

MINISTERUL EDUCAȚIEI ȘI ÎNVĂȚĂMÂNTULUI
UNIVERSITATEA TEHNICĂ TIMIȘOARA
FACULTATEA DE ELECTRONICĂ ȘI TELECOMUNICAȚII

CONTRIBUȚII LA PRELUCRAREA NUMERICĂ A ELECTROMIOGRAMEI

Mihai T. Tărăță

Teza pentru titlul de
Doctor Inginer

U.002	70
EL/TAR	
671.062	

Conducător Științific
Prof. Dr. Ing. Anton Policec

BIBLIOTECA CENTRALĂ
UNIVERSITATEA POLITEHNICĂ
TIMIȘOARA

1995

Danielei și Iuliei

MINISTERUL EDUCAȚIEI ȘI ÎNVĂȚĂMÂNTULUI
UNIVERSITATEA TEHNICĂ TIMIȘOARA
FACULTATEA DE ELECTRONICĂ ȘI TELECOMUNICAȚII

**CONTRIBUȚII LA PRELUCRAREA NUMERICĂ
A ELECTROMIOGRAMEI**

Mihai T. Tărăță

Teza pentru titlul de
Doctor Inginer

Conducător Științific
Prof. Dr. Ing. Anton Policec

1995

i

REZUMAT

Teza prezentă are ca subiect contribuțiile originale ale autorului la prelucrarea numerică a electromiogramei. Menționez încă de la început că această lucrare nu este un scop în sine, ci sinteza rezultatelor unei munci de mulți ani în încercarea de a ajuta actul medical printr-o abordare cantitativă. În toți acești ani am avut șansa să lucrez în colective de cercetare alături de medici în domeniul medical, având acces în acest fel la problematica domeniului, și în același timp terenul potrivit pentru validarea soluțiilor și rezultatelor elaborate.

Toate rezultatele prezentate în această lucrare sunt originale, ele înseamnă un mic pas înainte obținut prin muncă, și poate cu puțină intuiție. Lucrarea are 273 pagini, 412 figuri, 31 tabele, 344 de referințe bibliografice în legătură cu cercetările care fac obiectul tezei, din care în 39 de lucrări sunt prim autor și în 9 lucrări sunt coautor.

Sunt recunoscător Domnului Profesor Doctor Valeriu Neșțianu, căruia îi datorez formarea mea ca cercetător precum și abordarea acestui domeniu captivant, Domnului Profesor Doctor Inginer Anton Policec care m-a condus cu profesionalism, răbdare și înțelegere, Domnului Profesor Doctor Inginer Mircea Ivănescu pentru a mă fi încurajat să abordez încă din studenție acest domeniu interdisciplinar. Le mulțumesc tuturor colegilor cu care am conlucrat în laborator. Sunt recunoscător familiei mele, soției și fiicei mele, pentru imensa înțelegere pe care mi-au arătat-o și pentru multele ore pe care mi le-au dăruit renunțând la timpul pe care ar fi trebuit să-l petrecem împreună.

Teza constă dintr-o parte generală formată din capitolul 1 și o a doua parte originală formată din capitolele 2,3,4,5,6,7,8 precum și anexele, destinată prezentării contribuțiilor personale, originale.

Cercetările mele au fost focalizate până acum pe câteva direcții prioritare și anume generarea unei structuri eficiente de achiziție a semnalului electromiografic, prelucrarea cantitativă a descărcărilor EMG spontane care generează un semnal particular - multiplele EMG, prelucrarea cantitativă a electromiogramei de interferență cu un interes special spre analiza cantitativă a oboselii musculare, sincronizarea funcționării unităților motorii. Fiecare din aceste direcții paralele este deschisă, așa încât rezultatele prezente accentuează această deschidere lăsând loc perfecționărilor ulterioare, desigur pe o altă treaptă, superioară.

Capitolul 1 este dedicat unei prezentări generale a domeniului electromiografiei, începând cu mecanismul contractiei musculare, cu noțiuni structurale despre mușchi, noțiuni de electrofiziologie care includ electrogeneza potențialului de acțiune și

unitatea funcțională fundamentală: unitatea motorie. Urmează o descriere a manifestărilor electrice, a tehnicilor de înregistrare și a tehnicilor curente de achiziție și prelucrare numerică a semnalului electromiografic (EMG). Detaliind pentru a ne apropia de subiectul tezei, este abordat potențialul de acțiune al unității motorii și parametrii săi, precum și mecanisme remarcabile ale contracției musculare: recrutarea unităților motorii, sincronizarea funcționării unităților motorii și conceptul de oboseală musculară. Capitolul se încheie cu un sumar de date electrofiziologice, care încearcă să sintetizeze unele idei privind mecanismele menționate.

Capitolul 2 prezintă o metodă și o structură originală de achiziție de date, rezultate dintr-o experiență personală de mulți ani în acest domeniu și din particularitățile semnalelor biologice, care au făcut obiectul cercetărilor autorului în tot acest timp. Elementele de bază ale acestei metode rezultă din lucrările autorului datând din anii 1978-1981, perfecționate și finalizate până în prezent într-o viziune tehnologică modernă. În prima parte sunt discutate dezavantajele achiziției clasice a semnalelor prin valori echidistante. Urmează prezentarea metodei achiziției semnalelor prin punctele lor esențiale, structura originală elaborată, descrierea unor interfețe care implementează această metodă, precum și validarea metodei prin analize cantitative, în scopul estimării erorii induse printr-o astfel de achiziție. Rezultatele confirmă consistența metodei, justificând pe deplin folosirea ei pentru achiziția semnalelor biologice, cu mari avantaje pentru prelucrarea ulterioară a datelor.

Capitolul 3 constituie o abordare de originalitate cu prioritate internațională (v. bibliografia) privind analiza cantitativă a unui tip de semnal electromiografic particular - descărcările electromiografice spontane, cu importanță într-o zonă a patologiei neuro - endocrine. Preocupările privind prelucrarea acestui tip de semnal datează din 1981, când am făcut o primă abordare hardware de analiză cantitativă, brevetată, soluționând însă problema modern, eficient în ultimii ani. În continuare sunt prezentate această abordare și alți doi algoritmi, aceste trei soluții constituind de fapt pași succesivi cu îmbunătățiri majore progresive, care au condus la performanța actuală. Capitolele 4 și 5 propun și ele soluții care concură la performanța globală, rezultatul final fiind un instrument efectiv de lucru în sprijinul medicului specialist. Prin cercetări intense multidisciplinare am validat clinic soluțiile propuse, deși drumul este în continuare deschis, prin nouitatea absolută a acestui instrument.

Capitolul 4 descrie o metodă originală dezvoltată de autor (Tărăță, 1995) pentru generarea unor parametri cantitativi dependenți de forma semnalelor, discută calitatea acestor parametri în selecția după formă, independent de amplitudini, a semnalelor EMG, în particular a descărcărilor spontane. Metoda este aplicabilă oricăror semnale bidimensionale (amplitudine-timp), constituind un instrument de lucru util pentru recunoașterea semnalelor.

În capitolul 5 este descrisă o metodă originală (Tărăță, 1981) de generare a unei structuri de selecție apropiată de structura actuală a rețelelor neuronale de tip Kohonen, și o astfel de rețea folosită efectiv pentru clasificarea după formă a semnalelor EMG (Tărăță, 1995), folosind ca parametri de intrare descriptorii Fourier

generații după metoda originală descrisă în capitolul 4. Am conturat în subcapitolele precedente descriptorii Fourier ca instrument eficient într-un proces de clasificare a semnalelor biologice. Pentru a rafina acest instrument rețele neuronale permit un plus de flexibilitate prin folosirea ponderată a informației brute, datorată structurilor lor. Ideea de la care am pornit în structurarea unei rețele neuronale pentru clasificarea semnalelor biologice este o metodă originală de generare a unor mulțimi fuzzy (Tărăță, 1981), cu aplicații inclusiv în diagnostic, care în fond este un proces de clasificare.

Capitolul 6 prezintă, în contextul larg al electromiogramei de interferență, rezultatele originale ale autorului (Tărăță, 1993a, 1994a, 1994d, 1995d) constând în generarea câtorva parametri noi care se dovedesc consistenți în descrierea cantitativă a acestui tip de semnal. În același timp este prezentată o metodă originală și un program de analiză a electromiogramei de interferență în domeniile timp și frecvență, ele constituind acum un instrument curent de lucru pentru medic, pentru o abordare cantitativă a afecțiunilor neuro-musculare (Tărăță, M. 1994d, 1995d).

Capitolul 7 este dedicat unei abordări hardware originale, și prin aceasta deschide un drum promițător privind sincronizarea funcționării unităților motorii, care este în sine un subiect incitant prin faptul că rădăcinile sale sunt se pare la nivel neuronal. Prin aceasta potențialul clinic și de cercetare al unui astfel de instrument este mare, o descriere corectă cantitativă a fenomenului fiind un instrument de investigație cu potențial deosebit în zona afecțiunilor neuro-musculare. Am generat o metodă originală de analiză cantitativă a fenomenului de sincronizare, elaborând un aparat original brevetat (Neșțianu, Tărăță, Ivănescu, 1978).

Capitolul 8 sintetizează concluziile muncii detaliată pe parcursul capitolelor precedente, încercând să facă un bilanț corect al realizărilor și neîmplinirilor, cu intenția de a preciza în același timp drumurile deschise, întrebările care își caută răspuns, cu scopul de a trasa căile cercetării viitoare.

Capitolul 9 prezintă într-un ansamblu de anexe materiale și rezultate care prin prezența lor fac mai clară lucrarea.

Capitolul 10 este o listă de referințe bibliografice folosite pentru documentarea curentă în cursul cercetărilor, care în același timp cuprinde și rezultatele cercetărilor proprii din domeniul abordat de teză sintetizate în lucrări științifice prezentate și publicate la manifestări științifice din țară și din străinătate. Lista cuprinde 344 de referințe bibliografice din care în 39 de lucrări sunt prim autor și în 9 lucrări sunt coautor.

În ceea ce privește contribuțiile mele originale ele sunt descrise pe larg în lucrare și sunt sintetizate în capitolul 'Concluzii' de la sfârșitul lucrării.

CUPRINS

REZUMAT.....	ii
CUPRINS.....	v

PARTEA I

ELECTROMIOGRAMA

Capitolul 1

1. ELECTROMIOGRAMA

1.1. Mecanismul contracției musculare.....	2
1.1.1. Mușchiul. Noțiuni structurale.....	2
1.1.2. Cuplarea excitație-contracție.....	4
1.2. Noțiuni de electrofiziologie.....	5
1.2.1. Electrogenza potențialului de acțiune.....	5
1.2.2. Unitatea motorie.....	6
1.3. Manifestările mioelectrice.....	12
1.4. Tehnici de înregistrare.....	16
1.4.1. Electrozi. Tipuri de electrozi.....	16
1.4.1.1. Electroculul de fibră unică.....	16
1.4.1.2. Electroculul ac concentric.....	16
1.4.1.3. Electroculul ac monopolar.....	18
1.4.1.4. Electrozi macro.....	18
1.4.1.5. Electrozi de suprafață.....	18
1.4.2. Achiziția și prelucrarea numerică a EMG.....	20
1.5. Potențialul de acțiune al unității motorii.....	23
1.6. Parametrii potențialului de acțiune al unității motorii.....	24
1.6.1. Amplitudinea.....	24
1.6.2. Durata.....	25
1.6.3. Durata impulsului.....	27
1.6.4. Suprafața.....	27

1.6.5. Raportul arie/amplitudine.....	27
1.6.6. Faze si vârful.....	28
1.6.7. Numărul de întoarceri.....	28
1.6.8. Frecvența descărcărilor.....	28
1.6.9. Intervale inter-impuls (IPI).....	29
1.7 Recrutarea unităților motorii.....	31
1.8 Sincronizarea funcționării unităților motorii.....	32
1.9 Conceptul de oboseală musculară.....	33
1.10 Sumar de date electrofiziologice.....	34

PARTEA a II a

Capitolul 2

2. O ARHITECTURĂ ORIGINALĂ DE ACHIZIȚIE A ELECTROMIOGRAMEI

2.1 Dezavantajele achiziției clasice a electromiogramelor.....	36
2.2 Achiziția electromiogramelor prin punctele esențiale.....	36
2.3 Derivarea de ordinul 2 a semnalului EMG.....	38
2.4 Arhitectura interfeței de achiziție.....	40
2.4.1 Blocul analogic.....	40
2.4.1.1 Derivator de ordinul 1 și 2.....	41
2.4.1.2 Detectorul trecerilor prin zero.....	43
2.4.1.3 Blocul numeric.....	43
2.5 Estimarea erorii indusă de aproximarea semnalului electromiografic prin punctele esențiale.....	45
2.6 Concluzii.....	48

Capitolul 3

3. ANALIZA DESCĂRCĂRILOR EMG SPONTANE

3.1 Tablou fiziologic și fiziopatologic.....	50
--	----

3.2 Prelucrarea numerică	51
3.2.1 Algoritmul I	53
3.2.2 Algoritmul II	57
3.2.3 Rezultate	63
3.3 Discuție	64
3.4 Concluzii	65

Capitolul 4

4. O METODĂ NOUĂ DE CLASIFICARE A SEMNALELOR BIOLOGICE PE BAZA DESCRIPTORILOR FOURIER

4.1 Elemente introductive	67
4.2 Generarea descriptorilor Fourier	68
4.3 Generarea descriptorilor Fourier pentru un semnal dat prin vectorul valorilor sale echidistante	71
4.4 Generarea descriptorilor Fourier pentru un semnal dat prin vectorul punctelor sale esențiale	75
4.5 Clasificarea semnalelor electromiografice folosind descriptorii Fourier	76
4.6 Concluzii	85

Capitolul 5

5. CLASIFICAREA SEMNALELOR ELECTROMIOGRAFICE FOLOSIND REȚELE NEURONALE ȘI DESCRIPTORII FOURIER

5.1 Generarea unor mulțimi fuzzy pentru aproximarea diagnosticului la sisteme dinamice, cu aplicații directe în clasificarea semnalelor	87
5.1.1 Π-apartenența	88
5.1.2 Σ-apartenența	89
5.1.3 Matrice diagnostic, vectori de evoluție, suprafața de evoluție	90
5.1.4 Concluzii	91
5.2 O rețea neuronală pentru clasificarea semnalelor electromiografice	92
5.2.1 Structura rețelei neuronale	92
5.2.2 Rezultate	98
5.2.3 Concluzii	107

Capitolul 6

6. ANALIZA ELECTROMIOGRAMEI DE INTERFERENȚĂ

6.1 Electromiograma de interferență.....	110
6.2 Analiza semnalului EMG în domeniul timp.....	110
6.2.1. Redresarea.....	111
6.2.2 Integrarea.....	111
6.2.3 Rădăcina mediei pătratelor (Root Mean Square RMS).....	111
6.2.4 Treceri prin zero (NTZ) și puncte de întoarcere (NPI).....	112
6.2.5 Raportul global arie/amplitudine (Raa).....	114
6.3 Analiza semnalului EMG în domeniul frecvență.....	119
6.3.1 Analiza spectrală.....	119
6.3.1.1. Extreme relative în spectru.....	121
6.3.1.2. Frecvențe tipice în spectru.....	122
6.3.1.3. Puncte de întoarcere (NPI) și treceri prin zero (NTZ).....	124
6.3.2 Estimarea spectrului de putere.....	125
6.3.2.1 Calculul spectrului densității de energie.....	125
6.3.2.2 Calculul autocorelației și spectrului de putere.....	126
6.3.2.3. Funcțiile de autocorelație și de corelație încrucișată.....	127
6.4 Un program de analiză a electromiogramei de interferență.....	128
6.4.1 Structura programului.....	128
6.4.1.1. O implementare a transformatei Fourier rapidă.....	130
6.4.2 Parametri calculați.....	132
6.4.3 Rezultate.....	137
6.5 Concluzii.....	140

Capitolul 7

7. ANALIZA SINCRONIZĂRII FUNCȚIONĂRII UNITĂȚILOR

MOTORII.....	142
7.1 Concluzii.....	145

Capitolul 8

8. CONCLUZII.....	146
-------------------	-----

Capitolul 9

9. ANEXE

ANEXA BLACH.....	151
------------------	-----

ANEXA ISADM08	152
ANEXA ISADM55	153
ANEXA ISADM53	154
ANEXA ISADMP	155
ANEXA SASERBLI	156
ANEXA SASERCAN	157
ANEXA SASERPAC	158
ANEXA ERACAPE	159
ANEXA FDTH1	166
ANEXA M3	167
ANEXA M4	173
ANEXA M5	178
ANEXA M6	181
ANEXA M7	187
ANEXA Z	193
ANEXA RC	200
ANEXA ASEMGI	210

Capitolul 10

10. REFERINȚE BIBLIOGRAFICE	245
--	-----

Partea I

ELECTROMIOGRAMA

Capitolul 1

1. ELECTROMIOGRAMA

Prin definiție electromiograma EMG reprezintă înregistrarea grafică a manifestărilor electrice ale mușchiului în activitate, față de axa timpului.

1.1. Mecanismul contracției musculare

1.1.1. Mușchiul. Noțiuni structurale

Contractia musculară reprezintă scopul esențial al activității unităților motorii. Pentru a putea urmări procesele legate de aceasta, trebuie să analizăm principalii constituenți celulari implicați.

Mușchiul este constituit din fibre musculare al căror diametru este de cca. $60\ \mu\text{m}$ și a căror lungime variază de la câțiva milimetri la mai multe zeci de centimetri. Fibra musculară are o formă generală cilindrică. Membrana care o limitează se numește sarcolemă. Fibra musculară striată are ca organite citoplasmatiche specifice niște formațiuni tubulare numite miofibrile, cu diametrul $1\text{-}2\ \mu\text{m}$ și lungimea egală cu a fibrei. Interstițiul care le separă este plin cu citoplasmă numită sarcoplasmă în care se găsesc mitocondrii. Paralelismul miofibrilelor dă fibrei musculare aspectul striat longitudinal.

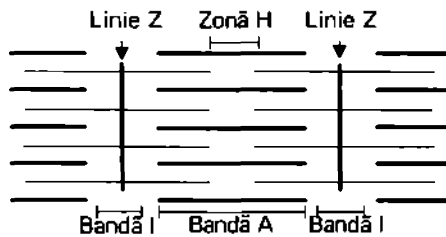


Figura 1.1.1-1. Secțiune longitudinală printr-o miofibrilă

Examinată la microscop, structura miofibrilelor apare heterogenă, fiecare miofibrilă fiind formată dintr-o succesiune alternantă de zone întunecate și de zone clare, denumite discuri sau benzi (figura 1.1.1-1). Discurile întunecate, anizotrope, mai sunt numite și discuri A, pe când discurile clare, izotrope, sunt numite și discuri I. Discurile întunecate sunt mai groase decât discurile clare.

Pe suprafața unui disc A se remarcă o porțiune centrală mai puțin întunecată, numită zonă H, prin mijlocul căreia se observă o linie transversală, numită linia M sau stria Hensen. Prin mijlocul discului clar I trece de asemenea o striație transversală bine marcată, care se numește linia Z sau stria Amici. Într-o fibră musculară discurile clare

și întunecate ale tuturor miofibrilelor se găsesc la același nivel, aceasta fiind determinată de liniile Z care trec dintr-o miofibrilă în alta, inserându-se pe fața internă a sarcolemei. Succesiunea la același nivel a discurilor și mai ales poziția liniilor Z dintr-o parte în cealaltă a diametrului celular dau fibrelor musculare aspectul striat transversal. Porțiunea cuprinsă între două linii Z se numește sarcomer sau căsuța lui Krause, și reprezintă unitatea contractilă a fibrei musculare. Aspectul întunecat sau clar al discurilor se datorează unor proteine contractile caracteristice mușchiului: miozina și actina.

Miofilamentele de miozină sunt mai groase, dar mai scurte; ele au o grosime de 10 nm și lungimea de 1,5 μm . Ele intră în compoziția discurilor întunecate cărora le conferă caracterul cromatic datorită grosimii lor. Miofilamentele de actină au o grosime de 5 nm și lungimea de 2 μm . În discurile I nu se leagă decât filamente de actină. Caracteristica acestor miofilamente este inserția prin patru terminații pe linia Z, ca și faptul că ele trec și în discul întunecat, până la marginea zonei H. Din această cauză zona H, care conține doar miofilamente de miozină, apare ceva mai clară. Linia M este de fapt rezultată din poziția miofilamentelor de miozină ale căror capete prezintă o umflătură. La nivelul zonelor mai întunecate ale discurilor anizotrope, miofilamentele de actină se întrepătrund astfel cu cele de miozină, încât un filament de miozină este înconjurat de șase miofilamente de actină, iar un filament de actină este înconjurat de trei filamente de miozină.

Miofilamentul de miozină este alcătuit din împletirea a trei lanțuri polipeptidice și prezintă două fracțiuni diferite prin constanta de sedimentare: LMM (light meromiozin) și HMM (heavy meromiozin), fracțiunea HMM fiind formată din două subfragmente: S1 - cu activitate atepazică și S2 - cu structura elicoidală.

Meromiozina grea apare de-a lungul filamentului de miozină sub forma unor punți oblice (ca niște expansiuni laterale ce ies din axa longitudinală), ce sunt aliniată pe șase coloane fiecare cu câte 36 punți. Punțile nu sunt la același nivel, ci urmează o linie spirală de-a lungul filamentului, astfel încât dintr-un filament emerg 216 punți oblice. Către fiecare filament de actină sunt orientate 36 punți oblice.

Miofilamentul de actină se prezintă din punct de vedere fizic sub două forme: forma globulară de monomer și forma fibrilară polimerizată bicatenară.

Legate de filamentele de actină mai intră în discuție alte două proteine cu rol modulator în contracție: troponina și tropomiozina. Troponina este formată din două subfragmente: A și B; subfragmentul B este receptor de Ca, iar subfragmentul A se cuplează cu tropomiozina.

Tropomiozina joacă un rol important în polimerizarea actinei, proces la care mai participă și alte proteine actinice: contractina, metamiozina, proteina delta, proteina gama etc. Dintre organele citoplasmice comune, menționăm în primul rând reticulul endoplasmatic care se prezintă sub forma unor tubuli longitudinali multiramificați care se înfășoară în spirală pe miofibrile, dând de asemenea niște ramificații care se termină prin dilatație în cisternă (veziculele Ebashi) în care se află concentrații ionii de Ca. De asemenea menționăm mitocondriile cu rol furnizor de ATP și depozitele de glicogen.

Contractia este de fapt dată de alunecarea celor două tipuri de filamente unele peste altele.

Sarcolema prezintă în dreptul joncțiunii dintre discul clar și cel întunecat niște

invaginări, fiecare fiind flancată de către două cisterne ale reticulului; acest sistem poartă denumirea de "triadă", fiind de fapt joncțiunea între sistemul T de tuburi transversale care înconjoară miofibrilele și cele două cisterne.

1.1.2. Cuplarea excitație-contrație

Transmisia potențialului de acțiune de la nivelul arborizației terminale a axonului la fibra musculară se face prin intermediul mediatorului Ach (acetilcolina) eliberat în fanta sinaptică din vezicule sub influența potențialului de acțiune axonal. Mediatorul acționează pe membrana postsinaptică - o porțiune diferentiată a sarcolemmei cu rol de receptor nicotinic, producând depolarizarea acestuia cu generarea potențialului de acțiune care se propagă de-a lungul membranei către cele două extremități ale fibrei, caracterizat prin intrarea ionului de Na în celulă. La nivelul invaginațiilor sarcoplasmice (orificiul unui tub T), ionii de Na pătrund în cisternele reticulului (în fibra musculară), simultan cu ieșirea ionilor de Ca care difuzează între filamentele de actină și miozină și le declanșează interacțiunea responsabilă de contracția musculară. Acest moment poate fi considerat ca fiind cuplajul propriu-zis între excitație și contracție. Calciul va fi apoi repompat în sacii reticulului sarcoplasmic, diminuarea lui în miofibrile antrenând scăderea contracției sau chiar relaxarea.

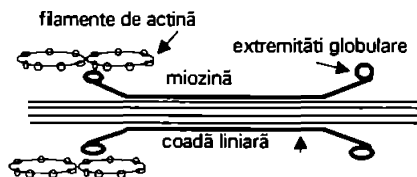


Figura 1.1.1-2. Dispunerea filamentelor de actină și miozină

Între filamentele de actină și miozină există punți (figura 1.1.1-2) formate din meromiozina grea - S1 (cap de miozină) având la capătul distal o moleculă de ATP cu sarcină negativă liberă. În componența punții mai intră și o structură elastică - HMM - S2 care atunci când nu este supusă nici unei forte externe se răsuștește, scurtându-se. Chiar lângă punte filamentul miozinic are o porțiune cu proprietăți enzimatică de ATP-ază și care de asemenea poartă o sarcină negativă. Succesiunea fenomenelor este următoarea:

- capul de miozină pe care sunt fixați printr-o hidroliză anterioară a ATP metabolizii ADP și Pi, se atașează pe filamentul de actină adiacent;
- ADP și Pi se detașează de capul de miozină în timp ce acesta pivotează spre centrul sarcomerului, ceea ce provoacă o mică deplasare a filamentului de actină;
- pe capul moleculei de miozină se fixează o moleculă de ATP care permite detașarea filamentului de actină și reînceperea unui nou ciclu (atașare, pivotare, detașare). Contractia se produce ca mersul miriapodului.
- prin contracția punții molecula de ATP ajunge în apropierea ATP-azei care îl hidrolizează, iar ionul de fosfat terminal se desface și cu aceasta se întrerupe legătura stabilită de Ca între capul de miozină și actină.

Ideea existenței unei punți între HMM-S1 și actină explică tonicitatea mușchiului, iar ideea stabilirii mai multor punți de legătură între actină și HMM-S1, explică variabilitatea forței de contracție (teoria roții dințate sau a contracției în cremalieră). Contractia musculară reprezintă deci rezultatul unor conversii succesive a energiei electrice în energie chimică și a acesteia în energie mecanică. Filamentul de actină glisează deci înăuntrul sarcomerului în urma unui stimul, rămânând în această poziție și după încetarea lui, alunecarea în continuare făcându-se în urma apariției unui nou stimul.

Așa cum am văzut în mecanismul de contracție, ATP-ul joacă un rol important. Prin cuplarea calciului la subfrământarea HMM, se produce activarea ATP-azei cu scindarea ATP-ului și o eliberare de energie, care va fi utilizată în polimerizarea actinei globulare. Acest ATP este produs prin ciclul Krebs în mitocondrii, materia primă fiind glucoza eliberată din depozitele de glicogen.

Resinteza ATP-ului reclamă și ea energie, energie rezultată din defosforilaza exergonică a creatinfosfatului (care de asemenea este bogat reprezentat în miofibrilă). Este însă necesară energie și pentru resinteza creatinfosfatului (acidul fosforic necesar provenind din transformarea ATP-ului în ADP); această energie este luată din arderea anaerobă a glucozei. Această resinteză a creatinfosfatului corespunde de fapt perioadei de decontractie, perioadă ce se instaurează odată cu încetarea stimulilor electrice. În consecință ionii de calciu vor fi pompați în triade, iar activitatea atepazei miozinice și a tropomiozinei este suprimată, actina fibrilară se depolarizează iar forța de respingere electrostatică extinde din nou resortul, așa încât filamentele de actină vor glisa în sens opus și revin la starea inițială.

1.2. Noțiuni de electrofiziologie

1.2.1. Electrogenza potențialului de acțiune

Fenomenul electric de depolarizare membranară, așa cum am arătat la mecanismul contracției musculare, constituie un primum movens în declanșarea acesteia. În condiții de repaus funcțional, o membrană excitabilă (presinaptică axonală și postsinaptică sarcolemică în cazul unității motorii) prezintă o anumită repartitie ionică de o parte și de alta a sa: la exterior se află ioni de Na (concentrație: 142 mEq/l), ioni de Cl (concentrație: 105 mEq/l) iar la interior (intracelular) ioni de Na (10 mEq/l), Cl (4 mEq/l) și K (141 mEq/l). Menționăm că acești ioni intervin direct în geneza fenomenelor de depolarizare și repolarizare, în afara lor existând evident și alți ioni care însă nu au legătură cu aceasta.

De-o parte și de alta a membranei au loc schimburi ionice, în timp ce sarcinile negative ale proteinelor intracelulare rămân fixe. În aceste schimburi de ioni intervin trei factori:

- Gradientul de concentrație: K tinde să treacă extracelular iar Na și Cl intracelular
- Permeabilitatea membranei în repaus este maximă pentru K; pentru Cl este de 2,2 ori mai mică, iar pentru Na de 20 de ori mai scăzută. În condiții de activitate electrică permeabilitatea crește de 2-3 ori pentru K, de 20-50 ori pentru Na, rămânând neschimbată pentru Cl. Membrana este impermeabilă pentru anionii proteici.
- Pompa de Na - K, ATP dependentă.

În condiții de repaus, conform gradientului de concentrație și permeabilității membranare crescute, ionii de K trec la suprafața membranei pe care o încarcă pozitiv. Această trecere este limitată de către sarcinile negative ale proteinelor intracelulare și de către sarcinile pozitive ale ionilor de Na de la exterior care resping potasiul. Se realizează astfel o barieră de potențial pozitivă la suprafața membranei, formată din ioni de K, care limitează atât pătrunderea Na-ului în celulă, cât și ieșirea K-ului.

Așadar, potențialul de repaus al membranei este un potențial de potasiu. Cealți ioni nu trec membrana: ionului de Na i se opune bariera de potențial și permeabilitatea scăzută (în ciuda gradientului de concentrație), iar ionului de Cl i se opun sarcinile negative ale proteinelor intracelulare, așa încât membrana în repaus va avea încărcătură pozitivă la exterior și negativă la interior (în interior sarcinile negative ale anionilor proteici anihilează încărcătura pozitivă a ionilor de K).

Între cele două medii separate de membrană ia naștere o diferență de potențial, numită potențial transmembranar de repaus, a cărui valoare este de -60 mV, față de interiorul celulei.

În momentul stimulării membranei cu un curent catodic de intensitate supraliminară (conform legii "tot sau nimic") bariera de potențial este neutralizată, modificându-se și conformația spațială a proteinelor din membrană, ceea ce determină o creștere considerabilă a permeabilității pentru Na, care pătrunde masiv în celulă. Acest proces se numește depolarizare; acum interiorul celulei este pozitiv iar exteriorul negativ, prin predominanța ionilor de Cl, diferența de potențial (numită potențial de acțiune) fiind de $+20$ mV. Așadar potențialul de acțiune este un potențial de Na.

Urmează apoi faza de repolarizare cu două etape: repolarizarea pasivă în care ionii de K ies conform gradientului electric și de concentrație pentru a tampona ionii de Cl de la exterior, și de repolarizarea activă în care intră în acțiune pompele Na-K ATP dependente care vor readuce ionii la starea inițială.

Făcând corelația excitație-contrație, remarcăm că faza de depolarizare nu are semnificație activă, mecanismul de contrație începând abia la sfârșitul repolarizării (faza de postpotențial).

1.2.2. Unitatea motorie

Mușchiul se compune dintr-un număr mare de fibre musculare striate (celule independente foarte lungi, până la câțiva zeci de cm lungime, cu multi nuclei, fiind de fapt plasmodii), dispuse relativ paralel în grupe sau pachete de fibre. Aceste fibre sunt comandate să intre în contrație și să-și mențină troficitatea normală (sunt inervate) de către sistemul nervos central somatic (voluntar, al vieții de relație) prin intermediul unor plăci terminale neuromusculare (sinapse neuro-musculare), care transmit informația de comandă (excitația) de la terminația axonului la membrana fibrei musculare striate. Fiecare fibră musculară (cu foarte rare excepții) nu primește decât o singură placă neuro-musculară pe suprafață și aceasta vine, de obicei aproximativ la jumătatea lungimii fibrei, mai rar la unul dintre capete. Transmitia se face printr-un intermediar chimic, acetilcolina (Ach), stocat în vezicule sinaptice clare din terminația axonului; atunci când pe această terminație sosește potențialul de acțiune (excitația), intră Ca_2+ în terminație. Acești ioni determină la rândul lor spargerea câtorva

vezicule sinaptice și deci eliberarea Ach din terminația axonului pe suprafața membranei fibrei musculare (în spațiul subsinaptic sau intersinaptic) Ach mărind foarte rapid și mult permeabilitatea membranei musculare subsinaptice față de Na^+ (deschide canalele de Na^+); acești ioni intră în fibra musculară și determină apariția unui potențial de placă musculară, potențial excitator de tip local gradat, nepropagat care, la rândul lui, excită membrana fibrei musculare din apropiere (nu subsinaptică ci perisinaptică), determinând aici apariția unui potențial de acțiune de tip "tot sau nimic", ce se propagă cu foarte mare viteză (metri/sec.), fără decrement, în lungul întregii fibre musculare, până la capăt. Acetilcolina eliberată de către terminația axonului în spațiul subsinaptic (intersinaptic) pe membrana musculară subsinaptică este foarte rapid inactivată chimic în câteva milisecunde de către enzima specifică (acetilcolinesteraza adevărată), care o descompune în componenții săi inactivi. Acetilcolinesteraza adevărată nu se găsește decât pe membrana musculară din zona subsinaptică, zonă care răspunde caracteristic prin potențial sinaptic, local, gradat, nepropagat și nu de tip "tot sau nimic" așa cum răspunde restul membranei musculare (și axonale de altfel). Efectul Ach asupra membranei musculare subsinaptice poate fi blocat prin curara (sau curarizanți de sinteză), care ocupă locurile (sites) de pe membrana musculară subsinaptică unde trebuie să acționeze moleculele de Ach, blochează receptorul proteic față de Ach de pe această membrană, receptor de tip N-periferic. În acest caz, deși comanda nervoasă și eliberarea de Ach la terminații se produc în continuare normal, mușchiul nu răspunde deloc, este total paralizat, animalul (sau omul) este complet curarizat. și invers, acetilcolinesteraza adevărată poate fi inactivată prin eserină (reversibil) sau toxinele organofosforice (ireversibil) și, din cauza acumulării de Ach în cantități enorme în placă, se produc alte tulburări de transmisie. Comanda fibrelor musculare striate (voluntare scheletice) este efectuată de către sistemul nervos central somatic (voluntar, al vieții de relație), centri nervoși de comandă ultimi (care comandă direct mușchii) fiind în coarnele anterioare ale măduvei spinării. Aici se găsesc corpurile neuronale (pericarionii) ale neuronilor motori (motoneuronii), constituind "calea finală comună" (Sherrington, 1929), a tuturor comenzilor motorii venite de la diverși centri din creier sau din măduvă, sau de la periferie (arcul reflex medular simplu, foarte rapid), venite pe mai multe feluri de căi medulare descendente ori fundamentale, axonii acestor căi abordând prin sinapse dendritele și pericarionii acestor motoneuroni medulari.

Motoneuronii spinali care inervează un mușchi periferic sunt localizați într-o zonă bine definită lungă de două trei segmente în coarnele anterioare ale măduvei (Sherrington, 1955). Axonii motori ies din măduvă în puncte distincte apoi se adună împreună pentru a forma rădăcinile ventrale. Fiecare rădăcină conține axoni care 'alimentează' mai mulți mușchi. Axonii motori ai rădăcinilor ventrale se alătură axonilor senzitivii ai rădăcinilor dorsale pentru a forma nervii periferici.

Fibrele nervoase motorii sunt considerabil mai subțiri distal la intrarea în mușchi. Axonii terminali își pierd mielina la câțiva micrometri de la placa terminală (Coers și Woolf, 1959). Fiecare axon, la terminația sa se ramifică în 5-2000 de ramificații, care, se termină fiecare printr-o placă terminală neuro-musculară ce inervează o fibră musculară striată, în general în zona sa mediană. Deci, motoneuronii medulari, prin axonii ce-i emit, inervează între 5-2000 de fibre musculare striate. Un motoneuron oricât de multe ramificații terminale ar poseda la axon, inervează fibre musculare

numai din același mușchi și nu din mușchi deosebiți alăturați.

Un mecanism remarcabil care merită discutat în contextul prezent este competiția presinaptică și postsinaptică pentru dezvoltarea conexiunilor neuromusculare.

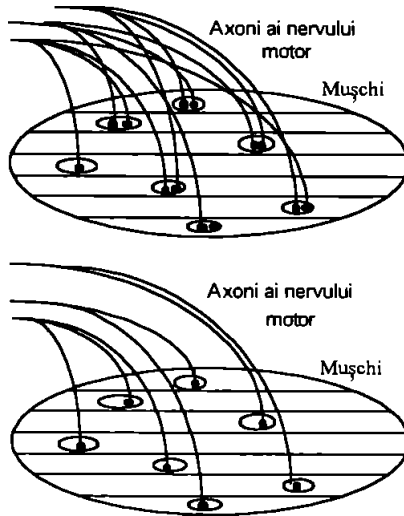


Figura 1.2.2.-1. Mușchiul este inervat printr-un nerv conținând trei axoni. Fiecare fibră musculară are o singură placă terminală. În stadiul timpuriu mai multe fibre sunt contactate de mai mult de un axon. În stadiul avansat poliinervarea este retrasă, lăsând fiecare placă cu o singură terminație.

Dezvoltarea conexiunilor nervoase implică un stadiu inițial de superinervare urmat de o retragere a terminalelor axonale până când rămâne un singur contact pe celulă țintă. Cea mai bună ilustrare este inervarea mușchiului scheletic de către nervul său motor (Redfern, 1970, Jansen și Fladby, 1990). În timpul dezvoltării prenatale, axonii neuronilor motori cresc către mușchiul țintă și în apropierea mușchiului fiecare axon arborizează, pentru a inerva un mare număr de fibre musculare. La naștere fiecare fibră este contactată de terminale de la mai mulți neuroni motori diferiți (figura 1.2.2.-1). În timpul primelor câteva săptămâni după naștere axonii pierd unele din terminații până când fiecare placă motorie este inervată de un singur axon. Un mecanism similar este prezent în timpul reinervării mușchiului adult după rănirea nervului motor (McArdle, 1975).

Mecanismele retragerii conexiunilor în sistemul neuromuscular sunt încă în mare măsură necunoscute. Pierderea extra-terminațiilor pe fiecare fibră musculară nu este datorată morții neuronului și nici adăugării de fibre musculare, deoarece numerele de neuroni și de fibre nu se modifică semnificativ în timpul perioadei discutate. Au fost făcute mai multe încercări de construire a unor modele formale pentru retragerea supraînervării în timpul dezvoltării conexiunilor neuromusculare. Deoarece reacțiile biochimice care controlează dezvoltarea modelului inervării neuromusculare sunt necunoscute, astfel de modele pot fi validate prin abilitatea lor de a reproduce datele

experimentale esențiale.

Atât la nou născuți cât și la adulți mușchii pot fi parțial denervați prin înlăturarea unora din axonii nervului motor, metodă prin care a fost investigat rolul unor diferite mecanisme posibile în retragerea suprainervării. După denervarea parțială mărimea medie a unităților motorii rămase după retragerea suprainervării a fost găsită mai mare decât normal, ceea ce demonstrează că soarta unei terminații depinde de prezența altor terminații, ceea ce conduce la ideea unei competiții: terminații de la axoni diferiți concură pentru aceeași placă motorie. Unele experimente implicând denervare parțială au dus însă la concluzia că numărul de fibre inervate la adult era mai mic decât numărul inervat inițial, ceea ce conduce la ideea existenței unui mecanism separat de retragere intrinsecă, prin care un anumit număr mic din setul inițial de conexiuni făcute de fiecare axon motor, sunt întotdeauna retrase. La adult, existența fibrelor neinervate provoacă înmugurire: noi terminale cresc din procesele terminale ale axonilor existenți ca să contacteze fibrele neinervate din apropiere. Dacă un număr mare de axoni sunt intacti după o denervare parțială la adult, înmugurirea de la acești axoni va fi suficientă ca să acopere întregul mușchi. Toate acestea au fost dovedite în experimente pe animal.

În neuroștiinta teoretică sunt cunoscute modele care implică competiția între diverse terminale ale fiecărui neuron presinaptic sau între terminale conectând fiecare neuron post sinaptic (Rasmussen și Willshaw, 1993). În cele mai multe din aceste cazuri acțiunea unor astfel de mecanisme a fost exprimată drept conservarea unei măsuri a tăriei totale sinaptice disponibilă neuronului în discuție. Îndată ce elementele presinaptice (axonii motori) concură pentru controlul elementului postsinaptic (placa motorie), competiția trebuie să se desfășoare la locația postsinaptică. Ideea unui model propus (Gouze, 1983) este că terminalele fiecărei plăci motorii concură pentru împărțirea unei anumite substanțe, presupusă a fi disponibilă în cantitate limitată la fiecare placă motorie. Ea este transferată gradat către terminații, la acea placă motorie, unde este transformată într-un factor de supraviețuire. Viteza de transfer este presupusă a fi o funcție abrupt crescătoare depinzând de cantitatea unei substanțe postsinaptice deja preluată de terminație. Diferențele mici inițiale, aleatoare, asignate terminalelor, sunt astfel amplificate de acest proces până când un singur terminal supraviețuiește. Conform acestui model eliminarea terminațiilor la fiecare placă motorie apare independent de eliminarea la alte plăci motorii. Acest model nu explică de ce unități motorii mari se reduc în mărime mai mult decât unități mai mici, și cum un nerv poate să recâștige teritoriul în detrimentul unui altul. O capacitate presinaptică limitată este importantă. Se pare (Rasmussen și Willshaw, 1993) că neuronii motori au fiecare aceeași capacitate limitată de a menține terminale.

În condițiile înlăturării celor mai multe dintre unitățile motorii ale mușchiului soleus la șoarecele nou născut, mărimea medie a unității motorii se pare că este independentă de numărul rămas de unități motorii, ceea ce sugerează că fiecare neuron poate menține un număr limitat de terminații. Dacă capacitatea presinaptică este limitată, terminațiile unităților motorii mari sunt mai slabe și deci mai puțin competitive decât acelea ale unităților motorii mici. Aceasta susține reducerea împrăștierii mărimilor unităților motorii în timpul retragerii, și de asemenea observația că în timpul reinervării de către nervul rănit a mușchiului parțial denervat, axonii care se regenerează sunt capabili să preia controlul unor plăci terminale de la

neuronii intacti care și-au extins teritoriul.

Un model alternativ (Willshaw, 1981) se baza pe ideea că fiecare terminație eliberează o enzimă digestivă în regiunea plăcii terminale, scăzând astfel capacitatea de supraviețuire a tuturor terminațiilor. Compensatoriu, există o creștere a terminațiilor, așa încât tăria totală de supraviețuire asignată terminațiilor fiecărui neuron motor stă la un nivel fixat, acționând astfel ca o lege de conservare presinaptică.

Un sistem funcționând după aceste reguli se dezvoltă de la o stare inițială de poliinervare către o stare în care toate fibrele sunt unic inervate, fiind explicată și descreșterea mărimii unităților motorii în dezvoltare. Îndată ce terminațiile unităților motorii mai mari sunt mai slabe și de aceea mai puțin competitive decât terminațiile celor mai mici, unitățile mai mari vor pierde comparativ mai multe terminații.

Atât competiția presinaptică cât și postsinaptică au efecte dorite: competiția postsinaptică este necesară pentru a obține inervarea unică iar competiția presinaptică justifică multe din rezultatele experimentale, de aceea este justificată înglobarea ambelor mecanisme într-un model consistent. Pe baza unui astfel de model (Rasmussen și Willshaw, 1993) au rezultat două concluzii importante, pe lângă faptul că el a susținut toate rezultatele experimentale, și anume că există un număr maxim de terminații pe care le poate menține un neuron motor, determinat de raportul între cantitatea de substanță presinaptică A_0 disponibilă pe neuron motor și cantitatea B_0 de substanță postsinaptică pe placă motorie, și în al doilea rând că retragerea intrinsecă pe care am prezentat-o mai sus nu trebuie privită ca mecanism de drept ci mai degrabă ca efect colateral al unui mecanism general folosit de sistemul neuromuscular ca să ajungă la mărimi similare ale unităților motorii într-o mare varietate de condiții.

Plăcile terminale sunt localizate în zona terminală, de formă neregulată, diferind de la mușchi la mușchi. De exemplu în mușchiul biceps brahii zona terminală formează o bandă în V lată de 5 mm cu o distanță de 50 mm între părțile extreme (Buchtal et al., 1955). În alți mușchi părțile terminale sunt localizate în periferia mușchiului, formând un con. Un potențial de acțiune generat la joncțiunea neuromusculară se propagă spre ambele capete ale fibrei cu o viteză de 3-4 m/s (Buchtal et al., 1955). Viteza de conducere este puternic corelată cu diametrul fibrei (Hakanson, 1956). Diametrul fibrei musculare este 40 -50 micrometri în mușchiul membrelor superioare și 50-60 micrometri în mușchii membrelor inferioare. În general mușchii mici, cu mișcări delicate, fine, de mare precizie, ce necesită un puternic reglaj nervos (mușchii ce rotesc globii oculari, mușchii mici ai mâinii, ai degetelor, etc.) au o inervație abundentă, un motoneuron (respectiv axon) neinervând decât 5-7 fibre musculare. Majoritatea mușchilor au un axon de comandă pentru 30-150 de fibre musculare, iar mușchii mari, posturali, de mare putere, dar cu reglaj fin nenecesar (mușchii fesieri) au un axon pentru 300-2000 de fibre musculare.

Motoneuronul din coarnele anterioare ale măduvei, în totalitatea sa (dendrite, pericarion, axon, ramificații axonale, butoni terminali presinaptici ai ramificației axonale plini cu veziculele de Ach), împreună cu toate fibrele musculare striate, pe care le inervează prin toate ramificațiile axonului său), formează unitatea motorie UM (Sherrington, 1929), unitate anatomică și funcțională neuro-musculară a sistemului nervos central și a mușchiului striat pe care-l inervează.

Unitatea motorie (figura 1.2.2.-2) este cea mai mică unitate funcțională a mușchiului. Răspunsul contractil la un impuls de la neuronul motor este o contracție (twitch

contraction) bruscă, mică, contracția gradată a mușchiului fiind obținută prin sumarea temporală și spațială a activității unui număr de fibre musculare, deci de neuroni la nivel de comandă.

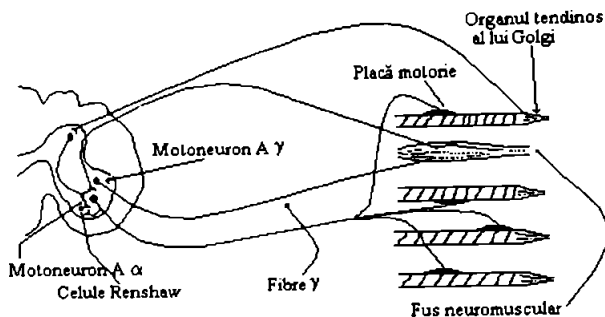


Figura 1.2.2.-2. Unitatea motorie și inervația ei. O celulă mare din cornul anterior comandă patru fibre ale unui mușchi striat. Fusele neuromusculare sunt paralele cu fibrele striate scheletice. Aferențele fuselor acționează asupra motoneuronilor α printr-o singură sinapsă. Fibrele musculare intrafusale primesc inervația motrice de la eferențele γ , care sunt mici motoneuroni situați în măduva spinării. Organele tendinoase ale lui Golgi sunt în serie cu fibrele mușchiului striat și fac sinapsă, prin intermediul unui singur interneuron cu celulele din cornul anterior.

Acest concept a fost introdus de Liddell și Sherrington în 1929. Așa cum am mai arătat unitățile motorii pot fi foarte mici (5-7 fibre musculare) la mușchii mici, cu reglaje nervoase importante - în general mușchi cu răspuns rapid - și foarte mari (300-2000 de fibre musculare striate) la mușchii slab inervați, cu reglaje puține - în general mușchi cu răspuns mai lent - cum sunt mușchii fesieri, ai jgheaburilor vertebrale, etc. În cazul unităților foarte mari, sutele de fibre ce le compun nu ar forma un singur pachet de fibre, ci mai multe pachete alăturate, fiecare pachet mimând adesea, atât anatomic cât și fiziologic (inclusiv EMG) unități motorii deosebite - subunități motorii, în realitate fiind pachete ale aceleiași unități, care însă fiind spațiate unele de altele, pot prezenta mici decalaje de timp la momentul intrării în acțiune, ramificațiile axonale spre un pachet sau altul având diferențe mari de lungime. Această structură este însă încă discutată.

Fibrele musculare aparținând unei unități motorii sunt împrăștiate aleator în mușchi într-o secțiune numită teritoriul unității. La mușchiul brachial biceps diametrul teritoriului unității motorii a fost estimat 5-10 mm (Buchta et al, 1957).

Numărul mediu de fibre musculare într-o unitate motorie poate fi determinat prin împărțirea numărului total de fibre musculare la numărul de axoni motori din nervul care inervează mușchiul, ceea ce dă raportul de inervare. Aceasta nu este însă decât o măsură aproximativă.

Unitățile motorii sunt clasificate conform cu caracteristicile lor histochimice și fiziologice. Fibrele de tip I sunt rezistente la oboseală și au o contracție twitch lentă,

fibrelor de tip IIa sunt rezistente la oboseală dar cu contracția twitch rapidă, iar fibrelor de tip IIb obolesc repede și se contractă rapid.

Tipul fibrei musculare este determinat de neuronul motor alfa și deci într-o unitate motorie se găsesc fibre de același tip.

Distribuția diferitelor tipuri de unități motorii în mușchi este aleatoare, tipul populației de fibre variind conform folosirii naturale a mușchiului (Brooke și Engel, 1969).

1.3. Manifestările mioelectrice

A. Potențialul de acțiune de pe fibrele nervoase motorii ce comandă mușchiul, cât și de pe fibrele senzitive ce duc informații de la periferie pot fi culese cu electrozi puși pe piele în lungul nervului. Această performanță nu e posibilă decât la 3-4 nervi, ce trec pe un parcurs mai lung pe sub piele și numai cu o tehnică electronică de mediere (neuro - averager) pentru a scoate micul semnal util din "zgomotul" activității permanente neuro-musculare.

B. Potențiale de placă nu se pot culege decât în mod experimental, la animal, după disecții foarte fine și apoi prin introducerea unui microelectrod (microcapilar de sticlă de 0,5 micrometri diametru exterior), prin micromanipulare, sub microscop, în placa motorie.

C. Potențialele musculare (electromiograma, EMG)

a. EMG globală - reprezintă activitatea electrică a întregului mușchi (figura 1.3.-1) sau a unei mari părți a sa), sau chiar a mai multor mușchi mici, alăturați și sinergici. Este o sumare a activității electrice a tuturor unităților musculare în activitate. Aspectul grafic este de unde ample, rotunjite, obținute prin interferența și sumarea miilor de potențiale de unitate motorie ce apar în acel timp în zona electrozilor care culeg EMG globală.

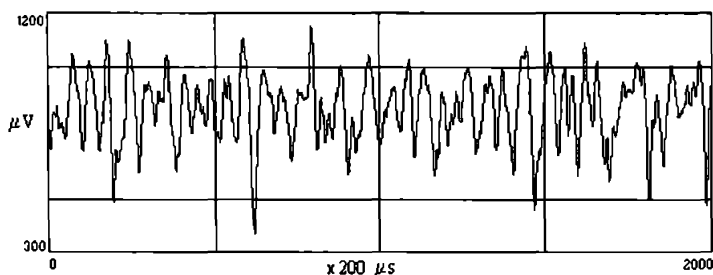


Figura 1.3.-1. Electromiograma globală

Semnalul EMG global se culege cu electrozi plăcuțe, cu suprafața de 2 - 200 mm², puși cu pastă de electrozi pe pielea de deasupra mușchiului de cercetat și fixați prin benzi de cauciuc, lipire, etc. EMG globală nu dă informații asupra particularităților (normale sau patologice) ale activității electrice musculare ale fibrei sau unității

motorii. Dă informații utile, însă, asupra intrării în contracție a mușchiului (grupului de mușchi), duratei, intensității, modulării intensității contracției, deci în general asupra contracției. EMG globală este în prezent de mare importanță în medicina sportivă, fiziologia sportului și muncii, în cosmonautică, aviație, aquanautică, fiind folosită pentru a afla precis ce mușchi activează, în ce momente, cât de mult, cu ce energie, cum se sincronizează sau se antagonizează diversii mușchi în cursul unor mișcări complexe.

b. EMG unitară - reprezintă activitatea electrică a fibrelor musculare striate ale unei unități motorii, excitată de motoneuron, voluntar (figura 1.3.-2), sau prin impuls electric aplicat indirect pe nervul motor, la oarecare distanță de mușchi, ori aplicat direct, pe mușchi).

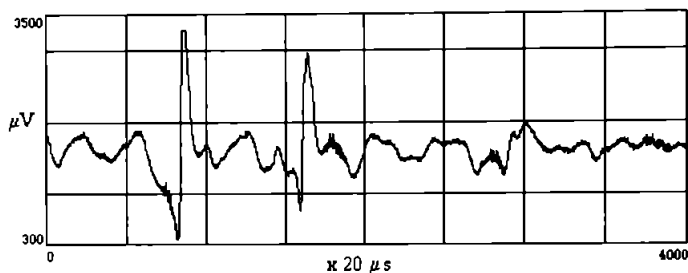


Figura 1.3.-2. Electromiograma unitară

c. EMG de fibră unică

Potențialul de repaus intracelular al fibrei mușchiului scheletal uman este 78 - 83 mV. Amplitudinea medie a potențialului de acțiune este 102 mV cu un timp de creștere de 200 - 300 ms.

Folosind electrodul ac de fibră, potențialul este bifazic, cu amplitudinea 0,5 - 5 mV, durata totală 1-2 ms și timp de creștere 10 -200 ms (Stalberg și Trontelj, 1979). Se preia cu un ac coaxial (uni-, bi-, sau multipolar) introdus prin piele în mușchiul de cercetat (acul electrod de culegere Adrian- Bronck, v. 1.4). Fibrele musculare trebuie să fie la mai puțin de 1,5 mm de electrod (DeLuca, 1979). Potențialele de acțiune asociate cu fiecare fibră musculară sunt prezentate în partea dreaptă a figurii 1.3.-3. O depolarizare care se apropie dinspre dreapta se reflectă ca o fază negativă în potențialul de acțiune. Când depolarizarea membranelor fibrei musculare atinge punctul marcat pe fibre, potențialul de acțiune corespunzător are o valoare interfazică zero. Vârful acului se apropie de fibrele striate ce aparțin aceleiași unități motorii (sau pachet de unități), derivându-le potențialele de acțiune.

Forma potențialelor are aspect triunghiular, cu frontul anterior mai brusc, cu vârf relativ ascuțit (mai rotunjit la unitățile foarte mari), monofazic, uneori bifazic, din motive de relații geometrice între liniile izoelectrice și electrozii de culegere (linie dreaptă ce unește cei doi electrozii de culegere). Forma și implicit spectrul de frecvență ale potențialelor de acțiune sunt afectate de țesutul între fibra musculară și locul

înregistrării, care creează un efect de filtrare trece-jos a cărui lărgime de bandă descrește cu creșterea distanței (DeLuca, 1979).

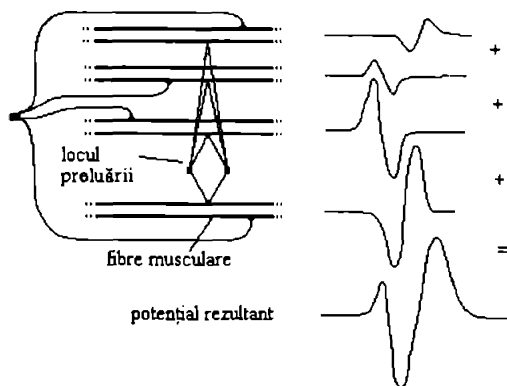


Figura 1.3.-3. Sinteza potențialului de acțiune de unitate motorie din potențialele de fibră

Efectul de filtrare al țesutului este mult mai pronunțat în cazul electrozilor de suprafață. Forma și amplitudinea MUAP sunt dependente de distribuția geometrică a fibrelor musculare active față de electrod și de factorii precizați anterior. Potențialele de acțiune aparținând altor unități motorii din vecinătate sunt și ele detectate, dar în general forma fiecăreia este diferită datorită distribuției unice a fibrelor fiecărei unități motorii față de electrod. Deci, activitatea electrică detectată este rezultatul depolarizărilor în imediata vecinătate a suprafeței active a electrodului de înregistrare. Astfel, un potențial de acțiune poate fi relevant numai pentru una din unitățile motorii active în zonă, dacă fibrele sale sunt cele dominante în imediata apropiere a suprafeței active a electrodului sau poate reprezenta o distribuție egală a mai multor unități motorii fără a fi patognomonic niciuneia dintre ele. Ca urmare putem spune că potențialele de acțiune detectate reprezintă nu atât o unitate motorie, ci mai mult, un teritoriu motor MT (Neșțianu, Tărăță, 1981a). Chiar mișcări ușoare ale electrodului determină alterări ale amplitudinii și formei potențialului de acțiune al unității motorii MTAP, încât nu trebuie să fie surprinzătoare variații în amplitudine, număr de faze și durată ale potențialelor înregistrate cu electrozi diferiți (DeLuca, 1979). Numărul de faze este între una și patru cu următoarea distribuție: o fază -3%, două faze - 37%, patru faze - 11%, în cazul normal. Modularea intensității contracției musculare voluntare se face de către sistemul nervos central prin două mecanisme paralele și independente. Cu cât contracția voluntară este mai puternică cu atât:

- frecvența potențialelor de acțiune ale unităților în activitate este mai mare
- numărul unităților recrutate pentru a lucra (excitate de către SNC) este mai mare (ajungându-se până la maximum 50-60 % din toate unitățile mușchiului). Limitele de frecvență sunt între 5-6 și 50-150 potențiale de acțiune pe secundă. În funcție de tipul de unitate (albă sau roșie, de la un mușchi rapid sau lent, mică sau mai mare). În

cazul înregistrării EMG unitară la un om căruia îi spunem să contracte voluntar, progresiv din ce în ce mai violent mușchiul, inițial vor fi potențiale numai din 1-2-3 unități (cele mai apropiate de ac, dintre cele recrutate în activitate), cu atât mai ample cu cât unitatea este mai apropiată de ac (deci vor avea amplitudini deosebite, putând identifica după diferența de amplitudine, activitatea electrică a fiecărei unități).

După gradul de contracție deosebit:

EMG simplă, în care frecvența unei unități este mică. Apoi, atât frecvența potențialelor de acțiune ale unităților motorii cât și numărul de unități recrutate în activitate, în jurul vârfului acului crește.

EMG intermediară, în care frecvența unei unități este 5-10 Hz, dar aspectul pe ecran este foarte complex, fiind multe unități (5-6-10), la diverse distanțe de ac, care sunt recrutate pentru activitate. Cu greu se mai pot recunoaște activitățile electrice ale fiecărei unități în parte, după criteriul amplitudine. Contractând și mai puternic obținem EMG de interferență, cu aspect identic cu EMG globală culcasă de pe piele, traseu pe care se văd unde rotunjite (aproape ca de EEG), nemaiputându-se evidenția deloc nici un potențial izolat al unei unități motorii. Un număr enorm de unități motorii a fost recrutat pentru activitate în jurul vârfului acului, toate descarcă intens și se obține interferența electrică a întregii activități. Acest aspect este interesant pentru diagnostic dar nu poate fi explorat decât dacă se folosesc tehnici speciale.

Prin EMG unitară derivată cu un singur ac, pe un canal avem informații prețioase pentru diagnostic constând din:

- **durată** potențialului de unitate, care ne informează asupra mărimii unității motorii. Dacă durata este mai scurtă decât normal, înseamnă că numărul de fibre musculare au degenerat, unitatea este mai mică, indicând o miopatie. Potențialele sunt ample, multifazice, de lungă durată, caracteristice unei unități reinervate.

- **amplitudine** - importantă din punct de vedere clinic, deoarece atunci când este extrem de mică și potențialele de acțiune sunt foarte scurte în timp oricât am mișca acul în mușchi, indică micropotențiale de degenerare prin denervare, acestea fiind de fapt potențialele de acțiune ale unor fibre musculare din cadrul unității (nu ale unității întregi) care se contractă ritmic, spontan, haotic (fibrilație).

- **frecvență** - este și ea un parametru important, așa cum vom vedea mai târziu, fiind dependentă de gradul de contracție și de activitatea globală a unității motorii.

EMG elementară - se introduce printr-un ac de seringă obișnuit înfipt în prealabil în mușchi, un microelectrod fin, cu micromanipulare, intracelular într-o fibră musculară striată. Se obține, în momentul introducerii, potențialul de repaus. Când se realizează contracția voluntară apar potențiale de acțiune ample de 110-120 mV. Nu apar potențiale de acțiune parazite de la unitățile sau fibrele din jur. Avem astfel informații asupra comportării membranei fibrei musculare.

În domeniul electromiografiei s-a lucrat mult începând cu 1945, în special în domeniul clinic dar și privind studii de anatomia și fiziologia mușchiului. Au fost folosiți atât electrozi de suprafață (primii au fost cei folosiți deja la înregistrarea electroencefalogramelor) cât și ac.

Tipul de electrod folosit constituie un factor important care afectează forma înregistrată a activității electrice a mușchiului.

Electrozii de suprafață sumează activitatea de la mai multe unități motorii. În electromiografia clinică sunt larg folosite ace concentrice sau monopolare. De

asemenea sunt folosiți electrozi de fibră unică pentru preluarea potențialelor unei singure fibre, în timp ce electrozi macro cu mare suprafață de culegere preiau activitatea unei întregi unități motorii. În general amplitudinea potențialului de acțiune descrește la 10 % din maxim când electrodul se îndepărtează la cca. 500 micrometri de fibra musculară (Nandedkar, 1985). Cu electrozii macro se obține un rezultat asemănător la o distanță de peste 350 micrometri.

1.4. Tehnici de înregistrare

1.4.1. Electrozi. Tipuri de electrozi

Tipul electrodului de înregistrare folosit este un factor important care afectează forma înregistrată a activității electrice a mușchiului în timpul contracției. În electromiografia clinică electrozii ac monopolari (1.4.1.3) sau concentrici (1.4.1.2) sunt larg folosiți. De asemenea electrozii de fibră unică (1.4.1.1) sunt folosiți pentru înregistrarea potențialelor unor fibre singulare, pe când electrozii macro (1.4.1.4) cu suprafață mare de înregistrare pot înregistra activitatea de la o întreagă unitate motorie. Electrozii de suprafață (1.4.1.5) capătă o importanță din ce în ce mai mare, pe măsură ce devin din ce în ce mai selectivi, deoarece explorarea folosind acești electrozi este neinvazivă. Semnalele electromiografice detectate pe suprafață (EMGS) sunt relativ simplu de înregistrat și reflectă într-un fel atât comanda neurală a mușchiului cât și forța dezvoltată de mușchiul în contracție. Electrozii de suprafață sunt perechi de plăcuțe metalice, în general circulare - dar și de alte forme, realizate din diverse materiale, dispuse la o distanță variabilă după tip și după scopul înregistrării. Semnalul preluat este diferența de potențial între cele două plăcuțe.

1.4.1.1. Electrocul de fibră unică

Electrodul de fibră unică (figura.1.4.1.1.-1) are un fir cu diametrul de 25 micrometri plasat în laterala canulei, iar potențialele de acțiune măsurate sunt diferența între activitatea electrică între fir și canulă. Zona de culegere a acestui electrod este 150 - 300 micrometri (Stalberg și Trontelj, 1979).

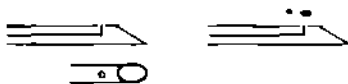


Figura 1.4.1.1.-1. Electrod de fibră unică

1.4.1.2. Electrocul ac concentric

Electrodul ac concentric, introdus de Adrian și Bronck în 1929 este cel mai răspândit și constă dintr-un fir de oțel inoxidabil de 0,15 mm diametru introdus într-o canulă de oțel inoxidabil de 0,5 mm diametru. Firul este izolat de canulă. Vârful este ascuțit la un unghi de 15 grade astfel încât suprafața de culegere este eliptică (150 x 580

micrometri). Semnalul este înregistrat ca diferența de potențial preluată între vârf și canulă. Într-o altă variantă constructivă, în interiorul acului sunt cimentate două fire, constituind astfel un electrod ac concentric bipolar, cu selectivitate destul de bună.

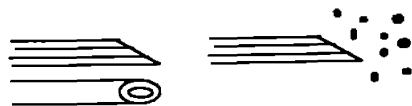


Figura 1.4.1.2.-1. Electrod ac concentric

Electrodul ac concentric bipolar are caracteristici direcționale. Diferența de potențial între vârfuri poate fi aproximată prin expresia (Pollak, 1971):

$$\Delta V(t, r) \cong \frac{\partial V(t, r)}{\partial t} \cdot \frac{d}{v}$$

unde:

V - distribuția de potențial în mușchi

t - timpul

r - distanța radială de la punctul de culegere la axa fibrei musculare

d - distanța între cele două fire (electrozii)

v - viteza de conducere.

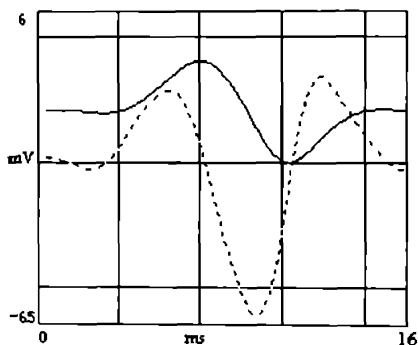


Figura 1.4.1.2.-2. Același potențial de acțiune înregistrat cu un electrod ac unipolar (linia continuă) și bipolar (linia întreruptă).

Din expresia de mai sus și din figura 1.4.1.2.-2. se vede că acul bipolar diferențiază parțial semnalul înregistrat și de aceea produce o formă de undă care este destul de diferită de aceea obținută cu un ac coaxial bipolar.

În ceea ce privește electrozii fir bipolari, realizați prin răsucirea a două fire izolate între ele, au fost aduse mai multe îmbunătățiri (Scott, 1969), folosirea lor în clinică fiind însă dificilă.

Pentru scopuri speciale, de exemplu studierea activării transmurale în inima intactă au fost realizați multielectrozii (12) în ac hipodermic (Moore, 1990).

În scopul înregistrării trenurilor de potențiale ale teritoriului de unitate motoric (MUAPT) cu electrod inserat în mușchi a fost realizat un electrod ac cuadrifilar (DeLuca, 1972) prin limitarea ariei de preluare, încât să fie preluate un număr minim de potențiale. Acest electrod constă din patru fire karna de 25 micrometri dispuse în secțiune în colțurile unui pătrat la 25 micrometri distanță, introduse într-un ac hipodermic și cimentate în vârful acului.

1.4.1.3. Electrodul ac monopolar

Electrozii monopolari (figura 1.4.1.3.-1) sunt ace din oțel izolate cu Teflon, numai vârful fiind dezizolat. Acești electrozi nu sunt direcționali. Cu electrozi din fir de karna de 27 micrometri, introduși în mușchi cu ajutorul unui ac, firele fiind susținute cu ajutorul unor mici cârlige la capăt, s-au identificat cu acuratețe MUAP-uri până la contracție de 100% (DeLuca, 1979), ca și cu tipul anterior menționat.

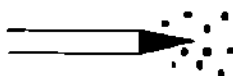


Figura 1.4.1.3.-1. Electrod ac monopolar

1.4.1.4. Electrozi macro

Macroelectrodul (figura 1.4.1.4.-1) constă din două zone de înregistrare, macro și respectiv de fibră unică. Canula este izolată cu Teflon până la 15 mm de vârful electrodului care formează suprafața de înregistrare Macro EMG.



Figura 1.4.1.4.-1. Electrod macro

Electrodul de fibră unică constă dintr-un fir de platină de 25 micrometri diametru și este poziționat într-un port lateral la 7-5 mm de vârf.

1.4.1.5. Electrozi de suprafață

Semnatele electromiografice detectate pe suprafață (EMGS) sunt relativ simplu de înregistrat și reflectă într-un fel atât comanda neurală a mușchiului cât și forța dezvoltată de mușchiul în contracție. Informația de bază conținută în semnalul de suprafață nu este atât de consistentă, datorită dificultăților de a distinge complexitatea factorilor care pot să interacționeze și simultan să influențeze semnalul EMG în timpul activității globale a mușchiului. O problemă experimentală importantă privește volumul țesutului subcutanat care contribuie la semnalul EMG.

Teoretic poate fi detectată activitatea oricăror fibre din volumul muscular. Totuși, cu creșterea distanței față de electrod energia semnalului generat de fibrele active este mult atenuată și la oarecare distanță va fi similară cu zgomotul de înregistrare.

Electrozii de suprafață sunt perechi de plăcuțe metalice, în general circulare - dar și de alte forme, realizate din diverse materiale, dispuse la o distanță variabilă după tip și după scopul înregistrării. Semnalul preluat este diferența de potențial între cele două plăcuțe. Au fost realizați recent electrozi Ag / AgCl de suprafață specializați pentru înregistrarea activității electrice a mușchilor netezi (Crenner, 1989) care prin geometria lor evită înregistrarea semnalelor de interferență iar printr-o tehnică specială de clorurare se realizează un depozit poros care asigură o impedanță mai mică și o reducere a degradării cu îmbătrânirea. Acest tip de electrozi permit înregistrarea unor semnale de frecvență foarte mică (sub 0.1 Hz), domeniu în care electrozii standard sunt inefficienti.

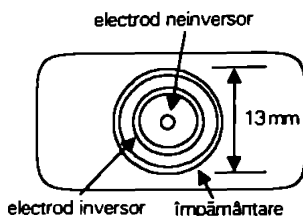


Fig. 1.4.1.5 -1. Electrod selectiv de suprafață

Pentru înregistrări curente în clinică au fost concepuți electrozi de suprafață activi, selectivi (Bhullar, 1990), cu amplificator integrat (figura 1.4.1.5 -1), în scopul facilitării recunoașterii potențialelor de acțiune ale unităților motorii individuale la nivele de forță moderată. Principalele caracteristici ale acestui electrod sunt :

- un aranjament bipolar concentric pentru a evita problemele de aliniere electrod / fibră musculară;
- poate fi folosit fără pastă sau gel conductoare;
- carcasa acționează ca împământare. Toate acestea îi simplifică utilizarea.

S-a dovedit (Fuglevand et al., 1992) că amplitudinea potențialului de acțiune al unității motorii descrește abrupt cu creșterea distanței între electrod și teritoriul unității motorii încât cea mai mare parte din energia semnalului detectat cu electrozi de suprafață provine de la unitățile motorii situate la maximum 12 mm de electrod. Potențialele de acțiune ale unităților motorii mari pot fi detectabile la distanțe de până la 35 mm, deși la această distanță amplitudinea semnalului se apropie de nivelul zgomotului. Același studiu dovedește că folosirea unor electrozi cu suprafață mare de culegere aduce foarte mici avantaje: adâncimile de detecție sunt similare pentru electrozi cu suprafață mare și mică. Dimpotrivă, se arată că (Fuglevand, 1992) pentru unități motorii situate aproape de suprafață, potențialul de acțiune detectat este relativ atenuat atunci când este înregistrat cu electrozi mari comparativ cu înregistrarea cu electrozi mici. Efectul practic la înregistrarea cu electrozi mari constă în eşantionarea activității dintr-o secțiune mai mult largă decât adâncă a mușchiiului.

Se știe că conținutul în frecvență al potențialelor de fibră unică depinde atât de viteza de propagare cât și de distanța electrod-fibră (Lindstrom, Magnusson, 1977). Influența puternică a localizării teritoriului unității motorii asupra spectrului potențialului de acțiune al unității motorii are implicații importante pentru posibilitatea de a prezice nivelul de recrutare a unităților motorii, din caracteristicile spectrale ale semnalului EMG de suprafață (Knafitz et al., 1990). Modificări sistematice ale conținutului de frecvență ale semnalului EMGS cu recrutarea pot fi însă mascate de efectele localizării teritoriului unității motorii. O creștere a distanței dintre electrozi cu 25 mm tinde să crească distanța de detecție cu 4 mm (Fuglevand et al., 1992). În legătură cu aceasta sunt de discutat și proprietățile de filtrare ale configurațiilor bipolare. Funcția de transfer a amplificatorului diferențial asociat, cu electrozi bipolari, are o caracteristică de filtru trece bandă. O creștere a spațiului dintre electrozi determină scăderea benzii de trecere a filtrului (Parker, Scott, 1973), încât spații mai mari între electrozi par să efectueze o rejecție mai mare, deci amplitudinea semnalului detectat descrește cu creșterea distanței între electrozi. Creșterea distanței nu numai că îngustează banda de trecere dar determină o deplasare spre frecvențe joase (Basmajian, DeLuca, 1985), încât ponderea frecvențelor joase în potențiale de acțiune de la unități motorii distanțe este mai mare decât în potențialele de la unități din apropierea electrodului. De aceea va fi permisă mai multă energie de la unitățile distanțe pe măsură ce distanța dintre electrozi crește. Pentru a îmbunătăți selectivitatea, domeniul de detecție poate fi îngustat prin scăderea distanței dintre electrozi.

În rezumat, următoarele concluzii sintetice justifică deplin folosirea largă a electrozilor de suprafață pentru înregistrarea electromiogramei:

- energia semnalului în EMGS este dominată de activitatea unităților motorii care au fibre localizate la 10-12 mm de electrodul de înregistrare;
- distanțele de detecție nu sunt influențate de suprafața electrozilor;
- descreșterea spațiului dintre electrozi tinde să îmbunătățească selectivitatea detecției;
- spectrul se deplasează spre frecvențe mai mici, progresiv cu creșterea distanței față de electrod.

1.4.2 Achiziția și prelucrarea numerică a EMG

Odată cu conceperea și testarea unor tipuri de electrozi, s-a lucrat mult și în direcția prelucrării semnalului electromiografic pentru înregistrarea sa efectivă, începând cu amplificarea, apoi vizualizarea pe tub catodic, înregistrarea pe film (Basmajian, 1958, DeLuca, 1979). Potențialele unităților motorii individuale erau identificate vizual pe baza amplitudinii și formei urmând ca tehnicile numerice de achiziție și prelucrare a semnalelor să-și fi făcut loc treptat în ultimii ani (DeLuca, 1979).

Structurile moderne de analizoare de semnal EMG se caracterizează prin amplificatoare cu impedanța de intrare de 200 Mohmi, prefiltrare (frecvențe joase: 0,5-500 Hz, frecvențe înalte: 0,1-20 KHz), urmate de blocuri de conversie analog / numerică (rezoluție 8-12 bit), memorarea semnalului și ulterior prelucrarea sa numerică. Studiile convenționale de electrodiagnostic pentru evaluarea sistemului nervos periferic includ studii de conducere motorie și senzorială, teste asupra transmisiei neuromusculare și electromiografia (EMG) cu ac sau de suprafață (Richfield, 1981). Caracteristicile semnalului electromiografic pot fi acum

descrie calitativ și cantitativ. Au fost făcute numeroase încercări de a cuantifica și automatiza porțiuni din examinarea electromiogrammei și, deși în prezent nu există o procedură unică de largă răspândire clinică, toate eforturile sunt direcționate spre a obiectiviza măsurările cantitative care elimină interpretarea subiectivă, ceea ce va permite analize din ce în ce mai precise (Challis, R.E., Kitney, R.I. 1990, 1991).

Există în prezent aparatură pentru preluarea și analiza electromiogrammei, asigurând o impedanță de intrare de 200 MOhm / 25 pF pentru intrare simetrică, nivel de zgomot tipic 0,5 μ V Veff cu lărgime de bandă de 2 Hz - 10 KHz, CMRR >110dB. Acestea asigură de asemenea posibilități de filtrare: 0,2 Hz - 3kHz trece sus, respectiv 0,1 kHz - 20 kHz trece jos, sensibilitatea fiind 0,5 μ V - 10 mV / diviziune.

În ceea ce privește achiziția de date (Carlier, S., Coussaert, E., Contraine, T. 1990), aceasta se realizează printr-un bloc de conversie analog /numerică ce urmează părți de amplificare, rezoluția curentă fiind de 12 bit și frecvența de eșantionare maximă 200 kHz pentru achiziționarea semnalului de pe un singur canal, și corespunzător mai mică pentru mai multe canale. Ele asigură studii de conducere ca urmare a stimulării de curent sau de tensiune, caz în care se măsoară automat latența, amplitudinea, durata și aria răspunsurilor înregistrate. Este disponibilă și medierea răspunsurilor.

Referitor la electromiografia cu ac, se afișează activitatea musculară la nivele mici de efort cât și la efort voluntar maxim. În acest caz se afișează amplitudinile vârf la vârf, media semnalului redresat și amplitudinea RMS, frecvența punctelor de întoarcere, precum și histograma amplitudinilor instantanee ale semnalului EMG (Pan, Z.S., Zhang, Y., Parker, P.A. 1989).

