecuația de stare discretă poate fi reformulată sub forma:

$$y(t) = h(y_1(t-1), u_1(t)) \quad (4.1.3)$$

unde $y(t-1)$ este un vector de lungime n_y format din ieșirile anterioare $y_1(t-1), \dots, y_{n_y}(t-1)$ și $u_1(t)$ este un vector de lungime n_u format din comenzile anterioare și comanda curentă $u(t), \dots, u(t+n_u)$.

Odată ce a fost aleasă reprezentarea discretă sau continuă, trebuie determinat dimensiunea neuromodelului. Supraestimând (supraparametrizat), rezultă o rată de convergență și generalizare neadecvată funcționării în timp real. Folosind structură subminimală înseamnă că dinamica nemodelării există dar poate să afecteze stabilitatea oricărui sistem de învățare și reglare.

În anii 80, Billings și colegii lui au dezvoltat o structură generală de modelare neliniară denumită *Nonlinear Autoregressive Moving Average*, model cu intrări exogene. Acest model poate fi descris prin ecuația :

$$y(t) = h(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u)) + e(t) \quad (4.1.4)$$

unde y , u și e sunt vectorii de ieșire, intrare și perturbație aditivă ai sistemului [Ant 91] [And 95].

Acesta este o relație foarte generală și multe rețele neuronale pot fi interpretate în această formă. Pentru modelarea proceselor neliniare dinamice au fost folosite la început Modelele Volterra și cele polinomiale. Mai recent, cu același intenție de modelare, au fost dezvoltate rețelele neuronale perceptroni multistrat și funcții RBF. Performanța măsurată a rețelei poate interpreta și elimina impreciziile în datele de intrare, deci

acest tip de cadru teoretic este folositor pentru dezvoltarea neuromodelării și reglării.

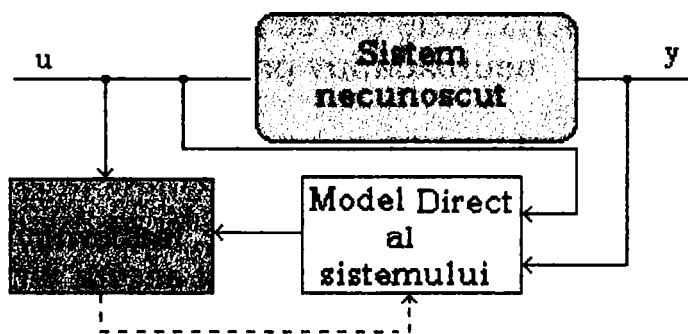
4.1.2. STRATEGII DE MODELARE

Există patru modele principale de învățare arătate în figura 4.1.1

- un model de bază
- un model invers
- un model invers specializat
- model operator

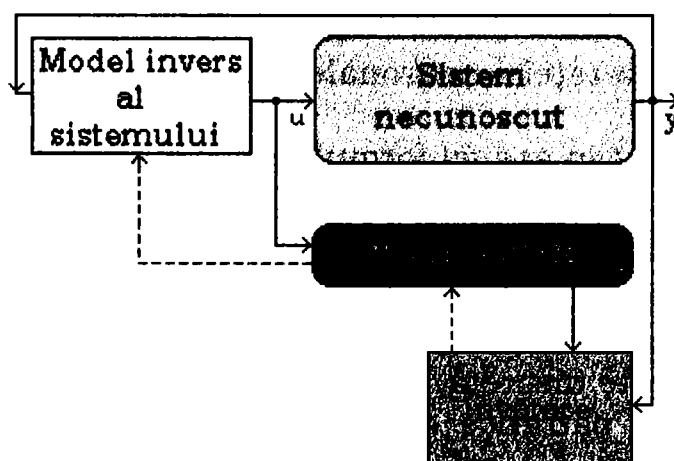
Pentru trei din aceste patru cazuri valoarea dorită a ieșirii rețelei este direct disponibilă iar pentru antrenarea setului de ponderi poate fi folosită orice regulă de învățare supervizată [Bal 89] [Bro 94].

Modelul direct de învățare, pe baza semnalului de intrare și a semnalului similar generat de modelul direct, corectează ponderile rețelei modelului invers al sistemului necunoscut (MDSN).



a. Model direct

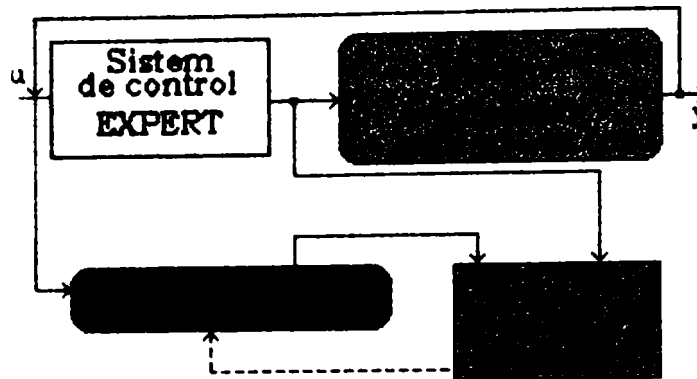
Modelul de învățare invers specializat va crea Model Sistem (MS) folosind ieșirea unui Model invers al sistemului necunoscut (MISN) și ieșirea sistemului. Învățarea modifică ponderile MS care face corecțiile asupra MISN.



b. Model invers specializat

Modelul operator cere existența unui sistem de control expert care furnizează comenzile optime sistemului. Modelul operator își va modifica ponderile rețelei sale neuronale pe baza valorilor de referință și a valorilor semnalului de comandă furnizate de sistemul expert.

Succesul tuturor acestor scheme depinde de cât de perturbat este semnalul de intrare și capacitatea de aproximare și capacitatea de antrenare a modelului trebuie să filtreze erorile (zgomotele) măsurate și modelate.



c. Model operator

Figura 4.1.1. Cele trei structuri a. b. c. de învățare neuroadaptiv prezentate.

4.1.2.1. MODELAREA SISTEMULUI

Arhitectura de bază a modelării poate să fie foarte simplă, semnalul de control și stările instalației sunt eșantionate și acesta formează vectorul de intrare a rețelei neuronale de modelare. Dacă aceste valori nu ne stau la dispoziție, avem nevoie de estimatoare corespunzătoare. Ieșirea rețelei este calculată și comparată cu ieșirea măsurată a sistemului și diferența dintre aceste două cantități este folosită pentru ajustarea vectorului de ponderi pentru a reduce eroarea de ieșire a rețelei. Eroarea aceasta este diferența calculată:

$$\varepsilon_y(t) = \hat{y}(t) - y(t) \quad (4.1.5)$$

unde

$\hat{y}(t)$ este ieșirea măsurată a instalației iar $y(t)$ este ieșirea rețelei neuronale în momentul t .

Regulile de învățare sunt în așa fel formulate încât să minimizeze o funcție criteriu de tip eroare medie pătratică a ieșirii, dată de expresia

$$J_y = E(\varepsilon_y^2(t)) \quad (4.1.6)$$

unde operatorul de medie E este pe baza funcției de densitate de probabilitate a valorilor intrării rețelei. În general se folosește o funcție de densitate de probabilitate discretă, caz în care expresia de mai sus devine o sumă finită de erori pătratice ale ieșirii. Acest principiu stă la baza modelării directe (figura 4.1.1a). Această funcție criteriu dă indicații despre capacitatea rețelei de a reproduce funcția dorită numai dacă setul de antrenare conține date reprezentative pentru tot universul de existență a variabilelor utilizate.

Obiectivul modelării inverse este de a sintetiza regulatorul, astfel încât arhitectura regulator/sistem să aibă o funcția de transfer unitară.

Inevitabil erorile de modelare perturbă funcția de transfer. Pentru ca modelul invers să fie bine definit, formele din setul de antrenare trebuie să fie unice. Acesta este satisfăcut când instalația are model invers (sistem minimal) sau dacă formele de antrenare din setul de modelare (antrenare) pentru un sistem neinvizibil este dintr-un domeniu restrâns a spațiului de intrare, deci instalația este invizibilă local. Trebuie luate măsuri de protecție folosind această aproximare pentru sistemele la care Jacobianul variază semnificativ și când erorile de modelare nu tind spre zero. Acesta se întâmplă deoarece rețeaua minimizează eroarea medie pătratică în spațiul de control și nu în spațiul de ieșire a instalației. Fie funcția de criteriu al intrării *de comandă*:

$$J_u = E(\varepsilon_u^2(t)) \quad (4.1.7)$$

unde $\varepsilon_u(t) = \hat{u}(t) - u(t)$, $u(t)$ este comanda de ieșire a rețelei și $\hat{u}(t)$ este semnalul de comandă măsurat.

Pentru o primă aproximare eroarea în semnalul de comandă se referă la o eroare de ieșire a instalației:

$$\varepsilon_y(t) \approx \frac{dy(t)}{du(t)} \varepsilon_u(t) \quad (4.1.8)$$

unde $\frac{dy}{du}$ este derivata ieșirii instalației în funcție de intrare sau Jacobianul lui. Cele două funcții de criteriu date sunt legate prin relația:

$$J_y \approx E\left(\left(\frac{dy(t)}{du(t)}\right)^2 \varepsilon_u^2(t)\right) \quad (4.1.9)$$

Când sistemul este neliniar, valoarea Jacobianului variază și diferite corecții pot fi aplicate la eroarea de comandă. Funcțiile de criteriu nu sunt echivalente, în sensul că una este versiunea lineară scalată a celeilalte. Proiectantul trebuie să aibă grijă că minimizând un criteriu de performanță nu înseamnă obligatoriu că și celălalt criteriu este minimizat. Dacă eroarea de ieșire este independentă de Jacobianul corespunzător (vezi la 4.1.8) instalației, expresia (4.1.9) se reduce la

$$J_y \approx E\left(\left(\frac{dy(t)}{du(t)}\right)^2\right) J_u \quad (4.1.10)$$

și efectul Jacobianului se poate incorpora în coeficientul de învățare .

Această aproximare are scopul să furnizeze un model invers de sistem care are funcție de transfer unitară. La început se construiește un model direct, și diferența dintre răspunsul măsurat al instalației și ieșirea dorită este semnalul de eroare, care este transmis înapoi la modelul direct ca să se ajusteze parametrii modelului invers (figura 4.1.1b). Algoritmul de învățare încearcă să minimizeze eroarea medie pătratică a ieșirii instalației cu toate că modelarea inversă anterioară a minimizat eroarea medie pătratică a comenzii. Dacă instalația este neliniară diferite forme de modele inverse nu sunt compatibile deoarece valorile parametrilor optimali sunt diferite. Cu toate că arhitecturile de modelare inversă pot fi folosite

să sintetizeze regulatoare, ele nu sunt așa de robuste ca și regulatoarele cu modele de operator.

4.1.2.2. MODELARE OPERATOR

Creerea unui regulator prin învățarea de la un expert are aplicații potențiale în domeniul reglării inteligente (figura 4.1.1c). Algoritmii de învățare funcționează în paralel cu operatorul calificat al sistemului și ieșirile sistemului expert formează ieșirile dorite ale rețelei neuronale model operator și se folosesc ca date din setul de antrenare a rețelei. Acest semnal de antrenare conține zgomote datorită faptului că operatorul folosește acțiuni cât de cât diferite pentru intrări similare și deci aceste semnale trebuie filtrate înainte de a aplica algoritmi convenționali al rețelei.

Ca și la toate strategiile de modelare, trebuie luate măsuri ca setul de antrenare să conțină exemple suficient de bogate din domeniul operațional relevant, și ca vectorul de intrare a rețelei să conțină toată informația care este disponibilă operatorului. Acest mod de abordare este folosit la construirea setului de reguli fuzzy. Data de antrenare furnizat este perturbat și este distribuit numai pe o mică parte a domeniului de intrare deci trebuie avut grijă la inițializarea de reguli fuzzy noi pentru ca să facă față diferitelor condiții inițiale. De asemenea trebuie introduse variabile noi de intrare astfel încât să poată fi distinse situații similare care cer însă acțiuni diferite.

4.1.2.3. ARHITECTURI DE CONTROL SUPERVIZATE

Algoritmii de învățare de nivel inferior trebuie să conțină o arhitectură și un model de reglare specific. Una dintre problemele de formulare a unui regulator cu învățare on-line constă în faptul că semnalul de comandă dorit este rareori disponibil, astfel că, în general, numai ieșirea dorită a instalației poate fi folosit la antrenarea regulatorului.

Există două metode distincte de reglare adaptivă: cea directă și cea indirectă. Schemele de reglare adaptivă directă construiesc un model explicit al regulatorului dorit, pe când schemele indirecte produc modelul instalației și sintetizează legea de conducere, folosind calcule predefinite de optimizare. Una dintre cele mai simple scheme de învățare directă este arătată în figura 4.1.2, unde, pentru antrenarea rețelei, este folosit un regulator de stabilizare, fix, liniar [Bro94].

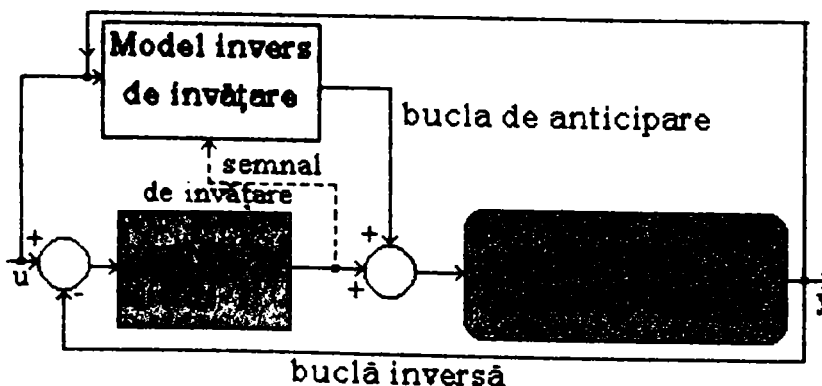


Figura 4.1.2. Regulator cu învățare directă

Regulatorul liniar este proiectat astfel încât sistemul închis este stabil în orice regiune de operare iar semnalul de comandă reprezintă totodată și un semnal de antrenare pentru modulul de învățare. Calitatea funcționării sistemului închis depinde de punctul de operare curent, cu toate că antrenarea iterativă a rețelei corectează treptat on-line calitatea funcționării. Cum punctul de operare se schimbă, blocul de învățare construiește o suprafață neliniară de comandă dorită. Răspunsul învățat nu este uitat dar el poate fi îmbunătățit pe parcurs.

Cu toate că acest algoritm este simplu, metoda are un dezavantaj: proiectarea regulatorului liniar. Robustetea algoritmului depinde de proiectarea acestui regulator cu toate că rata de convergență a modulului de învățare depinde de calitatea semnalului de învățare. Modulul de învățare este încet ca să se poată adapta la sistem când performanța regulatorului liniar este scăzut.

4.1.3. SCHEME DE ÎNVĂȚARE PREDICTIVĂ

Schemele indirecte de învățare predictivă încearcă să formuleze strategia de reglare prin evaluarea efectului acțiunilor lor pentru mai multe eșantioane de timp următor și selectând comanda curentă optimală care este aplicat după aceea instalației. Arhitectura necesită dezvoltarea modelului instalației, funcția de performanță să evalueze efectele acțiunii de comandă și o tehnică de optimizare care să determine cea mai bună comandă. Acest principiu este ilustrat în figura 4.1.3., unde a fost inclus și elementul de învățare. Deci, după o antrenare suficientă calculul optimal nu mai este necesar să fie reluat iar resursele de calcul pot fi alocate oricărei alte funcții. Dacă instalația este un sistem variabil în timp, atunci modelul este în general adaptiv, cu toate că calculele de optimizare inițiale nu dau o comandă prea bună. Atunci când modelul instalației este bun și funcția de performanță și strategia de căutare sunt alese în mod potrivit, această schemă de reglare poate furniza comenzi bune. Calculul de optimizare cu mai multe eșantioane în avans este în general, foarte greoi și este aplicat numai sistemelor care nu variază în timp. Arhitectura descrisă mai sus se poate utiliza în varianta simplificată, care face această tehnică mai potrivită pentru reglări în timp real [Bro 94].

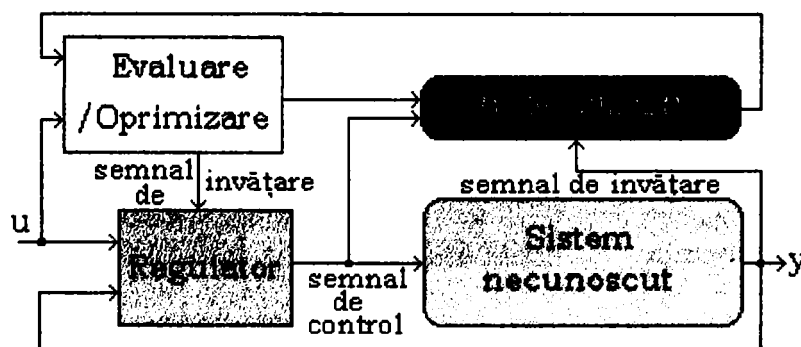


Figura 4.1.3. Arhitectura de învățare predictivă

4.1.3.1. REGLAREA ADAPTIVĂ PE BAZA DE MODEL DE REFERINȚĂ

Această arhitectură a fost folosită în domeniul reglării adaptive și este arătat în figura 4.1.4.

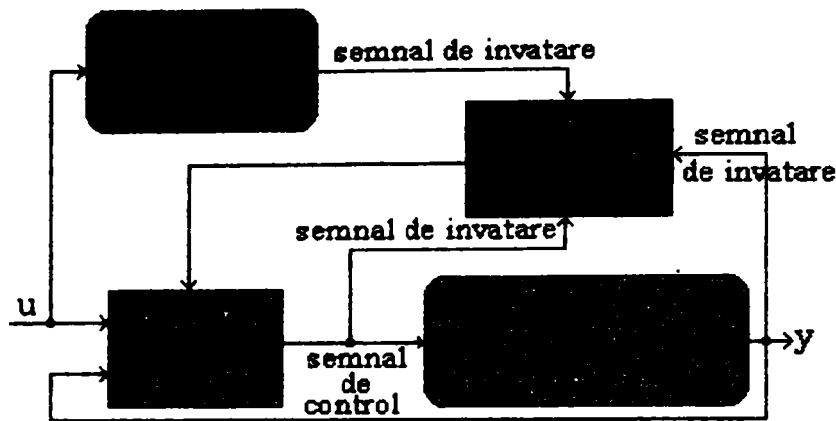


Figura 4.1.4. Arhitectura de referință pentru model de reglare

Obiectivul reglării este să ajusteze semnalul de comandă de o manieră stabilă, astfel încât ieșirea instalației $y^p(t)$ să urmărească asimptotic ieșirea modelului de referință $y^r(t)$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|y^r(t) - y^p(t)\| \leq \varepsilon$$

unde ε este o constantă pozitivă mică. Performanța acestui algoritm depinde de alegerea potrivită a modelului de referință și de deducerea unor mecanisme de învățare [Car 92] [Bro 94].

- Control cu model intern

Control cu model intern folosește o structură similară cu schemele de învățare predictive (fig.4.1.5).

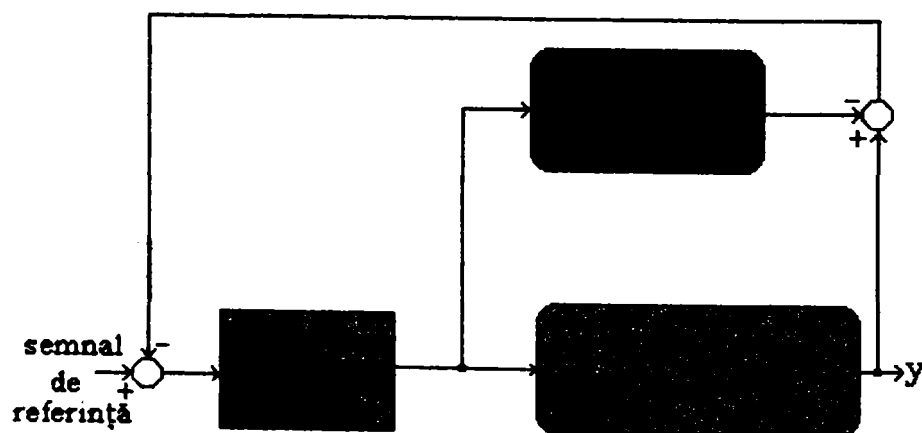


Figura 4.1.5. Arhitectura unui control model intern

Modelul de învățare este folosit să modeleze on_line procesul condus, folosind ca mărime de intrare semnalul de comandă aplicat și nu semnalul de referință ca și în cazul schemei de reglare adaptive cu modelul de referință. Eroarea dintre model și ieșirea măsurată a

procesului se folosește ca semnal de reacție furnizat regulatorului. În general modelul intern al regulatorului este proiectat astfel încât să fie modelul invers al instalației (atunci când există). Pentru a sintetiza un regulator corespunzător pot fi folosite chiar și schemele de modelare inversă descrise în secțiunea anterioară. Multe rezultate teoretice despre reglare cu model intern sunt valabile, cu toate că ele fac presupunerea stabilității în buclă deschisă a sistemului, modelând exact și/sau modelând invers. În ciuda acestor presupuneri, aceste realizări se pot extinde mai ales sistemelor neliniare și conduc la robustețea și stabilizarea reglării.

4.1.3.2. SISTEME DE ÎNVĂȚARE CU REINFORMARE (ÎNTĂRIRE)

Între schemele de învățare cu reinformare (întărire) și rețelele neuronale artificiale există o strânsă legătură. Singura informație care este disponibilă este cea referitoare la corectitudinea unei acțiuni de reglare. Schema de reglare este compusă din două elemente adaptive; un element de căutare asociativ (Associativ Search Element - ASE) și un element critic adaptiv (Adaptive Critic Element - ACE). ASE încearcă să reproducă semnalul de comandă optimal, care satisface performanțele date, în timp ce ACE încearcă să monitorizeze intern performanța regulatorului și să furnizeze un semnal intern de reinformare care este folosit pentru a antrena ASE -ul (fig. 4.1.6.). ACE-ul este antrenat folosind semnalul de eșec/succes extern.

Se apreciază că această antrenare internă continuă a elementului de comandă îmbunătățește în totalitate performanța sistemului [Bro 94].

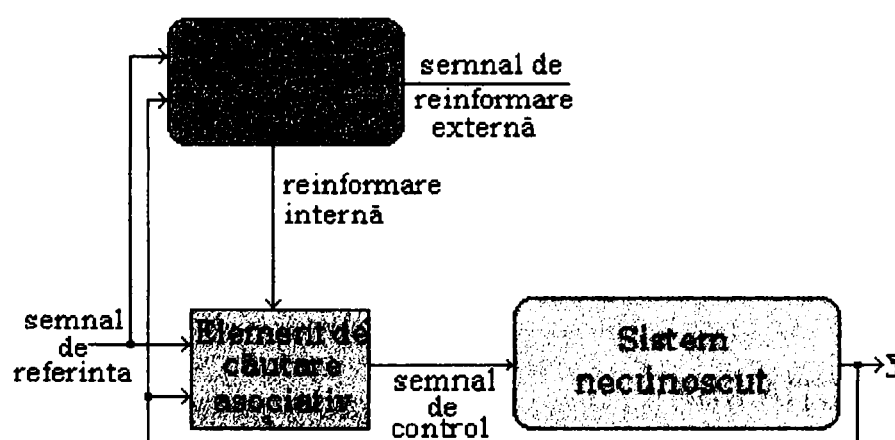


Figura 4.1.6. Arhitectura sistemului de reinformare ASE/ACE

4.1.4. PARAMETRIZAREA REGULATOARELOR LINIARE PE BAZĂ DE NEUROMODELE

În ultimii ani au fost propuse mai multe arhitecturi diferite de neuromodelare și reglare. În paragrafele anterioare am descris câteva dintre ele, care sunt strâns legate de schemele de reglare convenționale. Schemele de neuroreglare încearcă să exploreze noile capacități oferite de procesul de adaptare prin învățare și să producă algoritmi care pot să calculeze parametrii de reglare atât off_line cât și on_line.

Toate aceste realizări presupun o cunoaștere anterioară a structurii instalației. Se presupune că instalația este un sistem liniar de ordinul doi lent variabil să includă timpul mort, timpul de creștere, suprareglajul, timpul de reglare etc. Ele sunt transmise unui clasificator adaptiv care evaluează parametri instalației. Această ieșire împreună cu mulțimea răspunsurilor dorite ale buclei închise sunt folosite pentru a genera un set de comenzi liniare folosind tehnica convențională a alocării polilor. Răspunsul dorit al buclei închise este exprimat printr-un set de proprietăți care sunt comparate cu cele asociate răspunsului la semnal treaptă al buclei închise. Pe această bază se generează un vector de eroare care este transmis rețelei neuronale artificiale (memorie asociativă) care prescrie schimbarea parametrilor algoritmului PID [Mil 96]. Deci răspunsul sistemului va fi mai aproape de cel dorit (fig.4.1.7.).

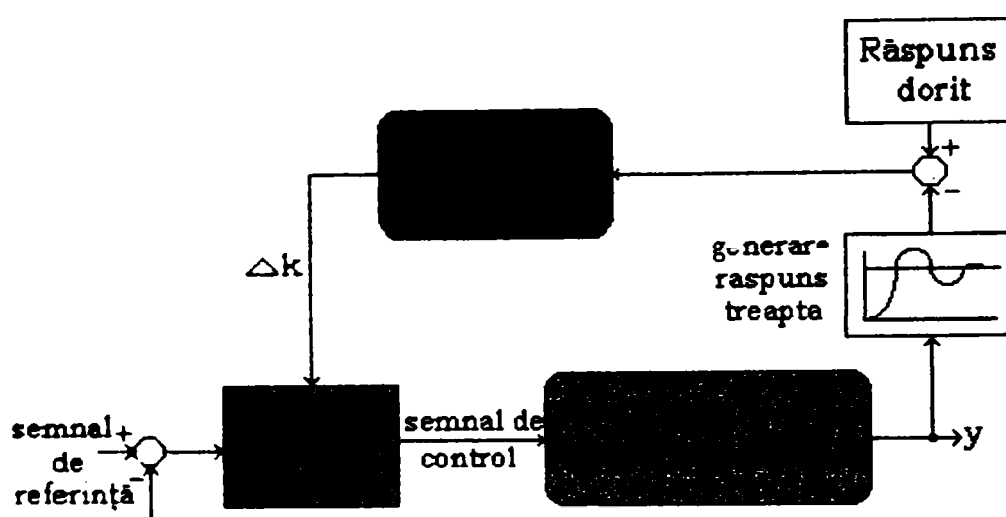


Figura 4.1.7. Sistem de parametrizare a unui regulator PID

Capacitatea de a sintetiza on-line mulțimea parametrilor unui regulator PID folosind numai date de intrare/ieșire, a fost cercetat în timpul a mai multor ani.

4.1.5. FUNCȚIA RBF

Rețele neuronale de tip RBF fac parte din categoria rețelelor de tip memorie asociativă. Pot fi implementate cu arhitecturi standard de rețea cu trei niveluri, nodurile de ieșire sunt de tip ALC (Adaptive Linear Combiner) simple iar nodurile din stratul ascuns au o structură specifică. Rețelele RBF au fost folosite pentru prima dată pentru interpolări de aproximări de funcții iar proprietățile lor numerice au fost investigate de Buhmann și Powell. Propuse ca rețea ele au fost folosite pentru prima dată de Broomhead și Lowe și au folosit pentru modelare de date și aproximări de funcții cu medie pătratică. Această tehnică a fost adoptată și pentru modelări și reglări off-line și on-line.

Se consideră că ieșirea y a rețelei RBF se poate exprima sub forma:

$$y = \sum_{i=1}^p w_i f_i(\|c_i - x\|_2) \quad (4.1.11)$$

unde w_i sunt ponderi, c_i centrul domeniului (zonei) funcției RBF cu indice i din stratul ascuns și $\|\cdot\|_2$ norma Euclidiană standard. Există diferite căi prin care pot fi selectate funcțiile neliniare univariabile $f_i(\cdot)$. O alegere recomandată este funcția Gaussiană localizată pentru o zonă.

$$f_i(\|c_i - x\|_2) = \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^n (c_{ij} - x_j)^2}{2\sigma_i^2}\right) = \prod_{j=1}^n \exp\left(-\frac{(c_{ij} - x_j)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (4.1.12)$$

Dacă datele de antrenare sunt conținute într-o regiune mică a spațiului de intrare, atunci nodurile din stratul ascuns pot fi distribuite în interiorul acestei regiuni.

În acest caz se formează numai un model local iar dacă data de test sau de operare este în afara acestei regiunii mici, atunci performanța rețelei va fi mică. Distribuind centrele domeniului funcțiilor de bază în afara spațiului de intrare, rezultă un model mai complex, unde numărul de noduri în straturile ascunse depind exponențial de dimensiunea spațiului de intrare, aspect cunoscut sub numele de 'problema dimensionalității'. Folosirea de intrări irelevante cauzează creșterea nodurilor din stratul ascuns fără a aduce o creștere în flexibilitatea modelului. O rețea alternativă de tip RBF care rejectează intrările irelevante a fost propusă de Hartman și Keeler. În locul produsului funcției Gaussiene folosită pe nodurile stratului ascuns se folosește suma algebrică:

$$y = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^n w_{ij} \exp\left(-\frac{(c_{ij} - x_j)^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (4.1.13)$$

Astfel ieșirea rețelei Gaussiene modificate este liniar dependentă de funcții Gaussiene univariabile, iar rețeaua poate ignora intrările irelevante prin setarea pe zero a ponderilor corespunzătoare mărimilor w_{ij} .

Rețelele Gaussiene modificate formează modele aditive care însă nu pot să modeleze orice termen de tip produs.

4.1.6. MEMORIE ASOCIATIVĂ TIP CMAC

În 1975 a fost introdus de Albus a introdus noțiunea de Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC). Ideea de bază a fost crearea unui mecanism de aproximare a diferitelor funcții multivariabile. Este o rețea neuronală cu trei straturi. Aceste rețele au un mare avantaj, învață rapid și au o capacitate de generalizare locală. Primele aplicații CMAC în tehnica de reglare automată sunt din anul 1990 [Ant 91].

4.1.6.1. INTRODUCERE

Inteligența într-o rețea neuronală poate fi definită ca reprezentând capacitatea rețelei de a învăța din exemple, generalizând informația stocată în așa fel încât să influențeze răspunsul rețelei neuronale atunci când sunt recepționate intrări similare. Există doi factori importanți: potențialul de a învăța din exemple și capacitatea de a stoca informații noi. Structura generală se poate urmări pe figura 4.1.8.

Original CMAC-ul a fost dezvoltat pentru reglarea adaptivă on-line a manipuletoarelor. Acestea au avut nevoie de un algoritm care să fie capabil să opereze pe un spațiu larg de intrare, să dea comenzi și să învețe. Formularea CMAC-ului a reflectat necesitatea unei implementări eficiente.

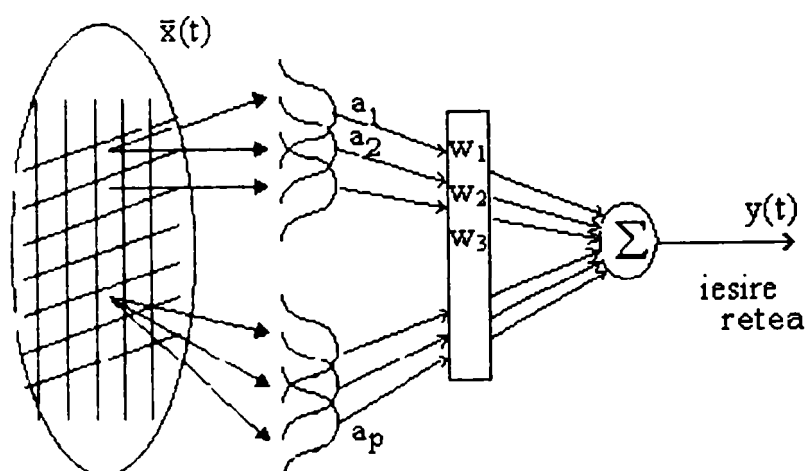


Figura 4.1.8 Structura generală a unei memorii asociative (tip CMAC). $\bar{x}(t)$ domeniul de intrare, a_i stratul funcțiilor de apartenență, w_i vectorul ponderilor urmat de sumatorul de ieșire.

În ultimii 15 ani de când CMAC -ul a fost prima dată propus, numeroși cercetători au continuat să folosească versiuni modificate ale algoritmului de bază pentru reglare adaptivă și procesare de semnal. Experimentele au arătat că rețeaua CMAC poate să învețe foarte repede și că valorile ponderilor tind spre valori optime.

4.1.6.2. ALGORITMUL DE BAZĂ

CMAC-ul este alcătuit dintr-o corespondență fixă, neliniară și o corespondență adaptivă, liniară. Informația de ieșire referitoare la o intrare este stocată într-o regiune mică de rețea. Ieșirea este formată din combinația liniară a intrărilor transformate neliniar urmată de o combinație liniară cu coeficienții w_i . (figura 4.1.8). Altfel spus algoritmul CMAC poate fi descompus în două implicații separate. Prima este reprezentată de o transformare neliniară care proiectează intrările rețelei într-un spațiu de dimensiuni mai mari, în care numai un număr restrâns de variabile au ieșiri nenule. Proiectantul trebuie să specifice parametrul de generalizare ρ , care determină numărul de variabile nenule din statul ascuns și de asemenea și dimensiunea regiunii interne a rețelei care influențează răspunsul.

Vectorul de intrare n -dimensional al rețelei este notat cu \bar{x} , iar reprezentarea internă a rețelei este redată de vectorul \bar{a} p -dimensional. Acest

vector este numit vector de transformare a intrării sau vectorul ieșire a funcției de bază. Vectorul de transformare a intrării formează stratul ascuns sub forma unor funcții de bază neliniare și ieșirea y a rețelei CMAC este formată din combinația liniară a acestor funcții de bază. Ieșirea rețelei este dată de:

$$y(t) = \sum_{i=1}^p a_i(t)w_i(t-1) = \sum_{i=1}^p a_{ad(i)}(t)w_{ad(i)}(t-1) \quad (4.1.14)$$

în care $ad(i)$ este o funcție care returnează adresa celei de a 'i'-a funcție de bază nenulă pentru o intrare dată. Fiecare funcție de bază este definit pe un *suport* sau un *câmp de recepție*, care este definit ca reprezentând mulțimea de intrări ale rețelei pentru care ieșirea funcției de bază este nenulă.

Proiectantul trebuie să specifice totodată laticia n-dimensională care normalizează spațiul de intrare. Pentru fiecare intrare trebuie date valorile minimă și maximă, prin care se generează domeniul pe care este definit CMAC-ul. De asemenea trebuie specificată mulțimea η de puncte interioare cuprinse între x_i^{\min} și x_i^{\max} , puncte ale căror poziții determină sensibilitatea rețelei CMAC în spațiul intrărilor. Poziția punctelor interioare este importantă în determinarea capacității rețelei CMAC de a reproduce o funcție cu o eroare dorită. Dacă pe un domeniu valoarea funcției dorite se schimbă foarte repede atunci pe acel domeniu ar trebui puse mai multe puncte interioare. Similar, dacă valoarea funcției dorite se schimbă foarte încet pe un domeniu, atunci în acea regiune trebuie puse mai puține puncte interioare.

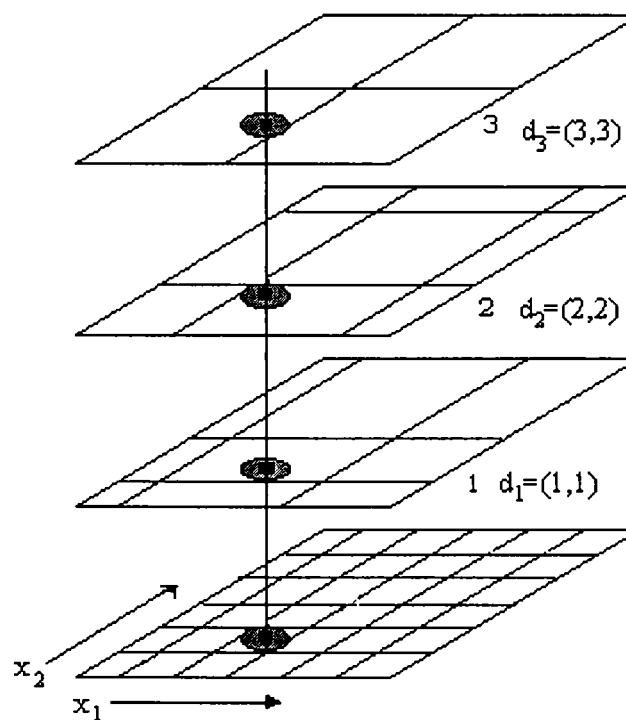


Figura 4.1.9. Reprezentarea selecției celor 3 ponderi ce rezultă pentru o intrare (x_1, x_2) , unde punctul negru indică domeniul funcțiilor de bază la care se vor calcula ponderile pentru $\rho = 3$.

Parametrul de generalizare ρ , specifică nu numai numărul funcțiilor de bază care contribuie la ieșirea rețelei ci el determină și mărimea suportului. Prin definiție ieșirea funcției de bază este nenulă dacă și numai dacă intrarea este în interiorul suportului hipercubic. Aceste

hipercuburi sunt distribuite pe alungul laticii, astfel că suporturile celor ρ funcții de bază acoperă fiecare celulă din latică. Deci ieșirea rețelei se calculează prin însumarea celor ρ ponderi. Numărul de ponderi este egal cu valoarea parametrului de generalizare sau cu numărul straturilor domeniului de intrare. Pe fiecare strat fiecare intrare se găsește în suportul unei funcții de bază. Un exemplu referitor la cazul bidimensional este arătat în fig.4.1.10 unde factorul de generalizare este $\rho = 3$.

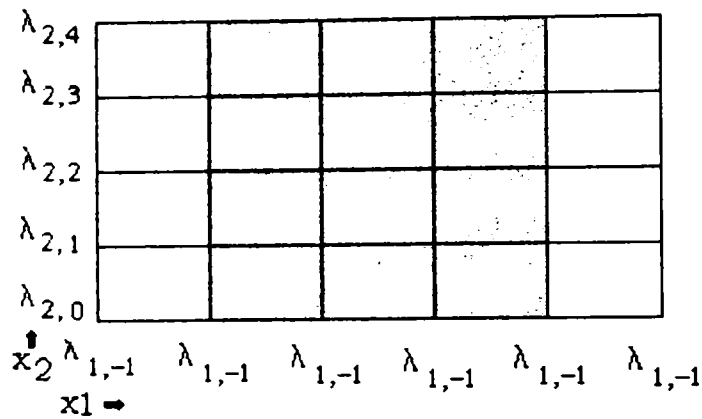


Figura 4.1.10. Domeniul de intrare, λ fiind mulțimea punctelor intermediare în care se împarte domeniul de intrare.

Dacă $\rho = 3$, și suporturile sunt divizate după un algoritm dat de un vector de divizare strat. Se definește vectorul de divizare strat d pentru un spațiu de intrări de dimensiunea n și r_i numărul punctelor intermediare pe fiecare dimensiune a spațiului de intrare [$i = 1, \dots, n$]. Elementele vectorului de divizare satisfac condiția: $1 \leq d_i < \rho$ unde d_i este co-prim cu ρ . Numărul de funcții de bază ρ implicate pentru o anumită intrare nu depinde de dimensiunea spațiului de intrare. Straturile sunt amplasate unul față de celălalt astfel încât au în totdeauna o proiecție uniformă pe fiecare dintre axele de intrare (figura 4.1.9). CMAC-ul se supune principiului proiecției uniforme: cum intrarea se mișcă cu o celulă paralel cu una din axe, numărul de ponderi nou implicați este o constantă. CMAC-ul este bine definit dacă parametrul de generalizare satisface dubla inegalitate

$$1 \leq \rho \leq \max_{i=1}^n (r_i + 1)$$

Fiecare funcție de bază într-un CMAC bine definit are o contribuție relevantă față de ieșire.

4.1.6.3. GENERALIZĂRI ÎN CMAC CU DOUĂ INTRĂRI

Considerăm un CMAC cu două intrări ca și în figura 4.1.9, cu parametrul de generalizare egal cu 3 și 5 puncte interioare pe fiecare axă, cu numărul de celule pe latică egal cu 36, și cu rețea care folosește 22 de funcții de bază pentru acoperirea spațiului de intrare. Fiecare intrare pentru CMAC-ul binar activează un set unic de $\rho = 3$ funcții de bază. Spațiul de intrare de două dimensiuni este arătat în figura 4.1.11.

Intrarea de referință este singura care implică aceleași 3 funcții de bază. Dacă ponderile ω_i , $i = 1, \dots, nr$ funcții de baza (figura 4.1.8), sunt actualizate folosind metoda de învățare a celor mai mici pătrate, numai cele care contribuie la ieșire (nenule) sunt schimbate și răspunsul rețelei este modificat numai în regiunea care corespunde reuniunii suporturilor active.

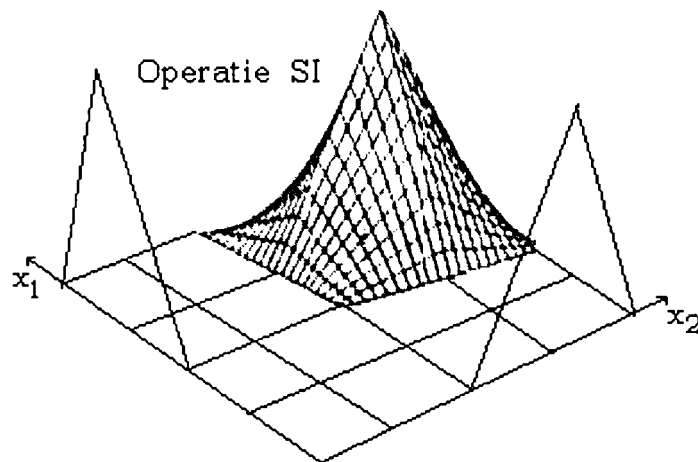


Figura 4.1.11. Modul de formare a suprafeței de alegere a valorii de ieșire la un CMAC cu două intrări și funcție de apartenență triunghiulară.

Astfel CMAC-ul stochează și învață informații local. Cum intrarea este la o altă poziție, paralel cu oricare din axele de intrare, o nouă funcție de bază devine activă și intră în calcularea ieșirii.

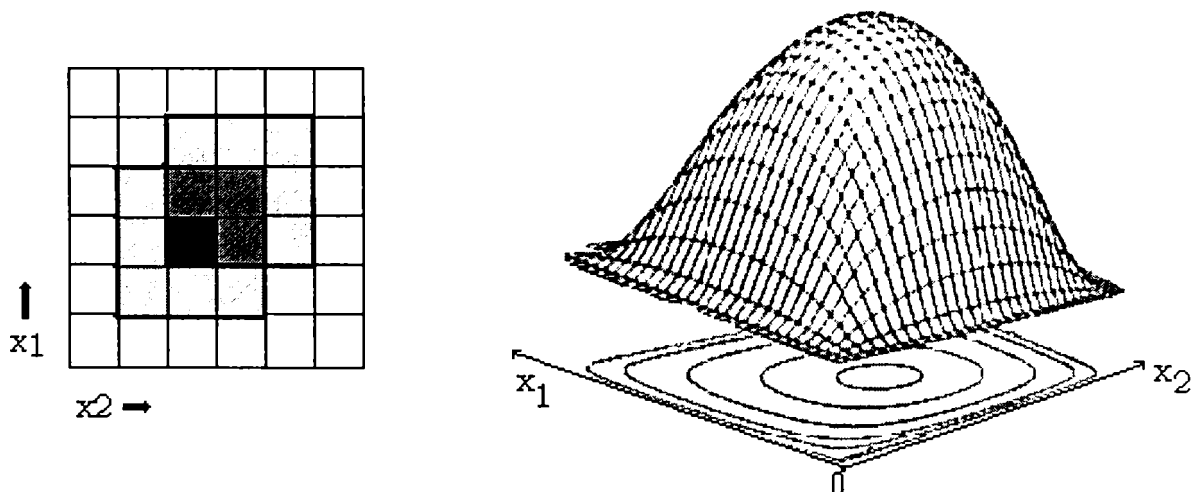


Figura 4.1.12. Modul de formare a suprafeței de alegere a valorii de ieșire la un CMAC cu două intrări și funcție de apartenență (de bază) Gaussiană și vederea de sus a domeniului de definiție al intrărilor. Suportul funcției de bază este un dreptunghi 3x3 pe figura din stânga.

O dată ce un colț al stratului este fixat, plasarea stratului este unic definită, iar problema plasării diviziunilor pe fiecare strat se reduce la găsirea de ρ vectori de amplasare. Vectorii de divizare a straturilor sunt definiți prin relațiile:

$$\begin{aligned}
 d_1 &= (d_1, d_2, \dots, d_n) \\
 d_2 &= (2d_1, 2d_2, \dots, 2d_n) \\
 &\dots \\
 d_{\rho-1} &= ((\rho-1)d_1, (\rho-1)d_2, \dots, (\rho-1)d_n) \\
 d_\rho &= (\rho, \rho, \dots, \rho)
 \end{aligned}
 \tag{4.1.15}$$

unde toate calculele sunt realizate folosind aritmetica “modulo ρ ”. Forma optimă a vectorilor din relațiile (4.1.15) sunt tabelete în tratatele despre CMAC [Bro 94].

4.1.6.4. IEȘIREA FUNCȚIEI DE BAZĂ

CMAC-ul original folosește funcții de bază binare; dacă o intrare se află pe suportul funcției de bază ieșirea este 1 altfel este 0, deci suma tuturor funcțiilor de bază pentru fiecare intrare este constantă și egală cu ρ , la fel ca și numărul funcțiilor de bază activate pentru fiecare intrare. Când ρ crește, numărul de funcții de bază cerute de CMAC descrește și flexibilitatea rețelei descrește de asemenea. Dacă nu se folosește funcție de bază binară atunci pentru accelerarea calculelor se utilizează tabele cu valori precalculate ale funcțiilor respective, și un algoritm de interpolare pentru valori intermediare netabelate.

4.1.7. ALGORITM DE ÎNVĂȚARE INSTANTANEE

Legile de învățare instantanee derivă din metoda de căutare tip gradient. Multe legi de învățare a rețelei neuronale sunt de acest tip. În ultimii ani a crescut interesul în a înțelege ce și cum învață o rețea neuronală. Înțelegerea este importantă în modelarea și reglarea adaptivă unde este dorit operarea cu intervenție umană minimă [Bal 89] [Bro 94].

Multe rețele neuronale pot aproxima funcții continue neliniare. Pentru modelare și reglare on-line învățarea trebuie să fie locală în sensul că parametrii adaptați trebuie să afecteze numai local ieșirea rețelei. Rețelele neuronale asociative sunt dependente liniar de setul de ponderi, care sunt actualizate folosind legi de învățare. Legile instantanee de învățare au avantajul că actualizează acele ponderi care afectează ieșirea și învățarea este locală deoarece diferite intrări activează seturi de ponderi diferiți. Direcțiile ponderilor actualizate sunt aceleași pentru fiecare lege de învățare, diferind numai pasul. Estimarea instantanee făcută cu metoda de gradient introduce perturbații în algoritmul de actualizare, cauzând actualizarea eronată a ponderilor.

Unele legi de învățare derivă dintr-o varietate de metode: gradient descendent, corectare de eroare, aproximare stohastică etc.

4.1.7.1. METODA GRADIENTULUI DESCENDENT

Pentru un set de antrenare eroarea medie pătratică a unui model liniar în raport cu parametrii formează o hiperbolă în spațiul p dimensional al ponderilor, având un minim unic. Pentru acest minim unic vectorul w există dacă semnalele de antrenare sunt suficient de bine alese și funcțiile de bază sunt liniar independente. Atunci când ponderile sunt antrenate

folosind regulile gradientului descendent aceștia converg spre vectorul de ponderi unic. Alegerea legii gradientului descendent depinde de fiecare aplicație particulară. Eroarea medie pătratică a rețelei este dat de relația:

$$J = E(\varepsilon_y^2(t))$$

unde $\varepsilon_y(t) = (\hat{y}(t) - y(t))$ este eroarea de ieșire și E este operatorul de valoare medie. Estimata instantanee a erorii mediei pătratice la momentul t este:

$$J_i(t) = \varepsilon_y^2(t) \quad (4.1.15a)$$

și estimata instantanee a gradientului funcției de criteriu la momentul t este:

$$\frac{\partial J_i(t)}{\partial w} = -2\varepsilon_y(t)a(t) \quad (4.1.16)$$

Funcția $a(t)$ este format din termeni care descriu dependența ieșirii de ponderi.

Formula (4.1.16) este o estimată a gradientului. Regulile de antrenare instantanee cu metoda gradientului descendent actualizează vectorul de ponderare în comparație cu metoda instantanee a gradientului negativ, producând legi de învățare de forma :

$$\Delta w(t-1) = \delta \varepsilon_y(t)a(t) \quad (4.1.17)$$

unde $\Delta u(t-1) = u(t) - u(t-1)$ și δ este rata de învățare. Calea de căutare este paralelă cu vectorul de intrare normalizat.

Dacă unele dintre ponderile din rețeaua neuronală nu au fost inițializate atunci :

$$w_i(t) = \begin{cases} \hat{y}(t) & \text{dacă ponderea } i \text{ nu a fost inițializată și } a_i(t) > 0 \\ w_i(t-1) + \delta \varepsilon_y(t)a_i(t) & \text{altfel} \end{cases}$$

Deci, dacă ponderea nu a fost inițializată atunci ea se consideră egală cu ieșirea dorită.

Reducția erorii de ieșire

După adaptarea realizată pe baza metodei de învățare a celor mai mici pătrate ieșirea posterioară a rețelei $y(t)$ este dată de

$$\begin{aligned} \underline{y}(t) &= \underline{a}^T(t)w(t) \\ &= \underline{a}^T(t)w(t-1) + \underline{a}^T(t)\delta \varepsilon_y(t)a(t) \\ &= \delta \|\underline{a}(t)\|_2^2 \hat{y}(t) + (1 - \delta \|\underline{a}(t)\|_2^2) y(t) \end{aligned}$$

unde $\|\underline{a}(t)\|_2^2 = \underline{a}^T(t) \underline{a}(t)$ și eroarea ieșirii posterioare este dat de

$$\begin{aligned} \varepsilon_y(t) &= \hat{y}(t) - \underline{y}(t) \\ &= (1 - \delta \|\underline{a}(t)\|_2^2) \varepsilon_y(t) \end{aligned}$$

Pentru $\varepsilon_y(t)$ nenul, în funcție de valorile lui δ sunt posibile următoarele relații între erorile de ieșire apriorice și posterioare.

$$\begin{aligned} |\varepsilon_{\bar{y}}(t)| &> |\varepsilon_y(t)| \text{ dac\u0103 } \delta \notin [0, 2/\|a(t)\|_2^2] \\ |\varepsilon_{\bar{y}}(t)| &= |\varepsilon_y(t)| \text{ dac\u0103 } \delta = 0 \text{ sau } \delta = 2/\|a(t)\|_2^2 \\ |\varepsilon_{\bar{y}}(t)| &< |\varepsilon_y(t)| \text{ dac\u0103 } \delta \in (0, 2/\|a(t)\|_2^2) \\ \varepsilon_{\bar{y}}(t) &= 0 \text{ dac\u0103 } \delta = 1/\|a(t)\|_2^2 \end{aligned}$$

Atunci c\u00e2nd $\delta = 1/\|a(t)\|_2^2$ pentru oricare t , eroarea ie\u0219irii posterioare este intotdeauna nul\u0103.

4.1.7.2. LEGI DE COREC\u0219IE A ERORII

Aceste legi, dup\u0103 cum ne sugereaz\u0103 \u0219i numele, actualizeaz\u0103 vectorul de ponderi al re\u021elei pentru a reduce eroarea din ie\u0219ire dup\u0103 fiecare pereche de antrenare prezentat\u0103 re\u021elei. Actualizarea ponderilor $\Delta u(t-1)$ este realizat\u0103 (calculat\u0103) \u00een a\u0219a fel \u00een c\u00e2t direc\u021bia de c\u00e2utare este \u00een t\u00f3deauna paralel\u0103 cu vectorul de intrare transformat. M\u0103rimea pasului este calculat\u0103 \u00een fiecare e\u0219antion astfel \u00een c\u00e2t informa\u021bia de intrare/ie\u0219ire de la momentul t este stocat\u0103 exact de c\u00e2tre re\u021ea. Acesta se realizeaz\u0103 dac\u0103 vectorul ponderii posterioare satisface rela\u021bia:

$$\bar{y}(t) = a^T(t) w(t) \quad (4.1.18)$$

Actualizarea vectorului de ponderi paralel cu vectorul de intrare transformat \u00eenseamn\u0103 de asemenea c\u0103 legea de \u00eenv\u0103\u0219are \u00eencorporeaz\u0103 principiul distorsiunii minime, adic\u0103 schimbarea ponderii recomandate este c\u00e2t mai mic\u0103 posibil \u0219i stoc\u00e2ndu-se ie\u0219irea dorit\u0103.

Pentru re\u021elele neuronale de tip asociativ dac\u0103 nu au fost ini\u021bializate nici una din func\u021biile de baz\u0103 atunci se consider\u0103:

$$w_i(t) = \begin{cases} \bar{y}(t) \text{ dac\u0103 ponderea } i \text{ nu a fost ini\u021bializat\u0103 si } a_i(t) > 0 \\ w_i(t-1) + \frac{\delta \varepsilon_y(t)}{\|a(t)\|_2^2} a_i(t) \text{ \u00een alte cazuri} \end{cases} \quad (4.1.19)$$

Aceste metode de corec\u0219ie a erorii \u0219i de gradient descendent au o interpretare geometric\u0103, observat\u0103 pentru prima dat\u0103 de Kaczmarz \u00een 1937 (cel care a derivat algoritmul de corec\u0219ie a erorii). Schimbarea vectorului de ponderi este perpendicular\u0103 pe hiperspa\u021biul \u00een care exist\u0103 un set de solu\u021bii a ecua\u021biei: $\bar{y}(t) = a^T(t) w$.

4.1.7.3. DIREC\u0219II DE C\u00c2UTARE ARBITRARE

\u00c2n metoda celor mai mici p\u0103trate s-a presupus c\u0103 direc\u021bia de c\u00e2utare este paralel\u0103 cu vectorul de intrare transformat. Ca o alternativ\u0103 s\u0103 consider\u0103m actualizarea ponderilor dealungul unei direc\u021bii de c\u00e2utare arbitrare $s(t)$, singura restric\u021bie fiind $a^T(t)s(t) \neq 0$. \u00c2ntruc\u00e2t eroarea de ie\u0219ire

posterioră este nulă legea de învățare, dată de relația $\Delta w(t-1) = \frac{\delta \varepsilon_y(t) s(t)}{a^T(t) s(t)}$,

stochează perechea de antrenare curentă exact când $\delta = 1$. Setând aceste direcții de căutare identice cu vectorul de intrare transformat cu toate că avem nevoie de direcții de căutare ortogonale ca să mărim rata de convergență a parametrilor se obțin rezultate bune în multe cazuri. Ieșirea posterioră a rețelei antrenate folosind metoda celor mai mici pătrate normalizate este:

$$\begin{aligned} \underline{y}(t) &= a^T(t) w(t) \\ &= a^T(t) w(t-1) + a^T(t) \frac{\delta \varepsilon_y(t) a(t)}{\|a(t)\|_2^2} \\ &= \delta \underline{\hat{y}}(t) + (1-\delta) \underline{y}(t) \end{aligned} \quad (4.1.20)$$

iar eroarea ieșirii posterioră este dată de:

$$\begin{aligned} \varepsilon_{\underline{y}}(t) &= \underline{\hat{y}}(t) - \underline{y}(t) \\ &= (1-\delta) \varepsilon_y(t) \end{aligned}$$

Pentru $\varepsilon_{\underline{y}}(t)$ nenul în funcție de valorile lui δ se obțin următoarele relații între eroarea de ieșire apriorică și cea posterioră pot fi obținute

$$\begin{aligned} |\varepsilon_{\underline{y}}(t)| &> |\varepsilon_y(t)| \quad \text{dacă } \delta \notin [0,2] \\ |\varepsilon_{\underline{y}}(t)| &= |\varepsilon_y(t)| \quad \text{dacă } \delta = 0 \text{ sau } \delta = 2 \\ |\varepsilon_{\underline{y}}(t)| &< |\varepsilon_y(t)| \quad \text{dacă } \delta \in (0,2) \\ \varepsilon_{\underline{y}}(t) &= 0 \quad \text{dacă } \delta = 1 \end{aligned} \quad (4.1.21)$$

4.1.7.4. FUNCȚIA DE CRITERIU, EROAREA MEDIE PĂTRATICĂ NORMALIZATĂ

Atunci când vectorul de ponderi este antrenat cu metoda celor mai mici pătrate normalizate reducerea erorii de ieșire nu depinde de amplitudinea vectorului de intrare transformat. Funcția criteriu a metodei celor mai mici pătrate este dată de relația:

$$J = E \left(\frac{\varepsilon_y^2(t)}{\|a(t)\|_2^2} \right) \quad (4.1.22)$$

Matricea de autocorelare a metodei celor mai mici pătrate generalizate are numai o singură valoare proprie nenulă, și această valoare este egală cu unu. Vectorul propriu corespunzător este $a(t)$, prin urmare fiecare funcție de criteriu este înlocuită cu o versiune normalizată care are același set de minimi globali dar curbura dealungul axei principale este constantă; ea nu depinde de amplitudinea vectorului de intrare.

