

MINISTERUL EDUCATIEI SI INVATAMINTULUI
INSTITUTUL POLITEHNIC "TRAIAN VUIA" TIMISOARA
FACULTATEA DE ELECTROTEHNICA

Ing. GUI VASILE

STUDIUL REDARII SI INTERPRETARII OPTIMALE A
IMAGINILOR PRIN PRELUCRAREA NUMERICA A
SEMNALULUI VIDEO

Teză de doctorat

BIBLIOTECA CENTRALĂ
UNIVERSITATEA "POLITEHNICA"
TIMIȘOARA

Conducător științific
Prof.dr.ing.EUGEN POP

INSTITUTUL POLITEHNIC TIMISOARA
BIBLIOTECA
520.497
Volumul Nr.
Data: 226 E

C U P R I N S

pag.

1. INTERPRETAREA IMAGINILOR DE ANGIOCARDIOGRAFIE RADIONUCLIDICA	
1.1. Particularități ale imaginii de angiocardiografie radionuclidică de echilibru (ARE)	5
1.2. Analiza vizuală și tehnici de îmbogățire	9
1.3. Delimitarea regiunilor de interes	10
1.3.1. Tehnici de preprocesare	12
1.3.2. Metode bazate pe discriminarea cu prag	13
1.3.3. Metode bazate pe detecția muchiilor	14
1.3.4. Algoritmi specializați	16
1.4. Substracția radiației de fond	22
1.5. Măsurarea volumelor ventriculare și a parametrilor globali asociați	23
1.6. Analiza activității de contracție prin generarea și interpretarea imaginilor funcționale	25
1.6.1. Analiza Fourier de armonica întâi (AFAI)	28
1.6.2. Analize multiarmonică	28
2. ANALIZA ACTIVITĂȚII DE CONTRACȚIE A INIMII PRIN INTERCORELAȚIE CU FUNCȚII WALSH	
2.1. Metode intercorelației cu funcția Walsh de armonica întâi (MIW1)	31
2.2. Metoda cu dublarea rezoluției	35
2.3. O generalizare a MIW1	39
2.4. Algoritm pentru calculul amplitudinii și fazei prin MIW1, cu dublarea rezoluției	44
2.4.1. Algoritm de calcul	45
2.4.2. Implementarea algoritmului	47
2.5. Considerații privind analiza multiarmonică a CAT în domeniul Walsh	57
3. STUDIUL EFECTULUI ZGOMOTULUI ASUPRA REZULTATELOR ANALIZEI CURBELOR DE ACTIVITATE TEMPORALA	
3.1. Efectul zgomotului asupra coeficienților TFD	71
3.1.1. Definiții, notații și rezultate cunoscute	72

	pag.
3.1.2. Cazul zgomotului colorat, dependent de semnal .	74
3.1.3. Discuție	77
3.2. Studiul comparativ al efectului zgomotului asupra amplitudinii și fazei determinate prin AFAl și MIWl	81
3.2.1. Considerații preliminare	81
3.2.2. Studiul comparativ al RSZ la AFAl și MIWl . . .	83
4. REZULTATE ALE APLICĂRII MIWl LA INTERPRETAREA IMAGINI- LOR DE ANGIOCARDIOGRAFIE RADIONUCLIDICĂ DE ECHILIBRU .	99
4.1. Procedura de achiziție, prelucrare și interpretare	99
4.2. Rezultate	106
5. CONCLUZII	109
BIBLIOGRAFIE	113

STUDIUL REDĂRII ȘI INTERPRETĂRII OPTIMALE
A IMAGINILOR PRIN PRELUCRAREA NUMERICĂ A
SEMNALULUI VIDEO

Prelucrarea numerică a imaginilor s-a constituit printr-o amplă sinteză științifică, la care și-au adus o contribuție importantă ingineria electronică și tehnica de calcul, matematica, logica, psihologia și fiziologia. Devenind într-un timp relativ scurt un domeniu de cercetare interdisciplinară și pluridisciplinară, prelucrarea numerică a imaginilor își găsește o paletă largă de aplicații, vizând medicina și biologia, controlul și reglarea automată a proceselor industriale, robotica, cercetarea spațiului cosmic, televiziunea, teledetecția, telefotogrammetria, aplicații strategice în domeniul militar, meteorologia, fizica nucleară, circulația și altele. Impactul prelucrării imaginilor în domeniile amintite este adesea revoluționar, ceea ce explică interesul deosebit și evoluția extrem de dinamică înregistrată de această disciplină.

Redarea optimă a imaginilor se poate realiza în contextul a trei mari categorii de prelucrare : restaurarea, îmbogățirea și codarea imaginilor. Restaurarea urmărește redarea cu maximă fidelitate a unei imagini originale ce a suferit un proces oarecare de degradare prin modelarea sistematică a acestui proces. Obiectivul îmbogățirii imaginii este transformarea ei în vederea estompării unor trăsături conjuncturale concomitent cu accentuarea caracteristicilor esențiale. Se creează astfel premise unei interpretări mai facile, posibil mai exacte, pe baza unei imagini în general mai puțin fidele decât versiunea originală. Interpretarea poate reveni observatorului uman sau unui sistem automat. Tehnicile de codare urmăresc redarea imaginii cu un număr minim de biți în condițiile păstrării în anumite limite - prespecificate - a calității imaginii.

Optimizarea transformărilor efectuate asupra imaginii impune elaborarea unor măsuri adecvate pentru calitatea și fidelitatea unei imagini, respectiv pentru distorsiuni și erori. Aceste măsuri trebuie să poată fi determinate numeric și totodată să fie în acord cu evaluările subiective ale observatorului uman. Interpretarea obiectivă a imaginilor poate presupune, de asemenea, determinarea numerică a valorii unor parametri sau caracteristici ale imaginii și considerarea riguroasă a efectului diverselor surse de eroare asupra rezultatului acestor determinări, în vederea optimizării prelucrării și a proceselor de decizie ce pot fi necesare în faza de interpretare. Rezultatele și experiențe acumulate în teoria măsurării și practica metrologică sînt de mare actualitate în acest sens, fiind însă necesare dezvoltări și cercetări specifice noului domeniu reprezentat de prelucrarea numerică a imaginilor. Mai mult, elaborarea unor modele matematice viabile ale imaginilor presupune specificarea domeniului concret de aplicare și optimizarea structurii și parametrilor modelului pe această bază.

Lucrarea de față constituie rezultatul activității depuse de autor în domeniul redării și interpretării optime ale imaginilor de scintigrafie dinamică a inimii, contribuțiile cele mai multe rămînînd specifice acestui domeniu. Validarea clinică a rezultatelor s-a obținut prin aplicarea lor extensivă, pe parcursul a doi ani, la Laboratorul de Medicină Nucleară al Spitalului Clinic Județean nr.1 din Timișoara.

Teza este structurată pe cinci capitole. Capitolul întâi reprezintă o sinteză bibliografică și o analiză critică a stadiului actual al cercetărilor în domeniul prelucrării numerice a imaginilor de angiocardiografie radionuclidică, variante la echilibru. Se propun și unele direcții de cercetare considerate de autor promițătoare, în parte avînd ca punct de plecare lucrări proprii.

În capitolul al doilea se prezintă o metodă originală de generare a imaginilor parametrice ale inimii, bazată pe intercorelație cu funcții Walsh, precum și un algoritm eficient de implementare cu microprocesor, conducînd la reducerea substanțială a timpului de calcul. Se prezintă posibilități de creștere a rezoluției la metoda propusă și unele generalizări. Se propune și o metodă de obținere a unor transformări unitare

ce dobîndesc, într-un anumit sens, proprietatea utilă a deplasării, în contextul generalizării metodei analizei de intercorelație cu funcții Walsh la mai multe armonici.

Al treilea capitol evaluează efectul zgomotului asupra rezultatelor analizei curbelor de activitate temporală a inimii. Prima parte este un studiu teoretic de interes mai larg, care generalizează rezultate cunoscute în literatură prin modelarea efectului zgomotului nestaționar și colorat asupra coeficienților transformării Fourier discrete. Pe baza rezultatelor teoretice obținute și a unor observații suplimentare se întreprinde o analiză comparativă a efectului zgomotului asupra analizei Fourier de armonica întâi și a metodei intercorelației cu funcții Walsh propusă de autor, confirmând performanțele apropiate ale acestora, în condițiile reducerii cu un ordin de mărime a duratei de prelucrare la metoda propusă. Se prezintă rezultatele unor teste efectuate pe calculator, în concordanță cu deducțiile teoretice.

Capitolul al patrulea are un caracter experimental. Se exemplifică modul de aplicare a metodei intercorelației cu funcții Walsh într-un studiu cardiac complet și se prezintă rezultatele aplicării extensive permițînd validarea ei clinică.

Ultimul capitol prezintă concluziile lucrării și sintetizează contribuțiile originale ale autorului.

Pentru elaborarea tezei, autorul a beneficiat de îndrumarea de înaltă competență și deosebit de stimulantă a conducătorului științific, prof.dr.ing.Pop Eugen, cărui îi este profund recunoscător.

Totodată autorul îi rămîne îndatorat profesorului dr. med. Deutsch Geza pentru condițiile de cercetare create în laboratorul de medicină nucleară al Spitalului Clinic Județean nr.1, Timișoara, pentru sprijinul permanent și învățămintele prețioase.

Colegilor Veronica Keller și Elena Boghețiu care au transformat manuscrisul greu lizibil într-o lucrare științifică precum și tutuzor celor care, în diverse forme, l-au ajutat în ultimele perioade, autorul le mulțumește pe această cale.

Capitolul 1

INTERPRETAREA IMAGINILOR DE ANGIOCARDIOGRAFIE RADIONUCLIDICA

În acest capitol se discută probleme ale interpretării imaginilor de angiocardiografie radionuclidică, varianta la echilibru, din punctul de vedere al tehnicilor de prelucrare implicate, a locului și rolului acestor tehnici în procesul de interpretare precum și al performanțelor necesare. Se descrie succint procesul de formare a imaginii, cu problemele asociate achiziției. Sînt trecute în revistă tehnicile de îmbogățire a imaginii în vederea interpretării vizuale, arătîndu-se limitările lor și necesitatea unor determinări cantitative. Se tratează mai amplu problema identificării automate a regiunilor de interes, propunîndu-se și utilizarea unei familii de operatori de diferențiere de ordinul doi directivi, introduși de autor și avînd unele avantaje potențiale ce justifică o cercetare mai profundată. Substracția radiației de fond și măsurarea volumelor ventriculare și a parametrilor asociați acestora încheie seria tehnicilor de prelucrare spațială. Analiza activității de contracție prin generarea și interpretarea imaginilor funcționale, avînd la bază prelucrarea curbilor de activitate temporară, încheie capitolul.

Angiografia radionuclidică este o tehnică de explorare cardiologică neinvazivă, anatomică și funcțională, de importanță majoră în diagnosticul unui număr însemnat de afecțiuni ale inimii. Rezoluția mai slabă a imaginii față de angiografia de contrast sau ecografie este compensată de avantajele neinvazivității și stabilității superioare a rezultatelor /1/. De altfel, rezoluția comerei scintigrafice nu constituie o barieră absolută, fiind demonstrată /2/ posibilitatea detecției unor mișcări de ordinul milimetrului ale peretilor cavităților, cu ajutorul unor gascamere cu rezoluție de 6 - 7 mm.

Angiografia radionuclidică se aplică în variantele la primă trecere și la echilibru (ARE), a doua fiind mai răspândită. Din punctul de vedere al complexității interpretării și a procedurilor de prelucrare numerică implicate, dar și din punctul de vedere al importanței rezultatelor, imaginile de angiocardiografie radionuclidică de echilibru se bucură de un interes deosebit, fiind obiectul unor cercetări curente ce continuă să înregistreze progrese notabile. Se menționează că deși lucrarea prezentă este dedicată interpretării imaginilor de ARE, problematica abordată prezintă un interes crescând și în studii de scintigrafie dinamică pulmonară, hepatică sau renală /3/ - /6/.

1.1. Particularități ale imaginii de angiocardiografie radionuclidică de echilibru (ARE)

În ARE imaginea este constituită dintr-un număr de N (tipic 16 - 24) cadre, reprezentând faze succesive ale ciclului de contracție cardiacă. Sub acțiunea radiotrazorului ($Tc99$) injectat pacientului și fixat de hematii, pe cristelul gamacamerei, poziționate în dreptul inimii, se produc scintilații detectate de o rețea de fotomultiplicatori. Prin interpolarea răspunsului tuturor fotomultiplicatorilor se obțin coordonatele spațiale ale sursei ce generează fiecare scintilație. Impulsul obținut la o anumită scintilație este dirijat spre blocul de memorie unde are ca efect incrementarea conținutului locației cu adrese corespunzătoare coordonatelor sursei. Pentru înregistrarea evoluției temporale a activității inimii, achiziția se realizează sincron cu ciclul cardiac. În acest scop, intervalul R-R al undei EKG, captată într-o derivație ce utilizează patru electrozi, este împărțit în N intervale de timp echidistante, acoperind circa 90% din ciclul complet (fig.1). Scintilațiile sînt acumulate separat în funcție de momentul apariției, în N cadre, corespunzătoare celor N intervale de timp. Durata achiziției unei imagini este cuprinsă uzual între 5 și 20 de minute, ceea ce asigură un nivel mediu de 100 - 300 scintilații/pixel în zona ventriculară, unde activitatea este maximă.

Rezultatul achiziției este un bloc de date ce poate fi interpretat ca un set de N imagini bidimensionale de format $M \times N$ (fig.2) sau ca o imagine unică tridimensională de format $M \times N \times N$. Corespunzător elementul de coordonate spațiale (i_0, j_0)

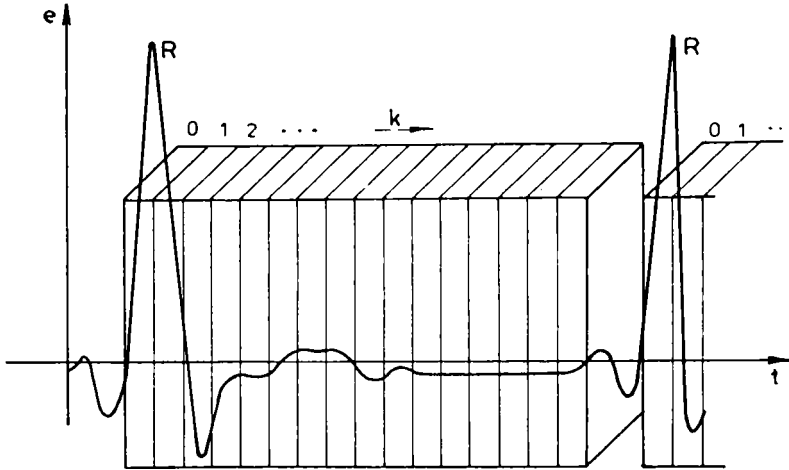


Fig.1

și unei astfel de imagini poate fi interpretat ca un pixel în a k -a imagine, sau ca un vector f , denumit adesea dixel sau trixel, reprezentând evoluția temporală a activității inimii în punctul respectiv. Alternativ, vectorul f se poate reprezenta ca o secvență periodică, discretă, de N eșantioane, $f(k)$, la care ne vom referi cu termenul de curbă de activitate temporală (CAT), înțelegând implicit realizată și eșantionarea acestei curbe (fig.3).

Camerele științifice de fabricație recentă sînt prevăzute cu dispozitive pentru corecția automată a neuniformității de câmp, asigurînd pe întreaga suprafață a cadrelor de imagine stabilită ale valorii sensibilității de ordinul procentului /7/. Corecția distorsiunilor geometrice și posibilitatea reducerii în acest mod a neuniformității de câmp se tratează simplu în /8/.

O problemă specifică achiziției imaginilor de $M \times N$ este provocată de variațiile, uneori rapide, ale ritmului cardiac. Un efect al acestor variații este reducerea contrastului în

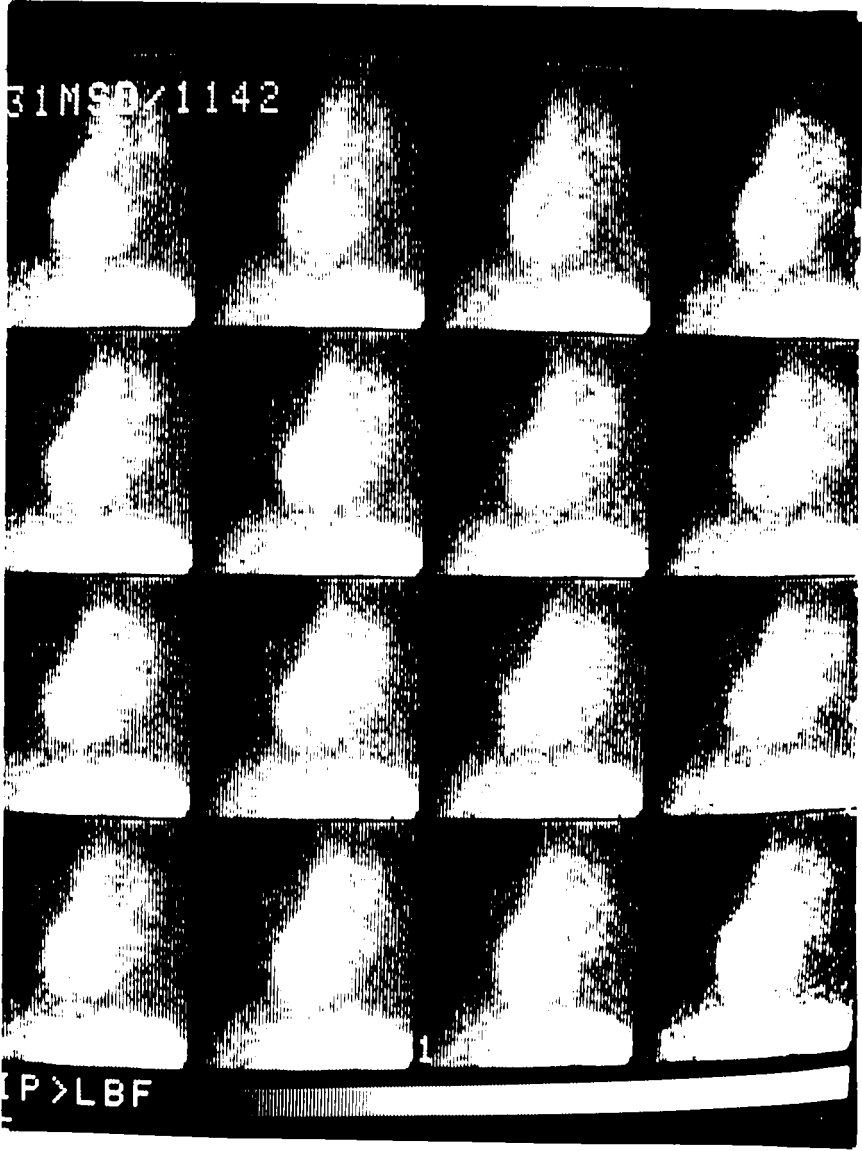


Fig. 2

ultimele cegre. Acceptându-se faptul că în cazul extrasistolelor prima porțiune a ciclului cardiac rămâne practic nesfektată, reducerea duratei acestuia avînd loc prin dereglarea evoluției diastolice, compensarea efectului amintit este posibilă prin multiplicarea imaginilor afectate cu factor astfel calcu-

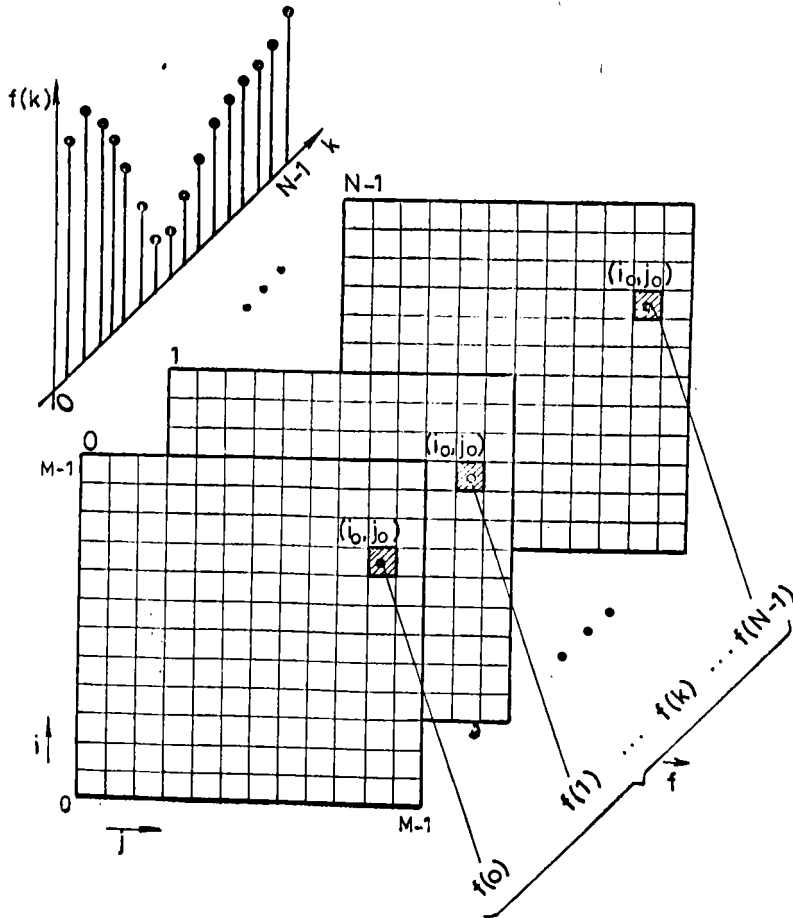


Fig.3

lat încît să restabilească exact valoarea medie a fondului pe care se profilează imaginea inimii, măsurată în primele cadre, O tehnică mai simplă constă în omiterea din analiză a ultimei porțiuni a CAT /9/, /10/, optimizată pe baza unui criteriu ce minimizează puterea relativă a armonicilor superioare în raport cu fundamentala în /11/. Este posibilă, de asemenea /1/ excluderea din achiziție a scintilațiilor generate în oricare ciclu ce se abate de la durată normală peste o anumită limită prestabilită. Potențial această metodă permite rezolvarea cea mai corectă a problemei, cu observația că, în condițiile impunerii unui anumit nivel mediu al imaginii, prelungește simțitor durata achiziției.

Necesitatea acumulării unui număr suficient de mare de scintilații pentru fiecare înregistrare se datorează zgomotului de fluctuație, dependent de semnal și distribuit Poisson, caracteristic imaginilor scintigrafice /12/. Acest deziderat este în contradicție cu cerințele de dozare moderată a radionuclidului și de reducere a duratei înregistrării (manifestată mai acut în studiile de efort sau în urgențe). Din acest motiv, zgomotul păstrează un nivel însemnat în imaginile scintigrafice impunând luarea în considerație sistematică a efectului acestuia asupra rezultatului prelucrării și dezvoltarea unor metode de analiză cu imunitate la zgomot cît mai ridicată.

1.2. Analiza vizuală și tehnici de îmbogățire.

Analiza vizuală reprezintă prima etapă de interpretare a imaginilor de ARE. Tehnicile de prelucrare ce pot facilita acest proces sînt cele de îmbogățire a imaginilor /14/ - /18/. În majoritate aceste tehnici sînt de uz general, fiind implementate software pe echipamentele de prelucrare a imaginilor scintigrafice și comercializate ca atare. De exemplu, scintigrafia Ohio-Nuclear este prevăzută cu sistemul de operare VIP, ale cărui comenzi includ între altele prelucrările următoare /13/ :

- FSMO, filtrare de netezire spațială prin convoluție cu operatorul

$$H = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

- RMV, șterge punctele cu activitate sub un anumit prag prescriis de utilizator, presupuse ca aparținând fundalului

- CNTN, normalizează imaginea prin multiplicare cu o constantă ce asigură valoarea integrală a imaginii prescriisă de utilizator

- NEG, inversează scara de gri a imaginii

- DSP, afișează prin lupă electronică (bazată pe interpolare de ordinul zero) conținutul unei zone specificate (format întreg, cadran sau hexant) de imagine

- SID, afișează secvențial zonele specificate (cadrane sau hexanți), cu viteză prescriptibilă potențiomtric.

Prelucrări de tip fereastră de gri se realizează în timp real, prin metode numerice, cu reglaj potențiomtric al parametrilor de prelucrare (nivel de bază și lățime fereastră). Se includ de asemenea curent facilități de tipul creionului optic, necesare marcării unor regiuni de interes. Sistemele de fabricație mai recentă sînt echipate cu afișoare color, permițînd prelucrări pseudocolor.

Analiza vizuală permite numai depisterea unor anomalii simple /19/, fiind totodată puternic dependentă de experiența și subiectivismul observatorului. Numai prin recurgere la determinări cantitative se poate exploata efectiv avantajul stocării numerice a imaginii scintigrafice.

1.3. Delimitarea regiunilor de interes

Posibilitatea de a măsura precis și reproductibil parametrii caracteristici ai activității inimii creează premise pentru interpretarea mai obiectivă a imaginilor de ARE, cu avantaje clinice semnificative. De cele mai multe ori, măsurarea vizează un segment specific al imaginii, de exemplu un anumit ventricul. Evident, precizia cu care se tresează conturul ventricular, reprezentînd o regiune de interes (RI), influențează direct rezultatele măsurărilor ulterioare /20/. Chiar și pentru un specialist bine antrenat, identificarea regiunii de interes pune probleme datorită celității albe a imaginii și uneori datorită suprapunerii părțile a camerelor, ce rezultă al unei proiecții neconvensibile.

Fără treserea manuală, cu ajutorul creionului optic a conturilor RI, se valorifică experiența și inteligența supe-

riooară a operatorului uman în comparație cu inteligența artificială înglobată în algoritmi de identificare automată a RI. Cu toate acestea, problema automatizării detecției RI a fost intensiv studiată, avînd în vedere următoarele :

- Tressarea manuală este subiectivă și conduce rapid la creșterea erorilor datorită oboselii operatorului uman./19/,
- tressarea automată, deși mai puțin adaptabilă, este mai obiectivă, conducînd la parametri cu reproductibilitate superioară /21/,
- tressarea automată a RI permite standardizarea procedurilor de prelucrare și calibrarea măsurărilor,
- identificarea automată a RI în imaginile de ARK este o problemă tehnică delicată, ce nu și-a găsit încă rezolvarea definitivă, deși există soluții acceptabile utilizate curent cu avantaje certe.

Cele mai numeroase studii au fost dedicate problemei detecției automate a RI a ventriculului stîng (VS) datorită importanței clinice deosebite /19/ a parametrilor funcției ventriculare. Detecția ventriculului drept (VD) devine, de asemenea, o problemă actuală în cercetările mai recente cu privire la regurgitațiile valvulare și a șunturilor centrale stînga - dreapta /22/ - /25/ dar este și mai dificilă, nefiind consacrate pînă în prezent metode automate cu rezultate satisfăcătoare.

Dificultățile principale, în obținerea unei detecții precise rezultă din rezoluția redusă a imaginilor scintigrafice asociate cu nivelul de zgomot ridicat. În sfera rezoluției reduse, pierderea definiției conturului ventricular se datorează în bună măsură și mișcării peretelui ce nu poate fi neglijată în intervalul de timp tipic de 50 ms /19/ existent între două cadre succesive la o achiziție de 15 imagini pe ciclu la un ritm cardiac normal de 70 - 80 bătăi pe minut. Factori suplimentari nesemnalați în literatura de specialitate, dar a căror contribuție credem că poate fi însemnată, sînt variația ritmului cardiac și nereproductibilitatea perfectă a ciclului cardiac, care conduc, prin medierea inerentă procesului de achiziție, la gradarea suplimentară a conturului.

1.2.1. Tehnici de preprocesare

În condițiile unei calități atât de slabe a imaginilor sîntigrafice, aplicarea unor filtre de netezire preelabile detecției este considerată /19/ o regulă aproape obligatorie. Operatorii trece-jos liniari de tipul (1.1) tind să "mînjească" și mai mult imaginea în zona conturului, astfel încît se poate pune sub semnul întrebării dacă efectul lor global este în favoarea detecției. Un răspuns competent la această întrebare, bazat pe un model matematic explicit al conturului ventricular nu poate fi găsit în literatura de specialitate.

În /19/ se sugerează că utilizarea operatorilor neliniari de tip median /26/ conduce la rezultate superioare. Experimente nesistematice ale autorului cu aceste filtre la preprocesare în vederea generării unor imagini parametrice (proces la care se face referire mai amplă în continuarea lucrării) au relevat însă și un efect de creștere a dispersiei parametrilor. Studii mai recente asupra proprietăților statistice ale filtrului nelinier median /27/, /29/, dificil de abordat teoretic, confirmă aceste observații.

Metodele de mediere selectivă pe direcția de gradient sau dispersie minimă /30/, /31/ prezintă o adaptabilitate mai bună și performanțe superioare, cu prețul creșterii moderate a complexității prelucrării. O altă metodă adaptivă denumită netezire cu fereastră variabilă /14/, /19/, modifică dimensiunile ferestrei de prelucrare în funcție de nivelul de gri, astfel încît să mențină constantă suma nivelurilor de gri ale punctelor din fereastră. Rațiunea unei astfel de proceduri constă în dependențe de semnal a zgomotului, ce predomină în zonele întunecate ale fundalului. Un studiu recent /32/ propune un filtru de netezire mai complicat, ce uniformizează raportul semnal/zgomot (hS_2) în toate punctele imaginii, asigurînd un răspuns foarte bun la semnal-treaptă. Se semnalează totodată posibilitatea apariției unor fenomene de negativare a contrastului.

Tehnici combinate de netezire prin mediere selectivă și cu fereastră variabilă nu se raportează în literatură deși par să fie deosebit de avantajoase în probleme specifică analizată aici. O tehnică de filtrare selectivă hibridă care com-

bină medierea selectivă cu filtrul median ce s-a propus recent în /33/, raportează rezultate excelente, complexitate de calcul redusă și posibilități de optimizare prin cercetări viitoare, ceea ce o face atractivă pentru imagini scintigrafice.

Metode specifice restaurării imaginii /15/, /16/, /34/ - /38/ estimează optimal imaginea originală chiar modelată general ca un proces nestaționar. Efortul de calcul este însă relativ mare și optimalitatea restaurării nu se extinde în mod necesar asupra rezultatelor detecției conturilor, deoarece detecția include și operații neliniare. Din acest motiv metodele de restaurare sînt mai puțin utilizate în prezent la preprocesare pentru detecția regiunilor de interes.

1.3.2. Metode bazate pe discriminarea cu prag

Discriminarea cu prag (DP) este o tehnică exploatată extensiv în segmentarea imaginilor /14/, /15/, nu numai datorită simplității ei și datorită rezultatelor excelente în numeroase aplicații și resurselor pe care le mai scot la iveală cercetările recente. În forma ei cea mai simplă DP transformă imaginea în punctul de coordonate (x,y) după regula

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & f(x,y) \geq t \\ 0, & f(x,y) < t \end{cases} \quad (1.2)$$

Automatizarea și optimizarea selecției pragului t este posibilă prin minimizarea probabilității de decizie eronată /14/, evaluată curent pe baza criteriului Bayes /39/. Aplicarea practică a metodelor bazate pe o astfel de minimizare se bazează pe analiza histogramelor de gri, presupuse bimodale, respectiv pe determinarea punctului de minim al văii histogramei. Aspecte de detaliu ale acestei analize se consideră în /14/ - /16/, /40/. Extinderea analizei la imagini cu n populații de gri se găsește în /41/.

O serie de tehnici de modificare dirijată a histogramelor de gri pe baza histogramelor de ordinul doi sau al operatorilor de contur /41/ - /44/ facilitează și obiectivizează selecția pragului. Ideea centrală a studiilor amintite este de a construi hitograma numai cu ajutorul ecelor elemente de imagine pentru care o anumită proprietate auxiliară (de exemplu răspunsul unui operator de tip gradient) depășește o pro-

centilă impusă (5 - 10 %).

Segmentarea cu prag dublu /45/ clasifică inițial drept obiect (fundel) punctele cu nivel mai mare decât un prag t_1 și drept fundel (obiect) punctele cu nivel mai mic decât un alt prag $t_2 < t_1$. Punctele rămase se clasifică în funcție de apartenența de clasă a vecinului cel mai apropiat. O generalizare a procedurii se propune în /46/ pentru n populații de gri.