Electromiografia de fibră singulară (SFEMG) asigură o analiză de jitter pe 500 de descărcări consecutive, care sunt memorate pentru a putea fi reanalizate (Bertorini, T. E., Stalberg, E., Yuson, C.P., Engel, K. 1994). Potențialele de acțiune pot fi afișate individual sau aliniate pe verticală, sau în fine, suprapuse. Aparatele moderne permit chiar o estimare a densității medii a fibrelor într-o unitate motorie, iar în cazul în care pacientul nu este capabil să controleze voluntar un mușchi, este posibilă stimularea nervului pentru înregistrarea SFEMG. Se mai afișează o histogramă a intervalelor inter-impuls (IPI), se calculează media intervalelor interpotențial (MIP1), diferența consecutivă medie a intervalelor (MCD), deviația standard (SD) a MCD, frecvența descărcărilor unității motorii, toate acestea fiind afișate și grafic.

Analiza potențialelor de acțiune pentru diagnosticul tulburărilor neuromusculare este limitată în mod normal la analiza semnalelor la nivele mici de contracție (Ellias, A., Pattichis, C.S., Fincham, W., Middleton, L.T. 1993).

Rețelele neuronale pătrund și ele în prelucrarea semnalului electromiografic (Kelly, M.F., Parker, P.A., Scott, R.N. 1990, Neocleous, C.C., Schizas, C. N. 1994, Witte, H., Galicki, M., Dorschel, J., Doering, A., Griessback, G., Eiselt, M. 1994).

Sunt din ce în ce mai mult folosiți electrozii de suprafață (Fuglevand, A.J., Winter, D.A., Patla, A.E., Stashuk, D. 1992, Helal, J.N., Bouissou, P. 1992). În condiții în care apar semnale EMG care interferă (Fuglsang-Frederiksen, A. (1989), există programe speciale de decompoziție a semnalului complex în potențiale individuale (DeLuca, C.J. 1989, Loudon, G.H., Jones, N.B., Sehmi, A.S. 1990b).

Analiza se face pe durate de 10 s. Se identifică și se etichetează fiecare MUAP în fiecare epocă. Se extrag automat și se mediază până la 15 MUAP-uri diferite cu frecvențele lor de descărcare și procentajul de apariții. Pentru fiecare se afișează

amplitudinea, durata, panta frontului crescător, numărul de puncte de întoarcere. Pentru analiza traseului de interferență se afișează histograme ale intervalelor între punctele de întoarcere, grafice amplitudine/întoarceri, frecvența întoarcerilor, ultima fiind foarte folositoare pentru discriminarea între miopatii și neuropatii.

În plus, se realizează o analiză spectrală simplă a semnalului EMG, utilă în studii de oboseală. Analiza în domeniul frecvență este acum un instrument folosit din ce în ce mai larg (DeAngelis, G.C., Gilmore, L.D., DeLuca, C.J. 1990, Nagata, S., Arsenault, A.B., Gagnon, D., Smyth, G., Mathieu, P.A. 1990, Pattichis, C.S., Spyrou, S., Constantinou, R., Schizas, C.N., Middleton, L.T. 1993). Aparatele moderne asistă acum și stimularea funcțională neuromusculară (Akazawa, K., Makikawa, M., Kawamura, J., Aoki, H. 1989, Stevanovska, A., Vodovnik, L., Gros, N., Rebersek, S., Janezic, R. 1989, Altman, K Plonsey, R. 1990, Baratta, R., Ichie, M., Sung Kwan Hwang, Solomonow, M.9, Sweeney, J.D., Ksienski, D.A., Mortimer, J.T. 1990), domeniu deosebit de promițător.

1.5. Potențialul de acțiune al unității motorii

Răspunsul electric preluat cu un ac concentric la o contracție slabă este numit potențial de acțiune al unității motorii (MUAP); este un potențial compus reprezentând activitatea sumată de la fibrele musculare activate sincron în unitatea motorie prezentă în zona de culegere a electrodului. Potențialul este dependent de numărul și distribuția spațială a fibrelor individuale.

Dacă electrodul este plasat în afara zonei terminale, semnalul are componentele principale prezentate în figura 1.5.-1 și anume:

1. partea inițială 2. impulsul (descărcarea) 3. parte terminală 4. postpotențial 5. eventual satelit

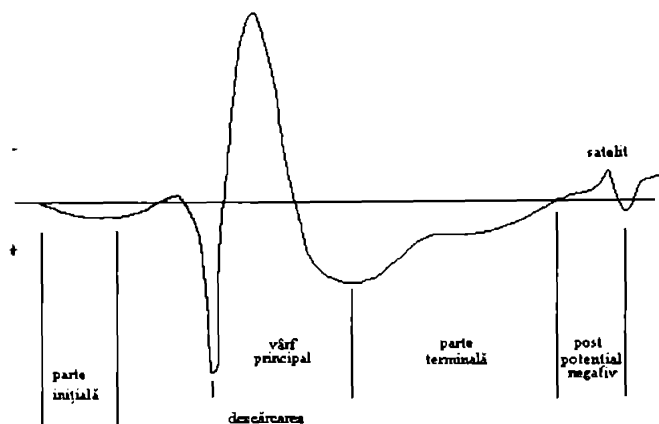


Figura 1.5. - 1. Componentele principale ale potențialului de acțiune al unității motorii

Partea inițială este generată de frontul de potențiale de acțiune care se apropie, determinate de cea mai mare parte a fibrelor unității motorii. Partea inițială începe la depolarizarea fibrei musculare la plăcile terminale și se termină la primul vârf pozitiv. Dacă electrodul de înregistrare este în zona terminală, partea inițială nu se poate obține și începutul potențialului înregistrat este în direcția negativă (Buchtal et al., 1954a). Durata părții inițiale este funcție de distanța între electrod și zona plăcilor terminale și crește linear datorită timpului de conducere mai mare necesar potențialelor ca să traverseze fibrele musculare.

Impulsul reprezintă suma potențialelor de acțiune ale fibrelor musculare cele mai apropiate de electrod și este generat de un procentaj mic din totalul de fibre (aproximativ 10%). Impulsul începe la primul vârf pozitiv și se termină la ultimul vârf pozitiv. El are de obicei un vârf negativ, numit vârful principal.

Partea terminală este generată de frontul de potențiale de acțiune care părăsesc electrodul. Ea începe la sfârșitul vârfului principal și se termină când semnalul ajunge

la linia de bază.

Postpotențialul negativ urmează uncori părții terminale a MUAP-ului și este o componentă ne-fiziologică ce apare datorită filtrului Irece sus al amplificatorului. Dacă MUAP-ul are o fază pozitivă dominantă, este contrabalansat de un postpotențial negativ de mică amplitudine, mai mic de $10 \mu\text{V}$.

Satelitul este de obicei un potențial de fibră unică, corelat (la un interval constant) cu potențialul principal. În mușchii sănătoși, sateliții sunt văzuți numai în 1-3% din MUAP-urile înregistrate (Buchtal și Rosenfalck, 1973). În anumite neuropatii și miopatii se pare că numărul sateliților crește.

1.6. Parametrii potențialului de acțiune al unității motorii

1.6.1. Amplitudinea

Potențialul de acțiune pe o fibră musculară este de zeci de mV dacă se culege între zona în activitate (depolarizată) și cea în repaus (normal polarizată). Amplitudinea potențialelor de acțiune (cu ac, câțiva microvolti până la 10 mV, tipic $300 \mu\text{V}$) este dependentă de diametrul fibrei musculare, de distanța între fibra activă și locul înregistrării și de proprietățile de filtrare ale electrozilor. În țesutul muscular amplitudinea crește după funcția:

$$V = k \cdot a^{1.7}$$

unde:

a - raza fibrei musculare

k - o constantă,

și descrește aproximativ invers proporțional cu distanța între fibrele active și locul înregistrării (DeLuca, 1979). Proprietățile de filtrare ale electrozilor sunt funcție de mărimea contactelor de înregistrare, distanța între contacte precum și de proprietățile chimice ale interfeței metal-electrolit. Potențialul de acțiune are o lungime de undă, care este dată de relația dintre viteza propagării potențialului de acțiune "tot sau nimic" în lungul fibrei musculare și de durata acestui potențial de acțiune. Pentru un potențial cu o durată de 2 ms și pentru o viteză de conducere de 2 m/s lungimea de undă va fi de 0,4 cm. Deci, pe 0,4 cm lungime de fibră vom avea potențialul de acțiune care va merge în lungul fibrei cu maxim 2 m/s. Dar distanța dintre electrozii de culegere din vârful acului este de doar 0,3-0,5 mm deci se va culege o diferență de potențial mai mică de 5-10 ori decât amplitudinea maximă a potențialului de acțiune. Cum electrozii de culegere nu sunt lipiți de fibrele musculare și nici nu sunt perfect dispuși paralel cu linia de unire interelectrod în lungul fibrelor musculare, ci fac un anumit unghi α , potențialul cules de electrod va fi cu atât mai mic cu cât distanța este mai mare și micșorat prin cosinusul unghiului α . De fapt, pe înregistrarea EMG amplitudinile potențialelor sunt diferite, deoarece se preiau din câteva unități motorii în același timp. Cele aproape de electrozi vor induce potențiale ample, și cu cât distanța este mai mare (sau direcția fibrelor face un unghi mai mare cu linia ce uneste cei doi electrozi) potențialul cules va fi mai mic. Amplitudinea MUAP se măsoară de la vârful maxim negativ la vârful maxim pozitiv al potențialului. Desigur, ea este

dependență de proximitatea electrodului la zona de concentrație maximă de fibre musculare într-o unitate motorie: amplitudinea descrește cu creșterea distanței. Amplitudinea MUAP este cel mai variabil parametru; depinde de distanța între electrodul de înregistrare și fibrele musculare cele mai apropiate de el. Modificând distanța cu 0,5-1 mm se observă o scădere însemnată a amplitudinii MUAP (Buchthal, 1957). Unele simulări arată că amplitudinea MUAP este determinată mai ales de fibrele musculare aflate la mai puțin de 0,5 mm de centrul suprafeței de preluare și în principal de distanța de la această suprafață la cea mai apropiată fibră a unității motorii (Nandedkar et al., 1988).

Amplitudinea reflectă de asemenea densitatea fibrelor musculare în UM, diametrul fibrelor individuale și sincronismul temporal al potențialelor de acțiune ale diferitelor fibre (Buchthal et al., 1959). De asemenea amplitudinea este dependentă de distribuția plăcilor terminale și de localizarea electrodului de culegere în teritoriul motor. Din punct de vedere clinic, timpul de creștere al MUAP este folosit ca indicație a proximității. Amplitudinile maxime se obțin în cursul unei explorări prin manipularea electrodului până la obținerea unui timp de creștere a fazei negative mai mic decât 0,5 ms (Richardson, 1979). La subiecți normali s-a găsit o variație a amplitudinii cu vârsta și cu mușchiul examinat. Kunze (Kunze, 1973) a introdus și analizat un coeficient (Integrala Amplitudinii) calculat timp de o secundă, remarcând la subiectul normal o creștere liniară a amplitudinii și frecvenței cu sarcina, iar alți autori (Jones, 1982) au făcut o analiză mai detaliată a amplitudinilor, generând o serie de parametri, și anume: valoarea medie redresată (VMR); deviația standard (DS); raportul VMR/DS; raportul: valoarea medie a primei derivate redresate/VMR.

Alți autori (Sira et al.) (Richfield, 1981) menționează amplitudini semnificativ mai mici în miopatie, comparativ cu subiecții normali. Datorită mării variabilități, amplitudinile oferă în sine o măsură destul de relativă. În corelație cu alți parametri însă, studiul lor se dovedește util, contribuind la caracterizarea cantitativă a electromiogramiei. Un exemplu de caracterizări utile sunt integrala amplitudinilor ca funcție de numărul de faze, respectiv de durată. Variația semnalului redresat reprezintă puterea în curent alternativ a semnalului redresat și se poate dovedi o măsură eficientă în analiza semnalului mioelectric (DeLuca, 1979).

1.6.2. Durata

Durata potențialelor de acțiune ale unității motorii poate fi definită în mai multe feluri, în mod curent fiind socotit timpul de la părăsirea inițială a liniei de zero până la atingerea ei ulterioară după ultima întoarcere. Se pare că durata MUAP este determinată în mare măsură de împrăștierea anatomică a zonei plăcilor terminale, deși unele simulări arată că ea ar fi de mai mică importanță și de asemenea că deoarece poziția electrodului în teritoriul unității motorii este arbitrară, din aceeași UM pot fi înregistrate MUAP-uri cu durate mai lungi sau mai scurte (Nandedkar et al., 1988a). Din aceste motive durata poate varia destul de mult la mușchiul normal.

Durata MUAP este mărită în neuropatii unde unitatea motorie este mai mare datorită înmuguririi colaterale și reinervării fibrelor musculare denervate. În miopatii durata MUAP descrește datorită pierderii de fibre musculare, atrofiei și probabil fibrozei, care pot altera proprietățile volumului conductor (Nandedkar, 1988a). Durata este

dependentă de răspunsul la joasă frecvență. Deoarece fazele de inițiere și finală ale MUAP sunt de obicei lente, măsurările subiective ale duratei sunt mai scurte decât măsurările cantitative, care depind de acuratețea măsurării începutului și sfârșitului potențialelor și de cea a liniei de bază în sine. Uneori se face suprapunerea mai multor unde identice (Richfield , 1981) operația de sumare fiind declanșată prin trigger. Durata potențialului de acțiune unitar este între 1,5 și 8-10 ms (durata la bază, la linia izoelectrică) cu atât mai mare cu cât unitatea este compusă din mai multe fibre, dacă fibrele sunt mai lente (roșii) și dacă persoana este mai în vârstă. Cu cât sunt mai multe fibre într-o unitate, cu atât se produce o desincronizare mai mare între fibrele aceleiași unități, din cauza lungimilor inegale ale ramificațiilor axonale ce merg la diversele fibre cât și a lungimii inegale a porțiunii de fibră musculară cuprinsă între butonul sinaptic al plăcii motorii și locul unde se găsește acul de culegere. Astfel, până la urmă, potențialul de acțiune al unității, care este o înfășurătoare a activităților electrice ale fibrelor musculare elementare, va fi mai prelungit în timp, materializând distribuția statistică a lui Gauss prin incidența diverselor potențiale de fibră musculară, ce apar ușor desincronizat și care prin sumare edifică potențialul de acțiune al unității motorii .

Durata potențialelor de acțiune este în relație inversă cu viteza de conducere a fibrelor musculare (2-6 m/s).

Timpul relativ al inițierii fiecărui potențial de acțiune este direct proporțional cu diferența în lungime a ramurilor nervoase și cu distanța pe care trebuie să se propage depolarizarea de-a lungul fibrelor musculare înainte de a se apropia de domeniul de detecție al electrodului (DeLuca, 1979). Întârzierea cauzată de propagarea de-a lungul fibrelor musculare este un ordin de mărime mai mare decât aceea cauzată de ramurile nervoase, din cauza unei mult mai mari viteze de conducere în acest din urmă caz (30-75 m/s). În plus, durata crește cu cât locul de înregistrare este mai aparte de joncțiunea neuromusculară, lucru datorat descreșterii diametrului și deci a vitezei de conducere (DeLuca, 1979).

Măsurarea duratelor este mai puțin sensibilă la poziția electrozilor decât măsurarea amplitudinilor. O tehnică de măsurare (Richfield, 1981) folosea discriminarea pe baza unui nivel, pentru a exclude zgomotul de mică amplitudine. Eșantioanele care depășeau fereastra erau admise numai pentru durate mai mari de 0,6 ms (pentru eliminarea zgomotului de înaltă frecvență) și numai dacă amplitudinea depășea un prag predeterminat (pentru a elimina MUAP de mică amplitudine). Durata MUAP era definită în acest caz ca timpul de la ieșirea din fereastră până la reîntoarcere și menținerea un timp prestabilit.

Într-o altă tehnică, primul potențial de acțiune determinat printr-o procedură asemănătoare cu cea descrisă mai sus devine referință. Următoarele sunt comparate cu el punct cu punct. Dacă diferențele între un potențial de acțiune și cel de referință, sunt mai mici în valoare absolută decât un prag prestabilit , potențialele sunt considerate identice și sunt mediate (Richfield , 1981), media lor devenind astfel o nouă referință. Dacă sunt diferite, al doilea potențial de acțiune devine referință. În total prin această tehnică sunt reținute 5 potențiale de acțiune ca referință. Durata se determină prin inspecție vizuală, pe rezultatul ultimei sumări (media finală).

Tehnica măsurării duratelor a fost completată și cu criterii de amplitudine și polaritate, dar au fost raportate rezultate consistente în urma unor măsurări care includ și criterii

de pantă. În tehnica elaborată de Lee (Lee, 1973), calculatorul începe prin examinarea unor grupuri de 12 puncte consecutive sau segmente de date de 0,6 ms pe timpul unei denivelări de 20 μV , căutând o modificare cumulativă de potențial care să depășească aceste limite, începutul segmentului curent este declarat începutul potențialului (onset). Criteriul de detecție a sfârșitului semnalului selectat este ca modificarea cumulativă de potențial să nu depășească 4 μV timp de 1,6 ms. Valorile menționate au fost găsite (Lee, 1973) ca fiind cele mai potrivite pentru identificarea corectă a celor mai multe potențiale, indiferent de mărime și formă. Unii autori (Jones, 1982) au analizat separat duratele undelor pozitive și negative. Indiferent de metoda de măsurare a duratelor, au fost semnalate abateri importante de la normal atât în cazul miopatiilor (când duratele sunt mai mici) cât și în cazul neuropatiilor (când duratele sunt mai mari decât normal) (Richfield, 1981).

1.6.3. Durata impulsului

Durata vârfului se măsoară de la primul până la ultimul vârf pozitiv al MUAP incluzând satelitul eventual prezent (figura 1.5-1), și este o măsură a gradului de sincronizare sau a dispersiei temporale a potențialelor de fibră care contribuie la unda totală. Componentele impulsului depind în principal de numărul și mărimea fibrelor musculare îndepărtate până la 420 μm de suprafața activă de înregistrare (Nandedkar et al, 1988a).

1.6.4. Suprafața MUAP

Suprafața este calculată prin suma undelor redresate pe toată durata MUAP. Ea reflectă numărul și diametrul fibrelor musculare cât și dispersia temporală a potențialelor de acțiune ale fibrelor musculare din apropierea electrodului (Stalberg et al, 1986). Aria de sub unda redresată este determinată de numărul de fibre musculare care nu sunt la distanță mai mare de 2 mm de electrodul de preluare și de aceea aria MUAP reflectă de asemenea modificări în numărul de fibre musculare într-o mare porțiune a unității motorii.

1.6.5. Raportul arie/amplitudine

Așa cum am văzut există o mare variabilitate a amplitudinii puternic marcată de distanța de la electrod la cea mai apropiată fibră musculară, dar cercetări riguroase (Nandedkar, 1988a) au arătat că amplitudinea și aria MUAP se modifică simultan, ceea ce înseamnă că raportul arie/amplitudine este mai puțin sensibil la poziția electrodului decât fiecare din cele două componente. Acest raport pare să fie un indicator destul de consistent, și poate funcționa ca termen de comparație între miopatie și neuropatie. De exemplu în cazul miopatiei amplitudinea este normală sau scade la cei mai mulți pacienți, în timp ce aria scade, deoarece în miopatie potențialele sunt caracterizate ca înguste; în schimb, la neuropatii amplitudinea crește. S-a arătat că raportul arie/amplitudine a fost semnificativ scăzut în miopatii, concluzie susținută și de faptul că durata potențialului de acțiune este mai mică în aceste afecțiuni, iar raportul arie/amplitudine având dimensiuni de timp, caracterizează într-un fel durata

potențialelor de acțiune .

Într-un studiu (Nandedkar, 1988a) în care preluarea semnalelor s-a făcut cu electrozi ac concentric din mușchiul biceps s-a demonstrat că raportul arie/amplitudine a crescut cu numai 16 % în ciuda unor mult mai mari variații de amplitudine și ale ariilor, considerate separat. În concluzie raportul arie/amplitudine este mult mai puțin sensibil la poziția electrodului decât fiecare dintre componentele sale și împreună cu amplitudinea și durata pare a fi un parametru robust care să permită creșterea sensibilității diagnosticului și specificității măsurărilor MUAP.

1.6.6. Faze și vârfuri

Tipic, potențialele de acțiune ale unităților motorii sunt trifazice cu o deflecție pozitivă care se întoarce lent la linia de bază. Undele pot fi mai complexe însă, având până la șase întoarceri (phase reversals) fiind numite în acest caz polifazice. În mușchiul normal, până la 15 % din potențiale sunt polifazice. Numărul de faze în MUAP este definit ca număr de plecări și întoarceri la linia de zero, incluzând eventual și un nivel de discriminare de 40 μV , ca număr de schimbări de polaritate sau număr de tranziții de potențial care traversează linia de bază. Numărul de faze poate fi calculat ca număr de treceri ale liniei de bază, minus unu.

MUAP-uri cu mai mult de patru faze se numesc polifazice și reflectă o lipsă de sincronizare în descărcarea fibrelor individuale ale unităților motorii, care ar putea fi datorată dispersiei temporale în conducerea impulsurilor de-a lungul nervului sau fibrelor musculare ale unității motorii. De aceea potențialele polifazice nu sunt considerate normale; la mușchiul normal se așteaptă o incidență mică a lor. Fiecare definiție poate da rezultate ușor diferite, depinzând de caracteristicile undelor (Richfield, 1981). Numărarea fazelor este ușor de realizat electronic, având și justificare fiziologică (Basmajian, 1976). Se pare că numărul de faze în sine nu este o măsură consistentă (Richfield, 1981), în schimb analiza simultană a amplitudinilor sau duratelor și numărul de faze dă informații importante (Kunze, 1973). Singura anomalie clinică asociată cu un număr de faze anormal este raportată în polifazia crescută în mușchiul parțial denervat (Richfield, 1981).

1.6.7. Numărul de întoarceri

Numărul de întoarceri este numărul de vârfuri pozitive și negative separate de precedentul și următorul vârf printr-un prag de amplitudine de 20-50 μV . Numărul de întoarceri reflectă proprietăți ale unității motorii similare numărului de faze (Stalberg et al., 1986). Numărul de întoarceri crește cu vârsta, dar nu și numărul de faze, așa încât numărul de întoarceri pare a fi un parametru mai sensibil (Stalberg et al., 1986).

1.6.8. Frecvența descărcărilor

În mușchiul normal unitatea motorie nu descarcă la intervale constante, de aceea măsurările trebuie făcute în termenii unei frecvențe medii, care este de fapt reciproca duratelor inter-interval. Pentru ca valorile frecvenței medii să fie semnificative ele trebuie măsurate pe cel puțin șase intervale succesive, ca lot

reprezentativ. Descărcarea secvențială a unităților motorii este un proces dependent de timp. În cazul mușchiului biceps brachii recrutarea pentru nivelul de forță cel mai scăzut s-a făcut la 7-12 impulsuri/secundă. Frecvența a crescut cu creșterea forței izometrice până la un maxim de 20 impulsuri/secundă. Frecvența de descărcare minimă a unei unități motorii a crescut liniar cu pragul de recrutare, dar aproape nici o unitate motorie n-a descărcat peste 20 impulsuri/secundă, chiar aproape de 100% MVC- MVC Maximum Voluntary Contraction (DeLuca, 1979). Odată recrutată unitatea motorie, frecvența ei de descărcare crește ușor cu creșterea forței și rămâne constantă (frecvență preferată) la o anumită valoare. Leifer (DeLuca, 1979) a găsit că această valoare crește ușor cu pragul de recrutare. La scăderea forței, frecvența scade la 30-40% din frecvența preferată înainte de a se inactiva. Unii cercetători (DeLuca, 1979) au semnalat unități motorii în mușchiul biceps brachii care își măresc frecvența descărcărilor până la 13 impulsuri/secundă, unde rămâne constantă, numite de ei tonice, și altele care-și măresc liniar frecvența cu forța de contracție, până la 100% MVC, numite cinetice, aceste date nefiind însă larg confirmate. Hannerz et al. (DeLuca, 1979) au arătat că frecvența minimă la recrutare (tibialis anterior) sub 25% MVC a fost 7-12 impulsuri/secundă, iar frecvența maximă fost 35 impulsuri/s. Pentru unități recrutate peste 75% MVC, frecvența minimă a fost 25 impulsuri/s și maximă 65 impulsuri/s. Deci, și frecvența medie, și frecvența inițială la recrutare cresc cu forța, fiind dependente și de viteza de variație a forței (Milner-Brown et al.) (DeLuca, 1979).

1.6.9. Intervale inter-impuls (IPI)

Când se poate identifica corect un tren de potențiale MUAPT, este posibilă măsurarea intervalelor între descărcări adiacente (interpulse intervals, IPI), care, fiind neregulate, pot fi descrise ca o variabilă aleatoare cu proprietăți statistice caracteristice (DeLuca, 1979). Caracterizarea cea mai generală a IPI este histograma, reprezentare discretă a funcției distribuției de probabilitate, care trebuie calculată pentru durate relativ mici ale MUAPT (preferabil mai mici decât 10 s) din cauza modificării proprietăților statistice ale trenurilor de potențiale în timp, cu oboseala de exemplu. Forma histogramei IPI raportată de diferiți cercetători nu este prea consistentă. Buchtal, Leifer, Clamann (DeLuca, 1979) și alții (Basmajian, 1976) raportând o distribuție Gauss, iar DeLuca, Forrest, respectiv Person și Kudina (DeLuca, 1979), precum și alții raportând o distribuție nesimetrică cu o simetrie pozitivă, cu mențiunea că simetria se îmbunătățește cu scăderea duratei medii, scăzând în același timp și deviația standard. O reprezentare alternativă utilă (Prochazka, 1973) este histograma intervalelor succesive I_i, I_{i+1} , fiecare punct fiind definit prin coordonatele I_i, I_{i+1} . Aceiași autori au calculat un coeficient APCID (average proportional consecutive interval difference) definit ca :

$$APCID = \frac{I_{i+1} - I_i}{I_{i+1} + I_i/2} \cdot 10$$

APCID s-a dovedit ca indice folositor pentru caracterizarea intervalelor inter-impuls, sau, de fapt, a neregularității relative inter-interval a trenurilor de potențiale de acțiune. Revenind la histograma IPI, (Gurfinkel et al.) (DeLuca, 1979) au observat că

simetria se îmbunătățește (și deviația standard scade) dacă i se oferă subiectului posibilitatea de reacție vizuală sau audio pentru a controla descărcările (de fapt contracția). Ca factori de variație importanți sunt: folosirea unor mușchi diferiți, discriminare cronată a trenurilor de potențiale MUAPT și frecvență variabilă în timp a descărcărilor. Folosind media și deviația standard ca parametri sintetici pentru caracterizarea IPI au fost depistate (Takyzane, Shimazu) (DeLuca, 1979) două tipuri de unități motorii (tonice și cinetice), ei notând și o scădere rapidă a deviației standard cu creșterea frecvenței descărcărilor, până la o valoare care rămâne constantă la frecvențe mai mari. Deviația standard a tuturor unităților motorii este aproximativ aceeași când sunt inițial recrutate, dar unitățile tonice sunt recrutate la frecvențe mult mai mici. Alți autori însă n-au raportat astfel de diferențieri, în schimb au notat un domeniu continuu de schimbări comportamentale între aceste extreme. Hannerz, Person, Kudina (DeLuca, 1979) au sugerat că hiperpolarizarea post potențial este responsabilă de reducerea deviației standard, mărind astfel regularitatea intervalelor. Sato (DeLuca, 1979) a găsit un coeficient de variație (deviația standard/medie) mai mic pentru unitățile motorii ale mâinii drepte a dreptacilor, decât pentru cele ale mâinii stângi, ceea ce sugerează că un coeficient de variație mai mic corespunde unei abilități mai mari de control precis.

Un alt parametru de interes este interdependența intervalelor IPI. Dacă intervalele adiacente pentru care este posibil cel mai mare grad de dependență sunt independente, în histograma I_i, I_{i+1} (scatter diagram) punctele sunt poziționate aleator, într-o distribuție spațială determinată de funcția de distribuție de probabilitate a IPI (Prochazka, 1973). Un test alternativ de dependență este corelația serială (DeLuca, 1979). Dacă produsul mediu al IPI adiacente este egal cu pătratul mediei intervalelor, corelația serială este zero și IPI sunt liniar independente. Valori mai mici indică o corelație serială negativă precum și tendința intervalelor scurte de a fi urmate de intervale lungi, și vice versa. Dacă procesul aleator IPI nu este staționar, testele de mai sus pot indica dependența atunci când ea nu există, de aceea măsurările în vederea stabilirii dependenței trebuie făcute pe perioade destul de scurte de timp. Referitor la intervalele unităților motorii singulare, a fost observată o corelație negativă între intervale adiacente (DeLuca, 1979), în alte cazuri ușor pozitivă, iar în unele deloc. De asemenea, în cele mai multe cazuri (Clamann, Masland) (DeLuca, 1979) nu s-a găsit o corelație serială semnificativă în timpul contracțiilor izometrice, sau a fost găsită corelație negativă (Person, Kudina) numai pentru unități motorii de frecvențe mai mari decât 13 impulsuri/secundă. La aceste frecvențe deviația standard a fost mică și constantă (5 ms), histogramele IPI fiind simetrice. Concluzia dominantă este că dependența intervalelor adiacente IPI este redusă. Privind distribuția intervalelor inter-impuls DeLuca et al. (DeLuca, 1973) au arătat că pentru mușchiul deltoid:

- a. în fibrele medii persistă o asimetrie (skewness) pozitivă;
- b. media și deviația standard cresc cu timpul.

Comparând histogramele experimentale cu trei distribuții standard :Gamma, Lognormal și Weibull, ultima a dovedit cea mai bună potrivire cu distribuția reală (comparativ cu celelalte două, nu însă în mod absolut). O funcție continuă pentru distribuția intervalelor oferă mari facilități pentru modelare. Dependența de timp a mediei intervalelor, deviației standard și formei histogramelor IPI indică cu tărie că IPI ale unui MUAPT sunt nestacionare (DeLuca, 1973) în acord și cu Masland (1969).

Funcția de distribuție de probabilitate Weibull este simplă și pe baza ei se poate calcula media intervalelor ca funcție de timp și de forța de contracție și frecvența generalizată de inițiere, care reprezintă dependența așteptată a frecvenței de inițiere a unei unități motorii tipice funcție de timp, la o contracție izometrică constantă. Pe baza acestora s-a estimat (DeLuca, 1973) că frecvența cea mai mică de lucru a unei unități motorii este 5 Hz, confirmată și de lucrări ale lui Bigland și Lippold (1954) și Person și Kudina (1972). În plus au mai fost generate două funcții (DeLuca, 1973):

- funcția Survivor, care dă probabilitatea ca o unitate motorie să nu fi acționat până la momentul măsurat de la inițierea (descărcarea) precedentă. Ecuația obținută arată că probabilitatea ca o unitate motorie să nu fi acționat după precedenta descărcare scade exponențial cu timpul scurs;

- funcția Hazard, care dă probabilitatea unei acțiuni imediate atunci când ea nu s-a mai întâmplat de un anumit timp. Funcția de distribuție cumulativă a probabilității pentru o distribuție de probabilitate de tip Weibull nu dă o formulă pentru IPI, ca variabilă aleatoare continuă. Diagrama de împrăștiere (scatter) arată (DeLuca, 1973) că la începutul unei secvențe intervalele IPI sunt mici și cresc progresiv. Acest punct de vedere este însă controversat, alții susținând independența statistică a IPI. Studii asupra periodicității intervalelor inter-puls au dovedit (Clamann, 1969) că trenurile de impulsuri care excită o unitate motorie nu sunt periodice, ci aleatoare. Intervalul inter-impuls se comportă ca o variabilă aleatoare (Lago, 1977). Timpul de apariție a impulsurilor este de tip reînnoire (renewal), și pentru a caracteriza mecanismul de generare este suficient să definim densitatea de probabilitate a intervalelor inter-impuls. Shiavi (1975) a arătat că pentru contracții izometrice tonice mici ale mușchiului tibialis anterior intervalele inter-impuls urmează o distribuție Gamma. Clamann (1969) a arătat că intervalele inter-impuls în mușchiul brachii biceps urmează o distribuție Gauss. DeLuca, Forrest (1973) au arătat că la mușchiul deltoid distribuția intervalelor inter-impuls este de tip Weibull. Se pare (Lago, 1977) că pentru contracții slabe și oboseitoare modelul Poisson devine acceptabil.

1.7. Recrutarea unităților motorii

Este un fapt general acceptat că în timpul contracției musculare voluntare, recrutarea unităților motorii progresează de la unități mici (număr de fibre mai mic, diametru mai mic al fibrelor, mai rezistente la oboseală) spre unități mari (număr mai mare de fibre, diametru mai mare, obosesc mai ușor) (Knaflitz, 1990). În timpul contracțiilor izometrice de forță constantă se pare (DeLuca, 1979) că o unitate motorie activă la început rămâne activă pe parcursul contracției, dar problema recrutării în timp nu este încă lămurită.

Mai mulți autori, Edwards, Lippold, Vredenburg, Rau, Person, au postulat că ar trebui să apară o recrutare dependentă de timp, pentru a întârzia oboseala în timpul contracțiilor prelungite, dar această ipoteză n-a putut fi confirmată (DeLuca, 1973) după datele cunoscute până în prezent.

În timpul unei contracții musculare menținută la forță constantă, dacă frecvența de descărcare a unităților motorii scade fără o recrutare suplimentară, este necesar un mecanism complementar pentru a menține forța constantă. Un astfel de mecanism posibil este potențarea tensiunii unităților motorii pe măsură ce contracția progresează

(DeLuca, 1979). Aproape de sfârșitul contracției susținute amplitudinea MUAP are tendința să crească, dar 33% din potențialele observate au scăzut în timp. Unele rezultate (Knaflitz, 1989) sunt consistente cu ipoteza că, în contracții voluntare, unitățile motorii ale mușchiului uman tibialis anterior, sunt recrutate în ordine crescătoare a valorilor vitezei de conducere VC, reflectând indirect o ordine crescătoare a mărimii fibrelor, punct de vedere susținut printre alții și de Carlo DeLuca (DeLuca, 1979), cu toate că el citează (Thomas et al.) o posibilă ordine inversă a recrutării în mușchii cu funcții fiziologice multiple. Freund (DeLuca, 1979) a găsit că vitezele de conducere cele mai mici, deci nervii cei mai mici, sunt asociate cu unitățile cu cel mai scăzut prag, lucru confirmat și de Clark (DeLuca, 1979): unități recrutate la nivele mici de forță au timpi de contracție mai mari și produc tensiuni (twitch tension) mai mici decât unitățile cu prag mai ridicat. Cu cât forța crește, sunt recrutate unități din ce în ce mai mari (DeLuca, 1979). Mediind forța musculară la apariția fiecărei noi unități motorii recrutate Milner-Brown (DeLuca, 1979) au găsit o relație liniară între tensiune și forță, indicând că elementul fracțional $\Delta F/F$ este constant. La cei mai mulți mușchi normali, recrutarea pare să fie terminată la aproximativ 75% MVC (DeLuca, 1979). În schimb, în timpul contracțiilor Hannerz (DeLuca, 1979) a observat o recrutare numai a unităților motorii care în mod normal ar fi fost activate la nivele mari ale forței. Aceste evidențe sugerează că pentru o sarcină dată ordinea de recrutare este stabilă, dar se pare ca ea are scheme diferite pentru sarcini diferite, deci recrutarea este sensibilă la forță. Mai mult, este importantă și viteza de variație a forței (DeLuca, 1979). La viteze mici de creștere a forței (100 g/s) frecvența descărcărilor are tendința de a atinge un platou, pe când la 1000 g/s unitățile motorii sunt recrutate la nivele mai mici de forță, dar cu frecvențe de descărcare mai mari. În cazul contracțiilor stimulate este acceptat (Knaflitz, 1990) faptul că la stimularea directă pe nerv cu electrozi implantați, ordinea de recrutare a unităților motorii la creșterea nivelului de stimulare este inversă aceleia din timpul recrutării voluntare. Pentru determinarea ordinii de recrutare trei factori par să aibă un rol important în timpul stimulării cu electrozi de suprafață (Knaflitz, 1990):

a. mărimea motoneuronului (relativ la pragul de excitabilitate, mărimea unității motorii, mărimea fibrelor musculare); b. mărimea ramurilor motoneuronului (diametrul cărora este relativ la pragul de excitabilitate); c. locația și orientarea ramurilor motoneuronului în câmp.

Factorii b. și c. par să joace rolul dominant. Ramurile terminale ale motoneuronilor mari (unități mari) pot fi sau mai mici sau localizate mai adânc decât acelea ale motoneuronilor mai mici încât pot fi excitate la nivele de curent mai mari (Knaflitz, 1990), ceea ce poate explica de ce la stimularea de suprafață se obține de obicei o ordine de recrutare similară aceleia în cazul contracțiilor voluntare. Cele de mai sus sunt confirmate și de alte cercetări (Velting, 1989), în sensul că ordinea de recrutare este influențată de poziția electrozilor, ca și de geometria nervilor și de vitezele de conducere în nerv și mediul din jurul său.

1.8. Sincronizarea funcționării unităților motorii

O unitate motorie (MU) este răspândită în mușchiul uman într-un teritoriu cu un diametru de cca. 5 mm în medie, dar pot fi detectate potențiale și la o distanță de 20

mm (Basmajian, 1976). Practic în fiecare teritoriu al unității motorii există fibre musculare întrepătrunse aparținând la cinci MU. Ca umare electromiograma reprezintă rezultanta depolarizărilor fibrelor din imediată vecinătate a suprafeței active a acului EMG.

Sincronizarea, tendința unei unități motorii de a descărca simultan sau aproape de momentul în care descarcă alte unități motorii, descrie comportarea reciprocă a acestora, unele față de altele. Deși fenomenul de sincronizare a unităților motorii n-a fost analizat și documentat în aceeași măsură ca alte proprietăți ale unității motorii totuși tendința de sincronizare la instalarea oboselei precum și în unele cazuri de boală a fost demonstrată (DeLuca, 1979).

1.9. Conceptul de oboseală musculară

Mușchii implicați într-un efort de durată obosesc continuu, oboseala putând fi corelată cu momentul din care oboseala contractilă este evidentă și efortul nu mai poate fi susținut. Oboseala poate fi asociată cu modificări biochimice și biofizice dependente de timp, înainte de a fi fost atins punctul de alterare a performanței mecanice - punctul de cădere.

Contractiile musculare susținute asociate extern cu incapacitatea de a menține o forță impusă conduc la oboseală fiziologică, tremor muscular sau durere localizate în mușchi, motiv pentru care se numește oboseală musculară localizată (Basmajian, 1985). Ea este asociată cu amplitudini mărite și cu deplasarea frecvențelor spre frecvențe mai mici.

Cele două sunt de fapt legate, pentru că în timpul unei contractii susținute cresc componentele EMG de joasă frecvență și de aceea prin țesut, care are un efect filtrant trece jos se va transmite mai mulță energie. Se observă că modificarea spectrală cea mai importantă are loc la începutul contractiei susținute, în timp ce creșterea cea mai importantă a amplitudinii se remarcă la sfârșitul contractiei. S-ar părea de aici că cele două au origini diferite (Basmajian, 1985). Descreșterea frecvenței descărcărilor este mai pronunțată spre începutul contractiei, ceea ce duce la descreșterea amplitudinii semnalului EMG și compensează creșterea datorată deplasării frecvențelor.

Pe de o parte creșterea în amplitudine s-a atribuit recrutării unor unități motorii adiționale necesare menținerii forței, deși s-a arătat că anumiți mușchi nu recrutează suplimentar.

Sincronizarea unităților motorii ar fi un al doilea mecanism posibil, dar sincronizarea este mai evidentă cu trecerea timpului ori, deplasarea frecvențelor se face mai pronunțat la începutul contractiei.

Deplasarea frecvențelor în spectrul de putere al semnalului poate fi cauzată de modificarea undelor ca formă, datorată modificării vitezei de conducere. Aceasta este în relație directă cu excitabilitatea membranei. Producerea compușilor acizi în mediul membranelor poate duce la descreșterea vitezei de conducere în membrană. În timpul contractiei fibrei musculare se formează acizi lactic și piruvic care trec prin membrana fibrei musculare în fluidul interstițial. Ionii de hidrogen care se acumulează înăuntru și în afara fibrei depind și de viteza de eliminare a lor, prin transport fizic sau reacții chimice. În general la contractii repetate concentrația ionilor de hidrogen crește iar pH-ul scade. Excitabilitatea membranei scade, viteza de conducere scade. Aceasta în

contractiile de forță constantă. În contractiile de forță variabilă, efectul filtrant al țesutului pentru unitățile motorii nou recrutate joacă și el un rol proeminent.

1.10. Sumar de date electrofizologice

Este clar din cele prezentate mai sus ca încă nu există o explicație definitivă a comportării unității motorii în timpul contractiilor musculare. Contradițiile aparente sunt datorate disparității datelor și comportării variabile a diferiților mușchi. Totuși unele lucruri sunt lămurite. În timpul unei contractii izometrice de forță constantă frecvența descrește în timp. Unitățile active la începutul contractiei rămân active pe tot timpul contractiei. N-a fost încă confirmată o recrutare dependentă de timp (DeLuca, 1979), așa cum ar fi de așteptat. Totuși tensiunea (twitch tension) unităților motorii crește se pare în timpul contractiei.

În timpul contractiilor izometrice de forță variabilă apare următoarea întrepătrundere între frecvența descărcărilor și recrutare. La începutul contractiei, recrutarea este factorul dominant, unitățile motorii cele mai mici fiind recrutate primele. Frecvența descărcărilor la recrutare este instabilă și are o valoare minimă de 5-6 impulsuri/s. Până la 30% MVC recrutarea rămâne factorul dominant cu creșterea forței fiind recrutate unități motorii din ce în ce mai mari; frecvența crește și ea, ca factor secundar. Pentru nivele de forță între 30% și 75% MVC factorul dominant este creșterea frecvenței dar mai persistă și recrutarea unor unități motorii din ce în ce mai mari. Pentru nivele de forță peste 75% MVC creșterea continuă a frecvenței descărcărilor este factorul dominant. În cei mai mulți mușchi în această fază nu mai apare nici o recrutare. Când totuși a fost observată recrutare, frecvența s-a dovedit neregulată. Amplitudinea MUAP crește cu creșterea raportului de inervare a unității motorii, crește tensiunea, dar frecvența descărcărilor scade în general. Rata de variație a forței de contracție are un efect marcant în jocul frecvență-recrutare. Odată cu apariția oboselii fenomenul de sincronizare a descărcărilor unităților motorii devine notabil în timpul atât al contractiilor izometrice de forță constantă cât și al celor de forță variabilă. Intervalele inter-impuls IPI între MUAP-uri adiacente s-au dovedit independente în cele mai multe cazuri (DeLuca, 1979).

PARTEA a II a

Capitolul 2

2. O ARHITECTURĂ ORIGINALĂ DE ACHIZIȚIE A ELECTROMIOGRAMEI

Capitolul 2 prezintă o metodă și o structură originală de achiziție de date, rezultate dintr-o experiență personală de mulți ani în acest domeniu și din particularitățile semnalelor biologice, care au făcut obiectul cercetărilor autorului în tot acest timp. Elementele de bază ale acestei metode rezultă din lucrările autorului datând din anii 1978-1981, perfecționate și finalizate până în prezent într-o viziune tehnologică modernă. În prima parte sunt discutate dezavantajele achiziției clasice a semnalelor prin valori echidistante, urmând prezentarea metodei achiziției semnalelor prin punctele lor esențiale, structura originală elaborată, descrierea unor interfețe care implementează această metodă, precum și validarea metodei prin analize cantitative, în scopul estimării erorii induse printr-o astfel de achiziție. Rezultatele confirmă consistența metodei, justificând pe deplin folosirea ei pentru achiziția semnalelor biologice, cu mari avantaje pentru prelucrarea ulterioară a datelor.

2.1. Dezavantajele achiziției clasice a electromiogramei

O structură clasică de achiziție prevede eșantionarea semnalului cu o anumită frecvență, conversia analog/numerică în momentul eșantionării și memorarea șirului de valori. Pe baza vectorului numeric obținut poate fi refăcut semnalul original, desigur în limitele rezoluției de conversie. Dezavantajele majore ale acestui sistem, mai ales în cazul în care este necesară și o prelucrare superioară a datelor, sunt:

1. memorie mare necesară pentru stocarea datelor, dependentă de viteza de achiziție;
2. timpul mare necesar prelucrării, cu atât mai mare cu cât este mai mare cantitatea de informație;

2.2. Achiziția semnalului electromiografic prin punctele sale esențiale

Pentru a atenua constrângerile de mai sus poate fi folosită o viteză mai mică de eșantionare, dar o problemă majoră determinată de o rată mică de eșantionare este pierderea de informație (figura 2.2.1 -1), de exemplu ratarea vârfurilor.

Pentru a evita dezavantajele de mai sus fără a pierde informație am ales pentru definirea semnalului punctele sale esențiale, adică vârfuri (puncte de întoarcere) și traversări ale liniei izoelectrice. Ideea de bază este aproximarea semnalului prin punctele sale esențiale, reconstituirea sa fiind o linie frântă (figura 2.2.1-2) care trece prin aceste puncte, așa încât în această variantă este necesară eșantionarea și memorarea numai a amplitudinilor și a momentelor prezenței acestor puncte, în locul unei eșantionări continue în sens clasic (Tărăță, 1993, 1994). Datorită păstrării nealterate a relațiilor temporale în semnal și pierderii nesemnificative de putere, aproximarea este bună și metoda rezultă în depășirea inconvenientelor menționate. Activitatea bioelectrică ilustrată de electromiogramă este bine definită de prezența vârfurilor. Alegerea vârfului ca moment important este justificată de faptul că vârful impulsului corespunde în timp activității celor mai multe dintre fibrele unității

motorii. Am elaborat în acest sens o metodă și un aparat care se bazează tocmai pe detecția vârfurilor (Neșțianu, Tărăță, 1978, 1981a, Tărăță, 1993, 1994).

Metoda prezintă dezavantajul că nu permite și o analiză a amplitudinilor și că vârfurile nu sunt singurele elemente importante ale semnalului, dacă acesta nu este pur impulsional.

Dacă asimilăm semnalul cu o linie frântă rezultată prin unirea punctelor esențiale ale traseului (figura 2.2.1-2), traversări ale liniei izoelectrice și extreme absolute sau relative - vârfuri - eșantionarea, conversia numerică și memorarea valorilor semnalului se poate face numai în momente corespunzătoare acestor puncte, rezultând o mare economie de memorie și de timp la o prelucrare ulterioară.

În scopul reconstituirii ulterioare a traseului metoda prevede cuantificarea și memorarea amplitudinii și a timpului între fiecare două puncte importante consecutive ale traseului.

Sunt însă situații în care este obligatorie achiziția clasică a semnalului, pentru a păstra maximum de informație, în această situație fiind absolut necesară o rată foarte mare de achiziție.

Un sistem versatil trebuie să asigure ambele variante de achiziție.

Este bine cunoscută prezența și influența nedorită a zgomotului cu cauze multiple: electrozi, lanțul de prelucrare analogică, dar și activitatea unor unități motorii îndepărtate de electrod.

În toate aceste situații este necesară eliminarea acestor zgomote. Cum eliminarea totală a zgomotului este practic imposibilă, îmbunătățirea raportului semnal/zgomot este singura alternativă, echivalentă cu diminuarea zgomotului, semnalul fiind astfel avantajat.

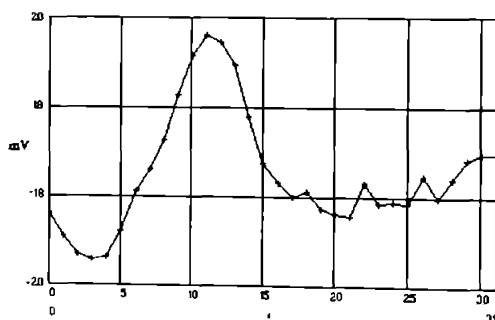


Figura 2.2.1-1. Eșantionarea cu pas constant.

Vârfurile pot fi ratate la o eșantionare mai rară.

În electromiogramă sunt supărătoare atât zgomotele de joasă frecvență materializate prin oscilații ale liniei izoelectrice cât și cele de înaltă frecvență.

O soluție în acest sens o constituie filtrarea trece-bandă, care însă deși obligatorie, nu este atât de eficientă întotdeauna.

O soluție alternativă importantă este derivarea de ordinul 2 a semnalului (low pass

differentiation) urmată de o filtrare trece-jos. Acest tip de derivare specială se poate realiza analogic sau numeric, hardware sau software.

Vom descrie în cele ce urmează soluția pe care am implementat-o cu rezultate foarte bune, care pentru toate prelucrările semnalului electromiografic s-a dovedit benefică, impunându-se prin calitățile sale în partea de preprocesare a semnalelor.

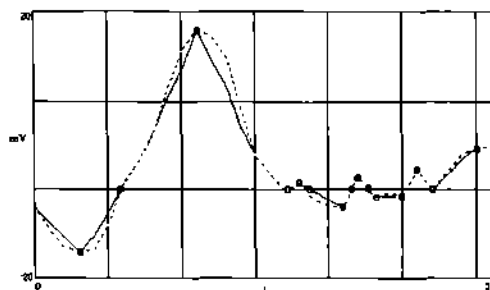


Figura 2.2.1 - 2. Aproximarea semnalului prin punctele sale esențiale.

2.3. Derivarea de ordinul 2 a semnalului EMG

Impulsurile MUAP care sunt generate de fibrele musculare din apropierea electrodului au fronturi bruște, pe când MUAP-uri cu origine mai îndepărtată sunt lățite datorită caracterului de filtrare trece-jos al țesutului muscular, și cu amplitudine mai mică datorită atenuării în țesut.

Ca rezultat, filtrarea trece sus sau derivarea (McGill et al., 1985) sunt efective pentru evidențierea vârfurilor din activitatea de bază. Se observă în figura 2.3-1 că potențialele MUAP sunt accentuate prin derivare, iar activitatea de fond mult atenuată, cu un conținut mult mai bogat în înaltă frecvență.

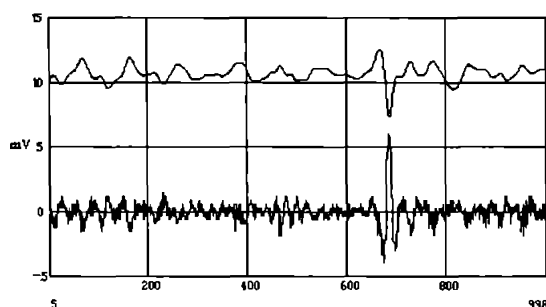


Figura 2.3-1. Derivarea trece-jos de ordinul doi îmbunătățește raportul semnal/zgomot, evidențiind vârfurile.
Sus - semnal original; jos - semnal derivat.

Sunt folosite (McGill, et al., 1985) două tipuri de astfel de prefiltre:

de ordinul 1 :

$$Y(t) = X(t+1) - X(t-1)$$

de ordinul 2 :

$$Y(t) = X(t+2) - X(t+1) - X(t) + X(t-1)$$

unde $X(t)$ sunt eșantioanele semnalului brut iar $Y(t)$ eșantioanele semnalului filtrat.
O generalizare a relației de mai sus dă:

$$Y(t) = X(t+n) - X(t-n)$$

pentru ordinul întâi, respectiv

$$Y(t) = X(t+2*n) - X(t+n) - X(t) + X(t-n)$$

pentru ordinul doi, unde n este un factor ales între 1 și 5.

La creșterea lui n de la 1 spre 5, filtrarea se reduce. Filtrarea de ordinul doi atenuează mai sever conținutul de joasă frecvență al potențialelor de teritoriu motor. Filtrele de ordinul întâi cu $n=3$ produc semnale mai potrivite pentru prelucrări ulterioare.

Aceste filtre aparțin clasei derivatoarelor trece-jos cu proprietăți importante:

1. sunt proiectate pentru eșantionare 'Nyquist' eficientă ;
2. au rezoluție temporală foarte bună care rezultă din banda lor largă;
3. sunt foarte rapide.

Așa cum se vede ele calculează aproximații ale primei și celei de-a doua derivate a semnalului de intrare, accentuând astfel fronturile rapid crescătoare ale MUAP, pe care le convertesc în impulsuri mono și bifazice.

În general derivarea accentuează zgomotul de înaltă frecvență, dar poate fi aplicată în siguranță asupra semnalelor cu raport semnal/zgomot suficient de mare, restrângând operația la frecvențele de interes.

Din punct de vedere al domeniului frecvență, aceste filtre sunt filtre trece-bandă care permit trecerea energiei corespunzătoare fronturilor și suprimă energia de joasă frecvență de bază și zgomotul de înaltă frecvență.

Impulsurile transformate prezente în semnalul astfel filtrat au avantaje nete:

- pot fi detectate mai ușor folosind tehnici simple
- sunt înguste, fiind un instrument potrivit pentru a detecta fenomene apropiate în timp
- marchează precis momentele MUAP-urilor, încât pot fi bine folosite pentru alinierea undelor.

Datorită îngustimii lor, impulsurile după derivare sunt mai vizibile decât MUAP-urile însele în semnalul original, în primul rând datorită suprimării zgomotului de joasă frecvență. Datorită acestei derivări, secvențe de impulsuri evidente în semnalul original și de formă asemănătoare, dar afectate de variații de amplitudine sunt transformate în secvențe mult mai constante.

2.4. Arhitectura interfeței de achiziție

Pornind de la considerațiile de mai sus am elaborat o interfață de achiziție analog/numerică a cărei arhitectură este prezentată în continuare, întâi pe blocuri componente, apoi în ansamblu.

2.4.1. Blocul analogic

Blocul analogic asigură două canale identice de prelucrare, schema bloc a unui canal fiind prezentată în figura 2.4.1-1.

Pe o cale, către o ieșire spre convertorul analog/numeric este transmis semnalul de intrare filtrat trece-jos (FTJ).

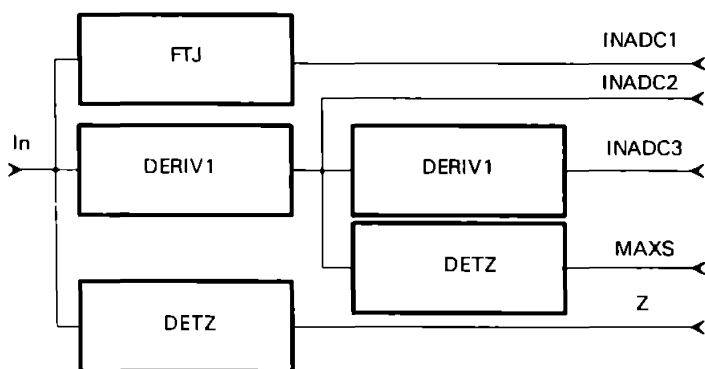


Figura 2.4.1-1. Blocul analogic

Pe o a doua cale către o a doua ieșire spre convertorul analog / numeric este prezent lanțul de derivare DERIV1, DERIV2, FTJ fiecare asigurând diferențierea de ordinul 1 a semnalului de la intrarea sa, respectiv filtrarea trece-jos a derivatei a doua a semnalului original.

Anularea derivatei 1 a semnalului este detectată de blocul DETZ care semnalează aceste momente pe linia MAX1, pentru ca, dacă acest lucru este programat, să se achiziționeze numai valorile de maxim ale semnalului.

Un detector al trecerilor prin zero ale semnalului emite pe linia Z câte un impuls corespunzător fiecărei traversări a liniei izoelectrice.

Acestea sunt informațiile esențiale pentru a putea fi achiziționat semnalul, fie clasic, continuu, eventual și cu derivata sa a doua în scopul unor prelucrări superioare, fie numai prin punctele sale esențiale, pe două căi distincte, corespunzând la două canale electromiografice distincte, necesare fie pentru studii comparative fie pentru măsurări mai speciale, de exemplu sincronizarea unităților motorii. Detaliem acum elementele importante ale blocului analogic.

2.4.1.1. Derivator de ordinul 1 și 2

O problemă majoră a circuitelor de derivare este zgomotul mare, care rezultă din răspunsul în frecvență, de câștig din ce în ce mai mare al derivatorului și din amplificarea mare a zgomotului amplificatorului (Graeme, 1973).

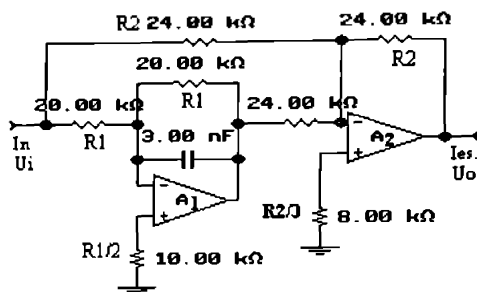


Figura 2.4.1.1-1. Circuit de derivare de ordinul I, cu integrarea zgomotului AO

La un derivator clasic zgomotul de intrare Ez creează o ieșire

$$U_o = R * C * s * E_z$$

Pentru a reduce acest zgomot se folosește un circuit special (figura 2.4.1.1-1) unde derivata semnalului se obține din semnal și din integrala sa:

$$U_o(s) = -U_i * \frac{R1 * C * s}{1 + R1 * C * s}$$

Răspunsul $U_o(s)$ (figurile 2.4.1.1-2, 2.4.1.1-3) al circuitului este de aceeași formă cu al unui derivator simplu cu un rezistor $R1$ de limitare a câștigului egal cu cel de pe calea de reacție.

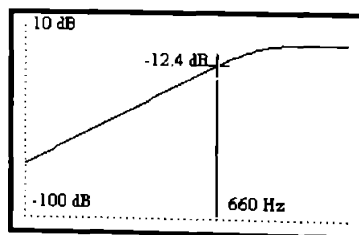


Figura 2.4.1.1-2. Răspunsul în amplitudine al circuitului de derivare trece jos de ordinul I

Numitorul limitează răspunsul circuitului, dar la o frecvență suficient de mică

$$f \ll \frac{1}{2\pi \cdot R1 \cdot C},$$

răspunsul este de fapt

$$U_o(s) = -U_i \cdot R1 \cdot C \cdot s$$

adică derivata semnalului de intrare.

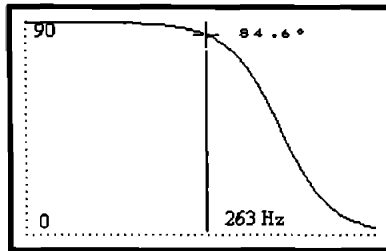


Figura 2.4.1.1-3. Răspunsul în fază al circuitului de derivare de ordinul I cu integrarea zgomotului AO

Zgomotul lui A1 este integrat în loc să fie multiplicat, rezultatul fiind un zgomot care descrește cu frecvența, în loc să crească, și este combinat cu al inversorului, pentru a da $E_{zo}(s)$:

$$E_{zo}(s) = \frac{U_{z1}}{1+R1 \cdot C \cdot s} + U_{z2}.$$

Cascadarea a două etaje identice generează derivata a 2 a a semnalului, cu o comportare asemănătoare cu cea descrisă pentru derivatorul numeric prezentat mai sus. În figura 2.4.1.1-4 este prezentat derivatorul trece jos de ordinul doi, iar în figurile 2.4.1.1-5 și 2.4.1.1-6, răspunsurile acestui circuit în amplitudine și fază.

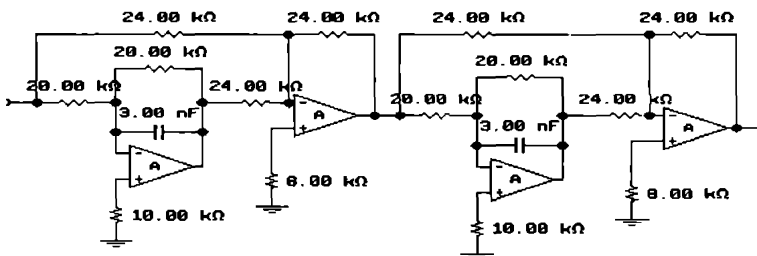


Figura 2.4.1.1-4. Circuit de derivare de ordinul II cu integrarea zgomotului AO

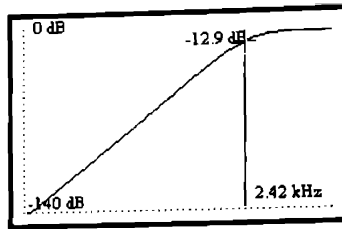


Figura 2.4.1.1-5. Răspunsul în amplitudine al circuitului de derivare de ordinul II cu integrarea zgomotului AO

Sunt de remarcat efectele preconizate asemănătoare cu ale derivatorului numeric, anume atenuarea atât a frecvențelor joase cât și înalte, îmbunătățirea raportului semnal/zgomot și uniformizarea amplitudinilor.

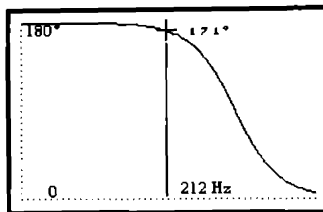


Figura 2.4.1.1-6. Răspunsul în fază al circuitului de derivare de ordinul II cu integrarea zgomotului AO

2.4.1.2. Blocul numeric

Blocul numeric (Anexa BLACH) asigură dialogul cu calculatorul gazdă, comanda multiplexorului MUX și a convertorului analog/numeric ADC precum și programarea și startarea număratorului programabil NP care furnizează timpul (momentul apariției) fiecărui eșantion, pentru a preciza poziția pe axa timpului.

În cazul eșantionării continue cu viteză constantă, poziția pe axa timpului este implicit dată de numărul eșantionului și de frecvența de achiziție. În cazul achiziției semnalului prin punctele sale esențiale (vârfuri, treceri prin zero) este absolut necesară precizarea explicită a momentului, fie relativ, față de precedentul, fie absolut, față de începutul achiziției, caz în care NP numără continuu. Achiziția implică transferul în memorie a amplitudinii și a momentului pentru fiecare valoare convertită.

2.4.1.3. Interfețe originale de achiziție

Pornind de la ideile precizate mai sus, am abordat problema achiziției semnalului electromiografic prin realizarea a două interfețe, care deși au la bază aceleași idei, sunt implementări diferite, așa cum vom vedea.

A. O realizare este prezentată în anexele ISADM08, ISADM55, ISADM53, ISADMP, modulul de achiziție cuprinzând un convertor analog/numeric SADM 08-16 care asigură 16 intrări analogice monopolare sau 8 diferențiale, rezoluție 8 bit, timp de conversie 40 μ s.

Modulul permite fie achiziția continuă de date cu o perioadă programabilă, caz în care la sfârșitul fiecărei conversii corespunzând perioadei programate se solicită o cerere de întrerupere (NMIL), în acest timp putând fi numărate și impulsuri de la o linie de intrare (IMP) într-un interval de timp programat, fie achiziția rezultatului unei conversii, comandată pe linia MEMRLOW prin intrarea SOCl.

Comutatoarele K1-K5 sunt astfel programate încât să asigure intrări monopolare, iar amplificatorul de instrumentație este conectat în configurație inversoare.

Câștigul amplificatorului este

$$G=1+Rg/40,$$

reglat astfel încât modulul să aibă $G=3$ ceea ce oferă un domeniu de intrare de +/- 1,66 V. Cu potențioetrele P1, P2, se reglează liniaritatea, respectiv capătul superior al scalei, în reglaje succesive.

Startul conversiei (la convertor) se face pe linia MEMRLOW (58) de la OUT0 (N1) de la numărătorul zero al circuitului 8253. Numărătoarele 1 și 2 divizează succesiv semnalul CLK 20ms până la o secundă (OUT1/N1), respectiv până la un număr programabil de secunde (OUT2/N1) care determină timpul între rafale de achiziție (OUT0/N2). Acest din urmă numărător numără efectiv conversiile, semnalate de linia READY (SADM 08-16). Celelalte două numărătoare OUT1 (N2/13), OUT2 (N2/17) sunt astfel conectate încât să poată număra impulsuri de pe linia IMP într-un timp programabil, oferit de OUT1 (N2).

Achiziția efectivă se realizează prin intermediul unui port paralel programabil 8255, anume a portului PB asignat ca port de intrare.

Portul C (PC4-PC7 /ieșire) asigură cei patru biti necesari selectării canalelor analogice de intrare prin multiplexorul din SADM 08-16.

Transferul cuvântului rezultat al conversiei în PB se face la comanda de pe linia STB de către semnalul READY, validat de către OUT0 (N2).

Linia PA7 permite startarea/oprirea conversiei prin blocarea numărării impulsurilor de tact prin G0 (N1), iar linia PA6 asigură o inițializare.

Selecția circuitelor (diferitelor porturi) pentru programare și lucru se face prin decodificatorul de adrese 8205.

B. O a doua realizare, SASER, specifică modului original de achiziție a semnalului prin punctele sale esențiale este prezentată în cele ce urmează și constă dintr-un bloc de intrare (anexa SASERBLI) și un bloc de conversie analog/numerică (anexa SASERCAN) pentru fiecare canal de achiziție, acestea având posibilitatea prin structură să lucreze în paralel, independent, așa încât sunt potrivite și pentru analiza unor fenomene care pot să apară sincron pe două canale electromiografice.

Conform structurii prezentată în figura 2.4.1-1, blocul de intrare reprezintă DERJVI și DETZ și constă dintr-un redresor de precizie (OA1, OA2) urmat de un circuit cu eșantionare și țineră (OA3, OA4) comandat fie printr-un al doilea lanț (OA5, OA6, OA7) care detectează punctele în care se anulează derivata întâi, fie periodic

echidistant în timp odată cu pregătirea unei noi conversii (PCAN=0) astfel încât rezultatul conversiei este în primul caz valoarea semnalului în punctele de întoarcere, iar în al doilea, clasic, succesiunea de valori corespunzând eşantionării semnalului cu pas constant. În scopul completării informaţiei despre semnal şi cu poziţia punctelor de zero, traversările liniei izoelectrice, un al treilea lanţ din blocul de intrare detectează semnul (SIGN, SIGN/) şi generează impulsuri (Z1*, Z1*/) corespunzând trecerilor prin zero, informaţiile acestea fiind folosite în blocul porturilor de achiziţie (anexa SASERPAC).

Convertorul analog/numeric (anexa SASERCAN) generează la portul său de ieşire DA rezultatul conversiei comandată de semnalul SOC (start conversie) şi semnalul EOC (sfârşit conversie) şi semnalele EOC* şi EOC*/. Conţinutul portului DA este transferat în A3 (SASERPAC) la fiecare sfârşit de conversie, cu excepţia momentelor trecerilor prin zero, când portul A3 este şters de către Z1*/ prin linia sa CLR, astfel încât valoarea transferată este în mod firesc, zero. În acest fel, portul A3 conţine permanent informaţia de amplitudine, indiferent în ce mod de achiziţie este folosită interfaţa.

Porturile A1 şi A2 sunt destinate memorării intervalului de timp între conversii succesive, respectiv între punctele esenţiale ale semnalului, timp măsurat de numărătoarele B20, B21, B18, B19. La încărcarea timpului în A1, A2 se activează linia INT/ care este folosită pentru o cerere de întrerupere.

Informaţia completă despre un punct al semnalului în varianta achiziţiei prin punctele esenţiale constă deci din valoarea amplitudinii însoţită şi de semnul SIGN (A3), respectiv de timpul scurs de la punctul precedent (A1, A2), în total 3 octeți/punct esențial.

2.5. Estimarea erorii induse de aproximarea semnalului electromiografic prin punctele sale esenţiale

Am analizat semnalul original (EMG culeasă cu ac de la primul interosos dorsal) eşantionat cu o perioadă de 20 μ s/eşantion şi aproximarea sa poligonală în domeniile timp şi frecvenţă cu intenţia estimării erorii induse de o astfel de trunchiere.

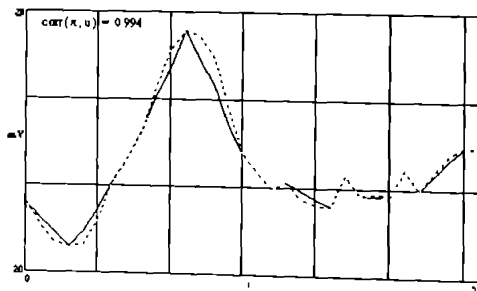


Figura 2.5-1. Potențialul de acțiune P1, eşantionat clasic (linie punctată) şi prin punctele esenţiale (linie continuă)

Urmând metoda prezentată mai sus electromiograma a fost achiziționată cu un electrod ac monopolar de la primul interosos dorsal al mâinii stângi a unui subiect sănătos, la o contracție moderată, semnalul a fost amplificat și prefiltrat cu un electromiograf MG42 și achiziționat prin intermediul interfeței descrisă mai sus printr-un microcalculator PC386, continuu cu o perioadă de 20 μ s/eșantion și prin punctele sale esențiale.

Din datele brute au fost selectate 20 segmente de date de câte 6 ms fiecare, astfel încât să includă fiecare câte un potențial de acțiune.

Pentru reconstruirea semnalului sunt posibile două metode, hardware - un numărător urmat de convertor numeric/analogic, care să refacă pantele semnalului între fiecare două puncte esențiale consecutive, sau software. Prima are avantajul de a opera în timp real.

Achiziția semnalului EMG prin punctele sale esențiale păstrează relațiile temporale în semnal, lucru deosebit de important deoarece vârful principal al potențialului de acțiune de teritoriu motor de exemplu corespunde în timp activității celor mai multe din fibrele musculare ale teritoriului motor, ori marcarea defectuoasă a vârfului ar induce erori. Îndată ce relațiile temporale sunt garantate, a doua problemă la care trebuie răspuns privește pierderea de putere cauzată de aproximare, comparativ cu achiziția continuă.

Pentru fiecare segment de date am calculat spectrul de putere (figura 2.5-2) folosind transformata Fourier rapidă și o fereastră Hamming.

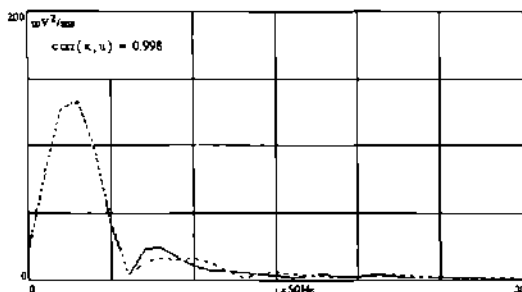


Figura 2.5-2. Spectrul de putere al semnalului P1, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

Figura 2.5-3 prezintă diferența procentuală între spectrele corespunzând celor două semnale, originale și trunchiat, rezultatele detaliate fiind date în tabelul T2.5-1.

Spectrul de putere a fost integrat, cu intenția de a estima care este ordinul maxim al coeficienților Fourier astfel ca în semnalul aproximativ să fie atinsă 90 % din puterea semnalului.

Coeficientul de corelație mediu pentru semnal și aproximarea sa a fost 0,9866, cu o corelație medie între spectre de 0,966. Media diferențelor normalizate maxime între spectrele de putere este 8,11%. Aceasta este o concluzie încurajatoare în aceea că aproximarea este consistentă.

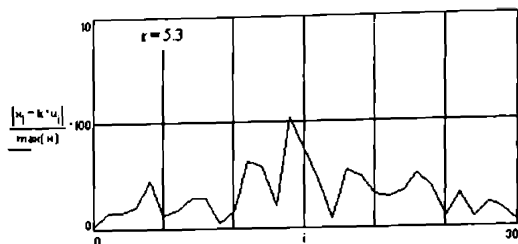


Figura 2.5-3. Diferența normalizată între spectrele de putere ale semnalului P1, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

Se vede că pentru toate cele 5 potențiale studiate lobul spectral principal se reconstruiște cu primii 7 coeficienți Fourier, ceea ce reprezintă energia majoritară a semnalului, conform anexei ERACAPE și tabelului.

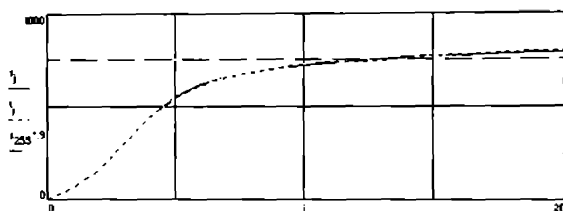


Figura 2.5-4. Evoluția puterii spectrale cu rangul (frecvența) componentei spectrale a semnalului P1, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

Mai mult, scăzând între 1 % și 5 % din componentele de înaltă frecvență din spectrul de putere al semnalului aproximativ, semnalul reconstruit și originalul sunt practic identice, cu un coeficient de corelație 0,999, care confirmă că semnalul reconstruit are un conținut ușor mai mare în înaltă frecvență datorat aproximării poligonale, ușor de anulat printr-o filtrare trece - jos .

Tabel T2.5-1

Semnal	r_c	r_r	$\Delta_{max} \%$	Ord. coef. sp. Δ_{max}	% energ. Δ_{max}	Coef. sp. 90%	Coef. sp. lob princ.
P1	0,994	0,998	5,32	14	93	13	7
P2	0,982	0,998	6,718	7	90	13	7

P3	0,983	0,997	7,911	16	96	13	7
P4	0,987	0,994	11,105	7	86	16	7
P5	0,987	0,995	9,531	9	87	16	7
x_m	0,9866	0,996	8,11				
s	+0,0047	+0,0018	+2,27				

Semnal

- potențial de acțiune de teritoriu motor P_i

r_i

- coeficient de corelație între semnalul eșantionat clasic și prin punctele sale esențiale

r_c

- coeficient de corelație între spectrele de putere ale semnalului eșantionat clasic și prin punctele sale esențiale

$D_{max}\%$

- abaterea maximă între spectrele energetice ale ale semnalului eșantionat clasic și prin punctele sale esențiale

Ord. coef. sp. D_{max}

- ordinul coeficientului spectral corespunzător lui D_{max}

% energ. D_{max}

- energia semnalului refăcut din seria trunchiată până la **Ord. coef. sp. D_{max}** , % din total

Coef. sp. 90%

- ordinul coeficientului spectral corespunzător nivelului de putere de 90 % din puterea totală

Coef. sp. lob princ.

- ordinul coeficientului spectral până la care se reconstruiește lobul principal, reprezentând conținutul de putere major

2.6. Concluzii

Metoda originală elaborată de achiziție a semnalelor prin punctele lor esențiale este superioară achiziției clasice prin:

1.1 Cantitate mai mică de informație

1.2 Extragerea informației esențiale, punctele esențiale ale semnalului având justificare fiziologică

1.3 Economie de timp prin minimizarea informației redundante. Prelucrarea semnalului mioelectric, a semnalelor biologice în general, implică achiziționarea semnalului pe timpi foarte lungi uneori, rezultând cantități foarte mari de informație, dată fiind frecvența mare de achiziție (100-200 μ s/eșantion), în condițiile în care o parte însemnată din informație este redundantă.

2. Implementarea metodei prin structura originală și interfețele de achiziție realizate contribuie mult la punerea în valoare a metodei. Este asigurată o implementare hardware a unor funcții de prelucrare analogică (de exemplu derivarea de ordinul II cu filtrare trece jos). Deplasarea oricărui element de prelucrare din domeniul numeric în

domeniul prelucrării analogice, în timp real, accelerează semnificativ aplicația. Din aceste motive noua structură propusă este performantă, menționând că, de exemplu la prelucrarea electromiogramei spontane timpul total de prelucrare se reduce de până la 5 ori, ceea ce reprezintă un câștig important.

3. Pentru a pune în valoare calitățile metodei, este necesară diminuarea zgomotului din zona liniei izoelectrice printr-o filtrare corespunzătoare a semnalului.

4. Abaterea între semnalele reconstruite din eșantioane echidistante și prin puncte esențiale este de ordinul procentelor (v. tabelul T2.5-1), ceea ce garantează consistența metodei.

Capitolul 3

3. ANALIZA DESCĂRCĂRILOR EMG SPONTANE

Capitolul prezent constituie o abordare de strictă originalitate cu prioritate mondială (v. bibliografia) privind analiza cantitativă a unui tip de semnal electromiografic particular - descărcările electromiografice spontane, cu importanță într-o zonă a patologiei neuro - endocrine. Preocupările privind prelucrarea acestui tip de semnal datează din 1981, când am făcut o primă abordare hardware de analiză cantitativă, brevetată, soluționând însă problema modern, eficient în ultimii ani. În continuare sunt prezentate această abordare și alți doi algoritmi, aceste trei soluții constituind de fapt pași succesivi cu îmbunătățiri majore progresive, care au condus la performanța actuală. Capitolele 4 și 5 propun și ele soluții care concură la performanța globală, rezultatul final fiind un instrument efectiv de lucru în sprijinul medicului specialist. Prin cercetări intense multidisciplinare am validat clinic soluțiile propuse, deși drumul este în continuare deschis, prin noutatea absolută a acestui instrument.

