



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ  
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**

**Αλγόριθμοι Ψηφιακής Επεξεργασίας  
Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος με Στόχο την  
Ταυτοποίηση του Ατόμου**

**Διδακτορική Διατριβή  
Μάρκου Πούλου**

**Πειραιάς 2002**



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ  
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ**

**Αλγόριθμοι Ψηφιακής Επεξεργασίας  
Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος με Στόχο την  
Ταυτοποίηση του Ατόμου**

**Διδακτορική Διατριβή  
Μάριου Πούλου**

**Πειραιάς 2002**



00139210



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ  
ΠΕΙΡΑΙΑ

Συμβουλευτική Επιτροπή:

Επιβλέπων:

Νικόλαος Αλεξανδρής  
Καθηγητής Πανεπιστημίου  
Πειραιώς

Μέλη:

Βασίλειος Χρυσικόπουλος  
Καθηγητής Ιονίου  
Πανεπιστημίου

Άγγελος Ευαγγέλου  
Αναπληρωτής Καθηγητής  
Ιατρικής Σχολής  
Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Τμήμα Πληροφορικής

Διατριβή

Για την απόκτηση Διδακτορικού Διπλώματος  
του τμήματος Πληροφορικής

Μάριου Σ. Πούλου

“Αλγόριθμοι Ψηφιακής Επεξεργασίας  
Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος με Στόχο  
την Ταυτοποίηση του Ατόμου”

Εξεταστική Επιτροπή:

Νικόλαος Αλεξανδρής  
Καθηγητής Πανεπιστημίου Πειραιώς

Βασίλειος Χρυσικόπουλος  
Καθηγητής Ιονίου Πανεπιστημίου

Σωκράτης Κάτσικας  
Καθηγητής Πανεπιστημίου Αιγαίου

Άγγελος Ευαγγέλου  
Αναπληρωτής Καθηγητής  
Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Φώτιος Γεωργιακόδης  
Αναπληρωτής Καθηγητής Πανεπιστημίου  
Πειραιώς

Βασιλική Καλφακάκου  
Αναπληρώτρια Καθηγήτρια Ιατρικής Σχολής  
Πανεπιστημίου Ιωαννίνων

Γεώργιος Τσιχριτζής  
Επίκουρος Καθηγητής Πανεπιστημίου Πειραιώς

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ

ΑΡ. ΕΙΣ.

39910

COI

23009 22646

ΤΑΞΙΝ.

616.813 ΠΟ

ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΗ

**Εκτύπωση - Βιβλιοδεσία**

Εκτυπωτική Αξιών

Γαδύλων 11

Ριζούπολη

Αθήνα

Τηλ. 01(0) 2586011-14

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	9
1.1 Προβλήματα και λύσεις για την αναγνώριση της ταυτότητας του ατόμου	9
1.2 Αντικείμενο και γενικοί στόχοι της διατριβής	10
1.3 Δομή της διατριβής	11
1.4 Συνεισφορά στην ερευνητική περιοχή	13
1.5 Ευχαριστίες	15
2. ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (HEΓ)	19
2.1 Μέθοδος καταγραφής του σήματος HEΓ	19
2.2 Χρησιμοποιούμενα όργανα, συμβατικά και σύγχρονα	21
2.3 Μέθοδος βασικής προ-επεξεργασίας και ερμηνείας του φυσιολογικού HEΓ	23
2.4 Ιστορικά στοιχεία - σημερινή αξία του HEΓ	26
2.5 Το HEΓ ως φορέας γενετικής πληροφορίας	28
2.5.1 Σχέσεις μεταξύ HEΓ και γενετικού κώδικα του ατόμου	30
2.5.1.1 Ανάλυση του HEΓ με οπτικές μεθόδους	30
2.5.1.2 Έρευνες με μονοζυγωτικούς διδύμους	31
2.5.1.3 Έρευνες μεταξύ διδύμων σε μικρές και μεγάλες ηλικίες	32
2.5.1.4 Έρευνες μεταξύ μελών των ιδίων οικογενειών	33
2.5.2 Ανάλυση των HEΓ με παραμετρικές και μη παραμετρικές μεθόδους	34
2.5.2.1 Σύγκριση αποτελεσμάτων φασματικών και οπτικών μεθόδων	36
2.5.2.2 Έρευνες μεταξύ μονοζυγωτικών και διζυγωτικών διδύμων	37
2.5.2.3 Έρευνες μεταξύ μελών των ιδίων οικογενειών	38
2.5.3 Ανάλυση του HEΓ με χαρτογραφικές μεθόδους	40
2.5.3.1 Έρευνες μεταξύ μονοζυγωτικών διδύμων	41
2.5.4 Συμπεράσματα από τη διερεύνηση της γενετικής βάσης του HEΓ	42
2.6 Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως εργαλείο αναγνώρισης του ατόμου	44
2.7 Ανοιχτά προβλήματα	45
2.7.1 Στασιμότητα του HEΓ	45

2.7.2	Ηλικία	47
2.7.3	Τα φάρμακα	47
2.7.4	Οι παθολογίες	48
2.7.5	Το πρόβλημα των πηγών ή το αντίστροφο πρόβλημα	48
3.	ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ και ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ & ΤΑΥΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΗΕΓ	51
3.1	Ορισμός των προβλημάτων	51
3.2	Μέθοδοι προ-επεξεργασίας	52
3.3	Μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών μεγεθών	61
3.3.1	Μη παραμετρικές μέθοδοι Ανάλυσης Φασματικής Ανάλυσης	62
3.3.2	Παραμετρικές μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης	63
3.3.2.1	Γραμμικές Παραμετρικές μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης	63
3.3.2.2	Μη Παραμετρικές γραμμικές μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης	67
3.4	Κατηγοριοποίηση / Ταυτοποίηση	74
3.4.1	Γραμμικές και μη γραμμικές μέθοδοι	74
3.4.2	Μέθοδοι με επίβλεψη και χωρίς επίβλεψη	78
3.4.3	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	81
3.4.3.1	Learning Vector Quantizer (LVQ)	83
3.4.3.2	Νευρωνικό δίκτυο Τύπου Radial Basis Function (RBF)	87
3.4.4	Εμπειρικές μέθοδοι Κατηγοριοποίησης / Ταυτοποίησης	90
3.4.4.1	Η θεμελιώδης αρχή της Μεθόδου	91
3.4.4.2	Ανάπτυξη αλγορίθμου κατασκευής κυρτού πολυγώνου.	95
3.4.4.3	Τομή δύο κυρτών πολυγώνων	97
3.4.4.4	Υλοποίηση αλγορίθμων υπολογιστικής γεωμετρίας	99
4.	ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ -ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ ΗΕΓ	107
4.1	Εξαγωγή χαρακτηριστικών μεγεθών από το σήμα ΗΕΓ	107
4.1.1	Υπάρχουσες μέθοδοι	107
4.1.2	Προτεινόμενες μέθοδοι	110
4.1.3	Σύγκριση ως προς την υπολογιστική πολυπλοκότητα	115

4.2 Κατηγοριοποίηση των σημάτων ΗΕΓ	118
4.2.1 Υπάρχουσες μέθοδοι	119
4.2.2 Προτεινόμενες μέθοδοι	120
4.2.3 Δυνατότητες και υπολογιστική πολυπλοκότητα των μεθόδων	122
5. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ	129
5.1 Παρουσίαση του πειραματικού μέρους της εργασίας	129
5.1.1 Περιγραφή των πειραμάτων - Υλοποίηση των μεθόδων	130
5.1.1.1 Καταγραφές σημάτων ΗΕΓ	130
5.1.1.2 Προ-επεξεργασία	131
5.1.1.3 Κύρια επεξεργασία	132
5.1.1.4 Κατηγοριοποίηση	140
5.1.2 Αποτελέσματα	158
5.1.2.1 Αποτελέσματα ελέγχου με τη μέθοδο CGA	158
5.1.2.2 Αποτελέσματα ελέγχου με τη μέθοδο LVQ	170
5.1.2.3 Αποτελέσματα ελέγχου με τη μέθοδο RBF	191
5.1.3 Συγκριτικός σχολιασμός	198
5.2 Στατιστική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων	199
5.2.1 Αιτιολόγηση	200
5.2.2 Έλεγχοι Αποτελεσμάτων	210
5.2.2.1 Σύγκριση μεθόδων επεξεργασίας	210
5.2.3 Αξιοπιστία των αποτελεσμάτων - εσωτερική και εξωτερική	230
6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ - ΑΝΟΙΧΤΑ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΑ ΠΕΔΙΑ	239
6.1 Συμπεράσματα	239
6.2 Ανοιχτά ερευνητικά πεδία	242
7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΑΝΑΦΟΡΕΣ	247
8 ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ	263
1. Υπολογισμός της ισομορφικής ζώνης ενός ΗΕΓφικού σήματος	263
2. Υπολογισμός Διγραμμικών συντελεστών	266
3. Υλοποίηση Αλγορίθμου Υπολογιστικής Γεωμετρίας (CGA)	271

Πανεπιστήμιο Πειραιώς



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ

1

# ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

### 1.1 Προβλήματα και λύσεις για την αναγνώριση της ταυτότητας του ατόμου

Τα τελευταία χρόνια υπάρχει αυξημένη ερευνητική δραστηριότητα στην κατεύθυνση της αναγνώρισης της ατομικής ταυτότητας ή της ταυτοποίησης του ατόμου. Ιδιαίτερα η ανάγκη αναγνώρισης της ταυτότητας ενός ατόμου ανάμεσα σε άλλα άτομα σύμφωνα με κάποια ιδιαίτερα μοναδικά χαρακτηριστικά του, τα τελευταία έτη έχει γίνει επιτακτική λόγω της παρατηρούμενης διόγκωσης διάφορων κοινωνικών φαινομένων/αναγκών όπως η αύξηση της εγκληματικότητας, ο έλεγχος ασφάλειας πληροφοριακών συστημάτων, η ταχύτερη αναγνώριση ατομικών στοιχείων, η διευκόλυνση τραπεζικών συναλλαγών, η προστασία ιατρικού και οικογενειακού απορρήτου, κ.τ.λ. Για την επίλυση αυτών των προβλημάτων αναπτύχθηκαν διάφορες μέθοδοι. Οι μέθοδοι αυτές χωρίζονται σε δύο είδη:

1. Στη δημιουργία προτύπων αναγνώρισης που στηρίζονται σε ατομικά φυσιογνωμικά ή βιολογικά χαρακτηριστικά, όπως τα δακτυλικά αποτυπώματα, την κόρη οφθαλμού (retinal recognition) [Braccie, κ.α.,1992] την αναγνώριση προσώπου (face recognition) ή και στο ίδιο το DNA του ατόμου. Και αυτές όμως οι περιπτώσεις στερούνται ασφάλειας διότι ενώ τα χαρακτηριστικά είναι μοναδικά για κάθε άτομο, από την άλλη πλευρά εύκολα τα μοναδικά αυτά χαρακτηριστικά μπορούν να υποκλαπούν.
2. Σε πρότυπα αναγνώρισης που στηρίζονται σε κωδικοποίηση βιολογικών σημάτων, όπως π.χ. το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, που

διαπιστωμένα φέρουν γενετική πληροφορία, [Lykken, κ.α., 1974]. Η προσπάθεια όμως εξαγωγής μοναδικών χαρακτηριστικών μειονεκτεί διότι βασίζεται σε στατιστικές μεθόδους. Συγκεκριμένα ενώ η περίπτωση υφαρπαγής του σήματος καθίσταται πρακτικά αδύνατη, η εξαγωγή όμως προτύπων μέσω στατιστικών μεθόδων δημιουργεί ερωτηματικά ως προς την αξιοπιστία της μεθόδου που ακολουθείται. Η ερευνητική κατεύθυνση για τη λύση αυτού του προβλήματος είναι να εξευρεθεί όσο το δυνατόν πιο αξιόπιστη μέθοδος.

*Λαμβάνοντας υπόψη τα προαναφερόμενα, η παρούσα Διδακτορική Διατριβή κινήθηκε στη περιοχή ανάδειξης μιας στατιστικής μεθόδου που στοχεύει να καταστήσει το ΗΕΓ εργαλείο αναγνώρισης της ατομικής ταυτότητας, με τη μέγιστη δυνατή αξιοπιστία.*

## 1.2 Αντικείμενο και γενικοί στόχοι της διατριβής

Η γνωστική περιοχή και το αντικείμενο ενδιαφέροντος της παρούσας διατριβής είναι το Ηλεκτροεγκεφαλόγραμμα (ΗΕΓ) ως εργαλείο αναγνώρισης της ατομικής ταυτότητας. Ο κύριος στόχος της διατριβής είναι: *Η απομόνωση ιδιαίτερων, μοναδικών, "γενετικών" χαρακτηριστικών από το ΗΕΓ ώστε με τη χρησιμοποίηση μιας κατάλληλης μεθόδου κατηγοριοποίησης να καταστεί δυνατή η σωστή αναγνώριση ατόμου με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά.*

Για την επίτευξη αυτού του στόχου απαιτήθηκε η ανάπτυξη της ακόλουθης μεθοδολογίας:

- Μελέτη και ανάλυση του σήματος του ΗΕΓ, με σκοπό να απομονωθούν εκείνα τα τμήματά του που παρουσιάζουν στάσιμες ιδιότητες (stationary features).
- Συγκριτική εφαρμογή πολλών εναλλακτικών μεθόδων επεξεργασίας σήματος ώστε να εξαχθούν ιδιαίτερα χαρακτηριστικά από τα προαναφερόμενα, επιλεγμένα τμήματα Ηλεκτροεγκεφαλογραφικού σήματος.
- Κατηγοριοποίηση των ΗΕΓ με βάση τα ανωτέρω χαρακτηριστικά, με διαφορετικής φιλοσοφίας μεθόδους κατηγοριοποίησης.
- Στατιστική αποτίμηση των αποτελεσμάτων της κατηγοριοποίησης με σκοπό να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα σχετικά με τη στατιστική αξιοπιστία των μεθόδων.
- Επιλογή του βέλτιστου συνδυασμού μεθόδων ανάλυσης, εξαγωγής χαρακτηριστικών και κατηγοριοποίησης για την επίτευξη του κύριου στόχου, λαμβάνοντας υπόψη α) τη στατιστική αποτίμηση των αποτελεσμάτων και β) την υπολογιστική πολυπλοκότητα των μεθόδων.

### 1.3 Δομή της διατριβής

Η παρούσα διατριβή περιλαμβάνει επτά (7) κεφάλαια.

- Στο Κεφάλαιο 1, "*Εισαγωγή*" δίνεται το αντικείμενο, οι γενικοί στόχοι, η δομή της Διατριβής και παρουσιάζεται η συνεισφορά της Διατριβής στην ερευνητική περιοχή.
- Στο Κεφάλαιο 2, "*Γενικά Στοιχεία για το Ηλεκτροεγκεφαλόγραμμα (ΗΕΓ)*", γίνεται μία γενική εισαγωγή στην Ηλεκτροεγκεφαλογραφία, ώστε να γίνουν κατανοητές η φυσιολογική διαδικασία παραγωγής του

ΗΕΓ, οι μέθοδοι και τα όργανα καταγραφής του, καθώς και οι βασικές ιδιότητές του. Επίσης, στο Κεφάλαιο αυτό συνοψίζονται τα ευρήματα μιας βιβλιογραφικής έρευνας σχετικά με τον καθορισμό της γενετικής πληροφορίας στο ΗΕΓ, δηλαδή σχετικά με το κατά πόσον υπάρχουν εντός του ΗΕΓ στοιχεία που καθορίζονται γενετικά, άρα μονοσήμαντα για κάθε άτομο. Τα συμπεράσματα αυτής της έρευνας συσχετίζονται με τον γενικό στόχο της Διατριβής με σκοπό να τεκμηριωθεί η θέση ότι το ΗΕΓ δύναται υπό προϋποθέσεις (πλεονεκτήματα, μειονεκτήματα) να αποτελέσει εργαλείο αναγνώρισης του ατόμου.

- Στο Κεφάλαιο 3, "*Μέθοδοι Κατηγοριοποίησης - Ταυτοποίησης*", παρουσιάζονται λεπτομερώς βασικές έννοιες από τη γνωστική περιοχή της Φασματικής Ανάλυσης, που πρόκειται να εφαρμοσθούν για την εξαγωγή των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών (features) του ΗΕΓ. Επίσης παρουσιάζονται αντιπροσωπευτικά δείγματα γραμμικών, μη γραμμικών και εμπειρικών μεθόδων κατηγοριοποίησης, οι οποίες επιλέχθηκαν, αιτιολογημένα για να κατηγοριοποιήσουν τα σήματα του ΗΕΓ, με βάση τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά.
- Στο Κεφάλαιο 4, "*Υλοποίηση Μεθόδων Κατηγοριοποίησης - Ταυτοποίησης*" παρουσιάζονται όλοι οι υπό διερεύνηση συνδυασμοί μεθόδων Φασματικής Ανάλυσης και Μεθόδων Κατηγοριοποίησης, καθώς και η αιτιολόγηση της επιλογής συγκεκριμένων συνδυασμών.
- Στο Κεφάλαιο 5, "*Πειραματικό Μέρος*", στο πρώτο μέρος του, περιγράφεται η βάση σημάτων ΗΕΓ που λαμβάνουν μέρος στα πειράματα και οι συνθήκες λήψης καταγραφής και αποθήκευσής τους. Επίσης αναφέρονται οι πειραματικές λεπτομέρειες των μεθόδων προεπεξεργασίας, επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης καθώς και οι

παράμετροι που απαιτήθηκαν και η ρύθμισή τους. Στο δεύτερο μέρος του ίδιου κεφαλαίου παρουσιάζεται, αιτιολογημένα, η στατιστική επεξεργασία και αποτίμηση των πειραματικών αποτελεσμάτων (κατηγοριοποίησης / ταυτοποίησης).

- Στο Κεφάλαιο 6, "*Συμπεράσματα της Διατριβής και Ανοιχτά Ερευνητικά Πεδία*", ανακεφαλαιώνονται τα συμπεράσματα από την εκπόνηση της παρούσας διατριβής, τονίζονται τα σημαντικότερα ενεργά ερευνητικά πεδία τα οποία σχετίζονται άμεσα επ' αυτών και επεκτείνουν τα προαναφερθέντα γνωστικά πεδία της.
- Τέλος στο Κεφάλαιο 7, "*Βιβλιογραφικές αναφορές*", περιλαμβάνεται πλήρης βιβλιογραφική αναφορά των δημοσιεύσεων που χρησιμοποιήθηκαν ως υπόβαθρο στην παρούσα διατριβή.

#### 1.4 Συνεισφορά στην ερευνητική περιοχή

Από τη συνολική θεώρηση της διατριβής για την υλοποίηση του γενικού στόχου που περιγράφηκε προηγουμένως, συνάγεται ότι η συμβολή στην ανάπτυξη του γνωστικού πεδίου εντοπίζεται στα εξής κυρίως σημεία:

- Αναλύθηκε το ΗΕΓ ράφημα σε δύο κυρίως στάδια:
  - α) στάδιο προ-επεξεργασίας,
  - β) στάδιο επεξεργασίας.

Συγκεκριμένα, για την υλοποίηση του κύριου στόχου που προαναφέραμε, αναπτύχθηκε μια νέα μέθοδος προ-επεξεργασίας του σήματος, (λεπτομέρειες ανάπτυξης της μεθόδου αυτής δίνονται στο Κεφάλαιο 3). Η μέθοδος αυτή εφαρμόστηκε σε πραγματικά σήματα ΗΕΓ με σημαντικά θετικά στατιστικά αποτελέσματα. Η αξία εφαρμογής της μεθόδου

αυτής επαυξάνεται από το γεγονός ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί εξίσου καλά και για ιατρικούς διαγνωστικούς σκοπούς (βλ. Κεφάλαιο 3). Επίσης ο συνδυασμός των δυο προαναφερόμενων σταδίων ανέδειξε πρωτότυπες μεθόδους επεξεργασίας σήματος ικανές να δώσουν λύσεις σε επεξεργασία-βιολογικών σημάτων που παρουσιάζουν παρόμοια χαρακτηριστικά με το ΗΕΓ, όπως π.χ. το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ).

- Η προσπάθεια κατηγοριοποίησης / ταυτοποίησης των ατόμων που παράγουν τα σήματα ΗΕΓ σύμφωνα με τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του ΗΕΓ, οδήγησε στην ανάγκη δημιουργίας ενός πρωτότυπου συστήματος αναγνώρισης, βασιζόμενου σε Αλγόριθμους Υπολογιστικής Γεωμετρίας. Η αξία αυτής της μεθόδου αποδεικνύεται στο Κεφάλαιο 5, "Πειραματικό Μέρος", όπου αξιολογούνται οι ιδιαιτερότητες των εξαγομένων χαρακτηριστικών, με αποτέλεσμα την ικανοποιητική κατηγοριοποίηση. Η πειραματική επιτυχία της μεθόδου αυτής στην παρούσα Διατριβή, δικαιολογεί την πεποίθηση ότι δύναται να εφαρμοστεί με επιτυχία και σε παρόμοια προβλήματα κατηγοριοποίησης / ταυτοποίησης άλλων βιολογικών σημάτων.
- Το αποτέλεσμα από την επιλογή του κατάλληλου συνδυασμού μεθόδου προ-επεξεργασίας, επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης οδήγησε σε στατιστικά σημαντικά επιτυχή αποτελέσματα κατηγοριοποίησης (βλ. Κεφάλαιο 5). Τα ποσοστά επιτυχίας της προτεινόμενης μεθόδου επιτρέπουν την αξιοποίησή της σε διαφορετικούς ορίζοντες εφαρμογών, όπως στην Ιατρική, αλλά και παρέχουν τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος αυτή, υπό προϋποθέσεις, ως μέθοδος κρυπτογράφησης για την ασφάλεια διαφόρων ειδών πληροφορίας.



## 1.5 Ευχαριστίες

Από τη θέση αυτή θέλω κατ' αρχήν να ευχαριστήσω θερμά το Πανεπιστήμιο Πειραιά και ιδιαίτερα το Τμήμα Πληροφορικής, που μου έδωσαν την ευκαιρία να εκπονήσω τη διατριβή αυτή.

*Ειδικότερα θα ήθελα να ευχαριστήσω:*

Τα μέλη της Τριμελούς Επιτροπής που αποτελείται από τον καθηγητή κ. Νικόλαο Αλεξανδρή (επιβλέποντα), τον καθηγητή κ. Βασίλειο Χρυσικόπουλο και τον αναπληρωτή καθηγητή κ. Άγγελο Ευαγγέλου, για όλη τη βοήθειά τους, τις συμβουλές τους στο επιστημονικό πεδίο της διατριβής και τη συμπαράστασή τους κατά τη διάρκεια εκπόνησης της διατριβής.

Την καθηγήτρια του Τ.Ε.Ι. Πειραιά κ. Μαρία Ραγκούση για το αμέριστο ενδιαφέρον της, την ανεκτίμητη συμπαράστασή της και τη συνεχή επιστημονική της καθοδήγηση τόσο κατά την ερευνητική περίοδο όσο και κατά την περίοδο της συγγραφής της διατριβής.

Τον τ. επίκουρο καθηγητή κ. Ευάγγελο Καφετζόπουλο για τις πολύτιμες υποδείξεις του σε θέματα που άπτονται της βιολογικής περιοχής του θέματος, όσο και τη βοήθειά του στις μεθόδους στατιστικής επεξεργασίας των αποτελεσμάτων της παρούσας εργασίας.

Τον αναπληρωτή καθηγητή του πανεπιστημίου Πειραιά κ. Φώτιο Γεωργιακόδη για την ευγενή βοήθειά του στο στατιστικό τμήμα της εργασίας.

Τον νευρολόγο ιατρό κ. Αλέξη Μεταλλινό, ο οποίος ευγενώς προσφέρθηκε να παραχωρήσει τον Ηλεκτροεγκεφαλόγραφο του, ώστε να γίνουν οι σχετικές καταγραφές των ΗΕΓ.

Τον νευρολόγο ιατρό κ. Γεώργιο Αθανάσσαινα για την ευγενή και πολύτιμη βοήθειά του σε θέματα Ηλεκτροεγκεφαλογραφίας.

Το ερευνητικό και διαγνωστικό κέντρο "Εγκέφαλος".

Το Δρ. Ιωάννη Βραδύ για την πολύτιμη βοήθειά του στην αρχική διεξαγωγή της βιβλιογραφικής έρευνας.

Τον τ. πανεπιστημιακό δάσκαλό μου κ. Γεράσιμο Λεγάτο, για τη βοήθεια που μου προσέφερε στη μαθηματική ανάλυση ορισμένων θεμάτων της διατριβής.

Την κ. Ελευθερία Μπαλκογιαννάκη για την ευγενή προσφορά της στον τομέα της επιμέλειας της έκδοσης.

Τέλος το τυπογραφείο του κ. Νικόλαου Μπαλκογιαννάκη.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ

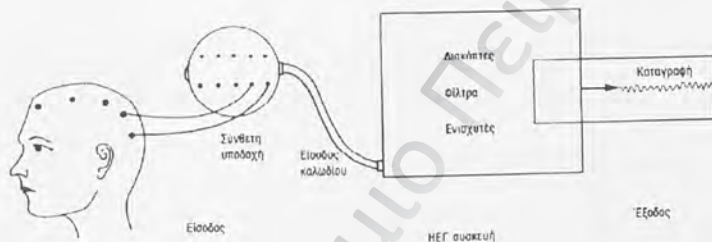
2

# ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (ΗΕΓ)

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 2. ΓΕΝΙΚΑ ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΓΙΑ ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑ (ΗΕΓ)

### 2.1 Μέθοδος καταγραφής του σήματος ΗΕΓ

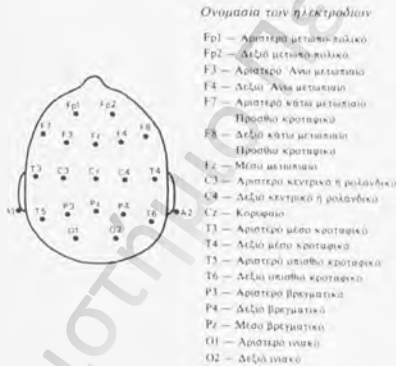


Εικόνα 1. Το βασικό σύστημα που δείχνει την είσοδο, τη συσκευή και την έξοδο καταγραφής του ΗΕΓ.

Το ΗΕΓ είναι ένα μονοδιάστατο και πολυδιαυλικό σήμα που καταγράφει διαφορές δυναμικού, όπως αυτές μετρώνται στην επιφάνεια του κρανίου. Η τεχνική καταγραφής του ΗΕΓ βασίζεται στη μονοπολική ή διπολική καταγραφή. Η διπολική καταγραφή στηρίζεται στη διαφορά δυναμικού δύο σημείων της επιφάνειας του κρανίου, η δε μονοπολική στηρίζεται στη διαφορά δυναμικού που προκύπτει από ένα σημείο της επιφάνειας του κρανίου και ενός ηλεκτροδίου στο οποίο απολήγουν

ηλεκτρόδια από τα λοιπά σημεία της επιφάνειας του κρανίου τα οποία χρησιμοποιούνται για την καταγραφή.

Στα βασικά στοιχεία ενός συστήματος καταγραφής (εικόνα 1) το άτομο αντιπροσωπεύει το κύριο τμήμα της "εισόδου" του συστήματος καταγραφής, που έχει άλλα δύο μέρη: τη συσκευή και την έξοδο καταγραφής. Το άτομο συνδέεται με τη συσκευή καταγραφής με έναν αριθμό ηλεκτροδίων τουλάχιστον 19.



**Εικόνα 2.** Το "διάγραμμα της κεφαλής" δείχνει την ονομασία των ηλεκτροδίων σύμφωνα με το σύστημα 10-20. Η ονομασία των περισσότερων είναι αυτονόητη (Μονοί αριθμοί αριστερά, ζυγοί δεξιά). Τα ηλεκτρόδια της μέσης γραμμής σημειώνονται με Ζ, π.χ. Fz, γιατί έχουν μηδέν (zero) απόσταση από τη μέση γραμμή.

Το διεθνές πρότυπο "10-20", που χρησιμοποιείται συνήθως, είναι αυτό που εγκρίθηκε από μία διεθνή επιτροπή το 1958 [Jasper, 1958]. Οι θέσεις που τοποθετούνται τα ηλεκτρόδια καθορίζονται με μετρήσεις αποστάσεων από ανατομικά σημεία του κρανίου και έτσι το σύστημα αυτό μπορεί να εφαρμοστεί τόσο στα παιδιά όσο και στους ενήλικες. Τα ηλεκτρόδια

σημειώνονται με γράμματα και αριθμούς. Τα γράμματα είναι ενδεικτικά της περιοχής του εγκεφάλου κάτω από το ηλεκτρόδιο π.χ. F για τη μετωπιαία περιοχή (frontal), P για τη βρεγματική περιοχή (parietal) κ.τ.λ. Οι μονοί αριθμοί δείχνουν την αριστερή πλευρά της κεφαλής και οι ζυγοί αριθμοί τη δεξιά πλευρά (εικόνα 2).

## 2.2 Χρησιμοποιούμενα όργανα, συμβατικά και σύγχρονα

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη παράγραφο ένα σύστημα ηλεκτροεγκεφαλογραφίας αποτελείται από δύο τμήματα:

- α) τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο και
- β) τη συσκευή καταγραφής.

Ο ηλεκτροεγκεφαλογράφος συνδέεται με τον ασθενή δια μέσου των ηλεκτροδίων, τα οποία προαναφέρθηκαν. Ο ηλεκτροεγκεφαλογράφος είναι μία συσκευή, ικανή να μεγεθύνει τα ελάχιστα εγκεφαλικά δυναμικά, μετρούμενα σε εκατομμυριοστά του Volt, και να τα μετατρέπει σε σήματα πλάτους ικανού να υποστεί περαιτέρω επεξεργασία. Επειδή όμως υπάρχουν εντός του ΗΕΓ ανεπιθύμητα σήματα, όπως η υψηλής συχνότητας μυϊκή δραστηριότητα και χαμηλής συχνότητας, δυναμικά που προκαλούν σύγχυση, χρειάζονται φίλτρα τόσο υψηλής όσο και χαμηλής συχνότητας. Επιπρόσθετα, η συσκευή διαθέτει μια καλά μελετημένη σειρά από διακόπτες, έτσι ώστε τα ηλεκτρόδια να μπορούν να συνδέονται κατά ποικίλους τρόπους για την παραγωγή του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Προκειμένου δε να γίνεται η καταγραφή από πολλά ηλεκτρόδια μαζί, ανά πάσα στιγμή, η συσκευή αποτελείται όχι μόνον από μία σειρά ενισχυτών και φίλτρων, αλλά από 8, 12, 16 ή περισσότερες λειτουργικά ανεξάρτητες σειρές.

Οι συσκευές καταγραφής χωρίζονται σε τρία είδη:

1. Η κλασική συσκευή καταγραφής αποτελείται από δύο μέρη: το καταγραφικό όργανο και το χαρτί. Το χαρτί του ΗΕΓ κινείται με σταθερή ταχύτητα μέσα από τη συσκευή, από έναν ηλεκτρικό κινητήρα. Η ταχύτητα μπορεί να μεταβάλλεται πιέζοντας ένα διακόπτη αλλά στην πράξη η ταχύτητα αυτή είναι 3 cm/sec. Καθώς η καταγραφή βγαίνει από τη συσκευή ο τεχνικός τη σχολιάζει γραφικά. Η συνηθισμένη καταγραφή είναι διάρκειας 15 λεπτών και αποτελείται από 90 σελίδες. Η κάθε σελίδα του χαρτιού παριστάνει 10 sec πραγματικής καταγραφής. Στη περίπτωση αυτή το συνολικό μήκος του χαρτιού είναι 27-28 μ.
2. Η συσκευή μαγνητικής ταινίας, στην οποία τα δυναμικά του εγκεφάλου μπορούν να καταγραφούν ώστε αργότερα να είναι δυνατόν να υποστούν επεξεργασία από έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή. Η μαγνητική ταινία είναι σε θέση να γυρίζει κατά τρόπο επαναληπτικό και να χρησιμοποιούνται διαφορετικές σειρές προγραμμάτων για ανάλυση.
3. Η ψηφιακή συσκευή καταγραφής, βασίζεται στη μετατροπή του αναλογικού σήματος, που προέρχεται από την έξοδο του ηλεκτροεγκεφαλογράφου ή την έξοδο του μαγνητοφώνου (περίπτωση μαγνητικής καταγραφής), σε ψηφιακή μορφή. Για τη μετατροπή αυτή απαιτούνται πολλαπλές σειρές ολοκληρωμένων κυκλωμάτων. Αυτές στο εμπόριο κυκλοφορούν υπό μορφή κάρτας εφαρμοζόμενης σε ειδικό υποδοχέα (slot) της μητρικής κάρτας (motherboard) ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή. Ακολούθως δια μέσου της κάρτας αυτής το ψηφιακό σήμα εισάγεται στον ηλεκτρονικό υπολογιστή για περαιτέρω επεξεργασία. Σήμερα κυκλοφορούν πολλά εμπορικά πακέτα λογισμικού που κάνουν αυτοματοποιημένα πολλές διαγνωστικές επεξεργασίες (π.χ.)



χαρτογραφήσεις) διευκολύνοντας τον ιατρό να διερευνήσει ένα ΗΕΓ με μεγαλύτερη ταχύτητα και ευκολία.

### 2.3 Μέθοδος βασικής προ-επεξεργασίας και ερμηνείας του φυσιολογικού ΗΕΓ

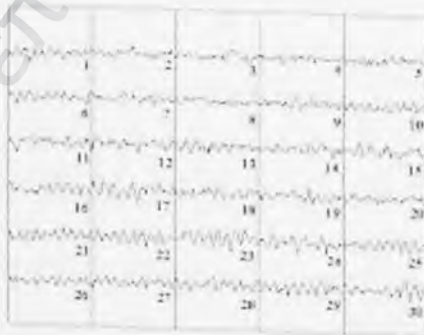
Η βασική προ-επεξεργασία του σήματος ΗΕΓ πραγματοποιείται κυρίως με τη φασματική του ανάλυση. Το φάσμα του ΗΕΓ κινείται σε μια συχνοτική περιοχή μεταξύ 1-30 Hz. Μεγάλη αξία από βιολογική και ιατρική σκοπιά έχει η ισχύς που εμφανίζεται σε διάφορες φασματικές υπο-περιοχές του κύριου φάσματος [Μπαλλής Θ. 1970]. Συγκεκριμένα, οι υπο-περιοχές αυτές ανιχνεύονται σε καθορισμένες συχνοτικές ζώνες και ονομάζονται ρυθμοί ή δραστηριότητες. Οι τυποποιημένοι αυτοί ρυθμοί όπως εμφανίζονται στην εικόνα 3 είναι:



Εικόνα 3. Ρυθμοί ενός ΗΕΓ

1. Ο ρυθμός *άλφα* είναι η δραστηριότητα που επικρατεί στο ΗΕΓ ενός ενήλικα σε εγρήγορση. Εμφανίζεται στις συχνότητες 8-13 Hz, πάνω από τα πίσω τμήματα της κεφαλής, συνήθως συμμετρικά. Χαρακτηριστικό του ρυθμού αυτού είναι ότι στις περισσότερες περιπτώσεις εξαφανίζεται με το άνοιγμα των ματιών.
2. Ο ρυθμός *βήτα* είναι ρυθμός χαμηλού δυναμικού, με συχνότητα πάνω από 13 Hz. Συνήθως εμφανίζεται στις μετωπιαίες και Ρολανδικές περιοχές και δεν τροποποιείται με το άνοιγμα των ματιών.
3. Ο ρυθμός *θήτα* εμφανίζεται στις συχνότητες 4-8 Hz, εμφανίζεται δε κατά τη διάρκεια του ύπνου. Η εμφάνισή του σε άτομο "ξυπνητό" και σε κανονική δραστηριότητα, υποδηλώνει παθολογικά ευρήματα.
4. Ο ρυθμός *δέλτα* είναι υψηλού δυναμικού και εμφανίζεται σε συχνότητες κάτω των 4 Hz. Η μορφή αυτή θεωρείται σπάνια, εμφανίζεται κυρίως στον ύπνο, και υποδηλώνει παθολογικά ευρήματα.

Ο εντοπισμός των φασματικών ρυθμών από τους εξειδικευμένους ιατρούς (ηλεκτροεγκεφαλογραφιστές) γίνεται με δύο τρόπους:

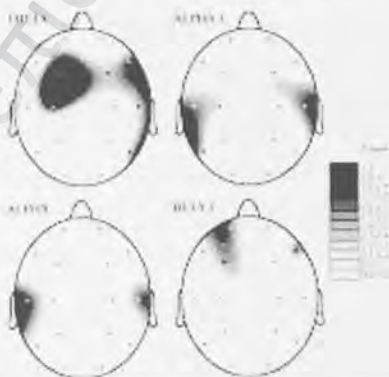


Εικόνα 4

Εικόνα 4. Ανάλυση ΗΕΓ σε 30 sec. Το είδος του επικρατούντος ρυθμού καθορίζεται από τον αριθμό αιχμών που παρουσιάζει η κυματομορφή σε χρονικό μήκος 1 sec.

1. *Κλασική μέθοδος.* Σε αυτή την περίπτωση η καταγραφή του ΗΕΓ από την κλασική συσκευή καταγραφής, αναλύεται σε φασματικές περιοχές δια επισκοπήσεως με την ακόλουθη μέθοδο: Καθώς το ηλεκτροεγκεφαλογραφικό χαρτί (όπως φαίνεται στην **εικόνα 4**) είναι χωρισμένο σε περιοχές του ενός δευτερολέπτου, ο εντοπισμός ενός ρυθμού γίνεται με το μέτρημα των αιχμών (peaks) που παρουσιάζονται μέσα σ' αυτό το χρονικό διάστημα του σήματος. Έτσι με την εμπειρική αυτή μέθοδο, κάθε αιχμή αντιπροσωπεύει και 1 Hz. Για παράδειγμα, ένα τμήμα σήματος διάρκειας 1 sec είναι ρυθμού άλφα, εάν παρουσιάζει πλήθος 8-13 αιχμών.

2. *Ψηφιακή μέθοδος:* Σε αυτή την περίπτωση το ψηφιακό αυτό σήμα του ΗΕΓ αναλύεται φασματικά μέσω του μετασχηματισμού Fourier. Στη συνέχεια δημιουργείται από ένα κατάλληλο εργαλείο λογισμικού ένας χάρτης του εγκεφάλου (χαρτογράφηση, mapping) που δίνει τα ποσοστά εμφάνισης των διαφόρων ρυθμών ανά περιοχή του εγκεφάλου σε ένα συγκεκριμένο χρόνο εγγραφής του ΗΕΓ (**εικόνα 5**).



Εικόνα 5. Χαρτογραφική απεικόνιση των 4 κυρίων ΗΕΓφικών ρυθμών.

Αφού γίνει ο ακριβής καθορισμός των φασματικών συνιστωσών (ρυθμών) του ΗΕΓ με έναν από τους παραπάνω τρόπους, το ΗΕΓ αξιολογείται (ερμηνεύεται) με βάση τα κάτωθι κριτήρια:

- Τη συχνότητα και το εύρος (ενίσχυση) των καταγεγραμμένων βιοηλεκτρικών δραστηριοτήτων του εγκεφάλου (εκφράζονται σε κύκλους ανά δευτερόλεπτο και σε μικροβόλτ αντίστοιχα).
- Τη μορφολογία των κυμάτων (μονόμορφα, πολύμορφα, σύμπλεγμα αιχμής - κύματος κ.τ.λ).
- Τον εντοπισμό ορισμένων δραστηριοτήτων σε συγκεκριμένη περιοχή.
- Την κατανομή (συμμετρική ή ασύμμετρη) των διαφόρων ρυθμών σε ομόλογες περιοχές των εγκεφαλικών ημισφαιρίων.

## 2.4 Ιστορικά στοιχεία - σημερινή αξία του ΗΕΓ

Ηλεκτροεγκεφαλογραφία (ΗΕΓ) είναι η μελέτη των μικρών σταθερά εναλλασσομένων ηλεκτρικών δυναμικών του εγκεφάλου, τα οποία μπορούν να καταγραφούν στο κρανίο. Η εφαρμογή της τεχνικής αυτής στον άνθρωπο περιγράφηκε πρώτα από τον Γερμανό ψυχίατρο Berger το 1929. Έκτοτε η παρατήρηση του ΗΕΓ επικεντρώθηκε κύρια στη μελέτη πολλών παθήσεων που συσχετίζονται με την εγκεφαλική δυσλειτουργία. Συγκεκριμένα, η μελέτη του ΗΕΓ επικεντρώθηκε σε δύο κύριες παθήσεις:

- την *επιληψία*, που είναι μία ξαφνική και συνήθως επαναλαμβανόμενη διαταραχή της συνείδησης, διαρκεί δευτερόλεπτα ή λεπτά συνοδεύεται δε από ανώμαλες ηλεκτρικές εκφορτίσεις στον εγκέφαλο και
- τον *εγκεφαλικό όγκο*.

Ιστορικά θεμελιώδεις μελέτες για την επιληψία ξεκίνησε ο Penfield (1969) ο οποίος διατύπωσε την άποψη ότι οι φλοιϊκές εκφορτίσεις "πυροδοτούνται" μέσα από τη φαιά ουσία του στελέχους του εγκεφάλου και ύστερα "βομβαρδίζουν" τα δύο ημισφαίρια. Στη συνέχεια ο Brazier (1973) διατύπωσε μέσω της ηλεκτροεγκεφαλογραφικής μελέτης τον τρόπο διασποράς της επιληψίας τόσο στην κεντροεγκεφαλική όσο και στην εστιακή φλοιϊκή περιοχή. Το κλειδί της θετικής διάγνωσης ενός όγκου του εγκεφάλου είναι μία συνεχής τοπική ανωμαλία ρυθμού δέλτα [Fisher, Williams, 1962]. Ο τύπος αυτής της δραστηριότητας είναι συνήθως υψηλού δυναμικού και έχει την τάση να εμφανίζεται στην κατώτερη κλίμακα του δέλτα, δηλαδή στους 1/2 -2 κύκλους το δευτερόλεπτο.

Συμπερασματικά, η εμπειρία που αποκομίσθηκε από τη διεξαγωγή έρευνας γύρω από το ΗΕΓ τα τελευταία 70 έτη, σε σχέση με την κλινική ιατρική, είναι σημαντική για τη διάγνωση πολλών ασθενειών. Συγκεκριμένα, η Νευρολογία χρησιμοποιεί το ΗΕΓ ως βοήθημα για τη διάγνωση και εκτίμηση της καταστάσεως ατόμων με επιληψία. Η Νευροχειρουργική χρησιμοποιεί το ΗΕΓ ως συμπληρωματικό διαγνωστικό μέσο για τους εγκεφαλικούς όγκους. Η Γενική Ιατρική αποκομίζει πληροφορίες από το ΗΕΓ, σχετικά με την πρόγνωση ασθενειών που προέρχονται από απώλεια συνειδήσεως μετά από καρδιακή ανακοπή. Επίσης το ΗΕΓ καθίσταται ένας ευαίσθητος δείκτης σε μία επικείμενη ηπατική εγκεφαλοπάθεια σε άτομα με νόσο του ήπατος. Η Ψυχιατρική χρησιμοποιεί το ΗΕΓ ως διαγνωστικό μέσο για άτομα στους οποίους πιστεύεται ότι υπάρχει οργανική βάση για μία διανοητική διαταραχή, π.χ. άτομα με προγεροντική άνοια. Η Ωτορινολαρυγγολογία χρησιμοποιεί το ΗΕΓ για το έλεγχο, από τυχόν διαταραχές, της 8<sup>ης</sup> εγκεφαλικής συζυγίας. Επίσης η Νευροφαρμακολογία

χρησιμοποιεί το ΗΕΓ ως εργαλείο παρατήρησης της κλινικής δοκιμής νευρολογικών φαρμάκων στους άτομα.