Una din cele mai inovative idei în DP, care conferă metodei o adaptabilitate superioară, constă în utilizarea unui prag variabil. O metodă elaborată special pentru detecția RŪ ventriculare în angiograme ce utilizează un prag de discriminare variabil se descrie în mult citatul (vezi /19/, /47/) Studiu al lui Chow și Kaneko /48/. Imaginea este fragmentată într-un număr de blocuri. Blocurile cu histograme bimodale definesc praguri locale optimale, interpolate ulterior în toată imaginea pentru a defini un prag variabil.

Metodele de segmentare bazate pe DP conduc prin excelență la contururi continue și închise, ceea ce sporește eficiența lor de calcul prin eliminarea etapei de postprocesare. Autorul prezintă în /49/ rezultate experimentale ale aplicării unei asemenea metode implementate interactiv în studii pulmonare, hepatice, renale și de tiroidă, care confirmă întrutotul valabilitatea unei astfel de concluzii pentru imaginile scintigrafice. Cu toate acestea, rezultate cele mai bune pot fi obținute cu metodele mai complicate de detecție a muchiilor (în care DP este etapă fină de prelucrare) sau prin tehnici combinate.

1.3.3. Metode bazate pe detecția muchiilor

Detecția muchiilor (DM) se poate descompune în două etape. Prima realizează o accentuare a muchiilor, uzual pe baza unor operatori de diferențiere, în timp ce a doua etapă este o DP (fig.4). Pentru obținerea conturului finel, muchiile detectate mai sînt supuse unor operații de subțiere, umplere a golurilor și ștergere a fragmentelor de contur izolate, induse de zgomot /14/ - /16/. Ca și DP, subiectul este de interes major în recunoașterea formelor și în inteligența artificială, fiind tratat într-un număr impresionant de lucrări /14/ - /16/, /50/ - /51/.

Un aspect crucial în conceperea și optimizarea unui DM este alegerea modelului de muchie. Criteriul de optimizare utilizat curent este eroarea medie pătratică. Deși nu întotdeauna este evidentă optimalitatea acestui criteriu, el oferă im-

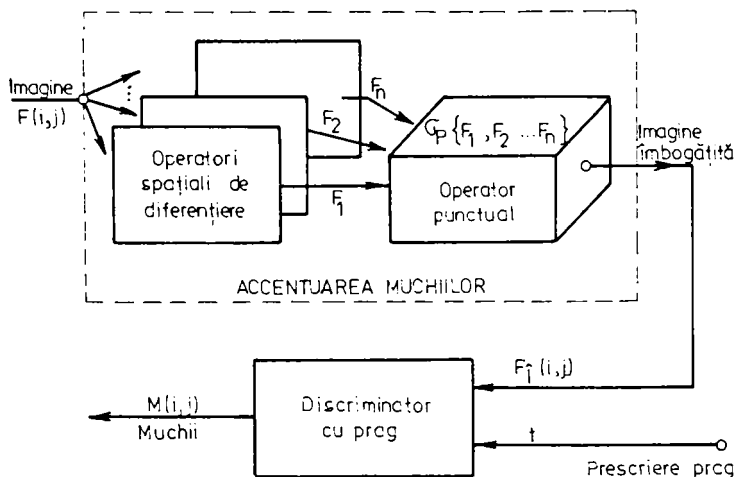


Fig.4

portantul avantaj al convenienței de calcul. Optimalitatea obținută în acest mod se restrânge doar la sensul matematic al termenului și criteriului și respectiv asupra modelului de muchie presupus implicit sau explicit în definirea algoritmului de detecție.

Dată fiind diversitatea tipurilor de muchii întâlnite în imagini, conceperea unui DM universal optimal nu pare să fie realizabilă. În schimb este posibilă dezvoltarea unor algoritmi performanți optimali pentru aplicații specifice /54/, /57/. Cu toate acestea, tendința actuală este de a se construi sisteme de vedere artificială bazate pe algoritmi de DM suboptimali cu avantaje la timpul de calcul, eventual implementabili în timp real, ce pot acoperi un domeniu de aplicații cât mai larg. Performanțele superioare ale segmentării se asigură prin organizarea ierarhic-cooperativă a sistemului /72/, exploatarea informațiilor apriorice structurale /73/, /74/ și organizarea prelucrării la multiple nivele de rezoluție /75/ - /77/.

Ultimul procedeu rezolvă implicit și general problema critică a stabilirii dimensiunii ferestrei de prelucrare realizând un compromis mai bun între rezoluția spațială și imunitatea la zgomot, decât cel permis de o fereastră fixă.

O aplicație recentă a DM la identificarea conturilor endocardiale în imagini ecografice /78/, adaptabilă la detecția VS în imagini scintigrafice combină DP cu DM. Muchiile generate cu un operator Sobel /15/ sînt utilizate pentru selecția pragului de segmentare astfel încît să se minimizeze distanța medie între conturul regiunii și muchiile Sobel, măsurată în interiorul unei ferestre 5x5.

1.3.4. Algoritmi specializați

Dezvoltarea variabilității anatomice, a proiecțiilor diferite, a zgomotului și a rezoluției spațiale modeste, în majoritate, algoritmi propuși pentru separarea RI a VS sînt specializați și complecși. În /79/ se dezvoltă un algoritm constînd în următoarele operații :

1. Determinarea centroidului VS prin analiza automată a proiecțiilor pe axele x și y ale imaginii mediate în timp.
2. Transformarea imaginii în coordonate polare (φ, θ) în jurul centroidului.
3. Derivarea dublă după coordonata φ .
4. Definirea matricii cost prin inversarea imaginii obținute la punctul 3.
5. Trasarea unui contur aproximativ liniar și neted de cost minim în matricea cost.
6. Trasarea conturului în coordonate carteziane prin interpolarea rezultatelor de la punctul 5.
7. Calculul centroidului pentru VS definit de conturul estimat la punctul 6.
8. Reluarea pașilor 2-6 cu noul centroid, rezultînd conturul final.

Primul pas este critic, motiv pentru care centroidul este afișat, fiind posibilă redefinirea lui de către operator, dacă rezultatul se consideră nesatisfăcător. Programul mai include :

- selecția automată a RI pentru subtracția radiației de fond

- calculul fracției de ejecție (FE) cu RI fixă
- calculul FE regionale
- trasarea conturilor VS la ES și ED
- calculul FE cu RI duală
- filtrarea temporală a imaginii
- detecția VS în toate cadrele
- calculul FE cu RI variabilă.

Algoritmul este dedicat imaginilor de ARE activate cu Tc^{99} . Variante ale algoritmului, dezvoltate special pentru angiocardiografie de contrast, respectiv tomografie cu $Tl-201$ /80/, /81/ obțin, de asemenea, rezultate superioare.

Transformarea imaginii în coordonate polare în jurul centroidului (definit pentru un contur aproximativ trasat de operatorul uman) se utilizează și în /82/, dar conturul se obține prin DP. Selecția automată a pragului de discriminare t se asigură prin maximizarea numărului de puncte $P(t)$ adiacente dintr-o regiune având nivelul mai mic sau egal decât t în cadrul L și mai mare decât t în cadrul $L+1$ sau invers :

$$P(t) = \sum_{i=1}^t \sum_{j>t}^k M_{ij} + \sum_{i>t}^k \sum_{j=1}^t M_{ij}, \quad (1.3)$$

cu

$$M_{ij} = \{ (G^L(I,J)=1) \cap (G^{L+1}(I,J)=j) \}, \quad (1.4)$$

unde $G^L(I,J)$ este nivelul de gri la punctul de coordonate spațiale (I,J) din cadrul L .

Regiunile se formează prin împărțirea zonei definite brut prin conturul trasat manual în opt zone unghiulare θ , fiecare subîmpărțită în opt raze φ . Pragul optim astfel obținut conservă maximum de informație de mișcare. Operațiile ce urmează sînt următoarele :

1. Punctele cu nivel de gri inferior pragului se convertesc în zerouri, celelalte rămîn intacte

2. Se caută conturul, dirijat în fiecare cadru, în punctele ce au supraviețuit pasului precedent, prin reajustarea succesivă a centrului și a zonei de căutare în funcție de rezultatele obținute pentru cadrul precedent.

3. Se interpolează spațial și se filtrează spațio-temporal imaginea pentru întregirea conturului.

O etapă costisitoare din punctul de vedere al timpului de calcul este transformarea coordonatelor carteziene în coordonate polare și apoi cea inversă. Scopul ei este de a permite calculul derivatei de ordinul doi direcționate pentru orientarea probabilă a conturului. Analiza profilului radial idealizat al ventriculului (fig.5) conduce rapid la concluzia că derivatele de ordinul întâi nu permit o localizare precisă a muchiilor, ele având valori ridicate într-o zonă foarte largă. Derivata a doua prezintă două valori extreme, maxima corespunzând conturului real (fig.5b). Operatorii spațiali de ordinul doi cunoscuți din literatură și utilizați curent în prelucrarea imaginilor sînt Laplacienii, avînd răspuns independent de

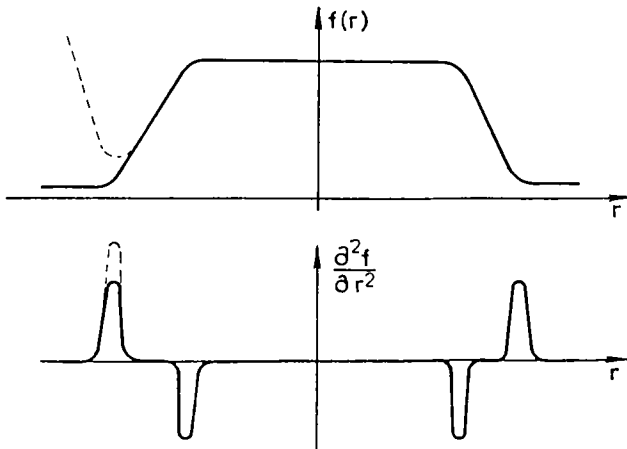


Fig.5

orientarea muchiei sau așa-numiții Laplacienii unidirecționali, măsurînd derivata de ordinul doi pe o singură direcție, de exemplu axa X /14/, /15/.

În /83/ autorul introduce o familie de operatori de ordinul doi ce pot fi utilizați la detecția muchilor prin metode de tipul suprapunerii de tipur. Operatorii se obțin printr-o convoluție spațială repetată cu operatorii de ordinul întâi :

$$H_{12} = H_{11} * * H_{11} .$$

(1.5)

520-492
226 E

Dacă H_{11} sînt operatorii cu suprapunere de tipar "de nivelul trei" /68/ :

$$H_{11} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H_{21} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(1.6)

$$H_{31} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{41} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{51} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{61} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_{71} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H_{81} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

se obțin :

$$H_{12} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & -4 & -6 & -4 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{22} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 & 1 \\ 0 & -2 & -2 & 2 & 2 \\ 1 & -2 & -6 & -2 & 1 \\ 2 & 2 & -2 & -2 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_{32} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -6 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{42} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & -2 & -2 & 0 \\ 1 & -2 & -6 & -2 & 1 \\ 0 & -2 & -2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{52} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & -4 & -6 & -4 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{62} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 2 & 1 \\ 0 & -2 & -2 & 2 & 2 \\ 1 & -2 & -6 & -2 & 1 \\ 2 & 2 & -2 & -2 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$H_{72} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -6 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_{82} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & -2 & -2 & 0 \\ 1 & -2 & -6 & -2 & 1 \\ 0 & -2 & -2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

(1.7)

Se verifică ușor că operatorii H_{12} au răspuns nul pe rampele de luminanță și au răspunsul maxim pentru una din direcțiile cardinale N-S, E-V, NE-SV, NV-SE. Datorită simetriei

$$H_{12} = H(1 \oplus 4)2 \quad (1.8)$$

unde \oplus este suma modulo 8 și în consecință operatorul nu detectează sensul gradientului de luminanță în forma (1.7). O modificare simplă înlătură acest inconvenient. Descompunând de exemplu H_{12} în forma

$$H_{12} = H_{121} + H_{122}, \quad (1.9)$$

unde

$$H_{121} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -3 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

$$H_{122} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -3 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

prin liniaritatea convoluției, răspunsul operatorului devine

$$F * H_{12} = F * H_{121} + F * H_{122} = G_{11} + G_{12} \quad (1.11)$$

Dacă "gradientii" satisfac inecuațiile $G_{11} \geq 0$ și $G_{12} \leq 0$, sensul gradientului este S-N, în timp ce $G_{11} \leq 0$ și $G_{12} \geq 0$ corespunde orientării N-S. Situațiile $G_{11} \geq 0$ și $G_{22} \leq 0$ corespund unor muchii în formă de V respectiv \wedge dacă semnele sînt invers.

Utilizarea operatorilor H_{12} pentru detecția contururilor ventriculare pare să fie avantajoasă deoarece :

- sînt operatori de ordinul doi, care s-au dovedit eficienți pe baza rezultatelor altor cercetări /79/ - /81/ ,
- prin ponderarea mai slabă a pixelilor marginali operatorii H_{12} rezolvă superior compromisul între sensibilitatea la zgomot, imunitatea la prezența muchiilor vecine și rezoluția /67/ ,

- permit un calcul rapid, evitând transformarea imaginii din coordonate carteziene în coordonate polare și invers

- evită în acest mod și erorile de interpolare introduse de transformarea coordonatelor, tratate în /81/ și /82/ prin postprocesare suplimentară

- pot fi implementați convenabil prin metode de căutare secvențială, cu avantajele reducerii substanțiale a numărului de puncte prelucrate în imagine și a încorporării mai flexibile a informațiilor apriorice.

Se poate conchide că determinarea RI în imaginile scintigrafice, în speță RIVS, este o problemă pentru care s-au găsit soluții aplicabile cu avantaje incontestabile, dar care este încă departe de a fi un subiect închis.

1.4. Substracția radiației de fond

Cea mai simplă metodă de substracție a radiației de fond (SRF) este cu RI laterală, în care radiația de fond este considerată constantă și valoarea ei se estimează prin medierea imaginii într-o RI definită uzual lateral în vecinătatea imediată a regiunii ventriculare, cu precauția de a exclude prezența accidentală a unor cavități sau vase mari. În imaginile activate cu Tc^{99} , ce se fixează de hematii, metoda permite o compensare satisfăcătoare fiind aplicată curent. Metode mai exacte, necesare cu precădere la scintigrafia cu $Tl-201$, fixat în țesuturi, se obțin acceptând modele ale fondului mai complicate și utilizând tehnici de substracție interpolative.

La SRF interpolativă se definește o RI de formă rectangulară care încadreză imaginea inimii. În fiecare punct din interiorul RI, radiația de fond este estimată prin interpolarea (de obicei liniară) valorilor de pe chenar. Față de interpolarea biliniară ce pare soluția cea mai directă, s-au propus două metode ce reduc efectul artefactelor de pe chenar (netezit în prealabil).

Prima metodă /84/ constă în interpolarea liniară separată pe orizontală și pe verticală, urmată de medierea rezultatelor. A doua /85/ este o generalizare a interpolării biliniare, estimând radiația de fond în punctul de coordonate (x,y) prin ecuația

$$RF(x,y) = \frac{w_1 F(x_S, y) + w_2 F(x_D, y) + w_3 F(x, y_S) + w_4 F(x, y_I)}{\sum_{i=1}^4 w_i} \quad (1.11)$$

unde :

$$w_1 = |(x-x_D)/(x-x_S)| + k \quad (1.12a)$$

$$w_2 = |(x-x_S)/(x-x_D)| + k \quad (1.12b)$$

$$w_3 = |(y-y_S)/(y-y_I)| + k \quad (1.12c)$$

$$w_4 = |(y-y_I)/(y-y_S)| + k \quad (1.12d)$$

x_S, x_D, y_S, y_I sînt coordonatele extreme ale KI, $k \neq 2$ și $F(x, y)$ este nivelul de gri. În punctele cu rezultat negativ, imaginea se aduce la zero. Marcarea punctelor de rezultat negativ situate în exteriorul chenarului permite un control vizual eficient asupra gradului de corecție.

1.5. Măsurarea volumelor ventriculare și a parametrilor globali asociați

Măsurarea volumelor se bazează pe proporționalitatea între numărul de scintilații înregistrate în fiecare pixel și activitatea în aria pixelului, respectiv între activitate și volumul proiectat pe aria pixelului. Operația presupune calibrarea sistemului prin măsurarea duratei înregistrării și concentrației sanguine a radiotrasorului precum și luarea în considerare a unor factori de influență ca timpul de înjumătățire, atenuarea fonică și coeficientul de absorbție al țesuturilor interpușe. Procedee de modelare a tuturor acestor factori, precum și efectul erorilor de calibrare asupra volumelor măsurate și asupra parametrilor bazați pe măsurători volumetrice sînt cunoscute și bine stabilite în prezent /8/, /9/, /86/ - /88/. Mai puțin studiat, deși important, este efectul erorilor în delimitarea KI la măsurarea volumelor ventriculare. Un pas inițial util în această direcție îl constituie lucrarea /89/, dedicată efectului cuantizării spațiale asupra contururilor în imagini.

Fracția de ejecție a ventriculului stîng (FEVS) este un indicator global cu viteză clinică deosebită al funcției ven-

tricolare, fiind considerat ca una dintre cele mai importante realizări ale angiocardiografiei computerizate /1/. Prin definiție,

$$FEVS = (VSED - VSES)/VSED , \quad (1.13)$$

unde VSED este volumul ventriculului stâng la sfârșit de diastolă și VSES este același volum la sfârșit de sistolă. Deoarece factorul de proporționalitate necesar în măsurarea volumelor ventriculare se simplifică în relația de definiție a FEVS, parametrul câștigă atributul de mare valoare al invarianței la condițiile de calibrare, care îi conferă o reproductibilitate superioară.

Factorii de influență cei mai importanți asupra rezultatului măsurării FEVS rămân definirea RI și SKF. Măsurarea FEVS cu RI fixă, practică inițial, tinde să subestimeze parametrul respectiv datorită activității extraventriculare prezente în imaginea de ED. Din acest motiv, FEVS este măsurată curent cu RI duală /20/.

În mod asemănător se definește și fracția de ejeecție a ventriculului drept FEVD, avînd de asemenea valoare diagnostică și prognostică demonstrată. Datorită dificultăților mai mari la determinarea RI pentru VD, modul de lucru cu RI fixă asigură în prezent rezultatele cu reproductibilitatea cea mai bună /22/.

Fracțiile de ejeecție se măsoară și regional pentru depistarea segmentelor cu contracție disinergetică (hipokinetice, akinetice sau diskinetice) caracteristice în cardiopatiile ischemice /1/. Raportul fracțiilor de ejeecție, FEVS/FEVD, volumul (pe) bătăile al ventriculului stîng

$$VBS = VSED - VSES \quad (1.14)$$

sau al ventriculului drept, VBD și indexul regurgitant

$$IR = VBS/VBD \quad (1.15)$$

sînt parametri globali de interes în detecția regurgitărilor valvulare sau a șunturilor centrale stînga-dreapta /22/ - /25/.

1.6. Analiza activității de contracție prin generarea și interpretarea imaginilor funcționale

Imaginile funcționale, denumite adesea și imagini parametrice, ilustrează distribuția spațială a unor anumiți parametri și activității temporale a inimii, determinați prin analiza curbelor de activitate în timp (CAT) pentru fiecare punct al setului de imagini achiziționate într-un studiu de scintigrafie dinamică. Deși furnizează o informație utilă, pe care o extrag din datele brute, nu întotdeauna imaginile parametrice pot fi puse în concordanță riguroasă cu parametri morfo-fiziologici. Nici în sens matematic, termenul de imagine parametrică nu este folosit riguros, fiindcă nu întotdeauna parametrul sau setul de parametri ai acestor imagini permit reconstrucția (evident aproximativă) a datelor inițiale. Este de dorit ca aceste imagini să îndeplinească următoarele cerințe /90/ :

1. Să releve o caracteristică de importanță clinică
2. Să fie insensibile la eroare
3. Să fie matematic neechivoce

Din punctul de vedere al facilității interpretării, ar fi de dorit ca imaginile funcționale să redea distribuția spațială a unor parametri fiziologici definiți univoc. Acest deziderat nu poate fi însă realizat decât parțial, chiar și în cazul unor imagini cu o semnificație simplă și directă, de tipul fracției de ejeecție sau volum pe bătăis. De exemplu, fracția de ejeecție nu este un indicator pur de contractilitate, cum s-a crezut inițial, întrucât el măsoară variații volumetrice dependente de presarcina și postsarcina ventriculară /1/.

În aceste condiții, o metodologie de interpretare viabilă și general valabilă a imaginilor parametrice se poate obține prin abordarea problemelor interpretării din perspectiva teoriei măsurării ca o problemă de clasificare, respectiv de recunoaștere a formelor. Un astfel de cadru furnizează totodată și modalitățile cele mai realiste de apreciere sau de comparare a performanțelor diverselor metode de generare și interpretare a imaginilor parametrice.

Selecția parametrilor, proprietăților sau caracteristicilor celor mai relevante reprezintă o problemă centrală în recunoașterea formelor, analiza scenelor și în general în inteligența artificială. Studiile deosebit de numeroase dedicate

acestei probleme fascinante și provocatoare pentru inteligența umană sînt încă departe de a da un răspuns satisfăcător, chiar la o subproblemă de tipul selecției optimale a unei submulțimi de M caracteristici dintr-un număr inițial $N > M$ /91/ - /102/. De Desigur, creșterea numărului de caracteristici creează premisele pentru obținerea unor clasificări mai bune, respectiv pentru reducerea probabilității de decizie eronată, dar creșterea dimensionalității spațiului de decizie conduce la creșterea explozivă a complexității de calcul, respectiv la depășirea capacităților sistemului de prelucrare.

În realizarea unor sisteme expert de prelucrare a imaginii /102/ considerăm că este avantajoasă strategia de includere a unor prelucrări preliminare simple și rapide dar încă eficiente care în cele mai multe situații suplinesc total prelucrări mai complicate, iar cînd acestea sînt necesare, ghidează selecția și uneori furnizează informații utile etapei de prelucrare ulterioară.

De aceea, în afara aportului informațional, este necesar să se țină cont în apreciere și de costul fiecărei caracteristici evaluat prin timpul de calcul necesar determinării ei respectiv raportuă preț/performanță.

Un alt criteriu de importanță majoră în aprecierea utilității unei anumite caracteristici îl reprezintă imunitatea la zgomot. Zgomotul de fluctuație are un nivel ridicat în imaginile scintigrafice, dar aici în zgomot trebuie inclus toți factorii care influențează valoarea măsurată a caracteristicii. Trebuie deci urmărită și definirea și măsurarea unor caracteristici invariante la factorii conjuncturali din punctul de vedere al analizei /14/.

Importanța relativă a criteriilor de apreciere a caracteristicilor, discutate mai sus, este dependentă de condițiile concrete ale fiecărei aplicații. De aceea, experiența clinică în utilizarea unei anumite imagini parametrică rămîne cel mai direct și mai obiectiv mod de evaluare a utilității acestora, ocupînd un paragraf nelipsit în majoritatea lucrărilor de specialitate.

1.6.1. Analiza Fourier de armonica întâi

La scurt timp după introducerea ei [103], analiza Fourier de armonica întâi (AFAl) a devenit o tehnică standard, utilizată larg și exploatată comercial în ARE. Fiecărui trixel $f(k)$, reprezentând o perioadă a CAT 1 se asociază primum termen ($l=1$) al transformării Fourier discrete (TFD)

$$f(l) = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \exp(-j2\pi kl/N), \quad (1.16)$$

cu părțile reală și imaginară

$$R_e\{f(l)\} = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \cos(2\pi kl/N) \quad (1.17)$$

și

$$I_m\{f(l)\} = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \sin(2\pi kl/N) \quad (1.18)$$

Amplitudinea și faza armonicii l sînt

$$A(l) = \frac{1}{N} \sqrt{R_e^2\{f(l)\} + I_m^2\{f(l)\}}^{1/2} \quad (1.19)$$

și

$$P(l) = \arctg(I_m\{f(l)\}/R_e\{f(l)\}) \quad (1.20)$$

Imaginile de amplitudine și fază se obțin prin calculul transformărilor (1.17) - (1.20) cu $l=1$ pentru fiecare trixel și reprezentarea distribuției spațiale a parametrilor $A(1)$ și $P(1)$.

Din punct de vedere matematic, $A(1)$ reprezintă amplitudinea unei sinusoides discrete, defazate cu $P(1)$ față de unda R , ce aproximează cu eroare pătratică minimă curba de activitate temporală $f(k)$. Prelucrarea poate fi concepută ca un proces de filtrare liniară, permițînd principial reconstrucția aproximativă a celor N cadre de imagine.

Interpretarea medicală a imaginilor de amplitudine și fază [9], [10], [103], [104] este complicată, fiind necesare în general prelucrări suplimentare ale imaginilor parametrice. De exemplu pentru analize vizuale a imaginii de fază, în [104] s-a introdus următoarea tehnică de îmbogățire : în fiecare ca-

dru n din cele N ale imaginii se marchează prin supraimprimare cu albul de strălucire maximă toate punctele (i,j) care, conform informației din imaginea de fază, se află la maximum de activitate în cadrul respectiv, adică

$$\frac{n-0.5}{N} \cdot 360^\circ \leq P_{i,j}(1) < \frac{n+0.5}{N} \cdot 360^\circ \quad (1.21)$$

Cadrela astfel prelucrată sînt afișate printr-o tehnică cinematografică (prelucrarea SID la sistemul de operare VIP), permițînd urmărirea secvențialității contracției. Identificarea unor anomalii în imaginea de fază sau în imaginile dinamice construite prin tehnica menționată este urmată de investigații suplimentare datorită existenței unor afecțiuni de natură diferezită (defecte de conducție sau de contracție) cu manifestări apropiate sau identice. Corelarea datelor din imaginea de amplitudine și fază poate fi necesară, dar în general nu este și suficientă, informații de interes fiind histogramele unor KI din imaginile de amplitudine și fază sau valorile unor parametri globali ca FEVS.

Precauții în interpretarea imaginilor parametrice sînt necesare /9/, /10/, /104/, /105/, datorită existenței unor factori de eroare ce însoțesc AFAL, între care

- efectul mișcării complexe a inimii
- suprapunerea parțială a camerelor
- forma puternic distorsionată a CAT în cazurile patologice, invalidînd aproximarea de armonică întîi
- influența variațiilor formei CAT în fazele de diastază și contracție atrială asupra rezultatului fazei (formă cu variabilitate pronunțată fără semnificație clinică).

Dificultățile amintite nu au împiedicat însă extinderea continuă a domeniului de aplicație al AFAL /106/- /109/ și perfecționarea tehnicilor de postprocesare /110/.

1.6.2. Analiza multiarmonică

AFAL s-a impus ca o tehnică de evaluare de referință datorită a două avantaje importante : imunitatea foarte bună la zgomot și simplitatea. Totodată însă, prin filtrarea dram-

tică pe care o efectuează, rejectează și o serie de informații utile pentru anumite studii. Din punct de vedere clinic, analiza temporală a funcției cardiace ar trebui să discearnă între comportarea sistolică și cea diastolică. Este cunoscut /111/, de exemplu, că unele anomalii regionale subtile ale funcției diastolice pot antedată anomaliile funcției sistolice, constituind un indicator sensibil al cardiopatiei ischemice. Aproximarea la armonica întâi mediază evenimentele sistolice și diastolice, conducând inerent, prin simetria reprezentării, la rezultate identice. Prin includerea unui număr mai mare de armonici, TFD se poate utiliza în scopul filtrării CAT, urmată de analize în domeniul timp a rezultatelor filtrării.

Includerea unui număr mai mare de armonici permite determinarea unui număr mai mare de parametri, dar precizia nu variază monoton cu creșterea numărului de armonici incluse, datorită creșterii simultane a contribuției zgomotului. Numărul optim al armonicilor pentru diferiți parametri de interes ai CAT se situează între doi și trei la parametri regionali și până la șase pentru parametrii temporali ai CAT globale (mediate pe întreaga RI). Efectul zgomotului se va considera separat în capitolul 3.

Intre parametrii temporali cei mai semnificativi ai CAT se numără :

- df/dt maxim negativ (viteza maximă de ejecție, VME)
- df/dt maxim pozitiv (viteza maximă de umplere, VMU)
- t_{VME} și t_{VMU} (momentele la care survin VME și VMU)
- t_{Max} și t_{Min} (momentele de amplitudine maximă și minimă)

- $f(t_{Max}) - f(t_{Min})$, reprezentând excursia maximă, EM.

În general, metodele utilizate în analiza temporală sînt iterative /105/. O tehnică simplă pentru estimarea parametrului df/dt , constînd într-o filtrare de netezire prin convoluție unidimensională cu operator $lx3$, urmată de aproximare optimală cu o dreaptă, printr-o metodă de suprapunere de tipar, se folosește în /112/.

Rezultatele neconcludente ale AFAL în cazul segmentelor hipokinetice sau la suprapunerea camerelor, cînd forma CAT se abate substanțial de la cea cosinusoidală, conduc la ideea de

analiză într-un spațiu "mai propriu", oferit de transformarea Karhunen-Loève (TKL), și a cărei vectori de bază sînt vectorii proprii și matricii de covarianță și procesului imagine. Pornind de la modelul de imagine

$$f_{ij}(k) = v_{ij}V(k) + a_{ij}A(k) + b_{ij}B(k) + p_{ij}P(k) + N_{ij}(k) \quad (1.22)$$

cu i, j coordonate spațiale, k variabila timp discretizată, cu V, A, B, P și N activități elementare ale ventriculelor, atriilor, fundalului, factorului patologic și respectiv zgomotului și considerînd constante media imaginii și activitatea fundalului, în /113/ se ajunge la o reprezentare KL a imaginii cu numai trei coeficienți, corespunzînd componentelor V, A și P . Matriciile de covarianță se estimează în fiecare punct pe baza unui bloc de 8×8 trixeli. Prelucrarea este mult mai complexă, dar interpretarea mai simplă, componentelor V, A și P atribuindu-li-se cîte un coeficient tricromatic R, G și B într-o reprezentare pseudocolor. Se identifică operativ componente "atriale" în RI ventriculară sau componente patologice în orice zonă a inimii. În /113/ se revendică rezultate superioare față de AFAL în 16 din 20 de cazuri. Metoda este obiectul unor cercetări recente de interes în continuă creștere în acintigrafie dinamică.

Capitolul 2

ANALIZA ACTIVITĂȚII DE CONTRACTIE A INIMII PRIN INTERCORELAȚIE CU FUNCȚII WALSH

2.1. Metoda intercorelației cu funcția Walsh de armonică întâi (MIWI)

Creșterea continuă a complexității de prelucrare și a numărului de investigații, în condițiile utilizării unor instalații sciintigrafice bazate pe microcalculatoare sau minicalculatoare, conduce la suprasolicitarea echipamentului de prelucrare și a personalului medical cu înaltă calificare care se ocupă de interpretarea rezultatelor. Din acest motiv, devine importantă elaborarea unor algoritmi de prelucrare eficienți, care să conducă la reducerea timpului de prelucrare.

Transformările Walsh-Hadamard discrete (TWHD) reprezintă în prelucrarea numerică a semnalelor un substituent rapid și adesea foarte eficient al unor transformări mai complicate, /114/ - /118/ prin faptul că funcțiile lor de bază au numai valori unitare (± 1), eliminând necesitatea multiplicărilor (în cazul TFD complexe). În /119/, R. Talis și colaboratorii au studiat posibilitatea utilizării TWHD pentru generarea imaginilor funcționale de amplitudine și fază, constatând o corelație excelentă cu rezultatele AFAL, în condițiile reducerii duratei de calcul cu 48% (de la aproximativ 3 minute). Definind TWHD în forma

$$w_o(2S-1) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \text{sal}_d(s,k), \quad (2.1a)$$

$$w_e(2S) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \text{cal}_d(s,k), \quad (2.1b)$$

unde $\text{sal}_{dN}(s,k)$ și $\text{cal}_{dN}(s,k)$ sînt funcțiile Walsh discrete

sal și oal de N eșantioane, amplitudinea și faza armonicii s se calculează în /119/ prin analogie cu TFD, prin relațiile

$$A(s) = [w_0^2(2s-1) + w_0^2(2s)]^{1/2} \quad (2.2)$$

$$P(s) = \operatorname{arctg} [w_0(2s-1)/w_0(s)]. \quad (2.3)$$

Pentru armonica întâi, s=1. Deoarece interesează numai acest caz în studiul prezent, indicele s va fi omis din notație în cele ce urmează.