3.1. Tablou fiziologic și fizopatologic

Așa cum se știe, relația care leagă deschiderea canalelor de sodiu de amplitudinea depolarizării impune membranei modulează excitabilitatea membranelor nervoase. Dar această legătură este influențată și de concentrațiile altor ioni, și anume, o scădere a calciului sau magneziului sau creșterea pH-ului mărește excitabilitatea fibrelor nervoase. O scădere a calcemiei declanșează un tablou clinic caracterizat prin parestezii și spasme numite tetanie. Alcaloza care rezultă ca urmare a unei hiperventilări într-o criză de enervare creează un tablou clinic asemănător, în acest caz fiind vorba de spasmofilie. Acestea pot determina activitate electromiografică spontană care se manifestă prin grupuri de descărcări organizate. Amplitudinile individuale în cadrul grupurilor sunt relativ ample, deși destul de variabile. Nici amplitudinile, nici timpii, nu sunt singure suficiente pentru detectarea grupurilor de impulsuri, dată fiind variabilitatea lor și zgomotul de fond.

Parestezia apare mai ales la nivelul mâinilor și în jurul gurii, dar pot să apară crampe în special la mușchii mâinilor și picioarelor, dar și la alți mușchi cu excepția celor oculari. Percutarea nervului facial înaintea tragus-ului urechii declanșează o contracție a mușchilor faciali - acesta este semnul lui Chvostek.

Aplicarea pe braț a unui garou sau a unei manșete de tensiometru umflată la o presiune superioară presiunii arteriale declanșează o contracție a mușchilor mâinii - semnul lui Trousseau (Godaux, 1989). Legat de acesta se folosește un test electromiografic specific destinat să pună în evidență o tetanie sau o spasmofilie latentă. Se plasează un electrod de electromiografie coaxial în mușchiul prim interosos dorsal (sau pe piele dacă electrodul este de suprafață). O manșetă de tensiometru se menține umflată la o presiune superioară presiunii arteriale timp de 10 min.

În cazul subiectului sănătos nu apare nici o activitate electromiografică indusă de această manevră, în nici un moment al testului. În cazul unei tetanii (spasmofilii) apar contracții ale mușchilor mâinii la 1-2 min. de la punerea garoului (semnul Trousseau), care se estompează câteva minute mai târziu, garoul fiind menținut.

La dezumflarea manșetei apar însă semne specifice. La 1 minut și jumătate-2 minute de la desfacere apar descărcări multiple, repetitive (multiplete) formate prin pulsația repetată a unei unități motorii (figura 3.1.-1). La respirația rapidă și profundă (hiperpnee) frecvența și numărul acestor multiplete crește.

Potențialele se pot repeta de 2-10 ori în cadrul unui multiplet. Godaux (1989) precizează lipsa dubletelor, noi însă le-am observat, însă nu frecvent.

Intervalul de timp care separă potențialele în cadrul unui multiplet este foarte scurt (câteva milisecunde), putând fi inferior perioadei refractare a membranelor musculare, caz în care, evident amplitudinea potențialului secund este mai mică decât a precedentului, și astfel se explică fluctuația uneori destul de mare de amplitudine a potențialelor unei aceeași unități motorii în cadrul unui multiplet, deoarece un potențial de acțiune e urmat de o perioadă (refractoră absolută) în timpul căreia este imposibil de declanșat un al doilea potențial și de o perioadă ulterioară (refractoră relativă) când este mai dificil să se declanșeze, iar odată declanșat are o amplitudine mai mică. Amplitudinile și intervalele sunt astfel corelate, ceea ce explică variabilitatea multiplerelor, cu implicații directe privind detecția și analiza lor.

După vârful potențialului de acțiune, toate canalele de sodiu sunt inactivate. Atunci este imposibil să se declanșeze un nou potențial. Mai târziu un anumit număr de canale de sodiu trec din nou în stare activabilă, dar sunt în număr mic.

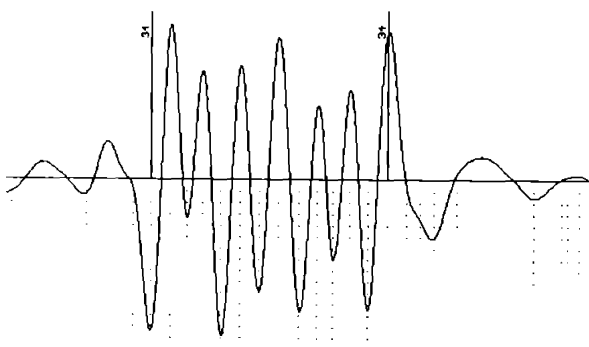


Figura 3.1.-1. Descărcări EMG spontane - multipler

Declanșarea acum a unui potențial de acțiune este posibilă dar dificilă, sau stimulul trebuie să fie suficient de intens că să activeze toate canalele de sodiu activabile. Rezultatul în acest caz este o intrare mai mică de ioni de sodiu și deci o amplitudine mai mică. Când toate canalele de sodiu au redevenit active amplitudinea unui nou potențial de acțiune revine la normal.

3.2. Prelucrarea numerică

Până acum singura informație de care medicul dispunea în momentul în care pacientul prezenta descărcări spontane în proba Trousseau era imaginea pe tubul catodic al electromiografului și respectiv sunetul asociat descărcărilor, după care putea aprecia

că descărcările sunt multe sau puține, mai mari sau mai mici, și respectiv durata totală a fenomenului.

Am făcut o primă încercare (Neșțianu, Tărăță, Brevet de Invenție 77109 / 1981) de cuantificare a acestui fenomen folosind un circuit electronic pentru a detecta și clasifica multipletele (figura 3.2.-1), respectiv pentru a asigura înregistrarea pe hârtie a apariției lor, fiecare corespunzător componente sale (dublete, triplete, cadruplele ...). Metoda prevede determinarea numărului de multiplete existente într-un semnal EMG provenind dintr-un teritoriu motor după criteriul unui interval de timp între impulsuri consecutive mai mic decât un interval maxim, iar în scopul evidențierii distribuției temporale a multiplanetelor în funcție și de numărul de impulsuri elementare componente, prevede gruparea multiplanetelor după numărul de impulsuri din care sunt formate și generarea unui set de semnale, fiecare sincron cu apariția unui multiplanet aparținând unei grupe de selecție. Circuitul (figura 3.2.-1, 3.2.-2) oferă un impuls de numărare corespunzător prezenței unui multiplanet la o ieșire a unui circuit basculant bistabil.

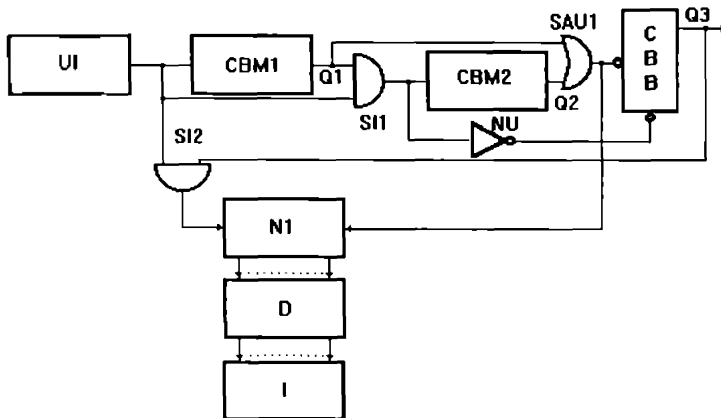


Figura 3.2.-1. Circuit pentru detecția și clasificarea multiplanetelor.

La intrarea lui de tact sunt aplicate impulsuri de la o poartă SAU, a cărei primă intrare preia de la o ieșire a unui circuit basculant monostabil impulsuri de durată mai mare decât dublul intervalului de timp cel mai mare posibil între impulsuri consecutive ale unui multiplanet, circuitul monostabil fiind comandat pe front pozitiv de impulsuri rezultate prin conjuncția logică într-un circuit ȘI a impulsurilor de la o ieșire a unui alt circuit basculant monostabil comandat de impulsuri corespunzând descărcărilor EMG și aceste din urmă impulsuri.

La a doua intrare a circuitului SAU se aplică impulsuri de la ieșirea celui de-al doilea circuit monostabil a cărui temporizare este comparabilă cu dublul intervalului de timp cel mai mare posibil între impulsuri consecutive ale unui multiplanet, la intrarea SET a circuitului basculant bistabil aplicându-se impulsuri de la ieșirea circuitului ȘII prin intermediul unui circuit de negare. În scopul afișării distribuției temporale a multiplanetelor, impulsurile sunt numărate de un numărator, accesul lor către intrarea de

numărare fiind validat prin intermediul unei alte porți ȘI2, la un set de ieșiri ale numărătorului apărând o combinație de cod care decodificată determină apariția unui impuls corespunzător la una din liniile de ieșire ale acestui decodificator, corespunzând prezenței unui multiplet aparținând unei grupe de selecție, deci format dintr-un anumit număr de impulsuri.

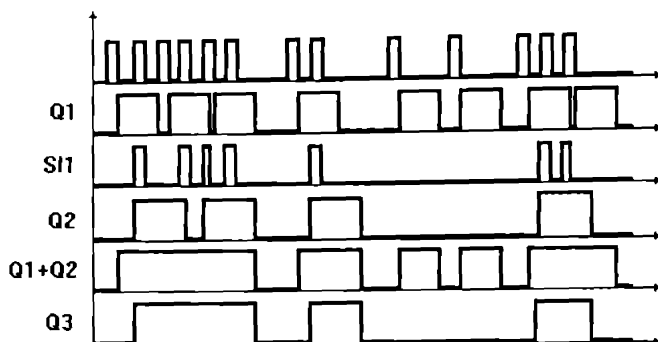


Figura 3.2.-2. Circuit pentru detectia și clasificarea multipletelor.
Diagrama temporală.

După analiza fiecărui multiplet numărătorul este adus într-o stare zero de către un impuls aplicat unei intrări de ștergere. La ieșirea circuitului SAU nivelul logic setat 1 de către un al doilea impuls care satisface condiția de timp se menține atâta timp cât impulsurile de la intrare aparțin unui multiplet. Dacă la intrare nu mai apare un impuls următor cât timp ieșirile Q1 sau Q2 sunt la nivel logic 1, ieșirea circuitului SAU revine la 0 imediat ce ieșirea circuitului CBM1 sau CBM2 care a fost comandat ultimul într-o stare 1 revine la 0, ceea ce determină transferul circuitului CBB într-o stare 0 prin intermediul intrării de tact, semnalând astfel terminarea multipletului, moment din care circuitul este pregătit pentru detectarea unui alt multiplet. Impulsurile de la ieșirea Q3 pot fi numărate cu un numărător auxiliar, numărul obținut reprezentând numărul total de multiplete.

Deși a fost un prim pas funcțional, această abordare suferă de o anumită rigiditate impusă de o structură fixă - circuitul electronic.

Recent am abordat aceeași problemă prin doi algoritmi diferiți, pe care îi prezint detaliat în continuare. În ambele proceduri am prelucrat descărcările spontane apărute în mușchii interosoși ai mâinii în urma testului Trousseau, preluate cu un Electromiograf Medicor MG 42, într-un microcalculator IBM PC 386.

3.2.1. Algoritmul I

După o analiză preliminară a traseului pentru a determina caracteristicile zgomotului, este programat un nivel de trigger-are în scopul eliminării componentelor foarte mici și zgomotului, după care semnalul este achiziționat prin punctele sale de întoarcere (vârfuri), prin memorarea numai a amplitudinii vârfurilor și a poziției lor pe axa

timpului obținându-se o comprimare a informației pentru a minimiza memoria necesară stocării.

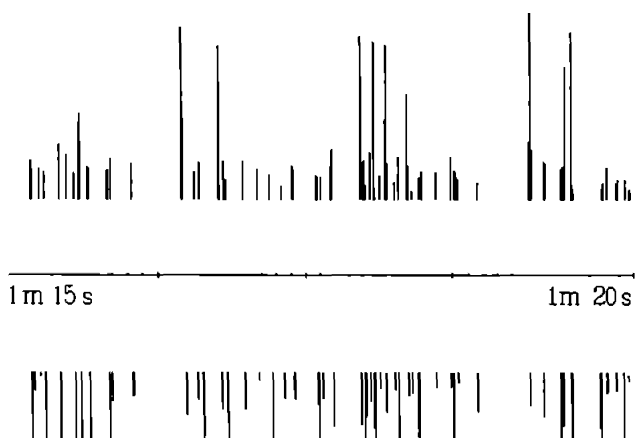


Figura 3.2.1.-1. O epocă de 5sec. din electromiograma spontană. Fiecare segment corespunde vârfului de amplitudine maximă din fiecare grupă de vârfuri la mai puțin de 2 msec. unul de altul.

Prelucrarea începe prin gruparea potențialelor apărute la mai puțin de 2-ms de precedentul, asignând vârful de amplitudine maximă din fiecare astfel de grupă ca reprezentant al grupei (figura 3.2.1-1).



Figura 3.2.1-2. Electromiograma spontană. Gruparea descărcărilor în benzi de amplitudine, care indică activitatea unor unități motorii diferite.

Aceasta asigură o filtrare în sensul că unui grup de achiziții foarte apropiate li se substituie cea mai reprezentativă, care cu mare probabilitate este vârful real al descărcării electromiografice.

Benzile de amplitudine sunt vizibile și în histograma globală a amplitudinilor (figura 3.2.1-3), vârfurile ei arătând numere mai mari de descărcări aparținând unor domenii diferite de amplitudine.

Din această histogramă filtrată (FTJ medie glisantă pe 12 puncte în 3 etaje consecutive) (figura 3.2.1-4) se generează separarea statistică a semnalului în benzi de amplitudine.

Datorită faptului că multiplele spontane generate de aceeași unitate motorie au amplitudini medii comparabile, se explică gruparea lor în benzi de amplitudine (figura 3.2.1-2). Figura prezintă vârfurile asignate ca mai sus, cu amplitudinile lor, pe axa timpului fiecare descărcare fiind referință pentru următoarea, astfel încât se vede bine distribuția lor ca amplitudini cât și a intervalelor consecutive.

În procesul de selecție în clase a multiplulelor, criteriul de amplitudine este completat cu criteriul de timp, după cum urmează:

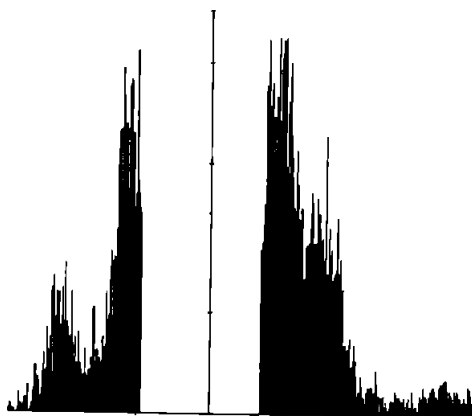


Figura 3.2.1-3. Electromiograma spontană.
Histograma amplitudinilor.

C1. timpul între descărcări succesive aparținând aceluiași multiplulet este mai mic decât 20 ms;

C2. indicele de regularitate de timp

$$IR > 0,2,$$

unde

$$IR = |(I - I_{i-1}) / (I + I_{i-1})|,$$

cu I - interval actual și I_{i-1} - interval anterior

C3. produsul

$$I * I_{i-1} < 400 \text{ ms}^2$$

Condiția logică de definire ca multiplet a unei grupe de descărcări este:

$C1 \text{ \&I } (C2 \text{ SAU } C3)$

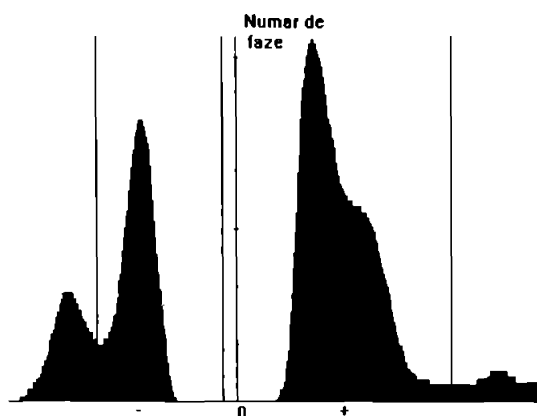


Figura 3.2.1.-4. Electromiograma spontană. Histograma amplitudinilor, filtrată pentru a permite definirea statistică a benzilor de amplitudine.

După acest prim pas de selecție, fiecare clasă astfel găsită fiind descrisă prin succesiunea descărcărilor (impulsurilor) componente, urmează analiza acestor clase, membru cu membru. În primul pas de selecție, câte unul, două, trei, ș.a.m.d. vârfuri ale multipletului în studiu sunt ascunse, testându-se apartenența a ceea ce a rămas la vreuna din celelalte clase existente.

În pasul al doilea (procedura inversă) analiza se face pe benzi de amplitudine, fiind ascunse celelalte descărcări (având alte amplitudini) din multiplet, verificând apartenența celor rămase (în banda lor de amplitudine) eventual la o altă clasă.

Selecția este rafinată prin ciclarea procesului până când nu se mai pot găsi noi clase. Acest proces se repetă de fiecare dată pentru clasele care au mai mulți membri decât 10% din total, dar nu mai puțin de 10 membri. La terminarea selecției se afișează harta distribuției temporale (figura 3.2.1-5) a multipletelor care marchează pe axa timpului pentru fiecare clasă (tip de multiplet) în parte momentul apariției și numărul de apariții.

Deși acest algoritm a dat rezultate bune în condițiile unor trasee destul de curate, puțin afectate de zgomot și unde în cadrul multipletelor variațiile de amplitudine au fost mici, se observă că un traseu mai zgomotos duce la prezența foarte multor descărcări unice (traseele superioare în figura 3.2.1-5). Analiza după amplitudinea fiecărei faze pare nejustificat de detaliată, deoarece în semnal, care este tot timpul afectat de modul de culegere, de electrod, de lanțul de amplificare și de filtrare, variațiile de amplitudine ale descărcărilor componente ale multipletelor nu schimbă cu nimic organizarea acestora. Este deci necesară o abordare mai elastică, o metodă mai puțin sensibilă la factori perturbatori, și mai puternică, cu scopul de a sesiza organizarea impulsurilor, pentru a permite detectarea multipletelor.

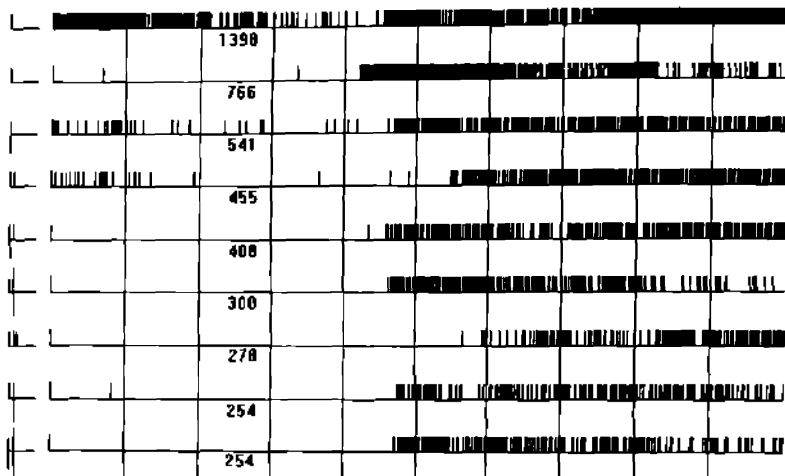


Figura 3.2.1-5. Electromiograma spontană.
Distribuția temporală a multipluletelor.

3.2.2. Algoritmul II

Pe baza considerațiilor de mai sus am dezvoltat un algoritm nou care va fi descris în continuare, care abordează altfel fenomenul, într-un mod mai apropiat de observarea umană. Analizând figura 3.2.2-1 constatăm că multipluletele, manifestări electromiografice specifice în spasmodiile și tetanie, sunt grupări de descărcări destul de regulate cu o perioadă relativ stabilă de repetiție și net mai ample decât restul traseului.

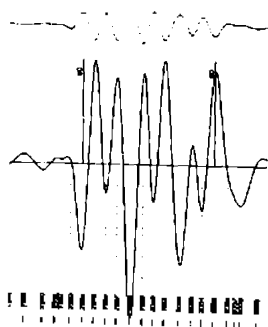


Figura 3.2.2-1. Multiplulete tipic cu neregularități de amplitudine.

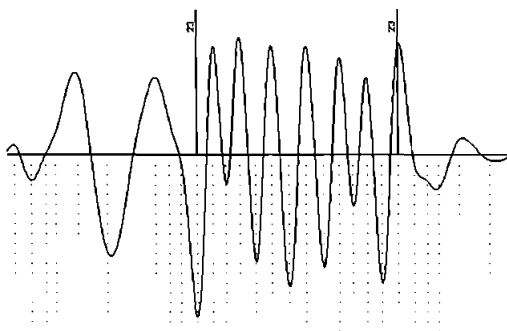


Figura 3.2.2-2. Activitate care deși amplă, nu aparține multiplului

Avem însă nevoie de o metodă capabilă să le detecteze și în condițiile unor amplitudini moderate precum și a unor variații de amplitudine și de distribuție temporală a descărcărilor în cadrul multiplului.

Perioada descărcărilor din cadrul multiplului nu diferă mult de alte oscilații-zgomote sau descărcări îndepărtate - încât acesta nu poate fi singurul criteriu de discriminare. Ne putem însă baza pe regularitatea destul de mare a ei. În plus, impulsurile individuale componente diferă destul de mult unul de altul ca amplitudine (v. al 5-lea impuls din figura 3.2.2-1 care este abia bănuț), deci nici amplitudinea singură nu poate fi un criteriu de identificare a multiplului (după amplitudine, am identifica un multiplu de 4 descărcări, și nu de 6 așa cum de fapt este). Sunt situații în care activitatea din fața multiplului marcat, deși amplă, nu-i aparține (v. figura 3.2.2-2) și altele (v. figura 3.2.2-3 care este un exemplu de activitate amplă) în care există denivelări marcante fără a constitui însă multiplu.

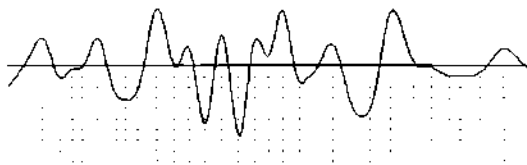


Figura 3.2.2-3. Activitate care deși amplă, nu este multiplu.

Pe baza observațiilor de mai sus am construit algoritmul ai cărui pași sunt prezentați în continuare detaliat. Descriem în cele ce urmează algoritmul de detectare și sortare a multiplului din electromiograma spontană, care conferă flexibilitate procesului.

Pasul 1: Prefiltrare

1.1 Pentru a atenua oscilațiile liniei izoelectrice (zgomotul de joasă frecvență) prelucrarea începe cu filtrarea trece-sus FTS definită după cum urmează:

$$Y(j) = X(j) - X_{99}(j)$$

unde

$Y(j)$ - semnalul filtrat FTS

$X(j)$ - semnalul original

$X_{99}(j)$ - semnalul original filtrat FTJ printr-un filtru medie glisantă pe 99 puncte.

1.2 Urmează filtrarea FTJ a rezultatului $Y(j)$, cu un filtru medie glisantă FTJ pe 11 puncte, în 3 etaje cascade

Pasul 2: Derivarea de ordinul 2

Se calculează pentru semnalul filtrat $Z(j)$ derivata a doua

$$U(j) = Z(j+2) - Z(j+1) - Z(j) + Z(j-1)$$

care se filtrează trece-jos cu un filtru medie glisantă pe 11 puncte, în trei etaje.

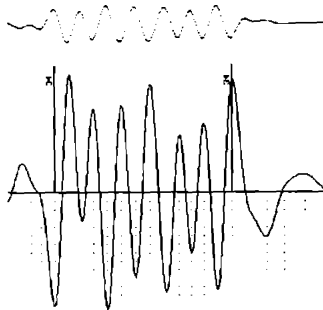


Figura 3.2.2-4. Derivata a doua filtrată trece-jos (traseul superior) a semnalului EMG spontan (traseul inferior)

În figura 3.2.2-4 se observă efectul benefic al acestei prelucrări speciale, semnalul asociat semnalului original prin derivare de ordinul doi trece-jos constituind ca formă o grupare organizată de impulsuri: neregularitățile de amplitudine au fost deci filtrate. Semnalele cu componente de frecvență mai scăzută decât multipletele și neorganizate sunt mult atenuate prin derivarea de ordinul doi, astfel încât numai multipletele apar evidente (figura 3.2.2-5).

În acest moment există doi vectori: semnalul original filtrat, și derivata a doua a acestui semnal, cu care se va lucra în continuare, considerând vârfurile semnalului. Pentru detectarea brută a multipletelelor, selecția urmând a fi rafinată după cum vom vedea, am folosit un segment glisant lung de 100 eşantioane, a căror medie se calculează permanent.

Pasul 3: Detectia multipletelor

Criteriile de detectare a inceputului respectiv sfarsitului de multiplet sunt:

C1. Amplitudinea primului și respectiv celui de-al doilea eșanțion de după segment sunt mai mari decât ($3.5 * \text{media valorilor pe întregul segment}$):

$$(Y_{s+1} \text{ AND } Y_{s+2}) > 3.5 * Y_{\text{media}}$$

unde s marchează ultimul element al segmentului.

Condiția îndeplinită detectează intrarea în multiplet, deci un început.

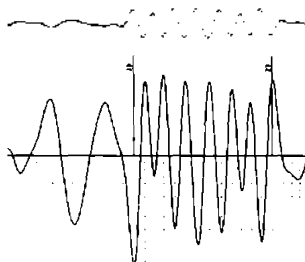


Figura 3.2.2-5. Efectul derivării trece-jos de ordinul 2 (sus) a semnalului electromiografic (jos). Derivata a doua se evidențiază pe durata multipletului, fiind foarte mică pentru alte semnale

C2. Produsul amplitudinilor precedentelor două puncte înainte de fereastră este mai mic decât ($3.5 * \text{media segmentului}$),

$$Y_{s-2} * Y_{s-1} < 3.5 * Y_{\text{media}}$$

detectează ieșirea din multiplet, deci un sfârșit.

Pasul 4: Rafinarea detecției multipletelor bazată pe timpi

Se poate întâmpla ca nu numai un punct (vârf) să satisfacă condițiile de mai sus, ceea ce înseamnă multiplete cu mai mult de unul sau două începuturi sau sfârșituri. De aceea este necesară filtrarea acestei selecții, procedură în urma căreia este lăsat un singur început dacă sunt două, și anume primul, și un singur sfârșit dacă sunt două distanțate la mai puțin de 30 de achiziții unul de altul, rămânând selectat ultimul dintre ele.

Pasul 5: Rafinarea bazată pe amplitudini a detecției multipletelor

Începuturi: Dacă

$$(\text{amplitudinea unui început}) * 2 < (\text{următorul vârf}),$$

atunci este considerată a doua descărcare ca început, mutând începutul de la impulsul mic la cel mare.

Sfârșituri: Dacă

$$(amplitudinea vârfului precedent sfârșitului) > 2 * (amplitudinea sfârșitului),$$

se mută sfârșitul la vârful precedent.

Pasul 6: Rejecția vârfurilor izolate

Mai rămân posibile situații în care din acest proces de selecție apar numai începuturi sau numai sfârșituri. În acest pas se elimină aceste situații, rămânând valabile numai perechi început-sfârșit, deci multiplete complete. Dintre începuturi este selectat ultimul, iar dintre sfârșituri, primul.

Pasul 7: Măsurarea regularității

Așa cum am precizat mai sus, pentru a valida corect un multiplet trebuie considerată organizarea sa (amplitudini în general mai mari și comparabile, regularitate în repetiția descărcărilor componente).

Este acum momentul eliminării multipletelor care nu satisfac acest criteriu. Pentru aceasta am definit doi coeficienți de regularitate:

Coeficientul de regularitate de amplitudine:

Pentru fazele pozitive:

$$SUMP = 10 * \sum \frac{|A_{j+1} - A_j|}{|A_{j+1} + A_j|}$$

Pentru fazele negative:

$$SUMN = 10 * \sum \frac{|A_{j+1} - A_j|}{|A_{j+1} + A_j|}$$

Indicele global de regularitate de amplitudine:

$$IA = \frac{SUMP + SUMN}{n_{rp} + n_{rn}}$$

n_{rp} - numărul de faze pozitive, n_{rn} - numărul de faze negative

Coeficientul de regularitate de timp:

$$IT = 1000 * \sum \frac{|t_{i+1} - t_i|}{t_{i+1} + t_i}$$

unde t_i, t_{i+1} sunt intervale consecutive.

Indicele global de regularitate, care reflectă organizarea multipletului :

$$IG = IA * IT$$

Condiția de rejecție este:

$$IG > \rho$$

unde ρ este un prag de rejecție (valoarea efectiv folosită, $\rho=165$).

Grupele care nu respectă această condiție sunt eliminate.

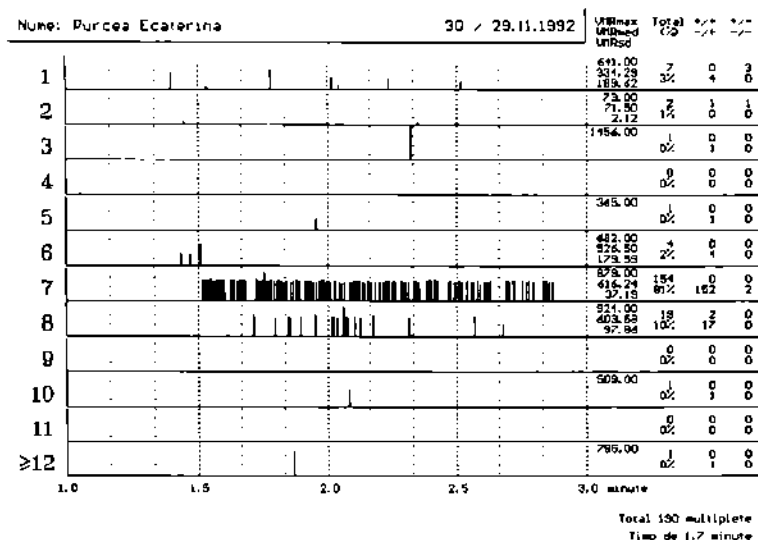
Acest indice global de regularitate fiind definit prin rapoarte este adimensional, relativ, independent de valorile absolute, și prin acesta poate funcționa ca un indice util pentru caracterizarea unui tronson de semnal și în clasificări ulterioare.

Pasul 8: Realocarea amplitudinilor

Întreaga selecție, deci momentele de început și de sfârșit ale multipluletelor, a fost făcută folosind derivata a doua a semnalului, filtrată. În acest pas se face revenirea la semnalul original.

În scopul detectării multipluletelor reale (din semnalul original) cu amplitudinile reale ale vârfurilor, se face o căutare a vârfurilor reale în jurul vârfurilor marcate din vectorul derivat, pe câte 5 puncte la stânga și la dreapta fiecărui vârf din derivata a doua a semnalului.

Fișierul rezultat în urma acestei selecții conține numai pozițiile și amplitudinile corespunzătoare, considerate ca aparținând unor multiplulete din semnalul original (figurile 3.2.2-4, 3.2.2-5). Așa cum se observă, primul și ultimul impuls care corespund începutului și sfârșitului multipluletelor sunt marcate cu câte un segment, deasupra fiind notate valorile lui IG .



Distributia temporală a multipluletelor

Figura 3.2.2-6. Electromiograma spontană.
 Distribuția temporală a multipluletelor.

Aceasta este informația esențială, pe baza căreia se pot efectiv extrage din fișierul original multipletele, înlăturând restul, care este informație redundantă. În acest fel fișierul original care în mod obișnuit are dimensiuni considerabile se restrânge semnificativ.

Pasul 9: Clasificare

Acest pas realizează clasificarea multipletelor în clase după forma lor (v. capitolul 4) și după numărul de descărcări componente, amplitudinea singură nefiind un criteriu consistent de discriminare. O astfel de clasificare corespunde cel mai bine unei abordări globale a fenomenului.

După împărțirea în clase de multiplete se face o analiză detaliată pentru fiecare clasă, fiind afișată distribuția temporală a multipletelor (figura 3.2.2-6.) în care fiecare multiplet este marcat în momentul apariției printr-un segment de înălțime proporțională cu amplitudinea sa medie, pentru fiecare clasă fiind precizată amplitudinea redresată medie și maximă și deviația standard, precum și numărul de multiplete componente și tipul fazelor lor extreme (pozitive / negative) de început și sfârșit.

Pentru fiecare clasă în parte se poate solicita o analiză (in-class) care oferă rezultate (figura 3.2.2-7) privind distribuția temporală a intervalelor între multiplete (în cadrul clasei) - înălțimea segmentelor corespunzătoare fiecărui interval fiind proporțională cu mărimea intervalului, cât și histograma acestor intervale.

De asemenea această analiză in-class oferă distribuția temporală și histograma mediilor intervalelor între faze în cadrul multipletelor din clasa analizată.

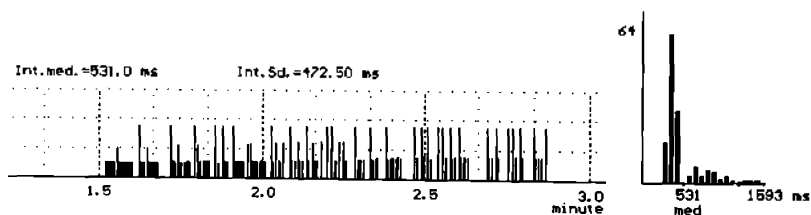


Figura 3.2.2.-7. Electromiograma spontană. Analiza in-class a multipletelor.

3.2.3 Rezultate

Așa cum s-a notat prin observații calitative ale electromiogramei cu descărcări spontane după activare, acestea sunt specifice la două tipuri de spasmofilii, normo și hipo calcemice.

Am studiat două grupuri de pacienți, anume 12 cu normocalcemie și hipoglicemie, respectiv 14 cu hipocalcemie și normoglicemie.

La primul grup, caracterizat de hipoglicemie (77% față de normal) am observat o activitate spontană mai lungă, cu multiplete mai lungi și separate prin intervale de timp mai scurte.

Tabelul de mai jos prezintă sintetic datele:

Tabel 3.2.3-1

Parametri	Nr.	Cls.	Cls. %	Dur.	T _{in}	T _{inter}
normocalcemie / hipoglicemie	238	3.17	26	5.15	7.45	6.77
	+/-131	+/-1.07	+/-11.7	+/-1.86	+/-2.8	+/-3.2
hipocalcemie / normoglicemie	170	3.33	24.5	3.57	6.22	9.77
	+/-129	+/-1.8	+/-11.5	+/-1.22	+/-0.85	+/-7.3

unde:

Nr. - numărul total de multiplete (140%);

Cls. - compoziția clasei majoritare, adică numărul mediu de descărcări care compun multipletele cu cel mai mare procentaj de apariții în timpul fenomenului (95 %);

Cls.% - media procentajului aparițiilor clasei majoritare (106%);

Dur. - durata fenomenului în minute (144%);

T_{in} - intervalul mediu de timp între impulsuri în multipletele majoritare în msec. (120%);

T_{inter} - intervalul mediu de timp între multiplete consecutive în sec.(69%);

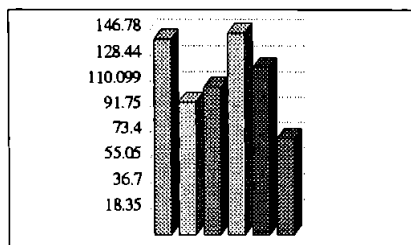


Figura 3.2.2.-8. Diagrama rapoartelor (%) parametrilor normo Ca / hipo Ca.

În diagramă am ilustrat rapoartele (%) parametrilor normoCa/hipoCa, cu parametrii prezentați în aceeași ordine ca mai sus, de la stânga spre dreapta. Considerăm că multipletele mai lungi care sunt compuse dintr-un număr mai mare de descărcări în hipocalcemie, comparativ cu multiplete mai scurte în normocalcemie pot fi explicate prin capacitatea de autorelaxare a membranei, care este mai mare când calcemia este mai mică.

3.3 Discuție

Unele studii (Gustafson, 1974,1984) (Kudina et al., 1992) au tratat descărcarea repetitivă a motoneuronilor umani generată de depolarizarea intracelulară și de

activarea naturală în timpul contracției musculare voluntare, constând din descărcări unice de frecvență mică (50-200 ms), controlate de hiperpolarizarea târzie ca unul din factori. Descărcările duble ca tip special de activitate cu timpi interimpuls de 2.5-20 ms cauzate de o depolarizare întârziată au fost și ele studiate și s-a constatat ca regulă că fiecare dublet este urmat de un interval mai lung decât de obicei, determinat se pare de sumarea hiperpolarizărilor târzii. Analiza distribuției intervalelor arată (Kudina et al., 1992) că dubletele repetitive sunt un tip specific de descărcare a motoneuronilor, diferită de descărcările uzuale singulare, unde histogramele indică o distribuție cvasinormală. Această distribuție specifică este prezentă și în figura 3.2.2.-6. confirmând afirmația de mai sus. Se presupune că sunt două mecanisme distincte care determină cele două comportări. Se crede (Kudina et al., 1992) că descărcările unice sunt controlate de hiperpolarizarea târzie (after-hyperpolarization). Interacțiunea între o comandă excitatorie deasupra pragului și o hiperpolarizare târzie de durată rezultă în descărcare unică cu frecvență mică. Dublete ocazionale printre descărcări unice sunt evident datorate depolarizării târzii care atinge spontan pragul și cauzează o descărcare adițională. Aparte de creșterile spontane peste prag ale depolarizării târzii, alt mecanism posibil al generării dubletelor în timpul contracției musculare voluntare ar fi o creștere ușoară a comenzii sinaptice excitatoare care se suprapune peste depolarizarea târzie, idee bazată pe testarea monosinaptică (Kudina et al., 1990) a unui motoneuron, arătându-se că motoneuronii capabili să genereze dublete aveau o excitabilitate mai mare la începutul unui interval interimpuls (primele 20 ms) și de aceea posedau proprietăți traductoare specifice, comparativ cu motoneuronii incapabili de generarea unor dublete.

Explicarea apariției unor trenuri mai lungi de dublete repetitive este mai dificilă. Cel puțin doi factori pot fi responsabili: proprietățile intrinseci ale motoneuronilor, o comandă sinaptică specifică, sau amândouă. Se pare că amândouă mecanismele acționează conjugat. Faptul că numai unii motoneuronii sunt capabili de a genera dublete susține ipoteza că proprietățile intrinseci ale motoneuronului contribuie la dublarea repetitivă. A doua explicație, și anume că dublarea este cauzată numai de modificări specifice ale comenzilor sinaptice excitatoare descendente sau segmentale pare mai puțin consistentă deoarece aceste modificări de intrare trebuie limitate numai la unii motoneuronii, dar pe de altă parte, influența comenzii sinaptice nu poate fi eliminată în totalitate. Din cercetările menționate mai sus se pare că viteza de creștere a depolarizării este de asemenea importantă.

Apariția unui tren pelungit de dublete poate fi cu greu atribuită unei creșteri spontane a depolarizării târzii peste un prag. Putem presupune că nivelul staționar al depolarizării întârziate probabil indus de activarea unei intrări sinaptice este responsabil de descărcările duble repetitive.

3.4. Concluzii

I. Algoritmul descris mai sus și respectiv programul care-l implementează constituie primul instrument de analiză cantitativă a descărcărilor spontane în spasmofilie, oferind elemente de noutate absolută. Algoritmul II constituie o abordare diferită a problemei dar păstrează elemente din algoritmul I, căruia îi este superior.

2. Algoritmul II operează numeric dar înglobează criterii extrase din modul de gândire uman, aducând astfel procesului flexibilitatea necesară pentru detecția cu acuratețe a multipletelor din ansamblul semnalului EMG.
3. În generarea acestor algoritmi mi-am propus rezolvarea problemei detecției multipletelor, nu și a clasificării lor, încât criteriul de bază pentru clasificarea multipletelor detectate este în acest pas numărul de descărcări componente ale multipletelor. Am elaborat alte instrumente originale care vor fi descrise în capitolele următoare și care rezolvă nuanțat problema clasificării după formă a multipletelor.
4. Informațiile primare rezultate în urma analizei sunt o referință importantă pentru medic, dar mai mult, cuantificarea fenomenului permite analize ulterioare mai de detaliu, privind evoluția intervalelor între faze în totalitatea fenomenului, privind tipul distribuțiilor statistice ale acestor intervale, ș.a., toate cu scopul obiectivizării actului medical și măririi sensibilității procesului de diagnosticare.
5. O astfel de analiză cantitativă poate fi un instrument important în studiul aprofundat al mecanismului generării spontane a potențialelor de acțiune de unitate motorie.

Capitolul 4

4. O METODĂ NOUĂ DE CLASIFICARE A SEMNALELOR BIOLOGICE BAZATĂ PE DESCRIPTORI FOURIER

Capitolul 4 descrie o metodă originală dezvoltată de autor (Tărăță, 1995) pentru generarea unor parametri cantitativi dependenți de forma semnalelor, discută calitatea acestor parametri în selecția semnalelor EMG după formă, independent de amplitudini, în particular a descărcărilor spontane. Metoda este aplicabilă oricăror semnale bidimensionale (amplitudine-timp), constituind un instrument de lucru util pentru recunoașterea semnalelor.

După delimitarea din semnalul brut a porțiunilor care definesc grupări organizate de descărcări, pe care le-am numit multiplete, în procesul de analiză este esențială clasificarea lor.

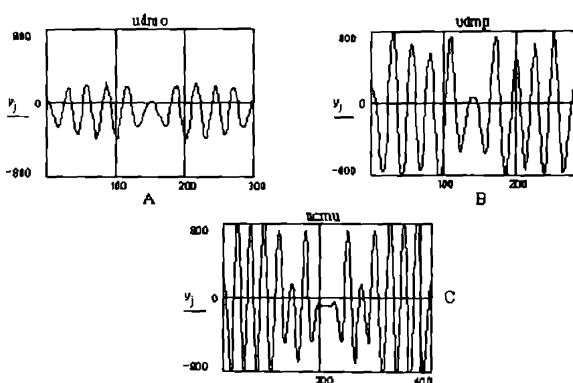


Figura 4-1. Multiplete EMG spontane

Desigur, numărul de descărcări componente este important, dar așa cum se vede, deși bine grupate, descărcările nu au strict aceeași durată și nici amplitudine, deși aparțin unei aceleiași clase.

Cum să le caracterizăm și altfel, astfel încât să fie posibilă o selecție automată corectă? Privind figura 4-1 decidem imediat similitudinea semnalelor din figurile A și B, deși B este mai amplu, și faptul că C este un semnal diferit de celelalte. Cum putem suplini această abilitate umană remarcabilă? Ne propunem în cele ce urmează să detaliem un alt instrument pe care l-am dezvoltat în acest scop, pornind de la ideea descrierii formelor plane.

4.1 Elemente Introductive

Pentru a conferi eficiență și flexibilitate procesului de caracterizare și de selecție automată a unor elemente complexe cum sunt formele plane, acestea pot fi reduse la

curbe plane închise din aceleași motive pentru care minții omenesti îi este mai ușor să opereze cu contururi. Au fost abordate modalități diferite pornind de la aspecte psihologice ale percepției vizuale (Attneave, 1954), transformările pornind de la o matrice binară reducând forma planară la conturul său poligonal prin multe metode (Ledley, 1965). Desigur, în acest context forme conectate multiplu pun probleme mai deosebite de analiză a tuturor conturilor, metodele fiind însă unitare și tratarea similară pentru fiecare curbă închisă.

O cale promițătoare (Zahn, 1972) este extragerea unui set de caracteristici numerice dintr-o curbă închisă, caracteristici care să aibă tendința și puterea de a separa formele unor clase diferite.

Descriptorii Fourier propuși de Cosgriff (1960) constituie un astfel de set posibil, pentru a cărui generare se selectează un punct de plecare pe contur și se definește o funcție dependentă de lungimea arcului, care măsoară direcția angulară a curbei. Această funcție se dezvoltă în serie Fourier, coeficienții acestei serii Fourier trunchiate constituind caracteristici de formă numite descriptorii Fourier. În această dezvoltare termenii de ordin superior reprezintă modificări ale direcției curbei corespunzând unor lungimi mici de arc, încât eliminarea lor nu afectează caracterizarea decât eventual în ceea ce privește informația microscopică privind forma.

4.2 Generarea descriptorilor Fourier pentru un semnal dat prin vectorul valorilor sale echidistante

Considerăm pentru început o curbă continuă descrisă parametric $Z(t) = (x(t), y(t))$ cu l lungimea arcului, $0 \leq l \leq L$, direcția unghiulară a curbei în punctul l fiind descrisă prin funcția $\theta(l)$. Definim funcția unghiulară cumulativă $\Phi(l)$ ca modificarea unghiulară totală între punctul de pornire $Z(0)$ și punctul l . Cu această definiție, $\Phi(0) = 0$ iar $\Phi(l) + \delta_0$ este identic cu $\theta(l)$ cu excepția eventual a unui multiplu de 2π . Deoarece domeniul de definiție $[0, L]$ nu conține decât informație absolută de mărime, este convenabilă normalizarea funcției $\Phi(l)$, folosind o variabilă $t = 2\pi * l / L$, de domeniul $0 \leq t \leq 2\pi$, sau altfel, $t = L * l / 2\pi$, cu care:

$$\Phi^*(t) = \phi\left(\frac{tL}{2\pi}\right) + t,$$

$\Phi^*(t)$ fiind invariant la translații, rotații și modificări ale perimetrului. În cazul cercului Φ^* este zero, rezultat justificat intuitiv de faptul că, într-un anumit sens, cercul este curba închisă cea mai lipsită de formă, așa încât $\Phi^*(t)$ măsoară cât se abate o formă de la forma circulară.

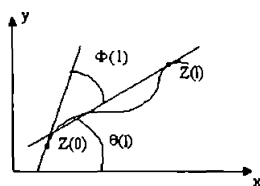


Figura 4.2-1. O curbă plană reprezentată parametric, direcția unghiulară $\theta(l)$ a curbei și funcția unghiulară cumulativă $\Phi(l)$

Rezultatul transformării de mai sus este încadrarea curbelor închise plane, simple, într-o clasă de funcții periodice pe $[0, 2\pi]$ astfel încât toate curbele de aceeași formă și punct de plecare identic au aceeași funcție caracteristică $\Phi^*(t)$.

Două curbe plane au aceeași formă dacă diferă numai printr-o combinație de translații, rotații și modificări de mărime.

Dacă dezvoltăm $\Phi^*(t)$ în serie Fourier obținem

$$\Phi^*(t) = \mu_0 + \sum_{k=1}^m (a_k * \cos(kt) + b_k * \sin(kt))$$

sau în formă polară

$$\Phi^*(t) = \mu_0 + \sum_{k=1}^m A_k * \cos(kt - \alpha_k) \text{ cu } A_k = \frac{a_k}{\cos(\alpha_k)} \text{ și } \alpha_k = \arctan\left(\frac{b_k}{a_k}\right).$$

Numerele A_k și α_k sunt descriptorii Fourier ai curbei studiate.

Pentru o curbă poligonală dată prin m noduri N_0, \dots, N_{m-1} (figura 4.2-2) cu distanța între noduri adiacente (N_{i-1}, N_i) egală cu Δl_i , modificarea direcției unghiulare la nodul N_i este ΔF_i , iar lungimea curbei este $L = \sum_{i=1}^m \Delta l_i$. Modificarea unghiulară cumulată este:

$$\Phi(l) = \sum_{i=1}^k \Delta \Phi.$$

pentru: $\sum_{i=1}^k \Delta l_i \leq l \leq \sum_{i=1}^k \Delta l_i$,
și $\Phi(l) = 0$

pentru: $0 \leq l \leq \Delta l_1$.

Dezvoltând pe $\Phi^*(t)$ obținem:

$$\Phi^*(t) = \mu_0 + \sum_{n=1}^m (a_n * \cos(nt) + b_n * \sin(nt))$$

unde:

$$\mu_0 = \frac{1}{2\pi} * \int_0^{2\pi} \Phi^*(t) dt$$

$$a_n = \frac{1}{\pi} * \int_0^{2\pi} \Phi^*(t) \cos(nt) dt$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} * \int_0^{2\pi} \Phi^*(t) \sin(nt) dt$$

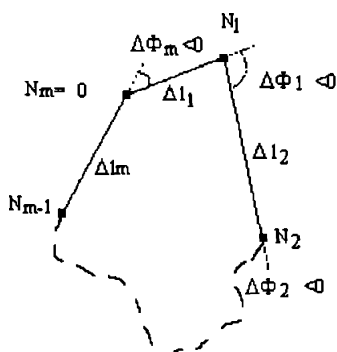


Figura 4.2-2. Contur poligonal închis cu m noduri, N_1, \dots, N_m

Din aceste relații, cu expresia lui $\phi^*(t) = \phi\left(\frac{L}{2\pi}\right) + t$ obținem (Zahn, 1972) relațiile practice de calcul ale descriptorilor Fourier pentru o curbă plană simplă închisă:

$$\mu_0 = -\pi - \frac{1}{L} * \sum_{k=1}^m l_k \Delta\Phi_k$$

$$\alpha_n = \frac{-1}{n\pi} * \sum_{k=1}^m \Delta\Phi_k \sin\left(\frac{2\pi n l_k}{L}\right)$$

$$b_n = \frac{1}{n\pi} * \sum_{k=1}^m \Delta\Phi_k \cos\left(\frac{2\pi n l_k}{L}\right)$$

unde $l_k = \sum_{i=1}^k \Delta l_i$ și $\Delta\Phi_k = \sum_{i=1}^k \Delta\Phi_i$.

Coefficienții Fourier a_n, b_n nu conțin informație privind poziția absolută sau orientarea curbei, ci numai privind forma sa. Justificarea folosirii descriptorilor Fourier constă în invarianța amplitudinilor armonice $\{A_n\}$ și unele funcții simple ale perechilor de unghiuri de fază $\{a_n\}$ la translații, rotații, modificări ale punctului de pornire.

Pornind de la ideea deja menționată că două curbe care diferă numai prin poziție, orientare și mărime adică $(Z_0, \delta\theta, L)$ dar au puncte de pornire analoge sunt transformate într-o aceeași funcție $\Phi^*(t)$ și deci au descriptori Fourier identici $\{A_n, \alpha_n\}$, pentru două curbe identice dar cu puncte de plecare diferite, Z_0 și Z_0' descriptorii Fourier satisfac relațiile (Zahn, 1972) - v. anexa FDTH1 :

$$A_n' = A_n \quad \alpha_n' = \alpha_n + n\Delta\alpha \quad \Delta\alpha = -2\pi\Delta l/L$$

unde Δl este lungimea de arc în sensul acelor de ceasornic de-a lungul curbei de la Z_0 la Z_0' .

Deoarece $\Phi^*(0) = 0$,

$$\mu_0 = -\sum_{n=1}^m a_n$$

și de aceea el conține informație despre punctul de start folosit, pentru aceasta fiind de nedorit drept caracteristică de discriminare a formei.

Conform celor de mai sus și interesului nostru de a putea clasifica semnalele bioelectrice folosind descriptorii Fourier, am folosit următoarea relație ca măsură de comparație între două semnale, din punct de vedere al similarității:

$$S_A[s_1, s_2] = \sum_k |A_k - A'_k|$$

unde s_1, s_2 sunt cele două semnale.

În secțiunea următoare vom vedea cum generăm un contur închis de tipul celor discutate pornind de la un semnal dat prin vectorul valorilor sale rezultate în procesul de achiziție de date.

4.3 Generarea descriptorilor Fourier pentru un semnal dat prin vectorul valorilor sale echidistante

Am văzut cum putem calcula descriptorii Fourier pentru un contur închis simplu și faptul că ei pot constitui un instrument puternic în caracterizarea formelor plane.



Figura 4.3-1. Multiplet tipic cu trei descărcări

Pentru a putea folosi acest instrument în cazul semnalelor biologice se impune deci generarea unui contur închis pornind de la semnalul original.

Am aplicat o modalitate simplă, și anume translatarea pe verticală a semnalului original (figura 4.3-1) și închiderea la capete a celor două contururi identice rezultate prin două segmente (figura 4.3-2)



Figura 4.3-2. Semnalul translatat pentru a forma un contur închis

Cu mențiunea că din motive de calcul am făcut translatarea cu numai un pas, desfășcând conturul astfel obținut de la capătul din stânga, rezultă semnalul prezentat în figura 4.3-3.

În acest fel, pentru un vector x , de n puncte reprezentând un semnal eșantionat echidistant, noul vector asociat y_k reprezentând conturul desfășcut are $2n$ puncte,

primele n fiind punctele originale $y_k=x_k$, iar celelalte n sunt elementele vectorului citite invers și deplasate cu o unitate $y_{k+1}=x_{2n-k-1}$:

$$j: = 1..2n \quad y_j = 0$$

$$k: = 1..n \quad y_k = x_k$$

$$k: = n..2n-1$$

$$y_{k+1} = x_{2n-k-1}$$

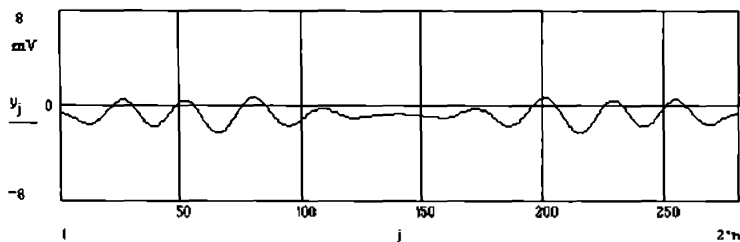


Figura 4.3.-3. Traseul obținut prin desfacerea conturului din fig. 4.3-2., pe care se pot calcula efectiv descriptorii Fourier

Calculăm acum lungimea l_k a arcului între nodurile N_{k-1} și N_k :

$$l_k = \sqrt{|y_{k+1} - y_k|^2 + |x_{k+1} - x_k|^2}$$

iar, deoarece $x_{k+1} - x_k = 1$, la eșantionarea echidistantă:

$$l_k = \sqrt{|y_{k+1} - y_k|^2 + 1}$$

La capete, deoarece deplasarea semnalului față de el însuși este unitară, $l_n=1$, $l_{2n}=1$. Deplasarea unghiulară măsurată prin tangenta unghiului între noduri consecutive este:

$$t_k = \frac{y_{k+1} - y_k}{x_{k+1} - x_k}$$

respectiv

$$t_k = y_{k+1} - y_k$$

de unde:

$$\alpha_k = \arctan(t_k)$$

$$\alpha_n = \frac{-\pi}{2} \text{ și } \alpha_{2n} = \frac{\pi}{2}.$$

Deplasarea unghiulară cumulativă este:

$$\Delta\Phi_{k+1} = \alpha_{k+1} - \alpha_k, \quad \Delta\Phi_1 = \alpha_1 + \frac{\pi}{2}.$$

O relație utilă de verificare, valabilă pentru conturul închis este

$$\Delta\Phi_{2n} - \Delta\Phi_1 = 0.$$

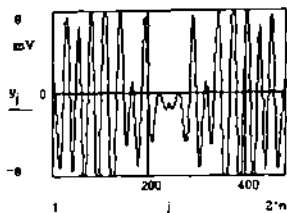


Figura 4.3-4. Multiplet EMG cu șase descărcări

Ilustrăm în figura 4.3-5 deplasarea unghiulară pentru semnalul din figura 4.3-4.

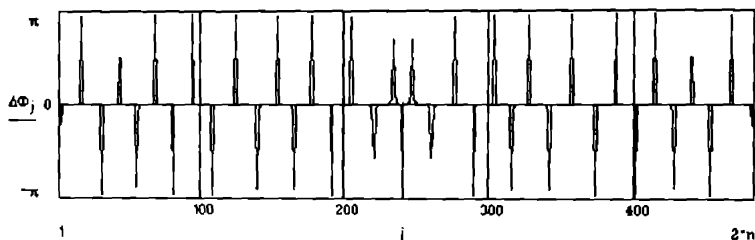


Figura 4.3-5. Deplasarea unghiulară în cazul unui multiplet EMG cu șase descărcări

Lungimea curentă l_k a conturului precum și cea totală L , respectiv deplasarea unghiulară cumulativă curentă se calculează după cum urmează:

$$\begin{aligned} f &:= 1, p \\ l_c &:= 1 \dots 2 \cdot n \\ l_{\varphi_0} &:= 0 & \Delta\Phi_{\varphi_0} &:= 0 \\ L &:= \sum_{l_c} l_k & L & \text{lungimea conturului} \\ l_k &:= l_{\varphi_{(k-1)}} + l_k \\ \Delta\Phi_{\varphi_k} &:= \Delta\Phi_{\varphi_{(k-1)}} + \Delta\Phi_k \end{aligned}$$

Cu aceste elemente, rezultă descriptorii Fourier :

$$\mu_0 := -\pi \frac{\left[\sum_k u_k \cdot \Delta\phi_{v_k} \right]}{L}$$

$$a_l := \frac{\left[\sum_k \Delta\phi_{v_k} \cdot \sin \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot f \cdot l u_k}{L} \right] \right]}{[n \cdot \pi]}$$

$$b_l := \frac{\left[\sum_k \Delta\phi_{v_k} \cdot \cos \left[\frac{2 \cdot \pi \cdot f \cdot l u_k}{L} \right] \right]}{[n \cdot \pi]}$$

și polar:

$$A_l := \sqrt{[a_l]^2 + [b_l]^2} \qquad \alpha_l := \operatorname{atan} \left[\frac{b_l}{a_l} \right]$$

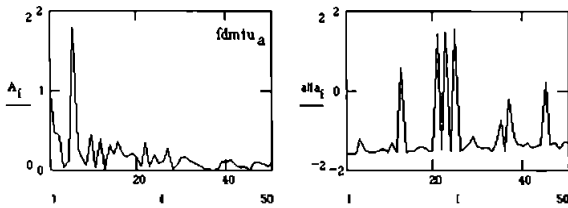


Figura 4.3-6. Amplitudini armonice și de fază ale descriptorilor Fourier ale unui multiplet cu trei descărcări din clasa M3D

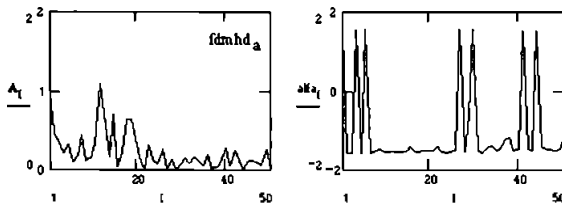


Figura 4.3-7. Amplitudini armonice și de fază ale descriptorilor Fourier ale unui multiplet cu șapte descărcări din clasa M7D

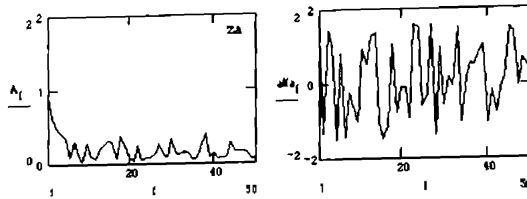


Figura 4.3-8. Amplitudini armonice și de fază ale descriptorilor Fourier ale unui zgomot alb

4.4 Generarea descriptorilor Fourier pentru un semnal dat prin vectorul punctelor sale esențiale

Achiziția semnalelor biologice prin punctele lor esențiale implică memorarea și preluarea unei cantități mult mai mici de informație decât achiziția clasică prin eșantioane echidistante, între punctele esențiale semnalul fiind aproximat prin segmente de linie dreaptă (figura 4.4-1).

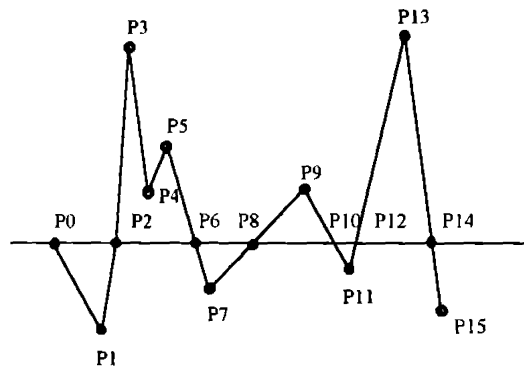


Figura 4.4-1. Semnal definit prin punctele sale esențiale, extreme și traversări ale liniei izoelectrice

Am văzut la 2.5 că acest tip de achiziție implică erori de aproximare mici, în limite acceptabile. Analizăm în continuare implicațiile unei astfel de definiții a semnalelor în generarea descriptorilor Fourier, a căror importanță în caracterizarea formei semnalelor am văzut-o mai înainte.

Un semnal descris clasic prin n valori echidistante în timp, deci memorat într-un vector de n componente, are în noua descriere v componente a câte două elemente, v marcând numărul de puncte esențiale, primul element fiind timpul curent - deci poziția vârfului pe axa timpului, iar al doilea, amplitudinea, care în cazul traversărilor liniei izoelectrice este zero (figura 4.4-2).

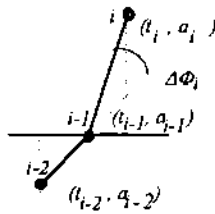


Figura 4.4-2. Elementele punctelor esențiale ale unui semnal

La achiziția prin punctele esențiale este convenabil ca t_i să reprezinte intervalul de timp scurs de la punctul esențial precedent $i-1$, cu avantajul suplimentar al unei cantități mai mici de memorie necesară față de varianta în care s-ar memora poziția absolută pe axa timpului, din momentul startării achiziției.

Am văzut că la generarea descriptorilor Fourier sunt două elemente de calculat pentru fiecare punct, lungimea cumulativă a segmentelor conturului poligonal, care rezultă ca sumă a segmentelor Δl_i între noduri succesive:

$$\Delta l_i = \sqrt{|a_i - a_{i-1}|^2 + t_i^2}$$

conform celor de mai sus, și modificarea unghiulară cumulativă care la rândul său este suma modificărilor unghiulare individuale:

$$\Delta \Phi_i = \alpha_i - \alpha_{i-1} \text{ cu}$$

$$\alpha_i = \arctan\left(\frac{a_i - a_{i-1}}{t_i}\right).$$

Rezultă în acest fel că la reprezentarea semnalului prin punctele sale esențiale totalul de operații matematice pentru un punct este același ca în cazul reprezentării clasice ($t_i = 1$ la eșantionarea echidistantă, ceea ce simplifică puțin calculele), economia de calcul provenind din faptul că punctele esențiale sunt mult mai puține decât eșantioanele regulate la o achiziție clasică, ceea ce garantează un timp de calcul semnificativ mai mic pentru generarea descriptorilor Fourier.

4.5 Clasificarea semnalelor electromiografice folosind descriptorii Fourier

Pentru a evalua posibilitatea de a folosi descriptorii Fourier în clasificarea semnalelor după formă, de mare interes în prelucrarea semnalelor biologice în general, am considerat un ansamblu de 218 epoci de achiziție, corespunzând la tot atâtea multiplete EMG spontane izolate cu grijă de către un operator uman și respectiv alte 57 de epoci de semnal clasificate de către același operator ca zgomot, altfel spus, semnale neclasificate.

Cele 275 semnale au fost clasificate în zece clase, după cum urmează (tabelul T4.4-1).

Semnalele sunt prezentate individual în anexele M3-M7, respectiv Z, însoțite de numele fișierelor care le conțin.

Tabelul T4.5-1. Clasificarea vizuală a semnalelor de test

Clasa	Descriere	Membri	Clasa	Descriere	Membri
M3U	triplete mici	35	M5D	pentaplete mari	5
M3D	triplete mari	16	M6U	sextuplete mici	14
M4U	cuadruplete mici	26	M6D	sextuplete mari	35
M4D	cuadruplete mari	17	M7	heptaplete	50
M5U	pentaplete mici	20	Z	zgomot	57

În aceste figuri semnalul propriuzis ocupă numai prima jumătate a cadrului, simetric spre dreapta fiind același semnal în oglindă și deplasat cu o unitate în jos, pentru a forma conturul de calcul al coeficienților Fourier.

Limitele multipletelor au fost marcate manual cu grijă, deși se poate observa un oarecare jitter datorat riscului firesc la o discriminare vizuală. Pe de altă parte suntem interesați de evaluarea unui instrument tehnic, în condiții de eroare umană firească, încât această imprecizie în detectarea începuturilor și sfârșiturilor multipletelor nu este un impediment, ci dimpotrivă, creează condiții potrivite experimentului.

Am ales drept criteriu de comparație între semnalele s , s' distanța S_A între semnale calculată prin descriptorii Fourier (v. 4.3), ca:

$$S_A(s, s') = \sum_k^n |A_k - A'_k|$$

unde k reprezintă ordinul descriptorului Fourier, până la n , ordinul maxim.

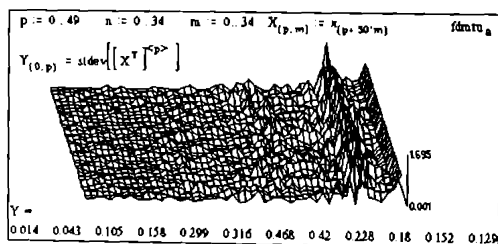


Figura 4.5-1. Descriptorii Fourier (amplitudini armonice) de la dreapta la stânga, pentru toate semnalele clasei de triplete M3U (din spate spre față).

În experimentul nostru am calculat un număr de 50 de descriptorii Fourier (amplitudini armonice și faze) pentru fiecare multiplet. Pentru fiecare din clase, am calculat distanța între toți membrii ei, tabelele 4.4-2 și următoarele prezentând rezultatele, cu mențiunea că distanța menționată în tabel reprezintă o selecție, anume distanța minimă, deci marchează perechea de semnale cele mai apropiate unul de altul. Aceasta este de fiecare dată marcată în tabel (bold), iar figura (unitățile reprezintă $\times 10$

μV) cu același număr prezintă perechea corespunzătoare de semnale care conform acestui criteriu au cea mai mare asemănare. În același timp tabelele conțin și distanța maximă, media distanțelor minime S_o , precum și deviația lor standard S_{sd} .

Tabel 4.5-2. Clasa M3U. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~27	utmu~utmth	3,264	18~7	utmun~utmo	3,58
1~24	utmd~utmp	4,308	19~20	utmdz~utmdh	4,168
2~10	utmt~utmuu	1,583	20~19	utmdh~utmdz	4,168
3~25	utmp~utmtc	4,083	21~5	utmdn~utms	4,22
4~29	utmc~utmpu	3,918	22~10	utmtz~utmuu	3,162
5~7	utms~utmo	2,458	23~22	utmtd~utmtz	4,43
6~5	utrn~utms	3,847	24~1	utmp~utmd	4,308
7~5	utmo~utms	2,458	25~22	utmtc~utmtz	3,34
8~2	utrn~utmt	4,676	26~4	utmts~utmc	4,127
9~31	utmuz~utmp	3,975	27~0	utrnth~utmu	3,264
10~2	utmuu~utmt	1,583	28~12	utmpz~utmut	3,802
11~15	utmud~utmus	4,47	29~4	utmpu~utmc	3,918
12~28	utmut~utmpz	3,802	30~27	utmpd~utrnth	4,072
13~8	utmup~utrn	5,008	31~26	utmp~utmts	4,78
14~12	utmuc~utmut	4,73	32~4	utmpp~utmc	4,26
15~0	utmus~utmu	4,336	33~32	uump~utmpp	4,952
16~8	utmuh~utrn	5,071	34~15	udmuc~utmus	5,378
17~11	utmuo~utmud	4,689			
	<i>M3U dmtu.a</i>	$S_o=3,948$	$S_{sd}=0,887$	$S_{max}=9,43$	

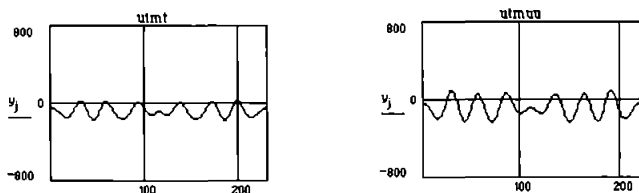


Figura 4.5-2. Perechea de semnale de apropiere maximă din M3U.

Tabel 4.5-3. Clasa M3D. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~9	utmdu~utmph	3,994	8~4	utmps~utmdo	5,623
1~6	utmdd~utmto	2,315	9~0	utmph~utmdu	3,994
2~13	utmdt~udmc	4,14	10~13	utmpd~udmc	4,445
3~9	utmdp~utmph	4,092	11~7	utmpn~utmpc	3,787
4~11	utmdo~utmpn	4,881	12~6	utmcz~utmto	6,129
5~14	utmtt~udmu	4,316	13~7	udmc~utmpc	1,999
6~1	utmto~utmdd	2,315	14~5	udmu~utmtt	4,316
7~13	utmpc~udmc	1,999	15~6	usmd~utmto	4,423
	M3D dmt.d.a	$S_o=3,923$	$S_{sd}=1,216$	$S_{max}=8,997$	

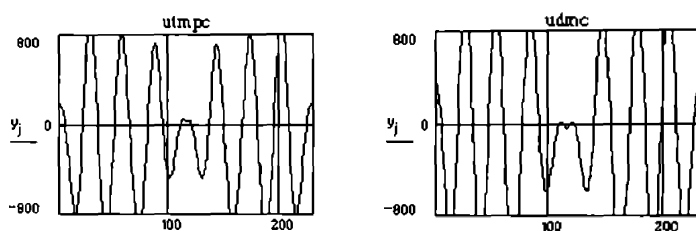


Figura 4.5-3. Perechea de semnale de apropiere maximă din M3D.

Tabel 4.5-4. Clasa M4U. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~7	udmt~udmde	4,867	13~16	udmtd~udmts	5,13
1~25	udmuz~utmde	5,822	14~20	udmtp~udmpu	3,855
2~8	udmuu~udmde	3,364	15~23	udmtc~udmpp	5,606
3~21	udmut~udmpd	4,67	16~12	udmts~udmtu	4,319
4~20	udmus~udmpu	5,762	17~7	udmth~udmde	3,794
5~2	udmdu~udmuu	4,125	18~22	udmtn~udmpt	4,737
6~20	udmdp~udmpu	3,611	19~6	udmpz~udmdp	3,637
7~17	udmde~udmth	3,794	20~14	udmpu~udmtp	3,855
8~2	udmde~udmuu	3,364	21~8	udmpd~udmde	4,519
9~24	udmdh~utmcu	3,193	22~6	udmpt~udmdp	4,72
10~6	udmdn~udmdp	4,004	23~11	udmpp~udmtz	3,564

11~23	udmrtz~udmpp	3,564	24~9	utmcu~udmdh	3,193
12~16	udmtu~udmts	4,319	25~17	utmde~udmth	5,127
	<i>M4U dmpu.a</i>	$S_a=4,25$	$S_{sd}=0,789$	$S_{max}=10,877$	

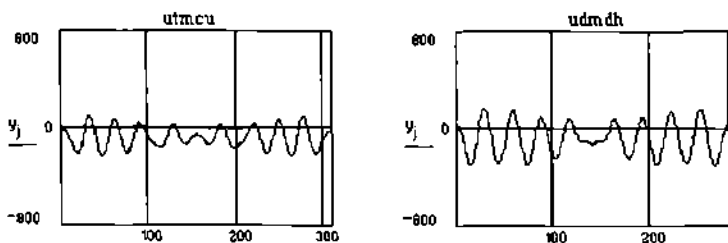


Figura 4.5-4. Perechea de semnale de apropiere maximă din M4U.

Tabel 4.5-5. Clasa M4D. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~5	udmd~udmn	5,782	9~10	udmun~udmdz	5,156
1~7	udmp~udmup	4,647	10~7	udmdz~udmup	5,002
2~6	udms~udmud	4,866	11~4	udmdd~udmo	4,704
3~4	udmh~udmo	4,516	12~14	udmdt~udmtt	4,231
4~3	udmo~udmh	4,516	13~12	udmdo~udmdt	6,246
5~14	udmn~udmtt	4,886	14~15	udmtt~udmto	4,006
6~2	udmud~udms	4,866	15~14	udmto~udmtt	4,006
7~14	udmup~udmtt	4,051	16~14	usmp~udmit	4,051
8~15	udmuo~udmto	4,326			
	<i>M4D dmpd.a</i>	$S_a=4,697$	$S_{sd}=0,621$	$S_{max}=9,352$	

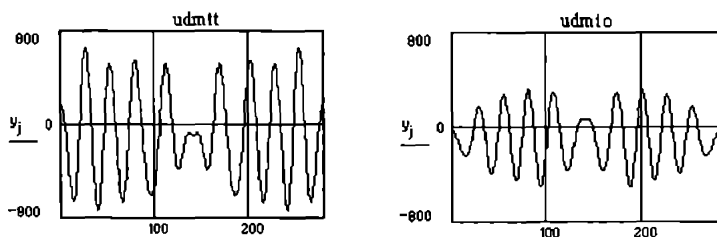


Figura 4.5-5. Perechea de semnale de apropiere maximă din M4D.

Tabel 4.5-6. Clasa MSU. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~8	upmu~udmuh	5,56	10~12	upmus~upmun	7,402
1~9	upmd~upmup	3,523	11~8	upmuo~udmuh	4,964
2~14	upmt~upmdu	5,214	12~11	upmun~upmuo	6,492
3~5	upmp~upms	5,295	13~11	upmdz~upmuo	5,36
4~14	upmc~upmdu	5,837	14~2	upmdu~upmt	5,214
5~7	upms~upmo	4,096	15~8	upmde~udmuh	4,514
6~17	upmh~upmdu	5,439	16~7	upmde~upmo	5,861
7~5	upmo~upms	4,096	17~6	upmdu~upmh	5,439
8~15	udmuh~upmde	4,514	18~15	upmdn~upmde	5,015
9~1	upmup~upmd	3,523	19~6	utmtn~upmh	6,088
	<i>MSU dmcu.a</i>	$S_a=5,172$	$S_{sd}=0,959$	$S_{max}=9,455$	

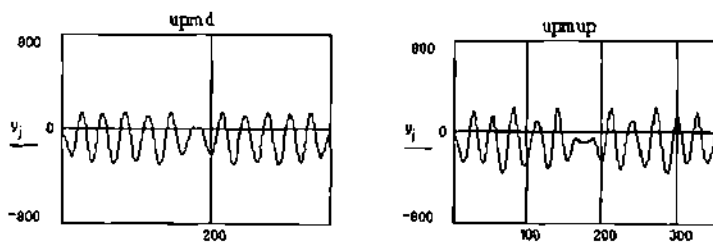


Figura 4.5-6. Perechea de semnale de apropiere maximă din MSU.

Tabel 4.5-7. Clasa MSD. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~2	upmud~upmuc	6,619	3~2	upmuh~upmuc	6,42
1~3	upmut~upmuh	6,752	4~0	ucmde~upmud	6,643
2~0	upmuc~upmud	6,619			
	<i>MSD dmcd.a</i>	$S_a=6,61$	$S_{sd}=0,119$	$S_{max}=9,301$	

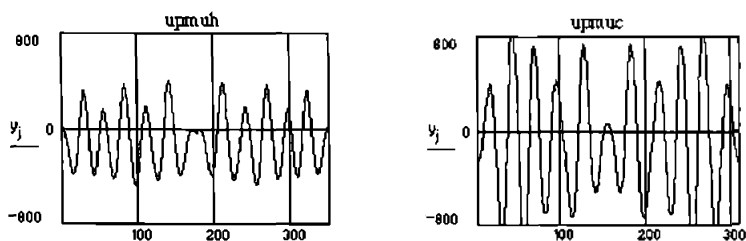


Figura 4.5-7. Perechea de semnale de apropiere maximă din MSD.

Tabel 4.5-8. Clasa M6U. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~13	ucmt~upmdh	6,677	7~9	ucmtz~ucmtt	4,536
1~2	ucmc~ucmus	5,369	8~3	ucmtu~ucmun	7,333
2~11	ucmus~upmdd	4,968	9~10	ucmtt~ucmtc	3,303
3~5	ucmun~ucmdl	3,938	10~9	ucmtc~ucmtt	3,303
4~5	upmdp~ucmdt	6,781	11~2	upmdd~ucmus	4,968
5~3	ucmdt~ucmun	3,938	12~2	ucmts~ucmus	6,497
6~7	ucmds~ucmtz	6,471	13~1	upmdh~ucmc	6,246
	<i>M6U dmsu.a</i>	$S_a = 5,3$	$S_{sd} = 1,37$	$S_{max} = 9,528$	

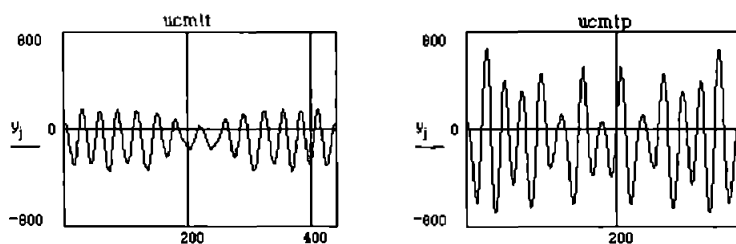


Figura 4.5-8. Perechea de semnale de apropiere maximă din M6U.