## 2.5 Το ΗΕΓ ως φορέας γενετικής πληροφορίας

Ο καθορισμός των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων (ρυθμών) που περιγράφηκαν στην προηγούμενη παράγραφο είναι σημαντικός για την ερμηνεία της φυσιολογικής διαδικασίας παραγωγής του ΗΕΓ. Συγκεκριμένα, η σύνθεση των αποσπασματικών ερμηνειών δημιουργίας του κάθε ρυθμού, μας δίνει τη συνολική ερμηνεία του φαινομένου που ονομάζεται ΗΕΓ.

Σύμφωνα λοιπόν με τον Berger, 1938, τα κύματα του ρυθμού άλφα παράγονται κατά τη διάρκεια αυτόματων, διαρκών και υποσυνειδητών διεργασιών του εγκεφαλικού φλοιού. Αντίθετα ο Rohrachner (1935, 1938) ο οποίος είναι ένας άλλος πρωτοπόρος της ψυχοφυσιολογικής έρευνας στο ΗΕΓ, εξήγησε τα κύματα άλφα ως συνακόλουθα “φυσικών” διεργασιών. Αργότερα η έρευνα έδειξε ότι και οι δύο θεωρίες είναι σωστές.

Ο Vogel (1970), όρισε κάποιες παραλλαγές των ρυθμών οι οποίες βασίζονται στην ποιότητα και ποσότητα της δραστηριότητας του εγκεφάλου που υπάρχει.

- Οι παραλλαγές του ρυθμού άλφα περιλαμβάνουν μονότονους ή μονομορφικούς άλφα, αργούς (4-5/sec) άλφα, γρήγορους (16-19/sec) άλφα, ινιακούς αργούς βήτα χαμηλού δυναμικού, και οριακές περιπτώσεις χαμηλού δυναμικού που δεν μπορούν να καταταγούν σε διαφορετικές κατηγορίες από μόνες τους.

- Οι παραλλαγές του ρυθμού βήτα συμπεριλαμβάνουν μετωπικούς συνεχείς και διάχτους ρυθμούς βήτα.

Από τότε που ο Berger (1929, 1938) περιέγραψε τα κύματα του εγκεφάλου τα οποία μελέτησε ενδιαφερόμενος για την αλληλεπίδραση ανάμεσα στις σωματικές και πνευματικές δραστηριότητες, έχει γίνει πολλή ερευνητική δουλειά στην περιγραφή του ΗΕΓ κάτω από κανονικές και παθολογικές καταστάσεις [Jung, 1953] [Christian, 1975] [Kugler, 1966] [Gibbs και Gibbs, 1950]. Αρκετές μελέτες που έγιναν σε ζώα και σε ανθρώπους έχουν βοηθήσει στην κατανόηση αρκετών λεπτομερειών της φύσης του ΗΕΓ και των μηχανισμών τους [Andersen και Anderson, 1968, 1974] [Creutzfeldt και Houchin, 1974] [Schlag, 1974].

Οι πρώτες προσπάθειες χρήσης του ΗΕΓ σε κλινική εργασία έγιναν στην Ψυχιατρική. Τα ΗΕΓ που έχουν καταγραφεί στο πλαίσιο αυτών των προσπαθειών ανήκουν συνήθως σε άτομα με πνευματικές και ψυχικές ασθένειες και έχουν γίνει προσπάθειες για συσχέτιση ορισμένων προτύπων του ΗΕΓ με ιδιαίτερες συναισθηματικής διάθεσης και συμπεριφοράς [(Schmettau, 1969)]. Συχνά οι μέθοδοι της εκτίμησης του ΗΕΓ είναι αρκετά χονδροειδείς και η ερμηνεία των αποτελεσμάτων δεν είναι αρκετά ακριβής. Γι'αυτό το λόγο ορισμένοι ειδικοί του ΗΕΓ αντιμετωπίζουν αυτά τα αποτελέσματα με δισταγμό. Μερικοί μάλιστα βγάζουν το συμπέρασμα ότι οι μεταβολές του ΗΕΓ και η παρατηρούμενη ή μετρούμενη συμπεριφορά δεν σχετίζονται μεταξύ τους [Ellingson, 1956]. Υπάρχουν αποδείξεις ότι κάποια, όχι όμως απλή, σχέση ίσως υπάρχει. Τέτοιες σχέσεις αποδεικνύονται όχι μόνο από στατιστικά στοιχεία [Schmettau, 1969, 1970], αλλά και από τη γνώση των μηχανισμών του ΗΕΓ και παρατηρήσεις των αλλαγών που συμβαίνουν σε ένα ΗΕΓ κατά τη διάρκεια διάφορων πνευματικών

καταστάσεων. Η συσχέτιση του ΗΕΓ με τη συναισθηματική διάθεση και συμπεριφορά ενός ατόμου, φέρνει το ερώτημα της πιθανής συσχέτισής του και με το γενετικό κώδικα του ατόμου.

### 2.5.1 Σχέσεις μεταξύ ΗΕΓ και γενετικού κώδικα του ατόμου

Σύμφωνα με τον Vogel (1970), το ανθρώπινο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα διαφέρει από άτομο σε άτομο, ενώ παρουσιάζεται εξαιρετικά σταθερό για το ίδιο άτομο σε διάστημα πολλών ετών. Με βάση αυτές τις παρατηρήσεις ο πρωτοπόρος ερευνητής υποστηρίζει ότι το ΗΕΓ είναι "γενετικά προσδιορισμένο". Ο ανωτέρω συγγραφέας αναφέρει ότι υπάρχει μεταβολή στο ΗΕΓ ενός ατόμου κατά τη διάρκεια της παιδικής ηλικίας και της νεότητας. Το μοτίβο της ώριμης ηλικίας παρουσιάζεται μόνο σε ηλικίες μεγαλύτερες από 19 έως 20 ετών, ενώ παρατηρείται και διαφορά ανάμεσα στα δύο φύλα, ακόμα και σε μεγαλύτερες ηλικίες.

Η ανάλυση του ΗΕΓ και η συσχέτισή του με τον γενετικό κώδικα του ατόμου έχει γίνει με οπτικές και μαθηματικές μεθόδους (π.χ. φασματική ανάλυση) καθώς και με χαρτογράφηση (mapping).

#### 2.5.1.1 Ανάλυση του ΗΕΓ με οπτικές μεθόδους

Οι μέθοδοι αυτές βασίστηκαν σε οπτικές παρατηρήσεις που έγιναν πριν αναπτυχθούν οι υπολογιστικές μέθοδοι ανάλυσης του ΗΕΓ. Στηρίζονται σε αναλύσεις του ΗΕΓ που αντλήθηκαν από τις κλασικές μεθόδους



καταγραφής και οπτικής επεξεργασίας του σήματος, όπως αυτές περιγράφηκαν στα προηγούμενα.

### 2.5.1.2 Έρευνες με μονοζυγωτικούς διδύμους

Ο ρόλος των γενετικών επιδράσεων στο ΗΕΓ έχει ερευνηθεί από έναν αριθμό μελετών σε διδύμους [Davis και Davis, 1936] [Lennox, Gibbs και Gibbs, 1945] [Young, Surwillo, 1977] [Vogel, 1970]. Σε αυτές τις μελέτες αναφέρεται ότι η μορφολογία των κυμάτων των ΗΕΓ μονοζυγωτικών διδύμων είναι παρόμοια, παρουσιάζει δε μεγάλες ομοιότητες για έναν αριθμό παραμέτρων [Stassen, Bomben και Propping, 1987] [Niedermeyer, 1993]. Τα αποτελέσματα αυτά δείχνουν ότι η διακύμανση ορισμένων παραμέτρων του ΗΕΓ κάθε ατόμου καθορίζεται γενετικά, παρόλο που έχουν παρατηρηθεί και κάποιες εξαιρέσεις.

Σημαντικό για την ανάλυση των σχέσεων μεταξύ ΗΕΓ και γενετικών πληροφοριών είναι το έργο του Vogel (1970). Το πρώτο ερώτημα που ερευνήθηκε από τον Vogel (1970), ήταν το σε ποιο βαθμό η ποικιλομορφία του ΗΕΓ οφείλεται σε γενετικές διαφορές. Εξετάστηκαν από την ομάδα του Vogel (1958) 208 ζευγάρια διδύμων του ίδιου φύλου και ηλικίας μεταξύ 6 και 30 ετών, που βρίσκονταν σε κατάσταση ανάπαυσης, σε κατάσταση υπεραπνοίας και κατά τη διάρκεια του ύπνου. Εκατό δέκα (110) από αυτά τα ζευγάρια ήταν μονοζυγωτικά. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι δεν υπάρχουν σταθερές διαφορές μετρούμενων χαρακτηριστικών ανάμεσα σε μονοζυγωτικούς διδύμους. Τα ΗΕΓ μονοζυγωτικών διδύμων που εξετάστηκαν σε κατάσταση υπεραπνοίας και φυσιολογικού ύπνου ως προς τα ποιοτικά τους χαρακτηριστικά φάνηκαν να είναι παρόμοια. Οι θετικές

αιχμές από συχνότητες 14 Hz και 6 Hz κατά τη διάρκεια ελαφρού ύπνου φαίνεται ότι είναι επίσης παρόμοιες [Vogel, 1965]. Ο ίδιος συγγραφέας [Vogel, 1970] αναφέρει ότι η συσχέτιση κάθε HEΓ με ένα άτομο, καθώς και η ομοιότητα ανάμεσα σε μονοζυγωτικούς διδύμους αποδείχθηκε και με τυφλά πειράματα και συμπεραίνει ότι η μορφολογία των HEΓ κάτω από κανονικές συνθήκες καθορίζεται αποκλειστικά από την κληρονομικότητα. Σε παρόμοια συμπεράσματα καταλήγουν και άλλοι συγγραφείς όπως οι [Juel-Nielsen και Harvald 1958] και [Zung και Wilsen 1967], οι οποίοι αναφέρουν ότι τα HEΓ διδύμων συμβαδίζουν απόλυτα.

#### 2.5.1.3 Έρευνες μεταξύ διδύμων σε μικρές και μεγάλες ηλικίες

Το HEΓ μεταβάλλεται σημαντικά με την ανάπτυξη του εγκεφάλου και μέχρι την ηλικία των 20 ετών. Ο ρυθμός αυτών των αλλαγών, σύμφωνα με τον Vogel (1970), σχετίζεται με τη γενετική πληροφορία του ατόμου. Πειράματα που έγιναν από τον Heuschert (1963) απέδειξαν ότι το HEΓ είναι παρόμοιο και μεταξύ ηλικιωμένων μονοζυγωτικών διδύμων και αυτό ισχύει όχι μόνο για φυσιολογικά χαρακτηριστικά αλλά και για ανωμαλίες όπως η επιβράδυνση των α-κυμάτων και η διάχυση των θ-κυμάτων. Άλλες μελέτες με διδύμους [Vogel, 1958] [Young κ.α., 1972] έχουν δείξει ουσιαστική ταύτιση, όχι μόνο των HEΓ ενήλικων μονοζυγωτικών διδύμων, αλλά και νεαρών σε διάφορες ομάδες ηλικιών. Ο ρυθμός ωρίμανσης του HEΓ δείχνει διαφορές ανάμεσα σε διαφορετικά άτομα, έτσι που παιδιά από την ίδια ομάδα ηλικίας μπορεί να έχουν είτε πολύ νεανικά είτε πολύ ώριμα μοτίβα. Η απόλυτη σύμπτωση του HEΓ ακόμη και στη παιδική ηλικία σημαίνει ότι η ταχύτητα της ωρίμανσης προσδιορίζεται επίσης γενετικά [Vogel, 1958]. Το

ίδιο φαίνεται ότι είναι αλήθεια και με τις αλλαγές του ΗΕΓ κατά τη γήρανση. Σημάδια από κανονική αλλαγή λόγω γήρανσης, όπως επιβράδυνση των ακυμάτων, μεταβολή συχνότητας και διάχυτα (diffuse) βήτα κύματα βρέθηκαν να συμπίπτουν ακόμη και σε γηρασμένους μονοζυγωτικούς διδύμους. Διαφορές παρατηρήθηκαν σε μη συγγενικά άτομα [Heuschert, 1963]. Σύμπτωση μοτίβων ΗΕΓ έχει επίσης αναφερθεί για μονοζυγωτικούς διδύμους [Juel-Nielsen και Harvald 1958] [Juel-Nielsen και Harvald, 1958], για τα μοτίβα ύπνου κατά τη διάρκεια της νύχτας και κατά το ξύπνημα [Zung και Wilson, 1967] [Buchsbäum, 1974] [Buchsbäum και Gershon, 1979].

Ένα από τα συμπεράσματα λοιπόν στα οποία κατέληξαν οι ανωτέρω έρευνες ήταν ότι το ΗΕΓ είναι κυρίως γενετικά προσδιορισμένο ακόμη και σε ομάδες μεγάλης ηλικίας. Αντίθετα έρευνες σε διζυγωτικούς διδύμους δείχνουν ότι τα στάδια ωρίμανσης μπορεί να είναι διαφορετικά.

#### 2.5.1.4 Έρευνες μεταξύ μελών των ιδίων οικογενειών

Για να αποκτηθεί μία πιο ολοκληρωμένη εικόνα της σχέσης μεταξύ ΗΕΓ και γενετικών πληροφοριών, οι μελέτες δίδυμων συμπληρώθηκαν και με μελέτες μεταξύ μελών της ίδιας οικογένειας. Επειδή τα μοτίβα των ΗΕΓ είναι πολύπλοκα, οι μελέτες οικογενειών έγιναν μεταξύ συγκεκριμένων μόνο τύπων συγγένειας (π.χ. πατέρας -κόρη) [Vogel και Goetze, 1959, 1962] [Vogel, 1962a και b, 1966a και b, 1979] [Vogel και Fujiya, 1969]. Οι Vogel και Goetze (1959) βρήκαν συντελεστές συσχέτισης  $r=0.70$  μεταξύ ενός γονέα και παιδιού ως προς τη συχνότητα και το μέσο πλάτος του ρυθμού άλφα. Συμπεραίνουν ότι το κανονικό μοτίβο  $\alpha$  έχει πολυπαραγοντική γενετική βάση.

Γενικά ομοιότητες στο ΗΕΓ μεταξύ μελών της ίδιας οικογένειας έχει βρεθεί ότι υπάρχουν, αλλά εντοπίζονται περισσότερο στη συνολική μορφολογία του ΗΕΓ και σε γενικούς παράγοντες, όπως η κυριαρχία των άλφα και βήτα συχνοτήτων [Gottlober, 1938] [Vogel, 1970] [Vogel και Motulsky, 1979] και σε ειδικά χαρακτηριστικά, όπως π.χ. ο ρυθμός  $\mu$ , η παρουσία θετικών κορυφών  $\alpha$  χαμηλού δυναμικού σε ορισμένους υποπληθυσμούς [Koshino και Ksaki, 1986] [Rodin, 1964] [Steinlein, Anokhin, Yping, Schalt και Vogel, 1992] [Anokhin κ.α., 1992] [Vogel, 1970]. Παρόλο που οι μελέτες με διδύμους δείχνουν ότι τα χαρακτηριστικά των ΗΕΓ είναι γενετικά προσδιορισμένα, ο βαθμός αυτού του προσδιορισμού σε βιολογικά συσχετιζόμενα μέλη οικογενειών δεν έχει επιβεβαιωθεί ποσοτικά [La Buda κ.α., 1993] [Lykken, 1982] [Plomin, 1990].

Η γενετική επίδραση του ΗΕΓ μεταξύ μελών οικογενειών είναι σημαντικό να προσδιοριστεί. Συγκεκριμένα εκτιμάται η κληρονομικότητα μίας σειράς νευρολογικών και ψυχιατρικών παθήσεων από τη μελέτη μετρήσεων νευροηλεκτρικών χαρακτηριστικών [Friedman, Cornblatt, Vaughan και Erlenmeyer-Kimlong, 1988] [Polich, Pollock και Bloom, 1994] [Propping, 1983] [Propping, Kruger και Janah, 1980] [Vogel, Schalt και Kruger, 1979a] [Vogel, Schalt, Kruger, Propping και Lehnert, 1979b].

#### 2.5.2 Ανάλυση των ΗΕΓ με παραμετρικές και μη παραμετρικές μεθόδους

Η ανάγνωση του ΗΕΓ απαιτεί ειδικευμένους ιατρούς, γίνεται δε κατά παράδοση με οπτικό τρόπο, με επισκόπηση δηλαδή του μακροσκελούς χάρτου καταγραφής. Είναι δυνατόν, εν τούτοις, δύο ειδικοί να δώσουν διαφορετική ερμηνεία επί της ίδιας καταγραφής, ακριβώς εξαιτίας της

εμπειρικής βάσης της διάγνωσης. Για το λόγο αυτό σημαντικό πεδίο έρευνας απετέλεσε τα τελευταία χρόνια η προσπάθεια αυτοματοποίησης της ανάγνωσης του ΗΕΓ, με σκοπό τη διάκριση συγκεκριμένων κυματομορφών μέσα σε μία μακροσκελή καταγραφή, και τη συσχέτιση συγκεκριμένων κυματομορφών με συγκεκριμένη ασθένεια.

Στην προσπάθεια αυτή έχουν επιστρατευθεί εργαλεία που έχουν δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα στην επεξεργασία σημάτων διαφορετικής φύσεως. Τέτοιες μέθοδοι είναι η φασματική ανάλυση του σήματος μέσω του μετασχηματισμού Fourier και μέσω του ταχέως μετασχηματισμού Fourier, (FFT) (μη παραμετρική επεξεργασία) και η γραμμική μοντελοποίηση του σήματος, με εφαρμογή μοντέλων τύπου AR και ARMA επί του σήματος (παραμετρική επεξεργασία). Τέλος, προσφάτως έχουν αναφερθεί οι πρώτες απόπειρες μη γραμμικής και χαοτικής μοντελοποίησης του ΗΕΓ [Pieter, κ.α., 1991].

Η δυνατότητα υπολογισμού καλών εκτιμήσεων της πυκνότητας της φασματικής ισχύος δεν είναι επαρκής για να επιτρέψει την επιτυχή κατηγοριοποίηση του ΗΕΓ σύμφωνα με τις γενετικές παραλλαγές του. Ένα μεγάλο τμήμα του προβλήματος της κατηγοριοποίησης είναι η ανάγκη να ποσοτικοποιηθούν τα φάσματα ισχύος των ΗΕΓ μέσω της επιλογής μιας ομάδας από σημαντικά χαρακτηριστικά τα οποία θα εξαχθούν από τα δεδομένα και θα τα αντιπροσωπεύουν. Ο Zetterberg (1969) αποσύνθεσε το φάσμα ισχύος του ΗΕΓ σε φασματικά συστατικά που αποτελούνται από μία ομάδα φασματικών παραμέτρων που προέρχονται από τους συντελεστές ενός μοντέλου ARMA. Αυτές οι παράμετροι αποτελούνται από τις κεντρικές συχνότητες, τις παραμέτρους του εύρους ζώνης (bandwidth) και της ισχύος για κάθε έναν από τους τρεις ρυθμούς που ορίζονται ως  $\alpha$ ,  $\beta$  και  $\delta$ . Η φύση

των φασματικών παραμέτρων συσχετίζεται κυρίως με τους πόλους της συνάρτησης μεταφοράς (transfer function) που αντιστοιχεί στο μοντέλο ARMA. Η παράμετρος της κεντρικής συχνότητας μπορεί να αποκτηθεί από τη γωνία του πόλου, και η παράμετρος του εύρους ζώνης από το μέτρο του πόλου, για κάθε πόλο της συνάρτησης μεταφοράς (transfer function). Εξαιτίας της πρακτικής ανάγκης για υπολογισμό των παραμέτρων του μοντέλου με γραμμικό τρόπο, συνήθως το μοντέλο ARMA απλοποιείται σε μοντέλο τύπου AR (με μόνο πόλους). Συνολικά αυτές οι φασματικές παράμετροι έχει αποδειχθεί ότι αποτελούν καλές μεθόδους μετρήσεως του φάσματος ισχύος του HEG [Gasser et al., 1985].

#### 2.5.2.1 Σύγκριση αποτελεσμάτων φασματικών και οπτικών μεθόδων

Επιβεβαίωση των οπτικών συμπερασμάτων του Vogel έγινε περίπου μετά 20 έτη από τον Vagner (1991), ο οποίος χρησιμοποίησε φασματικές μεθόδους. Η πραγματοποιούμενη σύγκριση, βασισμένη σε έλεγχο σημείου προς σημείο, έδειξε ότι υπάρχει μεγάλη συμφωνία ανάμεσα στην κατηγοριοποίηση και στα παρατηρούμενα οπτικώς χαρακτηριστικά της κυματομορφής. Η διαδικασία κατηγοριοποίησης μπόρεσε να αναγνωρίσει τμήματα των οκτώ τύπων κυματομορφών του HEG μέσα σε ένα τμήμα HEG. Για όλες τις κυματομορφές υπήρξε ένα ποσοστό περίπου 59% συμφωνίας ανάμεσα στα αποτελέσματα της διαδικασίας κατηγοριοποίησης και της οπτικής κατηγοριοποίησης. Οι περισσότερες ασυμφωνίες παρατηρήθηκαν σε οριακές περιπτώσεις. Συμπερασματικά διαπιστώθηκε ότι η χρήση φασματικών παραμέτρων είναι μία καλή τεχνική για την κατηγοριοποίηση γενετικών παραλλαγών των HEG.

### 2.5.2.2 Έρευνες μεταξύ μονοζυγωτικών και διζυγωτικών διδύμων

Η σχέση μεταξύ των ΗΕΓ διζυγωτικών διδύμων, που ελέγχθηκε χρησιμοποιώντας φασματικές μεθόδους, δεν είναι τόσο μεγάλη όσο θα αναμενόταν [Lykken, Tellegen και Thorkelson, 1974] [Stassen κ.α., 1987]. Απ' ότι φαίνεται το φάσμα του ΗΕΓ καθορίζεται από ένα μηχανισμό που έχει ένα φαινοτυπικό χαρακτηριστικό ο οποίος προέρχεται από το συνδυασμό ενός συνόλου ανεξάρτητων γόνων [Lykken, Tellegen και Iacono, 1982]. Με βάση αυτό, οι μονοζυγωτικοί δίδυμοι αναπτύσσουν ορισμένα παρόμοια χαρακτηριστικά και κατά συνέπεια παρόμοια ΗΕΓ. Αντίθετα, οι διζυγωτικοί δίδυμοι έχουν ορισμένα πρότυπα που μπορούν να ποικίλουν. Αυτό οφείλεται στο ότι δεν έχουν ακριβώς την ίδια γενετική κληρονομικότητα [Lykken, 1982] [Lykken κ.α., 1974, 1982] [Stassen κ.α., 1987].

Η σταθερότητα του ΗΕΓ σε επαναλαμβανόμενες εγγραφές από το ίδιο άτομο, σε σχέση με δύο ομάδες φασματικών παραμέτρων ερευνήθηκε από τους [Gasser κ.α., 1985]. Οι δύο ομάδες από παραμέτρους που εξετάστηκαν ανήκουν σε μεγάλο εύρος συχνοτήτων και είναι παράμετροι που χαρακτηρίζουν τη ρυθμική και τη διάχυτη δραστηριότητα ξεχωριστά. Οι παράμετροι αυτές προέρχονται από μοντέλα τύπου αυτοπαλινδρόμησης (autoregression-AR). Τα αποτελέσματα έδωσαν ικανοποιητικές συσχετίσεις οι οποίες είναι τοπογραφικά αρκετά ομοιογενείς, αλλά όχι σε όλους τους ρυθμούς. Ο ρυθμός  $\delta$  είναι λιγότερο αξιόπιστος. Αρκετά αναξιόπιστος είναι και ο ρυθμός  $\beta$ . Αντίθετα ο ρυθμός  $\alpha$  είναι αξιόπιστος.

### 2.5.2.3 Έρευνες μεταξύ μελών των ιδίων οικογενειών

Για να προσδιορισθούν οι σχέσεις των ΗΕΓ μεταξύ μελών της ίδιας οικογένειας, ο Eischen κ.α., (1995) έκαναν μετρήσεις στα μέλη δέκα οικογενειών. Τα ΗΕΓ καταγράφηκαν για μία περίοδο τριών λεπτών με τα μάτια ανοικτά και τριών λεπτών με τα μάτια κλειστά. Χρησιμοποιήθηκε φασματική ανάλυση για να υπολογισθεί το φάσμα ισχύος και η μέση συχνότητα σε έξι (6) διαφορετικούς ρυθμούς:  $\delta$  (0.25-4/sec),  $\theta$  (4-8 Hz),  $\alpha 1$  (7.5-9.5 Hz),  $\alpha 2$  (9.5-12.5 Hz),  $\beta 1$  (12-20 Hz) και  $\beta 2$  (20-70 Hz). Το αποτέλεσμα αυτής της ανάλυσης έδειξε ότι οι μέσοι συντελεστές συσχέτισης του φάσματος και των τιμών συχνότητας μεταξύ ατόμων που δεν ανήκουν στην ίδια οικογένεια είναι κοντά στο μηδέν. Αντίθετα οι συντελεστές συσχέτισης μεταξύ μελών των ίδιων οικογενειών έχουν τιμές πολύ μεγαλύτερες από το μηδέν. Αυτό σημαίνει ότι η φασματική ισχύς και οι μέσες τιμές συχνότητας από βιολογικά σχετιζόμενα μέλη οικογενειών είναι πλησιέστερα μεταξύ τους από εκείνα που προέρχονται από βιολογικώς μη συσχετιζόμενα άτομα. Οι διαφορές μεταξύ οικογενειακών και μη μετρήσεων παρατηρήθηκαν σε όλες τις θέσεις των ηλεκτροδίων, με κάπως σημαντικότερες επιδράσεις για το ηλεκτρόδιο Pz (ινιακή θέση), όπου η δραστηριότητα  $\alpha$  είναι μεγαλύτερη [Vogel, 1970] [Vogel και Motulsky, 1979].

Παρόμοιες σχέσεις παρατηρήθηκαν και με τα δεδομένα των μέσων συχνοτήτων, εκτός από τον ρυθμό  $\alpha 1$ . Αυτά τα δεδομένα εντούτοις δεν ήταν τόσο ισχυρά στατιστικά όσο αυτά που βρέθηκαν για τις μετρήσεις φασματικής ισχύος. Τα αποτελέσματα αυτά συμφωνούν με εκείνα των προηγούμενων μελετών στις οποίες εκτιμήθηκαν τα ΗΕΓ μονοζυγωτικών



διδύμων [Davis και Davis, 1936] [Lennox κ.α., 1945] [Lykken κ.α., 1974, 1982] [Stassen κ.α., 1987] [Young κ.α., 1972] [Surwillo, 1977] και οικογενειών [Gottlobler, 1938] [Vogel, 1970] [Vogel και Motulsky, 1979]. Οι παρούσες μετρήσεις δείχνουν ότι κάποια από τα χαρακτηριστικά των ΗΕΓ μπορεί να είναι αξιόπιστοι δείκτες οικογενειακών ηλεκτροφυσιολογικών ομοιοτήτων, γιατί η φασματική ισχύς και η μέση συχνότητα των ΗΕΓ είναι, τουλάχιστον μερικώς, γενετικά καθορισμένη.

Πριν όμως αυτά τα αποτελέσματα θεωρηθούν απόλυτα, θα πρέπει να ληφθούν υπ' όψη πολλά σημεία.

- *Πρώτα* απ' όλα οι συντελεστές συσχέτισης (correlation coefficients) ανάμεσα στα μέλη της ίδιας οικογένειας, που χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα για την ανάλυση της διακύμανσης, δεν είναι απαραίτητα ανεξάρτητα δείγματα, όπως θεωρούνται από τη συγκεκριμένη στατιστική επεξεργασία.
- *Δεύτερον*, παρόλο που το εύρος της ηλικίας μεταξύ γονέων και παιδιών ήταν παρόμοιο, υπήρχαν μερικές διαφορές στις ηλικίες μεταξύ των οικογενειών οι οποίες όμως έγιναν αποδεκτές για να υπάρξει ικανού μεγέθους αριθμητικό δείγμα [Eischen κ.α, 1995]. Επομένως οι διαφορές στα ΗΕΓ, οι σχετιζόμενες με τις αλλαγές που προέρχονται από τις διαφορές στις ηλικίες έχουν επηρεάσει το αποτέλεσμα.
- *Τρίτον*, παρ' όλες τις ομοιότητες που παρατηρήθηκαν σε μέλη της ίδιας οικογένειας και διαφορές μεταξύ οικογενειών, πρέπει να ληφθεί υπ' όψη ότι μέλη της ίδιας οικογένειας δεν μοιράζονται μονάχα παρόμοιους βιολογικούς κώδικες, αλλά και περιβάλλον. Συνεπώς οι περιβαλλοντικοί παράγοντες είναι πιθανόν να έχουν επίδραση στις ομοιότητες μεταξύ ΗΕΓ.

Συμπερασματικά πάντως φαίνεται ότι οι γενετικοί παράγοντες παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο στις ομοιότητες που παρατηρούνται στα ΗΕΓ σε μέλη των ίδιων οικογενειών.

### 2.5.3 Ανάλυση του ΗΕΓ με χαρτογραφικές μεθόδους

Η χωρική οργάνωση της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφαλικού φλοιού, η οποία μετριέται με το ΗΕΓ, μπορεί να απεικονιστεί από τη συλλογή δεδομένων με ηλεκτρόδια, από διάφορα σημεία του εγκεφάλου. Κατάλληλη επεξεργασία αυτών των δεδομένων παράγει *χάρτες (maps)* οι οποίοι απεικονίζουν την ηλεκτρική δραστηριότητα του φλοιού του εγκεφάλου. Η χωρική ανάλυση των δεδομένων του ΗΕΓ είναι απαραίτητη κατά τον Vogel (1982), γιατί το ηλεκτρικό δυναμικό που λαμβάνεται από ένα σημείο του κρανίου είναι μία ασαφής τιμή και ορίζεται πάντοτε μόνο σε σχέση με το δυναμικό σε ένα άλλο σημείο. Συνεπώς είναι πάντα απαραίτητο να μετρούνται όχι δυναμικά αλλά διαφορές δυναμικού.

Η ανάλυση των αποτελεσμάτων στο χώρο του εγκεφάλου οδηγεί σε σημαντικά συμπεράσματα, που αφορούν τις κατανομές του δυναμικού στο χώρο και τις διαφορές τους υπό διαφορετικές συνθήκες, υποκείμενα ή χρόνους. Διάφορες εστίες αυξημένης δραστηριότητας σχηματίζονται σε σημεία του εγκεφαλικού φλοιού και χαρακτηρίζονται από τις συχνότητες των παλμών που παράγουν. Εκτός από τις σημαντικές διαφορές της κατανομής αυτών των εστιών στον εγκεφαλο από άτομο σε άτομο, είναι δυνατόν να διακριθούν σταθερά πρότυπα στο φλοιό του εγκεφάλου σε κατάσταση ανάπαυσης. Η παρουσία σταθερών εστιών αυξημένης δραστηριότητας στον εγκεφαλικό φλοιό πιθανώς να σημαίνει ότι ο γενετικός παράγοντας

επηρεάζει τις διαδικασίες της οργάνωσης των βιοδυναμικών στο χώρο [Sviderskaya και Korol'kova, 1995].

### 2.5.3.1 Έρευνες μεταξύ μονοζυγωτικών διδύμων

Η ομοιότητα ανάμεσα σε μονοζυγωτικούς διδύμους στη χαρτογράφηση των δυναμικών του φλοιού του εγκεφάλου μελετήθηκε σε έντεκα (11) ζευγάρια μονοζυγωτικών διδύμων και σε είκοσι (20) ζευγάρια γενετικά μη συσχετισμένων ατόμων, που βρισκόταν σε κατάσταση ανάπαυσης ή σε κατάσταση πνευματικής δραστηριότητας [Sviderskaya και Korol'kova, 1995]. Παρατηρήθηκε ότι ο βαθμός ομοιότητας των χαρτών κατά την κατάσταση ανάπαυσης είναι μεγαλύτερος σε ζευγάρια μονοζυγωτικών διδύμων απ'ότι σε γενετικά μη σχετιζόμενα άτομα. Η μέγιστη ομοιότητα των χαρτών μονοζυγωτικών διδύμων παρατηρείται στις πρόσθιες περιοχές του αριστερού ημισφαιρίου και στις κροταφικές περιοχές του δεξιού. Διαφορές ανάμεσα σε ομάδες παρατηρήθηκαν και στις δύο περιοχές, πιο διακεκριμένες στο δεξί ημισφαίριο. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν δίνουν τη δυνατότητα να εξαχθούν συμπεράσματα που αφορούν την επίδραση γενετικών παραγόντων όχι μόνο σε ξεχωριστά στοιχεία του ΗΕΓ, αλλά και στη συστηματική οργάνωση των λειτουργιών του φλοιού του εγκεφάλου. Οι δραστηριότητες του δεξιού ημισφαιρίου συσχετίζονται με τις πιο ελέγξιμες γενετικές διαδικασίες. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης της ομοιότητας των χαρτών κατά τη διάρκεια διάφορων τύπων δραστηριότητας, επιβεβαιώνουν ότι ο συντελεστής ομοιότητας είναι σημαντικός στην πλειοψηφία των ζευγαριών μονοζυγωτικών διδύμων μόνο σε μετρήσεις στο δεξί ημισφαίριο.

#### 2.5.4 Συμπεράσματα από τη διερεύνηση της γενετικής βάσης του ΗΕΓ

Από τη μελέτη των σχέσεων μεταξύ γενετικών πληροφοριών και ΗΕΓ εξάγονται τα ακόλουθα συμπεράσματα:

1. Τα αποτελέσματα των πειραμάτων με μονοζυγωτικούς διδύμους δείχνουν απόλυτο γενετικό προσδιορισμό του ΗΕΓ. Σε αυτό περιλαμβάνονται οι περιπτώσεις “ωρίμανσης” κατά τη παιδική ηλικία, το ώριμο ΗΕΓ της ενήλικης ζωής και η “κανονική” διαρκής μεταβολή σε μεγάλες ηλικίες. Αντίθετα, ανωμαλίες στο ΗΕΓ ηλικιωμένων ατόμων, οι οποίες οφείλονται σε παθολογικά αίτια, δεν συμφωνούν σε μονοζυγωτικούς διδύμους.
2. Οι εξετάσεις μονοζυγωτικών διδύμων δεν έδειξαν μόνον μεγάλη συμφωνία των ΗΕΓ τους, αλλά και διαφορές μεταξύ διαφορετικών ζευγαριών διδύμων, επιβεβαιώνοντας έτσι ότι το κανονικό ΗΕΓ δείχνει μία μεγάλη και πολυδιάστατη ποικιλομορφία μεταξύ γενετικά ανεξάρτητων ατόμων. Αρχικά θεωρήθηκε απίθανο ότι αυτή η ποικιλομορφία μπορούσε να αναλυθεί τελείως με απλούς κανόνες κληρονομικότητας. Εντούτοις τα στοιχεία που έχουν συγκεντρωθεί υποστηρίζουν ένα πολυπαραγοντικό γενετικό σύστημα το οποίο και επιβεβαιώθηκε στις περισσότερες καταγραφές ρυθμών β.
3. Η πιο πειστική απόδειξη για τον γενετικό συσχετισμό των ΗΕΓ μπορεί να βρεθεί στα ΗΕΓ χαμηλού δυναμικού, όπου μόνο μερικές οριακές περιπτώσεις δεν δίνουν θετικά αποτελέσματα.
4. Έχουν παρατηρηθεί στατιστικά σημαντικές ομοιότητες μεταξύ των ΗΕΓ ατόμων της ίδιας οικογένειας. Οι ομοιότητες αυτές αποδίδονται σε κοινές γενετικές πληροφορίες των ατόμων.

5. Το ΗΕΓ του ίδιου ατόμου παρουσιάζεται σταθερό στο χρόνο ως προς τους περισσότερους ρυθμούς, *αυτό σημαίνει ότι πιθανώς είναι δυνατή η ταυτοποίηση του ατόμου από το ΗΕΓ του.*

Σύμφωνα με τα προηγούμενα το ΗΕΓ παρουσιάζει διάφορα πλεονεκτήματα διότι υπό κατάλληλες προϋποθέσεις μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως εκφραστής

- (α) του γενετικού κώδικα και άρα της ταυτότητας του ατόμου και
- (β) της πνευματικής δραστηριότητας του εγκεφάλου.

Το ΗΕΓ ανάπαυσης του ίδιου ενήλικου ατόμου κάτω από κανονικές συνθήκες είναι σχετικά σταθερό, ακόμη και για μεγάλες χρονικές περιόδους. Με τη γήρανση βέβαια το ΗΕΓ αλλάζει πολύ αργά και δείχνει σημαντικά σημεία αλλαγών. Ένα άλλο πλεονέκτημα του ΗΕΓ είναι η μεγάλη του διαφορά από άτομο σε άτομο, η οποία μαζί με τη σταθερότητα στο χρόνο για το ίδιο άτομο κάνει το ΗΕΓ ένα μέγεθος χαρακτηριστικό για το άτομο. Από την άλλη πλευρά το ΗΕΓ έχει και ορισμένα μειονεκτήματα: Διαφορετικές φυσιολογικές καταστάσεις, όπως η αλλαγή του επιπέδου γλυκόζης στο αίμα και η ασυνήθιστη νευρικότητα ή κούραση καταλήγουν σε μεταβατικές αλλαγές του ΗΕΓ ανάπαυσης [Vogel κ.α., 1979]. Επομένως, συγκεκριμένες συνθήκες καταγραφής απαιτούνται για να επιτευχθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα. Ακόμη διάφορα φάρμακα, ειδικά ψυχοτροπικά και νευροληπτικά, μπορεί να αλλάξουν το ΗΕΓ. Σήμερα όλα τα άτομα με πνευματικές ασθένειες και άλλες ψυχολογικές ενοχλήσεις θεραπεύονται με μία ποικιλία από φάρμακα. Αλλά ακόμη και στον "κανονικό" πληθυσμό, χρησιμοποιούνται πολλά είδη φαρμάκων σε μεγάλη κλίμακα. Αυτό είναι ένα μεγάλο εμπόδιο στην έρευνα και αυτή τη στιγμή αποτελεί τη μεγαλύτερη πηγή σφάλματος στις ψυχοφυσιολογικές μελέτες.

## 2.6 Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως εργαλείο αναγνώρισης του ατόμου

Ο απόλυτος προσδιορισμός της συσχέτισης γενετικών χαρακτηριστικών ΗΕΓ μεταξύ συγγενικών ομάδων ατόμων, σύμφωνα με τα συμπεράσματα της βιβλιογραφικής έρευνας, δύναται να ενισχύσει την υπόθεση ότι τα ΗΕΓ που ανήκουν στο ίδιο άτομο πιθανώς φέρουν κοινά "γενετικά" χαρακτηριστικά, σε ποσοστό ανώτερο μεταξύ των μονοζυωτικών διδύμων, που κατά τη βιβλιογραφική έρευνα είναι η ομάδα με τη μεγαλύτερη γενετική ηλεκτροεγκεφαλογραφική συμφωνία.

Η τεκμηριωμένη βάση της ανωτέρω υπόθεσης οδηγεί στη διατύπωση της πρότασης ότι: Εάν το ποσοστό θετικής αναγνώρισης της ταυτότητας του ατόμου με βάση τα γενετικά χαρακτηριστικά που εξάγονται από το ΗΕΓ του ίδιου ατόμου επιτύχει τιμές ποσοστών της τάξης του 95%, τότε (κάτω από συγκεκριμένες προϋποθέσεις που αναπτύσσονται στο Κεφάλαιο 6) δύναται το ΗΕΓ να αποτελέσει εργαλείο αναγνώρισης της ταυτότητας του ατόμου.

Ο έλεγχος της ορθότητας της πρότασης αυτής προϋποθέτει την υλοποίηση των κάτωθι τεσσάρων (4) σταδίων:

1. Προ-επεξεργασία του σήματος του ΗΕΓ με σκοπό την εξαγωγή ιδιαίτερον χαρακτηριστικών που δύνανται να αποτελέσουν τη βάση μεταφοράς της γενετικής πληροφορίας.
2. Επεξεργασία του ΗΕΓ, με μεθόδους παραμετρικές και μη παραμετρικές, με σκοπό την πιο συμπαγή περιγραφή των χαρακτηριστικών που εξάχθηκαν στο στάδιο της προ-επεξεργασίας.
3. Κατηγοριοποίηση ή ταυτοποίηση των χαρακτηριστικών που ελήφθησαν στο δεύτερο στάδιο, χρησιμοποιώντας μέθοδο αναγνώρισης.

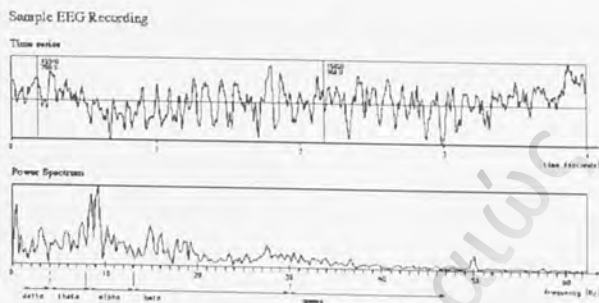
4. Στατική επεξεργασία και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των μεθόδων με σκοπό να διαπιστωθεί η αξιοπιστία τους.

## 2.7 Ανοιχτά προβλήματα

### 2.7.1 Στασιμότητα του ΗΕΓ

Σύμφωνα με τα κοινώς παραδεχτά το ΗΕΓ θεωρείται ένα μη στάσιμο σήμα που δύναται όμως να αποτελείται από επιμέρους στάσιμα τμήματα σήματος [Dumerth, G. κ.α 1987]. Γι'αυτό το λόγο το ΗΕΓ μελετήθηκε ως προς δύο κατευθύνσεις, με σκοπό να απομονωθούν τμήματά του που δίνουν στάσιμες ιδιότητες. Οι κατευθύνσεις αυτές είναι:

1. *Απομόνωση μόνιμων ιδιαίτερων φασματικών χαρακτηριστικών.*  
Σύμφωνα με τη βιβλιογραφική έρευνα, όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 2.5, η συγκεκριμένη φασματική περιοχή (ρυθμός ή δραστηριότητα) που παρουσιάζει μεγαλύτερη σταθερότητα (περιοδικότητα) είναι ρυθμός  $\alpha$ , στα 8-13 Hz. Η έρευνα του Vogel προς αυτή την κατεύθυνση επικεντρώθηκε σε μια υπο-περιοχή του ρυθμού  $\alpha$ , τα  $\alpha$ -μονομορφικά κύματα. Συγκεκριμένα τα  $\alpha$ -μονομορφικά κύματα είναι φασματικές περιοχές που αποτελούνται από υψηλού πλάτους αρμονικές, των οποίων η φασματική εμβέλεια κινείται σε εύρος 1 Hz γύρω από το βασικό ρυθμό  $\alpha$  του ατόμου, που συνήθως είναι κατά προσέγγιση τα 10 Hz (εικόνα 6).



Εικόνα 6. Φασματική απεικόνιση ενός τυπικού ΗΕΓ. Διακρίνεται η μονομορφική περιοχή γύρω από τα 10 Hz.