Păstrînd ideea utilizării funcțiilor Walsh, în /120/ autorul propune o metodă de generare a imaginilor funcționale bazată pe aproximarea de eroare pătratică minimă a CAT cu o funcție Walsh. Considerînd de exemplu pentru armonica întâi funcția $\operatorname{sal}_{dN}(1, k) = \operatorname{sal}_{dN}(k)$ din fig.2.1, se deplasează circular secvența $f(k)$ pînă cînd eroarea de aproximare definită ca diferență pătratică :

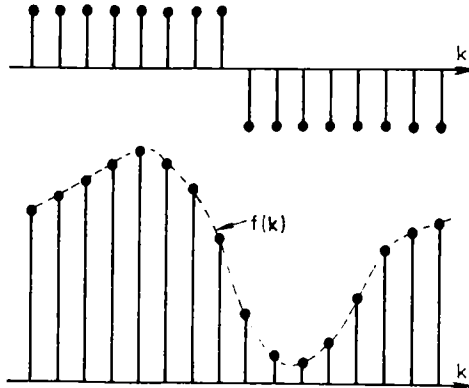


Fig.2.1

$$\varepsilon^2(1) = \sum_{k=0}^{N-1} [f(k+1) - \operatorname{sal}_{dN}(k)]^2 \quad (2.4)$$

este minimă. Exprimînd eroarea în forma :

$$\begin{aligned} \varepsilon^2(1) = & \sum_{k=0}^{N-1} f^2(k+1) + \sum_{k=0}^{N-1} \operatorname{sal}_{dN}^2(k) - \\ & - 2 \sum_{k=0}^{N-1} f(k+1) \operatorname{sal}_{dN}(k), \end{aligned} \quad (2.5)$$

se observă ușor că primele două sume, reprezentând energiile semnalelor $f(k)$ și $\text{sal}_d(k)$ sînt nenegative. Rezultă că eroarea este minimă dacă termenul

$$N R_{s,f}(1) = \sum_{k=0}^{N-1} f(k+1) \text{sal}_{dN}(k), \quad (2.6)$$

reprezentînd intercorelația circulară discretă a celor două secvențe, este maximă (factorul N este nesemnificativ în contextul de față). Procedeeul se recunoaște a fi în esență o detecție cu suprapunere de tipar /15/, aplicată pentru secvențe periodice.

Se va analiza întîi legătura între MIWI și TWHD, respectiv AFAL. Remarcăm imediat că dacă unul din termenii $w_0(1)$ sau $w_0(2)$ dat de relațiile (2.1a) și (2.1b) este nul, rezultatul coincide cu cel al TWHD. Alegerea funcției sal_d sau cal_d ca tipar este echivalentă, rezultatul diferînd doar în privința fazei, printr-o constantă. Această constantă poate fi înglobată în faza inițială care compensează și întîrzierea la detecția undei R în procesul de achiziție. De altfel, ceea ce interesează din punct de vedere medical sînt de fapt diferențele de fază înregistrate între segmentele ale inimii, ce descriu ordinea în care se produce contractia și destînderea miocardului /105/.

Considerînd funcțiile continue, se demonstrează ușor că dacă CAT este sinusoidală toate cele trei metode conduc la același rezultat. În general forma CAT este bine aproximată de sinusoidă, motiv pentru care rezultatele celor trei metode rămîn strîns corelate cînd se aplică pentru curbe reale, conform constatărilor din /119/.

Un avantaj potențial al MIWI este acela că, spre deosebire de TWHD, împărtășește cu AFAL proprietatea dezirabilă a deplasării. Se va arăta în continuare că, deși suprapunerea cu tipar este ocolită în general în prelucrarea primară (la nivel de pixeli), necesitînd un număr foarte mare de operații, prin exploatarea proprietăților funcțiilor Walsh, se poate elabora un algoritm care, dimpotrivă, permite un calcul mai rapid.

Se definesc inițial amplitudinea și faza imaginilor funcționale prin ecuațiile

$$A = \text{Max}_1 \{NR_{s,f}(1)\} \quad (2.7)$$

și

$$P = i_{\text{Max}}, \quad (2.8)$$

unde i_{Max} este valoarea lui i care maximizează intercorelația

$$R_{S,f}(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(i+k) \text{sal}_{dN}(k). \quad (2.9)$$

Considerăm pentru conveniență un număr par de eșantioane. Deoarece

$$\text{sal}_{dN}(k) = 1 \quad \text{pentru } 0 \leq k < N/2-1 \quad (2.10)$$

$$\text{sal}_{dN}(k) = -1 \quad \text{pentru } N/2 \leq k \leq N-1,$$

$$R_{S,f}(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k+i) - f(k+i+N/2)] \quad (2.11)$$

Cu notația

$$Df(k) = f(k+N/2) - f(k), \quad (2.12)$$

relația (2.11) devine

$$NR_{S,f}(i) = - \sum_{k=0}^{N/2-1} Df(k+i) \quad (2.13)$$

Pe de altă parte

$$\begin{aligned} NR_{S,f}(i+1) &= - \sum_{k=0}^{N/2-1} Df(k+i+1) = \\ &= Df(1) - Df(i+1+N/2-1) - \sum_{k=0}^{N/2-1} Df(k+i). \end{aligned} \quad (2.14)$$

Ținând cont de (2.12), putem scrie

$$NR_{S,f}(i+1) = 2Df(1) + NR_{S,f}(i) \quad (2.15)$$

Relația (2.15) permite calculul recursiv al tuturor valorilor funcției de intercorelație prin numai $2N$ însumări. Mai mult, deoarece funcția $\text{sal}_{dN}(k)$ este periodică și impară,

$$R_{S,f}(i+N/2) = -R_{S,f}(i). \quad (2.16)$$

În consecință, se poate renunța la calculul ultimelor $N/2$ valori ale funcției de intercorelație, reducând la $2N$ numărul total de însumări, cu prețul unei ușoare modificări a modului de calcul al amplitudinii și fazei :

$$A = \text{Max}_i \{ N |R_{s,f}(i)| \} \quad (2.17)$$

$$P = i_{\text{Max}}, \text{ dacă } R_{s,f}(i_{\text{Max}}) \geq 0 \quad (2.18)$$

$$P = i_{\text{Max}} + N/2 \text{ în rest}$$

Trebuie precizat că MIW4 introduce o inerentă cuantizare pe N nivele a fazei, mai brută decât cea introdusă în mod obișnuit la calculul AFAL sau TWHB. Cu toate că la aplicarea algoritmului rezoluția de $N=16$ nivele de gri s-a dovedit a fi satisfăcătoare pentru analiza vizuală, permițând identificarea clară a abaterilor cu semnificație clinică într-un număr însemnat de studii (vezi capitolul 4), s-a elaborat și o variantă de prelucrare mai fină, cu rezoluția de 32 nivele de gri, bazată pe interpolarea liniară a secvenței de date $f(k)$ și a unei teoreme ce se demonstrează în continuare și care permite un calcul rapid.

2.2. Metoda cu dublarea rezoluției

Ideea centrală folosită aici este de a se genera eșantioane suplimentare ale CAT pe baza eșantioanelor $f(k)$ disponibile, printr-o interpolare liniară. În acest scop, se definește o secvență interpolată, $g(k)$, de $2N$ eșantioane :

$$g(2k) = f(k) \quad (2.19)$$

$$g(2k+1) = [f(k)+f(k+1)]/2$$

Notăm cu sal_{d2N} funcția sal discretă de $2N$ eșantioane și $R_{s,g}(i)$ intercorelația circulară a acestei funcții cu secvența $g(k)$ deplasată cu i eșantioane $g(k+i)$ și demonstrăm următoarea teoremă:

Intercorelația circulară cu funcția $\text{sal}_{d2N}(k)$ a secvenței $g(k)$ generate prin interpolare liniară din secvența reală și periodică $f(k)$ este egală cu intercorelația circulară a

funcției $f(k)$ cu funcția $\text{sai}_{dN}(k)$, $R_{s,f}(k)$ interpolată liniar și reeșantionată cu frecvența dublă, cu un avans de un sfert din intervalul dintre două eșantioane ale funcției $f(k)$.

Demonstrație

Conform definiției

$$R_{s,g}(2i) = \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} [g(k+2i) - g(k+2i+N)] \quad (2.20)$$

Grupînd eșantioanele pare și cele impare și efectuînd o schimbare de variabilă, se obține :

$$\begin{aligned} R_{s,g}(2i) &= \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [g(2k+2i) - g(2k+2i+N)] + \\ &+ \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [g(2k+1+2i) - g(2k+1+2i+N)]. \quad (2.21) \end{aligned}$$

Tinînd cont de relația de definiție (2.19) a secvenței $g(k)$,

$$\begin{aligned} R_{s,g}(2i) &= \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k+i) - f(k+i+N/2)] + \\ &+ \frac{1}{4N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k+i) - f(k+i+N/2)] + \\ &+ \frac{1}{4N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k+1+i) - f(k+1+i+N/2)] = \\ &= \frac{3}{4} R_{s,f}(i) + \frac{1}{4} R_{s,f}(i+1). \quad (2.22) \end{aligned}$$

Similar,

$$\begin{aligned} R_{s,g}(2i-1) &= \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N-1} [g(k+2i-1) - g(k+2i-1+N)] = \\ &= \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [g(2k+2i-1) - g(2k+2i-1+N)] + \\ &+ \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [g(2k+1+2i-1) - g(2k+1+2i-1+N)] = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{4N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k-1+i) - f(k-1+i+N/2)] + \\
 &+ \frac{1}{4N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k+1) - f(k+1+N/2)] + \\
 &+ \frac{1}{2N} \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k+1) - f(k+1+N/2)] = \\
 &= \frac{1}{4} R_{S,f}(i-1) + \frac{3}{4} R_{S,f}(i). \tag{2.23}
 \end{aligned}$$

Ecuațiile (2.22) și (2.23) demonstrează proprietatea enunțată, ilustrată grafic în fig.2.2a.

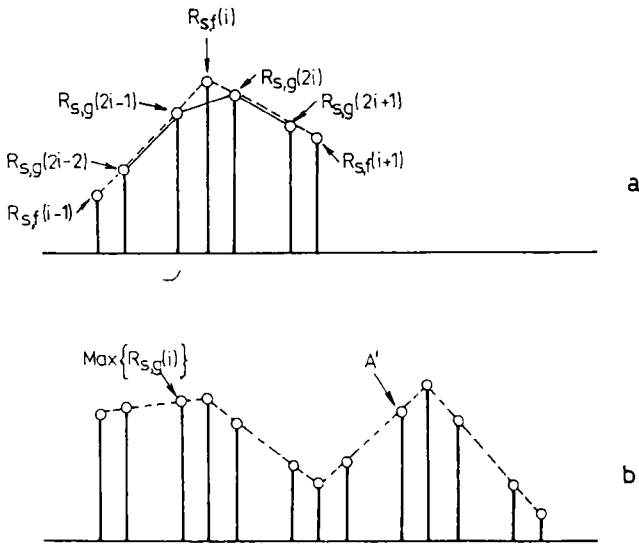


Fig.2.2

Aplicând egalitatea (2.15), ele pot fi aduse la forma convenabilă

$$NR_{s,g}(2i) = NR_{s,f}(i) + \frac{1}{2} Df(i) \quad (2.24)$$

$$NR_{s,g}(2i-1) = NR_{s,f}(i) - \frac{1}{2} Df(i-1). \quad (2.25)$$

Relațiile de mai sus sugerează posibilitatea unei prelucrări de tip brut-fin. În prima etapă se determină amplitudinea A și faza P prin maximizarea intercorelației $R_{s,f}(i)$. Etapa a doua constă în ajustarea rezultatului în funcție de valorile diferențelor $Df(P-1)$ și $Df(P)$.

Deoarece $R_{s,f}(P)$ este un punct de maxim, ținând cont de (2.15) se deduce imediat că

$$D_f(P-1) \geq 0 \quad (2.26)$$

și

$$Df(P) < 0 \quad (2.27)$$

Din (2.24), (2.25), (2.26) și (2.27), rezultă că dacă

$$Df(P-1) \leq -Df(P) \quad (2.28)$$

atunci

$$R_{s,g}(2P) \leq R_{s,g}(2P-1), \quad (2.30)$$

în timp ce

$$Df(P-1) \geq -Df(P) \quad (2.31)$$

implică

$$R_{s,g}(2P-1) \leq R_{s,g}(2P). \quad (2.32)$$

Definind amplitudinea și faza finală prin ecuațiile

$$A' = \text{Max}\{R_{s,g}(2P-1), R_{s,g}(2P)\} \quad (2.33)$$

și

$$P' = 2P-1 \quad \text{dacă } Df(P-1) \leq -Df(P) \quad (2.34)$$

$$P' = 2P \quad \text{dacă } Df(P-1) > -Df(P)$$

se obține același rezultat ca în cazul aplicării metodei directe pentru secvențe de $2N$ eșantioane $g(k)$, dacă $R_{s,f}(i)$ are un maxim unic. Dacă mai există și alte maxime locale ale funcției de intercorelație ce diferă de $R_{s,f}(P)$ cu mai puțin de $(1/2) \text{Min}\{Df(P-1), -Df(P)\}$ se observă că este posibil (dar, având în vedere forma tipică a CAT foarte puțin probabil) ca rezultatele

să nu coincidă. O astfel de situație este ilustrată în fig. 2.2b. Obținerea unor intercorelații de acest tip este posibilă numai în zone de fundal ale imaginii, în absența activității de contracție și în prezența zgomotului, sau în zone de contracție excesiv asinergică. Pentru aceste situații, când CAT se abate mult de la forma normală și rezultatele măsurării fazei (și amplitudinii) sînt afectate oricum de erozi mari, informația utilă interpretării rămîne doar heterogenitatea imaginii de fază, relevată corect și prin metoda cu rezoluție dublă.

2.3. O generalizare a MIWL

Metodele de generare a imaginilor parametrice analizate pînă acum folosesc tehnici de aproximare și criterii de eroare eminentamente numerice, operînd exclusiv asupra eșantioanelor existente ale CAT. În paragraful precedent s-a arătat cum se poate obține o creștere a rezoluției MIWL prin generarea virtuală a unor eșantioane suplimentare ale CAT, obținute prin interpolare liniară. Conștienți de faptul că în fond obiectivul final al prelucrării este analiza unor CAT reale, continue, abordăm acum problema analizei CAT continue (reconstituite într-un anumit mod) prin MIWL.

Pentru simplitate, reconstrucția CAT se realizează prin interpolare de ordinul întîi. Este ușor de arătat că interpolarea de ordinul zero nu aduce nimic nou la MIWL față de cazul discret. Cu alte cuvinte, intercorelația continuă periodică a funcției $f(t)$, obținută prin reconstrucție de ordinul zero din eșantioanele ei, $f(k)$, cu o funcție Walsh continuă și deplasată este proporțională cu intercorelația circulară discretă a secvențelor $f(k)$ și $sal_d(k)$ sau $cal_d(k)$. Deși analiza ce urmează este valabilă pentru orice armonică Walsh, ne restrîngem atenția, pentru conveniență, la armonica întîi.

Fie

$$wal_1(t) = sal_1(t) = r_1(t) = \text{sign}(\sin 2\pi t) \quad (2.35)$$

a doua funcție Walsh, corespunzătoare armonicii întîi, exprimată pe baza funcției Rademacher $r_1(t) / |2|$. Fie $f(t)$ o funcție continuă, de perioadă T reconstituită din N eșantioane ale ei, $f(k)$, prin interpolarea liniară

$$f(t) = f\left(k\frac{T}{N} + z\right) = f(k) + \frac{f(k+1) - f(k)}{T}, \quad (2.36)$$

unde $z < T/N$; k este un număr întreg și $f(k) = f(kT/N)$. Conform definiției /122/ intercorelația periodică a celor două funcții este

$$\begin{aligned} \tilde{R}_{S,f}(\theta) &= \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \text{sals}_1(t) f(t+\theta) dt = \\ &= \frac{1}{T} \int_0^T \text{sals}_1(t) f(t+\theta) dt. \end{aligned} \quad (2.37)$$

Efectuînd o schimbare de variabilă în (2.37) se obține

$$R_{S,f}(\theta+\varepsilon) - R_{S,f}(\theta) = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) [\text{sals}_1(t-\theta-\varepsilon) - \text{sals}_1(t-\theta)] dt. \quad (2.38)$$

Pe baza definiției (2.35) se deduce că

$$\begin{aligned} \text{sals}_1(t-\theta-\varepsilon) - \text{sals}_1(t-\theta) &= -2, \text{ pentru } \theta < t < \theta + \varepsilon \\ &= 2, \text{ pentru } \theta + \frac{T}{2} < t < \theta + \varepsilon + \frac{T}{2} \\ &= 0, \text{ în rest} \end{aligned} \quad (2.39)$$

și relația (2.38) devine

$$\tilde{R}_{S,f}(\theta+\varepsilon) - R_{S,f}(\theta) = -\frac{2}{T} \int_{\theta}^{\theta+\varepsilon} f(t) dt + \frac{2}{T} \int_{\theta+\frac{T}{2}}^{\theta+\frac{T}{2}+\varepsilon} f(t) dt. \quad (2.40)$$

După o nouă schimbare de variabilă, se ajunge la

$$\tilde{R}_{S,f}(\theta+\varepsilon) - \tilde{R}_{S,f}(\theta) = \frac{2}{T} \int_0^{\varepsilon} [f(t+\theta+\frac{T}{2}) - f(t+\theta)] dt. \quad (2.41)$$

Impunînd

$$\theta = k \cdot \frac{T}{N} \quad (2.42)$$

unde k este o constantă întregă, pe baza ecuației interpolării

liniare în forma (2.36) aplicată pentru $f(t+\theta)$, respectiv $f(t+\theta+\frac{T}{2})$, cu $t < T/N$, se poate scrie :

$$f(t+\theta) = f(k) + \frac{f(k+1)-f(k)}{\frac{T}{N}} \cdot t \quad (2.43)$$

și

$$f(t+\theta+\frac{T}{2}) = f(k+\frac{N}{2}) + \frac{f(k+1+\frac{N}{2})-f(k+\frac{N}{2})}{\frac{T}{N}} \cdot t. \quad (2.44)$$

Dacă și $\varepsilon < T/N$, înlocuind (2.43) și (2.44) în (2.41) se obține:

$$\begin{aligned} \tilde{R}_{S,f}(\theta+\varepsilon) - \tilde{R}_{S,f}(\theta) &= \frac{2}{T} \int_0^{\varepsilon} [f(k+\frac{N}{2})-f(k)] (1-\frac{t}{T}) dt + \\ &+ \frac{2}{T} \int_0^{\varepsilon} [f(k+1+\frac{N}{2})-f(k+1)] \frac{t}{T} dt = \\ &= \frac{2}{T} \int_0^{\varepsilon} [Df(k)(1-\frac{t}{T}) + Df(k+1)\frac{t}{T}] dt = \\ &= \frac{2}{T} \varepsilon Df(k) + \frac{N}{T^2} \{\varepsilon^2 [Df(k+1)-Df(k)]\}. \end{aligned} \quad (2.45)$$

Dar

$$\begin{aligned} \tilde{R}_{S,f}(\theta) &= \frac{1}{T} \int_0^{T/2} [f(t+\theta)-f(t+\theta+\frac{T}{2})] dt = \\ &= \frac{1}{T} \sum_{l=0}^{\frac{N}{2}-1} \int_0^{T/N} [f(\theta+l\frac{T}{N}+t)-f(\theta+l\frac{T}{N}+\frac{N}{2}\frac{T}{N}+t)] dt \end{aligned} \quad (2.46)$$

Aplicând interpolarea liniară (2.43) și (2.44) și ținând cont de (2.42), ecuația devine

$$\begin{aligned} \tilde{R}_{S,f}(\theta) &= \frac{1}{T} \sum_{l=0}^{\frac{N}{2}-1} \int_0^{T/N} [f(k+l)-f(k+l+\frac{N}{2})] (1-\frac{t}{T}) dt + \\ &+ \frac{1}{T} \sum_{l=0}^{\frac{N}{2}-1} \int_0^{T/N} [f(k+\theta+l)-f(k+\theta+l+\frac{N}{2})] \frac{t}{T} dt = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= NR_{s,f}(k) \frac{1}{T} \left[t - \frac{t^2}{2T} \right] \frac{T}{N} + NR_{s,f}(k+1) \frac{1}{T} \left[\frac{t^2}{2T} \right] \frac{T}{N} = \\
 &= \frac{1}{2} R_{s,f}(k) + \frac{1}{2} R_{s,f}(k+1) \quad (2.47)
 \end{aligned}$$

Din relația (2.47) rezultă că intercorelația continuă periodică a funcției $f(t)$, reconstituită prin interpolare liniară din eşantioane se poate determina în punctele corespunzătoare eşantioanelor prin medierea eşantioanelor adiacente ale intercorelației discrete. Într-o notație concisă,

$$\tilde{R}_{s,f}(k \frac{T}{N}) = R_{s,f}(k) \otimes h(k), \quad (2.48)$$

unde

$$h(k) = \frac{1}{2} [1 \quad 1] \quad (2.49)$$

Se pune întrebarea dacă între eşantioanele determinate în acest mod, funcția de intercorelație continuă periodică $R_{s,f}(t)$ prezintă maxime locale. Mai exact, căutăm maximul local din jurul argumentului PT/N care maximizează eşantioanele intercorelației continue, $\tilde{R}_{s,f}(t)$. Este de așteptat ca în felul acesta să găsim și maximul global al intercorelației continue, dar acest lucru nu poate fi garantat. Se arată însă ușor că un astfel de maxim local există în jurul oricărui maxim local al intercorelației discrete, $R_{s,f}(k)$, inclusiv în intervalul $P-1, P$.

Pe baza relațiilor (2.45) și (2.47) se poate scrie că

$$\begin{aligned}
 \tilde{R}_{s,f}(k \frac{T}{N} + \epsilon) &= \frac{1}{2} [R_{s,f}(k) + R_{s,f}(k+1)] + 2 \left(\frac{\epsilon N}{T} \right) \frac{Df(k)}{N} + \\
 &+ \left(\frac{\epsilon N}{T} \right)^2 \frac{Df(k+1) - Df(k)}{N} \quad (2.50)
 \end{aligned}$$

Ținând cont și de (2.15), se deduce că

$$\begin{aligned}
 \tilde{R}_{s,f}(k \frac{T}{N} + \epsilon) &= R_{s,f}(k+1) - \frac{Df(k)}{N} + 2 \left(\frac{\epsilon N}{T} \right) \frac{Df(k)}{N} + \\
 &+ \left(\frac{\epsilon N}{T} \right)^2 \frac{Df(k+1) - Df(k)}{N} \quad (2.51)
 \end{aligned}$$

Notînd

$$\frac{\xi N}{T} = \xi \quad (2.52)$$

măximea subunitară reprezentînd măsura variabilei temporale exprimată în unități de perioadă de eșantionare (T/N), expresia devine

$$\tilde{R}_{s,f}(k+\xi)\frac{T}{N} = R_{s,f}(k) + \frac{Df(k)}{N} + 2\xi \frac{Df(k)}{N} + \xi^2 \frac{Df(k+1)-Df(k)}{N} \quad (2.53)$$

Presupunem acum că $R_{s,f}(k+1)$ maximizează intercorelația circulară discretă, adică $P = k+1$. Observăm că ecuația (2.53) conține în membrul drept un polinom de gradul doi în ξ^2 ,

$$P(\xi) = a\xi^2 + b\xi + c \quad (2.54)$$

Condiția necesară și suficientă ca acesta să aibă un maxim este $a < 0$ adică în cazul de față, $Df(k+1)-Df(k) < 0$ sau $Df(P)-Df(P-1) < 0$. Inegalitatea respectivă se asigură deoarece în membrul stîng $Df(P) < 0$ și $Df(P-1) \geq 0$. Mai observăm că maximul prezintă interes real numai dacă apare la argumentul

$$0 < \xi_M < 1. \quad (2.55)$$

Deoarece

$$\xi_M = -\frac{b}{2a} = -\frac{Df(P-1)}{Df(P)-Df(P-1)}, \quad (2.56)$$

ambele inegalități din relație (2.55) se asigură simultan, prin faptul că $Df(P-1) > 0$, $Df(P)-Df(P-1) < 0$ și $Df(P) < 0$, ceea ce asigură $Df(P)-Df(P-1) = -|Df(P)| - |Df(P-1)|$. În consecință, intercorelația continuă periodică se maximizează pentru "faza"

$$P_0 = P-1 + \xi_M = P + \frac{Df(P)}{Df(P+1)-Df(P)} \quad (2.57)$$

Din (2.51) deducem și maximul intercorelației continue sau amplitudines,

$$A_0 = NR_{s,f}(P-1+\xi_M)\frac{T}{N} = A + \frac{Df(P-1)Df(P-1)}{Df(P-1)-Df(P)}. \quad (2.58)$$

Relațiile (2.57) și (2.58) permit implementarea unui algoritm brut-fin cu rezoluție limitată numai de precizia de reprezentare a datelor și aritmetica sistemului de calcul. Cu ajutorul lor, rezultatul intercorelației periodice discrete se ajustează, folosind numai valorile diferențelor $Df(P-1)$ și $Df(P)$, reprezentând jumătățile intervalelor dintre $R_{s,f}(P-1)$, $R_{s,f}(P)$ și $R_{s,f}(P+1)$.

Se observă că dacă $Df(P-1) = -Df(P)$, deci în cazul formei simetrice a funcției $R_{s,f}(k)$, metoda introduce o deplasare de fază de o jumătate de interval de eșantionare și că întotdeauna corecția de fază este în sens negativ. Rezultatul se explică prin deplasarea în timp negativă introdusă prin modul de definire al interpolării liniare în ecuația (2.36), constituind o diferență sistematică fără importanță între metodele continuă și discretă de bază, (poate fi compensată în principiu dacă se dovedește necesar). S-a menționat însă că informația de interes medical în imaginea de fază nu este valoarea absolută a fazei ci diferențele de fază dintre diferite segmente ale inimii.

Ca rezultat al studiului efectuat, este posibilă elaborarea unui algoritm de generare a imaginilor de amplitudine și fază de tip brut-fin. În prima etapă, amplitudinea și faza se determină cu MIWI de bază, urmînd a se aplica ajustarea fină a rezultatului pe baza relațiilor (2.57) și (2.58). Algoritmul păstrează față de TWHĐ avantajul potențial de a împărtăși cu AFAI proprietatea deplasării, fiind încă competitiv la viteză, avînd în vedere că necesită suplimentar față de MIWI numai o operație de adunare, o multiplicare și două împărțiri.

2.4. Algoritm pentru calculul amplitudinii și fazei prin MIWI, cu dublarea rezoluției

Algoritmul a fost special conceput pentru implementarea pe un sistem cu microprocesor, fiind compus din operații elementare ce necesită un număr redus de instrucțiuni în limbaj de asamblare. Cu toate acestea, implementarea hardware este la fel de accesibilă și simplă, datorită în primul rînd evitării operațiilor de multiplicare. Mai menționăm că, deși a fost implementat pe sistem cu microprocesor cu funcționare secvențială, algoritmul este cu deosebire adecvat pentru calculul paralel.

2.4.1. Algoritmul de calcul

In prima etapă, denumită BRUT, se realizează operațiile următoare :

1. Se calculează intercorelația funcției $f(k)$ nedepășite cu funcția $\text{sel}_{\frac{N}{2}}(k)$, multiplicată convenabil cu factorul N :

$$NR_{s,f}(0) = \sum_{k=0}^{N/2-1} [f(k) - f(k + \frac{N}{2})]$$

și se stabilesc valorile inițiale ale amplitudinii și fazei :

1.1. Dacă

$$NR_{s,f}(0) \geq 0$$

atunci

$$A = NR_{s,f}(0)$$

$$P = 0$$

1.2. In caz contrar

$$A = -NR_{s,f}(0)$$

$$P = N/2$$

2. Pentru $i=1, N/2-1$

2.1. Se determină

$$NR_{s,f}(i+1) = NR_{s,f}(i) + 2 [f(i+N/2) - f(i)]$$

2.2. Dacă

$$NR_{s,f}(i+1) \geq 0$$

și

$$NR_{s,f}(i+1) \geq A$$

se actualizează amplitudinea și faza :

$$A = NR_{s,f}(i+1)$$

$$P = i+1$$

2.3. Dacă

$$NR_{s,f}(i+1) < 0$$

și

$$NR_{s,f}(i+1) + A < 0$$

se actualizează amplitudinea și faza :

$$A = -NR_{g,f}(i+1)$$

$$P = i+1+N/2.$$

Etapă a doua, denumită FIN, constă în următoarele :

1. Dacă

$$f(P-1)-f(P-1-N/2)+f(P)+f(P+N/2) > 0$$

amplitudinea și faza finală sînt

$$A' = A + [f(P-1)-f(P-1+N/2)] / 2$$

$$P' = 2P-1$$

2. In caz contrar

$$A' = A + [f(P+N/2)-f(P)] / 2$$

$$P' = 2P.$$

O analiză sumară arată că pentru calculul amplitudinii și fazei prin algoritmul BRUT sînt necesare $2(N-1)$ însumări și $N/2-1$ comparații în modul. Pentru comperare cu TWHHD considerăm $N=16$ (valoare tipică), date de intrare pe un octet și înmulțirea și împărțirea realizate cu microprocesor, prin adunări repetate. In acest caz, la calculul amplitudinii și fazei prin TWHHD sînt necesare :

- $2(N-1)$ însumări pentru calculul coeficienților $w_0(1)$ și $w_0(2)$
- $15+1$ însumări pentru ridicările la pătrat și adunarea din relația (2.2)
- un număr de operații dependent de algoritmul numeric utilizat pentru extragerea radicalului
- 8 însumări pentru calculul raportului $w_0(1)/w_0(2)$
- un număr de operații dependent de algoritmul numeric utilizat la calculul funcției arctg (.).

Avantajul MIWI este net, menținîndu-se chiar și dacă se tabelează unele operații necesare în calculul TWHHD, de exemplu ridicarea la pătrat și radicalul. După compensarea celor $2(N-1)$ operații de însumare comune ambelor metode, rămîn în balanță $N/2$ comparații în modul de partea MIWI contra a două ridicări la pătrat, unei adunări, unei extrageri de rădăcină pătrată, unui raport și calculului unei funcții trigonometrice inverse. In total, șase operații complexe contra a șapte comparații în modul. Compararea echivalează ca timp de calcul o adunare. Pață de AFAL, economia de calcul este evident mai substanțială.

Deși modalitatea de comparare a complexității de calcul a algoritmilor la care s-a recurs este larg utilizată /15/, /123/, /124/, fiind generală și expeditivă, ea nu ține cont de o serie de operații suplimentare de transfer de date și estări de condiții etc. care pot avea în unele cazuri ponderi însemnate. Pe de altă parte, o comparare sistematică riguroasă, necesită specificarea unor condiții concrete de implementare (ce pot favoriza alternativ unui dintre algoritmi), devenind astfel de interes particular. Nu în ultimul rând, trebuie precizată importanța limbajului de programare utilizat. De aceea ne rezumăm a prezenta modul concret de implementare a algoritmului pe un microcalculator construit cu microprocesorul de 8 biți Motorola 6800, care a permis reducerea timpului de calcul la circa 16 secunde în varianta BRUT. Față de cele aproximativ 3 minute necesare la calculul AFAL pe minicalculator PDP-11 pentru același format de imagine cu luarea tuturor măsurilor uzuale de creștere a vitezei de calcul, inclusiv tabelarea funcțiilor trigonometrice /119/, reducerea este cu un factor mai mare de 10, în timp ce față de timpul de calcul raportat în aceeași referință pentru TWHB, reducerea este cu un factor mai mare de 5. În varianta BRUT-FIN, timpul de calcul este de circa 20 de secunde (fluctuează ușor în funcție de datele de intrare). Se va arăta în continuare că în mare măsură, timpul de calcul obținut este sub posibilitățile reale algoritmului, datorită accesului complicat și timpului de răspuns modest al memoriei de imagine în regimul de lucru cu calculatorul pe sistemul utilizat.

2.4.2. Implementarea algoritmului

Algoritmul a fost implementat pe un microcalculator echipat cu microprocesor Motorola 6800, în limbaj de asamblare, atât în varianta BRUT cât și în câteva variante BRUT/FIN, între care cea descrisă în continuare este versiunea actuală. La realizarea programului s-au luat măsuri pentru reducerea duratei de calcul, inclusiv s-au făcut unele concesii de la structurare în segmentele de program cicluate de multe ori. Unele modificări minore s-au mai adus după analiza duratelor de calcul,

efectuată cu ocazia întocmirii lucrării /125/, dar se consideră că în continuare reduceri spectaculoase ale timpului de calcul nu sînt posibile pe structura actuală a programului.