O funcție de criteriu normalizată este generată din setul de antrenare normalizat care este dat de:

$\left\{ \frac{a(t)}{\|a(t)\|_2}, \frac{\hat{y}(t)}{\|a(t)\|_2} \right\}_{t=1}^L$ și de distanța dintre cei doi minimi globali. Această funcție de criteriu normalizată atinge valoarea maximă atunci când și eroarea de modelare și varianța lui $\|a(t)\|_2$ sunt mari. Legea de adaptare a metodei celor mai mici pătrate normalizate poate fi scrisă astfel:

$$w(t) = w(t-1) + \delta \left(\frac{\hat{y}(t)}{\|a(t)\|_2} - \frac{a^T(t)}{\|a(t)\|_2} w(t-1) \right) \frac{a(t)}{\|a(t)\|_2} \quad (4.1.23)$$

care este o metodă a celor mai mici pătrate adaptată cu un set de antrenare normalizat.

Ratele de convergență ale celor doi algoritmi (a celor mai mici pătrate și a celor mai mici pătrate normalizate) au fost comparate și s-a arătat că metoda celor mai mici pătrate normalizată converge în general mai repede.

O problemă potențială în folosirea legii de antrenare o constituie interpretarea metodei celor mai mici pătrate normalizate ca o metodă de gradient descendent pentru o funcție de performanță normalizată. Atunci când mărimea variației este mică $\|a(t)\|_2 < \varepsilon$ mărimea variației ponderii este invers proporțională cu ε . Dacă zgomotul de măsurare nu depinde de mărimea vectorului de intrare transformat, amplitudinea ponderii schimbate poate fi nemărginită. Pentru rețelele neuronale mărimea vectorului de intrare are limita superioară egală cu unu și este întodeauna strict mai mare decât zero.

4.1.8. REȚELE B-SPLINE

Abilitatea de a învăța relații funcționale neliniare folosind numai datele de intrare/ieșire reprezintă o performanță atrăgătoare. Folosind câteva cunoștințe apriorice despre proces, se construiesc modele care pot generaliza și extrapola local, pe baza valorilor măsurate, stări necunoscute. Învățarea este atât ierarhică cât și locală. În prezent cercetătorii încearcă să înzestreze rețelele neuronale cu aceste caracteristici, deși mai sunt necesare încă cercetări până când vor ajunge la performanțe dorite. Acest comportament cu adevărat autonom (modelarea adaptivă și strategii de reglare) cere combinarea aptitudinilor de învățare [Bra 94] [Mil 96]:

- memorarea faptelor,
- construirea iterativă de relații complexe neliniare.

Fiecare nivel de inteligență cere reprezentări specifice și mecanisme de antrenare. Funcțiile B-spline au fost folosite ca algoritmi de aproximare-suprafață în vizualizarea grafică de peste douăzeci de ani. O realizare majoră în domeniul folosirea funcțiilor B-spline s-a petrecut în 1972 atunci când Cox și DeBoor au stabilit independent, pentru evaluarea funcțiilor de bază, o relație de recurență stabilă și eficientă. O funcție B-spline este o simplă aplicație polinomială care este formată dintr-o combinație liniară de funcții de bază. Se urmărește reconstruirea unei

aplicații neliniare particulare având date care descriu relațiile de intrare/ieșire.

B-spline AMN își modifică vectorul de ponderi folosind în general algoritmi instantanei de tipul CMMP (cele mai mici pătrate), cu scopul de a realiza o aplicație particulară, prin modificarea ponderii cu care o funcție de bază particulară contribuie la ieșirea rețelei. Algoritmul adaptiv operează în timp real și legile de adaptare sunt liniare această rețea are potențialul de a fi folosită pentru învățarea on-line. Pentru aplicații mai complexe de învățare structura modelului (definirea funcției de bază, a intrărilor etc.) trebuie învățată din date de antrenare reprezentând cunoștințe apriorice. Pentru rețelele cu funcții B-spline este posibil să obținem algoritmi de inițializare care exploatează faptul că pe măsură ce flexibilitatea rețelei crește, noul model îl poate reproduce exact pe cel vechi. Pot fi introduse noi variabile pentru a permite o informație suplimentară, prin mărirea sensibilității rețelei cu referire la o variabilă de intrare. Toate aceste tehnici fac rețeaua mai inteligentă dar comportamentul ei devine mai imprevizibil și volumul de calcule devine semnificativ. Unul dintre motivele pentru care investigăm aceste memorii asociative neuronale (AMN) se datorează faptului că permit o legătură directă între rețelele neuronale artificiale și sistemele fuzzy. Din punct de vedere fuzzy funcțiile de bază B-spline univariate reprezintă structuri lingvistice cum ar fi "eroarea este pozitiv mică". Această legătură permite rețelelor B-spline să fie interpretate ca un set de reguli fuzzy iar modelarea și convergența rezultatului să rezulte din rețele fuzzy. Aceste rețele încorporează astfel atât realizări calitative cât și cantitative permițând informațiilor euristice să fie incorporate și inferațiate în rețele neuronale, respectiv permițând derivarea regulilor de învățare fuzzy astfel încât convergența să fie dovedită. Acest punct de vedere permite acestui tip de rețele să fie interpretat ca o metodă automată pentru încorporarea de cunoștințe fuzzy, decizând variabilele de intrare care sunt importante, la fel ca și numărul de reguli și concepte necesare pentru a reprezenta o funcție necunoscută adecvată.

4.1.8.1. ALGORITM DE BAZĂ

Ca toate memoriile asociative ieșirea unei rețele B-spline este formată dintr-o combinație liniară a unui set de funcții de bază care sunt definite pe un spațiu de intrare n -dimensional. De vreme ce suportul funcției de bază este mărginit numai un mic număr de ponderi sunt implicate în calcularea ieșirii rețelei iar ca și CMAC rețele B-spline stochează și învață informația locală.

Atunci când rețeaua B-spline este modelată inițial este necesară specificarea formei (ordinul) fiecărei funcții de bază univariate și acest lucru determină implicit numărul funcțiilor de bază implicate pentru o intrare particulară. Dacă funcțiile de bază B-spline sunt toate de ordinul k , atunci la ieșirea rețelei contribuie k^n funcții de bază. Spre deosebire de CMAC mărimea reprezentării interne active a rețelei depinde exponențial de n , pe când la CMAC este un parametru definit de utilizator care nu depinde de dimensiunea spațiului de intrare. Astfel volumul de calcule și memoria necesare rețelelor B-spline sunt exponențial dependente de n .

Strategia de codare asigură faptul că volumul de calcule pentru rețeaua CMAC este dependent numai liniar de n , deși posibilitățile de modelare nu sunt atât de flexibile ca acelea ale unei rețele B-spline de ordinul 1.

Astfel rețelele B-spline trebuie folosite numai când numărul de intrări este mic și funcția dorită este neliniară, sau atunci când aplicația dorită poate fi descompusă aditiv într-un număr de relații simple. Pentru a găsi automat aceste dependențe între date pot fi folosiți algoritmi specializați iar rețeaua o putem structura în acord cu aceștia sau altfel, prin cunoștințe apriorice despre proces. Oricum atunci când numărul de intrări este mare iar între date nu există relații aditive simple, costul necesar implementării unei rețele B-spline este mare. Chiar cu aceste rezerve această memorie asociativă poate fi aplicată unui domeniu larg de aplicații.

4.1.8.2. NOTAȚII

Numărul n al funcțiilor de bază care contribuie la ieșirea rețelei B-spline este o constantă ce se determină din alți parametri ai rețelei conform relației $\rho = k^n$ și poartă numele de parametru de generalizare. Suportul funcțiilor de bază poate fi împărțit în ρ seturi sau straturi, astfel încât, la un moment dat în fiecare strat numai o singură funcție de bază să fie activă.

Intrarea n -dimensională a rețelei este notată cu x , iar ieșirea (un scalar) rețelei este notată cu y . Așa după cum se vede din figura 4.1.8, rețeaua poate fi descompusă în două părți: una statică, neliniară, cu o topologie conservând corespondența și alta reprezentând aplicația adaptivă liniară.

Ieșirea celei de a i -a funcție de bază este notată cu a_i iar ieșirile tuturor funcțiilor de bază la timpul t sunt agregate în vectorul de intrare p -dimensional $a(t)$. Deci ieșirea rețelei B-spline este dată de formula:

$$\begin{aligned} y(t) &= \sum_{i=1}^p a_i(t) w_i(t-1) \\ &= \sum_{i=1}^p a_{ad(i)}(t) w_{ad(i)}(t-1) \end{aligned} \quad (4.1.24)$$

unde w_i este ponderea pentru a i -a funcție de bază și $ad(i)$ este adresa pentru a i -a funcție de bază nenulă (non-zero) ($i = 1, \dots, \rho$). Algoritmul de calcul al adreselor asigură faptul că numai ieșirile pentru ρ funcții de baza trebuie calculate și nu pentru toate cele p funcții de bază ($\rho < p$).

Forma funcțiilor de bază și modelarea capacităților rețelei sunt determinate de ordinul funcțiilor spline univariate iar distribuția straturilor nu influențează modelarea capacităților rețelei.

4.1.8.3. FUNCȚII DE BAZĂ UNIVARIATE

În cele ce urmează relația de recurență pentru evaluarea apartenenței funcțiilor bază univariate B-spline de ordinul k . Inițial funcțiile B-spline univariate erau calculate cu o formulă care, în cazul în care ordinul

“spline-urilor” este mare sau plasarea nodurilor este puternic neuniformă reprezintă o schemă instabilă. O schimbare s-a întâmplat situația s-a schimbat în 1972 când a fost obținută o relație de recurență [Cox 72], [DeB 72] care este stabilă numeric și care poate lucra cu orice strategie de distribuție a rădăcinilor.

Notând a j -a funcție de bază univariată de ordinul k cu $N_k^j(\cdot)$, funcțiile bază sunt definite printr-o relație de recurență cu trei termeni:

$$N_k^j(x) = \left(\frac{x - \lambda_{j-k}}{\lambda_{j-1} - \lambda_{j-k}} \right) N_{k-1}^{j-1}(x) + \left(\frac{\lambda_j - x}{\lambda_j - \lambda_{j-k+1}} \right) N_{k-1}^j(x) \quad (4.1.25)$$

$$N_1^j(x) = \begin{cases} 1 & \text{dacă } x \in I_j \\ 0 & \text{dacă } x \notin I_j \end{cases}$$

unde λ_j este nodul j iar $I_j (= [\lambda_{j-1}, \lambda_j])$ este intervalul j .

Această formulă este numeric stabilă, din punctul de vedere al calculului eficientă și acceptă orice strategie de distribuție a nodurilor.

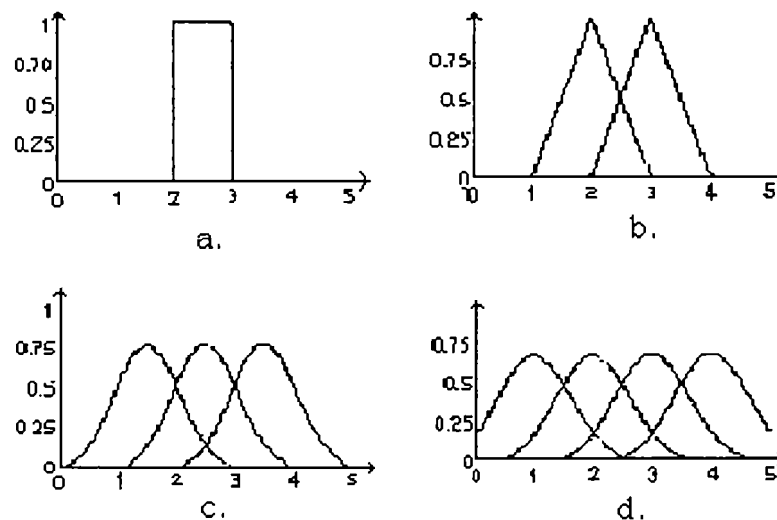


Figura 4.1.13. Funcții de bază B-spline univariate de ordin:
a) 1 ; b) 2 ; c) 3 ; d) 4 line, netede

Funcțiile bază univariate de ordine $k=1,2,3$ arată ca în fig.4.1.13. Este ușor de văzut că funcțiile bază și de asemenea ieșirea rețelei devin mai line, mai netede odată cu creșterea ordinului. Trebuie subliniat faptul că relația de recurență dată generează segmente polinomiale.

4.1.8.4. EVALUARE

Acum va fi calculat numărul de operații cerut pentru a evalua un set de k funcții B-spline de ordin k . Aceste funcții de bază sunt notate prin $N_k^j, N_k^{j+1}, \dots, N_k^{j+k-1}$ și pot fi determinate recursiv din cea mai de jos funcție de bază activă. Funcțiile de bază de ordin k sunt calculate ca și combinații de funcții de bază de ordin $k-1$. Evaluarea funcțiilor de bază de ordin k implică două înmulțiri și două împărțiri pentru fiecare funcție de ordin k .

1. Oricum împărțirile sunt identice deci fiecare funcție de bază de ordin $k-1$ are asociat în volumul de calcul, două înmulțiri și o împărțire. Această analiză se aplică pentru orice ordin $k \geq 2$ index al fiecărui interval în care intrarea se încadrează. Trebuie să fie determinat este numărul de funcții de bază din tabelul triunghiular actualizat și incluzând al $(k-1)$ -lea nivel. Se poate arăta ușor numărul de funcții de bază este $k(k-1)/2$ și numărul total de operații aritmetice:

$$\begin{array}{ll} k(k-1) & \text{înmulțiri} \\ k(k-1)/2 & \text{împărțiri} \end{array}$$

Adunările și scăderile nu au fost considerat pentru că volumul de calcule este neglijabil.

Funcțiile de bază B-spline care sunt generate prin relația de recurență au mai multe proprietăți:

1. Funcțiile de bază sunt definite pe un suport mărginit și ieșirea funcției de bază este pozitivă pe suportul ei.

$$N_k^j(x) = 0, \quad x \notin [\lambda_{j-k}, \lambda_j], \quad \text{și } N_k^j(x) > 0, \quad x \in (\lambda_{j-k}, \lambda_j).$$

2. Funcțiile de bază formează o partiție unitară. Pentru orice intrare în rețea suma ieșirilor funcțiilor de bază este întotdeauna egală cu 1. $\sum_j N_k^j(x) = 1, \quad x \in [x_{\min}, x_{\max}]$.

3. Funcțiile de bază (și de aici ieșirea rețelei) sunt, pentru rădăcini simple, membrii ai clasei de continuitate $C^{k-2}(x_{\min}, x_{\max})$. Astfel $N_k^j(x)$ și derivatele superioare de ordin $(k-2)$ sunt continue pe (x_{\min}, x_{\max}) .

4. Ieșirea rețelei B-spline este mărginită inferior și superior de valorile ponderilor care corespund funcțiilor de bază nenule. Pentru o intrare situată în al j -lea interval aceasta poate fi exprimată ca

$$\min\{w_j, w_{j+1}, \dots, w_{j+k-1}\} \leq y(x) \leq \max\{w_j, w_{j+1}, \dots, w_{j+k-1}\}.$$

Prima proprietate arată că funcțiile de bază univariate au un suport mărginit ceea ce înseamnă că numai un mic număr de funcții de bază ($\rho = k$) contribuie la ieșirea rețelei. Informația este stocată și învățată local de-a lungul acestor funcții de bază. A treia proprietate este cerută atunci când rețeaua este definită ca o funcție spline. Dacă sunt r rădăcini coincidente atunci funcțiile de bază și ieșirea rețelei au $(k-(r+1))$ derivate discontinue în acest punct. De exemplu atunci când funcții de bază de ordinul doi sunt definite pe un interval care conține două rădăcini identice ieșirea rețelei este discontinuă în acel punct. Ultima proprietate arată modul în care pot fi obținute cunoștințe calitative despre ieșirea rețelei prin examinarea valorilor locale ale ponderilor. Valorile superioară și inferioară sunt realizate întotdeauna de rețele de ordinul unu sau doi.

4.2 DESPRE REGULATOARE FUZZY PID

Acest paragraf descrie studiul făcut de autor pentru determinarea regulatoarelor PID-fuzzy. S-a pornit de la descrierea elementelor PID. Metodele clasice tipice de regulatoare adaptive PID (RA-PID) -continuu tind să fie substituite la ora actuală de metode moderne prin care se proiectează algoritmi PID cu autoacordare, cu predicție, cu structură variabilă, adaptivi etc, specifici reglării numerice, în care beneficiul adus prin utilizarea unui sistem de calcul în timp real permite implementarea anumitor algoritmi performanți, imposibil de realizat în regulatoarele analogice la prețul și gabaritul prorii regulatoarelor digitale. Versiunea de regulator fuzzy este tema centrală a acestui paragraf.

4.2.1. CONSIDERAȚII GENERALE PRIVIND ALGORITMUL PID

Algoritmii de tip PID (proportional-integrator-derivator) s-au impus în diferite domenii ale industriei datorită simplității deosebite și experienței dobândite în implemetarea lor în numeroase aplicații specifice. Indiferent de complexitatea tehnologiei, majoritatea proceselor industriale (relativ lente), în care se reglează parametri critici precum temperatura, presiunea, debitul etc, pot fi automatizate cu o precizie satisfăcătoare, folosindu-se în acest scop regulatoare PID. În ceea ce privește procesele neliniare, cu parametri distribuiți etc, principalul impediment în sinteza unor algoritmi de reglare evoluți constă în dificultatea identificării unui model sistemic suficient de precis pentru a putea proiecta analitic algoritmi de reglare, conform teoriei moderne a sistemelor. Dificultatea identificării proceselor are atât cauze obiective cât și subiective. Se consideră că una din cauzele principale este discrepanța dintre teoria și practica sistemelor automate. Efortul de identificare este de regulă apreciabil, necesitând sisteme de calcul pentru achiziția automată a datelor experimentale, funcționarea procesului la diverse valori extremale ale parametrilor ce vor fi reglați ș.a., ducând inevitabil la consumuri mari de energie, materii prime și materiale. Astfel de situații sunt perfect obiective din punctul de vedere al proiectantului automatist, dar ele sunt privite subiectiv de către beneficiar care, în mod obligatoriu, trebuie să țină cont, printre altele, și de costul identificării procesului.

Deoarece majoritatea proceselor (relativ lente) pot fi approximate (pe porțiuni ale caracteristicii de transfer) prin modele sistemice liniare, de cele mai multe ori informaționale, regulatoarele PID vin să suplinească lipsa analizei riguroase a procesului (conform teoriei identificării) permițând ca prin intermediul a 3 parametri de acordare și pe baza unor proceduri experimentale, bine puse la punct metodologic și practic, să se regleze satisfăcător procese de tipul menționat. Aceste metode includ numeroase recomandări (ca orice metodă empirico-experimentală), care nu constituie o garanție sigură (apriorică) a optimalității absolute a valorilor alese pentru cei 3 parametri (dovada o constituie numărul mare de recomandări), dar constituie un punct de inițializare util într-o procedură iterativă a acordării experimentale.

Utilizarea RA-PID este dictată de dificultatea identificării precise a proceselor industriale uzuale și de posibilitatea de apelarea la metode experimentale de acordare. Tendința actuală, în ipoteza folosirii lor, este aceea de a elimina

acordarea manuală, experimentală, prin proiectarea de algoritmi PID cu autoacordare (self-tuning), PID adaptivi pentru cazul perturbațiilor parametrice puternice, PID cu coexistență multiple de tip reacție (feedback), algoritmi de tip anticipativ (feedforward) pentru compensarea perturbațiilor externe măsurabile, PID cu predicție pentru procese cu timp mort mare etc.

Deci pentru procese liniare (sau liniare pe porțiuni, în vecinătatea punctelor nominale de funcționare) neafectate de perturbații puternice parametrice sau externe, de timpi morți excesivi de mari, regulatoarele de tip PID se impun la ora actuală ca fiind cea mai comodă soluție de automatizare eficientă din punct de vedere economic.

4.2.2. ALGORITMI PID ÎN TIMP DISCRET

Algoritmul PID de referință, cu factor de interinfluență nul, utilizat pentru obținerea algoritmilor PID în timp discret este redat de relația:

$$u(t) = K_R \cdot \left[\varepsilon(t) + \frac{1}{T_i} \cdot \int_0^t \varepsilon(\tau) d\tau + T_d \cdot \frac{d\varepsilon(t)}{dt} \right], \quad (4.2.1)$$

Lui îi corespunde reprezentarea sub formă de schemă bloc din figura 4.2.1.

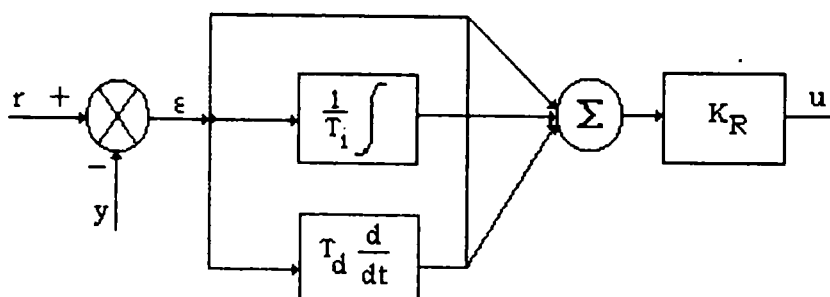


Figura 4.2.1: Schema bloc a algoritmului PID

În mod riguros trebuie să se considere și condițiile inițiale $u(0)$, $\varepsilon(0)$, la care ne vom referi în paragrafele următoare, u și ε având semnificațiile consacrate, adică comanda ("ieșirea algoritmului"), respectiv eroarea buclei de reglare automată.

Algoritmii PID în timp discret se obțin din cei în timp continuu (4.2.1) prin aproximarea comportării modulelor P, I, și D continue, într-o vecinătate a momentului curent de timp discret, $t_k = k \cdot T$, T fiind perioada de eșantionare a mărimilor sistemice, aleasă relativ arbitrar. Modulele P, I, D se obțin prin discretizare, folosindu-se metoda de aproximare a dreptunghiului sau metoda trapezelor.

Dacă $v(t)$ este o mărime integrabilă, atunci în cazul metodei dreptunghiului se face aproximarea :

$$\int_{t_{k-T}}^{t_k} v(\tau) d\tau \cong T v(t_k) = T \cdot v_k \quad (4.2.2a)$$

iar în cazul metodei trapezelor aproximarea :

$$\int_{t_{k-T}}^{t_k} v(\tau) d\tau \cong \frac{T}{2} (v_k + v_{k-1}) \quad (4.2.2b)$$

Module I discrete: Pornind de la modulul I continuu $\frac{1}{T_i} \int_0^t \varepsilon(\tau) d\tau$, se pot obține module I discrete utilizând fie metoda *dreptunghiului*, fie metoda *trapezelor*.

În primul caz rezultă modulul I discret :

$$\frac{1}{T_i} \int_0^{t_k} \varepsilon(\tau) d\tau \cong \frac{T}{T_i} \sum_{j=0}^k \varepsilon_j; \quad K_i = \frac{T}{T_i} \quad (4.2.3a)$$

iar în al doilea caz, modul I discret :

$$\frac{1}{T_i} \int_0^{t_k} \varepsilon(\tau) d\tau \cong \frac{T}{2T_i} \sum_{j=0}^k (\varepsilon_j + \varepsilon_{j-1}); \quad K_i = \frac{T}{2T_i} = \frac{K_i}{2}. \quad (4.2.3b)$$

Module D discrete : Se face aproximarea :

$$T_d \frac{d\varepsilon(t)}{dt} \cong \frac{T_d}{T} (\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1}); \quad K_d = \frac{T_d}{T} \quad (4.2.4)$$

unde $\varepsilon_k = r_k - y_k$, r_k , și y_k reprezentând eșantioanele la mometele $t = t_k$ ale mărimii de referință, respectiv a mărimii reglate. Pot să apară următoarele cazuri particulare:

- referința este internă, neafectată de zgomot, și constantă sau externă, lent variabilă și neafectată sensibil de zgomot; atunci $\frac{d\varepsilon}{dt} \cong -\frac{dy}{dt}$, efectul D fiind introdus doar pe mărimea reglată y ;
- ambele mărimi r_k , y_k sunt afectate de zgomot (zgomot de eșantionare la care se adaugă zgomotul industrial indus).

De remarcat că în prezența unor modificări în treaptă (bruște) ale referinței în buclă închisă, la perioade de eșantionare T relativ mari, pot să apară valori inițiale excesive ale erorii $\varepsilon(0)$, $\varepsilon(1)$, ..., cu suprareglaje puternice și/sau saturări ale comenzii globale u_k , datorate modulelor P și D (mai ales pentru procese care necesită acordarea algoritmului, cu valori mari ale parametrilor de acord K_i , K_d), caz în care se recomandă filtrarea numerică a referinței.

Modulul D discret preferat în majoritate aplicațiilor este cel descris în primul caz, deci cu derivarea exclusivă a mărimii reglate, eventual chiar filtrată numeric.

Algoritm PID discret - variante uzuale: Reunind diferitele module I și D discrete se obțin diverși "algoritmi PID de poziție" care furnizează comenzi u_k . Considerând modulul I discret (4.2.3a) rezultă algoritmul :

$$u_k = K_r(\varepsilon_k + K_i \sum_{j=0}^k \varepsilon_j + K_d(\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1})) \quad (4.2.5)$$

Eliminând referința din modulul D rezultă algoritmul:

$$u_k = K_r[\varepsilon_k + K_i \sum_{j=0}^k \varepsilon_j - K_d(y_k - y_{k-1})] \quad (4.2.6)$$

Observație: În cazul când se dorește un algoritm PID modificat, componentele derivatoare și proporțională fiind plasate pe calea de reacție, relația devine :

$$u_k = K_r[y_k + K_i \sum_{j=0}^k \varepsilon_j - K_d(y_k - y_{k-1})] \quad (4.2.7)$$

Un asemenea algoritm prezintă avantajul că atât componenta proporțională cât și cea derivativă, care pot contribui la saturarea comenzii, prelucrează numai variabila măsurată din proces, pe când componenta integratoare prelucrează eroarea de reglare în vederea asigurării preciziei dorite a sistemului de reglare .

Dacă se consideră modulul discret I în varianta (4.2.3b) (metoda trapezelor) rezultă algoritmul:

$$u_k = K_r[\varepsilon_k + \frac{K_i}{2} \sum_{j=0}^k (\varepsilon_j + \varepsilon_{j-1}) + K_d(\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1})], \quad (4.2.8)$$

iar dacă se elimină referința din modulul D rezultă algoritmul :

$$u_k = K_r[\varepsilon_k + \frac{K_i}{2} \sum_{j=0}^k (\varepsilon_j + \varepsilon_{j-1}) - K_d(y_k - y_{k-1})] \quad (4.2.9)$$

Toți algoritmi PID în timp discret descriși au echivalent în algoritmi incrementali. Aceștia se obțin luând în considerare că $\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$. Rezultă *algoritmi incrementali* (sau algoritmi de viteză) asociați celor corespunzători de poziție (4.2.5) (4.2.6) (4.2.8) (4.2.9) :

$$\Delta u_k = K_r[\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1} + K_i \varepsilon_k + K_d(\varepsilon_k - 2\varepsilon_{k-1} + \varepsilon_{k-2})] \quad (4.2.5i)$$

$$\Delta u_k = K_r[\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1} + K_i \varepsilon_k - K_d(y_k - 2y_{k-1} + y_{k-2})] \quad (4.2.6i)$$

$$\Delta u_k = K_r[\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1} + \frac{K_i}{2}(\varepsilon_k + \varepsilon_{k-1}) + K_d(\varepsilon_k - 2\varepsilon_{k-1} + \varepsilon_{k-2})] \quad (4.2.8i)$$

$$\Delta u_k = K_r[\varepsilon_k - \varepsilon_{k-1} + \frac{K_i}{2}(\varepsilon_k + \varepsilon_{k-1}) - K_d(y_k - 2y_{k-1} + y_{k-2})] \quad (4.2.9i)$$

Toți algoritmi de poziție din relațiile (4.2.5) (4.2.6) (4.2.8) (4.2.9) pot fi scriși conform formulei:

$$u_k^{abs} = u_{k-}^{abs} + \Delta u_k \quad (4.2.10)$$

unde u_{k-}^{abs} este comanda absolută calculată în pasul anterior și memorată. La momentul curent t_k comanda absolută se calculează adăugînd Δu_k , care

reprezintă comenzile incrementale calculate conform relațiilor (4.2.5i) (4.2.6i) (4.2.8i) (4.2.9i), care la rândul lor pot fi scrise modularizat :

$$\Delta u_k = K_r (\Delta u_k^P + \Delta u_k^I + \Delta u_k^D). \quad (4.2.11)$$

În abordarea acestuia se vor avea în vedere numai algoritmi de poziție. Forma interpretabilă a tuturor algoritmilor necesită exprimarea lor în domeniul z , în care variabila z^{-1} se asimilează cu operatorul de întârziere cu o perioadă de eșantionare (operatorul de întârziere pură unitară).

Se cunoaște că, după aplicarea transformatei Z și asimilarea lui z^{-1} cu operatorul mai sus amintit, sumele reale $\sum_{j=0}^k v_j$ au aspectul în z^{-1} :

$$Z\left\{\sum_{j=0}^k v_j\right\} = \frac{1}{1-z^{-1}} v_k \quad (4.2.12)$$

Utilizând relația aceasta, algoritmi de poziție descriși au în z^{-1} aspectul :

$$u_k = K_r \left[1 + \frac{K_i}{1-z^{-1}} + K_d(1-z^{-1})\right] \varepsilon_k \quad (4.2.13a)$$

$$u_k = K_r \left(1 + \frac{K_i}{1-z^{-1}}\right) \varepsilon_k - K_r K_d (1-z^{-1}) y_k \quad (4.2.13b)$$

$$u_k = K_r \left[1 + \frac{K_i}{2} \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}} + K_d(1-z^{-1})\right] \varepsilon_k \quad (4.2.13c)$$

$$u_k = K_r \left(1 + \frac{K_i}{2} \frac{1+z^{-1}}{1-z^{-1}}\right) \varepsilon_k - K_r K_d (1-z^{-1}) y_k \quad (4.2.13d)$$

Modulul D discret este aplicat pe mărimea reglată, eventual chiar filtrată cu filtre numerice de ordinul 1.

Dacă se notează :

$$H_{R1}(z^{-1}) = K_r \left(1 + \frac{K_i}{1-z^{-1}}\right); \quad H_{R2}(z^{-1}) = K_r K_d (1-z^{-1})$$

rezultă din (4.2.13b):

$$u_k = H_{R1}(z^{-1}) \varepsilon_k - H_{R2}(z^{-1}) y_k \quad (4.2.14)$$

Din punctul de vedere al implementării practice, sub aspectul numărului minim de calcule în timp real, în buclă automată algoritmul (4.2.11), considerat de referință, este calculat modularizat după cum urmează:

$$\begin{aligned} u_k &= K_r (u_k^P + u_k^I + u_k^D) \\ u_k^P &= \varepsilon_k, \varepsilon_k = r_k - y_k \\ u_k^I &= \frac{K_i}{1-z^{-1}} \varepsilon_k \\ u_k^D &= -K_d (1-z^{-1}) y_k \end{aligned} \quad (4.2.15)$$

Dacă pentru modulul I discret se dorește o precizie mai bună, mai ales la perioade mari de eșantionare T , atunci se utilizează forma din relația (4.2.13d), care diferă de cea din (4.2.13b) numai prin modulul I discret .

4.2.3. FENOMENUL DE SATURAȚIE (WINDUP)

Un regulator cu acțiune integratoare combinat cu un element de execuție care poate intra în saturație (se impune o valoare limită pentru amplitudinea semnalului de comandă), poate să genereze efecte nedorite [Ast 90]. Dacă semnalul de comandă este atât de mare încât integratorul va satura elementul de execuție bucla de reglare se va întrerupe pentru că elementul de execuție va rămâne saturat chiar dacă ieșirea procesului se modifică. (figura 4.2.2). După ce integratorul a intrat în saturație, va fi nevoie de un anumit timp până când, prin reducerea erorii, mărimea de ieșire va ajunge la o valoare normală.

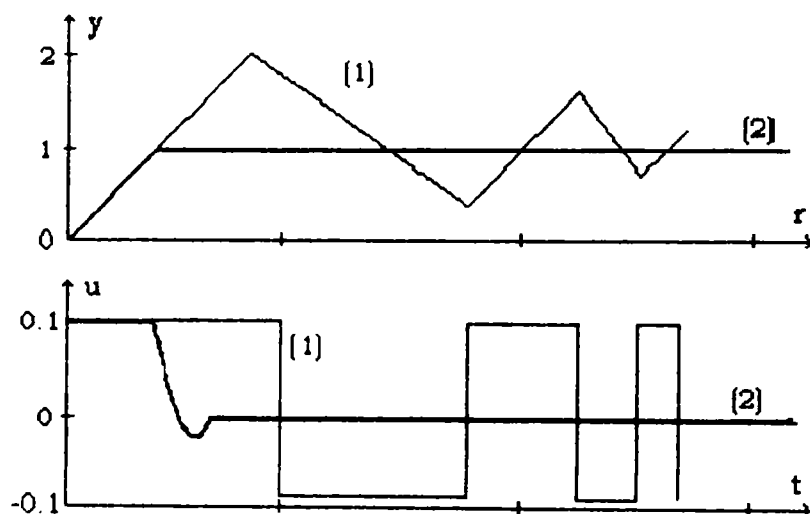


Figura 4.2.2: Ilustrarea fenomenului de saturație (windup): (1) = regulator PID antisaturație (antiwindup), (2) = regulator PID clasic.

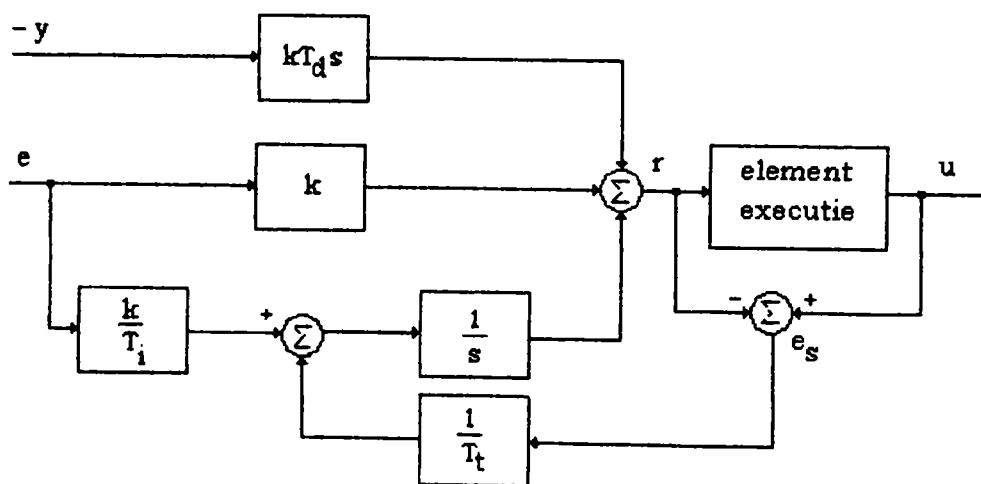


Figura 4.2.3: Schema bloc a regulatorului PID cu buclă de antisaturație

Există câteva metode de a opri acest fenomen de saturație. Astfel, să considerăm structura din figura 4.2.3. Se prevede sistemul cu o buclă de reacție suplimentară prin măsurarea ieșirii elementului de execuție și formarea unui semnal de eroare e_s ca diferență între ieșirea elementului de execuție neliniar (cu saturație) u și ieșirea regulatorului r , eroare care apoi va fi însumată pe intrarea integratorului, în prealabil amplificată cu $\frac{1}{T_i}$. Semnalul de eroare e_s este nul când elementul de execuție nu este saturat

deoarece atunci din cauza porțiunii liniare avem $r=u$ și rezultă $e_s=0$. Când acesta e saturat, calea suplimentară de reacție, încearcă să aducă eroarea e_s la zero.

Aceasta înseamnă că integratorul este resetat astfel încât ieșirea regulatorului va fi la limitată de saturație ca într-un proces cu constanta de timp T_s , numită și constantă de timp de urmărire. Dacă ieșirea elementului de execuție nu este măsurabilă, atunci se poate utiliza un model de saturație al acestuia. Avantajul unei astfel de scheme constă în faptul că poate fi aplicată la orice tip de element de execuție.

4.2.4. REGULATOARE PID FUZZY

O variabilă lingvistică e definită prin: $\{X, LX, U, \mu_{LX}\}$. Prin X se înțelege numele variabilei lingvistice, ca de exemplu vârstă, înălțime, viteză, temperatură, eroare, variație eroare etc. LX reprezintă mulțimea valorilor *lingvistice* pe care le poate lua X . U , universul de existență, reprezintă domeniul fizic pe care variabilele lingvistice iau valori reale. Domeniul U poate fi discret sau continuu. Funcția μ_{LX} reprezintă funcția de apartenență corespunzătoare valorilor lingvistice. După definirea variabilei lingvistice, este necesar să se definească o bază de reguli necesare unui regulator tip fuzzy. Intuitiv se poate afirma că un algoritm fuzzy P necesită o bază de reguli unidimensională, un algoritm fuzzy PD o bază de reguli bidimensională, respectiv un algoritm fuzzy PID o bază de reguli tridimensională. O bază de reguli dimensional mare necesită însă un efort de calcul mare. De aceea în literatura de specialitate s-au propus o serie de metode pentru reducerea dimensiunii bazei de reguli [Hel 91] [Hell 91] [Mam 81].

4.2.4.1 ALGORITMUL FUZZY PI CU BAZĂ DE REGULI UNIDIMENSIONALĂ

Se consideră un algoritm PI clasic :

$$u_{PI}(k) = K_p \cdot \varepsilon(k) + K_i \sum_{i=0}^k \varepsilon(i) \cdot T_s \quad (4.2.16)$$

unde semnificația mărimilor este cea cunoscută. Pentru un algoritm fuzzy PI dificultatea constă în fuzzificarea integralei semnalului de eroare. Acest lucru se poate evita utilizând forma incrementală a algoritmului PI. Astfel :

$$\Delta u_{PI}(k) = K_p \Delta \varepsilon(k) + K_i \varepsilon(k) T_s = (K_i T_s) \varepsilon(k) + (K_p) \Delta \varepsilon(k). \quad (4.2.17)$$

Pentru a forma semnalul de comandă absolut se integrează ieșirea regulatorului fuzzy astfel conceput :

$$u_{PI}(k) = u_{PI}(k-1) + \Delta u_{PI}(k) \quad (4.2.18)$$

În cazul acesta s-a folosit o bază de reguli bidimensională pentru că baza de reguli presupune luarea de decizii cu $\varepsilon(k)$ și $\Delta \varepsilon(k)$ în partea de condiție a regulilor. Un algoritm PI fuzzy cu bază de reguli unidimensională se obține conform procedurii următor, prin transcrierea ecuației (4.2.11):

$$u_{PI}(k) = K_p \varepsilon(k) + \Phi \sum_{i=0}^k K_p \varepsilon(i) T_s = u_P(k) + (\Phi T_s) \sum_{i=0}^k u_P(i) \quad (4.2.19)$$

unde parametrul introdus este $\Phi = \frac{K_i}{K_p}$, iar legea de control de tip fuzzy-P este :

$$u_p(k) = K_p \varepsilon(k) \quad (4.2.20)$$

Algoritmul de reglare este ilustrat în figura 4.2.4.

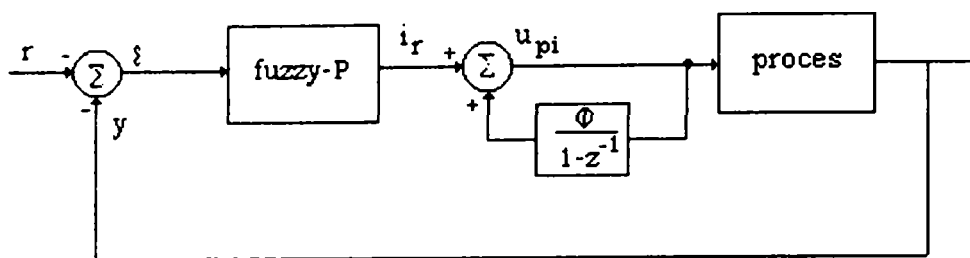


Figura 4.2.4: Algoritm PI-fuzzy redus la baza de reguli unidimensională

Deci comanda $u_{pi}(k)$ poate fi obținută din $u_p(k)$ care impune o singură variabilă de intrare și deci o bază de reguli unidimensională. Un astfel de algoritm este însă mult mai sensibil deoarece decizia fuzzy se realizează numai pe baza erorii $\varepsilon(k)$. Dezavantajul poate fi anulat printr-o proiectare optimală, apelând la tehnici de calcul de tipul algoritmilor genetici .

4.2.4.2. ALGORITM FUZZY PID CU BAZĂ DE LEGI BIDIMENSIONALĂ

Legea de comandă PID are forma :

$$u_{PID}(k) = K_p \varepsilon(k) + K_i \sum_{i=0}^k \varepsilon(i)T_s + K_d \frac{\Delta \varepsilon(k)}{T_s} = u_{PID}(k-1) + \Delta u_{PID}(k) \quad (4.2.21)$$

unde

$$\Delta u_{PID}(k) = \left[K_i \varepsilon(k) + K_p \frac{\Delta \varepsilon(k)}{T_s} + K_d \frac{\Delta^2 \varepsilon(k)}{T_s^2} \right] T_s \quad (4.2.22)$$

Implementarea acestui algoritm presupune o bază de legi tridimensională definită de intrările $\varepsilon(k)$, $\frac{\Delta \varepsilon(k)}{T_s}$, $\frac{\Delta^2 \varepsilon(k)}{T_s^2}$. Reducerea cu o dimensiune a bazei de reguli tridimensională se realizează prin următorul algoritm:

$$u_{PID}(k) = u_{PD}(k) + u_{PI}(k) \quad (4.2.23)$$

$$u_{PD}(k) = K_p \varepsilon(k) + K_d \frac{\Delta \varepsilon(k)}{T_s}$$

$$u_{PI}(k) = K_p'' \varepsilon(k) + K_i \sum_{i=0}^k \varepsilon(i)T_s$$

unde $K_p = K_p' + K_p''$

Se fac următoarele artificii de calcul :

$$u_{PI}(k) = \sum_{i=0}^k \left[K_i \varepsilon(i) + K_p'' \frac{\Delta \varepsilon(i)}{T_s} \right] T_s = (\Phi T_s) \sum_{i=0}^k u_{PD}(k) \quad (4.2.24)$$

unde $K_p' = \frac{K_i}{\Phi}$, $K_p'' = \Phi K_d$.

Legea de reglare PID obține astfel forma:

$$u_{PID}(k) = u_{PD}(k) + \Phi \sum_{i=0}^k u_{PD}(i) T_s \quad (4.2.25)$$

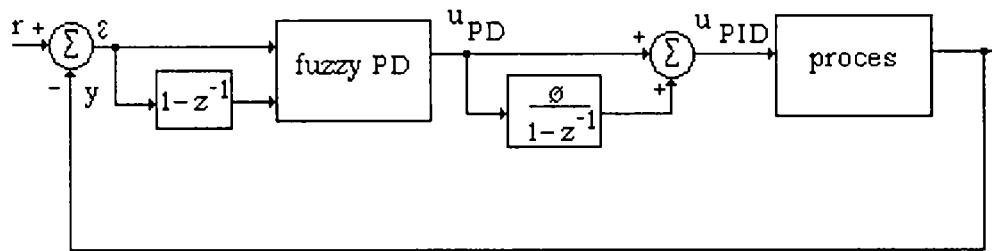


Figura 4.2.5: Regulator fuzzy PID cu bază de reguli bidimensională

4.2.4.3 REGULATOR FUZZY PI CU FACTOR DE RESETARE

Din experiența practică a rezultat că regulatoarele de tip fuzzy-PI sunt mult mai practice decât, de exemplu, regulatoarele fuzzy-PD. În cazul unui regulator PI, pe baza erorii ε și a variației acesteia $\Delta \varepsilon$ se calculează un semnalul de comandă incremental Δu (vezi (4.2.18)) algoritmul care se mai numește și algoritmul de viteză. Un algoritmul PI, în forma normală, generează performanțe slabe în regim tranzitoriu datorită operației de integrare. Îmbunătățirea răspunsului tranzitoriu este destul de dificil de realizat, mai ales pentru sisteme de ordin mai mare decât 1.

Actualmente, legile de reglare fuzzy sunt concepute pe baza planului fazelor, într-o manieră similară cu așa numitul *concept de reglare modal alunecătoare* (sliding mode). Traectoria care se urmărește în planul fazelor este controlată printr-o acumulare a semnalului de comandă de forma :

$$u(k+1) = u(k) + \Delta u(k). \quad (4.2.26)$$

În proiectare se va urmări selectarea variației maxime a incrementului de comandă Δu cu satisfacerea unui *timp de creștere optim și fără suprareglaj*, pentru răspunsul sistemului condus, la o intrare treaptă. Trebuie observat că dificultatea în proiectarea unui regulator fuzzy-PI rezidă tocmai în calculul celei mai mari valori posibile a incrementului din semnalul de comandă cu satisfacerea condițiilor anterioare. Fie $r(k)$ factorul de resetare, un coeficient al cărui valoare determină tipul reglării. Astfel, prin introducerea acestui factor se poate modifica structura regulatorului adaptând diferitelor condiții. Se vor prezenta două metode pentru resetarea calitativă a acumulării de semnal de comandă în concordanță cu situația reală. Operația de bază care se aplică este descrisă prin următoarea relație:

$$u(k+1) = [1 - r(k)^p] \cdot u(k) + \Delta u(k) \quad (4.2.27)$$

unde k reprezintă numărul de ordine al iterației. Trebuie reținut că, atunci când $r(k)$ este 1 nu va exista acțiune integrală, iar când $r(k)$ este 0 va rezulta un PI clasic din punctul de vedere al structurii algoritmului (4.2.17). Regulile care stabilesc valoarea pentru factorul de resetare r sunt deduse intuitiv sau din experiență.

A. Resetarea pe baza erorii și a variației acesteia

Structura unui astfel de regulator este identică cu structura unui regulator PI convențional exceptând operația de resetare, conform figurii 4.2.6:

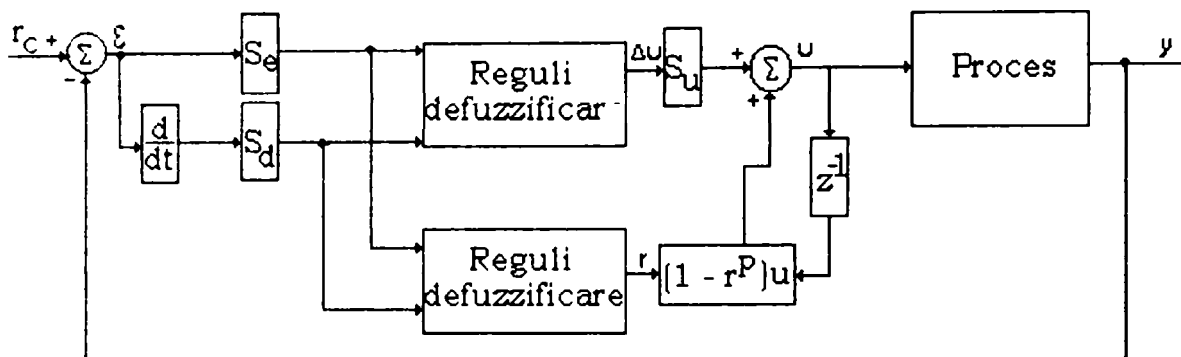


Figura 4.2.6: Schema sistemului de reglare prin resetare pe baza erorii și a variației ei

S_e , S_d , S_u semnifică factorii de scalare pentru eroare, variația erorii, respectiv, comandă.

Incrementul Δu este calculat conform următoarelor relații:

$$R_i : \text{dacă } \varepsilon = A_i \text{ și } \dot{\varepsilon} = B_i \text{ atunci } \Delta u = C_i \quad (4.2.28)$$

$$\alpha_i = \mu_{A_i}(\varepsilon) \cap \mu_{B_i}(\dot{\varepsilon})$$

$$\mu_{C_i'} = \alpha_i \cap \mu_{C_i}$$

$$\Delta u_i = \text{cog}(C_i')$$

$$(4.2.29)$$

$$\Delta u = \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_i \Delta u_i}{\sum_{i=1}^N \alpha_i}$$

unde prin cog = centrul de greutate (center of gravity) prin care se obține valoarea numerică (crisp) pentru semnalul de comandă. (\cap este operația și fuzzy). Factorul de resetare este calculat pe baza unor legi lingvistice de forma următoare:

Dacă {răspunsul tinde către valoare cu o viteză anormală} *atunci* {resetează valoarea cumulată a mărimii de intrare într-o manieră fuzzy în funcție de eroarea măsurată și de viteza ei de variație}.

Legea care descrie lingvistic calculul ratei de transfer este descrisă mai jos :

$$R_j : \text{Dacă } \varepsilon = A_j \text{ și } \dot{\varepsilon} = B_j \text{ atunci } r = R_j \quad (4.2.30)$$

și pentru inferență și defuzzificare se folosesc relații similare cu (4.2.29) ca și la calculul incrementului de comandă Δu .

În final semnalul de control este calculat conform relației (4.2.27). Constanta p determină neliniaritatea efectului de resetare conform figurii 4.2.7:

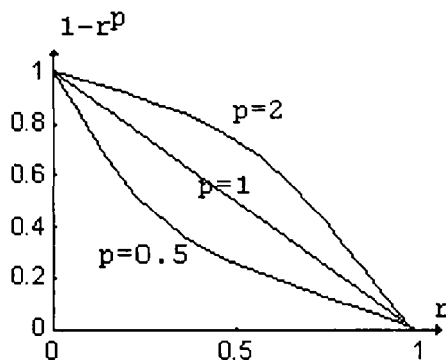


Figura 4.2.7: Relația între coeficientul p și factorul de resetare

Tabelul de reguli pentru calculul incrementului Δu este de tip Mamdani :

e de	nb	nm	ns	ze	ps	pm	pb
nb	nb	nb	nb	nb	nm	ns	ze
nm	nb	nb	nb	nm	ns	ze	ps
ns	nb	nb	nm	ns	ze	ps	pm
ze	nb	nm	ns	ze	ps	pm	pb
ps	nm	ns	ze	ps	pm	pb	pb
pm	ns	ze	ps	pm	pb	pb	pb
pb	ze	ps	pm	pb	pb	pb	pb

Tabela cu baza de reguli pentru calculul factorului de resetare este:

e de	nb	nm	ns	ze	ps	pm	pb
nb	nb	nb	nb	nb	nm	ns	ze
nm	nb	nb	nb	nm	ns	ze	ps
ns	nb	nb	nm	ns	ze	ps	pm
ze	nb	nm	ns	ze	ps	pm	pb
ps	nm	ns	ze	ps	pm	pb	pb
pm	ns	ze	ps	pm	pb	pb	pb
pb	ze	ps	pm	pb	pb	pb	pb

sau

e de	nb	nm	ns	ze	ps	pm	pb
nb	nr	sr	br	cr	br	sr	nr
nm	nr	nr	mr	vb	mr	nr	nr
ns	nr	nr	vs	br	vs	nr	nr
ze	nr	nr	nr	nr	nr	nr	nr
ps	nr	nr	vs	br	vs	nr	nr
pm	nr	nr	sr	vb	sr	nr	nr
pb	nr	vs	mr	cr	mr	vs	nr

unde semnificațiile simbolurilor sunt următoarele:

nr : no reset

vs : very small reset

br : big reset

vb : very big reset

sr : small reset
mr : medium reset.

cr : complete reject (4.2.31)

B. Resetarea pe baza erorii și a semnalului de comandă

Structura regulatorului este dată în figura 4.2.8, ideea de bază în conceperea lui fiind:

Dacă {răspunsul tinde către mulțimea de valori dată prin valori mari ale intrării de comandă} atunci {reține valoarea cumulată și potrivită a intrării de comandă}.

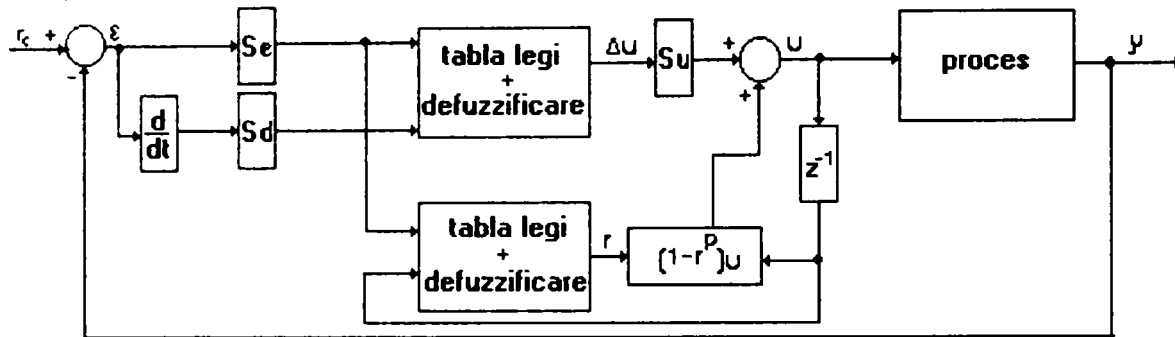


Figura 4.2.8 : Schema regulatorului cu resetare pe baza erorii și a semnalului de comandă.

Baza de reguli tabelară pentru calculul factorului de resetare în acest caz este următoarea:

e \ u	nb	nm	ns	ze	ps	pm	pb
nb	nr	vb	cr	cr	cr	cr	cr
nm	nr	nr	br	cr	cr	cr	cr
ns	nr	nr	sr	sr	nr	cr	cr
ze	nr	nr	nr	nr	nr	nr	nr
ps	cr	cr	nr	sr	sr	nr	nr
pm	cr	cr	cr	cr	br	vs	nr
pb	cr	cr	cr	cr	cr	vs	nr

Semnificația elementelor este dată de (4.2.31).