2. *Απομόνωση μόνιμων ιδιαίτερων χαρακτηριστικών συγκεκριμένου μήκους σήματος.* Αν και οι προαναφερόμενες φασματικές περιοχές έχουν μια περιοδική σταθερότητα μεγαλύτερη από τις άλλες, οι μέχρι σήμερα ερευνητικές προσπάθειες επικέντρωσαν τον ενδιαφέρον τους και στην αποκοπή συγκεκριμένου χρονικού τμήματος του ΗΕΓ που δίνει στάσιμα χαρακτηριστικά. Συγκεκριμένα ο Hazarika (1997) καθόρισε το χρόνο σε 1 sec, ενώ οι περισσότεροι άλλοι ερευνητές αποφασίζουν τον τεμαχισμό του σήματος τελείως εμπειρικά και τον καθορίζουν συνήθως σε τμήματα διάρκειας μεταξύ 10 sec και 3 min.

Εν κατακλείδι, ένα από τα ανοιχτά προβλήματα για την υλοποίηση του θεθέντος στόχου είναι η κατά το δυνατόν καλύτερη απομόνωση χρονικών ή / και φασματικών συνιστωσών του σήματος, με σκοπό την απομόνωση τμημάτων ΗΕΓ γραφικού σήματος που δίνουν *στάσιμα* χαρακτηριστικά.



### 2.7.2 Ηλικία

Ένα άλλο πρόβλημα που αναφέρθηκε προηγουμένα, είναι η ηλικιακή μεταβλητότητα του ΗΕΓ. Γι'αυτό το λόγο η προσπάθεια αναγνώρισης της ατομικής ταυτότητας του ατόμου πρέπει να γίνεται σε ηλικίες που θεωρούνται ότι παρέχουν τη μεγαλύτερη σταθερότητα ρυθμών. Οι ηλικίες αυτές είναι μεταξύ των 18 και 60 ετών.

### 2.7.3 Τα φάρμακα

Είναι γεγονός ότι υπάρχει μία στενή αλληλεπίδραση μεταξύ αναισθησίας και ηλεκτροεγκεφαλογραφίας. Πράγματι, ο Berger (1938), τέσσερα χρόνια μετά την αρχική περιγραφή του ανθρώπινου ΗΕΓ, ανακοίνωσε ότι το χλωροφόρμιο μετέβαλε το πρότυπο. Αργότερα οι ερευνητές Gibbs (1951, 1952, 1964) και συνεργάτες του περιέγραψαν μεταβολές του ΗΕΓ στη διάρκεια αναισθησίας και υποδήλωσαν ότι πιθανό να ήταν δυνατό να συσχετισθούν τα βιοχημικά αποτελέσματα της αναισθησίας με τα καταγραφόμενα εγκεφαλικά δυναμικά. Η αποδεδειγμένη δράση των αναισθητικών φαρμάκων στη μεταβολή του πρότυπου ΗΕΓ οδηγεί στο συμπέρασμα ότι πρέπει να αποκλείονται από τη διαδικασία ταυτοποίησης τα ΗΕΓ που προέρχονται από την επίδραση τέτοιων αναισθητικών φαρμάκων.

#### 2.7.4 Οι παθολογίες

Η επιληψία, ο εγκεφαλικός όγκος, η κρανιοεγκεφαλική κάκωση, η εγκεφαλοπάθεια, οι διανοητικές ανωμαλίες, η ηπατική εγκεφαλοπάθεια είναι από τις πιο σημαντικές παθολογικές καταστάσεις που επηρεάζουν το ΗΕΓ και συνεπώς τέτοιες κατηγορίες ατόμων δεν πρέπει να συμπεριλαμβάνονται στη διαδικασία ταυτοποίησης μέσω ΗΕΓ.

#### 2.7.5 Το πρόβλημα των πηγών ή το αντίστροφο πρόβλημα

Η ασάφεια ως προς την ακριβή θέση των πηγών ηλεκτρικής δραστηριότητας μέσα στον εγκέφαλο από τις οποίες προέρχονται τα ΗΕΓ, προκαλεί μια ασάφεια ως προς τα ακριβή σημεία καταγραφής του ΗΕΓ στην επιφάνεια του κρανίου. Στο συγκεκριμένο πρόβλημα επιζητούμε περιοχές του εγκεφαλικού φλοιού που παράγουν όσο το δυνατόν καθαρότερο ρυθμό  $\alpha$  (θεωρούμενος ως ο πιο σταθερός ρυθμός). Για το λόγο αυτό πρέπει να προτιμηθούν οι οπίσθιες ινιακές φλοιϊκές περιοχές που κατά κανόνα δίδουν τον καθαρότερο ρυθμό  $\alpha$ .

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ

3

# ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΚΑΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ / ΤΑΥΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

### 3. ΜΕΘΟΔΟΙ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ και ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ / ΤΑΥΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΗΕΓ

#### 3.1 Ορισμός των προβλημάτων

Στην εισαγωγή είχε αναφερθεί ότι κύριος σκοπός της διατριβής είναι να κατηγοριοποιηθούν σωστά τα ατομικά ηλεκτροεγκεφαλογραφικά χαρακτηριστικά. Για την υλοποίηση αυτού του στόχου απαιτείται μια κατάλληλη (προ)επεξεργασία του σήματος του ΗΕΓ, ώστε να δημιουργηθούν διανύσματα που να περιέχουν συγκεκριμένα ιδιαίτερα ατομικά χαρακτηριστικά (features). Στη συνέχεια ακολουθείται η διαδικασία της κατηγοριοποίησης των διανυσμάτων αυτών, μέσω κατάλληλων κατηγοριοποιητών. Η ορθή κατηγοριοποίηση του ΗΕΓ ενός ατόμου στοχεύει στην αναγνώριση της ταυτότητας του ατόμου. Για το στόχο αυτό στην παρούσα διατριβή χρησιμοποιείται ο όρος ταυτοποίηση (identification). Ουσιαστικά υφίστανται δύο διαφορετικά προβλήματα:

- Το πρώτο πρόβλημα, που στο εξής αναφέρεται ως κατηγοριοποίηση (classification), αφορά την ορθή κατάταξη του ΗΕΓ ενός ατόμου σε μία από πεπερασμένο αριθμό γνωστών κλάσεων ΗΕΓ.
- Το δεύτερο πρόβλημα, που στο εξής αναφέρεται ως ταυτοποίηση, αφορά την ορθή αναγνώριση ενός ατόμου μεταξύ πλήθους εν γένει αγνώστων ατόμων, που στηρίζεται στην καλή γνώση των χαρακτηριστικών του εν λόγω ατόμου και μόνον. Από τη διαφοροποίηση αυτή γίνεται φανερό ότι το δεύτερο πρόβλημα είναι σημαντικά πιο πολύπλοκο από το πρώτο, και

με μεγαλύτερο πρακτικό ενδιαφέρον. Εντούτοις, εργαλεία και μέθοδοι που αντιμετωπίζουν επιτυχώς το πρώτο πρόβλημα έχουν αποδειχτεί ιδιαίτερα χρήσιμα και στην αντιμετώπιση του δεύτερου.

### 3.2 Μέθοδοι προ-επεξεργασίας

Όπως προαναφέρθηκε και στην παράγραφο 2.7, "Ανοιχτά Προβλήματα", οι μέθοδοι προ-επεξεργασίας έχουν σκοπό να απομονώνουν ιδιαίτερα ατομικά "γενετικά" χαρακτηριστικά, δηλαδή χαρακτηριστικά που μπορούν να διαφοροποιήσουν το άτομο έναντι άλλου. Προς αυτή την κατεύθυνση απομονώνονται φασματικά τα μονομορφικά  $\alpha$  κύματα ή γενικά το φάσμα του ρυθμού  $\alpha$ . Από πλευράς επιλογής χρονικού ορίζοντα ΗΕΓ για την εξαγωγή στάσιμων χαρακτηριστικών του, είθισται μέχρι σήμερα να χρησιμοποιούνται χρονικά διαστήματα που ορίζονται εμπειρικά από τους ερευνητές [Dumermuth, 1987]. Στο πλαίσιο της εργασίας αναπτύχθηκε μια μέθοδος [Roulos, κ.α., 2001] που απομονώνει εντός της καταγραφής του ΗΕΓ τμήματα που παράγουν στάσιμα χαρακτηριστικά. Στη συνέχεια από τα επιλεγμένα χρονικά πλαίσια και από το συνολικό φάσμα του κάθε επιλεγμένου χρονικού πλαισίου, απομονώνονται τα μονομορφικά  $\alpha$  κύματα. Αναλυτικότερα τα στάδια αυτά περιγράφονται στις παρακάτω δύο παραγράφους:

#### 1. Επιλογή τμήματος του ΗΕΓ με στάσιμες ιδιότητες

Όπως είναι γνωστό, το ΗΕΓ θεωρείται γενικά ένα μη στάσιμο σήμα [Dumermuth, 1987]. Γι'αυτό το λόγο η επιλογή του απαραίτητου

(μεταβαλλόμενου) μήκους τμήματος από το καταγεγραμμένο ΗΕΓ, δύναται να δώσει στάσιμα χαρακτηριστικά, τα οποία είναι σημαντικά για τους σκοπούς της διατριβής. Σε προηγούμενες εργασίες άλλων ερευνητών χρονικά πλαίσια ΗΕΓ 1-sec έχει αναφερθεί ότι προσεγγιστικά δίνουν στάσιμα χαρακτηριστικά. Η προτεινόμενη μέθοδος βασίζεται στην υπόθεση ότι η μορφή του σήματος ενός χρονικού πλαισίου ΗΕΓ μπορεί να περιγραφεί από το βαθμό ασυμμετρίας γύρω από ένα χαρακτηριστικό σημείο.

Έστω ότι έχει επιλεγεί κατά βέλτιστο τρόπο ένα συγκεκριμένο μήκος δειγμάτων (διάρκεια) του σήματος ΗΕΓ, και με βάση αυτό το μήκος το αρχικό σήμα ΗΕΓ έχει τεμαχιστεί σε τμήματα. Έστω  $X_k$  το  $k$ -στο τμήμα, όπου  $k$  ο δείκτης που αριθμεί τα τμήματα (segments),  $k = 1, 2, 3, \dots, L/2$ . Ο βαθμός ασυμμετρίας του  $X_k$  υπολογίζεται από το κριτήριο Pearson [Zar, 1999] και περιγράφεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$S_k = \frac{\bar{X}_k - M_o}{s_k}, \quad (1)$$

όπου:

$S_k$  είναι ο βαθμός ασυμμετρίας,

$\bar{X}_k$ : είναι η μέση τιμή του τμήματος του επιλεγμένου ΗΕΓραφήματος,

$M_o$  : είναι η τιμή του χαρακτηριστικού σημείου που έχει επιλεγεί να διέλθει ο άξονας συμμετρίας,

$s_k$  : είναι η τυπική απόκλιση του επιλεγμένου ΗΕΓραφήματος

$L$ : είναι το χρονικό μήκος του αρχικού σήματος εκφρασμένο σε sec.

Στην περίπτωση της παρούσας εργασίας, ο βαθμός ασυμμετρίας δεν υπολογίζεται στο πεδίο του χρόνου, αλλά της συχνότητας στην περιοχή του ρυθμού  $\alpha$  (7.5-12.5 Hz). Αυτό σημαίνει ότι στην εξίσωση 1 το συγκεκριμένο τμήμα σήματος  $X_k$ , αντικαθίσταται από τα αντίστοιχα φασματικά πλάτη της περιοχής του ρυθμού  $\alpha$ . Το  $M_\alpha$  επιλέγεται ως το σημείο αιχμής (μέγιστο) του ρυθμού  $\alpha$  ή βασικού ρυθμού. Εάν αυτό δεν είναι εφικτό, τότε το γεγονός αυτό υποδηλώνει παθολόγεια και το συγκεκριμένο ΗΕΓ παραλείπεται από κάθε περαιτέρω επεξεργασία.

Η διαδικασία που ακολουθείται στη συνέχεια έχει ως στόχο να τεμαχισθεί κατάλληλα το αρχικό ΗΕΓ σε ίσα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά τμήματα, έτσι ώστε οι βαθμοί ασυμμετρίας αυτών των τμημάτων δίνουν τυπική απόκλιση πρακτικά ίση προς το μηδέν. Όταν αυτό επιτευχθεί, τότε αυτά τα ίσης διάρκειας ηλεκτροεγκεφαλογραφικά τμήματα θα δίνουν στάσιμα χαρακτηριστικά.

Ο αλγόριθμος που υπολογίζει το κατάλληλο μήκος στάσιμου τμήματος περιγράφεται από τα ακόλουθα βήματα:

- **Βήμα 1:** Το αρχικό ΗΕΓ τεμαχίζεται σε τμήματα του 1 sec, θέτοντας  $k=1$ .
- **Βήμα 2:** Κάθε τμήμα  $k=1, 2, 3, \dots, L/2$  υποβάλλεται σε φασματική ανάλυση χρησιμοποιώντας Ταχύ Μετασχηματισμό Fourier (Fast Fourier Transform, FFT).
- **Βήμα 3:** Ο βαθμός ασυμμετρίας  $S_k$  υπολογίζεται σύμφωνα με την εξίσωση 1, για κάθε φασματικό τμήμα.
- **Βήμα 4:** Υπολογίζεται η τυπική απόκλιση  $s_k$  των βαθμών ασυμμετρίας για όλα τα φασματικά τμήματα.

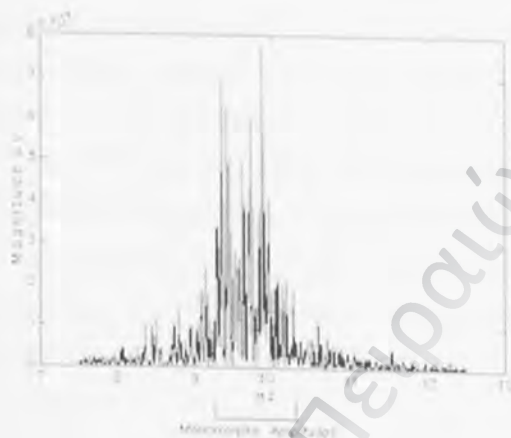


- **Βήμα 5:** Τα βήματα 1,2 και 3 επαναλαμβάνονται χρησιμοποιώντας τμήματα διάρκειας βαθμιαία αυξανόμενης κατά 1 sec, έως ότου απομείνουν μόνο δύο τμήματα ΗΕΓ, τα οποία θα είναι χρονικής διάρκειας ημίσεως χρόνου του αρχικού σήματος ( $L/2$ ).
- **Βήμα 6:** Επιλέγεται το μήκος  $L^*$  το οποίο ελαχιστοποιεί την τυπική απόκλιση των βαθμών φασματικής ασυμμετρίας.
- **Βήμα 7:** Από όλα τα τμήματα σήματος ΗΕΓ μήκους  $L^*$  επιλέγεται εκείνο που έδωσε τη μικρότερη τιμή φασματικής ασυμμετρίας, δηλαδή το μικρότερο  $S_k$

Είναι σημαντικό να διευκρινιστεί ότι όλη η ακόλουθη επεξεργασία βασίζεται σε ένα μόνο τμήμα ΗΕΓ γραφικού σήματος το οποίο από εδώ και στο εξής θα ονομάζεται "στάσιμο τμήμα ΗΕΓ"..

## II. Η επιλογή της μονομορφικής $\alpha$ φασματικής ζώνης

Το επόμενο βήμα της προ-επεξεργασίας του ηλεκτροεγκεφαλογραφικού σήματος είναι η φασματική απομόνωση της μονομορφικής  $\alpha$  φασματικής ζώνης. Γι' αυτό το σκοπό, εξάγεται από το φάσμα του στάσιμου τμήματος του ΗΕΓ μία συχνοτική περιοχή  $3\text{-db}$  γύρω από την κεντρική συχνότητα δηλαδή τη συχνότητα που παρουσιάζεται η μέγιστη ισχύς,  $M_0$  (peak of the alpha rhythm).



Εικόνα 7. Φασματική απεικόνιση ενός τυπικού ΗΕΓ με επιλεγμένη τη μονομορφική  $\alpha$  ζώνη του.

Έχει αποδειχθεί ότι ένας γενετικά προσδιορισμένος ΗΕΓ γραφικός τύπος κυριαρχείται από τα μονομορφικά  $\alpha$  κύματα, τα οποία χαρακτηρίζονται από περιοδικά υψηλά πλάτη φασματικών συνιστωσών, που εμφανίζονται στη ζώνη των 9-11 Hz (εικόνα 7). Λαμβάνοντας τα παραπάνω υπόψη, είναι σημαντικό να απομονωθεί μία κατάλληλη φασματική ζώνη (3-db) γύρω από την κεντρική συχνότητα, ώστε τα μονομορφικά  $\alpha$  κύματα ενός ΗΕΓ να περιέχονται σε αυτή. Ο προσδιορισμός της κεντρικής συχνότητας και της φασματικής ζώνης γύρω απ'αυτή περιγράφονται ακολούθως.

#### A. Καθορισμός της κεντρικής συχνότητας $f_c$

Ο καθορισμός της κεντρικής συχνότητας  $f_c$  γίνεται με τη χρησιμοποίηση ενός γραμμικού διακριτού μοντέλου [Wennerberg, κ.α. 1971], το οποίο παράγει ως έξοδο μία στάσιμη στοχαστική διεργασία  $\{x_n\}$ , όταν διεγερθεί από ένα

κατάλληλο προσαρμοσμένο λευκό θόρυβο. Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης, Auto - Correlation Function (ACF), υπολογίζεται ως εξής παρακάτω:

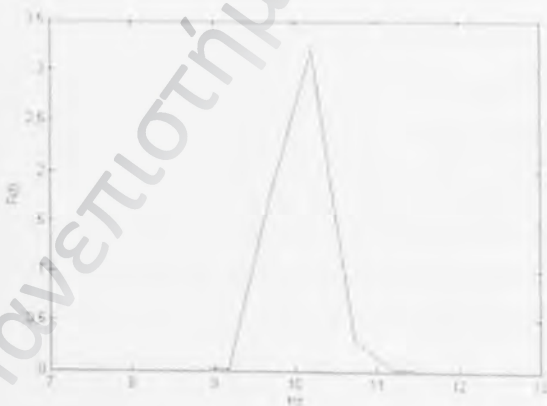
$$r_k^x = \frac{\sum_{v=1}^{n-k} x_v x_{v+k} - \frac{1}{n-k} \left( \sum_{v=1}^{n-k} x_v \right)^2}{\sum_{v=1}^{n-k} x_v^2 - \frac{1}{n-k} \left( \sum_{v=1}^{n-k} x_v \right)^2} \quad (2)$$

όπου το  $k$  αριθμεί την τάξη των ACF συντελεστών ( $k=0, 1, \dots, K-1$ ),  $r_k^x$  είναι οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης  $k$  τάξης και  $\{x_v\}$  είναι το επιλεγμένο ηλεκτροεγκεφαλογραφικό σήμα (στάσιμο τμήμα ΗΕΓ), το οποίο αποτελείται από  $n$  σημεία (points). Αυτό μπορεί να θεωρηθεί ως μία διακριτή ακολουθία σημείων  $\{x_v\} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ . Η δικαιολογία για τη χρησιμοποίηση αυτού του είδους μοντέλου, αντί του αρχικού ΗΕΓ, βρίσκεται στο γεγονός ότι οι φασματικές ιδιότητες μίας στάσιμης στοχαστικής διεργασίας μπορούν ικανοποιητικά να περιγραφούν με ένα πιο συμπαγή τρόπο μέσω των συντελεστών αυτοσυσχέτισης.

Η φασματική πυκνότητα του ΗΕΓφικού σήματος μπορεί να υπολογισθεί από τους συντελεστές ACF  $\{r_k^x, k=0, 1, \dots, K-1\}$  χρησιμοποιώντας τον μετασχηματισμό Fourier.

$$R_f^x = \sum_{k=0}^{K-1} r_k^x e^{-j \frac{2 \pi f k}{K}}, \quad f = 0, 1, \dots, K-1 \quad (3)$$

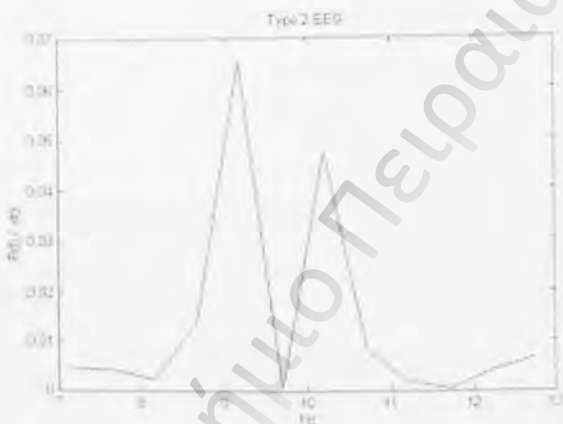
Αποτέλεσμα αυτής της επεξεργασίας, είναι να προκύψουν δύο επικρατούντες τύποι φασματικής ισχύος  $R_f^x$ , συγκεκριμένα, ο **Τύπος 1** και ο **Τύπος 2**, (εικόνα 8, εικόνα 9 αντίστοιχα), οι οποίοι εμφανίζονται τυχαία. Όπως μπορεί να διαπιστωθεί από τις εικόνες 8, 9 ο **Τύπος 2** περιέχει και χαμηλά και υψηλά πλάτη αρμονικών ενώ ο **Τύπος 1** περιέχει μόνο υψηλά πλάτη αρμονικών (μονομορφικά α κύματα).



Εικόνα 8. Φασματικός Τύπος 1.

Στην προτεινόμενη μέθοδο ο **Τύπος 1** είναι περισσότερο επιθυμητός από τον **Τύπο 2**, γιατί περικλείει μεγαλύτερο αριθμό αρμονικών με υψηλά πλάτη και γι' αυτό το λόγο επιλέγεται. Στην πράξη η επιλογή αυτή μπορεί να γίνει

επιλέγοντας το φάσμα εκείνο που παρουσιάζει το μικρότερο βαθμό ασυμμετρίας γύρω από άξονα συμμετρίας που διέρχεται από το σημείο που δίνει την υψηλότερη φασματική συνιστώσα (peak), όπως δίδεται από την εξίσωση 1. Ο χαμηλός βαθμός ασυμμετρίας αντιστοιχεί σε ένα καθαρό **Τύπο 1**.



Εικόνα 9. Φασματικός Τύπος 2.

### **B. Καθορισμός φασματικής ζώνης 3-dB γύρω από την κεντρική συχνότητα $f_c$ .**

Στο δεύτερο στάδιο υπολογίζεται η φασματική ζώνη γύρω από την κεντρική συχνότητα του επιλεγμένου **Τύπου 1** ή **Τύπου 2** που ελήφθησαν από το προηγούμενο στάδιο. Για τον υπολογισμό αυτό κατασκευάζεται ένα ψηφιακό

φίλτρο  $2^{\text{ov}}$  βαθμού και οι  $R_f^x, f = 0, 1, \dots, K-1$  φασματικές συνιστώσες εισάγονται στο φίλτρο για επεξεργασία. Στην έξοδο του φίλτρου παράγεται η συσχέτιση μεταξύ της συχνότητας και της θέσης των πόλων σε πολικές συντεταγμένες  $(r, \theta)$ , στον μοναδιαίο κύκλο του μιγαδικού επιπέδου  $Z$ . Ο υπολογισμός της ζητούμενης φασματικής ζώνης βασίζεται στην

προσεγγιστική συσχέτισή της με τη θέση του πόλου και δίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$BW_{3db} = 3 - dB \text{ bandwidth} \approx 2 \frac{1-r}{\sqrt{r}} \text{ (radians)}, \quad (4)$$

όπου  $r$  είναι η τιμή της θέσης του πόλου στο μιγαδικό επίπεδο  $Z$  [Burrus, κ.α. 1994].

Συνολικά η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να περιγραφεί από τα ακόλουθα βήματα:

- **Βήμα 1:** Ένα στάσιμο τμήμα ΗΕΓφήματος επιλέγεται όπως περιγράφεται στο πρώτο στάδιο της παραγράφου 3.2.
- **Βήμα 2:** Οι συντελεστές ACF από το επιλεγμένο στάσιμο ΗΕΓ  $\{r_k^x, k=0,1,\dots,K-1\}$  υπολογίζονται σύμφωνα με την εξίσωση 2.
- **Βήμα 3:** Το διακριτό φάσμα  $K$  σημείου  $R_f^x, f=0,1,\dots,K-1$ , υπολογίζεται μέσω του μετασχηματισμού Fourier σύμφωνα με την εξίσωση 3.
- **Βήμα 4:** Η κεντρική συχνότητα  $f_c$  του φάσματος, ενός από τους Τύπους 1 και 2, υπολογίζεται σύμφωνα με το δεύτερο στάδιο της παραγράφου 3.2.
- **Βήμα 5:** Η φασματική ζώνη 3-dB περιοχής,  $BW_{3db}$ , γύρω από την κεντρική συχνότητα  $f_c$  υπολογίζεται, σύμφωνα με την εξίσωση 4.

### 3.3 Μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών μεγεθών

Παρόλη την προεπεξεργασία του ΗΕΓ εξάγεται ένα μεγάλο πλήθος χαρακτηριστικών. Το γεγονός αυτό δημιουργεί πρόβλημα γνωρίζοντας ότι οι μέθοδοι κατηγοριοποίησης δεν είναι σε θέση να δεχθούν τόσες πολλές μεταβλητές ως εισόδους. Γι' αυτό το λόγο απαιτείται η μείωση του πλήθους των χαρακτηριστικών αυτών χωρίς να χαθεί η πληροφορία. Αυτό δύναται να επιτευχθεί μέσω της Φασματικής Ανάλυσης.

Η Φασματική Ανάλυση (Φ.Α.) ενός σήματος μπορεί να οριστεί πολύ σύντομα ως η μέτρηση της κατανομής της ισχύος του σήματος στο φάσμα των συχνοτήτων. Πιο συγκεκριμένα, η Φ.Α. ζητά να προσδιορίσει τη φασματική πυκνότητα ισχύος (power spectral density, PSD),  $P(\Omega)$ , του σήματος, ως συνάρτηση της συνεχούς κυκλικής συχνότητας  $\Omega$ . Το ενδιαφέρον εδώ συγκεντρώνουν τα σήματα διακριτού χρόνου, ως κατάλληλα για επεξεργασία μέσω ηλεκτρονικού υπολογιστή. Ένα μέρος της βιβλιογραφίας που αναφέρεται σε Φ.Α., τοποθετεί το σήμα σε ένα στοχαστικό πλαίσιο, το θεωρεί δηλαδή στοχαστική διαδικασία διακριτού χρόνου. Τότε, τόσο η  $P(\Omega)$  όσο και όλες οι σχετικές ποσότητες ορίζονται ως μέσες τιμές πιθανοσυνόλων. Στην ανάλυση που θα ακολουθήσει θα διαπιστωθεί ότι αυτό δεν είναι πάντα απαραίτητο. Συνήθως στην πράξη διατίθεται πεπερασμένος αριθμός σημείων  $\{x_n\}_{n=0}^{N-1}$ , μίας μόνο πραγματοποίησης της στοχαστικής διαδικασίας  $\{x_n\}$ . Από τα σημεία αυτά επιχειρείται να εκτιμηθεί η  $P(\Omega)$ . Διάφορες εκτιμήτριες συναρτήσεις,  $\hat{P}(\Omega)$ , έχουν προταθεί, και καθεμία οδηγεί σε διαφορετικό αλγόριθμο Φ.Α. Η σύγκριση μεταξύ τους στηρίζεται στις αρχές της στατιστικής μεθοδολογίας.

Γενικά οι μέθοδοι Φ.Α. διακρίνονται στις παρακάτω κατηγορίες:

- Κλασικές (μη παραμετρικές), π.χ. περιοδιόγραμμα, μέθοδος Blackman-Tukey κ.α.
- Παραμετρικές, π.χ. γραμμική πρόβλεψη, μέθοδος Burg, μέθοδος Music, μέθοδος ελαχίστου μέτρου, κ.α.

Η δεύτερη οικογένεια μεθόδων στηρίζεται στη μοντελοποίηση του σήματος σύμφωνα με κάποιο γραμμικό μοντέλο (ARMA, AR ή MA), ή στην ανάλυση ιδιοτιμών. Επιτυγχάνει υψηλότερη διακριτική ικανότητα από τις μη παραμετρικές μεθόδους, και δίνει την ελπίδα μέτρησης της συχνότητας από πολύ μικρής διάρκειας σήμα, καθώς και από πολύ χαμηλά επίπεδα SNR. Ακολούθως, θα αναπτυχθούν οι μέθοδοι εκείνες που χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών από το προ-εξεργασμένο ΗΕΓ (στάσιμο τμήμα).

### 3.3.1 Μη παραμετρικές μέθοδοι Ανάλυσης Φασματικής Ανάλυσης

Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 3.2, ένας μη παραμετρικός τρόπος επεξεργασίας ενός διακριτού ηλεκτροεγκεφαλογραφικού σήματος είναι ο Διακριτός Μετασχηματισμός Fourier (Discrete Transform Fourier, DTF) [Norman, 1994]. Η φασματική πυκνότητα ισχύος δίνεται από την εξίσωση 3. Στην προτεινόμενη μέθοδο οι φασματικές συνιστώσες του προ-εξεργασμένου ΗΕΓ αποτελούν τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά του. Η υπολογιστική πολυπλοκότητα του προαναφερόμενου αλγόριθμου είναι  $O(N^2)$ . Για να μειωθεί η πολυπλοκότητα προτιμήθηκε να χρησιμοποιηθεί ο Ταχύς Μετασχηματισμός Fourier (Fast Fourier Transform, FFT), βασισμένος στον αλγόριθμο του Tukey (1965), που είναι ταχύτερη μορφή



του DFT αλγορίθμου. Ο FFT χρησιμοποιεί την τεχνική "διαίρει - και - βασιλεύει" της Θεωρίας Αλγορίθμων, και μειώνει την πολυπλοκότητα από  $O(N^2)$  που δίνει ο DFT σε  $O(N \cdot \log_2 N)$ . Εν κατακλείδι, οι φασματικές συνιστώσες που λαμβάνονται από τον μετασχηματισμό FFT χρησιμοποιούνται στη συνέχεια ως ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του προ-εξεργασμένου σήματος.

### 3.3.2 Παραμετρικές μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης

Κεντρικό ρόλο στις μεθόδους παραμετρικής Φασματικής Ανάλυσης (Φ.Α) παίζει το γραμμικό μοντέλο. Μία αρκετά γενική και πολύ διαδεδομένη κατηγορία γραμμικών μοντέλων, είναι τα μοντέλα τύπου Autoregressive - Moving Average (ARMA) τάξεως  $(p,r)$ . Επίσης η επέκταση του γραμμικού αυτού μοντέλου δύναται να περιλάβει μη γραμμικά δυναμικά (non-linear dynamics) και κατά συνέπεια προκύπτει μια δεύτερη μέθοδος ανάλυσης. Στις επόμενες παραγράφους θα αναπτυχθούν οι συγκεκριμένες μορφές των προαναφερομένων παραμετρικών φασματικών μεθόδων, που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διατριβή για την εξαγωγή των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών του ΗΕΓ.

#### 3.3.2.1 Γραμμικές Παραμετρικές μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης

Στην παρούσα εργασία ένα κατάλληλο γραμμικό μοντέλο ARMA  $(p,r)$  προσαρμόστηκε στο προ-εξεργασμένο ΗΕΓ  $\{y_n\}$ . Το στοχαστικό αυτό σήμα

διακριτού χρόνου  $\{y_n\}$  περιγράφεται επιτυχημένα από ένα τέτοιο μοντέλο αν υπακούει στην παρακάτω σχέση:

$$y_n + \sum_{i=1}^p a_i y_{n-i} = \sum_{j=0}^r c_j e_{n-j} \quad (5)$$

όπου:

- η  $\{e_n\}$  είναι διαδικασία λευκού θορύβου, μηδενικής μέσης τιμής και αγνώστου διακύμανσης  $\sigma_e^2$ ,
- $c_0 = 1$ ,
- οι παράμετροι  $\{a_i, i=1, \dots, p\}$ ,  $\{c_j, j=1, \dots, r\}$  είναι άγνωστες σταθερές.

Μεταφέροντας την εξίσωση 5 στο μιγαδικό επίπεδο  $z$ , βλέπουμε ότι μία διαδικασία ARMA(p,r) μπορεί να προκύψει ως έξοδος ενός γραμμικού, χρονικά αμετάβλητου συστήματος (φίλτρου), το οποίο διεγείρεται από λευκό θόρυβο. Το φίλτρο έχει την παρακάτω ρητή συνάρτηση μεταφοράς:

$$H(z) = \frac{C(z)}{A(z)} = \frac{c_0 + \sum_{j=0}^r c_j z^{n-j}}{1 + \sum_{j=1}^p a_j z^{n-j}}, \quad (6)$$

Στην προτεινόμενη μέθοδο για λόγους μείωσης της πολυπλοκότητας της μεθόδου, οι MA συντελεστές  $\{c_j, j = 1, \dots, r\}$  απαλείφθηκαν και έτσι υποθετήθηκε ένα καθαρά AR μοντέλο. Ένεκα τούτου η εξίσωση 5 τροποποιείται ως ακολούθως:

$$y_n + \sum_{i=1}^p a_i y_{n-i} = c_0 e_n, \quad (7)$$

Η επιλογή της τάξης ( $p$ ) του επιλεγμένου μοντέλου AR γίνεται σύμφωνα με το κριτήριο AIC (Akaike Information Criterion), το οποίο δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$AIC(r) = (N-M) \log \sigma_e^2 + 2r \quad (8)$$

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{N-M} \sum_{t=M+1}^N e_t^2 \quad (8a)$$

όπου:  $N$  είναι αριθμός των διακριτών τιμών του σήματος,

$M$  είναι η μέγιστη τάξη που δύναται να περιγράψει το μοντέλο,

$r$  είναι ο αριθμός ανεξαρτήτων μεταβλητών που περιγράφουν το μοντέλο.

Ο βέλτιστος βαθμός  $r$  προκύπτει από την ελαχιστοποίηση του  $AIC(r)$ . Για τον υπολογισμό των συγκεκριμένων  $p$  παραμέτρων,  $\{a_i, i = 1, \dots, p\}$  από το προ-επεξεργασμένο σήμα ΗΕΓ χρησιμοποιείται ένα γραμμικό μοντέλο αυτοσυσχετίσης δεύτερης τάξης [Swami, A. 1989]. Εδώ φαίνεται και η μείωση της πολυπλοκότητας από τη χρήση αμιγώς AR μοντέλου, διότι στην περίπτωση που υπήρχαν και οι MA συντελεστές, η τάξη της αυτοσυσχετίσης θα έπρεπε να είναι τουλάχιστον τρίτη. Από την άλλη πλευρά έχει δειχθεί ότι το ΗΕΓ δύναται να περιγραφεί ικανοποιητικά από αυτοσυσχετίση δεύτερης

τάξης. Συνεπώς, το παρακάτω πλήρες ορισμένο σύστημα εξισώσεων, βασίζεται σε αποκλειστικά AR παραμέτρους

$$r_k^y + \sum_{i=1}^p a_i r_{k-i}^y = 0, \quad k \geq 0, \quad (9)$$

όπου  $\{r_k^y, k=0, 1, 2, \dots, y\}$ , οι συντελεστές αυτοσυσχέτισης του σήματος.

Ένα σύστημα ανεξαρτήτων εξισώσεων μπορεί να δημιουργηθεί από την εξίσωση 9 για διαφορετικές τιμές του  $k$ . Σε μορφή πίνακα, το γραμμικό αυτό σύστημα μπορεί να περιγραφεί ως:

$$Ca = 0, \quad (10)$$

όπου  $C$  είναι ο πίνακας διαστάσεων  $(k \times y)$  που περιέχει τους συντελεστές αυτοσυσχέτισης, ενώ το διάνυσμα

$$a = [1, a_1, \dots, a_p] \quad (11)$$

περιέχει τις άγνωστες παραμέτρους AR. Σημειώνεται ότι συνεπείς εκτιμήτριες των παραμέτρων AR μπορούν να ληφθούν από την επίλυση του συστήματος που περιγράφεται από την εξίσωση 10, μόνο εάν ισχύει για το βαθμό του πίνακα  $C$  η σχέση:

$$\text{rank}[C] = p. \quad (12)$$

### 3.3.2.2 Μη Παραμετρικές γραμμικές μέθοδοι Φασματικής Ανάλυσης

Το μοντέλο που θα αναλυθεί εδώ είναι μία επέκταση του προηγούμενου μοντέλου τύπου AR με μη γραμμικούς και συγκεκριμένα διγραμμικούς (bilinear) συντελεστές τάξεων  $(p, 0, m, k)$  [Subba, 1977]. Οι εξαγόμενοι διγραμμικοί συντελεστές εξαρτώνται άμεσα από τους γραμμικούς συντελεστές AR(p). Η προτεινόμενη μη γραμμική επέκταση της μεθόδου έχει σκοπό να εξαχθούν επιπλέον μη γραμμικά χαρακτηριστικά που περιέχουν ακριβέστερη πληροφορία απ' ότι το καθαρά γραμμικό AR μοντέλο, σχετικά με το προ-επεξεργασμένο ΗΕΓ. Το μοντέλο αυτό δύναται να θεωρηθεί ως μια επεκταμένη μορφή της εξίσωσης 7. Η παράλειψη του MA τμήματος της εξίσωσης 5 του μοντέλου είναι μία συμβιβαστική λύση για να διευκολυνθεί η εκτίμηση των προαναφερόμενων παραμέτρων με γραμμικό τρόπο. Αυτή η απλοποιημένη επιλογή περιγράφεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$x_t + \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} = \alpha + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^m b_{ij} x_{t-i} e_{t-j} + e_t \quad (13)$$

Η μονοδιάστατη παράμετρος  $\alpha$  έχει εισαχθεί στην εξίσωση 13, ώστε να επιτραπεί η προσαρμογή του μοντέλου σε δεδομένα με μη μηδενικές μέσες τιμές. Στη παρούσα περίπτωση απαλείφεται η παράμετρος  $\alpha$  γιατί έχουν μηδενιστεί οι μέσες τιμές του τμήματος του ΗΕΓ πριν από κάθε περαιτέρω επεξεργασία.

Η εκλογή της τάξης του γραμμικού μοντέλου είναι συνήθως βασισμένη σε ένα από τα κριτήρια της Θεωρίας Πληροφορίας, όπως το AIC που περιγράφεται από την εξίσωση 8.

Το κριτήριο AIC χρησιμοποιήθηκε ώστε να εκτιμηθεί η τάξη του γραμμικού τμήματος του μοντέλου της εξίσωσης 13, που στην προκειμένη περίπτωση είναι η καταλλήλότερη τάξη  $p$  του AR τμήματος του μοντέλου. Για κάθε υποψήφια τάξη  $p$  σε ένα εύρος τιμών  $[p_{\min}, p_{\max}]$ , ο AIC( $p$ ) υπολογίζεται από τα υπόλοιπα (residuals) κάθε εγγραφής εντός του συνολικού καταγεγραμμένου αριθμού σημάτων ΗΕΓ.

Η διαδικασία της εκτίμησης των παραμέτρων ενός προσαρμοσμένου μοντέλου που περιγράφεται από την εξίσωση 13 απαραίτητα προϋποθέτει την εφαρμογή της Μεθόδου των Επαναλαμβανόμενων Υπολοίπων (Repeated Residuals) [Subba., 1977]. Τα βασικά βήματα της παραπάνω μεθόδου περιγράφονται εδώ χάριν της πληρότητας της παρουσίασης. Παρακάτω υποθέτουμε ότι

- Οι τάξεις  $(p, m, k)$  του μοντέλου της εξίσωσης 13 είναι γνωστές και σταθερές.
- Η  $\{e_t\}$  είναι μία στοχαστική διαδικασία ανεξάρτητων δειγμάτων ομοιόμορφης κατανομής και μηδενικής μέσης τιμής.
- $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  περιγράφει μία πραγματοποίηση της χρονοσειράς  $\{x_t\}$  μήκους  $n$  δειγμάτων (στην παρούσα εργασία η χρονοσειρά  $\{X_t\}$  είναι οι τιμές του κάθε καταγεγραμμένου σήματος ΗΕΓ).

Για μία πιο συμπαγή περιγραφή, έστω ότι τοποθετούνται όλες οι παράμετροι του μοντέλου μέσα σε ένα διάνυσμα παραμέτρων  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_r]^T$ , διαμορφωμένο ως ακολούθως:

- $\theta_i = a_i, \quad i = 1, \dots, p,$
- $\theta_{p+1} = b_{11}, \quad \theta_{p+2} = b_{12}, \dots, \theta_{p+m_k} = b_{mk},$  (14)

όπου:  $r = p + m k.$

Εάν το  $g$  συμβολίζει τη χρονική στιγμή (δείγμα)  $g = \max(p, m, k) + 1,$  της χρονοσειράς, τότε η από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των μεταβλητών  $\{e_{g+1}, e_{g+2}, \dots, e_n\}$  δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$P\{e_{g+1}, e_{g+2}, \dots, e_n\} = \frac{1}{(2\pi\sigma_e^2)^{\frac{n-g}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_e^2} \sum_{t=g+1}^{nN} e_t^2 \right\}. \quad (15)$$

Επειδή η Ιακωβιανή μήτρα μετασχηματισμού από τις μεταβλητές  $\{e_{g+1}, e_{g+2}, \dots, e_n\}$  στις μεταβλητές  $\{x_{g+1}, x_{g+2}, \dots, x_n\}$  είναι μονάδα, τότε η συνάρτηση πιθανοφάνειας των μεταβλητών  $\{x_{g+1}, x_{g+2}, \dots, x_n\}$  ταυτίζεται με την από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των μεταβλητών  $\{e_{g+1}, e_{g+2}, \dots, e_n\}$ . Σύμφωνα με την εξίσωση 15, η μεγιστοποίηση της συνάρτησης πιθανοφάνειας είναι κατά προσέγγιση ισοδύναμη με την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης  $Q(\theta)$ , όπου

$$Q(\theta) = \sum_{t=g+1}^n e_t^2 \quad (16)$$

ως προς το διάνυσμα παραμέτρων  $\theta$ . Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης  $Q(\theta)$  ως προς το διάνυσμα  $\theta$  δίνει τη δεσμευμένη εκτιμήτρια μέγιστης πιθανοφάνειας (δεσμευμένη ως προς τα δεδομένα  $\{x_t\}$ ). Όπως μπορεί να

διαπιστωθεί, η εξίσωση 16 είναι της μορφής ελάχιστων τετραγώνων. Ο σκοπός της προσέγγισης που γίνεται κατά τη μεταβολή από την εξίσωση 7 στην 8 είναι πράγματι να ληφθεί μια έκφραση που ελαχιστοποιείται ευκολότερα, απ' ό,τι η ακριβής εξίσωση πιθανοφάνειας.

Θεωρώντας δεδομένο τον αριθμό των παραμέτρων  $(p, k, m)$ , οι παράμετροι του μοντέλου  $BL(p, 0, k, m)$  υπολογίζονται χρησιμοποιώντας γνωστές τεχνικές ελαχίστων τετραγώνων, όπως ο μετασχηματισμός Householder [Gill, 1981]. Η συνάρτηση  $Q(\theta)$  εκφράζεται σε σχέση με τις άγνωστες παραμέτρους από την παρακάτω εξίσωση:

$$Q(\theta) = \sum_{t=g+1}^n \left\{ x_t + \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k b_{ij} x_{t-i} e_{t-j} \right\}^2, \quad (17)$$

όπου  $e_t$  είναι η μεταβλητή που προήλθε από την εξίσωση 13 έχοντας παραλείψει την παράμετρο  $a$ .