Tabel 4.5-9. Clasa M6D. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~2	ucmu~ucmp	2,504	18~3	ucmdo~ucms	6,604
1~2	ucmd~ucmp	3,899	19~20	ucmdn~ucmtd	4,078

2~0	ucmp~ucmu	2,504	20~19	ucmtd~ucmdn	4,078
3~12	ucms~ucmuc	4,316	21~17	ucmtp~ucmdh	5,93
4~15	uemh~ucmdd	3,877	22~27	uhmun~uhmdo	5,323
5~25	ucmo~uhmo	4,537	23~30	uhmsz~uhmdn	4,488
6~25	ucmn~uhmo	2,798	24~8	uhmcz~ucmuu	5,204
7~20	ucmuz~ucmtd	4,392	25~6	uhmo~ucmn	2,798
8~24	ucmuu~uhmcz	5,204	26~11	uhms~ucmup	5,478
9~32	ucmud~uhmuc	5,751	27~7	uhmdo~ucmuz	4,762
10~0	ucmut~ucmu	4,979	28~16	uhmdu~ucmdp	3,787
11~20	ucmup~ucmtd	4,383	29~25	uhmdp~uhmo	5,202
12~4	ucmuc~ucmh	4,171	30~23	uhmdn~uhmsz	4,488
13~0	ucmuh~ucmu	4,961	31~25	ucmth~uhmo	4,159
14~17	upmdt~ucmdh	6,285	32~9	uhmuc~ucmud	5,751
15~6	ucmdd~ucmn	3,502	33~9	uhmpc~ucmud	6,217
16~28	ucmdp~uhmdu	3,787	34~15	uhmuz~ucmdd	4,181
17~6	ucmdh~ucmn	3,995			
	<i>M6D dmsda</i>	$S_a=4,525$	$S_d=1,04$	$S_{max}=10,12$	

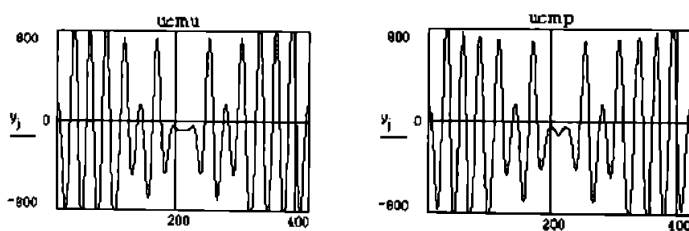


Figura 4.5-9. Perechea de semnale de apropiere maximă din M6D.

Tabel 4.5-10. Clasa M7D. Distanțele minime între semnale.

Cod	Semnal	Distanța	Cod	Semnal	Distanța
0~8	usmu~uhmh	4,775	25~22	uhmtd~uhmdh	5,971
1~4	usmt~uhmd	5,371	26~36	uhmtt~uhmpp	3,414
2~14	usmc~uhmus	7,178	27~37	uhmtp~uhmps	6,671
3~8	uhmu~uhmh	2,66	28~31	uhmtc~uhmto	4,351
4~34	uhmd~uhmpd	4,793	29~45	uhmts~uhmcs	5,845

5~12	uhmt~uhmut	3,503	30~44	uhmth~uhmcp	5,717
6~49	uhmp~uhmsu	4,727	31~28	uhmto~uhmtc	4,351
7~4	uhmc~uhmd	5,193	32~49	uhmtn~uhmsu	4,958
8~3	uhmh~uhmu	2,66	33~14	uhmpu~uhmus	4,169
9~20	uhmn~uhmde	3,925	34~4	uhmpd~uhmd	4,793
10~31	uhmu~uhmto	4,786	35~49	uhmpt~uhmsu	5,111
11~17	uhmud~uhmdz	3,101	36~40	uhmpp~uhmpn	3,136
12~5	uhmut~uhmt	3,503	37~44	uhmps~uhmcp	3,959
13~42	uhmup~uhmcd	4,779	38~26	uhmph~uhmtt	4,091
14~33	uhmus~uhmpu	4,169	39~49	uhmpo~uhmsu	4,954
15~16	uhmuh~uhmuo	5,453	40~24	uhmpn~uhmtu	2,887
16~17	uhmuo~uhmdz	5,048	41~36	uhmecu~uhmpp	4,029
17~11	uhmdz~uhmud	3,101	42~33	uhmcd~uhmpu	4,761
18~9	uhmdd~uhmn	4,392	43~20	uhmct~uhmde	2,577
19~15	uhmdt~uhmuh	6,094	44~37	uhmcp~uhmps	3,959
20~43	uhmde~uhmct	2,577	45~46	uhmcs~uhmch	4,806
21~45	uhmde~uhmcs	5,274	46~45	uhmch~uhmcs	4,806
22~10	uhmdh~uhmuu	5,897	47~3	uhmco~uhmu	4,304
23~0	uhmtz~usmu	5,435	48~37	uhmen~uhmps	5,285
24~40	uhmtu~uhmpn	2,887	49~39	uhmsu~uhmpo	4,954
	<i>M7D dmhd.a</i>	$S_a=4,5$	$S_{sd}=1,09$	$S_{max}=10,246$	

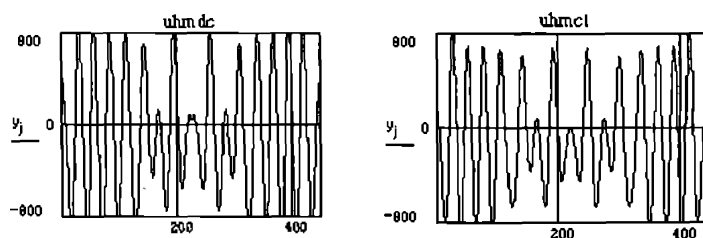


Figura 4.5-10. Perechea de semnale de apropiere maximă din M7.

Așa cum am precizat la început, semnalele (anexele M3U...M7D) sunt deja sortate vizual ca aparținând claselor marcate, analiza precedentă încercând o evaluare a capacității descriptorilor Fourier de a funcționa ca indicator consistent într-un proces de clasificare automată a semnalelor după formă. Ea este deci o analiză in-class, realizată cu intenția de a extrage pe baza distanței S_x definită prin amplitudinile

armonice ale descriptorilor Fourier, perechile cele mai asemănătoare (de cea mai mică distanță) din fiecare clasă. Tabelul 4.5-11 prezintă sintetic rezultatele pentru toate clasele.

Tabel 4.5-11. Valori importante ale distanțelor în clasele de multiplete, in-class

Clasa	S_{max}	S_{min}	S_a	S_{sd}
M3U	9,43	1,583	3,948	0,8877
M3D	8,997	1,999	3,923	1,216
M4U	10,877	3,193	4,25	0,789
M4D	9,352	4,006	4,697	0,621
M5U	9,455	3,523	5,172	0,959
M5D	9,301	6,42	6,61	0,119
M6U	9,528	3,303	5,3	1,37
M6D	10,12	2,504	4,525	1,04
M7	10,246	2,577	4,5	1,09
Extreme	10,877	1,583	3,923	0,621

Tabel 4.5-12. Distanțele între clasa M3U și celelalte

Clasa M3U	dmtu.a	S_{max}	S_{min}
M3U	dmtu.a	9,43	1,583
M3D	dmtd.a	9,024	1,464
M4U	dmpu.a	10,631	4,002
M4D	dmpd.a	10,394	4,449
M5U	dmcu.a	10,17	4,88
M5D	dmcd.a	9,98	6,324
M6U	dmsu.a	10,967	6,021
M6D	dmsd.a	11,153	6,14
M7D	dmhd.a	10,788	6,931
Z	fdz.a	11,284	5,48

4.6 Concluzii

Am elaborat în acest capitol o metodă de generare a unor parametri (descriptori Fourier) în încercarea de a caracteriza semnalele electromiografice după forma lor, independent de amplitudini, fiind binecunoscute dificultățile pe care variațiile de

amplitudine le aduc în problema recunoașterii automate a semnalelor după formă. Acestea sunt de două feluri: variația de ansamblu a amplitudinii semnalului, deși forma se păstrează, cât și variații de amplitudine ale unor componente ale semnalului, care produc mici alterări locale formei, forma de ansamblu păstrându-se.

1. Analiza rezultatelor de la 4.4 confirmă cantitativ și calitativ consistența descriptorilor Fourier și îi validează ca parametri fiabili pentru clasificarea, recunoașterea semnalelor electromiografice după formă.

1.1 Descriptorii Fourier sunt sensibili la variații ale formei, fapt dovedit și de analiza in-class pentru toate clasele de semnale preselecțate vizual, așa încât pentru toate semnalele declarate ca cele mai asemănătoare în fiecare clasă (prezentate după fiecare tabel), decizia este corectă. Tocmai faptul că ei înglobează informație despre forma semnalelor și că sunt sensibili la formă garantează puterea lor de discriminare a semnalelor după formă.

1.2 După cum vedem în tabelul 4.5-12 care prezintă distanțele minime și maxime între componentele clasei M3U și toate celelalte, diferențele par mici, deși trebuie să remarcăm aici că acest lucru se datorează modului în care se calculează distanța:

$$S_A(s, s') = \sum_k^n |A_k - A'_k|$$

și dezavantajelor binecunoscute ale distanței, și anume operarea într-un hipercube. Vom mai reveni asupra acestei idei în capitolul următor.

1.3 Cu toate acestea în interiorul claselor selecția bazată pe descriptorii Fourier funcționează corect, așa cum am mai menționat, iar între clase se observă o creștere a distanțelor pe măsură ce semnalul de comparație devine mai diferit ca formă de cel de referință.

2. Toate rezultatele precedente confirmă o puternică independență a descriptorilor Fourier de amplitudini, criteriu esențial în elaborarea lor.

3. În algoritmul original propus, descriptorii Fourier pot fi calculați ușor pentru orice semnal bidimensional (amplitudine/timp), într-o variantă tabelată a coeficienților armonici fiind posibil calculul lor în timp real, pentru semnalele biologice.

4. Descriptorii Fourier astfel elaborați constituie un set de parametri consistenți de intrare în alte proceduri de recunoaștere a formei semnalelor, așa cum vom vedea în capitolul următor, unde vom investiga acest lucru folosind rețele neuronale.

5. Seria descriptorilor Fourier poate fi trunchiată la un număr fix minimal de componente, indiferent de durata semnalului în studiu, deci indiferent de numărul de eșantioane care descriu semnalul, ceea ce constituie un avantaj enorm în procedurile de recunoaștere a semnalelor, care de multe ori nu pot opera decât cu vectori de intrare de lungime fixă.

5. CLASIFICAREA SEMNALELOR ELECTROMIOGRAFICE FOLOSIND DESCRIPTORII FOURIER ȘI REȚELE NEURONALE

În acest capitol este descrisă o metodă originală (Tărăță, 1981) de generare a unei structuri de selecție apropiată de structura actuală a rețelelor neuronale de tip Kohonen, și o astfel de rețea folosită efectiv pentru clasificarea după formă a semnalelor EMG (Tărăță, 1995), folosind ca parametri de intrare descriptorii Fourier generați după metoda originală descrisă în capitolul 4. Am conturat în subcapitolele precedente descriptorii Fourier ca instrument eficient într-un proces de clasificare a semnalelor biologice. Pentru a rafina acest instrument rețelele neuronale promit un plus de flexibilitate prin folosirea ponderată a informației brute, datorată structurii lor. Ideea de la care am pornit în structurarea unei rețele neuronale pentru clasificarea semnalelor biologice este o metodă originală de generare a unor mulțimi fuzzy (Tărăță, 1981), cu aplicații inclusiv în diagnostic, care în fond este un proces de clasificare.

Am conturat în subcapitolele precedente descriptorii Fourier ca instrument eficient într-un proces de clasificare a semnalelor biologice, în particular a celor electromiografice, tocmai datorită faptului că prin modul în care sunt generați, ei înglobează informație despre forma semnalului. Din cercetările prezentate rezultă că distanța: $S_j(s, s') = \sum_k^n |A_k - A'_k|$ definită prin amplitudinile armonice A_k ale descriptorilor Fourier funcționează destul de bine ca discriminant într-un proces de selecție, cu limitările date de însăși definirea ei ca distanță. Chiar și așa, puterea acestui instrument, cel puțin într-o selecție de finețe, este demonstrată.

Pentru a rafina acest instrument promițător, se impune folosirea mai eficientă a descriptorilor Fourier (în cercetarea de față, câte 50 pentru fiecare tronson de semnal analizat), deoarece așa cum se vede mai sus, distanța S_j îi înglobează oarecum brut, nenuanțat.

Pentru a suplini acest handicap, rețelele neuronale promit plusul de flexibilitate prin folosirea ponderată a informației brute individuale, flexibilitate datorată în primul rând structurii lor și posibilității de face noi legături.

Ideea de la care am pornit în structurarea unei rețele neuronale pentru clasificarea semnalelor biologice este o posibilitate de generare a unor mulțimi fuzzy (Tărăță, 1981), cu aplicații inclusiv în diagnostic. Ce este în fond diagnosticul, decât un proces de clasificare?

5.1 Generarea unor mulțimi fuzzy pentru aproximarea diagnosticului la sisteme dinamice, cu aplicații directe în clasificarea semnalelor

Diagnosticarea unui sistem dinamic complex este de fapt un proces de analiză și decizie, constând în general din compararea unui set de informații care caracterizează sistemul, cu o acumulare de informații care caracterizează bine mai multe alternative

posibile, clasificate ca afecțiuni, delimitarea acestora ca atare rezultând fie în urma unor experiențe anterioare asupra unor sisteme similare în condiții similare, fie printr-un proces de testare a abaterii față de optim a funcționării sistemului. În această situație este presupus caracterul optimal al funcționării sistemului.

Considerăm că starea sistemului este suficient de bine aproximată printr-o mulțime de informații obținute prin observare și măsurare a unui număr suficient de mare de parametri. Gândind mai simplu într-o primă fază, dacă fiecare parametru este marcat prin valori binare, unu sau zero, după cum se încadrează sau nu într-un domeniu considerat normal, lista parametrilor cu valori actuale devine un vector binar. Acest vector reprezintă o stare a sistemului în momentul observării, sau o stare posibilă (cazul unei afecțiuni).

În urma comparării unui vector de observare actual cu toți vectorii specifici unei grupe de afecțiuni, decizia constă în alegerea variantei, sau a unor variante de diagnostic după 'apropierea' stării prezente de stările specificate; sistemul urmează a fi tratat ulterior conform unei strategii corespunzătoare variantei alese.

Apropierea stării prezente de stările specifice constituie de fapt grade de apartenență în cadrul unei mulțimi fuzzy, ceea ce revine așa cum am văzut mai sus la studierea unor mulțimi fuzzy de vectori binari, într-o primă fază.

În spiritul celor de mai sus, în cele ce urmează putem spune selecție sau clasificare în loc de diagnosticare, termen pe care însă îl vom păstra pentru a fi consecvenți.

5.1.1 Π -apartenența

Considerăm V , mulțimea vectorilor binari v cu m elemente

$$V = \{v, \\ i = \overline{1, m} \quad v_i \in \{0, 1\} \text{ și} \\ L = \{d_i | d_i \in [0, 1], i \in I\}$$

pe care se definesc două operații \cup, \cap astfel:

$$d_i \cup d_j = \max(d_i, d_j) \quad d_i \cap d_j = \min(d_i, d_j) \quad d_i, d_j \in L.$$

(L, \cup, \cap) este o latice distributivă cu prim și ultim element (Negoiță, 1974).

$F : O = \{\overline{1, l} \in \overline{V}\}, O \subseteq V$ și aplicația $F : O \rightarrow L$ care definește o mulțime fuzzy în O .

Considerăm mulțimea $S \subseteq V$ ale cărei elemente $v_i \in S, i = \overline{1, l}$ sunt precizate, și construim funcția de apartenență $\Psi_F : O \rightarrow L$ încât $\Psi_F(\overline{i}) = 1$ dacă $\overline{i} \in O \cap S$.

Numim Π -apartenență produsul (Tărăță, 1981):

$$\Psi_{F, \Pi}(\overline{i}) = \prod_{j=1}^m (x_{ij} \oplus y_j)$$

unde $v_i \in S, \bar{i} \in O, s_{ij} \in \overline{v_i}, t_j \in \bar{i}$, iar \prod, \oplus sunt produsul, respectiv adunarea *mod*2.

Se observă că $\Psi_{F_i}^{\Pi}(\bar{i}) \in \{0, 1\}$. Deci $L = \{0, 1\}$, caz în care (L, \cup, \cap) este o algebră Boole.

Valoarea $\Psi_{F_i}^{\Pi}(\bar{i}) = 1$ marchează coincidența între vectorii \bar{i} și $\overline{v_i}$, ceea ce pentru sistemul observat înseamnă diagnosticarea afecțiunii i , caracterizată de $\overline{v_i}$.

Vectorii \bar{i} și $\overline{v_i}$ sunt vectorul de observare și respectiv vectorul specific de ordin i . Cei l vectori specifici generează o matrice specifică S .

Așadar, Π -apartenența definește o condiție de apartenență caracteristică mulțimilor în sens clasic.

5.1.2 Σ -apartenența

Numim Σ -apartenență ponderată (Tărăță, 1981) funcția $\Psi_{F_i}^{\Sigma} : O \rightarrow L$,

$$\Psi_{F_i}^{\Sigma}(\bar{i}) = 1 - \frac{d(\overline{v_i}, \bar{i})}{r}$$

cu $d(\overline{v_i}, \bar{i}) = \sum_{j=1}^m p_j (s_{ij} \oplus t_j), r = \sum_{j=1}^m p_j$, unde p_j este o pondere alocată elementului s_{ij} ,

În relațiile de mai sus $\bar{i}, \overline{v_i}, s_{ij}$ au aceeași semnificație ca în cazul Π -apartenenței, iar d este distanța Hamming (Ionescu, 1981) între vectorii binari $\bar{i}, \overline{v_i}$, calculată ca suma necoincidențelor elementelor lor corespondente, fiecare poziție având ponderea p_j .

Valorile funcției de apartenență reprezintă apropierea vectorului \bar{i} de vectorul specific $\overline{v_i}$ cu care este comparat.

Ca urmare, Σ -apartenența astfel definită este o apartenență orientată S , în sensul că pentru fiecare i se definește câte o mulțime fuzzy F_i , raportată la vectorul corespunzător $\overline{v_i}$ din S , pentru toți i fiind generată o familie de mulțimi fuzzy.

Considerând un vector de observare \bar{i} pentru care a fost calculat vectorul $\Psi(\bar{i}) = [\Psi_{F_i}^{\Sigma}(\bar{i})]$ pe care îl numim vector diagnostic, este firească alegerea ca diagnostic a variantei (afecțiunii) k , caracterizată în S de $\overline{v_k}$, pentru care

$$[\Psi_{F_i}^{\Sigma}(\bar{i})]_k = \max [\Psi_{F_i}^{\Sigma}(\bar{i})].$$

Prezența ponderilor p_j în expresia Σ -apartenenței este necesară pentru a marca importanța (ponderea) în proces a parametrului j , reducând în același timp probabilitatea de apariție a unor elemente egale în vectorul diagnostic, deci a unor distanțe egale între vectorul de observare și unii dintre vectorii specifici.

Un aspect deosebit de important al întregului proces este alocarea ponderilor, care, în funcție de proces, pot să fie impuse (rezultate teoretic sau din experiență), pot fi alocate după o funcție care poate fi dependentă de proces, și în al treilea rând, cel mai interesant pentru noi, pot fi alocate inițial alcator, urmând ca ele să se structureze în valori consistente pe măsura procesului de diagnosticare sau clasificare.

5.1.3 Matrice diagnostic, vectori de evoluție, suprafață de evoluție

Vectorul diagnostic reprezintă rezultatul comparării vectorului de observare \bar{l} cu vectorii specifici componenți ai matricii S , și deci poate fi privit ca rezultatul unei operații

$$\otimes: SxO \rightarrow \{\Psi\},$$

$\{\Psi\}$ fiind mulțimea vectorilor diagnostic.

Mai multe observații asupra sistemului în q momente discrete generează o secvență de q vectori de observare și deci matricea de observare

$$O_{q \times m} = [\bar{l}_j], j = \overline{1, q}.$$

Trebuie să remarcăm că cei q vectori pot reprezenta o succesiune de stări în timp, sau pot fi o mulțime de q stări diferite care se doresc clasificate.

Fiecărui vector de observare îi corespunde un vector diagnostic, încât $S_{l \times m} \otimes O_{q \times m}$ generează o matrice diagnostic $D_{l \times q} = [\Psi_q]$,

$$S \otimes D = D.$$

Liniiile matricii D sunt vectori de evoluție \bar{e}_j ale căror componente reprezintă apropierea vectorilor \bar{l}_j de vectorul specific \bar{v}_j :

$$\bar{e}_j = [\Psi_{\bar{v}_j}^{\bar{l}_j}(t_j)], j = \overline{1, q}$$

și precizează prin valorile elementelor lor consecutive apropierea stării sistemului observat de vectorul specific \bar{v}_j .

Am văzut că prin operația \otimes sunt generate mulțimile F_j , vectorul diagnostic având ca elemente gradele de apartenență a vectorului de observare la mulțimile F_j .

Considerând reuniunea acestor mulțimi și $\bigcup_{i=1}^l F_i$, un vector de observare \bar{l}_j , acesta aparține reuniunii cu gradul de apartenență:

$$\Psi_{\cup}(t_j) = \max \Psi_{F_i}^{\bar{l}_j}(t_j),$$

conform definiției reuniunii mulțimilor fuzzy.

Pentru secvența celor q vectori de observare $\bar{l}_j, j = \overline{1, q}$, cu $\Psi_s = \sup \Psi_{\cup}(t_j)$ se poate selecta vectorul \bar{l}_s care aparține în cel mai înalt grad reuniunii $\bigcup_{i=1}^l F_i$.

Considerând acum intersecția $\bigcap_{i=1}^l F_i$ și un vector \bar{l}_j , acesta aparține intersecției cu gradul de apartenență

$$\Psi_{\cap}(t_j) = \min \Psi_{F_i}^{\bar{l}_j}(t_j).$$

Pentru secvența celor q vectori de observare, cu $\Psi_i = \inf \Psi_{\cap}(t_j)$, se poate selecta

vectorul \bar{t}_i care aparține cel puțin cu acest grad de apartenență tuturor F_j . Referind rezultatele de mai sus la vectorii de evoluție, ei se pot scrie:

$$\Psi_{\cup}(\bar{t}_i) = \max_j \bar{e}_i(\bar{t}_j)$$

$$\Psi_s = \sup_j \max_i \bar{e}_i(\bar{t}_j)$$

$$\Psi_{\cap}(\bar{t}_i) = \min_j \bar{e}_i(\bar{t}_j)$$

$$\Psi_i = \inf_j \min_i \bar{e}_i(\bar{t}_j).$$

Un vector de observare nu se poate identifica decât cu un singur vector specific la un moment dat, deci suprafața $\bar{e}_i(j)$ poate atinge planul $\Psi_{F_j}^E(\bar{t}_j) = 1$ numai într-un singur punct, pentru o valoare a lui q .

Tendența acestei suprafețe către planul superior (apropiere maximă, 1) marchează apropierea (până la identificare) a vectorilor de observare de vectorii specifici. Invers, apropierea de planul de bază (distanțare, apropiere 0) semnifică ieșirea din spațiul specific S considerat, ceea ce nu exclude bineînțeles intrarea într-un alt spațiu specific. Suprafața de evoluție oferă o imagine globală a evoluției apropierii vectorilor de observare de vectorii specifici, deci de fapt a apropierii stării sistemului de una din stările specifice, fiind astfel o măsură globală a evoluției calității sistemului raportată la spațiul specific S .

5.1.4 Concluzii

În lucrare (Tărăță, 1981) am considerat un sistem dinamic complex a cărui stare poate fi suficient de bine aproximată printr-un set de informații obținute prin observare și măsurare a unor parametri calitativi și/sau cantitativi generând astfel un vector de observare. Compararea acestuia cu un set de vectori specifici, reprezentând stări specifice, generează o familie de mulțimi fuzzy, gradele de apartenență ale unui vector de observare la aceste mulțimi formând un vector diagnostic din care se poate selecta o variantă de diagnostic.

1. Am dezvoltat o metodă de generare a acestor mulțimi fuzzy, definind funcțiile caracteristice cu ajutorul distanțelor între vectori binari.

Metoda prezintă inconvenientul de a opera de fapt în interiorul unor sfere de raze egale cu distanțele, dar folosirea Σ -apartenenței atenuează mult acest neajuns.

2. Folosind vectori binari, este posibil accesul la nivel de bit, astfel încât se pot mări extrem de mult dimensiunile vectorilor, aceasta implicând o aproximare cu atât mai bună a stării cu cât vectorii sunt mai lungi, și o reducere corespunzătoare a riscului menționat anterior.

3. Alocând mai mult de un bit elementelor vectorilor de observare și specifici, aceștia se pot nuanța, apărând în această situație necesitatea definirii unei funcții care să determine identitatea logică a parametrilor corespondenți.

4. Vectorii specifici pot fi dați apriori, sau pot fi inițial necunoscuți, urmând a se structura pe măsură ce noi vectori de observare sunt prezentați în procesul de diagnosticare, fiecare vector care este suficient distanțat de vectorii specifici existenți putând fi definit ca un nou vector specific.

5. În procesul de diagnosticare, selecție sau clasificare, ponderile alocate fiecărui parametru sunt dinamice, ele putând fi alterate pe măsură ce procesul continuă, constituind astfel un nucleu de învățare pentru sistemul de diagnosticare astfel definit.

6. Un astfel de sistem poate fi implementat într-un microcalculator, constituind astfel o celulă de diagnosticare, într-un spațiu specific de exemplu, mai multe astfel de celule putând fi conectate pentru a genera o rețea de diagnosticare, cu avantajul unei prelucrări cvasiparalele.

7. Metoda de mai sus, abordând matricial problema, constituie de fapt nucleul unei rețele neuronale pentru selecția și ulterior clasificarea semnalelor.

5.2 O rețea neuronală pentru selecția și clasificarea semnalelor electromiografice

5.2.1 Structura rețelei neuronale

Cu ideea de mai sus în minte (Tărăță, 1981), abordăm problema recunoașterii semnalelor electromiografice, de fapt un proces de selecție într-o primă fază, printr-o structură simplă de rețea neuronală de tip Kohonen (Kohonen, 1984, Rogers, 1991, Aleksander, 1992), matrice de caracteristici cu autoorganizare, care constă dintr-un strat de intrare și o structură bidimensională de ieșire, strat de grupare. Întregul proces este o transpunere a vectorilor de intrare, reprezentând informația primară, în vectori de ieșire.

Într-o astfel de rețea nodurile din aceeași vecinătate sunt sensibile la intrări similare. Similaritatea intrărilor este determinată de metrica folosită în faza de învățare a adaptării ponderilor.

Pentru fiecare vector de intrare un singur nod (neuron) este declarat câștigător, el și vecinătatea sa suferind transformări care să materializeze acest lucru. Intrările sunt prezentate simultan stratului de intrare, căile de la fiecare intrare la noduri fiind ponderate dinamic, așa cum vom vedea.

Rețeaua a fost antrenată cu o submulțime selectată aleator din setul de 275 de multiplete luate în considerare și la analiza descriptorilor Fourier, reprezentate fiecare prin setul său de amplitudini armonice caracteristice descriptorilor Fourier, reprezentând cca. 30% din total, respectiv 83 de multiplete, după cum urmează (Tabel 5.2.1-1):

Tabel 5.2.1-1

Clasa	Total	Selectat	%
fdmtu.a	35	11	31,4
fdmtd.a	16	5	31,25
fdmpu.a	26	8	30,77
fdmpd.a	17	6	35,29
fdmdu.a	20	7	35
fdmcd.a	5	2	40
fdmsu.a	14	5	35,71
fdmsd.a	35	11	31,42
fdmhd.a	50	16	32
fdz.a	57	12	21,05
Total	275	83	30,18

Dat fiind numărul de 83 de vectori de intrare care constituie setul de învățare, considerând un factor de 7, rezultă un necesar de 581 de neuroni; am lucrat efectiv cu $25 \times 25 = 625$ neuroni, așa încât numărul total de conexiuni externe este de 31250.

Dat fiind faptul că lungimea maximă a vectorului de intrare a fost 50 (50 de amplitudini armonice normalizate ale descriptorilor Fourier), fiecare neuron are câte o conexiune cu fiecare din cele 50 de intrări, iar pentru ponderea fiecărei conexiuni am considerat un număr real în intervalul $[-1,1]$, cu o precizie de 6-7 zecimale (tipul single, 4 octeți).

Conexiunile interneuronale (distanțele) în număr de $625 \times 625 = 390625$ pot sta toate pe un disc virtual fiind actualizate atunci când este necesar, sau pot fi calculate la fiecare pas cele necesare în pasul respectiv. Prima variantă este mai rapidă dar necesită mai multă memorie, în schimb a doua variantă este acceptabil de rapidă, cu avantajul unei mari economii de memorie.

Distanțele interneuronale sunt:

$$v_{ijkl} = d(N_{ij}, N_{kl}) = \sqrt{(j-i)^2 + (k-l)^2}$$

cu N_{ij}, N_{kl} doi neuroni în pozițiile marcate de indici în matricea neuronală, primul indice marcând linia, iar al doilea coloana.

Tăria conexiunii între cei doi neuroni este:

$$C_{ijkl} = f(d)$$

unde

$f(d)$ este o funcție care dă mărimea corecției ponderilor neuronului câștigător d reprezintă distanța minimă caracteristică unui pas (un vector de intrare prezentat rețelei) selectată dintre toate distanțele d_p între vectorul actual de intrare și toate nodurile matricii Kohonen,

$$d = \min d_p,$$

$$d_p^2 = \sum_{r=0}^{N-1} (x_r - w_{rp})^2$$

presupunând că N este numărul de intrări (50 în cazul nostru) indexate aici prin r , iar p indexează toate nodurile rețelei. Distanța minimă definește neuronul cel mai activ, motiv pentru care d_p^2 se mai numește și *funcție de activitate*.

Mărimea vecinătății definește zona din matricea bidimensională (stratul) Kohonen centrată pe neuronul câștigător, ale cărei ponderi vor fi actualizate pentru o intrare dată.

Ca vecinătate inițială se pornește cu toată matricea, deși se poate folosi cu succes și o parte a sa. Vecinătatea se restrânge pe măsura reducerii factorului de învățare α , deci progresiv cu acumularea de experiență, materializată în ponderile w definind conexiunile între neuroni, care se actualizează pentru toți neuronii (i,j) și toți parametrii r după legea:

$$w'_{ij}(t+1) = w'_{ij}(t) + \alpha * f(d) * (x_r - w'_{ij}(t)).$$

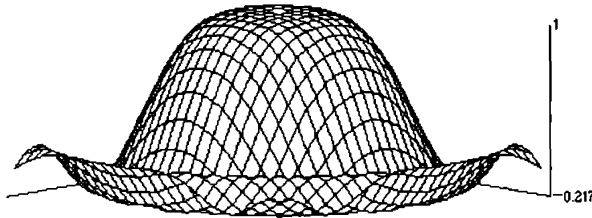


Figura 5.2.1-1. "Pălăria mexicană" definind tăria conexiunii în vecinătatea neuronului în jurul căruia este centrată

Tăria conexiunii $f(d)$ se modifică conform unei funcții (pălăria mexicană, figura 5.2.1-1) $f: R \rightarrow R$ aproximată astfel (figura 5.2.1-2):

$$\begin{aligned} &1, |x| \leq \frac{n}{\sqrt{3}} \\ &2 - 3 * \frac{x^2}{n^2}, |x| \in \left(\frac{n}{\sqrt{3}}, \frac{n * \sqrt{5}}{\sqrt{6}} \right) \\ &3 * \left(\frac{x^2}{n^2} - 1 \right), |x| \in \left[\frac{n * \sqrt{5}}{\sqrt{6}}, n \right] \\ &0, |x| \geq n \end{aligned}$$

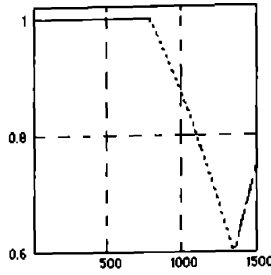


Figura 5.2.1-2. Aproximarea "pălăriei mexicane"

O altă funcție convenabilă este funcția $\sin(\beta x)/\beta x$, prin parametrul β putând regla lărgimea vecinătății în care este activă funcția (figura 5.2.1-3).

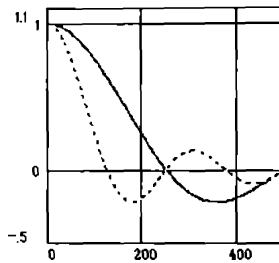


Figura 5.2.1-3. Funcția $\sin(\beta x)/\beta x$, definind două vecinătăți diferite

Din cauza efortului extensiv de calcul, care în final se răsfrânge în consum de timp, atât la pălăria mexicană cât și la funcția $\sin(\beta x)/\beta x$ descrise analitic, dar într-o măsură mai atenuată și la aproximarea acestor funcții prin linii frânte (figurile 5.2.1-2 și 5.2.1-4), deși acestea din urmă nu presupun dezvoltări în serie, soluția optimă este folosirea valorilor tabelate (în memorie) ale funcțiilor

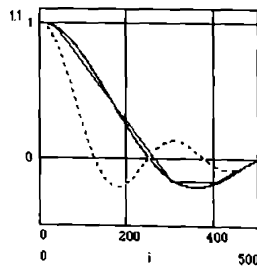


Figura 5.2.1-4. Aproximarea funcției $\sin(\beta x)/\beta x$ printr-o linie frântă

Revenind la formula de actualizare a ponderilor

$$w'_{ij}(t+1) = w'_{ij}(t) + \alpha * f(d) * (x_r - w'_{ij}(t)),$$

cum distanța între un neuron și el însuși este 0 iar $f(0)=1$, ea devine:

$$w'_{ij}(t+1) = w'_{ij}(t) + \alpha * (x_r - w'_{ij}(t))$$

și definește vectorul $W(t+1)$, care într-o reprezentare vectorială este mai apropiat de vectorul X de intrare, dacă $f(d) \geq 0$ sau se îndepărtează dacă $f(d) < 0$ (figura 5.2.1-5). Figura 5.2.1-6 oferă o imagine sugestivă pentru vecinătatea (spațială) a neuronului câștigător al competiției într-un pas de învățare, sugerând intuitiv și modul în care se modifică spațial ponderile pe măsura îndepărtării de neuronul central.

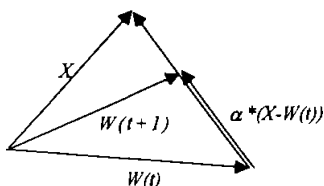


Figura 5.2.1-5. X, W în reprezentare vectorială

Plurile, în care funcția de corecție are valori negative, echivalează cu zone de inhibiție în stratul de neuroni, în care ponderile vor fi corectate în sensul îndepărtării de neuronul câștigător, acest fapt având și justificare biologică în comportamentul real al rețelelor neuronale naturale.

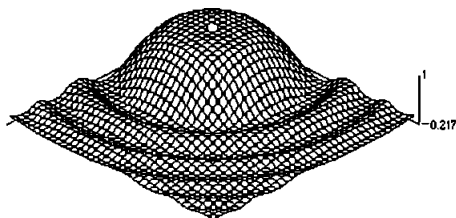


Figura 5.2.1-6. Vedere spațială a funcției de corecție a ponderilor, pentru a da o imagine mai clară a conceptului de vecinătate a neuronilor

1. În faza de învățare ponderile au fost inițializate la valori mici, aleatoare, urmând ca prin actualizarea lor în procesul de antrenare ele să ajungă să aproximeze datele de intrare, prin apropierea vectorului ponderilor de vectorul de intrare.

Valorile la inițializarea rețelei neuronale sunt date în tabelul 5.2.1-2.

Tabel 5.2.1-2. Valorile la inițializarea rețelei neuronale

α	0,5
$\Delta\alpha$	0,0001
n	25
Δn	0,005

2. Fiecare pas de antrenare presupune deci:

- *furnizarea unui vector de intrare de câte 50 de componente, ales aleator din cei 83 selectați ca set de antrenare,
- *calculul funcției de activitate $v_{j,w}$ a fiecărui neuron,
- *selecția distanței minime pentru a declara neuronul câștigător,
- *actualizarea vectorului ponderilor $w_{j,w}$,
- *actualizarea coeficientului de învățare și a vecinătății.

Pe măsură ce rețeaua se antrenează, se micșorează coeficientul de învățare α :

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) - \Delta\alpha,$$

și se micșorează vecinătatea neuronilor cei mai activi (câștigători):

$$n(t+1) = n(t) - \Delta n.$$

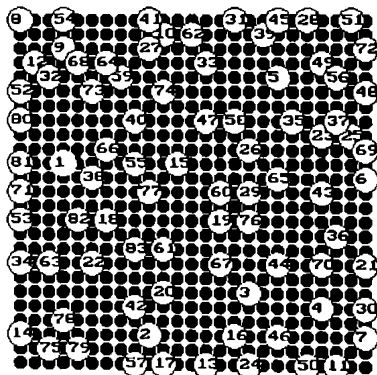


Figura 5.2.1-7. Neuroni activi, după 9013 pași de antrenament, vectori de antrenament cu 50 dF

3. Deși nu există o rețetă pentru numărul minim de pași de învățare pentru a garanta pragul de la care rețeaua începe să dea rezultate bune, cu valorile de inițializare de mai sus au fost realizați 5000 de pași, urmați ulterior de încă 4013 pași.

5.2.2 Rezultate

Așa cum am precizat mai sus, am folosit rețeaua neuronală detaliată la 5.2.1 pentru a clasifica cele 275 de segmente de semnal electromiografic pe care le-am studiat și în capitolul precedent, în încercarea de a evalua consistența descriptorilor Fourier, respectiv a amplitudinilor lor armonice, în recunoașterea și clasificarea semnalelor electromiografice.

Pe de altă parte, cercetarea de față este importantă și în evaluarea comportării rețelei neuronale de tip Kohonen în astfel de probleme de tip "pattern recognition".

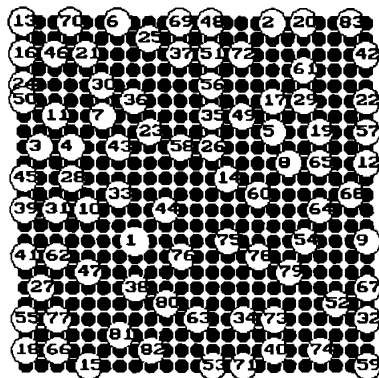


Figura 5.2.2-1. Neuronii activi, după 9013 pași de antrenament, vectori de antrenament cu 50 dF

Tabelele următoare prezintă rezultatele obținute cu rețeaua neuronală pe setul de semnale amintit, descris prin vectori de intrare de câte 50 de componente, respectiv 50 de amplitudini armonice ale primilor 50 descriptori Fourier din seria de descriptori caracteristică fiecărui tronson de semnal (v. cap. 4), într-o a doua etapă rețeaua fiind antrenată și folosită cu vectori trunchiați la numai 25 descriptori Fourier, pentru a evalua importanța descriptorilor de ordin superior, care conțin numai informație de finețe privind forma semnalelor (amănunte care eventual bordează semnalele, dar nu sunt definitorii pentru forma lor).

Tabel 5.2.2-1. Rezultate 50 dF, nevalidat

Recunoașteri 50 dF	Clasa	Total	Rec.	%
Exact	MUL 3 U	30	17	56,66
Exact	MUL 3 D	13	6	46,15
Exact	MUL 4 U	18	9	50
Exact	MUL 4 D	7	2	28,57
Exact	MUL 5 U	10	2	20
Exact	MUL 5 D	6	0	0
Exact	MUL 6 U	13	2	15,38
Exact	MUL 6 D	31	16	51,61
Exact	MUL 7 D	46	29	63,04
Cu diferență de amplitudine	MUL 3	43	5	11,62
Cu diferență de amplitudine	MUL 4	25	5	20
Cu diferență de amplitudine	MUL 5	16	0	0
Cu diferență de amplitudine	MUL 6	44	1	2,27
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 3 U	30	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 3 D	13	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 4 U	18	1	5,55
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 4 D	7	4	57,14
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 5 U	10	4	40
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 5 D	6	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 6 U	13	4	30,76
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 6 D	31	3	9,67
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 7 D	46	2	4,34
Apropiate	MUL 3 U	30	1	3,33
Apropiate	MUL 3 D	13	0	0
Apropiate	MUL 4 U	18	5	27,77
Apropiate	MUL 4 D	7	0	0
Apropiate	MUL 5 U	10	3	30
Apropiate	MUL 5 D	6	2	33,33
Apropiate	MUL 6 U	13	0	0
Apropiate	MUL 6 D	31	3	9,67
Apropiate	MUL 7 D	46	0	0

Tabel 5.2.2-2. Rezultate 50 dF, nevalidat, pe clase de semnale

Clasa/total 50 dF	M3 43	%	M4 25	%	M5 16	%	M6 44	%	M7 46	%
Exact	23	53,48	11	44	2	12,5	18	40,9	29	63,04
Cu diferență de amplitudine	5	11,62	5	20	0	0	1	2,27	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	0	0	5	20	4	25	7	15,9	2	4,35
Apropiate	1	2,32	0	0	5	31,25	3	6,81	0	0
Total	29	67,44	21	84	11	68,75	29	65,9	31	67,39

Cercetarea s-a desfășurat în două faze:

1.1 Antrenament nesupervizat pe 9013 pași, cu 83 vectori de intrare de câte 50 descriptori Fourier (amplitudini armonice) fiecare, aleși aleator astfel încât să reprezinte cca. 30 % din setul total de 275 semnale, proporțional din fiecare clasă, fiecare reprezentat printr-un vector similar. Tabelele 5.2.2-1, 5.2.2-2 prezintă rezultatele la sfârșitul procesului de clasificare realizat de rețea, fără validare umană vizuală.

1.2 În condițiile acestui antrenament, am analizat rezultatele clasificării automate cu rețeaua neuronală, numai pentru setul de vectori de intrare reprezentând semnalele preclasificate vizual ca multiple, și complet, pentru întregul set de semnale

1.3 Pasul 1.2 a fost realizat de două ori, nevalidat, complet automat, dând rețelei libertate absolută de decizie, și respectiv validat, validarea constând în forțarea deciziei rețelei în anumite împrejurări constând din unele situații posibile:

- * semnal de intrare într-o clasă (ex. M3U), semnal de ieșire în aceeași clasă majoră, dar diferențiat prin amplitudine (ex. M3D), sau invers
- * semnale de intrare și de ieșire în clase diferite dar apropiate (ex. M3U și M4U)
- * o combinație între cele două de mai sus.

2. A doua fază a constituit-o antrenarea rețelei pe același set de 83 de semnale, vectorii caracteristici fiind de data aceasta trunchiați la primele 25 de componente, după care am reluat toate etapele de clasificare descrise la pașii 1.2, 1.3.

Tabel 5.2.2-3. Rezultate 25 dF, nevalidat

Recunoașterii 25 dF	Clasa	Total	Rec.	%
Exact	MUL 3 U	29	16	55,17
Exact	MUL 3 D	14	6	42,85
Exact	MUL 4 U	16	8	50
Exact	MUL 4 D	9	2	22,22
Exact	MUL 5 U	9	1	11,11
Exact	MUL 5 D	8	0	0
Exact	MUL 6 U	16	1	6,25
Exact	MUL 6 D	27	14	51,85
Exact	MUL 7 D	46	30	65,21
Cu diferență de amplitudine	MUL 3	43	5	11,62
Cu diferență de amplitudine	MUL 4	25	5	20
Cu diferență de amplitudine	MUL 5	17	0	0
Cu diferență de amplitudine	MUL 6	43	1	2,32
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 3 U	29	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 3 D	14	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 4 U	16	1	6,25
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 4 D	9	3	33,33
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 5 U	9	3	33,33
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 5 D	8	0	0
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 6 U	16	5	31,25
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 6 D	27	5	18,52
Cu diferență de amplitudine și apropiate	MUL 7 D	46	0	0
Apropiate	MUL 3 U	29	1	3,45
Apropiate	MUL 3 D	14	0	0
Apropiate	MUL 4 U	16	5	31,25
Apropiate	MUL 4 D	9	1	11,11
Apropiate	MUL 5 U	9	5	55,55
Apropiate	MUL 5 D	8	3	37,5
Apropiate	MUL 6 U	16	0	0
Apropiate	MUL 6 D	27	4	14,81
Apropiate	MUL 7 D	46	3	6,52

Tabel 5.2.2-4. Rezultate 25 dF, nevalidat, pe clase de semnale

Clasa/total 25fd	M3 43	%	M4 25	%	M5 16	%	M6 43	%	M7 46	%
Exact	22	51,16	10	40	1	6,25	15	23,25	30	65,21
Cu diferență de amplitudine	5	11,62	5	20	0	0	1	2,32	0	0
Cu diferență de amplitudine și aproprite	0	0	4	16	3	18,75	5	11,62	0	0
Aproprite	1	2,32	6	24	8	50	4	9,3	3	6,52
Total	28	65,11	25	100	12	75	25	58,13	33	71,73

Comparând rezultatele obținute pe clase de semnale după antrenamentul cu vectori de 50 și respectiv 25 componente (amplitudini armonice ale descriptorilor Fourier), din tabelele T5.2.2-2, T5.2.2-4 rezultă în a doua situație o ușoară scădere a procentului de clasificări exacte (cu excepția clasei M7), o creștere netă a clasificărilor apropiate, respectiv o scădere a clasificărilor din categoria "cu diferență de amplitudine și apropiate", cum se vede în continuare în tabelul T5.2.2-DP.

Tabel T5.2.2-DP.

Clase	M3	M4	M5	M6	M7
50 Exact	53,48	44	12,5	40,9	63,04
25 Exact	51,16	40	6,25	23,25	65,21
50 Dif. amplitudine	11,62	20	0	2,27	0
25 Dif. amplitudine	11,62	20	0	2,32	0
50 Aproprite	2,32	0	31,25	6,81	0
25 Aproprite	2,32	24	50	9,3	6,52
50 Dif. amplitudine și apropiate	0	20	25	15,9	4,35
25 Dif. amplitudine și apropiate	0	16	18,75	11,62	0
50 Total	67,44	84	68,75	65,9	67,39
25 Total	65,11	100	75	58,13	71,73

Tabel 5.2.2-5. Rezultate globale 50 dF, nevalidat, zgomot inclus

Nevalidat, zgomot inclus 50 dF	Total	Găsit	%
Număr total de forme	192	192	
Forme recunoscute	192	96	50
Forme diferite prin amplitudine	192	24	12,5
Forme apropiate	192	14	7,29
Forme diferite prin amplitudini și apropiate	192	18	9,38
Recunoașteri greșite	192	40	20,83
Total recunoașteri	192	152	79,16

Tabel 5.2.2-6. Rezultate globale 25 dF, nevalidat, zgomot inclus

Nevalidat, zgomot inclus 25dF	Total	Găsit	%
Număr total de forme	192	192	
Forme recunoscute	192	94	48,95
Forme diferite prin amplitudine	192	26	13,54
Forme apropiate	192	22	11,45
Forme diferite prin amplitudini și apropiate	192	17	8,85
Recunoașteri greșite	192	33	17,18
Total recunoașteri	192	159	82,81

Din compararea tabelelor T5.2.2-5, T5.2.2-6, rezultă că în cazul antrenamentului cu vectori de 25 componente procentul de clasificări exacte a scăzut de la 50 % la 48,95 %, cu diferență de amplitudine a crescut de la 12,5 % la 13,54 %, apropiate - a crescut de la 7,29 % la 11,45 %, cu diferență de amplitudine și apropiate - a scăzut de la 9,38 % la 8,85 %, pe total procentajul global de clasificare corectă a crescut de la 79,16 % la 82,81 %, iar cel de recunoașteri greșite a scăzut de la 20,83 % la 17,18 %.

Tabel 5.2.2-7. Rezultate globale 50 dF, nevalidat, fără zgomot

Recunoaștere 50fd	Total	Recunoscute	%
Exact	174	83	47,7
Cu diferență de amplitudine	174	11	6,32
Cu diferență de amplitudine și apropiate	174	18	10,34
Apropiate	174	14	8,04
Total	174	126	72,41

Tabel 5.2.2-8. Rezultate globale 25 dF, nevalidat, fără zgomot

Recunoaștere 25fd	Total	Recunoscute	%
Exact	174	78	44,82
Cu diferență de amplitudine	174	11	6,32
Cu diferență de amplitudine și apropiate	174	17	9,77
Apropiate	174	22	12,64
Total	174	128	73,56

Din compararea tabelelor T5.2.2-7, T5.2.2-8, rezultă că în cazul antrenamentului cu vectori de 25 componente procentul de clasificări exacte a scăzut de la 47,7 % la 44,82 %, cu diferență de amplitudine - staționar la 6,32 %, apropiate - a crescut de la 8,04 % la 12,64 %, cu diferență de amplitudine și apropiate - scade de la 10,34 % la 9,77 %, pe total procentajul global de clasificare corectă crește de la 72,41 % la 73,56 %.

Tabel 5.2.2-9. Rezultate globale 50 dF, validat, fără zgomot

Validat uman, fără zgomot 50fd	Total	Recunoscute	%
Exact	147	120	81,63
Cu diferență de amplitudine	147	2	1,36
Cu diferență de amplitudine și apropiate	147	11	7,48
Apropiate	147	6	4,08
Recunoscute greșit	147	8	5,44
Total	147	139	94,55

Tabel 5.2.2-10. Rezultate globale 25 dF, validat, fără zgomot

Validat uman, fără zgomot 25fd	Total	Recunoscute	%
Exact	147	121	82,31
Cu diferență de amplitudine	147	1	0,68
Cu diferență de amplitudine și apropiate	147	12	8,16
Apropiate	147	8	5,44
Recunoscute greșit	147	5	3,4
Total	147	142	96,59

Din compararea tabelelor T5.2.2-9, T5.2.2-10, rezultă că în cazul antrenamentului cu vectori de 25 componente procentul de clasificări exacte a crescut de la 81,63 % la 82,31 %, cu diferență de amplitudine a - scăzut de la 1,36 % la 0,68 %, apropiate - a crescut de la 4,08 % la 5,44 %, cu diferență de amplitudine și apropiate - a crescut de la 7,48 % la 8,16 %, pe total procentajul global de clasificare corectă a crescut de la 94,55 % la 96,59 %, iar cel de recunoașteri greșite a scăzut de la 5,44 % la 3,4 %.

Tabel 5.2.2-11. Rezultate globale 50 dF, validat, cu zgomot

Validat uman, zgomot inclus 50fd	Total	Recunoscute	%
Exact	192	133	81,63
Cu diferență de amplitudine	192	2	1,36
Cu diferență de amplitudine și apropiate	192	11	7,48
Apropiate	192	6	4,08
Recunoscute greșit	192	40	20,83
Total	192	148	77,08

Tabel 5.2.2-12. Rezultate globale 25 dF, validat, cu zgomot

Validat uman, zgomot inclus 25fd	Total	Recunoscute	%
Exact	192	138	71,87
Cu diferență de amplitudine	192	1	0,52
Cu diferență de amplitudine și apropiate	192	12	6,25
Apropiate	192	8	4,16
Recunoscute greșit	192	33	17,18
Total	192	159	82,81

Din compararea tabelelor T5.2.2-11, T5.2.2-12, rezultă că în cazul antrenamentului cu vectori de 25 componente procentul de clasificări exacte a scăzut de la 81,63 % la 71,87 %, cu diferență de amplitudine - a scăzut de la 1,36 % la 0,52 %, apropiate - a crescut de la 4,08 % la 4,16 %, cu diferență de amplitudine și apropiate - a scăzut de la 7,48 % la 6,25 %, pe total procentajul global de clasificare corectă a crescut de la 77,08 % la 82,81 %, iar cel de recunoașteri greșite a scăzut de la 20,83 % la 17,18 %.

Tabel T5.2.2-13. Procente de clasificare globale, pentru întregul experiment, cu sau fără validare vizuală a deciziei, cu sau fără zgomot inclus

Condiții	Nevalidat, fără zgomot (nfz) %	Nevalidat, cu zgomot (ncz) %	Validat, fără zgomot (nfz) %	Validat, cu zgomot (ncz) %	Medii %
50 Exact	47,7	50	81,63	81,63	65,24
25 Exact	44,82	48,95	82,31	71,87	61,98
50 Dif. amplitudine	6,32	12,5	1,36	1,36	5,385
25 Dif. amplitudine	6,32	13,54	0,68	0,52	5,265
50 Apropriate	8,04	7,29	4,08	4,08	5,872
25 Apropriate	12,64	11,45	5,44	4,16	8,422
50 Dif. amplitudine și apropiate	10,34	9,38	7,48	7,48	8,546
25 Dif. amplitudine și apropiate	9,77	8,85	8,16	6,25	8,257
50 Total	72,41	79,16	94,55	77,08	80,8
25 Total	73,56	82,79	96,59	82,81	83,93
50 Medii	N 75,785	V 85,815	FZ 83,48	CZ 78,12	
25 Medii	N 78,175	V 89,7	FZ 85,075	CZ 82,8	

N nevalidat, V validat, FZ fără zgomot, CZ cu zgomot

5.2.3 Concluzii

A. Descriptorii Fourier, generați așa cum am detaliat în capitolul precedent, respectiv amplitudinile lor armonice, se dovedesc consistente în a asista procesul de selecție după formă a semnalelor, fapt dovedit și de validarea lor prin folosirea în acest scop a unei rețele neuronale de tip Kohonen, cu particularitățile prezentate. Procentajele mari de recunoaștere corectă obținute pe un set mare de semnale confirmă acest lucru.

A1. Referindu-ne la tabelul T5.2.2-13 care prezintă rezultatele globale, pentru întregul experiment, sunt prezentate acolo procentajele medii de recunoașteri corecte (incluzând situațiile diverse comentate în anexa RC):

50 Medii	N 75,785	V 85,815	FZ 83,48	CZ 78,12
25 Medii	N 78,175	V 89,7	FZ 85,075	CZ 82,8

A1.1 Procentajul de recunoașteri corecte a fost cuprins între 75,785 % (valoare minimă) în cazul antrenării rețelei cu vectori cu 50 componente, regim nevalidat, și 89,7 % (valoare maximă) în cazul antrenării rețelei cu vectori cu 25 componente,

regim validat.

Apreciem acest rezultat ca foarte bun, fiind obținut în condițiile unui antrenament cu un set minimal de vectori de intrare.

A1.2 Mai mult, considerăm firesc faptul că în toate situațiile procentajul de recunoașteri corecte a fost mai mare pentru experimentul desfășurat în condițiile antrenamentului cu vectori trunchiați la 25 componente, deoarece din acest set lipsesc descriptorii Fourier de ordin superior care conțin informație de finețe asupra formei semnalelor originale, ceea ce face clasificarea mai largă, lucru care s-a reflectat în procentajele înregistrate.

A1.3 În toate cazurile sunt mai mari procentajele în regimul cu validare, deoarece prin validare au fost corectate erori de preclasificare umană sau ale rețelei în cursul procesului de clasificare artificială.

A1.4 În toate cazurile sunt mai mici procentajele în regimul cu zgomot inclus, firesc datorită dezordinii mai mari în ansamblul semnalelor.

A2. Diferențele procentuale de recunoașteri între situațiile de antrenament cu 25 de componente spectrale și cu 50 componente au fost între 1,595 % (FZ) - minimă și 4,68 % (CZ) - maximă.

Considerând un multiplu la întâmplare din clasa M3U (figura 5.2.3-1), raportul între maximul reziduuului spectral (amplitudinile armonice de ordin mai mare ca 25) și maximul absolut este 0,17, iar raportul mediu între aria reziduuului spectral și aria totală a spectrului pentru zece semnale din clasa M3U alese aleator este 0,19239, altfel spus 19,239 %.

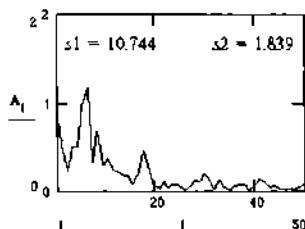


Figura 5.2.3-1. Spectrul amplitudinilor armonice ale dF pentru un semnal din clasa M3U

Diferența între procente de recunoaștere corectă între procesele pe 25 și 50 de componente este mult mai mică decât procentul de mai sus tocmai pentru că prima parte a spectrului conține informația esențială despre forma semnalelor, ceea ce justifică operarea pe un set mai restrâns de descriptori.

B. Așa cum știm, rețeaua neuronală de tip Kohonen este un instrument de clasificare, în sensul că încearcă să potrivească o intrare necunoscută ei cu unul din modelele învățate în cursul procesului de antrenare. Sigur, un neuron este declarat câștigător în competiția declanșată de prezentarea unei intrări la un moment dat, și anume cel cărui îi corespunde distanța minimă față de intrarea actuală. Decizia rețelei mai poate fi rafinată (v. generarea mulțimilor fuzzy, cap. 4) prin nuanțarea distanței,

care acum este spațială, în funcție de apropierea sau nu, sau de intrarea într-o grupare de neuroni care marchează o clasă de semnale asemănătoare, definită cel puțin printr-un proces de ordonare a distanțelor, din care se poate selecta grupul conducător. Ponderarea distanțelor interneuronale are tendința, în funcție de felul în care este făcută, să transfere problema deciziei într-un spațiu neeuclidian.

C. Cu această idee deja ne îndepărtăm de rețeaua Kohonen; desigur conceptul rămâne. Odată definite grupările de neuroni reprezentând clase de semnale (de exemplu clasa tripletelor, indiferent dacă sunt mari sau mici), desigur rețeaua este aptă să lucreze. Într-o viziune dinamică, un semnal care este suficient de îndepărtat de oricare din clasele existente mai poate genera un nou neuron, care poate fi un "centru de cristalizare" sau măcar viitor membru al unei noi grupări. Procesul nu mai este static: în locul unei rețele declarată antrenată și care tot ce face după aceea este să recunoască, să clasifice intrările care i se prezintă, avem în acest fel un sistem deschis, care în timp ce lucrează - recunoaște semnale - învață generând noi neuroni, actualizând grupări de neuroni care definesc clase.

Dăm astfel peste structura din figura 5.2.3-2, strâns legată de ideile prezentate și justificate la 5.1.

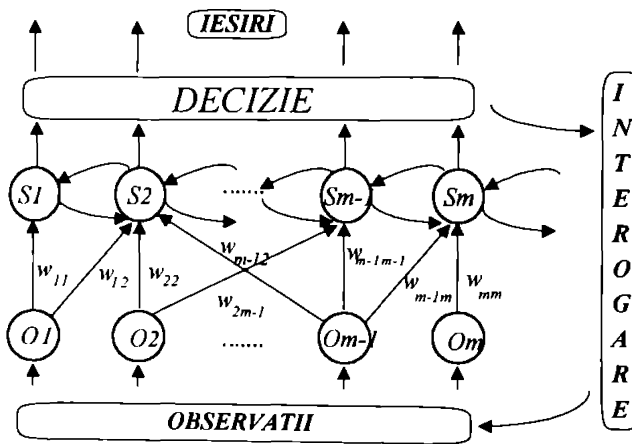


Figura 5.2.3-2. Rețea neuronală dinamică

D. Fie în structuri simple (rețele clasice), fie într-o astfel de structură, descriptorii Fourier mai pot juca un rol important, pe lângă acela deja justificat de parametri consistenți care pot "memora" forma semnalelor dovedindu-se prin aceasta importanți într-un proces de recunoaștere după formă. Serii combinate (de exemplu prin mediere) ale amplitudinilor armonice ale mai multor semnale aparținând unei clase pot funcționa ca "filtre de formă", sau semnale tipice, și, furnizate rețelei în curs de antrenament pot ușura procesul de formare a grupărilor de neuroni caracteristice claselor de semnale, sau pot fi eventual determinante în acest proces.

6. ANALIZA ELECTROMIOGRAMEI DE INTERFERENȚĂ

Capitolul 6 începe cu unele precizări și prezintă apoi, în contextul larg al electromiografei de interferență, rezultatele originale ale autorului (Tărăță, M. 1993a, 1994a, 1994d, 1995d) constând în generarea unor noi parametri care se dovedesc consistenți în descrierea cantitativă a acestui tip de semnal. În același timp este prezentată o metodă originală și un program de analiză a electromiografei de interferență în domeniile timp și frecvență, ele constituind acum un instrument curent de lucru pentru medic, pentru o abordare cantitativă a afecțiunilor neuro-musculare (Tărăță, M. 1994d, 1995d).

6.1 Electromiograma de interferență

Electromiograma este dependentă de nivelul de forță a mușchiului în contracție, de tipul de electrod, și de starea mușchiului care poate fi odihnit sau obosit, sănătos sau bolnav. În electromiografia clinică se folosesc în general electrozi ac, deoarece electrozii de suprafață pot masca uneori anumite modificări patologice de finețe.

Așa cum am mai văzut în capitolele introductive, activitatea mioelectrică detectată cu electrozi de suprafață deasupra unui mușchi poate fi considerată ca sumare a semnalelor filtrate generate de un număr de unități motorii active, concurente. Detecția de suprafață este preferabilă detecției cu ac atunci când se dorește informație globală despre activarea mușchiului sau despre evoluția intensității contracției. Opus preluării semnalului electromiografic cu ac, detecția de suprafață poate fi deficitară din punct de vedere al sensibilității. Distribuția curentului și funcția de transfer între sursa de semnal și punctul de detecție sunt afectate de proprietățile locale ale țesutului și de tipul și poziția electrozilor, așa încât un semnal mioelectric detectat pe suprafață poate conține contribuții de la alți mușchi din vecinătatea celui deasupra căruia sunt plasați electrozii.

La preluarea electromiografei la efort mic, potențialul de acțiune poate fi bine izolat, deoarece sunt active puține unități motorii. Totuși, la o contracție de 10% din contracția voluntară maximă (MVC - maximum voluntary contraction) un număr mai mare de unități motorii intră în activitate și potențialele lor de acțiune încep să se suprapună în anumite zone ale mușchiului sau să se sumeze producând un semnal de interferență. La o forță de 30% din MVC creșterea numărului de unități motorii active și a frecvențelor lor de descărcare generează un semnal de interferență în aproape toate zonele mușchiului. Aceasta înseamnă că numai la contracție slabă pot fi analizate caracteristicile potențialelor unităților motorii individuale, aceasta reprezentând cca. 4% din MVC. În funcționarea curentă a mușchiului, nivelul de contracție este rareori atât de mic, așa încât analiza electromiografei de interferență este importantă.

6.2 Analiza semnalului EMG în domeniul timp

Semnalul EMG este dependent de timp și de forța de contracție, amplitudinea sa variind aleator deasupra și dedesubtul lui zero (linia izoelectrică). Deoarece la

înregistrarea semnalului se folosesc amplificatoare cuplate în curent alternativ, linia izoelectrică corespunde valorii zero și medierea directă a semnalului nu ar da nici o informație (Basmajian J.V. et al, 1985).

Începând cu această observație importantă, vom analiza în continuare câteva metode importante de analiză a electromiogramei de interferență, și parametri generați în cadrul lor.

6.2.1. Redresarea

Pentru a elimina restricția de mai sus, după amplificare se redresează semnalul, cel mai bine prin inversarea valorilor negative (în domeniul pozitiv) - redresare bi-alternață. Această procedură este preferabilă deoarece păstrează toată energia semnalului. Semnalele redresate pot fi filtrate (analogic sau numeric, în sens numeric fiind convenabilă media în mișcare - moving average).

Un parametru util este valoarea medie a semnalului redresat (*VMR*).

Acest parametru dă o măsură pentru valoarea medie a amplitudinii semnalului redresat, calculată pe un număr *N* de eșantioane *s(t)* ale semnalului, definind astfel un segment de semnal suficient de lung. Valoarea medie redresată este:

$$VMR(s(t)) = \frac{\sum_{k=1}^N s(t_k)}{N}.$$

6.2.2 Integrarea

Integrarea, ca procedură de prelucrare a unui semnal se referă la obținerea ariei de sub semnal. Unitatea de măsură este Vs (Volt secundă) sau o combinație de submultipli.

Procedura nu se poate aplica decât semnalului redresat, pentru că altfel suma (aria) ar fi zero, dar în acest caz toate valorile fiind pozitive, valoarea redresată integrată crește continuu cu timpul, ceea ce se rezolvă mediind, adică prin împărțire cu timpul (T).

Dacă se alege o perioadă de integrare destul de lungă, valoarea redresată integrată oferă pentru semnal o măsură ce variază lin. Integrarea traseului de interferență redresat a fost una din primele tehnici analitice (Lippold, 1952),.

Mărimea integralei semnalului de interferență redresat (*ISR*) este funcție de amplitudinea și durata MUAP-urilor individuale ca și de frecvența descărcărilor. S-a găsit o dependență liniară a *ISR* de forța generată de un mușchi dat în timpul contracției izometrice, coeficienții de corelație fiind între 0,93 - 0,99, valoarea dreptei de regresie fiind variabilă între indivizi, dar și la același subiect în înregistrări diferite (Richfield, 1981). În ceea ce privește reproductibilitatea *ISR* ea s-a înregistrat pentru 20, 40, 60, 80% MVC (Viit asalo, 1975) și au fost găsiți coeficienți de corelație între 0,88 și 0,91 pentru reproductibilitate între 0,64 și 0,73.

6.2.3 Rădăcina mediei pătratelor (Root Mean Square *RMS*)

Acest parametru dă de fapt o medie particulară a semnalului, calculată după cum urmează:

$$RMS(s(t)) = \frac{\sqrt{\int_t^{t+T} s(t)^2 dt}}{\sqrt{T}} \quad \text{unde } s(t) \text{ este semnalul.}$$

6.2.4 Treceri prin zero (NTZ) și puncte de întoarcere (NPI)

Numărarea acestor evenimente este relativ comodă și oferă clinicianului un instrument cu ajutorul căruia unele investigații au dovedit că se poate face o discriminare între mușchiul miopatic și normal. Dar asemenea distincții nu pot fi făcute decât statistic (Basmajian et al., 1985).

Nu este recomandabil a fi folosite NTZ pentru măsurarea semnalului ca funcție de forță, atunci când sunt în curs fenomene de recrutare și derecruare a unor unități motorii, și nici ca funcție de timp în cazul unor contracții susținute (Basmajian et al., 1985).

Numai la nivele mici de contracție relația între ele și numărul de potențiale de acțiune MUAP este liniară. Pe măsură ce noi UM intră în activitate, amplitudinea semnalului capătă caracterul zgomotului Gaussian și relația liniară nu mai funcționează.

Mai recent, trecerile lui zero au căpătat o nouă considerație (Inbar et al., 1986), demonstrându-se că prin ele se pot estima modificările EMG spectrale măsurate prin frecvența mediană.

Informația cea mai interesantă relativ la existența potențialelor de acțiune multifazice sau sincronizarea între unități este conținută în repetarea grupurilor de maxime locale. Momentele primelor vârfuri ale unui MUAPT definesc statistica descărcărilor iar momentele relative la vârfurile ulterioare sunt asociate cu forma acestor unde.

Analiza spectrală electromiografică convențională nu impune restricții asupra intensității contracției musculare, ea indicând indirect prezența potențialelor de acțiune polifazice în EMG, printr-o creștere peste normal a densității spectrale la frecvențe înalte (Lago, 1983). Există însă limitări ale interpretării, pentru că se știe, conținutul energetic al EMG la frecvențe înalte este foarte dependent de geometria electrodului, iar pentru același electrod, relativ mici modificări în viteza de conducere a fibrei au pentru frecvențele spectrale efectul unei multiplicări constante (Lago, 1983), ceea ce cauzează dificultăți în caracterizarea polifaziei nesemnificative în termenii modelului (pattern) normal al distribuției spectrale a semnalului EMG.

Informația asupra polifazicității este conținută în secvența de timp a aparițiilor maximelor locale ale MUAPT. O grupare a acestor evenimente poate să corespundă unor potențiale polifazice. Această grupare prezentă în MUAPT se regăsește în proprietățile densității spectrale a traseului de interferență.

Lago et al. (Lago, 1983) au încercat o analiză spectrală a maximelor locale suprapuse ale unui grup de MUAPT-uri.

Densitatea spectrală (autospectrul) a unei secvențe $\{t_i\}$ este prin definiție transformata Fourier a funcției de autocovarianță. Este clar că pentru un grup de unități polifazice descărcând independent nu s-ar fi sesizat nici o grupare în secvența de timp a maximelor locale suprapuse în MUAPT. Aceasta este o consecință a caracteristicilor locale Poisson ale frecvențelor suprapuse și arată că statisticile locale nu sunt potrivite pentru detectarea unor astfel de grupe atunci când există un grad de suprapunere înalt

(grad mare de interferență).

Dimpotrivă, analiza de frecvență care dă statistici ne-locale este eliberată de această limitare (Lago, 1984). Din motive practice este necesar să extragem secvența de timp a maximelor locale suprapuse din semnalul de interferență.

Electromiograma de interferență este caracterizată de o secvență de maxime și minime alternante.

Un maxim și minim consecutive definesc un eveniment cărui t se alocă arbitrar momentul maximului, transformând astfel semnalul complex într-un proces punctual.

Examinarea dependenței de timp între evenimente într-un proces punctual se poate face folosind histograma intervalelor, sau alternativ, se poate folosi domeniul frecvență (Jones, 1990).

O descriere folositoare a unui proces punctual este spectrul Bartlett, care este transformata Fourier a densității covarianței intervalelor între evenimente. În unele cazuri spectrul Bartlett este bine aproximat de transformata Fourier a unei secvențe binare derivată din procesul punctual original printr-o procedură de cuantizare în timp și decimare (Lago, 1982, 1984, Jones, 1990).

Electromiograma de interferență poate fi redusă la un proces punctual și apoi la o secvență binară printr-o procedură simplă. Extremele locale parazite au un efect de contaminare, negativ asupra analizei spectrale, și trebuie eliminate (Lago, 1983).

O tehnică citată și de Lago (Lago, 1983) constă din extragerea din secvența de maxime $\{P_j\}$ și minime locale $\{M_j\}$ a unei subsecvențe, prin eliminarea oscilațiilor foarte mici.

Această trunchiere a secvenței originale produce un efect semnificativ, cu excepția frecvențelor joase unde cauzează o atenuare a densității spectrale (Lago, 1983).

Jones (Jones, 1990) propune o metodă de clasificare a proceselor punctuale bazată pe analiza componentelor principale ale spectrului Bartlett. Fiecare proces este alocat unui set limitat de clase, fiecare clasă fiind definită în termenii primelor câteva componente principale ale spectrului. Orice nou proces este clasificat pentru a vedea care set de componente principale se potrivește cel mai bine cu spectrul sau. Apropierea se măsoară în termeni de mărime și de culoare (whiteness) a reziduurilor. Reziduul este definit ca diferența între spectrul actual și aproximarea sa prin cele mai mici pătrate folosind sume ponderate ale principalelor componente din clasa particulară considerată (Jones, 1990).

Nu putem încheia această scurtă trecere în revistă fără a menționa analiza spectrală autoregresivă (ASAR) a proceselor punctuale ca metodă modernă de mare importanță. ASAR necesită o estimare adecvată pentru funcția de densitate a covarianței (Rocha, 1987, Lago, 1989) la multipli întregi ai intervalului de timp.

Metodele curente sunt bazate pe construirea histogramelor secvenței în timp dar nu sunt potrivite pentru ASAR pentru că nu garantează o autocovarianță nenegativ definită. Există metode alternative (Rocha, 1987, Lago, 1990) care garantează acest lucru, și deci stabilitate procesului.

Privind analiza spectrală a punctelor de întoarcere ale EMG, ideea fiind relativ recentă nu există experiență prea multă, mai ales cu date reale. Există dificultăți (Jones, 1982) la separarea efectelor potențialelor de acțiune polifazice de sincronizarea potențialelor simple, dar cu toate acestea tehnica pare promițătoare ca procedură complementară alături de analiza spectrală în sine.

O caracteristică interesantă a spectrului normalizat al punctelor de întoarcere este aceea că atunci când potențialele polifazice și sincronizarea nu sunt semnificative, curba este simplă. Peste 200 Hz curba este plată și aproape unitară independent de electrozii folosiți și de viteza de conducere.

Analiza spectrală a unei secvențe 0 - 1 este o procedură rapidă care poate fi făcută chiar mai rapidă prin folosirea spectrului Walsh.

6.2.5 Raportul global arie/amplitudine (*Raa*)

În efortul de a găsi descriptori mai puternici pentru studiul evoluției semnalului electromiografic, mai ales în cazul contracțiilor intense care conduc la interferență în mușchiul normal, am definit raportul global mediu arie /amplitudine (*Raa*), parametru calculat din semnalul electromiografic, care după studii cantitative se dovedește un indicator consistent. Este calculat ca medie a rapoartelor între traversări consecutive ale liniei izoelectrice. Media acestor rapoarte care "alunecă pe semnal", calculată pentru un întreg segment de semnal (400 ms), raportul mediu arie /amplitudine (*Raa*), a fost studiat în condițiile unor contracții maximale obositoare ale mușchiului Biceps Brachii pe un lot de cinci experimente asupra aceluiași subiect, cu intenția dublă de a-l valida ca instrument de lucru pentru investigații ulterioare, și de a studia în același timp fenomenul de oboseală musculară.

Pentru comparație am calculat și analizat următorii parametri: amplitudinea maximă, valorile medie redresată și medie pătratică, numărul de traversări ale liniei izoelectrice, integrala semnalului redresat, în domeniul timp, și respectiv spectrul densității de putere, frecvențele mediană și medie, frecvențele asociate cu maximum spectral, în domeniul frecvență.

Studiul prezent a început cu observația că semnalul EMG are o mare variabilitate a amplitudinilor, puternic modulată de distanța între electrod și cea mai apropiată fibră musculară sau, într-un sens mai larg cel mai apropiat teritoriu motor.

Prin cercetarea cu electrod ac concentric a potențialelor de acțiune de teritoriu motor (Nandedkar, 1988) s-a dovedit că amplitudinea și aria se modifică în paralel și în concluzie, raportul ariei și amplitudinii MUAP, care măsoară "grosimea" undeii la bază, este mult mai puțin sensibil la modificările datorate schimbării poziției electrodului. Mai mult, deoarece aria și amplitudinea sunt caracteristici robuste, mult mai puțin dependente de îndemânarea operatorului uman, raportul lor pare să fie un parametru consistent comparativ cu durata potențialului. Studiul menționat mai sus relatează o creștere de numai 16% a raportului arie/amplitudine comparativ cu schimbări mult mai mari atât ale ariei, cât și ale amplitudinii luate singure, în înregistrări cu ac concentric din mușchiul Biceps Brachii. Acest raport s-a dovedit semnificativ mai mic în miopatii decât în neuropatii, acestui comportament atribuindu-i o valoare diagnostică.

Am extins ideea comentată mai sus la electromiograma de interferență achiziționată cu electrozi de suprafață, generând un parametru original, raportul global arie/amplitudine (*Raa*), calculat pe un segment de electromiogramă de 400 ms, după cum urmează:

$$Raa = S_{med} / A_{med}$$

unde:

pentru ca să evidențiem influența condițiilor experimentale, cu intenția de a micșora, dacă nu elimina, alți factori care ar fi intervenit dacă erau implicați mai mulți subiecți umani.

Deci, *Raa* este mult mai puțin sensibil la condițiile experimentale decât *VMR* și *Sm* luati în parte, și în plus dovedește și alte calități care îl recomandă ca parametru consistent în caracterizarea mușchiului în contracție.

Deși vom reveni mai pe larg în cele ce urmează la parametrii care descriu semnalele EMG în domeniul de frecvență, dăm aici (figura 6.2.5-4) graficul evoluției frecvenței mediane, fiind de un deosebit interes în subiectul de care ne ocupăm.

Tabel 6.2.5-1. Valorile medii și deviațiile standard ale parametrilor *Raa*, *VMR*, *Sm*, normalizați, în cazul celor cinci contracții susținute

Experiment	1	2	3	4	5
Raa	10,56+0,31	11,57+0,24	11,4+0,12	11,76+0,26	11,8+0,35
VMR	10,56+0,93	13,3+0,85	9,29+0,81	13,4+1,27	20,7+3,02
Sm	10,56+2,091	17,23+2,21	9,63+1,1	16,24+2,89	47,63+13,95

Frecvența mediană este un parametru derivat din spectrul de putere al semnalului electromiografic calculat pentru un segment de 400 ms, fiind prin definiție frecvența față de care în spectru, în stânga și în dreapta, sunt suprafețe egale, deci puteri egale.

Vedem că frecvența mediană are o comportare oarecum duală raportului arie/amplitudine în sensul că este în general descrescătoare, cu aceeași tendință de palier în zona centrală, ea fiind deja dovedită acum ca parametru consistent, deosebit de util.