C. Tipuri de regulatoare PID cu diferite realizări ale acțiunii integratoare

În general legile de reglare PID-fuzzy au următoarea formă :

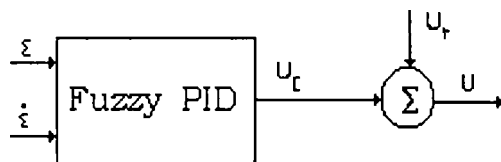
$$\text{Dacă } \varepsilon = A \text{ și } \Sigma\varepsilon = B \text{ și } \Delta\varepsilon = C \text{ atunci } u=D \quad (4.2.32)$$

Legea poate fi interpretată ca o funcție neliniară de forma : $u=f(\varepsilon, \Sigma\varepsilon, \Delta\varepsilon)$. Având în vedere forma generală, pot fi definite următoarele tipuri:

Tip 1 : Legea fuzzy

$$\text{Dacă } \varepsilon = A \text{ și } \Delta\varepsilon = C \text{ atunci } u=D \quad (4.2.33)$$

conduce la un algoritm fuzzy de tip PD. Problema care apare constă în realizarea acțiunii integratoare în sens fuzzy. Cunoscând factorul de amplificare în regim staționar al procesului, nu va fi necesară includerea unui integrator, regulatorul putând fi descris prin următoarea relație : $u = u_d + u_r$, unde u reprezintă ieșirea totală din algoritmul PID, u_d de la regulatorul fuzzy PD iar $u_r = \frac{r}{K_p}$ reprezintă semnalul de comandă în regim staționar, aproximat pe baza referinței r și a factorului de amplificare al



procesului K_p :

Figura 4.2.9 : Schema pentru Tipul 1.

Tip 2 : În cazul când nu avem cunoștințe privind factorul de amplificare al procesului în regim staționar, putem include un modul integrator convențional, care să lucreze împreună cu regulatorul fuzzy. Algoritmul va rămâne identic cu excepția faptului că : $u_i = k_i \Sigma \varepsilon$:

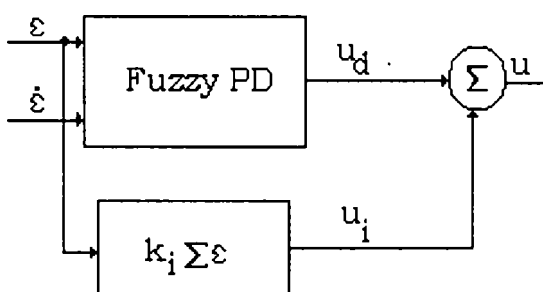


Figura 4.2.10: Schema pentru Tip 2.

Tip 3 : Cele două tipuri prezentate anterior nu pot fi privite ca niște regulatoare fuzzy pure deoarece au încorporate în structura lor module non-fuzzy. O îmbunătățire a tipului 2 se poate aduce prin fuzzificarea constantei acțiunii integratoare k_i , comanda u_i fiind astfel produsă de un integrator fuzzy :

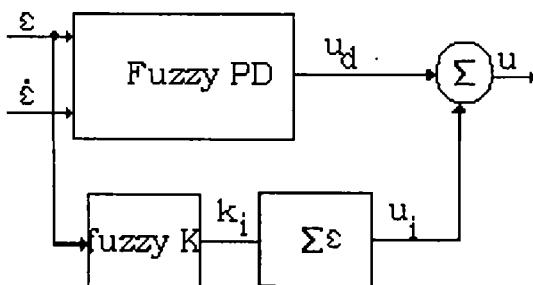


Figura 4.2.11 : Schema pentru Tip 3.

Tip 4 : Să considerăm legea de reglare :

Dacă $\varepsilon = A$ **și** $\Delta\varepsilon = C$ atunci $\Delta u = D$.

Utilizând mulțimile fuzzy asociate A, C, D legea diferă de legea anterioară de reglare fuzzy PD numai prin semnificația mărimii de comandă Δu care reprezintă comanda incrementală. Astfel, integrând aceste incremente, obținem comanda u_i :

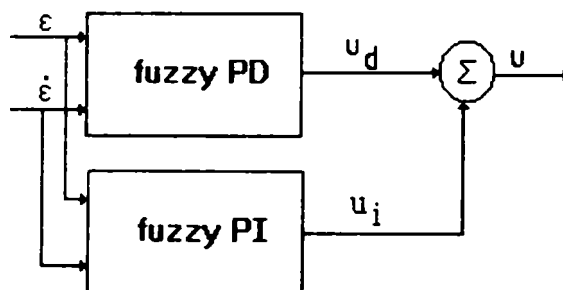


Figura 4.2.12 : Schema pentru Tip 4.

Tip 5 : Schema anterioară poate fi simplificată transformând regulatorul PI într-un regulator fuzzy-I de tipul :

Dacă $\varepsilon = A$ atunci $\Delta u = D$.

rezultând astfel comanda u_i :

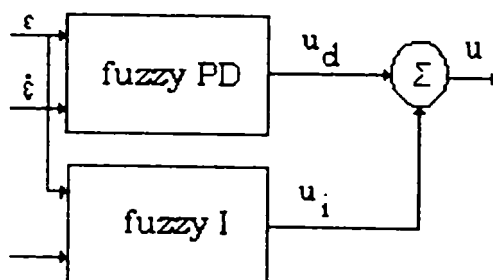


Figura 4.2.13 : Schema pentru Tip 5.

4.3 SISTEME FUZZY ADAPTIVE

În proiectarea sistemelor de reglare automată, un algoritm competitiv ar trebui să valorifice orice fel de informație legată de procesul supus automatizării. Pentru o largă categorie de probleme, o bună parte din informație este deținută de expertul uman. Această informație de obicei nu este o informație exactă. Pentru descrierea și utilizarea acesteia s-a dezvoltat teoria sistemelor cu procesare fuzzy a informației. Apare astfel necesară încorporarea informație lingvistice de la expertul uman de o manieră sistemică astfel încât sistemul rezultat să poată fi analizat din punctul de vedere al performanțelor, stabilității etc.

O altă parte a informației este informația numerică obținută de la senzori în mod nemijlocit sau indirect, conform cu legile fizice care descriu procesul. Între aceste două tipuri de informație există mari diferențe. Astfel informația numerică este supusă legilor fizicii sau axiomelor matematicii, inexistente pentru informația lingvistică. Altfel spus legile care guvernează informația lingvistică sunt fundamental diferite de legile care guvernează informația numerică. Scopul sistemelor adaptive fuzzy va fi tocmai modelarea informației hibride lingvistico-numerice. În principiu un astfel de sistem este un sistem logic fuzzy înzestrat cu un algoritm de antrenare, algoritm care are rolul de a ajusta parametrii sistemului fuzzy pe baza perechilor de intrare-ieșire obținute prin măsurători efectuate pe proces.

Conceptual sistemele fuzzy adaptive combină informația lingvistică cu informația numerică întrucât, pe de-o parte, sistemul fuzzy e constituit în principiu dintr-un set de reguli if-then, informația lingvistică fiind direct încorporată în baza de reguli; pe de altă parte, informația numerică conținută de perechile de intrare-ieșire se încorporează antrenând sistemul conform datelor măsurate de la proces potrivit algoritmului de antrenare. Sistemul adaptiv fuzzy poate fi privit ca un sistem logic fuzzy al cărui set de reguli sunt generate automat prin antrenare conform setului de antrenare.

Sistemele adaptive fuzzy se pot aborda pornind de la conceptele care stau la baza construirii sistemelor cu procesare fuzzy a informației, lucru care le justifică denumirea de sisteme adaptive fuzzy. Însă la același formalism matematic se poate ajunge abordând problema din punctul de vedere al rețelelor neuronale sau al metodelor de interpolare de funcții de mai multe variabile. Aceste concepte (sistem fuzzy, rețea neuronală, interpolare funcții) sunt în esență izomorfe.

4.3.1. ELEMENTELE MODELĂRII FUZZY A SISTEMELOR

Definiții:

Fie U o colecție de obiecte, de exemplu $U = \mathbb{R}^n$, și se numește univers de discuție. O mulțime fuzzy F în U este caracterizat de funcția de apartenență

$\mu_F: U \rightarrow [0,1]$ unde $\mu_F(u)$ reprezintă gradul de apartenență a lui $u \in U$ la mulțimea fuzzy F . *Supportul mulțimii fuzzy* F este o submulțime $u \in U$ pentru care $\mu_F(u) > 0$. *Centrul mulțimii fuzzy* este acel punct $u \in U$ în care $\mu_F(u)$ ia valoare maximă. Operațiile de *intersecție reuniune și complement respectiv normaT și conormaT* sunt definite în [Wan 94]. Cu ajutorul acestor elemente se definește *compoziția SupStar* astfel:

fie R o relație pe $U \times V$ și S o relație pe $V \times W$, o funcție de tip *normaT*

$u \in U ; v \in V ; R \circ S$ este *compoziția SupStar* având definiția

$$\mu_{R \circ S}(u, w) = \sup_{v \in V} [\mu_R(u, v) \cdot \mu_S(v, w)]. \quad (4.3.1)$$

Cazul cel mai frecvent este *compoziția SupMin* când funcția *normaT* este *intersecția fuzzy min(x,y)*.

Variabilele lingvistice se definesc sub forma a cinci elemente:

$(x, T(x), U, G, M)$

unde

- x este variabila lingvistică;
- $T(x)$ este mulțimea valorilor lui care pot să fie cuvinte sau valori numerice definite pe U universul de existență a variabilei;
- G legile sintactice de generare a valorilor variabilei;
- M legile semantice de interpretare a sensului acestor valori. Aceste valori sunt de obicei etichetele unor mulțimi fuzzy.

Implicația fuzzy este de bază în construirea bazelor de reguli necesare procesării fuzzy a informației. Fie A și B două mulțimi fuzzy definite pe U și V . *Implicația fuzzy* notată $A \rightarrow B$ este o relație fuzzy specială definită pe $U \times V$ cu următoarele funcții de apartenență [Wan 94].

O *regulă fuzzy* definim sub forma:

$$R^{(p)}: \text{Dacă } x_1 \text{ este } F_1^p \text{ și } \dots \text{ și } x_n \text{ este } F_n^p \text{ Atunci } y \text{ este } G^p \quad (4.3.2)$$

unde

- ✓ F_i^p sunt mulțimi fuzzy definite pe U_i
- ✓ G^p este o mulțime fuzzy definită pe V
- ✓ $(x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in U_1 \times \dots \times U_n$ variabile lingvistice
- ✓ $y \in V$ variabilă lingvistică
- ✓ $p=1,2,\dots,M$ număr reguli

Regulile fuzzy constituie baza sistemelor fuzzy. Problemele fundamentale în legătură cu acestea sunt:

- ◆ Sunt regulile destul de generale pentru a putea conține orice tip de variabilă lingvistică ?
- ◆ Cum pot fi definite (deduse) aceste reguli ?
- ◆ Cum sunt determinate funcțiile de apartenență pentru F_i^p și G^p ?

Pe baza teoremelor demonstarte în [Wan 94] s-a demonstrat generalitatea regulilor de tip (4.3.2) dându-se astfel răspuns la prima întrebare din cele de mai sus. Pentru întrebarea a doua există două căi de rezolvare diferite:

- Utilizarea expertului uman care va furniza regulile
- Antrenarea (învățare) pe baza datelor măsurate potrivit unor metode bine stabilite.

La a treia întrebare răspunsul se poate obține în funcție de metoda utilizată pentru definirea bazei de reguli. Dacă expertul uman e cel care determină regulile atunci tot expertul uman va defini și forma funcțiilor de apartenență. Atunci când regulile se determină pe baza datelor numerice, la început se precizează forma funcțiilor μ_{F^p} și μ_{G^p} . Formele cel mai des utilizate sunt cele Gaussiene, triunghiulară respectiv trapezoidală. Parametrii acestor funcții se determină pe baza datelor măsurate utilizând metode de estimare. Sistemul de deducere logică funcționează pe baza regulilor din setul de reguli. O *regulă fuzzy* se interpretează ca o implicație fuzzy:

$$(F_1^p \times \dots \times F_n^p \rightarrow G^p) \Rightarrow U \times V \text{ cu } U = U_1 \times \dots \times U_n$$

Fie A° este o submulțime fuzzy din U . *Fuzzyficarea* este o operație prin care unei valori $\bar{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in U$ i se asociază o mulțime fuzzy A° .

Defuzzyficarea este operația prin care unei mulțimi fuzzy definită pe V i se asociază o valoare nefuzzy $y \in V$. De obicei se utilizează trei metode de defuzzyficare:

- Metoda 'Maximum' $y = \arg \sup_{y \in V} (\mu_{B^p}(y))$
- Metoda 'Centrului de Greutate' $y = \frac{\sum_{i=1}^M \bar{y}^i (\mu_{B^i}(\bar{y}^i))}{\sum_{i=1}^M (\mu_{B^i}(\bar{y}^i))}$

unde

\bar{y}^i este centrul de greutate al mulțimii fuzzy G^i .

- Metoda 'Centrului de Greutate modificat'

$$y = \frac{\sum_{i=1}^M \bar{y}^i (\mu_{B^i}(\bar{y}^i) / \delta^i)}{\sum_{i=1}^M (\mu_{B^i}(\bar{y}^i) / \delta^i)}$$

unde δ^i caracterizează forma funcției de apartenență la ieșire [Wang, 1994].

Formă sistemică pentru sistemul cu procesare fuzzy a informației:

A. Pentru un sistem fuzzy cu defuzzyficare prin metoda centrului de greutate, cu norma T de tip produs și fuzzyficator tip singleton dependența intrare-ieșire are forma

$$f(\underline{x}) = \frac{\sum_{p=1}^M \bar{y}^p \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^p}(\bar{x})}{\sum_{p=1}^M \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^p}(\bar{x})} \quad (4.3.4)$$

B. Pentru un sistem fuzzy cu defuzzyficare prin metoda centrului de greutate, cu norma T de tip minim și fuzzyficator tip singleton dependența intrare-ieșire are forma

$$f(\bar{x}) = \frac{\sum_{p=1}^M \bar{y}^p \min[\mu_{F_1^p}(x_1), \dots, \mu_{F_n^p}(x_n)]}{\sum_{p=1}^M \min[\mu_{F_1^p}(x_1), \dots, \mu_{F_n^p}(x_n)]} \quad (4.3.5)$$

C. Pentru un sistem fuzzy cu defuzzyficare prin metoda centrului de greutate, cu norma T de tip produs și fuzzyficator tip singleton cu funcții de apartenență de tip gaussian are forma (4.3.6) cu $a_i^p, \bar{x}_i^p, \sigma_i^p$ parametrii ajustabili.

$$f(\underline{x}) = \frac{\sum_{p=1}^M \bar{y}^p \prod_{i=1}^n a_i^p \exp\left\{-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^p}{\sigma_i^p}\right)^2\right\}}{\sum_{p=1}^M \prod_{i=1}^n a_i^p \exp\left\{-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^p}{\sigma_i^p}\right)^2\right\}} \quad (4.3.6)$$

Teorema universală de aproximare : Oricare ar fi funcția reală continuă $g: U \rightarrow V$, $U \subseteq \mathbb{R}^n$ mulțime compactă și oricare ar fi $\varepsilon > 0$, real, există sistemul fuzzy (3.----5.) astfel încât:

$$\left\{ \int_U [f(\underline{x}) - g(\underline{x})]^2 \right\} < \varepsilon \quad (4.3.7)$$

Demonstrația se poate studia în [Wan 94].

Pentru sisteme fuzzy de tip (4.3.6.) există un algoritm de învățare care permite identificarea parametrilor printr-un procedeu de învățare de tip propagare inversă. Ideile sunt:

- se dau perechile de intrare - ieșire (set de antrenare) (\bar{x}^j, d^j) , $\bar{x}^j \in U \subseteq \mathbb{R}^n$, $d^j \in V \subseteq \mathbb{R}$, j -simbolizând setul măsurat pentru învățare
- scopul urmărit este determinarea funcției $f(\bar{x})$ cu forma (4.3.6.) astfel ca eroarea pătratică $\varepsilon^j = \frac{1}{2}(f(\bar{x}^j) - d^j)^2$ să se minimizeze.

- Se consideră $a_i^p = 1$ și M dat

Algoritmul de învățare constă din parcurgerea relațiilor :

$$\begin{aligned} \bar{y}^p(k+1) &= \bar{y}^p(k) - \alpha \frac{f-d}{b} z^p \\ \bar{x}_i^p(k+1) &= \bar{x}_i^p(k) - \alpha \frac{f-d}{b} (\bar{y}^p - f) z^p \frac{2(x_i^j - \bar{x}_i^p(k))}{\sigma_i^{j2}(k)} \\ \sigma_i^p(k+1) &= \sigma_i^p(k) - \alpha \frac{f-d}{b} (\bar{y}^p - f) z^p \frac{2(x_i^j - \bar{x}_i^p(k))}{\sigma_i^{j3}(k)} \end{aligned} \quad (4.3.8)$$

în care

- ✓ $i = 1, 2, \dots, n$;
- ✓ $p = 1, 2, \dots, M$;
- ✓ $k = 0, 1, 2, \dots$;
- ✓ j - nr de elemente în setul de antrenare
- ✓ α - un coeficient constant
- ✓ $e - \varepsilon^j$; $f - f(\bar{x}^j)$; $d - d^j$
- ✓ iar semnificația lui b și z se poate vedea pe figura 4.3.1. care redă modelarea cu o rețea neuronală a sistemului fuzzy.

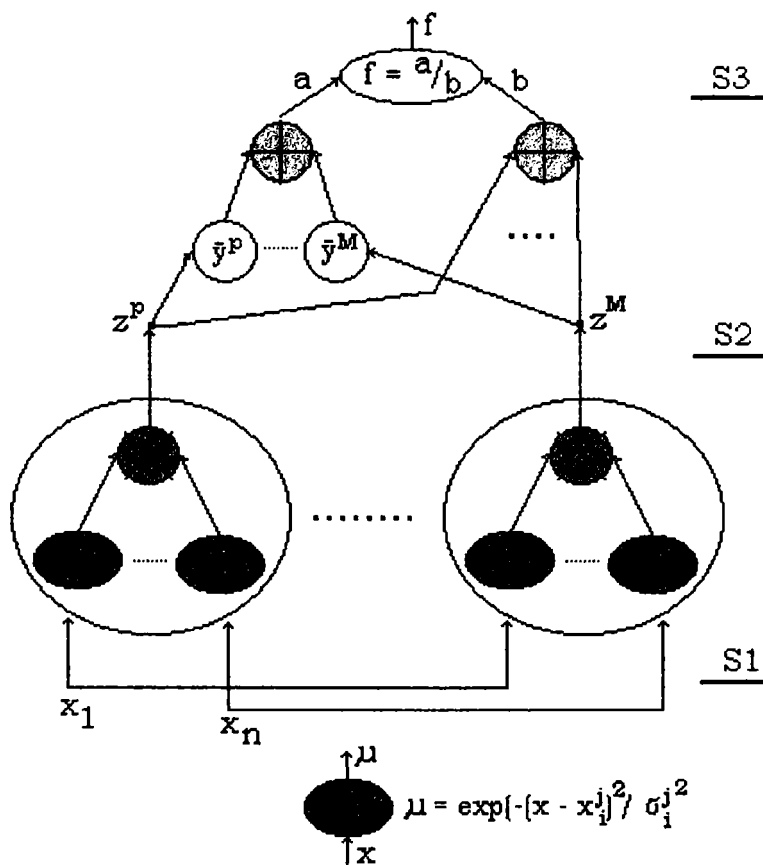


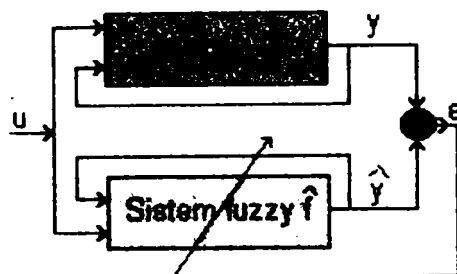
Figura 4.3.1: Reprezentarea logicii fuzzy cu o rețea neuronală

Identificarea sistemelor bazate pe modele fuzzy are anumite avantaje asupra identificării de tip neuronal:

- ✓ 1. Parametrii identificați în cadrul sistemelor fuzzy sunt mărimi cu semnificație fizică cunoscută, astfel \bar{y}^p se referă la valoarea medie a părții THEN dintr-o regulă fuzzy, pe când \bar{x}_i^p, σ_i^p sunt valoarea medie, respectiv dispersia părții IF a unei reguli fuzzy. Aceste constatări permit o alegere optimă a parametrilor inițiali pentru procesul de învățare ceea ce permite o convergență mai rapidă.
- ✓ 2. Identificarea poate să aibă în vedere experiența experților umani cu privire la orice sistem neliniar necunoscut.

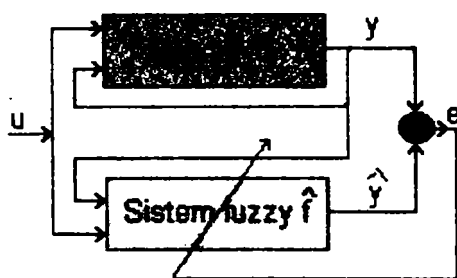
Există două scheme de identificare:

- Modelul paralel



$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}(\hat{y}(k), \dots, \hat{y}(k-n+1); u(k), \dots, u(n-k+1)) \quad (4.3.9.)$$

- Modelul serial



$$\hat{y}(k+1) = \hat{f}(y(k), \dots, y(k-n+1); u(k), \dots, u(n-k+1)) \quad (4.3.10.)$$

Figura 4.3.2 Model paralel, model serial

Construirea acestor modele se realizează în două etape. Prima etapă constă în construirea formei inițiale pentru \hat{f} urmată de adaptarea acesteia în timp real pe baza valorilor erorii (e). Pentru adaptarea în timp real se utilizează algoritmul de învățare prin propagarea înapoi a erorii ceea ce constituie etapa a doua de realizare. În lucrarea [Wan 94] se precizează modul de alegere a valorilor inițiale pentru parametrii care urmează a fi identificați.

Dacă sistemul fuzzy utilizat este liniar în raport cu parametrii lui, atunci el se numește *regulator fuzzy adaptiv de speța întâia* descris de dependența:

$$f(\underline{X}) = \sum_{p=1}^M \theta_p \xi_p(\underline{X}) = \underline{\theta}^T \underline{\xi}(\underline{X})$$

$$\xi_p(\underline{X}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^p}(x_i)}{\sum_{p=1}^M \prod_{i=1}^n \mu_{F_i^p}(x_i)} \quad (4.3.11)$$

în care

- ✓ $\underline{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_M)$
- ✓ $\underline{\xi}(\underline{X}) = (\xi_1(\underline{X}), \dots, \xi_M(\underline{X}))^T$
- ✓ $\xi_p(\underline{X})$ sunt funcții de bază fuzzy
- ✓ θ_p sunt parametrii ajustabili
- ✓ $\mu_{F_i^p}$ sunt funcții de apartenență date

Dacă sistemul fuzzy utilizat este neliniar în raport cu parametrii lui, atunci el se numește *regulator fuzzy adaptiv de speța a doua* și este descris de dependența:

$$f(\underline{X}) = \frac{\sum_{p=1}^M \bar{y}^p \left[\prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^p}{\sigma_i^p}\right)^2\right) \right]}{\sum_{p=1}^M \left[\prod_{i=1}^n \exp\left(-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i^p}{\sigma_i^p}\right)^2\right) \right]} \quad (4.3.12.)$$

în care

- ✓ $\bar{y}^p, \bar{x}_i^p, \sigma_i^p$ sunt parametrii ajustabili (prin adaptare, învățare).

4.3.2 REGLARE FUZZY ADAPTIVĂ

Sistemele de reglare fuzzy se presupun că lucrează în situația existenței incertitudinilor sau în situația variațiilor mari de parametri sau a variațiilor de structură ale procesului de condus. În aceste condiții de incertitudine sistemul de reglare trebuie să mențină performanțelor impuse. Pe de altă parte se impune adaptarea parametrilor sistemului de reglare deoarece setul de reguli provenite de la expertul uman deși conține foarte multă informație calitativă, aceasta nu este întotdeauna și suficientă. Se impune astfel adoptarea unui mecanism de ajustare, eventual de a adăugare de noi reguli în scopul realizării unui sistem de reglare cât mai eficient.

În literatura de specialitate sistemele de reglare adaptive se clasifică în două categorii: *directe* și *indirecte*. Regulatorul adaptiv direct presupune reducerea erorii de urmărire prin ajustarea directă a parametrilor lui. În sistemele de reglare adaptiv indirect există un estimator recursiv al parametrilor procesului iar legea de comandă se calculează pe baza parametrilor estimați în timp real. Astfel sistemele fuzzy de reglare adaptiv

direct folosesc ca și regulator un sistem fuzzy, astfel că informația lingvistică poate fi încorporată direct în aceasta. Pe de altă parte sistemele fuzzy de reglare adaptivă indirectă folosesc tot sistem fuzzy pentru modelarea procesului. Din punctul de vedere al modelului fuzzy folosit se precizează că dacă se folosește primul tip de model fuzzy atunci algoritmul de ajustare este liniar, respectiv în cazul folosirii celui de-al doilea tip de model fuzzy algoritmul devine neliniar .

4.3.3 SINTEZA SISTEMELOR FUZZY DE REGLARE ADAPTIVĂ INDIRECTĂ PE BAZA TEORIEI STABILITĂȚII A LUI LYAPUNOV

Se consideră un sistem condus neliniar de ordinul n în forma :

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= x_3 \\ &\dots\dots\dots \\ \dot{x}_n &= f(x_1, \dots, x_n) + g(x_1, \dots, x_n)u \\ y &= x_1 \end{aligned} \quad (4.3.13)$$

numită formă normală, sau forma echivalentă :

$$\begin{aligned} x^{(n)} &= f(x, \dots, x^{(n-1)}) + g(x, \dots, x^{(n-1)})u \\ y &= x \end{aligned} \quad (4.3.14)$$

cu f, g funcții continue; $u, y \in \mathbb{R}$ sunt intrarea, respectiv ieșirea din sistem, iar $X = (x_1, \dots, x_n)^T$ constituie vectorul de stare care poate fi măsurat. Pentru ca sistemul (4.3.13) să fie un sistem controlabil se impune ca într-o regiune de controlabilitate, $U_c \subset \mathbb{R}^n$, să avem $g(X) \neq 0$. Fără a pierde din generalitate se presupune că pentru $X \in U_c$ avem $g(X) > 0$.

Obiectivul sistemului de reglare a acestui proces îl va constitui urmărirea de către ieșirea y a procesului a unui semnal de referință mărginit $y_m(t)$, astfel încât toate semnalele implicate să fie mărginite.

Se urmărește determinarea semnalului de comandă $u = u(X, \theta)$, pe bază de sisteme fuzzy, și a unei legi de adaptare a parametrilor θ astfel încât sistemul închis să fie global stabil în sensul că toate variabilele $X(t), \theta(t), u(X, \theta)$ să fie uniform mărginite, adică $|X(t)| \leq M_x < \infty$, $|\theta(t)| \leq M_\theta < \infty$, $|u(X, \theta)| \leq M_u < \infty$ oricare ar fi $t \geq 0$, M_x, M_θ, M_u fiind parametri stabiliți de proiectant. Totodată, eroarea de urmărire $e = |y_m - y|$ trebuie să fie cât mai mică posibil.

Să considerăm vectorii $\underline{e} = (e, \dot{e}, \ddot{e}, \dots, e^{(n-1)})^T$ și $\underline{k} = (k_1, k_2, \dots, k_n)^T \in \mathbb{R}^n$ astfel încât toate rădăcinile polinomului $h(s) = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$ să se găsească în

Să considerăm vectorii $\underline{e} = (e, \dot{e}, \ddot{e}, \dots, e^{(n-1)})^T$ și $\underline{k} = (k_1, k_2, \dots, k_n)^T \in \mathbb{R}^n$ astfel încât toate rădăcinile polinomului $h(s) = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$ să se găsească în semiplanul stâng al planului complex. "s". Dacă funcțiile f, respectiv g sunt cunoscute atunci legea de reglare:

$$\underline{u} = \frac{1}{g(\underline{X})} [-f(\underline{X}) + y_m^{(n)} + \underline{k}^T \underline{e}] \quad (4.3.15)$$

care se aplică în (4.3.2) rezultă:

$$e^{(n)} + k_1 e^{(n-1)} + \dots + k_n e = 0 \quad (4.3.16)$$

Astfel rezultă $\lim_{t \rightarrow \infty} (t) = 0$ ceea ce înseamnă că se realizează obiectivul de bază al reglării. Întrucât forma funcțiilor f, g nu este cunoscută, le înlocuim conform teoremei universale de aproximare, prezentate în primul paragraf, cu modelele fuzzy $\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f)$, respectiv $\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g)$. Rezultă următoarea lege de reglare:

$$\underline{u}_c = \frac{1}{\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g)} [-\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) + y_m^{(n)} + \underline{k}^T \underline{e}] \quad (4.3.17)$$

Prin aplicarea acestei legi de reglare procesului (4.3.14) și efectuarea unei serii de artificii de calcul se obține următoarea ecuație care descrie dinamica erorii de urmărire a traiectoriei impuse:

$$\dot{e}^{(n)} = -\underline{k}^T \underline{e} + [\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - f(\underline{X})] + [\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - g(\underline{X})] \underline{u}_c \quad (4.3.18)$$

sau echivalentul cu variabile de fază:

$$\dot{\underline{e}} = \Lambda_c \underline{e} + \underline{b}_c \{ [\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - f(\underline{X})] + [\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - g(\underline{X})] \underline{u}_c \} \quad (4.3.19)$$

în care:

$$\Lambda_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & \dots & \dots & \dots & -k_1 \end{bmatrix}, \text{ respectiv } \underline{b}_c = \begin{bmatrix} 0 \\ \dots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.3.20)$$

Se observă că $|sI - \Lambda_c| = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$ este stabilă. Atunci există o matrice unică P, pozitiv definită, simetrică, de tipul nxn care satisface ecuația Lyapunov:

$$\Lambda_c^T P + P \Lambda_c = -Q, \quad (4.3.21)$$

unde Q este o matrice arbitrar aleasă, de tip nxn, pozitiv definită. Să construim acum funcția Lyapunov care descrie comportamentul energetic

al sistemului: $V_e = \frac{1}{2} \underline{e}^T P \underline{e}$, a cărei derivată se calculează utilizând ecuația

(4.3.19) a erorii :

$$\dot{V}_e = \frac{1}{2} \dot{\underline{e}}^T P \underline{e} + \frac{1}{2} \underline{e}^T P \dot{\underline{e}} = -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + \underline{e}^T P \underline{b}_c \{ [\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - f(\underline{X})] + [\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - g(\underline{X})] \underline{u}_c \} \quad (4.3.22)$$

Conform teoriei Lyapunov pentru ca $x_i = y_m^{(i-1)} - e^{(i-1)}$ să fie mărginit, (adică pentru ca e să fie mărginit întrucât y_m este mărginit prin proiectare) se impune ca V_e (energia sistemului erorii) să fie mărginită, ceea ce implică $\dot{V}_e \leq 0$ când $V_e \geq \bar{V}$ impusă prin proiectare. Din ecuația (4.3.20) se observă că este destul de dificil de a găsi comanda u_c care să facă ca termenul al doilea din membrul drept al relației (4.3.20) să devină foarte apropiat de zero. Problema se rezolvă prin introducerea în componența semnalului de comandă a unei așa-numite comenzi supervizoare u_s , astfel că semnalul de comandă final va fi:

$$u = u_c + u_s \quad (4.3.23)$$

Scopul comenzii supervizoare va fi de a forța $\dot{V}_e \leq 0$ atunci când $V_e \geq \bar{V}$. Introducând noul semnal de comandă în sistemul (4.3.14) și utilizând aceleași artificii de calcul ca și în cazul obținerii relației (4.3.19), se ajunge la o nouă formă pentru ecuația care descrie dinamica erorii:

$$\dot{e} = A_c e + b_c \left\{ \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - f(\underline{X}) + \left[\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - g(\underline{X}) \right] u_c - g(\underline{X}) u_s \right\} \quad (4.3.24)$$

Recalculăm din nou prima variație a funcției Lyapunov ținând seama de ecuația (4.3.23):

$$\begin{aligned} \dot{V}_e &= -\frac{1}{2} e^T Q e + e^T P b_c \left[\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - f(\underline{X}) + \left(\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - g(\underline{X}) \right) u_c - g(\underline{X}) u_s \right] \\ &\leq -\frac{1}{2} e^T Q e + |e^T P b_c| \cdot \left[\left| \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) \right| + |f(\underline{X})| + \left| \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) u_c \right| + |g(\underline{X}) u_c| \right] - e^T P b_c g(\underline{X}) u_s \end{aligned} \quad (4.3.25)$$

Pentru a proiecta u_s astfel încât membrul drept al relației (4.3.24) să fie nepozitiv, se presupune că se pot determina funcțiile $f^u(\underline{X}), g^u(\underline{X}), g_L(\underline{X})$ astfel încât pentru $\underline{X} \in \mathbb{R}^n$ să avem: $|f(\underline{X})| \leq f^u(\underline{X})$, respectiv $g_L(\underline{X}) \leq g(\underline{X}) \leq g^u(\underline{X})$, cu $f^u(\underline{X}) \leq \infty, g^u(\underline{X}) \leq \infty, g_L(\underline{X}) > 0$.

Pe baza marginilor funcțiilor f , respectiv g alegem o comandă supervizoare de forma:

$$u_s = I_1^* \operatorname{sgn}(e^T P b_c) \frac{1}{g_L(\underline{X})} \left[\left| \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) \right| + f^u(\underline{X}) + \left| \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) u_c \right| + |g^u(\underline{X}) u_c| \right] \quad (4.3.26)$$

$$\text{unde: } I_1^* = \begin{cases} 1, & V_e > \bar{V} \\ 0, & V_e \leq \bar{V} \end{cases}, \operatorname{sgn}(y) = \begin{cases} 1, & y \geq 0 \\ -1, & y < 0 \end{cases}$$

Introducând (4.3.26) în (4.3.25) și considerând cazul $V_e > \bar{V}$, rezultă:

$$\dot{V}_e \leq -\frac{1}{2} e^T Q e + |e^T P b_c| \cdot \left[\left| \hat{f} \right| + |f| + \left| \hat{g} u_c \right| + |g u_c| \right] - \frac{g}{g_L} \left[\left| \hat{f} \right| + f^u + \left| \hat{g} u_c \right| + |g^u u_c| \right] \leq -\frac{1}{2} e^T Q e \leq 0 \quad (4.3.27)$$

Deci utilizând comanda (4.3.23) cu u_c dat de (4.3.5) și u_s dat de (4.3.26) se poate garanta că $V_e \leq \bar{V} < \infty$. Cum P este pozitiv definită, mărginirea lui V_e garantează mărginirea lui e . Expresiile din partea dreaptă a relațiilor (4.3.17) și (4.3.26) sunt cunoscute sau măsurabile astfel că legea (4.3.23) se poate implementa. Din (4.3.26) se poate vedea că u_s este diferită de zero numai dacă funcția de eroare V_e este mai mare decât o valoare pozitivă constantă (\bar{V}). Din această cauză comanda (4.3.26) se numește *reglare supervisor*. În continuare trebuie ca funcțiile \hat{f} și \hat{g} să fie înlocuite cu forme specifice sistemelor fuzzy și să precizăm algoritmi de adaptare a parametrilor pentru a forța ca eroarea de urmărire să tindă la zero.

Legea de adaptare a parametrilor. Se definesc:

$$\begin{aligned}\underline{\theta}_f^* &= \min_{\underline{\theta}_f \in \Omega_f} \left[\sup_{\underline{X} \in U_c} |\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - f(\underline{X})| \right] \\ \underline{\theta}_g^* &= \min_{\underline{\theta}_g \in \Omega_g} \left[\sup_{\underline{X} \in U_c} |\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - g(\underline{X})| \right]\end{aligned}\quad (4.3.28)$$

unde

$$\Omega_f = \{ \underline{\theta}_f \mid |\underline{\theta}_f| \leq M_f, \sigma_f^p \geq \sigma > 0 \},$$

cu M_f și σ constante de proiectare. Dacă se folosește primul tip de model fuzzy, atunci σ se ignoră (prin acesta se impune ca σ_f^p implicate în definirea funcțiilor de apartenență să fie pozitive și să nu existe puncte necuprinse în nici o partiție fuzzy]. Totodată

$$\Omega_g = \{ \underline{\theta}_g \mid |\underline{\theta}_g| \leq M_g, \bar{y}^p \geq \varepsilon > 0, \sigma_g^p \geq \sigma > 0 \} \quad (4.3.29)$$

Semnificația constantelor este aceeași cu precizarea că pentru a impune ca $\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g)$ să fie pozitiv s-a introdus conform ipotezelor preliminare restricția $\bar{y}^p \geq \varepsilon$.

Se definește *eroarea de aproximare*:

$$w = \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f^*) - f(\underline{X}) + |\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g^*) - g(\underline{X})| u_c \quad (4.3.30)$$

Atunci ecuația (4.3.23) a erorii se poate rescrie sub forma

$$\dot{e} = \Lambda_c e - \underline{b}_c g(\underline{X}) u_s + [\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f^*) + (\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g^*)) u_c + w] \quad (4.3.31)$$

Dacă pentru modelele fuzzy alegem prima formă (4.3.3), pentru care se realizează numai ajustarea centrelor concluziilor \bar{y}^p ale regulilor, și tratăm modelul ca pe o serie de funcții radiale $\xi(\underline{X})$ (4.3.10), atunci relația (4.3.31) se rescrie:

$$\dot{e} = \Lambda_c e - \underline{b}_c g(\underline{X}) u_s + \underline{b}_c w + \underline{b}_c [\Phi_f^r \xi(\underline{X}) + \Phi_g^r \xi(\underline{X}) u_c] \quad (4.3.32)$$

unde $\Phi_f = \underline{\theta}_f - \underline{\theta}_f^*$ $\Phi_g = \underline{\theta}_g - \underline{\theta}_g^*$

Considerăm funcția Lyapunov:

$$V = \frac{1}{2} \underline{e}^T P \underline{e} + \frac{1}{2\gamma_1} \underline{\Phi}_f^T \underline{\Phi}_f + \frac{1}{2\gamma_2} \underline{\Phi}_g^T \underline{\Phi}_g \quad (4.3.33)$$

unde γ_1 , respectiv γ_2 sunt constante pozitive. Derivata acesteia de-a lungul traiectoriei (4.3.32), utilizând ecuația Lyapunov (4.3.21) și $\dot{\underline{\Phi}}_f = \dot{\underline{\theta}}_f$, $\dot{\underline{\Phi}}_g = \dot{\underline{\theta}}_g$ este:

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} - \underline{g}(\underline{X}) \underline{e}^T P \underline{b}_c u_s + \underline{e}^T P \underline{b}_c w + \frac{1}{\gamma_1} \underline{\Phi}_f^T [\dot{\underline{\theta}}_f + \gamma_1 \underline{e}^T P \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X})] + \frac{1}{\gamma_2} \underline{\Phi}_g^T [\dot{\underline{\theta}}_g + \gamma_2 \underline{e}^T P \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) u_c] \quad (4.3.34)$$

Conform relației (4.3.12), prin care s-a introdus comanda supervizoare, întrucât pe domeniul de controlabilitate U_c avem $\underline{g}(\underline{X}) > 0$ rezultă $\underline{g}(\underline{X}) \underline{e}^T P \underline{b}_c u_s \geq 0$.

Dacă pentru adaptarea parametrilor se aleg legile :

$$\begin{aligned} \dot{\underline{\theta}}_f &= -\gamma_1 \underline{e}^T P \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) \\ \dot{\underline{\theta}}_g &= -\gamma_2 \underline{e}^T P \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) u_c \end{aligned} \quad (4.3.35)$$

atunci (4.3.34) devine:

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + \underline{e}^T P \underline{b}_c w. \quad (4.3.36)$$

Se observă că relația este dependentă de eroarea de aproximare w .

Revenind la alegerea modelelor fuzzy pentru f , respectiv g , dacă alegem tipul al doilea de model fuzzy (4.3.11) care permite și ajustarea centrelor premizelor regulilor și a dispersiei σ a funcțiilor de apartenență gaussiene. Atunci se parcurg aceleași etape cu remarcă că inițial se face aproximarea modelelor \hat{f}, \hat{g} printr-o descompunere în serie Taylor în jurul valorilor parametrilor $\underline{\theta}_f^*, \underline{\theta}_g^*$ care asigură eroarea de aproximare minimă:

$$\begin{aligned} \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) - \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f^*) &= \underline{\Phi}_f^T \left(\frac{\partial \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f)}{\partial \underline{\theta}_f} \right) + O(|\underline{\Phi}_f|^2) \\ \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) - \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g^*) &= \underline{\Phi}_g^T \left(\frac{\partial \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g)}{\partial \underline{\theta}_g} \right) + O(|\underline{\Phi}_g|^2) \end{aligned} \quad (4.3.37)$$

Substituind în relația (4.3.31) rezultă ecuația care modelează dinamica erorii de urmărire:

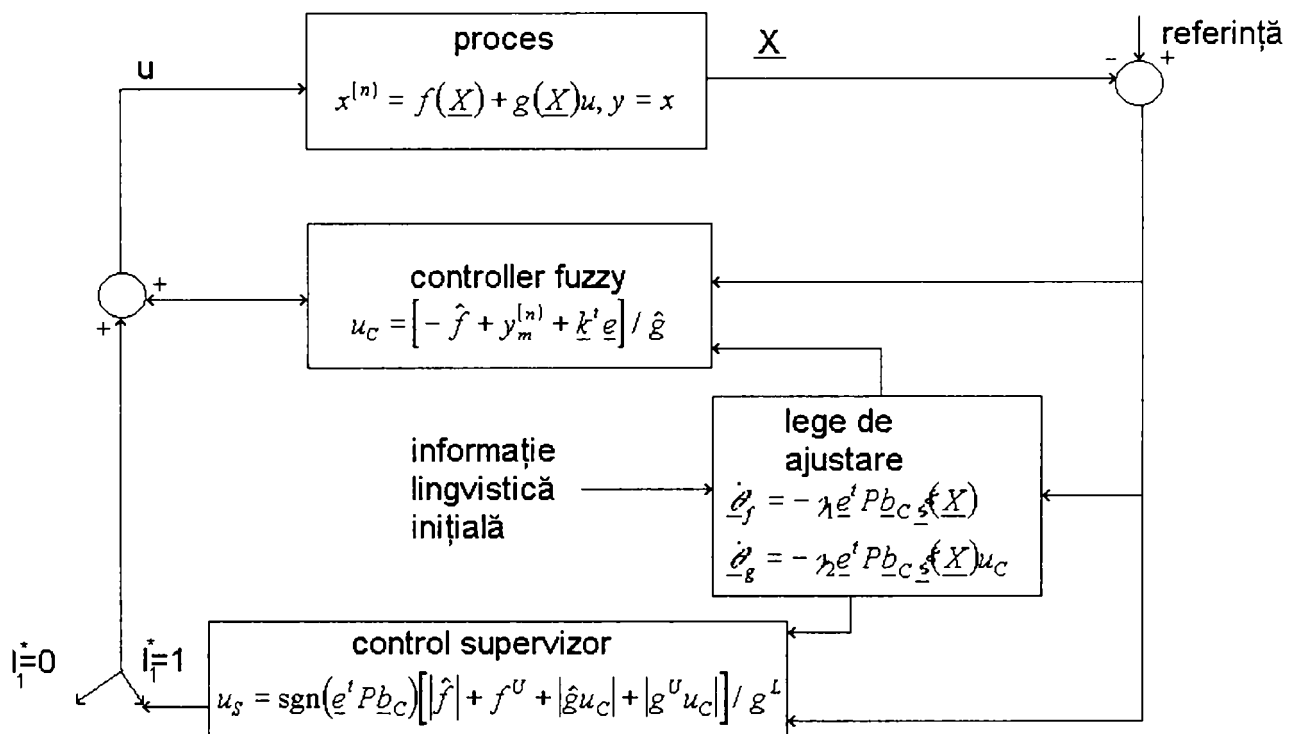
$$\dot{\underline{e}} = \Lambda_c \underline{e} - \underline{b}_c \underline{g}(\underline{X}) u_s + \underline{b}_c v + \underline{b}_c \left[\underline{\Phi}_f^T \frac{\partial \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f)}{\partial \underline{\theta}_f} + \underline{\Phi}_g^T \frac{\partial \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g)}{\partial \underline{\theta}_g} u_c \right] \quad (4.3.38)$$

unde:

$$v = w + O(|\underline{\Phi}_f|^2) + O(|\underline{\Phi}_g|^2) \quad (4.3.39)$$

Apare astfel o nouă problemă și anume menținerea parametrilor $\underline{\theta}_f, \underline{\theta}_g$ în interiorul domeniilor Ω_f, Ω_g . Pentru aceasta se utilizează algoritmul vectorului de gradient proiectat, domeniile Ω_f, Ω_g fiind văzute ca niște

Agoritmul poate fi reprezentat ca în figură:



Dacă s-a ajuns pe granița domeniului și tendința parametrilor este de a părăsi domeniul, atunci, conform relației (4.3.35), se ajustează parametrii pe direcția proiecției gradientului pe limita domeniului în punctul unde ne aflăm.

Valorile inițiale ale parametrilor se stabilesc pe baza informațiilor lingvistice existente. Dacă nu există informații lingvistice atunci se valorile inițiale ale parametrilor se stabilesc arbitrar cu respectarea restricțiilor impuse.

4.3.3.1 ETAPELE DE PROIECTARE A UNUI SISTEM FUZZY ADAPTIV INDIRECT PE BAZA PRIMULUI MODEL FUZZY

Calculare off_line

- ◆ Se aleg k_1, k_2, \dots, k_n astfel încât toate rădăcinile polinomului:

$$s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n = 0$$

să fie în semiplanul stâng al planului complex.

- ◆ Se alege o matrice Q $n \times n$ pozitiv definită și se rezolvă ecuația Lyapunov

$$\Lambda_c' P + P \Lambda_c = -Q \quad \text{unde } \Lambda_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & \dots & \dots & \dots & -k_1 \end{bmatrix}, \text{ și } \underline{b}_c = \begin{bmatrix} 0 \\ \dots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

- ◆ Se dau parametri $M_f, M_g, \varepsilon, \bar{V}$ bazându-ne pe cunoștințe practice asupra procesului

Construirea unui regulator inițial

- ◆ Se definesc m_i mulțimi fuzzy F_i^h ale premizelor regulilor de deducție ale căror funcții de apartenență acoperă uniform U_c proiecția domeniului pentru variabilele de intrare pe coordonata a i -a, unde $l_i = \overline{1, m_i}$ și $i = \overline{1, n}$, n fiind numărul de intrări.
- ◆ Se construiește baza de reguli pentru modelele fuzzy $\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f), \hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g)$, fiecare având $m_1 \times m_2 \times \dots \times m_n$ reguli ale căror premize cuprinde toate combinațiile posibile ale mulțimilor fuzzy F_i^h pentru $i = \overline{1, n}$. Regulele sunt de forma:

$$R_f^{(l_1, \dots, l_n)} : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^h \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^{l_n}, \text{ THEN } \hat{f}(\underline{X}, \underline{\theta}_f) \text{ is } G^{(l_1, \dots, l_n)}$$

$$R_g^{(l_1, \dots, l_n)} : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^h \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^{l_n}, \text{ THEN } \hat{g}(\underline{X}, \underline{\theta}_g) \text{ is } H^{(l_1, \dots, l_n)}$$

- ◆ Mulțimile fuzzy și regulile fuzzy înglobează cunoștințele lingvistice despre proces dacă ele există, în caz contrar se iau arbitrar lăsând pe seama algoritmului de antrenare ajustarea acestora.
- ◆ Se construiesc funcțiile radiale de bază:

$$\xi^{(l_1, \dots, l_n)}(\underline{X}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^h}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} \left[\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^h}(x_i) \right]} \quad (4.3.40)$$

- ◆ Se ordonează în ordinea naturală pentru $l_1 = \overline{1, m_1}, \dots, l_n = \overline{1, m_n}$ în vectorul $\underline{\xi}(\underline{X})$, $\prod_{i=1}^n m_i$ - dimensional. Se construiesc vectorii parametrilor ajustabili $\underline{\theta}_f(0)$, respectiv $\underline{\theta}_g(0)$ ca și argumentele funcțiilor $\mu_{G^{(l_1, \dots, l_n)}}$, respectiv $\mu_{H^{(l_1, \dots, l_n)}}$ în care aceasta ating valoarea maximă adică 1. rezultă atunci modelele fuzzy ca și serii de funcții radiale :

$$\begin{aligned}\hat{f}(\underline{X}, \underline{\theta}_f) &= \underline{\theta}_f^t \underline{\xi}(\underline{X}) \\ \hat{g}(\underline{X}, \underline{\theta}_g) &= \underline{\theta}_g^t \underline{\xi}(\underline{X})\end{aligned}\quad (4.3.41)$$

Adaptarea on-line

- ♦ Se aplică procesului comanda $u = u_c + u_s$
unde

$$\begin{aligned}u_c &= \frac{1}{\hat{g}(\underline{X}/\underline{\theta})} \left[-\hat{f}(\underline{X}/\underline{\theta}) + y_m^{(n)} + \underline{k}^t \underline{e} \right] \quad \text{și} \\ u_s &= I_1^* \operatorname{sgn}(\underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c) \frac{1}{g_L(\underline{X})} \left[\left| \hat{f}(\underline{X}/\underline{\theta}_f) \right| + f^u(\underline{X}) + \left| \hat{g}(\underline{X}/\underline{\theta}_g) u_c \right| + \left| g^u(\underline{X}) u_c \right| \right]\end{aligned}$$

$$\text{unde: } I_1^* = \begin{cases} 1, & V_e > \bar{V} \\ 0, & V_e \leq \bar{V} \end{cases}, \operatorname{sgn}(y) = \begin{cases} 1, & y \geq 0 \\ -1, & y < 0 \end{cases}. \quad (4.3.42)$$

vectorul parametrilor $\underline{\theta}_f$ se ajustează conform următorului algoritm

$$\dot{\underline{\theta}}_f = \begin{cases} -\gamma_1 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) & \text{daca } (|\underline{\theta}_f| < M_f) \text{ sau } (|\underline{\theta}_f| = M_f \text{ si } \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_f^t \underline{\xi}(\underline{X}) \geq 0) \\ P\{-\gamma_1 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X})\} & \text{daca } (|\underline{\theta}_f| = M_f \text{ si } \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_f^t \underline{\xi}(\underline{X}) < 0) \end{cases} \quad (4.3.43)$$

unde operatorul de proiecție se definește:

$$P\{-\gamma_1 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X})\} = -\gamma_1 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) + \gamma_1 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \frac{\underline{\theta}_f \underline{\theta}_f^t \underline{\xi}(\underline{X})}{|\underline{\theta}_f|^2} \quad (4.3.44)$$

vectorul parametrilor $\underline{\theta}_g$ se ajustează conform următorului algoritm:
oricând un element $\theta_{g_i} = \varepsilon$ se utilizează:

$$\dot{\theta}_{g_i} = \begin{cases} -\gamma_2 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \xi_i(\underline{X}) u_c & \text{daca } \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \xi_i(\underline{X}) u_c < 0 \\ 0 & \text{daca } \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \xi_i(\underline{X}) u_c \geq 0 \end{cases} \quad (4.3.45)$$

altfel se utilizează:

$$\dot{\underline{\theta}}_g = \begin{cases} -\gamma_2 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) u_c & \text{daca } (|\underline{\theta}_g| < M_g) \text{ sau } (|\underline{\theta}_g| = M_g \text{ si } \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_g^t \underline{\xi}(\underline{X}) u_c \geq 0) \\ P\{-\gamma_2 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) u_c\} & \text{daca } (|\underline{\theta}_g| = M_g \text{ si } \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_g^t \underline{\xi}(\underline{X}) u_c < 0) \end{cases} \quad (4.3.46)$$

unde operatorul de proiecție se definește analog:

$$P\{-\gamma_2 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) u_c\} = -\gamma_2 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \underline{\xi}(\underline{X}) u_c + \gamma_2 \underline{e}^t \underline{P} \underline{b}_c \frac{\underline{\theta}_g \underline{\theta}_g^t \underline{\xi}(\underline{X})}{|\underline{\theta}_g|^2} u_c \quad (4.3.47)$$

Proprietățile regulatorului astfel construit sunt cuprinse în următoarea teoremă:

Teoremă: Sunt garantate următoarele proprietăți pentru algoritmul de reglare adaptiv indirect cu primul tip de model fuzzy:

$|\underline{\theta}_f(t)| \leq M_f$, $|\underline{\theta}_g(t)| \leq M_g$ și toate elementele vectorului $\underline{\theta}_g \geq \varepsilon$,

$$|\underline{X}(t)| \leq |\underline{Y}_m| + \left(\frac{2\bar{V}}{\lambda_{\min}} \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$|u(t)| \leq \frac{1}{\varepsilon} \left(M_f + |y_m^{(n)}| + \left| k \left(\frac{2\bar{V}}{\lambda_{\min}} \right)^{\frac{1}{2}} \right| \right) + \frac{1}{g_L(\underline{X})} \left[M_f + |f^U(\underline{X})| + \frac{1}{\varepsilon} (M_g + g^U \left(M_f + |y_m^{(n)}| + \left| k \left(\frac{2\bar{V}}{\lambda_{\min}} \right)^{\frac{1}{2}} \right| \right)) \right]$$

(4.3.48)

$(\forall)t \geq 0$. unde λ_{\min} este cea mai mică valoare proprie a matricii P și

$$\underline{Y}_m = (y_m, \dot{y}_m, \dots, y_m^{(n-1)})^T$$

$$\int_0^t |\underline{e}(\tau)|^2 d\tau \leq a + b \int_0^t |w(\tau)|^2 d\tau, \quad (\forall)t \geq 0, \text{ cu } a, b \text{ constante și } w \text{ este eroarea}$$

minimă de aproximare definită de (4.3.17).

Dacă $\int_0^t |w(\tau)|^2 d\tau < \infty$ atunci $\lim_{t \rightarrow \infty} |\underline{e}(t)| = 0$

Demonstrația teoremei se găsește în [Wan 94].

Câteva observații:

- Pentru multe probleme de reglare este important ca stările \underline{x} și comanda u să rămână valori mărginite. Pentru valori concrete de mărginire a acestora se pot preciza parametrii de proiectare $k, M_f, M_g, \varepsilon, \bar{V}$ pentru ca pe baza teoremei de mai sus (1. la 3.) să avem valoarea dorită pentru \underline{x} și u . Pentru aceasta mai trebuie să cunoaștem câteva limitări ai lui $|y_m|, |y_m^{(n)}|, |f^U(\underline{x})|, g^U(\underline{x}), g_L(\underline{x})$ dar aceste valori sunt cunoscute pentru proiectant. Valoarea lui λ_{\min} este determinat de alegerea vectorului \underline{k} .
- Dacă se alege $I_1^* = 1$ în formula (4.3.13) atunci din (4.3.14) rezultă o mărginire a vectorului de stare și eroarea ε ar tinde la zero. Nu se alege această strategie pentru că comanda supervisor u_s este de obicei mare (proporțional cu limite superioare f^U, g^U . Comenzile mari nu sunt optime că de obicei au un cost de implementare mare.
- Informațiile lingvistice pot fi încorporate în reglatoare fuzzy adaptive prin construirea unui regulator inițial bazat pe următoarele tipuri de reguli care descriu funcțiile necunoscute $f(\underline{x})$ și $g(\underline{x})$:

$R_f^{(r)}$: DACA x_1 este A_1^r și, ..., și x_n este A_n^r ATUNCI $f(\underline{x})$ este C^r

respectiv

$R_g^{(s)}$: DACA x_1 este B_1^s și, ..., și x_n este B_n^s ATUNCI $g(\underline{x})$ este D^s

unde

A_r^f, B_i^s, C^r, D^s sunt mulțimi fuzzy în R , $r=1, \dots, L_f$ iar $s=1, 2, \dots, L_g$

- Dacă aceste reguli sunt foarte aproape de sistemul real atunci mărimile \hat{f}, \hat{g} vor fi aproape de valorile lui $f(\underline{x})$ și $g(\underline{x})$ ceea ce face ca adaptarea să fie foarte rapidă.