δηλαδή

$$e_t = x_t + \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} - \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k b_{ij} x_{t-i} e_{t-j}. \quad (18)$$

Για τον υπολογισμό των αρχικών τιμών ελαχιστοποίησης, τα πρώτα υπόλοιπα (residuals) λαμβάνονται από το γραμμικό τμήμα του μοντέλου, ως εξής:



$$e_l = x_l - \sum_{i=1}^p a_i x_{l-i} \quad (19)$$

Έτσι, η εκτίμηση των άγνωστων παραμέτρων του διανύσματος  $\theta$  μπορεί να επιτευχθεί βασισόμενη στις τιμές  $\{x_l\}$  και στις αρχικές τιμές των υπολοίπων  $\{e_l\}$ , επιλύοντας το ακόλουθο σύστημα εξισώσεων πρώτων παραγώγων:

$$\left( \frac{dQ(\theta)}{d(\theta_i)} = 0, \quad i=1, 2, \dots, r \right). \quad (20)$$

Η καθιερωμένη τεχνική ελαχίστων τετραγώνων επιλέχθηκε σε αντίθεση με τη μη γραμμική μέθοδο ελαχιστοποίησης Newton - Raphson διότι υπολογίζει το διάνυσμα  $\theta$  πιο αποτελεσματικά. Η διαδικασία εκτίμησης των παραμέτρων για το μοντέλο  $BL(p, \theta, k, m)$  μπορεί να περιγραφεί με τα ακόλουθα βήματα:

- **Βήμα 1:** Από ένα δεδομένο προ-επεξεργασμένο σήμα ΗΕΓ  $\{x_l\}$  εκτιμάται ο βαθμός  $p$  του μοντέλου  $AR$  σύμφωνα με το κριτήριο Akaike (παρ. 3.3.2.1) και οι συντελεστές του μοντέλου  $AR(p)$  σύμφωνα με την εξίσωση 10.
- **Βήμα 2:** Υπολογίζονται τα αρχικά υπόλοιπα  $\{e_l\}$  σύμφωνα με την εξίσωση 19, χρησιμοποιώντας τους  $p$  συντελεστές του μοντέλου  $AR(p)$ .
- **Βήμα 3:** Τα αρχικά υπόλοιπα χρησιμοποιούνται στην εξίσωση 17 για να εκτιμηθούν οι συντελεστές του διανύσματος  $\theta$  του διγραμμικού

μοντέλου  $BL(p, \theta, m, k)$ , χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

- **Βήμα 4:** Χρησιμοποιώντας τους συντελεστές του διανύσματος  $\theta$  στην εξίσωση 18 επανεκτιμώνται τα υπόλοιπα  $\{e_l\}$ . Επαναλαμβάνεται το βήμα 3 και λαμβάνονται οι νέες τιμές του διανύσματος  $\theta$ .
- **Βήμα 5:** Τα βήματα 3 και 4 επαναλαμβάνονται μέχρι να συγκλίνουν οι εκτιμώμενοι διγραμμικοί συντελεστές του διανύσματος  $\theta$ .

Στο πειραματικό μέρος η προαναφερόμενη τεχνική συγκλίνει τις περισσότερες φορές [Hazarika, κ.α., 1997] αλλά η σύγκλιση δεν είναι εξασφαλισμένη. Σε αυτές τις περιπτώσεις εφαρμόζεται η τεχνική της μη γραμμικής ελαχιστοποίησης, Newton-Raphson [Granger, κ.α., 1978<sup>a</sup>]. Η μέθοδος αυτή στην πράξη συγκλίνει σχεδόν πάντοτε. Στη σπάνια περίπτωση που δεν συγκλίνει, το προ-επεξεργασμένο σήμα ΗΕΓ αποκλείεται από οποιαδήποτε περαιτέρω επεξεργασία.

Η σύγκλιση της μεθόδου Newton-Raphson επιτυγχάνεται υπολογίζοντας την πρώτη και δεύτερη παράγωγο του  $Q(\theta)$  ως προς  $\theta_i$  σύμφωνα με τις παρακάτω εξισώσεις:

$$\frac{dQ(\theta)}{d\theta_i} = 2 \sum_{l=g}^n e_l \frac{de_l}{d\theta_i} \quad (21)$$

και

$$\frac{dQ^2(\Theta)}{d\theta_i d\theta_j} = 2 \sum_{t=g}^n \frac{de_t}{d\theta_i} \frac{de_t}{d\theta_j} + 2 \sum_{t=g}^n e_t \frac{d^2 e_t}{d\theta_i d\theta_j}, \quad (22)$$

όπου:  $i, j=1, \dots, r$ .

Οι παράμετροι  $\Theta = [\theta_1, \dots, \theta_r]^T$  που υπολογίζονται σύμφωνα με τη μέθοδο των επαναλαμβανόμενων υπολοίπων, χρησιμοποιούνται ως αρχικές τιμές για να ξεκινήσει η επαναληπτική μέθοδος Newton - Raphson. Χρησιμοποιώντας το σύνολο των τιμών αυτών, η πρώτη και δεύτερη παράγωγος του  $Q(\Theta)$  υπολογίζονται σύμφωνα με τις εξισώσεις 21, 22 και 17.

Έστω ο πίνακας  $G(\Theta)$  διαστάσεων  $(r \times r)$  ο οποίος προκύπτει από την πρώτου βαθμού μερική παράγωγο της  $Q(\Theta)$  ως προς  $\Theta$ :

$$G(\Theta) = \left[ \frac{dQ(\Theta)}{d\theta_1}, \frac{dQ(\Theta)}{d\theta_2}, \dots, \frac{dQ(\Theta)}{d\theta_r} \right]^T, \quad (23)$$

και ο πίνακας  $H(\Theta)$  διαστάσεων  $(r \times r)$  ο οποίος προκύπτει από τη δεύτερου βαθμού μερική παράγωγο της  $Q(\Theta)$  ως προς  $\Theta$ :

$$H(\Theta) = \left[ \frac{d^2 Q(\Theta)}{d\theta_i d\theta_j} \right], \quad i, j = 1, 2, \dots, r. \quad (24)$$

Εάν οι εξισώσεις 23 και 24 συνδυαστούν, τότε η επαναληπτική μέθοδος Newton-Raphson μπορεί να εκφραστεί ως εξής:

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} - H^{-1}(\theta)^{(k)} G(\theta)^{(k)}, \quad (25)$$

όπου  $\theta^{(k)}$  είναι το διάνυσμα κατά το  $k^{\text{οστό}}$  βήμα επανάληψης. Ως κατόφλι της σύγκλισης μπορεί να θεωρηθεί η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών διγραμμικών διανυσμάτων  $\|\theta^{(k+1)} - \theta^{(k)}\|_2$ .

### 3.4 Κατηγοριοποίηση / Ταυτοποίηση

#### 3.4.1 Γραμμικές και μη γραμμικές μέθοδοι

Το επόμενο βήμα μετά την εξαγωγή των χαρακτηριστικών από το σήμα ΗΕΓ, είναι η κατηγοριοποίηση των αντίστοιχων διανυσμάτων ανά κατηγορία που αντιστοιχεί σε συγκεκριμένο άτομο [Nilson, 1988].

Στην οικογένεια των κατηγοριοποιητών διακρίνουμε διάφορες υποδιαρέσεις με αντίστοιχα κριτήρια ( γραμμικοί / μη - γραμμικοί, προσαρμοστικοί / μη - προσαρμοστικοί, με επίβλεψη / χωρίς επίβλεψη κ.τ.λ.). Στη συνέχεια εξετάζονται εν συντομία οι κυριότερες λύσεις προκειμένου να επιλεγεί η καταλληλότερη για το πρόβλημά μας.

**Α. Γραμμική μέθοδος.** Τα προ-αναφερόμενα διανύσματα χαρακτηριστικών τα οποία χρησιμοποιούνται ως διανύσματα εισόδου στον κατηγοριοποιητή συσχετίζονται με τα διανύσματα εξόδου, τα οποία προκύπτουν μετά τη διαδικασία εκμάθησης των εισαγομένων διανυσμάτων από ένα επιλεγμένο σύστημα κατηγοριοποίησης, με γραμμικό τρόπο. Ειδικότερα, αν θεωρηθούν  $x_i$  τα διανύσματα εισόδου και  $y_j$  τα διανύσματα εξόδου και  $\mu_j$  είναι τα

διανύσματα διαχωρισμού ανά κατηγορία των διανυσμάτων εισόδου (βάρη), τότε η γραμμική συσχέτιση των διανυσμάτων  $x_i$ ,  $y_j$  δίνεται από την κάτωθι σχέση:

$$y_j = \sum_{i=1}^k \mu_{ij} \cdot x_i \quad (26)$$

Για καλύτερη κατανόηση της μεθόδου θεωρείται ένα πολύ απλό σύστημα κατηγοριοποιητή που η βασική του ιδέα είναι η θεώρηση του αμφιβληστροειδή ως διδιάστατης διάταξης φωτοαισθητήρων [Ρίζος, 1996]. Τα φωτοαισθητήρια συνδέονται πλήρως ή τυχαία με αμετάβλητα βάρη  $w_{ij}$  με ανιχνευτές χαρακτηριστικών (Τεχνητοί Νευρώνες, (ΤΝ)) που έχουν την ικανότητα να αναγνωρίζουν κάποια συγκεκριμένα πρότυπα. Για να δραστηριοποιηθεί κάποιος ΤΝ πρέπει το σταθμισμένο άθροισμα εισόδου να είναι ως εξής ( μετασχηματισμός της εξίσωσης 26 ) (εικόνα 10)

$$NET_j = \sum_{i=1}^k w_{ij} x_i \geq 0 \quad (26a)$$

όπου  $i, j$ : είναι ο αριθμός των εισόδων και των εξόδων αντίστοιχα.

Ακόμη υπάρχει το επίπεδο εξόδου που αποτελείται από ΤΝ που λειτουργούν ως "ανιχνευτές προτύπων" και συνδέονται με μεταβλητά βάρη και τυχαίο τρόπο με κάποιους από τους ανιχνευτές χαρακτηριστικών. Ως συνάρτηση μεταφοράς χρησιμοποιείται η γραμμική συνάρτηση κατωφλίου (εικόνα 10a).

Αυτά τα χαρακτηριστικά του κατηγοριοποιητή προέρχονται από φυσιολογικές παρατηρήσεις. Έτσι π.χ. στην περίπτωση του αμφιβληστροειδή οι νευρώνες πυροδοτούνται μόνον όταν η δραστηριότητα εισόδου υπερβεί κάποιο κατώφλι.

Στη συνέχεια ο ρυθμός πυροδότησης αυξάνει ανάλογα με την αύξηση της εισόδου. Εναλλακτικά μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια βηματική συνάρτηση μεταφοράς, η οποία κβαντίζει την έξοδο του TN στην τιμή 0, αν το σταθμισμένο άθροισμα εισόδου  $NET_j \leq 0$  ή στην τιμή 1, αν το σταθμισμένο άθροισμα εισόδου  $NET_j \geq 0$  (εικόνα 10b).



**Εικόνα 10.** Γραμμική συνάρτηση κατωφλίου που χρησιμοποιείται ως συνάρτηση μεταφοράς για τους ανιχνευτές χαρακτηριστικών και τους ανιχνευτές προτύπων. Η αύξηση της δραστηριοποίησης από κάποιο σημείο και μετά είναι γραμμική (Α). Μία εναλλακτική συνάρτηση μεταφοράς για τους ανιχνευτές προτύπων (Β).

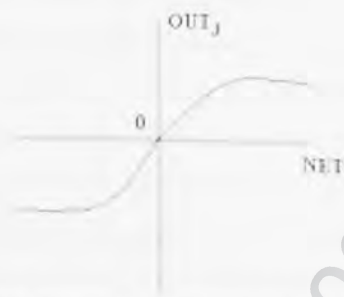
**B. Μη γραμμική μέθοδος.** Τα διανύσματα εξόδου τα οποία προέκυψαν από μία γραμμική διεργασία, μεταφέρουν συνήθως κάποιες ανεπιθύμητες συνιστώσες [Ρίζος, 1996]. Η απόρριψη των συνιστωσών αυτών γίνεται με την ενσωμάτωση στη γραμμική εξίσωση ενός μη γραμμικού τμήματος  $\gamma_i(y_j)$  που είναι παρόμοιο με ένα βαθμωτό πεδίο. Κατόπιν τούτου η εξίσωση τροποποιείται δια της μη γραμμικής ολοκλήρωσής της, ως ακολούθως:

$$\frac{dy_j}{dt} = y_j - \gamma_i(y_j) \quad (27)$$

Για καλύτερη κατανόηση της μη γραμμικής μεθόδου αναφέρεται η περίπτωση του σιγμοειδούς μοντέλου (εικόνα 11). Το σιγμοειδές μοντέλο είναι αυτό που χρησιμοποιείται περισσότερο στην πράξη. Ονομάστηκε έτσι από τη μορφή της μη γραμμικότητάς του. Μία δημοφιλής επιλογή είναι η λογιστική συνάρτηση:

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-au}} \quad (27\beta)$$

Καθώς το  $a \rightarrow +\infty$ , το σιγμοειδές μοντέλο μετατρέπεται σε γραμμικό μοντέλο.



Εικόνα 11. Μη γραμμική συνάρτηση κατωφλίου που χρησιμοποιείται ως συνάρτηση μεταφοράς για τους ανιχνευτές χαρακτηριστικών και τους ανιχνευτές προτύπων (σιγμοειδής συνάρτηση).

### 3.4.2 Μέθοδοι με επίβλεψη και χωρίς επίβλεψη

Αν θεωρηθεί ότι τα διανύσματα εισόδου (εδώ διανύσματα επεξεργασίας ΗΕΓ) αποτελούνται από  $d$  μεταβλητές, δηλαδή ο υπερχώρος των διανυσμάτων εισόδου έχει διάσταση  $d$  και κάθε μεταβλητή λαμβάνει  $N$  διακριτές τιμές, τότε ο υπόχωρος των διανυσμάτων αποτελείται από  $N^d$  διανύσματα εισόδου που λαμβάνουν  $N$  διακριτές τιμές. Μπορούμε να φανταστούμε ότι με την εκπαίδευση το σύστημα κατηγοριοποίησης σχηματίζει υποθέσεις για το ποιόν της υποκειμένης συνάρτησης εισόδου / εξόδου. Τα εκπαιδευτικά διανύσματα εισόδου είναι τα "στοιχεία" που βοηθούν στην ανακάλυψη της σωστής συνάρτησης. Βέβαια όσο πιο μεγάλα είναι το μέγεθος του συστήματος κατηγοριοποίησης τόσο περισσότερες συναρτήσεις μπορεί να υλοποιήσει και επομένως αυξάνει η πιθανότητα η επιθυμητή συνάρτηση να βρίσκεται σε αυτό το σύνολο συναρτήσεων.



Αν λάβουμε υπόψη ότι το μέγεθος του συστήματος κατηγοριοποίησης των ΗΕΓραφικών χαρακτηριστικών διανυσμάτων είναι αρκετά μεγάλο ώστε να συμπεριλαμβάνει την επιθυμητή συνάρτηση, τότε μπορούμε να θεωρήσουμε ότι τα εκπαιδευτικά διανύσματα εισόδου μας δίνουν τη δυνατότητα απόρριψης των ανεπιθύμητων συναρτήσεων. Όσο περισσότερα εκπαιδευτικά διανύσματα διαθέτουμε τόσο περισσότερες συναρτήσεις μπορούμε να απορρίψουμε. Αν όμως το μέγεθος του συστήματος κατηγοριοποίησης δεν είναι αρκετά μεγάλο τότε το σύστημα κατηγοριοποίησης αναζητεί τη συνάρτηση που ταιριάζει καλύτερα στην επιθυμητή.

Υπάρχει μια πληθώρα αλγορίθμων οι οποίοι χρησιμοποιούνται για την "εκπαίδευση" των συστημάτων κατηγοριοποίησης. Στην πράξη η εκπαίδευση κάποιου συστήματος κατηγοριοποίησης ισοδυναμεί με την ενδυνάμωση ή αποδυνάμωση των τιμών των βαρών (διανύσματα διαχωρισμού των διανυσμάτων εισόδου ανά κατηγορία προέλευσης), σύμφωνα με τους κανόνες που ορίζει ο αλγόριθμος εκπαίδευσης, μέχρι που τα βάρη να συγκλίνουν στις καταλληλότερες τιμές. Οι μεθοδολογίες εκπαίδευσης που χρησιμοποιούνται είναι:

- Με εποπτεία από εξωτερική πηγή ή με επίβλεψη (supervised).
- Χωρίς εποπτεία ή χωρίς επίβλεψη (unsupervised).

Κατά την εκπαίδευση με επίβλεψη παρουσιάζονται στο σύστημα κατηγοριοποίησης ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - εξόδου και το σύστημα αυτό προσπαθεί να κατασκευάσει μία σχέση (συνάρτηση) μεταξύ των διανυσμάτων αυτών όσο το δυνατόν πιστότερη. Πιο συγκεκριμένα, κάποιος αλγόριθμος καθοδήγησης από εξωτερική πηγή ακολουθεί μια επαναληπτική διαδικασία βήμα προς βήμα σύμφωνα με την οποία τροποποιούνται οι τιμές

των βαρών. Η επαναληπτική διαδικασία σταματάει όταν ελαχιστοποιηθεί κάποια συνάρτηση σφάλματος, η οποία δίνει το μέτρο της διαφοράς της πραγματικής εξόδου από την επιθυμητή έξοδο του συστήματος. Το βασικό μειονέκτημα της μεθόδου είναι η πιθανότητα παγίδευσης του συστήματος σε κάποιο τοπικό ελάχιστο. Κλασσικό παράδειγμα συστήματος εκπαίδευσης με επίβλεψη εκτελεί το νευρωνικό δίκτυο Learning Vector Quantization (LVQ).

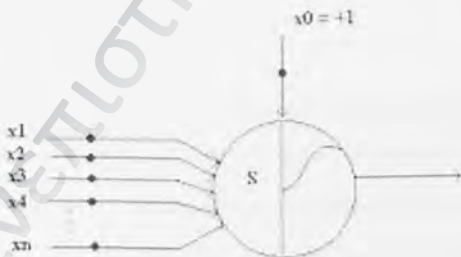
Κατά την εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη παρουσιάζονται στο σύστημα κατηγοριοποίησης μόνο τα διανύσματα εισόδου τα οποία ταξινομούνται σε κατηγορίες ανάλογα με τη σχετική ομοιότητα τους (αυτο-οργάνωση του συστήματος κατηγοριοποίησης). Πιο συγκεκριμένα κάποιος αλγόριθμος χωρίς επίβλεψη πραγματοποιεί ψευδοτυχαίες μεταβολές των τιμών των βαρών. Από τις μεταβολές διατηρούνται μόνο αυτές που βελτιώνουν (ελαχιστοποιούν) τη συνάρτηση σφάλματος. Το σημαντικότερο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ο μεγάλος χρόνος που απαιτείται για την εύρεση του ολικού ελαχίστου.

Συμπερασματικά, μία από τις σημαντικές διαφορές των δύο μεθόδων είναι ότι ενώ η μέθοδος με επίβλεψη χρειάζεται εκ των προτέρων την πληροφορία της οργάνωσης των διανυσμάτων σε ομάδες ομοιότητας, η μέθοδος χωρίς επίβλεψη χρησιμοποιεί, κατά το στάδιο εκπαίδευσης των διανυσμάτων εισόδου, κατηγορίες χωρίς να είναι γνωστή η πληροφορία προέλευσής τους. Χαρακτηριστικά παραδείγματα της κατηγορίας εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη είναι η μέθοδος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου Self Organising Map (SOM), ως επίσης και η ανάλυση τύπου clustering.

### 3.4.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) είναι ένα υπολογιστικό σύστημα που εκτελεί ορισμένες τουλάχιστον από τις χαρακτηριστικές λειτουργίες των Πραγματικών Νευρωνικών Δικτύων (ΠΝΔ). Μερικά από τα πλεονεκτήματα των ΤΝΔ είναι:

- Παράλληλη επεξεργασία.
- Μνήμη.
- Ικανότητα εκμάθησης τυχαίων συναρτήσεων εισόδου/ εξόδου.
- Ικανότητα προσαρμογής.
- Απλές υπολογιστικές μονάδες (τεχνητοί νευρώνες, ΤΝ).



**Εικόνα 12.** Σχηματική αναπαράσταση ενός τεχνητού νευρώνα ΤΝ με μεταβλητά βάρη (μαύρες βούλες) και μία σταθερή είσοδο (κατώφλι).

Ένα ΤΝΔ αποτελείται από ΤΝ που αποτελούν την υπολογιστική μηχανή του (εικόνα 12) και είναι οργανωμένοι σε επάλληλα στρώματα (επίπεδα, layers). Συνήθως υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου (με ή χωρίς υπολογιστικές

ικανότητες) όπου εισάγεται το εκπαιδευτικό διάνυσμα εισόδου ή το διάνυσμα ελέγχου, ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα όπου γίνεται η (μη) γραμμική επεξεργασία των πληροφοριών και τέλος, ένα επίπεδο εξόδου που, συνήθως, διαθέτει υπολογιστική ικανότητα και μεταφέρει τα αποτελέσματα στον έξω κόσμος. Ο αριθμός των TN μπορεί να κυμαίνεται από λίγους TN έως μερικές χιλιάδες TN.

Συνήθως όλοι οι TN υλοποιούν την ίδια συνάρτηση μεταφοράς, χωρίς αυτό να είναι δεσμευτικό. Η σύνδεση των TN υλοποιείται με "βάρη" που σταθμίζουν την έξοδο κάθε TN. Η συνδεσμολογία καθώς και η συνάρτηση μεταφοράς που υλοποιεί κάθε TN μπορεί να ποικίλει. Ακόμη εφαρμόζεται κάποιος αλγόριθμος εκπαίδευσης ο οποίος τροποποιεί τις τιμές των βαρών, έτσι ώστε το TNA να υλοποιήσει την επιθυμητή απεικόνιση των διανυσμάτων εισόδου στα διανύσματα εξόδου. Όλα αυτά τα χαρακτηριστικά στοιχειοθετούν ένα μοντέλο TNA. Μερικά γνωστά μοντέλα TNA είναι τα ακόλουθα:

- Multilayer Perceptron (Back Error Propagation, BP)
- Counter Propagation (CP)
- Recurrent Back Propagation Network (RBP)
- Hopfield Network
- Radial Basis Function (RBF)
- Self Organizing Map (SOM)
- Learning Vector Quantizer (LVQ)
- Hamming Network (Ha)
- Probabilistic Neural Network (PNN)

Στην παρούσα Διατριβή δοκιμάστηκαν δύο (2) από τα πιο δημοφιλή νευρωνικά δίκτυα, το LVQ και το RBF.

### 3.4.3.1 Learning Vector Quantizer (LVQ)

Το νευρωνικό δίκτυο τύπου LVQ προτάθηκε από τον Kohonen το 1990. Τυπικά το LVQ αποτελείται από το επίπεδο εισόδου, από το κρυφό επίπεδο που χωρίζεται σε ομάδες TN ανάλογα με τον αριθμό των κατηγοριών ταξινόμησης και από το επίπεδο εξόδου που διαθέτει τόσους TN όσες και οι κατηγορίες ταξινόμησης. Το επίπεδο εισόδου συνδέεται πλήρως και με μεταβλητά βάρη με το κρυφό επίπεδο. Οι TN κάποιας ομάδας του κρυφού επιπέδου συνδέονται μόνο με έναν TN του επιπέδου εξόδου, δηλαδή με τον TN που αντιπροσωπεύει την κατηγορία τους και μάλιστα με σταθερά αμετάβλητα βάρη (εικόνα 13). Πριν από την εκπαίδευση όλα τα μεταβλητά βάρη έχουν μικρές τυχαίες τιμές. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης του LVQ διαθέτει:

- Στοιχεία εκπαίδευσης με επίβλεψη επειδή επιλέγουμε αυθαίρετα κάποιον TN του επιπέδου εξόδου για να εκπροσωπήσει μια κατηγορία.
- Ανταγωνιστικό τρόπο εκπαίδευσης επειδή οι TN του κρυφού επιπέδου που ανήκουν στην ίδια κατηγορία, ανταγωνίζονται μεταξύ τους για το ποιος θα αντιπροσωπεύσει το διάνυσμα εισόδου.



Εικόνα 13. Ένα LVQ με δύο κατηγορίες ταξινόμησης των διανυσμάτων εισόδου.

Στην παρούσα εργασία θεωρείται ότι το ΗΕΓφικό προ-επεξεργασμένο σήμα είναι το κάτωθι εκπαιδευτικό διάνυσμα εισόδου:

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (28)$$

Κατά την εκπαίδευση του LVQ υπολογίζουμε την Ευκλείδεια απόσταση  $d_i$  του διανύσματος εισόδου  $x$  από το διάνυσμα βαρών  $w_i$  του  $i$  κρυφού επιπέδου ως εξής:

$$d_i = \|x - w\| = [(x_1 - w_1)^2 + (x_2 - w_2)^2 + \dots + (x_N - w_N)^2]^{1/2} \quad (29)$$

Με αυτό τον τρόπο επιλέγεται ο Τεχνητός Νευρώνας (ΤΝ) που έχει τη μικρότερη απόσταση από το διάνυσμα εισόδου. Αν ο "νικητής" ανήκει στη σωστή κατηγορία ταξινόμησης, τότε κάθε εισερχόμενο σε αυτόν βάρος ενδυναμώνεται σύμφωνα με τον εξής κανόνα:

$$w_{ij}' = w_{ij} + a * (x_j - w_{ij}) \quad (30)$$

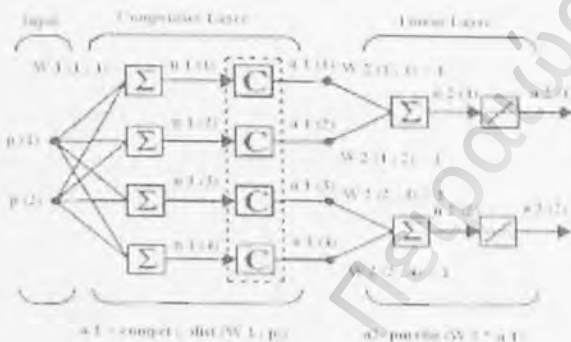
Το  $a$  είναι ο ρυθμός εκπαίδευσης που μπορεί να είναι μια συνάρτηση του χρόνου, συνήθως φθίνουσα. Αντίθετα αν ο TN που επιλέχθηκε ανήκει σε λανθασμένη κατηγορία ταξινόμησης, τότε κάθε εισερχόμενο σε αυτόν βάρος αποδυναμώνεται σύμφωνα με τον εξής κανόνα:

$$w_{ij}' = w_{ij} - a * (x_j - w_{ij}) \quad (31)$$

Η διαδικασία που περιγράφεται από την εξίσωση 31 ονομάζεται "απόκρουση" (repulsion). Στο σημείο αυτό μπορεί να παρατηρήσουμε ότι αν το διάνυσμα των βαρών κάποιου TN τύχει να βρεθεί, στην αρχή της διαδικασίας εκπαίδευσης, κοντά στο διάνυσμα εισόδου, τότε αυτός ο TN επιλέγεται πιο συχνά από τους άλλους TN, επειδή τα διανύσματα των βαρών των άλλων TN βρίσκονται πιο μακριά από τα διανύσματα εισόδου και κατά συνέπεια αδρανούν.

Για καλύτερη κατανόηση της αρχιτεκτονικής του LVQ TNA περιγράφεται ένα μοντέλο (2 x 2) (εικόνα 14). Συγκεκριμένα, το προαναφερόμενο LVQ αποτελείται από τα διανύσματα εισόδου [p(1), p(2)] διαστάσεως (2 x 2) και δύο κατηγορίες ταξινόμησης των διανυσμάτων εξόδου [a2(1), a2(2)]. Η βασική αρχιτεκτονική του συγκεκριμένου LVQ αποτελείται από δύο επίπεδα νευρώνων, ένα ανταγωνιστικό επίπεδο, και ένα γραμμικό επίπεδο. Οι ανταγωνιστικοί νευρόνες κατηγοριοποιούν τα

διανύσματα εισόδου σε υποκατηγορίες, ενώ το γραμμικό επίπεδο ομαδοποιεί τις υποκατηγορίες στις αντίστοιχες κλάσεις εξόδου.



**Εικόνα 14.** Τυπική αρχιτεκτονική ενός ΤΝΔ-LVQ με δύο διανύσματα εισόδου και δύο κλάσεις εξόδου (target classes).

Στην **εικόνα 14** παρατηρείται ότι οι δύο πρώτοι ανταγωνιστικοί νευρώνες συνδέονται με το πρώτο γραμμικό νευρώνα με τη βοήθεια βαρών που έχουν τιμή 1, ενώ οι άλλοι δύο συνδέονται με τον δεύτερο γραμμικό νευρώνα. Όλα τα υπόλοιπα συνδεδεμένα βάρη μεταξύ των ανταγωνιστικών και γραμμικών νευρώνων έχουν τιμή  $\theta$ .

Λαμβάνοντας υπόψη τις προαναφερόμενες ιδιότητες ο επιλεγμένος τύπος ΤΝΔ-LVQ προσφέρει τα κάτωθι πλεονεκτήματα εκμετάλλευσης των ιδιαιτεροτήτων που παρουσιάζει η ταξινόμηση των ΗΕΓφικών διανυσμάτων:

- Έχει την ικανότητα να κατηγοριοποιεί επιτυχημένα διανύσματα εισόδου μεγάλων διαστάσεων. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, αντιμετωπίζει με επιτυχία τα διανύσματα που παράγει η μέθοδος επεξεργασίας, μέσω μετασχηματισμού Fourier, διότι είναι γνωστό ότι τα ΗΕΓφικά διανύσματα που προέρχονται από αυτή τη μέθοδο επεξεργασίας



έχουν μεγάλη διάσταση, ώστε να υπάρχει ικανοποιητική ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας.

- Έχει την ικανότητα να κατηγοριοποιεί τα διανύσματα εισόδου σε υποκατηγορίες που χωρίζονται μεταξύ τους με μη γραμμικό τρόπο. Αυτό είναι πολύ σημαντικό γιατί όπως προαναφέρθηκε και προηγούμενα (παρ. 3.4.1) αφαιρούνται με αυτό τον τρόπο οι ανεπιθύμητες συνιστώσες των διανυσμάτων εξόδου.



Εικόνα 15. Υβριδική μορφή ενός τυπικού RBF νευρωνικού δικτύου.

#### 3.4.3.2 Νευρωνικό δίκτυο Τύπου Radial Basis Function (RBF)

Ένα άλλο δημοφιλές νευρωνικό δίκτυο που έχει επιλεγεί στην παρούσα διατριβή είναι το νευρωνικό δίκτυο RBF [Broomhead, 1988]. Η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου RBF στηρίζεται σε τοπολογική διασταύρωση δύο μεθόδων εκπαίδευσης με και χωρίς επίβλεψη, (μη) εποπτείας (εικόνα 15). Η κατασκευή του αλγορίθμου στηρίζεται στη βασική μορφή τριών επιπέδων. Το επίπεδο εισόδου είναι κατασκευασμένο από νευρώνες εισόδου (αισθητήρες). Το δεύτερο επίπεδο είναι κρυφό και δύναται να δεχθεί αρκετά υψηλής διαστάσεως διανύσματα, κατάλληλα

τροποποιημένα από το προηγούμενο επίπεδο. Τέλος το τρίτο επίπεδο αποτελεί το επίπεδο εξόδου και είναι κατασκευασμένο για να ανταποκρίνεται κατάλληλα στη δραστηριοποίηση του επιπέδου εισόδου. Ο μετασχηματισμός από το πρώτο επίπεδο εισόδου στο δεύτερο (κρυφό) επίπεδο είναι μη γραμμικός, ενώ ο μετασχηματισμός από το δεύτερο (κρυφό) επίπεδο στο επίπεδο εξόδου γίνεται με γραμμικό τρόπο. Η μαθηματική δικαιολογία της φύσης των προαναφερομένων μετασχηματισμών ανά επίπεδο παρέχεται από το θεώρημα του [Cover, 1965]. Συγκεκριμένα, θεωρείται μία οικογένεια από επιφάνειες, η κάθε μία από τις οποίες χωρίζεται σε δύο περιοχές (regions). Κάθε προ-επεξεργασμένο διάνυσμα ΗΕΓραφήματος  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  μπορεί να εκχωρηθεί σε μία από τις δύο κατηγορίες  $X^+$  και  $X^-$ . Η διχοτόμος (binary partition) η οποία εκχωρεί το διάνυσμα σε μια από τις προαναφερόμενες επιφάνειες καθορίζεται από ένα σύνολο συναρτήσεων  $\{\varphi_i, x \mid i = 1, 2, \dots, M\}$  οι οποίες περιγράφονται ως κάτωθι:

$$\varphi(x) = [\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_M(x)]^T \quad (32)$$

Στη συγκεκριμένη περίπτωση το σύνολο αυτών των συναρτήσεων είναι υπεύθυνο για το μη γραμμικό μετασχηματισμό μεταξύ των δύο πρώτων επιπέδων. Αν θεωρηθεί ένα διάνυσμα  $w$  διάστασης  $(1 \times m)$  το οποίο προκύπτει από τον προηγούμενο μη γραμμικό μετασχηματισμό, τότε σύμφωνα με το θεώρημα Cover, η εκχώρηση του  $w$  διανύσματος σε μία από τις προαναφερόμενες κατηγορίες  $X^+$  και  $X^-$  παρέχεται από τα κάτωθι κριτήρια:

$$\mathbf{w}^T \varphi(x) \geq 0, \quad x \in X^+ \quad (33)$$

ή

$$\mathbf{w}^T \varphi(x) \leq 0, \quad x \in X^- \quad (33)$$

Σύμφωνα με τα ανωτέρω, η διαδικασία εκπαίδευσης ξεκινά με την εκπαίδευση των εισερχομένων διανυσμάτων (προ-επεξεργασμένα ΗΕΓραφήματα) στο πρώτο επίπεδο που έχει μη εποπτικές ιδιότητες. Αποτέλεσμα είναι ο υπολογισμός των κέντρων και των πλατών ορισμένων κανονικών (Gaussian) κατανομών. Αυτά τα κέντρα κωδικοποιούνται εντός των βαρών του χωρίς επίβλεψη επιπέδου χρησιμοποιώντας ανταγωνιστικό τρόπο εκμάθησης, κατά τη διάρκεια της οποίας ένας αλγόριθμος εκμάθησης χωρίς επίβλεψη υπολογίζει τα πλάτη χρησιμοποιώντας τα κέντρα των γειτονικών κόμβων. Στη συνέχεια το δεύτερο κρυφό επίπεδο συμπεριφέρεται ως εποπτεούν δεχόμενο την ταξινόμηση που έχει γίνει από το μη εποπτεούν πρώτο επίπεδο ως εξωτερική πηγή. Η διαδικασία συνεχίζεται με τη γραμμική επεξεργασία στο τρίτο επίπεδο με επίβλεψη όπου παράγεται η τελική πληροφορία ταξινόμησης στην έξοδο.

Λαμβάνοντας υπόψη τα προηγούμενα, το RBF νευρωνικό δίκτυο επιλέχθηκε για τους κάτωθι λόγους:

- Το νευρωνικό δίκτυο RBF αποτελεί μία εναλλακτική λύση δοκιμής ενός συστήματος με ιδιότητες εκμάθησης χωρίς επίβλεψη. Με αυτό τον τρόπο σε συνδυασμό με το νευρωνικό δίκτυο LVQ δοκιμάζονται και οι δύο προαναφερόμενες εναλλακτικές μέθοδοι εκπαίδευσης. Έτσι πειραματικά δίδεται η δυνατότητα του σφαιρικού ελέγχου της αποτελεσματικότητας των μεθόδων αυτών, εφαρμόζοντας ΗΕΓραφικά προ-επεξεργασμένα σήματα.

- Το νευρωνικό δίκτυο RBF έχει τη δυνατότητα όπως και το νευρωνικό δίκτυο LVQ να κατηγοριοποιεί τα εισερχόμενα διανύσματα με μη γραμμικό τρόπο.

Από την άλλη πλευρά το νευρωνικό δίκτυο RBF παρουσιάζει προβλήματα όταν δέχεται διανύσματα εισόδου μεγάλης διάστασης, επειδή όταν αυτά έχουν διάσταση πολύ μεγαλύτερη από το βαθμό ελευθερίας του συστήματος εισόδου, τότε οι συναρτήσεις του νευρωνικού δικτύου RBF απομονώνονται μέχρι ο αριθμός τους να γίνει ίσος με τον αριθμό της διάστασης του διανύσματος εισόδου. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την περιορισμένη δυνατότητα του συστήματος (overdetermined problem). Κατά συνέπεια φαίνεται εκ πρώτης όψεως ανεδαφική η χρησιμοποίηση του νευρωνικού δικτύου RBF για την κατηγοριοποίηση ΗΕΓγραφικών διανυσμάτων προερχόμενων από μετασχηματισμό Fourier (μη παραμετρική επεξεργασία), διότι τότε παράγονται διανύσματα διαστάσεως πολύ μεγαλύτερης του βαθμού ελευθερίας του συστήματος.

#### 3.4.4 Εμπειρικές μέθοδοι Κατηγοριοποίησης / Ταυτοποίησης

Πέρα από τις προαναφερόμενες μεθόδους κατηγοριοποίησης έχουν κατά καιρούς προταθεί πλήθος μεθόδων που αντιμετωπίζουν με αυξημένη επιτυχία συγκεκριμένα προβλήματα χωρίς να στηρίζονται σε μία γενικευμένη μεθοδολογία. Οι μέθοδοι αυτές αναφέρονται ως εμπειρικές, σε αντιδιαστολή με τις προηγούμενες. Για το σκοπό της παρούσας εργασίας αναπτύχθηκε και εφαρμόστηκε μία τέτοια νέα μέθοδος κατηγοριοποίησης βασισμένη σε Αλγορίθμους Υπολογιστικής Γεωμετρίας (Computational Geometry Algorithms, CGA). Ο σκοπός της ανάπτυξης της μεθόδου αυτής

είναι να εκμεταλλευτεί τις ιδιαιτερότητες των ιδιοτήτων του ΗΕΓραφήματος ώστε να γίνει με μεγαλύτερη επιτυχία η κατηγοριοποίησή του.

#### 3.4.4.1 Η θεμελιώδης αρχή της Μεθόδου

Η μέθοδος CGA δύναται να θεωρηθεί ως εμπειρική μέθοδος και στηρίζεται στην εμπειρική φιλοσοφική θεώρηση της απλούστευσης της αρχικής πληροφορίας που αναφέρεται στον Αριστοτέλη. Η θεμελιώδης αυτή φιλοσοφική θεώρηση υποστηρίζει την ελάττωση της αρχικής πληροφορίας σε διακριτά τμήματα, ώστε να διευκολυνθεί η μελέτη της.

Σύμφωνα με αυτή τη φιλοσοφική θεώρηση, στην παρούσα εργασία επιχειρείται να απομονωθεί ένα σύνολο τιμών που γεωμετρικά αποτελεί ένα γνήσιο υποσύνολο όλων των τιμών ενός συνόλου ΗΕΓραφημάτων του ίδιου ατόμου. Προς αυτή την κατεύθυνση θεωρείται ένα σύνολο  $n$  σημείων στο καρτεσιανό επίπεδο, έστω  $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ . Αυτά τα σημεία, στην παρούσα εργασία, είναι τα χαρακτηριστικά διανύσματα που έχουν εξαχθεί από το στάδιο προ(επεξεργασίας) του ΗΕΓ και αποτελούνται είτε από τους συντελεστές AR, είτε από τα πλάτη των φασματικών συνιστωσών του σήματος.

Σε οποιανδήποτε από τις δύο περιπτώσεις τα χαρακτηριστικά διανύσματα εξάγονται με τη μεθοδολογία που αναπτύχθηκε στις παραγράφους (3.2. 3.3).

Στη συνέχεια ορίζεται ένα υποσύνολο σημείων  $X$ , επί του αρχικού συνόλου σημείων  $A$ , ( $X \subseteq A$ ), το οποίο καθορίζει τις κορυφές ενός κυρτού πολυγώνου  $P$  στο καρτεσιανό επίπεδο, έτσι ώστε η επιφάνεια του πολυγώνου  $P$  να περικλείει όλα τα  $n$  σημεία (τιμές) του διανύσματος ή διαφορετικά το κυρτό

σύνολο των τιμών  $X$  οριοθετεί μία κυρτή επιφάνεια που μέσα σε αυτή κινούνται οι τιμές των χαρακτηριστικών ΗΕΓραφικών διανυσμάτων (σύνολο  $A$ ). Η οριοθέτηση αυτή είναι σημαντική διότι το πολύγωνο καθορίζει μία κλειστή περιοχή στην οποία περικλείονται όλα τα χαρακτηριστικά σημεία του κάθε διανύσματος.

Αν την ιδιότητα αυτή τη μεταφέρουμε στη σφαίρα της ασαφούς λογικής (fuzzy logic) τότε δύναται να θεωρηθεί ότι το σύνολο των κανονικοποιημένων σημείων  $A$ , τα οποία κινούνται εντός του διαστήματος  $[0,1]$ , απαρτίζει ένα κυρτό ασαφές σύνολο (convex fuzzy set), [Zadeh, 1996]. Επίσης θεωρείται ένα καθολικό σύνολο σημείων  $X$ . Τότε, η συνάρτηση  $\mu_A$  από την οποία καθορίζεται το κυρτό ασαφές σύνολο  $A$  προσδιορίζεται από την κάτωθι μαθηματική σχέση:

$$\mu_A : X \rightarrow [0, 1], \quad (34)$$

όπου  $[0, 1]$  είναι το εύρος των τιμών που δέχεται το καθολικό σύνολο  $X$ .

Με τον ίδιο τρόπο, θεωρείται ένα δεύτερο σύνολο σημείων  $B$ , το οποίο ανάλογα του  $A$ , εάν κανονικοποιηθεί, μπορεί να θεωρηθεί ως ένα κυρτό ασαφές σύνολο, του οποίου η συνάρτηση καθορίζεται ως εξής :

$$\mu_B : X \rightarrow [0, 1]. \quad (35)$$

Στην παρούσα διατριβή, η ετερογένεια μεταξύ των προαναφερομένων κυρτών συνόλων  $A, B$  σε σχέση με τη θέση τους στο Ευκλείδειο επίπεδο μπορεί να υπολογιστεί χρησιμοποιώντας το κλασικό θεώρημα διαχωρισμού

των κυρτών συνόλων. Ο βαθμός διαχωρισμού  $D$  [Zadeh, 1996] για τα κυρτά σύνολα είναι:

$$D=1-M, \quad (36)$$

όπου  $M$  είναι ο μέγιστος βαθμός τομής των δύο κυρτών συνόλων  $A$  και  $B$ :

$$M = \sup_X \min [\mu_A(X), \mu_B(X)] \quad (37)$$

Επίσης πρέπει να θεωρηθεί ότι η αναμενόμενη τιμή  $D$  είναι χαμηλότερη για κυρτά σύνολα (HEΓραφημάτων) τα οποία ανήκουν στο ίδιο άτομο (περίπτωση 1) ενώ θεωρείται υψηλότερη για κυρτά σύνολα (HEΓραφημάτων) τα οποία ανήκουν σε διαφορετικό άτομο (περίπτωση 2). Αυτή η θεώρηση ευσταθεί εφόσον αληθεύει η υπόθεση ότι τα κυρτά HEΓραφικά σύνολα ενός ατόμου έχουν κοινή τομή (“γενετική ιδιότητα”).