Programul principal realizează numai explorarea imaginii numerice prin generarea succesivă a adreselor corespunzătoare tuturor coordonatelor spațiale ale pixelilor unui cadru și apelează subrutine de prelucrare propriu-zisă, IFW. Aceste adrese se depun în registrele PAX și PAY prin intermediul cărora se adresează memoria-imagină. Coordonatele temporale k se modifică numai în segmentul de INCARCARE al programului IFW. Menționăm incrementarea adresei în regimul de HEXANT al memoriei se realizează prin creșterea cu 4 unități a conținutului unuia din registrele de adrese. Deoarece hexantul are formatul 64x64, registrele PAX și PAY se încarcă inițial cu 00000000 și ajung la conținutul maxim 11111100. Cu aceste precizări, se redă în continuare programul principal.

		Cicli			
		mașină			
	LDX	OF	OF	3	Se validează accesul microprocesorului la memorie și se stabilește regimul de lucru pe HEXANT al memoriei
	STX	23	48	6	
	STX	23	4A	6	
	LDAA	O3		2	
	STAA	23	40	5	
	CLR	PAY		6	
E1 :	CLR	PAX		6	
E2 :	JSR	IFW		9	Apel program prelucrare
	LDAA	O4		2	
	ADDA	PAX		4	Incrementare adresă X
	STAA	PAX		5	
	BNE	E2		4	Sfârșit linie ?
	LDAA	O4		2	
	ADDA	PAY		4	Incrementare adresă Y
	STAA	PAY		5	
	BNE	E1		4	Sfârșit cadru ?
	SWI			12	Terminat program

Prelucrarea completă pentru o CAT se realizează în subrutine IFW care conține trei segmente : INCARCARE, BRUT, FIN care se succed în ordinea menționată.

Segmentul INCARCARE extrage din fiecare hexant elementul de imagine cu adresa specificată de registrele PAX și PAY. Ordinea de explorare a hexanților este inversă succesiunii cadrelor la achiziție. Elementele de imagine astfel extrase reprezintă eșantioanele CAT ce se depun în ordinea corespunzătoare succesiunii temporale normale începând de la adresa BDOO. Se redă în continuare segmentul de program corespunzător, INC.

		Cicli mașină		
INC :	TSX		4	Salvează stiva
	LDS	BD 1F	3	Inițializează stiva la BD1F
	LDAB	03	2	Codul hexantului H15 în B
	LDAA	04	2	
	STAA	BB 34	5	Inițializare contori
L1 :	LDAA	04	2	
	STAA	BB 35	5	
L2 :	STAB	P _{SH}	5	Selectează hexantul indicat de B
	LDAA	P _{DSC}	4	
	LDAA	23 35	4	
	PSH		4	Citește un eșantion f(k) reprezentat pe doi octeți și îl depune pe stivă
	LDAA	23 34	4	
	PSHA		4	
	DECB		2	Schimbă codul de hexant
	DEC	BB 35	6	Citit 4 hexanți (un rând) ?
	BNE	L2	4	
	ADDB	08	2	Codul ultimului hexant din rândul următor în B
	DEC	BB 34	6	Citit 4 rânduri (16 hexanți) ?
	BNE	L1	4	
	TXS		4	Reface stiva

Segmentul de program BRUT are organigrama din fig.2.2a. Segmentul de program BRUT se redă mai jos. Pentru conveniență în programare, aici faza P este dublul argumentului funcției de intercorelație, spre deosebire de notațiile utilizate la prezentarea MIWL și a algoritmului.

Amplitudinea se determină direct în segmentul BRUT, datorită rezoluției suficiente asigurate în acest mod. Față de algoritmul general, calculul recursiv se face pe baza ecuației

$$(N/2)R_{s,r}(i+1) = (N/2)R_{s,r}(i) + Df(i)$$

care salvează încă N/2 însumări.

Modul de adresare imediată se marchează cu im cînd nu rezultă implicit din lungimea operandului. Valorile curente ale amplitudinii maxime se păstrează la A_{RP} , A_{RP+1} , dacă sînt pozitive și la A_{RN} , A_{RN+1} dacă sînt negative. Similar, pentru fază sînt rezervate A_{PN} , A_{PN+1} . La A_{PP} se găsește memorat codul BD astfel că după rularea segmentului BRUT, A_{PP} , A_{PP+1} va conține adresa eșantionului $f(P)$.

		Cicli		
		mașină		
	LDX ^{im}	08 07	3	Inițializare contori: C=8, D=7
	STX	BB 3A	6	
	LDX ^{im}	BD 00	3	Adresa eșantionului $f(o)$ în index
	CLRA		2	
	CLRB		2	
RWO :	ADDA ^x	01	5	
	ADCB ^x	00	5	$\sum_k [f(k) - f(k+N/2)]$
	SUBA ^x	11	5	
	SBCB ^x	00	5	
	INX		4	$k \rightarrow k+1$
	INX		4	
	DEC	BB 3A	6	$C \rightarrow C-1$
	BNE	RWO	4	Sfîrșit ciclu ?
	LDX ^{im}	FF FF	3	
	TSTB		2	
	BMI	RON	4	Testează semnul lui $NR_{s, f(o)} = A$
	LSRB		2	Rezultat pozitiv. Se împarte la doi
	RORA		2	și se depune la A_{RP}
	STAA	A_{RP+1}	5	
	STAB	A_{RP}	5	
	STX	A_{RN}	6	Inițializare (A_{RN}) = -1
	BRA	RWI	4	
RON :	COMA		2	Rezultat negativ
	COMB		2	
	ADDA	01	2	Se complementează față de doi
	ADCB	00	2	
	LSRB		2	Se împarte la doi
	RORA		2	
	COMA		2	
	COMB		2	Se complementează față de doi
	ADDA	01	2	

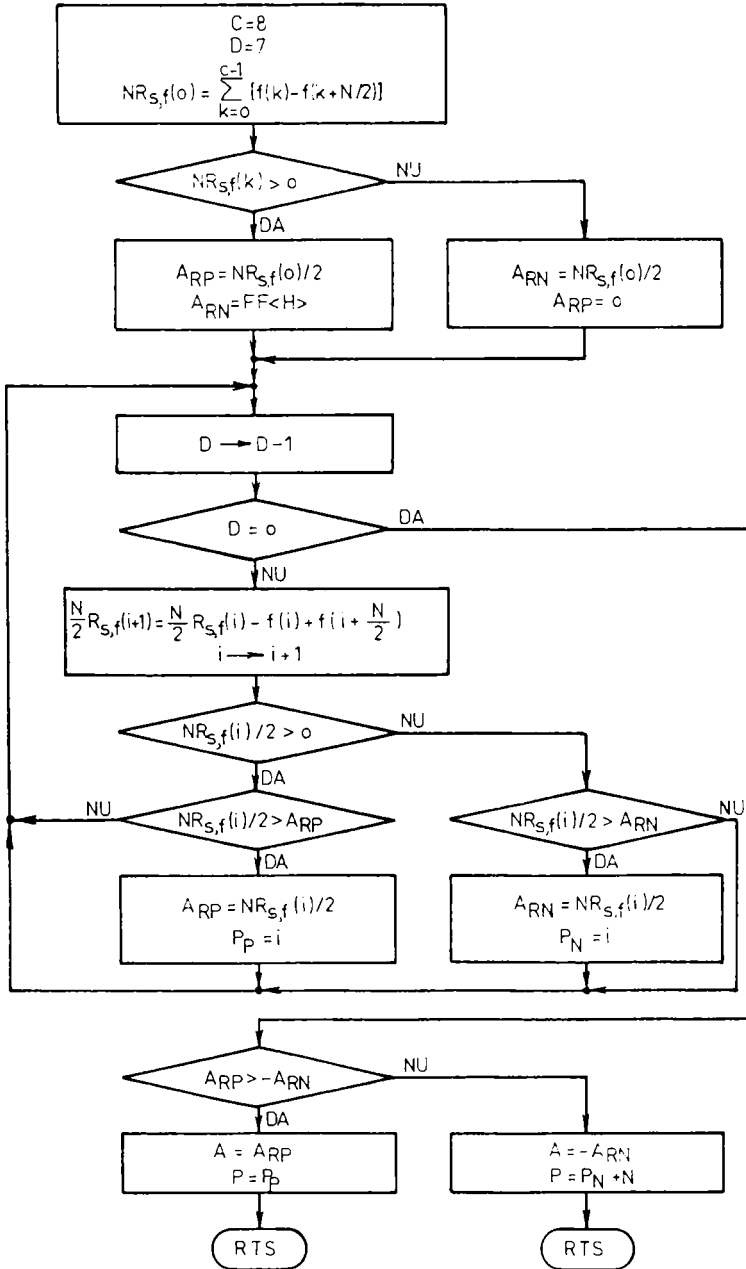


Fig.2.3

	ADCB	00	2	
	STAA	A_{RN+1}	5	Se depune la A_{RN} rezultatul
	STAB	A_{RN}	5	
	INX		4	
	STX	A_{RP}	6	Se anulează A_{RP}
RWI :	CLR	A_{PN+1}	6	Inițializare feze
	CLR	A_{PP+1}	6	
	LDX ^{im}	BD 00	3	Inițializare adresă index
RWC :	DEC	BB 3B	6	D → D-1, contorizează numărul
	BEQ	RCP	4	de cicluri la calculul $(N/2)R_{s,f}(1)$
	SUBA ^x	01	5	
	SBCB ^x	00	5	$(N/2)R_{s,f}(i+1) = (N/2)R_{s,f}(i) -$
	ADDA ^x	11	5	$-[f(i) - f(i+N/2)]$
	ADCB ^x	10	5	
	INX		4	$i \rightarrow i+1$
	INX		4	
	TSTB		4	$(N/2)R_{s,f}(i+1) > 0 ?$
	BPL	RCP	4	Dacă da, salt la RCP
	CMPB	A_{RN}	4	$NR_{s,f}(i) < A ?$
	BHI	RWC	4	Revenire în buclă dacă nu
	BNE	REN	4	
	CMFA	A_{RN+1}	4	
	BCC	RWC	4	
REN :	STAA	A_{RN+1}	5	Actualizare A pentru rezultat
	STAB	A_{RN}	5	negativ
	STX	A_{PN}	6	
	BRA	RWC	4	
RCP :	CMPB	A_{RP}	4	$NR_{s,f}(i) > A ?$
	BCS	RWC	4	
	BNE	REP	4	Revenire în buclă dacă nu
	CMFA	A_{RP+1}	4	
	BCS	RWC	4	
REP :	STAA	A_{RP+1}	5	Actualizare A pentru
	STAB	A_{RP}	5	rezultat pozitiv
	STX	A_{PP}	6	
	BRA	RWC	4	Anulează P dacă A=0
RCP :	BSR	STG	8	
	LDAA	A_{RN+1}	4	Complementarea rezultatului
	LDAB	A_{RN}	4	maxim negativ pentru comperare
	COMA		2	cu rezultatul maxim pozitiv
	COMB		2	
	ADDA	01	2	

	ADCB	OO	2	
	CMFB	A _{RP}	4	
	BCS	FAP	4	
	BNE	FAN	4	
	CMFA	A _{RP+1}	4	
FAN :	ASLA		2	
	ROLB		2	
	STAA	P _{FLS}	5	Se multiplică cu 2 rezultatul
	STAB	P _{FHS}	5	maxim negativ care devine am-
	LDAA ^{1m}	10 <H>	2	plitudinea finală A
	ADDA	A _{PN+1}	4	P → P+N/2
	STAA	A _{PP+1}	5	P → (A _{RP+1})
	BRA	RFA	4	
FAP :	LDAA	A _{RP+1}	4	Se multiplică cu 2 rezultatul
	ASLA		2	maxim pozitiv care devine am-
	ROLB		2	plitudinea finală
	STAA	P _{FLS}	5	
	STAB	P _{FHS}	5	
RFA :	LDAA	OA	2	Selecție hexant H ₇
	STAA	P _{SH}	5	
	STAA	P _{DSC}	5	Se înscrie valoarea amplitudinii
	INCA		2	
	STAA	P _{SH}	5	Selecție hexant H ₈

Programul se continuă cu segmentul FIN care ajustează valoarea fazei, conform algoritmului general și a organigramei din fig.2.4.

La A_P, A_{P+2} și A_{P+4} se găsește înscris codul BD, permițând identificarea operativă (vezi programul) a eșantioanelor f(P), f(P-1), f(P+N/2), f(P-1+N/2), ca în segmentul BRUT.

		Cicli		
		mașină		
FIN :	LDAA ^{1m}	10 <H>	2	
	ADDA	A _{PP+1}	4	(P+N/2) modulo N → (A _{P+1})
	ANDA	1F <H>	2	
	STAA	A _{P+1}	5	
	ADDA ^{1m}	1E <H>	2	(P-1+N/2) modulo N → (A _{P+3})
	ANDA	1F <H>	2	
	STAA	A _{P+3}	5	
	ADDA ^{1m}	10 <H>	2	
	ANDA	1F <H>	2	(P-1) modulo N → (A _{P+5})

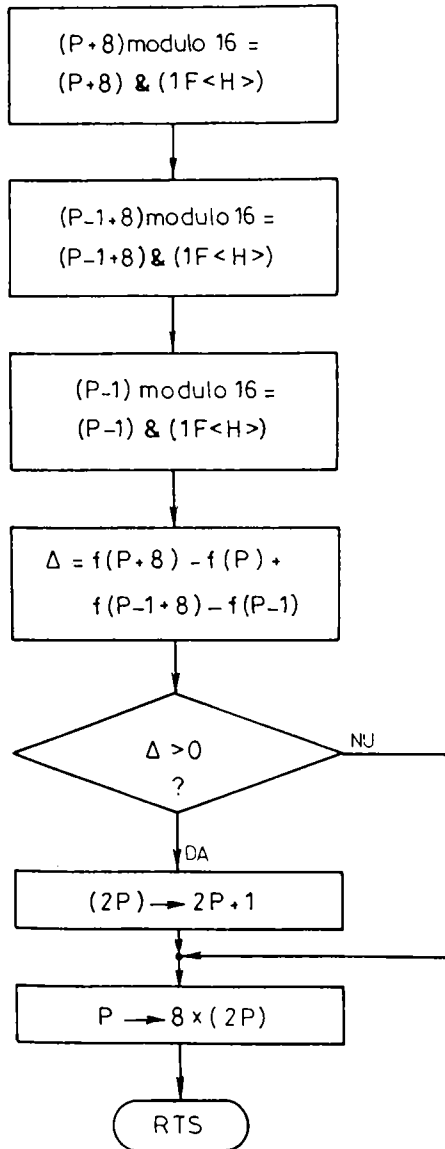


Fig. 2.4

	STAA	A _{P+5}	5	
	LDX	A _P	5	
	LDAA ^x	01	5	
	LDAB ^x	00	5	
	LDX	A _{PP}	5	
	SUBA ^x	01	5	$f(P+N/2) - f(P) + f(P-1+N/2) -$
	SBCB ^x	00	5	$-f(p-1) = \Delta$
	LDX	A _{P+2}	5	
	ADDA ^x	01	5	
	ADCB ^x	00	5	
	LDX	A _{P+4}	5	
	SUBA ^x	01	5	
	SBCB ^x	00	5	
	BLI	PO	4	
	BNE	PI	4	
	TSTA		2	$\Delta > 0 ?$
	BEQ	PO	4	
P1 :	LDAA ^{im}	01	2	Dacă da, $2P \rightarrow 2P+1$
	ADDA	A _{PP+1}	4	
RO :	ASLA		2	Inmulțire cu 8
	ASLA		2	
	ASLA		2	
	STAA	P _{FLS}	5	Inscriere rezultat în
	CLR	P _{FHS}	6	hexantul H ₃
	STAA	P _{DSC}	5	
	RTS		5	Revenire la programul principal
PO :	LDAA	A _{PP+1}	5	2P în acumulatorul A
	BRA	RO	4	

Segmentul STG, introdus opțional înaintea lui FIN anulează faza brută obținută în zonele de nedeterminare, cu amplitudine nulă, rezultate când prelucrarea este precedată de o substracție de fond supradozată sau una de tip RMV. Setul de instrucțiuni este următorul :

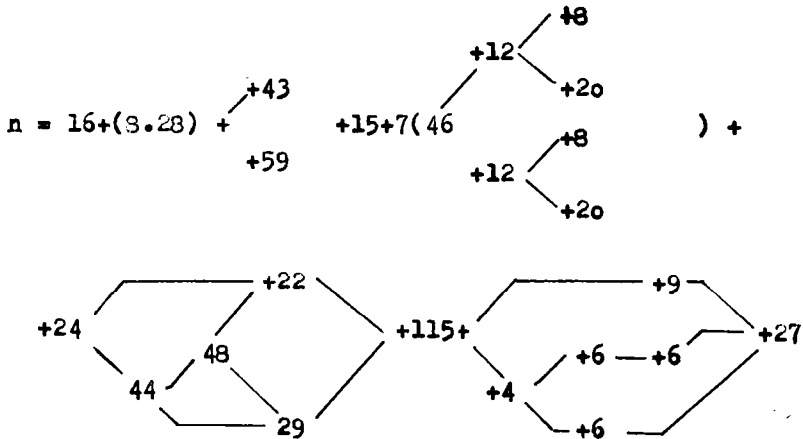
			Cicli mașină	
STG :	LDX	A _{RN}	5	
	CPX ^{im}	FF FF	3	(A _{RN}) = FF FF ?
	BNE	FIN	4	Dacă nu, trece la FIN
	LDX	A _{RP}	5	

CPX ^{im}	OO OO	3	(A _{RP}) = OO OO ?
BNE	FIN	4	Dacă nu, trece la FIN
CLR	P _{FLS}	6	Inscrisie P = 0 și revine în
CLR	P _{FHS}	6	programul principal
STAA	P _{DSC}	5	
FIN:RTS		5	

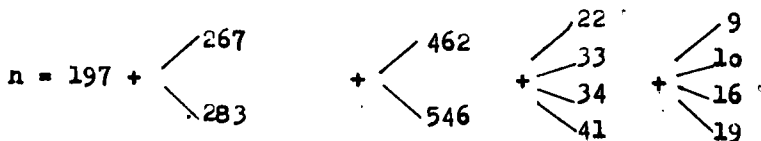
Pentru evaluarea numărului de cicli mașină necesari la prelucrarea unei imagini de formatul 64x64x16 pixeli, s-au însumat ciclurile pe fiecare ramură a programului și s-au înmulțit cu numărul de parcurgeri la o rulare. Pentru programul principal rezultă simplu

$$n = 28 + 64(6 + 64 \cdot 24 + 15) + 12 = 99.688 \text{ cicli}$$

Subrutina IPW, apelată de 4096 de ori conduce la următorul arbore



sau



Un calcul exact este dificil deoarece este greu să se estimeze corect probabilitatea de parcurgere a fiecărei ramuri. Este utilă totuși stabilirea unor valori limită, ceea ce nu pune probleme. Se obține $n_{\min} = 957$ și $n_{\max} = 1086$. Se observă că eroarea nu poate fi mare dacă se consideră o valoare medie de

$n = 1000$. Deoarece subrutina se repetă de $64 \times 64 = 4096$ de ori, rezultă în final $4.096.000$ cicli mașină.

Pentru segmentul de INCARCARE rezultă

$$n = 16 + 4(7 + 4.37 + 10) + 4 = 680.$$

Deoarece și acesta se parcurge de 4096 ori, se obține un număr de $2.785.280$ de cicli. Pentru întreg programul rezultă în final $7.980.962 \approx 8 \cdot 10^6$ cicli. Pentru o durată de $1,2 \mu s$ a ciclului la microprocesorul utilizat, rezultă un timp de calcul de numai $9,6$ secunde față de timpul real de 20 secunde. Diferența este datorată în principal timpului de acces al memoriei de imagine în regimul calculator. Concluzia este susținută și de verificarea experimentală următoare. Programul a fost rulat cu evitarea segmentului de încărcare care cere acces la memoria imagine de 16 ori la fiecare rulare a subrutinei IFW față de numai două cereri în restul programului.

Timpul de calcul s-a redus astfel la 9 secunde.

Se poate considera, prin urmare, că algoritmul permite obținerea unor timpi de prelucrare de 10 secunde sau mai reduși pe sisteme de construcție mai recentă prevăzute cu memorii (și microprocesoare) mult mai rapide. O asemenea prelucrare poate fi considerată în cele mai multe împrejurări ca efectuată în timp real.

2.5. Considerații privind analiza multiarmonică a semnalelor în domeniul Walsh

O generalizare naturală a studiului precedent este extinderea analizei la mai multe armonici Walsh, prin analogie cu metodele consacrate deja de analiză Fourier multiarmonică a curbelor de activitate temporală. Obiectivul unei astfel de prelucrări ar putea fi o filtrare de tip trece-jos în domeniul Walsh prin rejecția unui anumit număr de armonici superioare, urmată de reconstrucție și analiza semnalului în domeniul timp. Problema prezintă însă și o serie de aspecte ce pot fi de interes în codarea semnalelor, unde există preocupări mai vechi pentru utilizarea transformării Walsh-Hadamard /15/.

Între transformările unitare utilizate la implementarea filtrelor numerice liniare TFD, respectiv algoritmi transfor-

mării Fourier rapide, ocupă un loc central deoarece reduce calculul convoluției la o simplă multiplicare scalară. Această proprietate este strâns înrudită cu aceea a deplasării, utilă în numeroase aplicații. Conservarea caracterului staționar al unui proces aleator după transformarea Fourier /15/ se numără printre avantajele potențiale ce decurg din proprietatea deplasării. Autorul consideră, de asemenea, că într-o măsură însemnată eficiență descriptorilor Fourier în recunoașterea formelor este legată de această proprietate ce conferă invarianța la translație.

Cît timp la o transformare uniteră se păstrează toți coeficienții, ea rămîne o transformare matematic exactă, perfect invertibilă indiferent de forma semnalului. Dacă transformarea este urmată de o filtrare, de exemplu de tip trece jos obținută prin multiplicare cu o fereastră rectangulară, după transformarea inversă se obține un semnal în general diferit de cel supus prelucrării, reprezentînd o componentă utilă extrasă din el. O categorie largă de aplicații, între care și analize activității de contracție a inimii cere ca rezultatul filtrării să fie o formă de undă ce nu-și modifică alura dacă secvența supusă filtrării este deplasată în timp, dar se deplasează la rîndul ei cu același interval de timp.

Pornind de la considerentele expuse mai sus, autorul își propune să definească o transformare Walsh modificată în așa fel încît să dobîndească proprietatea deplasării, într-un sens ce se va preciza în continuare. Pentru transformările Walsh discrete (TWD), indiferent de varianța de ordonare, vor rezulta algoritmi de complexitate moderată ce pot beneficia de facilitățile de calcul bazate pe formule de recurență de tipul (2.15). Cu toate acestea, metoda de obținere a transformării modificate adoptată aici nu este limitată de TWD, fiind de valabilitate generală. De asemenea, avînd în vedere separabilitatea nucleului, analize se generalizează ușor și pentru transformările bidimensionale sau tridimensionale.

Reamintim că pentru o secvență periodică $x(k)$ avînd TFD notată $X(l)$, proprietatea deplasării în domeniul timp (k) se enunță concis în forma /131/ :

$$x(k-k_0) \xleftrightarrow{W} W^{lk_0} X(l), \quad (2.59)$$

unde \longleftrightarrow e o pereche Fourier definită prin TFD și $w = \exp(-j2\pi/N)$, cu N perioada secvenței. Multiplicarea cu exponențiala complexă păstrează amplitudinea fiecărei armonici Fourier, afectându-i doar faza. Este însă evident că o expresie de aceeași formă nu poate fi obținută și în cazul TWD care are coeficient exclusiv reali. Totodată este clar că, asemănător TFD, fiecare armonică Walsh trebuie să sufere o deplasare în timp cu k_0 eşantioane în timp ce coeficientul Walsh corespunzător armonicii respective trebuie să rămână nemodificat la deplasarea secvenței $X(k)$ cu k_0 eşantioane.

Este ușor de arătat că pentru analiza de o singură armonică MIWL oferă o modalitate de obținere a unei transformări cu proprietatea dorită. Într-adevăr, considerînd armonica Walsh de ordinul s, o putem calcula în următoarea formă :

$$w_0(2s-1) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \text{sal}_d(s, k-P), \quad (2.60)$$

$$w_e(2s) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \text{cal}_d(s, k-P), \quad (2.61)$$

unde P este faza obținută prin algoritmul definit la MIWL, aplicat pentru una din cele două funcții de bază $\text{sal}_d(s, k)$ sau $\text{cal}_d(s, k)$. În prima variantă $w_0(2s-1) = NA$, unde A este amplitudinea obținută prin aplicarea algoritmului la armonica s. Mai observăm că maximizarea intercorelației cu funcția $\text{sal}_d(s, k)$ nu asigură în general și anularea intercorelației cu funcția $\text{cal}_d(s, k)$, respectiv a coeficientului $w_e(2s)$, decât în cazul unei secvențe de intrare $x(n)$ de formă simetrică.

O altă soluție posibilă la analiza de o singură armonică este deplasarea relativă a secvenței $x(k)$ față de funcțiile de bază pînă la minimizarea modulului unuia din cei doi coeficienți ai armonicii respective. În ambele variante, generalizarea la mai multe armonici este posibilă dar numai cu restricții, datorită faptului că nu toate funcțiile de bază își păstrează ortogonalitatea și după deplasare. În fig.2.5 sînt marcate cu asterisc funcțiile Walsh care rămîn ortogonale indiferent de modul cum sînt deplasate relativ. Se observă că acestea sînt de fapt cele rezultate prin eşantionarea funcțiilor Kademacher și perechile lor, reprezentînd versiuni deplasate

cu un sfert de perioadă. Probleme suplimentare apar în legătură cu unicitatea unor astfel de transformări în condițiile existenței unor maxime (minime) multiple ale intercorelațiilor. Acestea pot fi rezolvate așa cum se arată în continuare în cadrul celei de-a treia soluții examinate, care elimină restricțiile menționate, permițând utilizarea setului complet de funcții de bază.

Pornind de la observația că nu toate funcțiile de bază își mențin ortogonalitatea față de familie după o deplasare relativă, soluția a treia pe care o analizăm evită deplasarea lor relativă. În schimb, funcțiile de bază sînt deplasate simultan pînă cînd ajung într-o poziție univoc definită față de secvența de intrare. În consecință, dacă deplasarea relativă pentru $x(k)$ este k_0 , este necesar ca deplasarea relativă pentru secvența $y(k) = x(k+k_1)$ să fie de $k_0 - k_1$ eșantioane, oricare ar fi numărul întreg k_1 , dacă secvența nu are o perioadă mai mică decît N . Se observă că

$$y(k+k_0-k_1) = x(k+k_0). \quad (2.62)$$

În acest mod se asigură același rezultat al TWD modificate indiferent de originea fixată pentru variabila k și în plus se obține informația k_0 cu privire la deplasarea relativă a secvenței analizate față de funcțiile de bază. Rămîne a se preciza modul de determinare al deplasării k_0 necesare. Metode expeditiv de genul căutării maximumului, zerourilor sau altor valori ușor calculabile sînt posibile dar nu rezolvă problema unicității transformării.

Soluția propusă, explicitată în forma unui algoritm, rezolvă probleme unicității concomitent cu maximizarea energiei transformării și reducerea normei erorii în cazul reprezentării trunchiate la un anumit număr de armonici. În acest scop se introduce un criteriu de decimare a maximelor multiple prin maximizarea succesivă a coeficienților transformării. Pentru a se obține o adaptabilitate superioară la proprietățile semnalului, se definește o ordine preferențială în care se urmărește maximizarea.

Algoritmul constă în următorii pași :

1. Se stabilește o ordine preferențială a funcțiilor de bază, $w_{1,0}(r,k)$, specificată prin funcția de ordonare $m=c(r)$,

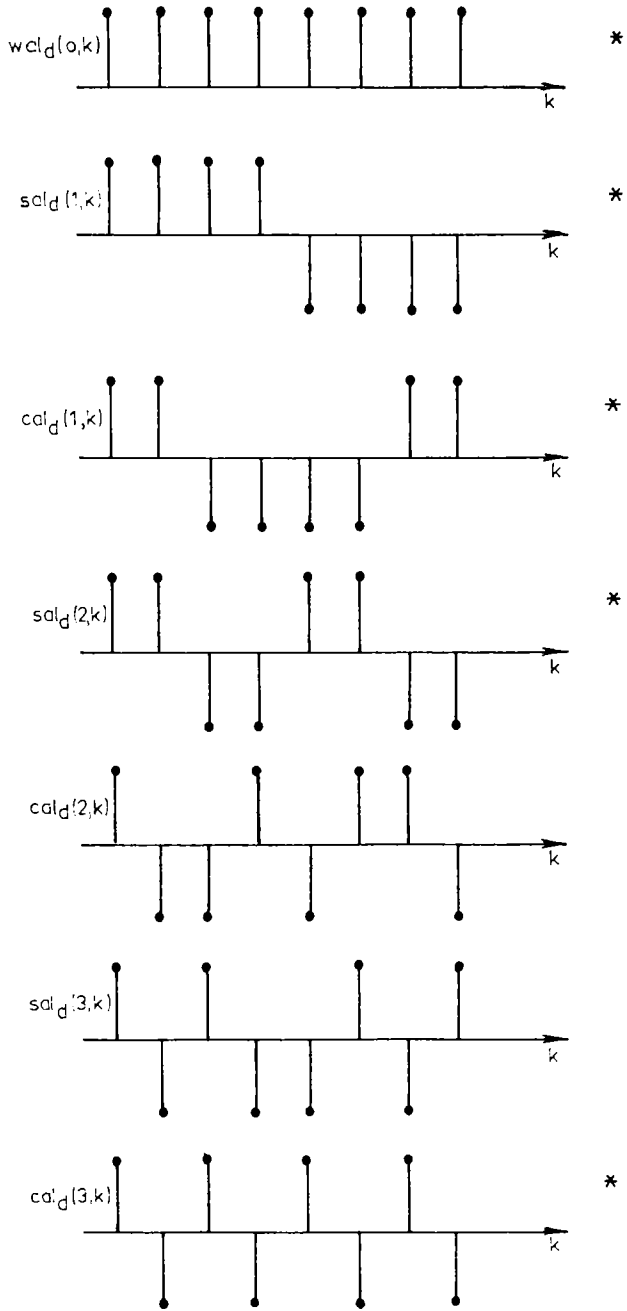


Fig.2.5

ce atasează fiecărui ordin r un număr, întreg m între 0 și N , reprezentând ordinea de prioritate la maximizare a coeficientului corespunzător.

2. Se execută operațiile următoare :

2.1. Se inițializează variabila $m=1$

2.2. Se determină

$$A = \text{Max}_R \left\{ \sum_{k=0}^{N-1} f(k+n) \text{wal}_d[\sigma^{-1}(m), k] \right\}.$$

2.3. Dacă maximul este unic și are loc pentru $n=n_0$, secvența $f(k)$ se deplasează înainte cu n_0 eșantioane și algoritmul se încheie.

2.4. Dacă există mai multe maxime identice la $n=n_1$, cu $i=1, I, I < N-1$, se trece la pasul următor.

3. Se execută operațiile următoare :

3.1. Se incrementează m

3.2. Se determină

$$B = \text{Max}_{i < I} \left\{ \sum_{k=0}^{N-1} f(k+n_i) \text{wal}_d[\sigma^{-1}(m), k] \right\}.$$

3.3. Dacă maximul este unic și are loc la $i=i_0$ atunci $n_0 = n_{i_0}$ și algoritmul se încheie.

3.4. Dacă există mai multe maxime, se elimină cele care conduc la coeficienți de ordinul m negativi. Dacă rămâne un maxim unic la $i=i_0$ atunci $n_0 = n_{i_0}$ și algoritmul se încheie.

3.5. Dacă rămân mai multe maxime n_1 , cu $i=1, J$ se face $I=J$.

3.6. Dacă $m \neq N-1$ se revine la 3.1.

3.7. Se stabilește $n_0 = n_1$ și algoritmul se încheie.

Practic, în cele mai multe situații este de așteptat să existe un maxim unic la punctul 2.2, astfel încât numai energia primei armonici precizate de $\sigma(r)$ se maximizează și efortul de calcul impus de algoritm este redus.