Pe baza punctului 4.3.5 Din teorema de mai sus se poate afirma că eroarea minimă de aproximație (sub forma la pătrat integrabilă) este mică atunci funcția eroare $e(t)$ tinde la zero. Teorema generală a aproximării universale spune că dacă avem un număr suficient de mare de reguli atunci eroarea minimă de aproximație va fi mică.

4.3.3.2 ETAPELE PROIECTĂRII UNUI SISTEM FUZZY ADAPTIV INDIRECT FOLOSIND AL DOILEA TIP DE MODEL FUZZY

Calculare off-line la fel ca la primul tip (paragraful 4.3.3) de model dar avem un parametru σ în plus.

Construirea unui regulator inițial:

Se va considera pentru fiecare model fuzzy o bază de M reguli din care s-au construit funcțiile \hat{f}, \hat{g} , în care sunt încorporate cunoștințe inițiale despre proces dacă există sub forma unor reguli descrise la forma tip unu. Funcțiile de apartenență vor fi de tip Gauss. Vectorul inițial al parametrilor ajustabili $\underline{\theta}_{f,g}(0)$ se alege conform cunoștințelor lingvistice disponibile, restul de parametrii despre care nu cunoaștem nimic se aleg arbitrar.

Se consideră modelele fuzzy de tipul al doilea de forma:

$$\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) = \frac{\sum_{p=1}^M y_f^{-p} \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{X_i - \bar{X}_{fi}^{-p}}{\sigma_{fi}^p} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{p=1}^M \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{X_i - \bar{X}_{fi}^{-p}}{\sigma_{fi}^p} \right)^2 \right)}$$

$$\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) = \frac{\sum_{p=1}^M y_g^{-p} \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{X_i - \bar{X}_{gi}^{-p}}{\sigma_{gi}^p} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{p=1}^M \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{X_i - \bar{X}_{gi}^{-p}}{\sigma_{gi}^p} \right)^2 \right)}$$

unde $\underline{\theta}_{f,g} = [\bar{y}_{f,g}^p \dots \bar{X}_{fi,gi}^p \dots \sigma_{fi,gi}^p]$

(4.3.49)

constituie vectorul parametrilor ajustabili.

Adaptarea on-line a parametrilor

se calculează $\frac{\partial \hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f)}{\partial \underline{\theta}_f}$ conform următorului algoritm:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{f}}{\partial \bar{y}_f^p} &= \frac{b_f^p}{\sum_{p=1}^M b_f^p} \\ \frac{\partial \hat{f}}{\partial \bar{x}_{\hat{f}}^p} &= \frac{\bar{y}_f^p - \hat{f}}{\sum_{p=1}^M b_f^p} b_f^p \frac{-2(x_i - \bar{x}_{\hat{f}}^p)}{(\sigma_{\hat{f}}^p)^2} \quad \text{unde} \\ \frac{\partial \hat{f}}{\partial \sigma_{\hat{f}}^p} &= \frac{\bar{y}_f^p - \hat{f}}{\sum_{p=1}^M b_f^p} b_f^p \frac{-2(x_i - \bar{x}_{\hat{f}}^p)^2}{(\sigma_{\hat{f}}^p)^3} \\ b_f^p &= \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_{\hat{f}}^p}{\sigma_{\hat{f}}^p} \right)^2 \right), \end{aligned} \quad (4.3.50)$$

relațiile fiind deduse prin efectuarea derivării corespunzătoare asupra modelului. Pentru g derivata se calculează identic, schimbând f cu g în relațiile de mai sus.

Se aplică procesului comanda

$$u = u_c + u_s \quad \text{unde} \quad u_c = \frac{1}{\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta})} [-\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}) + y_m^{(n)} + \underline{k}^T \underline{e}] \quad (4.3.51)$$

și

$$u_s = I_1^* \operatorname{sgn}(\underline{e}^T \underline{P} \underline{b}_c) \frac{1}{g_L(\underline{X})} \left[\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f) + f^U(\underline{X}) + |\hat{g}(\underline{X} | \underline{\theta}_g) u_c| + |g^U(\underline{X}) u_c| \right] \quad (4.3.52)$$

$$\text{unde: } I_1^* = \begin{cases} 1, & V_e > \bar{V} \\ 0, & V_e \leq \bar{V} \end{cases}, \quad \operatorname{sgn}(y) = \begin{cases} 1, & y \geq 0 \\ -1, & y < 0 \end{cases}. \quad (4.3.53)$$

vectorul parametrilor $\underline{\theta}_f$ se ajustează conform următorului algoritm: oricând un element $\sigma_{\hat{f}}^p = \sigma$ se utilizează

$$\dot{\sigma}_{\hat{f}}^p = \begin{cases} -\gamma_p \underline{e}^T \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \sigma_{\hat{f}}^p} & \text{daca} \quad \underline{e}^T \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \sigma_{\hat{f}}^p} < 0 \\ 0 & \text{daca} \quad \underline{e}^T \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \sigma_{\hat{f}}^p} \geq 0 \end{cases} \quad (4.3.54)$$

astfel se utilizează

$$\dot{\underline{\theta}}_f = \begin{cases} -\gamma_1 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} & \text{daca } (|\underline{\theta}_f| < M_f) \text{ sau } \left(|\underline{\theta}_f| = M_f \text{ si } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_f' \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} \geq 0 \right) \\ P \left\{ -\gamma_1 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} \right\} & \text{daca } \left(|\underline{\theta}_f| = M_f \text{ si } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_f' \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} < 0 \right) \\ P \left\{ -\gamma_1 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} \right\} = -\gamma_1 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} + \gamma_1 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\underline{\theta}_g \underline{\theta}_g'}{|\underline{\theta}_g|^2} \frac{\partial \hat{f}}{\partial \underline{\theta}_f} & \end{cases}$$

(4.3.55)

vectorul parametrilor $\underline{\theta}_g$ se ajustează conform următorului algoritm:

oricând un element $y_g^1 = \varepsilon$ se utilizează

$$\dot{y}_g^1 = \begin{cases} -\gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial y_g^1} u_c & \text{daca } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial y_g^1} u_c < 0 \\ 0 & \text{daca } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial y_g^1} u_c \geq 0 \end{cases}$$

(4.3.56)

oricând un element $\sigma_{gi}^1 = \sigma$ se utilizează

$$\dot{\sigma}_{gi}^1 = \begin{cases} -\gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \sigma_{gi}^1} u_c & \text{daca } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \sigma_{gi}^1} u_c < 0 \\ 0 & \text{daca } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \sigma_{gi}^1} u_c \geq 0 \end{cases}$$

(4.3.57)

altfel se utilizează:

$$\dot{\underline{\theta}}_g = \begin{cases} -\gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c & \text{daca } (|\underline{\theta}_g| < M_g) \text{ sau } \left(|\underline{\theta}_g| = M_g \text{ si } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_g' \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c \geq 0 \right) \\ P \left\{ -\gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c \right\} & \text{daca } \left(|\underline{\theta}_g| = M_g \text{ si } \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \underline{\theta}_g' \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c < 0 \right) \\ P \left\{ -\gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c \right\} = -\gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c + \gamma_2 \underline{e}' \underline{P} \underline{b}_c \frac{\underline{\theta}_g \underline{\theta}_g'}{|\underline{\theta}_g|^2} \frac{\partial \hat{g}}{\partial \underline{\theta}_g} u_c & \end{cases}$$

(4.3.58)

Proprietățile algoritmului sunt identice ca și în cazul folosirii primului tip de model cu modificarea lui w cu v în relația mărginirii erorii. Algoritmul va asigura o eroare de aproximare minimă mai bună deoarece spațiul unde se caută parametrii este mai mare. Sensibilitatea performanțelor la alegerea valorilor inițiale ale parametrilor va fi mai mare.

Observație: De obicei forma generală a sistemelor neliniare este:

$$\begin{cases} \dot{\underline{X}} = F(\underline{X}, u) \\ y = h(\underline{X}) \end{cases} \quad (4.3.59)$$

Pentru a putea aplica algoritmul expus este necesară găsirea unei relații directe între ieșirea sistemului y și intrarea u . Aceasta se realizează printr-un algoritm de liniarizare care constă în diferențierea repetată a ieșirii y până când apare intrarea u , apoi se proiectează legea de comandă u astfel încât să neliniaritatea să dispară, rezultând în final o lege de comandă liniară. Presupunând că după r diferențieri repetate apare intrarea u , $r \leq n$ unde n dimensiunea vectorului variabilelor de stare \underline{X} se va numi gradul relativ al sistemului: $y^{(r)} = f(\underline{X}) + g(\underline{X})u$. Se poate arăta că pentru orice sistem controlabil de ordinul n , după cel mult n diferențieri succesive va apărea intrarea u . În continuare se aplică algoritmul prezentat anterior, cu excepția că nu va mai exista o comandă supervizoare, necunoscând funcțiile f , g fiind total necunoscute.

4.3.4 SINTEZA SISTEMELOR FUZZY DE REGLARE ADAPTIVĂ DIRECTĂ PE BAZA TEORIEI STABILITĂȚII A LUI LYAPUNOV

Se consideră că procesul poate este descris de următorul sistem de ecuații diferențiale:

$$\begin{aligned} x^{(n)} &= f(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}) + bu \\ y &= x \end{aligned} \quad (4.3.60)$$

unde f constituie funcția necunoscută, b este o constantă pozitivă, $u \in \mathbb{R}$ este semnalul de comandă și y este ieșirea din proces. Presupunem că vectorul variabilelor de stare $\underline{X} = (x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})^T$ este accesibil măsurătorilor. Obiectivele de control vor fi aceleași, cu deosebirea că semnalul de comandă $u_c(\underline{X} | \underline{\theta})$ se consideră a fi un sistem fuzzy.

Presupunem că semnalul de control are forma:

$$u = u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) + u_s(\underline{X}) \quad (4.3.61)$$

Prin înlocuire în (4.3.60) rezultă:

$$x^{(n)} = f(\underline{X}) + b[u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) + u_s(\underline{X})] \quad (4.3.62)$$

Dacă f și b sunt cunoscute atunci legea de comandă:

$$u^* = \frac{1}{b} [-f + y_m^{(n)} + \underline{k}^T \underline{e}] \quad (4.3.63)$$

va forța eroarea de urmărire e să convergă spre 0, unde $\underline{e} = (e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)})$ și $\underline{k} = (k_n, k_{n-1}, \dots, k_1)^T$ astfel ales astfel încât rădăcinile polinomului $h(s) = s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n$ să de găsească în semiplanul stâng al planului complex. În ecuația (4.3.3) adăugăm și scădem bu^* , rezultând după câteva artificii de calcul ecuația erorii care guvernează comportamentul sistemului închis:

$$e^{(n)} = -\underline{k}^T \underline{e} + b[u^* - u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) - u_s(\underline{X})] \quad (4.3.64)$$

sau echivalentul acesteia cu variabile de fază:

$$\dot{\underline{e}} = \Lambda_c \underline{e} + \underline{b}_c [u^* - u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) - u_s(\underline{X})] \quad (4.3.65)$$

unde

$$\Lambda_c \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & & & & -k_1 \end{bmatrix}, \quad \underline{b}_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dots \\ b \end{bmatrix} \quad (4.3.66)$$

Asociem acestei ecuații funcția Lyapunov $V_e = \frac{1}{2} \underline{e}^T P \underline{e}$ unde P este o matrice simetrică pozitiv definită, soluție s ecuație Lyapunov:

$$\Lambda_c^T P + P \Lambda_c = -Q \quad (4.3.67)$$

cu $Q > 0$. Calculăm derivata funcției Lyapunov:

$$\dot{V}_e = -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + \underline{e}^T P \underline{b}_c [u^* - u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) - u_s(\underline{X})] \leq -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + |\underline{e}^T P \underline{b}_c| (|u^*| + |u_c|) - \underline{e}^T P \underline{b}_c u_s \quad (4.3.68).$$

Pentru a găsi o comandă supervizoare u_s astfel încât $\dot{V}_e \leq 0$ se consideră că se poate determina o funcție $f^U(\underline{X})$ și o constantă b_L astfel încât: $|f(\underline{X})| \leq f^U(\underline{X})$ și $0 \leq b_L \leq b$. Comanda supervizoare se va construi conform cu următoarea relație:

$$u_s(\underline{X}) = I_1^* \operatorname{sgn}(\underline{e}^T P \underline{b}_c) \left[|u_c| + \frac{1}{b_L} (f^U + |y_m^{(n)}| + \underline{k}^T \underline{e}) \right] \quad (4.3.69)$$

unde semnificația constantelor este aceeași. În cazul în care $I_1^* = 1$ ($V_e > \bar{V}$) rezultă prin înlocuire în (4.3.68):

$$\dot{V}_e \leq -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + |\underline{e}^T P \underline{b}_c| \left[\frac{1}{b} (|f| + |y_m^{(n)}| + \underline{k}^T \underline{e}) + |u_c| - |u_c| - \frac{1}{b_L} (f^U + |y_m^{(n)}| + \underline{k}^T \underline{e}) \right] \leq -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} \leq 0 \quad (4.3.70)$$

Cum $P > 0$ mărginirea lui V_e implică mărginirea lui \underline{e} care va implica mărginirea lui \underline{X} .

În continuare se va considera pentru $u_c(\underline{X} | \underline{\theta})$ sistemul fuzzy de primul sau al doilea tip și se va prezenta legea de ajustare a vectorului parametrilor sistemului $\underline{\theta}$. Se consideră vectorul parametrilor optimali ai sistemului:

$$\underline{\theta}^* = \arg \min_{|\underline{\theta}| \leq M_\theta} \left[\sup_{|\underline{X}| \leq M_x} |u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) - u^*| \right] \quad (4.3.71)$$

și eroarea minimă de aproximare:

$$w = u_c(\underline{X} | \underline{\theta}) - u^* \quad (4.3.72).$$

Ecuația (4.3.65) care descrie comportamentul erori de reglare se rescrie:

$$\dot{\underline{e}} = \Lambda_c \underline{e} + \underline{b}_c [u^* - u_c(\underline{X} | \underline{\theta})] - \underline{b}_c u_s(\underline{X}) - \underline{b}_c w \quad (4.3.73)$$

Alegând $u_c(\underline{X}|\underline{\theta}) = \underline{\theta}^T \underline{\xi}(\underline{X})$ și notând $\underline{\Phi} = \underline{\theta}^* - \underline{\theta}$, ecuația (4.3.73) devine:

$$\dot{\underline{e}} = \Lambda_c \underline{e} + \underline{b}_c \underline{\Phi}^T \underline{\xi}(\underline{X}) - \underline{b}_c u_s(\underline{X}) - \underline{b}_c w \quad (4.3.74)$$

Redefinim atunci funcția Lyapunov :

$$V = \frac{1}{2} \underline{e}^T P \underline{e} + \frac{b}{2\gamma} \underline{\Phi}^T \underline{\Phi} \quad (4.3.75)$$

a cărei derivată va fi:

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + \underline{e}^T P \underline{b}_c [\underline{\Phi}^T \underline{\xi}(\underline{X}) - u_s - w] + \frac{b}{\gamma} \underline{\Phi}^T \dot{\underline{\Phi}} \quad (4.3.76)$$

Fie p_n ultima coloană a matricii P astfel că:

$$\underline{e}^T P \underline{b}_c = \underline{e}^T p_n b \quad (4.3.77)$$

Înlocuind (4.3.77) în (4.3.76) rezultă:

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} + \frac{b}{\gamma} \underline{\Phi}^T [\gamma \underline{e}^T p_n \underline{\xi}(\underline{X}) + \dot{\underline{\Phi}}] + \underline{e}^T P \underline{b}_c u_s - \underline{e}^T P \underline{b}_c w \quad (4.3.78)$$

Cum $\dot{\underline{\Phi}} = -\dot{\underline{\theta}}$, alegând legea de ajustare:

$$\dot{\underline{\theta}} = \gamma \underline{e}^T p_n \underline{\xi}(\underline{X}) \quad (4.3.79)$$

atunci relația (4.3.18) devine:

$$\dot{V} \leq -\frac{1}{2} \underline{e}^T Q \underline{e} - \underline{e}^T P \underline{b}_c w \quad (4.3.80)$$

S-a utilizat faptul: $\underline{e}^T P \underline{b}_c u_s \geq 0$. De asemenea pentru a garanta $|\underline{\theta}| \leq M_\theta$ se utilizează algoritmul vectorului gradient proiectat.

Dacă alegem tipul al doilea de model fuzzy, este necesară descompunerea în serie Taylor în jurul lui $\underline{\theta}$:

$$u_c(\underline{X}|\underline{\theta}^*) - u_c(\underline{X}|\underline{\theta}) = \underline{\Phi}^T \frac{\partial u_c}{\partial \underline{\theta}} + O(|\underline{\Phi}|^2) \quad (4.3.81)$$

caz pentru care ecuația erorii de urmărire devine:

$$\dot{\underline{e}} = \Lambda_c \underline{e} + \underline{b}_c \underline{\Phi}^T \frac{\partial u_c}{\partial \underline{\theta}} - \underline{b}_c u_s(\underline{X}) - \underline{b}_c v \quad (4.3.82)$$

unde $v = w + O(|\underline{\Phi}|^2)$, algoritmul de calcul fiind în continuare analog.

4.3.4.1 ETAPELE ÎN PROIECTAREA UNUI SISTEM FUZZY ADAPTIV DIRECT PE BAZA PRIMULUI TIP DE MODEL FUZZY

Calculare off-line

- ◆ Se alege k_1, k_2, \dots, k_n astfel încât toate rădăcinile polinomului

$$s^n + k_1 s^{n-1} + \dots + k_n = 0 \quad (4.3.83)$$

să fie în semiplanul stâng al planului complex.

- ◆ Se alege o matrice Q $n \times n$ pozitiv definită și se rezolvă ecuația Lyapunov

$$\Lambda_c^T P + P \Lambda_c = -Q \text{ unde } \Lambda_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & \dots & -k_1 & \dots \end{bmatrix}, \text{ și } \underline{b}_c = \begin{bmatrix} 0 \\ \dots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.3.84)$$

- ◆ Se dau parametrii M_θ, M_x, \bar{V} bazându-ne pe cunoștințe practice asupra procesului

Construirea unui controler inițial

- ◆ Se definesc m_i mulțimi fuzzy $F_i^{l_i}$ ale premizelor regulilor de deducție ale căror funcții de apartenență acoperă uniform U_{C_i} proiecția domeniului pentru variabilele de intrare pe coordonata a i -a, unde $l_i = \overline{1, m_i}$ și $i = \overline{1, n}$, n fiind numărul de intrări.
- ◆ Se construiește baza de reguli pentru modelele fuzzy $\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f)$, având $m_1 \times m_2 \times \dots \times m_n$ reguli ale căror premise cuprinde toate combinațiile posibile ale mulțimilor fuzzy $F_i^{l_i}$ pentru $i = \overline{1, n}$. Regulile sunt de forma:

$R_f^{(l_1, \dots, l_n)}$: DACA x_1 este $F_1^{l_1}$ și \dots și x_n este $F_n^{l_n}$ ATUNCI $\hat{f}(\underline{X} | \underline{\theta}_f)$ este $G^{(l_1, \dots, l_n)}$

Mulțimile fuzzy și regulile fuzzy înglobează cunoștințele lingvistice despre proces dacă ele există, în caz contrar se iau arbitrar lăsând pe seama algoritmului de antrenare ajustarea acestora.

- ◆ Se construiesc funcțiile radiale de bază:

$$\xi^{(l_1, \dots, l_n)}(\underline{X}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^{l_i}}(x_i)}{\sum_{l_1=1}^{m_1} \dots \sum_{l_n=1}^{m_n} \left[\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^{l_i}}(x_i) \right]} \quad (4.3.85)$$

- ◆ Se ordonează în ordinea naturală pentru $l_1 = \overline{1, m_1}, \dots, l_n = \overline{1, m_n}$ în vectorul $\underline{\xi}(\underline{X})$, $\prod_{i=1}^n m_i$ - dimensional. Se construiesc vectorii parametrilor ajustabili $\underline{\theta}_f(0)$ ca și argumentele funcțiilor $\mu_{G^{(l_1, \dots, l_n)}}$ în care aceasta ating valoarea maximă adică 1. Rezultă atunci modelul fuzzy al regulatorului ca și serii de funcții radiale : $u_c(\underline{X}, \underline{\theta}_f) = \underline{\theta}_f^T \underline{\xi}(\underline{X})$

Adaptarea on-line

- ◆ Se aplică procesului comanda

$$u = u_c + u_s$$

$$\text{unde } u_s = I_1^* \operatorname{sgn}(e^T P \underline{b}_c) \cdot \left[|u_c| + \frac{1}{b_L} \left(f^U(\underline{X}) + |y_m^{(n)}| + |k^T e| \right) \right]$$

$$\text{unde: } I_i^* = \begin{cases} 1, & v_c > \bar{V} \\ 0, & v_c \leq \bar{V} \end{cases}, \quad \text{sgn}(y) = \begin{cases} 1, & y \geq 0 \\ -1, & y < 0 \end{cases}. \quad (4.3.86)$$

vectorul parametrilor $\underline{\theta}_f$ se ajustează conform următorului algoritm

$$\dot{\underline{\theta}}_f = \begin{cases} \gamma \underline{e}^\tau p_n \underline{\xi}(\underline{X}) & \text{daca } (|\underline{\theta}_f| < M_\theta) \text{ sau } (|\underline{\theta}_f| = M_\theta \text{ si } \underline{e}^\tau p_n \underline{\theta}_f^\tau \underline{\xi}(\underline{X}) \geq 0) \\ P\{\gamma \underline{e}^\tau p_n \underline{\xi}(\underline{X})\} & \text{daca } (|\underline{\theta}_f| = M_\theta \text{ si } \underline{e}^\tau p_n \underline{\theta}_f^\tau \underline{\xi}(\underline{X}) < 0) \end{cases} \quad (4.3.87)$$

unde operatorul de proiecție se definește:

$$P\{\gamma \underline{e}^\tau p_n \underline{\xi}(\underline{X})\} = \gamma \underline{e}^\tau p_n \underline{\xi}(\underline{X}) - \gamma \underline{e}^\tau p_n \frac{\underline{\theta}_f \underline{\theta}_f^\tau \underline{\xi}(\underline{X})}{|\underline{\theta}_f|^2} \quad (4.3.88)$$

Proprietățile controlerului astfel construit sunt cuprinse în următoarea teoremă:

Teoremă: Sunt garantate următoarele proprietăți pentru algoritmul de control adaptiv indirect cu primul tip de model fuzzy:

$$|\underline{\theta}_f| \leq M_\theta$$

$$|\underline{X}(t)| \leq |\underline{Y}_m| + \left(\frac{2\bar{V}}{\lambda_{\min}} \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$|u(t)| \leq 2M_\theta + \frac{1}{b_L} \left(f^U + |y_m^{(n)}| + |k| \left(\frac{2\bar{V}}{\lambda_{\min}} \right)^{\frac{1}{2}} \right), \quad (\forall) t \geq 0, \text{ unde } \lambda_{\min} \text{ este cea mai}$$

mică valoare proprie a matricii P și $\underline{Y}_m = (y_m, \dot{y}_m, \dots, y_m^{(n-1)})^\tau$

$$\int_0^t |\underline{e}(\tau)|^2 d\tau \leq a + b \int_0^t |w(\tau)|^2 d\tau, \quad (\forall) t \geq 0, \text{ cu } a, b \text{ constante și } w \text{ eroarea}$$

minimă de aproximare.

$$\text{Dacă } \int_0^t |w(\tau)|^2 d\tau < \infty \text{ atunci } \lim_{t \rightarrow \infty} |\underline{e}(t)| = 0$$

Demonstrația teoremei se găsește în [Wan 96].

4.3.4.2 ETAPELE ÎN PROIECTAREA UNUI SISTEM FUZZY ADAPTIV DIRECT PE BAZA CELUI DE AL DOILEA TIP DE MODEL FUZZY

Calculare off_line analoage, fiind necesară și introducerea limitei inferioare pentru dispersia funcțiilor de apartenență σ

Construirea unui regulator inițial

Se consideră modelele fuzzy de tipul al doilea de forma:

$$u_c(\underline{X}/\underline{\theta}_f) = \frac{\sum_{l=1}^M y_f^{-1} \left[\prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_{fi}^{-1}}{\sigma_{fi}^1} \right)^2 \right) \right]}{\sum_{l=1}^M \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_{fi}^{-1}}{\sigma_{fi}^1} \right)^2 \right)} \quad (4.3.89)$$

unde $\underline{\theta}_f = [\bar{y}_f^{-1} \dots \bar{x}_{fi}^{-1} \dots \sigma_{fi}^1]$ constituie vectorul parametrilor ajustabili.

Deci se va considera pentru modelul fuzzy al regulatorului o bază de M reguli, în care sunt încorporate dacă există cunoștințe inițiale despre proces. Vectorul inițial al parametrilor ajustabili $\underline{\theta}_f(0)$ se alege conform cunoștințelor lingvistice disponibile, restul de parametrii despre care nu cunoaștem nimic se alege arbitrar.

Adaptarea on-line a parametrilor

se calculează $\frac{\partial u_c(\underline{X}, \underline{\theta}_f)}{\partial \underline{\theta}_f}$ conform următorului algoritm:

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_c}{\partial y_f^{-1}} &= \frac{b_f^1}{\sum_{l=1}^M b_f^1} \\ \frac{\partial u_c}{\partial \bar{x}_{fi}^{-1}} &= \frac{y_f^{-1} - \hat{f}}{\sum_{l=1}^M b_f^1} b_f^1 \frac{-2(x_i - \bar{x}_{fi}^{-1})}{(\sigma_{fi}^1)^2} \\ \frac{\partial u_c}{\partial \sigma_{fi}^1} &= \frac{y_f^{-1} - \hat{f}}{\sum_{l=1}^M b_f^1} b_f^1 \frac{-2(x_i - \bar{x}_{fi}^{-1})^2}{(\sigma_{fi}^1)^3} \end{aligned} \quad (4.3.90)$$

unde $b_f^1 = \prod_{i=1}^n \exp \left(- \left(\frac{x_i - \bar{x}_{fi}^{-1}}{\sigma_{fi}^1} \right)^2 \right)$, relațiile fiind deduse prin efectuarea derivării

corespunzătoare asupra modelului.

se aplică procesului comanda

$$u = u_c + u_s$$

unde

$$u_s = I_1^* \operatorname{sgn} \left(e^{\tau} P b_c \right) \left[|u_c| + \frac{1}{b_L} \left(f^u(\underline{X}) + |y_m^{(n)}| + |\underline{k}^{\tau} \underline{e}| \right) \right] \quad (4.3.91)$$

$$\text{unde: } I_1^* = \begin{cases} 1, & V_e > \bar{V} \\ 0, & V_e \leq \bar{V} \end{cases}, \operatorname{sgn}(y) = \begin{cases} 1, & y \geq 0 \\ -1, & y < 0 \end{cases} \quad (4.3.92)$$

vectorul parametrilor $\underline{\theta}_f$ se ajustează conform următorului algoritm:

oricând un element $\sigma_{fi}^1 = \sigma$ se utilizează

$$\dot{\sigma}_n^1 = \begin{cases} \underline{\gamma} \underline{e}^T \underline{p}_n \frac{\partial u_c}{\partial \sigma_n^1} & \text{dac} \langle \underline{e}^T \underline{p}_n \frac{\partial u_c}{\partial \sigma_n^1} \rangle < 0 \\ 0 & \text{dac} \langle \underline{e}^T \underline{p}_n \frac{\partial u_c}{\partial \sigma_n^1} \rangle \geq 0 \end{cases} \quad (4.3.93)$$

altfel se utilizează:

$$\dot{\theta}_r = \begin{cases} \underline{\gamma} \underline{e}^T \underline{p}_n \underline{\xi}(\underline{X}) & \text{dac} \langle \|\underline{\theta}_r\| < M_\theta \rangle \text{ sau } \langle \|\underline{\theta}_r\| = M_\theta \text{ si } \underline{e}^T \underline{p}_n \underline{\theta}_r^T \underline{\xi}(\underline{X}) \geq 0 \rangle \\ P\{\underline{\gamma} \underline{e}^T \underline{p}_n \underline{\xi}(\underline{X})\} & \text{dac} \langle \|\underline{\theta}_r\| = M_\theta \text{ si } \underline{e}^T \underline{p}_n \underline{\theta}_r^T \underline{\xi}(\underline{X}) < 0 \rangle \end{cases} \quad (4.3.94)$$

unde operatorul de proiecție se definește:

$$P\{\underline{\gamma} \underline{e}^T \underline{p}_n \underline{\xi}(\underline{X})\} = \underline{\gamma} \underline{e}^T \underline{p}_n \underline{\xi}(\underline{X}) - \underline{\gamma} \underline{e}^T \underline{p}_n \frac{\underline{\theta}_r \underline{\theta}_r^T \underline{\xi}(\underline{X})}{\|\underline{\theta}_r\|^2} \quad (4.3.95)$$

Algoritmul garantează aceleași proprietăți, conform teoremei enunțate în (paragraful 4.3.3). Demonstrația se poate studia în [Wan 94].

CONCLUZII CAPITOL IV

Titlul capitolului patru este:

SISTEME DE REGLARE AUTOMATĂ BAZATĂ PE INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ

S-au grupat informațiile enunțate în trei paragrafe. Ideea urmărită a fost ca să prezinte următoarele studii și realizări:

- *Un studiu privind utilizarea rețelelor neuronale artificiale în modelarea subsistemelor instalației de sudare (PARAGRAFUL 4.1).* După o introducere a noțiunilor legate de modelare neuronală, sunt prezentate strategii de modelare (paragraful 4.1.2) iar condițiile de modelare sunt prezentate pentru importanța lor în condiții de evaluare a calității modelelor. Majoritatea subsistemelor de sudare cu fascicul de electroni nu se pot modela folosind relații matematice din cauza complexității proceselor. Un model matematic aproximativ nu ar putea servi operațiilor de reglare automată cu precizia dorită. S-a pus accent pe alegerea acelor procedee de modelare neuronală (atât modelare sistem cât și modelare operator – paragraf 4.1.2.2) care să permită învățarea (modelarea) în timp real. Pentru acest scop au fost alese și testate diferite metode. Rezultate semnificate au fost obținute (vezi ANEXA 1 Capitol IV și ANEXA 2 Capitol IV) folosind rețelele neuronale de tip memorie asociativă. Din categoria aceasta au fost testate și utilizate formele de Tip RBF, Tip CMAC și Tip B-spline. Studiu aprofundat paralel cu utilizarea lor a fost făcut de autor despre tipul CMAC și B-Spline. Viteza de învățare la aceste rețele se datorează învățării locale, adică numai acele ponderi sunt modificate care au ieșire activă la un moment dat. Programul realizat de autor a confirmat cele presupuse pe baza studiului teoretic. Modelul operator CMAC realizat a permis atât reglarea distanței focale cât și realizarea unui regulator de urmărire traiectorie, când nu se cunoaște nici un model al sistemului. Rezultate la fel de bune au fost obținute folosind modele B-Spline (vezi ANEXA 1 Capitol IV).
- *Un studiu privind regulatoarele fuzzy PID (paragraful 4.2).* Folosind considerațiile generale despre algoritmul PID, autorul a dezvoltat regulatoare fuzzy PID. Cele prezentate în paragraful 4.2 au fost testate. Au fost utilizate în construirea de regulatoare fuzzy de urmărire (vezi ANEXA 6 capitol II).
- *Un studiu privind sisteme fuzzy adaptive (paragraful 4.3).* După prezentarea modelării fuzzy urmează un studiu privind mecanismul de adaptare a acestor regulatoare. Este un studiu în parte făcut de autor. Cele enunțate au fost testate pe instalația de sudură. Cele patru modele prezentate pot constitui un punct de plecare pentru aplicații ulterioare (vezi ANEXA 3 capitol IV).

ANEXA 1 Capitol IV

EXEMPLE ȘI ERORI DE ÎNVĂȚARE B-SPLINE.

Autorul a realizat un program în limbajul C++ pentru a testa capacitatea de învățare la rețele neuronale tip B-spline conform celor prezentate în paragraful 4.1. Coeficienții care caracterizează o rețea de acest tip a fost descrisă în capitolul IV paragraf 4.1. La fiecare figură se pot urmări condițiile în care au fost obținute. Programul a fost utilizat la reglarea urmării traiectoriei la instalația de sudare.

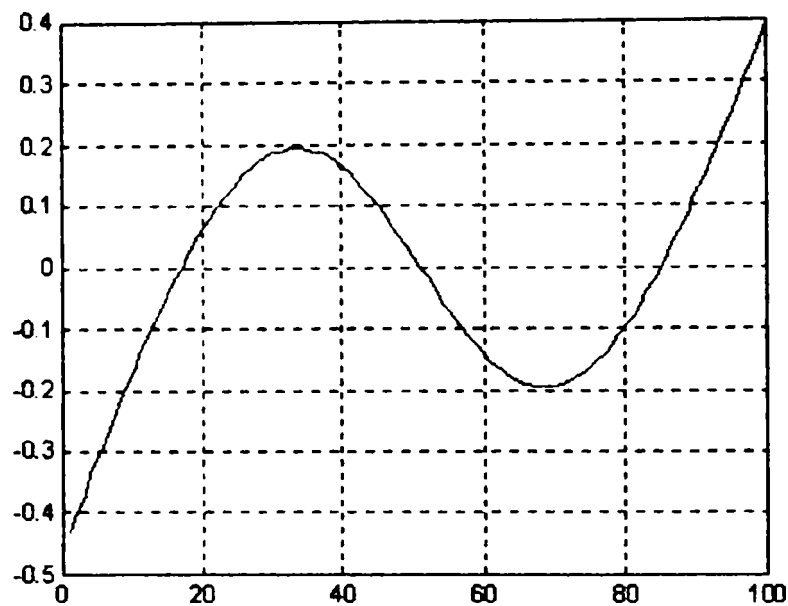


Figura A1. 4.1: Iesirea impusă

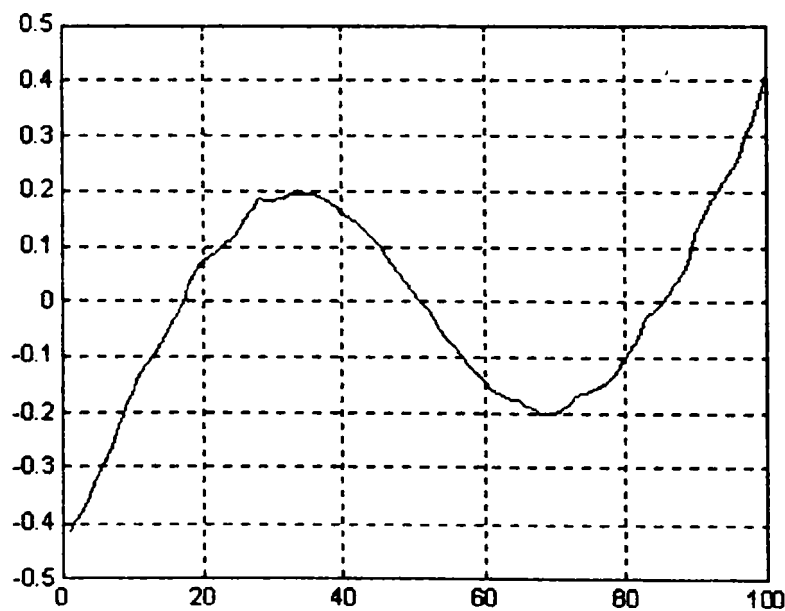


Figura A1.4.2: Ieșirea învățată

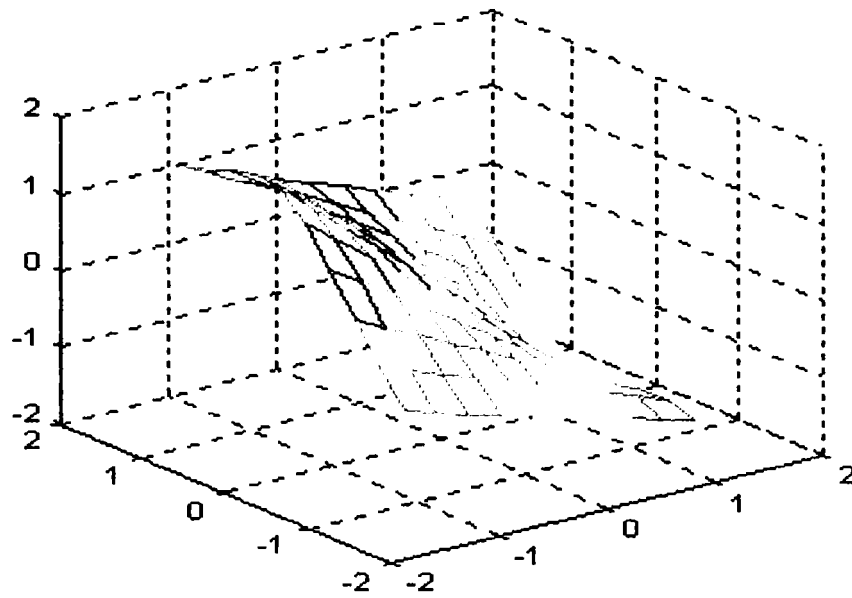


Figura A1.4.3: Ieșirea impusă din [11 x 11 x 11] puncte

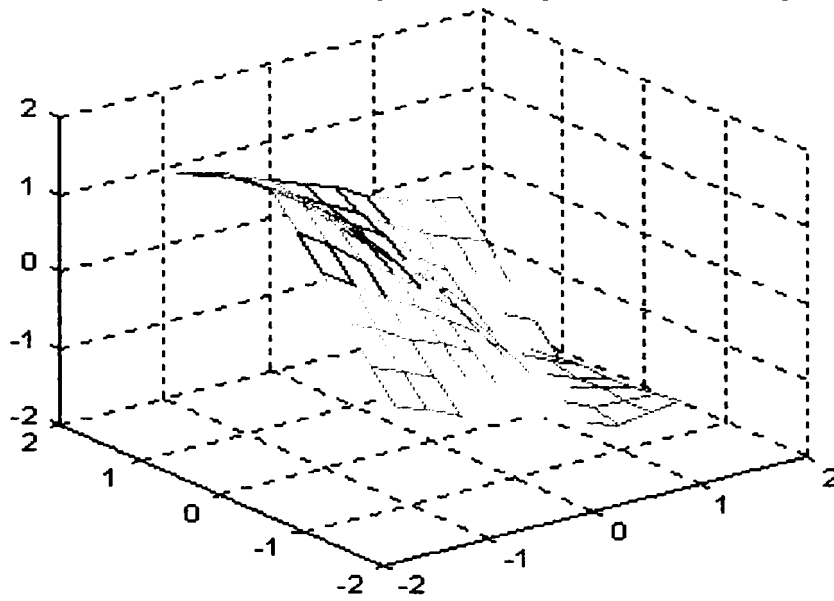


Figura A1.4.4: Ieșirea învățată după 49 iterații
pentru $r = [5 \ 5]$ și $k = [4 \ 4]$

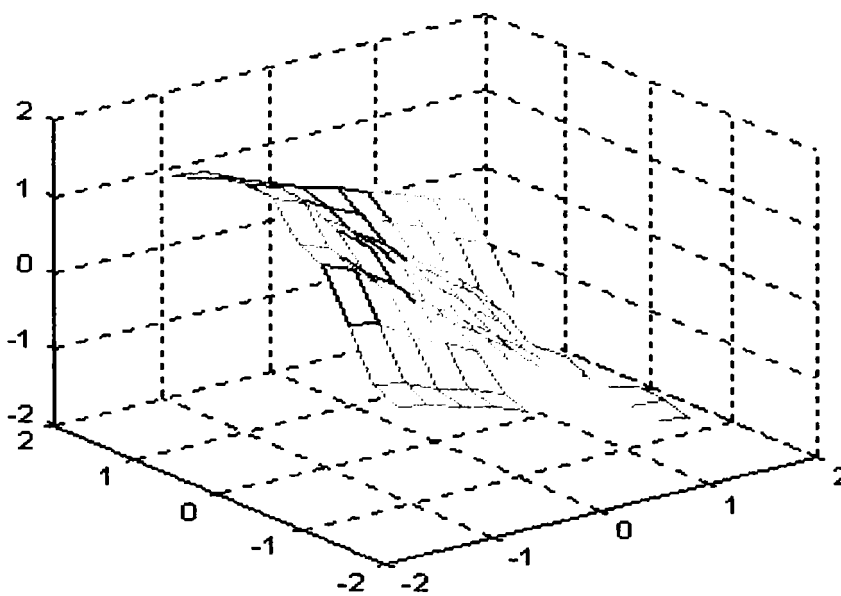


Figura A1.4.5: Ieșirea învățată după 34 iterații
pentru $r = [6 \ 8]$ și $k = [2 \ 2]$

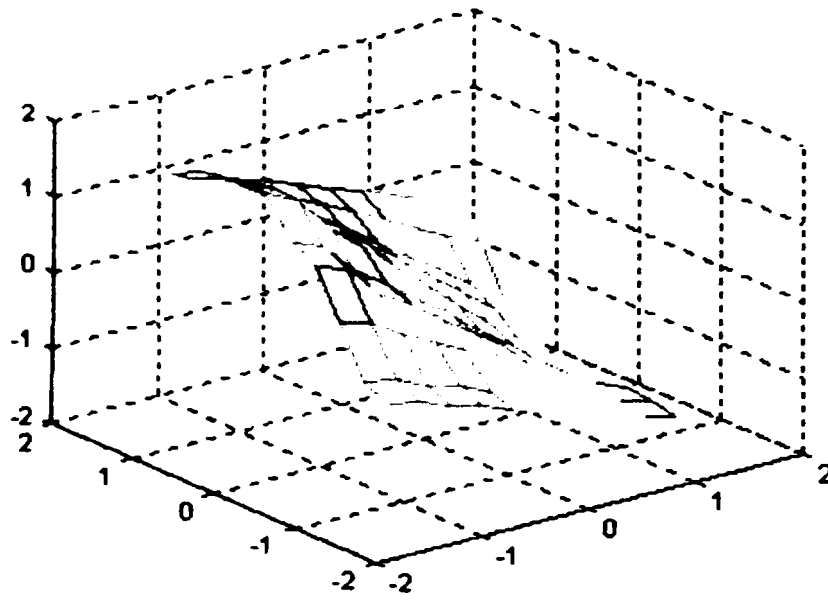


Figura A1.4.6: ieșirea învățată după 54 iterații
pentru $r = [6 \ 8]$ și $k = [2 \ 2]$

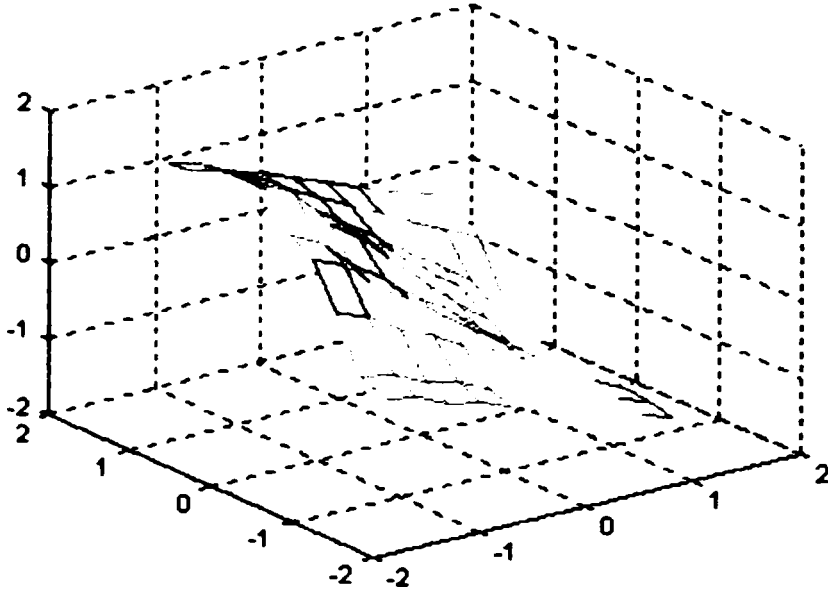


Figura A1.4.7: ieșirea învățată după 92 iterații
pentru $r = [6 \ 8]$ și $k = [2 \ 2]$

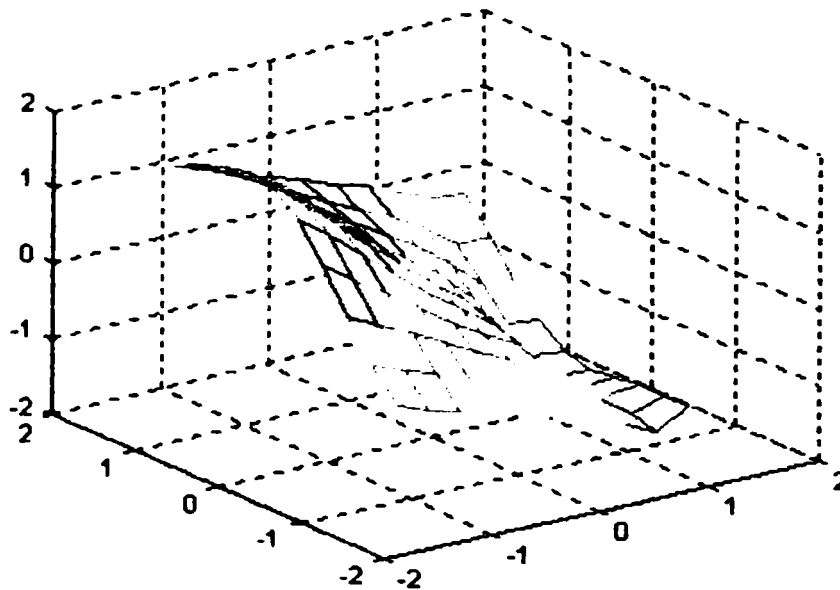


Figura A1.4.8: ieșirea învățată după 110 iterații
pentru $r = [10 \ 10]$ și $k = [4 \ 4]$

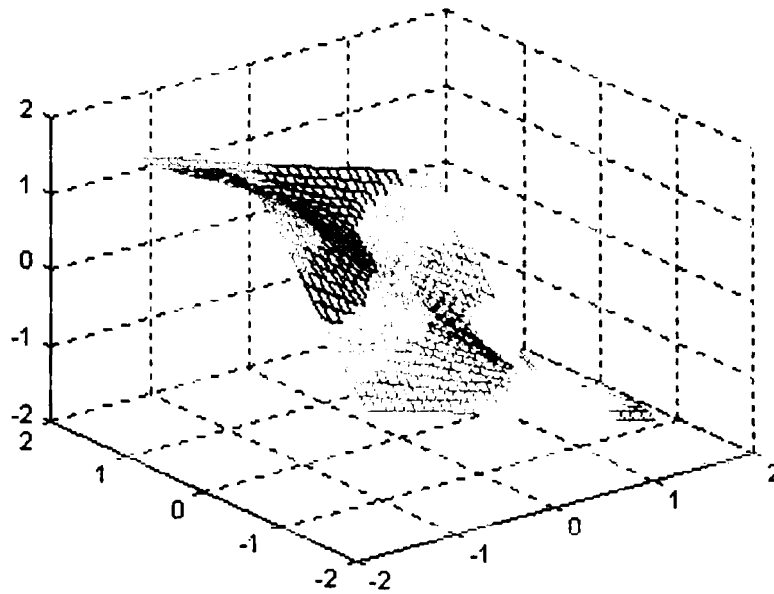


Figura A1.4.9: Ieșirea impusă - din [31 x 31 x 31] puncte

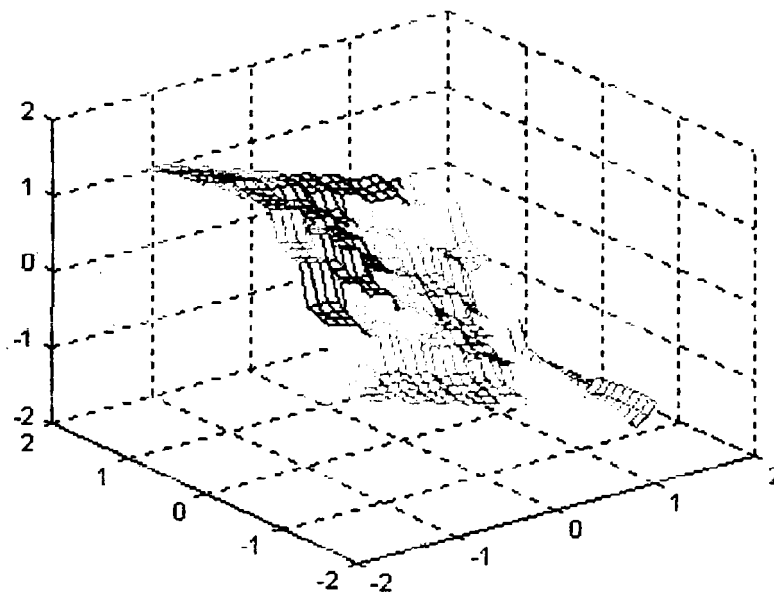


Figura A1.4.10: Ieșirea învățată după 19 iterații
pentru $r = [6 \ 8]$ și $k = [2 \ 2]$

Din studiul efectuat prin modificarea diverselor variabile s-au observat următoarele:

- ✓ învățarea este mai bună cu cât numărul punctelor intermediare alese pe domeniul intrărilor este mai mare; în acest caz învățarea este însă mai lentă din punctul de vedere al timpului de calcul;
- ✓ dacă ordinul funcțiilor B-spline este mai mare, ele fiind date prin funcții recursive, învățarea este mai fidelă însă învățarea este mai lentă din punct de vedere al timpului de calcul cu observația că ea este mai rapidă decât cea realizată prin mărirea punctelor intermediare;
- ✓ de fiecare dată ponderile au fost inițializate cu valoarea zero pentru a putea face un studiu comparativ despre modul de învățare al rețelei;
- ✓ în procesul de învățare modificarea ponderilor se face cu o rată din ce în ce mai mică datorită faptului că ieșirea rețelei se apropie tot mai mult de ieșirea impusă;
- ✓ inițial toate programele au fost scrise în Matlab;
- ✓ datorită faptului că pachetul de programe Matlab este foarte lent și se impunea o reglare în timp real programele au fost scrise în Borland C++.

ANEXA 2 Capitol IV

URMĂRIREA UNEI TRAIECTORII PRESCRISE CU UN SISTEM DE REGLARE CMAC

Testarea regulatorului de urmărire s-a făcut pe niște traiectorii generate de diferită compexitate și pornind dintr-o stare neantrenată, după o perioadă scurtă de timp urmărirea a devenit bună. Aceste rezultate au fost publicate în [Mar 98]. Această anexă przintă realizarea celor descrise în paragraful 4.1. Semnificația notației pe lângă cele prezentate este:

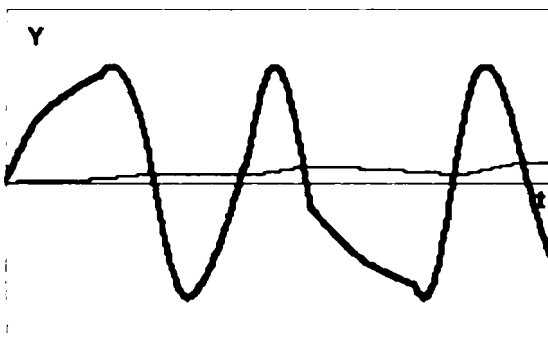
SIND – traiectorie cu perturbație sinusoidală

TRIA – Traiectorie triunghiulară

Cel mai des testarea s-a făcut pe traiectorie aleatoare. Programul a fost scris în limbajul C++. Se pot observa pe grafice eroarea de urmărire adică diferența dintr-o traiectoria propusă și cea rezultată din urmărire. Pe axa absciselor s-a reprezentat timpul.

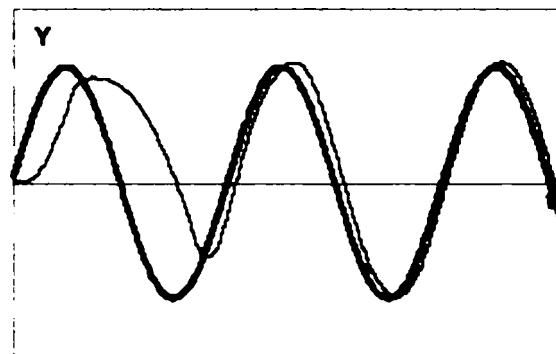
(lr – coeficient de învățare; h, q – parametrii regulator CMAC)

(1- traiectorie impusă 2 - traiectorie de urmărire)



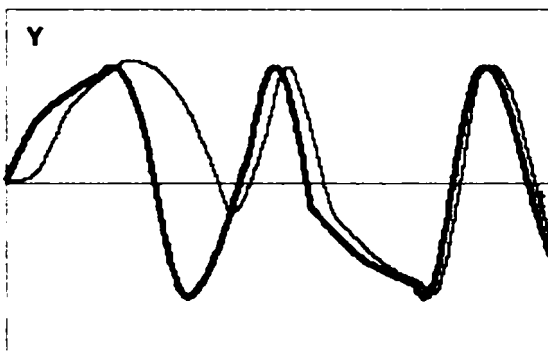
— 1 — 2

Figura A2.4.1: Traiectorie aleatoare, $lr=0.01$, $h=0.0004$, fara reacție inversa.



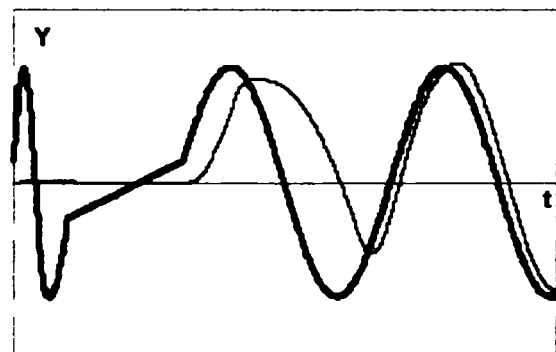
— 1 — 2

Figura A2.4.3: Traiectorie SIN, $lr=0.99$, $h=0.02$, reacție inversa ($q=0.005$),



— 1 — 2

Figura A2.4.2: Traiectorie aleatoare, $lr=0.99$, $h=0.0004$, fara reacție inversa.