Λαμβάνοντας υπόψη ότι τα προηγούμενα όρια των τιμών των βαθμών διαχωρισιμότητας (degrees of separability) ( $D$ ) για τα  $A$  και  $B$  σύνολα είναι  $(0)$  και  $(1)$  αντίστοιχα, όπου το όριο μηδέν  $(0)$  αναπαριστά τις ειδικές περιπτώσεις τομής των συνόλων  $A, B$  όταν  $A \cap B = A$  ή  $A \cap B = B$ , και το όριο ένα  $(1)$  αναπαριστά την ειδική περίπτωση τομής των συνόλων  $A, B$  όταν  $A \cap B = \emptyset$ . Τότε για  $n$  επαναλαμβανόμενες τομές,  $A_1 \cap A_2, \dots, \cap A_n$  των  $A_1, A_2, \dots, A_n$  κυρτών συνόλων διατυπώνεται η ακόλουθη πρόταση:

**Πρόταση:** Έστω  $\{x_n\}$  η ακολουθία από  $n-1$  τομές των  $A_1, A_2, \dots, A_n$  κυρτών συνόλων, όπου  $\{x_n\}$  είναι

$$\{x_n\} = \{A_1 \cap A_2, (A_1 \cap A_2) \cap A_3, \dots, (A_1 \cap A_2 \cap A_3 \cap \dots \cap A_{n-1}) \cap A_n\}$$

ή

$$\{x_n\} = \{m_1 \cap A_2, m_2 \cap A_3, \dots, m_{n-1} \cap A_n\}$$

για  $n \in N$  και έστω

$$\{d_n\} = \{D_1, D_2, \dots, D_{n-1}\}$$

είναι η ακολουθία βαθμών διαχωρισιμότητας των αντίστοιχων ζευγών κυρτών συνόλων,  $m_i$  και  $A_j$ , για  $i=1, \dots, n-1$ , και  $j=2, \dots, n$ . Τότε η ακολουθία  $\{d_n\}$  συγκλίνει στο 0 στην περίπτωση όπου τα ασαφή κυρτά σύνολα  $[A_1, A_2, \dots, A_n]$  ανήκουν στο ίδιο άτομο. Στην περίπτωση που τα παραπάνω σύνολα ανήκουν σε μη συσχετισμένα άτομα, τότε η ακολουθία  $\{d_n\}$  συγκλίνει στο 1. ♦

Τέλος η ικανοποίηση της παραπάνω πρόταση οδηγεί στα εξής συμπεράσματα:

Έστω ότι όλες οι περιπτώσεις του βαθμού διαχωρισιμότητας μεταξύ των  $n$  τομών των συναρτήσεων από συσχετισμένα κυρτά ασαφή σύνολα δεν συγκλίνουν στο 0. Τότε η υπόθεση ότι όλα αυτά τα σύνολα μεταφέρουν κάποια κοινά, «γενετικά» χαρακτηριστικά απορρίπτεται και οδηγούμαστε στο συμπέρασμα ότι οι μέθοδοι (προ) επεξεργασίας δεν είναι αποτελεσματικές. Διαφορετικά η υπόθεση της πρότασης δεν απορρίπτεται.



### 3.4.4.2 Ανάπτυξη αλγορίθμου κατασκευής κυρτού πολυγώνου.

Στην παρούσα παράγραφο περιγράφονται τα βήματα που πρέπει να ακολουθηθούν ώστε να υλοποιηθεί η πρόταση της προηγούμενης παραγράφου (3.4.4.1). Συγκεκριμένα, τα βήματα είναι τα ακόλουθα:

*Κατασκευή κυρτού πολυγώνου από  $n$  σημεία στο καρτεσιανό επίπεδο.* Το 1972 ο Graham, 1972 πρότεινε έναν αλγόριθμο πολυπλοκότητας  $O(n \log n)$  ο οποίος υπολόγιζε το κυρτό κέλυφος από " $n$ " δεδομένα σημεία στο Καρτεσιανό επίπεδο. Ο αλγόριθμος αυτός υλοποιήθηκε στα ακόλουθα τρία στάδια:

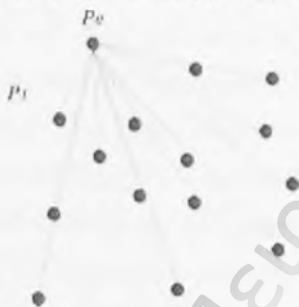
**Στάδιο 1.** Ευρίσκεται το σημείο το οποίο αντιπροσωπεύει την υψηλότερη τιμή των συντεταγμένων του άξονα  $y$ . Το σημείο αυτό ( $P_0$ , **εικόνα 16**) στη συνέχεια χρησιμοποιείται ως άξονας περιστροφής



**Εικόνα 16.** Διάταξη των σημείων ως προς την υψηλότερη τιμή.

**Στάδιο 2.** Τα σημεία αριθμούνται σύμφωνα με αύξουσα γωνία σάρωσης του άξονα περιστροφής. Συγκεκριμένα, μία οριζόντια ακτίνα που έχει κέντρο το  $P_0$  αρχίζει να στρέφεται αντίθετα με τη φορά των δεικτών του ρολογιού. Το πρώτο σημείο που θα συναντήσει το αριθμεί ως  $P_1$ . Με τον ίδιο τρόπο, τα

υπολειπόμενα  $n-2$  σημεία αριθμούνται, μέχρι η περιστρεφόμενη ακτίνα να επιστρέψει στην αρχική της οριζόντια θέση (εικόνα 17).



Εικόνα 17. Ταξινόμηση σημείων σύμφωνα με τη γωνία σάρωσης.

**Στάδιο 3.** Η οριζόντια ακτίνα αρχίζει ξανά να περιστρέφεται με την ίδια φορά γύρω από το  $P_0$  και το πρώτο σημείο που θα συναντήσει η ακτίνα, καθίσταται νέο σημείο-κέντρο περιστροφής. Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται μέχρι να ξαναγίνει το  $P_0$  σημείο-κέντρο περιστροφής (εικόνα 18). Τότε έχει σχηματισθεί το κυρτό κέλυφος.



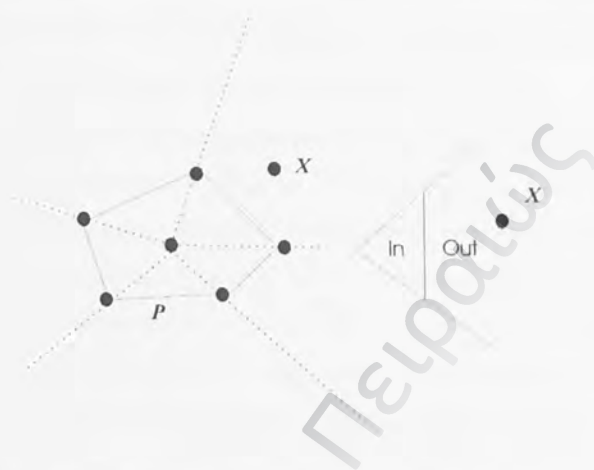
Εικόνα 18. Τελική φάση δημιουργίας του κυρτού κελύφους.

### 3.4.4.3 Τομή δύο κυρτών πολυγώνων

Η επίλυση του προβλήματος υπολογισμού της τομής δύο ομοεπιπέδων κυρτών πολυγώνων επετεύχθη με τον αλγόριθμο του Shamos, 1975, ο οποίος σε γραμμικό χρόνο είχε υπολογιστική πολυπλοκότητα  $O(n)$ . Η επιτυχία αυτού του αλγορίθμου εξαρτάται από ένα προπαρασκευαστικό στάδιο το οποίο καθορίζει κατά πόσον ένα δεδομένο σημείο βρίσκεται μέσα ή έξω από ένα γνωστό, κυρτό, επίπεδο πολύγωνο. Ο αλγόριθμος που υλοποιεί τα παραπάνω περιγράφεται λεπτομερώς στα ακόλουθα δύο στάδια:

**Στάδιο 1.** Διαδικασία προσδιορισμού θέσης σημείου (εσωτερική, εξωτερική) ως προς ένα ομοεπίπεδο πολύγωνο.

Εξετάζεται ο προσδιορισμός της θέσης ενός σημείου  $x$  ως προς ένα κυρτό πολύγωνο  $P$  (εσωτερική, εξωτερική). Στη συνέχεια έστω  $A$  το διάνυσμα που ορίζεται από το σημείο  $x$  και από μία τυχαία κορυφή του κυρτού πολυγώνου  $P$ . Ομοίως έστω ως  $B$  ένα διάνυσμα που ορίζεται από το σημείο  $x$  και από μία διαφορετική κορυφή του κυρτού πολυγώνου  $P$ . Τότε η θέση του  $x$  (εσωτερική, εξωτερική) καθορίζεται προϋποθέτοντας ότι ο υπολογισμός της γωνίας των δύο διανυσμάτων γίνεται με δεξιόστροφη φορά (εικόνα 19).



**Εικόνα 19.** Προσδιορισμός θέσης ενός σημείου  $x$  ως προς ένα επίπεδο κυρτό πολύγωνο  $P$  (εσωτερική, εξωτερική).

εάν  $A \times B < 0$  τότε  $x \notin H(A)$ ,

ή

εάν  $A \times B > 0$  τότε  $x \in H(A)$

όπου  $H(A)$  θεωρείται το κλειστό ημιεπίπεδο που περιχει το σύνολο των σημείων  $A$ .

**Στάδιο 2.** Ανάπτυξη του αλγορίθμου τομής δύο κυρτών πολυγώνων.

Υποτίθεται ότι δύο ομοεπίπεδα πολύγωνα  $P$  και  $Q$ , έχουν  $w_1$  και  $w_2$  κορυφές αντίστοιχα. Τα βήματα για τον υπολογισμό της τομής των πολυγώνων αυτών είναι τα ακόλουθα (εικόνα 20):

1. Εξετάζονται διαδοχικά οι κορυφές του  $P$  πολυγώνου ως προς το αν είναι εσωτερικά σημεία του  $Q$  πολυγώνου.

2. Τα τυχόν εξωτερικά σημεία  $\{a_k\}$ , όπου  $k=0,1,\dots,n$  και  $n$  είναι το πλήθος των κορυφών του πολυγώνου  $P$ , αποτελούν το μέρος ή το σύνολο των νέων κορυφών του κυρτού πολυγώνου  $PQ$ , που αποτελεί την τομή των δύο κυρτών πολυγώνων  $P$  και  $Q$ .
3. Επίσης προσδιορίζεται ένα νέο σύνολο σημείων  $\{\beta_\mu\}$  το οποίο προσδιορίζεται από τις τομές των πλευρών των πολυγώνων  $P$  και  $Q$  (όπου  $\mu=0,1,\dots,w$ , και  $w=w_1+w_2$  είναι ο αριθμός του συνόλου των κορυφών των πολυγώνων  $P$  και  $Q$ ).
4. Τότε, οι κορυφές του ζητούμενου κυρτού πολυγώνου  $PQ$  ορίζονται από ένα νέο σύνολο σημείων που προσδιορίζεται από την ένωση των συνόλων  $\{a_k\}$  και  $\{\beta_\mu\}$ .



Εικόνα 20. Τελική φάση προσδιορισμού των συντεταγμένων των κορυφών της τελικής τομής των δύο πολυγώνων.

#### 3.4.4.4. Υλοποίηση αλγορίθμων υπολογιστικής γεωμετρίας

Για απλούστευση της παρουσίασης της μεθόδου, θεωρείται ότι τα ΗΕΓφικά διανύσματα ανήκουν στο δισδιάστατο χώρο και αποτελούνται από

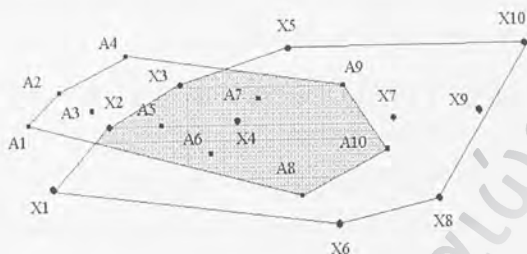
10 τιμές (στοιχεία) έκαστο. Οι τιμές του κάθε διανύσματος θεωρούνται ότι προήλθαν από μία από τις προαναφερόμενες ΗΕΓφικές μεθόδους επεξεργασίας (παρ. 3.3). Η συνδυασμένη υλοποίηση των προαναφερόμενων αλγορίθμων υπολογιστικής γεωμετρίας περιγράφονται στα παρακάτω βήματα:

1. Οι τιμές του κάθε διανύσματος τοποθετούνται στο καρτεσιανό επίπεδο σύμφωνα με τη σειρά εξαγωγής από την επιλεγμένη μέθοδο επεξεργασίας. Στον οριζόντιο άξονα τοποθετείται ο αύξων δείκτης τους  $i=1, 2, \dots, 10$ . Στη συνέχεια από τις τιμές αυτές κατασκευάζεται ένα κυρτό πολύγωνο σύμφωνα με τον αλγόριθμο που αναπτύχθηκε στην παράγραφο 3.4.4.2. Με τον ίδιο τρόπο κατασκευάζονται και τα υπόλοιπα κυρτά πολύγωνα από τα ΗΕΓφικά διανύσματα διάσταση 10 (εικόνα 21).



Εικόνα 21. Κατασκευή ενός κυρτού πολυγώνου, δοθέντος διανύσματος- παραδείγματος 10 σημείων.

2. Ακολούθως εφαρμόζεται ο αλγόριθμος υπολογισμού της τομής δύο κυρτών πολυγώνων όπως περιγράφηκε στην παράγραφο 3.4.4.3 (εικόνα 22). Ο αλγόριθμος εφαρμόζεται επαναληπτικά μεταξύ διαδοχικών ζευγών πολυγώνων που προέρχονται από ΗΕΓ του ίδιου ατόμου.



Εικόνα 22. Τομή δύο κυρτών πολυγώνων στο επίπεδο.

Το 1<sup>ο</sup> ΗΕΓ τέμνεται με το 2<sup>ο</sup>, η τομή τους με το 3<sup>ο</sup>, κ.ο.κ. Για τον τερματισμό της επανάληψης τίθεται σε εφαρμογή το κριτήριο σύγκλισης των επαναλαμβανόμενων τομών που θεμελιώθηκε στην παράγραφο 3.4.4.1. Συγκεκριμένα, η τομή επαναλαμβάνεται έστω  $n$  φορές, μέχρις ότου που η τελευταία προκύπτουσα τομή παραμείνει αμετάβλητη σε σχέση με την προ-τελευταία. Η τελική τομή τότε ονομάζεται «χαρακτηριστικό πολύγωνο» (εικόνα 23) και χαρακτηρίζει το άτομο.



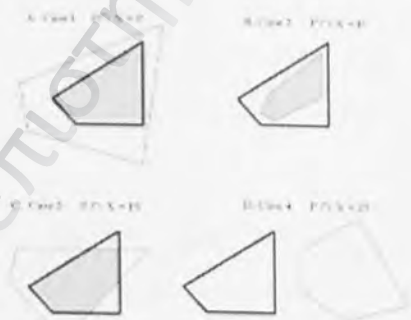
Εικόνα 23. Εξαγωγή χαρακτηριστικού πολυγώνου μετά από διαδοχικές τομές κυρτών πολυγώνων.

3. Το εξαγόμενο χαρακτηριστικό πολύγωνο υποβάλλεται σε έλεγχο τομής σύμφωνα με το βήμα 2. Συγκεκριμένα, αν συμβολιστεί το χαρακτηριστικό πολύγωνο ως  $P$  και ένα υποψήφιο προς προσδιορισμό

ταυτότητας πολύγωνο ως  $X$ , τότε οι περιπτώσεις που είναι δυνατόν να προκύψουν είναι οι παρακάτω τέσσερις:

- Περίπτωση 1:  $P \cap X \Rightarrow P$   
 Περίπτωση 2:  $P \cap X \Rightarrow X$   
 Περίπτωση 3:  $P \cap X \Rightarrow P_1$   
 Περίπτωση 4:  $P \cap X = \emptyset$

Στην **εικόνα 24** παρατηρείται το χαρακτηριστικό πολύγωνο  $P$  με έντονα μαύρο περίγραμμα, και το υποψήφιο προς ταυτοποίηση πολύγωνο  $X$  με λεπτό περίγραμμα. Επίσης,  $P_1$  είναι το κυρτό πολύγωνο που προκύπτει από την τομή των  $P$  και  $X$  πολυγώνων, περίπτωση 3, δηλαδή  $P_1 \subset X$  και  $P_1 \subset P$ .



**Εικόνα 24.** Περιπτώσεις κατηγοριοποίησης του αγνώστου πολυγώνου  $X$  στην ίδια κατηγορία (άτομο) με το χαρακτηριστικό πολύγωνο  $P$ , σύμφωνα με το μέγεθος και τη θέση των χαρακτηριστικών πολυγώνων.

Σύμφωνα λοιπόν με τα προηγούμενα, η θετική αναγνώριση, δηλαδή η υιοθέτηση της απόφασης ότι το πολύγωνο  $X$  ανήκει στην ίδια οικογένεια



ΗΕΓραφημάτων που παρήγαγε το πολύγωνο P, παράγεται μόνο στην περίπτωση 1, ενώ για τις υπόλοιπες περιπτώσεις χρησιμοποιείται ο όρος «αρνητική αναγνώριση» δηλαδή το σύστημα αποφασίζει ότι το πολύγωνο X δεν ανήκει στη ίδια ομάδα ΗΕΓραφημάτων που παρήγαγε το πολύγωνο P.

Όπως τονίστηκε στην αρχή της παραγράφου, η μέθοδος αυτή αναπτύχθηκε ώστε να μπορεί να δεχθεί ως είσοδο δύο είδη χαρακτηριστικών διανυσμάτων τα οποία είναι:

- είτε παράμετροι AR
- είτε φασματικά διανύσματα.

Κατά την εφαρμογή της μεθόδου με διανύσματα AR, ο οριζόντιος άξονας δείχνει ως μέγεθος τον αύξοντα δείκτη των στοιχείων που απαρτίζουν το κάθε AR διάνυσμα, δηλαδή ένα βαθμωτό, καθαρό μέγεθος. Στην περίπτωση χρήσης των φασματικών διανυσμάτων, ακολουθούνται οι κάτωθι δύο δρόμοι:

1. Στο στάδιο της προ-επεξεργασίας ο ρυθμός  $a$  κάθε ΗΕΓραφήματος κατακερματίζεται σε υπο-περιοχές (sub-bands). Στην περίπτωση αυτή ο οριζόντιος άξονας απεικονίζει τις ίδιες τιμές όπως και στην περίπτωση των AR διανυσμάτων.
2. Στην περίπτωση που δεν γίνεται κατακερματισμός του ρυθμού  $a$  αλλά επιλέγεται η μέθοδος απομόνωσης της μονομορφικής  $a$  περιοχής, τα φασματικά διανύσματα που λαμβάνονται έχουν διάφορες (άνισες μεταξύ τους) διαστάσεις, σε αντίθεση με τις προαναφερόμενες που είχαν αυστηρά σταθερή διάσταση. Επίσης στην περίπτωση αυτή ο οριζόντιος άξονας δείχνει τη συχνότητα της απομονωθείσας μονομορφικής  $a$  περιοχής.

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ

4

# ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ - ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ ΗΕΓ

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

#### 4. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΜΕΘΟΔΩΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ - ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗΣ ΗΕΓ

##### 4.1 Εξαγωγή χαρακτηριστικών μεγεθών από το σήμα ΗΕΓ

Σύμφωνα με τελευταίες έρευνες [Hazarika, κ.α., 1997], ιδιαίτερο χαρακτηριστικό ενός ΗΕΓ θεωρείται μία ιδιότητα που είναι κοινή για ένα ομοιογενές σύνολο ΗΕΓραφημάτων. Για παράδειγμα, ομοιογενές σύνολο δύναται να θεωρηθεί ομάδα ίδιας παθογένειας ΗΕΓφημάτων, όπως επιληψίας, εγκεφαλικών όγκων κ.α. ή ομάδας ΗΕΓφημάτων που ανήκουν στο ίδιο άτομο (παρούσα διατριβή). Για την εξαγωγή τέτοιων ιδιαίτερων χαρακτηριστικών παραμένει ανοιχτό το πρόβλημα, της μεθοδολογίας (μέθοδοι επεξεργασίας, προ-επεξεργασίας) που πρέπει να ακολουθηθεί ώστε να βρεθεί η κοινή ιδιότητα που προσδιορίζει ειδικά το κάθε ομοιογενές σύνολο ΗΕΓφημάτων.

##### 4.1.1 Υπάρχουσες μέθοδοι

Η μεθοδολογία που ακολουθείται μέχρι σήμερα για την απομόνωση ιδιαίτερων χαρακτηριστικών από συγκεκριμένες ΗΕΓραφικές ομάδες, είναι η ακόλουθη:

*A. Επιλογή του κατάλληλου χρονικού τμήματος (παραθύρου ή ορίζοντα) του ΗΕΓραφικού σήματος*

Όπως αναφέρθηκε και στην παράγραφο 3.2, η επιλογή χρονικού τμήματος του ΗΕΓ γίνεται εμπειρικά, συνήθως κατόπιν πειραματικής έρευνας. Εναλλακτική λύση δύναται να θεωρηθεί η επιλογή του κατάλληλου χρονικού τμήματος σύμφωνα με το στατιστικό μοντέλο που αναπτύχθηκε στην παράγραφο 3.2.

*B. Απομόνωση των φασματικών συνιστωσών που κρίνονται σημαντικές επειδή περιέχουν συγκεκριμένες πληροφορίες*

Οι φασματικές συχνότητες που απομονώνονται έχουν σχέση με τις ιδιότητες που πρέπει να απομονωθούν από συγκεκριμένες ομάδες ΗΕΓ. Παραδείγματος χάριν, η κατηγοριοποίηση μεταξύ ατόμων με επιληπτικές διαταραχές και φυσιολογικών ατόμων, γίνεται με βάση φασματικές περιοχές όπου η ιατρική έρευνα έχει δείξει ότι το ΗΕΓ των επιληπτικών παρουσιάζει μία ομοιόμορφη διαφοροποίηση (δραστηριότητα ρυθμού  $\theta$ ). Στη περίπτωση κατηγοριοποίησης υγιών ομάδων με βάση τα ατομικά χαρακτηριστικά η ομοιόμορφη διαφοροποίηση παρουσιάζεται στη δραστηριότητα του ρυθμού  $\alpha$  και συγκεκριμένα στα μονομορφικά  $\alpha$  κύματα, όπως εκτενέστερα έχει παρουσιασθεί στις παραγράφους 3.2 και 2.5.

### *Γ. Επιλογή μεθόδου παραμετρικής ή μη παραμετρικής επεξεργασίας*

Τα προηγούμενα δύο στάδια θεωρούνται καθοριστικά για την επιλογή των κατάλληλων χρονικών / φασματικών χαρακτηριστικών από κάθε ΗΕΓ. Όμως η συμπίεση της αρχικής πληροφορίας με την απομόνωση των προαναφερομένων χαρακτηριστικών, δεν είναι αρκετή ώστε κάποια μέθοδος κατηγοριοποίησης να δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα, δηλαδή τα ΗΕΓραφικά χαρακτηριστικά παραμένουν σε μη συμπυκνωμένη από πλευράς πληροφορίας μορφή.

*Γ.1.* Για αυτό τον λόγο θεωρείται απαραίτητη η εφαρμογή μιας μεθόδου επεξεργασίας που βασίζεται σε παραμετρικές ή μη παραμετρικές διαδικασίες, ώστε να συμπυκνωθεί περαιτέρω η περιεχόμενη στα ΗΕΓφικά χαρακτηριστικά πληροφορία. Όπως προαναφέρθηκε και στην παράγραφο 3.3.2, οι συνηθέστερες παραμετρικές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται σε ΗΕΓραφική επεξεργασία είναι η μοντελοποίηση AR (γραμμική επεξεργασία) και ενίοτε και η μη γραμμική παραμετρική επεξεργασία, με τη προσθήκη μη γραμμικών (π.χ. διγραμμικών) συντελεστών, με σκοπό να βελτιωθούν τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης [Hazarika, κ.α., 1997] [Poulos, κ.α., 2000]. Από την άλλη πλευρά η χρησιμοποίηση μη παραμετρικών μεθόδων βασίζεται ουσιαστικά στο μετασχηματισμό Fourier, όπως αναπτύχθηκε στην παράγραφο 3.3.1. Επειδή το ΗΕΓ θεωρείται σε γενικές γραμμές, ένα μη στάσιμο σήμα, η χρησιμοποίηση της συγκεκριμένης μεθόδου συνήθως αποφεύγεται. Επιπλέον, ο μετασχηματισμός Fourier, εφόσον διατηρηθεί μια αποδεκτή ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας, δεν μειώνει δραστικά το πλήθος των χαρακτηριστικών [Hazarika, κ.α.1997] [Poulos, κ.α 2001].

Συνεπώς ένα σύστημα κατηγοριοποίησης είναι εξαιρετικά δύσκολο να διαχωρίσει επιτυχώς ομάδες ΗΕΓ με βάση αυτά τα χαρακτηριστικά.

Γ.2. Από την άλλη πλευρά, αν αυτές οι δυσκολίες υπερπηδηθούν, είτε χρησιμοποιώντας μεθόδους κατηγοριοποίησης που να δύνανται να δεχθούν ως είσοδο διανύσματα μεγάλης διάστασης, είτε απομονώνοντας ΗΕΓ γραφικά χαρακτηριστικά με στάσιμες ιδιότητες, τότε η χρήση της μεθόδου του μετασχηματισμού Fourier αποκτά ενδιαφέρον, γιατί παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις παραμετρικές διαδικασίες. Το πλεονέκτημά της βρίσκεται στο γεγονός ότι η επεξεργασία μέσω μετασχηματισμού Fourier δεν αλλοιώνει την αρχική πληροφορία του ΗΕΓ, γεγονός που δεν συμβαίνει με την περίπτωση των παραμετρικών μεθόδων επεξεργασίας.

#### *Α. Εξαγωγή χαρακτηριστικών διανυσμάτων.*

Ανεξαρτήτως της μεθόδου επεξεργασίας που έχει προκριθεί, στο στάδιο αυτό εξάγονται τα χαρακτηριστικά διανύσματα υπό τη μορφή μονοδιάστατου πίνακα, που περιέχει τα χαρακτηριστικά που προέκυψαν από τη μέθοδο επεξεργασίας. Τα διανύσματα αυτά πρόκειται να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση (training) και τον έλεγχο ενός συστήματος κατηγοριοποίησης.

#### 4.1.2 Προτεινόμενες μέθοδοι

Λαμβάνοντας υπόψιν την ακολουθούμενη μεθοδολογία θεωρήθηκε επιβεβλημένο να δοκιμασθούν συνδυασμοί μεθόδων προ-επεξεργασίας και επεξεργασίας, ώστε να δοθεί η δυνατότητα συγκρίσεως των μεθόδων αυτών



ως προς την αποτελεσματικότητά τους με σκοπό την τελική τους αξιολόγηση. Στην παρούσα εργασία, επιλέχθηκαν για έλεγχο οι ακόλουθοι πέντε (5) βασικοί συνδυασμοί μεθόδων προ-επεξεργασίας- επεξεργασίας ΗΕΓ:

#### **A. Ανάλυση σε σήμα 3 min μέσω μετασχηματισμού Fourier**

Σύμφωνα με τη βιβλιογραφική έρευνα επιλέχθηκε σήμα μήκους 3 min [Sviserskaya 1995]. Στη συνέχεια το σήμα υποβλήθηκε σε επεξεργασία μέσω μετασχηματισμού Fourier και απομονώθηκε η φασματική περιοχή του ρυθμού  $\alpha$ , δηλαδή οι φασματικές αρμονικές που περιέχουν αποκλειστικά τον ρυθμό  $\alpha$  (7.5 - 12.5 Hz). Αποτέλεσμα της μη-παραμετρικής διαδικασίας είναι να δημιουργηθούν διανύσματα που έναστο εκ των οποίων περιέχει ένα επιλεγμένο αριθμό φασματικών συνιστωσών.

#### **B. Ανάλυση σε σήμα 3 min μέσω μοντέλου AR**

Σήμα ίδιου μεγέθους με την προηγούμενη περίπτωση υφίσταται επεξεργασία με παραμετρική μέθοδο (γραμμικό μοντέλο AR). Συγκεκριμένα, επειδή όπως προαναφέρθηκε στην παρούσα έρευνα μελετάται αποκλειστικά ο ρυθμός  $\alpha$ , απαιτείται μια καθορισμένη διαδικασία ώστε οι εξαγόμενοι συντελεστές AR να αντιπροσωπεύουν αποκλειστικά τον ρυθμό  $\alpha$  του προεπιλεγμένου σήματος ΗΕΓ. Αυτή η διαδικασία περιγράφεται από τα παρακάτω βήματα:

**B.1.** Από το αρχικό σήμα διακριτού χρονικού μήκους 3 min, απομονώνονται οι φασματικές συνιστώσες του ρυθμού  $\alpha$  χρησιμοποιώντας τον Ταχύ Μετασχηματισμό Fourier (FFT).

**B.2.** Χρησιμοποιώντας τον αντίστροφο μετασχηματισμό Fourier (IFFT) αναγεννάται σήμα που περιέχει τις φασματικές συνιστώσες του ρυθμού  $a$  του αρχικού σήματος. Για λόγους συντομίας το νέο αυτό σήμα ονομάζεται σήμα  $a$ .

**B.3.** Το παραγόμενο σήμα  $a$  μοντελοποιείται κατά AR σύμφωνα με τη διαδικασία που περιγράφεται στην παράγραφο 3.3.2.1, αφού προηγουμένα έχει προσδιορισθεί ο αριθμός των παραμέτρων δηλαδή η τάξη του μοντέλου σύμφωνα με το κριτήριο του Akaike, όπως περιγράφεται στην παράγραφο 3.3.2.1.

Αποτέλεσμα της παραμετρικής διαδικασίας AR είναι να δημιουργηθούν διανύσματα AR που το κάθε ένα έχει μέγεθος ίσο με την επιλεγμένη τάξη του μοντέλου AR, τα δε στοιχεία του καθενός διανύσματος είναι οι εξαγόμενοι συντελεστές AR, από την προαναφερόμενη διαδικασία.

**Γ. Ανάλυση σε σήμα 3 min στο σύνολο του φάσματος, με μη γραμμικούς συντελεστές**

Σήμα ίσου μεγέθους με τις προηγούμενες περιπτώσεις υφίσταται επεξεργασία μέσω παραμετρικής μεθόδου (μοντέλο AR) με τον ίδιο ακριβώς τρόπο όπως στην προηγούμενη παράγραφο, χωρίς όμως να απομονωθεί ο ρυθμός  $a$ , ούτε και να χρησιμοποιηθεί ο αντίστροφος μετασχηματισμός Fourier. Εν κατακλείδι, στην προτεινόμενη μέθοδο χρησιμοποιείται προς επεξεργασία *όλο το φάσμα του ΗΕΓ*. Στη συνέχεια, το σήμα μοντελοποιείται από ένα συνδυασμό γραμμικού- μη γραμμικού (δиграμμικού) μοντέλου με

στόχο να εκμεταλλευτούμε την πληροφορία που βρίσκεται στις γραμμικές συνιστώσες του σήματος.

Οι παράμετροι AR αποτελούν τις αρχικές τιμές όπως ακριβώς περιγράφεται στην παράγραφο για τον υπολογισμό των διγραμμικών παραμέτρων, 3.3.2.2. Αντικειμενικός στόχος της προτεινόμενης μεθόδου είναι να προστεθούν νέα, μη γραμμικά χαρακτηριστικά, στα γραμμικά AR χαρακτηριστικά. Η μη χρησιμοποίηση αποκλειστικά των φασματικών συνιστωσών ρυθμού  $\alpha$  στην προτεινόμενη μέθοδο έγινε γιατί η εφαρμογή του Αντίστροφου Ταχέως Μετασχηματισμού Fourier (Inverse Fast Fourier Transform, IFFT) πειραματικά διαπιστώθηκε ότι δεν συνέβαλε θετικά στην ομαλή σύγκλιση των διγραμμικών συντελεστών, [Poulos, κ.α. 2001] όπως αυτή περιγράφεται από τη διαδικασία σύγκλισης κατά την εφαρμογή της μεθόδου των ελαχίστων τετραγώνων (εξίσωση 18). Κατά συνέπεια δημιουργούνται διανύσματα, που κάθε ένα περιέχει τους AR και τους διγραμμικούς συντελεστές.

#### **4. Ανάλυση μονομορφικού σήματος**

Στην προτεινόμενη μέθοδο επιλέγεται ένα μεταβλητό (χρονικού μεγέθους) ΗΕΓ. Συγκεκριμένα, η προεπιλογή του τμήματος γίνεται σύμφωνα με τη μέθοδο που αναπτύσσεται στην παράγραφο 3.2. Με αυτό τον τρόπο επιδιώκεται να απομονωθεί από ένα αρχικό ΗΕΓ ένα συνεχόμενο χρονικό διακριτό σήμα που περιέχει ορισμένες στάσιμες ιδιότητες, όπως περιγράφονται στην παράγραφο 3.2. Ο σκοπός της προτεινόμενης μεθόδου είναι να συγκριθούν οι δύο προτεινόμενες μέθοδοι επεξεργασίας (φασματικής και AR) σε σχέση με το μεταβλητό (χρονικού μεγέθους) ΗΕΓ που για λόγους συντομίας ονομάζεται  $\mu$ -HEG και το ΗΕΓ σταθερής

διάρκειας 3 min που για λόγους συντομίας ονομάζεται 3-HEG. Κατά συνέπεια προτείνονται οι εξής δύο συνδυασμοί μεθόδων:

#### *Α.1. Ανάλυση μονομορφικού σήματος $\alpha$ μέσω μετασχηματισμού Fourier*

Το επιλεγμένο HEG που απομονώνεται σύμφωνα με τη μέθοδο που αναπτύσσεται στην παράγραφο 3.2 υφίσταται επεξεργασία με τη μη παραμετρική μέθοδο FFT. Συγκεκριμένα, από το σήμα αυτό επιλέγεται το μονομορφικό σήμα  $\alpha$ , που όπως εξηγήθηκε και στην παράγραφο 3.2 είναι μια μικρή περιοχή του ρυθμού  $\alpha$  (7-12 Hz) με το χαρακτηριστικό ότι η φασματική του ανάλυση εμφανίζει υψηλού πλάτους φασματικές συνιστώσες. Στη προτεινόμενη μέθοδο, η απομόνωση αυτών των φασματικών συνιστωσών γίνεται με τη βοήθεια της μεθόδου FFT, η δε διαδικασία που ακολουθείται είναι η αυτή που περιγράφεται στη παράγραφο 3.2. Κατά συνέπεια δημιουργούνται διανύσματα, που καθένα αποτελείται από τις μονομορφικές συνιστώσες  $\alpha$ .

#### *Α.2. Ανάλυση μονομορφικού σήματος $\alpha$ μέσω μοντέλου AR*

Από το μονομορφικό σήμα  $\alpha$  που απομονώθηκε ως άνω, επιλέγονται οι μονομορφικές φασματικές συνιστώσες  $\alpha$  σύμφωνα με την προηγούμενη διαδικασία. Οι φασματικές αυτές συνιστώσες ακολούθως υποβάλλονται σε IFFT. Με αυτό τον τρόπο αναγεννάται ένα νέο σήμα που το φάσμα που περιέχει μόνο τις μονομορφικές φασματικές συνιστώσες  $\alpha$ . Για λόγους συντομίας το σήμα αυτό αποκαλείται *άλφα μονομορφικό σήμα  $\alpha$* . Στη συνέχεια το σήμα αυτό υποβάλλεται σε μοντελοποίηση και εξάγονται οι συντελεστές του μοντέλου, οι οποίοι απαρτίζουν τα AR διανύσματα της μεθόδου αυτής.

Συμπερασματικά οι πέντε (5) προτεινόμενες μέθοδοι στο στάδιο επεξεργασίας δύνανται συνοπτικά να αποτυπωθούν στον παρακάτω Πίνακα:

3-HEG → FFT	3-HEG → AR	3-HEG → AR+Bilinear	μ-HEG → FFT	μ-HEG → AR
----------------	---------------	------------------------	-------------	---------------

**Πίνακας 1.** Προτεινόμενες μέθοδοι επεξεργασίας του HEG.

#### 4.1.3 Σύγκριση ως προς την υπολογιστική πολυπλοκότητα

Σύμφωνα με τον πίνακα 1, ένα από τα βασικά στοιχεία αξιολόγησης των προτεινόμενων μεθόδων, πέρα από την αποτελεσματικότητα των μεθόδων η οποία δύναται να διερευνηθεί μέσω των πειραματικών αποτελεσμάτων τους, είναι και ο υπολογισμός της υπολογιστικής πολυπλοκότητας των μεθόδων αυτών. Προς αυτή την κατεύθυνση, για κάθε μέθοδο (προ)επεξεργασίας, αναλύεται η υπολογιστική πολυπλοκότητα με στόχο τη μεταξύ τους σύγκριση.

##### **A. Πολυπλοκότητα μεθόδων μονομορφικού σήματος $a$**

Εξετάζεται η υπολογιστική πολυπλοκότητα της μεθόδου προεπεξεργασίας που περιγράφηκε στη παράγραφο 3.2. Όπως διαπιστώθηκε η προτεινόμενη μέθοδος αποτελείται από τέσσερις (4) σειριακούς αλγορίθμους.

1. Ο πρώτος αλγόριθμος υπολογίζει τις φασματικές συνιστώσες του σήματος, με βάση τον FFT αλγόριθμο, και τρέχει σε πολυωνυμικό χρόνο  $O(n * \log_2 n)$ .

2. Ο δεύτερος αλγόριθμος υπολογίζει τη φασματική συμμετρία του σήματος σύμφωνα με την εξίσωση 1, πρόκειται δε για καθαρά γραμμικό αλγόριθμο που τρέχει σε πολυωνυμικό χρόνο  $O(n)$ .
3. Ο τρίτος αλγόριθμος υπολογίζει σύμφωνα με την εξίσωση 2 τους συντελεστές αυτοσυσχέτισης του ΗΕΓ σήματος που έχει επιλεγεί από την υλοποίηση του δεύτερου αλγορίθμου. Κατόπιν υπολογισμού, ο πολυωνυμικός χρόνος που απαιτείται για την υλοποίηση αυτού του αλγορίθμου είναι  $O(n^2)$ .
4. Ο τέταρτος αλγόριθμος υπολογίζει μέσω ενός δευτέρας τάξεως φίλτρου τη μονομορφική ζώνη των φασματικών συνιστωσών του επιλεγέντος από την πρώτη φάση ΗΕΓ. Προσεγγιστικά ο αλγόριθμος αυτός υλοποιείται με δύο ταχείς μετασχηματισμούς Fourier (FFT και IFFT) και συνεπώς όλη η διαδικασία τρέχει σε πολυωνυμικό χρόνο  $O(2*n*\log_2 n)$ .

Συνολικά, ο προτεινόμενος αλγόριθμος προ-επεξεργασίας έχει πολυωνυμικό χρόνο  $O(n*\log_2 n + n + n^2 + 2*n*\log_2 n) = O(n^2)$

### **B. Πολυπλοκότητα παραμετρικής ανάλυσης**

Στην περίπτωση αυτή εξετάζεται η πολυπλοκότητα των παραμετρικών μεθόδων επεξεργασίας. Αυτές χωρίζονται στη AR γραμμική παραμετρική μέθοδο και στη μη γραμμική παραμετρική μέθοδο.

Η παραμετρική AR διαδικασία υλοποιείται από τους αλγορίθμους όπως περιγράφονται στην παράγραφο 3.3.2.1. Η πολυπλοκότητα της μεθόδου αυτής εξαρτάται κατά πρώτο λόγο από την προσεγγιστική μέθοδο που ακολουθείται και κατά δεύτερο από το βαθμό του μοντέλου που επιλέγεται.

Έχει βρεθεί [Niyogi, P., 1998] ότι η χειρότερη περίπτωση πολυωνυμικού χρόνου δεν ξεπερνά το  $O(n^3)$ .

Στον υπολογισμό των διγραμμικών συντελεστών η εκτίμηση της πολυπλοκότητας του αλγορίθμου στηρίζεται στον υπολογισμό της πολυπλοκότητας καθεμιάς εκ των  $k$  επαναλήψεων που πραγματοποιούνται μέχρι οι συντελεστές να συγκλίνουν, σύμφωνα με τη μέθοδο που αναπτύσσεται στην παράγραφο 3.3.3.2. Αν θεωρηθεί δε ότι κάθε επανάληψη έχει χειρότερη περίπτωση πολυωνυμικού χρόνου  $O(n^3)$ , τότε η υπολογιστική πολυπλοκότητα της μεθόδου αυτής δεν δύναται να ξεπεράσει τον πολυωνυμικό χρόνο  $O(k*n^3)$ .

### Γ. Πολυπλοκότητα φασματικής ανάλυσης μέσω μετασχηματισμού Fourier

Στην περίπτωση αυτή εξετάζεται η πολυπλοκότητα των μη παραμετρικών μεθόδων επεξεργασίας. Η κύρια μέθοδος είναι ο Ταχύς Μετασχηματισμός Fourier (FFT), ο οποίος όπως προαναφέρθηκε έχει υπολογιστική πολυπλοκότητα  $O(n*\log_2n)$ .

Συνοπτικά ο πίνακας 1 τροποποιείται προσθέτοντας τις υπολογιστικές πολυπλοκότητες που απορρέουν από τις παραπάνω αναφορές.

3-HEΓ → FFT	3-HEΓ → AR	3-HEΓ → Bilinear	μ-HEΓ → FFT	μ-HEΓ → AR
$O(n*\log_2n)$ .	$O(n^3)$	$O(k*n^3)$	$O(n^2)$	$O(n^3)$

**Πίνακας 2.** Οι προτεινόμενες μέθοδοι επεξεργασίας του HEΓ με τις αντίστοιχες υπολογιστικές πολυπλοκότητες.

Συμπερασματικά, σύμφωνα με τον πίνακα 2, η μέθοδος που βασίζεται στη μη παραμετρική επεξεργασία των δεδομένων υπερτερεί εκείνης που βασίζεται στη μοντελοποίηση AR ως προς την υπολογιστική πολυπλοκότητα. Από την άλλη πλευρά όμως η παραμετρική μέθοδος δίνει συντελεστές πολύ μικρότερης τάξης από ότι δίνει η μη παραμετρική μέθοδος. Το γεγονός αυτός δημιουργεί νέα κριτήρια αξιολόγησης ως προς το στάδιο επιλογής των συστημάτων κατηγοριοποίησης, διότι για τα διανύσματα που προήλθαν από τη φασματική επεξεργασία, απαιτούνται συστήματα κατηγοριοποίησης που δύνανται να δεχθούν μεγάλης διάστασης διανύσματα εισόδου.

#### 4.2 Κατηγοριοποίηση των σημάτων ΗΕΓ

Η μέθοδος της κατηγοριοποίησης αποσκοπεί στην αναγνώριση και ταξινόμηση των διανυσμάτων ΗΕΓ, που προήλθαν από τα στάδια προ-επεξεργασίας και επεξεργασίας, σύμφωνα με το άτομο από το οποίο προήλθε το κάθε διάνυσμα. Στην πραγματικότητα πρόκειται για ένα πρόβλημα που εμπίπτει στην κατηγορία των προβλημάτων "Αναγνώρισης Προτύπων" (Pattern Recognition). Όπως αναφέρθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, η διαδικασία αυτή μπορεί να γίνει είτε με επίβλεψη είτε χωρίς επίβλεψη. Στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης με επίβλεψη, προηγείται η φάση εκπαίδευσης του κατηγοριοποιητή με στόχο να "απορροφήσει" την πληροφορία κατάλληλου και αντιπροσωπευτικού δείγματος του πληθυσμού προς κατηγοριοποίηση. Σκοπός της εκπαίδευσης είναι αφενός το σύστημα αναγνώρισης προτύπων να "μάθει" (learning) την επιθυμητή συνάρτηση εισόδων - εξόδων και αφ' ετέρου να μπορεί να "γενικεύσει", δηλαδή να



αναγνωρίζει διανύσματα τα οποία "βλέπει" στην είσοδο του για πρώτη φορά. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση του ΗΕΓ ο κατηγοριοποιητής εκπαιδεύεται για την αναγνώριση και ταξινόμηση των διανυσμάτων που προήλθαν από την επεξεργασία των κυματομορφών της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου με στόχο τον ατομικό διαχωρισμό. Ο διαχωρισμός γίνεται μεταξύ ομάδας ΗΕΓ που ανήκουν σε ένα υγιές άτομο (έστω Α) αφενός, και ομάδας ΗΕΓ που ανήκουν σε διαφορετικό άτομο, (έστω Β) ή και σε πληθώρα διαφορετικών ατόμων (έστω Χ) αφετέρου.