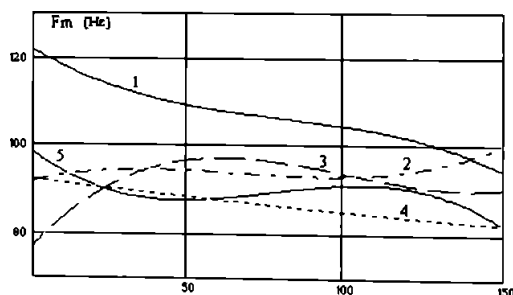


Figura 6.2.5-4. Evoluția frecvenței mediane *Fm* cu evoluția oboselii musculare

Am calculat și prezentăm în figura 6.2.5-5 mărimea $1/F_m$ cu dimensiuni de timp, obținând o comportare asemănătoare lui *Raa*, obținând și aproximativ aceeași grupare în grafic, o confirmare în plus a legăturii strânse între cei doi parametri și a

dualismului comportării lor.

Ca parametru original definit ca mai sus pe segmente lungi de semnal electromiografic (400 msec. pentru a satisface condiția de staționaritate), raportul global arie/amplitudine (Raa) dovedește o mult mai mică variabilitate comparativ cu ale ariei sau amplitudinii considerate separat, ceea ce ne încurajează, împreună cu validarea clinică pe un experiment complex, să afirmăm că este un parametru consistent și fiabil care contribuie alături de ceilalți parametri actuali la mai buna caracterizare a semnalului electromiografic și prin aceasta la caracterizarea mai bună a activității musculare.

Este interesant de notat evoluția lui Raa în timpul contracțiilor susținute, comparativ cu evoluția frecvenței mediane.

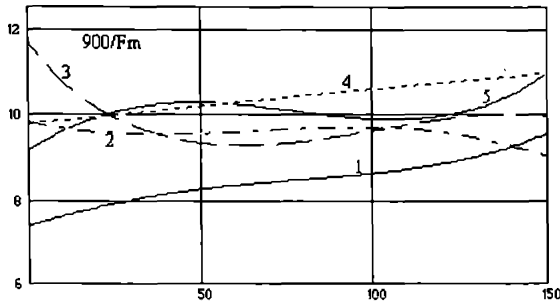


Figura 6.2.5-5. Evoluția inversului frecvenței mediane ($1/F_m$) cu evoluția oboseții musculare

Ei se comportă dual, așa cum am văzut, dar deoarece semnificația lui Raa este în termeni de "grosime" a semnalului, deci timp, comportarea aceasta este firească. La aceasta se mai adaugă faptul că ambii parametri sunt globali, caracterizând cu adevărat comportarea de ansamblu a mușchiului în contracție.

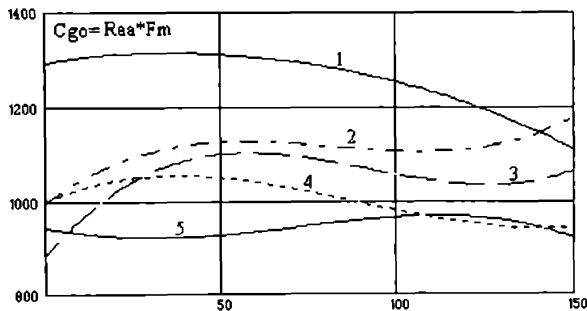


Figura 6.2.5-6. Evoluția coeficientului global de oboseală, C_{go}

Pe baza frecvenței mediane F_m și a raportului global arie / amplitudine R_{aa} , am calculat un nou coeficient C_{go} , coeficient global de oboseală, după cum urmează:

$$C_{go} = R_{aa} * F_m$$

care este adimensional, înglobând informație preluată atât din descrierea semnalului în domeniul timp (R_{aa}), cât și din domeniul frecvență (F_m).

În figura 6.2.5-6 este ilustrată evoluția acestui coeficient în timp, deci cu evoluția oboselei. Se observă că C_{go} împrumută atât din comportamentul lui R_{aa} cât și din al lui F_m .

Pentru a crea o imagine mai clară asupra evoluției lui C_{go} reluăm în figura 6.2.5-7 evoluția celor trei parametri în discuție.

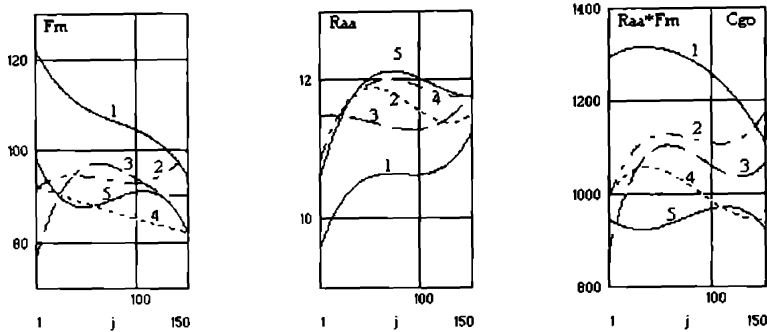


Figura 6.2.5-7. Evoluția comparativă a parametrilor F_m , R_{aa} , C_{go}

6.3 Analiza semnalului EMG în domeniul frecvență

6.3.1 Analiza spectrală

Spectrul de frecvență este o măsură a densității de putere a semnalului la diferite frecvențe, altfel spus quantumul de putere a semnalului repartizată pe frecvențele componente, și are vârful maxim între 100 Hz sau mai jos și cca. 200 Hz dacă sunt folosiți electrozi intramusculari (figura 6.3.1-1, 6.3.1-2) și în domeniul 10 Hz - 120 Hz dacă semnalele sunt obținute cu electrozi de suprafață (figura 6.3.1-3, 6.3.1-4).

Pentru semnalul EMG de interferență (cu ac) forma generală a spectrului de putere este o curbă care crește spre un vârf larg (platou) între 100 Hz și 500 Hz (Richfield, 1981), după care scade asimptotic spre zero la cca. 2000 Hz (figura 6.3.1-2).

Forma acestei curbe depinde de tipul instrumentației și de configurația electrodului folosit. În stări patologice se observă modificări în spectrele de putere. La pacienți cu miopatii primare, vârful spectral se deplasează la frecvențe de 400-600 Hz, pe când la cei cu neuropatii conținutul în înaltă frecvență e mai mic decât normal.

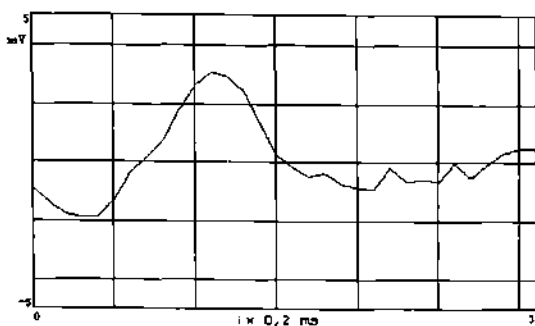


Figura 6.3.1-1. Un potențial de acțiune unic de teritoriu motor

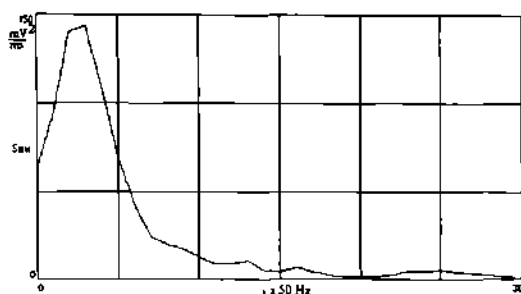


Figura 6.3.1-2. Spectrul de putere al potențialului din figura 6.3.1-1

De asemenea, s-a găsit că, drept rezultat al contracțiilor susținute, densitatea de putere crește la frecvențe mici, fenomen asemănător cu oboseala musculară localizată (Stalberg, 1981).

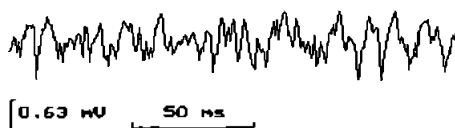


Figura 6.3.1-3. Electromiograma de interferență, culeasă cu electrozi de suprafață

La un nivel de contracție mai mare spectrul suferă fluctuații, având însă în mare aceeași formă cu acela al descărcărilor individuale. În această situație și numărul traversărilor lui zero a crescut corespunzător. Chiar în condiții de interferență proprietățile potențialelor de acțiune individuale pot fi extrase din semnalul de interferență prin analiză spectrală. Pentru semnalul compus din potențiale de unitate

motorie cu forme diferite, spectrul de putere reprezintă o medie ponderată a spectrelor de la unitățile contribuabile.

Durata determină într-o proporție destul de mare distribuția puterii pe intervalul de frecvență: impulsuri de scurtă durată conțin mai multă energie de înaltă frecvență decât cele mai lungi.

La mărirea duratei, forma curbei spectrale se păstrează, deși se constată o deplasare spre frecvențe mai mici.

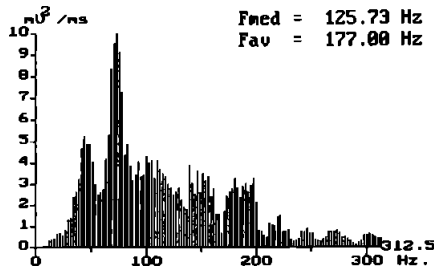


Figura 6.3.1-4. Spectrul de putere al semnalului din figura 6.3.1-3

Numărul de faze (NF), ale potențialului de acțiune al unității motorii influențează puternic spectrul de putere, influență întrepătrunsă cu cea a duratei. Pentru valori constante ale duratei, creșterea numărului de faze împinge spectrul spre frecvențe mari, pe când pentru durate crescând proporțional cu creșterea numărului de faze, apare un vârf mai pronunțat în spectrul de putere (Stalberg, 1981).

6.3.1.1. Extreme relative în spectru

În spectrul EMG (Jones, 1982) apar minime (dips) în regiunea mijlocie (figura 6.3.1-4), observate atât cu electrozii ac cât și cu cei de suprafață, acestea păstrându-și forma și poziția relativă în spectru pe măsură ce acesta se modifică cu nivelul de contracție sau cu oboseala (figura 6.3.1.1-1).

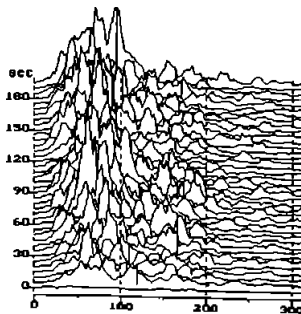


Figura 6.3.1.1-1. Spectrele de putere ale semnalului EMG pe durata contracției

Spectrul de putere este puternic influențat de geometria electrozilor. Dacă electrozii sunt așezați paralel cu fibrele musculare diferența de timp de sosire a semnalului la cele două plăcuțe determină ca filtrarea cauzată de electrod să oscileze între maxime și zerouri, ultimele cauzând oscilațiile observate în spectru (dips) a căror poziție este dependentă de separarea plăcilor electrodului și de viteza de propagare.

Se poate folosi analiza acestor oscilații pentru a măsura viteza de propagare cu electrozi de suprafață în timpul contracțiilor voluntare.

Viteza de propagare este un parametru important legat de frecvență (f / v), orice modificare a vitezei de propagare reflectându-se într-o deplasare a curbei spectrale pe axa frecvențelor. La electromiograma înregistrată cu electrozi de suprafață s-a observat o deplasare a densității spectrale de putere similară (Richfield, 1981) celei înregistrată cu electrod ac.

6.3.1. 2. Frecvențe tipice în spectru

În timpul contracției izometrice frecvența se reduce cu oboseala, ceea ce semnifică creșterea puterii componentelor de joasă frecvență (Petrofsky, 1980), încât frecvența EMG pare să fie în sine o măsură bună pentru gradul de oboseală izometrică.

Există de fapt două frecvențe importante caracteristice ale spectrului de putere:

1. **Frecvența mediană F_m** este frecvența față de care spectrul se divide în două regiuni cu puteri egale.

Matematic:

$$\int_0^{F_m} S(f)df = \int_{F_m}^{\infty} S(f)df = \frac{\int_0^{\infty} S(f)df}{2},$$

2. **Frecvența medie (average) F_a** definită ca:

$$F_a = \frac{\int_0^{\infty} f \cdot S(f)df}{\int_0^{\infty} S(f)df}$$

unde f - frecvența,
 $S(f)$ - spectrul de putere.

Și F_m și F_a sunt sensibile la viteza de conducere (Stulen și DeLuca, 1981) încât

$$F_a = K * F_m$$

cu K - o constantă.

Se pot folosi oricare din cei doi parametri, deși F_m are o imunitate mai mare la zgomot și este în relație mai strânsă cu numărul trecerilor prin zero NTZ .

Spectrul normalizat este:

$$Sn(f) = \frac{S(f)}{\pi} \int_0^{\infty} S(f)df$$

$$\sigma^2 = \int_0^{\infty} Sn(f) * (f - Fa)^2 * df = E(f^2) - Fa^2, \text{ sau}$$

$$E(f^2) = \sigma^2 + Fa^2, \text{ care este valoarea medie.}$$

Se arată (Inbar et al., 1986) că pentru o distribuție normală, caracteristică semnalului EMG de interferență, numărul trecerilor prin zero este:

$$NTZ = 2 * \sqrt{(\sigma^2 + Fa^2)}$$

sau în termeni de Fm :

$$NTZ = 2 * \sqrt{(\sigma^2 + k^2 * Fm^2)}.$$

Lindstrom et al. au arătat (Stulen, DeLuca, 1981) dependența spectrului EMG de viteza de propagare a potențialului de acțiune, ceea ce implică scalarea spectrului după viteză, încât frecvența mediană de exemplu este proporțională cu viteza de conducere. Conform Stulen et al. (Stulen, 1981) frecvența mediană este liniar proporțională cu viteza de conducere.

Deci estimarea frecvenței mediane permite o estimare bună a vitezei de conducere. Parametrii de frecvență care măsoară compresia (deformarea) spectrului în timpul contracțiilor susținute sunt (Stulen, 1981):

- * frecvența medie
- * frecvența mediană
- * frecvența de vârf (modală) a spectrului; toate aceste trei frecvențe sunt liniar dependente de viteza de conducere (Stulen, DeLuca, 1981).
- * raportul R între valorile medii pătratice (rms) ale componentelor de înaltă frecvență și cea a componentelor de joasă frecvență. Parametrul R prezintă modificări importante cu deplasarea spectrului, proprietate care ar putea fi interesantă, dar are unele dezavantaje, și anume:
 - este sensibil la forma spectrului, ori știm că în anumiți mușchi componentele de frecvență ale semnalului EMG pot varia în timpul contracțiilor de forță variabilă datorită recrutării UM cu forme diferite;
 - este dependent de combinația inițială de filtre, cu o comportare mai proastă decât de exemplu a frecvenței mediane - covarianța sa este cu 30 % mai mare decât a frecvenței mediane (Basmajian, 1985);
 - nu este liniar dependent de viteza de conducere a fibrelor musculare (Stulen, DeLuca, 1981).

Nagata et al. (Nagata, 1990) folosind frecvențele medie și mediană au studiat alternanța efort-refacere, dovedind că spectrul de putere este o măsură reproducibilă pentru oboseala musculară.

Pan et al. (Pan, 1989) au studiat, folosind un model liniar pentru semnalul EMG, modificările spectrului de putere al semnalului mioelectric. Aceste modificări pot fi induse de mai mulți factori posibili, ca recrutarea unor tipuri diferite de unități, modificări în viteza de conducere și a frecvenței descărcărilor.

Rezultatele arată că vârfurile spectrului se modifică cu frecvența și că frecvența mediană este slab dependentă de frecvența descărcărilor. Lago et al. (Lago, 1977) demonstrează și ei că are loc o deplasare a energiilor spre frecvențele joase pe măsură ce oboseala crește.

În ceea ce privește influența sarcinii (încărcării) nu există încă concluzii acceptate. Este însă stabilit (Lago, 1977) că alterarea densității spectrale a EMG este cauzată și de alterarea proprietăților statistice ale intervalelor inter-impuls IPI cu oboseala și sarcina. În plus, densitatea spectrală de putere este dependentă de tipul de electrod, mușchi, starea mușchului, adică sarcina și oboseala.

Electromiograma de interferență este asemănătoare unui zgomot alcator și de aceea se pretează analizei densității spectrale de putere. Acest semnal are câteva caracteristici pe care observatorii experimentați le pot sesiza (Jones, 1982): semnalul nu este simetric (distribuția densității de putere este nesimetrică) și în al doilea rând, apar impulsuri periodice aproape întotdeauna. Apariția și gruparea lor par să crească cu oboseala. Și această lucrare, precum și Lago et al. (Lago, 1981) prevăd posibilitatea determinării frecvenței medii a descărcărilor în EMG. Au fost observate alterări considerabile în spectrul EMG de joasă frecvență cu experiența subiectului, lucru explicabil prin descreșterea coeficientului de variație al intervalelor inter-impuls și printr-o descreștere marcată a dispersiei frecvențelor descărcărilor populației de unități motorii. Aceasta oferă un suport suplimentar studiului fenomenului de sincronizare.

6.3.1.3. Puncte de întoarcere (TP) și treceri prin zero (TZ)

Peste o limită de contracție saturarea densității trecerilor lui zero este un indiciu că de aici încolo nu mai pot fi distinse contribuții individuale. Semnalul are caracteristici de zgomot normal și densitatea trecerilor lui zero este determinată de proprietățile spectrale. Între trecerile lui zero ale derivatei semnalului și punctele de întoarcere este o legătură strânsă, deoarece anularea derivatei corespunde unui extrem în semnalul original așa că analiza punctelor de întoarcere oferă informație despre proprietățile spectrale ale potențialelor individuale, despre numărul de unități motorii active și despre frecvența de repetiție a lor.

Suprafața EMG în condiții izometrice fără oboseală este local staționară pentru până la 500 ms (Inbar et al, 1981) și poate fi aproximată printr-o distribuție normală (DeLuca, 1979), și deci numărul trecerilor prin zero (*NTZ*) poate fi folosit pentru a monitoriza oboseala musculară.

S-a arătat (Inbar, 1986) că *NTZ* urmarește fidel modificările spectrale monitorizate prin frecvența mediană F_m în toate condițiile, de variație a lungimii mușchului, a tensiunii și de oboseală. Există o corelație excelentă între media *NTZ* și F_m în condiții experimentale diferite, mai ales dacă se mediază estimările spectrale pe câteva

segmente pentru a micșora varianțele, ceea ce confirmă odată în plus că NTZ și Fm sunt o măsură consistentă pentru spectrul EMG de suprafață. NTZ are un dezavantaj care constă în aceea că este aproape liniar dependent de forța de contracție în timpul eforturilor mici (Basmajian, 1985).

Amplitudinea, semnalul redresat bialternanță și mediat (VMR), rădăcina mediei pătratelor (RMS) sunt măsurări curente pentru a caracteriza intensitatea semnalului EMG, și reflectă proprietăți diferite. VMR este liniar proporțională cu amplitudinea, durata și frecvența de repetare, RMS este liniar proporțională cu amplitudinea dar are o dependență de tip rădăcină pătrată de durata și frecvența descărcărilor (Stalberg, 1981). Dintre ele, RMS este în legătură directă cu spectrul de putere prin aceea că puterea totală a semnalului este egală cu aria de sub curba spectrală.

6.3.2. Estimarea spectrului de putere

În estimarea spectrului densității spectrale a unui semnal pe un interval finit, tocmai faptul că secvența în studiu este finită constituie limitarea majoră asupra estimării. Când semnalele sunt staționare statistic, cu cât este mai lungă înregistrarea cu atât estimarea este mai bună.

Scopul este de a selecta cea mai scurtă secvență care să permită evidențierea caracteristicilor spectrale ale componentelor conținute în semnal.

6.3.2.1 Calculul spectrului densității de energie

Dacă semnalul $x(t)$ este de energie finită, aceasta este:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt < \infty$$

iar transformata sa Fourier:

$$X(F) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi Ft} dt$$

Conform teoremei lui Parseval:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X(F)|^2 dF$$

unde $|X(F)|$ este distribuția energiei semnalului ca funcție de frecvență, și de aceea se numește spectrul densității de energie :

$$E_{xx}(F) = |X(F)|^2$$

Dată fiind funcția $R_{xx}(t)$ de autocorelație a semnalului,

$$R_{xx}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x(t+\tau)dt, \text{ atunci}$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau) * e^{-j2\pi f\tau} d\tau = |X(F)|^2 = E_{xx}(F),$$

deci $R_{xx}(t)$ și $E_{xx}(F)$ sunt pereche Fourier.

Dacă semnalul $x(t)$ este eșantionat cu frecvența F_s care este cel puțin Nyquist, transformata Fourier (spectrul de tensiune) este:

$$X(\Omega) = \sum_n x(n) * e^{-j\Omega n}, \text{ sau:}$$

$$X(f) = \sum_n x(n) * e^{-j2\pi f n},$$

cu $W=2\pi f$, iar $f=F/F_s$ este frecvența normalizată.

Deci

$$X\left(\frac{F}{F_s}\right) = F_s * \sum_k X(F - k * F_s)$$

Dacă condiția Nyquist este îndeplinită,

$$X\left(\frac{F}{F_s}\right) = F_s * X(F)$$

Spectrul densității de energie:

$$E_{xx}\left(\frac{F}{F_s}\right) = X^2\left(\frac{F}{F_s}\right) = F_s^2 * |X(F)|^2$$

sau altfel

$$E_{xx}(f) = \sum_k r_{xx}(k) * e^{-j2\pi kf}$$

unde $r_{xx}(k)$ este funcția de autocorelație a semnalului eșantionat.

Deoarece spectrul de energie al secvenței finite $x(n)$ echivalează cu trecerea semnalului printr-o fereastră rectangulară, deci se obține prin multiplicarea în domeniul frecvență cu spectrul de energie corespunzător ferestrei, apare fenomenul de scurgere a energiei în lobi laterali, cu atât mai accentuat cu cât fronturile ferestrei sunt mai abrupte. O fereastră cu fronturi line, de exemplu Blackman micșorează fenomenul de scurgere, dar înrăutățește rezoluția în frecvență.

6.3.2.2 Calculul autocorelației și spectrului de putere

Dacă semnalele de energie finită au corespunzător în domeniul spectral un spectru al densității de energie, procesele staționare aleatoare nu au energie finită, deci nu au transformată Fourier, dar au o putere medie finită și pot fi caracterizate prin spectrul densității de putere.

Pentru semnalul eșantionat se arată că spectrul densității de putere:

$$S_{xx}(f) = \frac{1}{N} \sum_n x(n) * e^{-j2\pi f n}$$

Pentru că funcția medie de autocorelație $r_{xx}(m)$

$$r_{xx}(m) = \frac{\sum_n x(n) * x(n+m)}{N}$$

este o estimare consistentă a funcției adevărate de autocorelație (Proakis, Manolakis, 1988), înlocuind $r_{xx}(m)$, obținem

$$S_{xx}(f) = \sum_m r_{xx}(m) * e^{-j2\pi f m}$$

care este estimarea spectrului densității de putere, sau periodograma.

Se arată că (Proakis, Manolakis, 1988) pentru o secvență finită periodograma nu este o estimare consistentă a spectrului densității reale de putere, ceea ce justifică folosirea unor metode neparametrice în obținerea estimărilor spectrului de putere, metoda Bartlett a medierii periodogramelor fiind o metodă simplă, deși metoda lui Blackman și Tukey este mai performantă. Aceasta prevede ferestruirea secvenței de autocorelație și apoi estimarea spectrului de putere prin transformare Fourier:

$$S_{xx}(f)^{BT} = \sum_m r_{xx}(m) * w(m) * e^{-j2\pi f m}$$

calitatea ei fiind 2,39 față de 1,11 în metoda Bartlett comparativ cu o valoare de referință 1 la metodele parametrice.

6.3.2.3. Funcțiile de autocorelație și de corelație încrucișată

Așa cum am văzut, funcția de autocorelație:

$$R_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)x(t+\tau)dt$$

iar în cazul în care sunt implicate două semnale, se definește funcția de corelație încrucișată:

$$R_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)y(t+\tau)dt$$

Funcția de autocorelație arată în ce măsură semnalul $x(t)$ este similar cu o versiune a sa deplasată în timp cu t , iar funcția de corelație încrucișată arată similaritatea între semnalul $x(t)$ și o versiune deplasată cu t a semnalului $y(t)$.

În practică este mai convenabil să lucrăm cu funcțiile de corelație normalizate (Herlufsen, 1985):

$$\rho_{xx}(\tau) = \frac{R_{xx}(\tau)}{R_{xx}(0)}$$

$$\rho_{xy}(\tau) = \frac{R_{xy}(\tau)}{\sqrt{R_{xx}(0) \cdot R_{yy}(0)}}$$

unde $r_{xx}(t)$, $r_{xy}(t)$ se numesc funcții ale coeficienților de corelație, iar $R_{xx}(0)$, $R_{xy}(0)$ sunt puterile totale în semnalele $x(t)$, $y(t)$ date de:

$$\frac{\int_0^T x(t)^2 dt}{T}, \text{ respectiv } \frac{\int_0^T y(t)^2 dt}{T}.$$

Aplicații evidente ale funcției de autocorelație sunt:

- a. detecția ecourilor în semnal, semnalată de prezența unui vârf la distanța t_0 , cu excepția celui de la $t = 0$.
- b. detecția semnalelor periodice înecate în zgomot aleator, întrucât ce pentru un semnal periodic funcția de autocorelație este și ea periodică. Funcția de autocorelație a semnalului aleator scade la zero cu creșterea întârzierii și astfel semnalul periodic poate fi detectat.

6.4. Un program de analiză a electromiogramei de interferență

Am definit în secțiunile precedente elementele esențiale care contribuie la descrierea consistentă a electromiogramei de interferență, în domeniul timp și respectiv în domeniul frecvență, ele construind împreună un instrument cu aplicații în cercetarea activității normale și patologice a mușchiului pentru elucidarea comportării sale, sau în clinică, pentru diagnosticare și urmărirea evoluției pacienților cu afecțiuni neuromusculare.

Vom descrie în continuare elementele unui program original, realizat pe baza celor de mai sus, precum și rezultate obținute în unele cercetări de fiziologia mușchiului, și clinice.

6.4.1 Structura programului

Programul preia dintr-un fișier datele achiziționate în segmente de 410 ms, repetate la fiecare 5 s, asigură calcularea parametrilor temporali și de frecvență pentru fiecare segment de date și afișarea valorilor, precum și grafic, segmentul de semnal în domeniul timp (figura 6.4.1-1) și spectrul de putere în domeniul frecvență (figura 6.4.1-2), și salvează noile valori într-un set de fișiere, câte unul pentru fiecare parametru, care vor fi folosite într-o fază ulterioară pentru a trasa evoluția parametrilor în timp, pentru momentele succesive, distanțate la 5 s între ele.

După completarea prelucrării primare pe care am descris-o mai sus, este posibilă afișarea evoluției spectrelor de putere ale segmentelor succesive, pe tot timpul înregistrării (figura 6.4.1-3). La solicitare se pot afișa evoluția parametrilor temporali sau în domeniul frecvență. Acest program crează instrumentul de bază pentru prelucrarea datelor într-un al doilea pas, ulterior achiziției semnalului, prezentarea lor numerică și grafică permițând folosirea ca atare a rezultatelor, dar în același timp

organizează aceste informații într-o bază de date pentru prelucrări superioare, ulterioare.

Analiza temporală a electromiogramei

	Canal 1	Canal 2
Tipul de analiză: 0.410 sec		
Amplitudinea maximă	Amax = 1.87 mV	8.46 mV
Valoarea medie redresată a semnalului	Uav = 0.22 mV	0.86 mV
Valoarea medie patratică a semnalului	Rms = 0.28 mV	0.87 mV
Numar puncte de întoarcere	Npl = 311	195
Numar treceri prin zero	Ntz = 135	132
Integrala semnalului redresat	Isr = 87.91 mV.ms	23.79 mV.ms
Arie medie / Amplitudine medie	Raa = 2.83 ms	2.18 ms
Dev. standard a rap. arie/amplitudine	DSraa = 2.67 ms	2.88 ms

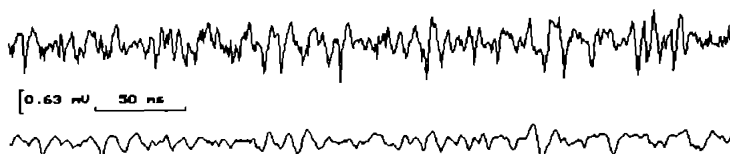


Figura 6.4.1-1. Analiza temporală a electromiogramei pentru un segment de date de 410 ms

Spectrul densității de putere a electromiogramei

	Canal 1	Canal 2
Perioada de esantionare 200 μs		
Frecvența mediană	Fmed = 125.73 Hz	76.98 Hz
Frecvența medie	Fav = 177.80 Hz	89.11 Hz
Densitatea maximă de putere la frecvența	Smax = 8.75 mV ² /ms	2.68 mV ² /ms
	Fsmax = 24.46 Hz	58.85 Hz

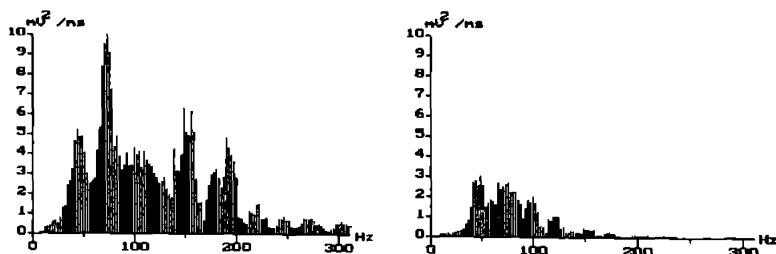


Figura 6.4.1-2. Spectrul densității de putere a electromiogramei pentru un segment de 410 ms

Vom prezenta în continuare parametri pe care i-am detaliat la 6.2 și 6.3, și care sunt calculați în acest program, nu înainte însă de a prezenta pe scurt calculul transformatei Fourier rapidă, care este instrumentul esențial pentru lucrul în domeniul frecvență.

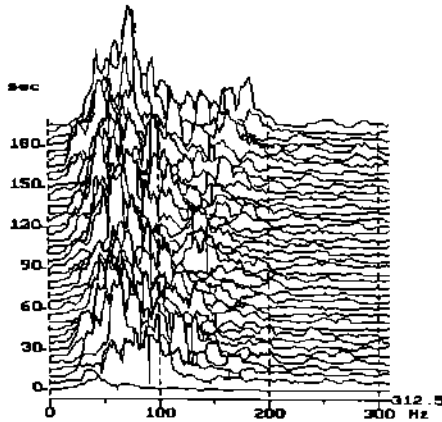


Figura 6.4.1-3. Evoluția spectrelor în cursul înregistrării

6.4.1.1. O implementare a transformatei Fourier rapidă

După cum știm, transformata Fourier discretă a unei secvențe de durată finită $x(n)$, $0 \leq n \leq N - 1$ este:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) * e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k = 0, 1 \dots N-1$$

care se poate rescrie

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) * W^{nk}, k = 0, 1 \dots N-1,$$

unde $W^{nk} = e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}$, funcție periodică de perioadă N .

O evaluare completă directă a lui $X(k)$ necesită $(N-1)^2$ înmulțiri complexe și $N(N-1)$ adunări complexe.

Dacă separăm secvența de intrare în două alte secvențe $x_1(n)$, $x_2(n)$, formate din componentele pare, respectiv impare, care transformate dau $X_1(k)$, $X_2(k)$:

$$X(k) = X_1(k) + W_N^k * X_2(k), 0 \leq k \leq \frac{N}{2} - 1$$

$$X(k) = X_1(k - \frac{N}{2}) + W_N^k * X_2(k - \frac{N}{2}), \frac{N}{2} \leq k \leq N-1$$

Divizând în continuare secvențele, se ajunge la operația de bază în această transformare, numită "fluture", în care două intrări A și B sunt combinate pentru a da

două ieșiri X și Y prin operația:

$$X = A + W_N^k B$$

$$Y = A - W_N^k B$$

Procedura descrisă sumar mai sus se numește decimare în timp cu rădăcină 2, cele ce urmează prezentând o implementare în Pascal a acesteia. Secvența de intrare este un vector complex de $N=2^M$ componente, M fiind citit ca parametru de intrare. Prima buclă realizează secvențierea pe loc (in-place bit reversal shuffling). Restul procedurii face calculul efectiv în trei alte bucle, din care prima gestionează care din cele M nivele este calculat, a doua, care fluture în cadrul nivelului curent, iar a treia (prod) indexează puterile lui W necesare la un moment dat.

```
procedure fl(var a: vect; m: integer; var n: integer);
var nv2, nm1, j, k, i, l, le, le1, ip: integer;
    u, w, t: compl;
begin
    n:=exp2(m);
    nv2:=n div 2;
    nm1:=n-1;
    j:=1;
    for i:=1 to nm1 do
        begin
            if i<j then
                begin
                    t:=a[j];
                    a[j]:=a[i];
                    a[i]:=t;
                end;
            k:=nv2;
            while k<j do
                begin
                    j:=j-k;
                    k:=k div 2;
                end;
            j:=j+k;
        end;
    for l:=1 to m do
        begin
            le:=exp2(l);
            le1:=le div 2;
            u.re:=1;
            u.im:=0;
            w.re:=cos(pi/le1);
            w.im:=sin(pi/le1);
```



```

for j:=1 to le1 do
begin
i:=j;
while i<=n do
begin
ip:=i+le1;
prod(a[ip],u,t);
a[ip].re:=a[j].re-t.re;
a[ip].im:=a[j].im-t.im;
a[i].re:=a[i].re+t.re;
a[i].im:=a[i].im+t.im;
i:=i+le
end;
prod(u,w,u)□
end
end
end;

```

Funcția `exp2()` și procedura `prod()` sunt prezentate în anexa ASEMGIIF.

Pentru un vector de intrare de 1024 de componente, procedura de mai sus este de cca. 100 ori mai rapidă decât calculul direct al transformatei Fourier după relația de definiție.

Procedura de calcul a transformatei inverse, `ifft()`, este prezentată în continuare și se bazează pe generarea transformatei Fourier a vectorului de intrare conjugat (Rabiner, Gold, 1975):

$$x(n) = \frac{1}{N} * \sum_{k=0}^{N-1} X^*(k) * W^{nk}$$

```

procedure ifft(var a:vector; m:integer; var n:integer);
var i:integer;
begin
for i:=1 to 512 do
a[i].im:=-a[i].im;
fft(a, m, n);
for i:=1 to n do
a[i].re:=a[i].re/n
end;
end;

```

6.4.2 Parametri calculați

Întreaga analiză se desfășoară așa cum am mai precizat, în tronsoane de 500 ms deoarece în condiții de contracție izometrică electromiograma este staționară pe această durată.

Analiza în domeniul timp

Amplitudinea maximă A_{max} : diferența între amplitudinile vârfului maxim pozitiv și respectiv a celui maxim negativ.

```
function amplitude (points: word): word;
var i: word;
    a1, a2: integer;
begin
a1:=0;
a2:=0;
for i:=1 to points do
begin
if signal [i] > a1 then
a1:=signal [i];
if signal [i] < a2 then
a2:=signal [i]
end;
amplitude:=word(a1)-a2;
end;
```

Valoarea medie redresată a semnalului V_{MR} : raportul între suma tuturor valorilor absolute și numărul de eșantioane.

```
function vmr (points: word): real; {valoare medie redresata}
var i: word;
    v: real;
begin
v:=0;
for i:=1 to points do
v:=v+abs(signal [i]);
vmr:=v/points
end;
```

Valoarea medie pătratică (Rms):

$$RMS(s(t)) = \sqrt{\frac{\int_t^{t+T} s(t)^2 dt}{T}}$$

```
function vmr (points: word): real; {valoare medie redresata}
var i: word;
    v: real;
begin
v:=0;
```

```

for i:=1 to points do
  v:=v+abs(signal [i]);
vmr:=v/points
end;

```

Numărul punctelor de întoarcere *NPI* : totalul de schimbări de pantă (+/- sau -/+).

```

function turns (points: word): word;
var i, t: word;
    v: integer;
    chg: boolean;
begin
  t:=0;
  v:=signal [1];
  chg:=(v > signal [1]);
  for i:=2 to points do
    begin
      if (signal [i] > v) xor chg then
        inc(t);
      chg:=(signal [i] > v);
      v:=signal [i]
    end;
  turns:=t
end;

```

Numărul trecerilor prin zero *NTZ* : numărul total de traversări ale liniei izoelectrice.

```

function zerocross(min,max:word):word;
var s:boolean;
    i,k,s1,z:word;
    a,s2:longint;
    arie:array[1..1024] of longint;
    ampl:array[1..1024] of word;
begin
  ariesignal:=0;
  for k:=1 to 1024 do arie[k]:=0;
  k:=0;
  z:=0;
  s:=(signal[min]>0);
  s1:=abs(signal[1]);
  a:=s1;
  for i:=min+1 to max do
    begin
      if (signal[i]>0) xor s then
        begin

```

```

inc(z);
inc(k);
arie[k]:=a;
ariesignal:=ariesignal+abs(a);
a:=0;
ampl[k]:=s1;
s1:=0
end
else
begin
a:=a+signal[i];
if abs(signal[i])>s1 then
s1:=abs(signal[i]);
end;
s:=(signal[i]>0)
end;
zerocross:=z;
a:=0;
s2:=0;
for i:=1 to k do
begin
a:=a+abs(arie[i]);
s2:=s2+ampl[i]
end;
if s2>0 then
med:=a/s2
else
med:=0;
am:=0;
for i:=1 to k do
if ampl[i]>0 then
am:=am+sqr(arie[i]/ampl[i]-med);
if k-1=0 then
am:=0
else
am:=sqr(am/(k-1));
end;

```

Integrala semnalului redresat *ISR* : suma tuturor valorilor absolute din segmentul de timp analizat.

ISR este dată de variabila *ariesignal* din funcția *zerocross* ().

Raportul global arite / amplitudine (*Raa*) :

$$Raa = S_{med} / A_{med}$$

unde:

Smed este suma ariilor (în valoare absolută) tuturor fazelor pozitive sau negative (o fază - porțiunea de traseu între două traversări ale liniei izoelectrice) împărțită la numărul de faze;

Amed este suma amplitudinilor (în valoare absolută) tuturor fazelor pozitive sau negative (amplitudinea unei faze - maximum din porțiunea de traseu între două traversări ale liniei izoelectrice) împărțită la numărul de faze.

Numărul de faze în discuție fiind același, rămâne raportul sumei ariilor cu suma amplitudinilor.

Raa este dat de variabila *med* din funcția *zerocross*.

Deviația standard a raportului *Raa* (*DSRaa*): deviația standard a rapoartelor arie/amplitudine calculate pentru fiecare fază în parte pe tronsonul considerat, pentru întreg tronsonul.

DSRaa este dat de variabila *um* din funcția *zerocross* ()

Analiza în domeniul frecvență

Se calculează și se afișează grafic spectrul densității de putere și se calculează următorii parametri considerați și dovediți importanți în domeniul frecvență:

1. Frecvența mediană (*Fmed*),

```
procedure fmedian(var s1,s2:real; min,max:word; var i,k:word);
var j:word; l:real;
begin
  s1:=0;
  s2:=0;
  i:=min;
  j:=max div 2;
  while i<>j do
    begin
      if s1>s2 then
        begin
          dec(j);
          s2:=s2+b[j];
        end
      else
        begin
          inc(i);
          s1:=s1+b[i];
        end
      end;
    if s1>s2 then
```

```

    dec(i);
    k:=min;
    l:=0;
    for j:=min to max do
        if b[j]>l then
            begin
                l:=b[j];
                k:=j
            end
        end;

```

2. Frecvența medie (F_{av}),

```

function faverage (points: word): word;
var j: word;
    s1, s2: real;
begin
    s1:=0;
    s2:=0;
    for j:=1 to points div 2 do
        begin
            s1:=s1+j*b[j];
            s2:=s2+b[j]
        end;
    if s2>0 then
        faverage:=round(s1/s2)
    else
        faverage:=0
    end;

```

3. Frecvența de maxim (F_{Smax}),

este dată de variabila FSmax din procedura *calculspect* ().

6.4.3. Rezultate

În figurile următoare ilustrăm un exemplu de aplicare a programului în cazul unui subiect normal cărui i s-a comandat o contracție maximă la forță constantă (contracție izometrică) până când a raportat senzația de oboseală maximă. Semnalul electromiografic a fost înregistrat pe două canale cu electrozi de suprafață, amplificat și prefiltrat cu un electromiograf MEDICOR MG42 și achiziționat, după care a fost prelucrat folosind programul ASEMGIF.

Toate rezultatele obținute datorită acestui program sunt în deplină concordanță cu concluziile cunoscute pe plan internațional privind evoluția acestor parametri în timpul contracțiilor intense care conduc la oboseala musculară.

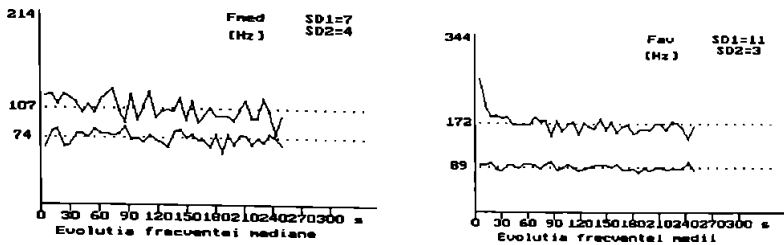


Figura 6.4.3-1. Evoluția frecvențelor mediană (F_{med}) și medie (F_{av})

Figura 6.4.3-1 demonstrează comprimarea spectrului cu înaintarea oboselii musculare, evidențiată prin deplasarea puterii spre frecvențe mai mici, acest lucru fiind observabil prin ambii parametri F_{med} și F_{av} .

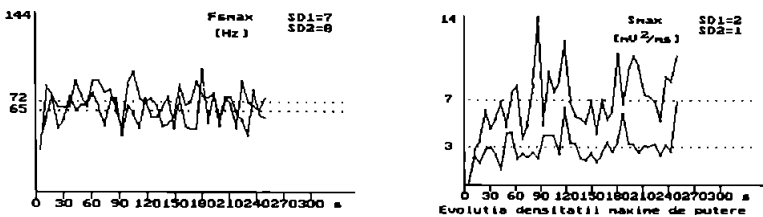


Figura 6.4.3-2. Evoluția frecvenței de maxim (F_{smax}) și a maximumului spectrului (S_{max})

În ceea ce privește maximumul spectral S_{max} , este crescător cu oboseala, frecvența la care apare acest maxim ne reprezentând o variație semnificativă consistentă (figura 6.4.3-2).

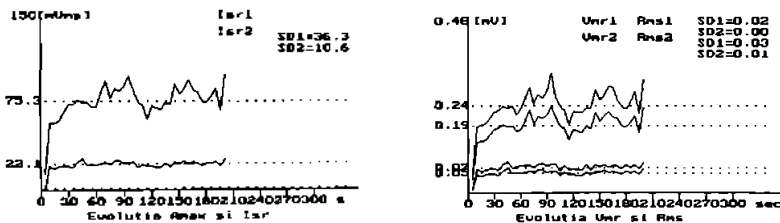


Figura 6.4.3-3. Evoluția integralei semnalului redresat (ISR) și a valorii medii pătratice (RMS)

Integrala semnalului redresat (ISR) medie precum și valoarea medie a semnalului redresat (VMR) sunt amândouă ușor crescătoare cu oboseala musculară. În fine, figura 6.4.3-4 prezintă evoluția numărului punctelor de întoarcere (NPI), numărului

traversărilor liniei izoelectrice (NTZ) și raportului global arie /amplitudine (Raa).
 Firesc, NPI este mai mare decât NTZ, primul având o ușoară tendință crescătoare iar al doilea o tendință inversă, în concordanță cu frecvența mediană, ceea ce confirmă legătura arătată între ele:

$$NTZ = 2 * \sqrt{(\sigma^2 + k^2 * Fm^2)}$$

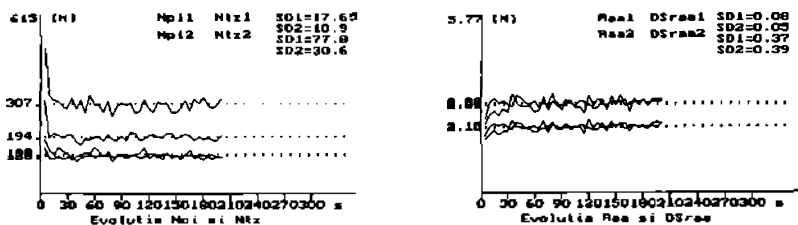


Figura 6.4.3-4. Evoluția numărului punctelor de întoarcere (NPI), numărului trecerilor liniei izoelectrice (NTZ) și a raportului global arie/amplitudine (Raa)

Pe baza acestui program și acestor rezultate am făcut la 6.2.5 o analiză detaliată a parametrului original Raa (Tărăță, 1994) pe care l-am definit cu intenția de a găsi o descriere consistentă care să poată fi generată în domeniul timp, dar care să cumuleze informație care combină atât amplitudinea cât și frecvența. Întrădeavăr Raa demonstrează o astfel de consistență și o comportare duală frecvenței mediane, fiind ușor de calculat, și o foarte bună corelație cu evoluția activității musculare. Din acest motiv el se dovedește un descriptor foarte bun pentru oboseala musculară (Tărăță et al., 1994).

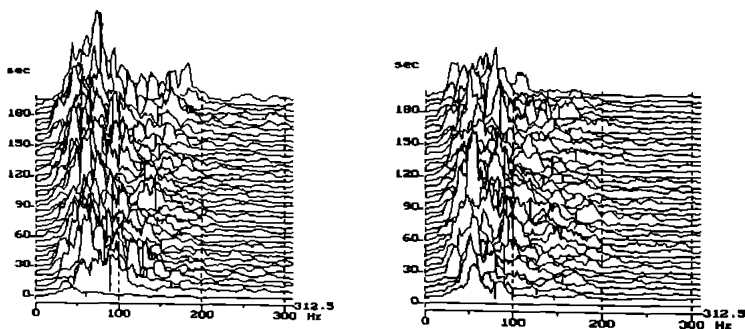


Figura 6.4.3-5. Evoluția în timp a spectrelor densităților spectrale de putere (I, II)

Figurile 6.4.3-5, 6.4.3-6 sunt și ele confirmarea vizuală a comprimării spectrului cu înaintarea oboselii musculare.

Toate rezultatele prezentate confirmă consistența descrierii electromiogramei în domeniul frecvență prin spectrul de putere și prin parametrii prezentați, și importanța analizei combinate în domeniul timp și frecvență justificată de comportarea duală a unor parametri (Raa , Fm).

Programul ASEM GIF asigură un instrument de lucru care permite și o analiză imediată, dar în același timp crează baza de date necesare pentru analiza ulterioară a evoluției parametrilor definiți mai sus, importantă pentru continuarea studiului activității musculare susținute, cu implicații deosebite în analiza oboselei musculare fiziologice și patologice.

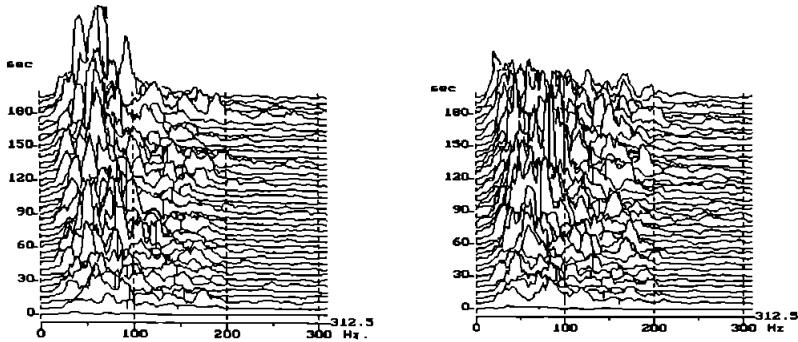


Figura 6.4.3-6. Evoluția în timp a spectrelor densităților spectrale de putere (III, IV)

6.5 Concluzii

1. În contextul larg al electromiogramei de interferență descrisă printr-o serie de parametri în domeniile timp și amplitudine, autorul a elaborat doi parametri originali, raportul global arie/amplitudine Raa și coeficientul global de oboseală Cgo , care sunt dovediți prin validare clinică a fi consistenti și fiabili, bine corelați cu evoluția oboselei musculare pentru care se dovedesc descriptorii valoroși (Tărăță, M. 1993a, 1994a, 1994d, 1995d).

1.1 Raa , parametru calculat în domeniul timp, cu dimensiuni de timp în termeni de 'lățime' a undelor EMG, are o variabilitate mai mică decât aria și amplitudinea considerate separat, este crescător cu înaintarea oboselei musculare, având o tendință de palier în zona dinaintea instalării oboselei. Viteza de creștere este cu atât mai mare cu cât mușchiul obosește mai repede și oboseala este mai intensă.

1.2 Cgo , calculat ca produsul $Raa * Fm$, cumulează informație atât din domeniul timp cât și din domeniul frecvență, cumulând în același timp comportarea duală a celor doi componenți ai săi.

2. Metoda originală de analiză a electromiogramei de interferență și programul care o implementează constituie un instrument de lucru efectiv, care oferă toți parametrii consistenti ce descriu semnalul în domeniile timp și frecvență, punând la dispoziția medicului informații punctuale dar și globale, din care se poate extrage evoluția fiecărui parametru cu timpul, deci comportarea mușchiului în contracție intensă.

3. Atât parametrii R_{aa} și C_{go} , cât și metoda de analiză sunt instrumente originale, noi, validate până în prezent prin cercetările autorului în legătură cu clinica, dar drumul este deschis. Oricare din aceste instrumente sunt deschise perfecționării ulterioare.

7. ANALIZA SINCRONIZĂRII FUNCȚIONĂRII UNITĂȚILOR MOTORII

Am elaborat o metodă originală de analiză cantitativă a fenomenului de sincronizare, elaborând un aparat original brevetat (Neșțianu, Tărăță, Ivănescu, 1978). Sincronizarea funcționării unităților motorii este în sine un subiect incitant prin faptul că rădăcinile sale sunt se pare la nivel neuronal. Prin aceasta potențialul clinic și de cercetare al unui astfel de instrument este mare, o descriere corectă cantitativă a fenomenului fiind un instrument de investigație cu potențial deosebit în zona afecțiunilor neuro-musculare. Capitolul 7 prezintă o metodă și o abordare hardware originală, și prin aceasta deschide un drum promițător.

O unitate motorie (MU) este răspândită în mușchiul uman într-un teritoriu cu un diametru de cca. 5 mm în medie, dar pot fi detectate potențiale și la o distanță de 20 mm (Basmajian, 1976). Practic în fiecare teritoriu al unității motorii există fibre musculare întrepătrunse aparținând la cinci MU (overlapping); acest teritoriu conține numai 17% din fibrele fiecărei unități motorii astfel întrepătrunsă. Ca urmare electromiograma reprezintă rezultatul depolarizărilor fibrelor din imediata vecinătate a suprafeței active a acului EMG. Cum am mai spus, un impuls mioelectric poate fi relevant pentru numai o unitate motorie dacă fibrele ei sunt dominante în apropierea suprafeței active a acului, sau poate să reprezinte o contribuție egală a mai multor MU, fără a fi patognomonic nici una dintre ele (Neșțianu, Tărăță, Bălșianu 1981a). Conform acestor considerații morfologice și electrofiziologice noi (Neșțianu, Tărăță, Bălșianu 1981a) am studiat sincronizarea impulsurilor mioelectrice generate în două teritorii motorii diferite în mușchi, explorate cu două ace EMG. Am folosit o astfel de distanță între electrozi încât să minimizăm întrepătrunderea celor două teritorii, considerând și impedanța celor două țesuturi, așa deci obiectul studiului a fost sincronizarea a două teritorii motorii, nu strict a două unități motorii. Am generat o metodă originală de analiză cantitativă a fenomenului de sincronizare, elaborând un aparat original brevetat (Neșțianu, Tărăță, Ivănescu, 1978).

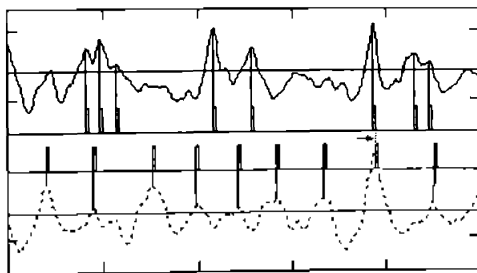


Figura 7-1. În situația din figură numai două descărcări sunt sincrone, cu rezoluția dată (durata impulsurilor standard)

Considerând impulsurile din electromiogramă depășind un nivel, vârful lor corespunde în timp descărcării celor mai multe dintre fibrele musculare din teritoriul motor explorat, încât este justificată selecția acestui moment ca referință. În cazul a două canale electromiografice, asociem fiecărui impuls mioelectric semnificativ un impuls standard rectangular îngust (figura 7.1) de durată standard (τ) și calculăm coeficientul de sincronizare $S\%$ ca numărul de sincronizări (suprapunerea în timp a impulsurilor) din fiecare secvență de 100 de impulsuri de pe unul din cele două canale, și anume de pe cel cu frecvența mai mică.

Două potențiale de teritoriu motor (MUAP), respectiv impulsurile standard asociate lor sunt sincrone dacă există simultan. Dacă coincidența este totală, atunci ele sunt strict sincrone, altfel, sunt sincrone.

Numim rezoluție de sincronizare durata impulsurilor standard.

Numim nivel de sincronizare raportul L_s între durata de coincidență (τ_c) și rezoluția de sincronizare (τ): $L_s = \frac{\tau_c}{\tau}$. Nivelul de sincronizare descrie cât de sincrone sunt impulsurile sincrone.

Pentru o măsurare corectă a coeficientului de sincronizare trebuie ca frecvențele impulsurilor de pe cele două canale să fie egale. Deoarece apariția impulsurilor este aleatoare, cele două frecvențe nu sunt nici egale nici constante, încât trebuie ca măcar să fie comparabile ca valori medii. Cum nu pot fi sincrone mai multe impulsuri decât acelea de pe canalul cu frecvența cea mai mică, măsurarea se raportează la acest canal.

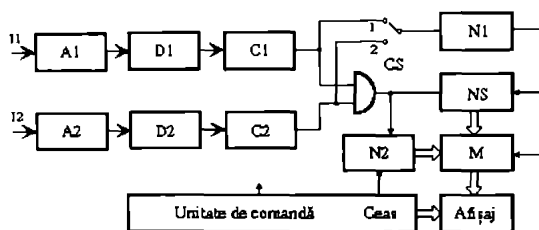


Figura 7-2. Structura sistemului pentru măsurarea sincronizării funcționării unităților motorii

Figura 8-2 prezintă principalul aparat. Semnalele preluate de la două canale ale electromiografului intră prin liniile I1, I2 în două unități de condiționare analogică (A1, D1, C1, A2, D2, C2) la ale căror ieșiri sunt prezente impulsuri standard de durată programabilă coincidente cu vârfurile descărcărilor electromiografice. La ieșirea porții Ș1 apar impulsuri care marchează coincidența intrărilor, de durată egală cu timpul de coincidență. Acestea sunt numărate de un numărător NS în timpul perioadei cât alt numărător N1 numără 100 impulsuri de la unul din canalele selectate prin CS, și anume cel cu frecvența cea mai mică. N1 generează un impuls la sfârșitul fiecărei secvențe de 100 de impulsuri, care transferă conținutul lui NS către o unitate de afișare prin intermediul unei memorii m, numărul astfel afișat fiind chiar coeficientul de sincronizare $S\%$. Durata impulsurilor de coincidență este măsurată cu un numărător N2 și memorată, în scopul analizei nivelului de sincronizare.

Am studiat sincronizarea la extensorul superficial al degetelor mâinii drepte, în care sunt dominante unități motorii rapide. După detectarea epicondilului și reliefului

muscular , se implantează doi electrozi EMG ac la o distanță relativă de cca. 30 mm între ei, ceea ce mărește probabilitatea de a explora două teritorii motorii diferite. Se comandă o creștere a contracției până când frecvența pe fiecare din cele două canale este cca. 25 Hz.

Folosind această metodă, cu o durată a impulsurilor standard de 25 μ s, la o frecvență de 25-35 impulsuri/s, am obținut pe un lot de 40 subiecți normali, dintre care 26 femei și 14 bărbați, coeficienții medii de sincronizare prezentați în tabelul 7-1.

Tabel 7-1

	B, <35 ani m \pm σ	F, <35 ani m \pm σ	B, >35 ani m \pm σ	F, >35 ani m \pm σ
S%	4,465 \pm 3,235	3,565 \pm 1,79	3,958 \pm 1,858	3,895 \pm 2,458

Am constatat modificări semnificative față de normal ale coeficientului de sincronizare astfel măsurat la subiecți cu sindrom de neuron motor central, precum și în cazul sclerozei laterale amiotrofice. Cercetările clinice sunt în curs.

Sincronizarea, tendința unei unități motorii de a descărca simultan sau aproape de momentul în care descarcă alte unități motorii, descrie comportarea reciprocă a acestora, unele față de altele. În sens matematic sincronizarea poate fi definită ca dependența între două trenuri de potențiale de acțiune MUAPT. De aceea, corelația încrucișată este o condiție suficientă dar nu exclusivă pentru sincronizare. Lippold et al. (Lippold, 1957) au observat că potențialele unor unități motorii diferite aveau tendința de grupare la o frecvență de aproximativ 9 impulsuri/secundă, tendință cu atât mai evidentă cu cât mușchiul devenea mai obosit. Missiuro et al. (Missiuro, 1962) au observat sincronizarea prin apariția unor largi oscilații periodice în semnalul mioelectric la instalarea oboselii. Deși Shiavi și Negin (Shiavi, 1975) au constatat o corelație încrucișată nesemnificativă în cazul contracțiilor izometrice de forță constantă, Dietz et al. (Dietz, 1970) folosind aceeași tehnică au remarcat o corelație încrucișată slabă la mușchiul normal, aceasta fiind însă mărită la mușchiul bolnav. Deși fenomenul de sincronizare a unităților motorii n-a fost analizat și documentat în aceeași măsură ca alte proprietăți ale unității motorii totuși tendința de sincronizare la instalarea oboselii precum și în unele cazuri de boală a fost demonstrată (DeLuca, 1979). O descriere detaliată a comportării sincronizării ca funcție de parametri măsurabili, cum ar fi forța și timpul, n-a fost făcută decât limitat, prin analiza spectrală (Lago, 1981). Maeda et al. (Maeda, 1980) au studiat sincronizarea impulsurilor nervoase în două fibre paralele demielinizate, pe un model în volum conductor, constatând că sincronizarea vitezelor lor de conducere poate să apară când vitezele inerente ale impulsurilor nu diferă cu mai mult de 20% între ele. Efectul de interacțiune între impulsuri s-a dovedit cu atât mai intens cu cât fibrele sunt mai apropiate una de alta și cu cât rezistența fluidului interstițial este mai mare. La contracții moderate spre puternice sau în condiții de oboseală apare sincronizarea unităților motorii, fapt verificat indirect prin corelație încrucișată și analiza coerenței între două semnale EMG înregistrate simultan cu electrozi suficient distanțați pentru ca să nu intervină unități motorii comune (Person, 1964) (O'Donell, 1973). În general

funcția de corelație încrucișată a MUAPT-urilor nu conține termenul varianță care este prezent în funcția de autocorelație, deși totuși, dacă MUAPT sunt sincronizate ea conține un termen de covarianță care mărește amplitudinea funcției. Această modificare a funcției

de corelație încrucișată poate oferi o măsură obiectivă pentru sincronizare, fapt deosebit de interesant deoarece sincronizarea e considerată un fenomen asociat cu oboseala (DeLuca, 1975). Lago et al. (Lago, 1977) arată că sincronizarea între unitățile motorii deplasează energiile de la frecvențele înalte spre frecvențele joase, iar DeLuca et al. (DeLuca, 1973) au stabilit alterarea proprietăților statistice ale intervalelor inter-impuls IPI, dependența lor de oboseală și de nivelul de contracție, ori este deja stabilit că în aceste condiții sincronizarea există. A fost elaborat un model de tip întârziere (delay) al sincronizării (DeLuca, 1979) în care sincronizarea este presupusă ca fiind datorată existenței unor unități motorii recrutate simultan pentru care trenurile de potențiale de acțiune ale unităților motorii MUAPT diferă numai printr-o întârziere. Cu creșterea forței de contracție densitatea spectrală de putere descrește pentru frecvențe sub 80 Hz, astfel efectele acesteia și sincronizării par a fi antagoniste (Lago, 1977). Alterările semnificative ale spectrului e.m.g. de joasă frecvență cu efortul (obișnuința) se explică printr-o scădere a coeficientului de variație a intervalelor inter-impuls și printr-o scădere marcată a dispersiei frecvențelor de descărcare ale populației de unități motorii active (Lago, 1981).

Rezultatele analizei spectrale în joasă frecvență a electromiogramelor au oferit un suport suplimentar fenomenului de sincronizare. Perfecționarea tehnicilor de identificare a unităților motorii distincte va face posibilă o analiză cantitativă detaliată și poate o încadrare într-un model consistent a fenomenului de sincronizare.

7.1 Concluzii

1. Am elaborat o metodă originală și un aparat bazat pe această metodă, pentru analiza cantitativă a sincronizării funcționării unităților motorii .

1.1 În cadrul metodei am definit și măsurat într-un mod original coeficientul de sincronizare $S\%$, precum și rezoluția de sincronizare L_s

1.2 Am elaborat o modalitate simplă de măsurare a lui $S\%$ și L_s , care se pretează la implementări care pot fi eventual operaționale în timp real

2. Aparatul care implementează metoda este simplu, această structură constituind însă nucleul unei abordări elastice cu microcalculator.

3. Validarea clinică este la început, faza prezentă fiind dedicată evaluării celor doi parametri în cazul normal.

Capitolul 8

8. CONCLUZII

Am prezentat în lucrare câteva direcții în care merita depus efort și în care am depus efort pentru a reuși să obțin mai multă informație și cât mai sintetică din semnalul electromiografic, într-un timp mai scurt și cu resurse mai ieftine, pentru a ajuta actul medical. În toate experimentările am preluat semnalul electromiografic deja amplificat și parțial filtrat de la un electromiograf Medicor MG42, curent.

Din această muncă au rezultat multe metode și instrumente de lucru noi, originale, unele dintre ele deschizând drumuri promițătoare pentru cercetarea în acest domeniu. Rezum în continuare ceea ce am realizat până în prezent :

1. Am elaborat o metodă nouă de achiziție a semnalului electromiografic prin punctele sale esențiale, vârfuri și traversări ale liniei izoelectrice.

1.1 Metoda originală elaborată de achiziție a semnalelor prin punctele lor esențiale este superioară achiziției clasice prin:

1.1.1 Cantitate mai mică de informație necesară pentru stocarea datelor

1.1.2 Extragerea informației esențiale, punctele esențiale ale semnalului având justificare fiziologică

1.1.3 Economie de timp prin minimizarea informației redundante. Prelucrarea semnalului mioelectric, a semnalelor biologice în general, implică achiziționarea semnalului pe timpi foarte lungi uneori, rezultând cantități foarte mari de informație, dată fiind frecvența mare de achiziție (100-200 μ s/eșanțion), în condițiile în care o parte însemnată din informație este redundată.

1.2 Am folosit derivata a doua cu integrarea zgomotului AO (low pass differentiator) pentru condiționarea semnalului, deplasând spre hardware această prelucrare, soluție care mărește mult eficiența prelucrării globale.

1.2.1 Implementarea metodei prin structura originală și interfețele de achiziție realizate contribuie mult la punerea în valoare a metodei. Este asigurată o implementare hardware a unor funcții de prelucrare analogică (de exemplu derivarea de ordinul II cu filtrare trece jos). Deplasarea oricărui element de prelucrare din domeniul numeric în domeniul prelucrării analogice, în timp real, accelerează semnificativ aplicația. Din aceste motive noua structură propusă este performantă, menționând că, de exemplu, la prelucrarea electromiogramei spontane timpul total de prelucrare se reduce de până la 5 ori, ceea ce reprezintă un câștig important.

1.2.2 Pentru a pune în valoare calitățile metodei, este necesară diminuarea zgomotului din zona liniei izoelectrice printr-o filtrare corespunzătoare a semnalului, prevăzută în aceeași structură.

1.3 Corespunzător acestor două idei, subordonat obiectivului de a putea achiziționa oricând semnalul EMG fie specializat, prin puncte esențiale, fie clasic, am elaborat două interfețe analog/numerice originale care asigură preluarea și condiționarea semnalului pe două canale analogice de intrare respectiv de la două canale de ieșire ale unui electromiograf curent.

1.4 Abaterea între semnalele reconstruite din eşantioane echidistante și prin puncte esențiale este de ordinul procentelor (v. tabelul T2.5-1), ceea ce garantează consistența metodei.

2. Am abordat cu prioritate absolută analiza cantitativă a fenomenului de descărcări electromiografice spontane, elaborând un circuit electronic (Brevet OSIM nr. 77109 /1981) și un set de algoritmi originali, care asigură detectarea multipluletelor specifice din semnalul înregistrat și analiza numerică detaliată a fenomenului.

2.1 Algoritmii elaborați și respectiv programul care-i implementează constituie primul instrument de analiză cantitativă a descărcărilor spontane în spasmofilie, oferind elemente de noutate absolută. Algoritmul II constituie o abordare diferită a problemei dar păstrează elemente din algoritmul I, cărui îi este superior. Algoritmul II operează numeric dar înglobează criteriile extrase din modul de gândire uman, aducând astfel procesului flexibilitatea necesară pentru detecția cu acuratețe a multipluletelor din ansamblul semnalului EMG.

2.2 Programul asigură caracterizarea numerică globală a fenomenului (descărcările, multipluletele, evoluția lor în timp) dar și detaliat, pe clase de multiplulete, și după poziția descărcărilor în multiplulet, oferind în acest fel nu numai o imagine completă cantitativă a fenomenului, dar și informația de amănunt care poate fi folosită pentru o analiză numerică (statistică) mai aprofundată.

2.3 Pentru validarea detecției multipluletelor am definit un indice global de regularitate, care nu numai că permite selectarea multipluletelor fiind sensibil la 'organizarea descărcărilor în multiplulet', dar poate fi folosit cu succes în procesul de clasificare de detaliu a multipluletelor. Utilitatea sa poate fi extinsă și la alte tipuri de semnale.

2.4 Informațiile primare rezultate în urma analizei sunt o referință importantă pentru medic, dar mai mult, cuantificarea fenomenului permite analize ulterioare mai de detaliu, privind evoluția intervalelor între faze în totalitatea fenomenului, privind tipul distribuțiilor statistice ale acestor intervale, ș.a., toate cu scopul obiectivizării actului medical și mării sensibilității procesului de diagnosticare.

2.5 O astfel de analiză cantitativă poate fi un instrument important în studiul aprofundat al mecanismului generării spontane a potențialelor de acțiune de unitate motorie.

3. Am elaborat o metodă originală de generare a unor parametri (descriptori Fourier) pentru a caracteriza semnalele electromiografice după forma lor, independent de amplitudini, fiind binecunoscute dificultățile pe care variațiile de amplitudine le aduc în problema recunoașterii automate a semnalelor după formă. Acestea sunt de două feluri: variația de ansamblu a amplitudinii semnalului, deși forma se păstrează, cât și variații de amplitudine ale unor componente ale semnalului, care produc mici alterări locale formei, forma de ansamblu păstrându-se.

3.1 Analiza rezultatelor confirmă cantitativ și calitativ consistența descriptorilor Fourier astfel calculați și îi validează ca parametri fiabili pentru clasificarea, recunoașterea semnalelor electromiografice după formă.

3.2 Descriptorii Fourier sunt sensibili la variații ale formei, fapt dovedit și de analiza in-class pentru toate clasele de semnale preselectate vizual, așa încât pentru toate semnalele declarate ca cele mai asemănătoare în fiecare clasă (prezentate după fiecare tabel), decizia este corectă. Tocmai faptul că ei înglobează informație despre forma semnalelor și că sunt sensibili la formă garantează puterea lor de discriminare după formă. Toate rezultatele confirmă o puternică independență a descriptorilor Fourier de amplitudini, criteriu esențial în elaborarea lor.

3.3 În algoritmul original propus, descriptorii Fourier pot fi calculați ușor pentru orice semnal bidimensional (amplitudine/timp), într-o variantă tabelată a coeficienților armonici fiind posibil calculul lor în timp real, pentru semnalele biologice.

3.4 Descriptorii Fourier astfel elaborați constituie un set de parametri consistenți de intrare în alte proceduri de recunoaștere a formei semnalelor.

3.5 Seria descriptorilor Fourier poate fi trunchiată la un număr fix minimal de componente, indiferent de durata semnalului în studiu, deci indiferent de numărul de eșantioane care descriu semnalul, ceea ce constituie un avantaj enorm în procedurile de recunoaștere a semnalelor, care de multe ori nu pot opera decât cu vectori de intrare de lungime fixă.

4.1 Am elaborat o metodă originală de clasificare (Tărăță, 1981) bazată pe generarea unor mulțimi fuzzy, care în același timp constituie nucleul unei rețele neuronale de tip Kohonen.

4.2 Am abordat clasificarea multipletelor de descărcări electromiografice spontane printr-o rețea neuronală de tip Kohonen, intrarea fiind constituită de setul de descriptorii Fourier caracteristici fiecărui semnal, generați după metoda propusă. Procentajele mari de recunoaștere corectă obținute pe un set mare de semnale confirmă încă odată consistența lor. Procentajul de recunoașteri corecte a fost cuprins între 75,785 % (valoare minimă) în cazul antrenării rețelei cu vectori cu 50 componente, regim nevalidat, și 89,7 % (valoare maximă) în cazul antrenării rețelei cu vectori cu 25 componente, regim validat. Apreciem acest rezultat ca foarte bun, fiind obținut în condițiile unui antrenament cu un set minimal de vectori de intrare.

4.3 Decizia rețelei de tip Kohonen mai poate fi rafinată prin nuanțarea distanței, care acum este spațială, în funcție de apropierea sau nu, sau de intrarea într-o grupare de neuroni care marchează o clasă de semnale asemănătoare, definită cel puțin printr-un proces de ordonare a distanțelor, din care se poate selecta grupul conducător. Ponderarea dinamică a distanțelor interneuronale are tendința, în funcție de felul în care este făcută, să transfere problema deciziei într-un spațiu necuclidian.

4.4 Pe baza algoritmului de clasificare fuzzy am elaborat o structură dinamică de rețea neuronală. Fie în structuri simple (rețele clasice), fie într-o astfel de structură, descriptorii Fourier mai pot juca un rol important. Seriile combinate (de exemplu prin mediere) ale amplitudinilor armonice ale mai multor semnale aparținând unei clase pot funcționa ca "filtre de formă", sau semnale tipice, și, furnizate rețelei în curs de antrenament pot ușura procesul de formare a grupărilor de neuroni caracteristice claselor de semnale, sau pot fi eventual determinante în acest proces.

5. Am elaborat o metodă originală de analiză a electromiogramei de interferență. Metoda originală de analiză a electromiogramei de interferență și programul care o implementează constituie un instrument de lucru efectiv, care oferă toți parametrii consistenți ce descriu semnalul în domeniile timp și frecvență, punând la dispoziția medicului informații punctuale dar și globale, din care se poate extrage evoluția fiecărui parametru cu timpul, deci comportarea mușchiului în contracție intensă.

5.1.1 În acest context, pentru descrierea cantitativă a evoluției contracției musculare prin semnalul electromiografic, am elaborat doi parametri originali, raportul global arie/amplitudine Raa și coeficientul global de oboseală Cgo , care sunt dovediți prin validare clinică a fi consistenți și fiabili, bine corelați cu evoluția oboselii musculare pentru care se dovedesc descriptorii valoroși (Tărăță, M. 1993a, 1994a, 1994d, 1995d)

5.1.2 Raa , parametru calculat în domeniul timp, cu dimensiuni de timp în termeni de 'lățime' a undelor EMG, are o variabilitate mai mică decât aria și amplitudinea considerate separat, este crescător cu înaintarea oboselii musculare, având o tendință de palier în zona dinaintea instalării oboselii. Viteza de creștere este cu atât mai mare cu cât mușchiul obosește mai repede și oboseala este mai intensă.

5.1.3 Cgo , calculat ca produsul $Raa * Fm$, cumulează informație atât din domeniul timp cât și din domeniul frecvență, cumulând în același timp comportarea duală a celor doi componenți ai săi.

5.1.4 Atât parametrii Raa și Cgo , cât și metoda de analiză sunt instrumente originale, noi, validate până în prezent prin cercetările autorului în legătură cu clinica.

6. Am elaborat o metodă originală și un aparat bazat pe această metodă, pentru analiza cantitativă a sincronizării funcționării unităților motorii.

6.1 În cadrul metodei am definit și măsurat într-un mod original coeficientul de sincronizare $S\%$, precum și rezoluția de sincronizare Ls

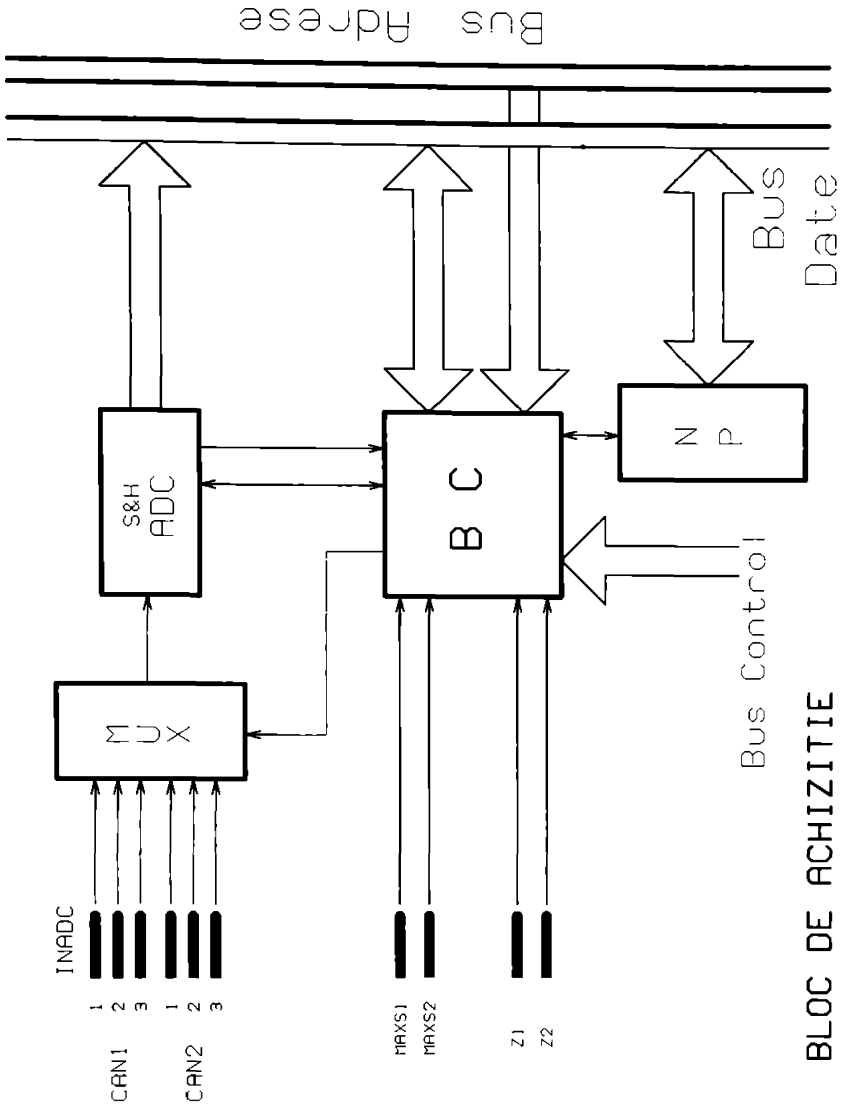
6.2 Am elaborat o modalitate simplă de măsurare a lui $S\%$ și Ls , care se pretează la implementări cu microcalculator, operaționale în timp real

6.3 Validarea clinică este la început, faza prezentă fiind dedicată evaluării celor doi parametri în cazul normal.

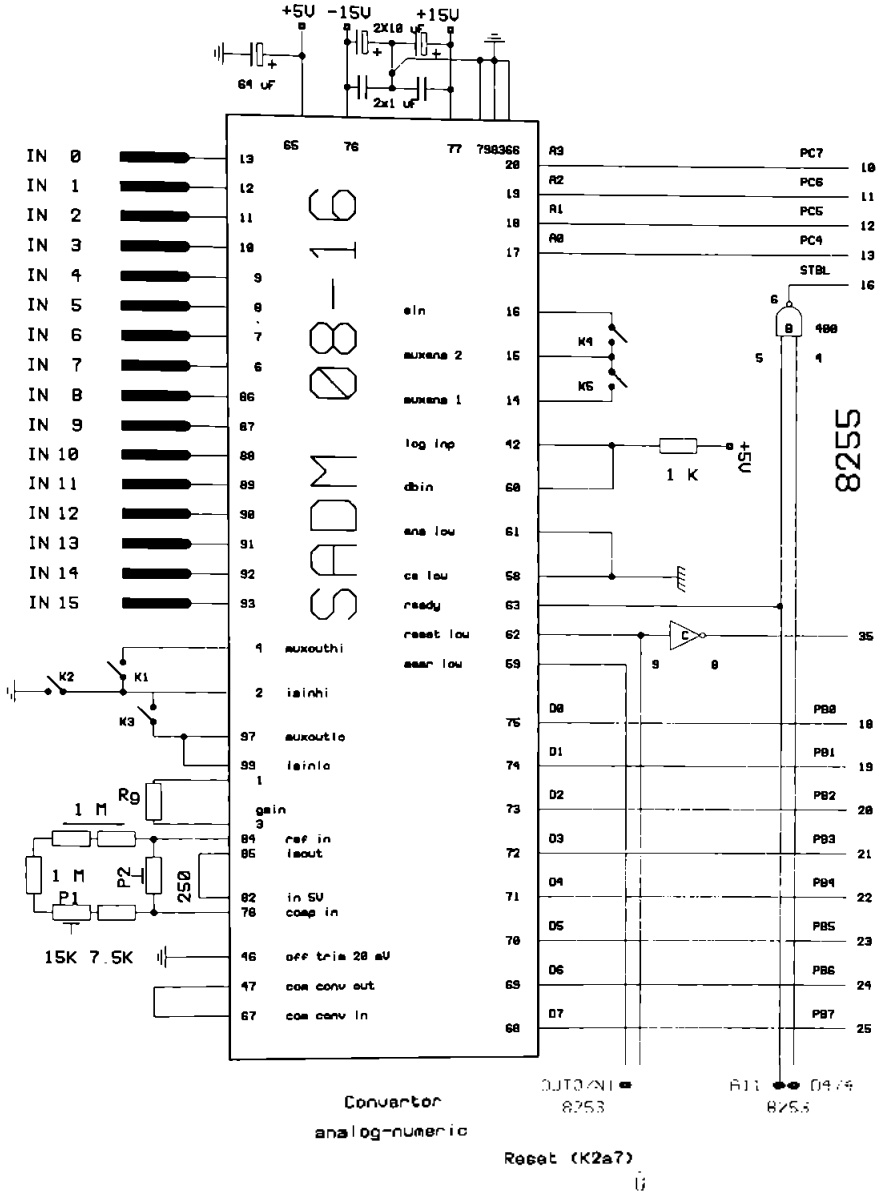
7. Toate instrumentele generate și toate rezultatele prezentate în lucrare sunt originale. Ele constituie pași înainte pe direcțiile de cercetare abordate, dar nu închid aceste direcții, ci pot spune că au contribuit la deschiderea lor.