— 1 — 2

Figura A2.4.4: Traiectorie aleatoare, $lr=0.99$, $h=0.02$, reacție inversa ($q=0.04$),

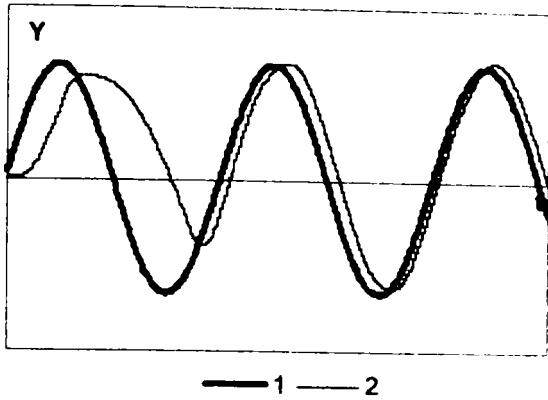


Figura A2.4.5: Traiectorie SIN, $lr=0.99$, $h=0.02$, reacție inversa ($q=0.1$),

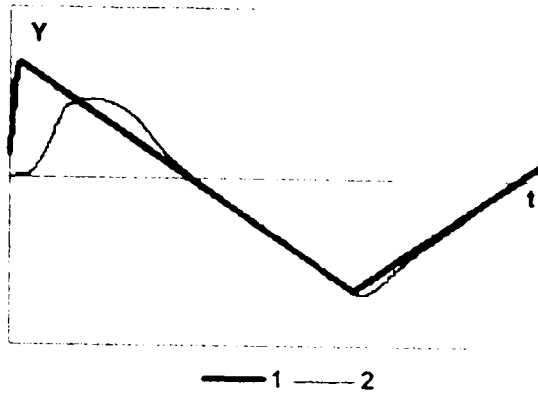


Figura A2.4.8: Traiectorie TRIA, $lr=0.99$, $h=0.02$, reacție inversa ($q=0.005$),

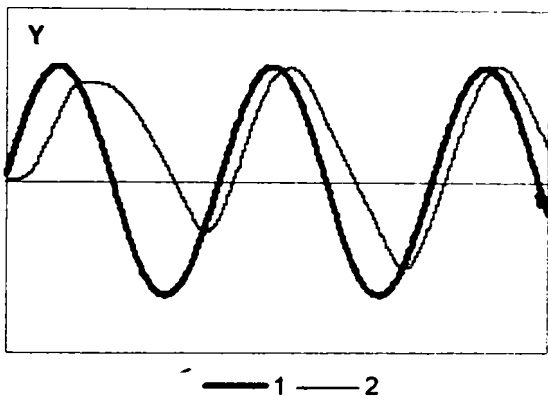


Figura A2.4.6: Traiectorie SIN, $lr=0.99$, $h=0.02$, reacție inversa ($q=0.4$),

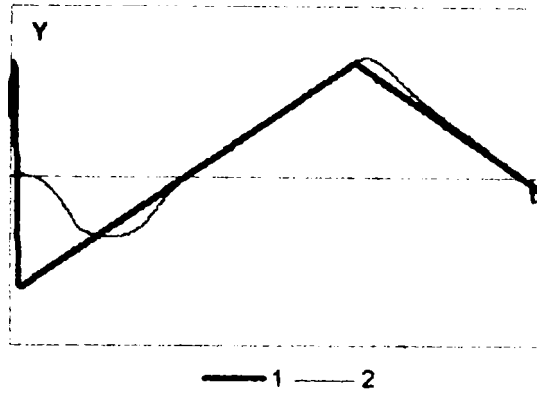


Figura A2.4.9: Traiectorie TRIA, $lr=0.99$, $h=0.0004$, reacție inversa ($q=0.04$),

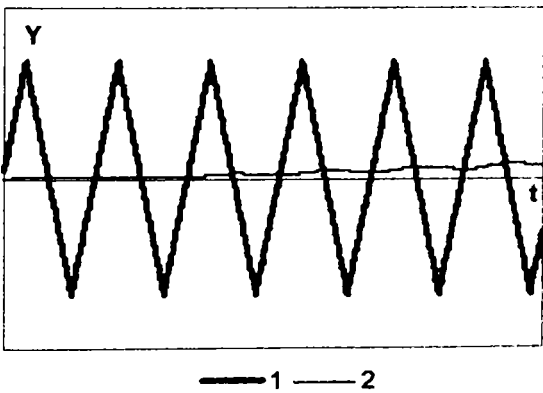


Figura A2.4.7: Traiectorie TRIA, $lr=0.01$, $h=0.003$, reacție inversa ($q=0.04$),

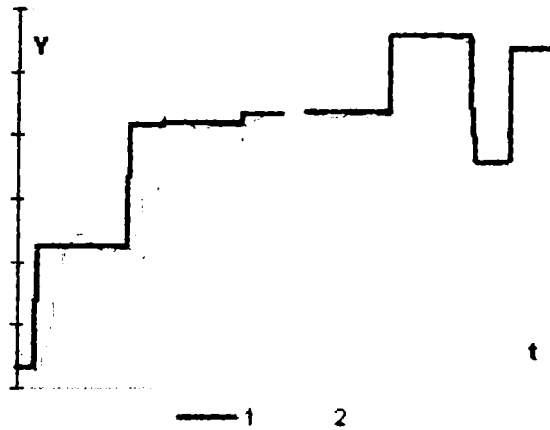


Figura A2.4.10: Traiectorie aleatoare, $lr=0.99$, $h=0.04$, reacție inversa ($q=0.1$),

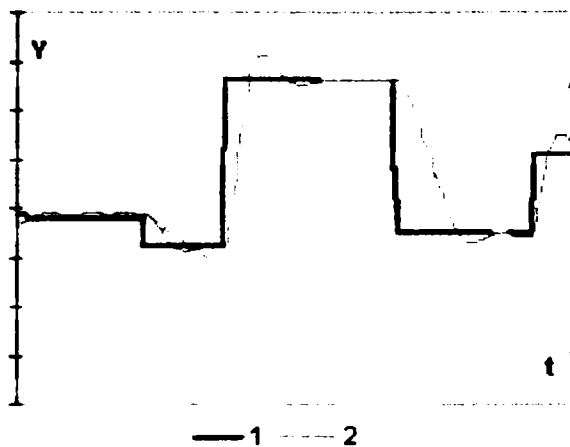


Figura A2.4.11: Traiectorie aleatoare, $lr=0.99$, $h=0.03$, reacție inversa ($q=0.1$),

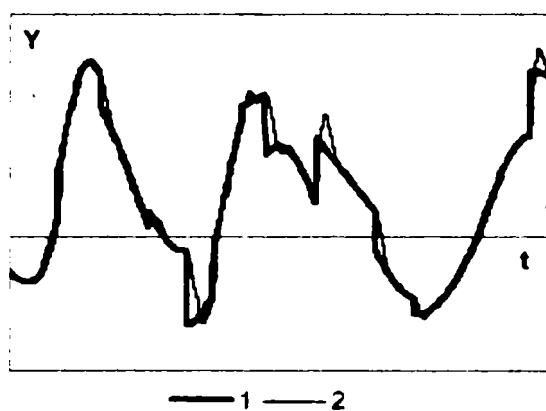


Figura A2.4.12: Traiectorie SIND, $lr=0.99$, $h=0.04$, reacție inversa ($q=0.04$),

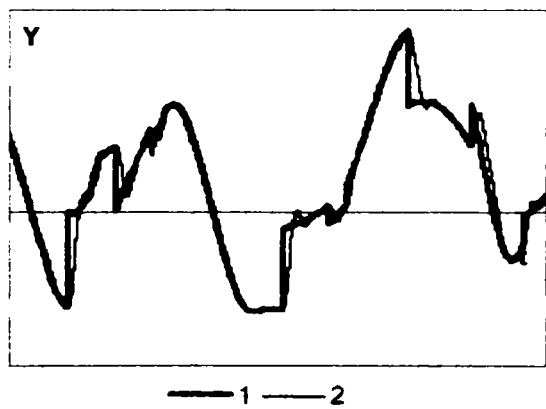
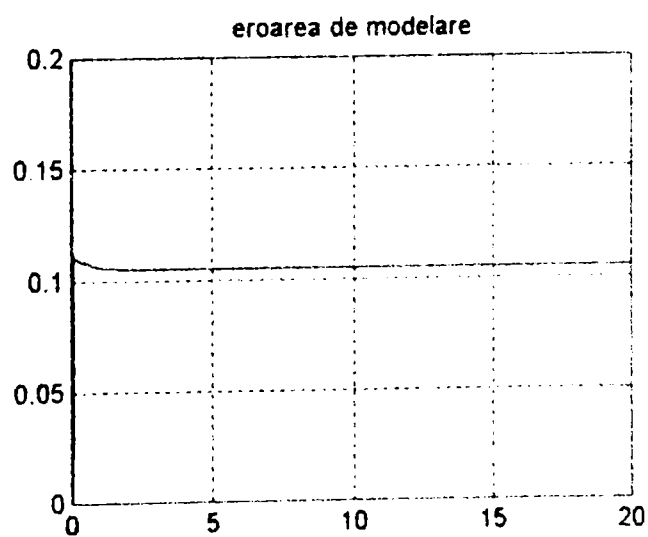
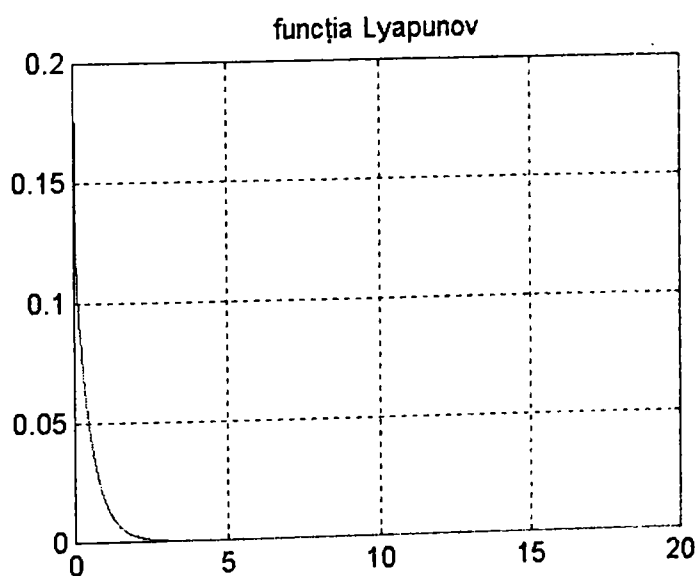
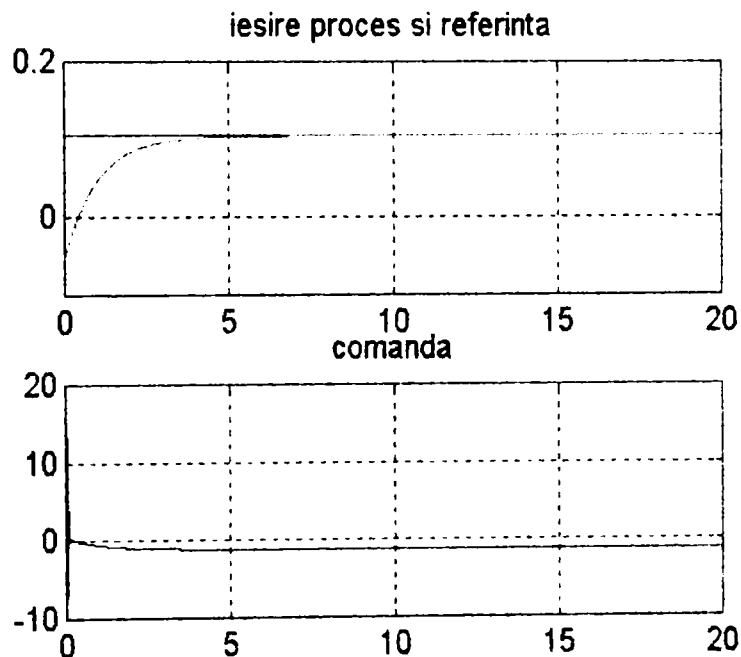


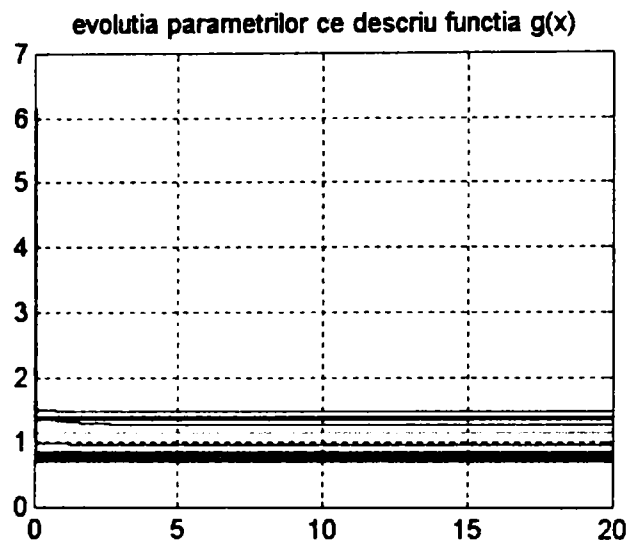
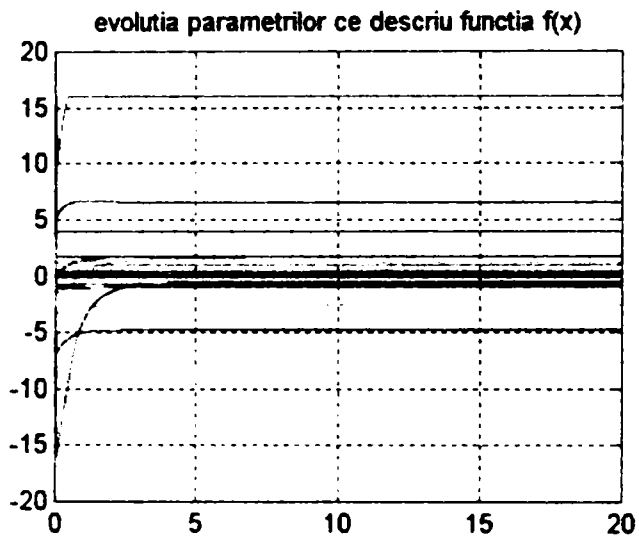
Figura A2.4.13: Traiectorie SIND, $lr=0.99$, $lr=0.99$, $h=0.04$, reacție inversa ($q=0.04$),

ANEXA 3 Capitol IV.

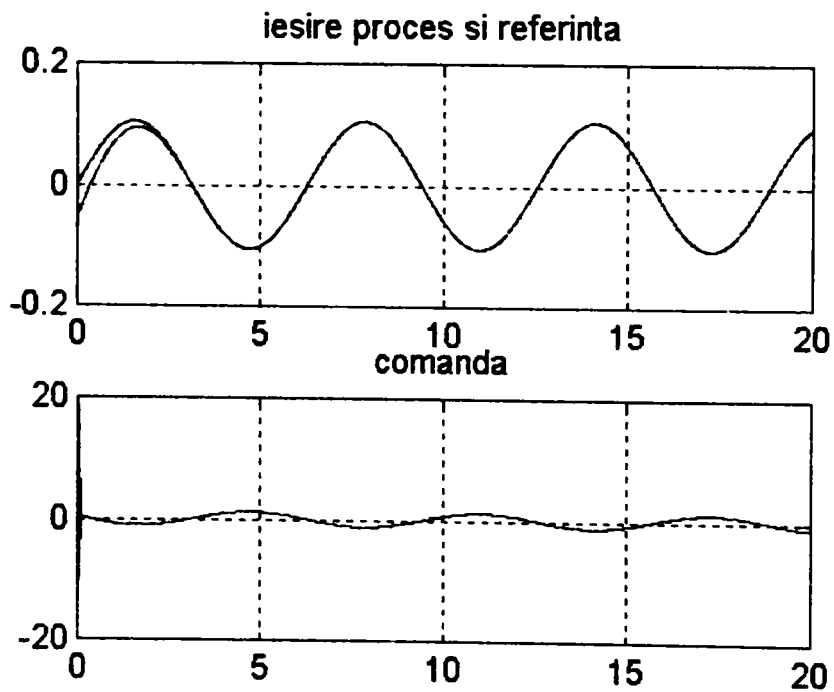
TESTARE SISTEM DE URMĂRIRE TRAIECTORIE CU METODA
NEUROFUZZY ADAPTIVE BAZATE PE CRITERIUL DE STABILITATE
LYAPUNOV.

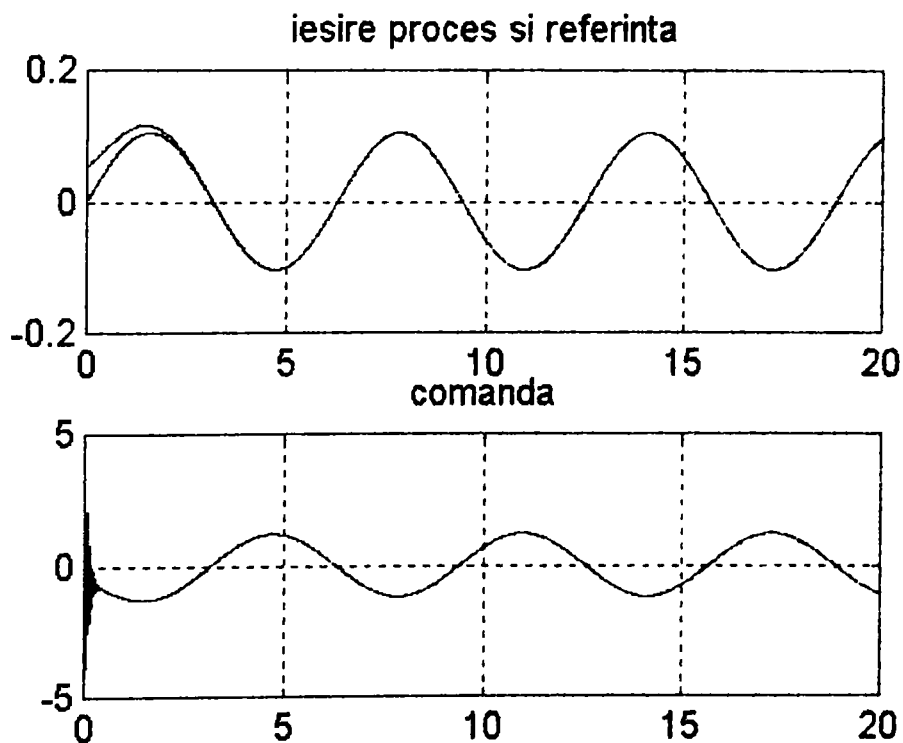
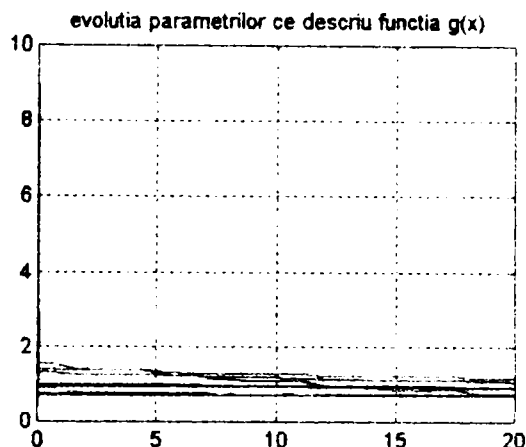
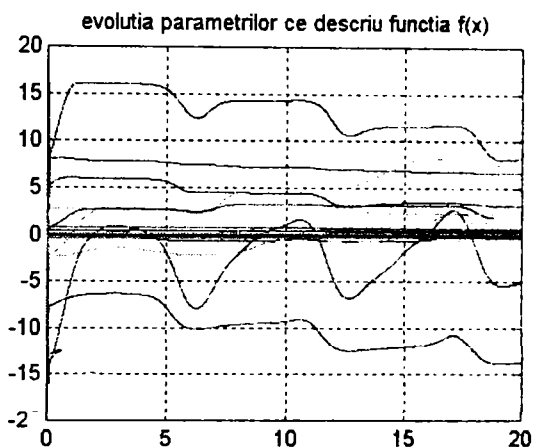
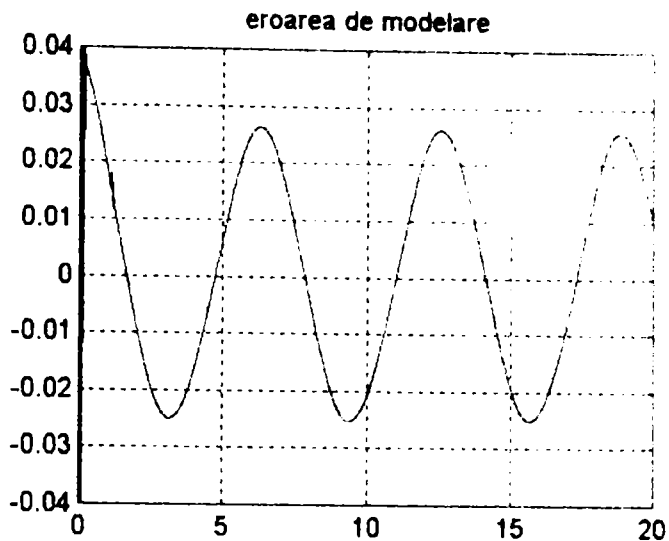
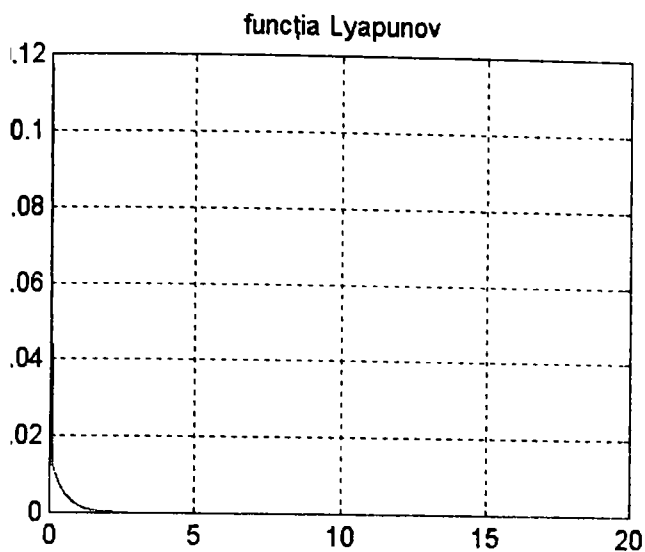
Anexa prezintă mărimile urmărite la un regulator fuzzy adaptiv de primul și al doilea tip bazat pe criteriul de stabilitate Lyapunov descris în paragraful 4.3 din capitolul IV. Autorul a conceput algoritmul și a realizat programul de reglare atât în Matlab cât și în limbajul C++. Parametrii

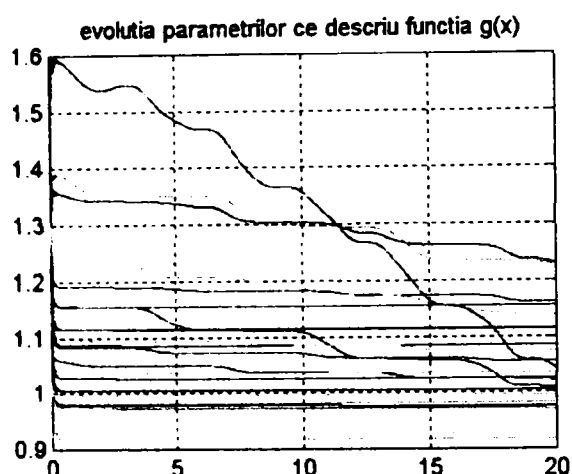
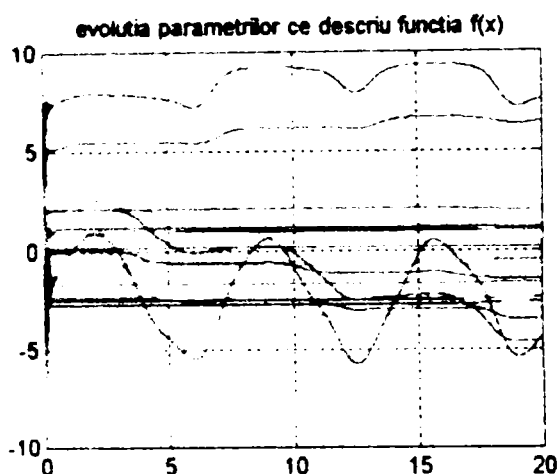
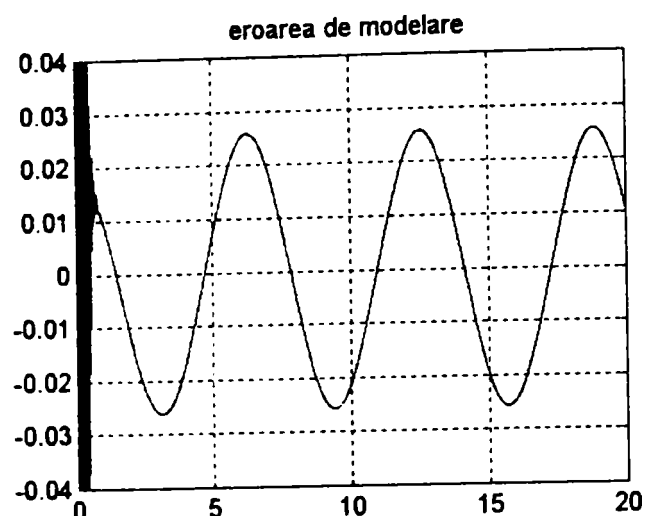
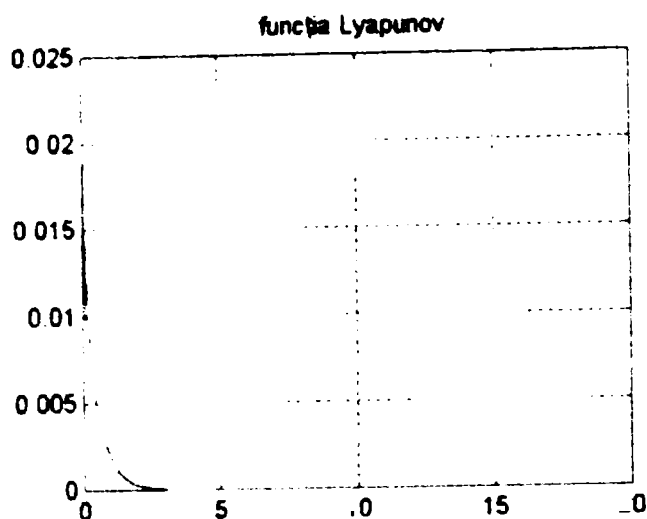




- Referință sinusoidală $y_m = \frac{\pi}{30} \sin(t)$, $\gamma_1 = 50$, $\gamma_2 = 1$, $T_s = 0.01$
- $e = 9.2416e-005$ valoare funcție Lzapunov $V = 1.527e-08$





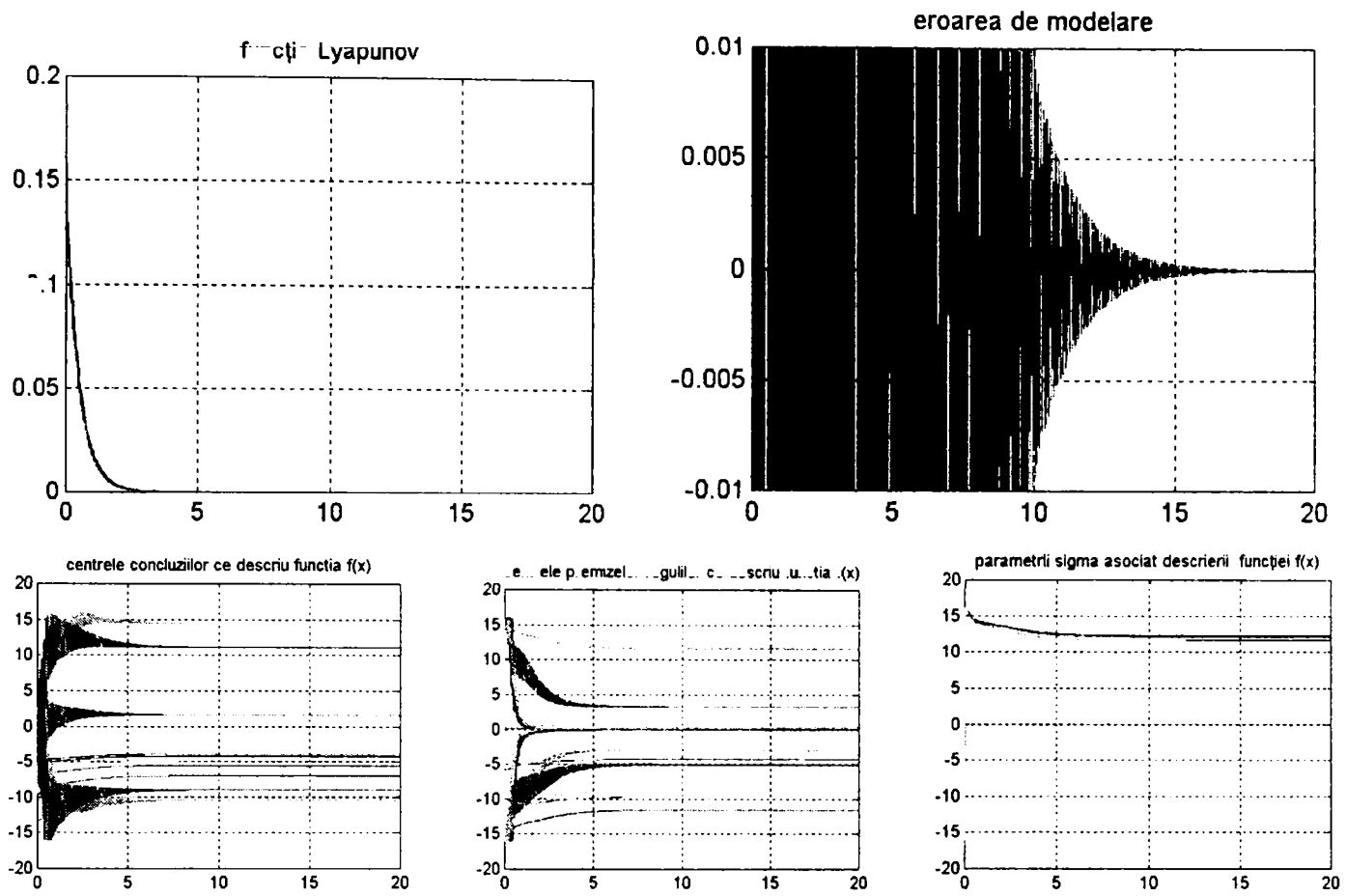


Se observă că indiferent de starea finală eroarea de modelare ca și semnal din sistemul închis e stabilă în sens Lyapunov. Indiferent de starea inițială a procesului ce se modelează oscilațiile sunt mărginite de aceeași margine. Din modul cum oscilează încă parametrii supuși ajustării se deduce că parametrii nu sunt încă cei mai buni.

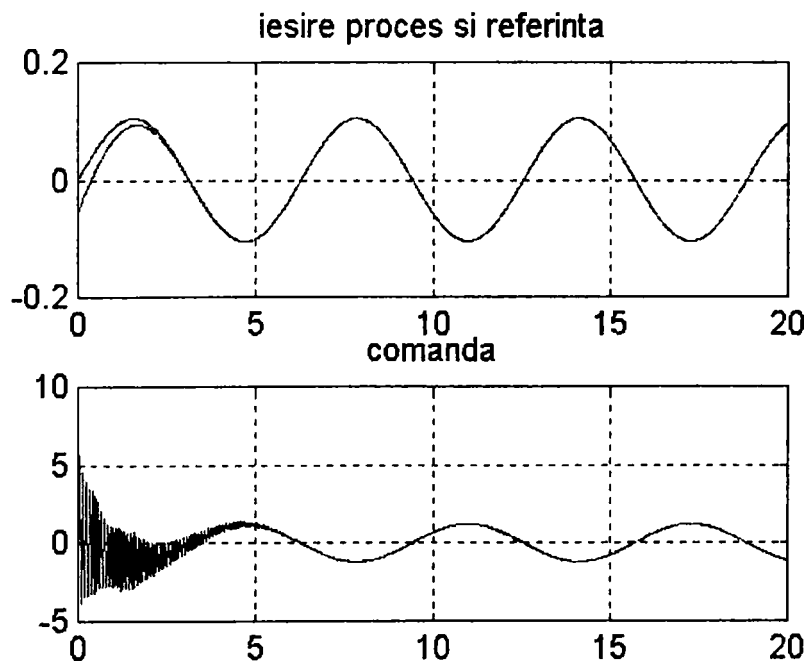
Regulator fuzzy adaptiv indirect cu al doilea tip de model fuzzy

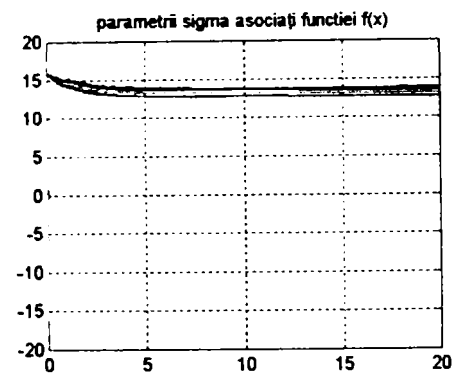
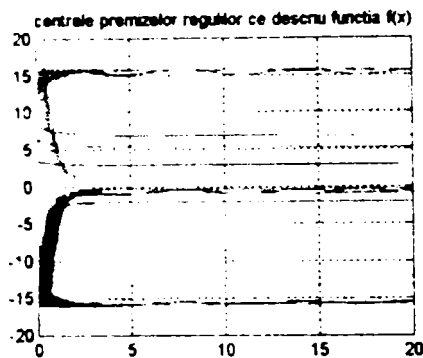
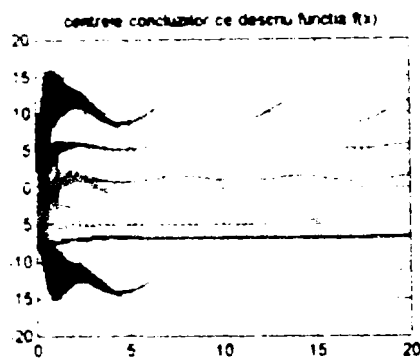
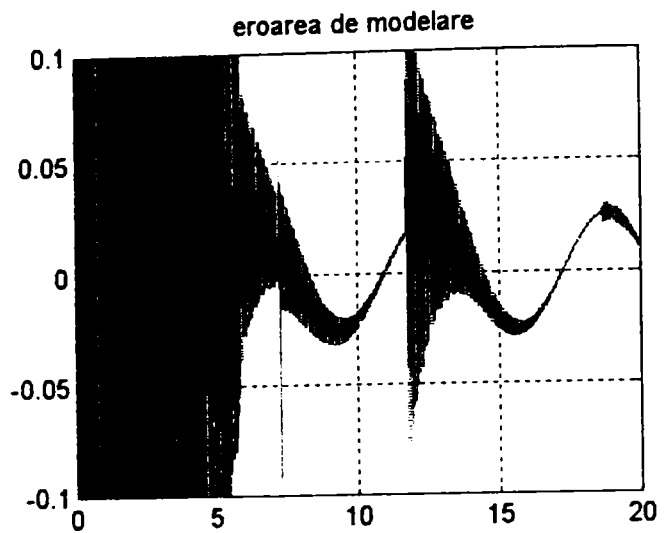
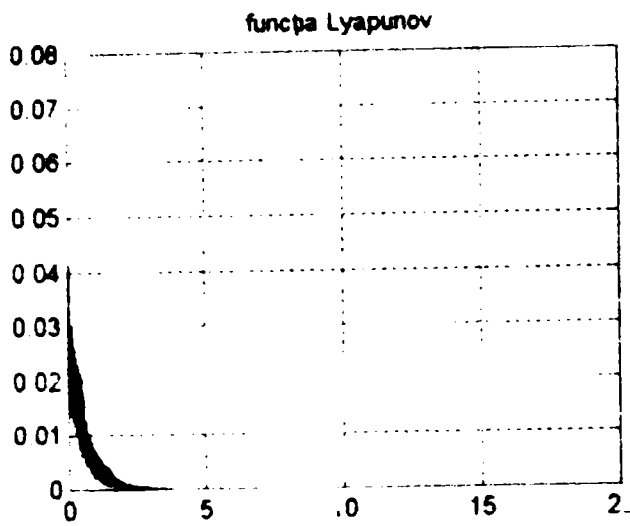
- Referință treaptă unitate $y_m = \frac{\pi}{30}$, $\gamma_1 = 50$, $\gamma_2 = 1$, $T_s = 0.01$

rezultând în final o eroare de urmărire $e = 2.6499e-010$, de modelare $e_m = -2.0343e-006$ și valoarea funcției Lyapunov $V = 2.2607e-014$.



- Referință sinusoidală $y_m = \frac{\pi}{30} \sin(t)$, $\gamma_1 = 50$, $\gamma_2 = 1$, $T_s = 0.01$
 $x_{10} = -\pi/60$; $e = 1.4566e-004$, $V = 1.2482e-007$





Algoritmul de ajustare a parametrilor se realizează cu pas constant. Pasul de căutare poate fi interpretat ca o rată de învățare, având în vedere structura similară cu a unei rețele neuronale a modelelor fuzzy. Algoritmul acționează asupra minimizării erorii de urmărire și nu a erorii de modelare.

CAPITOL V

TIPURI DE CONTROL AUTOMAT AL SUDĂRII

Capitolul de față este o trecere în revistă a operațiilor necesare efectuării sudării pieselor. Două realizări sunt prezentate. Prima este sudarea după traiectorie cu extragerea în timp real a coordonatelor acesteia, a doua când în prealabil s-a extras traiectoria din succesiunea de imagini captate urmată de sudare. Paragrafele prezintă în detaliu operațiile ce se efectuează în timpul sudării. Toate diagramele de timp și detaliile operațiilor au fost elaborate de autor.

5.1 TEHNOLOGIA OFF_LINE DE SUDARE DUPĂ O TRAIECTORIE

În continuare se prezintă secvența de proceduri necesare efectuării unor operații tehnologice de sudare off-line sub forma unor diagrame de timp . Operațiile care se efectuează sunt:

- *Pregătirea piesei pentru sudare.* Această operație constă în primul rând în pregătirea suprafeței de sudat. Traiectoria în lungul căreia se sudează va fi pregătită în mod special. Pentru a îmbunătăți substanțial precizia prelucrării se procedează la marcarea traiectoriei cu o substanță care permite ca în imaginile captate extragerea curbei traiectoriei să fie o operație mai precisă și mai simplă. În anumite cazuri este importantă o pregătire mecanică prealabilă. O astfel de prelucrare (pregătirea liniei de contact a celor două piese) este ilustrată în imaginea din figura 5.1.1.

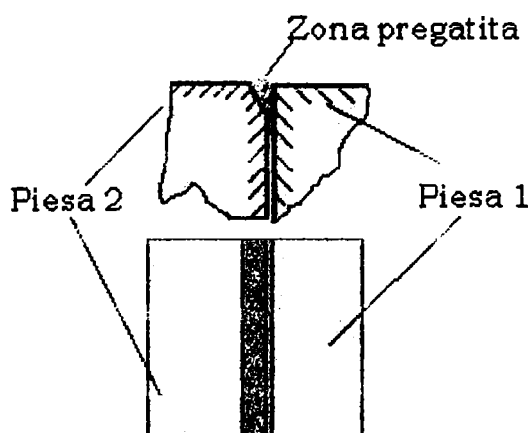


Figura 5.1.1. Pregătirea mecanică a traiectoriei de sudat.

Se acceptă orice formă de pregătire a traiectorie dacă satisface două criterii:

1. În urma bombardării cu fascicul de electroni imaginea captată din electronii reflectați trebuie să conțină traiectoria cu un contur mai pronunțat.

2. Marcarea traiectoriei nu trebuie să introducă impurități în zona de sudare și nici în camera vidată prin evaporarea marcajului de pe suprafața piesei.

□ *Fixarea piesei pe suportul de prelucrare. Există două variante de antrenare a piesei sub fascicolul de electroni [Dav 97]:*

1. *mişcare de rotație*, când conturul traiectoriei se urmărește printr-o mișcare de rotație,
2. *mişcare de translație*, când conturul se urmărește printr-o mișcare de translație.

Alegerea uneia din variante depinde de tipul traiectoriei. Modalitățile de mișcare a piesei sunt descrise în capitolul II [Mar 97/1] [Mar 97/2].

□ *Vidarea camerei este o procedură importantă având în vedere faptul că operațiile cu fascicul de electroni au eficiență majoră numai în astfel de condiții. Producerea vidului se face în două trepte (etape), prima având loc în interiorul tunului de producere și reglare a fasciculului și în camera de lucru, iar a doua după deschiderea valvei de separare a celor două compartimente. Sistemul de reglare pentru menținerea vidului la valori prescrise face parte din structura de bază a instalației.*

□ Ca urmare a operațiilor de mai sus, este declanșată *procedura de focalizare*. O secvență de operație de focalizare se poate vedea pe figura 5.1.3. Pentru a înțelege secvența temporală prezentată, trebuie avută în vedere rețeaua distribuită din figura 5.1.2 [Mar 96/1].

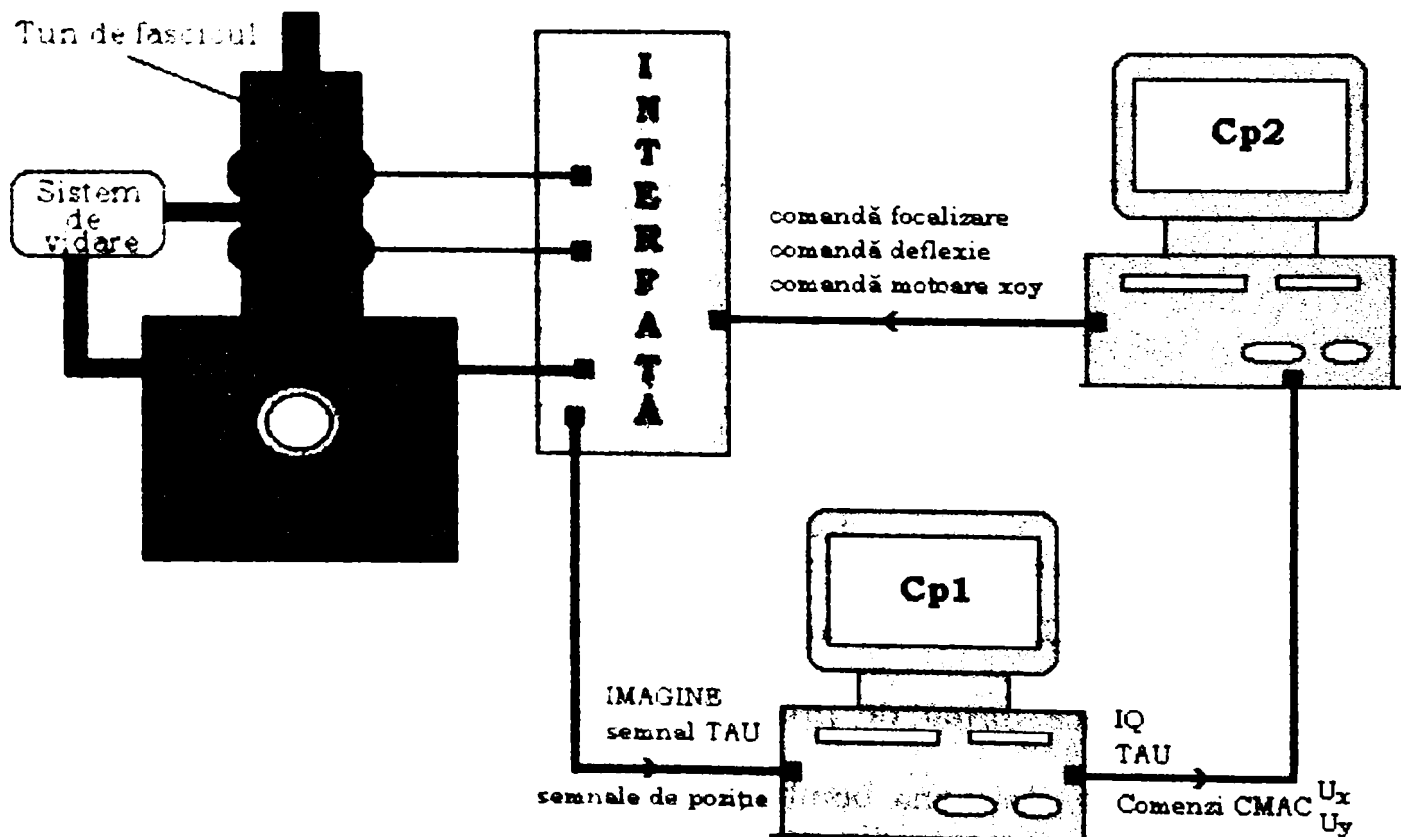


Figura 5.1.2 Structura rețelei de calculatoare utilizată.

În diagramele temporale apar procedeele corespunzătoare celor două calculatoare din rețea (Cp1 (Pentium 133 MHz) respectiv Cp2 (IBM/PC 486)) și operațiile încredințate unei interfețe inteligente (Blocul INTERFAȚA). Secvența de operații (cele executate de calculatoare) și procedee (de interfață) se execută într-o buclă de reglare până când se obține performanța prescrisă. Figura 5.1.3 prezintă secvența de focalizare inițială. Secvența începe cu captarea (preluarea) unei imagini. (Pr. IM). Această operație executată pe Cp1 are ca prim efect citirea unei imagini prin sistemul de captare a electronilor reflectați de pe suprafața piesei de prelucrat, imagine care se depune în memoria RAM a calculatorului respectiv. Captarea imaginii digitale este intermediată de o interfață descrisă în paragraful 1.2 din capitolul I cu o viteză de conversie mare.

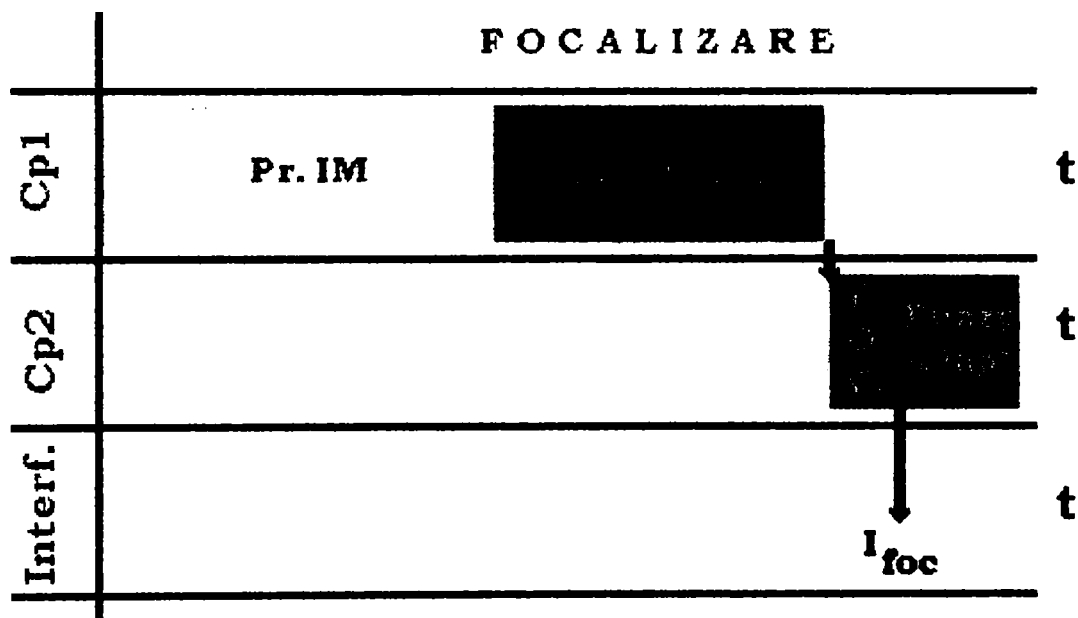


Figura 5.1.3 Secvența temporală de focalizare inițială.

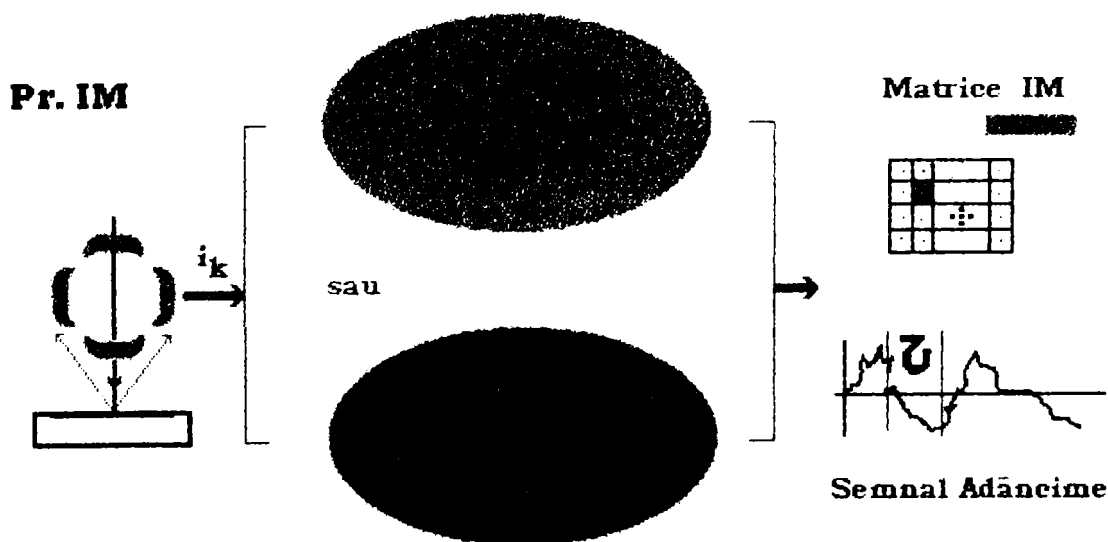


Figura 5.1.4 Mecanismul realizat pentru captarea imaginii în cele două variante.

Rezultatul operației este o matrice de **IMAGINE (IM)** care constituie semnalul bidimensional de intrare în operația de reglare a distanței de focalizare. După secvența de captare a imaginii intră în funcțiune secvența de evaluare a calității imaginii (Cal. IM). Scopul acestei operații este calcularea unei mărimi care să caracterizeze univoc calitatea imaginii deci a focalizării ei. Au fost experimentate mai multe criterii de calitate, iar modul de alegere a celui optim a urmărit o viteză de calcul pe cât posibil cât mai mare și faptul ca funcția de calitate aleasă să nu aibă minime locale care ar împiedica utilizarea unui sistem de reglare extremal. Figura 5.1.5 prezintă alternativele posibile de calcul a valorii factorului de calitate al imaginii (paragraf 2.3). Au fost experimentate criterii : pentru toată imaginea, pentru o porțiune diagonală de imagine și pentru zone de informație maximă. Întrucât găsirea zonei respective pentru o imagine constituie un procedeu care necesită un interval de timp relativ lung, procedeul nu se recomandă la prelucrări on-line a imaginilor.

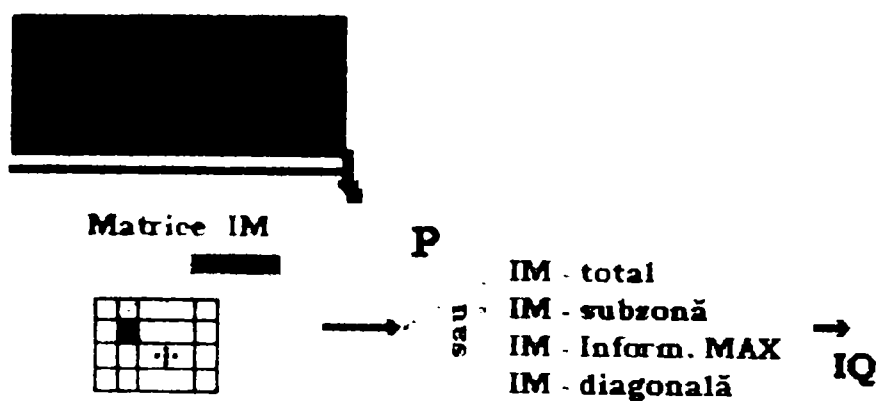


Figura 5.1.5 Calcularea factorului IQ de calitate a imaginii.

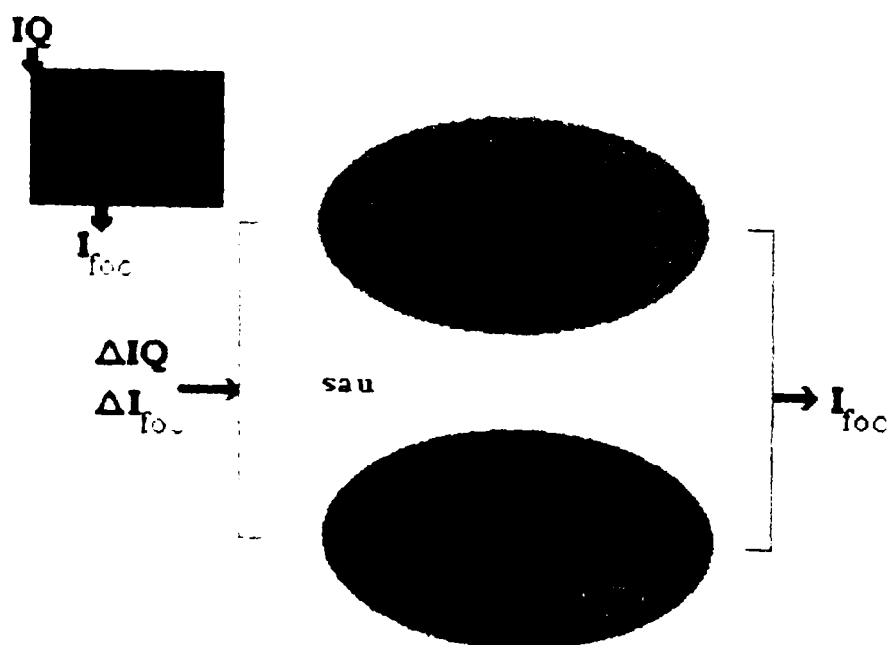


Figura 5.1.6 : Procedee de reglare a distanței optime de focalizare.

Metodele bazate pe histograma imaginii, respectiv metoda bazată pe teorema lui Shannon privind măsura cantității de informație înmagazinată în semnale (imaginea s-a privit ca un semnal 2D) au dat rezultate foarte bune atât ca viteză de calcul cât și din punctul de vedere al convergenței operației de stabilire a valorii factorului de calitate.

Valoare IQ obținută pe Cp1 se transmite către Cp2. În figura 5.1.3 acest moment este marcat cu o săgeată roșie orientată către zona Cp2. (ANEXA 2 Capitol V). Semnalul este recepționat de Cp2 și constituie unul din semnalele de intrare ale regulatorului de distanță optimă de focalizare. Au fost experimentate două metode diferite de reglarea distanței optime de focalizare [Mar 96/2].

Primul a fost un procedeu FUZZY de reglare cu o bază de reguli fixe care la intrare are variația factorului de calitate respectiv variația curentului de focalizare. Ieșirea regulatorului este valoarea reală a curentului de focalizare. Defuzzificare s-a realizat metoda centrului de greutate.

Al doilea procedeu experimentat se bazează pe sisteme neurofuzzy adaptive (CMAC, RBF). Sistemele neuroadaptive permit focalizarea pe suprafața materialului de prelucrat. Având în structura lor și procedee de învățare, după primele 'încercări' procedura funcționează corect. Performanța sistemului depinde în mare măsură de viteza de captare a imaginilor. Cu un ciclu de captare imagine și calculare a valorii curentului de focalizare i_{foc} de 20ms, s-a ajuns la o focalizare pe suprafață așa cum se poate urmări pe secvența de imagini captate din timpul procesului și prezentate în ANEXA 1 Capitol II.

- Operația următoare constă în poziționarea piesei de prelucrat în incidența fasciculului de electroni astfel ca traiectoria ce urmează a fi sudată să fie la baza fasciculului nedeviat în vederea captării traiectoriei în mod off-line din imagini succesive. Operațiile necesare pot fi urmărite în figura 5.1.7. (ANEXA 3 Capitol V)

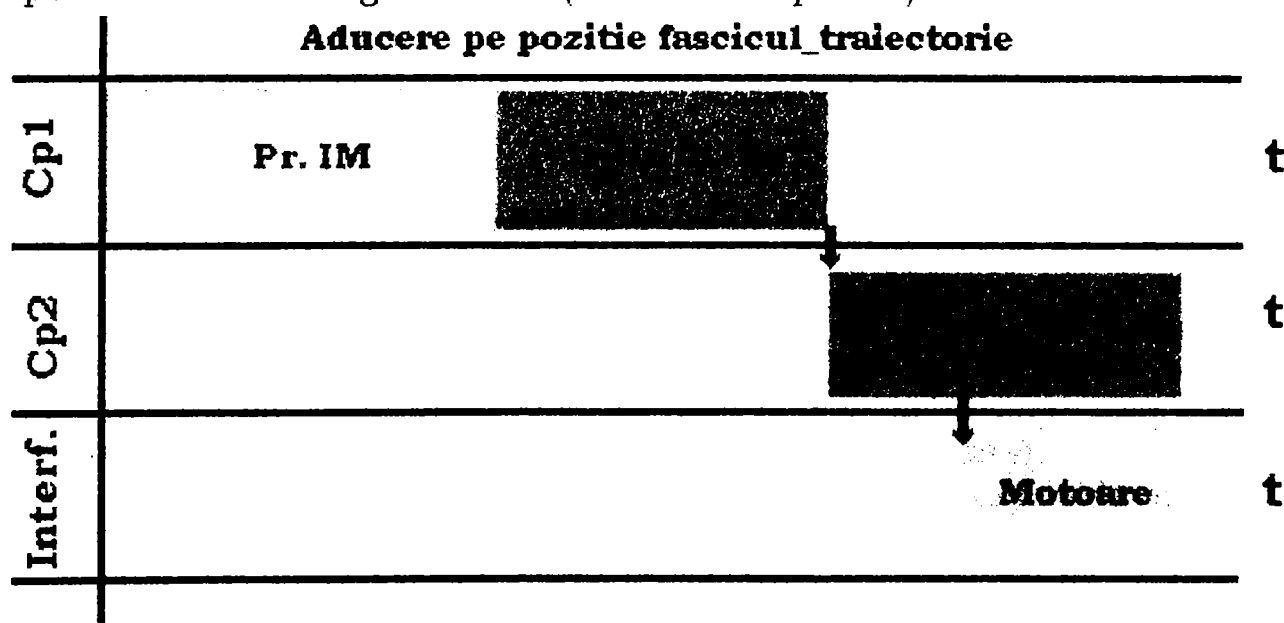


Figura 5.1.7 : Proceduri de poziționare a traiectoriei sub fascicul.