Πρέπει να σημειωθεί στη παρούσα εργασία η περίπτωση σύμφωνα με την οποία η μέθοδος αποφασίζει αν ένα άγνωστο διάνυσμα ανήκει η δεν ανήκει σε μία συγκεκριμένη κατηγορία (π.χ. Α) ονομάζεται ταυτοποίηση, ενώ η περίπτωση κατάταξης ενός αγνώστου διανύσματος σε μία συγκεκριμένη κατηγορία διανυσμάτων (π.χ. Α ή Β) ονομάζεται κατηγοριοποίηση.

#### 4.2.1 Υπάρχουσες μέθοδοι

Η προσπάθεια κατηγοριοποίησης ΗΕΓ θεωρείται ένα πρόβλημα που εντάσσεται στα γενικά προβλήματα διαχωρισμού βιολογικών σημάτων (καρδιογραφήματος, φωνής, μυογραφήματος, ΗΕΓ κ.τ.λ.). Οι μέθοδοι οι οποίες αναπτύχθηκαν εμπίπτουν στην ερευνητική τάση της τελευταίας δεκαετίας που είναι σαφώς προσανατολισμένη στην υλοποίηση συστημάτων και τεχνικών με σκοπό την ανάπτυξη συγκεκριμένων συστημάτων και τεχνικών για την προσομοίωση συγκεκριμένων διαδικασιών της φύσης ή της ανθρώπινης σκέψης. Σε αυτό το ρεύμα εμπίπτουν τα ΤΝΔ και τα έμπειρα συστήματα που αναλύθηκαν στις παραγράφους 3.4.3 και 3.4.4 αντίστοιχα,

τα Συστήματα Ασαφούς Λογικής (Fuzzy Logic Systems), η Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial Intelligence) και τέλος οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms). Απώτερος σκοπός των μεθόδων αυτών είναι να πραγματοποιηθεί η μοντελοποίηση και η μελέτη των φυσικών βιολογικών συστημάτων, όπως και η εξεύρεση λύσεων σε πρακτικά προβλήματα βελτιστοποίησης, εκμάθησης και αναγνώρισης.

#### 4.2.2 Προτεινόμενες μέθοδοι

Προς την κατεύθυνση επίλυσης του προβλήματος που έχει τεθεί ως στόχος της παρούσας διατριβής, επιλέχθηκαν αφενός τα ΤΝΔ των τύπων LVQ και RBF και αφετέρου η εμπειρική μέθοδος που βασίζεται σε Αλγόριθμους Υπολογιστικής γεωμετρίας. Ο αποκλεισμός των άλλων μεθόδων που αναφέρθηκαν στην 4.2.1 έγινε για τους εξής δύο κυριότερους λόγους:

**A.** Έχουν μεγαλύτερη υπολογιστική πολυπλοκότητα σε σχέση με τις προκρινόμενες μεθόδους, διότι βασίζονται σε ένα μεγάλο σύνολο επαναλήψεων μέχρι να ευρεθεί η βέλτιστη λύση.

**B.** Ο κύριος σκοπός τους είναι η παραγωγή ενός συνόλου (πληθυσμού) λύσεων κάποιου προβλήματος, οι οποίες αρχικά παράγονται τυχαία, συγκροτώντας ένα πληθυσμό από άτομα, στο οποίο θα εφαρμοστούν οι τεχνικές της εξέλιξης. Για παράδειγμα, αν θέλουμε να βελτιστοποιήσουμε μια συνάρτηση δύο πραγματικών μεταβλητών  $f(x, y)$ ,  $x, y \in R$ , μία λύση στο πρόβλημα θα μπορούσε να είναι το διδιάνυσμα  $(x_1, y_1)$ , ενώ ένας πληθυσμός  $P$ , αποτελούμενος από  $m$  λύσεις θα ήταν ο εξής:

$$P = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\} \quad (38)$$

Αυτή η προσέγγιση έρχεται σε αντίθεση με τις προτεινόμενες μεθόδους (Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Αλγόριθμοι Υπολογιστικής Γεωμετρίας) οι οποίες διατηρούν μόνο προαποφασισμένες λύσεις οι οποίες εξελίσσονται μέσα από μετασχηματισμούς. Για παράδειγμα, η επίλυση του προβλήματος της ατομικής κατηγοριοποίησης ΗΕΓ απαιτεί δύο λύσεις, για το πρόβλημα της ταυτοποίησης

Επιπροσθέτως επιλέχθηκαν οι δύο αυτοί τύποι νευρωνικών (LVQ, RBF) ως εκπρόσωποι δύο μεγάλων αρχιτεκτονικών οικογενειών νευρωνικών δικτύων (SOM, Multilayer Perceptron) [Haykin, S. 1994]. Ειδικότερα το νευρωνικό δίκτυο LVQ επιλέχθηκε διότι παρουσιάζει μία ιδιαίτερη ικανότητα να επιλύει προβλήματα κατηγοριοποίησης μικρών φασματικών περιοχών όπως οι ρυθμοί  $\alpha$ ,  $\mu$  σύμφωνα με τη βιβλιογραφική έρευνα [Anderson, CW, 1997] [Kalcher, J. 1997] [Pfurtscheller, G. 1993], οι οποίες παρουσιάζουν ομοιότητες με τα προβλήματα κατηγοριοποίησης της παρούσας εργασίας.

Για την υλοποίηση των στόχων της διδακτορικής διατριβής, που έχει ως αντικείμενο την επιλογή του βέλτιστου συνδυασμού μεθόδων που αποφέρουν τη βέλτιστη λύση, και λαμβάνοντας υπόψη τους προτεινόμενους συνδυασμούς μεθόδων επεξεργασίας όπως εμφανίζονται στους πίνακες 1 και 2, προτείνονται οι τελικοί συνδυασμοί μεθόδων επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης, οι οποίοι περιγράφονται στον Πίνακα 3:

Μέθοδοι Κατηγοριοποίησης	Μέθοδοι Επεξεργασίας Σήματος				
	3-HEΓ → FFT	3-HEΓ → AR	3-HEΓ → AR + Bilinear	μ-HEΓ → FFT	μ-HEΓ → AR
1. TNA LVQ <sup>1</sup>	•	•	•		
2. TNA RBF				•	•
3. TNA CGA	•	•		•	•

**Πίνακας 3.** Προτεινόμενοι συνδυαστικοί μέθοδοι επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης του HEΓ.

#### 4.2.3 Δυνατότητες και υπολογιστική πολυπλοκότητα των μεθόδων

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, τρία είναι τα βασικά συστήματα κατηγοριοποίησης που έχουν επιλεγεί για να δοκιμαστούν ως προς την ικανότητα τους να κατηγοριοποιήσουν τα HEΓφικά διανύσματα που προήλθαν από τις προτεινόμενες μεθόδους επεξεργασίας:

1. Το νευρωνικό δίκτυο LVQ
2. Το νευρωνικό δίκτυο RBF
3. Η εμπειρική μέθοδος CGA.

<sup>1</sup> Σε αυτό τον συνδυασμό μεθόδων χρησιμοποιήθηκαν 2 διαφορετικοί συσχετισμοί δεδομένων HEΓ και αρχιτεκτονικών δομών του LVQ νευρωνικού δικτύου. Περισσότερες λεπτομέρειες δίδονται στην υποπαράγραφο 2 της παραγράφου 5.1.1.4.

Εκτός από τα πλεονεκτήματα των μεθόδων που αναλύθηκαν, μεγάλη βαρύτητα στην τελική αξιολόγηση της μεθόδου που θα προταθεί τελικά έχει και η συνολική εκτίμηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας της μεθόδου.

Δεδομένης της φύσης των εξεταζόμενων μεθόδων, η σύγκρισή τους ως προς την πολυπλοκότητα έχει νόημα μόνο για το στάδιο της κατηγοριοποίησης. Ειδικότερα για τις περιπτώσεις των νευρωνικών δικτύων η πολυπλοκότητα πράξεων προσμετράται κατά τη φάση της εκπαίδευσης. Αυτό συμβαίνει διότι η πολυπλοκότητα της φάσης του ελέγχου (test) θεωρείται αμελητέα μπροστά σ' εκείνες της επεξεργασίας και εκπαίδευσης.

Η μέθοδος CGA, όπως αναπτύχθηκε στην παράγραφο 3.4.4.2 προσφέρει τη δυνατότητα να κατηγοριοποιήσει ΗΕΓφικά διανύσματα μεγάλης διάστασης. Ο αλγόριθμος μέχρι το στάδιο της εκμάθησης, όπου εξάγεται το χαρακτηριστικό πολύγωνο αποτελείται από τρία τμήματα:

1. Από ένα ΗΕΓφικό διάνυσμα κατασκευάζεται ένα κυρτό πολύγωνο σύμφωνα με τον αλγόριθμο του Graham. Ο αλγόριθμος αυτός έχει υπολογιστική πολυπλοκότητα  $O(n \cdot \log n)$ , όπου " $n$ " η διάσταση του χαρακτηριστικού διανύσματος.
2. Υπολογίζεται η τομή δύο κυρτών πολυγώνων σύμφωνα τον αλγόριθμο του Shamos, ο οποίος έχει υπολογιστική πολυπλοκότητα  $O(n)$ .
3. Τα βήματα 1 και 2 επαναλαμβάνονται  $k$  φορές, μέχρι να εξαχθεί το χαρακτηριστικό πολύγωνο.

Συνεπώς η τελική πολυπλοκότητα του CGA αλγόριθμου είναι  $O(k \cdot n \cdot \log n)$ .

Από την άλλη πλευρά η πολυπλοκότητα των νευρωνικών δικτύων σχετίζεται με τον αριθμό και το μέγεθος των βαρών που εμπεριέχει η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που επιλέγεται. Συγκεκριμένα, εκτιμάται η πολυπλοκότητα στη φάση της εκπαίδευσης για το κάθε νευρωνικό δίκτυο. Μία αρκετά καλή προσεγγιστική μέθοδος ονομάζεται κανονικοποίηση (regularization). Σύμφωνα με αυτήν, η συνάρτηση πολυπλοκότητας του νευρωνικού μοντέλου εξαρτάται από τον αριθμό και τη διάσταση των κρυφών επιπέδων που εμπεριέχει το νευρωνικό μοντέλο. Σύμφωνα με τον [Denoeux, 2000], η αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου LVQ παρουσιάζει μία ελαφρά μεγαλύτερη πολυπλοκότητα από εκείνη του νευρωνικού δικτύου RBF, προσεγγιστικά όμως και οι δύο αρχιτεκτονικές δύνανται να θεωρηθούν ότι διαθέτουν ισοδύναμες υπολογιστικές πολυπλοκότητες. Συγκεκριμένα και στα δύο νευρωνικά δίκτυα ο υπολογισμός των δραστηριοτήτων του πρώτου κρυφού επιπέδου απαιτεί  $O(n * P)$  αριθμητικές λειτουργίες, όπου  $n$  είναι η διάσταση των χαρακτηριστικών διανυσμάτων εισόδου και  $P$  το πλήθος των κόμβων (νευρώνων) του κρυφού επιπέδου. Επίσης ο συνδυασμός των  $M$  εξόδων με το κρυφό επίπεδο μπορεί να εκτελεσθεί σε  $O(P * M)$  λειτουργίες. Συνολικά η πολυπλοκότητα για ένα δίκτυο (LVQ ή RBF) είναι  $O(n * M + M * P)$  λειτουργίες.

Σύμφωνα με τα προηγούμενα η υπολογιστική πολυπλοκότητα των εξεταζομένων μεθόδων εμφανίζεται στον Πίνακα 4.

Μέθοδοι Κατηγοριοποίησης	Μέθοδοι Επεξεργασίας Σήματος				
	3-HEΓ → FFT	3-HEΓ → AR	3-HEΓ → Bilinear	μ-HEΓ → FFT	μ-HEΓ → AR
LVQ	$O(n*M+M*P)$	$O(n^3)$	$O(k*n^3)$		
RBF				$O(n*M+M*P)$	$O(n^3)$
CGA	$O(k*n*\log n)$	$O(n^3)$		$O(n^2)$	$O(n^3)$

Πίνακας 4. Υπολογιστική πολυπλοκότητα των προτεινόμενων συνδυασμών μεθόδων επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης του HEΓ.

Πανεπιστήμιο Πειραιώς



## ΚΕΦΑΛΑΙΟ

5

# ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

Πανεπιστήμιο Γειραιώς

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 5. ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΟ ΜΕΡΟΣ

### 5.1 Παρουσίαση του πειραματικού μέρους της εργασίας

Όπως αναφέρεται στην παράγραφο 4.2.2 και ιδιαίτερα στον Πίνακα 3 επιλέχθηκαν και υλοποιήθηκαν επτά (7) συνδυασμοί μεθόδων ανάλυσης και κατηγοριοποίησης ώστε να δύναται να γίνει η συγκριτική αξιολόγησή τους. Για την υλοποίηση αυτού του πειραματικού μέρους είναι απαραίτητη κατ' αρχήν η περιγραφή της ΗΕΓραφικής βάσης καταγραφής των δεδομένων. Κατόπιν επεξηγείται η διαδικασία που ακολουθείται στο κάθε πείραμα. Συγκεκριμένα, σε κάθε πείραμα προσδιορίζεται:

- ο αριθμός των ΗΕΓ που συμμετέχει στο πείραμα,
- ο χρόνος του κάθε ΗΕΓ, η διαδικασία της προ-επεξεργασίας και της επεξεργασίας του σήματος,
- ο αριθμός των ΗΕΓραφικών χαρακτηριστικών διανυσμάτων που προκύπτει από την κάθε μέθοδο,
- η αρχιτεκτονική κατασκευή των μεθόδων κατηγοριοποίησης που έχουν επιλεγεί
- τα αποτελέσματα της μεθόδου κατηγοριοποίησης και τέλος
- η στατιστική αξιολόγησή της και η σύγκριση των μεθόδων.

### 5.1.1 Περιγραφή των πειραμάτων - Υλοποίηση των μεθόδων

#### 5.1.1.1 Καταγραφές σημάτων ΗΕΓ

Για τις ανάγκες της πειραματικής διαδικασίας κατασκευάστηκε εξ' αρχής μία βάση δεδομένων από καταγραφές ΗΕΓ. Η βάση αποτελείται από 255 Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα υγιών ατόμων, αποθηκευμένα σε ψηφιακή μορφή. Αναλυτικότερα η βάση Ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων απαρτίζεται

- από 75 ΗΕΓ διαφορετικών ατόμων ηλικίας 19-60 ετών, όπου το 76% αποτελείται από άνδρες και 24% από γυναίκες, και
- από 4 ΗΕΓφικές ομάδες (3 ανδρών και 1 γυναίκα, ηλικίας 30-38), όπου η κάθε ομάδα απαρτίζεται από 45 ΗΕΓ (δηλαδή  $4 \times 45 = 180$ ). Για λόγους συντομίας οι τέσσερις αυτές ΗΕΓφικές ομάδες ονομάζονται Α, Β, C και D αντίστοιχα, ενώ αυτή των 75 ατόμων ονομάζεται X.

Η καταγραφή των ΗΕΓ αυτών έγινε σε χρονική διάρκεια ενός έτους και κάθε ΗΕΓ είχε χρονική διάρκεια καταγραφής 3 min. Χρησιμοποιήθηκε ένα μόνο κανάλι καταγραφής, το  $O_2-C_2$ , το οποίο σύμφωνα με την παράγραφο 2.2 παράγει ΗΕΓφικό σήμα από την πίσω δεξιά πλευρά του εγκεφάλου. Η επιλογή της συγκεκριμένης απαγωγής έγινε για να απομονωθεί ο ρυθμός  $\alpha$ , γνωρίζοντας σύμφωνα με την παράγραφο 2.4 ότι ο ρυθμός αυτός εξάγεται κυρίως στο πίσω τμήμα του εγκεφάλου.

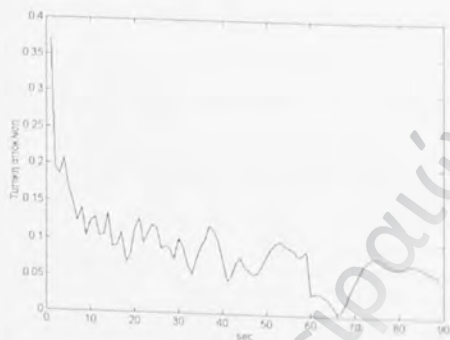
Για την καταγραφή αυτών των ΗΕΓραφημάτων, χρησιμοποιήθηκε ψηφιακός Ηλεκτροεγκεφαλογράφος που βασίστηκε στο PHY-100 Stellate software με συχνότητα δειγματοληψίας 128 Hz. Η μετέπειτα επεξεργασία των προαναφερομένων ψηφιακών ΗΕΓ υλοποιήθηκε μέσω του υπολογιστικού πακέτου λογισμικού MATLAB της εταιρείας Mathworks.

### 5.1.1.2 Προ-επεξεργασία

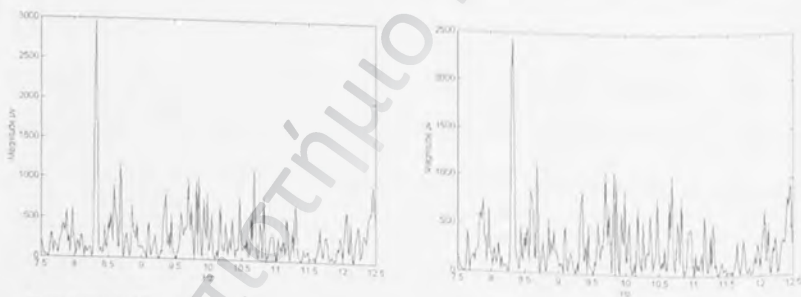
Στο στάδιο αυτό επιλέγονται να χρησιμοποιηθούν και τα δύο είδη σημάτων προ-επεξεργασίας που προτάθηκαν στην παράγραφο 3.2., δηλαδή:

- Σήμα χρονικού μήκους 3 min που για λόγους συντομίας όπως προαναφέραμε ονομάζεται 3-HEG,
- Σήμα μεταβλητού χρονικού μήκους HEG, σύμφωνα με τον αλγόριθμο που περιγράφεται στη πρώτη παράγραφο της 3.2., που για λόγους συντομίας αυτό το HEG αποκαλείται μ-HEG.

Κατόπιν αυτού στο στάδιο της προ-επεξεργασίας δημιουργούνται δύο διαφορετικές ομάδες HEG, συγκεκριμένα 255 HEG του τύπου 3-HEG και 255 του τύπου μ-HEG, που συμμετέχουν στις επόμενες φάσεις επεξεργασίας προ-επεξεργασίας. Πρέπει να σημειωθεί ότι για την περίπτωση της ομάδας μ-HEG, όλα τα HEG έδωσαν επαναλαμβανόμενα φασματικά τμήματα που είχαν πρακτικό ίδιο βαθμό ασυμμετρίας ως προς τον άξονα που διέρχεται από τη υψηλότερη φασματική συνιστώσα του ρυθμού  $a$  (peak). Συγκεκριμένα, όλα αυτά τα μ-HEG είχαν χρονικό μήκος που κυμαινόταν μεταξύ 30-90 sec. Ένα παράδειγμα από αυτή τη σύγκλιση παρουσιάζεται στις εικόνες 25, 26. Συγκεκριμένα σε αλληπάλληλους τεμαχισμούς ενός HEG μήκους 180 sec σε ίσα τμήματα με μέτρο αύξησης των 10 sec παρατηρήθηκε ότι στο 67 sec ο βαθμός ασυμμετρίας 2 φασματικών τμημάτων έδωσε τυπική απόκλιση πρακτικά ίση με το μηδέν.



Εικόνα 25. Παράδειγμα σύγκλισης ΗΕΓ σύμφωνα με το κριτήριο του Pearson.



Εικόνα 26. Παράδειγμα 2 φασματικών τμημάτων όπως εξήχθησαν εφαρμόζοντας το κριτήριο του Pearson.

### 5.1.1.3 Κύρια επεξεργασία

Στη φάση της κύριας επεξεργασίας η διαδικασία χωρίζεται σε δύο στάδια: σε εκείνη που βασίζεται στο 3-HEG και σε εκείνη που βασίζεται στο μ-HEG.

#### A. Επεξεργασία βασισμένη στο 3-HEG

Συγκεκριμένα, το 3-HEG υφίσταται επεξεργασία με τις εξής τρεις μεθόδους επεξεργασίας:

### *A.1. Μη παραμετρική φασματική ανάλυση μέσω του αλγόριθμου FFT*

Τα 3-HEG αναλύονται φασματικά μέσω του μετασχηματισμού Fourier διακριτού σήματος όπως περιγράφεται στην εξίσωση 3. Από την ανάλυση αυτή απομονώνονται οι φασματικές αρμονικές του ρυθμού  $\alpha$  (7-12.5 Hz). Όμως για τις ανάγκες της καλύτερης πειραματικής προσαρμογής στις μεθόδους κατηγοριοποίησης διαπιστώθηκε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα δίνονταν με την κατάτμηση των φασματικών συχνοτήτων  $\alpha$  σε υπο-περιοχές. Συγκεκριμένα, τα 3-HEG κατατμήθηκαν φασματικά ως εξής:

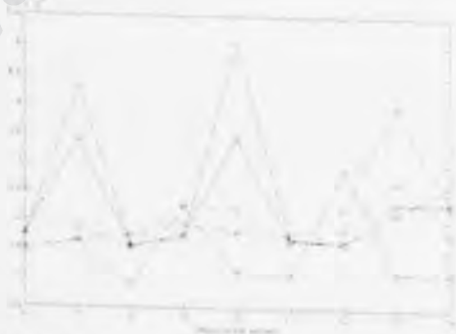
*A.1.1.* Φασματική κατάτμηση του ρυθμού  $\alpha$  (7-12.4 Hz) του 3-HEG, σε 18 υπο-περιοχές (sub-bands) των 0.3 Hz. Κάθε φασματικό τμήμα (διάνυσμα) αυτής της φασματικής υποπεριοχής αποτελείται από 54 φασματικές συνιστώσες και το οποίο για λόγους συντομίας αποκαλείται  $3^{\text{FFT}\alpha}$ -HEG [Poulos, κ.α., 1998] διάνυσμα. Κατά αυτό τον τρόπο από τα 255 3-HEG δημιουργούνται  $18 \times 255 = 4590$   $3^{\text{FFT}\alpha}$ -HEG διανύσματα.

*A1.2.* Φασματική κατάτμηση του ρυθμού  $\alpha$  (7-12 Hz) του 3-HEG, σε 3 υπο-περιοχές (7-10, 8-11, 9-12 Hz) (sub-bands) των 3 Hz. Κατά αυτόν τον τρόπο δημιουργούνται τρεις ομάδες φασματικών συνιστωσών (αρμονικών) από το ίδιο 3-HEG. Κάθε φασματικό τμήμα (διάνυσμα) αποτελείται από 540 φασματικές συνιστώσες το οποίο για λόγους συντομίας αποκαλείται  $3^{\text{FFT}\beta}$ -HEG διάνυσμα [Poulos, M. κ.α., 1999]. Κατά συνέπεια δημιουργούνται  $255 \times 3 = 765$   $3^{\text{FFT}\beta}$ -HEG διανύσματα.

## Α.2. Παραμετρική ανάλυση μέσω μοντέλου AR

Τα 3-HEG υποβάλλονται σε Ταχύ Μετασχηματισμό Fourier (FFT) σύμφωνα με τη μέθοδο 3.3.1 και στη συνέχεια απομονώνονται οι φασματικές συχνότητες του ρυθμού  $\alpha$  (7.5-12.5 Hz). Στη συνέχεια χρησιμοποιώντας τον αντίστροφο μετασχηματισμό Fourier αναγεννάται ένα νέο σήμα που περιέχει μόνο τις  $\alpha$  φασματικές συνιστώσες  $\alpha$  του αρχικού 3-HEG. Το νέο αυτό σήμα υποβάλλεται σε παραμετρική μοντελοποίηση AR αφού προηγουμένα έχει επιλεγεί η τάξη του μοντέλου αυτού που σύμφωνα με το κριτήριο Akaike,  $p=10$ , όπως περιγράφεται στην παράγραφο 3.3.2.1. Στη συνέχεια δημιουργήθηκαν 255 διανύσματα AR (διαστάσεως  $10 \times 1$ ) από τα 255 αναγεννημένα σήματα. Για λόγους συντομίας τα διανύσματα αυτά αποκαλούνται  $3^{AR\alpha}$ -HEG [Ρούλος, κ.α., 1999].

Η ίδια διαδικασία που ακολουθήθηκε προηγουμένα επαναλαμβάνεται με τη διαφορά ότι για κάθε HEG αναγεννώνται 5 νέα σήματα, που το καθένα περιέχει τις φασματικές συνιστώσες εύρους ζώνης 1 Hz του ρυθμού  $\alpha$  (7.5-12.5 Hz). Το κάθε διάνυσμα AR (διαστάσεως  $10 \times 1$ ) αποκαλείται  $3^{AR\beta}$ -HEG. Κατά συνέπεια δημιουργούνται  $255 \times 5 = 1275$   $3^{AR\beta}$ -HEG διανύσματα.



Εικόνα 27. Παράδειγμα εφαρμογής του κριτηρίου Akaike σε 5 HEG 30 sec.



### A.3. Μη γραμμική παραμετρική μοντελοποίηση διγραμμικού τύπου

Το αρχικό 3-HEG διαίρεται σε 6 ίσα τμήματα των 30 sec έκαστο. Η τάξη του μοντέλου AR τίθεται  $p=8$ , διότι αυτός περιγράφει ένα 3-HEG των 30 sec βέλτιστα. Όπως φαίνεται καθαρά στην **εικόνα 27**, σε παράδειγμα 5 μοντέλων AR, ο βέλτιστος βαθμός του μοντέλου κινείται μεταξύ 8 και 12. Τελικά μεταξύ αυτών επιλέγεται η τάξη  $p=8$ , δηλαδή η μικρότερη, διότι τότε η μέθοδος εξαγωγής των παραμέτρων παρουσιάζει τη μικρότερη δυνατή πολυπλοκότητα. Στη συνέχεια οι AR συντελεστές επανεκτιμώνται επαναληπτικά μετά από την πρόσθεση μη γραμμικού μέρους του μοντέλου. Στη συγκεκριμένη περίπτωση το γραμμικό τμήμα του μοντέλου που αποτελείται από τους 8 συντελεστές AR συμπληρώνεται από 6 μη γραμμικούς συντελεστές,  $k=2$  και  $m=3$ , που υπολογίστηκαν στη πειραματική διαδικασία, όπως αναπτύσσεται στην παράγραφο 3.3.2.2. Συνεπώς το δiάνυσμα  $\Theta$  όπως περιγράφεται από την εξίσωση 14, αποτελείται από  $p + m \times k + 1 = 15$  παραμέτρους εισόδου. Η εμπειρική διαδικασία που ακολουθήθηκε για να υπολογισθεί το πλήθος  $m \times k$  των διγραμμικών συντελεστών περιγράφεται παρακάτω:

**A.3.1.** Από το κάθε 3-HEG επιλέγεται εκείνο το πρώτο τμήμα των 30 sec για το οποίο οι διγραμμικοί συντελεστές συγκλίνουν, σύμφωνα με την τεχνική των ελαχίστων τετραγώνων, όπως στην παράγραφο 3.3.2.2.

**A.3.2.** Στην περίπτωση που κανένα από τα έξι (6) τμήματα ενός 3-HEG δεν συγκλίνει με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων, τότε εφαρμόζεται η επαναληπτική μέθοδος του Newton - Raphson. Εάν και αυτή η μέθοδος δεν

συγκλίνει τότε παραλείπεται εντελώς το αρχικό 3-HEΓ από το σύνολο των δεδομένων.

Στην πειραματική διαδικασία, 249 από τα 255 3-HEΓ συνέκλιναν χρησιμοποιώντας την τεχνική των ελαχίστων τετραγώνων και τα υπόλοιπα 6 συνέκλιναν με τη μέθοδο Newton - Raphson. Εφαρμόζοντας τη μέθοδο αυτή για ένα 3-HEΓ 30 sec, οι οκτώ (8) παράμετροι AR από τη γραμμική επεξεργασία καθώς και οι διγραμμικοί παράμετροι του επιλεγμένου διγραμμικού μοντέλου BL(8,0,2,3) παρουσιάζονται στους Πίνακες 5<sup>α</sup> και 5<sup>β</sup> αντίστοιχα. Οι αντίστοιχοι πόλοι του φίλτρου AR που προκύπτουν από τους συντελεστές AR και στις δύο περιπτώσεις εξάχθηκαν χρησιμοποιώντας ένα φίλτρο τύπου *all-pole*. Για την εξακρίβωση του κατά πόσον το επιλεγμένο μοντέλο είναι ευσταθές, δοκιμάστηκαν 5 περιπτώσεις HEΓ.

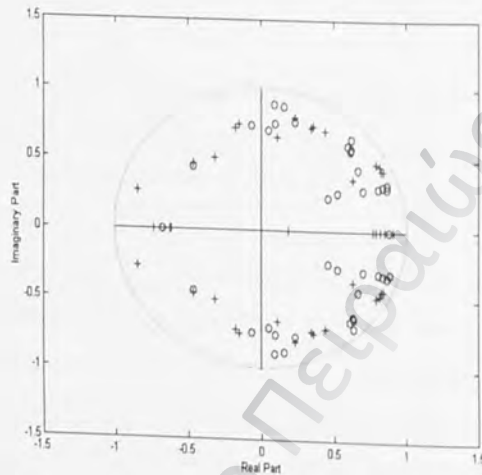
AR Παράμετροι		Πόλοι
a1	-0.7677	0.8224
a2	-0.0803	0.6338 + 0.3656i
a3	0.0663	0.6338 - 0.3656i
a4	0.0210	0.1093 + 0.6576i
a5	-0.0232	0.1093 - 0.6576i
a6	0.0421	-0.4623 + 0.4629i
a7	0.0151	-0.4623 - 0.4629i
a8	-0.0516	-0.6163

Πίνακας 5<sup>α</sup>. Οι παράμετροι AR εξαγόμενοι από ένα HEΓφικό τμήμα του υποκειμένου Α.

Διγραμμικοί Παράμετροι		Πόλοι του AR τμήματος
a1	$-0.7303 \times 10^1$	0.8865
a2	$-0.1150 \times 10^1$	$0.6646 + 0.4296 i$
a3	$0.725 \times 10^{-1}$	$0.6646 - 0.4296 i$
a4	$-0.379 \times 10^{-1}$	$0.0506 + 0.7161 i$
a5	$0.577 \times 10^{-1}$	$0.0506 - 0.7161 i$
a6	$0.388 \times 10^{-1}$	-0.6764
a7	$-0.234 \times 10^{-1}$	$-0.4551 + 0.4404 i$
a8	$-0.776 \times 10^{-1}$	$-0.4551 - 0.4404 i$
b11	$0.4 \times 10^{-3}$	
b12	$-0.18 \times 10^{-2}$	
b13	$0.5 \times 10^{-3}$	
b21	$0.13 \times 10^{-2}$	
b22	$0.3 \times 10^{-3}$	
b23	$0.1 \times 10^{-3}$	

Πίνακας 5<sup>b</sup>. Οι διγραμμικοί παράμετροι εξαγόμενοι από ένα ΗΕΓφικό τμήμα του υποκειμένου Α.

Συνεπώς δημιουργούνται 255 διγραμμικά διανύσματα διάστασης (1 x 15) έκαστο. Για λόγους συντομίας τα διανύσματα αυτά θα ονομάζονται  $3^{BIL}$ -HEΓ [Roulos, M. κ.α., 2001]. Επίσης δημιουργούνται 255 AR διανύσματα των 30 sec, που προέρχονται από την πρώτη εκτίμηση των AR συντελεστών, τα οποία για λόγους συντομίας ονομάζονται  $3^{AR}$ -HEΓ [Roulos, κ.α., 2001].



**Εικόνα 28.** Οι θέσεις των AR πόλων σε σχέση με τη θέση του μοναδιαίου Κύκλου, συγκεκριμένα με "o" σημειώνονται οι θέσεις των AR που προήλθαν από τη γραμμική επεξεργασία και με "+" σημειώνονται οι θέσεις των AR παραμέτρων που προήλθαν από τη μη γραμμική επεξεργασία.

Στην **εικόνα 28** φαίνονται πως κινούνται οι πόλοι δέκα διαφορετικών διανυσμάτων AR, στον μοναδιαίο κύκλο. Τα πέντε απ' αυτά προέρχονται από τη γραμμική επεξεργασία και τα υπόλοιπα πέντε προέρχονται από τη μη γραμμική επεξεργασία. Παρατηρείται ότι η θέση των διανυσμάτων AR υποδηλώνει ότι τα εκλεγέντα μοντέλα είναι ιδιαίτερα ευσταθή, διότι εμφανίζονται να κινούνται σταθερά εντός της περιφέρειας του μοναδιαίου κύκλου.

## **B. Επεξεργασία βασιζόμενη στο $\mu$ -HEG**

Το σήμα  $\mu$ -HEG υφίσταται επεξεργασία με τις εξής δύο μεθόδους:

### **B.1. Μη παραμετρική φασματική ανάλυση μέσω του αλγόριθμου FFT**

Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, τα  $\mu$ -HEG τα οποία προέκυψαν από τη διαδικασία που περιγράφεται στην παράγραφο 5.1.1.2, αναλύονται φασματικά μέσω του Μετασχηματισμού Fourier σήματος διακριτού χρόνου, όπως περιγράφεται στην εξίσωση 3. Η μεταβλητότητα του χρονικού μήκους του κάθε  $\mu$ -HEG δημιουργεί διανύσματα μεταβλητής διάστασης. Όμως σύμφωνα με τις απαιτήσεις των TNA για το στάδιο της εκμάθησης ή της κατηγοριοποίησης, είναι απαραίτητο:

- όλα τα συμμετέχοντα διανύσματα στα σύνολα εκπαίδευσης και ελέγχου να είναι ίσης διάστασης, και
- η διάσταση αυτή να μην υπερβαίνει κάποια συγκεκριμένη μέγιστη τιμή.

Γι' αυτή λοιπόν την αιτία επιλέγεται η μείωση των διαστάσεων των  $\mu$ -HEG διανυσμάτων ώστε να αποκτήσουν όλα κοινή διάσταση. Η μέγιστη επιτρεπτή διάσταση, όπως προαναφέρθηκε, σχετίζεται με τις δυνατότητες που έχει κάθε τύπος νευρωνικού δικτύου. Στην περίπτωση του νευρωνικού δικτύου RBF, η διάσταση του κάθε διανύσματος καθορίζεται σε 25 συνιστώσες [Haykin, 1994].

Σύμφωνα με τα προηγούμενα παράγονται δύο είδη διανυσμάτων:

**I.** Τα διανύσματα μεταβλητής διάστασης που προορίζονται για να εκπαιδεύσουν το CGA σύστημα και αποτελούνται από τις φασματικές συνιστώσες του  $\mu$ -HEG και που για λόγους συντομίας ονομάζονται  $\mu^{FFT}$ -HEG διανύσματα.

2. Τα φασματικά διανύσματα σταθερής διάστασης (εδώ 25 συνιστωσών) που προορίζονται για να εκπαιδεύσουν το νευρωνικό δίκτυο RBF και που για λόγους συντομίας ονομάζονται  $\mu^{25FFT}$ -HEG διανύσματα.

### **B.2. Παραμετρική ανάλυση μέσω μοντέλου AR.**

Η διαδικασία αυτή είναι κοινή για όλες τις μεθόδους κατηγοριοποίησης που έχουν επιλεγεί αφού στο τελευταίο στάδιο παράγονται διανύσματα AR σταθερής διάστασης, ίσης με την τάξη του μοντέλου  $P$ . Το  $\mu$ -HEG υποβάλλεται σε AR παραμετρική ανάλυση αφού προηγουμένα έχει επιλεγεί ο βαθμός  $P$  του μοντέλου αυτού, σύμφωνα με το κριτήριο του Akaike που περιγράφεται στην παράγραφο 3.3.2.1. Σύμφωνα με τα παραπάνω, επιλέχθηκε για τη δεδομένη φύση του HEG, τάξη  $P=8$  για το μοντέλο AR. Ακολουθώντας την παραπάνω διαδικασία δημιουργούνται 255 διανύσματα AR (διάστασης 8) από τα 255  $\mu$ -HEG. Για λόγους συντομίας τα διανύσματα αυτά αποκαλούνται  $\mu^{AR}$ -HEG διανύσματα.

#### **5.1.1.4 Κατηγοριοποίηση**

Η διαδικασία αυτή χωρίζεται σε τρία στάδια:

- Στο πρώτο στάδιο περιγράφονται τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά των μεθόδων κατηγοριοποίησης όπως π.χ. η αρχιτεκτονική των νευρωνικών δικτύων που έχουν επιλεγεί για την πειραματική διαδικασία.
- Στο δεύτερο στάδιο καθορίζεται ο αριθμός των διανυσμάτων και των κατηγοριών που λαμβάνουν μέρος στη φάση της εκπαίδευσης του κατηγοριοποιητή.

- Στο τρίτο στάδιο καθορίζεται ο αριθμός των διανυσμάτων που λαμβάνει μέρος στη φάση του ελέγχου.

Αναλυτικά τα στάδια αυτά περιγράφονται παρακάτω:

#### *A. Αρχιτεκτονική μεθόδων κατηγοριοποίησης*

Οι μέθοδοι που έχουν επιλεγεί είναι οι ακόλουθοι τρεις:

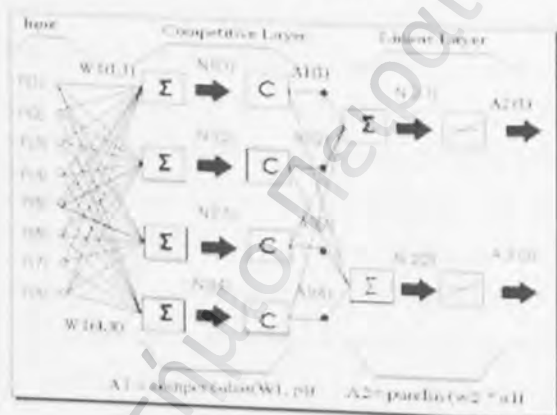
##### *A.1. Αρχιτεκτονική CGA μεθόδου.*

Η αρχιτεκτονική ιδιομορφία της μεθόδου αυτή ανάγεται στον αριθμό επαναλήψεων των τομών που πρέπει να γίνουν ώστε να εξαχθεί το χαρακτηριστικό πολύγωνο. Κατά τα άλλα η δομή του αλγορίθμου δεν επηρεάζεται από κάποια άλλη μεταβλητή και είναι κοινή για όλες τις περιπτώσεις των διανυσμάτων που δοκιμάστηκαν. Πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι η πειραματική υλοποίηση της μεθόδου αυτής μας οδηγεί σε συμπεράσματα ταυτοποίησης, αφού καλείται η μέθοδος να αποφασίσει εάν ένα υποψήφιο για αναγνώριση διάνυσμα ανήκει ή δεν ανήκει στη ίδια ομάδα διανυσμάτων που παρήγαγαν το χαρακτηριστικό πολύγωνο.

##### *A.2. Νευρωνικό δίκτυο τύπου LVQ*

Ένα παράδειγμα ενός νευρωνικού δικτύου LVQ που χρησιμοποιεί διανύσματα AR (διάστασης 8) περιγράφεται στην **εικόνα 29**. Συγκεκριμένα τα διανύσματα εισόδου αποτελούνται από οκτώ (8) παραμέτρους  $[p(1), p(2), \dots, p(8)]$  ενώ υπάρχουν δύο κατηγορίες εξόδου (target classes)  $[a(1), a(2)]$ . Η βασική αρχιτεκτονική επιλογή του νευρωνικού δικτύου LVQ που επιλέχθηκε αποτελείται από δύο στιβάδες νευρώνων (layers of neurons): μία

ανταγωνιστική στιβάδα νευρώνων (competitive layer) και ακολούθως μία γραμμική στιβάδα νευρώνων (linear layer). Η ανταγωνιστική στιβάδα νευρώνων κατηγοριοποιεί το διάνυσμα εισόδου σε τέσσερις (4) υποκατηγορίες (όσοι και οι νευρώνες της), ενώ η γραμμική στιβάδα ενώνει τις υποκατηγορίες αυτές στις δύο τελικές κατηγορίες εξόδου.



Εικόνα 29. Η αρχιτεκτονική του LVQ που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των AR παραμέτρων.

Στην εικόνα 29, οι τέσσερις (4) ανταγωνιστικοί νευρώνες συνδέονται με τον κάθε γραμμικό νευρώνα με κατάλληλα βάρη που διαμορφώνονται κατά την εκπαίδευση. Εάν κατά την εκπαίδευση αποφασιστεί ότι μια τελική κατηγορία εξόδου αποτελεί ένωση συγκεκριμένων υποκατηγοριών, τα αντίστοιχα βάρη μεταξύ τους τίθενται στο 1 ενώ τα υπόλοιπα στο 0. Συνεπώς, κάθε μία από τις τελικές κατηγορίες εξόδου αποτελεί την ένωση συγκεκριμένων υποκατηγοριών. Στην περίπτωση του προβλήματος ταυτοποίησης οπότε το ΗΕΓ είτε ανήκει σε συγκεκριμένο άτομο είτε όχι η αρχιτεκτονική μορφή του νευρωνικού δικτύου LVQ δύο εξόδων μας οδηγεί



όντως σε συμπεράσματα ταυτοποίησης. Καλείται δηλαδή το επιλεγμένο νευρωνικό δίκτυο LVQ να αποφασίσει εάν ένα υποψήφιο για αναγνώριση διάνυσμα ανήκει ή δεν ανήκει στην πρώτη ομάδα HEΓ αφού η δεύτερη ομάδα αποτελείται από ασυσχέτιστα HEΓραφικά διανύσματα.

Στην περίπτωση του προβλήματος κατηγοριοποίησης ως προς τέσσερις συσχετισμένες ομάδες τότε η αρχιτεκτονική επιλογή του LVQ νευρωνικού δικτύου τροποποιείται με τη χρησιμοποίηση 4 κατηγοριών εξόδου.

Και για τις δύο αρχιτεκτονικές κατασκευές<sup>2</sup> χρησιμοποιείται ο ίδιος μέγιστος αριθμός κύκλων εκπαίδευσης (3000 epochs) και ο ίδιος συντελεστής μάθησης,  $\alpha=10^{-3}$ .

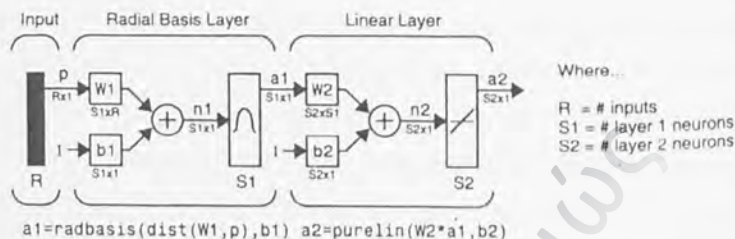
#### 4.3. Νευρωνικό Δίκτυο τύπου RBF

Ένα απλοποιημένο μοντέλο δικτύου RBF, στηριζόμενο στη αρχιτεκτονική που ακολουθήθηκε στη πειραματική διαδικασία, περιγράφεται στην εικόνα 30. Συγκεκριμένα, κατασκευάστηκε ένα δίκτυο RBF δύο στιβάδων<sup>3</sup>. Η πρώτη στιβάδα χρησιμοποιεί  $k$  νευρώνες, όπου  $k$  είναι η διάσταση των διανυσμάτων εκπαίδευσης. Η δεύτερη στιβάδα αποτελείται από δύο γραμμικούς νευρώνες, ενώ πρέπει να σημειωθεί ότι και οι δύο στιβάδες χρησιμοποιούν συντελεστές μεροληψίας (bias)<sup>4</sup>.