Transformarea Walsh modificată, pe baza algoritmului propus asigură unicitatea valorii tuturor coeficienților calculați la orice deplasare în domeniul timp (k) a secvenței $f(k)$. Pentru a vedea mai clar acest lucru presupunem că intercorelația cu prima din funcțiile de bază considerată în ordinea specificată de $\sigma(r)$ are mai multe maxime identice dedecimate de algoritm. Intr-o

astfel de situație algoritmul reține arbitrar primul maxim nedecimat, dar indiferent care ar fi acest maxim, coeficientul corespunzător primei funcții de bază va avea aceeași valoare. Totodată faptul că algoritmul nu decimează între două maxime care garantează egalitatea tuturor celorlalți coeficienți de un anumit ordin utilizați drept criteriu la decimare. Ca atare nici valorile lor nu sînt afectate de alegerea arbitrată a maximului. Pentru o poziție inițială diferită a secvenței de bază, maximele nedecimate rămîn aceleași dar este posibil ca algoritmul să decidă în mod diferit întîlnind maximele în ordine diferită. Valorile coeficienților determinați nu se schimbă, deși este posibil să se obțină o deplasare n_0 ce aduce secvența $f(k)$ în altă poziție relativă față de funcțiile de bază, astfel că se asigură unicitatea rezultatului transformării.

Funcția $m = O(r)$ se va defini astfel încît m să indice ordinul armonicilor aranjate în sensul descrescător al energiei lor medii, estimate pentru clasa de semnale căreia i se aplică transformarea propusă. Se observă că la punctele 2.2 și 3.2, criteriile maximizate sînt de fapt amplitudini ale coeficienților transformării, factorul $(1/N)$ absent din expresiile variabilelor A și B fiind neimportant. Prin urmare, algoritmul tinde să maximizeze norma vectorului rezultat și implicit să minimizeze norma erorii pătratice, egală cu suma energiilor coeficienților omiși /15/. În acest sens, trebuie precizat că algoritmul propus este suboptimal, el neasigurînd o soluție de normă maximă în orice situație.

Căutarea deplasării relative ce conduce la soluția de normă maximă, cu utilizarea algoritmului propus numai ca modalitate de rezolvare a situațiilor de nedeterminare, permite obținerea celor mai bune performanțe în cadrul metodei propuse dar complexitatea de calcul crește substanțial cînd numărul coeficienților reținuți este mare. C serie de variante intermediare mai pot fi examinate, ca maximizarea unor sume parțiale de energii ale coeficienților reținuți, eventual ponderate optimal, sau a unor alte criterii de eroare, posibil mai ușor de evaluat, de tipul sumei valorilor absolute a coeficienților. Dacă ponderea energetică a unui anumit coeficient este mare în raport cu a celorlalți, respectiv dacă $O(r)$ are un maxim pro-

nuțat, este de așteptat ca algoritmul suboptimal propus să producă soluția optimă sau o soluție apropiată de cea optimă, în condițiile menținerii unui timp de calcul redus.

În fig.2.6a este ilustrat rezultatul aplicării metodei propuse într-un astfel de caz, în comparație cu transformarea Walsh obișnuită, redată în fig.2.6.b. Figura ilustrează rezultatul $f_1(k)$ al filtrării trece-jos a secvenței $f(k)$ prin redarea ei succesivă cu un număr $n_0 = i$ de la unu pînă la opt coeficienți. În dreptul fiecărei secvențe rezultate este indicată și eroarea normalizată (prin raportarea la norma vectorului), ϵ_n . Chiar dacă se consideră deplasarea relativă n_0 ca un coeficient suplimentar ce trebuie determinat și atașat analizei, avantajul transformării Walsh modificate apare evident în acest exemplu, eroarea la redare fiind nulă deja la redarea cu ajutorul a numai doi coeficienți. Mai mult, dacă nu interesează componenta continuă, măsurată de primul coeficient și nulă în exemplul considerat, sau dacă $\sigma(\omega) = 1$, este suficient de fapt un singur coeficient pentru reconstituirea perfectă a secvenței originale, reprezentînd de fapt o versiune deplasată a unei funcții de bază. În schimb, în cazul utilizării transformării Walsh tradiționale, eroare nulă se obține abia după includerea și a celui de-al șaptelea coeficient la reconstrucția secvenței $f(k)$.

O analiză generală a meritelor și a limitelor metodei propuse este dificilă și de utilitate redusă dată fiind specificitatea ei. Din acest motiv pentru estimarea performanțelor obtenebile s-au mai analizat două cazuri particulare.

În primul caz, $f(k)$ este o curbă de activitate temporară a inimii și numărul de armonici Walsh reținut este egal cu 1. În această situație metoda asigură o creștere cu numai 4,59% a amplitudinii față de transformarea Walsh normală considerată pentru permutarea circulară cea mai defavorabilă a secvenței $f(k)$. Rezultatul nu este surprinzător, dată fiind forma apropiată de sinusoidală a funcției $f(k)$ careia i se datorează aproximativă invarianță la deplasare.

Al doilea exemplu analizat este secvența din figura 2.7 obținută prin eșantionarea unei unde EKG. Pentru conveniență s-a făcut abstracție de componenta continuă (nenulă în figură). Secvența a fost supusă unei transformări Walsh complete în

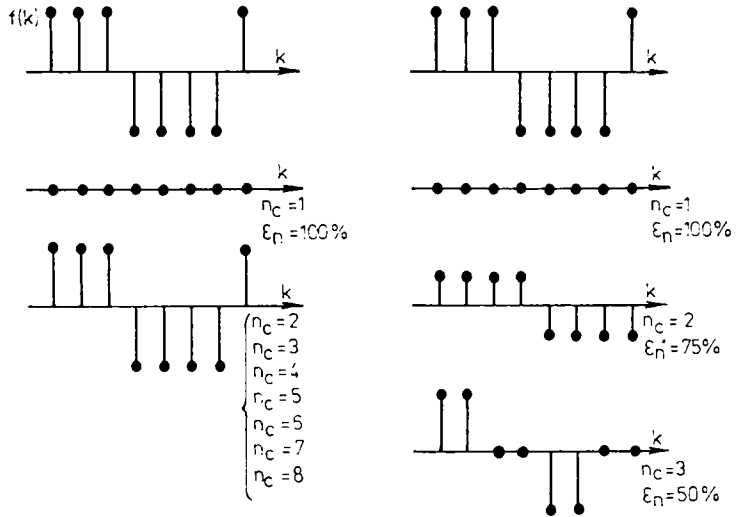


Fig. 2.6

a

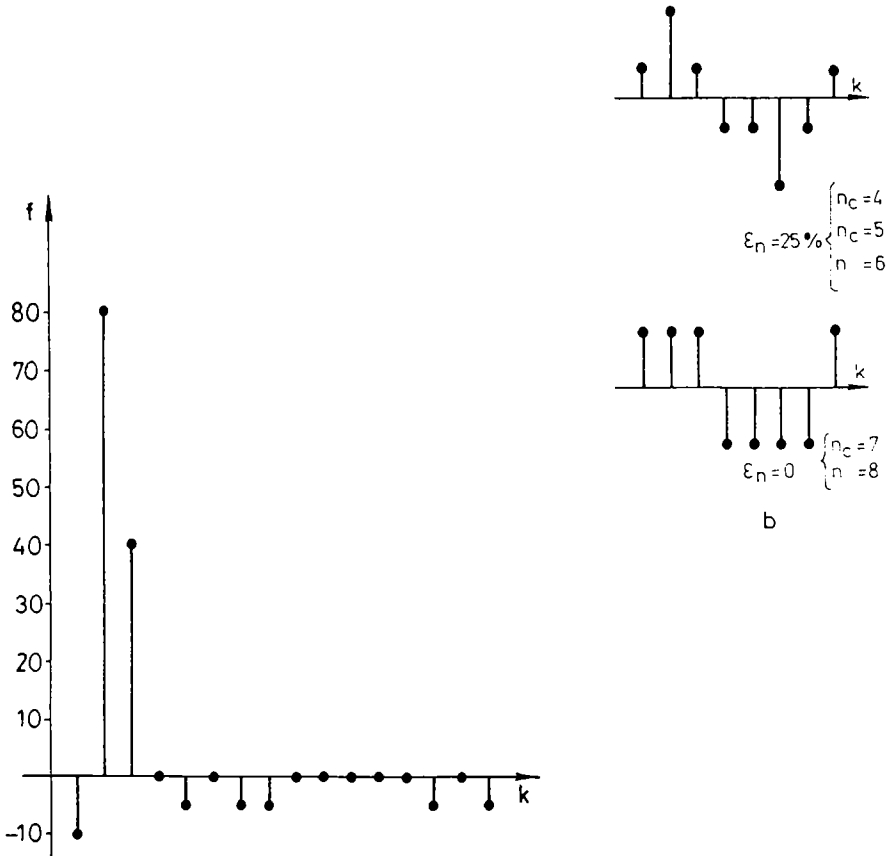


Fig. 2.7

toate cele 16 permutări circulare ale ei. Fiecărui coeficient i s-a determinat energia medie pe cele 16 permutări, rezultând o ordine preferențială a coeficienților, care accelerează în medie convergența aproximării multiermonice a tuturor perturbațiilor. Această ordine s-a ales astfel în ideea de a nu favoriza pe cât posibil nici una din cele 16 permutări. În fig.2.8 este redat modul de variație a pătratului normei aproximării multiermonice,

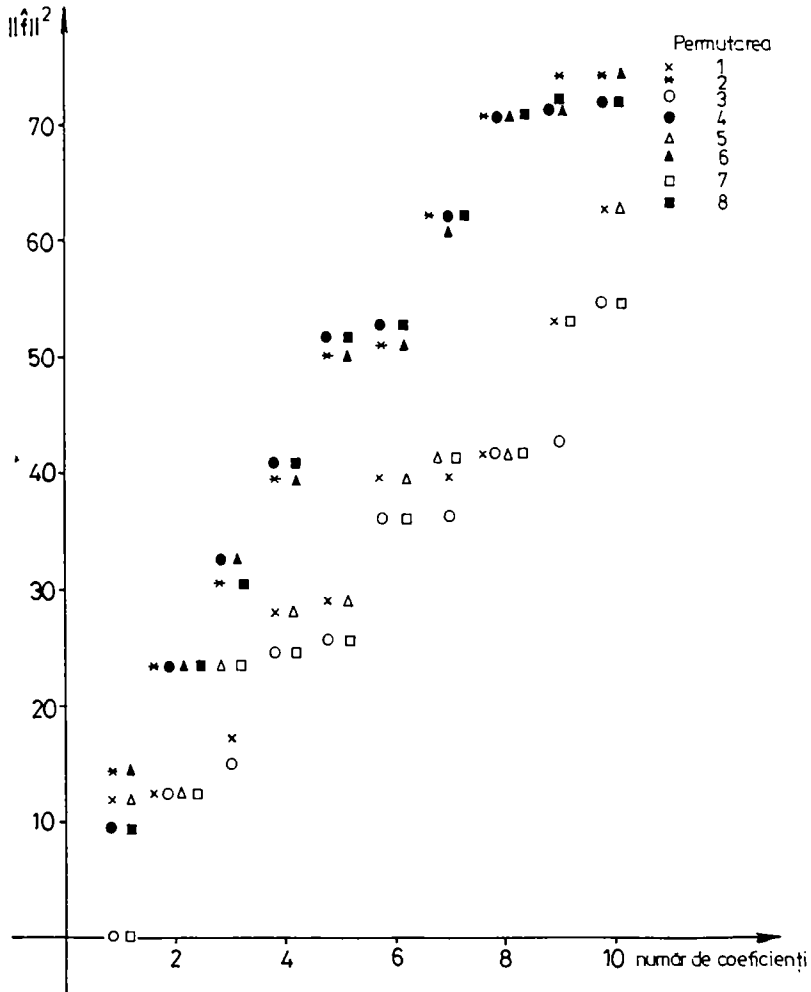


Fig.2.8

$\|\hat{f}\|^2$ în funcție de numărul de coeficienți pentru toate permutările. Se observă că există numai opt permutări distincte din punct de vedere energetic. În exemplul considerat,

algoritmul propus conduce la soluția de normă maximă, chiar și cu ordinea $\sigma(r)$ optimizată în medie. Se obține un raport apropiat de 2 între energiile transformărilor optimale (corespunzătoare permutărilor 2 și 6) și cele ale transformărilor permutărilor celor mai defavorabile, (3 și 7) până la un număr de 10 coeficienți. La creșterea numărului de armonici redade, acest raport se reduce, conform previziunilor, tinzând spre valoarea unitară ce se obține pentru transformarea completă care este exactă.

Secvența din fig.2.7 a fost supusă și unei transformări Fourier discrete în vederea comparării metodei propuse cu TFD în cazul particular examinat. Pentru ambele metode coeficienții transformării s-au aranjat în ordinea descrescătoare a amplitudinilor. În fig.2.9 se redă modul de variație al pătratului normei vectorului obținut prin trunchierea reprezentării în funcție de numărul de coeficienți incluși, selectați în ordine descrescătoare. Pentru comparație este redat și rezultatul transformării Walsh convenționale, aplicate la permutarea cea mai defavorizată de actuala ordonare a coeficienților. Se constată avantajul net al transformării Walsh modificate, menținut până la 15 coeficienți reprodusi din 16. În fig.2.10 este redată dependența de numărul de coeficienți a abaterii procentuale între metoda propusă și TFD,

$$\delta\% = \frac{\|f\|_W^2 - \|f\|_I^2}{\|f\|_F^2} \cdot 100 \quad (2.63)$$

Se remarcă avantajul de peste 9% al transformării Walsh modificate, menținut până la reprezentări cu 8 coeficienți. Față de transformarea Walsh convențională, considerată pentru permiterea cea mai defavorabilă, avantajul metodei propuse este mult mai substanțial (v. fig.2.11), depășind 140% la reprezentarea cu 4 coeficienți. Din figura 2.9 mai rezultă că metoda propusă permite redarea cu 4 coeficienți la aceeași eroare care se obține cu transformarea Walsh convențională de 8 coeficienți sau redarea cu 6 coeficienți, la aceeași eroare care se obține cu transformarea Walsh convențională de 10 coeficienți, aplicată permutării celei mai defavorabile a secvenței. Se subliniază însă că afixmeția se referă numai la exemplul considerat, fără

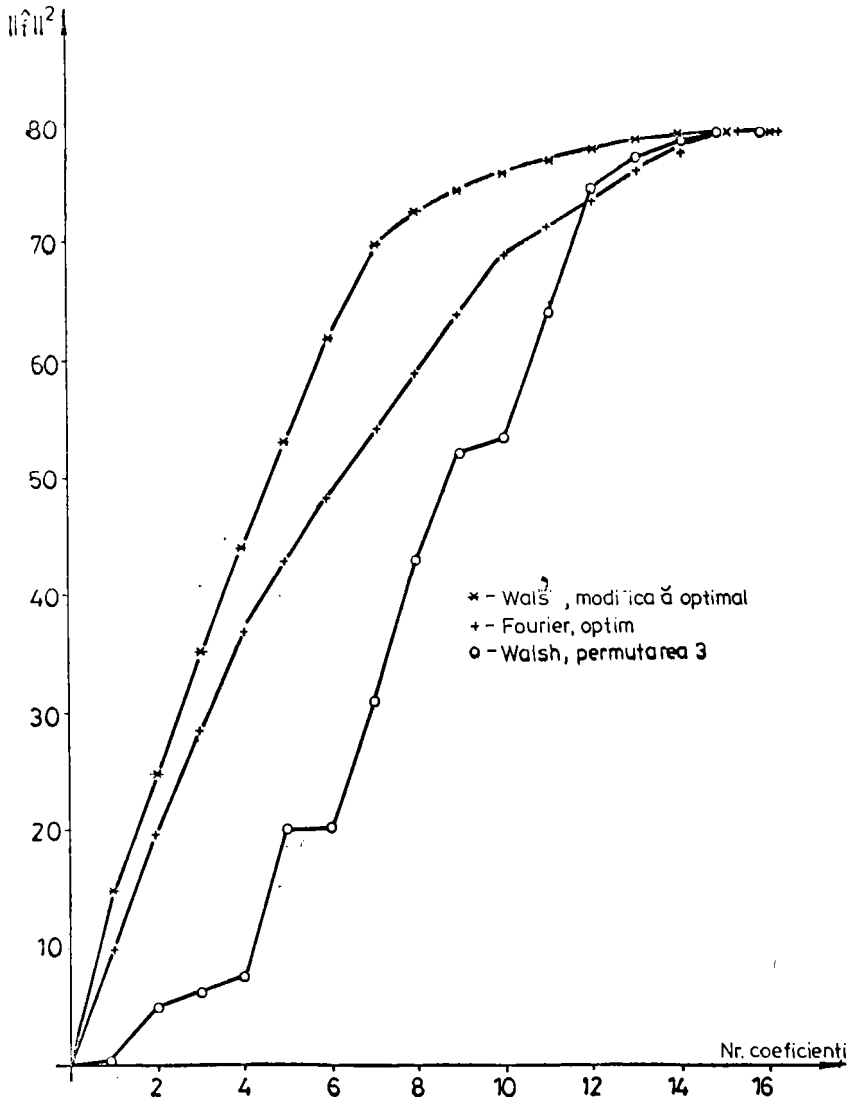


Fig.2.9

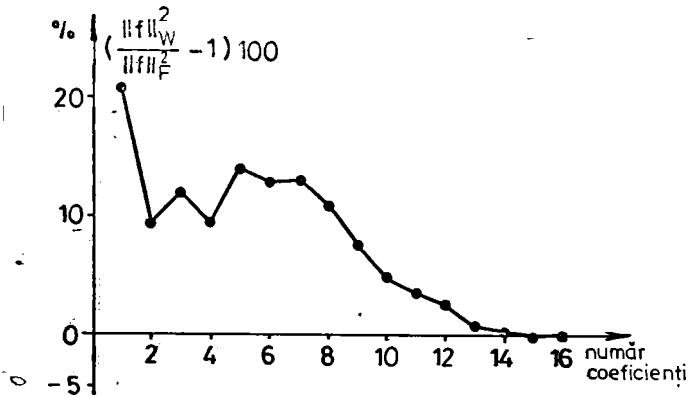


Fig.2.10

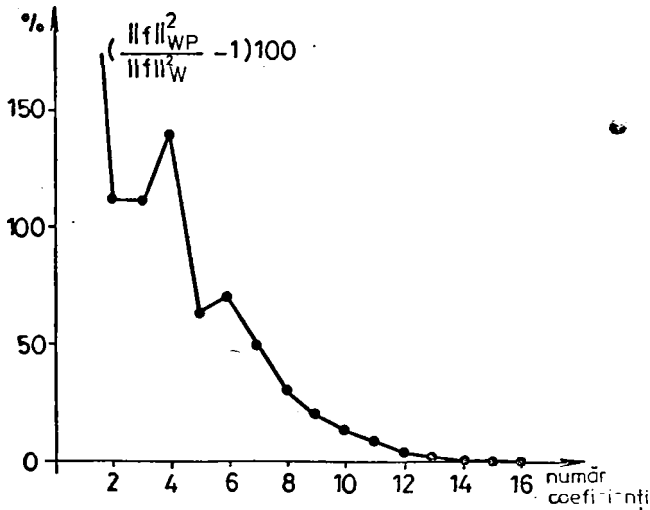


Fig.2.11

se reprezenta o situație medie sau tipică pentru orice secvențe de intrare.

În concluzie, metoda de transformare Walsh modificată care s-a propus permite obținerea proprietății de invarianță la translație a amplitudinii transformatei și a unei concentrări mai rapide a energiei în jurul coeficienților de interes. Eficiența metodei este dependentă de aplicație, fiind demonstrată

concludent pentru câteva situații particulare. În cazul analizei Walsh multiarmonice a CAT utilizarea ei nu este justificată, avantajele fiind minore. Cu toate acestea, considerațiile teoretice care au condus la definirea transformării Walsh modificate și studiul unor cazuri particulare permit formularea concluziei că metoda propusă se poate dovedi avantajoasă într-o serie de aplicații, chiar și în raport cu TFD care este invarianță la translație. Pe baza unor relații de recurență de tipul ecuației (2.15), algoritmul propus poate fi implementat eficient în maniera demonstrată la MIW1, permițând păstrarea avantajului principal al transformării Walsh : complexitate de calcul redusă prin evitarea multiplicărilor.

Capitolul 3

STUDIUL EFECTULUI ZGOMOTULUI ASUPRA REZULTATELOR ANALIZEI CURBELOR DE ACTIVITATE TEMPORALA

3.1. Efectul zgomotului asupra coeficienților TFD

Transformarea Fourier discretă (TFD) constituie în prezent una din cele mai importante metode liniare în prelucrarea numerică a semnalelor, atât din punct de vedere conceptual cât și din punctul de vedere al aplicațiilor, al căror număr a crescut exploziv după descoperirea algoritmilor de transformare rapidă (TFR).

În același timp studiul proprietăților TFD, a modalităților eficiente de calcul și aplicare reprezintă obiectul unor cercetări curente deosebit de fecunde /126/ - /130/. Utilizarea eficientă a rezultatelor algoritmilor TFR presupune cuantificarea erorilor datorate zgomotului, respectiv incertitudinii de măsurare a valorii esențialelor semnalului supus transformării. Sursa de zgomot cea mai tipică este procesul de cuantizare a semnalului.

Răspunsul sistemelor liniare la semnale aleatoare este un subiect care s-a studiat intens, fiind amplu tratat și în manuale dedicate prelucrării numerice a semnalelor /15/, /124/, /131/. Referiri specifice la proprietățile transformărilor unitare apar în /15/. O caracteristică generală a lucrărilor citate este tratarea cazului tipic, dar particular, al zgomotului alb, staționar. Un studiu recent /132/ investighează o situație mai generală, considerând un model de zgomot colorat, obținut prin filtrarea liniară a unor secvențe de zgomot alb.

Analiza ce urmează a fost generată de necesitatea modelării efectului zgomotului colorat și nestaționar asupra coeficienților TFD, măsurăți în scopul determinării unor parametri funcționali ai activității inimii, în imaginile scintigrafice. Este cunoscut /133/ că zgomotul în aceste imagini este dependent de semnal și prezintă o distribuție Poisson. Procedeele

consecrate de prefiltrare prin convoluție în scopul netezirii imaginii conduce și la colorarea zgomotului, situație generală netratată analitic în literatura de specialitate.

3.1.1. Definiții, notații și rezultate cunoscute

Se definește TFD a unei secvențe $f(k)$ de N eșantioane prin ecuația

$$f(t) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} f(k) w_N^k \quad (3.1)$$

cu

$$w_N = \exp(-j2\pi / N) \quad (3.2)$$

Pentru conciziunea notației și simplificarea dezvoltărilor teoretice, în cele ce urmează se recurge la reprezentarea vectorială a semnalelor /15/. Notăm cu \vec{x} un vector oarecare de (N) componente $x(k)$. Introducând matricea

$$A = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} w_N^0 & w_N^0 & w_N^0 & \dots & w_N^0 \\ w_N^0 & w_N^1 & w_N^2 & \dots & w_N^{N-1} \\ w_N^0 & w_N^2 & w_N^4 & \dots & w_N^{2(N-1)} \\ \vdots & & & & \vdots \\ w_N^0 & w_N^{N-1} & \dots & & w_N^{(N-1)^2} \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

transformarea Fourier discretă directă se poate exprima în formă

$$\vec{f} = A\vec{x} \quad (3.4)$$

Reprezentăm zgomotul aditiv prin vectorul \vec{z} . Contribuția lui la calculul coeficienților TFD constituie un termen de eroare, separabil, datorită liniarității transformării, prin aplicarea principiului superpoziției efectelor :

$$\vec{z} = A\vec{z} \quad (3.5)$$

Media lui este vectorul $\vec{\mu}_z$ cu elementul general /15/

$$\mu_z(t) = E \left\{ \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} z(k) w_N^k \right\} \quad (3.6)$$

Dacă zgomotul este staționar în sens larg, media nu depinde de originea timpului, adică

$$E \{z(k)\} = \mu_z \quad (3.7)$$

Rezultă imediat că

$$\mu_z(l) = \mu_z \delta_l \quad (3.8)$$

unde δ_l este simbolul delta Kronecker. Prin urmare, media zgomotului \vec{z} , respectiv media erorii, este nulă, exceptând coeficientul corespunzător componentei continue, pentru care are valoarea μ_z , adică valoarea medie a zgomotului de intrare \vec{z} . Invocînd teorema limită centrală /131/ se arată /15/, /132/ că pentru N suficient de mare, componentele reală și imaginară ale zgomotului \vec{z} sînt distribuite Gauss, indiferent de distribuția zgomotului de intrare.

Matricea de covarianță a zgomotului la ieșire \vec{z} , se exprimă în funcție de matricea de covarianță a zgomotului la intrarea unui sistem linear definit prin matricea de transformare T în forma /15/ :

$$K_{\vec{z}} = TK_zT^{*T} \quad (3.9)$$

Dacă procesul de zgomot este alb și staționar, matricea de covarianță a zgomotului, reprezentat separat ca parte reală și imaginară este de forma /132/ :

$$K_z^\lambda = \frac{\sigma_z^2}{N/2} I, \quad (3.10)$$

unde I este matricea unitate și λ denotă scalarea pentru normalizarea valorii coeficienților. Pentru cuantizare uniformă de n biți, cu pasul Δ , zgomotul prezintă abaterea standard /124 /

$$\sigma_z = \frac{\Delta}{2^n \sqrt{12}}, \quad (3.11)$$

rezultînd

$$\sigma_{\vec{z}} = \sigma_z / \sqrt{N/2} \quad (3.12)$$

Ultima ecuație evidențiază posibilitatea detecției unor componente armonice sub pasul de cuantizare (de exemplu, pentru $N = 1024$ se obține /132/ rezultatul $\sigma_z = \sigma_w/22$.

În /132/ se arată că pentru un proces de zgomot colorat, generat prin filtrarea unei secvențe de zgomot alb și staționar cu operatorul de convoluție

$$h(k) = \sqrt{1 - e^{-4\pi K}} e^{-2\pi K k} \quad (3.13)$$

conform ecuației

$$z(k) = \sum_{i=0}^k h(i)n(k-i) \quad (3.14)$$

se obține o matrice de corelație K de formă aproape diagonală clar și pentru zgomot puternic corelat (coeficientul de corelație se stabilește prin parametrul K). Se stabilesc de asemenea, limite maxime pentru coeficienții de corelație corespunzători modelului de zgomot definit prin ecuațiile (3.13) și (3.14).

3.1.2. Cazul zgomotului colorat, dependent de semnal

O secvență de zgomot dependent de semnal, $f(k)$, se poate genera cu ajutorul unei secvențe de zgomot alb, $n(k)$, conform ecuației

$$z(k) = s\{f(k)\}n(k) = s_f(k)n(k), \quad (3.15)$$

unde $s_f(k)$ este o funcție ce modelează dependența de semnal a zgomotului. Secvența de zgomot colorat se obține frecvent ca urmare a unui proces de prefiltrare de netezire, implementat prin convoluție.

Notînd cu H matricea de transformare a operatorului de convoluție, vectorul de zgomot colorat generat de zgomotul alb, nestaționar $z(k)$ este

$$\vec{z}_c = H\vec{z} \quad (3.16)$$

Aplicînd ulterior TFD, zgomotul devine

$$\vec{z}_c = AH\vec{z} \quad (3.17)$$

Calculul mediei

Pentru zgomotul de intrare alb și nestaționar $z(k)$, dat de ecuația (3.15) aplicând definiția mediei și ecuația transformării Fourier discrete se obține :

$$\begin{aligned} E\{z(l)\} &= \mu_z(l) = E\left\{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s_F(k)n(k)w_N^{kl}\right\} = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s_F(k)w_N^{kl} E\{n(k)\} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Notînd $\mu_n = E\{n(k)\}$ valoarea medie a zgomotului alb și nestaționar $n(k)$ și cu $s_F(l)$ transformata Fourier discretă a secvenței $s_F(k)$ ecuația (3.18) ia forma simplă

$$\mu_z(l) = s_F(l) \mu_n \quad (3.19)$$

Considerăm în continuare zgomotul colorat prin convoluție, conform ecuației (3.17). Pe baza teoremei convoluției,

$$z_c(l) = h(l)z(l). \quad (3.20)$$

Notînd cu simbolul \bullet produsul punctual al vectorilor, pe baza ecuației de mai sus rezultă

$$\vec{z}_c = \vec{h} \bullet \vec{z}. \quad (3.21)$$

Aplicînd ecuației (3.20) operatorul de mediere, se obține

$$E\{z_c(l)\} = E\{h(l)z(l)\} = h(l)E\{z(l)\} = h(l)\mu_z(l), \quad (3.22)$$

seu, în formă vectorială și ținînd cont de (3.19),

$$\vec{\mu}_{z_c} = \vec{\mu}_n \wedge_F \bullet \vec{h} \quad (3.23)$$

Calculul matricii de covarianță

Conform definiției, elementul general al matricii de covarianță a zgomotului de intrare este

$$\begin{aligned} K_z(k, l) &= E\{s_F(k)s_F(l)n(k)n(l)\} = \\ &= s_F(k)s_F(l)E\{n(k)n(l)\} = s_F(k)s_F(l)K_n(k, l) \end{aligned} \quad (3.24)$$

Introducând notația

$$K_{sf} = \vec{s}_f \vec{s}_f^{*T} \quad (3.25)$$

pentru produsul exterior al vectorului \vec{s}_f cu el însuși, matricea de covarianță a zgomotului de intrare se exprimă concis în forma

$$K_z = K_n \bullet K_{sf}, \quad (3.26)$$

unde \bullet este produsul punctual al matricilor și $K_n = \sigma_n^2 I_n$ este matricea de covarianță a zgomotului alb, cu I matricea unitate. Din (3.9) și (3.17) rezultă expresia matricii de covarianță a zgomotului de ieșire pentru zgomot de intrare colorat :

$$K_{z_0} = (AH)K_z(AH)^{*T}. \quad (3.27)$$

Tinând cont și de ecuația (3.26), se obține

$$K_{z_0} = AH(K_n \bullet K_{sf})(AH)^{*T} \quad (3.28)$$

Fără pierderea generalității, considerăm zgomotul alb $n(k)$ cu dispersie unitară. În aceste condiții K_n devine matricea unitate și

$$K_{z_0} = AH(I \bullet K_{sf})(AH)^{*T} \quad (3.29)$$

Produsul $I \bullet K_{sf}$ este matricea de covarianță a zgomotului nestaționar dar alb de la intrare, colorat ulterior prin convoluție și are formă diagonală.

Deoarece A este o matrice unitară

$$AA^{*T} = A^{*T}A = I \quad (3.30)$$

Tinând cont de această ecuație și de identitatea matricială

$$(XY)^{*T} = Y^{*T} X^{*T} \quad (3.31)$$

ecuația (3.27) se poate aduce la forma

$$K_{z_0} = (AHA^{*T})(AK_z A^{*T})(AHA^{*T})^{*T} \quad (3.32)$$

Se observă că factorului central reprezintă matricea de covarianță a zgomotului nestaționar transformat (fără eclairage) prin TFD :

$$K_z = AK_z A^{*T}. \quad (3.33)$$

Notînd

$$H_d = AHA^{*T}, \quad (3.34)$$

ecuația (3.32) devine

$$K_{z_c} = H_d K_x H_d^{*T} \quad (3.35)$$

3.1.3. Discuție

Expresiile dezvoltate în paragrafele precedente permit o interpretare mai nuanțată a rezultatelor raportate în literatura de specialitate și generalizează totodată analiza pentru cazul zgomotului nestaționar, colorat prin filtrare liniară.

Din relația (3.19) se deduce că în general media zgomotului de ieșire nu este nulă dacă media zgomotului de intrare nu este nulă. Pentru zgomot de intrare staționar media zgomotului este nulă la calcululoricărui coeficient al transformării cu excepția celui corespunzător componentei continue, chiar dacă media zgomotului de intrare este nenulă. De asemenea se mai observă că media zgomotului de ieșire depinde de semnalul de intrare, prin operatorul - în general neliniar - $s_f(k)$, în cazul zgomotului dependent de semnal. Ecuația (3.23) permite o cuantificare directă a efectului filtrării asupra mediei, prin intermediul TFD s_g operatorului de convoluție $h(k)$, precum și a efectului semnalului de intrare, prin operatorul punctual $s_f(k)$ ce modelează dependența de semnal a zgomotului în ecuația (3.15).