În aceste procedee un rol important îl are operația de determinare a traiectoriei și a poziției relative a acesteia față de punctul de incidență nedeviată a fascicului. (Obs.: La poziționarea piesei în camera de lucru se urmărește poziționarea cât mai exactă a piesei, dar în toate situațiile aceasta este o operație aproximativă și necesită corecții ulterioare. Inițial se urmărește plasarea cât mai exactă a piesei în camera de lucru, iar prin procedura de față (piesa e deja în vid) aceasta se va poziționa cât mai exact.

- Operația următoare constă în *extragerea traiectoriei din imagini succesive captate*. Au fost elaborate două metode diferite.

Prima metodă extrage traiectoria în urma rotirii piesei în jurul unui centru de rotație. Poziționare corectă a două imagini succesive se face prin operații de corelație.

A doua metodă se bazează pe mișcări de translație a piesei sub fasciculul de electroni.

Aceste operații au fost descrise în Capitol II în paragraful 2.4. Secvența temporală a extragerii traiectoriei se poate urmări pe figura 5.1.8. Rezultatul repetării operațiilor din figura 5.1.8 este un fișier de coordonate xoy care conține coordonatele punctelor traiectoriei față de un sistem de referință legat de fasciculul de electroni nedeviat.

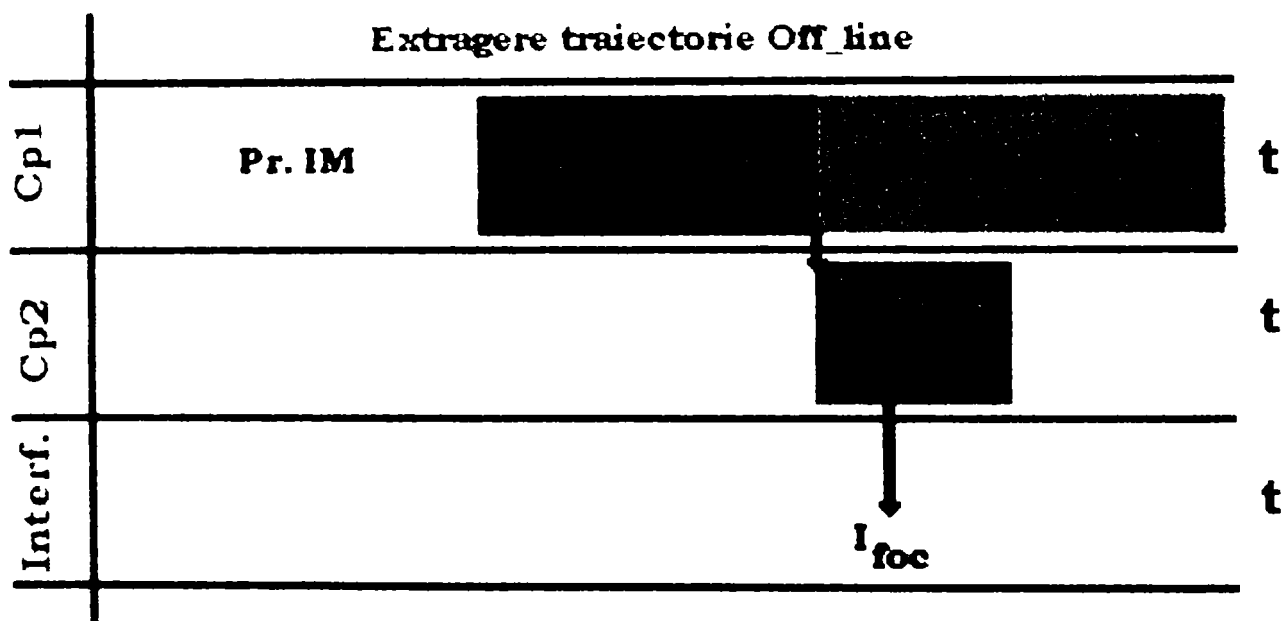


Figura 5.1.8 Proceduri de extragere a traiectorie în metode off-line.

După parcurgerea și memorarea întregii traiectorii sub forma de fișier urmează faza de sudare. La metoda de rotire, unghiul de rotire se alege de obicei de 6 grade (deci 60 de imagini captate pentru o rotație completă) ceea ce permite o reacoperire optimă, necesară operației de corelație. La metoda de translație logica de comandă a deplasării depinde de tendința de variație a traiectoriei.

- Având traiectoria extarasă, urmează *sudarea*. Această operație constă în utilizarea unui algoritm care pe baza informațiilor legate de traiectoria obținută, determină poziția curentă și calculează comenzile necesare date celor două motoare de c.c. ca să deplaseze punctul optim de pe traiectorie sub incidența fasciculului de electroni pentru efectuarea sudării. Procedura necesară acestei operații se prezintă în figura 5.1.9.

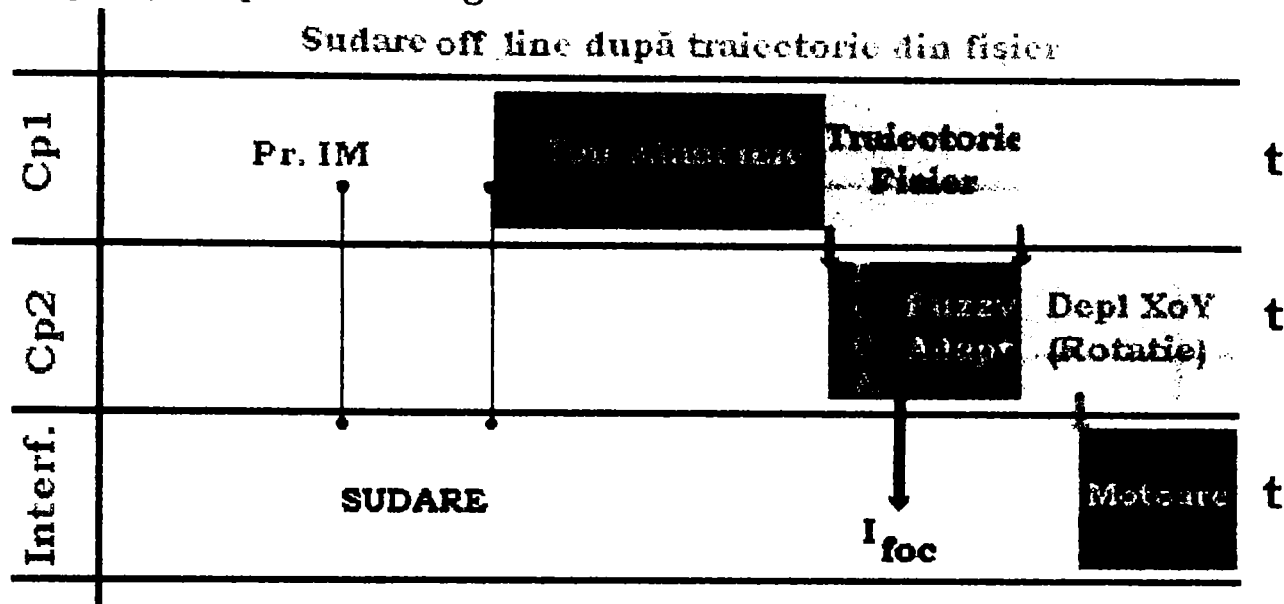


Figura 5.1.9 : Procedura de sudare off-line.

Procedura de sudare în sine cere o focalizare în adâncime a fasciculului. Această focalizare se rezolvă cu ajutorul unor algoritmi de focalizare bazați pe inteligență artificială. Având în vedere caracterul nelinier și greutatea abordării pe cale clasică a fenomenelor nu există un model al sistemului. Focalizarea în adâncime este necesară pentru obținerea unei calități corespunzătoare a sudurii în adâncime. În procesul de captare a imaginii, în intervalele de timp de stingere a liniilor respectiv imaginilor sunt captate semnale care sunt filtrate și din care se extrage intervalul de timp TAU care este o mărime proporțională cu adâncimea de sudare. Momentul de început al intervalului se cunoaște din începutul semnalului de stingere pe prima linie a operațiilor de monitorizare. S-a proiectat un filtru digital R.L.I. care permite măsurarea precisă a intervalului de timp τ (TAU) care constituie semnal de intrare pe Cpl2 pentru algoritmul de reglare extremal necesar calculării curentului de focalizare în adâncime. La fel ca la operații de focalizare pe suprafață, și în acest caz am experimentat atât algoritmul Fuzzy cât și algoritmul neurofuzzy de reglare a curentului de focalizare. Figura 5.1.6 se poate urmări și în acest caz cu observația că în acest caz reglarea se face după semnalul TAU și nu după semnalul IQ.

5.2 TEHNOLOGIA ON_LINE DE SUDARE DUPĂ O TRAIECTORIE IMPUSĂ

A doua metodă elaborată pentru efectuarea operațiilor de sudură este cea în timp real. Deosebirea fundamentală față de procedura prezentată în paragraful anterior este că aici, în paralel cu captarea și prelucrarea imaginilor, se efectuează și sudarea. Acest fapt a cerut o

viteză de calcul mai mare. Operațiile pregătitoare sunt similare cele ale tehnologiei off-line până inclusiv la nivelul procedurii de focalizare și reglare a poziției inițiale a piesei descrisă și prezentată în figura 5.1.7.

Diferă însă operațiile de bază diferă care, din acest motiv, vor fi descrise în continuare. În paralel cu captarea imaginii pe perioada intervalului de timp de întoarcere a spotului la început de rând sau la început de ecran la operații de monitorizare, se produce sudarea în poziția anterior stabilită de procedura principală din figura 5.1.10.

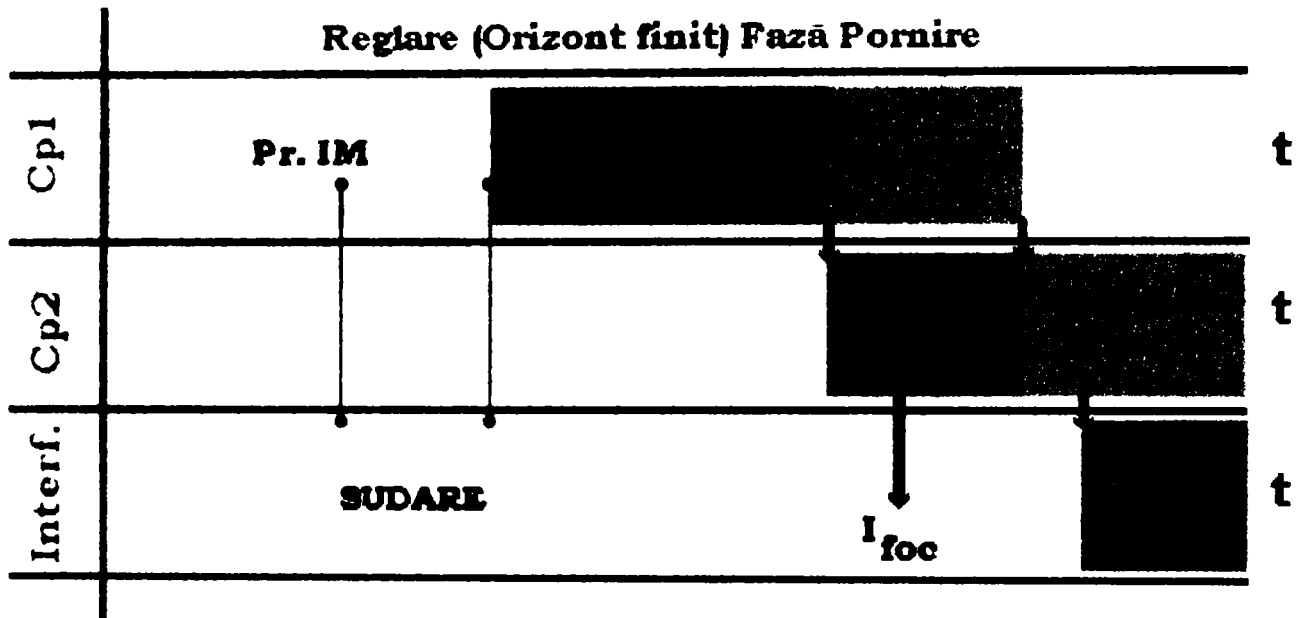


Figura 5.1.10 : Proceduri de sudare on-line cu reglare pe orizont de timp finit (OF).

După operațiile pregătitoare prima dată va intra în funcțiune o procedură de captare a imaginii și totodată, se efectuează și o sudare în poziția stabilită de comanda MOTOARE de la calculatorul Cp2, care a primit comenzile pe baza poziției spotului de sudare captată în ciclul anterior. După această operație urmează procedura obișnuită de focalizare (în adâncime). Structura procedurii OF (regulator cu Orizont de timp Finit) se poate urmări pe figura 5.1.11.

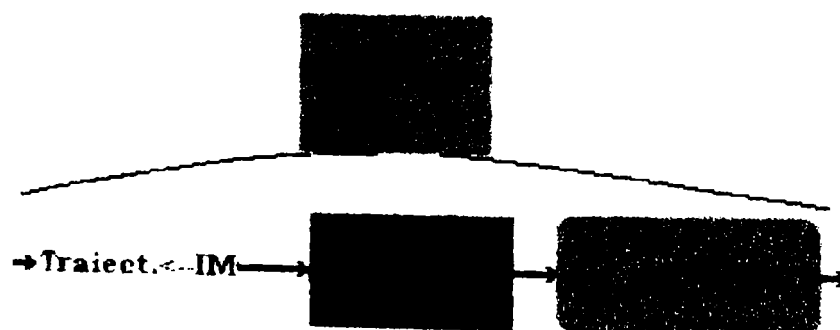


Figura 5.1.11 : Structura regulatorului cu orizont de timp finit (OF).

Acest regulator este utilizat într-o primă fază pentru porni procesul de sudare în situația în care sistemele neuroadaptive nu au nici o

informație 'învățată' despre proces. Acest regulator, descris în paragraful 2.4, este construit din trei module. Să presupunem că la un moment t procesul de sudare a ajuns în punctul A (figura 5.1.12), traiectoria găsiindu-se într-o vecinătate a acestuia. Scopul urmărit este ca pe baza poziției curente și a traiectoriei să se calculeze comenzile (U_x , U_y) date motoarelor de antrenare a pieselor astfel încât din punctul A să se ajungă cu cusătura de sudare în mod optim pe punctele traiectoriei prescrise. Structura procesului include:

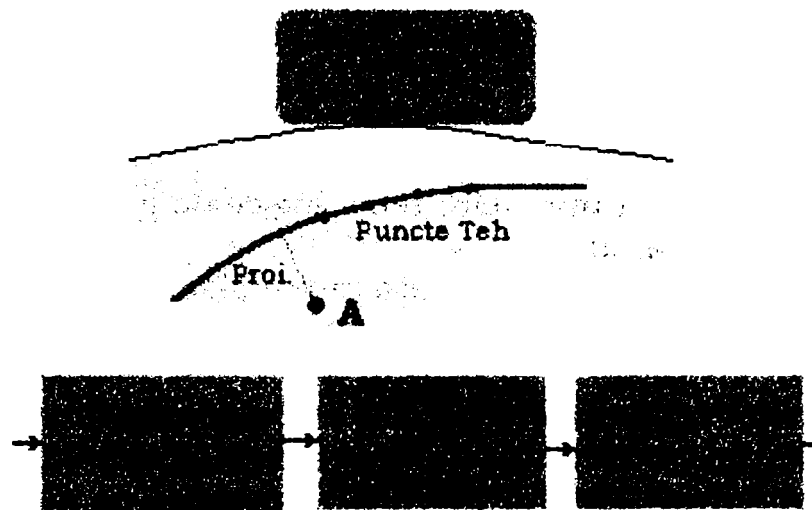


Figura 5.1.12 : Modul de calculare a comenzilor pe axele Ox și Oy.

- extragerea traiectoriei din imaginea curentă
- extragerea punctului ultim al cusăturii (A) din imaginea curentă.
- lansarea procedurii de reglare OF (Orizont Finit) în vederea calculării comenzilor date celor două motoare (deplasare după axa Ox respectiv Oy); structura acestei comenzi se poate urmări pe figura 5.1.13 (vezi ANEXA 1 Capitol V).

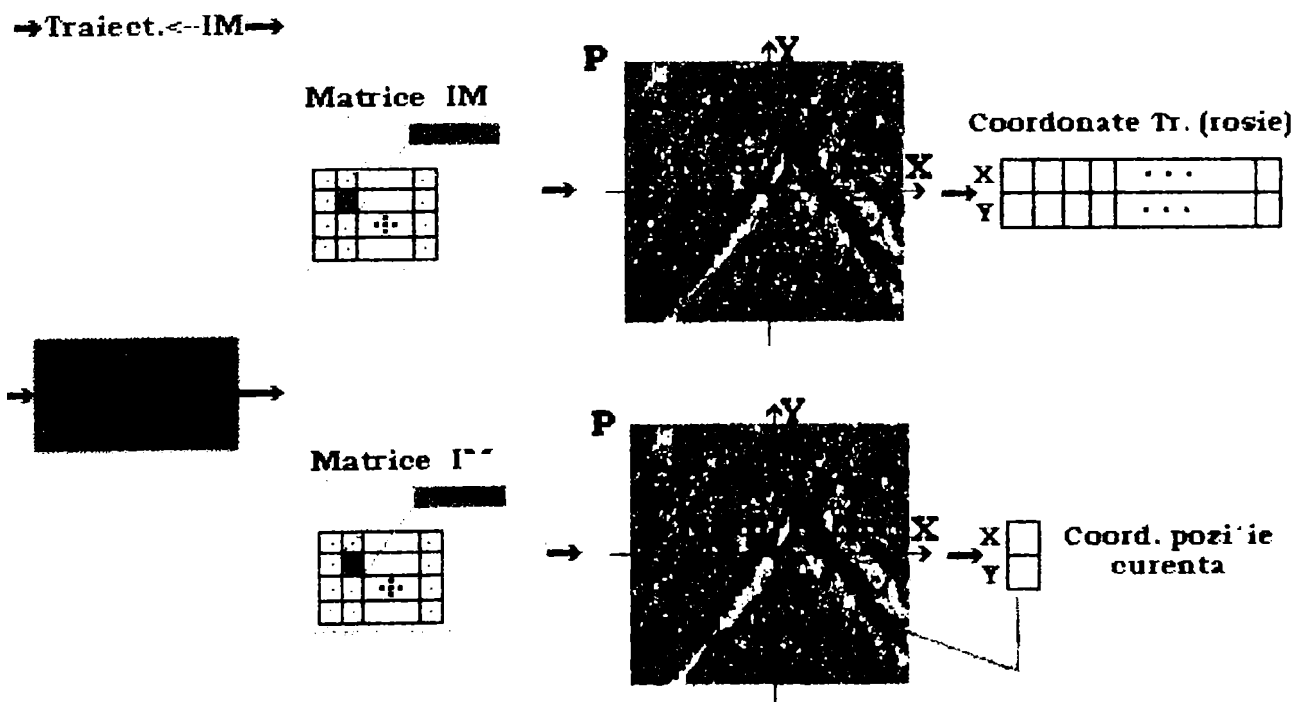


Figura 5.1.13 : Extragere on-line din imagine a coordonatelor punctelor traiectoriei și a punctului curent din cordonul de sudură.

Primele două operații sunt prezentate în figura 5.1.13. Din imaginea curentă se stabilesc coordonatele traiectoriei curente (generând un vector bidimensional care conține coordonatele traiectoriei), și se extrage poziția punctului curent de sudură ale cărui coordonate se introduc într-un vector.

Algoritmul de reglare este alcătuit din trei module [Mar 96/2]:

- modulul de proiectare al punctului curent (A) al cusăturii pe traiectorie
- modulul de stabilire a punctelor tehnologice de pe traiectorie din punctul de proiectie a lui A
- calcularea comenzii emise pe baza punctelor tehnologice (N la număr).

În extragerea punctelor tehnologice criteriul de bază este ca punctele să fie distribuite în așa fel pe traiectoria ce urmează să fie sudată, încât aceasta să fie parcursă de fascicul în cursul operației de sudare cu o viteză constantă impusă de tehnologie. Distribuția celor N puncte de-a lungul traiectoriei se face ținându-se cont de două situații care generează cele două posibilități prezentate pe figura 5.1.13 (Paragraf 3.2 Capitol III).

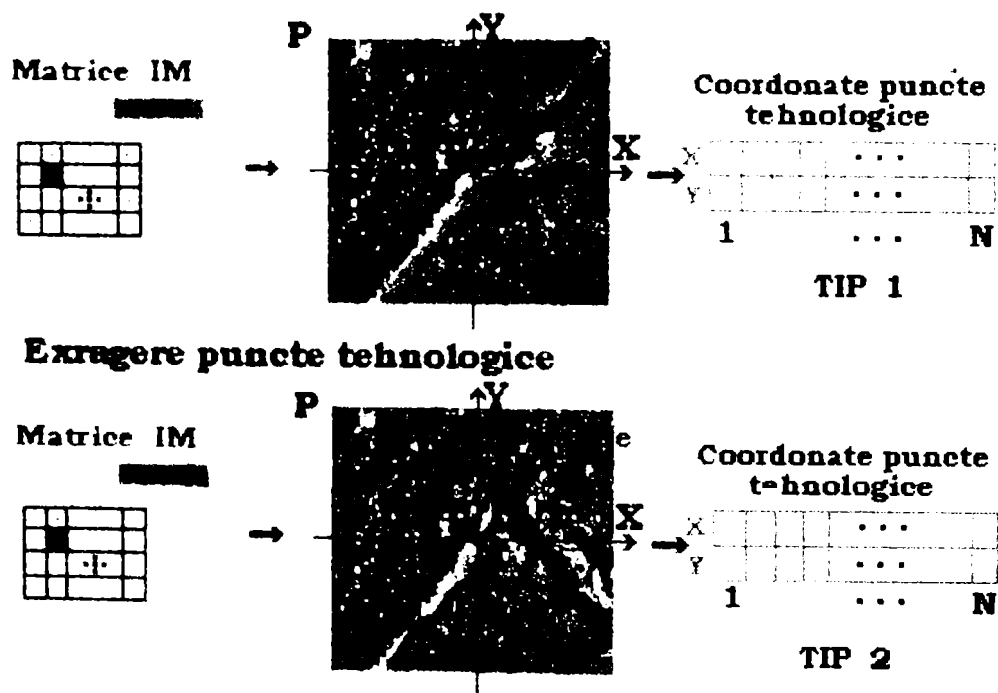


Figura 5.1.14 : Extragerea punctelor tehnologice

- Prima situație (de tip 1) corespunde cazului în care traiectoria nu își schimbă direcția într-un unghi ascuțit continuându-se după direcția începută. În acest caz punctele tehnologice se vor situa pe traiectorie și coordonata lor se memorează într-un vector bidimensional. Numărul N este determinat de performanțele

regulatorului OF, iar distanțarea este impusă de viteza de înaintare a cusăturii, viteză impusă tehnologic de tipul materialelor de sudat și de adâncimea cusăturii.

▪ A doua situație (de tip 2) corespunde cazului în care traiectoria își schimbă direcția într-un unghi ascuțit ($< 90^\circ$). În acest caz cele N puncte tehnologice nu sunt distribuite de-a lungul traiectoriei curente ci în momentul în care se ajunge la colțul traiectoriei restul punctelor sunt poziționate într-un singur punct din vârf. Acest lucru este necesar pentru acuratețea cusăturii din colț. Când calculatorul Cp2 primește semnal de tip 2 atunci nu se comandă motoarele de poziționare a piesei ci deflexia fasciculului. Acest lucru se datorează faptului că, fiind vorba de o deplasare pe distanță mică a cusăturii, dacă s-ar antrena căruciorul port piesă cu o inerție mecanică pronunțată, cusătura ar trece nepermis ne mult de conturul prescris, adică 'ar tăia colțul'.

Sudarea întregii traiectorii folosind reglarea OF a fost testată pentru diferite contururi. Au fost puse în aplicație sistemele bazate pe inteligență artificială cu proprietatea lor de adaptabilitate și robustețe față de perturbații erori de modelare și zgomote. Am experimentat sisteme neurofuzzy adaptive pentru procesul de urmărire și sudare on-line a unei traiectorii. Au fost testate două sisteme neurofuzzy adaptive: sistemul CMAC, respectiv sistemul RBF. Diagrama temporală a acestora este prezentată pe figura 5.1.15. (detalii în paragraful 4.1 capitol IV)

Pe lângă elementele deja prezentate se poate observa că partea de reglare este rezolvată cu un regulator OF deja prezentat, dar după calcularea comenzii necesare deplasării sub fasciculul de electroni urmează un proces de învățare CMAC util, întrucât după un anumit număr de cicluri de sudare-învățare locul regulatorului tip OF este preluat de un regulator adaptiv CMAC, așa cum se poate vedea pe diagrama din figura 5.1.16. Astfel paralel cu sudarea se produce și învățarea și la comutarea pe utilizarea exclusivă a sistemului CMAC, calitatea sudurii se păstrează și nu apare o discontinuitate calitativă din cauza începerii învățării de la zero a procesului de urmărire de CMAC. Performanțele sistemului de învățare permit o adaptare extrem de rapidă atât la variațiile de traiectorie cât și la zgomote.

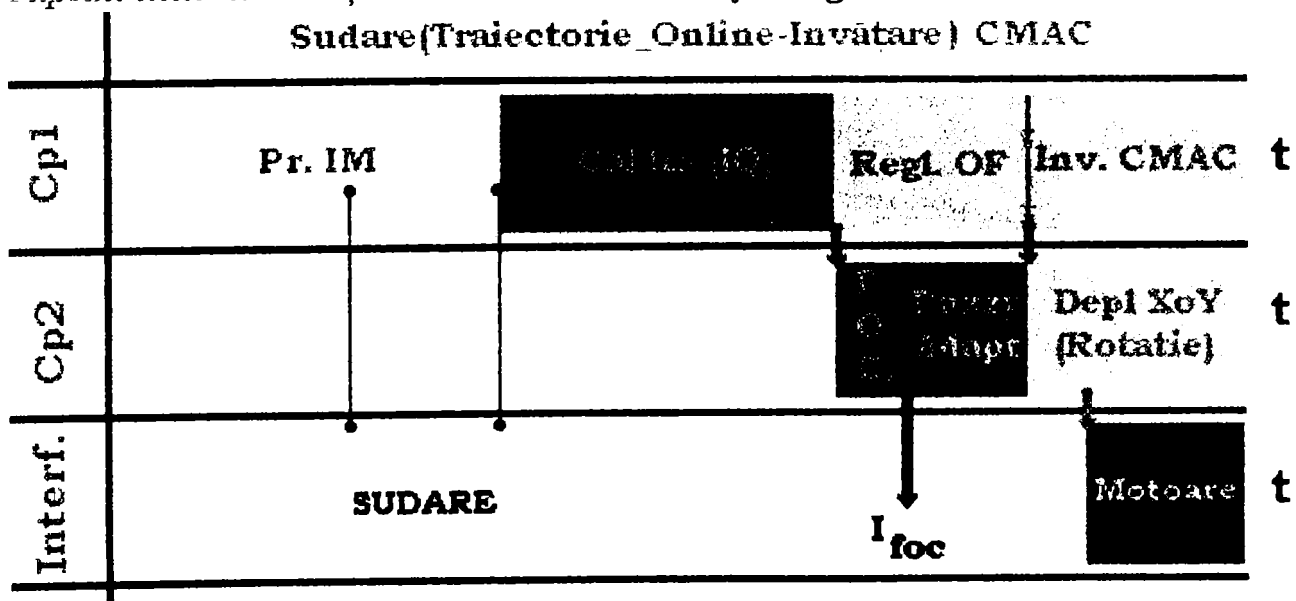


Figura 5.1.15 : Sistemul de urmărire și sudare a traiectoriei cu OF +CMAC.

Parametrii care influențează performanța sistemelor neuroadaptive CMAC, cum sunt numărul de noduri ai universurilor de existență a intrărilor, numărul de starturi și criteriul optim de divizare a straturilor, au fost alese după experimentări (vezi ANEXA 2 Capitol IV).

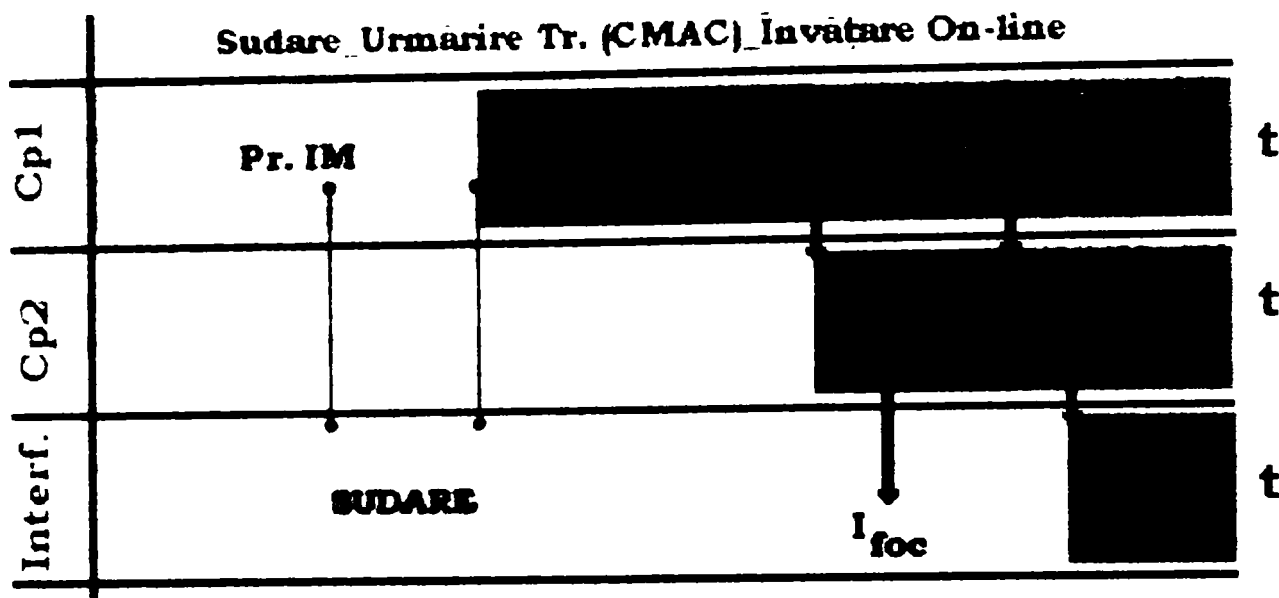


Figura 5.1.16 Sistemul de urmărire și sudare a traiectoriei cu CMAC.

Structura regulatorului corespunzător figurii 5.1.15, respectiv a celui corespunzător figurii 5.1.16 se poate urmări pe figurile 5.1.17 respectiv 5.1.18 [Mar 98].

În aceste structuri nu apar diferențe semnificative, totuși funcțional sunt deosebiri mari. Regulatorul cu reglare OF și învățare reglare CMAC combină în algoritm o formă de reglare optimală care calculează comenzile necesare prin utilizarea modelelor matematice. Regulatorul din figura 5.1.18 se bazează exclusiv pe posibilitățile reglării adaptive CMAC. Cunoștințele dobândite la funcționarea împreună cu un regulator OF are efecte asupra funcționării formei adaptive neuronale.

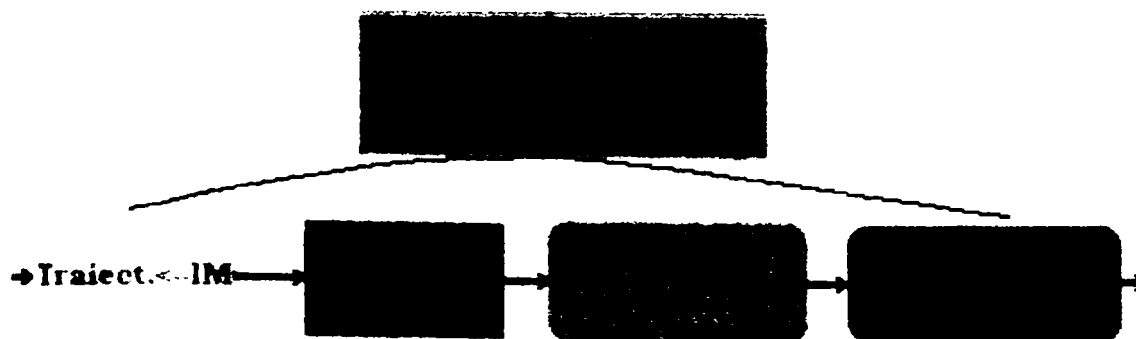


Figura 5.1.17.: Regulator OF+CMAC.

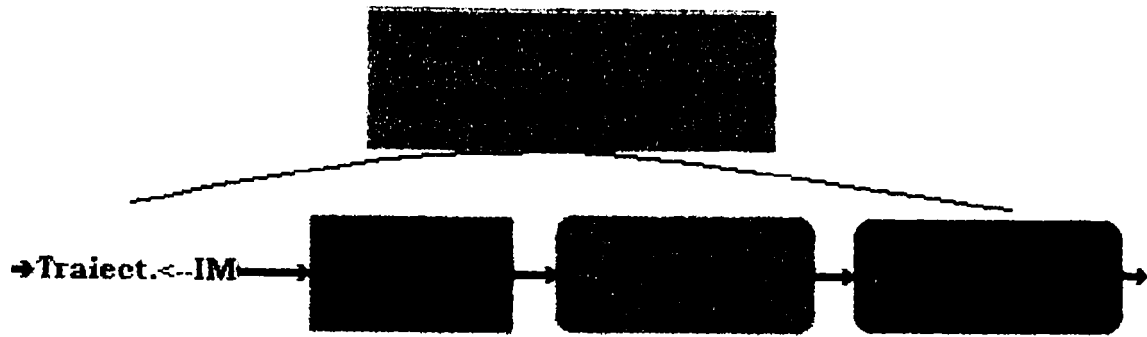


Figura 5.1.18 : Regulator CMAC (sau RBF).
Reglarea CMAC ca și structură este prezentată în figura 5.1.19.

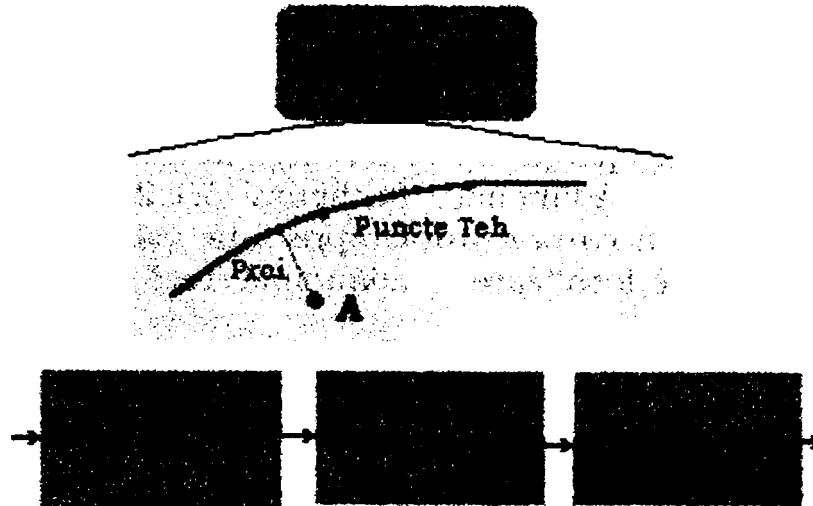


Figura 5.1.19 : Regulator neuroadaptiv CMAC.
Operațiile de proiectare a punctului curent (u_{lim}) al cusăturii pe traiectorie și stabilirea celor N puncte tehnologice sunt similare cu cele descrise la reglarea cu regulatorul de orizont finit (OF). După efectuarea acestor operații (proceduri), intră în funcțiune sistemul CMAC care calculează comenzile necesare motoarelor de translație sau de rotație [Mar 98].

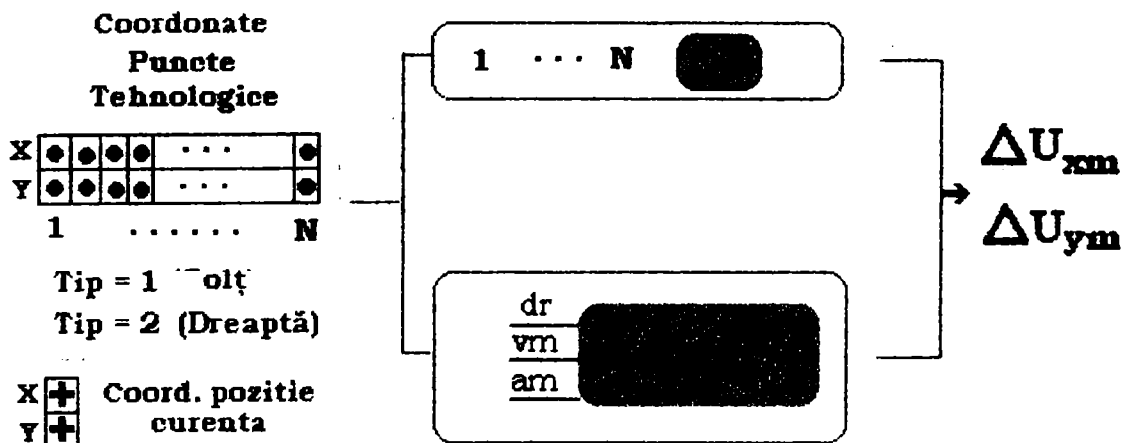


Figura 5.1.20 : Schema I-O a reguletoarelor de urmărire utilizate.

În figura 5.1.20 se prezintă cele două variante de reglare care au fost prezentate.

Intrucât regulatorul CMAC a fost conceput pentru a efectua o reglare adaptivă, la intrarea rețelei neuronale corespunzătoare avem semnalele d_r cu semnificația de vector distanță ponderată a poziției curente față de cele N puncte tehnologice extrase din imaginea curentă. Deci d_r se calculează din coordonatele poziției curente ale ultimului punct al cusăturii sudate și vectorul celor N poziții ce se poate urmări în figura 5.1.20. Mărimea de intrare v_m reprezintă viteza de variație a mărimii d_r calculate anterior. Mărimea a_m este viteza de variație a mărimii v_m . Deci s-a utilizat un sistem din categoria rețea neuronală de tip memorie asociativă cu trei intrări.

una dintre problemele abordate se referă la sudarea în adâncime a pieselor. De fapt după focalizarea spotului fasciculului de electroni pe suprafața piesei și începerea operației de sudare propriu-zisă, este esențială focalizarea în adâncime. În figura 5.1.21 se prezintă ideea obținerii mărimii TAU a cărei durată reprezintă mărimea de intrare în regulatorul extremal de focalizare în adâncime (vezi figurile 5.1.6, 5.1.9) (ANEXA 2 Capitol II).

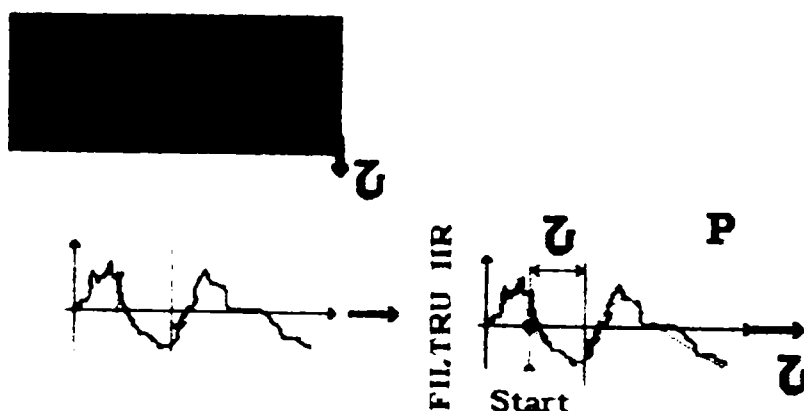
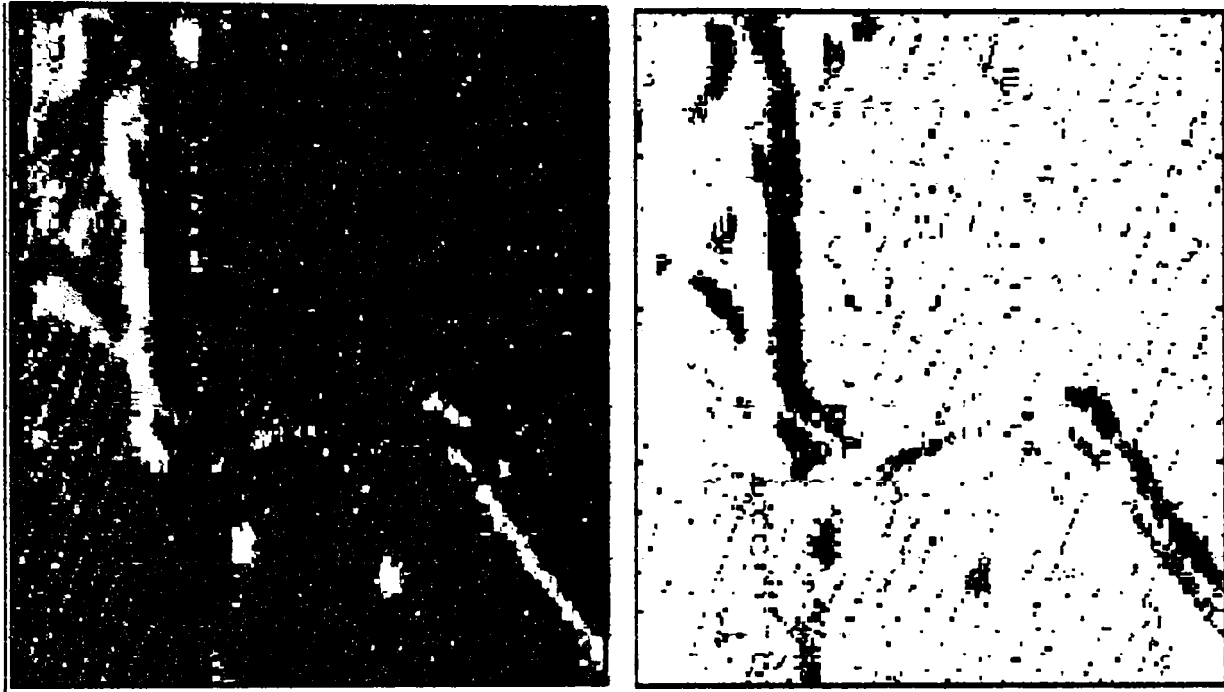


Figura 5.1.21 : Semnalul de intrare pentru focalizare în adâncime.

În testările făcute sudarea în adâncime s-a aplicat, după ce focalizarea pe suprafață s-a terminat. Acest lucru se constată atunci când variația factorului de calitate (IQ) a imaginii nu se schimbă semnificativ. Programul de execuție ce se rulează pe calculatorul Cp2, sesizează acest lucru și se comută pe reglarea focalizării în adâncime.

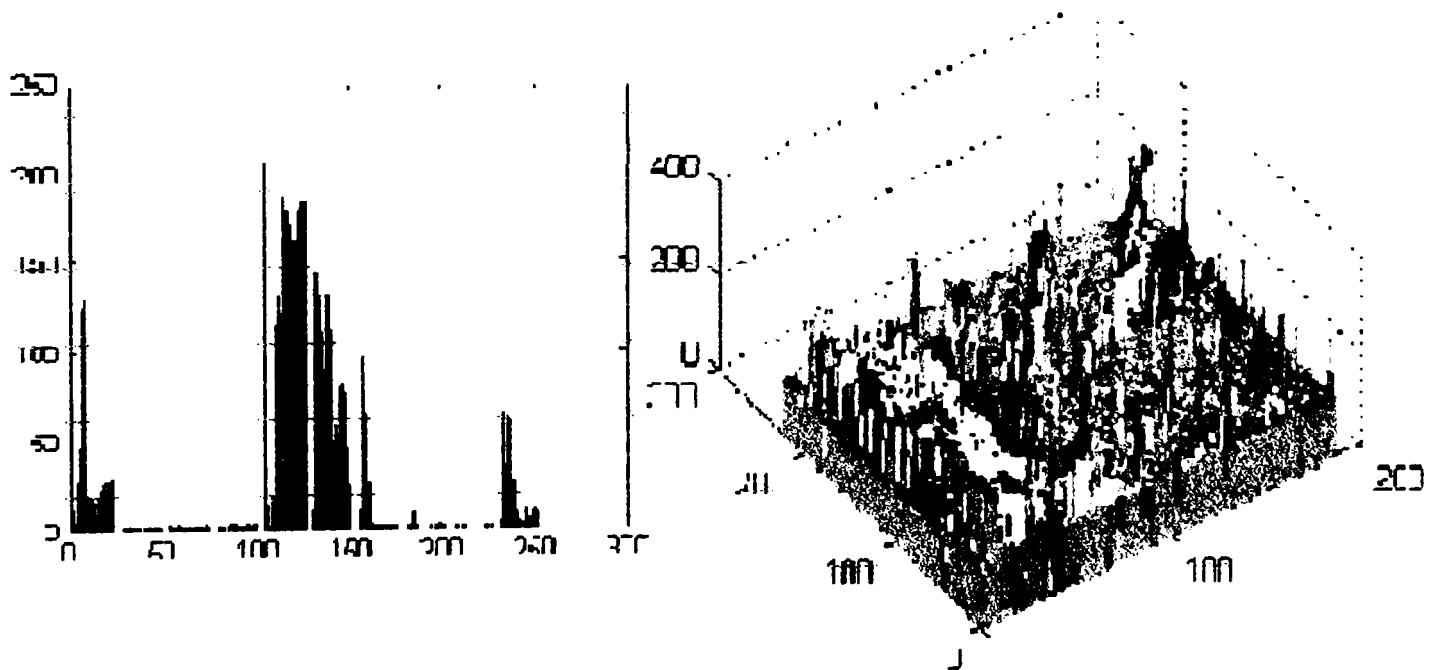
ANEXA 1 Capitol V

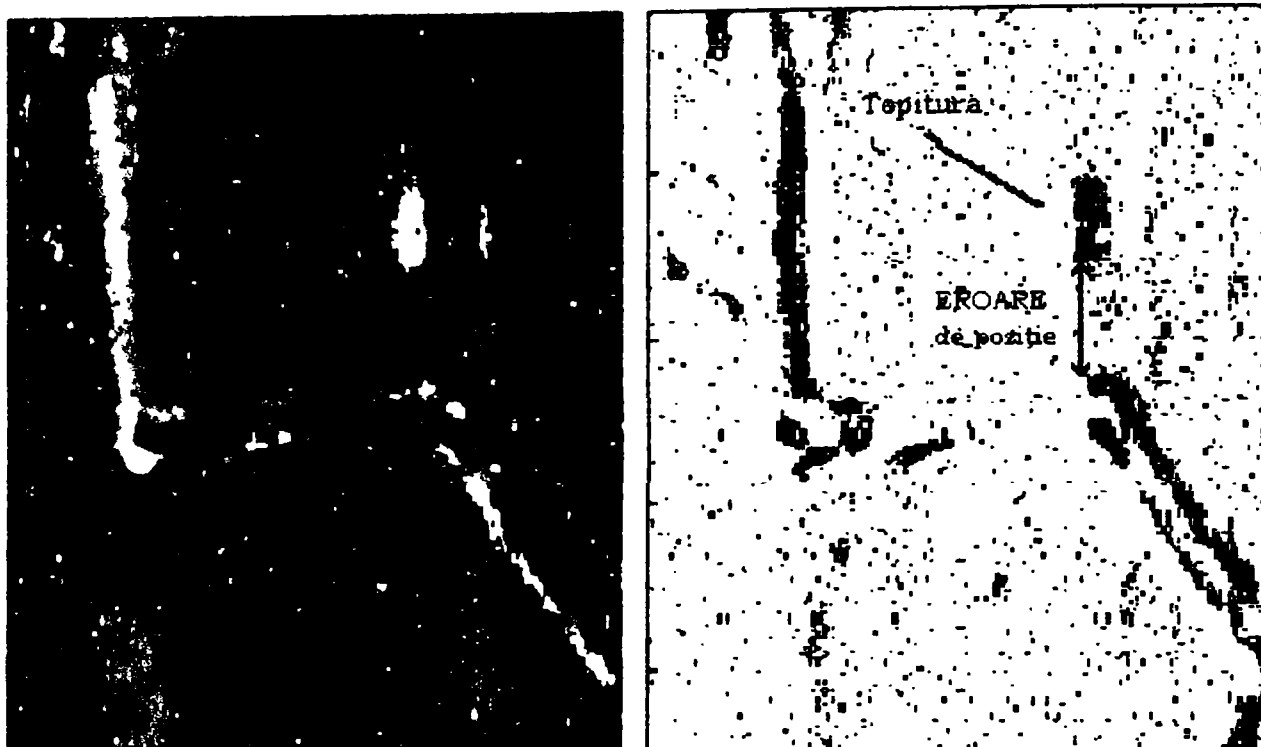
IMAGINI COMPARATE CU ȘI FĂRĂ PUNCT DE TOPITURĂ PROVOCAT DE FASCICUL DE ELECTRONI.



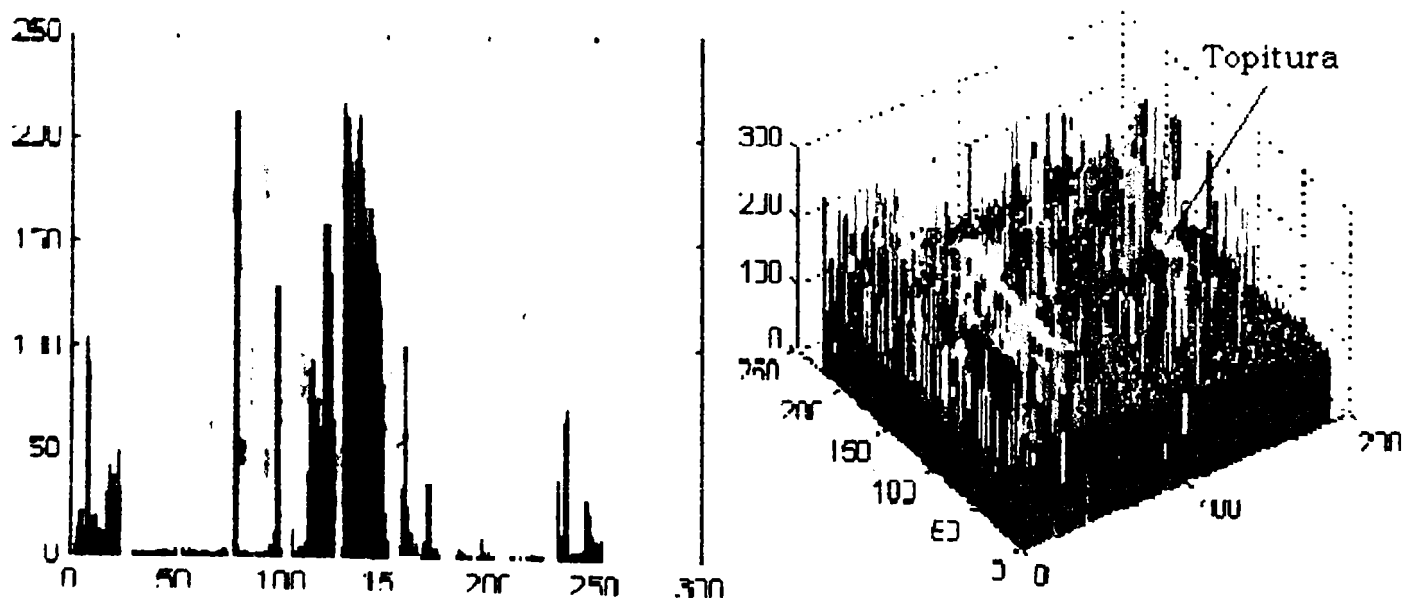
Imagine captată înainte de a acționa fasciculul de electroni.

S-a utilizat un fascicul de 25mA la o tensiune de accelerare de 40kV pe durata a 5 secunde. Imaginea și forma binarizată se poate vedea mai sus. Histograma imaginii captate și o reprezentare 3D a imaginii sunt prezentate în continuare.