<sup>2</sup> Η υλοποίηση των προαναφερομένων αρχιτεκτονικών έγινε μέσω της function *lvq1.m* του πακέτου Matlab.

<sup>3</sup> Χρησιμοποιήθηκε η function *NEWRBE.m* του λογισμικού πακέτου Matlab

<sup>4</sup> Η παράμετρος *spread* της function *NEWRBE.m* που ρυθμίζει τα biases των στιβάδων στο συγκεκριμένο πείραμα έλαβε την τιμή 0.02.



Εικόνα 30. Η αρχιτεκτονική ενός απλοποιημένου RBF νευρωνικού δικτύου.

Πρέπει επίσης να σημειωθεί ότι το νευρωνικό δίκτυο RBF στη παρούσα φάση χρησιμοποιείται ως μέθοδος ταυτοποίησης, αφού καλείται να αποφασίσει αν το προς αναγνώριση ΗΕΓραφικό διάνυσμα ανήκει ή δεν ανήκει σε συγκεκριμένη κλάση εξόδου δηλαδή άτομο.

## B. Εκπαίδευση και έλεγχος των επιλεγμένων μεθόδων κατηγοριοποίησης

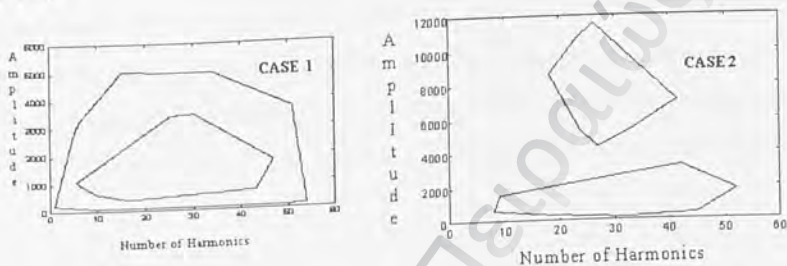
Έγινε η εκπαίδευση και ο έλεγχος ένδεκα (11) διαφορετικών συνδυασμών ΗΕΓραφικών διανυσμάτων και μεθόδων κατηγοριοποίησης όπως περιγράφεται στον Πίνακα 3. Ο αναλυτικός τρόπος που έγινε η εκπαίδευση για κάθε περίπτωση περιγράφεται παρακάτω:

### B.1. Εκπαίδευση και έλεγχος μεθόδου CGA

#### B.1.1. Από διανύσματα $3^{FFT_a}$ -HEG

Για την εκπαίδευση της μεθόδου και για κάθε ένα από τα υποκείμενα A, B, C, D κατασκευάζονται 18 χαρακτηριστικά πολύγωνα, χρησιμοποιώντας τα  $3^{FFT_a}$ -HEG διανύσματα. Συνεπώς, κάθε χαρακτηριστικό πολύγωνο, προέρχεται από την επεξεργασία φάσματος εύρους 0.3 Hz εντός

του ρυθμού  $\alpha$ . Για την εξαγωγή του χαρακτηριστικού πολύγωνα απαιτήθηκαν κατά μέσο όρο 15 επαναληπτικές τομές. Υπενθυμίζεται ότι φασματικά ο ρυθμός  $\alpha$  έχει αναλυθεί σε 18 ζώνες που αλληλεπικαλύπτονται (5.1.1.3).

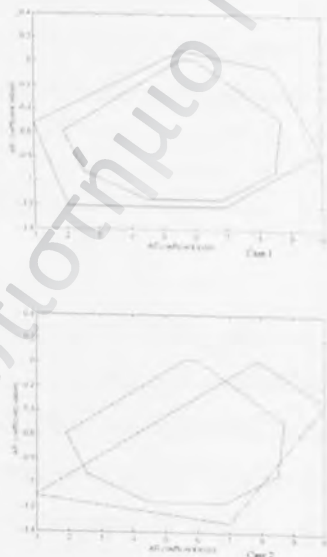


**Εικόνα 31.** Η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $3^{\text{FFTa}}$ -HEG ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα με το αντίστοιχο χαρακτηριστικό πολύγωνο. Στην περίπτωση 1, "Case1", το σύστημα αποφασίζει ότι το άγνωστο διάνυσμα  $3^{\text{FFTa}}$ -HEG ανήκει στην ίδια κατηγορία με το χαρακτηριστικό πολύγωνο, ενώ στην περίπτωση 2 "Case 2" αποφασίζει ότι δεν ανήκει.

Για τη διαδικασία του ελέγχου αναγνώρισης ελέγχθηκαν 20 διανύσματα  $3^{\text{FFTa}}$ -HEG από κάθε υποκείμενο (A, B, C, D) και διανύσματα 45  $3^{\text{FFTa}}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα [Roulos, κ.α, 1998]. Πρέπει να σημειωθεί ότι η διαδικασία αυτή επαναλήφθηκε 18 φορές όσες και οι φασματικές υπο-περιοχές των 0.3 Hz. Στην **εικόνα 31** εμφανίζεται γραφικά (για ένα συγκεκριμένο παράδειγμα) ο τρόπος με το οποίο η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $3^{\text{FFTa}}$ -HEG ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα με το αντίστοιχο χαρακτηριστικό πολύγωνο.

### B.1.2 Από διανύσματα $3^{ARb}$ -HEΓ

Για την εκπαίδευση της μεθόδου και για κάθε ένα από τα υποκείμενα A, B, C, D χρησιμοποιήθηκαν τα διανύσματα  $3^{ARb}$ -HEΓ και κατασκευάστηκαν 5 χαρακτηριστικά πολύγωνα. Κάθε χαρακτηριστικό πολύγωνο, όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 5.1.1.3, προέρχεται από την επεξεργασία φάσματος εύρους 1 Hz. Για την εξαγωγή του χαρακτηριστικού πολύγωνου απαιτήθηκαν κατά μέσο όρο 10 επαναληπτικές τομές.



**Εικόνα 32.** Η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $3^{ARb}$ -HEΓ ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα που ανήκει και το χαρακτηριστικό πολύγωνο. Στην περίπτωση 1, "Case 1", το σύστημα αποφασίζει ότι το άγνωστο διάνυσμα  $3^{ARa}$ -HEΓ ανήκει στην ίδια κατηγορία με το χαρακτηριστικό πολύγωνο, ενώ στην περίπτωση 2, "Case 2", αποφασίζει ότι δεν ανήκει.

Για τη διαδικασία του ελέγχου δοκιμάστηκαν 35 διανύσματα  $3^{ARb}\text{-HEG}$  από κάθε υποκείμενο (A, B, C, D) και 75 διανύσματα  $3^{ARb}\text{-HEG}$  από ασυσχέτιστα άτομα [Roulos, κ.α., 1999]. Πρέπει να σημειωθεί ότι η διαδικασία αυτή επαναλήφθηκε 5 φορές, όσες και οι 5 φασματικές υποπεριοχές των 1 Hz του ρυθμού  $\alpha$  (7.5-12.5).

Στην **εικόνα 32** εμφανίζεται γραφικά, για ένα συγκεκριμένο παράδειγμα, ο τρόπος με το οποίο η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $3^{ARb}\text{-HEG}$  ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα που ανήκει το χαρακτηριστικό πολύγωνο.

### ***B.1.3. Από διανύσματα $\mu^{FFT}\text{-HEG}$***

Για την εκπαίδευση της μεθόδου και για καθένα από τα υποκείμενα A, B, C, D, κατασκευάστηκε ένα (1) χαρακτηριστικό πολύγωνο. Κάθε χαρακτηριστικό πολύγωνο, όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 3.2, προέρχεται από την επεξεργασία του μονομορφικού τμήματος του φάσματος του HEG, που αποτελεί υπο-περιοχή του ρυθμού  $\alpha$ . Για την εξαγωγή του χαρακτηριστικού πολύγωνου απαιτήθηκαν κατά μέσο όρο 20 επαναληπτικές τομές.

Για τη διαδικασία του ελέγχου ελέγχθηκαν διανύσματα 25  $\mu^{FFT}\text{-HEG}$  από κάθε υποκείμενο (A, B, C, D) και 75 διανύσματα  $\mu^{FFT}\text{-HEG}$  από ασυσχέτιστα άτομα. Στην **εικόνα 33** εμφανίζεται γραφικά, για ένα συγκεκριμένο παράδειγμα) ο τρόπος με το οποίο η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $\mu^{FFT}\text{-HEG}$  ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα που ανήκει το χαρακτηριστικό πολύγωνο.



Εικόνα 33. Η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $\mu^{FFT-HEG}$  ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα που ανήκει και το χαρακτηριστικό πολύγωνο. Στην περίπτωση 1, "Case 1", το σύστημα αποφασίζει ότι το άγνωστο διάνυσμα  $\mu^{FFT-HEG}$  ανήκει στην ίδια κατηγορία με το χαρακτηριστικό πολύγωνο, ενώ στην περίπτωση 2, "Case 2", αποφασίζει ότι δεν ανήκει.

#### B.1.4. Από διανύσματα $\mu^{AR-HEG}$

Για την εκπαίδευση της μεθόδου και για κάθε ένα από τα υποκείμενα A, B, C, D, κατασκευάστηκε ένα (1) χαρακτηριστικό πολύγωνο χρησιμοποιώντας τα διανύσματα  $\mu^{AR-HEG}$ . Κάθε χαρακτηριστικό πολύγωνο, όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 3.2, προέρχεται από την επεξεργασία φάσματος του μονομορφικού τμήματος του φάσματος του HEG. Για την εξαγωγή του χαρακτηριστικού πολύγωνου απαιτήθηκαν κατά μέσο όρο 20 επαναληπτικές τομές.



**Εικόνα 34.** Η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $\mu^{\text{AR-HEG}}$  ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα που ανήκει με το χαρακτηριστικό πολύγωνο. Στην περίπτωση 1, "Case 1", το σύστημα αποφασίζει ότι το άγνωστο διάνυσμα  $\mu^{\text{AR-HEG}}$  ανήκει στην ίδια κατηγορία με το χαρακτηριστικό πολύγωνο, ενώ στην περίπτωση 2, "Case 2", αποφασίζει ότι δεν ανήκει.

Για τη διαδικασία του ελέγχου ελέγχθηκαν 25 διανύσματα  $\mu^{\text{AR-HEG}}$  από κάθε υποκείμενο (A, B, C, D) και 75 διανύσματα  $\mu^{\text{AR-HEG}}$  από ασυσχέτιστα άτομα.

Στην **εικόνα 34** εμφανίζεται γραφικά, για ένα συγκεκριμένο παράδειγμα, ο τρόπος με τον οποίο η μέθοδος CGA αποφασίζει εάν ένα άγνωστο διάνυσμα  $\mu^{\text{AR-HEG}}$  ανήκει ή όχι στην ίδια ομάδα που ανήκει το χαρακτηριστικό πολύγωνο.

## **B.2. Εκπαίδευση και έλεγχος μεθόδου LVQ**

### **B.2.1. Από διανύσματα $3FFT^b$ -HEG**

Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.1.1.3, τα διανύσματα  $3FFT^b$ -HEG προέρχονται από 3 φασματικές περιοχές του ρυθμού  $\alpha$ , εύρους 3 Hz η καθεμία. Στο στάδιο αυτό χρησιμοποιήθηκαν τα ακόλουθα 2 είδη αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων LVQ.

#### **Για το πρόβλημα της ταυτοποίησης**

Για καθένα από τα υποκειμένα A, B, C, D και για κάθε συχνοτική υπο-περιοχή, εκπαιδεύτηκαν  $3 \times 4 = 12$  διαφορετικά LVQ νευρωνικά δίκτυα.

Η αρχιτεκτονική των δικτύων ήταν κοινή, με δύο κλάσεις εξόδου [A όχι-A], [B όχι-B], [C όχι-C], [D όχι-D]. Στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν προς εκπαίδευση 25 διανύσματα  $3^{FFT^b}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D και εις τη δεύτερη είσοδο τοποθετήθηκαν προς εκπαίδευση 25  $3^{FFT^b}$ -HEG διανύσματα από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X [Roulos, M., κ.α., 2000].

Κατά την φάση του ελέγχου χρησιμοποιήθηκαν από 20 διανύσματα  $3^{FFT^b}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D και 50 διανύσματα  $3^{FFT^b}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα (ομάδα X).

#### **Για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης**

Κατά το στάδιο αυτό εκπαιδεύτηκε το νευρωνικό δίκτυο LVQ ανά φασματική υπο-περιοχή της  $\alpha$  συχνότητας. Συνολικά εκπαιδεύτηκαν τρία (3) νευρωνικά δίκτυα. Καθένα απ' αυτά είχε τέσσερις (4) εξόδους, δεδομένου ότι για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης χρησιμοποιήθηκαν 4 κλάσεις (A,



B, C, D). Στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν 20 διανύσματα  $3^{FFtb}$ -HEG καθενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D (σύνολο 100). Τέλος κατά τη διάρκεια της δοκιμής (testing procedure) εξετάσθηκαν 25  $3^{FFtb}$ -HEG διανύσματα ενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D. Ο σκοπός της δημιουργίας αυτού του είδους της κατηγοριοποίησης ήταν να ελεγχθεί η δυνατότητα του LVQ να κατατάξει σωστά 4 καθαρά διακριτές και ομοιογενείς στο εσωτερικό του ομάδες [A, B, C, D] διανυσμάτων  $3^{FFtb}$ -HEG.

### **B.2.2. Από διανύσματα $3^{ARa}$ -HEG**

Εκπαιδεύτηκαν 4 νευρωνικά δίκτυα LVQ, έκαστο εκ των οποίων είχε δύο εξόδους (πρόβλημα ταυτοποίησης). Στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν 20 διανύσματα  $3^{ARa}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D και 30 διανύσματα  $3^{ARa}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X [Roulos, κ.α, 1999].

Κατά την φάση του ελέγχου χρησιμοποιήθηκαν 25 διανύσματα  $3^{ARa}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D και 45 διανύσματα  $3^{ARa}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα.

### **B.2.3. Από διανύσματα $3^{AR}$ -HEG**

Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.1.1.3, τα διανύσματα  $3^{AR}$ -HEG προέρχονται από όλο το φάσμα του HEG, στο οποίο έχει προσαρμοστεί μοντέλο AR τάξεως  $P=8$ . Στο στάδιο αυτό χρησιμοποιήθηκαν τα ακόλουθα 2 είδη αρχιτεκτονικών νευρωνικών δικτύων LVQ:

### Για το πρόβλημα της ταυτοποίησης

Κατασκευάστηκαν 4 διαφορετικά νευρωνικά δίκτυα LVQ ένα για το κάθε άτομο A, B, C, D, τα οποία αποτελούνται από δύο (2) κατηγορίες εξόδου και περιέχουν τέσσερις (4) ανταγωνιστικούς νευρώνες. Στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν είκοσι (20) διανύσματα  $3^{AR}$ -HEΓ που προέρχονται από το υποκείμενο ενδιαφέροντος A ή B ή C ή D και τριάντα (30) διανύσματα  $3^{AR}$ -HEΓ από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X [Poulos, κ.α., 2001].

Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκαν από 70 διανύσματα  $3^{AR}$ -HEΓ για καθένα από τα 4 νευρωνικά δίκτυα LVQ, εκ των οποίων είκοσιπέντε (25) ανήκουν στο υποκείμενο ενδιαφέροντος A ή B ή C ή D και 45 στην κατηγορία ασυσχέτιστων ατόμων της ομάδας X.

### Για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης

Κατασκευάστηκε ένα (1) νευρωνικό δίκτυο LVQ το οποίο έχει τέσσερις (4) κατηγορίες εξόδου, A, B, C, D, και τέσσερις (4) κατηγορίες εξόδου, καθώς και δώδεκα (12) ανταγωνιστικούς νευρώνες. Στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν είκοσι (20) διανύσματα  $3^{AR}$ -HEΓ που προέρχονται από τα υποκείμενα A, B, C και D αντίστοιχα [Poulos, κ.α., 2001].

Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκαν εκατό (100) διανύσματα  $3^{AR}$ -HEΓ, δηλαδή είκοσιπέντε (25) από καθένα από τα υποκείμενα A, B, C και D.

#### B.2.4. Από διανύσματα $3^{BIL}$ -HEΓ

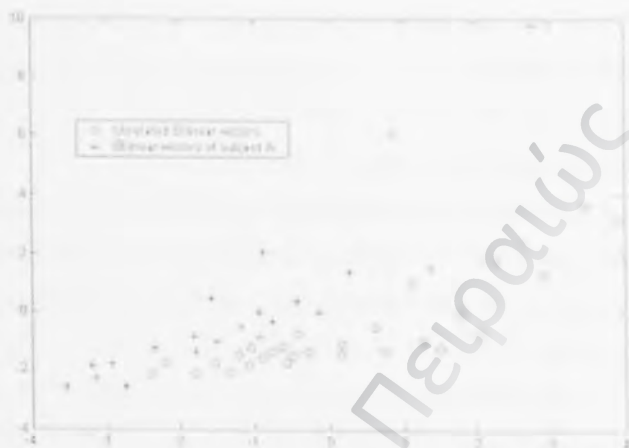
Όπως αναφέρθηκε στην παράγραφο 5.1.1.3, τα διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ περιέχουν γραμμικούς και διγραμμικούς συντελεστές διαστάσεως  $15 \times 1$ .

Στο στάδιο αυτό χρησιμοποιήθηκαν τα ακόλουθα 2 είδη αρχιτεκτονικών LVQ νευρωνικών δικτύων:

#### *Για το πρόβλημα της ταυτοποίησης*

Κατασκευάστηκαν 4 νευρωνικά δίκτυα LVQ τα οποία αποτελούνται από δύο (2) κατηγορίες εξόδου καθώς και από τέσσερις (4) ανταγωνιστικούς νευρώνες. Για κάθε LVQ, στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν είκοσι (20) διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ που προέρχονται από το υποκείμενο ενδιαφέροντος A ή B ή C ή D, και τριάντα (30) διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X, [Poulos, κ.α., 2001].

Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκαν εβδομήντα (70) διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ για κάθε νευρωνικό δίκτυο LVQ, εκ των οποίων εικοσιπέντε (25) ανήκουν στο υποκείμενο ενδιαφέροντος A ή B ή C ή D και 45 που ανήκουν στην ομάδα X (ασυσχέτιστα άτομα). Στην **εικόνα 35** φαίνεται πως το LVQ ταξινομεί τα διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ με μη γραμμικό τρόπο. Η απεικόνιση από τις 15 στις 2 διαστάσεις έχει γίνει σύμφωνα με τη μέθοδο Sammon [Sammon, 1969].



Εικόνα 35. Χαρτογραφική απεικόνιση της τελικής διάταξης των διανυσμάτων εισόδου μετά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο καρτεσιανό επίπεδο, σύμφωνα με τη μέθοδο Sammon (πρόβλημα δύο κλάσεων).

### Για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης

Κατασκευάστηκε ένα (1) νευρωνικό δίκτυο LVQ το οποίο αποτελείται από τέσσερις (4) κατηγορίες εξόδου καθώς και από δώδεκα (12) ανταγωνιστικούς νευρώνες. Στο σύνολο εκπαίδευσης τοποθετήθηκαν είκοσι (20) διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ που προέρχονται από καθένα από τα υποκείμενα A, B, C και D (σύνολο 80) [Roulos, κ.α., 2001].

Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκαν εκατό (100) διανύσματα  $3^{BIL}$ -HEΓ, δηλαδή είκοσιπέντε (25) διανύσματα καθένα από τα υποκείμενα A, B, C και D.

### *B.3. Εκπαίδευση και έλεγχος μεθόδου RBF*

#### *B.3.1. Από διανύσματα $\mu^{25FFT}$ -HEG*

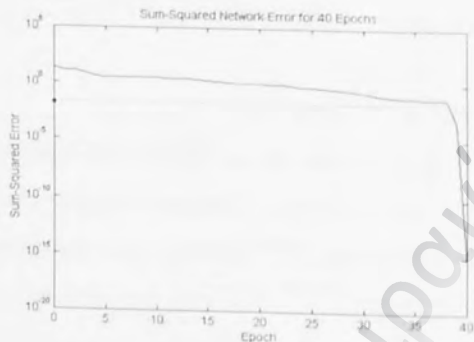
Εκπαιδεύτηκαν 4 νευρωνικά δίκτυα RBF, το καθένα εκ των οποίων αποτελείται από δύο (2) εξόδους. Έκαστο νευρωνικό δίκτυο RBF εκπαιδεύτηκε από 20 διανύσματα  $\mu^{25FFT}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A ή B ή C ή D και 25 διανύσματα  $\mu^{25FFT}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα [Poulos, κ.α., 2000].

Για τον έλεγχο καθενός RBF χρησιμοποιήθηκαν 25 διανύσματα  $\mu^{25FFT}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A ή B ή C ή D και 50 διανύσματα  $\mu^{25FFT}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X.

#### *B.3.2. Από διανύσματα $\mu^{AR}$ -HEG*

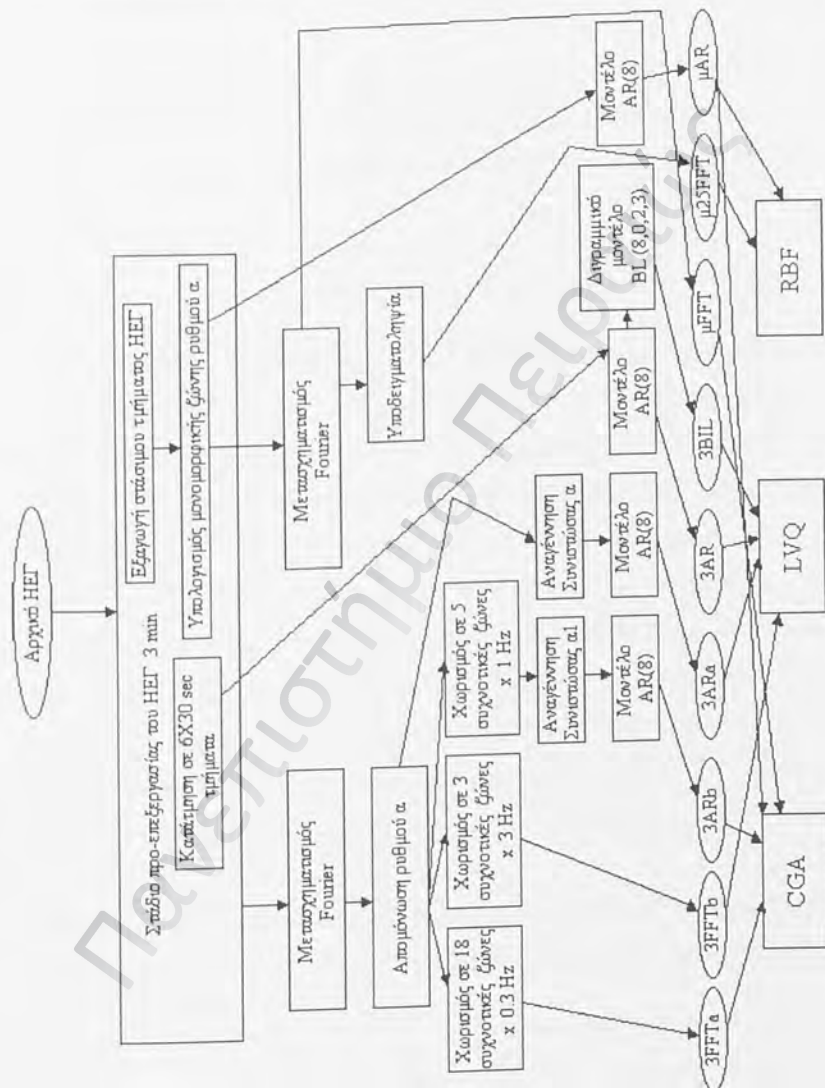
Εκπαιδεύτηκαν 4 νευρωνικά δίκτυα RBF, καθένα από τα οποία αποτελείται από δύο (2) εξόδους. Έκαστο νευρωνικό δίκτυο RBF εκπαιδεύτηκε από 20 διανύσματα  $\mu^{AR}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A, B, C, D και εις τη δεύτερη είσοδο τοποθετήθηκαν προς εκπαίδευση 25  $\mu^{AR}$ -HEG διανύσματα από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X.

Για τον έλεγχο χρησιμοποιήθηκαν 25 διανύσματα  $\mu^{AR}$ -HEG ενός εκ των υποκειμένων A ή B ή C ή D και 50 διανύσματα  $\mu^{AR}$ -HEG από ασυσχέτιστα άτομα της ομάδας X [Poulos, κ.α., 2001]. Στην εικόνα 36 μπορεί να διαπιστωθεί η εξομάλυνση της ισχύος του σφάλματος κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου RBF.



Εικόνα 36. Απεικόνιση της ελαχιστοποίησης της ισχύος του σφάλματος κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης ενός RBF νευρωνικού δικτύου.

Για καλύτερη κατανόηση όλων των συνδυασμένων μεθόδων, προ-επεξεργασίας - επεξεργασίας - κατηγοριοποίησης, περιγράφονται στην εικόνα 37 συνοπτικά τα προαναφερόμενα στάδια και οι συνδυασμοί μεθόδων.



Εικόνα 37. Τα στάδια (προ) επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης όλων των συνδυασμένων μεθόδων.

### 5.1.2 Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης των προαναφερομένων επιλεγμένων συστημάτων παρατίθενται παρακάτω:

#### 5.1.2.1 Αποτελέσματα ελέγχου με τη μέθοδο CGA

##### *A. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα $3^{FFTa}$ -HEG*

Τα αποτελέσματα του ελέγχου επιτυχημένης αναγνώρισης, για καθένα από τα χαρακτηριστικά διανύσματα  $3^{FFTa}$ -HEG των υποκειμένων A, B, C, D και της ομάδας των ασυσχέτιστων χαρακτηριστικών διανυσμάτων X, σε σχέση με τα χαρακτηριστικά πολύγωνα των τεσσάρων υποκειμένων [A, B, C, D], εμφανίζονται στον Πίνακα 6. Κατά το στάδιο του ελέγχου δοκιμάστηκαν από 20 διανύσματα για καθένα από τα 4 υποκείμενα A, B, C, D και 45 διανύσματα από το σύνολο των ασυσχέτιστων ατόμων της ομάδας X, σύνολο ( $4 \times 20 + 1 \times 45 = 125$  διανύσματα, βλ. κατακόρυφη διάσταση του Πίνακα 6). Αυτά κατηγοριοποιήθηκαν από τα 4 χαρακτηριστικά πολύγωνα των υποκειμένων A, B, C και D (βλ. οριζόντια διάσταση του Πίνακα 6).

Σύμφωνα με τον Πίνακα 6 το μέσο (για τα 4 υποκείμενα) αποτέλεσμα της ορθής αναγνώρισης (correct recognition score) κυμάνθηκε στα 95% το οποίο υπολογίζεται από τη διαγώνιο  $\frac{20+19+19+18}{80} = \frac{76}{80} = 95\%$ .



Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	A	B	C	D
Ανήκει στην κλάση ↓				
A (20 διανύσματα)	20	1	1	1
B (20 διανύσματα)	1	19	2	1
C (20 διανύσματα)	0	0	19	0
D (20 διανύσματα)	1	2	1	18
X (45 διανύσματα)	2	3	0	0

**Πίνακας 6.** Τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των  $3^{\text{FFT}_2}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C, D και X σε σχέση με τα χαρακτηριστικά πολύγωνα που προέρχονται από τα υποκείμενα A, B, C, D.

Η διακύμανση των αποτελεσμάτων της θετικής αναγνώρισης σε σχέση για τα επιμέρους υποκείμενα [A, B, C, D], ήταν 90-100%  $\left(\frac{20}{20} = 100\%, \frac{19}{20} = 95\%, \frac{19}{20} = 95\%, \frac{18}{20} = 90\%\right)$ . Τα εκτός διαγωνίου στοιχεία

του Πίνακα 6 δείχνουν τις ανεπιτυχείς περιπτώσεις κατηγοριοποίησης. Το μέσο αποτέλεσμα ανεπιτυχούς αναγνώρισης για τα 4 υποκείμενα είναι:  $(1+1+1+2+1+1+2+1+2+3)/420^5 = 16/420 = 3,8\%$

Θα πρέπει να σημειωθεί ότι η κάθε στήλη δε δίνει άθροισμα 20, διότι είναι δυνατόν ένα χαρακτηριστικό πολύγωνο να κατηγοριοποιηθεί ως δικό του ένα διάνυσμα που ανήκει σε άλλη κατηγορία.

### **B. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα $3^{ABa}$ -HEΓ διανύσματα**

Τα αποτελέσματα του ελέγχου της επιτυχημένης αναγνώρισης, για καθένα από τα χαρακτηριστικά διανύσματα  $3^{ABa}$ -HEΓ των υποκειμένων Α, Β, C, D και της ομάδας των ασυσχέτιστων χαρακτηριστικών διανυσμάτων X, σε σχέση με τα χαρακτηριστικά πολύγωνα των τεσσάρων υποκειμένων [Α, Β, C, D], εμφανίζονται στον Πίνακα 7. Το σύνολο ελέγχου αποτελείται από 35 διανύσματα από καθένα από τα 4 υποκείμενα Α, Β, C, D και 75 διανύσματα από το σύνολο των ασυσχέτιστων ατόμων της ομάδας X, δηλαδή συνολικά είναι  $4 \times 20 + 1 \times 45 = 125$  διανύσματα (Πίνακας 7). Αυτά κατηγοριοποιήθηκαν ανεξάρτητα και από τα 4 χαρακτηριστικά πολύγωνα των υποκειμένων Α, Β, C και D (Πίνακας 7).

Σύμφωνα με τον Πίνακα 7 το μέσο (για τα 4 υποκείμενα) αποτέλεσμα ορθής αναγνώρισης (correct recognition score) κυμάνθηκε στα 95% το οποίο

υπολογίζεται από τη διαγώνιο  $\frac{34+33+34+32}{140} = \frac{133}{140} = 95\%$ . Η διακύμανση

<sup>5</sup> Ο υπολογισμός της τιμής 420 (συνολικός αριθμός δοκιμασμένων HEΓ γραφικών  $3^{FFTa}$ -HEΓ διανυσμάτων) έγινε ως εξής: Τα 4 χαρακτηριστικά πολύγωνα των 4 υποκειμένων [Α, Β, C, D] ελέγχθηκαν με  $4 \times 45 = 180$  διανύσματα των ασυσχέτιστων υποκειμένων X. Επιπλέον κάθε χαρακτηριστικό πολύγωνο έκαστου υποκειμένου υποβλήθηκε σε έλεγχο με  $3 \times 20 = 60$  διανύσματα που ανήκουν στα

των αποτελεσμάτων θετικής αναγνώρισης σε σχέση για τα επιμέρους υποκείμενα [A, B, C, D], ήταν 91-97% ( $\frac{34}{35} = 97\%$ ,  $\frac{33}{35} = 94\%$ ,  $\frac{34}{35} = 97\%$ ,  $\frac{32}{35} = 91\%$ ). Τα εκτός διαγωνίου στοιχεία του Πίνακα 6 δείχνουν τις ανεπιτυχείς περιπτώσεις κατηγοριοποίησης. Το μέσο αποτέλεσμα ανεπιτυχούς αναγνώρισης για τα 4 υποκείμενα είναι:  $(5+6+7+6+4+5+5+7+8+5+4+9+6+7+8+5)/720^6 = 97/720 = 13.5\%$

Θα πρέπει να σημειωθεί ότι η κάθε στήλη δε δίνει άθροισμα 35, διότι είναι δυνατόν ένα χαρακτηριστικό πολύγωνο να κατηγοριοποιήσει ως δικό του ένα διάνυσμα που ανήκει σε άλλη κατηγορία.

---

υπόλοιπα τρία (3) υποκείμενα, δηλαδή ελέγχθηκαν συνολικά  $4 \times (3 \times 20) = 240$  διανύσματα. Συνεπώς ο συνολικός αριθμός των διανυσμάτων ήταν  $240 + 180 = 420$ .  
<sup>6</sup> Ο υπολογισμός της τιμής 720 (συνολικός αριθμός δοκιμασμένων ΗΕΓφικών  $3^{ARa}$ - ΗΕΓ διανυσμάτων έγινε ως εξής: Τα 4 χαρακτηριστικά πολύγωνα των 4 υποκειμένων [A, B, C, D] ελέγχθηκαν με  $4 \times 75 = 300$  διανύσματα των ασυσχέτιστων υποκειμένων X. Επιπλέον κάθε χαρακτηριστικό πολύγωνο έκαστου υποκειμένου υποβλήθηκε σε έλεγχο με  $3 \times 35 = 105$  διανύσματα που ανήκουν στα υπόλοιπα τρία (3) υποκείμενα, δηλαδή ελέγχθηκαν συνολικά  $4 \times (3 \times 35) = 420$  διανύσματα. Συνεπώς ο συνολικός αριθμός των διανυσμάτων ήταν  $420 + 300 = 720$ .

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →				
Ανήκει στην κλάση ↓	A	B	C	D
A (35 διανύσματα)	34	5	6	7
B (35 διανύσματα)	6	33	4	5
C (35 διανύσματα)	5	7	34	8
D (35 διανύσματα)	5	4	9	32
X (75 διανύσματα)	6	7	8	5

**Πίνακας 7.** Τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C, D και X σε σχέση με τα χαρακτηριστικά πολύγωνα που προέρχονται από τα υποκείμενα A, B, C, D.

**Γ. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα  $\mu^{FFT}$ -HEG.**

Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκείμενο A, B, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των

ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι A - όχι B- όχι C- όχι D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα του ελέγχου αυτής, για τα διανύσματα  $\mu^{FFT-HEG}$  σε σχέση με τα χαρακτηριστικά πολύγωνα των τεσσάρων υποκειμένων [A, B, C, D], εμφανίζονται στον Πίνακα 8. Σε κάθε Πίνακα  $8^a$ ,  $8^b$ ,  $8^c$  και  $8^d$ , το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λανθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.

Κατηγοριοποιήθηκαν ως $\rightarrow$		
Ανήκει στην κλάση $\downarrow$	A	X
A (25 διανύσματα)	24	1
X (75 διανύσματα)	1	74

Πίνακας  $8^a$

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	B	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
B (25 διανύσματα)	23	2
X (75 διανύσματα)	6	69

Πίνακας 8<sup>b</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	C	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
C (25 διανύσματα)	24	1
X (75 διανύσματα)	5	70

Πίνακας 8<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως $\rightarrow$	D	X <sup>c</sup>
Λνήκει στην κλάση $\downarrow$		
D (25 διανύσματα)	24	1
X (75 διανύσματα)	3	72

Πίνακας 8<sup>d</sup>

**Πίνακας 8.** Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με τη μέθοδο CGA βασισμένα στα φασματικά χαρακτηριστικά των  $\mu^{\text{FFT}}$ -HEG διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται από τις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X] περιπτώσεις.

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 8, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των πινάκων 8<sup>a</sup>, 8<sup>b</sup>, 8<sup>c</sup>, 8<sup>d</sup>) είναι τα εξής:

$$\left( \frac{24}{25} = 96\%, \frac{23}{25} = 92\%, \frac{24}{25} = 96\%, \frac{24}{25} = 96\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{24+23+24+24}{100} = \frac{95}{100} = 95\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι:

$$\left( \frac{71}{75} = 95\%, \frac{69}{75} = 92\%, \frac{70}{75} = 93\%, \frac{72}{75} = 96\% \right), \text{ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{71+69+70+72}{4 \times 75} = \frac{282}{300} = 94\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{95+282}{400} = \frac{377}{400} = 94.25\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{23}{400} = 5.75\%$$

#### Δ. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα $\mu^{AR}$ -HEG.

Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκείμενο Α, Β, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι Α - όχι Β - όχι C - όχι D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα του ελέγχου αυτής, για τα διανύσματα  $\mu^{AR}$ -HEG σε σχέση με τα χαρακτηριστικά πολύγωνα των τεσσάρων υποκειμένων [Α, Β, C, D] εμφανίζονται στον Πίνακα 9. Σε κάθε πίνακα  $9^a$ ,  $9^b$ ,  $9^c$  και  $9^d$ , το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λανθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.



Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	A	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
A (25 διανύσματα)	19	6
X (75 διανύσματα)	12	63

Πίνακας 9<sup>a</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	B	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
B (25 διανύσματα)	16	9
X (75 διανύσματα)	17	58

Πίνακας 9<sup>b</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	C	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
C (25 διανύσματα)	18	7
X (75 διανύσματα)	13	62

Πίνακας 9<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	D	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
D (25 διανύσματα)	17	8
X (75 διανύσματα)	15	60

Πίνακας 9<sup>d</sup>

**Πίνακας 9.** Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με τη μέθοδο CGA βασισμένα στα φασματικά χαρακτηριστικά των  $\mu^{AR}$ -HEG διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται από τις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X] περιπτώσεις.

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 9, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των πινάκων  $9^a, 9^b, 9^c, 9^d$ ) είναι αντίστοιχα:

$$\left( \frac{19}{25} = 76\%, \frac{16}{25} = 64\%, \frac{18}{25} = 72\%, \frac{17}{25} = 68\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{19+16+18+17}{100} = \frac{70}{100} = 70\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι:

$$\left( \frac{63}{75} = 84\%, \frac{58}{75} = 77\%, \frac{62}{75} = 83\%, \frac{60}{75} = 80\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{63+58+62+60}{4 \times 75} = \frac{243}{300} = 81\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{70+243}{400} = \frac{313}{400} = 78.25\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{87}{400} = 21.75\%$$

### 5.1.2.2 Αποτελέσματα ελέγχου με τη μέθοδο LVQ

#### A. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα $3^{FTTB}$ -HEG

Όπως προαναφέρθηκε στην παράγραφο 5.1.1, για καθένα από τα προβλήματα ταυτοποίησης (π.χ. A ή όχι A) και κατηγοριοποίησης [A ή B ή C ή D] δημιουργήθηκαν αντίστοιχα διαφορετικής αρχιτεκτονικής δομής νευρωνικά δίκτυα LVQ.

Συγκεκριμένα, για το πρόβλημα της ταυτοποίησης δημιουργήθηκαν και εκπαιδεύτηκαν 4 νευρωνικά δίκτυα LVQ δύο εξόδων, [A ή όχι-A], [B ή όχι-B], [C ή όχι-C], [D ή όχι-D, και για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης δημιουργήθηκε και εκπαιδεύτηκε 1 νευρωνικό δίκτυο LVQ 4 εξόδων [A ή B ή C ή D].

1. Τα πειραματικά αποτελέσματα των τεσσάρων (4) νευρωνικών δικτύων LVQ, παρατίθενται στους Πίνακες 10-13. Σημειώνεται ότι η ορθή ταυτοποίηση μπορεί να είναι είτε θετική (στοιχείο (1,1) πινάκων), είτε αρνητική (στοιχείο (2,2) πινάκων). Σύμφωνα με τους πίνακες αυτούς διαπιστώνεται ότι το ποσοστό της ορθής θετικής ταυτοποίησης για τις τέσσερις κατηγορίες σε όλες τις φασματικές ζώνες (7-10, 8-11, 9-12 Hz) κυμάνθηκε μεταξύ 80-100%. Επίσης στην περίπτωση της ορθής αρνητικής αναγνώρισης διαπιστώνεται ότι το αντίστοιχο ποσοστό κυμαίνεται μεταξύ 80-90%.

	7-10 Hz		8-11 Hz		9-12 Hz		
Κατάταξη στην κατηγορία: ⇒							Συνολικός αριθμός διανυσμάτων ανά ζώνη συχνοτήτων
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓	A	X	A	X	A	X	
A							20
X	6/50 (12%)	44/50 (88%)	5/50 (10%)	45/50 (90%)	8/50 (16%)	42/50 (84%)	50

**Πίνακας 10 :** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με το νευρωνικό δίκτυο LVQ, των  $3^{FFTB}$ -HEG διανυσμάτων του υποκειμένου A σε σχέση με τα  $3^{FFTB}$ -HEG διανύσματα της ομάδας X και για τις τρεις (3) υποπεριοχές του ρυθμού α.

Κατάταξη στην κατηγορία: ⇒	7-10 Hz		8-11 Hz		9-12 Hz		Συνολικός αριθμός διανυσμάτων ανά ζώνη συχνοτήτων
	B	X	B	X	B	X	
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓	B	X	B	X	B	X	
B	19/20 (95%)	1/20 (5%)	20/20 (100%)	0/20 (5%)	20/20 (100%)	0/20 (0%)	20
X	5/50 (10%)	45/50 (90%)	6/50 (12%)	44/50 (88%)	7/50 (14%)	43/50 (86%)	50

**Πίνακας 11:** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με το νευρικό δίκτυο LVQ, των  $3^{FFTb}$ -HEΓ διανυσμάτων του υποκειμένου B σε σχέση με τα  $3^{FFTb}$ -HEΓ διανύσματα της ομάδας X και για τις τρεις υποπεριοχές του ρυθμού α.

Κατάταξη στην κατηγορία: ⇒	7-10 Hz		8-11 Hz		9-12 Hz		Συνολικός αριθμός διανυσμάτων ανά ζώνη συχνοτήτων
	C	X	C	X	C	X	
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓							
C	16/20 (80%)	4/20 (20%)	18/20 (90%)	2/20 (10%)	19/20 (95%)	1/20 (5%)	20
X	10/50 (20%)	40/50 (80%)	5/50 (18%)	41/50 (82%)	8/50 (16%)	42/50 (84%)	50

**Πίνακας 12:** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με το νευρωνικό δίκτυο LVQ, των  $3^{\text{FFTB}}$ -HEΓ διανυσμάτων του υποκειμένου C σε σχέση με τα  $3^{\text{FFTB}}$ -HEΓ διανύσματα της ομάδας X και για τις τρεις υποπεριοχές του ρυθμού a.

Κατάταξη στην κατηγορία: ⇒	7-10 Hz		8-11 Hz		9-12 Hz		Συνολικός αριθμός διανυσμάτων ανά ζώνη συχνότητας
	D	X	D	X	D	X	
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓	D	X	D	X	D	X	
D	17/20 (80%)	3/20 (15%)	18/20 (90%)	2/20 (10%)	18/20 (90%)	2/20 (10%)	20
X	5/50 (10%)	45/50 (90%)	5/50 (10%)	45/50 (90%)	8/50 (16%)	42/50 (84%)	50

**Πίνακας 13:** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με το νευρωνικό δίκτυο LVQ, των  $3^{FFTb}$ -HEI διανυσμάτων του υποκειμένου D σε σχέση με τα  $3^{FFTb}$ -HEI διανύσματα της ομάδας X και για τις τρεις υποπεριοχές του ρυθμού α.