În continuare se analizează expresiile obținute pentru matricea de covarianță. Vom face ipoteza foarte puțin restrictivă că zgomotul se colorează în urma unei convoluții periodice (situație tipică la filtrarea spațio-temporală a imaginilor de scintigrafie dinamică a inimii). Deoarece secvențele supuse TFD se presupun implicit periodice (dacă realmente nu sînt periodice, formal ele se extind periodic pentru a putea fi reprezentate printr-o serie Fourier discretă) este de așteptat ca procesul de colorare a zgomotului să fie consecința unei filtrări de convoluție periodică discretă. În aceste condiții, matricea H are forma Toeplitz /15/, /36/. Deoarece vectorii

de bază ai TFD sînt vectorii proprii ai oricărei matrici Toeplitz rezultă că matricea H_d trebuie să fie de formă diagonală. Se dă în continuare o demonstrație originală a diagonalității matricii H_d .

Aplîcînd TFD inversă, putem scrie :

$$\vec{z} = A^{*T} \vec{x}. \quad (3.36)$$

Inlocuind expresia lui \vec{z} în ecuația (3.17) se obține

$$\vec{x}_c = AHA^{*T} \vec{x} = H_d \vec{x} \quad (3.37)$$

Introducînd notațiile :

$$H_d = \begin{bmatrix} h(0) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h(1) & \dots & 0 \\ \vdots & & & \\ 0 & \dots & & h(N-1) \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

$$\mathcal{L}_d = \begin{bmatrix} \kappa(0) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \kappa(1) & \dots & 0 \\ \vdots & & & \\ 0 & \dots & & \kappa(N-1) \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

și

$$\vec{u} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^T \quad (3.40)$$

ecuația (3.21) se poate rescrie în forma

$$\vec{x}_c = \mathcal{L}_d \mathcal{L}_d \vec{u} = \mathcal{L}_d \vec{x}. \quad (3.41)$$

Comparînd expresia de mai sus cu relația (3.37), deducem imediat că

$$H_d \vec{x} = \mathcal{L}_d \vec{x}. \quad (3.42)$$

Deoarece egalitatea de mai sus se păstrează pentru orice secvență de zgomot (transformat prin TFD), inclusiv pentru secvențele $\vec{x} = [1 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$, $\vec{x} = [0 \ 1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$ etc. rezultă

$$H_d = \mathcal{L}_d = AHA^{*T} \quad (3.43)$$

deci H_d este de formă diagonală.

Expresia matricii de covarianță a zgomotului colorat prin convoluție periodică se poate scrie, ținând cont de ecuațiile (3.29), (3.35) și (3.43) în forma

$$K_{z_c} = \mathcal{H}_d [A(I \cdot K_{sf})A^{*T}] \mathcal{H}_d^{*T} \quad (3.44)$$

unde \mathcal{H}_d este o matrice diagonală, avînd diagonala compusă din coeficienții TFD ai operatorului de convoluție $h(k)$. Factorul central este matricea de covarianță a TFD a zgomotului alb și în general nestaționar.

Dacă zgomotul este staționar, $s_f(k) = \sigma_n^2$ și expresia (3.44) devine

$$K_{z_c} = \sigma_n^2 \begin{bmatrix} |h(0)|^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & |h(1)|^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & |h(N-1)|^2 \end{bmatrix} \quad (3.45)$$

În acest caz, prin TFD, zgomotul devine total decorelat, indiferent de forma particulară a operatorului de convoluție. Corelația reziduală a coeficienților TFD obținută în /132/ se explică prin efectele de margine, specifice convoluției aperiode utilizate pentru modelarea procesului de colorare a zgomotului, nefiind în contradicție cu rezultatele acestui studiu.

Dacă zgomotul este nestaționar, deși $K_z = I_n \cdot K_{sf}$ are forma diagonală, $K_z = AK_z A^{*T}$ nu rămîne diagonală, deoarece K_z nu mai este o matrice Toeplitz. În consecință zgomotul de ieșire nu se mai decorează complet. Expresia (3.44) pune în evidență faptul interesant de semnalat că filtrarea de convoluție prin care se colorează zgomotul înainte de TFD nu numai că nu contribuie la colorarea zgomotului de ieșire, ci dimpotrivă, reduce în mod curent corelația eșantioanelor secvenței zgomotului de ieșire. Pentru a se vedea mai clar acest efect explicităm forma elementului general al matricii K_{z_0} . În acest scop, scriem ecuația (3.44) în forma

$$K_{z_c} = \mathcal{H}_d K_z \mathcal{H}_d^{*T} \quad (3.46)$$

Efectuînd primul produs se obține :

$$\mathcal{H}_d K_z(1,n) = \sum_{m=0}^{N-1} \mathcal{H}_d(1,m) K_z(m,n) = \mathcal{H}_d(1,1) K_z(1,n) \quad (3.47)$$

Efectuînd și al doilea produs, se obține elementul general căutat

$$\begin{aligned}
 K_{z_0}(i,j) &= \sum_{n=0}^{N-1} \mathcal{H}_d K_z(i,n) \mathcal{H}_d^{*T}(n,j) = \\
 &= \sum_{n=0}^{N-1} \mathcal{H}_d(i,i) K_z(i,n) \mathcal{H}_d^{*T}(n,j) = \\
 &= \mathcal{H}_d(i,i) K_z(i,j) \mathcal{H}_d^{*T}(j,j) = \\
 &= h(i) h(j) K_z(i,j) \quad (3.48)
 \end{aligned}$$

Notînd produsul exterior al vectorului \vec{h} cu versiunea lui conjugată prin

$$K_h = \vec{h} \vec{h}^{*T} \quad (3.49)$$

ecuația (3.35) se poate exprima concis în forma

$$K_{z_0} = K_h \circ K_z \quad (3.50)$$

Din această expresie se vede ușor că dacă matricea K_z este de formă diagonală (cazul zgomotului staționar), matricea K_{z_0} este de asemenea de formă diagonală, deci operatorul h nu contribuie la colorarea zgomotului la ieșire. Pe de altă parte, considerînd un operator $h(k)$ de tip trece-jos cu TFD de forma reprezentată în fig.3.1 se observă că elementele nediagonale ale matricii K_h

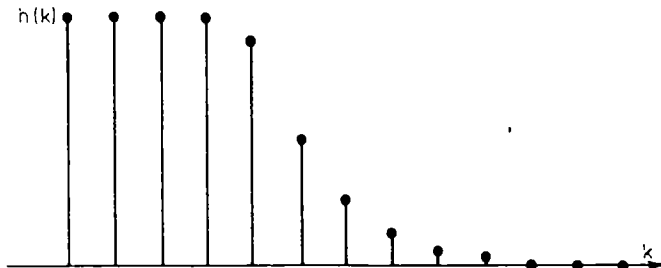


Fig.3.1

au modulul mai mic sau egal cu 1, deci elementele nediagonale ale matricii K_{z_0} sînt mai mici sau egale în modul cu elementele matricii K_z , reducerea fiind efectul operatorului de filtrare h .

Efectuînd primul produs în expresia (3.33) se obține o matrice cu elementul general

$$AK_z(i,n) = \sum_{m=0}^{N-1} A(i,m) K_z(m,n) = A(i,n) K_z(n,n) \quad (3.51)$$

Efectuînd apoi și al doilea produs matricial, se obține

$$\begin{aligned}
 K_x(i,j) &= \sum_{n=0}^{N-1} AK_z(i,n)A^{*T}(n,j) = \\
 &= \sum_{n=0}^{N-1} A(i,n)K_z(n,n)A^{*T}(n,j) = \\
 &= \sum_{n=0}^{N-1} A(i,n)A^*(j,n)\sigma_z^2(n) \quad (3.52)
 \end{aligned}$$

Deoarece $A(i,j) = \sqrt{\frac{1}{N}} e^{j\omega_0 i j}$, deci $A(i,j)A^*(j,i) = 1$, varianța zgomotului de ieșire colorat devine (vezi ecuația 3.48) :

$$K_{x_0}(i,i) = \sigma_{x_0}^2(i) = |h(i)|^2 \sum_{n=0}^{N-1} \sigma_z^2(n) = |h(i)|^2 \text{tr}\{K_z\}, \quad (3.53)$$

unde $\text{tr}\{X\}$ reprezintă urma matricii X .

În absența colorării $h(i) = 1$, rezultând

$$\sigma_{x_0}^2(i) = \sum_{n=0}^{N-1} \sigma_z^2(n) = \text{tr}\{K_z\} \quad (3.54)$$

Ecuația (3.54) reprezintă expresia varianței erorii la calculul coeficienților TFD pentru zgomot de intrare nestaționar și alb. Pentru zgomot colorat prin convoluție circulară cu operatorul h , avînd TFD notată h , varianța erorii este dată de ecuația (3.53). Chiar dacă varianța erorii este aceeași pentru toți coeficienții transformării, în cazul zgomotului de intrare nestaționar și necolorat, așa cum s-a mai arătat, zgomotul de ieșire se colorează în urma TFD. Matricea de covarianță K_{x_0} devine de formă nediaagonală, deoarece matricea K_z nu mai păstrează structura Toeplitz, cu toate că are forma diaagonală.

3.2. Studiul comparativ al efectului zgomotului asupra amplitudinii și fazei determinate prin AFAL și MIWL

3.2.1. Considerații preliminare

Necesitatea limitării duratei de achiziție a imaginilor de ARE, manifestată mai acut în studiile de efort sau urgențe, în conjuncție cu dozarea moderată a radionuclidului, limitează energia semnalului înregistrat și reduce, în consecință, rapor-

tul semnal/zgomot (RSZ). Procedeu consacrat de combatere a zgomotului este filtrarea prealabilă de netezire a imaginii. O serie de studii dedicate filtrării optimale a imaginilor de AKÉ permit formarea unor concluzii importante cu privire la efectul zgomotului asupra parametrilor funcționali regionali determinați prin analiza multiarmonică a CAT, inclusiv asupra amplitudinii și fazei obținute prin AFAL /134/ - /138/. Intre acestea, redăm sintetic următoarele de interes pentru studiul prezent :

1. Includerea unui număr mai mare de armonici în analiză reduce eroarea de acuratețe a măsurării (eroarea de determinare a valorii medii) dar concomitent mărește eroarea de precizie (evaluată de exemplu prin abaterea standard a parametrilor în jurul valorii medii).

2. Numărul optim de armonici variază între 2-3 pentru parametri sistolici și 3-5 pentru cei diastolici.

3. Erorile cresc în regiunile în care activitatea de contracție este redusă.

4. Creșterea numărului total de scintilații pe studiu (prin mărirea duratei de achiziție sau a fluxului de fotoni) reduce erorile.

5. Pentru număr de scintilații constant, creșterea numărului de cadre peste o anumită limită (determinată de frecvența Nyquist de eșantionare a CAT) nu ameliorează rezoluția la determinarea parametrilor temporali.

6. Filtrarea spațială reduce eroarea de precizie dar și rezoluția spațială a imaginilor funcționali.

7. Protocoalele tipice de achiziție a imaginilor de ARÉ cu o medie de 300 count/pixel în regiunile ventriculare și 16 cadre de format 64x64 asigură precizia necesară analizei pentru segmente între 5 și 20 pixeli.

8. Forma particulară a CAT afectează într-o măsură neînsemnată tendințele de variație a erorilor și optimalitatea compromisurilor necesare în prelucrare.

Metodologia generală de analiză utilizată în lucrările dedicate efectului zgomotului este predominant empirică, comportând următoarele etape :

1. Se generează un număr de CAT reprezentative (5-6 uzual), obținute de exemplu printr-o achiziție cu traductor de tip sondă, având nivel foarte ridicat și în consecință zgomot

foarte redus.

2. Se suprapune zgomot pseudoaleator dependent de semnal distribuit Poisson, simulând zgomotul real.

3. Se testează extensiv algoritmi de determinare a parametrilor funcționali prin simulare pe calculator, în condiții variate de amplitudine, zgomot și prelucrare, evaluându-se un număr de criterii de eroare.

3.2.2. Studiul comparativ al RSZ la AFAL și MIWI

Deoarece MIWI și AFAL detectează parametri strâns corelați dar totuși diferiți, compararea lor obiectivă din punctul de vedere al imunității la zgomot presupune separarea diferențelor în rezultate datorate zgomotului de diferențele sistemice, datorate metodelor. Criteriul RSZ utilizat în /134/, îndeplinește în bună măsură acest deziderat, fiind adoptat și în studiul prezent. Metodologia de lucru va fi însă predominant analitică, urmărindu-se concretizarea formală a interdependențelor și interpretarea pe această bază a rezultatelor. Concluziile studiilor /134/ - /138/ vor ghida în cele ce urmează analiza, permițând formularea unor premise realiste la stabilirea modelelor matematice.

Pentru o tratare unitară a celor două metode este avantajos să arătăm că amplitudinea și faza oricărei armonici Fourier pot fi determinate în principiu prin operații exclusiv liniare. Conform definiției uzuale /105/, /119/, amplitudinea și faza armonicii l se pot calcula cu ajutorul relațiilor :

$$A(l) = (1/N) [R_e^2\{f(l)\} + I_m^2\{f(l)\}]^{1/2} \tag{3.55}$$

$$P(l) = \arctg [I_m\{f(l)\} / R_e\{f(l)\}] \tag{3.56}$$

Menționăm că definiția (3.56) a fazei nu este riguroasă, o formulare corectă putînd fi, de exemplu următoarea :

$$P(l) = \arctg [I_m\{f(l)\} / R_e\{f(l)\}] , \text{dacă } R_e\{f(l)\} \geq 0 \tag{3.57}$$

$$P(l) = \arctg [I_m\{f(l)\} / R_e\{f(l)\}] , \text{dacă } R_e\{f(l)\} < 0 .$$

Tinînd cont de faptul că

$$f(l) = A(l) \exp\{jP(l)\} , \tag{3.58}$$

și multiplicând relația (3.1) cu $\exp\{-jP(l)\}$, se obține

$$\begin{aligned}
 A(l) &= (1/N) \sum_{k=0}^{N-1} f(k) w_N^{kl} \exp\{-jP(l)\} = \\
 &= (1/N) \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \cos\left[\frac{2\pi}{N} kl - P(l)\right] + \\
 &+ j(1/N) \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \sin\left[\frac{2\pi}{N} kl - P(l)\right]. \quad (3.59)
 \end{aligned}$$

Suma a doua, reprezentând termenul imaginar, este însă nulă deoarece $A(l)$ este o mărime reală, astfel că

$$A(l) = (1/N) \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \cos\left[\frac{2\pi}{N} kl - P(l)\right]. \quad (3.60)$$

Se observă că expresia obținută reprezintă intercorelația circulară a secvenței $f(k)$ cu o sinusoidă defazată corespunzător. Defazajul necesar al cosinusoidei se poate obține fie din condiția anulării părții imaginare a expresiei (3.59) fie impunând maximizarea părții reale, adică direct a intercorelației circulare. Deși o astfel de implementare a calculului amplitudinii și fazei Fourier ar conduce la creșterea complexității de calcul, conceptual este avantajoasă pentru că expresia de calcul a amplitudinii devine liniară, simplificând substanțial problema determinării dispersiei zgomotului la ieșirea sistemului.

Referindu-ne în continuare la amplitudinea armonicii întâi Fourier și notînd cu \vec{z} vectorul de zgomot, cu \vec{c} vectorul corespunzător secvenței cosinusoidale deplasate și omițînd pentru conveniență factorul de scară $(1/N)$, putem scrie :

$$A_F = (\vec{f} + \vec{z})^T \vec{c} \quad (3.61)$$

În cazul cel mai general, semnalul \vec{f} poate fi reprezentat ca eșantion al unui proces stohastic, ceea ce conduce la următoarea definiție /15/ a RSZ :

$$RSZ = \frac{(\vec{f}^T \vec{c})^2}{(\vec{c}^T \mathbf{K}_F \vec{c}) + (\vec{c}^T \mathbf{K}_z \vec{c})} \quad (3.62)$$

Evaluarea expresiei (3.62) presupune operațiile delicate de estimare a matricilor de covarianță K_F și K_Z . Astfel de complicații sînt evitate în studiile dedicate efectului zgomotului asupra parametrilor funcționali și activității inimii prin recurgerea la modele deterministe pentru semnalul $f(n)$, constituind versiuni reprezentative (în număr de 5 - 6) /37/, /137/ /138/ sau prin generarea unor imagini "ideale", achiziționate în condiții speciale și la nivele foarte mari ($4 \cdot 10^7$ count per studiu față de uzualul 930.000 în /135/). În aceste condiții, zgomotul este generat pe calculator și însumat ulterior semnalului, urmărindu-se efectul lui asupra parametrilor funcționali, calculați în diverse condiții de prefiltrare.

Dată fiind constatarea /134/ că forma particulară a semnalului $f(n)$ influențează într-o măsură redusă rezultatele și nu afectează comportarea unitară a erorilor la modificarea numărului de armonici filtrate, a numărului de eşantioane sau a nivelului semnalului, se aștează în continuare pentru o tratare deterministă a semnalului. În aceste condiții, RSZ este definit ca /15/

$$RSZ_F = \frac{(\vec{f}^T \vec{c})^2}{\vec{c}^T K_Z \vec{c}} \quad (3.63)$$

pentru AFAL. Asemănător, pentru MIWL,

$$RSZ_W = \frac{(\vec{f}^T \vec{w})^2}{\vec{w}^T K_Z \vec{w}} \quad (3.64)$$

În aceste relații, vectorii \vec{c} și \vec{w} corespund secvențelor $c(n) = \cos(\frac{2\pi}{N}n)$ și $w(n) = \cos(\frac{2\pi}{N}n)$, considerate pentru conveniență cu fază nulă.

Definim eficiența relativă a AFAL față de MIWL prin raportul rapoartelor semnal/zgomot :

$$\gamma = \frac{RSZ_F}{RSZ_W} \quad (3.65)$$

Ținînd seama de definițiile (3.63) și (3.64),

$$\gamma = \frac{(\vec{f}^T \vec{c})^2}{(\vec{f}^T \vec{w})^2} \cdot \frac{\vec{w}^T K_Z \vec{w}}{\vec{c}^T K_Z \vec{c}} \quad (3.66)$$

Pentru analiză este convenabilă examinarea individuală a celor doi factori care intervin în relația (3.66), notați

$$S = \frac{(\vec{f}^T \vec{c})^2}{(\vec{f}^T \vec{w})^2} \quad (3.67)$$

și

$$Z = \frac{\vec{w}^T \vec{K}_z \vec{w}}{\vec{c}^T \vec{K}_z \vec{c}} \quad (3.68)$$

Aceștia pot fi interpretați ca rapoarte ale sensibilităților utile, respectiv ale sensibilităților la zgomot ale operatorilor Fourier și Walsh.

În conformitate cu teoria dezvoltată la paragraful precedent, se va considera un model de zgomot de tipul specificat prin ecuația (3.15). Deoarece în imaginile scintigrafice predomină zgomotul dependent de semnal de tip Poisson /12/, /134/, avînd dispersia egală cu media semnalului /133/, se consideră o dependență de semnal de forma

$$s_f(k) = [f(k)]^{1/2} \quad (3.69)$$

Deoarece semnalul de imagine este nenegativ, relația este corectă formal. Se verifică ușor, aplicînd definiția, că zgomotul $z(k)$ generat în acest mod are media

$$\begin{aligned} \mu_z(k) &= E\{z(k)\} = E\{[f(k)]^{1/2} n(k)\} = \\ &= [f(k)]^{1/2} E\{n(k)\} = 0 \end{aligned} \quad (3.70)$$

și dispersia

$$\begin{aligned} \sigma_z^2(k) &= E\{[z(k)]^2\} - E^2\{z(k)\} = \\ &= E\{f(k) n^2(k)\} = f(k) \end{aligned} \quad (3.71)$$

Pentru a nu complica excesiv analiza, excludem situația în care imaginea se netezește în prealabil prin filtrare temporală. Dacă se filtrează numai spațial, zgomotul rămîne necorelat în domeniul timp, dar nestaționar așa cum rezultă și din ecuația (3.15), avînd o matrice de covarianța de forma

$$K_z = \begin{bmatrix} f(0) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & f(1) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & f(N-1) \end{bmatrix} \quad (3.72)$$

Efectuînd operațiile în (3.68) pentru matricea K_z explicitată mai sus, se obține

$$Z = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} f(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} f(n) \cos^2(2\pi n/N)} \quad (3.73)$$

Se va examina, de asemenea, cazul zgomotului alb independent și staționar, pentru care

$$K_z(i,j) = \sigma_z^2 \delta_{i-j} \quad (3.74)$$

și

$$Z = \frac{N}{\sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(2\pi n/N)} = Z_0 \quad (3.75)$$

Deoarece Z depinde de semnal în cazul zgomotului dependent de semnal, se vor analiza situațiile în care semnalul este sinusoidal, respectiv rectangular, favorizînd alternativ cele două metode. Pentru a modela amplitudinea variabilă a semnalului se introduce un parametru suplimentar m , reprezentînd raportul dintre componenta continuă și amplitudine. Incluzerea componentei continue este importantă deoarece ea influențează (defavorabil) RSZ datorită dependenței de semnal a zgomotului.

Considerînd

$$f_1(n) = 1 + m \cos(2\pi n/N) \quad (3.76)$$

și

$$f_2(n) = 1 + m \text{cal}_d(n) \quad (3.77)$$

Se obține

$$Z_1 = \frac{N + m \sum_{n=0}^{N-1} \cos(2\pi n/N)}{\sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(2\pi n/N) + m \sum_{n=0}^{N-1} \cos^3(2\pi n/N)}$$

$$= \frac{N}{\sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(2\pi n/N)} \quad (3.78)$$

și

$$Z_2 = \frac{N + m \sum_{n=0}^{N-1} \cos_d(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(2\pi n/N) + m \sum_{n=0}^{N-1} \cos_d(n) \cos^2(2\pi n/N)}$$

$$= \frac{N}{\sum_{n=0}^{N-1} \cos^2(2\pi n/N)} \quad (3.79)$$

Rezultă deci că

$$Z_1 = Z_2 = Z_0 \quad (3.80)$$

adică raportul sensibilităților față de zgomot al celor două metode nu depinde de nivelul semnalului dacă acesta este de formă (3.76) sau (3.77), fiind egal cu raportul corespunzător cazului zgomotului independent de semnal. În general, pentru o formă oarecare nesimetrică a semnalului $f(n)$, Z depinde de semnal, dar este de așteptat ca această dependență să fie minoră, dată fiind energia redusă (tipic 20%) a armonicilor superioare a CAT și compensării parțiale a contribuțiilor lor în expresia raportului sensibilităților la zgomot. Se justifică astfel, pe baza expresiilor (3.78), (3.79), (3.80) și a considerațiilor de mai sus, influența redusă a formei particulare a CAT asupra rezultatelor analizei efectului zgomotului constatată în literatura de specialitate /134/ și se justifică opțiunea pentru tratarea deterministă a semnalului în studiul prezent.

Pe baza ecuațiilor (3.66), (3.67) și (3.73) s-au evaluat numeric rapoartele s , z și γ , cu $N=16$, pentru următoarele situații :

1. Semnal sinusoidal, favorizînd AFAL (optimalitatea operatorului nu se mai păstrează însă zgomotul nefiind staționar)
2. Undă Walsh, $cal_q(1,n)$, favorizînd MIWL (din nou optimalitatea nu se păstrează)
3. Un set de cinci curbe de activitate temporală (CAT) reprezentative, utilizate pentru testarea efectului zgomotului în /134/ și redată în fig.3.2.

Rezultatele acestor determinări sînt sintetizate în tabelul 1.

Tabelul 1

$f(n)$	s	z	γ
$1 + \cos\left(\frac{2\pi}{16}n\right)$	0,64	2	1,28
$1 + cal_q(1,n)$	0,39	2	0,78
5 CAT (media rezultatelor)	0,57	1,83	1,04

Se constată avantaj alternativ de partea AFAL și MIWL în cazul formelor de undă sinusoidală și respectiv undă rectangulară în conformitate cu așteptările. Pentru cele 5 CAT se obține un ușor avantaj de partea AFAL. Pentru verificarea acestor concluzii și unele determinări suplimentare, s-au mai elaborat o serie de programe FORTRAN ale căror rezultate se prezintă în continuare.

În primul test, datele de intrare sînt cele cinci curbe de activitate temporală din fig.3.2, considerate în /134/ ca tipuri reprezentative și un număr de cinci secvențe de zgomot alb, distribuit uniform, generate prin metoda congruențial-liniară și normalizate pentru a avea dispersia unitară. Pe baza lor s-au obținut prin permutări circulare 80 de vectori de zgomot, astfel încît să se excludă pe cît posibil unele efecte sistematice.

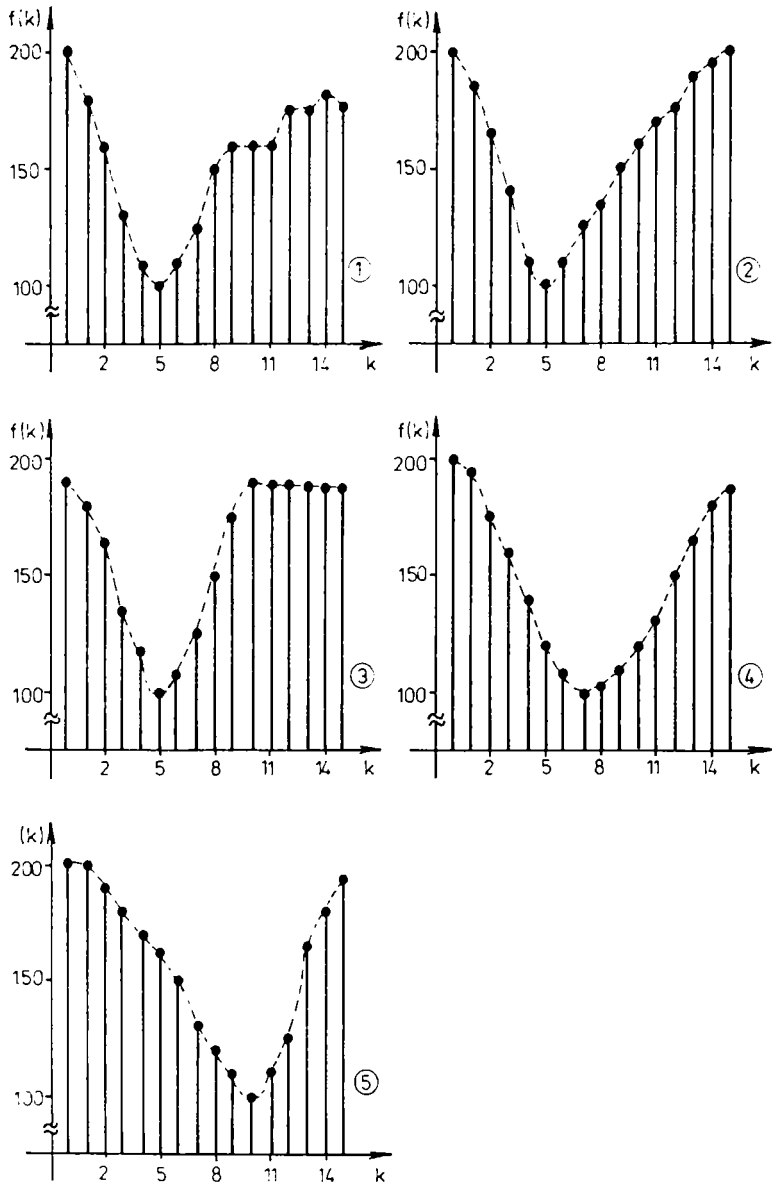


Fig.3.2

Pe baza ecuației

$$g_{ij}(k) = n_j(k) [f_i(k)]^{1/2} \quad (3.81)$$

și cu ajutorul celor 80 de vectori de zgomot alb, $n_j(k)$, pentru fiecare CAT, $f_i(k)$, s-au generat 80 de vector de zgomot dependent de semnal, de dispersie egală cu media semnalului, aproximând o distribuție Poisson. Zgomotul dependent s-a însumat apoi cu semnalul conform relației

$$f_{ij}(k) = f_i(k) + g_{ij}(k). \quad (3.82)$$

Pentru fiecare curbă de activitate astfel obținută, s-au determinat amplitudinea și faza primei armonici prin următoarele metode : FOURIER, BRUT, BRUT-FIN, INTERPOLARE 1 și INTERPOLARE 2.

Metoda denumită INTERPOLARE 1 este de fapt MIWL aplicată în varianta BRUT pentru secvențe de intrare de 32 de eșantioane generate prin interpolare liniară pe baza secvențelor de 16 eșantioane, $f_{ij}(k)$. Metoda INTERPOLARE 2 reprezintă generalizarea metodei MIWL prin intercorelarea secvențelor continue reconstruite prin interpolarea liniară propusă la paragraful 2.3, cu funcții Walsh continue. Amplitudinea și faza finală se determină în acest caz pe baza algoritmului BRUT urmat de aplicarea relațiilor (2.57) și (2.58).

Pentru fiecare din cele cinci CAT inițiale s-au determinat amplitudinea și faza în versiunea fără zgomot, media, media pătratică și dispersia rezultatelor de amplitudine și fază ale celor 80 de versiuni corupte cu zgomot generate pe baza ei. Deoarece media și media pătratică au prezentat abateri nesemnificative față de rezultatul exact RSZ s-a determinat ca raport între media pătratică și dispersie. Valorile astfel obținute sînt redete în fig.3.3.

Rezultă un avantaj mediu $\bar{\gamma} = 1,17$ al metodei FOURIER (AFAL) față de algoritmul BRUT și de $\bar{\gamma} = 1,06$ față de algoritmul complet, BRUT-FIN. Ambele metode asigură pe de altă parte RSZ suficient de bun pentru interpretare.