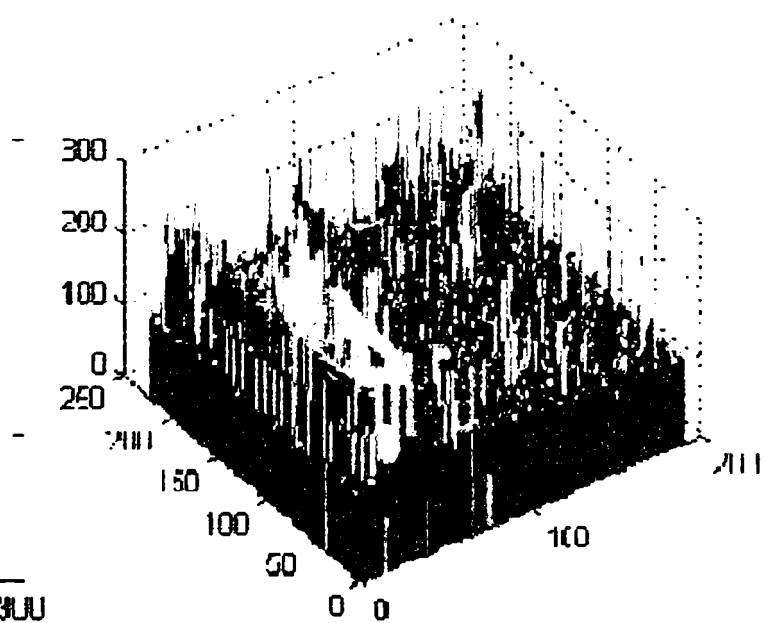
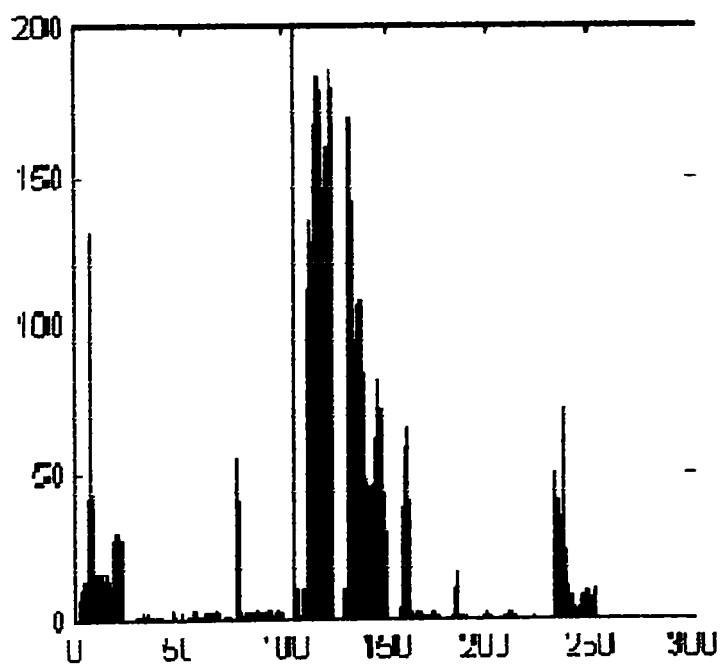
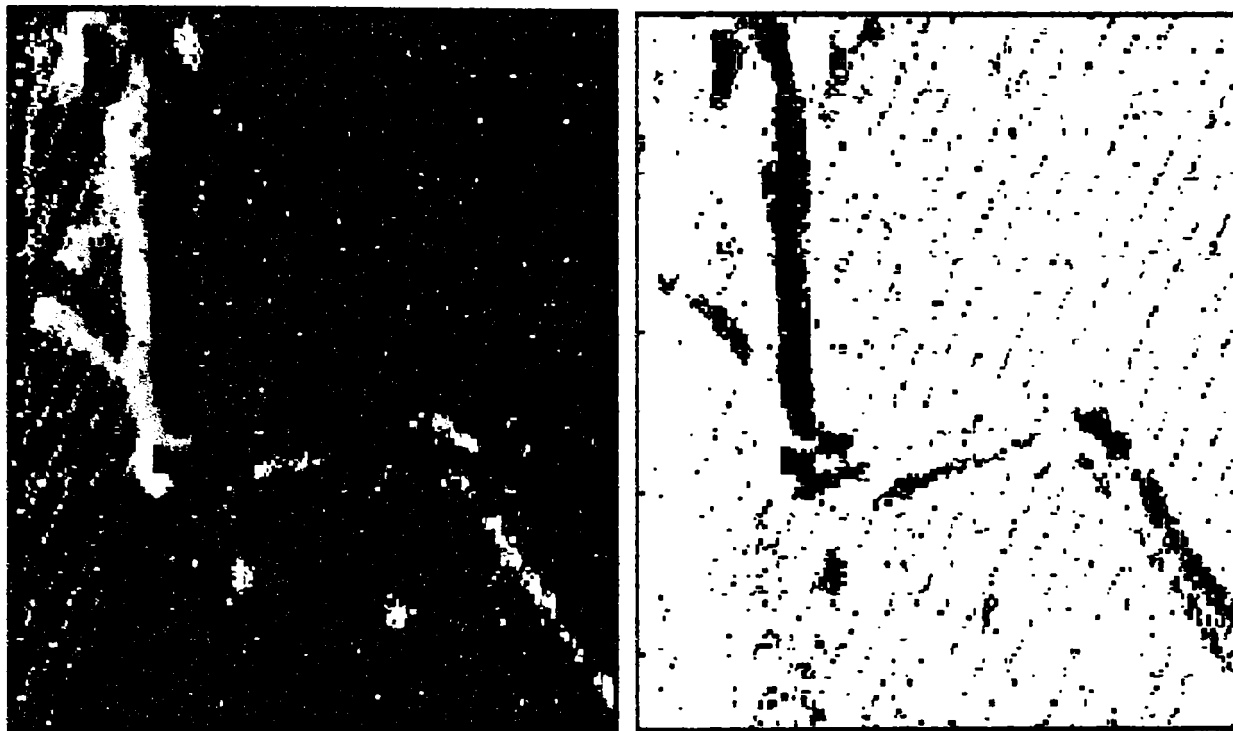




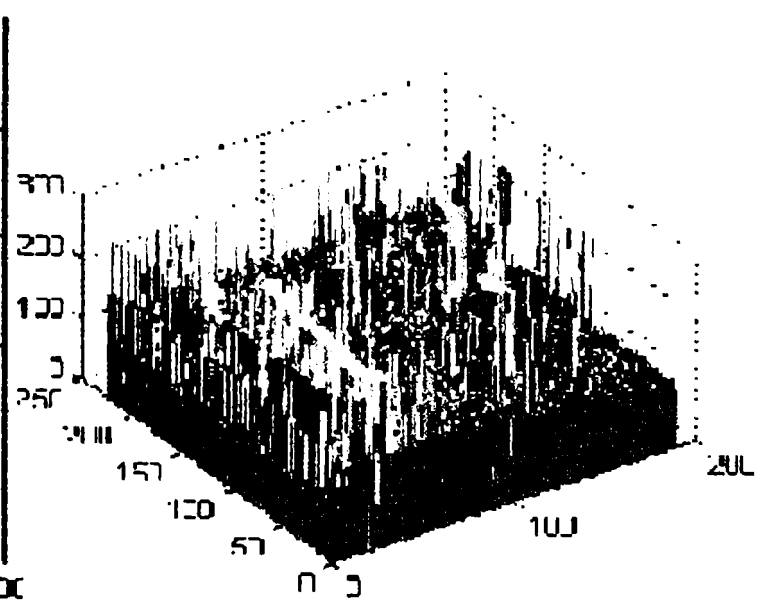
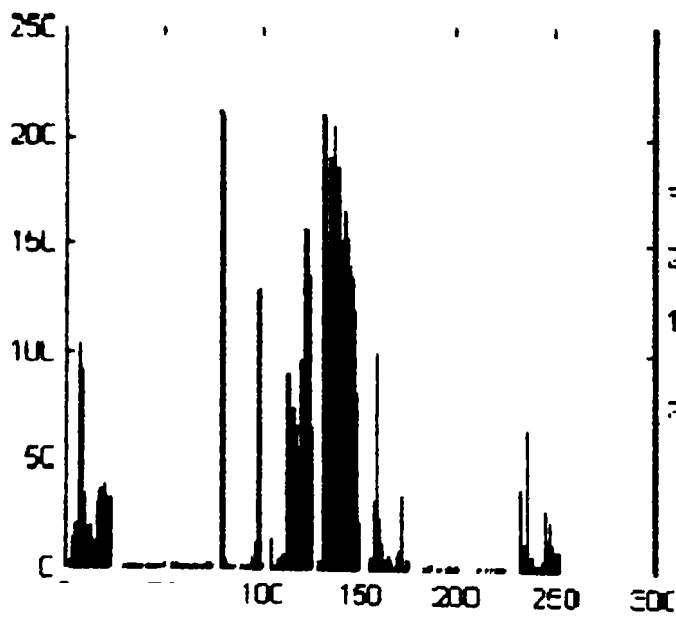
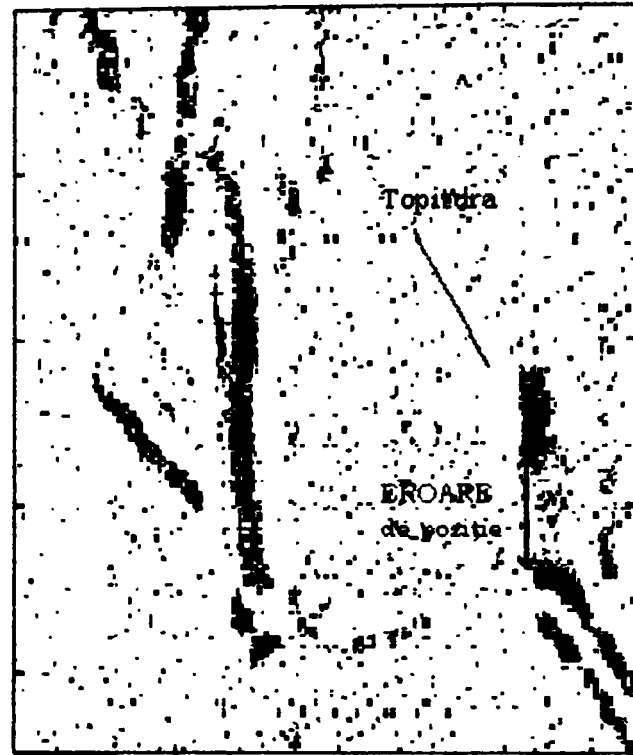
După acțiunea fasciculului într-un punct se poate observa poziția interacțiunii material fascicul (topitura) atât vizual cât și din modificarea histogramei imaginii.



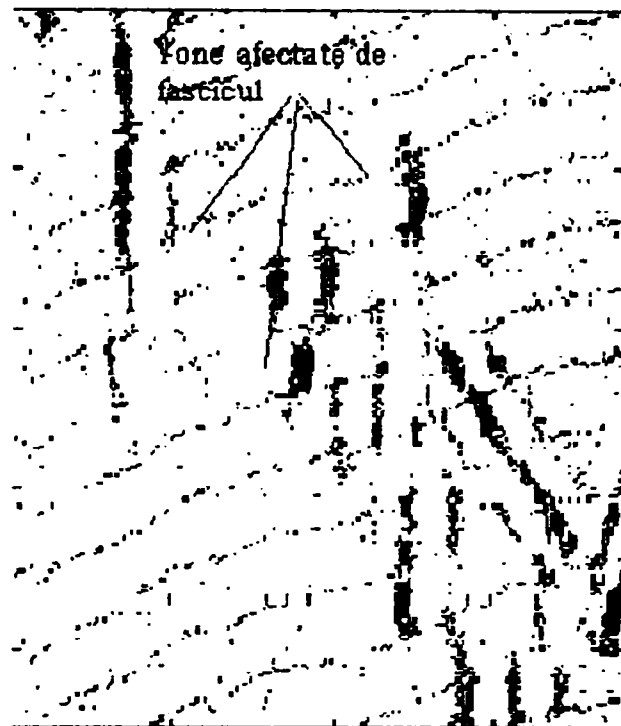
Un alt set de imagini fără pata de topitură.



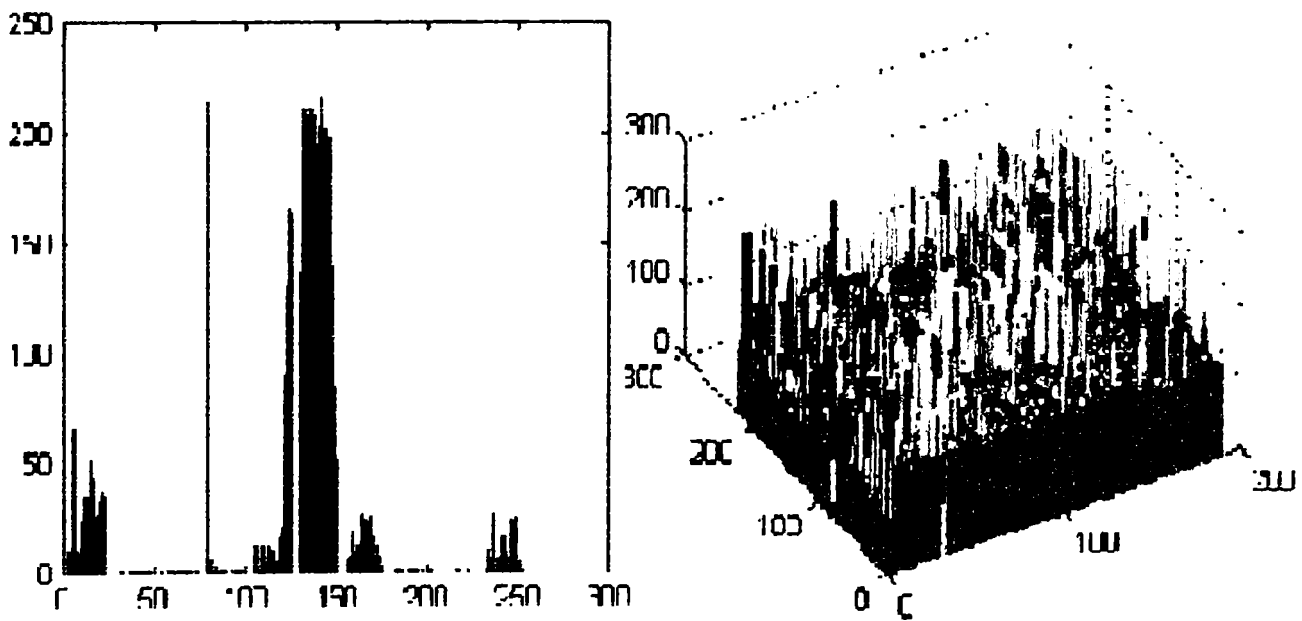
După acțiunea fasciculului într-un punct.



Imagine după interacțiune cu fascicul de electroni.



În urma acțiunii fasciculului de electroni imaginile devin 'sărace' în informații referitoare la traiectorie, numai informații despre punctul curent și elementele traiectoriei de urmat rămân la dispoziție.



Secvența de imagini specifice operației de sudare prezentate și cu operații speciale de prelucrare prezentate în paragraful 5.1 și 5.2, permit obținerea elementelor necesare reglării de urmărire traiectorie.

ANEXA 2 Capitol V

TRANSMISIA DE VALORI ÎNTRE DOUĂ CALCULATOARE.

Comunicarea între două calculatoare Cp1 și Cp2 (vezi figura A2.5.1) este necesară pentru a avea posibilitatea de a lucra paralel cu două sisteme de calcul. Datele care urmează să fie transmise de la Cp1 către Cp2 sunt pe patru octeți. Formarea octeților, ce sunt transmise separat se reprezintă pe figura A2.5.1.

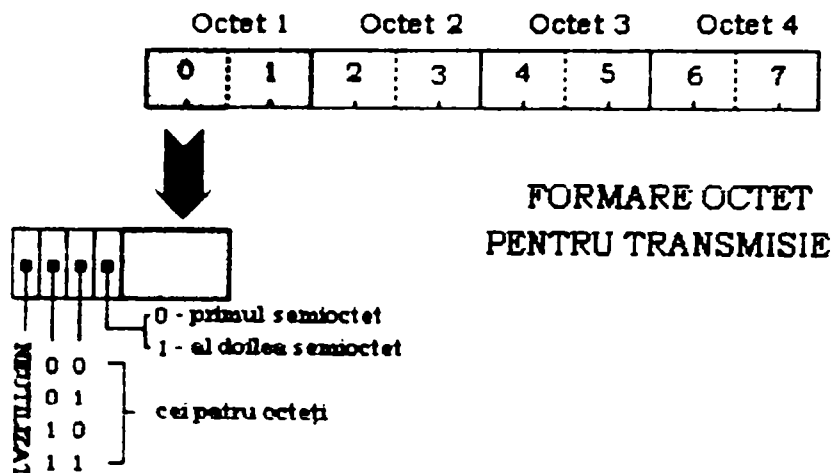


Figura A2.5.1 Formarea octeților de comunicație între două sisteme.

Pentru a putea transfera cei 4 octeți între cele două calculatoare, procedeul de transmisie se repetă de 8 ori, (pentru fiecare semiocet) așa cum se poate urmări în figura A5.2.1. La calculatorul care recepționează pachetele, funcționează o procedură de formare a cuvântului de 4 octeți din cele 8 pachete recepționate. Primul bit din octetul transmis este utilizat dacă simultan se transmit două valori. Primul bit permite separarea octeților aparținând celor două valori. O Transmisie este inițializată de un semnal de întrerupere. Procedura este scrisă în C++ și urmează în continuare.

```
#include <iostream.h>
#include <mem.h>

/**NOTE
  This is an interrupt service routine. You can NOT compile this
  program with Test Stack Overflow turned on and get an executable
  file which will operate correctly. */
#include <alloc.h>
#include <stdio.h>
#include <dos.h>
#ifdef __cplusplus
  #define __CPPARGS ...
#else
  #define __CPPARGS
#endif
void interrupt ( *oldhandler)(__CPPARGS);

unsigned char *c;
float *f;
int flag;
```

```

void interrupt handler(__CPPARGS)
{unsigned char d;
int count;
  d=inport(port);
  count=(d>>5)&3;
  c[(count+1)%4]=0;
  c[count]=c[count]|(d&0x0f)<<(4*((d>>4)&1));
  if (((d>>4)&0x07)==7){
      memcpy(f,c,4);
      flag=1;
  }
  outportb(0x20,0x20);
}
/***** initialize port serial *****/
char init_serial_port(void)
{
char masca;
  outportb(port+3,0x80); // DLAB=1
  outportb(port+0,12); // 9600 bauds
  outportb(port+1,0); // 9600 bauds
  inportb(port+3);
  outportb(port+3,0x0b); // 8 bit, par, 1 bit stop
  delay(10);
  outportb(port+1,1); // interrupt
  outportb(port+4,11);
// outportb(port+1,1);
c=(unsigned char*)malloc(4*sizeof(unsigned char));
f=(float *)malloc(sizeof(float));
oldhandler = getvect(INTR); //salvare vector intrerupere veche
setvect(INTR, handler); //setare vector intrerupere
masca=inport(0x21); //salvare masca intrerupere
outportb(0x21,0xE7&masca); //setare masca intrerupere
return masca;
}

void re_init_serial_port(char masca)
{
setvect(INTR, oldhandler); //refacere vector intrerupere
outportb(0x21,masca); //refecere masca intrerupere
}

```

ANEXA 3 Capitol V

TRADUCTOARE DE POZIȚIONARE A PIESEI ÎN SISTEMUL xoy

Această anexă prezintă un tip de traductor elaborat de autor și care constă din utilizarea semnalelor furnizate de un mouse montat pe axa unui motor care antrenează sania port piesă după cele două axe de deplasare. Anexa conține și experimentările de calibrare a acestui traductor.

A3.2.1. Sistem de poziționare pe axele Ox și Oy

Sistemul de poziționare se compune dintr-un suport care cu ajutorul a două angrenaje modifică poziția unei sanii purtătoare de piesa. Angrenajele sunt antrenate cu ajutorul a două motore de curent continuu, care sunt comandate de câte un un regulator PWM și de un software care implementează un regulator de urmărire cu dispersie minimă (D.D.C). Poziția saniei este citită cu ajutorul unor traductoare de poziție fixate pe axele motoarelor de poziționare. Așa cum se poate observa și în figura A3.2.1, acest sistem de poziționare reprezintă un element de execuție

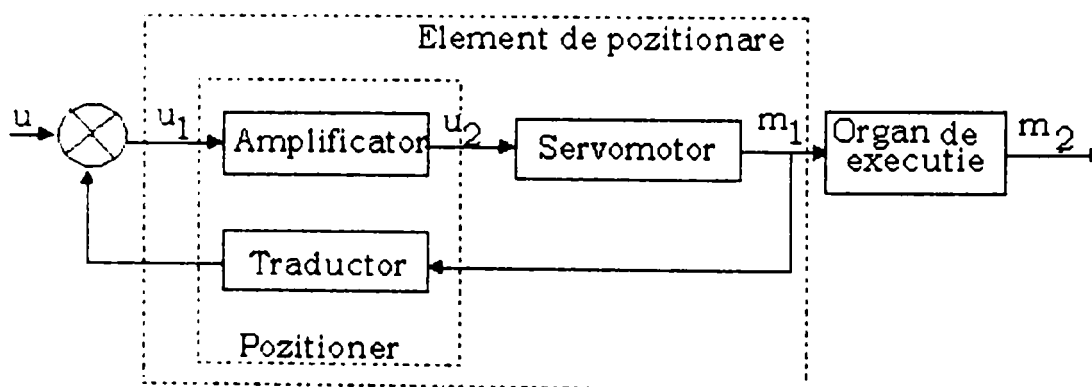


Figura A3.2.1 : Sistem de poziționare

Elementul de execuție, fiind intercalat între regulatorul automat și instalația tehnologică, posedă la intrare semnalul de comandă u de la regulator și acționează asupra instalației tehnologice prin semnalul de execuție m_1 . Sub raport funcțional, elementul de execuție prezintă două părți:

- ✓ Elementul de acționare, care este reprezentat de partea motoare (de obicei de natura mecanică) și care introduce un efect de amplificare în puterea de ieșire.
- ✓ Organul de execuție (sau de reglare), care acționează într-o formă specifică asupra instalației tehnologice, modificând un parametru (semnal) de intrare a acesteia, astfel încât evoluția întregului proces să se "încadreze" într-un indicator de performanță impus.

Uneori se obișnuiește ca un element de execuție să se reprezinte prin schema bloc de mai sus, unde amplificatorul și servomotorul formează elementul de acționare. Dacă elementul de execuție este prevăzut și cu o reacție negativă de poziționare, atunci traductorul de poziție împreună cu amplificatorul poartă denumirea de poziționar.

Sistemul de poziționare se compune din trei subansamble importante:

- sistemul de traductoare
- elementul de execuție
- servomotorul de curent continuu

A3.2.2. SISTEMUL DE TRADUCTOARE

Traductoarele sunt transformatoare calitative de semnale, destinate schimbării naturii fizice a mărimilor ce intervin în sistem. Se realizează astfel o corespondență între semnalul măsurat la intrare și semnalul de ieșire, care urmează a fi prelucrat în reglatoare, sau calculatoare de proces. De obicei sunt formate din două părți distincte:

- ✓ *elementul sensibil* (sau de măsurare), care transformă semnalul de la intrare i într-un semnal intermediar e' , de obicei o deplasare mecanică sau un semnal electric.
- ✓ *elementul adaptor*, care transformă semnalul intermediar e' , într-un semnal de ieșire e , de obicei de natură electrică, convenabilă pentru a fi prelucrată de elementul din aval.

În figura A3.2.2 se prezintă cele două componente ale elementului traductor:

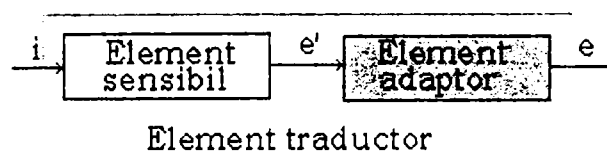


Figura A3.2.2 : Element traductor

Traductoarele sunt caracterizate de următoarele caracteristici:

- ✓ natura semnalelor de intrare;
- ✓ gama de lucru (se definește prin limitele superioară și inferioară);
- ✓ sensibilitatea (pragul semnalului de intrare pentru care semnalul de ieșire rămâne neschimbat);
- ✓ eroarea (diferența dintre ieșirea măsurată e și ieșirea de referință e_r);
- ✓ caracteristica de transfer (exprimă dependența $e(i)$);
- ✓ nivelul de zgomot, care este necesar să fie cât mai redus.

Traductoarele pot fi clasificate în:

- ✓ traductoare analogice
- ✓ traductoare numerice.

S-a s-a folosit un traductor numeric. Aceste traductoare transformă semnalul analogic de intrare, într-un semnal de ieșire, reprezentat, fie sub forma unor trenuri de impulsuri, fie sub forma unui cod numeric, care reprezintă valoarea instantanee a semnalului măsurat. Traductoarele numerice sunt foarte precise, asigură transmisia semnalelor măsurate la distanță practic fără erori, sau cu erori neglijabile și permit utilizarea tehnicii numerice de reglare automată. Se disting astfel: traductoare în impulsuri (incrementale), traductoare numerice absolute, traductoare în frecvență și timp. Principiul de funcționare a traductoarelor incrementale poate fi urmărit în figura A3.2.3.

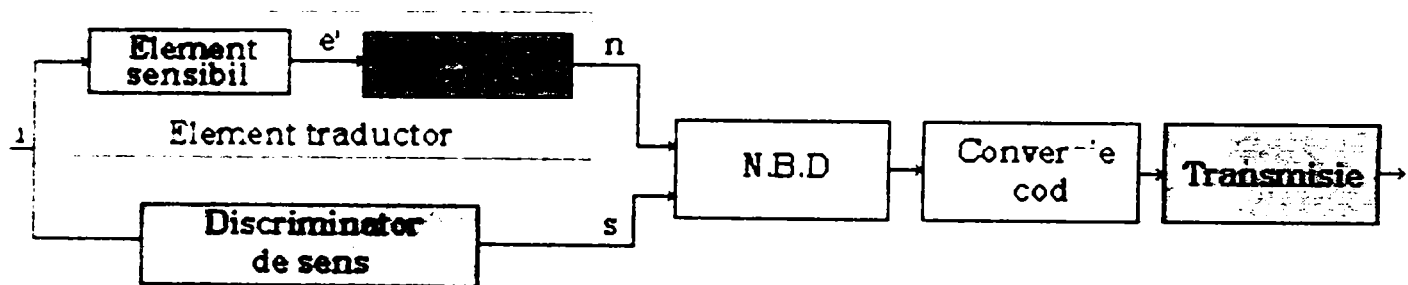


Figura A3.2.3 : Principiul de funcționare a traductorului incremental

Elementul sensibil transformă semnalul de intrare i , într-un tren de impulsuri, numărul acestor impulsuri, în unitatea de timp, fiind proporțional cu mărimea semnalului. Elementul adaptor amplifică, filtrează și formează aceste impulsuri astfel încât să poată fi aplicate asupra numărătorului bidirecțional N.B.D. care, funcție de sensul crescător sau descrescător de evoluție a semnalului de intrare i , își mărește sau își micșorează conținutul.

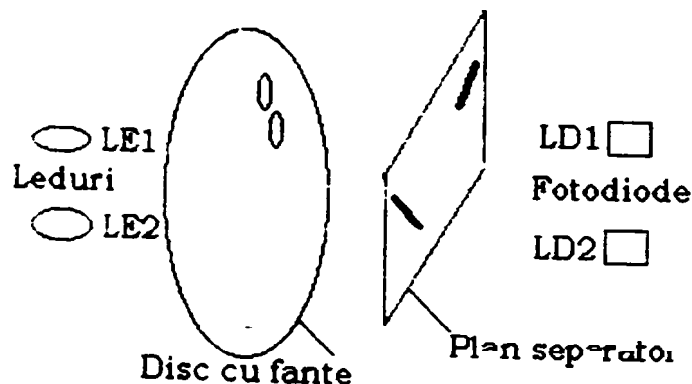


Figura A3.2.4 : Principiul de funcționare a elementului sensibil

Acest sens crescător sau descrescător este sesizat de discriminatorul de sens, care comandă numărătorul, în sensul creșterii sau scăderii

conținutului. Conținutul numărătorului este transferat, prin intermediul unui cod intern (de exemplu: binar) spre convertorul de cod, care prin intermediul unui cod extern convenabil, comandă dispozitivului de transmitere. Elementul sensibil poate funcționa pe principiu fotoelectric, inductiv, capacitiv. Numărătorul utilizat este un numărător sincron, care are toți bistabilii comandați pe intrările de tact, cu același semnal de tact. În acest fel se elimină inconvenientul întârzierilor cumulative ale bistabililor, care apar la transportul succesiv în numărătorul asincron. Succesiunea dorită a stărilor numărătorului se obține prin programarea intrărilor de date în funcție de starea actuală a numărătorului, cu ajutorul unor circuite logice combinaționale aferente. La numărătorul reversibil, parcurgerea stărilor se face în ordine directă sau inversă, în funcție de valoarea logică a unei variabile logice, denumită variabilă de control de mod (CM), care se aplică prin intermediul unor circuite combinaționale la cei n bistabili ai numărătorului. Dacă $CM = 0$ se realizează numărătoarea directă, iar dacă $CM = 1$, numărătoarea inversă.

În această aplicație s-a utilizat un traductor incremental care are un numărător bidirecțional care numără impulsurile și are și o unitate care realizează transmiterea datelor sub forma serială la calculator. Aceste componente sunt conținute în circuitul integrat (K0302003A) care stă la baza traductorului realizat.

Principial în figura A3.2.4 se arată modul de funcționare a elementului sensibil care detectează și sensul numărătoarelor. Principiul de funcționare constă în: existența a două surse de lumină, ledurile LE1 și LE2, care fiind alimentate emit raze luminoase care în propagarea lor întâlnesc în cale discul cu fante. În funcție de poziția discului una din raze poate să treacă., (deoarece fantele de pe disc sunt decalate). Acest decalaj este necesar pentru a se putea stabili sensul de rotație al discului deci implicit al motoarelor de poziționare. În spatele discului cu orificii se află un plan separator prevăzut cu două fante, dispuse în dreptul receptoarelor de lumină care sunt fotodiodele LD1 și LD2. Prin rotirea discului razele ajung succesiv la cele două fotodiode, care transmit numărătorului impulsuri în momentele în care sunt iluminate. În funcție de succesiunea de iluminări a celor două fotodiode se stabilește sensul de rotație a discului respectiv incrementarea sau decrementarea numărătorului. Decalarea fantelor de pe disc are rolul de a împiedica lumina de a ajunge simultan la cele două fotodiode. În cazul traductorului folosit pentru această lucrare discul are un număr de 35 de fante, decalajul fiind în jur de 3 grade.

Traductoarele utilizate sunt traductoare de deplasare liniară dar după construcție pot fi utilizate și ca traductoare de deplasare unghiulară. Au precizie ridicată, viteză mare, permit o urmărire foarte bună a variației mărimii reglate. Au avantajul că nu necesită circuite de interfațare cu sistemele numerice, deci nu avem nevoie de convertoare analog-numerice (CAN) traductorul fiind capabil de a transmite numeric rezultatele; deci pot fi cuplate direct la calculatorul de proces. Un alt avantaj al traductorului folosit constă în faptul că realizează

conversia datelor într-o formă ușor prelucrabilă de calculator și transmite aceste date la portul serial al calculatorului într-o formă sub care calculatorul poate utiliza direct datele primite. Utilizarea practică a acestor traductoare s-a făcut la citirea poziției unei sănii de poziționare care se poate mișca într-un plan determinat de axele O_x și O_y . Antrenarea saniei se face cu un angrenaj mecanic antrenat de două motoare de curent continuu. Citirea poziției se face cu traductoarele montate pe axele motoarelor de acționare. Astfel traductoarele ne furnizează un anumit număr de impulsuri în funcție de numărul de rotații ale motoarelor și printr-o calibrare se poate obține deplasarea saniei. Montarea traductoarelor poate fi observată în figura A3.2.5.

După cum se poate observa și în figura A3.2.5 traductorul este fixat de carcasa motorului cu ajutorul a două șuruburi de fixare. Aceste șuruburi fixează de carcasă o placă suport circuit care pe lângă părțile mecanice ale traductorului conține și un circuit electronic cu care este realizat suportul electronic al traductorului (circuitul electronic nu apare pe figură, sunt indicate numai locurile de amplasare a ledurilor și a fotodiodelor). Carcasa pentru leduri și fotodiode mai adăpostește și discul cu fante și planul separator. Transmisia de la axul motorului la discul cu fante este realizată cu ajutorul unui manșon de cauciuc. La aplicația făcută s-a folosit două astfel de traductoare.

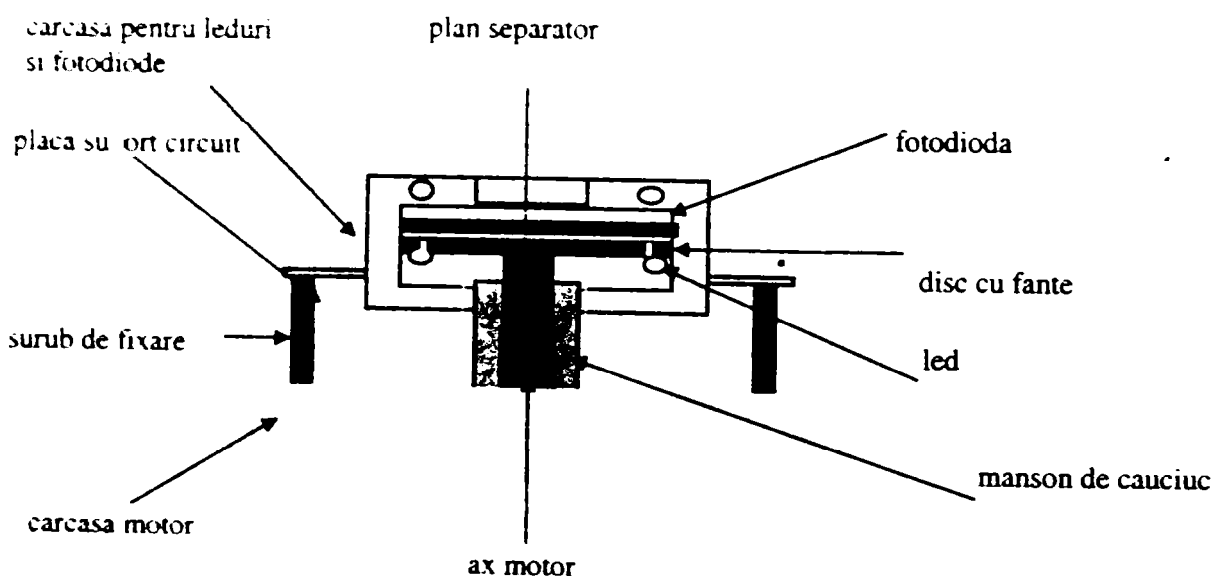


Figura A3.2.5 : Traductorul montat pe axul motorului.

A3.2.3. ELEMENTUL DE EXECUȚIE

Elementul de execuție este realizat cu servomotore de curent continuu. Servomotorul de curent continuu (SMCC) este o mașină de curent continuu specială, cu excitație independentă realizată cu magneți permanenți, adoptată reglajului automat. În acest scop pentru comanda SMCC se folosește aproape exclusiv variația tensiunii de

alimentare a statorului (comandă pe indus) de care viteza motorului depinde în mod liniar. Variația tensiunii pe indus se obține cu amplificatoare de tensiune comandate, care pot fi de două tipuri:

- ✓ amplificator liniar sau de clasă "A";
- ✓ amplificator cu impulsuri sau de clasă "B".

Amplificatoarele liniare se caracterizează prin aceea că formele de undă ale tensiunii și curentului furnizat indusului sunt perfect netede. Comanda liniară sau de clasă "A" se realizează prin montarea în serie a indusului servomotorului cu un tranzistor care lucrează în regim de amplificator. Deși reprezintă cele mai simple sisteme de comandă a vitezei servomotoarelor, amplificatoarele liniare sunt limitate la puteri mici (sub 100 [W]), din cauza puterii disipate pe tranzistor.

Amplificatoarele cu impulsuri se caracterizează prin forme de undă discontinue ale tensiunii și curentului prin indus. Etajele finale lucrează într-un regim de comutație definit prin două stări limită: saturație (conducție) și blocate (întrerupere). Acest procedeu de comandă mărește considerabil puterea sarcinii amplificatoarelor iar caracteristicile statice ale servomotorului depind de valorile medii de tensiune și curent prin indus.

Din punctul de vedere al metodelor de comandă se disting trei tipuri de amplificatoare cu impulsuri. Cele trei tipuri de metode de comandă sunt:

1. *Comanda prin modularea lățimii impulsurilor*, realizată cu amplificator PWM ("pulse-width modulated amplifiers")
2. *Comanda prin modificarea frecvenței impulsurilor*, realizată cu amplificatoare PFM ("pulse-frequency modulated amplifiers")
3. *Comanda prin tiristoare* alimentate de la rețeaua de tensiune alternativă realizată cu amplificator SCI ("solid-state controlled-rectifiers amplifiers").

A3.2.4. PRINCIPIUL COMENZII PWM

Una din cele mai moderne metode de modificare a vitezei motoarelor de curent continuu este comanda prin modificarea lățimii impulsurilor (tip chopper). Se cunoaște că în cazul mașinilor de c.c. condiția funcționării fără întreruperi de curent este satisfăcută prin micșorarea perioadei impulsurilor sub valoarea constantei de timp electrice a motorului. La motoarele de c.c. convenționale, constanta de timp electrică este de ordinul a 0.01..0.1s.

A3.2.5. SERVOMOTORUL DE CURENT CONTINUU

Servomotoarele de curent continuu se utilizează, de obicei, la puteri pînă la 1KW, prezentând un cuplu mare la pornire și o caracteristică mecanică turație-cuplu $n = f(M)$ foarte avantajoasă. Necesitatea unei

surse corespunzătoare de c.c. și prezența periilor sunt inconveniente care limitează utilizarea acestor servomotoare.

În cazul unor reglaje discontinue, cu inversarea repetată a turației și cupluri mari de pornire, se utilizează și servomotoare de c.c. cu excitație serie. Servomotoarele utilizate lucrează la 15 [V], sunt ușor comandabile și răspund bine și la comenzi succesive de schimbări de sens.

A3.2.5. CONCLUZII

Sistemul de poziționare pe axele Ox și Oy utilizează două servomotoare de curent continuu care antrenează prin două angrenaje mecanice o sanie cu ajutorul căreia se poziționează piesa de prelucrat. Fizic, sania se poate deplasa pe axa Ox o distanță 90 mm, iar pe axa OY 200 mm. Traductoarele furnizând informații despre numărul de impulsuri măsurate, trebuie stabilită o concordanță între numărul de impulsuri și deplasarea reală. La calcularea legăturii dintre numărul de impulsuri și deplasare intervine și perturbații care determină numărul de rotații ale motoarelor. Motoarele transmit mișcarea de rotație printr-un angrenaj melcat unei roți dințate solidare cu axele mecanice ale suportului mecanic. Aceste axe sunt filetate și prin rotirea lor cauzează deplasarea unei piulițe rigidizate de sanie de-a lungul axei. Deci până la obținerea deplasării saniei trebuie să efectuăm o mulțime de transformări de mișcare. Din măsuratori a rezultat că o rotație a axului cauzează o deplasare de 1 mm, deci pentru Y_{max} corespund 200 de rotații pentru care traductorul înregistrează 2250 de impulsuri, iar pe axa Ox avem 90 de rotații. Aceste date sunt prezentate în tabelul A3.2.1

Axa	Deplasare maximă	Nr. rotații	Nr. de impulsuri
Ox	90 mm	90	22000
Oy	200 mm	200	49000

Tabel A3.2.1.

Programul de citire a poziției a fost realizat în limbajul C, în care se utilizează și programare cu module scrise în limbaj de asamblare. Precizia poziționării depinde de precizia traductoarelor dar și de suportul mecanic (sa nu existe jocuri). Operația de poziționare este influențată și de valoarea tensiunii cu care sunt comandate motoarele electrice. Aceasta influențează mai ales durata de poziționare. Dependentele sunt ilustrate în tabelul A3.2.2

Axa	Tensiune de comanda	Deplasare	Durata
Ox	5 V	1.5 mm	1 sec.
Oy	5 V	1.2 mm	1 sec.

Tabel A3.2.2

S-au efectuat o serie de măsurători cu ajutorul cărora s-au trasat următoarele figuri A3.2.6:

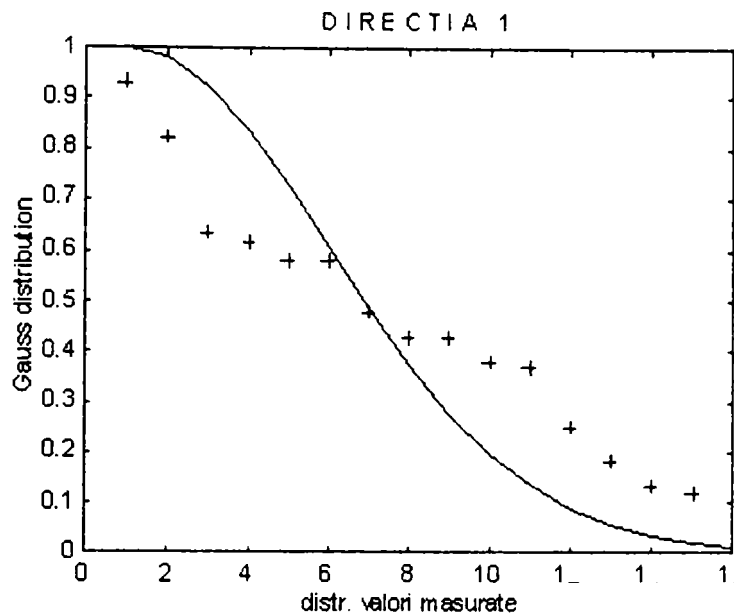


Figura A3.2.6

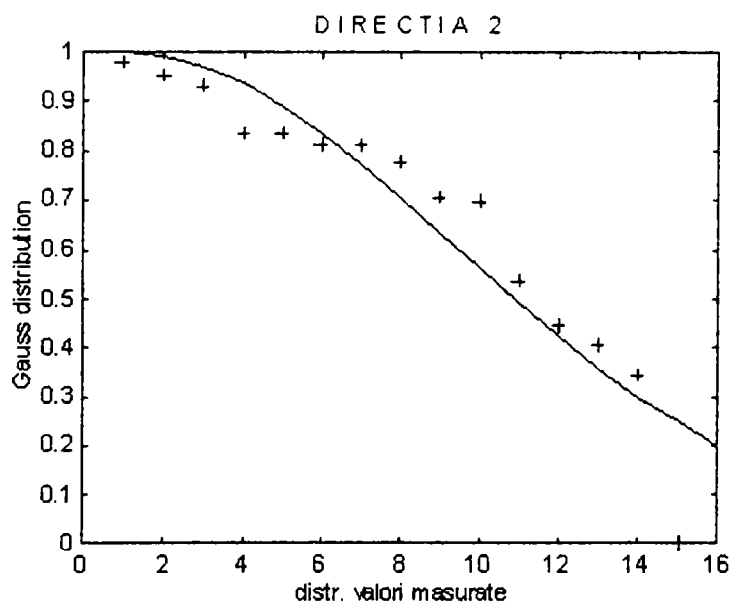


Figura A3.2.7

În figura A3.2.7 s-au reprezentat variația numărului de impulsuri măsurate pe o distanță de 90 mm; cu linie continuă s-a reprezentat distribuția gaussiană iar prin puncte sunt figurate valorile măsurate. În figură valoarea medie este de 0,3601 iar distribuția valorilor măsurate față de distribuția normală este de 0.2363. În figura A3.2.6 valoarea medie este de 0.4211 și distribuția punctelor măsurate față de distribuția normală este de 0.2944.

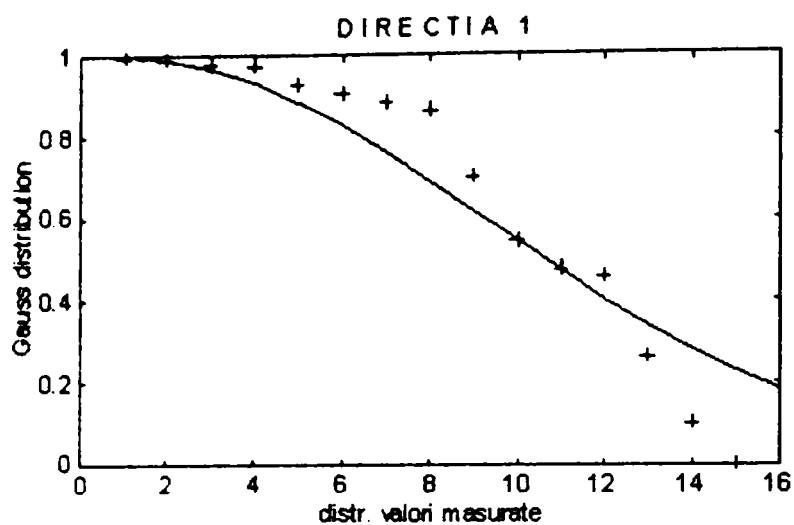


Figura A3.2.8

În figura A3.2.8 este prezentată distribuția valorilor măsurate față de distribuția normală care este de 0.4082 în cazul în care sania este încărcată cu o anumită greutate și distanța parcursă este aceeași iar valoarea medie este de 0.4021.

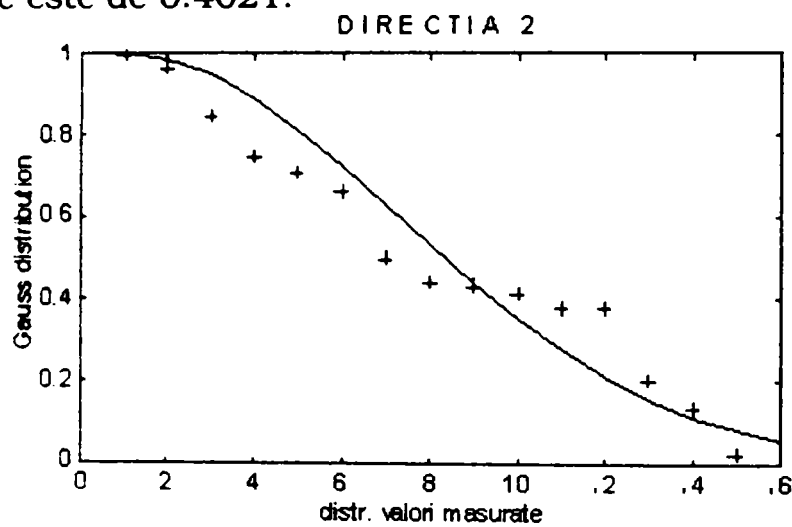


Figura A3.2.9

În figura A3.2.9 este prezentată distribuția valorilor măsurate față de distribuția normală care este de 0.2510 și valoarea medie este de 0.2595 în cazul parcurgerii distanței în sens invers și aplicat o perturbație tip sarcină.

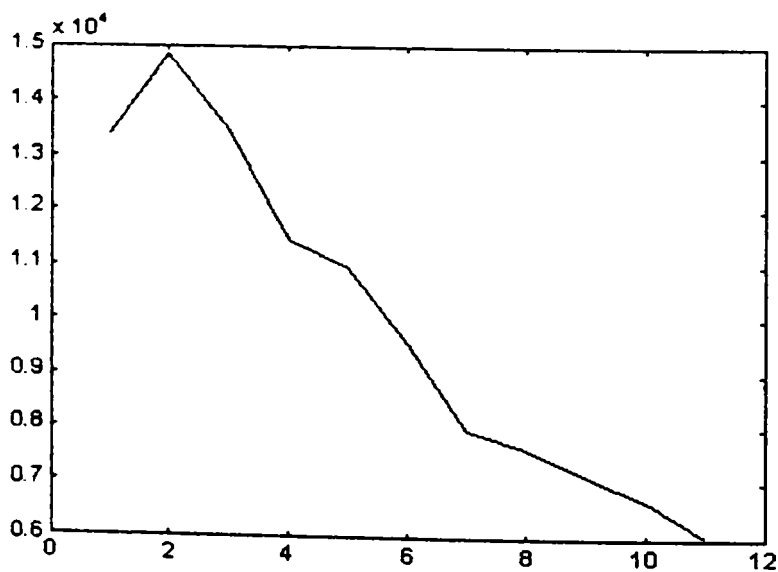


Figura A3.2.10

În figura A3.2.10 se prezintă variația numărului de impulsuri măsurate în funcție de variația tensiunii într-o direcție, iar în figura A3.2.11 în cealaltă direcție.

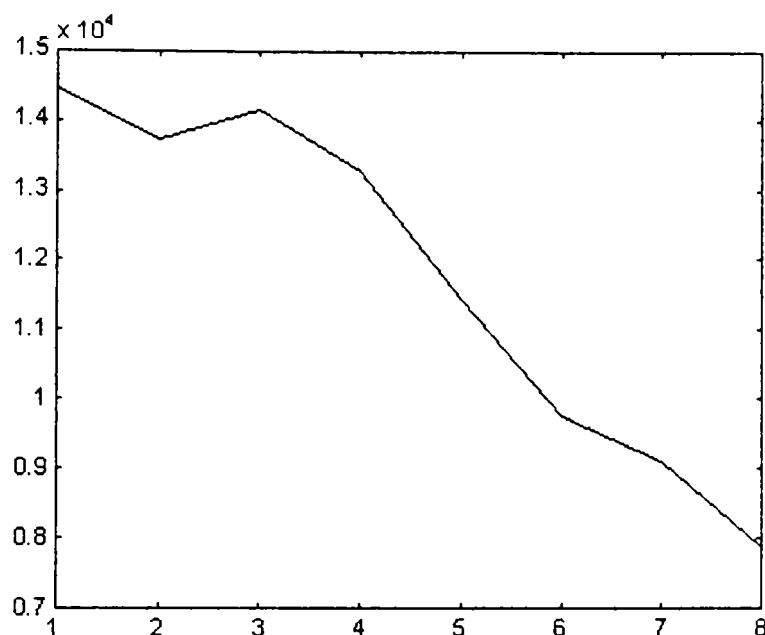


Figura A3.2.11

Prin îmbunătățirea sistemului mecanic, acest sistem de traductoare poate furniza informații precise despre poziția XY a piesei de prelucrat sub fasciculul de electroni. Se poate observa o diferență între cele două distribuții într-un sens și celălalt, care pe prima direcție este mult mai mare decât pe a doua direcție în cazul în care sania este încărcată cu o anumită perturbație tip sarcină. În cazul mersului în gol cele două distribuții sunt aproape egale ca și valori medii măsurate. În figurile A3.2.10 și A3.2.11 se poate vedea cum partea mecanică influențează cuplul pe care trebuie să-l exercite motorul, implicit tensiunea de comandă aplicată care diferă pentru cele două direcții.

CAPITOL VI

CONCLUZII, CONTRIBUȚII ORIGINALE

1. Utilizarea algoritmilor de prelucrare a imaginilor în sisteme care funcționează on_line

Mărimile fundamentale utilizate în cadrul algoritmilor de reglare automată din cadrul acestei teze au ca sursă imaginile. Imaginile sunt obținute pe o cale specială. Fasciculul de electroni incident se reflectă de pe suprafața țintei. Acești electroni reflectați sunt captați de către patru electrozi poziționați în camera vidată în jurul fasciculului incident. Urmează o amplificare a curentului obținut din captarea electronilor și de un proces de digitizare în sincron cu deflexia semnalelor de monitorizare a suprafeței piesei de prelucrat. (vezi paragrafele 1.2 și 2.2). Imaginea captată se depune în memoria RAM a calculatorului Cp1 (figura 5.1.2 Capitol V). S-a testat și elaborat algoritmi (operatori) de prelucrare a imaginii care să permită lucrul on_line cu aceste imagini. Acești operatori sunt specifici imaginilor din procesul de sudură. Au fost necesare testarea acelor procedee de filtrare de zgomote, extragere de muchii extragere de scheleton care putea să fie utilizate în timp real. Prin unele modificări aduse operatorilor de transformare imagine digitală s-a reușit să măresc performanța acestora, menționez că numai în aplicații legate de imagini cu o structură specifică, cum sunt cele captate la sudare cu fascicul de electroni sunt semnificative (vezi paragraful 3.1). O performanță notabilă ce s-a realizat este algoritmul de extragere traiectorie din imagine fără filtrări prealabile.(ANEXA 2 Capitol II) Filtrările de imagini (paragraful 3.1) sunt mari consumatoare de timp datorită unei mari cantități de operații aritmetice necesare într-un sistem în care un singur procesor lucrează efectuând în serie operațiile. După o prelucrare prealabilă a traiectoriei (prelucrare mecanică figura 5.1.1 Capitol V), extragerea traiectoriei este posibilă având cunoștințe despre calitatea pixelilor care alcătuiesc punctele din care se compune aceasta. (o structură aproape compactă de pixeli de un nivel gri cu o dispersie foarte mică în jurul unei valori medii cunoscute în urma experimentelor făcute)

2. Comandă după informații vizuale

Idea de bază a acestei lucrări este utilizarea imaginilor ca și sursă de informații. Imaginile sunt ca traductoare care furnizează valoarea măsurată a diferitelor parametri necesari reglării unor valori foarte diferite ca natură și ca dimensiune. Pe această cale s-a obținut informații despre calitatea imaginii, valoare necesară reglării distanței focale (paragraf 2.3 capitol II). Calitatea focalizării este esențială pentru performanța celorlalte operații. S-a folosit pentru prima oară algoritmi bazați pe inteligență artificială (după testarea altor metode) la reglarea distanței focale după un semnal care reprezintă o măsură a

calității imaginii, un coeficient de calitate. Sisteme adaptive modelează fenomenul (ANEXA 1 Capitol II). Cum foarte multe inexactități de elemente de sistem pasiv apar, a fost necesar să introduc modelări bazate pe învățarea a ceea ce este modelul fenomenului de reglat. Informațiile necesare procesului de învățare s-a extras din imagini. S-a învățat sistemul să 'vadă' din ce în ce mai bine. În primul rând reglarea focalizării este o realizare proprie (S-a testat mai bine de 8 factori de calitate, între care și o idee proprie, factorul celor 8 pixeli. Prin optimizarea volumului de calcul s-a ajuns să pot regla distanța de focalizare în timp real (capitolul III și IV furnizează aceste informații).

Tot o reglare după informații vizuale este urmărirea unei traiectorii de pe suprafața metalului. Ceva asemănător nu s-a găsit în literatura de specialitate. Punctele traiectoriei de sudat sunt extrase din imagini succesiv captate și cu ajutorul punctului de poziție curentă lucrează algoritmi de urmărire. Două tipuri diferite de algoritmi de urmărire s-a experimentat. În prima fază un algoritmi numit OF (regulator cu Orizont Finit) după care algoritmi bazați pe inteligență artificială. Aceste sisteme CMAC, RBF cu funcție criteriu de stabilitate tip Lyapunov. Utilizarea acestor concepte de sisteme adaptive bazate pe învățare nu au precedent în lucrările elaborate în acest domeniu Paragraful 4.1). Despre detaliile acestor instrumente de reglare robuste și adaptive s-a scris în paragrafele capitolului IV.

3. Mișcarea elementelor într-un spațiu pseudo-3D

În urma algoritmilor elaborați s-a realizat o mișcare pseudo 3D a punctului de concentrație maximă de energie a fascicului, adică a punctului din fascicul care se găsește la distanța de focalizare a lui. Deci nu este vorba de mișcare plană a fascicului, deci nu este vorba de o sudare a unei traiectorii după un plan. Mișcarea se compune din mișcarea XoY (figura 2.1.2 capitol II) a piesei relativ la fasciculul de electron dar prin procedura de focalizare pe suprafața metalului și în adâncimea piesei se obține a treia dimensiune (-Z) pentru distanța focală. Deci traiectoria este spațială și nu plană. Diagramele de timp prezentate în capitolul V conțin toate pe lângă mișcerile plane și proceduri de focalizare după axa -Z. Cum electronii se și reflectă de pe suprafața piesei, focalizarea pe suprafață sau în adâncime constantă permite obținerea celei de al treilea coordonate.

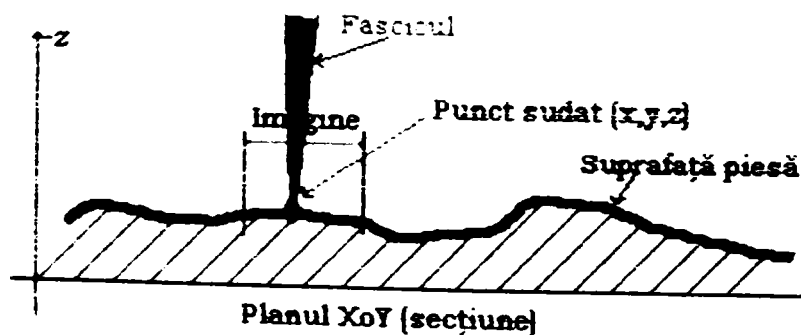


Figura 6.1 Focalizare pe suprafața materialului

S-a denumit mișcare pseudo 3D pentru că a treia dimensiune (Z) se obține pe o cale total diferită de măsurarea unei distanțe, ci pe baza unei proceduri de a obține o valoare optimă unei mărimi adimensionale (factorul de calitate imagine IQ, sau factorul TAU de adâncime larg prezentate în paragraful 2.3 capitol II, referitor la focalizare)

4. Sistem de focalizare în adâncime

Sudarea în adâncime este descrisă și la punctul 3 de mai sus.

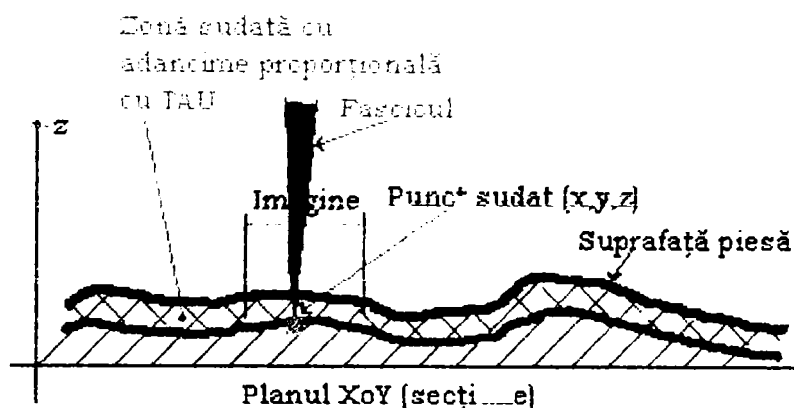


Figura 6.2 Focalizare în adâncime.