Capitolul 9

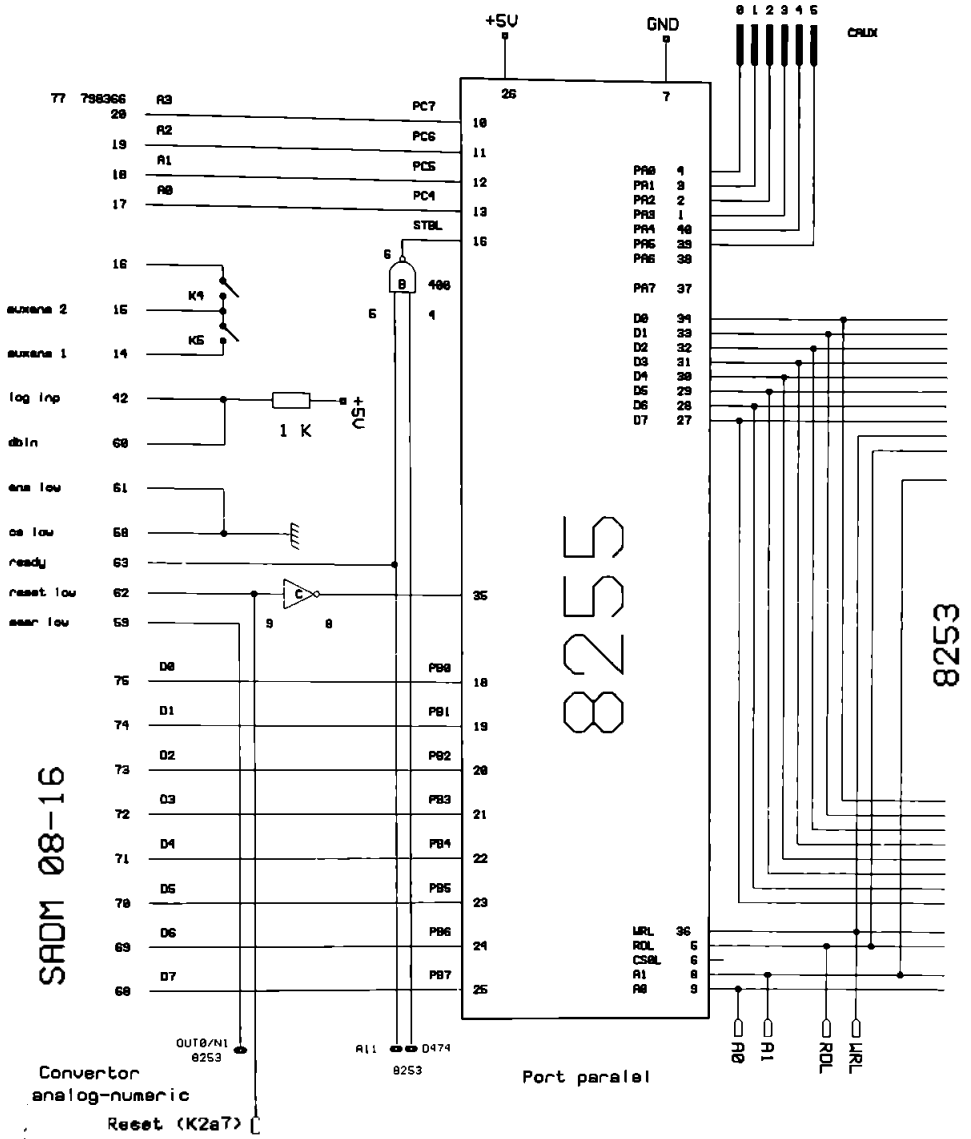
ANEXE



ANEXA ISADM08



ANEXA ISADM55



ANEXA ISADMP

Detalii de programare
si reglaje ale modului
ISADM 08-16

G=3

$U_i = \pm 1.66 \text{ V}$

16 CANALE SINGLE

BIPOLAR

Reglaje

P2 capat sup. escala

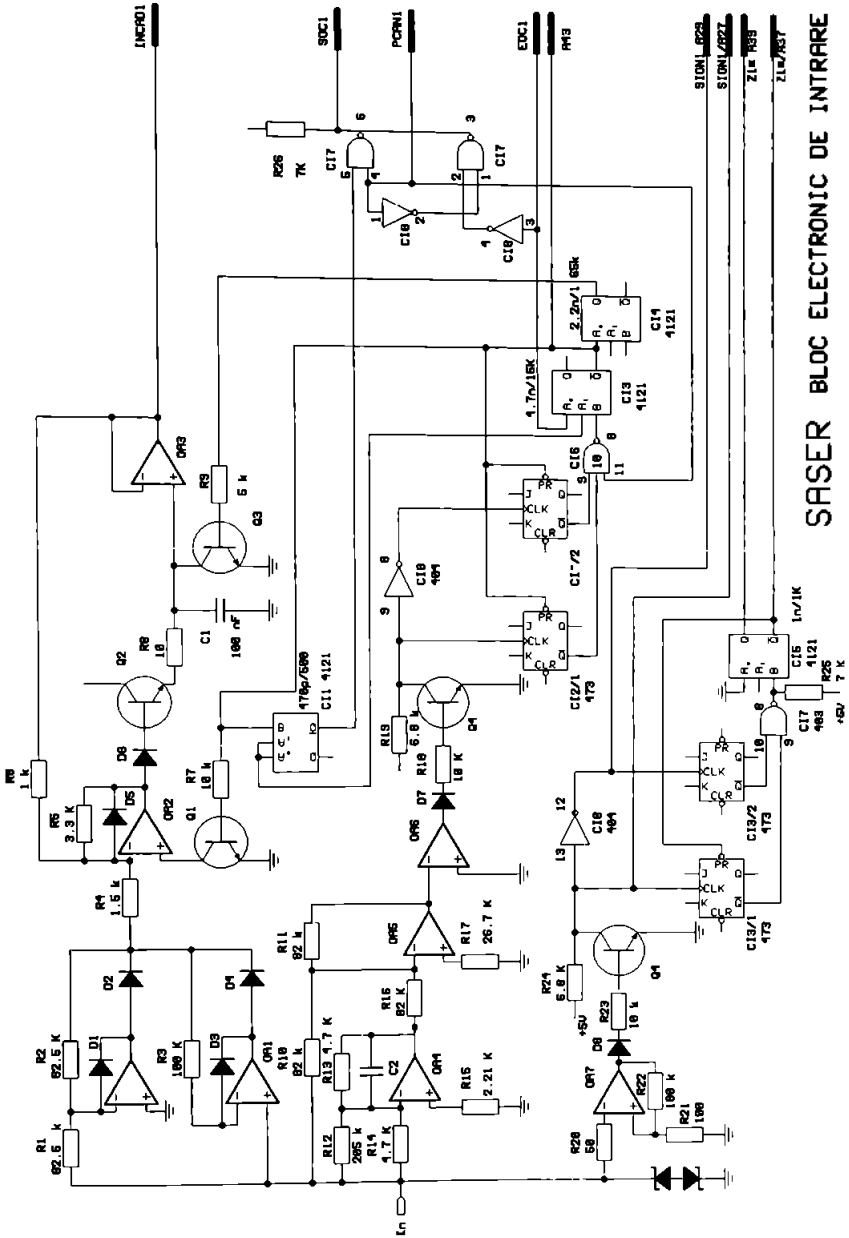
P1 trz. 80H 81H pt. 0U

COMUT	
K1	OFF
K2	ON
K3	ON
K4	ON
K5	OFF

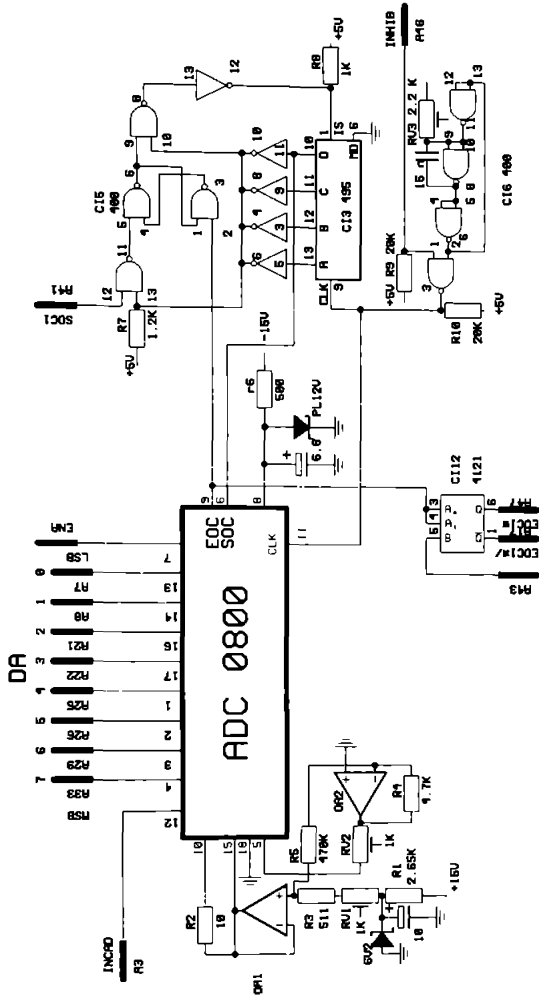
ADDA	
80H-83H	8256
84H-87H	N1
88H-8BH	N2
8CH-8FH	ADSEL
90H-93H	8251

D0	K2 b13
D1	K2 a13
D2	K2 b14
D3	K2 a14
D4	K2 b15
D5	K2 a15
D6	K2 b16
D7	K2 a16

MODUL DE ACHIZITIE ISADM 08-16/4

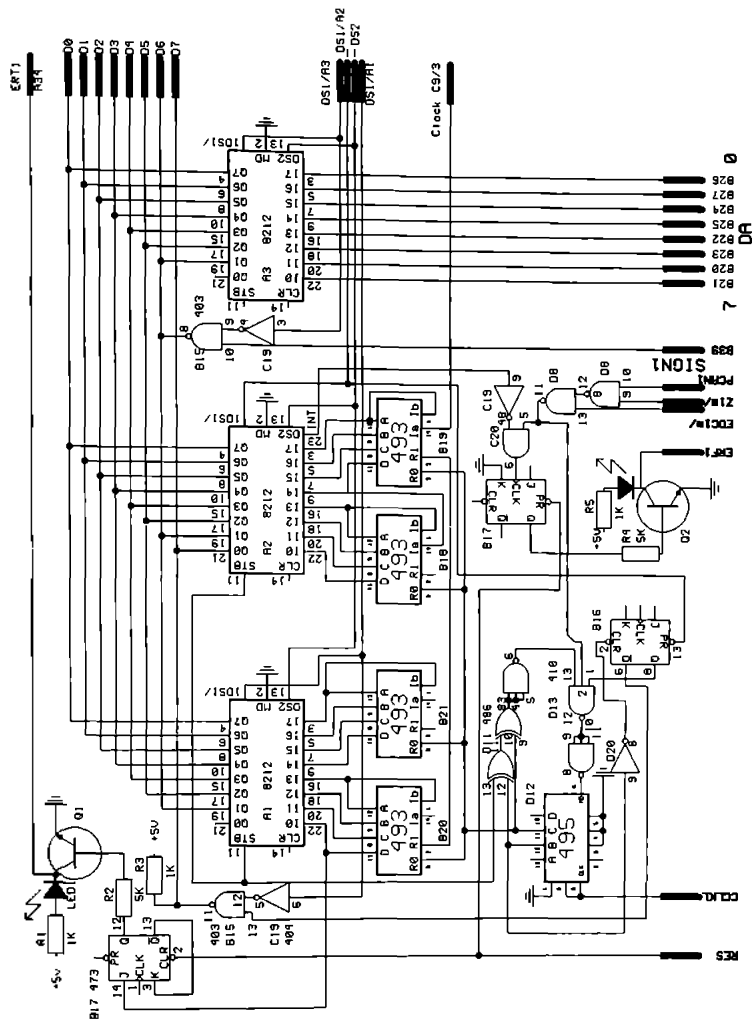


SASER BLOC ELECTRONIC DE INTRARE



SASER BLOC DE CONVERSIE A/D

ANEXA SASERPAC



SASER PORTURI DE ACHIZITIE

ANEXA ERACAPE

Date comparative între achiziția clasică și prin puncte esențiale a semnalelor, pentru cinci potențiale de acțiune de teritoriu motor preluate cu electrod ac bipolar coaxial din mușchii biceps

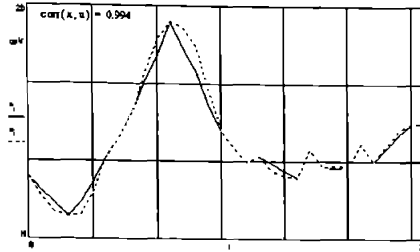


Figura ERACAPE-1. Potențialul P1, eșantionat clasic (linie punctată, 200 ms/eș.) și prin punctele esențiale (linie continuă)

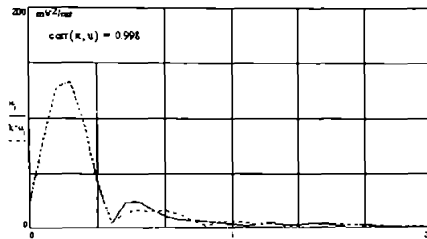


Figura ERACAPE-2. Spectrele de putere ale semnalului P1, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

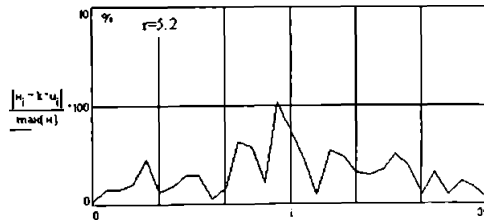


Figura ERACAPE-3. Diferența normalizată între spectrele de putere ale semnalului P1, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

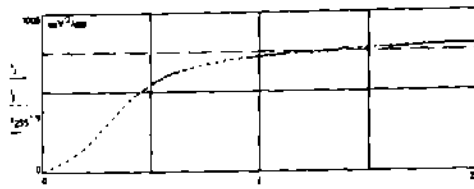


Figura ERACAPE-4. Evoluția puterii cu rangul componentei spectrale a semnalului P1 (frecvența), eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

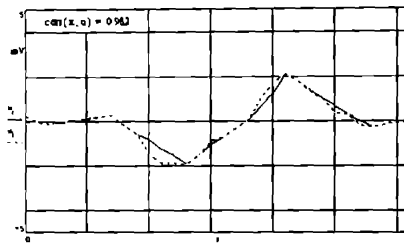


Figura ERACAPE-5. Potențialul P2, eșantionat clasic (linie punctată, 200 ms/eș.) și prin punctele esențiale (linie continuă)

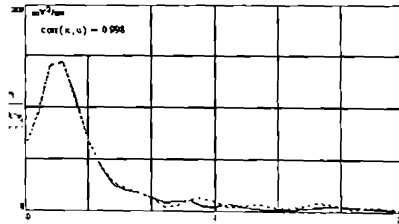


Figura ERACAPE-6. Spectrele de putere ale semnalului P2, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

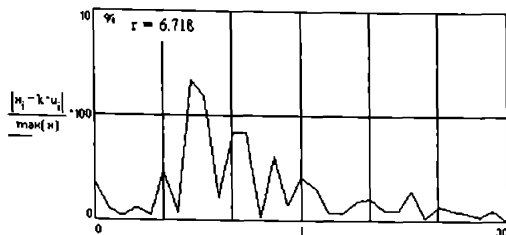


Figura ERACAPE-7. Diferența normalizată între spectrele de putere ale semnalului P2, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

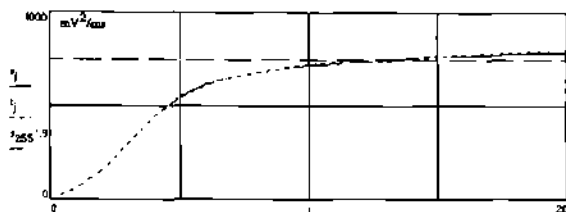


Figura ERACAPE-8. Evoluția puterii cu rangul componentei spectrale a semnalului P2 (frecvența), eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

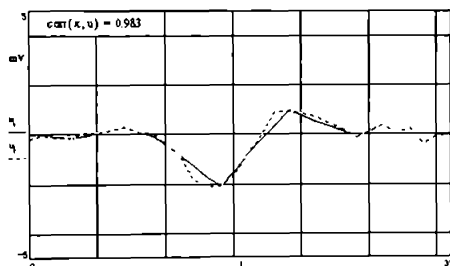


Figura ERACAPE-9. Potențialul P3, eșantionat clasic (linie punctată, 200 ms/eș.) și prin punctele esențiale (linie continuă)

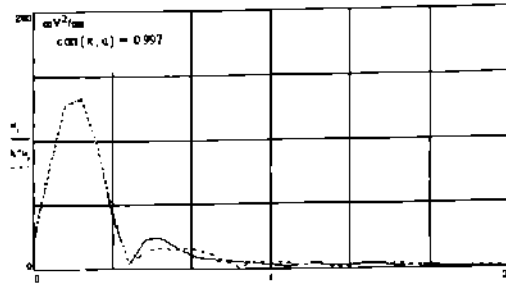


Figura ERACAPE-10. Spectrele de putere ale semnalului P3, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

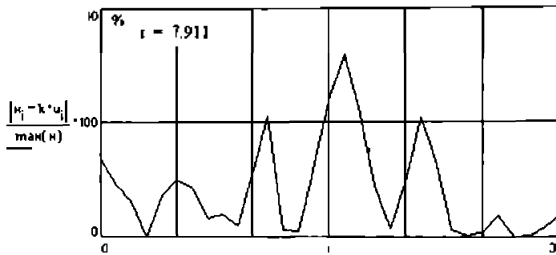


Figura ERACAPE-11. Diferența normalizată între spectrele de putere ale semnalului P3, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

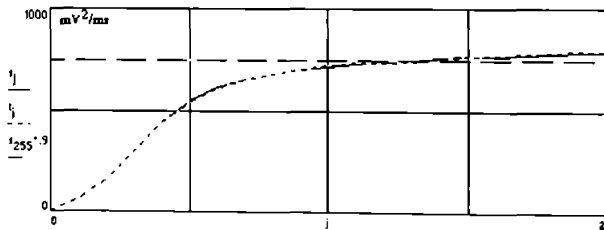


Figura ERACAPE-12. Evoluția puterii cu rangul componentei spectrale a semnalului P3 (frecvența), eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

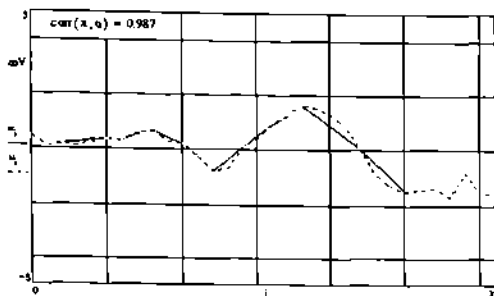


Figura ERACAPE-13. Potențialul P4, eșantionat clasic (linie punctată, 200 ms/eș.) și prin punctele esențiale (linie continuă)

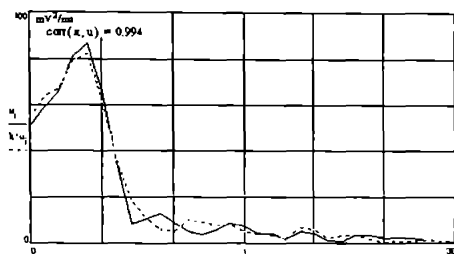


Figura ERACAPE-14. Spectrele de putere ale semnalului P4, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

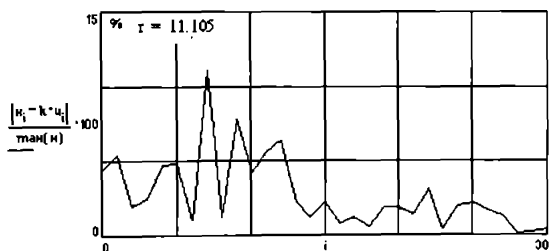


Figura ERACAPE-15. Diferența normalizată între spectrele de putere ale semnalului P4, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

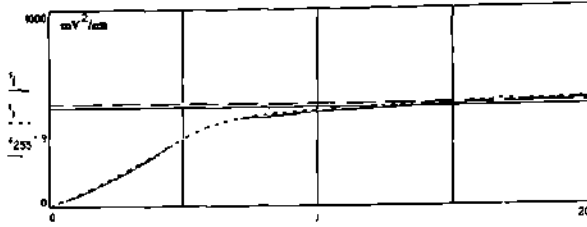


Figura ERACAPE-16. Evoluția puterii cu rangul componentei spectrale a semnalului P4 (frecvența), eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

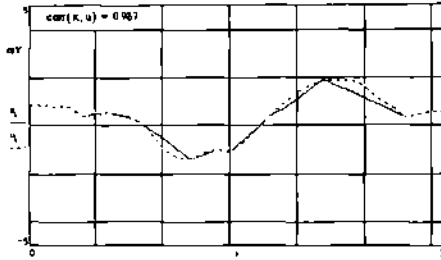


Figura ERACAPE - 17. Potențialul P5, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă)

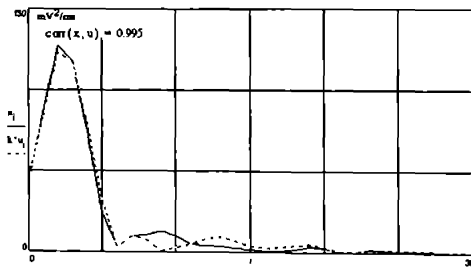


Figura ERACAPE-18. Spectrele de putere ale semnalului P5, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

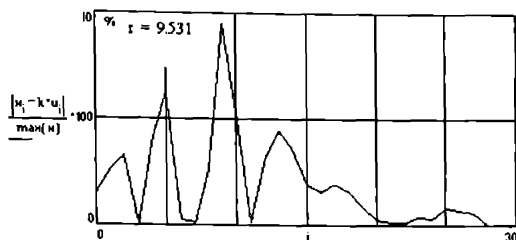


Figura ERACAPE-19. Diferența normalizată între spectrele de putere ale semnalului P5, eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

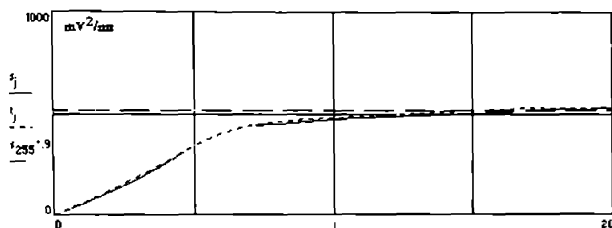


Figura ERACAPE-20. Evoluția puterii cu rangul componentei spectrale a semnalului P5 (frecvența), eșantionat clasic (linie punctată) și prin punctele esențiale (linie continuă), suprapuse în sensul erorii pătratice minime

ANEXA FDTH1

Teoremă

(Zahn, 1972)

Dacă două curbe închise diferă numai prin punctul de plecare prin Δl unități de lungime a arcului (în sensul acelor de ceasornic de la Z_0 la Z_0') atunci:

I. $A_k' = A_k$

II. $\alpha_k' = \alpha_k + k\Delta\alpha$ unde $\Delta\alpha = -2\pi\Delta l/L$

III. $\mu_0' = \mu_0 + \delta_0 - \delta_0' + \Delta\alpha$

și invers, dacă cele trei condiții sunt adevărate atunci cele două curbe diferă numai printr-o deplasare Δl a punctului de pornire.

D. Dacă cele două curbe diferă prin Δl în punctul de pornire, atunci $\theta'(l) = \theta(l + \Delta l)$ așa încât $\Phi'(l) + \delta_0' = \Phi(l + \Delta l) + \delta_0$, sau folosind

$$\Phi^*(t) = \Phi\left(\frac{Lt}{2\pi}\right) + t$$

$$\Phi^{*'}\left(\frac{2\pi l}{L}\right) - \frac{2\pi l}{L} + \delta_0' = \Phi^*\left(\frac{2\pi l}{L} + \frac{2\pi\Delta l}{L}\right) - \frac{2\pi l}{L} - \frac{2\pi\Delta l}{L} + \delta_0$$

Cu $t = 2\pi l/L$ și $\Delta t = 2\pi\Delta l/L$,

$$\Phi^{*'}(t) - \Phi^*(t + \Delta t) = \delta_0 - \delta_0' - \Delta t$$

Cele două funcții

$$F(t) = \Phi^{*'}(t) = \mu_0' + \sum A_k' \cos(kt - \alpha_k')$$

$$G(t) = \Phi^*(t + \Delta t) = \mu_0 + \sum A_k \cos(k(t + \Delta t) - \alpha_k)$$

diferă numai printr-o constantă și de aceea coeficienții lor Fourier trebuie să fie egali doi câte doi cu excepția

$$\mu_0' - \mu_0 = \delta_0' - \delta_0 - \Delta t$$

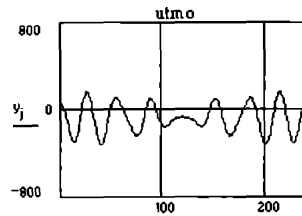
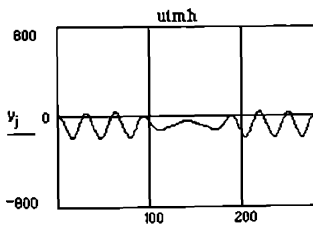
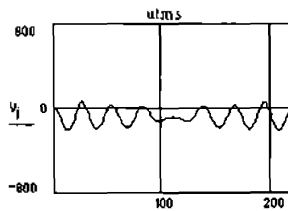
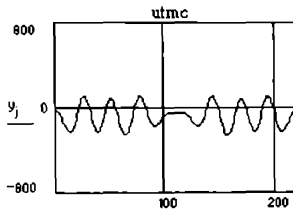
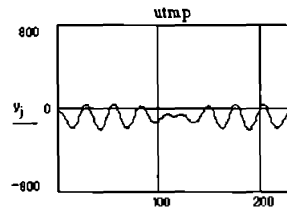
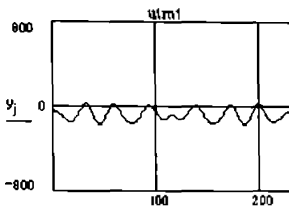
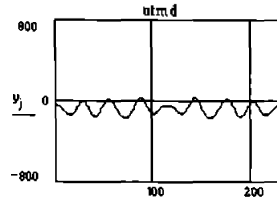
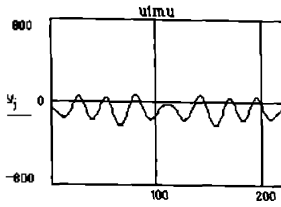
Egalitatea termen cu termen a amplitudinilor armonice și a unghiurilor de fază asigură

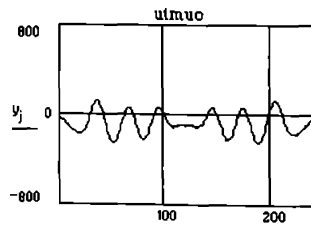
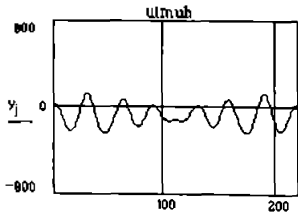
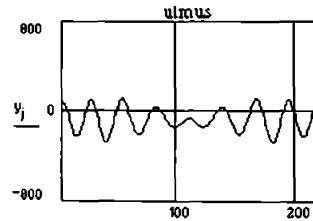
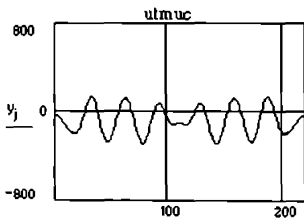
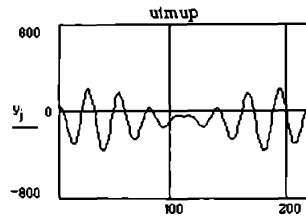
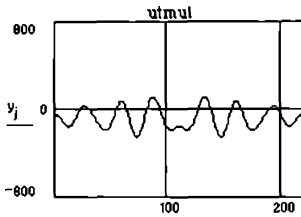
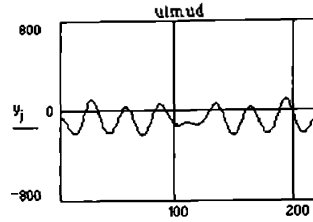
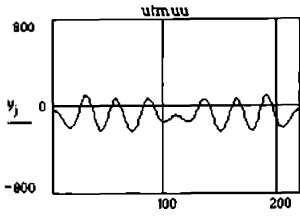
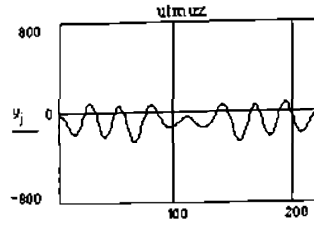
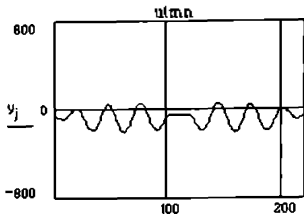
$A_k' = A_k$ și $\alpha_k' = \alpha_k - k\Delta t$. Cu $\Delta\alpha = -\Delta t$ obținem condiția II.

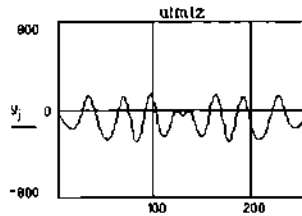
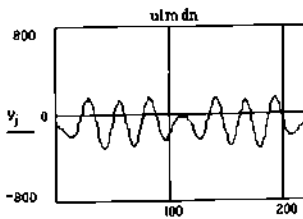
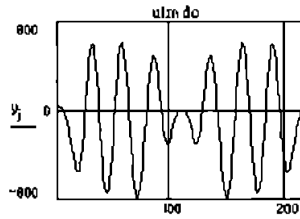
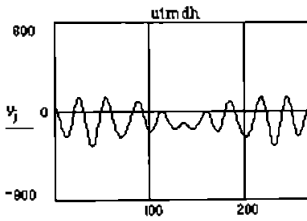
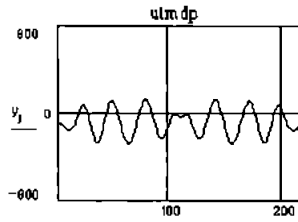
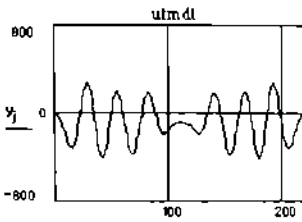
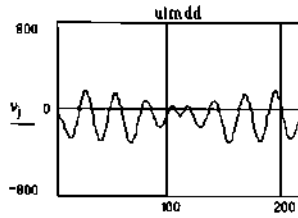
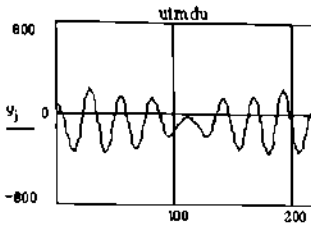
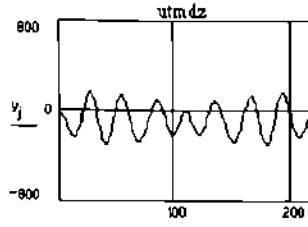
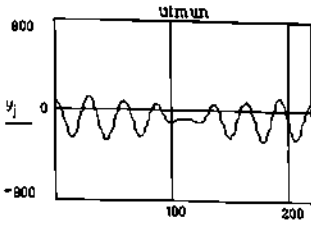
Citind înapoi secvența de ecuații, obținem demonstrația inversă.

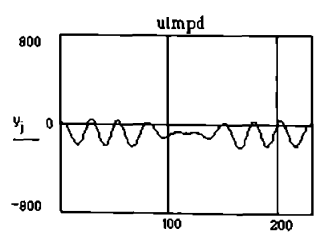
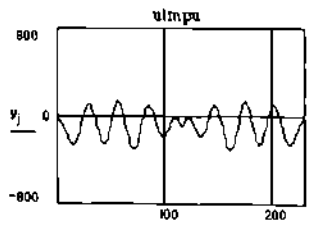
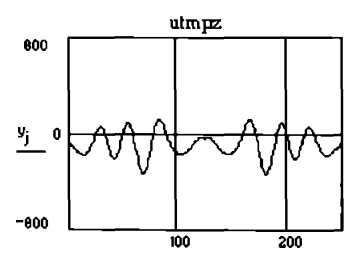
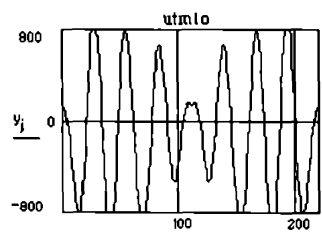
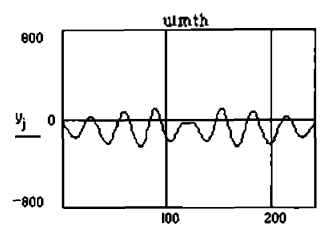
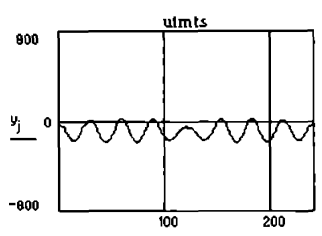
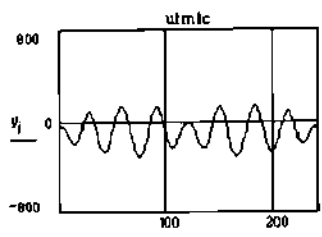
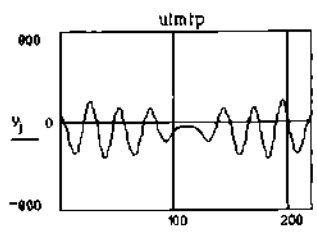
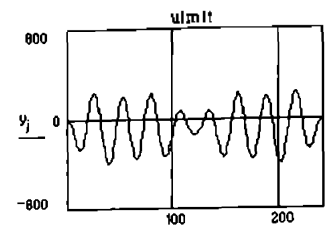
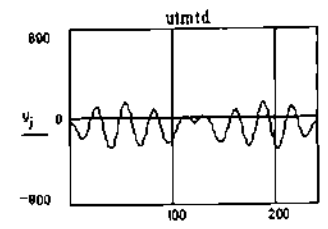
ANEXA M3

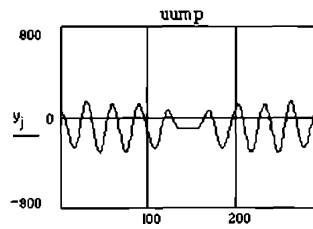
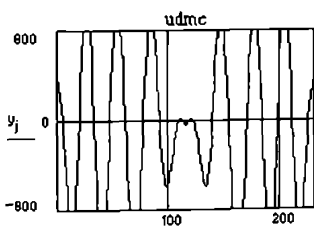
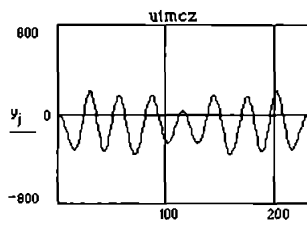
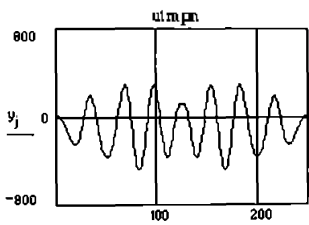
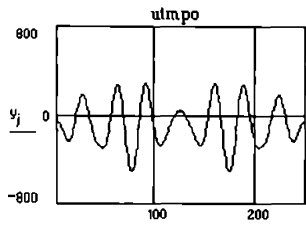
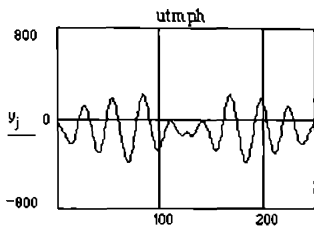
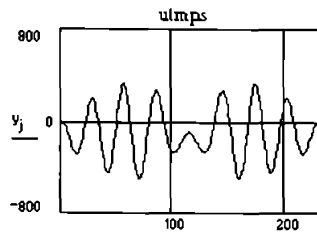
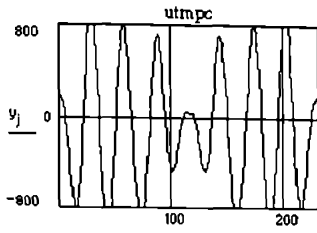
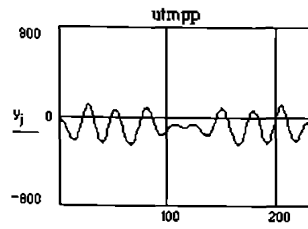
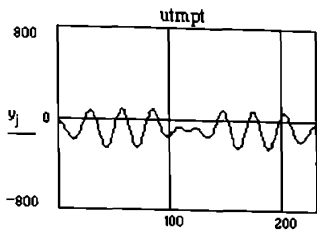
Multiplete EMG cu trei descărcări

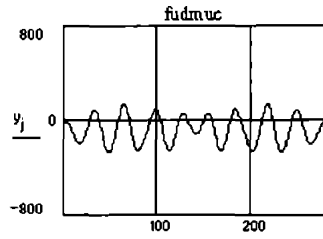
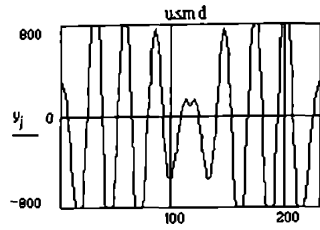
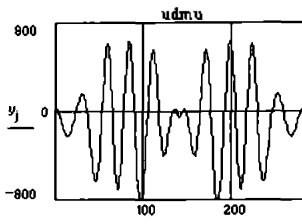






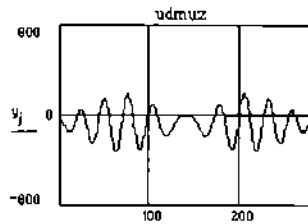
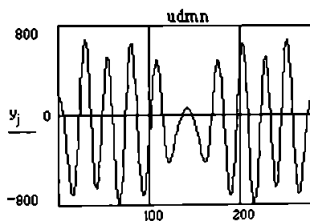
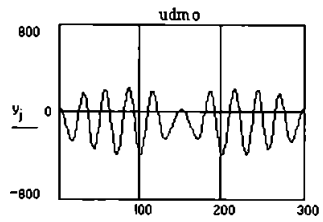
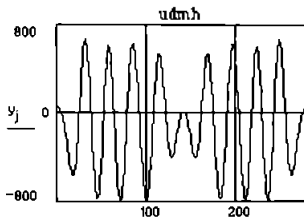
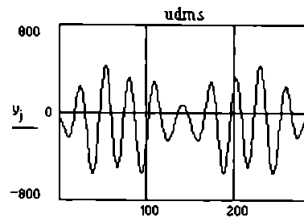
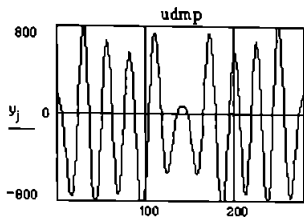
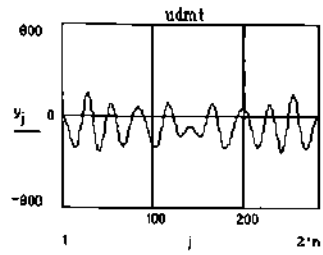
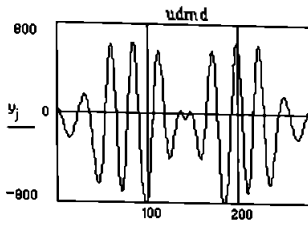


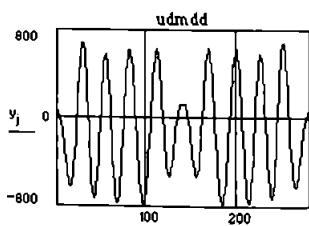
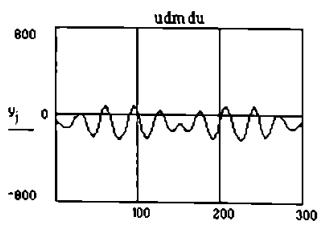
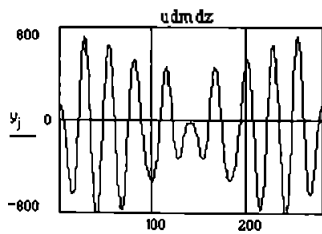
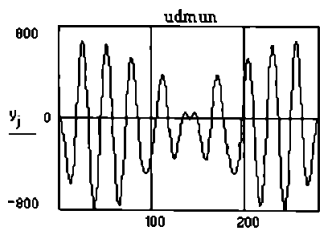
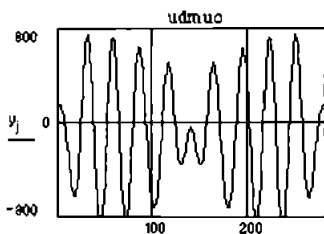
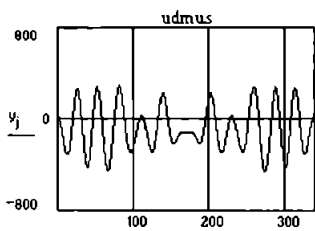
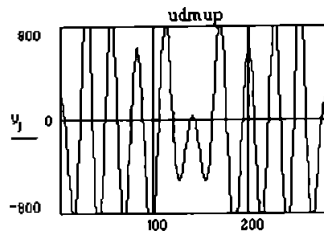
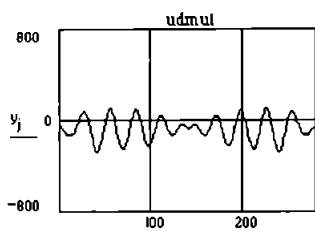
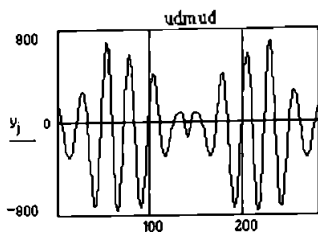
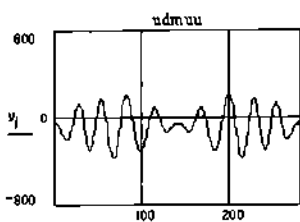


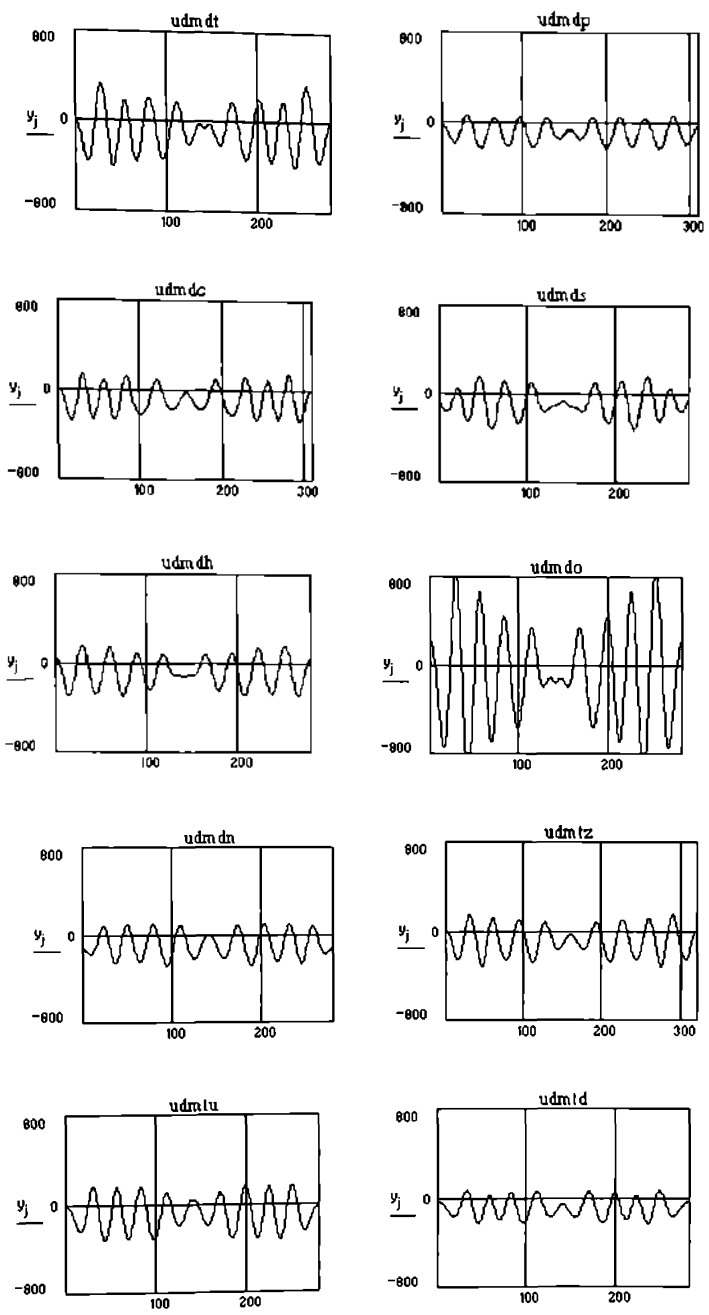


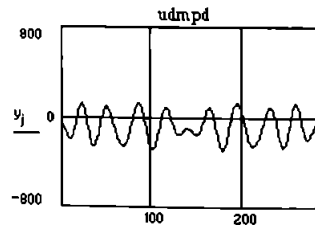
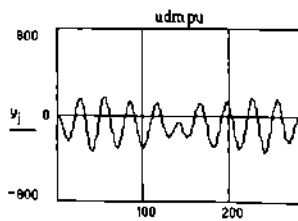
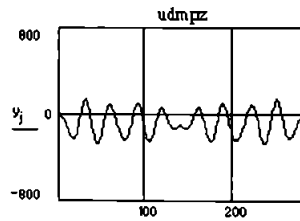
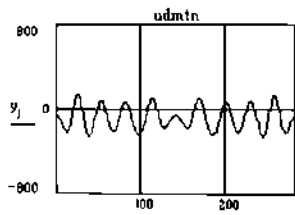
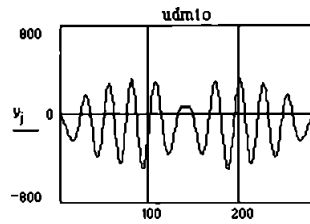
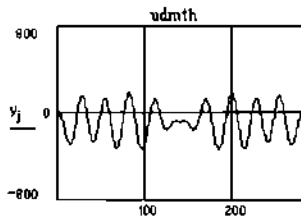
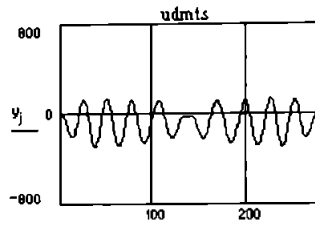
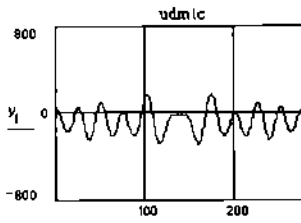
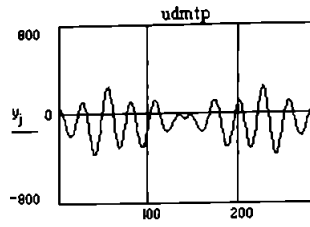
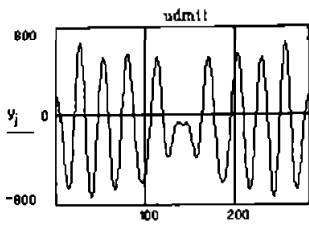
ANEXA M4

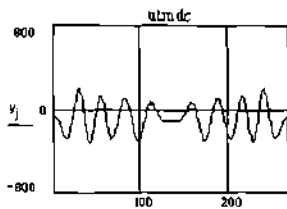
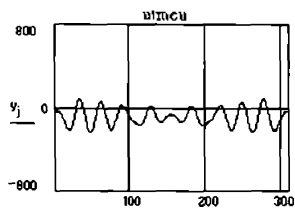
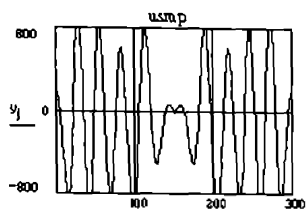
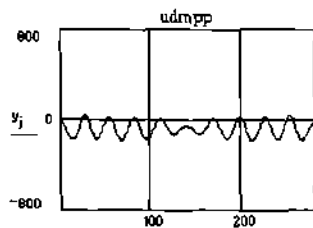
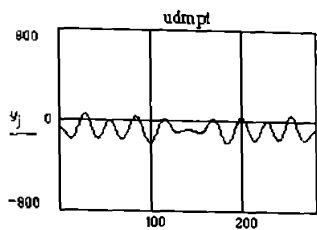
Multiplete EMG cu patru descărcări





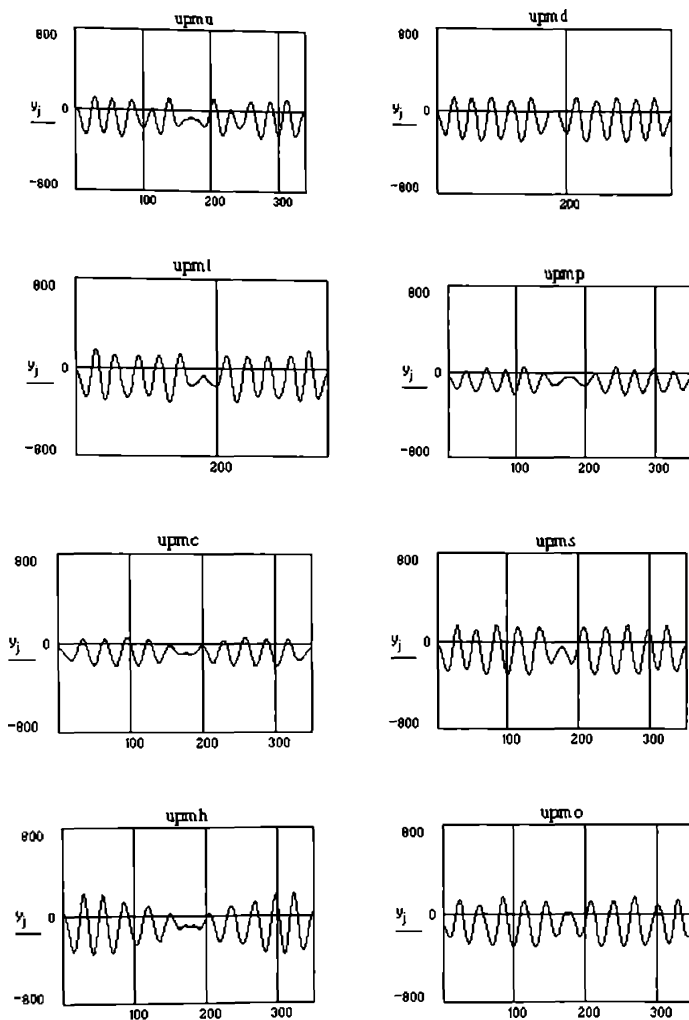


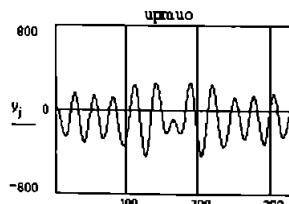
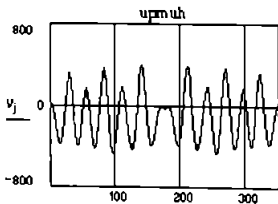
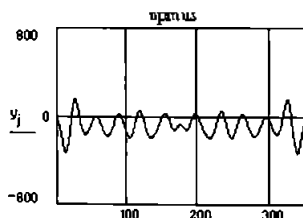
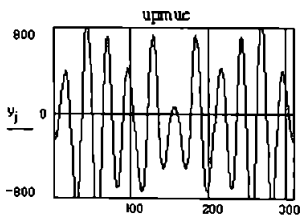
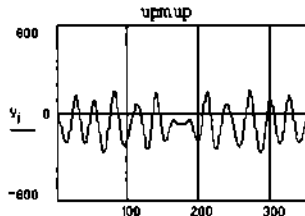
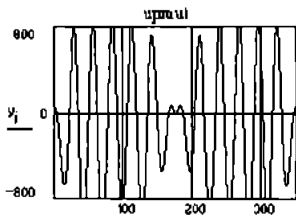
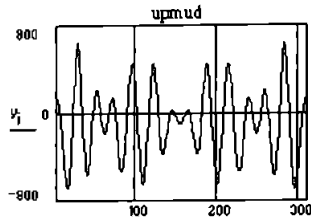
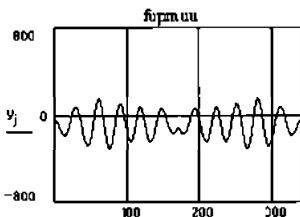
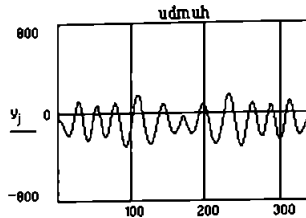
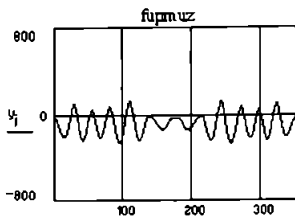


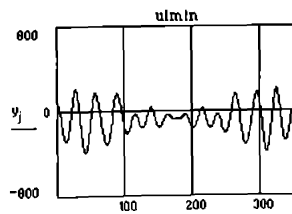
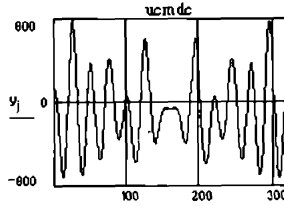
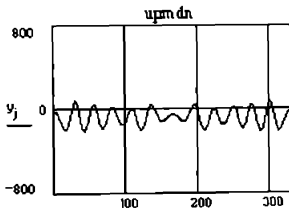
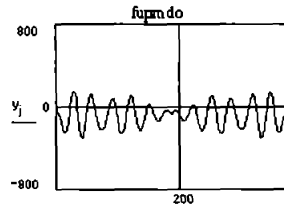
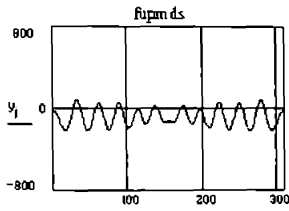
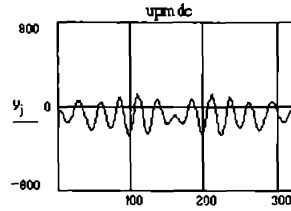
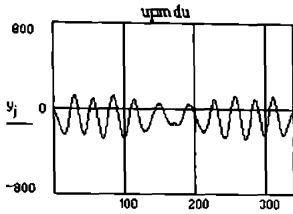
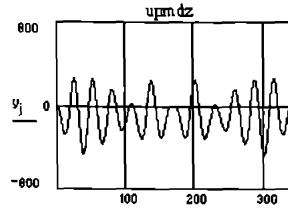
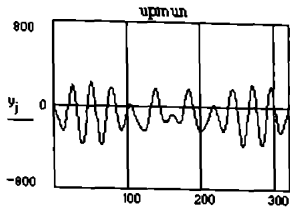


ANEXA M5

Multiplete EMG cu cinci descărcări

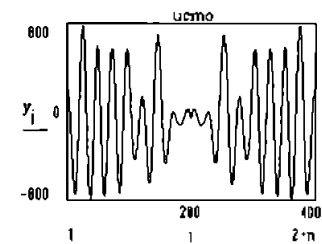
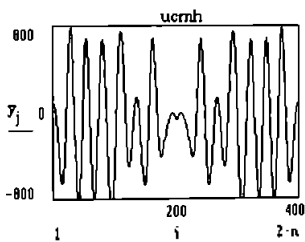
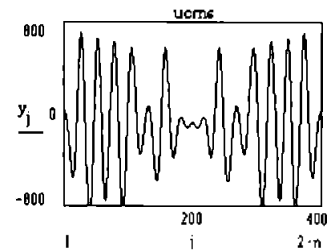
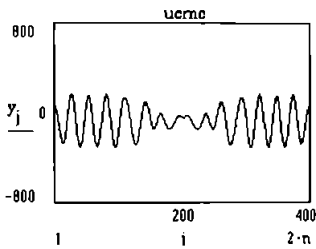
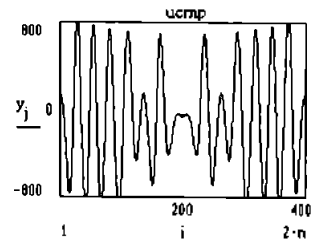
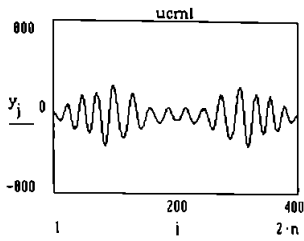
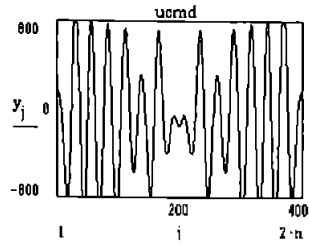
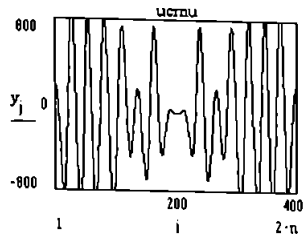


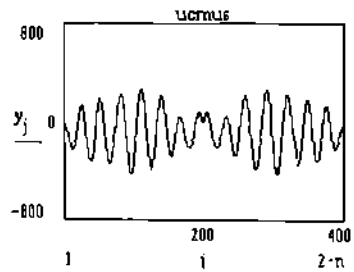
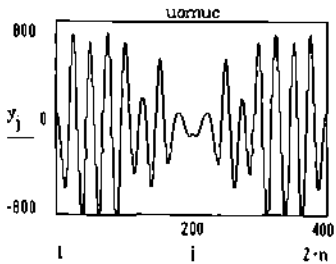
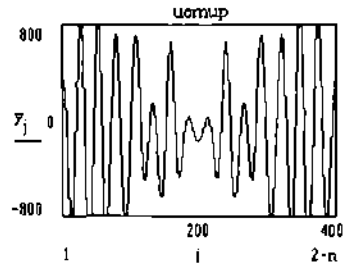
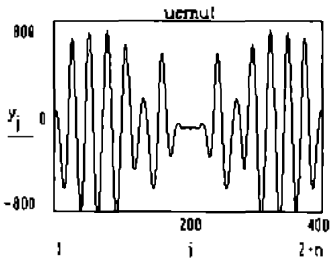
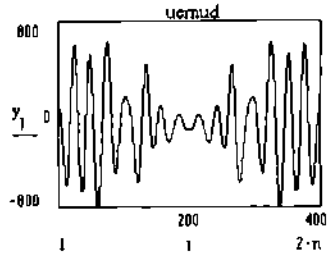
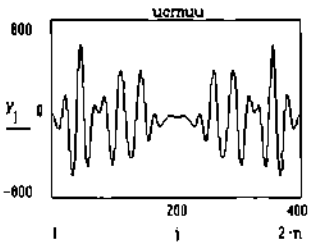
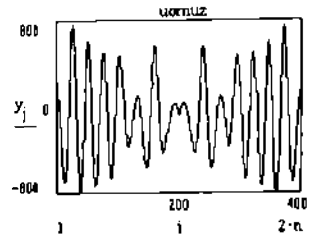
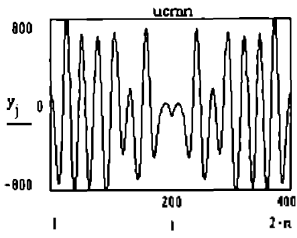


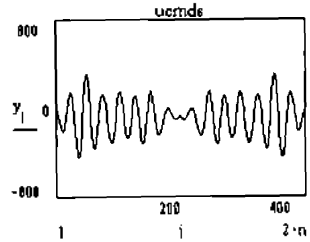
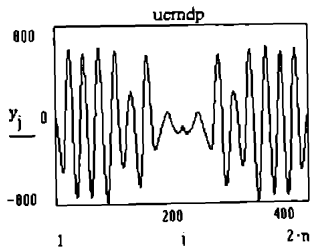
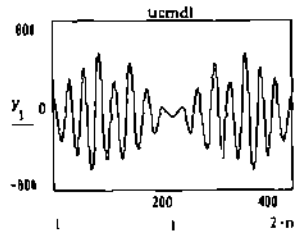
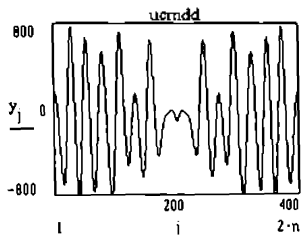
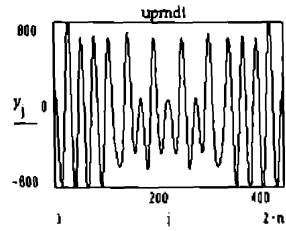
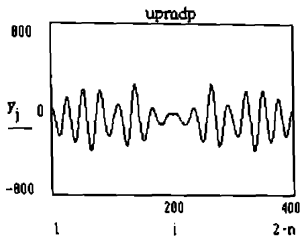
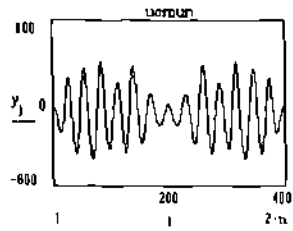
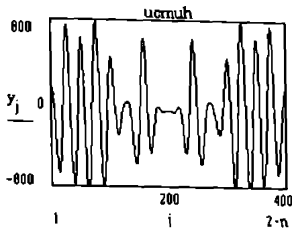


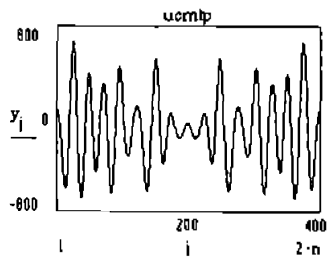
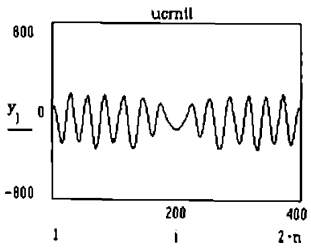
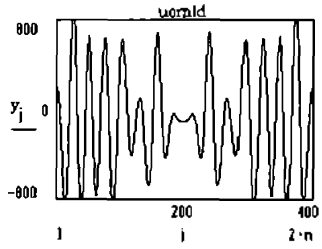
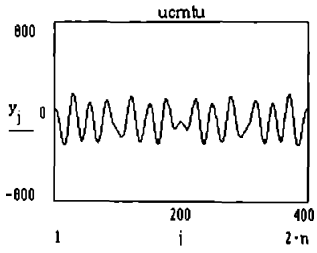
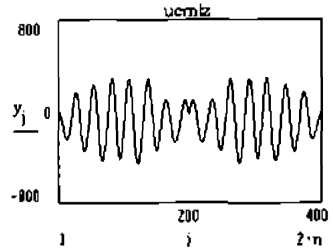
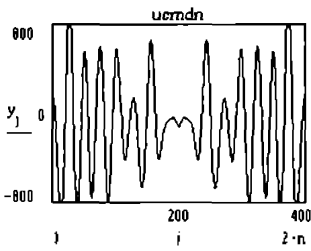
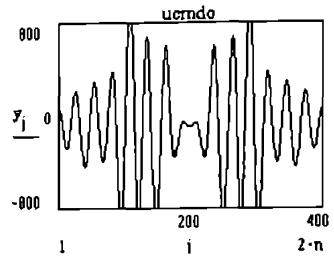
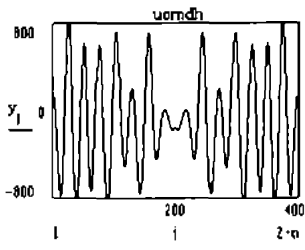
ANEXA M6

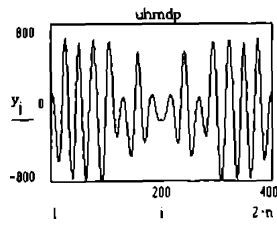
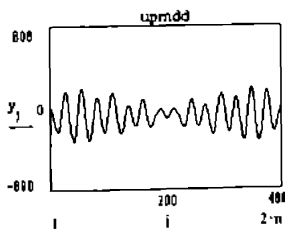
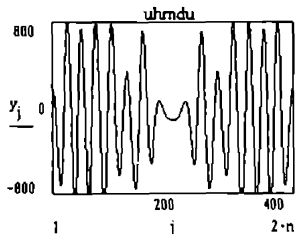
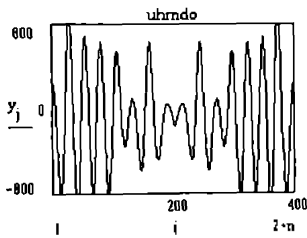
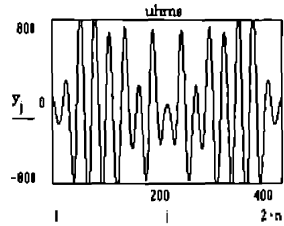
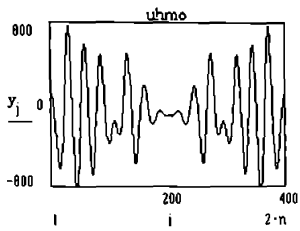
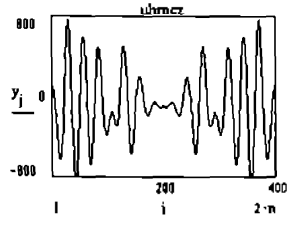
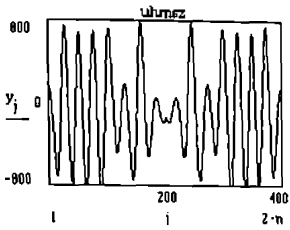
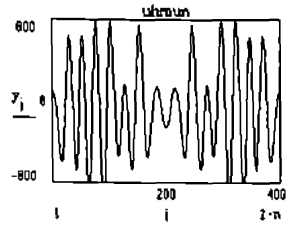
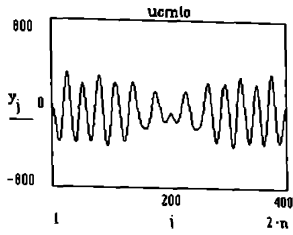
Multiplete EMG cu șase descărcări

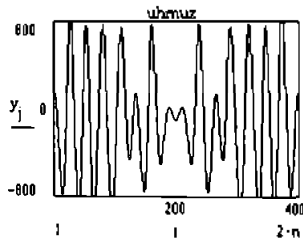
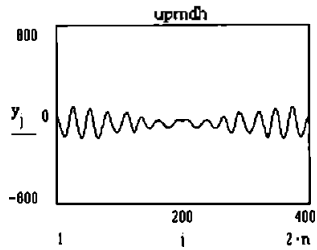
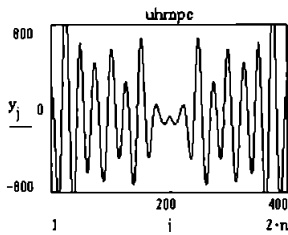
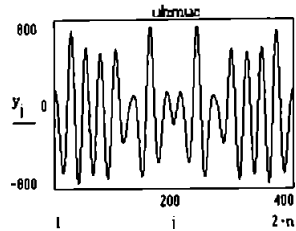
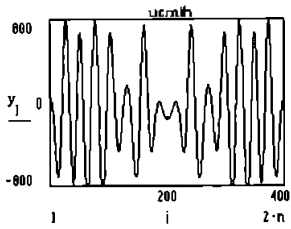
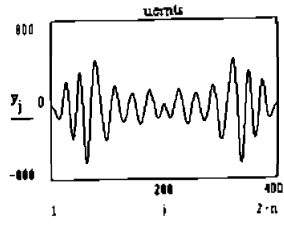
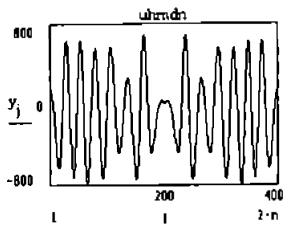






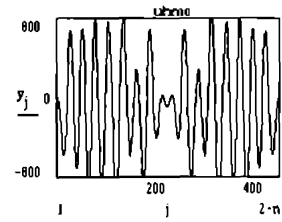
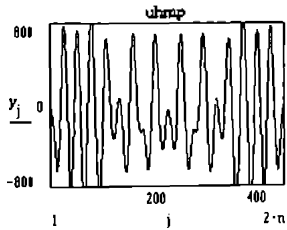
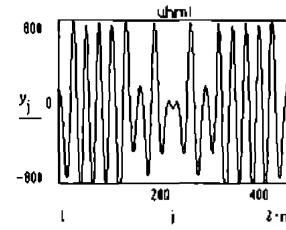
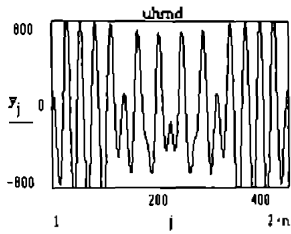
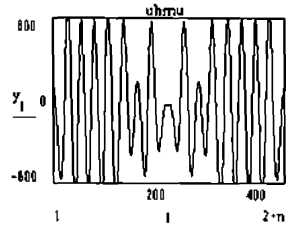
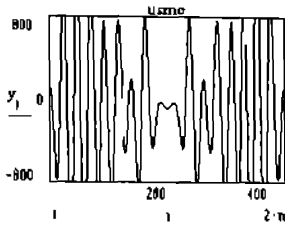
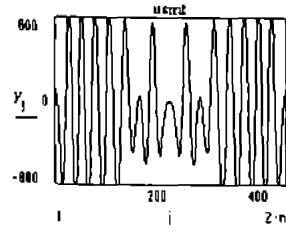
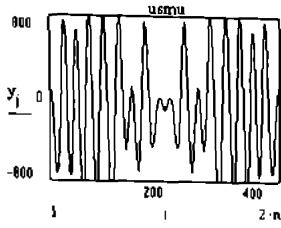


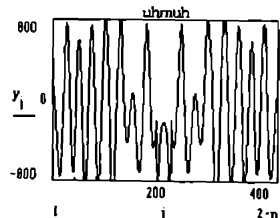
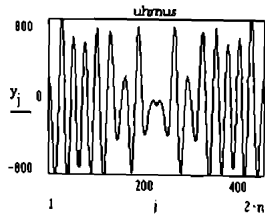
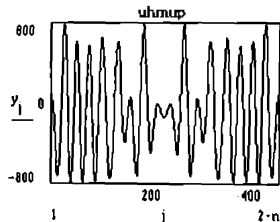
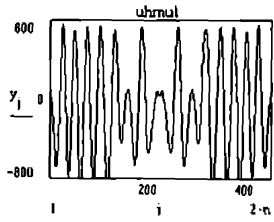
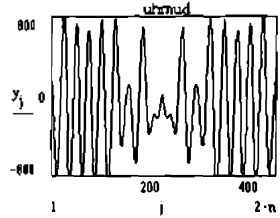
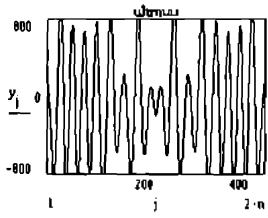
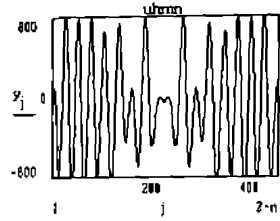
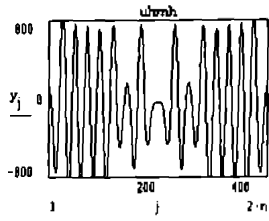


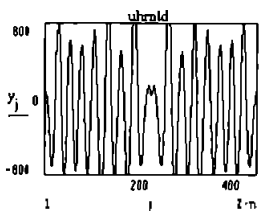
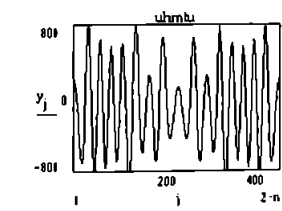
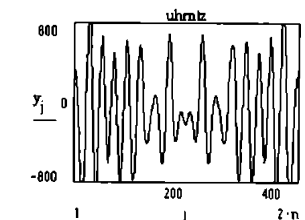
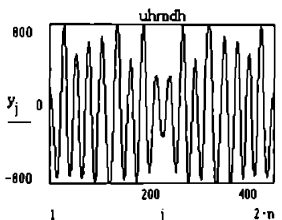
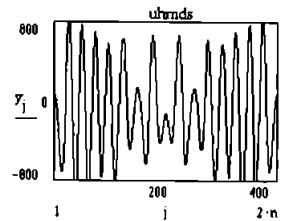
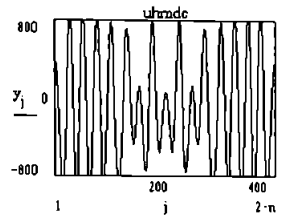
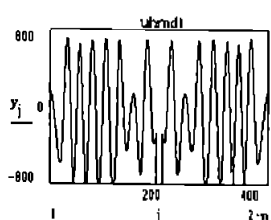
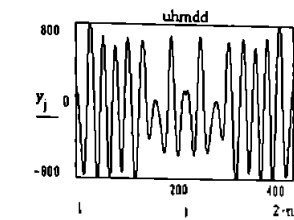
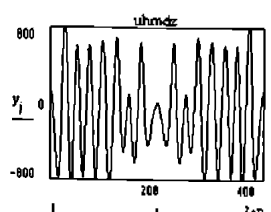
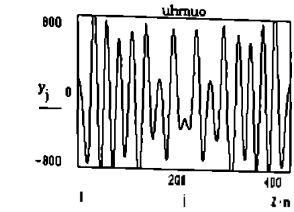


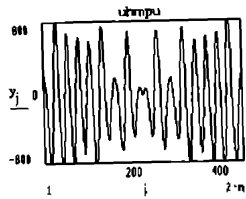
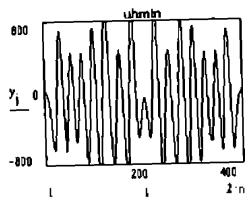
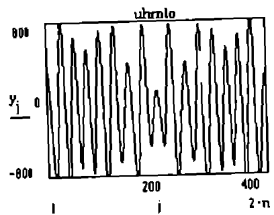
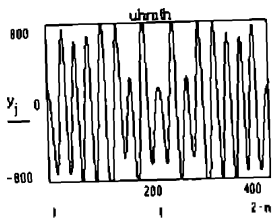
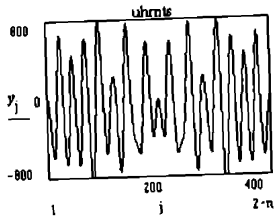
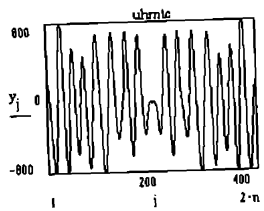
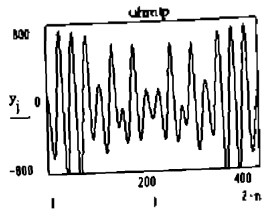
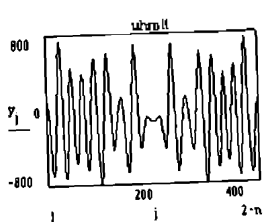
ANEXA M7