Deviația standard a fazei la cele cinci metode este redată în fig.3.4. Pentru evaluarea unitară la toate metodele, deviația standard a fost raportată la capătul de scară și exprimată în procente. Deși avantajul AFAL devine mai consistent, rămîne în continuare valabilă observația importantă că toate

metodele asigură în acest caz rezultate cu o precizie superioară celei necesare la interpretare. Mai trebuie precizat că in-

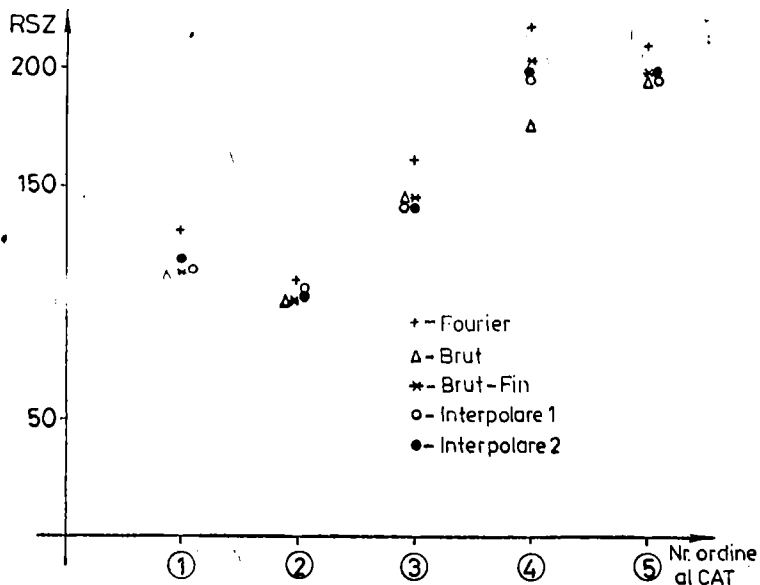


Fig.3.3

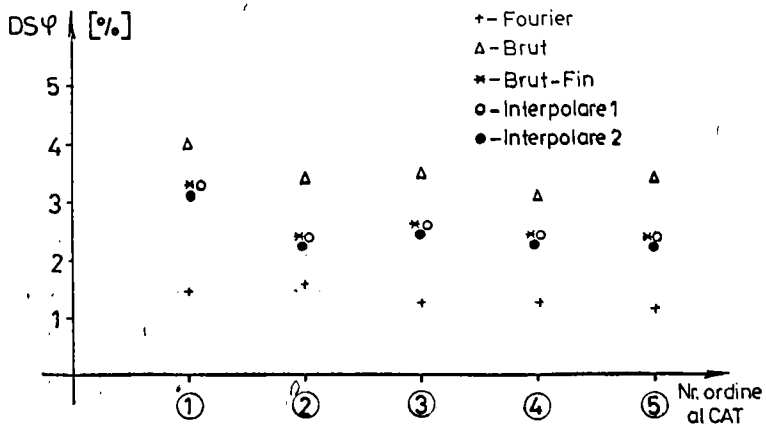


Fig.3.4

interpretarea se bazează oricum pe analiza unor segmente de câteva zeci de pixeli în imaginea de fază, ceea ce permite o mediere a rezultatelor și o reducere suplimentară a dispersiei. Se remarcă totodată că metodele FIN și INTERPODARE1, INTERPOLARE2 reduc semnificativ dispersia fazei față de metoda BRUT. Cu toate acestea, rațiunea principală pentru care au fost introduse este de fapt alta, respectiv creșterea rezoluției la determinarea fazei. În condițiile normale de zgomot media converge spre rezultatul exact chiar și la varianta de prelucrare BRUT, astfel încât acest câștig s-a confirmat numai cu ajutorul unui test suplimentar, constând în analiza a două cosinusoidale defazate cu o jumătate din pasul de cuantizare impus de metoda BRUT :

$$f_1(k) = 200 + 100 \cos\left(\frac{2\pi}{18} k\right)$$

și

$$f_2(k) = 200 + 100 \cos\left[\frac{2\pi}{16}(k+0,5)\right]$$

Studiul comportării la zgomot a celor cinci metode în condiții de amplitudine și componentă medie variabilă a fost testat pe baza a două seturi de date de intrare. Primul set a constat într-o CAT utilizată în testele precedente (cu nr.4) multiplicată cu factori aranjați în ordine crescătoare, astfel încât raportul dintre amplitudine și componenta continuă să rămână constant. Depența raportului semnal/zgomot, RSZ față de amplitudinea determinată la metoda FOURIER în condițiile menționate, este redată în fig.3.5. Pentru o analiză comparativă a comportamentului tuturor metodelor la variația amplitudinii, în fig.3.6 este ilustrată dependența raportului raportelor semnal/zgomot față de amplitudine. Se confirmă performanțele ușor superioare ale AFAL la RSZ ridicat, dar pentru amplitudini mici și implicit la RSZ mici, avantajul trece de partea metodelor bazate pe analiză Walsh, care efectuează o mediere mai drastică. Același comportament poate fi observat și prin analiza raportului $DS\psi/DS\psi_p$ al deviațiilor standard ale fazelor, redat în fig.3.7. Reducerea valorii absolute a dispersiei fazei cu creșterea amplitudinii se ilustrează pentru metoda FOURIER în fig. 3.8. Creșterea componentei continue în raport cu amplitudinea

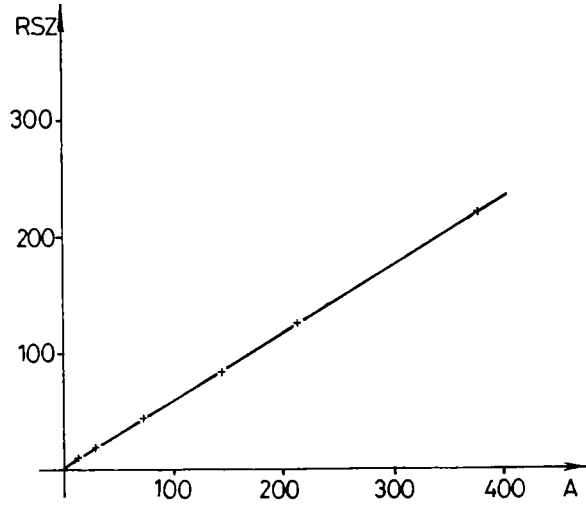


Fig.3.5

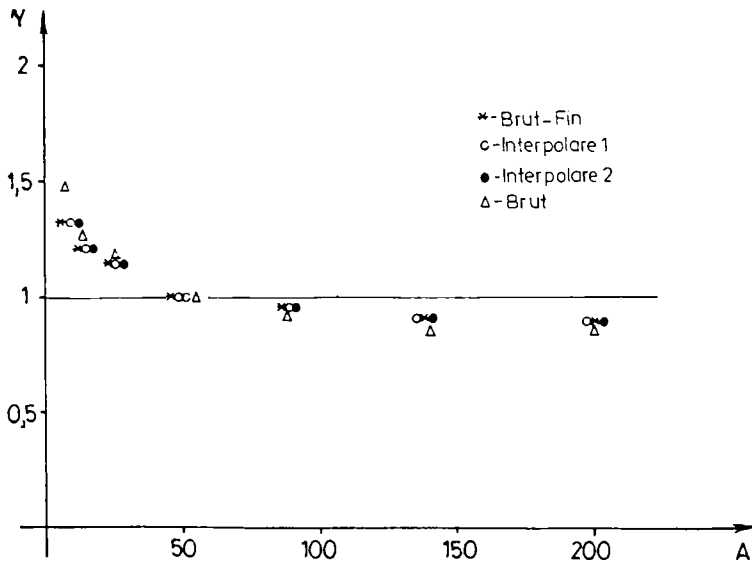


Fig.5.5

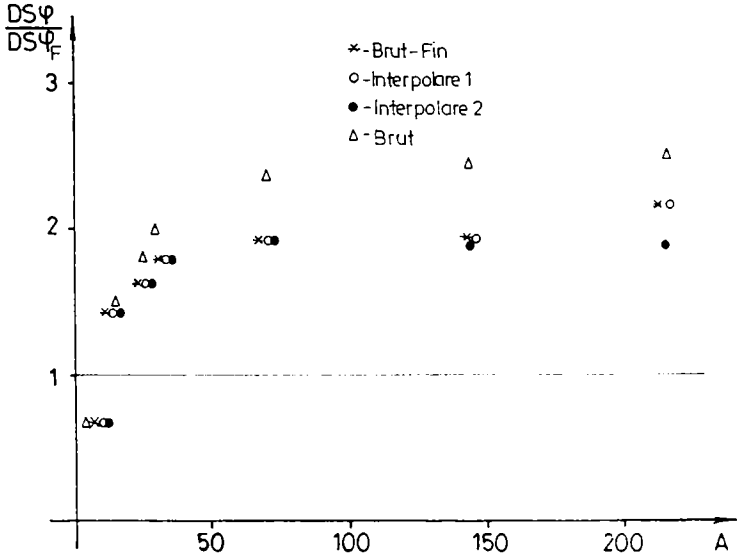


Fig.3.7

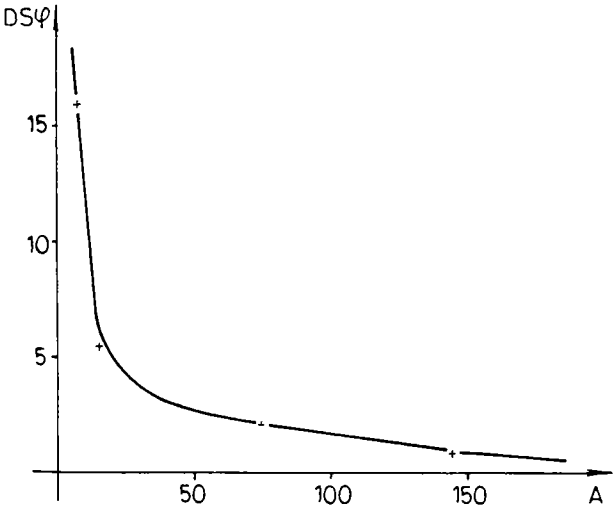


Fig.3.3

survine în segmente ale inimii cu o activitate de contracție redusă, de exemplu ca urmare a unui infarct miocardic. Reducerea RSZ în aceste zone, respectiv creșterea dispersiei erorii semnalată în literatură pentru astfel de situații, este confirmată experimental în fig.3.9, care redă dependența RSZ față de

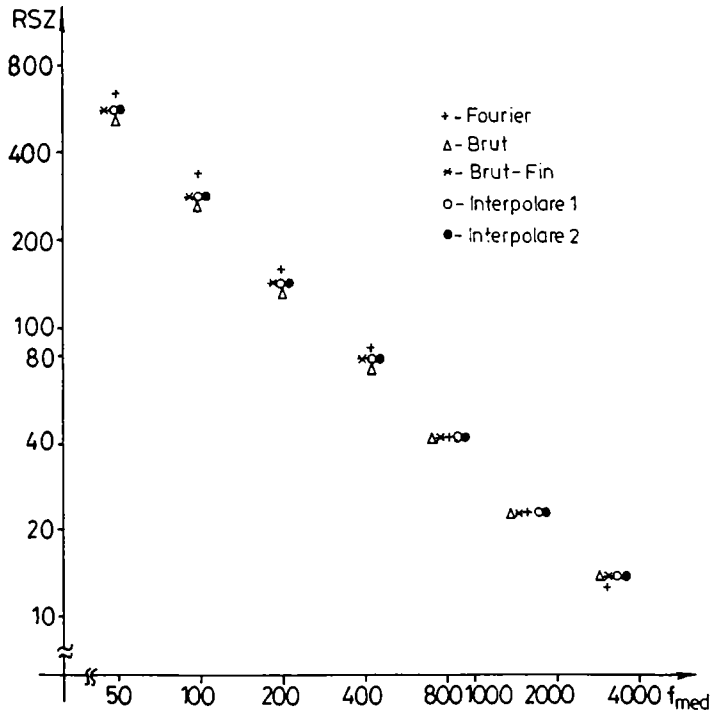


Fig.3.9

componenta continuă a secvenței analizate, testată pe baza aceeași CAT, suprapusă pe diferite componente continue. O astfel de comportare se poate explica pe de altă parte direct, pe baza modelului de zgomot utilizat în studiul prezent. Din considerente grafice, dependența este redată în coordonate logaritmice, fiind aproximativ liniară, conform așteptărilor. Suplimentar în fig.3.10 se prezintă în coordonate logaritmice și dependența RSZ de amplitudine, evidențiind performanțele mai slabe

ale AFAl la RSZ redus. Cu toate acestea, trebuie subliniat că acest avantaj potențial al metodelor Walsh este greu de exploatat, deoarece survine în situații în care pe de o parte credibilitatea rezultatelor afectate puternic de zgomot este oricum redusă la toate metodele, pe de altă parte un RSZ atât de redus apare în zone akinetice sau puternic hipokinetice, când forma CAI este puternic distorsionată, invalidând aproximarea de o singură armonică.

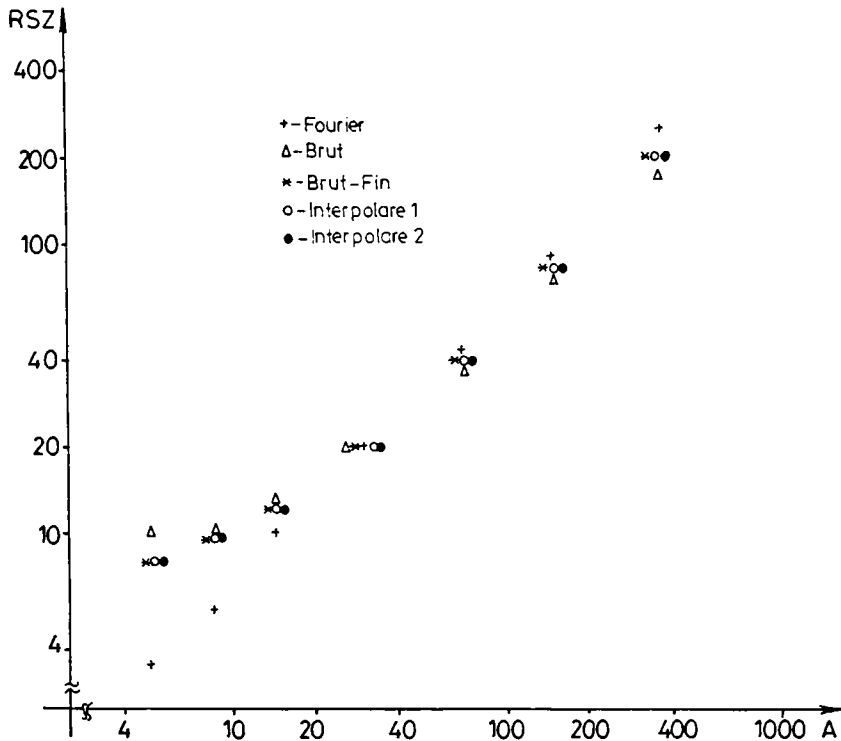


Fig.3.10

Analiza figurii 3.8 mai confirmă faptul (de loc surprinzător) că avantajul metodelor Walsh interpolative în raport cu prelucrarea de tip BRUT crește odată cu RSZ. Mai observăm, de asemenea, că metoda FIN prezintă rezultate aproape identice cu INTERPOLARE2. Se constată că rezultatele lor au fost identice pentru semnale cu RSZ mai mare decât 100.

In concluzie, se poate aprecia că metoda MIWI oferă în varianta BRUT-FIN o alternativă la AFAl cu performanțe apropiate, întrutotul echivalente ce semnificație clinică, în condițiile asigurării reducerii duratei de calcul de la trei minute la 20 de secunde, cu perspectiva reducerii cu încă 50% prin utilizarea unor memorii de fabricație mai recentă. În eventualitatea implementării hardware (nemenționată în literatură pentru aplicația tratată aici) metoda păstrează în continuare avantajul evitării operațiilor de multiplicare, ceea ce crează premisa reducerii substanțiale a complexității sistemului.

Capitolul 4

REZULTATE ALE APLICARII MIWL LA INTERPRETAREA IMAGINILOR DE ANGIOCARDIOGRAFIE RADIONUCLIDICA DE ECHILIBRU

În acest capitol se ilustrează posibilitățile de interpretare a imaginilor de amplitudine și fază generate prin MIWL propusă de autor și se estimează utilitatea ei în diagnosticul unor afecțiuni ale inimii, pe baza rezultatelor aplicării clinice la un număr de pacienți pentru care există un diagnostic confirmat. Se precizează că metoda propusă de autor a fost aplicată extensiv pe parcursul a circa doi ani în cadrul Laboratorului de medicină nucleară al Spitalului Clinic Județean nr.1 din Timișoara, existînd deja acumulată o experiență considerabilă în interpretarea imaginilor parametrice de amplitudine și fază generate. Se constată echivalența efectivă a MIWL cu AFAI practică curent, față de care durata de prelucrare se reduce consistent.

4.1. Procedura de achiziție, prelucrare și interpretare

Achiziția de imagine a fost realizată cu ajutorul unei gama-camere controlată de microcalculator, sincron cu unda R a ciclului cardiac, în proiecția oblic-anterioară dreapta de 35° - 45° a inimii. Pentru marcarea hematiliilor s-a recurs la procedeu "in vivo", utilizîndu-se pirofosfat de sodiu și $Tc99m$ (20.25 mCi). Ciclul cardiac a fost subîmpărțit cu ajutorul a 16 intervale echidistante cu durata între 20 ms și 50 ms, în funcție de ritmul cardiac, astfel încît să se acopere circa 90% din perioada de revoluție. Scintilațiile astfel obținute au fost colectate timp de 8 -14 minute, reprezentînd loc de cicluri.

Fig.4.1 redă imaginea achiziționată la un pacient cu sindrom Wolf-Parkinson white confirmat. Preprocesarea se realizează în două etape. Prima reprezintă o filtrare de netezire

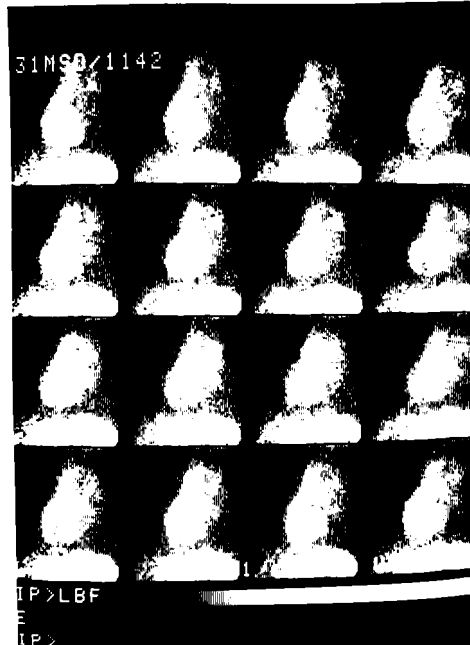


Fig.4.1

tridimensională cu un operator separabil spațio-temporal. Prelucrarea spațială este o filtrare statistică de tip median cu fereastră 3x3, fiind urmată de medierea ponderată prin convoluție temporală cu operatorul

$$h = \frac{1}{4} [1 \ 2 \ 1]. \quad (4.1)$$

În etapa a doua se realizează substracția fondului tisular ne-specific prin metoda cu KL laterală. Imaginea astfel prelucrată (fig.4.2) a fost supusă apoi analizei de amplitudine și fază prin MVL, variantele BHUT-FIN și BHUT precum și prin AFAL.

Figura 4.3 redă imaginile de amplitudine și fază obținute prin MVL, varianta BHUT-FLN, utilizată în mod curent. În

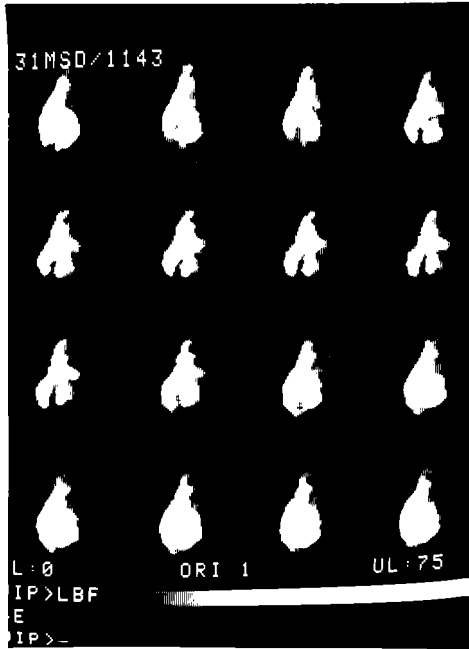


Fig.4.2

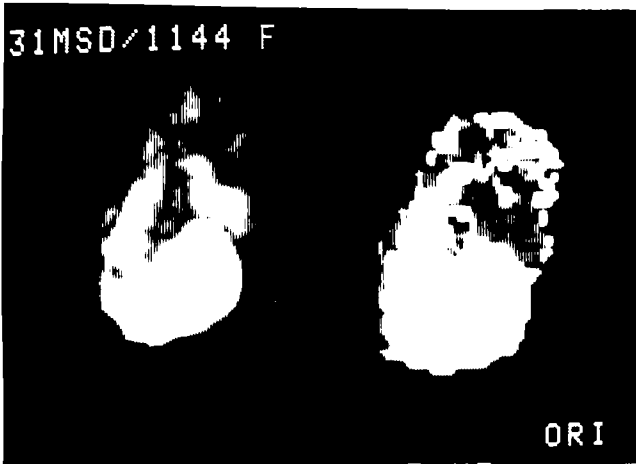


Fig.4.3

imaginea de amplitudine (stînga) zonele mai luminoase corespund zonelor cu contracție puternică, caracterizate prin amplitudini mari, în timp ce în imaginea de fază (dreapta) luminozitatea codifică întârzierea la contracție. Corespunzător propagării normale a excitației, de la bază (sus) spre vîrf (jos) striile se contractă în avans (cu aproximativ 130°) față de ventricule. În fig.4.3 se poate distinge o ușoară precedență în contracție a ventriculului drept (în stînga imaginii de fază) excitat prematur printr-o cale de conducție suplimentară în studiul analizat. Pentru o identificare mai clară a efectiunii, fig.4.4 reia aceeași imagine de fază într-o prelucrare pseudocolor. În figură este redată și histograma imaginii de fază. Falia ce apare în zona fazelor ventriculare pune în evidență asinergia contracției.

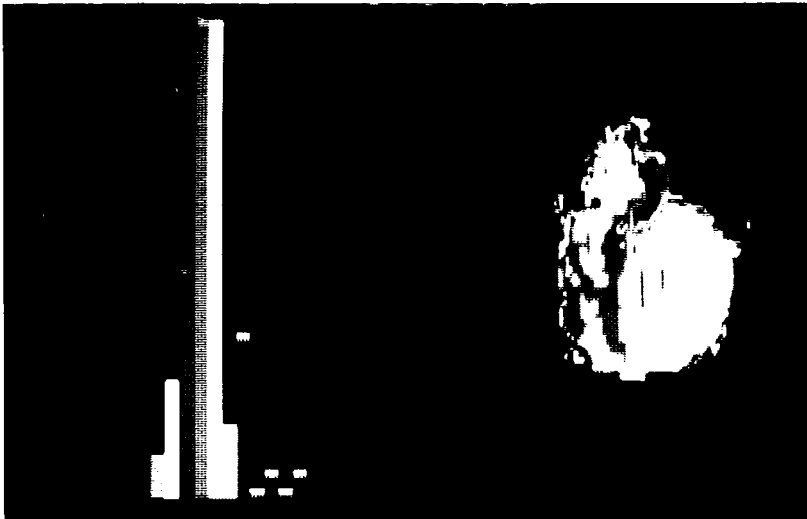


Fig.4.4

Comparativ fig.4.4 și 4.5 redau imaginea și histograma de fază obținută prin M1w1, varianta BKUT și AFAL. Asemănarea cu fig.4.3 și echivalența în interpretare sînt evidente.

În fig.4.6 este ilustrată propagarea undei de golire /139/ reconstituită pe baza imaginii de fază obținută prin M1w1, varianta BKUT-F10. Peste imaginea diastolică, utilizată

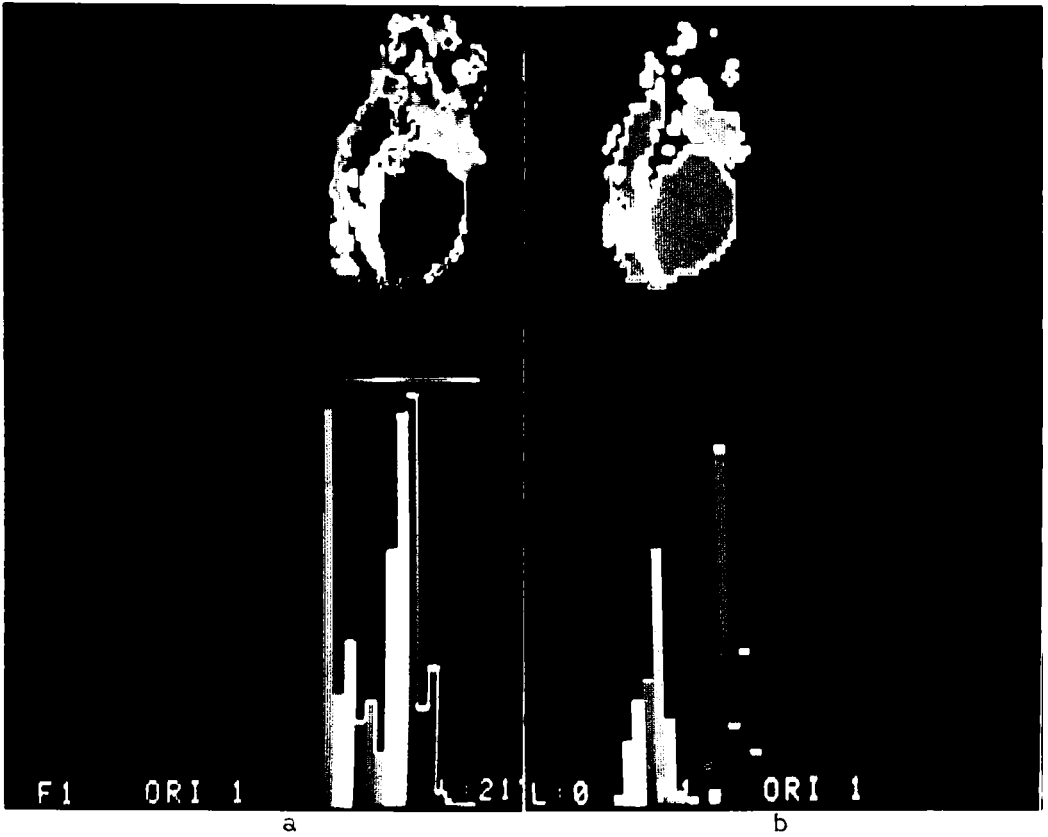


Fig. 4.3

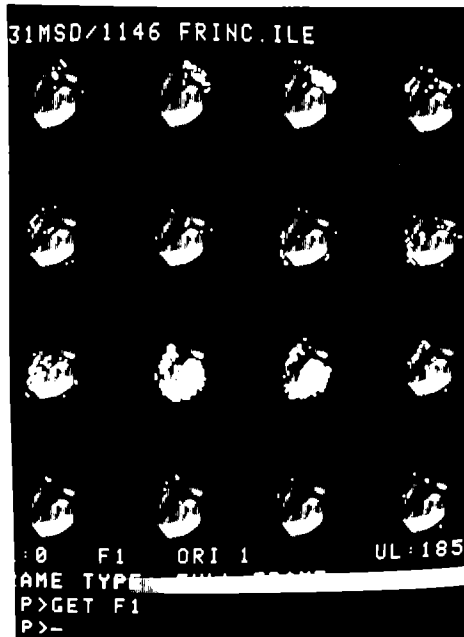


Fig. 4.6

ca ghid anatomic, sînt supraimprimate punctele ale cîror faze indică maximum de activitate în hexantul respectiv. Cu ajutorul programului SID este posibilă și redarea cinematică a celor 16 hexanți facilitînd suplimentar interpretarea, iar precedența în contracție a ventriculului drept este marcată fără echivoc și în imaginea din fig.4.6. Comparativ, fig.4.7 redă aceeași imagine construită pe baza imaginii de fază (generate prin MIM) la același studiu și confirmă echivalența rezultatelor cu MIM.

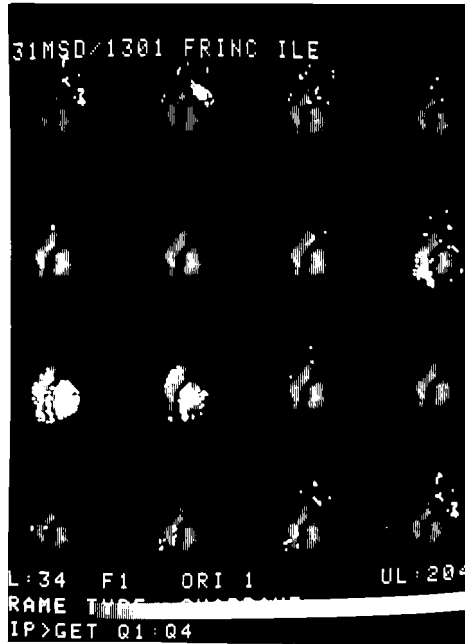


Fig.4.7

În contrast cu studiul precedent, fig.4.3 și 4.9 redau imaginea și histograma de fază obținute prin MIM la un subiect normal, respectiv imaginea secvențializată a undei de golire, indicînd contracția normală aproximativ simultană a celor două ventricule.

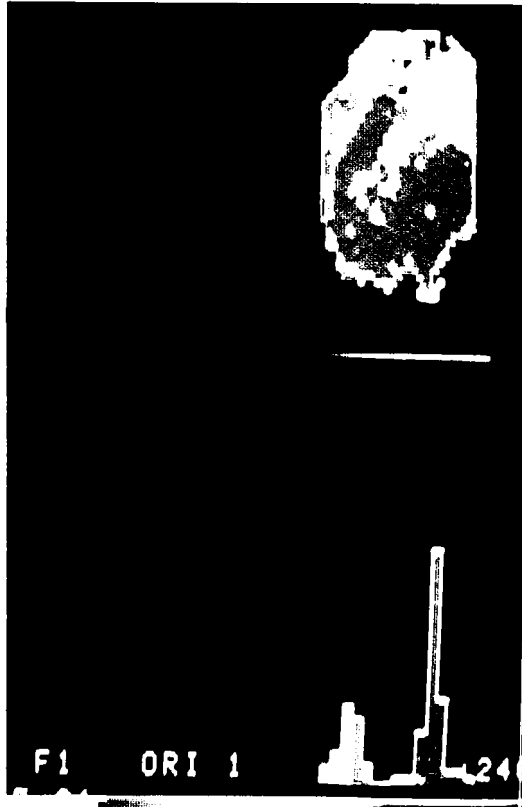


Fig.4.8

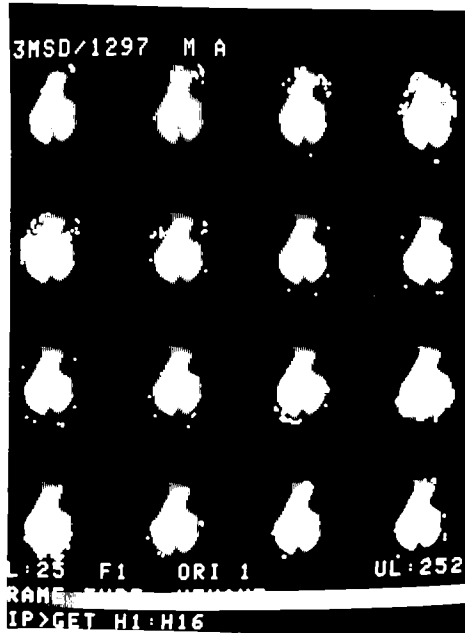


Fig.4.9

4.2. Rezultate

Pentru estimarea valorii în diagnostic a MIWI (variante BAUT-FIN) s-a utilizat procedeuul consacrat recomandat de Lusted /140/, /141/, /142/. Populația analizată s-a constituit pe baza unui număr de 91 de pacienți cu diagnostic confirmat prin metode clinice, paraclinice și EKG, fiind împărțită în patru loturi :

- a) 18 pacienți cu tulburări de conducere, din care :
 - 6 cu bloc de ramură dreaptă
 - 3 cu bloc de ramură stângă
 - 8 cu sindrom WPW
 - 2 cu stimulator cardiac implantat
- b) 47 de pacienți cu cardiopatie ischemică gravă, având fracția de ejeție ventriculară mai mică decât 0,51 și/sau tulburări de cinetică parietală regională
- c) 26 de pacienți cu cardiopatie ischemică ușoară, având fracție de ejeție ventriculară mai mare decât 0,51 și fără modificări de cinetică parietală regională
- d) 18 pacienți normali, constituind lotul de referință.

În fig.4.10 este redată matricea de decizie și valorile parametrilor asociați acestora pentru lotul pacienților cu tulburări de conducere, a). Același rezultat pentru lotul pacienților cu tulburări de conducere b) și respectiv c) sînt redete sintetic în fig.4.11 și 4.12.

		Tulburări conducere a)		
		Rezultate MIWI		
		Patologic	Normal	
Diagnostic confirmat	Patologic	17 AP	2 FN	$AP\% = \frac{AP}{AP+FN} = 89,5$
	Normal	2 FP	16 AN	$FP\% = \frac{FP}{AN+FP} = 11,1$
				$FN\% = \frac{FN}{AP+FN} = 10,5$
				$AN\% = \frac{AN}{FP+AN} = 88,9$
Sensitivitate = AP%		= 89,5%		
Specificitate = AN%		= 88,9%		
Acuratețe =		$\frac{AP+AN}{AP+FP+AN+FN} = 89,2\%$		

Fig.4.10

		Cardiopatie ischemică b)		
		Rezultate MIWI		
		Patologic	Normal	
Diagnostic confirmat	Patologic	42 AP	5 FN	AP% = 89,4
	Normal	2 FP	16 AN	FP% = 11,1
				FN% = 10,5
				AN% = 88,9

Senzitivitate = 89,4%
 Specificitate = 88,9%
 Acuratețe = 89,23%

Fig.4.11

		Cardiopatie ischemică c)		
		Rezultate MIWI		
		Patologic	Normal	
Diagnostic confirmat	Patologic	7 AP	19 FN	AP% = 26,9
	Normal	2 FP	16 AN	FP% = 11,1
				FN% = 73,1
				AN% = 88,9

Senzitivitate = 26,9%
 Specificitate = 88,9%
 Acuratețe = 52,3%

Fig.4.12

Se constată eficacitatea foarte bună a MIWI în diagnosticul tulburărilor de conducere și în cardiopatia ischemică avansată. Deși procentul detecțiilor fals pozitive și adevărat negative este ridicat, în formele ușoare de cardiopatie ischemică este evidentă inabilitatea MIWI în detecția situațiilor patologice. Rezultatul este normal deoarece în aceste situații este afectată preponderent faza diastolică, mediata de MIWI cu cea sistolică. Același neajuns îl prezintă însă și AFAL, el putînd fi surmontat numai prin metode de analiză multiermonică. De menționat că pentru un număr de 6 studii la care decizia prin MIWI s-a dovedit incertă, s-a efectuat în pa-

rele și metoda AFAl care nu a adus nici o contribuție suplimentară la clarificarea interpretării.