Aici prezint figura 6.2 care să sugereze această reprezentare pseudo 3D a sudurii în adâncime. (ANEXA 2 Capitol II) În anul 1978 Rykalin a publicat o lucrare [Ryk 78] în care a descris un fenomen repetitiv (14 Hz) din canalul de sudură numit erupția materialului topit (paragraful 2.1.2.2). Acest fenomen a fost observat și măsurat [Dav 97] folosind variația intensității semnalului reflectat de pe suprafața piesei. Acest semnal a fost utilizat prima dată de autor în reglarea fasciculului în adâncime. Din măsuratori a reieșit că (ANEXA 2 cap II) mărimea TAU extrasă este proporțională cu adâncimea la care s-a ajuns. Un regulator neurofuzzy (identic cu cel de focalizare pe suprafață) construit de autor a rezolvat reglarea automată a focalizării în adâncime.

5. Comandă adaptivă vizuală pe bază de inteligență artificială.

Una dintre problemele de bază ale reguletoarelor discrete directe DDC este de a permite înlocuirea buclilor de reglare PI sau PID clasice cu o reglare numerică discretă. Cercetările din acest domeniu, au arătat că formele discretizate ale reguletoarelor clasice nu sunt eficiente în cazul în care procesele sunt perturbate de semnale stocastice. În aceste situații, influența perturbațiilor asupra mărimii reglate se poate elimina printr-o reglare cu varianță minimă. S-a abordat calea utilizării inteligenței artificiale în construirea sistemelor de reglare. Structura utilizată de autor se poate vedea pe figura 6.2 următoare.

Structura regulatorului neurofuzzy conceput de autor se compune din cinci straturi. Straturile 1 și 2, care reprezintă stratul de fuzzyficare și se compune din stratul de intrare (startul 1) care transmite direct valorile de intrare în startul următor, respectiv din stratul funcțiilor de apartenență a intrării (stratul 2).

Funcțiile de apartenență de ordin j utilizate în stratul 2 sunt distribuții gaussiene având media $m_{i,j}$ și dispersie $s_{i,j}$ corespunzătoare intrării i .

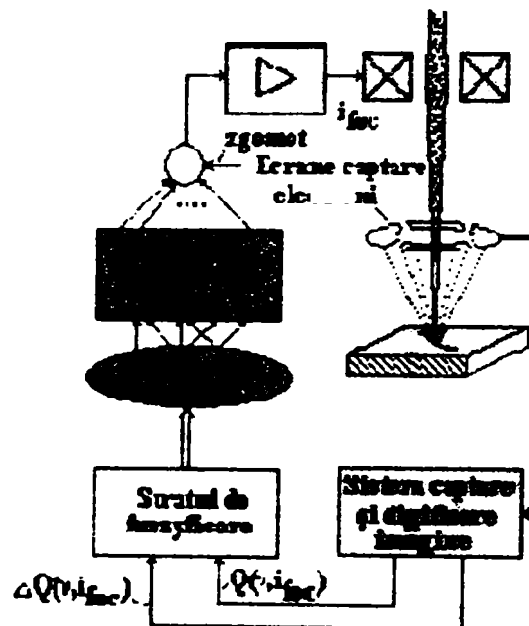


Figura 6.3 Regulator neurofuzzy pentru reglare în adâncime.

Funcția de activare corespunzătoare acestui strat se obține din relația

$$a^{<2>} = \exp \left[- \frac{[(u_i)^{<2>} - m_{i,j}]^2}{(\sigma_{i,j})^2} \right]$$

unde media m_{ij} reprezintă factorul de ponderare $w_{ij}^{<2>}$ între startul 1 și 2.

Stratul 3, corespunzător nivelului de decizie fuzzy, efectuează operația fuzzy ȘI, având factori de ponderare $w_i^{<3>}=1$, și funcția de activare definită ca:

$$a^{<3>} = \min \left[(u_1)^{<3>}, (u_2)^{<3>}, \dots, (u_p)^{<3>} \right]$$

Stratul 4, care efectuează operația SAU fuzzy, are ponderările $w_{ij}^{<4>}=1$ și funcția de activare definită ca:

$$a^{<4>} = \min \left[1, \sum_{i=1}^p (u_i)^{<4>} \right]$$

Stratul 5, reprezintă nivelul de defuzzyficare. Dacă m_{ij} și s_{ij} reprezintă media și dispersia funcțiilor de apartenență a ieșirii, atunci funcțiile de activare $a^{<5>}$ și de ponderare a ieșirilor $w_{ij}^{<5>}$, se obțin din relațiile:

$$a^{<5>} = \frac{\sum_{i=1}^n (w_{i,j})^{<5>} \cdot (u_i)^{<5>}}{\sum_{i=1}^n (\sigma_{i,j})^{<5>} \cdot (u_i)^{<5>}}$$

$$w_{i,j} = (m_{i,j})^{<5>} \cdot (\sigma_{i,j})^{<5>}$$

Baza de legi și funcțiile de apartenență ale stratului de defuzzyficare sunt modelate (învătate) apriori și aposteriori și acest lucru este o idee nouă în reglări adaptive. Regulatorul aplicat la reglarea fuzzy a distanței focale, are ca mărime de ieșire valoarea prescrisă a curentului de focalizare i_{foc} . S-a utilizat metoda de antrenare cu propagare inversă a erorii, unde o analiză de similaritate fuzzy a erorilor fiecărui strat a stat la baza deciziei de învățare structurală sau parametrică. Metoda necesită o evaluare a gradientului dr/di_{foc} , în fiecare ciclu de reglare. Acest calcul impune o variație stocastică a curentului de focalizare i_{foc} . Ideile de mai sus s-a utilizat în implementarea măsurării întârzierii evaporării la reglarea (focalizare) fasciculului la adâncime optimă (referiri în capitolele II și V).

Măsurătoarea și vizualizarea semnalului impune mari probleme. Semnalul măsurat este cu zgomot, iar proiectarea unui filtru (tip Cebâșev sau Butterworth digital) este o problemă esențială. În urma filtrării trebuie extras (măsurată) timpul de adâncire a canalului de sudură ce se reprezintă pe figură cu TAU. Descrierea structurii elaborate de autor se poate vedea în paragraful 2.3.

În majoritatea cazurilor de reglare la prelucrare cu fascicul de electroni nu există un model matematic cât de cât corespunzător pentru a putea utiliza în diferite scheme de reglare. Fenomenele sunt foarte complexe și în totalitate neliniare, deci abordarea pe cale clasică a creerii unui model matematic nu poate să ducă la un rezultat. De la început autorul s-a orientat spre utilizarea metodelor de modelare ce se bazează pe procedee de învățare. Primele încercări au fost bazate pe modele fuzzy adaptive adică modele în care funcțiile de apartenență sunt parametrizate și prin procedee speciale sunt modificate (învătate) în sensul obținerii unei erori minime de modelare. Sistemul elaborat, este prezentat în paragraful 4.1. Mechanismul reglării și modelării s-a

reușit să se îmbunătățească considerabil prin introducerea ideilor referitoare la structuri inteligente adaptive în modelarea fenomenelor. Astfel s-a creat un algoritm de reglare tip Memorie asociativă tip CMAC și RBF. Menționez că paragraful 4.3 referitor la reglări fuzzy adaptive conține câteva idei ai autorului referitoare la utilizarea unui criteriu tip Lyapunov de stabilitate în proiectarea reguletoarelor de acel tip. Întregul paragraf 4.3 este dedicat acestei idei (vezi ANEXA 1 și ANEXA 2 Capitol IV). Viteza de învățare depindea de alegerea metodei a numărului de intrări și ieșiri și de alegerea proprie a parametrilor care caracterizau fiecare metodă. Alegerea lor justă a stat la baza a multor experiențe efectuate a căror rezultat final se regăsește în capitolul IV.

6. Traductor special de poziție piesă

Pentru a putea regla poziția piesei sub fasciculul de electroni era necesar utilizarea unui traductor de poziție (unul după axa Ox altul după Oy). Poziționarea exactă înseamnă precizie de cusătură și aceasta determină într-o anumită măsură calitatea sudării. Teoretic, necesitatea poziționării piesei este descrisă în paragraful 2.4. Realizarea reglării poziției în buclă închisă cu motoare cc. a necesitat utilizarea unor traductoare. S-a utilizat traductoare incrementale bazate pe mouse demontat și transfigurat în traductor incremental montat pe rotorul motorului. S-a realizat și testat această metodă folosind ideile enunțate în ANEXA 3 capitolul V.

7. Utilizarea unei rețele de calculatoare pentru comandă și control

Complexitatea operațiilor care trebuiau să fie executate simultan în diferitele momente din procesul de prelucrare au impus utilizarea unui sistem mai complex de calculatoare. Capitolul V descrie sistemul distribuit conceput și realizat pentru reglările propuse. Nucleul de bază a proceselor utilizate constau în extragerea de informații din imagini (sistemul vede). Și pe baza acestora diferite module din sistemul de reglare intră în funcțiune. Tot lanțul de proceduri cu diagrame temporale prezentate în capitolul V au fost elaborate de autor. Așa cum s-a descris în capitolul V, prelucrarea optimă, fără locuri înguste în diagrama de cicluri temporale de operații a necesitat cooperarea între două calculatoare. Primul Cp1 (Pentium 133) este dedicat aproape în exclusivitate operațiilor legate de prelucrarea imaginii, recunoașterii de forme, și transmiterea informațiilor primare către Cp2 (IBM-PC 486) care prin intermediul unei interfețe inteligente comunică cu tunul de fascicul de electroni. (vezi figura 5.1.2). Modalitatea comunicării între Cp1 și Cp2 a fost elaborat de autor. Pe sistemul Cp2, paralel cu operații executate pe Cp1, se executau rutine de reglare fuzzy necesare reglării distanței focale atât pe suprafață cât și în adâncime. (vezi paragraful 2.3)

8. Tehnologie de sudare bazată pe prelucrare de imagine și inteligență artificială

Pornind de la existența următoarelor subsisteme din instalația cu FE:

- Sistem de deflexie xy al fasciculului
- Sistem de focalizare, care corespunde unei mișcări după axa z a fasciculului de electroni, perpendiculară planului de prelucrare.
- Sistem de poziționare mecanică a piesei de prelucrat, realizat în două variante.
 - ✓ Sistem de rotire piesă după o axă fixă, situată la o distanță R fixată de punctul de bază a fasciculului nedeviat (vezi paragraful 2.4.1).
 - ✓ Sistem de poziționare mecanică în două coordonate ortogonale XOZ, care formează un unghi θ_0 , fixat față de sistemul de coordonate xOy, al sistemului de deflexie al fasciculului.

Din punct de vedere tehnologic cusătura trebuie parcursă cu o viteză constantă. Adică deplasarea fasciculului pe traiectorie trebuie să fie constantă. Reglările automate trebuie să permită acest lucru pentru orice formă de traiectorie. Problema este critică atunci când traiectoria își schimbă brusc direcția. O metodă relativ simplă în menținerea unei viteze constante este compensarea poziționării cu ajutorul sistemului de deflexie. Cu aceste considerente s-a realizat îmbunătățirea dinamicii datorită ocolirii accelerațiilor mecanice, ele reprezentând constantele de timp dominante în procesul de poziționare. Eșantioanele se aleg astfel încât viteza de prelucrare să fie egală cu cea impusă de tehnologie, deci distanța dintre două puncte în eșantioane succesive să fie constantă.

Astfel pentru un timp de eșantionare fixat h, se obțin valorile prescrise ale vitezei respectiv ale valorii deflexiilor. Aceste valori împreună cu valoarea prescrisă a distanței de focalizare formează vectorul valorilor prescrise în procesul de urmărire 3D, a unei traiectorii de prelucrat.

Cele trei blocuri, sistemul de deflexie, sistemul de focalizare, respectiv sistemul de poziționare mecanică, se consideră ca fiind sisteme de reglare independente (taskuri paralele), ele fiind corelate numai prin intermediul valorilor prescrise.

Valorile prescrise ale distanței de focalizare se pot obține prin două metode:

- ✓ Determinarea curentului de focalizare (și implicit a distanței de focalizare) care asigură imaginea cu rezoluție maximă.
- ✓ Determinarea curentului de focalizare care asigură viteza de penetrare maximă în materialul prelucrat.

Prima metodă se bazează pe captarea de mai multe ori a unei imagini, scanate cu valori diferite ale curentului de focalizare. Evaluând și comparând calitatea imaginilor captate înainte de procesul de prelucrare, s-a realizat un regulator fuzzy, al curentului prin bobina

de focalizare care asigură rezoluția maximă. Pentru evaluarea calității imaginilor se cunosc mai multe metode. Algoritmul cu rezultate preferențiale, experimentat în cadrul lucrării se bazează pe evaluarea factorului de calitate de imagine (IC), pentru o zonă limitată utilizând 4 pixeli învecinați pentru fiecare punct evaluat. Această zonă obținută printr-o preprocesare a imaginii captate, s-a denumit zonă de informație maximă.

Sistemul de deflexie permite deplasarea spațială a fascicului de electroni, generat de tun. Ea se compune din bobinele de deflexie respectiv din etajele de alimentare, care asigură curentul necesar unei deflexii. Cerințele cele mai importante impuse sunt:

- Sistemul trebuie să aibă o sensibilitate adecvată, adică să permită o deplasare spațială impusă pe suprafața piesei, pentru o comandă impusă (+/- 10 Vcc).
- Sistemul să fie liniar, adică deplasarea fascicului pe piesa de prelucrat să fie proporțională cu variația tensiunii de comandă.
- O deflexie dată în valorile admisibile să nu reprezinte o perturbație semnificativă asupra focalizării fascicului, respectiv deflexiei pe o axă ortogonală.

Pentru deflexia fascicului de electroni s-a utilizat un câmp magnetic, transversal direcției de mișcare a fascicului de electroni, generat de un curent comandat într-o pereche de bobine, având o geometrie adecvată cerințelor impuse.

Aceste idei generale au fost materializate pe baza algoritmilor descrise în capitolul V.

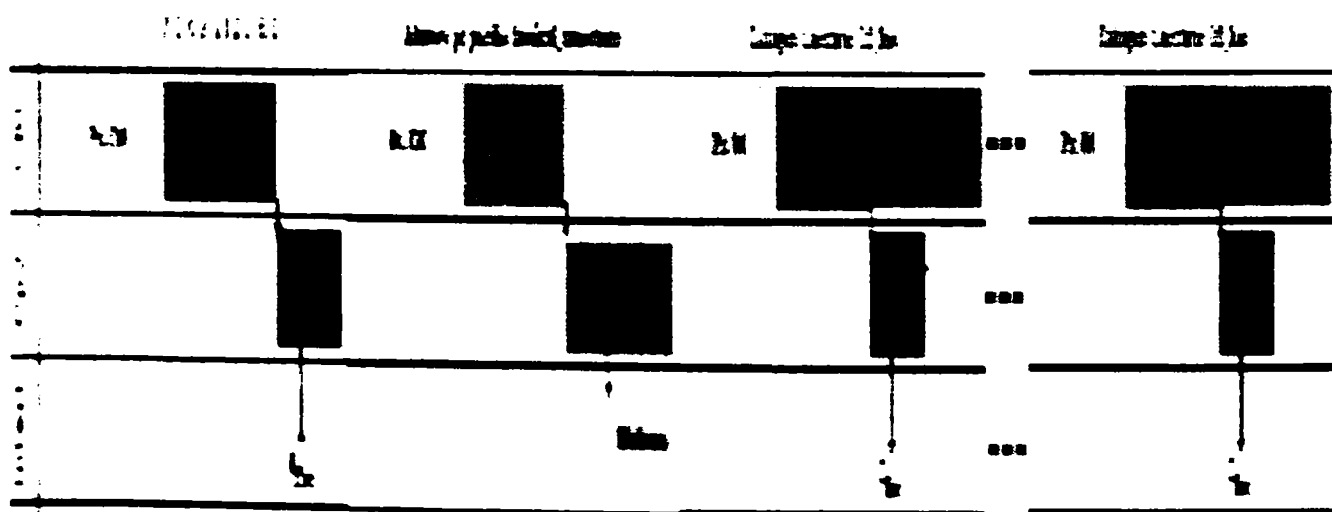


Figura 6.4 Secvență compusă de captare traiectorie OFF_LINE.

Secvența de sudare se poate compune din:

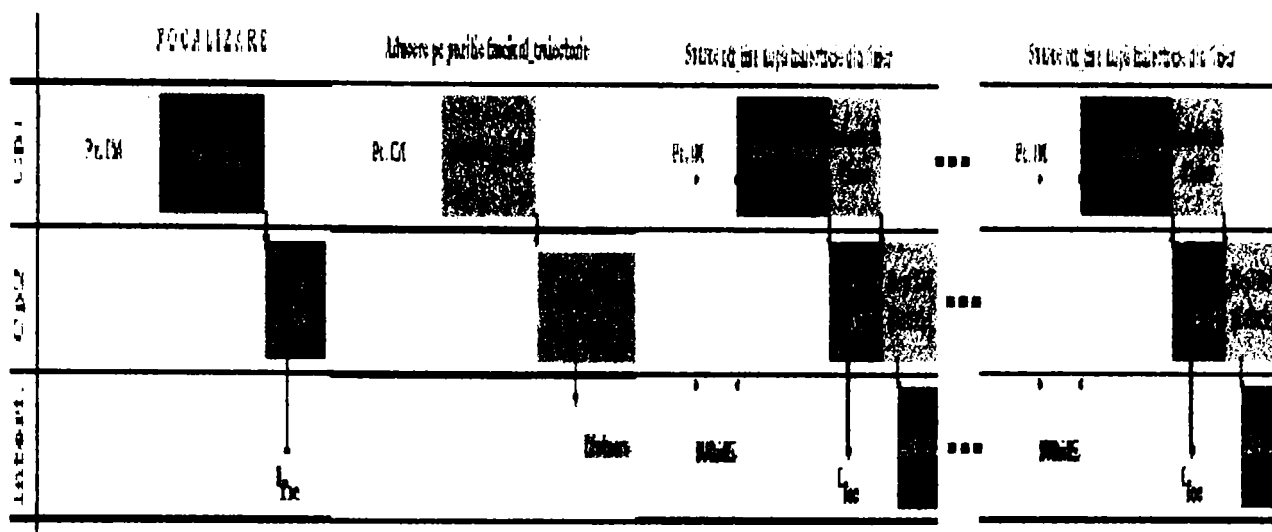


Figura 6.5 Ultima secvență de sudare se repetă până când traiectoria este complet parcursă în această structură OFF_LINE de sudare.

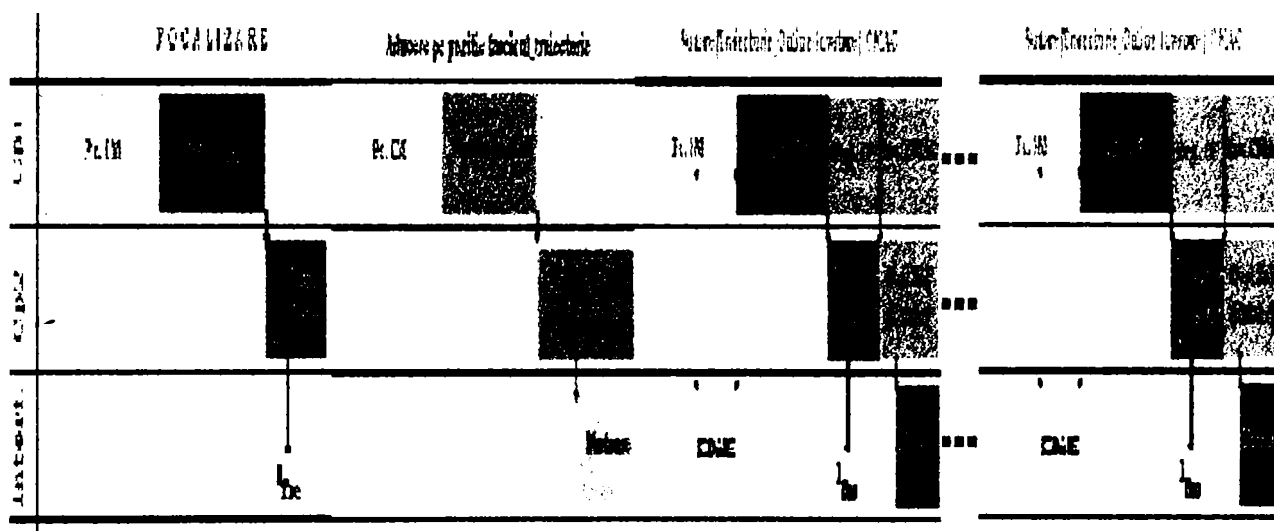


Figura 6.6 Secvența de sudare ON_LINE cu sistem OF de comandă și sistem CMAC (RBF) de învățare.

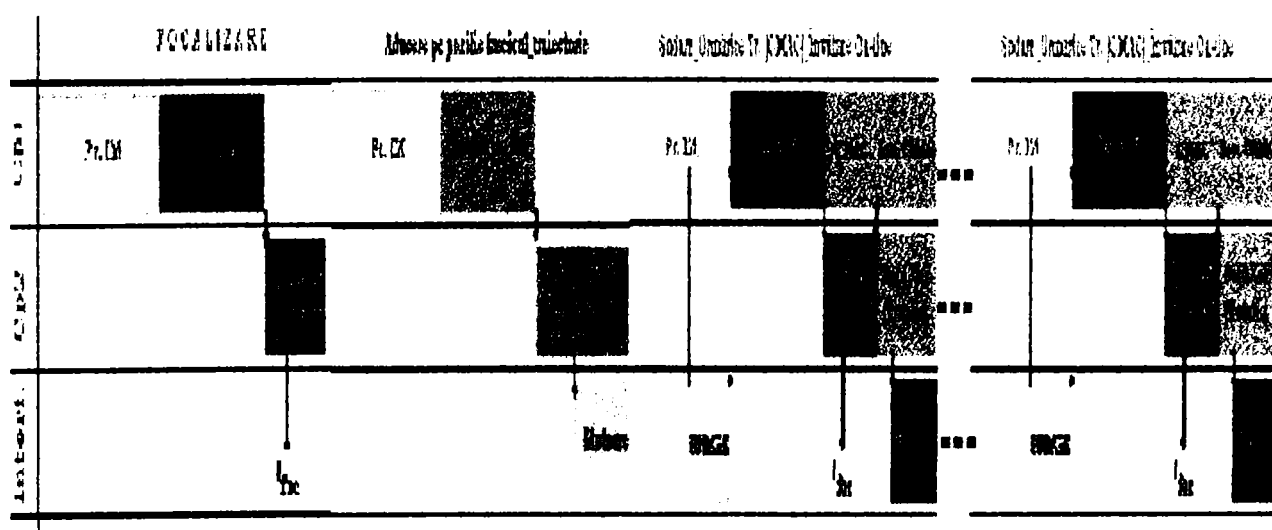


Figura 6.7 Sistem de comandă și învățare CMAC în funcționare ON_LINE.

Aceste scheme de functionare au fost elaborate și testate de autor în diferite versiuni și pentru diferite materiale și diferite caracteristici de putere ai fascicului de electroni. Aceste rezultate obținute permit adaptarea procedurilor elaborate și în cazul tehnologiilor asemănătoare. Un studiu ulterior ar permite transpunerea acestor idei în utilizarea fascicului LASER în diferite prelucrări. Problema ce trebuie rezolvată este legată de obținerea unei imagini ai suprafeței de prelucrat și un studiu intens de interacțiune material fascicul laser. Aceasta ar fi o continuare a cercetărilor făcute și descrise în această lucrare.

Direcții de continuare a cercetării

1. Trebuie să se modifice viteza de captare a imaginilor prin implementarea unor convertoare A/D mult mai performante. Operațiile în timp real necesită acest lucru.
2. Sunt multe de făcut în optimizarea algoritmilor de extragerea traiectoriei din imagini captate. Dacă s-ar elimina complet prelucrarea de imagine atunci ar crește viteza de extragere traiectorie.
3. Algoritmii de reglare bazate pe inteligență artificială se diversifică foarte repede, și urmărind în literatura de specialitate aceste noi realizări, se pot optine performanțe și mai bune.
4. Sistemul distribuit format din două calculatoare trebuie să fie îmbunătățit, mai ales viteza de comunicație din sistem. Pentru aceasta sugerez utilizarea unui software special dezvoltat pentru a controla circulația foarte intensă a informațiilor. Ar fi utile calculatoare mai performante.
5. Sistemul elaborat trebuie să funcționeze și pentru prelucrări asemănătoare din punct de vedere tehnologic. De exemplu în prelucrări cu plasmă sau cu fascicul LASER. Aici trebuie să fie rezolvată captarea de imagini sau obținerea mărimilor speciale de intrare necesare reguletoarelor. Utilizarea fascicului de electroni în tratamente superficiale topire și evaporare sunt deja testate.
6. Vor trebui îmbunătățite traductoarele de poziție a motoarelor de antrenare a saniilor ox oy care poziționează piesa cub fascicul de electroni având în vedere condițiile de lucru speciale (vid).
7. Calitatea vidului are o influență majoră asupra performanțelor. Ar trebui să se studieze acest caz și utiliza un sistem de reglare calitate vid în loc să se considere calitatea de vid ca și perturbație.
8. Ar fi nevoie de amplificatoare mai sensibile cu un fond de zgomot mai scăzut la captarea electronilor reflectați, dar paralel, pentru piesele metalice (cea mai mare parte a lor este metalică) ar trebui testat captarea curentului prin piesă și calibrarea valorilor obținute cu adâncimea de sudare.
9. Prin rezolvarea punctului 8 se poate dezvolta în continuare operația de reglare a focalizării în adâncime. Se poate extinde la o focalizare la o adâncime dorită sau la o adâncime optimă în funcție de tehnologie.

B I B L I O G R A F I E

Istoria tehnologiilor cu fascicul de electroni (1.1)

- [Ara 86] Arata, Y. Revolution of Material Processing by High Energy Density Beams. Proceedings of Electron and Laser Beam Welding, Pergamon Press, 1986.
- [Ard 62] Ardenne, M. von, Tabellen zur Angewandten Physik, Band 1, VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften, Berlin 1962
- [Bak 62] Bakish, R. Introduction to Electron Beam Technology, New York, J. Wiley & Sons 1962
- [Sch 76] Schiller, S., Panzer, S. Heisig, U. Elektronenstrahltechnologie. Berlin VEB Verlag Technik 1976
- [Sch 83] Schiller, S., Panzer, S. Strahlverfahren in der Fertigung, Einleitender Vortrag zur 4 Fachtagung Electrotechnologie. Electric Berlin (37) 1983.

Caracteristicile tunului cu fascicul de electroni (1.2)

- [Dav 97] David L. Contributii la optimizarea procesului de incalzire cu fascicul de electroni accelerati, Teza de Doctorat. Universitatea 'Transilvania' Brasov . (1997)
- [Litt 82] R.G. Little Electron Beam Processor, Patent Document nr. 4335297, (United State Patent) (1982)
- [Mar 93/2] Márton L. : Tendințe actuale în tehnologiile cu flux de electroni. (Buletin științific, Universitatea Tehnică Tg.Mureș, 1993).
- [Puc 77] W.S. Puchheim (Steigerwald Strahltechnik GmbH), Steueranlage zum Nahtschweissen von Werkstücken mittels eines Ladungsträgerstrahls, Patentschrift nr. CH 623497 A5 Schweizerische Eidgenossenschaft.
- [Ref 84] Referat Contract 42-483-1984, ICPE Filiala Tg.Mures

Procese fundamentale de interacțiune a fasciculului de electroni cu materialul țintă. (2.1)

- [Has 65] Hashimoto, T. Matsuda, F. Penetration of weld bead in electron beam welding. Trans.Nat. Res. Inst. for Metals, 7, (1965)
- [Pie 54] Pierce, J.R., Theory and Design of Electron Beams. Van Nostrand, New York (1954)
- [Rad 75] Radley, D.E. High-Accuracy Cathode-Current Calculation in Computer Simulation of Electron Guns., Proc. IEEE vol 122, nr 6 (1975)
- [Ryk 78] Rykalin, N.N. , et, Osnovy electronnolucevoj obrabotki materialov, Moskva Masinostroenie. (1978).
- [Schw 64] Schwartz, H. Mechanism of High Power Density Electron Beam Penetration. J. of Applied Physics, vol 35, pag 2020

(1964)

- [Ton 70] Tong H. Giedt, W.H., A Dynamic Interpretation of Electron Beam Welding., Welding Journal, vol 49, nr 4 pag 259. (1970)

Ansamblul de catod cu termoemisie (2.2)

- [Arc 58] Archard, G. și Mulvey, T. (1958) J. Sci.Inst., 35, 279.
 [Bak 85] Bakish, R. (1985). Electron Beam Technology, John Wiley & Sons, New York
 [Chi 11] Child, D.C., (1911), Phys., Rev., 32, 492.
 [Dav 31] Davisson, C.J. și Calbick, C. J. (1931) Phys. Rev., 38, 585.
 [Har 52] Harris, L. A. (1952). Proc. Inst. Radio Engin., 40, 700.
 [Her 53] Herman, W. W. (1953). Fundamentals of Electron Motion, McGraw-Hill Book Co., New York
 [Kir 58] Kirstein, P.T. și Kini, G.S., J. Appl. Phys., 29, 1758.
 [Kle 53] Klemperer, O. (1953). Electron Optics, 2nd Ed., University Press, Cambridge.
 [Lan 24] Langmuir, I. și K. Blodgett, (1924), Phys., Rev., 24, 49.
 [Lan 37] Langmuir, D.B., (1937), Nature, 139, 1066
 [Pie 40] Pierce, J.R. J. Appl. Phys., 11, 548. (1940).
 [Pie 51] Pierce, J.R. (1951), Bell System Tech. J., 30, 825.
 [Pie 54] Pierce, J.R., Theory and Design of Electron Beams. Van Nostrand, New York (1954)
 [Sal 37] Salinger, H. (1937), Electronics, 10, 50.
 [Spa 48] Spangenberg, K.R. (1948) Vacuum Tubes, McGraw-Hill Book Co., New York
 [Wan 50] Wang, C.C. (1950) Proc. Inst. Radio Engin., 28, 318.

Focalizare, elemente de reglare a focalizării (2.3)

- [Has 65] Hashimoto, T. Matsuda, F. (1965) Penetration of weld bead in electron beam welding. Trans. Nat. Res. Inst. for Metals, 7.
 [Ryk 78] Rykalin, N.N. , et, (1978) Osnovy elektronno-lucevoj obrabotki materialov, Moskva Masinostroenie.
 [Rad 75] Radley, D.E. (1975) High-Accuracy Cathode-Current Calculation in Computer Simulation of Electron Guns., Proc. IEEE vol 122, nr 6
 [Sch 64] Schwartz, (1964) H. Mechanism of High Power Density Electron Beam Penetration. J. of Applied Physics, vol 35, pag 2020
 [Ton 70] Tong H. Giedt, W.H., (1970) A Dynamic Interpretation of Electron Beam Welding., Welding Journal, vol 49, nr 4 pag 259.

Probleme de urmărire traiectorie (2.4)

- [And 89] Brian D.O. Anderson; Jhon B. Moore, Optimal Control, Prentice Hall, 1989
 [Ast 90] Astrom, K.J., Wittenmark B., (1990) Computer Controlled Systems, Prentice Hall

- [Bro 92] William L. Brogan, Modern Control Theory, Prentice Hall- 1992
- [Cla 96] Robert N. Clark, Control System Dynamics, Cambridge Univ. Press, 1996
- [Gon 92] Gonzales, R.C (1992) Digital Image Processing. Addison-Wesley, Public. Co. California
- [Leo 95] C.T. Leondes, Discrete-Time Control System Implementation Techniques, Academic Press, 1995
- [Leo 96] Cornelius T. Leondes, Stochastic Digital Control System Techniques, Academic Press, 1996
- [Son 93] Sonka, M., (1993) Processing, Analysis and Machine Vision. Chapman & Hall London
- [Wes 92] L. C. Westphal, Sourcebook Of Control Systems

Procesarea imaginilor digitale (3.1)

- [Bal 82] Ballard, D.H. , Brown, (1982) C. Computer Vision, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ
- [Bat 93] Bruce Batchelor; Fredrick Waltz, Interactive Image Processing For Machine Vision, Springer-Verlag, 1993
- [Cha 89] Shi-Kuo Chang, Principles Of Pictorial Information Design, Prentice-Hall, 1989
- [Cha 90] Shi-Kuo Chang, Principles of Visual Programming Systems, Prentice-Hall, 1990
- [Dau 90] Edward R. Daugherty; Ch. R. GARDINA, Image Processing Continuous To Discrete, Prentice-Hall, 1990
- [Gon 92] Gonzales, R.C (1992) Digital Image Processing. Addison-Wesley, Public. Co. California
- [Pav 82] Pavlidis, T. (1982) Algorithms for Graphics and Image Processing. Computer Science Press, New York.
- [Ros 82] Rosenfeld, A Kak, A.C.(1982.), Digital Picture Processing, Academic Press, New York.
- [Ser 93] Serra J. (1993). Image Analysis and Mathematical Morphology. Academic Press Ltd. London (Vol 1. Vol2.)
- [Son 93] Sonka, M., (1993) Processing, Analysis and Machine Vision. Chapman & Hall London
- [Wat 91] Roger Watt, Understanding Vision, Academic Press, 1991
- [Wat 98] Roger Watt, Visual Processing, Laurence Erlbaum Ass. Pub, 1998

Recunoașterea formelor (3.2)

- [And 58] Anderson, T.W.(1958) , An Introduction to Multivariate Statistical Analysis. New York, John Wiley
- [Bar 91] Barnard, E. Casasent, D.(1991) Invariance and Neural Networks., IEEE Transaction on Neural Networks, 2(5) 498-508
- [Bar 92] Barnard, E.(1992) Optimization for Training Networks., IEEE Transaction on Neural Networks, 3(2), 232-240
- [Bis 95] Bishop, C.M., (1995), Neural Network for Pattern Recognition, Clarendon Press, Oxford.

- [Föl 89] Földiák, P., Adaptive Network for Optimal Linear Feature Extraction, Proceedings of the IEEE/INNS International Joint Conference on Neural Networks, Washington D.C., Vol. 1, 1989, pp. 401-405
- [Mar 93/1] Márton L. : O metodă Fuzzy adaptată la recunoaşterea formelor. (Buletin ştiinţific, Universitatea Tehnică Tg.Mureş, 1993).
- [You 94] Tzay Y. Young, Handbook Of Pattern Recognition And Image Processing, Academic Press, 1994

Elemente de proiectare a filtrelor digitale (3.3)

- [Fri 96] Bernard Friedland, Advanced Control System Design, Prentice-Hall, 1996
- [Gol 87] Jack Golten; Andy Verwer, Control System Design And Simulation, Mc Graw-Hill Book Comp.
- [Mat 92] Matlab 4.2 Microsoft W. The Student Edition Of Matlab Prentice Hall-1992
- [Pou 88] Alex. D. Poularikasi, Samuel Seely, Elements Of Signals And Systems, Pws-Kent

Utilizarea retelelor neuronale pentru modelare. (4.1)

- [And 95] James A. Anderson, An Introduction To Neural Netw, Bradford Book mit Press, 1995
- [Ant 91] Paolo Antognetti; Veljko Milutinovic, Neural Networks, Prentice-Hall, 1991
- [Bal 89] Baldik, P.hornik, K., Neural Networks and Principal Component Analysis: Learning from Examples Without Local Minima, Neural Networks, vol 2., 1989, pp. 53-58.
- [Bar 91] Barnard, E. Casasent, D.(1991) Invariance and Neural Networks., IEEE Transaction on Neural Networks, 2(5) 498-508
- [Bar 92] Barnard, E.(1992) Optimization for Training Networks., IEEE Transaction on Neural Networks, 3(2),232-240
- [Bis 95] Cristopher M. Bishop, Neural Networks For Pattern Recognition, Clarendon Press, 1995
- [Bro 94] Martin Brown, Chris Harris, Neurofuzzy Adaptive Modelling And Control, Prentice-Hall, 1994
- [Car 92] Alison Carling, Introducing Neural Networks, Sigma-Press, 1992
- [INT 90] INTEL, 80170NW Electrically Trainable Analog Neural Network, INTEL Corporation, May 1990
- [Kro 90] Krogh, A., Herty, J. A., Hebbian Learning of Principal Components, in Eckmiller, R., Hartmann, G., Hauske, G., Parallel processing in Neural Systems and Computers, Elsevier Science Publishers B.V. (North-Holland), 1990
- [Pat 96] Dan W. Patterson, Artificial Neuronal Networks, Prentice-Hall, 1996

Regulator fuzzy PID (4.2)

- [Ast 90] Astrom, K.J., Wittenmark B., (1990) Computer Controlled Systems, Prentice Hall
- [Cox 94] Earl Cox, The Fuzzy Systems Handbook, Ap-Professional, 1994
- [Hel 91] Hellendoorn, H. Fuzzy Logic and Fuzzy Control., Proceedings, IEEE-Symposium Delft oct. 1991
- [Hell 91] Hellendoorn H., Thomas, C. On Defuzzification in Fuzzy Control., Proceedings, IEEE-Symposium Delft oct. 1991
- [Ken 94] Kendel, A. (1994) Langholz G. Fuzzy Control Systems., CRC-Press London
- [Mam 81] Mamdani, E.H. (1981) Fuzzy Reasoning and its Applications Academic Press London

Sisteme Fuzzy adaptive (4.3)

- [Bal 89] Baldik, P. Hornik, K., Neural Networks and Principal Component Analysis: Learning from Examples Without Local Minima, Neural Networks, vol 2., 1989, pp. 53-58.
- [Kan 94] Abraham Kandel; Gideon Langholz, Fuzzy Control Systems, CRC-Press, 1994
- [Kor 94] Granino A. Korn, Neural Networks And Fuzzy-Logic Control On Personal Computers, Mit Press
- [Mam 81] Dr. E.H. Mamdani, Fuzzy Reasoning And Its Applications, Academic Press, 1981
- [Mil 96] Peter M. Mills; Albert Y. Zomoya etc., Neuro-Adaptive Process Control, Jhon Wiley & Sons, 1996
- [Mor 91] Manfred Morari; E. Zafirov, Robust Process Control, Prentice-Hall, 1991
- [Nar 92] Kumpati S. Narendra, Stable Adaptive Systems, Prentice Hall, 1992
- [Nic 95] Junhong Nic; Derek A. Linkens, Fuzzy- Neural Control, Prentice-Hall, 1995
- [Wan 94] Li-Xin Wang, Adaptive Fuzzy Systems And Control, Prentice-Hall, 1994

Tipuri de control automat al sudării (5)

- [Joh 88] Curtis D. Johnson, Process Control Instrumentation Technology, Prentice-Hall, 1988
- [Mar 95/3] Dávid L. Márton L. : Inteligența artificială în comanda instalației cu fascicul de electroni.(Simpozionul internațional MTeM'95 Cluj-Napoca (Cugir) vol 1.pag 337-342,).
- [Mar 95/4] Márton L. Dávid L. : Electron Beam Welding System Based on Intelligent Control and Image Processing. (Simpozionul internațional IFAC-IMS'95 București).
- [Mar 95/5] Marton, L. David, L. Intelligent Control in Electron Beam Welding System Based on Image Processing, Proceedings of Fifth International Symposium on Automatic Control and Computer Science Iasi, 1995, vol.1, pag 252-256.

- [Mar 95/6] Marton, L. David, L. Similarity Between State, Parameter and Neurofuzzy Real Time Control in Electron Beam Welding Equipment. (Proceedings of 3rd Workshop on Intelligent Manufacturing Systems IMS'95-IFAC Bucuresti, 1995, pag. 213-217
- [Mar 96/7] Haller, P. David, L. Marton, L. Distributed Control System for a tracking problem, Proceedings on Automation and Industrial Informatics, Timisoara, 1996.vol.1, pag.169-176
- [Mar 96/8] Marton, L. David, L. Nonconventional welding technology based on artificial intelligence, Proceedings on TOOLS, Miskolc, 1996, pag. 207-213,
- [Mar 93] David, L. Marton, L. Prelucrarea imaginii în tehnologiile cu flux de electroni, Buletinul stiintific Universitatea Tehnica din Tg.Mureş 1993, vol V pag.59-62.
- [Mar 98] Laszlo F. Marton and Horatiu Grif and Tihamer S. Brassai CMAC Type Artificial Neural Network Used in Trajectory Following. International Conference On AIF, Bratislava'98
- [Mar 97/1] Marton L Sistem de prelucrare cu fascicul de electroni, Referat doctorat 1997
- [Mar 97/2] Marton L Algoritmi de conducere a proceselor bazați pe prelucrarea imaginilor și recunoaștere formelor. Referat Doctorat 1997
- [Mar 97/3] Marton L Algoritmi de conducere a proceselor bazați pe inteligență artificială. Referat Doctorat 1997

LISTA DE FIGURI

Figura 1.2.1	Schema bloc a instalației de prelucrare cu fascicul de electroni	9
Figura 1.2.2	Schema bloc a sistemului de captare imagine	11
Figura 1.2.3	Formarea semnalului de sincronizare orizontală	12
Figura 1.2.4	Formarea semnalului de sincronizare verticală	13
Figura 2.1.1	Repartiția cedării energiei în solide	26
Figura 2.1.2	Formarea canalului de sudura	27
Figura 2.1.3	Distribuția de temperatură pe suprafața unei piese de oțel	31
Figura 2.1.4	Canal de topitură	32
Figura 2.1.5	Randamentul termic în funcție de viteză	32
Figura 2.2.1	Tipuri de catozi	35
Figura 2.2.2	Catod ascuțit cu simetrie circulară	36
Figura 2.2.3	Catod cu încălzire indirectă	36
Figura 2.2.4	Catod ascuțit Sakahi Maruse	36
Figura 2.2.5	Catod de plasmă	37
Figura 2.2.6	Catod de electrod Wehnelt de comandă	37
Figura 2.2.7	Catod Pierce cu încălzire indirectă	38
Figura 2.2.8	Catod pentru tun cu tensiunea de accelerație 60 kV	39
Figura 2.2.9	Reglare curent fascicul cu tensiunea Wehnelt	40
Figura 2.2.10	Ansamblu de catod cu încălzire indirectă	41
Figura 2.2.11	Suprafețe echipotențiale datorate distribuției de sarcină	42
Figura 2.2.12	Suprafețe echipotențiale datorate distribuției de dipol	43
Figura 2.2.13	Suprafețe echipotențiale în vecinătatea catodului primar	43
Figura 2.2.14	Suprafețe de schimb radiativ între catodul primar și catodul masiv	45
Figura 2.2.15	Curentul prin catodul primar în funcție de diametrul catodului	46
Figura 2.2.16	Valoarea staționară a puterii de încălzire al catodului masiv	47
Figura 2.2.17	Temperatura catodului primar și masiv la o variație treaptă a curentului de comandă I_{pk}	48

Figura 2.2.18	Temperatura catodului primar și masiv la o variație rampă a curentului de comanda I_{pk}	49
Figura 2.2.19	Puterea de încălzire a catodului masiv la o variație treaptă a curentului I_{pk}	49
Figura 2.2.20	Puterea de încălzire a catodului masiv la o variație rampă a curentului I_{pk}	49
Figura 2.2.21	Potențialul electric între sferele catod-anod	51
Figura 2.2.22	Suprafața Wehnelt la diferite tensiuni	51
Figura 2.2.23	Modelul focalizării magnetice	52
Figura 2.2.24	Variația curentului de focalizare	53
Figura 2.3.1	Lentile de focalizare magnetică	55
Figura 2.3.2	Distribuția inductanței magnetice cu cele două aproximări	56
Figura 2.3.3	Schema de principiu a circuitului comandă de focalizare	58
Figura 2.3.4	Variația distanței de focalizare funcție de curentul de focalizare	59
Figura 2.3.5	Variația distanței de focalizare funcție de curentul de focalizare Cu parametrii.	60
Figura 2.3.6	Imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare	62
Figura 2.3.7	Aplicarea criteriului Tenengrad pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare	64
Figura 2.3.8	Aplicarea criteriului variației pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare	65
Figura 2.3.9	Aplicarea criteriului sumă-modul-diferență pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare	66
Figura 2.3.10	Aplicarea criteriului celor 8 vecinătăți pentru un set de 12 imagini captate pentru diferite valori ale curentului de focalizare	67
Figura 2.3.11	Funcții de apartenență fuzzy	72
Figura 2.3.12	Curentul electronic reflectat și captat în timpul adâncirii canalului de sudură	75
Figura 2.4.1	Sistemul de coordonate al imaginii XOY	78
Figura 2.4.2	Sistemul de coordonate al piesei xoy	78
Figura 2.4.3	Sistemul de coordonate piesă și imagine	79
Figura 2.4.4	Elemente din sistemul de coordonate imagine	80
Figura 2.4.5	Stabilirea sistemului de referință captare succesivă a două imagini	81

Figura 2.4.6	Sisteme de coordonate ale imaginilor rotite	81
Figura 2.4.7	Valori de translație la poziția relativă a două imagini	82
Figura 2.4.8	Imagini succesive și poziția lor relativă pentru corelație maximă	83
Figura 2.4.9	Relația între dimensiuni fizice și centrul de rotație	84
Figura 2.4.10	Schema bloc de stabilire centru de rotație piesă	85
Figura 2.4.11	Două imagini succesive captate. Traiectoria compusă obținută prin suprapunerea imaginilor	86
Figura 2.4.12	Sisteme de refrință la rotația piesei	87
Figura 2.4.13	Exemplu de traiectorie și o imagine din structura ei	89
Figura 2.4.14	Algoritmul de stabilirea traiectorie	90
Figura 2.4.15	Traiectorie de pătrat urmărit pe durata unei rotații a piesei	91
Figura 2.4.16	Valorile prescrise pentru deflexie după X și Y	91
Figura 2.4.17	Traiectoria cu viteză constantă de parcurgere	92
Figura 2.4.18	Structura de reglare de urmărire	92
Figura 2.4.19	Schema bloc cu regulator de urmărire bazat pe model invers	94
Figura 2.4.20	Calcularea abaterii traiectoriei	95
Figura 2.4.21	Poziție măsurată	99
Figura 2.4.22	Obținerea punctului de traiectorie	100
	Secvențe de imagini ANEXA 1 Capitol II	105
	Secvențe de imagini ANEXA 2 Capitol II	109
	Secvențe de imagini ANEXA 3 Capitol II	112
Figura A2.1	Captarea succesivă a două imagini	117
Figura A2.2	Două imagini succesive și traiectoria prin translație	119
	Secvențe de imagini ANEXA 5 Capitol II	121
	Secvențe de imagini ANEXA 6 Capitol II	125
Figura 3.1.1	Imagine și o reprezentare a imaginii	131
Figura 3.1.2	Elementele unui sistem de procesare a imaginilor	132
Figura 3.1.3	Vecinătatea de patru și opt la un pixel	133
Figura 3.1.4	Paradox de vecinătate de patru	134
Figura 3.1.5	Paradox de vecinătate de opt	135
Figura 3.1.6	Histogramă de nivele de intensitate	136
Figura 3.1.7	Codificare Freeman pentru bordură obiect	138

Figura 3.1.8	138
Exemplu pentru codul FAX	
Figura 3.1.9	139
Graf de vecinătate de regiuni	
Figura 3.1.10	141
Transformări de niveluri gri	
Figura 3.1.11	142
Operația de egalizare histogramă	
Figura 3.1.12	142
Efectul egalizării histogramei	
Figura 3.1.13	142
Forme de distorsiuni frecvente	
Figura 3.1.14	144
Forme de interpolare	
Figura 3.1.15	146
Efectul filtrelor de nivelare	
Figura 3.1.16	147
Gradient și vector muchie	
Figura 3.1.17	148
Profile tipice de muchii	
Figura 3.1.18	150
Profile de trecere prin zero	
Figura 3.1.19	154
Axele mediane pentru trei regiuni simple	
Figura 3.1.20	155
Vecinătatea de opt pentru p1	
Figura 3.1.21	155
Ilustrarea condițiilor a și b (3.1.41)	
Figura 3.1.22	157
Regiune după Pas1 și Pas 2 și scheletonul obținut	
Figura 3.2.0	158
Recunoaștere statistică a formelor	
Figura 3.2.1	159
Reprezentanții celor două clase propuse	
Figura 3.2.2	160
Histograma de apariție caractere	
Figura 3.2.3	161
Clasificare ipotetică cu două trăsături	
Figura 3.2.4	161
Preprocesare în RF	
Figura 3.2.5	162
Limite de decizie	
Figura 3.2.6	163
O altă formă de reprezentare histogramă	
Figura 3.2.7	164
Caracterizarea diferitelor probabilități	
Figura 3.2.8	167
Reprezentarea probabilității de cuplare a două clase	
Figura 3.2.9	168
Schema de funcționare a RF sintactice	
Figura 3.2.10	169
Un exemplu de descriere forme prin alfabet și structură	
Figura 3.2.11	170
Schemă RF folosind rețeaua neuronală artificială	
Figura 3.2.12	171
Transformare de normalizare	
Figura 3.2.13	174
Transformare Karhunen Loeve pentru 2D	
Figura 3.2.14	174
Rețeaua autoasociativă de două straturi	

Figura 3.2.15	Eroare de reducere dimensionalitate	175
Figura 3.2.16	Arhitectura schematică cu ANN pentru invarianță translație	177
Figura 3.2.17	Ilustrarea noțiunii de bias și varianță	179
Figura 3.3.1	Limitele toleranțelor pentru aproximarea unui filtru trece jos	183
Figura 3.3.2	Aproximația Butterworth	184
Figura 3.3.3	Forma generală a aproximării Cebâșev	186
Figura 3.3.4	Polinoame Cebâșev	187
Figura 3.3.5	Caracteristica filtrului trece jos ideal	192
	Secvențe de imagini ANEXA 1 Capitol III	196
Figura A2.3.1	Imaginea binarizată și umflarea ei	197
Figura A2.3.2	Imaginea încărcată și filtrată	198
Figura A2.3.3	Imaginea convertită în binar și inversată	198
Figura A2.3.4	Imagine filtrată și scheletonul	199
Figura A2.3.5	Imaginea încărcată și filtrată	199
Figura A2.3.6	Imaginea convertită în binar și inversată (cu gaură)	199
Figura A2.3.7	Imaginea convertită în binar și inversată	200
Figura A2.3.8	Imagine filtrată și scheletonul	200
	Secvențe de imagini ANEXA 3 Capitol III	218
Figura 4.1.1	Cele trei structuri de învățare neadaptive	226
Figura 4.1.2	Regulator de învățare directă	228
Figura 4.1.3	Arhitectura de învățare predictivă	229
Figura 4.1.4	Arhitectura de referință pentru module de reglare	230
Figura 4.1.5	Arhitectura unui modul de control intern	230
Figura 4.1.6	Arhitectura sistemului de reinformare ASE-ACE	231
Figura 4.1.7	Sistem de parametrizare regulator PID	232
Figura 4.1.8	Structura generală a unei memorii asociative	234
Figura 4.1.9	Reprezentarea selecției celor 3 ponderi	235
Figura 4.1.10	Domeniul de intrare și alegerea straturilor	195

Figura 4.1.11	Modul de formare a suprafeței de alegere a valorii de ieșire triunghilară	237
Figura 4.1.12	Modul de formare a suprafeței de alegere a valorii de ieșire Tip funcție de apartenență Gauss	237
Figura 4.1.13	Funcții de bază B-spline	245
Figura 4.2.1	Schema bloc a algoritmului PID	248
Figura 4.2.2	Ilustrarea fenomenului de saturație	252
Figura 4.2.3	Schema bloc a regulatorului PID cu buclă de antisaturație	252
Figura 4.2.4	Algoritm PI-fuzzy redus la baza de reguli unidimensională	254
Figura 4.2.5	Regulator fuzzy PID cu bază de reguli bidimensionale	255
Figura 4.2.6	Schema sistemului de reglare prin resetare pe baza erorii și a variației ei	256
Figura 4.2.7	Relația dintre coeficientul p și factorul de resetare	257
Figura 4.2.8	Schema regulatorului cu resetare pe baza erorii și a semnalului de comandă	258
Figura 4.2.9	Schema pentru Tip1	259
Figura 4.2.10	Schema pentru Tip2	259
Figura 4.2.11	Schema pentru Tip3	259
Figura 4.2.12	Schema pentru Tip4	260
Figura 4.2.13	Schema pentru Tip5	260
Figura 4.3.1	Reprezentarea logicii fuzzy cu o rețea neuronală	265
Figura 4.3.2	Model paralel, model serial	266
Figura 4.3.3	Sisteme de procesare fuzzy a informației	266
	Secvențe de imagini ANEXA 1 Capitol IV	288
	Secvențe de imagini ANEXA 2 Capitol IV	292
	Secvențe de imagini ANEXA 3 Capitol IV	295
Figura 5.1.1	Pregătirea mecanică a traiectoriei de sudat	301
Figura 5.1.2	Structura rețelei de calculatoare utilizată	302
Figura 5.1.3	Secvență temporală de focalizare inițială	303
Figura 5.1.4	Captare imagine, variante	303
Figura 5.1.5	Calcularea factorului de calitate imagine IQ	304

Figura 5.1.6	Procese de reglare a distanței optime de focalizare	304
Figura 5.1.7	Proceduri de poziționare pe traiectorie sub fascicul	305
Figura 5.1.3	Proceduri de extragere traiectorie în metoda off_line	306
Figura 5.1.9	Procedura de sudare off_line	307
Figura 5.1.10	Procedura de sudare on_line cu reglare OF	308
Figura 5.1.11	Structura regulatorului OF	308
Figura 5.1.12	Modul de calculare a comenzilor $O_x O_y$	309
Figura 5.1.13	Extragerea on_line din imagine a coordonatelor punctelor Traiectoriei și a punctului curent de sudură	309
Figura 5.1.14	Extragerea punctelor tehnologice	310
Figura 5.1.15	Sistemul de urmărire și sudare traiectorie cu OF+CMAC	311
Figura 5.1.16	Sistemul de urmărire și sudare traiectorie CMAC	312
Figura 5.1.17	Regulator OF+CMAC	312
Figura 5.1.18	Regulator CMAC	313
Figura 5.1.19	Reglare neuroadaptivă CMAC	313
Figura 5.1.20	Schema I/O a reguletoarelor de urmărire utilizte	313
Figura 5.1.21	Semnal de intrare pentru focalizare în adâncime	314
	Secvențe de imagini ANEXA 1 Capitol V	315
Figura A2.5.1	Formarea octeților de comunicație între două sisteme	320
Figura A3.2.1	Sistem de poziționare	322
Figura A3.2.2	Element traductor	323
Figura A3.2.3	Principiul de funcționare a traductorului Incremental	324
Figura A3.2.4	Principiul de funcționare a elementului Sensibil	324
Figura A3.2.5	Traductorul montat pe axul motorului	326
Figura A3.2.6 – 11	Diagrame de calibrare traductor	329
Figura 6.1	Focalizare pe suprafața materialului	334
Figura 6.2	Focalizare în adâncime	335
Figura 6.3	Regulator Neurofuzzy	336

Figura 6.4		
	Secvență compusă de captare traiectorie off_line	340
Figura 6.5		
	Ultima secvență de sudare off_line	341
Figura 6.6		
	Secvență de sudare on_line	341
Figura 6.7		
	Secvență de comandă și învățare CMAC	341

T A B E L E

Tabel 1.1	Procedee tehnologice de utilizare a fascicul de electroni	5
Tabel 2.1.1	Valoarea parcursului maxim pentru Al in nm în funcție de energia electronilor incidenți.	24
Tabel 2.1.2	Randamentul eficace la încălzirea cu fascicul de electroni	27
Tabel 2.1.3	Puterea critică de fuziune adâncă pentru diferite metale	28
Tabel 2.1.4	Dependența între parametrii fasciculului și geometria canalului de sudură.	33
Tabel 3.3.1	Coeficienții polinomului Butterworth	185
Tabel 3.3.2	Polinoame Butterworth	185
Tabel 3.3.3	Funcții Cebâșev	186
Tabel A3.2.1	Nr de impulsuri pe rotații la traductorul incremental	328
Tabel A3.2.2	Durata de poziționare cu traductor incremental	329