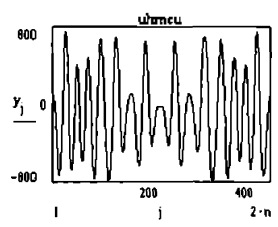
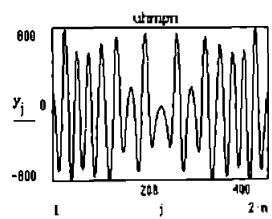
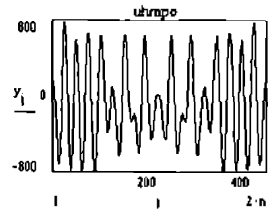
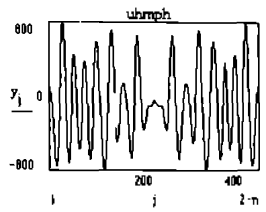
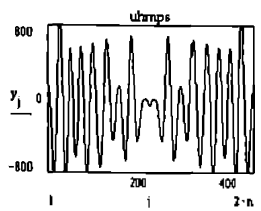
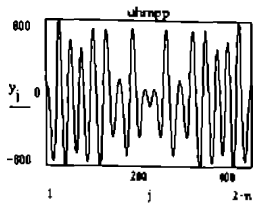
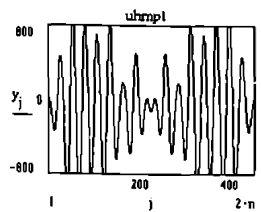
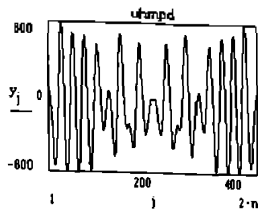
Multiplete EMG cu șapte descărcări

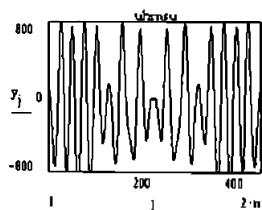
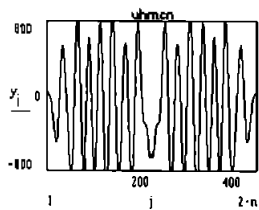
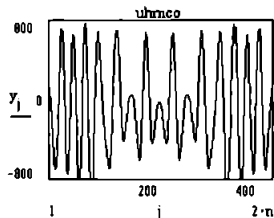
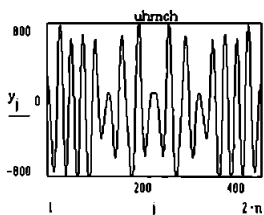
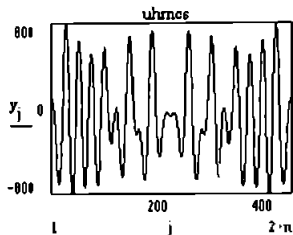
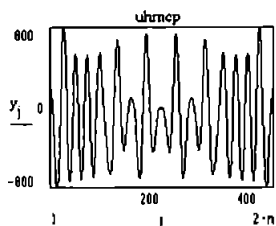
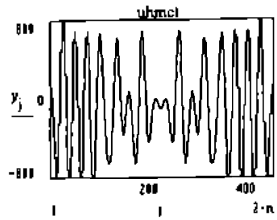
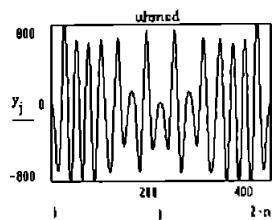






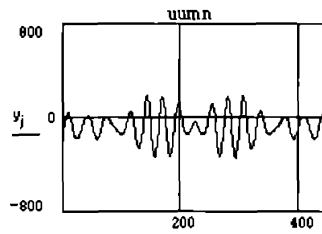
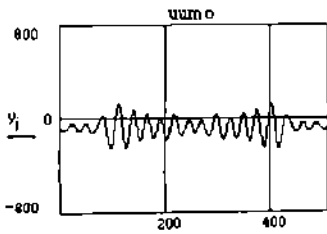
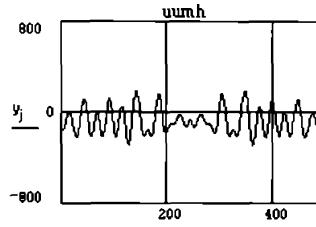
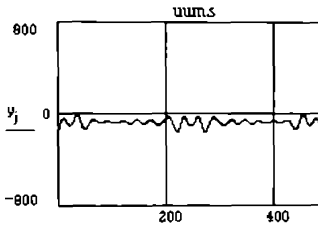
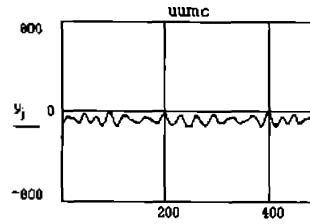
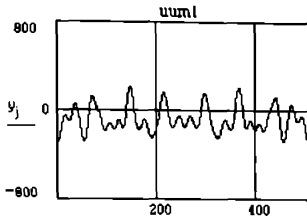
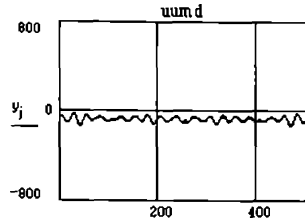
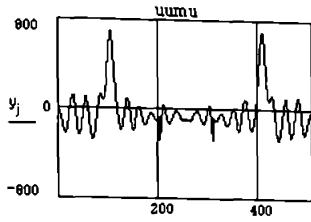


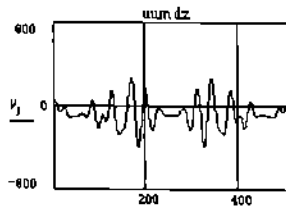
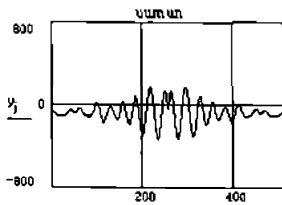
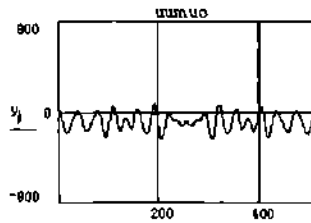
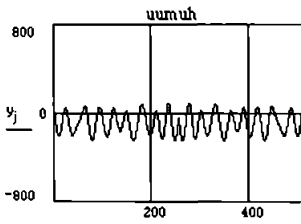
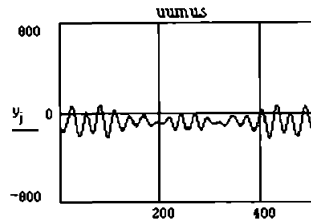
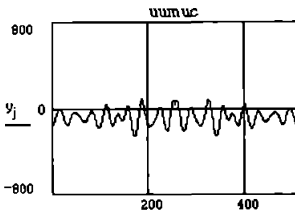
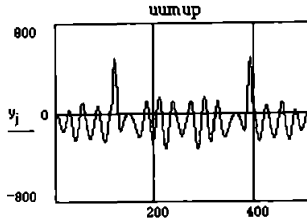
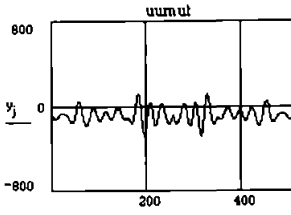
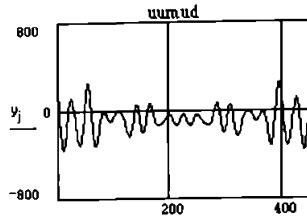
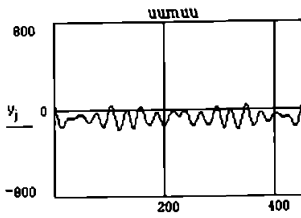


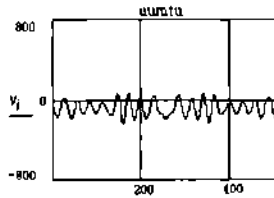
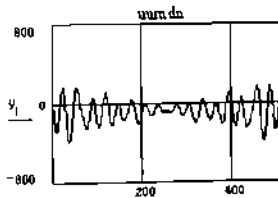
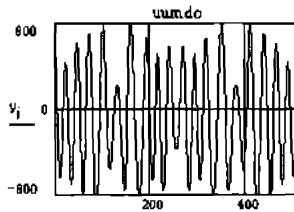
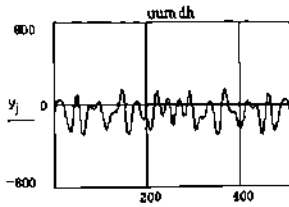
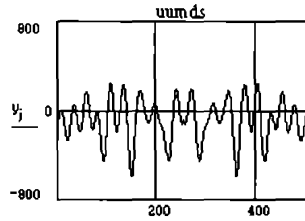
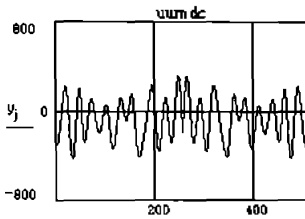
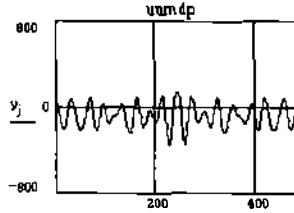
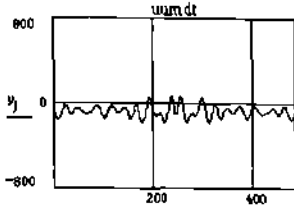
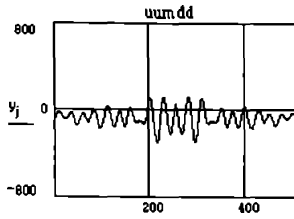
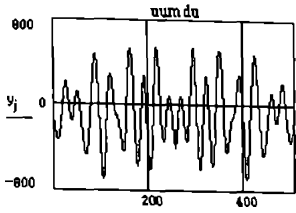


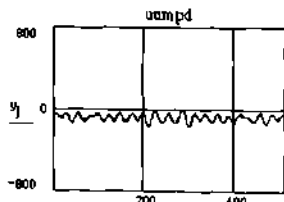
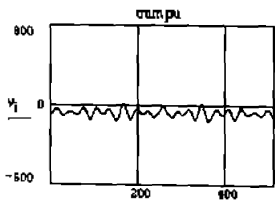
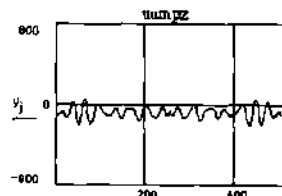
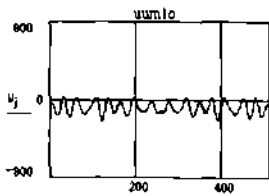
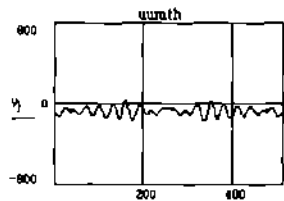
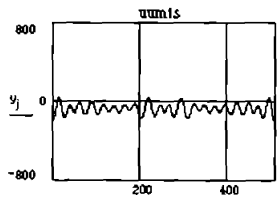
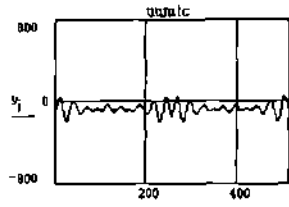
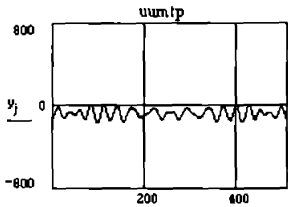
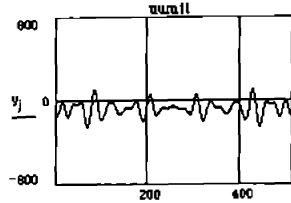
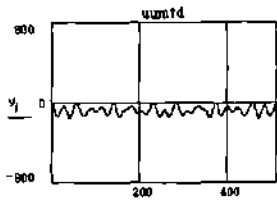
ANEXA Z

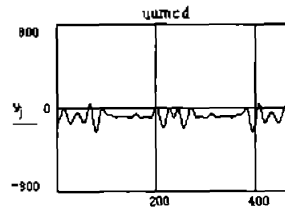
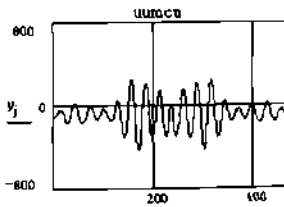
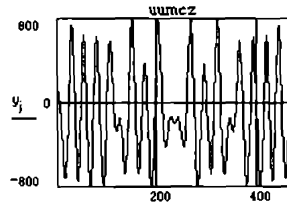
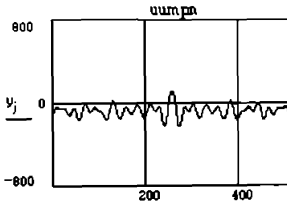
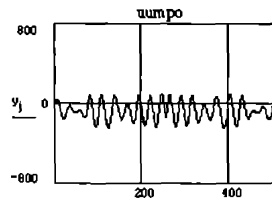
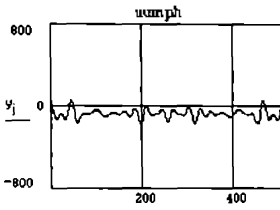
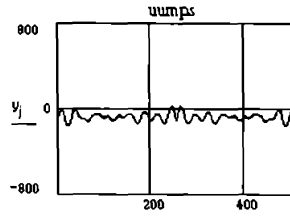
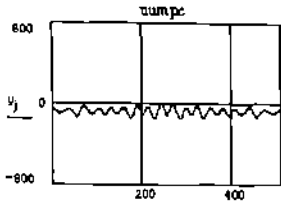
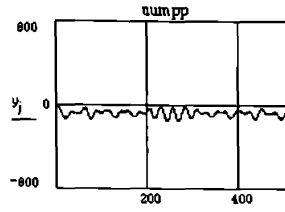
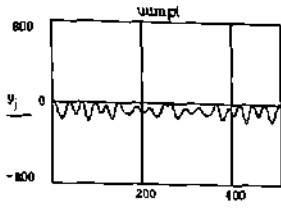
Zgomot

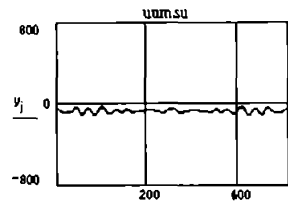
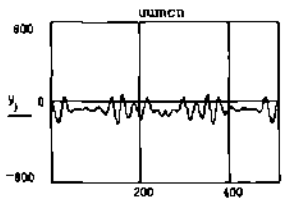
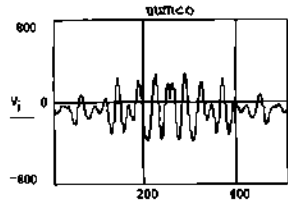
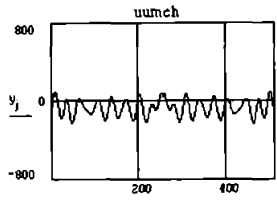
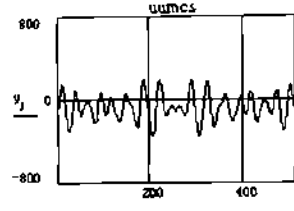
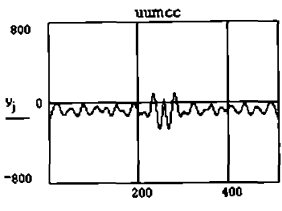
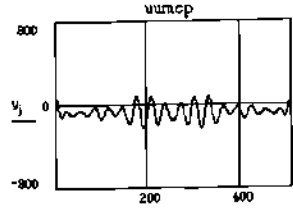
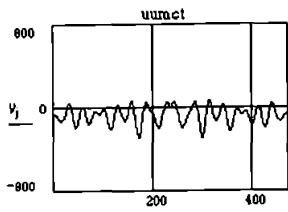


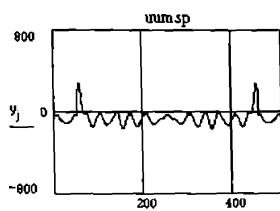
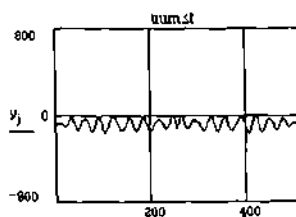
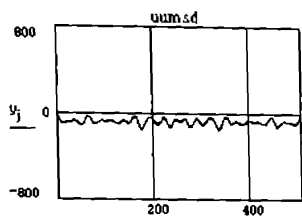












ANEXA RC

Discuție privind rezultatele obținute la clasificarea semnalelor folosind rețeaua neuronală

În cele ce urmează încercăm să explicăm unele aspecte care vor contribui la îmbunătățirea percepției noastre despre felul în care reușește rețeaua neuronală să clasifice semnalele, care sunt reprezentate de o serie de descriptori Fourier trunchiată la un număr de componente (50, respectiv 25 în experimentul nostru) despre care am demonstrat în capitolul precedent că înglobează informație despre forma semnalelor. Acesta a fost motivul pentru care le-am acordat creditul necesar, încercând să demonstrăm și pe această cale, prin folosirea unei rețele neuronale, instrument prin excelență flexibil, consistența acestor parametri și potențialul lor excepțional în recunoașterea semnalelor electromiografice.

Așa cum am văzut în secțiunile precedente rețeaua neuronală reușește să clasifice cu deosebit succes semnale care îi sunt furnizate aleator, neclasificate. Pentru a ușura evaluarea am procedat la clasificarea vizuală preliminară a semnalelor, în scopul dirijării corecte a experimentului spre ținta noastră.

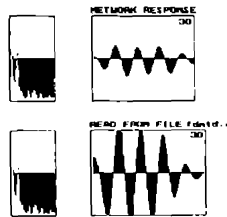


Figura RC-1

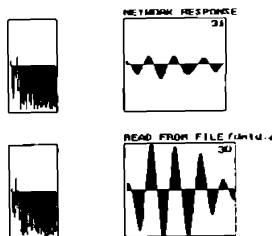


Figura RC-2

Deoarece semnalele au fost grupate în mai multe clase, și anume M3U, M3D, M4U, M4D, M5U, M5D, M6U, M6D, M7, Zgomot (adică semnal neorganizat), unele din ele reprezentând aceeași categorie de semnale, de exemplu M3 triplete, M4 quadruple, ș.a.m.d., dar diferențiate după amplitudine (M3U triplete mici, M3D

triplete mari, ș.a.m.d.) suntem interesați să vedem ce decizii ia rețeaua și în ceea ce privește semnalele care nu sunt clasificate exact.

Din acest motiv, am analizat situațiile în care rețeaua a clasificat un multiplu mare ca unul mic (figurile RC-1, RC-2, RC-5, RC-6) sau un multiplu mic ca unul mare (figurile RC-3, RC-4, RC-13), ca fond ele fiind în aceste cazuri din aceeași clasă, deci cu tot atâtea descărcări. În cele patru situații menționate se observă în casetele din stânga figurilor că modelele (pattern) seriilor primelor 50 componente (amplitudinile armonice ale descriptorilor Fourier) sunt foarte asemănătoare, decizia rețelei fiind deci corectă, și trebuie s-o admitem ca atare, multiplele având aceeași structură, și descriptorii Fourier fiind astfel generați încât să includă informație despre formă.

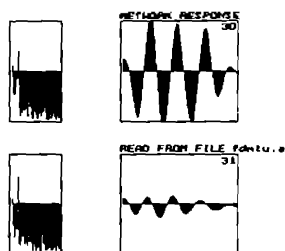


Figura RC-3

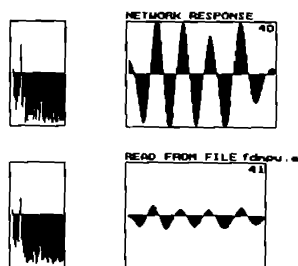


Figura RC-4

La prima vedere ni se poate părea șocant, deși ne dăm seama că, puși în fața unei sarcini similare, de a clasifica semnalele după forma și structura lor, am fi luat poate aceeași decizie. Spun poate, pentru că se va dovedi mai târziu că noi înșine, dispunând de capacitatea uluitoare de analiză a creierului, putem greși.

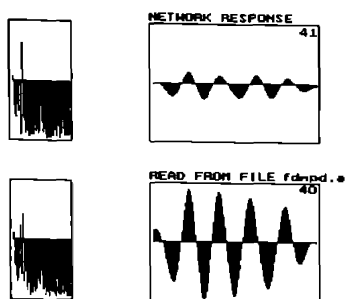


Figura RC-5

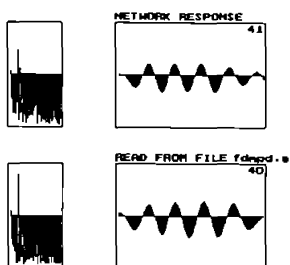


Figura RC-6

Am început special comentariul cu decizii mai interesante de tipul menționat, pentru a face mai evidente deciziile "normale", de clasificare corectă "exactă", în cadrul aceleiași clase ca structură și ca amplitudine. Figurile RC-7, RC-8, RC-9, RC-10, RC-11, RC-14, RC-15, RC-16, RC-18, RC-19, RC-20, selectate la întâmplare din astfel de exemple sunt dovada deciziei corecte și în astfel de situații.

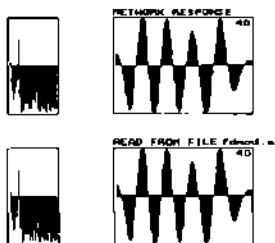


Figura RC-7

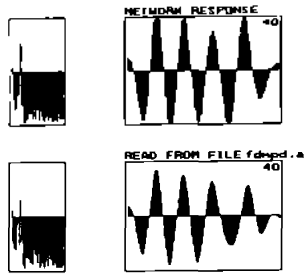


Figura RC-8

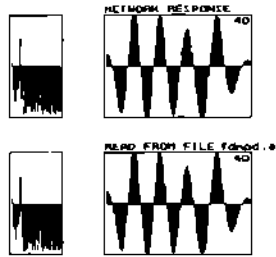


Figura RC-9

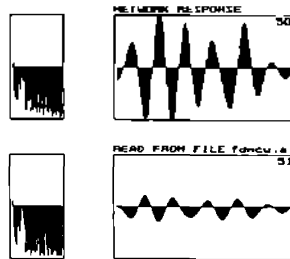


Figura RC-10

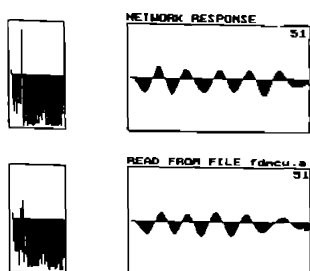


Figura RC-11

O situație interesantă pe care am studiat-o sunt așa numitele clasificări apropiate, în cadrul cărora un semnal aparținând unei clase cu o anumită structură (conform preclasificării umane) a fost clasificat într-o altă clasă adiacentă (figurile RC-12, RC-21, RC-22, RC-23, RC-24).

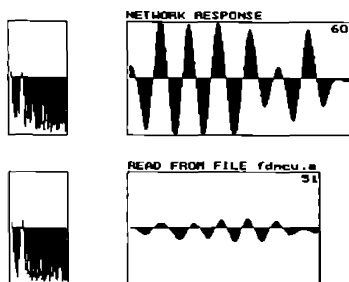


Figura RC-12

Privind figura RC-12 ne punem întrebarea: greșește rețeaua încadrând multiplul de jos, clasificat de noi ca pentaplet, în clasa multiplulelor cu șase descărcări, sau l-am clasificat noi greșit, când el ar fi de fapt un sextuplet (ne uităm mai atent la ultima oscilație)?

Oricare din cazurile menționate mai sus ne îndeamnă la meditație, și de multe ori înclinăm să dăm dreptate rețelei neuronale.

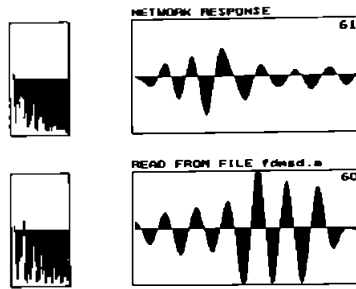


Figura RC-13

Analizând oricare din figurile prezente, nu putem să nu remarcăm similitudinea pattern-urilor descriptorilor Fourier perechilor de semnale găsite ca apropiate pe de o parte, și pe de altă parte faptul că multe dintre ele diferă foarte puțin numai prin componentele de ordin superior ale vectorului descriptorilor, motiv determinant în studiul deciziei rețelei în această problemă cu un antrenament pe un set de descriptori trunchiat la jumătate.

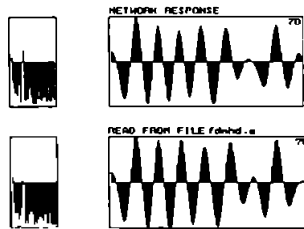


Figura RC-14

În figura de mai sus asemănarea spectrelor este evidentă, esigur cu unele diferențieri, dar privind multipletele nu putem decât să admitem decizia, ca și în cazul din figura RC-15, unde multipletele diferă mai mult, în sensul că descărcări din poziții diferite în multipliet sunt mai mici. Multipletele sunt categoric din aceeași clasă, iar experiența personală spune că este extrem de greu de construit un instrument care să decidă această asemănare. Se pare că descriptorii Fourier, așa cum i-am generat și rețelele neuronale sunt un astfel de instrument.

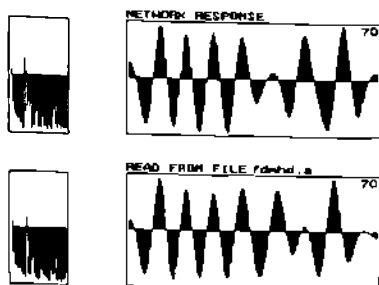


Figura RC-15

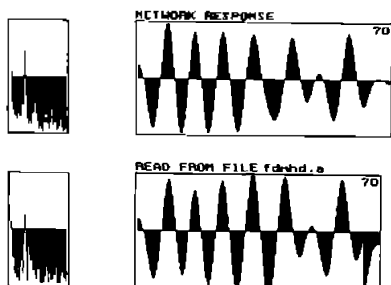


Figura RC-16

Situația din figura RC-17 pune și ea o problemă interesantă: în procesul de preclasificare vizuală am încadrat în mod greșit semnalul de sus în clasa "zgomot", ori, rețeaua neuronală vede multiplul de jos, cu șapte descărcări, asemănător, apropiat cu cel de sus.

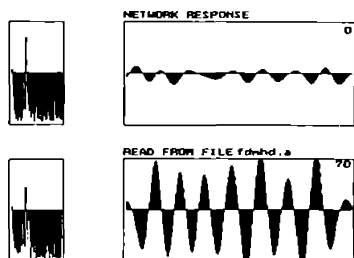


Figura RC-17

Acesta este un caz în care greșeala operatorului uman este evidentă, și bineînțeles este meritul rețelei neuronale de a fi decis corect. Desigur, și noi, dar și rețeaua neuronală operăm într-un mediu de imprecizie, așa încât trebuie să admitem din start posibilitatea unor erori de ambele părți. Totul este ca aceste erori să fie cât mai mici,

în limitele unor decizii corecte, sau să poată fi corectate, ori prin prisma acestui instrument, se pare că dialogul om - rețea neuronală este productiv.
 Probleme similare dar de nuanțe diferite, pun și situațiile din figurile RC-21, RC-22, RC-23, RC-24.

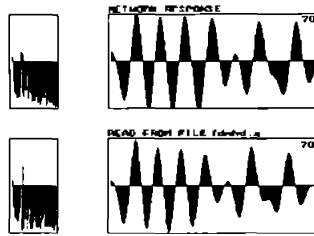


Figura RC-18

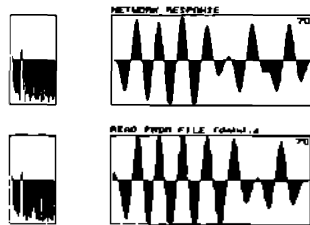


Figura RC-19

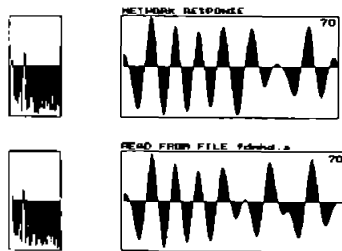


Figura RC-20

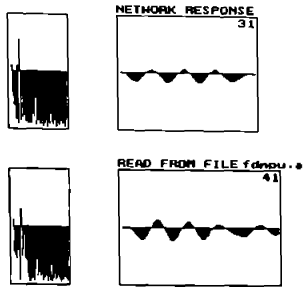


Figura RC-21

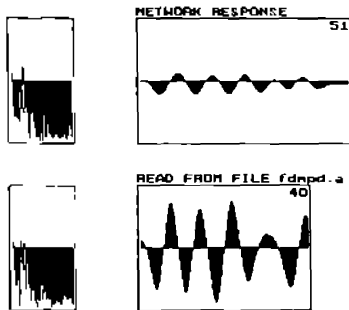


Figura RC-22

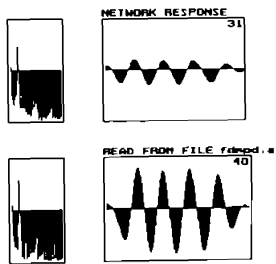


Figura RC-23

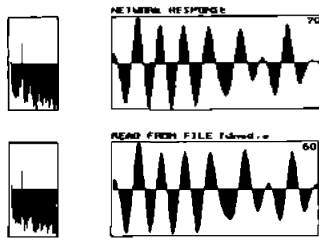


Figura RC-24

În fine încheiem acest scurt comentariu analizând figura RC-25 care pune problema invers: este zgomotul de jos într-adevăr un semnal pe care să-l asimilăm cu cuadrupletul de sus, așa cum decide rețeaua neuronală? Răspunsul nostru este: nu, nu este. Totuși, acest ultim exemplu demonstrează că și rețeaua neuronală greșește. S-ar putea ca, antrenată cu un set mai mare și mai divers de intrări, să nu mai fi greșit, dar faptul că greșește este liniștitor, căci nu este lucru mai neliniștitor decât un sistem care pare că funcționează fără eroare.

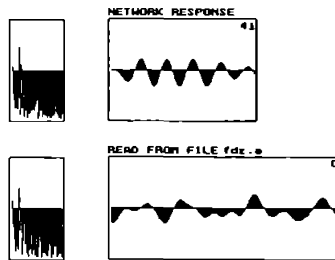


Figura RC-25

ANEXA ASEMGI F

```
uses crt,graph,screen;

type optstr=string{6};
option=array[1..10] of optstr;
compl=record
    re,im:real
end;
vect=array[1..2048] of compl;
sigbuffer=array [1..2500] of integer;
spectru=array [1..2048] of real;
spectre=array [1..1024] of word;
spectretype=record
    sp: spectre;
    fmed, fav, fmax: word;
    bmax: real
end;
result=record
    Tes: word;
    Npi, Ntz: word;
    Tan, Amax, Vmr, Rms, Isr, Raa, DSraa: real;
    Fmed, Fav, Smax, FSmax, DSs, DSd: real
end;
palettc colors=record
    background, chm1, chm2, ch1, ch2, ch3, ch4,
    text, title, message, border, axis, script,
    fmed, fav, fmax, key, onkey, inactive: byte
end;
infotype=record
    name: string[20];
    date: string[12]
end;

const menu1: option=('file','calc','disp',#1,'colr',#0,#0,#0,#0,#0);
menu2: option=('freq','time','map','info','fmed','tmed',#0,#0,'pcts','pcx');
peres: word = 200;
calib: real = 0.0001;
{ mV/punct }
pal: byte=0;

var i, j, k, m, n, pass, passes: integer;
filename, resfile, specfile, pcxfile, pctfile: string[79];
s1, s2: string[4];
ended: boolean;
viewport: viewporttype;
fi: file of integer;
res: file of result;
spc: file of spectretype;
pcx: file;
```

```

pct: text;
signal, signal1, signal2: sigbuffer;
fmed, fav, fmax: word;
f1, f2: spectretype;
r, r1, r2: result;
am, med, bmax: real;
ariesignal: longint;
o, lastopt: option;
a: vect;
b: spectru;
palette: palettcOLORS;
info: infotype;

procedure border(vset: boolean);
begin
setcolor(palette.border);
setlinestyle(solidln,0,1);
setwritemode(normalput);
getviewsettings(viewport);
rectangle(0,0,viewport.x2-viewport.x1,viewport.y2-viewport.y1);
if vset then
begin

setviewport(viewport.x1+2,viewport.y1+2,viewport.x2-2,viewport.y2-2,viewport.
clip);
getviewsettings(viewport)
end;
end;

procedure grmode;
var gd, gm: integer;
begin
gd:=9, gm:=2;
initgraph(gd, gm, 'c:\tp');
if graphresult < > grok then
begin
writeln('Cannot find graphic driver EGAVGA.BGI');
halt(1)
end;
getviewsettings(viewport);
setviewport(viewport.x1,viewport.y1,viewport.x2,viewport.y2-30,viewport.clip)
end;

procedure writemess (mess:string);
var oldviewport: viewporttype;
begin
getviewsettings(oldviewport);
setviewport(0,453,639,479,true);
clearviewport;
setcolor(palette.message);
settextstyle(3,0,2);

```



```

settextjustify(centertext,toptext);
outtextxy(320,0,mess);
setviewport(oldviewport.x1,oldviewport.y1,oldviewport.x2,oldviewport.y2,oldview
port.clip)
end;

```

function waitkey :char;

```

var ch:char;
begin
    { wait for ENTER, ESCAPE, }
repeat
    { ARROWS, and F1 to F10 }
    ch:=readkey;
    if not (ch in [#0,#13,#27]) then
        ch:=#0
    else
        if ch=#0 then
            ch:=readkey
until ch in [#13,#27,#72,#75,#77,#80,#59..#68];
waitkey:=ch
end;

```

procedure axis(x,y:integer);

```

begin
setlinestyle(solidln,0,1);
setwritemode(normalput);
setcolor(palette.axis);
line(x,0,x,y);
line(x,y,viewport.x2-viewport.x1,y)
end;

```

procedure savepcx;

```

var i: byte;
    ended: boolean;
begin
repeat
assign(pcx,pcxfile);
    {$i-} reset(pcx); {$i+}
    if iorresult < > 0 then
        ended:=true
    else
        begin
            close(pcx);
            i:=pos('.',pcxfile);
            inc(pcxfile[i-1]);
            ended:=false
        end
until ended;
writemess('PCX filename = '+pcxfile);
delay(1000);
writemess('Name: '+info.name+' - '+info.date);
screensave(pcxfile,0,0,639,479)
end;

```

```

procedure savepct;
var v: array[1..2,1..8,1..60] of real;
    s: string[79];
    passes: integer;
procedure wrfile(name: string; i,j: byte);
var k: byte;
begin
    assign(pct,name);
    rewrite(pct);
    for k:= 1 to passes do
        writeln(pct,v[i,j,k]:1:2);
    close(pct)
end;
begin
writemess('Processing EMG signal - please wait');
s:= filename;
i:= pos('.',s);
if i > 0 then
    delete(s,i,length(s)-i+1);
passes:= 0;
while (passes < 60) and not eof(res) do
    begin
        inc(passes);
        read(res,r1,r2);
        v[1,1,passes]:= r1.Amax;
        v[1,2,passes]:= r1.Isr/1000;
        v[1,3,passes]:= r1.Npi;
        v[1,4,passes]:= r1.Raa;
        v[1,5,passes]:= r1.Vmr;
        v[1,6,passes]:= r1.Vmr;
        v[1,7,passes]:= r1.Ntz;
        v[1,8,passes]:= r1.DSraa;
        v[2,1,passes]:= r2.Amax;
        v[2,2,passes]:= r2.Isr/1000;
        v[2,3,passes]:= r2.Npi;
        v[2,4,passes]:= r2.Raa;
        v[2,5,passes]:= r2.Vmr;
        v[2,6,passes]:= r2.Vmr;
        v[2,7,passes]:= r2.Ntz;
        v[2,8,passes]:= r2.DSraa;
    end;
    wrfile(s+'.am1',1,1);
    wrfile(s+'.am2',2,1);
    wrfile(s+'.is1',1,2);
    wrfile(s+'.is2',2,2);
    wrfile(s+'.ni1',1,3);
    wrfile(s+'.ni2',2,3);
    wrfile(s+'.ra1',1,4);
    wrfile(s+'.ra2',2,4);
    wrfile(s+'.vr1',1,5);

```

```

wrfile(s+'.vr2',2,5);
wrfile(s+'.vr1',1,6);
wrfile(s+'.vr2',2,6);
wrfile(s+'.nz1',1,7);
wrfile(s+'.nz2',2,7);
wrfile(s+'.dr1',1,8);
wrfile(s+'.dr2',2,8);
passes:=0;
while not eof(spc) do
  begin
  inc(passes);
  read(spc,f1,f2);
  v[1,1,passes]:=f1.Fmed;
  v[1,2,passes]:=f1.Fav;
  v[1,3,passes]:=f1.Fsmax;
  v[1,4,passes]:=f1.bmax;
  v[2,1,passes]:=f2.Fmed;
  v[2,2,passes]:=f2.Fav;
  v[2,3,passes]:=f2.Fsmax;
  v[2,4,passes]:=f2.bmax;
  end;
wrfile(s+'.fm1',1,1);
wrfile(s+'.fm2',2,1);
wrfile(s+'.fa1',1,2);
wrfile(s+'.fa2',2,2);
wrfile(s+'.fs1',1,3);
wrfile(s+'.fs2',2,3);
wrfile(s+'.sm1',1,4);
wrfile(s+'.sm2',2,4);
end;

```

procedure **menudisplay**(o:option; menuopt:integer);

```

var i, x: integer;
    neq: boolean;
    procedure optn(i:integer; s:optstr; sel:boolean);
    begin
    x:=62*i+11*(i div 4);
    if s[1]>#1 then
    begin
    if sel then
    setcolor(palette.onkey)
    else
    setcolor(palette.key);
    settextstyle(1,0,3);
    settextjustify(1,0);
    outtextxy(x+29,19,s)
    end
    else
    setcolor(palette.inactive);
    setlinestyle(0,0,1);
    setwritemode(normalput);

```

```

graph.moveto(x+5,0);
graph.lineto(x+52,0);
graph.lineto(x+52+5,5);
graph.lineto(x+52+5,16+5);
graph.lineto(x+52,16+10);
graph.lineto(x+5,16+10);
graph.lineto(x,16+5);
graph.lineto(x,5);
graph.lineto(x+5,0)
end;
begin
neq:=false;
for i:=1 to 10 do
  if o[i]<>lastopt[i] then
    neq:=true;
  if neq then
    begin
clearviewport;
lastopt:=o
end;
for i:=1 to 10 do
  if o[i,1]<>#0 then
    optn(i-1,o[i),(i=menuopt));
end;

```

```

function menu(o:option): integer;
var i, menuopt: integer;
    oldviewport: viewporttype;
    ch: char;
begin
getviewsettings(oldviewport);
setviewport(0,453,639,479,true);
clearviewport;
menuopt:=1;
menudisplay(o,menuopt);
repeat
ch:=waitkey;
case ch of
  #75: repeat
    dec(menuopt);
    if menuopt<1 then
      menuopt:=10
    until o[menuopt,1]>#1;
  #77: repeat
    inc(menuopt);
    if menuopt>10 then
      menuopt:=1
    until o[menuopt,1]>#1;
  #59. #68: begin
    i:=ord(ch)-58;
    if o[i,1]>#1 then

```

```

        begin
            menuopt: = i;
            ch: = #13
            end
        end;
    #27: menuopt: = 0
    end;
    menudisplay(o,menuopt)
until ch in [#13,#27];
menu: = menuopt;
clearviewport;
setviewport(oldviewport.x1,oldviewport.y1,oldviewport.x2,oldviewport.y2,oldview
port.clip)
end;

```

```

procedure graphic (points:integer);
var i, dx: integer;
    dy: real;
begin
    dx: = viewport.x2-viewport.x1-4;
    dy: = 200/65536;
    moveto(0,52-round(signal[1]*dy));
    for i: = 1 to dx do
        linto(i,52-round(signal[1 + round((points-1)/dx*i)]*dy))
    end;

```

```

procedure ffdisp (points, dots: word; col:byte);
var s: string[6];
    cf: real;
begin
    for i: = 1 to dots do
        begin
            setcolor(col);
            if i = fmed then
                setcolor(palette.fmed);
            if i = fav then
                setcolor(palette.fav);
            if i = fsmax then
                setcolor(palette.fsmax);
            line(2*i + 20,180,2*i + 20,180-round(b[i]))
        end;
        setcolor(palette.axis);
        line(20,20,20,180);
        line(20,180,dots*2 + 20,180);
        setcolor(palette.script);
        settextstyle(2,0,4);
        settextjustify(centertext,toptext);
        cf: = dots*1e6/peres/points;
        i: = 0;
        while 50.0*i < = cf do
            begin

```

```

j:=20+round(i/1e4*peres*points);
setcolor(palette.axis);
line(j,181,j,183);
if i mod 2 = 0 then
  begin
    line(j,181,j,186);
    str(i*50:1,s);
    setcolor(palette.script);
    outtextxy(j,187,s)
  end;
inc(i);
end;
for i:=0 to 10 do
  begin
    setcolor(palette.axis);
    line(16,180-16*i,19,180-16*i);
    str(i:2,s);
    setcolor(palette.script);
    outtextxy(7,175-16*i,s);
  end;
str(cf:1:1,s);
outtextxy(dots*2+40,176,s);
outtextxy(dots*2+40,187,' Hz. ');
end;

procedure displayfft (points: word);
var s: string;
    maxbmax: real;
begin
  if f1.bmax > f2.bmax then maxbmax:=f1.bmax
    else maxbmax:=f2.bmax;
  fmed:=f1.fmed; fav:=f1.fav; fsmax:=f1.fsmax;
  for i:=1 to points div 2 do
    b[i]:=f1.sp[i]/65530*160*f1.bmax/maxbmax;
  setviewport(2,250,318,450,true);
  fftdisp(points,points div 16,palette.chm1);
  str(f1.bmax*sqr(calib)/peres*1e3:5:0,s);
  outtextxy(50,6,s+' mV /ms');
  outtextxy(66,0,'2');
  fmed:=f2.fmed; fav:=f2.fav; fsmax:=f2.fsmax;
  for i:=1 to points div 2 do
    b[i]:=f2.sp[i]/65530*160*f2.bmax/maxbmax;
  setviewport(322,250,638,450,true);
  fftdisp(points,points div 16,palette.chm2);
  str(f2.bmax*sqr(calib)/peres*1e3:5:0,s);
  outtextxy(50,6,s+' mV /ms');
  outtextxy(66,0,'2');
  setviewport(viewport.x1,viewport.y1,viewport.x2,viewport.y2,true)
end;

function exp2 (n:integer):integer;

```

```

var i,p:integer;
begin
  p:=1;
  for i:=1 to n do
    p:=p*2;
  exp2:=p
end;

procedure prod(a,b:compl; var c:compl);
begin
  c.re:=a.re*b.re-a.im*b.im;
  c.im:=a.re*b.im+a.im*b.re
end;

procedure fft(var a:vect; m:integer; var n:integer);
var nv2,nm1,j,k,i,l,le,le1,ip:integer;
    u,w,t:compl;
begin
  n:=exp2(m);
  nv2:=n div 2;
  nm1:=n-1;
  j:=1;
  for i:=1 to nm1 do
    begin
      if i<j then
        begin
          t:=a[j];
          a[j]:=a[i];
          a[i]:=t
        end;
      k:=nv2;
      while k<j do
        begin
          j:=j-k;
          k:=k div 2
        end;
      j:=j+k
    end;
  for l:=1 to m do
    begin
      le:=exp2(l);
      le1:=le div 2;
      u.re:=1;
      u.im:=0;
      w.re:=cos(pi/le1);
      w.im:=sin(pi/le1);
      for j:=1 to le1 do
        begin
          i:=j;
          while i<=n do
            begin

```

```

    ip:= i + lel;
    prod(a[ip],u,t);
    a[ip].re:= a[i].re-t.re;
    a[ip].im:= a[i].im-t.im;
    a[i].re:= a[i].re+t.re;
    a[i].im:= a[i].im+t.im;
    i:= i + le
end;
prod(u,w,u)
end
end
end;

```

```

procedure ifft(var a: vect; m: integer; var n: integer);
var i: integer;
begin
  for i:= 1 to 512 do
    a[i].im:= -a[i].im;
    fft(a, m, n);
  for i:= 1 to n do
    a[i].re:= a[i].re/n
  end;

```

```

procedure cceptst(n: word);
var i: word;
    ln10: real;
begin
  fft(a,n,m);
  ln10:= ln(10);
  for i:= 1 to m div 2 do
    begin
      a[i].re:= ln(sqr(a[i].re) + sqr(a[i].im))/ln10;
      a[i].im:= 0
    end;
  fft(a,n,m);
  for i:= 1 to m div 2 do
    begin
      a[i].re:= sqr(a[i].re) + sqr(a[i].im);
      a[i].im:= 0
    end
  end;

```

```

procedure cpceptst(n: word);
var i: word;
    ln10: real;
begin
  fft(a,n,m);
  ln10:= ln(10);
  for i:= 1 to m div 2 do
    begin
      a[i].re:= ln(sqr(a[i].re) + sqr(a[i].im))/ln10;

```



```

    a[i].im:=0
  end;
  ifft(a,n,m);
  for i:=1 to m div 2 do
    begin
      a[i].re:=sqr(a[i].re)+sqr(a[i].im);
      a[i].im:=0
    end
  end;
end;

```

```

procedure autocor(n:word);
var i:word;
begin
  fft(a,n,m);
  for i:=1 to m div 2 do
    begin
      a[i].re:=sqr(a[i].re)+sqr(a[i].im);
      a[i].im:=0
    end;
  ifft(a,n,m);
  for i:=1 to m div 2 do
    begin
      a[i].re:=sqr(a[i].re)+sqr(a[i].im);
      a[i].im:=0
    end
  end;
end;

```

```

procedure aspect(n:word);
var i:word;
begin
  for i:=1 to n do
    b[i]:=sqrt(sqr(a[i].re)+sqr(a[i].im));
  end;
end;

```

```

procedure pspect(n:word);
var i:word;
begin
  for i:=1 to n do
    b[i]:=(sqr(a[i].re)+sqr(a[i].im))/n/2/peres*1e6;
  end;
end;

```

```

procedure fmedian(var s1,s2:real; min,max:word; var i,k:word);
var j:word; l:real;
begin
  s1:=0;
  s2:=0;
  i:=min;
  j:=max div 2;
  while i < > j do
    begin
      if s1 > s2 then

```

```

begin
dec(j);
s2:=s2+b[j];
end
else
begin
inc(i);
s1:=s1+b[i];
end
end;
if s1 > s2 then
dec(i);
k:=min;
l:=0;
for j:=min to max do
if b[j] > l then
begin
l:=b[j];
k:=j
end
end;
end;

```

function faverage (points: word): word;

```

var j: word;
s1, s2: real;
begin
s1:=0;
s2:=0;
for j:=1 to points div 2 do
begin
s1:=s1+j*b[j];
s2:=s2+b[j]
end;
if s2 > 0 then
faverage:=round(s1/s2)
else
faverage:=0
end;
end;

```

function abatmed(s:real; min,max:word):real;

```

var j:word;
sum:real;
begin
s:=s/(max-min+1);
sum:=0;
for j:=min to max do
sum:=sum+sqrt(b[j]-s);
abatmed:=sqrt(sum/(max-min))
end;
end;

```

function turns (points: word): word;

```

var i, t: word;
    v: integer;
    chg: boolean;
begin
t:=0;
v:=signal [1];
chg:=(v > signal [1]);
for i:=2 to points do
    begin
    if (signal [i] > v) xor chg then
        inc(t);
    chg:=(signal [i] > v);
    v:=signal [i]
    end;
turns:=t
end;

```

procedure ftj(points,npct,nflt:word);

```

var i, j, k: word;
    sum: longint;
begin
for k:=1 to nflt do
    for i:=1 to points+nflt*npct do
        begin
        sum:=0;
        for j:=0 to npct-1 do
            inc(sum,signal[i+j]);
        signal[i]:=round(sum/npct)
        end
end;

```

procedure ftjspect(points,npct,nflt:word);

```

var i, j, k: word;
    sum: real;
begin
for k:=1 to nflt do
    for i:=1 to points*npct do
        begin
        sum:=0;
        for j:=0 to npct-1 do
            sum:=sum+b[i+j];
        b[i]:=sum/npct
        end
end;

```

procedure fis(points,npct,nflt:word);

```

var sgnl: sighthuffer;
begin
sgnl:=signal;
ftj(points,npct,nflt);
for i:=1 to points do

```

```

    signal[i] := sgnl[i + npct*nflt div 2] - signal[i]
end;

```

```

function zerocross(min,max:word):word;

```

```

var s:boolean;
    i,k,s1,z:word;
    a,s2:longint;
    arie:array[1..1024] of longint;
    ampl:array[1..1024] of word;
begin
    ariesignal:=0;
    for k:=1 to 1024 do arie[k]:=0;
    k:=0;
    z:=0;
    s:=(signal[min]>0);
    s1:=abs(signal[min]);
    a:=s1;
    for i:=min+1 to max do
        begin
            if (signal[i]>0) xor s then
                begin
                    inc(z);
                    inc(k);
                    arie[k]:=a;
                    ariesignal:=ariesignal+abs(a);
                    a:=0;
                    ampl[k]:=s1;
                    s1:=0
                end
            else
                begin
                    a:=a+signal[i];
                    if abs(signal[i])>s1 then
                        s1:=abs(signal[i]);
                    end;
                    s:=(signal[i]>0)
                end;
        end;
    zerocross:=z;
    a:=0;
    s2:=0;
    for i:=1 to k do
        begin
            a:=a+abs(arie[i]);
            s2:=s2+ampl[i]
        end;
    if s2>0 then
        med:=a/s2
    else
        med:=0;
    am:=0;
    for i:=1 to k do

```

```

    if ampl[i]>0 then
        am:=am +sqr(arie[i]/ampl[i]-med);
    if k-1=0 then
        am:=0
    else
        am:=sqr(am/(k-1));
end;

```

```

function amplitude (points: word): word;
var i: word;
    a1, a2: integer;
begin
a1:=0;
a2:=0;
for i:=1 to points do
    begin
    if signal [i] > a1 then
        a1:=signal [i];
    if signal [i] < a2 then
        a2:=signal [i]
    end;
amplitude:=word(a1)-a2;
end;

```

```

function vmr (points: word): real; {valoare medie redresata}
var i: word;
    v: real;
begin
v:=0;
for i:=1 to points do
    v:=v +abs(signal [i]);
vmr:=v/points
end;

```

```

function rms (points: word): real; {root mean square}
var j: word;
    v, t: real;
begin
v:=0;
for i:=1 to points do
    begin
    t:=signal [i];
    v:=v +sqr(t)
    end;
Rms:=sqr(v/points)
end;

```

```

procedure calculspect (n:word);
var s1, s2: real;
    i, j: word;
begin

```

```

fmedian(s1,s2,1,n,i,j);
fmed:=i;
fav:=faverage(n);
fsmx:=j;
r.Tes:=peres;
if (i>0) and (i<n div 2) then
  r.Fmed:=(i+0.5)*1e6/peres/n
else
  r.Fmed:=0;
if fav>0 then
  r.Fav:=(fav+0.5)*1e6/peres/n
else
  r.Fav:=0;
r.Smax:=b[j];
if j>1 then
  r.FSmax:=(j+0.5)*1e6/peres/n
else
  r.FSmax:=0;
if (i>1) and (i<n div 2) then
  r.DSs:=abatmed(s1,1,i)
else
  r.DSs:=0;
if i+1<n then
  r.DSd:=abatmed(s2,i+1,n)
else
  r.DSd:=0
end;

```

```

procedure displayspect(n:word);

```

```

var s1, s2: real;

```

```

    i, j: word;

```

```

begin

```

```

setcolor(palette.title);

```

```

settextstyle(1,0,3);

```

```

settextjustify(Centertext,toptext);

```

```

outtextxy(320, 5, 'Spectrul densitatii de putere a electromiogramei');

```

```

textcolor(palette.ch1);

```

```

gotoxy(48,3);

```

```

writeln('Canal 1');

```

```

textcolor(palette.ch2);

```

```

gotoxy(64,3);

```

```

writeln('Canal 2');

```

```

textcolor(palette.text);

```

```

gotoxy(1,1);

```

```

writeln;

```

```

writeln('Perioada de esantionare ',peres,' as');

```

```

writeln; writeln;

```

```

write('Frecventa mediana          ');

```

```

textcolor(palette.fav);

```

```

writeln('Fmed =',r1.Fmed:8:2,' Hz    ',r2.Fmed:8:2,' Hz');

```

```

textcolor(palette.text);

```

```

write('Frecventa medie ');
writeln('Fav =',r1.Fav:8:2,' Hz ',r2.Fav:8:2,' Hz');
textcolor(palette.fmed);
textcolor(palette.text);
{ writeln('Dev. st. a spectrului pt. f < Fmed, DSs
=',r1.DSs*sqr(calib)/peres*1e3:8:2,'
mVý/ms ',
r2.DSs*sqr(calib)/peres*1e3:8:2,' mVý/ms
');
writeln('Dev. st. a spectrului pt. f > Fmed, DSd
=',r1.DSd*sqr(calib)/peres*1e3:8:2,' mVý/ms
',
r2.DSd*sqr(calib)/peres*1e3:8:2,' mVý/ms
'); }
writeln;
writeln('Densitatea maxima de putere Smax
=',r1.Smax*sqr(calib)/peres*1e3:8:2,'
mVý/ms ',
r2.Smax*sqr(calib)/peres*1e3:8:2,'
mVý/ms');
write(' la frecventa ');
textcolor(palette.fsmax);
writeln('Fsmax =',r1.FSmax:8:2,' Hz ',r2.Fsmax:8:2,' Hz');
end;

```

procedure calcultemp;

```

begin
r.Tan: = 2048e-6*peres;
r.Amax: = amplitude(2048);
r.Vmr: = vmr(2048);
r.Rms: = rms(2048);
r.Npi: = turns(2048);
r.Ntz: = zerocross(1,2048);
r.Isr: = ariesignal;
r.Raa: = med;
r.DSraa: = am
end;

```

procedure displaytemp;

```

begin
setcolor(palette.title);
settextstyle(1,0,3);
settextjustify(Centertext,toptext);
outtextxy(320, 5,'Analiza temporală a electromiogramei');
textcolor(palette.ch1);
gotoxy(52,2);
writeln('Canal 1');
textcolor(palette.ch2);
gotoxy(67,2);
writeln('Canal 2');
textcolor(palette.text);

```

```

gotoxy(1,1);
writeln('Timp de analiza: ',r1.tan:1:3,' sec');
writeln;
writeln('Amplitudinea maxima           Amax = ',r1.Amax*calib:8:2,' mV
',r2.Amax*calib:8:2,' mV');
writeln('Valoarea medie redresata a semnalului Vmr = ',r1.Vmr*calib:8:2,' mV
',r2.Vmr*calib:8:2,' mV');
writeln('Valoarea medie patratice a semnalului Rms = ',r1.Rms*calib:8:2,' mV
',r2.Rms*calib:8:2,' mV');
writeln;
writeln('Numar puncte de intoarcere      Npi = ',r1.Npi:5,'
',r2.Npi:5);
writeln('Numar treceri prin zero        Ntz = ',r1.Ntz:5,'      ',r2.Ntz:5);
writeln;
write('Integrala semnalului redresat    Isr = ',r1.Isr*calib*peres*1e-3:8:2,'
mVúms ',
                                r2.Isr*calib*peres*1e-3:8:2,' mVúms');
writeln('Arie medie / Amplitudine medie  Raa = ',r1.Raa*peres*1e-3:8:2,'
ms
',r2.Raa*peres*1e-3:8:2,' ms');
writeln('Dev. standard a rap. arie/amplitudine DSraa=
',r1.DSraa*peres*1e-3:8:2,' ms
',r2.DSraa*peres*1e-3:8:2,' ms');
end;

```

procedure setfiles;

```

begin
resfile:= filename;
delete(resfile,pos('.',resfile),length(resfile));
specfile:= resfile+ '.spc';
pcxfile:= resfile+ 'a.pcx';
resfile:= resfile+ '.res';
assign(fi,filename);
assign(res,resfile);
assign(spc,specfile)
end;

```

procedure readsignal;

```

var j:integer;
begin
for i:= 1 to 2500 do
begin
read(fi,j);
signal1[i]:= round((-16384+j));
read(fi,j);
signal2[i]:= round((-16384+j))
end
end;

```

procedure graphics(points:word);

```

var s: string[4];

```



```

begin
signal:=signal1;
setcolor(palette.chm1);
setviewport(viewport.x1+2,238,viewport.x2-2,342,true);
graphic(points);
signal:=signal2;
setcolor(palette.chm2);
setviewport(viewport.x1+2,343,viewport.x2-2,447,true);
graphic(points);
setviewport(viewport.x1,viewport.y1,viewport.x2,viewport.y2,true);
setcolor (palette.text);
moveto (80,340);
linere (0,3);
linere (round(50*640e3/points/peres),0);
linere (0,-3);
settextstyle (2,0,4);
outtextxy (120,330, '50 ms');
moveto (13,345);
linere (-3,0);
linere (0, -20);
linere (3,0);
str (32768/104*20*calib:1:2. s);
outtextxy (35,330, s+ ' mV')
end;

```

procedure menucal;

```

begin
reset(fi);
rewrite(res);
rewrite(spc);
writemess('Processing EMG signal - please wait');
passes:=filesize(fi) div 5000;
pass:=1;
str(passes,s2);
while not eof(fi) do
begin
readsignal;
signal:=signal1;
fts(2048+5,64,1);
ftj(2048,5,1);
calcultemp;
r1:=r;
signal:=signal2;
fts(2048+5,32,1);
ftj(2048,5,1);
calcultemp;
r2:=r;
clearviewport;
displaytemp;
graphics(2048);
str(pass.s1);

```

```

writemess('Processing EMG signal - Pass: '+s1+' / '+s2);
inc(pass);
for i = 1 to 2048 do
    begin
        a[i].re = signal1[i]/64;
        a[i].im = 0
    end;
fft(a, 11, n);
a[1].re = 0;
a[1].im = 0;
a[2].re = 0;
a[2].im = 0;
pspect(2048);
ftjspect(2048, 5, 1);
r = r1;
calculspect(2048);
r1 = r;
f1.fmed = fmed; f1.fav = fav; f1.fsmax = fsmax;
f1.bmax = 0;
for i = 1 to 1024 do
    if b[i] > f1.bmax then
        f1.bmax = b[i];
    if f1.bmax = 0 then f1.bmax = 1;
    for i = 1 to 1024 do
        f1.sp[i] = round(b[i]*65530/f1.bmax);
    for i = 1 to 2048 do
        begin
            a[i].re = signal2[i]/64;
            a[i].im = 0
        end;
fft(a, 11, n);
a[1].re = 0;
a[1].im = 0;
a[2].re = 0;
a[2].im = 0;
pspect(2048);
ftjspect(2048, 5, 1);
r = r2;
calculspect(2048);
r2 = r;
f2.fmed = fmed; f2.fav = fav; f2.fsmax = fsmax;
clearviewport;
displayspect(2048);
f2.bmax = 0;
for i = 1 to 1024 do
    if b[i] > f2.bmax then
        f2.bmax = b[i];
    if f2.bmax = 0 then f2.bmax = 1;
    for i = 1 to 1024 do
        f2.sp[i] = round(b[i]*65530/f2.bmax);
    displayfft(2048);

```

```

write(res,r1,r2);
write(spc,f1,f2)
end;
close(fi);
close(res);
close(spc)
end;

```

procedure readfreq;

```

var ch: char;
    ended: boolean;
begin
writemess('Frequency parameters display - press ESC to quit');
str(filesize(res) div 2,s2);
ended:=false;
while not ended do
begin
if not eof(res) then
begin
seek(spc,filepos(res));
read(res,r1,r2);
read(spc,f1,f2);
clearviewport;
displayspect(2048);
displayfft(2048);
str(filepos(res) div 2,s1);
writemess('Use arrow keys to change screens - Screen ' +s1+ ' / ' +s2)
end;
ch:=waitkey;
case ch of
#27: ended:=true;
#72, #75: if filepos(res)>2 then
seek(res,filepos(res)-4)
else
seek(res,filepos(res)-2)
end;
if eof(res) then
write(#7)
end;
end;

```

procedure readtime;

```

var ch: char;
begin
writemess('Time parameters display - press ESC to quit');
str(filesize(res) div 2,s2);
ended:=false;
while not ended do
begin
if not eof(res) then
begin

```

```

clearviewport;
seek(fi,5000*filepos(res) div 2);
readsignal;
read(res,r1,r2);
displaytemp;
graphics(2048);
str(filepos(res) div 2,s1);
writemess('Use arrow keys to change screens - Screen ' + s1 + ' / ' + s2)
end;
ch:=waitkey;
case ch of
  #27: ended:=true;
  #72, #75: if filepos(res)>2 then
    seek(res,filepos(res)-4)
  else
    seek(res,filepos(res)-2)
  end;
if eof(res) then
  write(#7)
end;
end;

```

procedure readmap;

```

var i, ymap: integer;
    bmax: real;
    ch: char;
    ended: boolean;
procedure ffdisp (points, dots: word; col:byte);
var s: string[6];
    cf: real;
    i: integer;
begin
for i:=2 to dots do
  begin
setcolor(palette.background);
line(2*i+20,130,2*i+20,130-round(b[i]));
line(2*i+21,130,2*i+21,130-round(b[i]));
setcolor(col);
line(2*(i-1)+20,130-round(b[i-1]),2*i+20,130-round(b[i]));
if i=fmed then
  begin
setcolor(palette.fmed);
line(2*i+20,130,2*i+20,130-round(b[i]))
end;
if i=fav then
  begin
setcolor(palette.fav);
line(2*i+20,130,2*i+20,130-round(b[i]));
end;
{ if i=fsmax then
  begin

```

```

    setcolor(palette.fsmax);
    line(2*i+20,130,2*i+20,130-round(b[i]))
end; }
end;
end;
procedure axes(x,y: integer);
var cf: real;
    s: string;
begin
setcolor(palette.axis);
line(x+20,y+130,x+128*2+20,y+130);
settextstyle(2,0,4);
settextjustify(centertext,toptext);
cf:=128*1e6/peres/2048;
i:=0;
while 50.0*i <= cf do
begin
setcolor(palette.axis);
j:=x+20+round(i/1e4*peres*2048);
line(j,y+131,j,y+133);
if i mod 2 = 0 then
begin
setlinestyle(dashedln,0,1);
line(j,y+129,j,120);
setlinestyle(solidln,0,1);
line(j,y+131,j,y+136);
setcolor(palette.script);
str(i*50:1,s);
outtextxy(j,y+137,s)
end;
inc(i);
end;
str(cf:1:1,s);
outtextxy(x+128*2+40,y+126,s);
outtextxy(x+128*2+40,y+137,' Hz. ');
i:=0;
while (y >=0) do
begin
setcolor(palette.axis);
line(x+16,y+123,x+18,y+123);
str(i:3,s);
setcolor(palette.script);
outtextxy(x+5,y+118,s);
dec(y,30);
inc(i,30)
end;
outtextxy(x+5,95,'sec');
end;
begin
clearviewport;
settextstyle(1,0,2);

```

```

setcolor(palette.title);
outtextxy(320, 25, 'Evolutia in timp a densitatii spectrale de putere');
gotoxy(1,1);
textcolor (palette.text);
write('      la intervale de 5 secunde, calculata pe epoci de ',2048e-6*peres:1:2,'
sec');
settextstyle(0,0,1);
outtextxy(160,440,'Canal 1');
outtextxy(480,440,'Canal 2');
writemess('Densitatea spectrala de putere');
bmax:=0;
while not eof (spc) do
  begin
    read(spc,f1,f2);
    if f1.bmax > bmax then
      bmax:=f1.bmax;
    if f2.bmax > bmax then
      bmax:=f2.bmax;
  end;
ymap:=0;
while filepos(spc)>0 do
  begin
    seek(spc,filepos(spc)-2);
    read(spc,f1,f2);
    fmed:=f1.fmed; fav:=f1.fav; fsmax:=f1.fsmax;
    for i:=1 to 1024 do
      b[i]:=f1.sp[i]/65530*f1.bmax/bmax*100;
    setviewport(2,ymap,318,ymap+150,true);
    fftdisp(2048,128,palette.chm1);
    fmed:=f2.fmed; fav:=f2.fav; fsmax:=f2.fsmax;
    for i:=1 to 1024 do
      b[i]:=f2.sp[i]/65530*f2.bmax/bmax*100;
    setviewport(322,ymap,638,ymap+150,true);
    fftdisp(2048,128,palette.chm2);
    seek(spc,filepos(spc)-2);
    inc(ymap,5);
  end;
setviewport(viewport.x1,viewport.y1,viewport.x2,viewport.y2,true);
axes(2,ymap);
axes(322,ymap);
end;

procedure medfreq;
var fmed1, fmed2, fav1, fav2, fsmax1, fsmax2, bmax1, bmax2,
    vm1, vm2, vma, vmb, sd1, sd2: real;
    passes, y1, y2: integer;
    v: array{1..2,1..4,1..50} of real;
    s: string[4];
begin
writemess('Processing EMG signal - please wait');
fmed1:=0; fav1:=0; fsmax1:=0; bmax1:=0;

```

```

fmed2:=0; fav2:=0; fsmax2:=0; bmax2:=0;
passes:=0;
while not eof(spc) do
  begin
  inc(passes);
  read(spc,f1,f2);
  v[1,1,passes]:=(f1.fmed+0.5)*1e6/peres/2048;
  fmed1:=fmed1+v[1,1,passes];
  v[1,2,passes]:=(f1.fav+0.5)*1e6/peres/2048;
  fav1:=fav1+v[1,2,passes];
  v[1,3,passes]:=(f1.fsmax+0.5)*1e6/peres/2048;
  fsmax1:=fsmax1+v[1,3,passes];
  v[1,4,passes]:=f1.bmax*sqr(calib)/peres*1e3;
  bmax1:=bmax1+v[1,4,passes];
  v[2,1,passes]:=(f2.fmed+0.5)*1e6/peres/2048;
  fmed2:=fmed2+v[2,1,passes];
  v[2,2,passes]:=(f2.fav+0.5)*1e6/peres/2048;
  fav2:=fav2+v[2,2,passes];
  v[2,3,passes]:=(f2.fsmax+0.5)*1e6/peres/2048;
  fsmax2:=fsmax2+v[2,3,passes];
  v[2,4,passes]:=f2.bmax*sqr(calib)/peres*1e3;
  bmax2:=bmax2+v[2,4,passes]
  end;
fmed1:=fmed1/passes; fav1:=fav1/passes;
fsmax1:=fsmax1/passes; bmax1:=bmax1/passes;
fmed2:=fmed2/passes; fav2:=fav2/passes;
fsmax2:=fsmax2/passes; bmax2:=bmax2/passes;
clearviewport;
settextstyle(1,0,3);
setcolor(palette.title);
outtextxy(320,5,'Evolutia in timp a parametrilor spectrali ');
settextstyle(2,0,4);
setcolor (palette.ch1);
outtextxy (600,10,'canal 1');
setcolor (palette.ch2);
outtextxy (600,20,'canal 2');
settextstyle(2,0,6);
for k:=1 to 4 do
  begin
  setcolor(palette.title);
  case k of
    1: begin
      vm1:=fmed1;
      vm2:=fmed2;
      setviewport(4,45,313,248,true);
      settextstyle(2,0,6);
      outtextxy(200,0,'Fmed');
      settextstyle(2,0,4);
      outtextxy(150,180,'Evolutia frecventei mediane');
      outtextxy(200,15,'[Hz]')
      end;

```

```

2: begin
  vm1 = fav1;
  vm2 = fav2;
  settextstyle(2,0,6);
  setviewport(308,45,625,248,true);
  outtextxy(200,0,'Fav');
  settextstyle(2,0,4);
  outtextxy(150,180,'Evolutia frecventei medii');
  outtextxy(200,15,['Hz'])
end;
3: begin
  vm1 = fsmax1;
  vm2 = fsmax2;
  setviewport(4,252,313,465,true);
  settextstyle(2,0,6);
  outtextxy(200,0,'Fsmax');
  settextstyle(2,0,4);
  outtextxy(150,180,'Evolutia frecventei densitatii maxime de putere');
  outtextxy(200,15,['Hz'])
end;
4: begin
  vm1 = bmax1;
  vm2 = bmax2;
  setviewport(308,252,625,465,true);
  settextstyle(2,0,6);
  outtextxy(200,0,'Smax');
  settextstyle(2,0,4);
  outtextxy(150,180,'Evolutia densitatii maxime de putere');
  outtextxy(201,18,['mV /ms']);
  outtextxy(200,14,'2')
end;
end;
axis(30,160);
if vm1 > vm2 then
  begin
  vma = vm1;
  vmb = vm2
  end
else
  begin
  vma = vm2;
  vmb = vm1
  end;
for j = 0 to 10 do
  begin
  line(30 + 24*j,160,30 + 24*j,166);
  str(30*j:1,s);
  outtextxy(30 + 24*j,167,s)
  end;
setcolor(palette.axis);
setlinestyle(userbitIn,$3030,1);

```



```

line(30,80,300,80);
line(30,160-round(80*vmb/vma),300,160-round(80*vmb/vma));
setlinestyle(solidln,0,1);
setcolor(palette.script);
outtextxy(302,167,'sec');
str(2*vma:1:0,s);
outtextxy(15,0,s);
str(vm1:1:0,s);
setcolor(palette.ch1);
i:=156-round(80*vm1/vma);
j:=156-round(80*vm2/vma);
if abs(i-j)<10 then
  if i>j then
    begin
      i:=(i+j) div 2+5;
      j:=(i+j) div 2-6;
    end
  else
    begin
      i:=(i+j) div 2-6;
      j:=(i+j) div 2+5;
    end;
  outtextxy(15,i,s);
  str(vm2:1:0,s);
  setcolor(palette.ch2);
  outtextxy(15,j,s);
  y1:=round(v[1,k,1]/vma*80);
  y2:=round(v[2,k,1]/vma*80);
  sd1:=sqr(v[1,k,1]-vm1);
  sd2:=sqr(v[2,k,1]-vm2);
  for j:=2 to passes do
    begin
      sd1:=sd1+sqr(v[1,k,j]-vm1);
      sd2:=sd2+sqr(v[2,k,j]-vm2);
      setcolor(palette.ch1);
      line(30+5*j-6,160-y1,30+5*j,160-round(v[1,k,j]/vma*80));
      setcolor(palette.ch2);
      line(30+5*j-6,160-y2,30+5*j,160-round(v[2,k,j]/vma*80));
      y1:=round(v[1,k,j]/vma*80);
      y2:=round(v[2,k,j]/vma*80);
      inc(i)
    end;
  sd1:=sqrt(sd1/(i-1));
  str(sd1:1:0,s);
  setcolor(palette.ch1);
  outtextxy(270,0,'SD1=' +s);
  sd2:=sqrt(sd2/(i-1));
  str(sd2:1:0,s);
  setcolor(palette.ch2);
  outtextxy(270,10,'SD2=' +s);
end;

```

```
setviewport(viewport.x1,viewport.y1,viewport.x2,viewport.y2,viewport.clip)
end;
```

procedure medtime;

```
var Amax1, Amax2, Vmr1, Vmr2, Rms1, Rms2, Isr1, Isr2,
    Npil, Npi2, Ntz1, Ntz2, Raa1, Raa2, DSraa1, DSraa2,
    vm1, vm2, vm3, vm4, vm, sd1, sd2: real;
    y1, y2: integer;
    v: array[1..2,1..8,1..60] of real;
    s: string[4];
    ch1, ch2, l, passes: byte;
begin
    writemess('Processing EMG signal - please wait');
    Amax1:=0; Isr1:=0; Vmr1:=0; Rms1:=0; Npil:=0; Ntz1:=0; Raa1:=0;
    DSraa1:=0;
    Amax2:=0; Isr2:=0; Vmr2:=0; Rms2:=0; Npi2:=0; Ntz2:=0; Raa2:=0;
    DSraa2:=0;
    passes:=0;
    while (passes < 60) and not eof(res) do
        begin
            inc(passes);
            read(res,r1,r2);
            v[1,1,passes]:=r1.Amax*calib;
            Amax1:=Amax1+v[1,1,passes];
            v[1,2,passes]:=r1.Vmr*calib;
            Vmr1:=Vmr1+v[1,2,passes];
            v[1,3,passes]:=r1.Npi;
            Npil:=Npil+r1.Npi;
            v[1,4,passes]:=r1.Raa*peres*1e-3;
            Raa1:=Raa1+v[1,4,passes];
            v[1,5,passes]:=r1.Isr*calib*peres*1e-3;
            Isr1:=Isr1+v[1,5,passes];
            v[1,6,passes]:=r1.Rms*calib;
            Rms1:=Rms1+v[1,6,passes];
            v[1,7,passes]:=r1.Ntz;
            Ntz1:=Ntz1+r1.Ntz;
            v[1,8,passes]:=r1.DSraa*peres*1e-3;
            DSraa1:=DSraa1+v[1,8,passes];
            v[2,1,passes]:=r2.Amax*calib;
            Amax2:=Amax2+v[2,1,passes];
            v[2,2,passes]:=r2.Vmr*calib;
            Vmr2:=Vmr2+v[2,2,passes];
            v[2,3,passes]:=r2.Npi;
            Npi2:=Npi2+r2.Npi;
            v[2,4,passes]:=r2.Raa*peres*1e-3;
            Raa2:=Raa2+v[2,4,passes];
            v[2,5,passes]:=r2.Isr*calib*peres*1e-3;
            Isr2:=Isr2+v[2,5,passes];
            v[2,6,passes]:=r2.Rms*calib;
            Rms2:=Rms2+v[2,6,passes];
            v[2,7,passes]:=r2.Ntz;
```

```

Ntz2:=Ntz2+r2.Ntz;
v[2,8,passes]:=r2.DSraa*peres*1e-3;
DSraa2:=DSraa2+v[2,8,passes];
end;
Amax1:=Amax1/passes; Vmr1:=Vmr1/passes; Isr1:=Isr1/passes;
Amax2:=Amax2/passes; Vmr2:=Vmr2/passes; Isr2:=Isr2/passes;
Npi1:=Npi1/passes; Ntz1:=Ntz1/passes; Raa1:=Raa1/passes;
Npi2:=Npi2/passes; Ntz2:=Ntz2/passes; Raa2:=Raa2/passes;
Rms1:=Rms1/passes; DSraa1:=DSraa1/passes;
Rms2:=Rms2/passes; DSraa2:=DSraa2/passes;
clearviewport;
settextstyle(1,0,3);
setcolor(palette.title);
outtextxy(320, 5, 'Evolutia in timp a parametrilor temporali');
settextstyle(2,0,6);
for k:=1 to 4 do
begin
setcolor(palette.title);
case k of
1: begin
vm1:=Amax1;
vm2:=Amax2;
Vm3:=Isr1;
Vm4:=Isr2;
setviewport(4,45,313,248,true);
settextstyle(2,0,6);
{ setcolor(palette.ch1);
outtextxy(150,0,'Amax1');
setcolor(palette.ch2);
outtextxy(150,15,'Amax2'); }
setcolor(palette.ch3);
outtextxy(200,0,'Isr1');
setcolor(palette.ch4);
outtextxy(200,15,'Isr2');
settextstyle(2,0,4);
setcolor(palette.title);
outtextxy(150,180,'Evolutia Amax si Isr');
outtextxy(50,0,['mVms'])
end;
2: begin
vm1:=Vmr1;
vm2:=Vmr2;
Vm3:=Rms1;
Vm4:=Rms2;
settextstyle(2,0,6);
setviewport(308,45,625,248,true);
setcolor(palette.ch1);
outtextxy(150,0,'Vmr1');
setcolor(palette.ch2);
outtextxy(150,15,'Vmr2');
setcolor(palette.ch3);

```

```

outtextxy(200,0,'Rms1');
setcolor(palette.ch4);
outtextxy(200,15,'Rms2');
settextstyle(2,0,4);
setcolor(palette.title);
outtextxy(150,180,'Evolutia Vmr si Rms');
outtextxy(50,0,['mV'])
end;
3: begin
vm1 = Npi1;
vm2 = Npi2;
Vm3 = Ntz1;
Vm4 = Ntz2;
setviewport(4,252,313,465,true);
settextstyle(2,0,6);
setcolor(palette.ch1);
outtextxy(150,0,'Npi1');
setcolor(palette.ch2);
outtextxy(150,15,'Npi2');
setcolor(palette.ch3);
outtextxy(200,0,'Ntz1');
setcolor(palette.ch4);
outtextxy(200,15,'Ntz2');
settextstyle(2,0,4);
setcolor(palette.title);
outtextxy(150,180,'Evolutia Npi si Ntz');
outtextxy(50,0,['N'])
end;
4: begin
vm1 = Raa1;
vm2 = Raa2;
Vm3 = DSraa1;
Vm4 = DSraa2;
setviewport(308,252,625,465,true);
settextstyle(2,0,6);
setcolor(palette.ch1);
outtextxy(150,0,'Raa1');
setcolor(palette.ch2);
outtextxy(150,15,'Raa2');
setcolor(palette.ch3);
outtextxy(200,0,'DSraa1');
setcolor(palette.ch4);
outtextxy(200,15,'DSraa2');
settextstyle(2,0,4);
setcolor(palette.title);
outtextxy(150,180,'Evolutia Raa si DSraa');
outtextxy(50,0,['N'])
end
end,
axis(30,160);
vm := vm1;

```

```

if vm2 > vm then vm := vm2;
if vm3 > vm then vm := vm3;
if vm4 > vm then vm := vm4;
for j := 0 to 10 do
  begin
  line(30+24*j,160,30+24*j,166);
  str(30*j:1,s);
  outtextxy(30+24*j,167,s)
  end;
setcolor(palette.script);
setlinestyle(userbitln,$3030,1);
line(30,80,300,80);
line(30,160-round(80*vm1/vm),300,160-round(80*vm1/vm));
line(30,160-round(80*vm2/vm),300,160-round(80*vm2/vm));
line(30,160-round(80*vm3/vm),300,160-round(80*vm3/vm));
line(30,160-round(80*vm4/vm),300,160-round(80*vm4/vm));
setlinestyle(solidln,0,1);
setcolor(palette.axis);
outtextxy(302,167,'sec');
str(2*vm:1:2,s);
if s[4]='.' then dec(s[0]);
outtextxy(15,0,s);
if k > 1 then
  begin
  setcolor(palette.ch1);
  str(vm1:1:2,s);
  i := 156-round(80*vm1/vm);
  outtextxy(15,i,s);
  setcolor(palette.ch2);
  str(vm2:1:2,s);
  i := 156-round(80*vm2/vm);
  outtextxy(15,i,s)
  end;
setcolor(palette.ch3);
str(vm3:1:2,s);
i := 156-round(80*vm3/vm);
outtextxy(15,i,s);
setcolor(palette.ch4);
str(vm4:1:2,s);
i := 156-round(80*vm4/vm);
outtextxy(15,i,s);
ch1 := palette.ch1;
ch2 := palette.ch2;
for l := 0 to 1 do
  begin
  if (k > 1) or (l > 0) then
    begin
    y1 := round(v[1,k+4*l,1]/vm*80);
    y2 := round(v[2,k+4*l,1]/vm*80);
    sd1 := sqrt(v[1,k+4*l,1]-vm1);
    sd2 := sqrt(v[2,k+4*l,1]-vm2);

```

```

for j:=2 to passes do
  begin
    sd1:=sd1+sqr(v[1,k+4*j]-vm1);
    sd2:=sd2+sqr(v[2,k+4*j]-vm2);
    setcolor(ch1);
    line(30+4*j-4, 160-y1, 30+4*j, 160-round(v[1,k+4*j]/vm*80));
    setcolor(ch2);
    line(30+4*j-4, 160-y2, 30+4*j, 160-round(v[2,k+4*j]/vm*80));
    y1:=round(v[1,k+4*j]/vm*80);
    y2:=round(v[2,k+4*j]/vm*80);
    inc(i)
  end;
sd1:=sqr(sd1/(i-1));
str(sd1:1:2,s);
setcolor(ch1);
outtextxy(270,20*1+0,'SD1=' + s);
sd2:=sqr(sd2/(i-1));
str(sd2:1:2,s);
setcolor(ch2);
outtextxy(270,20*1+10,'SD2=' + s);
end;
ch1:=palette.ch3;
ch2:=palette.ch4;
end;
setviewport(viewport.x1,viewport.y1,viewport.x2,viewport.y2,viewport.clip)
end;

```

```

procedure readinfo;
var ch: char;
begin
  writemess('Nume: ' + info.name + ' - ' + info.date);
  repeat
    ch:=readkey
  until not keypressed
end;

```

```

procedure menudisp;
var ended: boolean;
begin
  repeat
    reset(fi);
    reset(res);
    reset(spc);
    ended:=false;
    case menu(menu2) of
      0: ended:=true;
      1: readfreq;
      2: readtime;
      3: readmap;
      4: readinfo;

```

```

5: medfreq;
6: medtime;
9: savepct;
10: savepcx
end;
until ended;
close(res);
close(spc);
close(fi)
end;

procedure filechange;
begin
clearviewport;
gotoxy(3,2);
writeln('Current filename is: ',filename);
gotoxy(3,4);
write('Enter new filename: ');
readln(specfile);
gotoxy(3,6);
if specfile < > '' then
  begin
  filename := specfile;
  writeln('New filename is: ',filename);
  writeln(#10);
  write('Numele pacientului: ');
  readln(info.name);
  writeln;
  write('Data explorarii: ');
  readln(info.date)
  end
else
  writeln('Filename not changed. ');
setfiles
end;

```

```

procedure setcolors;
begin
case pal of
0: begin
palette.background := black;
palette.ch1 := yellow;
palette.ch2 := green;
palette.chm1 := yellow;
palette.chm2 := green;
palette.ch3 := brown;
palette.ch4 := red;
palette.text := lightgray;
palette.title := lightgray;
palette.message := lightred;
palette.border := lightblue;

```

```

palette.axis: = white;
palette.script: = lightgray;
palette.fmed: = lightred;
palette.fav: = lightred;
palette.fsmax: = brown;
palette.key: = brown;
palette.onkey: = yellow;
palette.inactive: = blue
end;

1: begin
palette.background: = black;
palette.chm1: = white;
palette.chm2: = white;
palette.ch1: = white;
palette.ch2: = darkgray;
palette.ch3: = white;
palette.ch4: = darkgray;
palette.text: = lightgray;
palette.title: = lightgray;
palette.message: = yellow;
palette.border: = blue;
palette.axis: = blue;
palette.script: = white;
palette.fmed: = lightgreen;
palette.fav: = lightgreen;
palette.fsmax: = lightgreen;
palette.key: = yellow;
palette.onkey: = lightcyan;
palette.inactive: = yellow
end;

2: begin
palette.background: = white;
palette.chm1: = blue;
palette.chm2: = blue;
palette.ch1: = blue;
palette.ch2: = blue;
palette.ch3: = blue;
palette.ch4: = blue;
palette.text: = blue;
palette.title: = lightgray;
palette.message: = lightred;
palette.border: = lightblue;
palette.axis: = blue;
palette.script: = brown;
palette.fmed: = green;
palette.fav: = lightgray;
palette.fsmax: = blue;
palette.key: = yellow;
palette.onkey: = red;
palette.inactive: = yellow
end

```



```
end;
setbkcolor(palette.background);
pal:=(pal + 1) mod 3
end;

begin
directvideo:=false;
filename:='emg89.sin';
setfiles;
grmode;
setcolors;
border(true);
window(3,4,78,20);
repeat
ended:=false;
case menu(menu1) of
0,10: ended:=true;
1: filechange;
2: menucalc;
3: menudisp;
4: ;
5: setcolors
end;
until ended;
closegraph
end.
```

10. REFERINȚE BIBLIOGRAFICE

1. **Abraham-Fuchs, K., Harer, W., Schneider, S. (1990).** Pattern recognition in biomagnetic signals by spatio-temporal correlation and application to the localisation of propagating neuronal activity, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1990, 28, p.398-406
2. **Akazawa, K., Makikawa, M., Kawamura, J., Aoki, H. (1989).** Functional Neuromuscular Stimulation System Using an Implantable Hydroxyapatite Connector and a Microprocessor- Based Portable Stimulator, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.36, No.36, No.7, July 1989, p.746-753
3. **Albers, B.A., Rutten, W.L.C., Wallinga-de Jonge, W., Boom, H.B.K. (1986).** A model study on the influence of structure and membrane capacitance on volume conduction in skeletal muscle tissue, *IEEE Trans., BME-33*, 681-689, 1986
4. **Aleksander, I., Morton, Helen (1994).** An Introduction in Neural Computing, Chapman & Hall, London, 1992
5. **Al-Nashash, H.A.M., Kelly, S.W., Taylor, D.J.E. (1988).** Beat-to-beat detection of His-Purkinje system signals using adaptive filters, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1988, 26, 117-125
6. **Al-Nashash, H.A.M., Kelly, S.W., Taylor, D.J.E. (1989).** Noninvasive beat-to-beat detection of ventricular late potentials, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1989, 27, 64-68
7. **Altman, K.W., Plonsey, R. (1990).** Point Source Nerve Bundle Stimulation: Effects of Fiber Diameter and Depth on Simulated Excitation, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.37, No.7, July 1990, p.688-698
8. **Anderson, G.C., Perry, M.A. (1969).** A Calibrated Real-Time Correlator/Averager /Probability Analyser, *Hewlett-Packard Journal*, Nov.1969, p.9-15
9. **Anderson, D.J., Najafi, K., Tanghe, S.J., Evans, D.A., Levy, K.L., Hetke, J.F., Xue, X., Zappia, J.J., Wise, K.D. (1989).** Batch-Fabricated Thin-Film Electrodes for Stimulation of the Central Auditory System, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol. 36, No.7, July 1989, p.693-704
10. **Arvidsson, A., Lindstrom, L., Ortengren, R. (1981).** Automatic Detection of Signal Disturbances. Application to Myoelectric Signal from a Work-place Environment, *Proc. of 5th Nordic Meeting on Med. and Biol. Eng.*, Linköping, Sweden 1981, p.34-36.