În concluzie, MIWl reprezintă o alternativă rapidă la AFAl, cu care s-a dovedit practic echivalentă ca valoare de diagnostic, avînd performanțe excelente în tulburările de conducere și cardiopatia ischemică avansată.

Capitolul 5

C O N C L U Z I I

Interpretarea imaginilor de angiocardiografie radionuclidică de echilibru (ARE) este importantă în diagnosticul prin metode neinvazive al unor afecțiuni ale inimii. Obiectivizarea și automatizarea acestui proces se bazează pe măsurarea unor parametri caracteristici ai activității cardiace.

Nivelul de zgomot ridicat și rezoluția modestă a imaginii, în conjuncție cu variabilitatea anatomică și diversitatea manifestărilor patologice impun definirea unor caracteristici care să poată fi măsurate reproductiv în condițiile menționate. Din acest motiv, un loc important îl ocupă în lucrare studiul teoretic și experimental al efectului zgomotului asupra caracteristicilor determinate în imaginile de ARE. Unele rezultate teoretice ale acestui studiu, modelând efectul zgomotului nestaționar și colorat asupra coeficienților TFD se pot însă dovedi a prezenta un interes mai larg.

În condițiile actuale și de perspectivă apropiată, de dotare a echipamentului de achiziție și prelucrare a imaginilor scintigrafice cu procesoare secvențiale bazate pe microprocesoare, elaborarea unor metode eficiente de determinare a caracteristicilor de interes este necesară pentru menținerea timpului de calcul în limite rezonabile și disponibilizarea resurselor în vederea includerii în analiză a unor caracteristici adiționale, cu consecințe favorabile asupra acurateții diagnosticului. În acest context, lucrarea propune o metodă (M1w1) și un algoritm eficient pentru determinarea imaginilor parametrice de amplitudine și fază prin intercorelație cu o undă Walsh. Se obține o reducere a timpului de calcul cu un ordin de mărime față de metoda analizei Fourier de armonica întâi (AF1) pe care o substituie, asigurând rezultate echivalente din punct de vedere clinic.

Studiind posibilitățile de extindere multiarmonică a MIWL, lucrarea definește o transformare Walsh modificată ce dobândește într-un anumit sens proprietatea utilă a deplasării, specifică transformării Fourier. Avantajele potențiale ale noii transformări Walsh sînt exemplificate prin analiza unui semnal electrocardiografic, unde rezultatele sînt superioare celor obținute prin TFD și net superioare celor obținute prin transformarea Walsh convențională.

Lucrarea prezintă rezultate experimentale ale aplicării MIWL în ventriculografia de echilibru și o serie de teste pe calculator care confirmă valabilitatea concluziilor studiului teoretic referitor la efectele zgomotului.

În continuare se redau sintetic contribuțiile, considerate de autor originale, ale lucrării.

1. În capitolul întâi se întreprinde o analiză critică a stadiului actual al cercetărilor în prelucrarea numerică a imaginilor de ARE. Se fac și următoarele propuneri de cercetare viitoare, considerate de perspectivă.

1.1. Studiul unor tehnici de netezire ce asociază medierea selectivă cu fereastra de dimensiuni variabile ; aplicarea unei tehnici hibride de mediere selectivă și filtrare de tip median /33/ la netezirea imaginilor de ARE.

1.2. Pentru determinarea automată a regiunii de interes (RI) în ventriculografia de echilibru se propune utilizarea unei familii de operatori de ordinul doi introdusă de autor /83/ pentru detecția muchilor. Furnizînd și informații privind orientarea muchilor, operatorii propuși permit evitarea operației coordonatoare de timp și generatoare de erori, de transformare a coordonatelor carteziene în coordonate polare și inversă la care recurg cele mai performante metode de detecție cu RI cunoscute în literatură.

2. În capitolul al doilea, dedicat generării imaginilor funcționale prin analiză Walsh :

2.1. Se propune metode de intercorelație cu funcție Walsh, MIWL.

2.2. Se demonstrează o teoremă referitoare la intercorelația cu funcții Walsh a unor secvențe de $2N$ eșantioane generate prin interpolarea liniară a unor secvențe de N eșantioane.

2.3. Prin aplicarea unei consecințe a teoremei se obține o modalitate eficientă de dublare a rezoluției de fază la MIWL.

2.4. Se elaborează algoritmi BRUT-FIN cu rezoluțiile de fază de N , respectiv $2N$ nivele, pentru aplicarea MIWL.

2.5. Se implementează eficient algoritmi BRUT și FIN în limbajul de asamblare al microprocesorului Motorola 6300, obținând durete de calcul de 16 s, respectiv 20 s, comparativ cu 3 minute la AFAL și circa 90 secunde la transformarea Walsh tradițională /119/ necesare la calculul imaginilor de amplitudine și fază pe un procesor din familia PDP-11, cu luarea tuturor măsurilor uzuale de reducere a timpului de calcul, inclusiv tabelarea funcțiilor trigonometrice. Rezultatele nu pot fi diferențiate clinic de cele obținute prin AFAL.

2.6. Se generalizează MIWL pentru funcții continue obținute prin interpolarea liniară a unor secvențe periodice, rezultând o metodă de analiză Walsh de armonica întâi cu rezoluție practic nelimitată, care păstrează și proprietatea deplasării.

2.7. Se definește o transformare Walsh modificată care păstrează invariante energiile coeficienților și armonicilor transformării la deplasarea secvenței analizate, concomitent cu maximizarea selectivă a acestor energii. Ca rezultat al maximizării normei soluției, scade eroarea la aproximarea multiarmonică a secvențelor. Eficiența este dependentă de aplicație și numărul coeficienților utilizați la reconstrucția secvenței. În particular, la analiza unui semnal EKG de 16 eşantioane cu noua transformare Walsh, energia transformării a depășit cu peste 9% energia TFD maximizată în același mod pînă la reprezentarea cu 8 coeficienți și cu peste 140% energia transformării Walsh convenționale considerată în permutarea ciclică cea mai defavorabilă. Eroarea de trunchiere la reprezentarea semnalului EKG cu 4 coeficienți prin transformarea Walsh modificată a fost aceeași ca la transformarea Walsh convențională la care s-au reținut 8 coeficienți.

3. În capitolul al treilea, dedicat efectului zgomotului asupra rezultatelor analizei curbelor de activitate temporală a inimii :

3.1. In cadrul analizei efectului zgomotului asupra coeficienților TFD :

3.1.1. Se deduc expresiile mediei și matricii de covarianță ale zgomotului de ieșire pentru cazul general, netratat în literatură, al zgomotului de intrare nestaționar, colorat prin convoluția ciclică a unui zgomot alb, dependent de semnal.

3.1.2. Pe baza teoremei convoluției se dă o demonstrație originală simplă a faptului că vectorii de bază au transformări Fourier sînt vectori proprii ai oricărei matrici Toeplitz.

3.1.3. Cu ajutorul expresiilor concise deduse la 3.1.1. se dă o interpretare mai directă a efectelor operatorului de convoluție și funcției ce modelează dependența de semnal a zgomotului de intrare asupra matricii de covarianță a zgomotului de ieșire. Se demonstrează totodată că în cazul particular al zgomotului de intrare alb și staționar colorat prin convoluție ciclică se obține o decorelare totală a zgomotului de ieșire. Corelația reziduală redusă constatată recent în literatură pentru acest caz /132/ se explică astfel și teoretic prin efectele de margine care apar la convoluția aperiodică utilizată în studiul citat.

3.2. Se efectuează un studiu comparativ al efectului zgomotului la AFAL și MIWL, dezvoltat pe cale analitică și permițînd interpretarea mai nuanțată a unor constatări obținute experimental în literatură. Concluziile acestui studiu sînt confirmate în lucrare și cu ajutorul unor teste special elaborate prin simulare pe calculator.

4. Metoda de generare a imaginilor funcționale de amplitudine și fază MIWL a fost aplicată extensiv pe parcursul a doi ani în cadrul Laboratorului de medicină nucleară al Spitalului Clinic Județean nr.1 din Timișoara obținînd validarea clinică necesară. Utilitatea ei între metodele neinvazive este însemnată cu precădere în diagnosticul tulburărilor de conducere și la coronarieni gravi, unde prezintă indici de sensibilitate, specificitate și acuratețe de circa 90%. Nici unul din cele 6 studii mai complicate efectuate în paralel și prin metoda Fourier nu a fost infirmat. Concomitent s-a obținut reducerea duratei de prelucrare cu un ordin de mărime.

BIBLIOGRAFIE

1. T.Pop, red.: Medicina nucleară. Diagnostic și tratament. Editura medicală, București 1983.
2. D.K.Chapman, E.V.Garcia, D.S.Bermali și colab., Detection of one-millimeter motion under conditions simulating equilibrium blood-pool scintigraphy. JNM 23 : 42-47, Ian.1980
3. G.H.Burton, P.Vernon, W.A.Seed, An automated quantitative analysis of ventilation-perfusion lung scintigrams. JNM 25: 564-570, May 1984
4. G.T.Krishnamurthy, V.h.Bobba, D.McCorneil și colab., Quantitative biliary dynamics introduction of a new noninvasive scintigraphic technique. JNM24: 217-223, 1983
5. M.D.Harpen, M.L.Lecklitner, Quantitative evaluation of differential renal function: a new approach. JNM26: 647-640, Jun. 1985
6. T.B.Stibolt, J.D.Bacher, N.R.Dunnich și colab., Use of functional maps in renal scintigraphy to detect segmental arterial lesions. JNM23: 291-295, Apr.1985
7. E.Busseman-Sokole, T.J.Parrel, T.D.Creadock, Effect of Scintillation camera nonuniformity on ejection Fraction measurements. JNM26: 1323-1330, Nov.1985
8. G.Kuehllenner, J.G.Coshler, E.W.Stoub, Correction for field nonuniformity in scintillation cameras through removal of spatial distorsion. JNM21: 771-776, 1980
9. E.Botvinick, R.Dunn, M.Frais și colab.: The phase image : its relationship to patterns of contraction and conduction. Circulation 65: 551-561, No.3, 1982
10. E.Botvinick, F.Michael, M.Frais și colab.: An accurate means of detecting and characterizing abnormal patterns of ventricular activation by phase image analysis. The American Journal of Cardiology, vol.50, No.8, 1982, 289-298
11. P.H.Vos, A.M.Vossepsel, E.K.J.Pauwels, Quantitative assessment of wall motion in multiple gated studies using temporal Fourier analysis. JNM24: 388-396, May, 1983
12. M.Pătrușescu, Electronioă nucleară, Editura Academiei RSR, 1972

13. x x x Operator's Manual VIP-450, No.960051, Ohio Nuclear Inc. July, 1979
14. A.Rosenfeld, A.Kak, Digital picture processing. Academic Press, New York, 1976
15. W.K.Pratt, Digital image processing. Wiley, New York, 1979
16. K.R.Costleman, Digital image processing. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1979
17. R.E.Woods, R.C.Gonzalez, Real time digital image enhancement. Proceedings of the IEEE vol.69, No.5, May 1981
18. V.Gui, M.Oteșteanu, C.Toma, Procedee software de transformare a scării de gri și de pseudocromatizare a imaginilor numerice prin memorii de tip LUT. Sesiunea "Realizări în domeniul electronicii profesionale, Snagov-Paro, 12-14 Sept.1985, vol.4, 213-220
19. W.Chang, R.E.Henkin, D.J.Hale și colab.; Methods for Detection of Left Ventricular Edges. Seminars in Nuclear Medicine, Vol.V, No.1 (January) 1980, 39-53
20. S.G.Sorensen, J.Calrdwell, J.Ritchie și colab., Abnormal responses of ejection fraction to exercise in healthy subjects, caused by region-of-interest selection. JNM22: 1-7, No.1, 1981
21. P.E.Christian, C.A.Nortmann, A.Taylor: Comparison of fully automated and manual ejection fraction calculation: validation and pitfalls. JNM26: 775-782, No.7, July 1985
22. V.Legrand, M.Chevigne, J.Foulton, Evaluation of right-ventricular function by gated blood-pool scintigraphy. JNM24: 886-893, No.10, Oct.1983
23. P.Nicood, J.R.Corbett, B.G.Firth, Radionuclide techniques for valvular regurgitation index: comparison in patients with normal and depressed ventricular function. JNM23: 763-769, No.9, Sept.1982
24. S.G.Sorensen, M.K.Starling, T.K.Chanduri și colab.: Non-invasive quantitation of right-ventricular volume overload in adults by gated equilibrium radionuclide angiography. JNM23: 957-964, 1982
25. P.L.Anderson, Radionuclide quantification of valvular regurgitation. JNM23: 851-855, No.9, Sept.1982
26. V.Gui, I.Jiveț, Algoritmi de prelucrare numerică a imaginilor utilizând microprocesor. Lucrările sesiunii "Contribuții la dezvoltarea aparatului electronic medicale", Timșoara, 17-18 noiembrie 1982, 235-241

27. T.S.Huang, G.J.Yang, G.Y.Tang., A fast two dimensional median filtering algorithm. IEEE Trans.ASSP-27, No.1, February 1979
28. B.I.Justusson, Mediannais filtratija statisticeskie svoistva. In T.Huang, edit., Bistrie algoritmi v tifrovai obrabotke izobrajenij, Moskva, Radio i Sviaz, 1984.
29. S.G.Tyon, Mediannais filtratija : determinirovanie svoistva In T.Huang, edit., Bistrie algoritmi v tifrovai obrabotke izobrajenij, Moskva, Radio i Sviaz, 1984 .
30. M.Nagao, T.Matsuyama, Edge preserving smoothing. Computer Graphics and Image Processing 9, 934, 1979
31. A.Rosenfeld, Image pattern recognition. Proc. IEEE, vol.69, No.5, 1981, 596-605
32. D.Boamen, W.Bakker, Conditioning of local image signal . Processing Conference EUSIPCO-86, The Hague, The Neatherlands, September 2-5, 1986, Part.2, 861-863 .
33. E.Heinänen, A.Nieminen, P.Heinonen si colab., FIR-Median hybrid filters for image processing. EUSIPCO-86, 1427-1430.
34. B.R.Hunt, The application of constrained least squares estimation to image restoration by digital computer. IEEE Trans on Comput. C-28, No.9, Sept.1973, 805-812
35. H.C.Andrews, Digital image restoration: a survey. IEEE Tran on Computers, C-23, May, 1974. 36-45
36. H.C.Andrews, B.R.Hunt : Digital image restoration. Englewood Cliffs, New Jersey, 1977
37. M.A.K.King, P.W.Dorothy, R.B.Schwinger si colab., Fast count dependent digital filtering of nuclear medicine images : consise communication. JNM24: 1039-1045, 1983
38. J.F.Boulter, Interactive digital image restoration and enhancement, Computer Graphics and Image Processing 11, 1979 301-312
39. R.O.Duda, P.E.Hart, Pattern classification and scene analysis. Wiley, New York, 1973
40. N.Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE Trans.SMC, vol.9, No.1, 1979, 62-66
41. J.S.Weszka, R.N.Nagel, A.Rosenfeld, A threshold selection technique. IEEE Trans.Comput. C-23, 1974, 1322-1326
42. J.S.Weszka, A.Rosenfeld, Histogram modification for threshold selection. IEEE Trans.SMC, No.1, 1979, 38-52

43. N.Ahuja, A.Rosenfeld, A note on the use of second-order gray level statistics for threshold selection. IEEE Trans. SMC-8, 1978, 895-899
44. R.L.Kirby, A.Rosenfeld, A note on the use of (gray-level, local average gray level) space as an aid in threshold selection. IEEE Trans.SMC-9, No.12, 1979, 860-864
45. A.Rosenfeld, Image pattern recognition, Proc.IEEE, vol.69, No.5, 1981, 596-605
46. P.F.Lai, H.W.Khrich, Segmentation of images with incompletely specified regions. IEEE Trans. SMC-9, No.12, 1979, 864-868
47. J.S.Weszka, A survey of threshold selection techniques. Computer Graphics and Image Processing 7, 259-265, 1978
48. C.K.Chow, T.Kaneko, Automatic boundary detection of the left ventricle from cineangiograms. Comput.Biomed.Res. vol.5, pp.388-410, 1972
49. V.Gui, Procedeu de separare prin program a regiunilor de interes in imaginile scintigrafice. Lucrările Simpozionului IV, "Contribuții la dezvoltarea aparatului electronic medicale", Timișoara, 1983, 117-119
50. M.H.Huckel, An operator which locates edges in digitized pictures. Journal of the ACM, vol.18, No.1, 1971, 113-125
51. M.H.Huckel, A local visual operator which recognizes edges and lines, Journal of the ACM, vol.20, No.4, 1973, 634-647
52. N.E.Nahi, S.L.Mora, Estimation-detection of object boundaries in noisy images. IEEE Trans.Automatic Control, vol. AC-23, No.5, 1978, 834-846
53. G.B.Show, Local and regional edge detectors: some comparisons, Computer Graphics and Image Processing 9, 135-149, 1979
54. R.A.Hummel, Feature detection using basis functions. Computer Graphics and Image Processing 9, 40-55, 1979
55. R.H.Haralick, Edge and region analysis of digital image data. Computer Graphics and Image Processing 12, 60-72, 1980
56. D.B.Cooper, H.Elliot, F.Cohan și colab., Stochastic boundary estimation and object recognition. Comput.Graphics and Image Processing 12, 326-356, 1980

57. L.S.Davis, S.Mitchie, Edge detection in textures. Computer Graphics and Image Processing, 12, 25-39, 1980
58. L.Mérö, T.Vámos, Real-time edge-detection using local operators. The third international joint conference on pattern recognition, November 8-11, 1976, Colorado, California, 31-36
59. A.Rosenfeld, A.Thurston, Edge and curve detection for visual scene analysis, IEEE Trans.on Computers C-20, No.5, May 1971, 562-569
60. P.Lemkin, The boundary trace transform: an edge and region enhancement transform. Computer Graphics and Image Processing 9, 150-165, 1979
61. R.Jain, D.Rheume, A two-stage method for fast edge detection. Computer Graphics and Image Processing 14, 177-181, 1980
62. K.Brady, Artificial intelligence approaches to image understanding. In Pattern recognition Theory and Applications. J.Kittler, K.S. Fu and L.F.Pau Eds. Reidel, Holland, 1982 pp.205-265
63. S.K.Pal, Fuzzy set theoretic approach: a tool for speech and image recognition. In Pattern Recognition. Theory and Applications. J.Kittler, K.S.Fu and L.F.Pau Eds. Reidel, Holland, 1982, pp.103-117
64. J.Besujen, Edge detection by combining directional derivatives. Third European Signal Processing Conference, EUSIPCO-86, The Hague, The Netherlands, Sept.2-5, 1986, 837-890
65. G.Garibotto, A new edge-detection scheme based on local correlation function. Third European Signal Processing Conference, EUSIPCO-86, The Hague, The Netherlands, Sept.2-5 1986, 925-928
66. I.Pitas, A.E.Vestanopoulos, Edge detectors based on nonlinear filters. Third European Signal Processing Conference, EUSIPCO-86, The Hague, The Netherlands, Sept.2-5, 1986, 937-940
67. K.E.Jernigan, K.W.Wardel, Does the eye contain optimal edge detection mechanisms? IEEE Trans.SMC-11, No.6, 1981, 441-444
68. I.K.Abdou, W.K.Prett, Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors. Proceedings IEEE vol.67, No.5, 1979, 753-763

69. J.R.Fram, E.S.Deutsch, On the evaluation of edge detection schemes and their comparison with human performance. IEEE Trans.Comput. C-24, No.6, 1975, 616-6128
70. E.S.Deutsch, J.R.Fram, A quantitative study of the orientation bias of some edge detector schemes. IEEE Trans-Comput. C-27, No.3, 1978, 205-213
71. L.Kitchen, A.Rosenfeld, Edge evaluation using local edge coherence. IEEE Trans.SMC-11, No.9, 1981, 597-605
72. P.J.Burt, J.H.Hong, A.Rosenfeld, Segmentation and estimation of image region properties through cooperative hierarchical computation. IEEE Trans.SMC, vol.11, No.9, 1981, 597-605
73. J.M.Tenebaum, M.A.Fischer, H.C.Barrow, Scene modelling a structural basis for image description. Comput Graph.Image Proc. 12, 407-425, 1980
74. H.C.Barrow, J.M.Tenebaum, Computation vision. Proc.IEEE, vol.69, No.5, 1981, 572-595
75. S.Randal, Use of quadrees for edge enhancement. IEEE Trans-SMC, vol.11, No.5, 1981, 370-373
76. T.H.Hong, M.Shneier, A.Rosenfeld, Border extraction using linked edge pyramids. IEEE Trans.SMC, vol.12, No.5, 1982, 660-663
77. T.H.Hong, K.A.Narayana, S.Feleg și colab., Image Smoothing and segmentation by multiresolution pixel linking: further experiments and extensions. IEEE Trans.SMC, vol.12, No.5, 1982, 611-622
78. C.A.McNary, D.J.Skorton, Segmentation-based boundary extraction for endocardial definition in cross-sectional echocardiography. In Pattern Recognition. Theory and Applications, J.Kittler, K.S.Fu, L.F.Pau eds.,Reidel, Holland, 1982
79. J.H.C.Kelber, S.P.Lie, M.L.Simoons și colab., Clinical validation of fully automated computation of ejection fraction from gated equilibrium blood-pool scintigrams. JNM24: 1099-1107, 1983
80. P.J.Leeuwen, J.H.C.Kelber, Automated detection of left ventricular boundaries from 35 mm contrast angiograms, Signal Processing III, Theories and Applications, I.T.Young, et al.(editors), Elsevier, North-Holland, 1986, 1409-1412

81. A.E.M.Reijs, J.H.C.Reiber, P.Fioretti și colab., Thallium-201, developments towards quantitative analysis. Signal Processing III. Theories and Applications, I.T.Young et al. (editors), Elsevier; North-Holland, 1986, 1401-1404
82. L.Fu Zhang, K.A.Geiser, An effective algorithm for extracting serial endocardial borders from 2-dimensional echocardiograms. IEEE Trans.Biomed.Engng., Vol.BME-31, No.6, June 1984, 441-447
83. V.Gui, C.I.Toma, Detectoare de contururi insensibile la pantele de luminanță, Lucrările Simpozionului III, Contribuții la dezvoltarea aparatului electronice medicale, Timișoara, 1982, 242-248
84. M.Goris, S.G.Despit, P.ho.Lauglin și colab., Interpolative background subtraction. JNM17: 744-747, Nr.8, 1976
85. D.D.Wattson, N.P.Campbel, E.K.Read și colab., Spatial and temporal quantitation of plane thallium myocardial images JNM22: 577-584, Nr.7, 1981
86. M.R.Starling, L.J.De L'italis, M.Nusynowitz și colab., Estimates of left ventricular volumes by equilibrium radionuclide angiography; importance off attenuation correction. JNM25 14-20, No.1, 1984
87. O.Nickel, N.Schal, E.J.Andrews, Scintigraphic measurement of left-ventricular volumes from the Count-density distribution. JNM23: 404-410, No.5, 1982
88. R.M.Schneider, R.J.Jaszczak, R.E.Coleman și colab., Disproportionate effects of regional hypokinesis on radionuclide ejection fraction; compensation using attenuation-corrected ventricular volumes. JNM25: 747-754, No.8, 1984
89. R.Janssen, Statistical determination of the spatial quantization error in sampled contours. Signal Processing III: Theories and Applications. I.T.Young et al.Editors, Elsevier Science Publishers B.V., North-Holland, 1986, 873-876
90. M.L.Goris, Functional or parametric images. JNM23: 360-362, No.4, 1982
91. A.N.Mucciaridi, E.h.Gose, A comparison of seven techniques for choosing subsets of pattern recognition properties. IEEE Trans.Comput. vol.C-20, sept.1971, 1023-1031
92. H.C.Andrews, Multidimensional rotation in feature selection, IEEE Trans.Comput.vol.C-20, Sept.1971m 1045-1051

93. H.C.Andrews, Mathematical techniques in pattern recognition, Wiley-Interscience, 1973
94. T.M.Cover, The best two independent measurements are not the two best. IEEE Trans.SMC-4, No.1, 1974, 116-117
95. K.Fukunaga, N.G.Koontz, A criterion and an algorithm for grouping data, IEEE Trans.Comput. vol.C-19, Oct.1970, 917-923
96. D.H.Foley, J.W.Sammon, An optimal set of discriminant vectors, IEEE Trans.Comput, vol.C-24, Mar.1975, 281-289.
97. K.Fukunaga, S.Ando, The optimum nonlinear features for a scatter criterion in discriminant analysis, Proceedings of the Third International Joint Conference on Pattern Recognition, Nov.1976, Colorado, California, pp.50-55
98. S.D.Stearns, On selecting features for pattern classifiers Proceedings of the Third International Joint Conference on Pattern Recognition, Nov.1976, Colorado, California, pp. 71-75
99. L.Kanal, Patterns in pattern recognition 1968-1974, IEEE Trans.Inform.Theory, vol.IT-20, Nov.1974, 697-772
100. K.S.Fu, Recent developments in pattern recognition, IEEE Trans.Computers, Vol.C-29, oct.1980, 845-854.
101. P.A.Devijver, Advances in nonparametric techniques of statistical pattern classification. In Pattern Recognition, Theory and Applications, J.Kittler, L.S.Fu, L.F.Pau Eds., D.Reidel, Dordrecht, 1982
102. Matsuyama, Expert systems for image processing: an overview Signal Processing III: Theories and Applications, I.T.Young et al.editors. Elvier Science Publishers. V.V.(North-Holland) 869-872
103. W.E.Adem, A.Terkowska, F.Bitter et colab.: Equilibrium (gated) radionuclide ventriculography. Cardiovasc.Radiol.2: 161-173, 1979
104. J.M.Links, K.H.Douglas, H.N.Wagner Jr., Patterns of ventricular emptying by Fourier analysis of gated blood-pool studies. JNM21: 978-982, 1980
105. R.E.Wendt, P.H.Murphy, J.N.Clerk, Interpretation of multi-gated Fourier functional images. JNM23: 715-724, No.8,1982
106. P.T.Makler Jr., D.McCarthy, Fourier amplitude ratio, a new way to assess valvular regurgitation, JNM24: 204-207, No.3 1982

107. K.Takeda, Ventricular performance in congenital left-to-right shunt : temporal Fourier analysis of gated blood-pool data. JNM24: 829-834, 1983
108. K.Nakajima, H.Bunjo, A.Tada, Phase analysis in the Wolf-Parkinson-White syndrome with surgically proven accessory conduction pathways : Concise Communication. JNM25: 7-13, No.1, 1984
109. J.M.Links, J.S.Raichlen, H.N.Wahner și colab., Assessment of the site of ventricular activation by Fourier analysis of gated blood-pool studies. JNM26: 27-32, No.1, 1985
110. S.L.Bacharach, M.V.Green, R.O.Bonow și colab., A method for objective evaluation of functional images, JNM23: 285-290, No.4, 1982
111. T.R.Miller, K.J.Goldman, K.S.Sampathkumaran et al., Analysis of cardiac diastolic function : application in coronary artery disease. JNM24: 2-7, No.1, 1983
112. J.A.Bianco, B.G.Mahey, W.K.Laskey et.al., Radionuclide left ventricular dv/dt for the assessment of cardiac function in patients with coronary artery disease. JNM20: 1-6, No.1, 1979
113. F.Cavallioles, J.P.Bazin, R.DiPaola, Factor analysis in gated cardiac studies. JNM25: 1067-1079, 1984
114. V.Balteș, D.Roman, N.Zegheru și colab., Calculatoare electronice, grafică interactivă și prelucrarea imaginilor. Editura Tehnică, București, 1985
115. H.F.Hermuth, Transmission of information by orthogonal functions. Springer Verlag, New York, 1969
116. N.Ahmed, K.R.Rao, Ortogonalnâe preobrazovanie pri obrabotkê tîfrovîh signalov. Moskva, Svjaz, 1980
117. I.Dragu, I.M.Iosif, Prelucrarea numerică a semnalelor discrete în timp, Editura Militară, București, 1985
118. Gh.I.Mitrofan, Televiziunea digitală, Editura Academiei RSR, București, 1986
119. R.Talia, P.Morello, G.Castellano, The Walsh-Hadamard transform: an alternative means of obtaining phase and amplitude maps. JNM25: 608-612, No.5; 1984
120. V.Gui, G.Deutsch, Determinarea unor parametri funcționali ai activității inimii prin analiza corelațională a imaginilor scintigrafice. Lucrările sesiunii de comunicări științifice "Realizări în domeniul electronicii profesionale", Snagov-Parc, 12-14 sept.1985, vol.IV, 223-227

121. Gh.Cartianu, M.Săvescu, I.Constantin și colab., Semnale, circuite și sisteme, Editura Didactică și Pedagogică, București, 1980
122. S.Gârleșu, C.Popp, S.Ionel, Introducere în analiza spectrală și de corelație. Editura Facla, Timișoara, 1982
123. T.S.Huang, Editor, Obrabotka izobrajenij i tĭfrovaja fil-traĭis. Moskva, nr.1979
124. A.V.Oppenheim, R.W.Schafer, Digital signal processing. Prentice Hall Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1975
125. V.Gui, Interpretarea imaginilor. Referat nr.2 în cadrul pregătirii la doctorat. Timișoara, IP Traian Vuia, Catedra de electronică aplicată, 1986
126. R.Stasinski, Reder-Winograd DFT algorithms for $N=2^x$, EUSIPCO-86, pp.81-84
127. K.Nohara, An efficient approach to fast Fourier transform and its inverse, EUSIPCO-86, pp.113-116
128. J.A.Beriadin, T.Aboulnasr, W.Steenart, Efficient one-dimensional systolic array realization of the discrete Fourier transform. EUSIPCO-86, pp.251-254
129. H.V.Sorensen, D.L.Jones, M.T.Heideman et.al., A split-radix real-valued fast Fourier transform, EUSIPCO-86, pp.287-290
130. I.Jsdal, L.Henniger, L.Peralta et.al., On-line objects recognition in robotics using the Fourier descriptor EUSIPCO-86, pp.653-656
131. E.Pop, I.Neformiță, V.Tiponuț și colab., Metode în prelucrarea numerică a semnalelor. Ed.Facla, Timișoara, 1986
132. J.Schoukens, J.Renneboog, Modeling the noise influence on the Fourier coefficients after a discrete Fourier transform. IEEE Transactions on Instrumentation and measurement, vol.IM-35, No.3, september.1986, 278-286.
133. Gh.Mihoc, N.Micu, Teoria probabilităților și statistică matematică. Ed.Didactică și Pedagogică, București, 1980.
134. J.Machac, S.F.Horowitz, D.Broder et al., Accuracy and Precision of Regional Multiharmonic Fourier Analysis of Gated Blood-Pool Images. JNM25: 1294-1299, 1984
135. S.L.Bacharach, M.V.Green, D.Vitale et.al., Optimum Fourier filtering of cardiac data : a minimum error method concise communication. JNM24: 1176-1184, 1983

136. T.Mukai, N.Tamaki, Y.Yonekura, et al., Optimum order harmonics of Fourier analysis in multigated blood-pool studies. JNM24: P17, 1983 (abstr.)
137. C.C.Kuri, B.H.Hasegawa, W.R.Hendee, Noise reduction in nuclear medicine images. JNM24: 532-534, 1983
138. A.Kuruc, S.Treves and J.A.Parker, Accuracy of deconvolution algorithms assessed by simulation studies : concise communication. JNM24: 258-263, 1983
139. Werba, J., I.Bornstein, N.P.Alezreki, Onset and progression of mechanical systole derived from gated radionuclide techniques and displayed in cine format. J.N.M.20: 625-636, 1979 (abst.)
140. L.B.Lusted, Decision-making in patient management. The New England Journal of Medicine. Feb.1971, 416-424
141. D.D.Patton, Introduction to clinical decision making. Seminars in Nuclear Medicine, vol.8, No.4, 1978, 273-283
142. C.E.Metz, Basic principles of Roc analysis. Seminars in Nuclear Medicine, vol.8, No.4, oct.1978, 283-299.