11. **Attneave, F. (1954).** Some informational aspects of visual perception, *Psychol. Review*, 1954, p. 183-193
12. **Badea, P., Mîndrîlă, I., Popescu, G., Tărăță, M. (1994).** Model of Network for Diagnosis in Complex Systems, *Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994*, 440-444
13. **Bak, M.J., Loeb, G.E. (1979).** A Pulsed Integrator for EMG Analysis in Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, *Elsevier* 1979, 47:738-741
14. **Baratta, R., Ichle, M., Sung Kwan Hwang, Solomonow, M. (1989).** Orderly Stimulation of Skeletal Muscle Motor Units with Tripolar Nerve Cuff Electrode, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.8, Aug.1989, p.836-843
15. **Baratta, R., Zhon, B.H., Solomonow, M. (1989).** Frequency response model of skeletal muscle: effect of perturbation level and control strategy, *Med.& Biol.Eng.& Comput.*, 1989, 27, p.337 - 345
16. **Baratta, R., Solomonow, M. (1990).** The Dynamic Response Model of Nine Different Skeletal Muscles, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.37, No.3, March 1990, p.243-251
17. **Barker, A.T., Brown, B.H., Freeston, I.L. (1979).** Determination of the Distribution of Conduction Velocities in Human Nerve Trunks, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.BME-26, February 1979, p.76-81
18. **Barker, A.T., Brown, B.H., Freeston, I.L. (1979).** Modelling of an Active Nerve Fiber in Finite Volume Conductor and its Application to the Calculation of Surface Action Potentials, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-26, No.1, January 1979, p.53-56
19. **Bartoll, F., Cerutti, S., Gatti, E. (1981).** Digital Filtering and Linear Regression Algorithms for the Analysis of ECG/VCG Tracings, *Proc.5th Nordic Meeting on Med.Biol. Eng.*, Linkoping, Sweden 1981, p.40-43
20. **Barry, D.T., Cole, N.M. (1990).** Muscle Sounds are Emitted at the Resonant Frequencies of Skeletal Muscle, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.37, No.5, May 1990, P.525-531
21. **Basmajian, J.V. (1958).** A New Six-Channel Electromyograph for Studies on Muscle, *IRE Trans. on Medical Electronics, PGME- 11*, July, 1958
22. **Basmajian, J.V. (1976).** Computer analysis of the EMG, *British Journal of Clinical Equipment*, January 1976, p.85-89

23. **Basmajian, J.V., DeLuca, C.J. (1985).** *Muscles Alive. Their functions revealed by Electromyography*, William & Wilkins, Baltimore
24. **Bellman, R.E., Zadeh, L.A. (1977).** Local and Fuzzy Logics, in *Modern uses of Multiple-valued Logic*, D. Reidel Publishing Company, Dordrecht-Holland, 1977, p.103-165
25. **Berne, R.M., Levy, M.N. (1985).** *Principles of Physiology*, Wolfe Publishing Ltd., 1990
26. **Bertorini, T. E., Stalberg, E., Yuson, C.P., Engel, K. (1994).** Single-fiber electromyography in neuromuscular disorders: correlation of muscle histochemistry, single-fiber electromyography, and clinical findings, *Muscle & Nerve*, 1994, 17:345-353
27. **Berube, J.L., Parker, P.A., Gander, R.E. (1984).** Digital myoelectric signal processor with adaptive decision boundaries, *Medical & Biological Engineering & Computing*, July 1984
28. **Bhullar, H.K., Loudon, G.H., Fothergill, J.C., Jones, N.B. (1990).** Selective noninvasive electrode to study myoelectric signals, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, Nov.1990, p.581-586
29. **Borgen, G., Fergusson, K., Kobetic, R. (1989).** Development and Operation of Portable and Laboratory Electrical Stimulation Systems for Walking in Paraplegic Subjects, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.7, July 1989, p.798-801
30. **Brooke, M.H., Engel, W.E. (1969).** The hystographic analysis of human muscle biopsies with regard to fiber types, *Neurology*, 19, 221-223
31. **Buchtal, F., Rosenfalck, P. (1955).** Action potential parameters in different human muscles, *Acta Psychiatr. Scand.*, 30, 125-131
32. **Buchtal, F., Guld, C., Rosenfalck, P. (1957).** Multielectrode study of a motor unit, *Acta Physiol. Scand.*, 39, 83 -104
33. **Buchtal, F., Erminio, F., Rosenfalck, P. (1959).** Motor unit territory in different human muscles, *Acta Physiol. Scand.*, 45, 72-87
34. **Buchtal, F., Rosenfalck, P. (1973).** On the structure of motor units, in *New Developments in Electromyography and Clinical Neurophysiology*, Ed. Desmedt E.J., Vol. 1, Basel Karger, 71 -85
35. **Carlier, S., Coussaert, E., Conraine, T. (1990).** PCSCOPE: a general-purpose acquisition system . A first application in the recording of EMGs. *Med. & Biol. Eng.*

& Comput. 1990, 28, 497-501

36. Carrol, S.G., Trilolo, R.J., Chizeck, H.J., Kobetic, R., Marsolais, E.B. (1989). Tetanic Responses of Electrically Stimulated Paralyzed Muscle at Varying Interpulse Intervals, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.644-652
37. Challis, R.E., Richards, S.R. (1989). Signal preprocessing system for the small intestinal electromyogram, Med. & Biological Eng. & Computing, March 1989, p.117-124
38. Challis, R.E., Kitney, R.I. (1990, 1991). Biomedical Signal Processing, Medical & Biological Engineering & Computing, Nov. 1990, Jan. 1991
39. Charayaphan, C., Marble, A.E., Nugent, S.T., Swingler, D. (1989). Estimation of Signal-to-noise ratio of a quasiperiodic cardiovascular signal using coherency and correlation techniques, Med. & Biol. Eng. & Comput., November 1989, p.572- 579
40. Chardon, C.C. (1980). Design equipment to run silent, run cool, Electronic Design, June 21, 1980, p.119-125
41. Chen, J., Vandewalle, J. (1988). A Comparison between Adaptive FIR and Adaptive IIR Filter, Proc.of the IXth Simp.on Info. Theory, May 26-27, 1988, p.164-169
42. Chen, J., Vandewalle, J., Sansen, W., Vantropfen, G., Janssens, J. (1990). Multichannel Adaptive Enhancement of the Electrogastogram, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.37, No.3, March 1990, p.285-294
43. Chien, J.J., Shiavi, R. (1990). Temporal Feature Extraction and Clustering Analysis of Electromyographic Linear Envelopes in Gait Studies, IEEE Trans. on Biomed.Eng., Vol.37, No.3, March 1990, p.295-302
44. Christensen, R.A., Hirschman, A.D. (1979). Automatic Phase Alignment for the Karhunen-Loeve Expansion, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-26, No.2, February 1979, p.94-99
45. Clos, K.J., Sarleh, A. (1990). An Edge Extraction technique for Noisy Images, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.37, No.5, May 1990, p.520-524
46. Coers, C., Woolf, A.L. (1959). The innervation of muscle, A biopsy study, Blackwell Scientific Publications, Oxford
47. Cogshall, J.C. (1973). Linear Models for Biological Transducers and Impulse Train Spectra General Formulation and Review, Kybernetik 13, 30-37 (1973)

- 48. Cosgriff, R.L. (1960).** Identification of shape, Ohio State Univ. Foundation, Columbus, Rep. 820-11, ASTIA AD 254 792, 1960
- 49. Crago, P.E., Mortimer, J.T., Peckham, P.H. (1980).** Closed-Loop Control of Force During Electrical Stimulation of Muscle, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-27, No. 6, June 1980, p. 306-311
- 50. Crenner, F., Angel, F., Ringwald, C. (1989).** Ag/AgCl Electrode assembly for thin smooth muscle electromyography, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1989, 27, p.346-356
- 51. D'Amico, Ferigno, G. (1990).** Technique for the evaluation of derivatives from noisy biomechanical displacement data using a model-based bandwidth-selection procedure, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1990, 28, 407-415
- 52. DeAngelis, G.C., Gilmore, L.D., DeLuca, C.J. (1990).** Standardized Evaluation of techniques for Measuring the Spectral Compression of the Myoelectric Signal, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.37, No.9, Sep.1990, p.844-849
- 53. De Figueiredo, R.J.P., Gerber, A. (1983).** Separation of Superimposed Signals by a Cross-Correlation Method, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol.ASSP-31, No.5, Oct.1983, p.1084-1089
- 54. De Kramer, J.J., van der Molen, J.N. (1980).** Special purpose amplifier to record spike trains of insect taste cells. *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1980, 18, p.371-374
- 55. DeLuca, C.J., Forrest, W.J. (1972).** An Electrode for Recording Single Motor Unit Activity During Strong Muscle Contractions, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.BME-19, No.5, September 1972, pp.367-372
- 56. DeLuca, C.J., Forrest, W.J. (1973a).** Some properties of Motor Unit Action Potential Trains Recorded during Constant Force Isometric Contractions in Man, *Kibernetik 12*, Springer Verlag, p.160-168 (1973)
- 57. DeLuca, C.J., Forrest, W.J. (1973b).** Probability Distribution Function of the Inter-Pulse Intervals of Single Motor Unit Action Potentials during Isometric Contractions, in *New Developments in EMG and Clinical Neurophysiology*, (Karger, Basel 1973), p.638-647
- 58. DeLuca, C.J. (1975).** A Model for a Motor Unit Train Recorded during Constant Force Isometric Contractions, *Biol. Cybernetics*, 19, 159(1975), p.160-167
- 59. DeLuca, C.J. (1979).** Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.26, No.6, June 1979, p.313-325

60. DeLuca, C.J., Van Dyk, E.J. (1975). Derivation of some parameters of myoelectric signals recorded during sustained constant force isometric contractions, *Biophys.J.*15, 1975, 1167-1180
61. DeLuca, C.J. (1989). Reflections on EMG signal decomposition, in *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, J.E., p.33-37
62. DeLuca, C.J. (1989). Control properties of motor units. Evolving concepts, in *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p. 103-113
63. Den Brinker, A.C., Roufs, A.J. (1989). Nonlinear Parameter Estimation Applied to Psychophysically Measured Impulse Responses, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.3, March 1989, p.346-354
64. Desmedt, J.E. (ed.) (1989). *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989
65. D'Hollander, E.H., Orban, G.A. (1979). Spike Recognition and On-Line Classification by Unsupervised Learning System, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-26, No.5, May 1979, p.279-284
66. De Vel, O.Y. (1984). R Wave Detection in the Presence of Muscle Artifacts, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-31, No.11, November 1984, p.715-717
67. Dietz, V., Bischofberger, E., Wita, C., Freund, H.J. (1970). Correlation between the discharges of two simultaneously recorded motor units and physiological tremor, *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, vol.40, p.97-105, 1970
68. Dijkstra, S.J., van der Gon, D. (1973). A Simplified Sliding-Filament Muscle Model for Simulation Purposes, *Kybernetik* 12, 94-101 (1973)
69. Done, J.C., Vallance, A.G. (1985). Computer Aided ECG Analysis, *Hewlett-Packard Journal*, September 1985, p.29-34
70. Dragu, I., Iosif, I.M. (1985). *Prelucrarea numerică a semnalelor discrete in timp*, Ed. Militară, București, 1985
71. Durfee, W. (1989). Task-Based Methods for Evaluating Electrically Stimulated Antagonist Muscle Controlles, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.3, March 1989, p.309-310

- 72. Durfee, W.K., MacLean, K.E. (1989).** Methods for Estimating Isometric Recruitment Curves of Electrically Stimulated Muscle, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.7, July 1989, p.654-667
- 73. Ebbinghaus, M., Brosowski, P., Osthelm, J., Schneider, A., Wicke, K. (1990).** Inexpensive and universal PC-based bus system for process control and data acquisition, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1990, 28, 505-508
- 74. Eberhart, R.C., Dobbins, R.W. ed. (1990).** *Neural Network PC Tools. A Practical Guide.*, Academic Press Inc., San Diego, SUA, 1990
- 75. Ekstedt, J. (1964).** Human single muscle fibre action potentials, *Acta Physiol. Scand.*, 61, Supp. 226, 1-96, 1964
- 76. Elharrar, V., Lovelace, D.E. (1979).** On-line analysis of intracellular electrophysiological data using a microcomputer system, *Automated Analysis of Cardiac Action Potentials*, American Physiological Society 1979, H403-H408
- 77. Elias, A., Pattichis, C.S., Fincham, W., Middleton, L.T. (1993).** Autoregressive Spectral Analysis of Motor Unit Action Potentials, *Proceedings of the International Conference on Digital Signal processing*, Nicosia, Cyprus, 14-16 July, 1993, p.292-297
- 78. Elias, A., Pattichis, C.S., Fincham, W. (1994).** Motor unit action potential feature selections, *Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering*, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994, p.545-550,
- 79. Fetterolf, J. (1980).** Transmission-line methods speed 1-ns data along, *Electronic design*, June 21, 1980, p.95-99
- 80. French, A.S. (1980).** Coherence Improvement in White Noise Analysis by the Use of a Repeated Random Sequence Generator, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol. BME-27, No.1, Jan. 1980
- 81. Fuglevand, A.J., Winter, D.A., Patla, A.E., Stashuk, D. (1992).** Detection of motor unit action potentials with surface electrodes: influence of electrode size and spacing, *Biol. Cyb.* 67, 143-153
- 82. Fuglsang-Frederiksen, A. (1989).** Interference EMG analysis, in *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p. 161-179
- 83. Fukushima, K. (1973).** A Model of Associative Memory in the Brain, *Kybernetik*, 12, 58-63, 1973

- 84. Fulton, R. (1963).** Fiziologie medicală și biofizică, Ed. medicală, București, 1963
- 85. Gandy, M., Johnson, S.W., Lynn, P.A., Reed, G.A.L. (1980).** Acquisition and analysis of electromyographic data associated with dynamic movements of the arm, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1980, 18, p.57-64
- 86. Ganong, W.E. (1991).** Review of Medical Physiology, Prentice Hall International, 1991
- 87. Gârlaşu, S. (1978).** Prelucrarea în timp real a semnalelor fizice, Ed. Scrisul românesc, Craiova, 1978
- 88. George, R.E. (1970).** The summation of muscle fibre action potentials, *Med. & Biol. Eng.*, 8, 357-365, 1970
- 89. Gerber, A., de Figueiredo, R.J.P. (1983).** MAP Detection and ML Estimation of Signals Overlapping in Time and Frequency for both Gaussian and Laplacian Noise , *IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Boston, Mass., April 14-16, 1983
- 90. Gerstein, G.L., Clark, W.A. (1964).** Simultaneous studies of firing patterns in several neurons, *Science*, vol.143, p.1325- 1327, 1964
- 91. Gilai, A.N. (1989).** Analysis of turns and amplitude in EMG, în *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p. 143-160
- 92. Gilgor, T.D., Pollicec, A., Bartoș, O., Golian, V. (1988).** Aparate electronice medicale, Ed. Dacia, Cluj-Napoca, 1988
- 93. Godaux, E. (1989).** Electromyographic-Semeiologie et physiopathologie, *Mason*, Paris, 298-300
- 94. Goovaerts, H.G., Ros, H.H., van den Akker, T.J., Schneider, H. (1976).** A Digital QRS Detector Based on the Principle of Contour Limiting, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, March 1976, p.154-160
- 95. Graeme, J.G. (1973).** Applications of operational amplifiers. Third generation techniques, New York London, McGraw Hill , 298-300
- 96. Graupe, D. (1989).** EMG Pattern Analysis for Patient-Responsive Control of FES in Paraplegics for Walker-Supported Walking, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.7, July 1989, p.711-719
- 97. Grieve, D.W., Cavanagh, P.R. (1973).** The Quantitative Analysis of Phasic

Electromyography and Clinical Neurophysiology, ed. J.E.Desmedt, Vol.2, pp. 489-496 (Karger, Basel 1973)

98. **Guyton, A.C. (1986)**. Textbook of Medical Physiology, Igaku / Saunders, 1986
99. **Hakanson, C.H. (1956)**. Conduction velocity and amplitude of the action potential as related to circumference in the isolated fibre of frog muscle, Acta Physiol. Scand., 37, 14-34
100. **Handa, Y., Hoshimiya, N., Iguchi, Y., Oda, T. (1989)**. Development of Percutaneous Intramuscular Electrode for Multichannel FES System, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.705 - 710
101. **Hassani, M., Fachrudin, I., Hubin, M. (1994)**. Pattern Recognition of ECG Waveforms Using Wavelet Transform: Experimental results in the Sudden Infant Death Syndrome Monitoring, Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994, p.212-216
102. **Heinonen, P., Malmivuo, J., Neuvo, Y. (1981)**. Digital Filter for Line Frequency Interference, Proc.of 5th Nordic Meeting on Med. and Biol.Eng., Linkoping, Sweden 1981, p.31-33
103. **Herlufsen, H. (1985)**. Dual channel FFT analysis, in Digital Signal Analysis, Using Digital Filters and FFT Techniques, Bruel & Kjaer, 1985
104. **Helal, J.N., Duchene, J. (1989)**. A Pseudoperiodic Model for Myoelectric Signal During Dynamic Exercise, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol. 36, No.11, Nov.1989, p.1092-1097
105. **Helal, J.N., Bouissou, P. (1992)**. The Spatial Integration Effect of Surface Electrode Detecting Myoelectric Signal, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.39, No.11, Nov.1992, p.1161-1166
106. **Hogan, N., Mann, R.W. (1980)**. Myoelectric Signal Processing: Optimal Estimation Applied to Electromyography, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-27, No.7, July 1980, p.382-410
107. **Hombach, V., Hilger, H.H. (1981)**. Signal Averaging Technique in Clinical Cardiology, Int.Symp, Cologne, May 7-9 1981, F.K.Schattauer Verlag Stuttgart-New-York 1981, p.3-14
108. **Hoshimiya, N., Naito, A., Yajima, M., Handa, Y. (1989)**. A Multichannel FES System for the Restoration of Motor Functions in high Spinal Cord Injury Patients A

Respiration- Controlled System for Multipoint Upper Extremity, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.754-760

109. Inbar, G.F., Allin, F., Paiss, O., Kranz, H. (1986). Monitoring surface EMG spectral changes by the zero crossing rate, Medical & Biological Eng. & Comput., January 1986

110. Ionescu, D. (1981). Codificare și coduri, Editura Tehnică, București, 1981, p.101-121

111. Jacobs, M.H., Rao, S.S., Jose, G.V. (1989). Parametric Modelling of Somatosensory Evoked Potentials, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.3, March 1989, p.392-463

112. Jabre, J.F. (1989). The study of local and global changes in the motor unit using concentric macro EMG, în Computer-Aided Electromyography and Expert Systems, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p.241-247

113. Jaeger, R.J., Yarkomy, G.M., Smith, R.M. (1989). Standing the Spinal Cord Injured Patient by Electrical Stimulation: Refinement of a Protocol Clinical Use, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.720-727

114. Jansen, J.K.S., Fladby, T. (1990). The perinatal reorganization of the innervation of skeletal muscle in mammals. Prog. Neurobiol. 34: 39-90

115. Jervis, B.W., Coelho, M. (1989). Spectral analysis of EEG responses, Med. & Biol. Eng. & Computing, May 1989, p.230-238

116. Johnson, H.R., Ward, L.C. (1990). Microcomputer-based system for monitoring motor activity, Med. & Biol. Eng. & Comput. 1990, 28, 74-76

117. Johnson, M.W., Peckham, P.H. (1990). Evaluation of Shoulder Movement as on Command Central Source, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.37, No.9, Sep.1990, p.876-885

118. Johnson, S.W., Reed, G.A.L., Lynn, P.A., Miller, J.S.G. (1981). Identification of the stretch reflex using pseudorandom excitation: electromyographic response to displacement of the human forearm, Med. & Biol. Eng. & Comput., 1981, 19, p. 195-207

119. Jones, N.B., Lago, P.J.A. (1981). Dynamic Estimators of Muscle Force from the EMG, Coll. Neuromuscular Control Systems, St. Thomas' Hospital, 22 Sept.1981, p.6.1-6.7

120. Jones, N.B., Lago, P.J.A. (1982a). Spectral analysis and the interference EMG,

- 121. Jones, N.B., Lister, P.F., Lago, P.J.A., De O. Restivo, F.J. (1982b).** Microcomputer - based electromyographic signal analysis, *Med.& Biol. Eng.& Comput.*, 1982, 20, p.649-652
- 122. Jones, N.B., Lago, P.J.A. (1988).** Dynamical Models of Muscles Using EMG-Force Data, Cabelli, C., Mariani, L.(ed.), *Modelling and Control in Biomedical Systems*, IFAC Symposium, Venice, 6-8 April 1988, p.483-488
- 123. Jones, N.B., Lago, P.J.A., Parekh, A. (1990).** Classification of Point Processes Using Principal Component Analysis, in *Mathematics in Signal Processing II*, Clarendon Press, Oxford 1990, p.370-384
- 124. Kamen, G., DeLuca, C.J. (1989).** Motor unit firing behaviour in the aged, in *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p.231-239
- 125. Katz, B. (1966).** Nerve, muscle and synapse, Mc. Graw- Hill Book Co., 1966
- 126. Kantor, G., Robinson, C.J. (1989).** Introduction to a Special Issue on Functional Electrical Stimulation, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, vol.36, No.7, July 1989
- 127. Kelly, D.G. (1990).** Stability in Contractive Nonlinear Neural Networks, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.37, No.3, March 1990, p.231-242
- 128. Kelly, M.F., Parker, P.A., Scott, R.N. (1990).** The Application of Neural Networks to Myoelectric Sygnal Analysis: A Preliminary Study, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.37, No.3, March 1990, p.221-230
- 129. Khang, G., Zajoc, F.E. (1989).** Paraplegic Standing Controlled by Functional Neuromuscular Stimulation: Part II- Computer Simulation Studies, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.9, Sep.1989, p.885-894
- 130. Kilgore, K.L., Peckham, P.H., Thrope, G.B., Keith, M.W., Gallaher- Stone, Karen A. (1989).** Synthesis of Hand Grasp Using Functional Neuromuscular Stimulation, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.7, July 1989, p.761-770
- 131. Kohonen, T. (1984/1988).** Self-Organization and Associative Memory, 2nd ed., Springer Verlag, Heidelberg
- 132. Klaus, G., Zajoc, F.E. (1989).** Paraplegic Standing Controlled by Functional Neuromuscular Stimulation: Part I Computer Model and Control-System Design, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.9, Sept. 1989, p.873-884

- 133. Kleissen, R.F.M., Hermens, H.J., den Exter, Th., de Kreek, J.A., Zilvold, G. (1989).** Simultaneous measurement of surface EMG and movements for clinical use, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, May 1989, p.291-297
- 134. Knaflitz, M., Merletti, R., DeLuca, C.J. (1990).** Inference of motor unit recruitment order in voluntary and electrically elicited contractions, *J. Appl. Physiol.* 68(4): 1657-1667, 1990
- 135. Kopec, J., Hausmanowa-Petrusewicz, L., Rawski, M., Wolynski, M. (1973).** Automatic Analysis in Electromyography, in *New Developments in Electromyography and Clinical Neurophysiology*, ed. J.E. Desmedt, Vol.2, pp.477-481 (Karger, Basel 1973)
- 136. Kudina, L.P., Alexeeva, N.L. (1992).** Repetitive doublets of human motoneurons: analysis of interspike intervals and recruitment pattern, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 85(1992): 243-247
- 137. Kudina, L.P., Churikova, L.I. (1990).** Testing excitability of human motoneurons capable of firing double discharges, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 1990, 75:334-341
- 138. Kunze, K. (1973).** Quantitative EMG Analysis in Myogenic and Neurogenic Muscle Diseases, in *New Developments in Electromyography and Clinical Neurophysiology*, ed. J.E. Desmedt, Vol.2, pp.469-476 (Karger, Basel 1973)
- 139. Lago, P., Jones, N.B. (1977).** Effect of motor-unit firing time statistics on e.m.g. spectra, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1977, 15, p.648-655
- 140. Lago, P.J.A. (1981).** Low frequency spectral analysis of the EMG, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1981, 19, p.779-782
- 141. Lago, P.J.A., Jones, N.B. (1982).** Note on the spectral analysis of neural spike trains, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1982, 20, p.44-48
- 142. Lago, P.J.A., Jones, N.B. (1983).** Turning points spectral analysis of the interference myoelectric activity, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1983, 21, p.333-342
- 143. Lago, P.J.A., Jones, N.B. (1984a).** Parameter estimation of system dynamics with modulation-type noise-application to the modelling of the Dynamic relationship between the EMG and force transients in muscle, *IEEE Proceedings*, Vol.131, Pt.D, No.6, Nov.1984, p.221-228
- 144. Lago, P.J.A., Jones, N.B., Rocha, A.P. (1984b).** Characterization of the complexity of the action potential through spectral analysis, *Digital Signal Processing - 84*, V. Capellini and A-G. Constantinides (eds.), (North-Holland), 1984, p.684-690

- 145. Lago, P.J.A., Rocha, A.P., Jones, N.B. (1989a).** Covariance Density Estimation for Autoregressive Spectral Modelling of Point Processes, *Biol.Cybernetics*, 61, 195-203, 1989
- 146. Lago, P.J.A. (1989b).** Muscles : Dynamic Models, in *Systems & Control Encyclopedia* (M.G.Singh ed.), Pergamon Press, 1989, p.3243-3248
- 147. Lago, P.J.A. (1990a).** A First Order Approximation to the Open-Loop Stochastic Control of Pharmacokinetic Systems, *Decision Support for Patient Management: Measurement, Modelling and Control (IFAC)*, 1990, p.161-167
- 148. Lago, P.J.A., Rocha, A.P., Jones, N.B. (1990b).** Autoregressive Spectral Analysis of Point Processes, in *Mathematics in Signal Processing II*, Clarendon Press, Oxford, 1990, p.386-396
- 149. Ledley, R.S. (1965).** Use of Computers in Biology and Medicine, New York: McGraw-Hill, 1965, p. 340
- 150. Lee, R.G., White, D.G. (1973).** Computer Analysis of Motor Unit Action Potentials in Routine Clinical Electromyography, in *New Developments in Electromyography and Clinical Neurophysiology*, ed. J.E.Desmedt, Vol.2, pp.454-461 (Karger, Basel 1973)
- 151. Le Fever, R.S., Xenakis, A.P., De Luca, C.J. (1972).** A Procedure for Decomposing the Myoelectric Signal Into Its Constituent Action Potentials- Part II: Execution and Test for Accuracy, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.29, No.3, March 1982, p.158-164
- 152. Levkov, Ch.L., Michov, G., Ivanov, R., Daskalov, I.K. (1984).** Subtraction of 50 Hz interference from the electrocardiogram, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1984, 371-373
- 153. Levkov, Ch.L. (1989).** Fast integer coefficient FIR filters to remove the AC interference and the high-frequency noise components in biological signals, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* May 1989, p.330-332
- 154. Lippens, F., Savard, P., Shenasa, M. (1989).** Performance Degradation of the Coherent Averaging Technique by a Molding Effect, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.8, Aug.1989, p.856- 857
- 155. Liddell, E.G.T., Sherrington, C.S. (1925).** Recruitment and some other factors of reflex inhibition, *Proc. R. Soc. Lon. (Biol.)* 97, 488- 518
- 156. Lippold, E.C.J. (1952).** The relation between integrated action potentials in a human muscle and its isometric tension, *J.Physiol.*, vol.177, p.492-499, 1952

- 157. Lippold, O.C.J., Redfearn, W.T., Vuco, J. (1957).** The rhythmical activity of groups of motor units in the voluntary contraction of a muscle, *J. Physiol.*, vol.137, p.473-487, 1957
- 158. Lo Conte, Loredana, R., Merletti, R., Sandri, G.V. (1994).** Hermite Expansions of Compact Support Waveforms: Applications to Myoelectric Signals, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 41, No. 12, Dec. 1994
- 159. Loudon, G.H., Sehmi, A.S., Jones, N.B. (1990a).** Intelligent Classification in EMG Decomposition, COMADEM'90
- 160. Loudon, G.H., Jones, N.B., Sehmi, A.S. (1990b).** Intelligent Decomposition and Interpretation of Myoelectric Signals, 6th International Conference on Biomedical Engineering, Singapore, 1990
- 161. Lynn, P.A. (1977).** On-line digital filters for biological signals: some fast designs for a small computer, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, September 1977, p.534-540
- 162. Mabilde, C. (1980).** Peak detector-memory system for electrophysiological signals, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1980, 18, p.791-793
- 163. Maeda, K., Yagi, T., Noguchi, A. (1980).** Induced Excitation and Synchronization of Nerve Impulses in Two Parallel Unmyelinated Fibers, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-27, No.3, March 1980, p.139-145
- 164. Malek, A.M., Mark, R.G. (1989).** Functional Electrical Stimulation of the Latissimus Dorsi Muscle for Use in Cardiac Assist, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.7, July 1989, p.781- 788
- 165. Malik, N.R. (1980).** Microcomputer realisations of Lynn's fast digital filtering designs, *Med.& Biol.Eng.& Comput.* 1980,18, 638-642
- 166. Marble, A.E., Zayezdny, A.M. (1989).** Adaptive numerical smoothing: an efficient method of conditioning physiological signals, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, March 1989, p.171-180
- 167. Markowitz, M.C. (1990).** Microprocessor Directory, EDN., Nov.22, 1990, p.90-190
- 168. McArdle, J.J. (1975).** Complex endplate potentials at regenerating neuromuscular junction of the rat, *Exp. Neurol.* 49: 629-638
- 169. Mc Dermott, H. (1989).** An Advanced Multiple Channel Cochlear Implant,

170. Mc Gill, K.C., Dorfman, L.J. (1984). High resolution Alignment of Sampled Waveforms, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.BME-31, No.6, June 1984, p.462-468

171. McNeal, D.R., Baker, L.L., Symons, J.T. (1989a). Recruitment Data for Nerve Cuff Electrodes: Implications for Design of Implantable Stimulators, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.3, March 1989, p.301-308

172. McNeal, D.R., Nakai, R.J., Meadows, P., Tre, W. (1989b). Open-Loop Control of the Foecly-Swinging Paralyzed Leg, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.9, Sep.1989, p.895-905

173. Meadows, P.M., McNeal, D.R. (1989). A Four-Channel IBM PC/AT Compatible Biphasic Pulse Generator for Nerve Stimulation, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.802-805

174. Mendanca, T.F., Lemos, J.M., Lago, P.J.A. (1990). Long-range adaptive control of muscle relaxation with input constraints, Decision Support for Patient Management: Measurement, Modelling and Control (IFAC), 1990, p.231-241

175. Merletti, R., DeLuca, C.J. (1989). Crosstalk in surface electromyography, in Computer-Aided Electromyography and Expert Systems, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p.137-142

176. Metting van Rijn, A.C., Peper, A., Grinbergen, C.A. (1990). High-quality recording of bioelectric events Part 1: Interference reduction, theory and practics, Med. & Biol. Eng. & Comput. 1990, 28, 389-397

177. Miller, L.J., Peckham, P.H., Keith, M.W. (1989). Elbow Extension in the C5 Quadriplegic Using Functional Elbow Neuromuscular Stimulation, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.771-780

178. Mischelevich, D.J. (1970). On-line real-time digital computer separation of extracellular neuro-electric signals, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-17, p.147-150, 1970

179. Missiuro, W., Kirschner, H., Koszlovski, S. (1962). Electromyographic manifestations of fatigue during work of different intensity, Acta Phys. Pol., vol.13, p.11-20, 1962

180. Miyano, H., Masuda, T., Sadoyama, T. (1980). A Note on the Time Constant in Low-Pass Filtering of Rectified Surface EMG, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-27, No.5, May 1980, p.274-278

- 181. Monster, A.W. (1980).** A System for the Rapid Acquisition of Surface Potential Maps of Human Skeletal Muscle Motor Units, *IEEE Trans.on Biomed. Eng.*, vol. BME-27, No.2, Feb.1980, p.110-112
- 182. Moore, A.D. (1967).** Synthesized EMG waves and their implications, *Amer. J. Phys. Med.*, 40, 1302-1316, 1967
- 183. Moore, R.D., Chaykowsky, O.C. (1980).** Modern Signal Processing Technique for Optimal Signal to Noise Ratios, Technical Bulletin 109, Princeton Applied Research Corp., New Jersey, 1963, p.1-5
- 184. Moore, K.B., Kimball, T., Steadman, B. (1990).** Silver-Silver Chloride Plunge Electrode Needles and Chloriding Monitor, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.37, No.5, May 1990, p.532-542
- 185. Morgan, R.M., Markell, C.S., Feller, R.F. (1987).** A Microcomputer Exercise on Muscle Physiology, *Journal of College Science Teaching XVII(1)*, Sept. / Oct., 1987
- 186. Mortara, D.W. (1976).** Digital Filters for ECG Signals, Progress Report 5(1976), p.511-514
- 187. Murray, T.M., Jr., Jones, W.T., Sanders Cathy (1980).** A Real-Time Microprocessor - Based ECG Contour Analysis System Utilising Decision Tables, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-27, No.7, July 1980, p.358-363
- 188. Nagata, S., Arsenault, A.B., Gagnon, D., Smyth, G., Mathieu, P.A. (1990).** EMG Power spectrum as a measure of muscular fatigue at different levels of contraction, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1990, 28, 374-378
- 189. Nakamura, M., Suzuki, Y., Kobayashi, S. (1990).** A Method for Recovering Physiological Components from Dynamic Radionuclide Images Using the Maximum Entropy Principle: A Numerical Investigation, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.9, Sept.1990, p.906-917
- 190. Nandedkar, S.D., Barkhaus, P.E., Sanders, D.B., Stalberg, E .V. (1988a).** Analysis of amplitude and area of concentric needle EMG motor unit action potentials, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Elsevier, 1988, 69:561-567
- 191. Nandedkar, S.D., Sanders, D.B., Stalberg, E.V., Andreassen (1988b).** Simulation of concentric needle EMG motor unit action potentials, *Muscle & Nerve*, Vol. 11, No.2, 151-159

192. **Nandedkar, S.D., Sanders, D.B. (1989).** Median averaging of electromyographic motor unit action potentials: comparison with other techniques, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, November 1989, p.566-571
193. **Negoțică, C.V., Ralescu, D.A. (1974).** Mulțimi vagi și aplicațiile lor, Editura Tehnică, București, 1974, p. 13-57
194. **Neocleous, C.C., Schizas, C. N. (1994).** A PC Based Neural Network Medical diagnostics System, *Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994*, p.143-147
195. **Neșțianu, V. (1959).** Cercetări electrografice recente în fiziologia scoarței cerebrale, *Cul. șt. și monog. de Neuro.*, Vol.1, Ed. Acad. RPR, 1959
196. **Neșțianu, V., Tărăță, M., Ivănescu, M. (1978).** Metodă și aparat pentru studiul cantitativ al miogramei, *Brevet OSIM nr.70610, București, 21.06.1978*
197. **Neșțianu, V., Tărăță, M., Bălșianu, F. (1981a).** A New Method for the Quantitative Analysis of the Myoelectric Spikes Synchronisation, *Neurology and Psychiatry*, 4, Tome 19, Ed. Academiei R.S.R., 1981, p.283-288
198. **Neșțianu, V., Tărăță, M. (1981b).** Metodă și circuit electronic pentru analiza cantitativă a miogramei, *Brevet OSIM 77109, București, 22.04.1981*
199. **Neșțianu, V., Tărăță, M., Bălșianu, F. (1982).** Un program de diagnosticare a anemiilor cu calculatorul, al III lea Simpozion 'Contribuții la dezvoltarea aparatului electronic medical', Timișoara 17-18 Noi. 1982, p.221 - 228
200. **Neșțianu, V., Carp, C., Tărăță, M., Mihailescu (1983).** Electrocardiograma fascicolului HIS. Metoda neinvazivă de suprafață. Sesiunea științifică a Academiei de Științe Medicale, Spitalul Clinic Fundeni, București 27 Mai 1983
201. **Neșțianu, V., Tărăță, M., Popescu, G. (1993).** The Computerized Analysis of the Spontaneous EMG Activity in Neuromuscular Hyperexcitability, *XXXII Congress of the International Union of Physiological Sciences, Glasgow, August 1-6th 1993*, 170.32 / P. 47
202. **Neșțianu, V., Tărăță, M., Bistriceanu, M., Popescu, G., Șurlin, V., Lichiardopol, Corina (1994a).** EMG Modifications in Conditions of Neuromuscular Hyperexcitability, *Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994*, 445-449
203. **Neșțianu, V., Tărăță, M., Bistriceanu, M., Popescu, G., Șurlin, V., Neșțianu, A. (1994b).** Quantitative results on the spontaneous EMG activity in spasmophilia,

VIIth European Congress of Clinical Neurophysiology, Budapest, Hungary, 8-9 July 1994, P022 p.39

204. Nygard, M.E., Hulting, J. (1976). Recognition of Ventricular Fibrillation Utilizing the Power Spectrum of the ECG, Progress Report 5 (1976), p.393-397

205. O'Donnell, R.D., Rapp, J., Berkhout, J., Adey, W.R. (1973). Autospectral and coherence patterns from two locations in the contracting biceps, Electromyography Clin. Neurophysiol. 13, 259-269, 1973

206. Paclga, J.E., Richard, P.D., Scott, R.N. (1980). Error rate in five-state myoelectric control systems, Med. & Biol. Eng. & Comput. 1980, 18, p.287-290

207. Pan, Z.S., Zhang, Y., Parker, P.A. (1989). Motor unit power spectrum and firing rate, Med. & Biol. Eng. & Comput., 1989, 27, p.14-18

208. Parker, P.A., Scott, R.N. (1973). Statistics of the myoelectric signal from monopolar and bipolar electrodes, Med. & Biol. Eng. & Comput., Sept.1973, p.591-596

209. Parker, P.A., Stullen, J.A., Scott, R.N. (1977). Signal Processing for the Multistate Myoelectric Channel, Proc. of the IEEE, No.5, May 1977, p.662-674

210. Pattichis, C.S., Spyrou, S., Constantinou, R., Schizas, C.N., Middleton, L.T. (1993). Bispectral Analysis of the EMG Interference Pattern: Preliminary Findings, Proceedings of the International Conference on Digital Signal processing, Nicosia, Cyprus, 14-16 July 1993, p.298-303

211. Pattichis, C.S., Constantinides, A. G. (1994). Medical Imaging with Neural Networks, Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994, p.500-509

212. Pattle, R.E. (1971). The external action potential of a nerve or muscle fiber in an extended medium, Phys. Med. Biol., 16, 673-685, 1971

213. Person, R.S., Mishin, L.N. (1964). Auto and cross-correlation analysis of the electrical activity of muscles, Med.& Biol. Eng.2, 155-159, 1964

214. Petajan, J.H. (1974). Clinical Electromyographic Studies of Diseases of the Motor Unit, in Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1974, 36:395-401

215. Petrofsky, J.S. (1980). Filter bank analyser for automatic analysis of the e.m.g., Med. & Biol. Eng. & Comput. 1980, 18, p.585-590

- 216. Petrofsky, J.S. (1982).** Isometric exercise and its clinical implications, Charles Thomas Publisher, Springfield, Illinois, Colorado, 1982
- 217. Plonsey, R. (1990).** Effect of intracellular anisotropy on electrical source determination in a muscle fibre, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1990, 28, 312-316
- 218. Pollak, V. (1971).** The waveshape of action potentials recorded with different types of electromyographic needles, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, Vol.9, pp.657-664, Pergamon Press, 1971
- 219. Policec, A., Gligor, T.D., Ciocloada, G. (1983).** *Electronică Medicală*, Editura Dacia, Cluj-Napoca, 1983
- 220. Pop, E., Stolca, V. (1977).** *Principii și metode de măsurare numerică*, Ed. Facla, Timișoara, 1977
- 221. Popovic, D., Tomovic, R., Schwirtlich, L. (1989).** Hybrid Assistive System - The Motor Neuroprosthesis, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.36, No.36, July 1989, p.729-737
- 222. Proakis, J.G., Manolakis, D.G. (1988).** *Introduction to Digital Signal Processing*, Collier McMillan, London
- 223. Prochazka, V.J., Conrad, B., Sinderman, F. (1973).** Computerized Single-Unit Interval Analysis and its Clinical Application, in *New Developments in Electromyography and Clinical Neurophysiology*, ed.J.E.Desmedt, Vol.2, pp.462-468 (Karger, Basel 1973)
- 224. Quinzel, R.A. (1990).** DSP Software handles varied applications, *EDN.*, Dec.6, 1990, p.194-198
- 225. Rababy, N., Kearney, R.E., Hunter, I.W. (1989).** Method for EMG conduction velocity estimation which accounts for input and output noise, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, March 1989, p.125- 129
- 226. Rabiner, L.R., Gold, B. (1975).** *Theory and Application of Digital Signal Processing*, PRENTICE-HALL, INC. Englewood Cliffs, New Jersey, 1975
- 227. Racz, G.B., Heavner, J.E. (1989).** Comments on A Spiral Nerve Cuff Electrode for Peseplural Nerve Stimulation, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.11, Nov.1989, p.1140-1141
- 228. Radu, H., Radu, A. (1971a).** Quantitative Electromyography, in *Revue Roumaine de Neurologie*, 1971, 8, 2, p.91-98

- 229. Radu, H. (1971b).** Condiționarea morfo-metabolică a electromiogramei patologice, Teza de doctorat, I.M.Timișoara, 1971
- 230. Radu, O., Săndulescu, Gh. (1979).** Filtre numerice, Ed. Tehnică, București 1979
- 231. Randall, R.B., Upton, R. (1978).** Digital Filters and FFT Technique in Real-Time Analysis in Digital Signal Analysis, TR No.1-1978, Bruel & Kjaer, Jan.1985, p.45-68
- 232. Randall, R.B., Hee, J. (1985).** Cepstrum Analysis, în Digital Signal Analysis, TR No.3- 1981, Bruel & Kjaer, Jan.1985, p.161-198
- 233. Rasmussen, C. E., Willshaw, D.J. (1993).** Presynaptic and postsynaptic competition in models for the development of neuromuscular connections, Biol. Cybernetics 68: 409-419
- 234. Rattay, F. (1989).** Analysis of Models for Extracellular Fiber Stimulation, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.36, No.7, July 1989, p.676-682
- 235. Reddy, S.N., Dumpala, S.R., Sarna, S.K., Northcott, P.G. (1981).** Pattern Recognition of Canine Duodenal Contractile Activity, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.BME-28, No.10, October 1981, p.696-700
- 236. Redfern, P. A. (1970).** Neuromuscular transmission in newborn rats. J. Physiol. (London) 209:701-709
- 237. Rex, R.L., Roberts, G.T. (1969).** Correlation, Signal Averaging and Probability Analysis, Hewlett-Packard Journal, Nov.1969, p.2-8
- 238. Richardson, J.M., Murphy, V.K., Haywood, L.J. (1979).** Effect of Random Frequency Modulation on ECG Power Spectra, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-26, No.2, February 1979, p.109-112
- 239. Richfield, E.K., Cohen, B.A., Albers, J.W. (1981).** Review of Quantitative and Automated Needle Electromyographic Analyses, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.BME-28, No.7, July 1981, p.506-514
- 240. Rocha, A.P., Lago, P.J., Vlana Pinheiro, A. (1987).** Characterization of the turning points spectral density of the EMG, Digital Signal Processing- 87, V. Cappellini and A.G. Constantinides(eds), (North Holland), 1987, p.573-578
- 241. Rogers, S.K., Kabrisky, M. (1991).** An Introduction to Biological and Artificial Neural Networks for Pattern Recognition, SPIE OPTICAL ENGINEERING PRESS, Washington USA, 1991

- 242. Rosenfalck, P. (1969).** Intra and extracellular potential fields of active nerve and muscle fibers, *Acta Physiol.Scandinav.*, Supp.321, 1-168, 1969
- 243. Roy, S.H., DeLuca, C.J. (1989).** Evolving characteristics of the median frequency of the EMG signal, in *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p. 205-221
- 244. Sanderson, A.C. (1980a).** Input-Output Analysis of an IPFM Neural Model: Effects of Spike Regularity and Record Length, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.BME-27, No.3, March 1980, p.120-131
- 245. Sanderson, A.C. (1980b).** Adaptive Filtering of Neuronal Spike Train Data, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.BME-27, No.5, May 1980, p.271-274
- 246. Saranumi, N., Beneken, J.E.W., Blom, J.A. (1981).** Detection of Trends Using a Modified Kalman Filter, *Proc.5th Nordic Meeting on Med.and Biol.Eng.*, Linköping, Sweden 1981, p.37-39
- 247. Scott, R.N., Thompson, G.B. (1969).** An Improved Bipolar Wire Electrode for Electromyography, *Med.& Biol.Eng.& Comput.*, Vol.7, p.677-678, Pergamon Press, 1969
- 248. Scott, R.N., Brittain, R.H., Caldwell, R.R., Cameron, A.B., Dunfield, V.A. (1980).** Sensory-feedback system compatible with myoelectric control, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1980, 18, p.65-69
- 249. Sehmi, A.S., Jones, N.B., Robinson, N.L. (1989).** Computer-Assisted Analysis of Evoked Transients, Submitted for COMADEM'89 (Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management), Birmingham, Sept.1989
- 250. Sehmi, A.S., Loudon, G.H., Jones, N.B., Kabay, S. (1990).** Knowledge-Based Systems in Neuroelectric Signal Processing and Interpretation, 1990
- 251. Sharrard, W.J.W. (1955).** The distribution of the permanent paralysis in the lower limb in polyomyelitis, *Journal of Bone and Joint Surgery*, 38B, 540-558
- 252. Sherrington, C.S. (1929).** Some functional problems attaching to convergence. *Proc. roy. Soc. B*, 105, 332-62
- 253. Shiavi, R., Negin, M. (1975).** Stochastic properties of motoneuron activity and the effect of muscular length, *Biol. Cybern.*, vol.19, p.231-237, 1975
- 254. Shwedyk, K.E., Balasubramanian, R., Scott, R.N. (1977).** A Nonstationary Model for the Electromyogram, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol.24, No.5,

Sept.1977, p.417-424

- 255. Sjøntoft, E. (1988).** A Deconvolution Procedure for Use in Extracting Information in Average Evoked Response EEG Signals, *IEEE Trans.on Biomed. Eng.* vol.BME-27, No.4, April 1988, p.227-230
- 256. Smallwood, R.H., Linkens, D.A., Kwok, H.L., Stoddard, C.J. (1980).** Use of autoregressive- modeling techniques for the analysis of colonic myoelectrical activity in man, *Med. & Biol.Eng. & Computing*, 1980, 18, p.591-600
- 257. Smyth, G., Arsenault, A.B., Nagata, S., Gagnon, D., Mathien, P.A. (1990).** Slope of the EMG / moment relationship as a measure of muscular fatigue: a validation study, *Med.& Biol.Eng. & Comput.*, 1990.26, p.379-383
- 258. Stalberg, E., Antoni, L. (1973).** Computer-aided EMG analysis, in *Computer-aided electromyography*, Desmedt, J.(Ed.), Karger, Basel, p.186-234, 1973
- 259. Stalberg, E., Trontelj, J.V. (1979).** *Single Fibre Electromyography*, Woking, England, Mirvalle Press
- 260. Stalberg, E., Young, R.R. (ed.) (1981).** *Clinical Neurophysiology*, Butterworth & Co. Ltd.
- 261. Stalberg, E. , Bischoff, C., Falck, B. (1994).** Outlyers, a way to detect abnormality in quantitative EMG, *Muscle & Nerve*, 1994, 17:392-399
- 262. Stallmann, F.W., Pipberger, H.V. (1961).** Automatic Recognition of Electrocardiographic waves by Digital Computer, *Circulation Research*, Vol. IX, November 1961, p.1138-1143
- 263. Stashuk, D., DeLuca, C.J. (1989).** Update on the decomposition and analysis of EMG signals, in *Computer-Aided Electromyography and Expert Systems*, ELSEVIER, Amsterdam, 1989, ed. Desmedt, D., p.39-53
- 264. Stevanovska, A., Vodovnik, L., Gros, N., Rebersek, S., Janezic, R. (1989).** FES and Spasticity, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.36, No.7, July 1989, p.738-745
- 265. Stolojanu, Gh., Podaru, V., Cetina, F. (1984).** Prelucrarea numerică a semnalului vocal, Ed. Militară, Bucureşti, 1984
- 266. Studer, R.M., de Figueiredo, R.J.P., Moschytz, G.S. (1984).** An Algorithm for Sequential Signal Estimation and System Identification for EMG Signals, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. Biomed. Eng., BME-31, No.3, March 1984, p.285-294

- 267. Stulen, F.B., DeLuca, C.J. (1981).** Frequency Parameters of the Myoelectric Signal as a Measure of Muscle Conduction Velocity, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. BME-28, No.7, July 1981, p.515-523
- 268. Sweeney, J.D., Ksienki, D.A., Mortimer, J.T. (1990).** A Nerve Cuff Technique for Selective Excitation of Peripheral Nerve Trunk Regions, IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol.37, No.7, July 1990, p.706-715
- 269. Sybul, L. (ed.) (1987).** Adaptive Signal Processing, IEEE Press Inc., New York, 1987
- 270. Tărăță, M. (1981a).** Generarea unor mulțimi fuzzy pentru aproximarea diagnosticului la sisteme dinamice, al III lea Simpozion Național de Analiză Funcțională și Aplicații, Craiova, 6-7 Noiembrie 1981, p.151-158
- 271. Tărăță, M., Vlădoi, M. (1981b).** Dispozitiv electronic pentru conducerea unor procese, Brevet OSIM 78483, 1981
- 272. Tărăță, M., Dragomirescu, D., Zlatian, R. (1982a).** Sistem de achiziție și prelucrare de date cu microcalculatorul M18, a IXa Sesiune de Comunicări Științifice în Domeniul Automatizărilor, 27-28 Mai 1982, București, p.C54
- 273. Tărăță, M., Neșțianu, V., Tercu, C. (1982b).** Sistem SASER pentru analiza cantitativă a electromiogramei dotat cu microcalculator, al III lea Simpozion 'Contribuții la dezvoltarea aparaturii electronice medicale', Timișoara "17-18 Noi.1982, p.214-220
- 274. Tărăță, M., Neșțianu, V., Bălșianu, F. (1983).** Program de prelucrare a electromiogramei cu microcalculator, Simp. "Probleme de informatică și de automatizări în neurofiziologia clinică și experimentală ", Tîrgu Mureș 14-15 Oct. 1983
- 275. Tărăță, M. (1984a).** Un algoritm de conducere fuzzy a unor procese tehnologice, al III lea Simpozion Național de Teoria Sistemelor, Craiova 1984, vol.II, p.406-410
- 276. Tărăță, M., Tercu, C., Georgescu, D., Sendroiu, C. (1984b).** Noi module electronice pentru achiziția datelor din proces, al III lea Simpozion Național de Teoria Sistemelor, Craiova 1984, vol II, p.42-46
- 277. Tărăță, M., Dragomirescu, D., Tercu, C., Georgescu, D., Ochișor, N., Sendroiu, C. (1985a).** Un sistem cu microcalculator pentru achiziția on-line și prelucrarea datelor de la mașini hidraulice testate funcțional ca modele, a X a Sesiune de Comunicări Tehnico Științifice în Domeniul Automatizărilor, București 24-25 Mai 1985, p.D30

- 278. Tărăță, M., Tercu, C., Dragomirescu, D. (1985b).** A New Microcomputer Oriented System for the On-line Acquisition and Processing of Data Achieved from Hydraulic Machines Functionally Tested as Models, THE HYDROTURBO 85 Conference on Hydrodynamic Machines in Power Engineering, Sept.11-13 1985, OLOMOUC, Cehoslavacia, p.269-278
- 279. Tărăță, M., Georgescu, D. (1987a).** O nouă structură pentru transferul de date DMA multiplexat, Sesiunea de Comunicări Științifice "Realizări în domeniul electronicii profesionale", Snagov 3-5 Sept.1987, vol. IV, p.96-99
- 280. Tărăță, M., Georgescu, D., Cojocaru, D., Tudorancea, Mirela (1987b).** Un sistem nou biprocesor pentru achiziția rapidă și prelucrarea semnalelor analogice, Sesiunea de Comunicări Științifice "Realizări în domeniul electronicii profesionale", Snagov 3-5 Sept. 1987, vol. IV, p.105-108
- 281. Tărăță, M., Georgescu, D. (1987c).** Transferul DMA multiplexat, tehnică eficientă pentru testarea în timp real, al VII lea Simpozion de Tehnologii și Echipamente de Testare Automată, 5-6 Noi. 1987, Cluj-Napoca, p.162-167
- 282. Tărăță, M., Georgescu, D., Cojocaru, D., Grosu, Dora, Tudorancea, Mirela (1987d).** Un nou aparat pentru testarea funcțională a inimii, al VII lea Simpozion de Tehnologii și Echipamente de Testare Automată, 5-6 Noi. 1987, Cluj-Napoca, p.243-248
- 283. Tărăță, M., Neștlanu, V., Bălășanu, F. (1988).** O metodă elastică de diagnosticare cu calculatorul folosind concepte fuzzy, al X lea Simpozion Național de Informatică Medicală MEDINF 88, Craiova, Oct. 1988, p.126a
- 284. Tărăță, M., Georgescu, D., Cojocaru, D., Neștlanu, V. (1989).** Un sistem de mediere în timp real pentru prelucrarea semnalelor bioelectrice, Sesiunea de Comunicări Științifice "Realizări în domeniul electronicii profesionale", Snagov, 7-8 Sept. 1989, vol.II, p.V112-V119
- 285. Tărăță, M., Georgescu, D., Mihăilescu, S., Neștlanu, V., Popescu, G. (1991a).** Microsistem electronic pentru prelucrarea automată a electrocardiogramei în experimente pe organe izolate, Simpozionul Național de Informatică Medicală, Medinf'91, Brașov 1991, p.10
- 286. Tărăță, M., Neștlanu, V. (1991b).** Analiza cantitativă a electromiogramei, Referat, Simpozionul Național de Informatică Medicală, Medinf'91, Brașov 1991, p.65
- 287. Tărăță, M., Neștlanu, V., Popescu, G., Săftoiu, A. (1992a).** A Method for the Automatic Analysis of the Spontaneous Firing of Motor Units in Spasmophilia, the IXth

International Congress of Electromyography and Clinical Neurophysiology, Jerusalem, Israel, 12th June 1992, p.251

288. Tărăță, M., Badea, P. (1992b). Alinierea optimă a semnalelor bioelectrice folosind metode de aproximare numerică, al XV lea Simpozion Național de Informatică Medicală MEDINF 92, Satu Mare, p.72

289. Tărăță, M., Neșțianu, V., Popescu, G. (1992c). Prelucrarea numerică a EMG spontane în spasmofilie, al XV lea Simpozion Național de Informatică Medicală MEDINF 92, Satu Mare, p.73

290. Tărăță, M., Popescu, G. (1993a). Un program pentru analiza electromiogramelor de interferență în domeniile timp și frecvență, Conferința națională de biofizică și informatică medicală, Timișoara 3-6 Noi. 1993, p.81

291. Tărăță, M., Badea, P., Popescu, G. (1993b). Două abordări ale problemei diagnosticului la unele sisteme dinamice complexe, Conferința națională de biofizică și informatică medicală, Timișoara 3-6 Noi. 1993, p.86

292. Tărăță, M. (1993c). A New Architecture for an Efficient Acquisition of the EMG Signal, the VIIth International Symposium on Motor Control, Borovets, Bulgaria, June 21-25, 1993, Acta Physiologica Bulgarica, Vol.19, Nr. 1/2, 1993, p.52, in Stuart DG, Gantchev GN, Gurfinkel VS, Wiesendanger M (eds.), Motor Control VII, pp. , Tucson: Motor Control Press (sub tipar)

293. Tărăță, M. (1993d). The Overall Regularity: A Synthetic Criterion to Characterize the Groups of EMG Spikes, the VIIth International Symposium on Motor Control, Borovets, Bulgaria, June 21-25, 1993, Acta Physiologica Bulgarica, Vol.19, Nr. 1/2, 1993, p.53, in Stuart D.G., Gantchev G.N., Gurfinkel V.S., Wiesendanger M. (eds.), Motor Control VII, pp. , Tucson: Motor Control Press (sub tipar)

294. Tărăță, M., Neșțianu, V., Popescu, G. (1993e). A New Approach to Characterize the Spontaneous EMG Activity, the VIIth International Symposium on Motor Control, Borovets, Bulgaria, June 21-25, 1993, Acta Physiologica Bulgarica, Vol.19, Nr. 1/2, 1993, p.53, in Stuart D.G., Gantchev G.N., Gurfinkel V.S., Wiesendanger M. (eds.), Motor Control VII, pp. , Tucson: Motor Control Press (sub tipar)

295. Tărăță, M., Neșțianu, V., Popescu, G. (1993f). An approach (II) to characterize the spontaneous EMG activity, Conferința Națională de Biofizică și Informatică Medicală, Timișoara, 3-6 Noi. 1993, p.79

296. Tărăță, M. (1993g). The overall regularity - a new parameter to characterize the EMG potentials organized in multiplets, Conferința Națională de Biofizică și Informatică Medicală, Timișoara, 3-6 Noi. 1993, p.80

- 297. Tărăță, M. (1993h).** An efficient structure for the acquisition of the electromyographic signal, Conferința Națională de Biofizică și Informatică Medicală, Timișoara, 3-6 Noi. 1993, p.80
- 298. Tărăță, M., Popescu, G. (1993i).** A program to analyze the interference EMG in the time and frequency domains, Conferința Națională de Biofizică și Informatică Medicală, Timișoara, 3-6 Noi. 1993, p.81
- 299. Tărăță, M., Badea, P., Popescu, G. (1993j).** Two approaches to the problem of the diagnostic of certain complex dynamic systems, Conferința Națională de Biofizică și Informatică Medicală, Timișoara, 3-6 Noi. 1993, p.86
- 300. Tărăță, M. (1994a).** The Average Area/Amplitude Ratio (Raa), A Consistent Parameter in the Quantitative Analysis of the Electromyogram, International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994
- 301. Tărăță, M. (1994b).** On the Error Induced by the Acquisition of the Needle Electromyogram Through its Essential Points, Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994, p.43-47
- 302. Tărăță, M. (1994c).** Amplificatoare de bandă largă: MAR-6, Radiocomunicații și radioamatorism, 7/1994, p.7-9
- 303. Tărăță, M., Cutui, M., Neștlanu, V. (1994d).** Analiza electromiografică cantitativă în patologia ortodontică, Conferința națională de Informatică Medicală, Iași, 24-26 Noi. 1994, p.123
- 304. Tărăță, M., Badea, P. (1994e).** Sistem pentru studiul semnalelor EMG, Conferința națională de Informatică Medicală, Iași, 24-26 Noi. 1994, p.126
- 305. Tărăță, M. (1995a).** A New Method of Generating Pattern Dependent Parameters to Describe Signals, se va susține și va apărea in Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing DSP'95, Limassol, Cyprus, 26-28 Iunie 1995
- 306. Tărăță, M. (1995b).** A Fuzzy Approach to the Process of Classifying Signals, se va susține și va apărea in Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing DSP'95, Limassol, Cyprus, 26-28 Iunie 1995
- 307. Tărăță, M., Badea, P. (1995c).** Results on Using a Kohonen Type Neural Network for the EMG Signal Recognition, se va susține și va apărea in Proceedings of the International Conference on Digital Signal Processing DSP'95, Limassol, Cyprus, 26-28 Iunie 1995

- 308. Tărăța, M. (1995d).** New Parameters to Quantitatively Describe the Evolution of the Muscular Fatigue, se va susține și va apărea in Proceedings of MBB'95, Model Based Biomeasurements, Stara Lesna, Slovak Republic, Sept. 6-9, 1995
- 309. Teodorescu, D. (1974).** Sisteme automate, Ed.Facla, Timișoara, 1974
- 310. Teodorescu, D. (1978).** Ingineria biosistemelor, Ed.Facla, Timișoara, 1978
- 311. Thrane, N. (1985a).** The discrete Fourier transform and FFT Analysers, în Digital Signal Analysis, TR No.1-1979, Bruel & Kjaer, Jan.1985, p.87-110
- 312. Thrane, N. (1985b).** Zoom FFT, în Digital Analysis, TR No.2-1980, Bruel & Kjaer, Jan.1985, p.121-160
- 313. Thrane, N. (1985c).** The Hilbert Transform, în Digital Signal Analysis, TR No.3-1984, Bruel & Kjaer, Jan.1985, p.297-310
- 314. Tijkens, G., Janssens, J., Vantrappen, G., de Bondt, F., Vandewalle, J. (1989).** Algorithm for data reduction and automatic analysis of intestinal motility tracings and other smooth biological signals, Med. & Biol.Eng. & Comput. January 1989, p.47-56
- 315. Todorean, G., Costeiu, M., Giurgiu, M. (1994).** Rețele neuronale, ed. Microinformatica, Cluj-Napoca, 1994
- 316. Trahanias, P., Skordalakis, E. (1989).** Bottom-up approach to the ECG pattern - recognition problem, Med. & Biol. Eng. & Comput., May 1989, p.221-229
- 317. Tremblay, G., Le Blanc, A.R. (1985).** Near-Optimal Signal Preprocessor for Positive Cardiac Arrhythmia Identification, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-32, No. 2, 1985, p.141-151
- 318. Upton, R. (1985).** An Objective comparison of Analog and Digital Methods of Real-time Frequency Analysis, în Digital Signal Analysis, TR No.1-1977, Bruel & Kjaer, Jan. 1985, p.19-28
- 319. van den Akker, T.J., Ros, H.H., Koeleman, A.S.M., Dekker, C. (1982).** An On-Line Method for Reliable Detection of Waveforms and Subsequent Estimation of Events in Physiological Signals, Computers and Biomedical Research 15,405-417 (1982)
- 320. van Alste', J.A., Schilder, T.S. (1985).** Removal of Base-Line Wander and Power-Line Interference from the ECG by an Efficient FIR Filter with a Reduced Number of Taps, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol BME-32, No.2, December 1985, p.1052-1060

- 321. van Bommel, J.H., Hengeveld, S.J. (1973a).** Clustering Algorithm for QRS and ST-T Waveform Typing, *Computers and Biomedical Research* 6, 442-456 (1973)
- 322. van Bommel, J.H., Talmon, J.L., Duisterhout, J.S., Hengeveld, S.J. (1973b).** Template Waveform Recognition Applied to ECG/VCG Analysis, *Computers and Biomedical Research* 6,430- 441 (1973)
- 323. van der Locht, H.M., van der Straaten, J.H.M. (1980).** Hibrid amplifier - electrode module for measuring surface electromyographic potentials, *Med.& Biol.Eng.& Comput.* 1980 , 18, p.119-122
- 324. Van der Vliet, G.H., Holsheimer, J. (1980).** Calculation of the conduction velocity of short nerve fibers, *Med. & Biol. Eng. & Comput.* 1980, 18, p.749-757
- 325. Van Mastrigt, R. (1980).** Fitting the Hill Equation to Experimental Data, *IEEE Trans.on Biomed. Eng.*, vol.BME-27, No.7, July 1980, p.413-416
- 326. van Veen, B.K., Rutten, W.L.C., Wallinga, W. (1990).** Influence of a frequency-dependent medium around a network model, used for the simulation of single-fiber action potentials, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1990, 28, p.492-497
- 327. Veltink, P.H., van Alste, J.A., Boom, H.B.K. (1989a).** Multielectrode intrafascicular and extraneural stimulation, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, Jan.1989, p.19-24
- 328. Veltink, P.H., Van Veen, B.K., Struijk, J.J., Holsheimer, J., Boom, H.B.K. (1989b).** A Modelling Study of Nerve Fascicle Stimulation, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, Vol. 36, July 1989, p.683-691
- 329. Viltasalo, J.H., Komi, P.V. (1975).** Signal characteristics of EMG with special reference to reproducibility of measurements, *Acta Physiol. Scandinav.*, vol.93, p.531-539, 1975
- 330. Wani, A.M. (1980).** Synthesising of a motor unit potential based on the sequential firing of muscle fibers, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1980, 18, p.719-726
- 331. Witte, H., Galicki, M., Dorschel, J., Doering, A., Griessback, G., Eiselt, M. (1994).** Optimization of Pre-processing During the Learning process of Neural networks. application in Pattern recognition, *Proceedings of the International Conference on Medical Physics & Biomedical Engineering, MPBE '94, Nicosia, Cyprus, 5 -7 May 1994*, p.217-221
- 332. Yamada, Y., Ishioka, K., Ash, M.M.Jr. (1980).** An Automated Measuring System for EMG Silent Period, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. BME-27, No.7, July 1980, p.410-413

- 333. Yamaguchi, G.T., Zajoc, F.E. (1990).** Restoring Unassisted Natural Gait to Paraplegics Via Functional Neuromuscular Stimulation : A Computer Simulation Study, *IEEE Trans. on Biomed.Eng.*, Vol.37, No.9, Sep.1990, p.886-902
- 334. Zadeh, L.A. (1971).** Similarity Relations and fuzzy Orderings, *Information Sciences* 3 (1971), p. 177-200
- 335. Zadeh, L.A. (1973).** Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 1, January 1973, p.28-44
- 336. Zadeh, L.A. (1976).** A fuzzy algorithmic approach to the definition of complex or imprecise concepts, *Int. J. Man-Machine Studies* (1976) 8, p. 249-291
- 337. Zadeh, L.A. (1977).** Fuzzy Sets, in *Encyclopedia of Computer Science and Technology*, J. Belzer, A. Nolzman, a. Kent (eds.), M. Decker, NY, 1977, p.325-363
- 338. Zadeh, L.A. (1978).** Fuzzy Sets as a basis for a Theory of Possibility, *fuzzy Sets and systems* 1 (1978), p.3-28
- 339. Zadeh, L.A. (1979).** A Theory of Approximate Reasoning, in *Machine Intelligence* 9, J.E. Hayes, D. Michic, L.I. Mikulich (eds.), John Wiley & Sons, Inc., 1979, p.149-194
- 340. Zadeh, L.A. (1979).** Fuzzy sets and Information Granularity, in *Advances in Fuzzy Set Theory and Applications*, M.M. Gupta, R.K.Ragade, R.R. Yager (eds.), North Holland Publishing Company, 1979, p. 3-17
- 341. Zaheer, A. (1980).** FFT algorithms speed digital-signal processing, *Electronic Design*, July 5, 1980, p. 111-118
- 342. Zahn, C.T., Roskjes, R. (1972).** Fourier Descriptors for Plane Closed Curves, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. C-21, no. 3, March 1972
- 343. Zhang, Y.T., Parker, P.A., Scott, R.N. (1988).** A Multichannel Model for Myoelectric Control, *IEEE Eng. in Medicine & Biology Soc.*, 10th Int.Conf., 1988, p.1133-1134
- 344. Zhang, Y.T., Parker, P.A., Scott, R.N. (1990).** Study of the effects of motor unit recruitment and firing statistics on the signal-to-noise ratio of a myoelectric control channel *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, 1990, 28, p.225-231