2. Τα πειραματικά δεδομένα των τριών (3) νευρωνικών δικτύων LVQ που έкаστο αποτελείται από τέσσερις (4) εξόδους [A, B, C, D], παρατίθενται στους Πίνακες 14-16. Σύμφωνα με τους πίνακες αυτούς, διαπιστώνεται ότι το ποσοστό της ορθής ταυτοποίησης για τις τέσσερις κατηγορίες σε όλες τις φασματικές ζώνες (7-10, 8-11, 9-12 Hz) κυμαίνεται μεταξύ 84-100%, όπως προκύπτει από τα διαγώνια στοιχεία των Πινάκων 14-16. Τα μη-διαγώνια στοιχεία των πινάκων υποδηλώνουν ότι η μέση λανθασμένη ταυτοποίηση κυμαίνεται μεταξύ 0-16%



Ζώνη συχνοτήτων 7-10 Hz				
Κατάταξη ανά κατηγορία: ⇒	A	B	C	D
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓				
A	<b>21/25</b> <b>(84%)</b>	0/25 (0%)	0/25 (0%)	4/25 (16%)
B	0/25 (0%)	<b>23/25</b> <b>(92%)</b>	0/25 (0%)	2/25 (8%)
C	1/25 (4%)	0/25 (0%)	<b>22/25</b> <b>(88%)</b>	2/25 (8%)
D	0/25 (0%)	0/25 (0%)	0/25 (0%)	<b>25/25</b> <b>(100%)</b>
Σύνολο μετρήσεων : 100				

**Πίνακας 14.** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, των  $3^{\text{FFTB}}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D (συνολικά 100) ως προς τη συχνοτική περιοχή 7-10 Hz του ρυθμού α.

Ζώνη συχνοτήτων 8-11 Hz				
Κατάταξη ανά κατηγορία: ⇒	A	B	C	D
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓				
A	22/25 (88%)	0/25 (0%)	0/25 (0%)	3/25 (12%)
B	0/25 (0%)	24/25 (96%)	0/25 (0%)	1/25 (4%)
C	0/25 (0%)	0/25 (0%)	23/25 (88%)	2/25 (8%)
D	0/25 (0%)	0/25 (0%)	0/25 (0%)	25/25 (100%)
Σύνολο μετρήσεων : 100				

**Πίνακας 15.** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, των  $3^{FFTb}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D (συνολικά 100) ως προς τη συχνοτική περιοχή 8-11 Hz του ρυθμού α.

Ζώνη συχνοτήτων 9-12 Hz				
Κατάταξη ανά κατηγορία: ⇒ Ανήκει στην κατηγορία: ⇓	A	B	C	D
A	23/25 (92%)	1/25 (0%)	0/25 (0%)	2/25 (8%)
B	0/25 (0%)	24/25 (92%)	0/25 (0%)	1/25 (4%)
C	0/25 (0%)	1/25 (4%)	23/25 (92%)	1/25 (4%)
D	0/25 (0%)	0/25 (0%)	0/25 (0%)	25/25 (100%)
Σύνολο μετρήσεων: 100				

**Πίνακας 16.** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, των  $3^{FFTb}$ -HEΓ διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D (συνολικά 100) ως προς τη συχνотική περιοχή 9-12 Hz του ρυθμού  $\alpha$ .

**B. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα  $3^{ARa}$ -HEG.**

Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα (4) διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκείμενο A, B, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι A - όχι B - όχι C - όχι D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D παρουσιάζονται στον Πίνακα 17. Σε κάθε πίνακα  $17^a$ ,  $17^b$ ,  $17^c$  και  $17^d$ , το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λαθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	A	X
A (25 διανύσματα)	20	5
X (45 διανύσματα)	8	37

Πίνακας 17<sup>a</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	B	X
B (25 διανύσματα)	19	6
X (45 διανύσματα)	10	30

Πίνακας 17<sup>b</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	C	X
C (25 διανύσματα)	21	4
X (45 διανύσματα)	8	37

Πίνακας 17<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	D	X
D (25 διανύσματα)	18	7
X (45 διανύσματα)	10	35

Πίνακας 17<sup>d</sup>

**Πίνακας 17.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, βασισμένα στα φασματικά χαρακτηριστικά των  $3^{ARa}$ -HEI διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται για τις περιπτώσεις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X].

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 17, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των πινάκων 17<sup>a</sup>, 17<sup>b</sup>, 17<sup>c</sup>, 17<sup>d</sup>) είναι αντίστοιχα:

$$\left( \frac{20}{25} = 80\%, \frac{19}{25} = 76\%, \frac{21}{25} = 84\%, \frac{18}{25} = 72\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκειμένα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{20+19+21+18}{100} = \frac{78}{100} = 78\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι :

$$\left( \frac{37}{45} = 82\%, \frac{30}{45} = 67\%, \frac{37}{45} = 82\%, \frac{35}{45} = 78\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{37+30+37+35}{4 \times 45} = \frac{139}{180} = 77,22\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{78+139}{180+100} = \frac{217}{280} = 77,50\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{63}{280} = 22,50\%$$

### Γ. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα $3^{AR}$ -HEΓ.

Όπως προαναφέρθηκε ο έλεγχος των διανυσμάτων  $3^{AR}$ -HEΓ έγινε με δύο είδη νευρωνικών δικτύων LVQ, ένα με δύο εξόδους [A ή όχι-A], [B ή όχι-B], [C ή όχι-C], [D ή όχι D] για το πρόβλημα ταυτοποίησης και ένα με 4 εξόδους [A ή B ή C ή D] για το πρόβλημα κατηγοριοποίησης.

I. Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκείμενο A, B, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι A - όχι B- όχι C- όχι D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ των υποκειμένων A, B, C και D σε σχέση με τα χαρακτηριστικά διανύσματα της ομάδας X παρουσιάζονται στον Πίνακα 18. Σε κάθε πίνακα  $18^a$ ,  $18^b$ ,  $18^c$  και  $18^d$ , το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λανθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	A	X
A (25 διανύσματα)	19	6
X (45 διανύσματα)	8	37

Πίνακας 18<sup>a</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	B	X
B (25 διανύσματα)	20	6
X (45 διανύσματα)	7	38

Πίνακας 18<sup>b</sup>



Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	C	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
C (25 διανύσματα)	19	6
X (45 διανύσματα)	7	38

Πίνακας 18<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →	D	X
Ανήκει στην κλάση ↓		
D (25 διανύσματα)	17	8
X (45 διανύσματα)	11	34

Πίνακας 18<sup>d</sup>

**Πίνακας 18.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, βασισμένα στα χαρακτηριστικά των  $3^{AR}$ -HEΓ διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται για τις περιπτώσεις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X].

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 18, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των πινάκων 18<sup>a</sup>, 18<sup>b</sup>, 18<sup>c</sup>, 18<sup>d</sup>) είναι αντίστοιχα:

$$\left( \frac{19}{25} = 76\%, \frac{20}{25} = 80\%, \frac{19}{25} = 76\%, \frac{17}{25} = 68\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{19+20+19+17}{100} = \frac{75}{100} = 75\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι αντίστοιχα:

$$\left( \frac{37}{45} = 82\%, \frac{38}{45} = 84\%, \frac{38}{45} = 84\%, \frac{34}{45} = 76\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{37+38+38+34}{4 \times 45} = \frac{147}{180} = 81.67\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{76+147}{180+100} = \frac{223}{280} = 79.64\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{57}{280} = 20.36\%$$

Κατάταξη ανά κατηγορία: ⇒  Ανήκει στην κατηγορία: ↓	AR διανύσματα				Σύνολο
	A	B	C	D	
A	$\frac{17}{25}$ (68%)	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{3}{25}$ (12%)	$\frac{3}{25}$ (12%)	25
B	$\frac{8}{25}$ (32%)	$\frac{14}{25}$ (56%)	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{1}{25}$ (4%)	25
C	$\frac{4}{25}$ (16%)	$\frac{1}{25}$ (4%)	$\frac{20}{25}$ (80%)	0%	25
D	$\frac{5}{25}$ (20%)	$\frac{1}{25}$ (4%)	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{17}{25}$ (68%)	25
Σύνολο					100

**Πίνακας 18<sup>ο</sup>.** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης, των  $3^{AR}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D (συνολικά 100) μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ.

2. Τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των διανυσμάτων  $3^{AR}$ -HEG των υποκειμένων A, B, C και D μέσω του επιλεγμένου νευρωνικού δικτύου LVQ, που αφορούν την κατηγοριοποίηση σε σχέση με τα διανύσματα των κατηγοριών τους, παρουσιάζονται στον Πίνακα 18<sup>ο</sup>. Σύμφωνα με τον Πίνακα αυτό, η ορθή κατηγοριοποίηση των διανυσμάτων  $3^{AR}$ -HEG

διακυμαίνεται μεταξύ 56-80% (διαγώνια στοιχεία Πίνακα 18<sup>ε</sup>). Τα μη διαγώνια στοιχεία του πίνακα αυτού δίνουν μέσο ποσοστό λανθασμένης κατηγοριοποίησης

$$\frac{2+3+3+8+2+1+4+1+0+5+1+2}{12 \times 25} = \frac{32}{300} = 10.67\%$$

**A. Αποτελέσματα δοκιμής LVQ νευρωνικού δικτύου σε σχέση με τα 3<sup>III</sup>-HEΓ διανύσματα.**

Όπως προαναφέρθηκε ο έλεγχος των διανυσμάτων 3<sup>III</sup>-HEΓ έγινε με δύο είδη νευρωνικών δικτύων LVQ, ένα με δύο εξόδους [A ή όχι-A], [B ή όχι-B], [C ή όχι-C], [D ή όχι-D] για το πρόβλημα ταυτοποίησης και ένα με 4 εξόδους [A ή B ή C ή D] για το πρόβλημα κατηγοριοποίησης.

I. Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα (4) διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκείμενο A, B, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι A - όχι B- όχι C- όχι D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ των υποκειμένων A, B, C και D σε σχέση με τα χαρακτηριστικά διανύσματα της ομάδας X παρουσιάζονται στον Πίνακα 19. Σε κάθε Πίνακα 19<sup>a</sup>, 19<sup>b</sup>, 19<sup>c</sup> και 19<sup>d</sup>, το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λανθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	A	X
A (25 διανύσματα)	23	3
X (45 διανύσματα)	10	35

Πίνακας 19<sup>a</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	B	X
B (25 διανύσματα)	21	4
X (45 διανύσματα)	11	34

Πίνακας 19<sup>b</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	C	X
C (25 διανύσματα)	21	4
X (45 διανύσματα)	7	38

Πίνακας 19<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	D	X
D (25 διανύσματα)	19	6
X (45 διανύσματα)	11	34

Πίνακας 19<sup>d</sup>

**Πίνακας 19.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, βασισμένα στα χαρακτηριστικά των 3<sup>BL</sup>-HEΓ διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται για τις περιπτώσεις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X].

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 19, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των πινάκων 19<sup>a</sup>, 19<sup>b</sup>, 19<sup>c</sup>, 19<sup>d</sup>) είναι αντίστοιχα:

$$\left( \frac{23}{25} = 92\%, \frac{21}{25} = 84\%, \frac{21}{25} = 84\%, \frac{19}{25} = 76\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{23+21+21+19}{100} = \frac{84}{100} = 84\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι αντίστοιχα:

$$\left( \frac{35}{45} = 78\%, \frac{34}{45} = 76\%, \frac{38}{45} = 84\%, \frac{34}{45} = 76\% \right) \text{ ή}$$

κατά μέσο όρο και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{35+34+38+34}{4 \times 45} = \frac{141}{180} = 78.33\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{84+141}{180+100} = \frac{225}{280} = 80.36\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{55}{280} = 19.64\%$$

2. Τα αποτελέσματα *κατηγοριοποίησης* των διανυσμάτων 3<sup>BIL</sup>-HEG των υποκειμένων A, B, C και D μέσω του επιλεγμένου νευρωνικού δικτύου LVQ, που αφορούν την κατηγοριοποίηση σε σχέση με τα διανύσματα των

κατηγοριών τους, παρουσιάζονται στον Πίνακα 19<sup>ο</sup>. Σύμφωνα με τον πίνακα αυτό, η ορθή κατηγοριοποίηση των διανυσμάτων 3<sup>BL</sup>-HEΓ κυμαίνεται μεταξύ 72-84% (διαγώνια στοιχεία Πίνακα 19<sup>ο</sup>). Τα μη διαγώνια στοιχεία του πίνακα αυτού δίνουν μέσο ποσοστό λανθασμένης κατηγοριοποίησης

$$\frac{2+5+0+4+1+0+2+2+0+1+2+3}{12 \times 25} = \frac{22}{300} = 7.33\%$$

Κατάταξη ανά κατηγορία: ⇒  Ανήκει στην κατηγορία: ⇓	Διγραμμικά διανύσματα				Σύνολο
	A	B	C	D	
A	$\frac{18}{25}$ (72%)	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{5}{25}$ (20%)	0%	25
B	$\frac{4}{25}$ (16%)	$\frac{20}{25}$ (80%)	$\frac{1}{25}$ (4%)	0%	25
C	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{21}{25}$ (84%)	0%	25
D	$\frac{1}{25}$ (4%)	$\frac{2}{25}$ (8%)	$\frac{3}{25}$ (12%)	$\frac{19}{25}$ (76%)	25
Σύνολο					100

**Πίνακας 19<sup>ο</sup>.** Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των 3<sup>BL</sup>-HEΓ διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D (συνολικά 100) μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ.



5.1.2.3 Αποτελέσματα ελέγχου με τη μέθοδο RBF

A. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα  $\mu^{25FFT}$ -HEG.

Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα (4) διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκειμένο A, B, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι-A, όχι-B, όχι-C, όχι-D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $\mu^{25FFT}$ -HEG διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D παρουσιάζονται στον Πίνακα 20. Σε κάθε Πίνακα 20<sup>a</sup>, 20<sup>b</sup>, 20<sup>c</sup> και 20<sup>d</sup>, το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λανθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	A	X
A (25 διανύσματα)	17	8
X (50 διανύσματα)	17	33

Πίνακας 20<sup>a</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	B	X
B (25 διανύσματα)	14	11
X (50 διανύσματα)	19	31

Πίνακας 20<sup>b</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	C	X
C (25 διανύσματα)	16	9
X (50 διανύσματα)	16	34

Πίνακας 20<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	D	X
D (25 διανύσματα)	17	8
X (50 διανύσματα)	16	34

Πίνακας 20<sup>d</sup>

**Πίνακας 20.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου RBF, βασισμένα στα φασματικά χαρακτηριστικά των  $\mu^{25FFT}$ -HEG διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται για τις περιπτώσεις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X].

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 20, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των πινάκων 20<sup>a</sup>, 20<sup>b</sup>, 20<sup>c</sup>, 20<sup>d</sup>) είναι τα εξής:

$$\left( \frac{17}{25} = 68\%, \frac{14}{25} = 56\%, \frac{16}{25} = 64\%, \frac{17}{25} = 68\% \right)$$

ή

ο μέσος όρος της ορθής θετικής ταυτοποίησης και για τα τέσσερα υποκείμενα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{17+14+16+17}{100} = \frac{64}{100} = 64\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι τα εξής:

$$\left( \frac{33}{50} = 66\%, \frac{31}{50} = 62\%, \frac{34}{50} = 68\%, \frac{34}{50} = 68\% \right)$$

ή

ο μέσος όρος της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{33+31+34+34}{4 \times 50} = \frac{132}{200} = 66\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{64+132}{200+100} = \frac{196}{300} = 65.33\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{104}{300} = 34.67\%$$

### B. Αποτελέσματα ελέγχου σε σχέση με τα διανύσματα $\mu^{AR}$ -HEΓ

Πραγματοποιήθηκαν τέσσερα διαφορετικά πειράματα ταυτοποίησης ένα για κάθε υποκείμενο A, B, C και D. Σε κάθε περίπτωση το σύνολο των ασυσχέτιστων διανυσμάτων X χρησιμοποιήθηκε ως κατηγορία [όχι-A, όχι-B, όχι-C, όχι-D], αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $\mu^{AR}$ -HEΓ διανυσμάτων των υποκειμένων A, B, C και D παρουσιάζονται στον Πίνακα 21. Σε κάθε Πίνακα 21<sup>a</sup>, 21<sup>b</sup>, 21<sup>c</sup> και 21<sup>d</sup>, το στοιχείο (1,1) δηλώνει την ορθή θετική ταυτοποίηση, το (2,2) την ορθή αρνητική ταυτοποίηση, ενώ τα στοιχεία (1,2) και (2,1) δηλώνουν τις λανθασμένες αρνητικές και θετικές ταυτοποιήσεις αντίστοιχα.

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	A	X
A (25 διανύσματα)	24	1
X (50 διανύσματα)	11	39

Πίνακας 21<sup>a</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	B	X
B (25 διανύσματα)	22	3
X (50 διανύσματα)	13	37

Πίνακας 21<sup>b</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	C	X
C (25 διανύσματα)	23	2
X (50 διανύσματα)	11	39

Πίνακας 21<sup>c</sup>

Κατηγοριοποιήθηκαν ως →		
Ανήκει στην κλάση ↓	D	X
D (25 διανύσματα)	24	1
X (50 διανύσματα)	10	34

Πίνακας 21<sup>d</sup>

**Πίνακας 21.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου RBF, βασισμένα στα φασματικά χαρακτηριστικά των  $\mu^{\text{AR}}$ -HEG διανυσμάτων. Τέσσερα (4) πειραματικά αποτελέσματα καταγράφονται για τις περιπτώσεις [A, X], [B, X], [C, X] και [D, X].

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 21, τα αποτελέσματα της ορθής θετικής ταυτοποίησης (στοιχεία (1,1) των Πινάκων 21<sup>a</sup>, 21<sup>b</sup>, 21<sup>c</sup>, 21<sup>d</sup>) είναι τα εξής:

$$\left( \frac{24}{25} = 96\%, \frac{22}{25} = 88\%, \frac{23}{25} = 92\%, \frac{24}{25} = 96\% \right)$$

ή

ο μέσος όρος της ορθής θετικής ταυτοποίησης και για τα τέσσερα υποκείμενα (A, B, C, και D) είναι:

$$\frac{24+22+23+24}{100} = \frac{93}{100} = 93\%$$

Τα αποτελέσματα της ορθής αρνητικής ταυτοποίησης (στοιχεία (2,2) των πινάκων) είναι τα εξής:

$$\left( \frac{39}{50} = 78\%, \frac{37}{50} = 74\%, \frac{39}{50} = 78\%, \frac{40}{50} = 80\% \right)$$

ή

ο μέσος όρος ορθής αρνητικής ταυτοποίησης και για τα τέσσερα υποκείμενα είναι:

$$\frac{39+37+39+40}{4 \times 50} = \frac{155}{200} = 77.50\%$$

Συνολικά ο μέσος όρος της θετικής και της αρνητικής ταυτοποίησης είναι:

$$\frac{93+155}{200+100} = \frac{248}{300} = 82.67\%$$

Τέλος ο μέσος όρος της λανθασμένης κατηγοριοποίησης (μη διαγώνια στοιχεία πινάκων) είναι:

$$\frac{52}{300} = 17.33\%$$

### 5.1.3 Συγκριτικός σχολιασμός

Σύμφωνα με τα παραπάνω αποτελέσματα, σε γενικές γραμμές μπορεί να διαπιστωθεί ότι όλα τα πειράματα κατηγοριοποίησης - ταυτοποίησης όπως οργανώθηκαν παρουσίασαν μία καθόλου ευκαταφρόνητη και εμφανώς μη τυχαία συγκομιδή αποτελεσμάτων ορθής κατηγοριοποίησης, που η χαμηλότερη τιμή της υπερέβαινε σε γενικές γραμμές το 75% ως ποσοστό.

Από την άλλη πλευρά πρέπει να διερευνηθεί το πρόβλημα όσον αφορά το ποσοστό συνεισφοράς διαμόρφωσης του αποτελέσματος που έχουν οι μέθοδοι (προ) επεξεργασίας από τη μία πλευρά, και οι μέθοδοι κατηγοριοποίησης - ταυτοποίησης από την άλλη. Μία πρώτη απάντηση δια επισκοπήσεως στο προαναφερόμενο ερώτημα είναι ότι σύμφωνα με τα αποτελέσματα, η μη παραμετρική επεξεργασία του ΗΕΓ χρησιμοποιώντας τη μέθοδο μετασχηματισμού Fourier έδειξε ότι τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης ήταν σαφώς καλύτερα από τα αντίστοιχα που απέδωσε η μη-παραμετρική διαδικασία (AR modeling). Επίσης διαπιστώθηκε ότι η μη-γραμμική (διγραμμική) επεξεργασία βελτίωσε σημαντικά τα αντίστοιχα αποτελέσματα που προήλθαν από τη AR γραμμική επεξεργασία.

Από τις μεθόδους κατηγοριοποίησης ξεχώρισε η προτεινόμενη μέθοδος CGA, όσον αφορά κυρίως στην κατηγοριοποίηση διανυσμάτων μεγάλης διαστάσεως (high dimensionality) που προέρχονται από τη φασματική ανάλυση μέσω μετασχηματισμού Fourier. Το νευρωνικό δίκτυο LVQ έδειξε να κατηγοριοποιεί επιτυχημένα και τα δύο είδη διανυσμάτων δηλαδή τα FFT και τα AR ή διγραμμικά διανύσματα. Τέλος το νευρωνικό δίκτυο RBF έδειξε να κατηγοριοποιεί επιτυχημένα μόνο τα διανύσματα που προέρχονται από την AR επεξεργασία. Περισσότερες λεπτομέρειες σχετικά με τη στατιστική



αποτίμηση, τον έλεγχο και την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων από τις προτεινόμενες μεθόδους δίνονται στην επομένη παράγραφο.

## 5.2 Στατιστική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων

Η στατιστική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, των προηγούμενων παραγράφων κινείται στους ακόλουθους δύο άξονες:

### 1. Στη στατιστική σύγκριση των αποτελεσμάτων που προήλθαν από τις μεθόδους επεξεργασίας.

Προς αυτή την κατεύθυνση επιλέχθηκε να γίνει στατιστική αξιολόγηση μεταξύ των γραμμικών (AR) και μη γραμμικών μεθόδων επεξεργασίας, σε σχέση με τη μέθοδο κατηγοριοποίησης LVQ. Πρέπει να σημειωθεί ότι η μέθοδος κατηγοριοποίησης μέσω του νευρωνικού δικτύου LVQ, σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους (CGA, RBF), επιλέχθηκε,

- διότι τα πειραματικά δεδομένα εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου LVQ παρουσίαζαν μεγαλύτερη ομοιογένεια σύγκρισης από τις υπόλοιπες δύο μεθόδους και
- επειδή το νευρωνικό δίκτυο LVQ σύμφωνα με τα γενικά συμπεράσματα που αναπτύχθηκαν στην προηγούμενη παράγραφο έδειξε να συμπεριφέρεται εξίσου ικανοποιητικά και ως προς τις τρεις (3) προταθείσες μεθόδους επεξεργασίας.

Η υλοποίηση των ελέγχων δίνεται στην παράγραφο 5.2.2.1.

## 2. Στη στατιστική σύγκριση των αποτελεσμάτων που προήλθαν από τις μεθόδους κατηγοριοποίησης.

Προς αυτή την κατεύθυνση επιλέχθηκε να γίνει στατιστική συγκριτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης που παρήχθησαν από τις μεθόδους CGA, και το νευρωνικό δίκτυο RBF, με βάση τις μεθόδους επεξεργασίας μετασχηματισμού Fourier και των γραμμικών μοντέλων AR. Η επιλογή αυτή έγινε διότι οι μέθοδοι αυτές στηρίχθηκαν στα ίδια προεπεξεργασμένα σήματα.

### 5.2.1 Αιτιολόγηση

Τα κριτήρια επιλογής των μεθόδων στατιστικής αποτίμησης των αποτελεσμάτων (επεξεργασίας, κατηγοριοποίησης) που επιλέχθηκαν είναι τα παρακάτω:

#### 1. Έλεγχος ομοιογένειας

1<sup>α</sup>. Ο έλεγχος των αποτελεσμάτων ταυτοποίησης ως προς την ομοιογένεια

Πρόκειται για έλεγχο μεταξύ δύο κατηγοριών ΗΕΓραφικών διανυσμάτων, η πρώτη εκ των οποίων αφορά ΗΕΓραφικά διανύσματα που προέρχονται από το ίδιο άτομο ενώ η δεύτερη αφορά ΗΕΓραφικά διανύσματα που προέρχονται από ασυσχέτιστα (μη συγγενικά άτομα). Η μέθοδος αυτή επιλέχθηκε διότι σύμφωνα με αυτήν η εξαγόμενη  $\chi^2$  τιμή προσφέρει πληροφορία σχετικά με το αν οι μέθοδοι επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης έχουν απομονώσει ικανοποιητικά και σε ποιο βαθμό κοινά χαρακτηριστικά, τα οποία προσδίδουν στις ομαδοποιημένες κατηγορίες ΗΕΓφικών

διανυσμάτων χαρακτηριστικά ομοιογένειας μακράς τυχαιότητας. Το κατώφλι (threshold) της εξαγόμενης  $\chi^2$  τιμή τιμής για τη συγκεκριμένη πειραματική διαδικασία έχει υπολογιστεί ότι πρέπει να είναι η τιμή 7.879, που για ένα (1) βαθμό ελευθερίας αντιστοιχεί σε μια πιθανότητα μικρότερη του 0.005 να παρουσιάζουν οι ΗΕΓφικές ομάδες τυχαία ομοιογένεια (ανομοιογένεια).

Ο έλεγχος ομοιογένειας στηρίζεται στην απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης (Null Hypothesis), σύμφωνα με την οποία θεωρείται ότι και οι δύο κατηγορίες ΗΕΓφικών διανυσμάτων (στην παρούσα περίπτωση αναφερόμαστε σε μία από τις κατηγορίες A, B, C, D έναντι της κατηγορίας X) δίνουν την ίδια  $\chi^2$  κατανομή. Συγκεκριμένα σε όλα τα προβλήματα ταυτοποίησης έχουμε μία περίπτωση ελέγχου δύο εναλλακτικών υποθέσεων  $H_0$  και  $H_1$ : Παραδείγματος χάριν, για την ταυτοποίηση του ατόμου A έναντι της ομάδας X, ο έλεγχος διαμορφώνεται ως εξής:

**$H_0$  : Ίδια στατιστική κατανομή των ομάδων A και X**

**$H_1$  : Διαφορετική κατανομή των ομάδων A και X**

Αποδοχή της υποθέσεως  $H_0$  σημαίνει ότι οι μέθοδοι επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης απέτυχαν να δείξουν ότι οι προτεινόμενες ομάδες ΗΕΓφ έχουν ιδιαίτερα κοινά χαρακτηριστικά.

Σύμφωνα με τα παραπάνω ο υπολογιζόμενος βαθμός διαφοροποίησης μεταξύ των  $\chi^2$  κατανομών από τις προαναφερόμενες δύο ΗΕΓφικές κατηγορίες των προβλημάτων ταυτοποίησης [A X] ή [B X] ή [C X] ή [D X] δίνεται από την παρακάτω εξίσωση [Zar, JH. 1999]:

$$\chi^2 = N M \sum_{i=1}^2 \frac{(x_i \frac{1}{N} - y_i \frac{1}{M})^2}{x_i + y_i} \quad (38)$$

$N$ : είναι ο συνολικός αριθμός από τα συσχετισμένα ΗΕΓ γραφικά διανύσματα που έλαβαν μέρος στη διαδικασία του ελέγχου και που ανήκουν σε μία από τις κατηγορίες [A, B, C, D].

Όπου:

- $M$ : είναι ο συνολικός αριθμός από τα μη συσχετισμένα ΗΕΓ γραφικά διανύσματα που έλαβαν μέρος στη διαδικασία του ελέγχου και που ανήκουν στην κατηγορία  $X$ .
- $x$ : αντιπροσωπεύει τον αριθμό των συσχετισμένων ΗΕΓ γραφικών διανυσμάτων.
- $y$ : αντιπροσωπεύει τον αριθμό των μη συσχετισμένων ΗΕΓ γραφικών διανυσμάτων.
- $i$ : είναι ο αριθμός των στηλών. Στην παρούσα περίπτωση,  $i=1,2$ .

$I^{\beta}$ . Ο έλεγχος αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης ως προς την ομοιογένεια

Ο έλεγχος ομοιογένειας που περιγράφηκε παραπάνω αφορά τον έλεγχο τυχαιότητας αποτελεσμάτων δύο (2) πληθυσμών, άρα είναι κατάλληλη για προβλήματα ταυτοποίησης αλλά όχι κατηγοριοποίησης σε περισσότερες από δύο (2) κατηγορίες. Στην περίπτωση όμως ελέγχου αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις (4) κατηγορίες κατάταξης [A] ή [B] ή [C] ή [D], ο έλεγχος αυτό διεξάγεται σύμφωνα με το

κριτήριο  $\chi^2$  του Pearson. Σύμφωνα με αυτό τον έλεγχο υποτίθεται (null hypothesis) ότι όλα τα αναμενόμενα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης έχουν την ίδια τυχαία συχνότητα, δηλαδή η πιθανότητα αναμενόμενης κατηγοριοποίησης ανά κατηγορία είναι  $p_A = p_B = p_C = p_D = 25\%$ .

Έστω  $x_{ij}$  ο πίνακας παρατηρούμενων αποτελεσμάτων,

- για  $i=1, \dots, r$  και  $j=1, \dots, c$  όπου  $r$  και  $c$  είναι οι διαστάσεις του πίνακα και
- $e_{ij}$  είναι ο πίνακας αναμενόμενων συχνοτήτων αποτελεσμάτων
- για  $i=1, \dots, r$  και  $j=1, \dots, c$  όπου  $r$  και  $c$  είναι οι διαστάσεις του.

Πρέπει να σημειωθεί ότι οι διαστάσεις του πίνακα παρατηρούμενων τιμών πρέπει να είναι ίσες με εκείνες των αναμενόμενων συχνοτήτων. Σύμφωνα με τα προηγούμενα, ο έλεγχος  $\chi^2$  δίδεται από την παρακάτω εξίσωση [Zag, 1999]:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c \frac{(x_{ij} - e_{ij})^2}{e_{ij}} \quad (39)$$

## 2. Έλεγχος K Cohen

Ελέγχονται τα αποτελέσματα των στηλών χιαστί δηλαδή αυτή η μέθοδος εκτελεί ένα έλεγχο κυρίως στα μέσα κατηγοριοποίησης (εάν και κατά πόσον τα αποτελέσματα των στηλών έχουν συμφωνία ή ασυμφωνία αποτελεσμάτων). Συγκεκριμένα, στην παρούσα περίπτωση εξετάζεται εάν τα ποσοστά ορθής θετικής και αρνητικής ταυτοποίησης της προτεινόμενη μεθόδου κατηγοριοποίησης συμφωνούν μεταξύ τους και κατά πόσο. Για αυτό το λόγο η μέθοδος κρίθηκε αναγκαία να συμπεριληφθεί στη μελέτη μας αφού με αυτό τον τρόπο εξετάζεται η εσωτερική αξιοπιστία των αποτελεσμάτων

των μεθόδων κατηγοριοποίησης. Συγκεκριμένα, σύμφωνα με τον έλεγχο Kappa Cohen υπολογίζεται ο βαθμός αναμενόμενης συμφωνίας των αποτελεσμάτων (ορθής θετικής και αρνητικής ταυτοποίησης). Ο βαθμός συμφωνίας των προαναφερομένων αποτελεσμάτων υπολογίζεται από την παρακάτω εξίσωση [Zar. JH. 1999]:

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (40)$$

Όπου:

- $P_o$  είναι η ποσοστιαία αναλογία της παρατηρούμενης συμφωνίας, δηλαδή
- $P_o = \frac{\text{συνολικός αριθμός σωστών αναγνώρισεων ΗΕΓφικών διανυσμάτων}}{\text{συνολικός αριθμός δοκιμασμένων ΗΕΓφικών διανυσμάτων}}$
- $P_e$  είναι η ποσοστιαία αναλογία της αναμενόμενης συμφωνίας, στην παρούσα ειδική περίπτωση

$$P_e = d1 * d4 + d2 * d3 \quad (41)$$

Όπου:

- $d1 = \frac{\text{ο αριθμός διανυσμάτων ορθώς τοποθετημένων στην κλάση [A ή B ή C ή D]}}{\text{συνολικός αριθμός δοκιμασμένων διανυσμάτων}}$
- $d2 = \frac{\text{ο αριθμός διανυσμάτων λανθασμένα τοποθετημένων στην κλάση [A ή B ή C ή D]}}{\text{συνολικός αριθμός δοκιμασμένων διανυσμάτων}}$
- $d3 = \frac{\text{ο αριθμός διανυσμάτων ορθώς τοποθετημένων στην κλάση [X]}}{\text{συνολικός αριθμός δοκιμασμένων διανυσμάτων}}$

- $d4 = \frac{\text{ο αριθμός διανυσμάτων λανθασμένα τοποθετημένων στην κλάση [X]}}{\text{συνολικός αριθμός δοκιμασμένων διανυσμάτων}}$

### 3. Έλεγχος Διωνυμικής κατανομής

Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή ο έλεγχος ταυτοποίησης ως προς δύο ομάδες ΗΕΓραφικών διανυσμάτων (συσχετισμένων A ή B ή C ή D, και μη συσχετισμένων) παράγει δύο κατηγορίες αποτελεσμάτων, επιτυχώς θετικά και επιτυχώς αρνητικά. Στην παρούσα περίπτωση εξετάζεται εάν τα παραγόμενα από την πειραματική διαδικασία αποτελέσματα ακολουθούν και κατά πόσο τη διωνυμική κατανομή. Με άλλα λόγια εξετάζεται και ο βαθμός σφάλματος της μεθόδου κατηγοριοποίησης, δηλαδή η πιθανότητα να κατατάξει ένα ΗΕΓραφικό διάνυσμα σε λάθος κατηγορία ή ακόμα (στην περίπτωση της CGA μεθόδου) ταυτόχρονα και στις δύο κατηγορίες. Η στατιστική αποτίμηση υλοποιείται εφαρμόζοντας τον έλεγχο  $\chi^2$  καλής προσαρμογής (goodness of fit). Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή γίνεται στατιστική αποτίμηση του κατά πόσον τα αποτελέσματα των συνδυασμένων μεθόδων 1) AR-RBF και 2) FFT-CGA) ακολουθούν διωνυμική κατανομή. Αυτό επιτυγχάνεται συγκρίνοντας μέσω του ελέγχου  $\chi^2$  τις διαφορές μεταξύ των αναμενόμενων τιμών (R) και των παρατηρούμενων τιμών (r) για κάθε μέθοδο. Συγκεκριμένα, στην παρούσα ειδική περίπτωση οι παρατηρούμενες οι τιμές (r) είναι τα πειραματικά αποτελέσματα της ορθής ταυτοποίησης των ΗΕΓραφικών διανυσμάτων. Επίσης, οι αναμενόμενες ορθές ταυτοποιήσεις (R) είναι το ποσοστό των αναμενόμενων ορθών ταυτοποιήσεων που παρουσιάζουν

διωνυμική πιθανότητα ίση με την παρατηρούμενη πιθανότητα. Η παρατηρούμενη πιθανότητα υπολογίζεται από την παρακάτω εξίσωση

$$p = \frac{r}{n},$$

όπου  $n$  είναι ο συνολικός αριθμός των δοκιμασμένων ΗΕΓραφικών διανυσμάτων. Η διαδικασία για τον προαναφερόμενο έλεγχο περιγράφεται στα ακόλουθα τρία (3) στάδια:

1. Υπολογισμός διωνυμικής πιθανότητας των ορθών ταυτοποιημένων ΗΕΓραφικών διανυσμάτων, για δεδομένα δοκιμασμένα ΗΕΓραφικά διανύσματα  $r$  επί συνόλου  $n$  ΗΕΓραφικών διανυσμάτων ελέγχου.

Όπως προηγούμενα περιγράφηκε, η διαδικασία ταυτοποίησης παράγει δύο κατηγορίες διανυσμάτων. Αν θεωρηθεί ότι  $p$  είναι η παρατηρούμενη πιθανότητα ορθής ταυτοποίησης των ΗΕΓραφικών διανυσμάτων, τότε  $q=1-p$  είναι η παρατηρούμενη πιθανότητα λανθασμένης ταυτοποίησης των ΗΕΓραφικών διανυσμάτων. Συνεπώς, για  $n$  ΗΕΓραφικά διανύσματα ελέγχου, η διωνυμική πιθανότητα για  $r$  ΗΕΓραφικά διανύσματα ελέγχου της πρώτης κατηγορίας και  $n-r$  ΗΕΓραφικά διανύσματα ελέγχου της δεύτερης κατηγορίας, υπολογίζεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$P(r) = \binom{n}{r} p^r q^{n-r}, \quad (42)$$



## 2. Εκτίμηση των αναμενόμενων τιμών ( $R$ )

Για αυτό τον υπολογισμό θεωρείται ότι η διωνυμική κατανομή είναι ίση με την παρατηρούμενη πιθανότητα ( $p$ ). Γι' αυτό τον λόγο η εξίσωση 42 μετασχηματίζεται στην εξίσωση 43.

$$P(R=r) = \binom{n}{R} p^R q^{n-R} = p, \quad R=0, 1, \dots, n \quad (43)$$

ή

$$p = \binom{n}{R} p^R (1-p)^{n-R} \quad (44)$$

ή

$$f_R = \log \binom{n}{R} + R \log p + (n-R) \log(1-p) - \log p \quad (45)$$

Τότε, για δεδομένη παρατηρούμενη πιθανότητα ( $p$ ), η εκτίμηση των αναμενόμενων τιμών ( $R$ ) για σωστή αναγνώριση υπολογίζεται σύμφωνα με την προσεγγιστική μέθοδο Newton - Raphson, που περιγράφεται παρακάτω:

$$R_{n+1} = R_n - \frac{f(R_n)}{f'(R_n)} \quad (46)$$

όπου  $f'_R$  είναι η πρώτη παράγωγος της εξίσωσης 43, όπως δίνεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$f'_R = \frac{\Gamma'(R+1)}{\Gamma(R+1)} + \frac{\Gamma'(n-R+1)}{\Gamma(n-R+1)} - \log p + \log(1-p) \quad (47)$$

Οι αναλογίες  $\frac{\Gamma'(R)}{\Gamma(R)}$  υπολογίζονται από τις παράγωγους της συνάρτησης Gamma, και οι οποίες περιγράφονται παρακάτω:

$$\frac{\Gamma'(R)}{\Gamma(R)} = -\gamma + \left(\frac{1}{1} - \frac{1}{R}\right) + \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{R+1}\right) + \dots + \left(\frac{1}{n} - \frac{1}{R+n-1}\right) + \dots \quad (49)$$

όπου:  $\gamma$  είναι η σταθερά του Euler.

Ακολούθως, δύναται να υιοθετηθεί η τιμή  $(R_{n+1})$  ως η ρίζα  $(R)$  της εξίσωσης 45, όταν η διαφορά μεταξύ διαδοχικών τιμών  $(R_{n+1})$  και  $(R_n)$ , οι οποίες προκύπτουν από την επαναληπτική μέθοδο Newton - Raphson, είναι μικρότερη από ένα όριο  $a$ .

### 3. Εκτίμηση των τιμών $\chi^2$

Σε αυτό το στάδιο εκτιμάται το  $\chi^2$  ως η διαφορά μεταξύ των παρατηρούμενων τιμών  $r$  και των υπολογιζόμενων αναμενόμενων τιμών  $(R)$ , οι οποίοι εκτιμήθηκαν στο προηγούμενο στάδιο, και για τις δύο συνδυασμένες μεθόδους (CGA-FFT, RBF-AR). Το κρίσιμο ερώτημα σε αυτό το σημείο είναι

ποια τιμή για το  $\chi^2$  δύναται να θεωρηθεί αρκετά μεγάλη ώστε να ικανοποιείται η υπόθεση ότι η μεταβλητότητα μεταξύ των παρατηρούμενων τιμών ( $r$ ) και των αναμενόμενων τιμών ( $R$ ) είναι μη τυχαία. Σύμφωνα με αυτό το κριτήριο δύναται να συγκριθούν οι προαναφερόμενες μέθοδοι με βάση τα εκτιμώμενα  $\chi^2$ , με σκοπό να εκτιμηθεί ποια από τις συνδυασμένες μεθόδους φαίνεται να δίνει καλύτερη προσαρμογή των αποτελεσμάτων της στη διωνυμική κατανομή. Λαμβάνοντας αυτά υπόψη, ο έλεγχος βασίζεται στην αποδοχή ή απόρριψη των παρακάτω εναλλακτικών υποθέσεων:

$$H_0 : r \approx B(n, P)$$

or

$$H_i : r \neq B(n, P)$$

Τότε οι τιμές  $\chi^2$  υπολογίζονται σύμφωνα με την παρακάτω εξίσωση:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(r_i - R_i)^2}{R_i} \quad (49)$$

όπου:

$k=2$  είναι οι αντίστοιχες δύο (2) κατηγορίες (ορθών και λανθασμένων) αποτελεσμάτων.

$i=1$ : επιτυχημένη ταυτοποίηση

$i=2$ : αποτυχημένη ταυτοποίηση

## 5.2.2 Έλεγχοι Αποτελεσμάτων

### 5.2.2.1 Σύγκριση μεθόδων επεξεργασίας

Στην παράγραφο αυτή πραγματοποιείται έλεγχος ομοιογένειας των μεθόδων βασισμένος στον έλεγχο  $\chi^2$ . Για να επιτευχθούν αποτελέσματα στατιστικώς συγκρίσιμα, χρησιμοποιήθηκε ως κοινός κατηγοριοποιητής το νευρωνικό δίκτυο LVQ.

#### A. Για το πρόβλημα της ταυτοποίησης

Για να επιτευχθεί η στατιστική επεξεργασία των δεδομένων αυτών και να προσαρμοστεί στις ανάγκες της πειραματικής διαδικασίας, επιλέχθηκαν τα πειραματικά δεδομένα που είναι βασισμένα σε κοινές μεθόδους (προ) επεξεργασίας. Προς τούτο επιλέγονται από τον Πίνακα 17 τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEΓ διανυσμάτων από τον Πίνακα 18 τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των  $3^{AR}$ -HEΓ διανυσμάτων και τέλος από τον Πίνακα 19 τα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των  $3^{BI}$ -HEΓ διανυσμάτων. Αυτές οι τρεις κατηγορίες HEΓφικών διανυσμάτων αποτελούν τους Πίνακες 22-25 [Poulos, κ.α., 2001]. Τα αποτελέσματα αυτά επαναλαμβάνονται εδώ για λόγους αυτονομίας του κεφαλαίου.

Κατάταξη στη κατηγορία: ⇒	$3^{ARa}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{AR}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{BIL}$ -HEΓ Διανύσματα		Σύνολο
	A	X	A	X	A	X	
Α	$\frac{20}{25}$ (80%)	$\frac{5}{25}$ (20%)	$\frac{19}{25}$ (76%)	$\frac{6}{25}$ (24%)	$\frac{22}{25}$ (88%)	$\frac{3}{25}$ (12%)	25
X	$\frac{8}{45}$ (18%)	$\frac{37}{45}$ (82%)	$\frac{8}{45}$ (18%)	$\frac{37}{45}$ (82%)	$\frac{10}{45}$ (22%)	$\frac{35}{45}$ (78%)	45
Σύνολο							70

Πίνακας 22. Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEΓ,  $3^{AR}$ -HEΓ,  $3^{BIL}$ -HEΓ διανυσμάτων του υποκειμένου Α έναντι της κλάσης X, χρησιμοποιώντας το νευρωνικό δίκτυο LVQ.

Κατάταξη στη κατηγορία: ⇒	$3^{ARa}$ -HEΓ <sup>-</sup> Διανύσματα		$3^{AR}$ -HEΓ <sup>-</sup> Διανύσματα		$3^{BIl}$ -HEΓ <sup>-</sup> Διανύσματα		Σύνολο
	B	X	B	X	B	X	
Ανήκει στην κατηγορία: ⇓							
B	$\frac{19}{25}$ (76%)	$\frac{6}{25}$ (24%)	$\frac{20}{25}$ (80%)	$\frac{5}{25}$ (20%)	$\frac{21}{25}$ (84%)	$\frac{4}{25}$ (16%)	25
X	$\frac{10}{45}$ (22%)	$\frac{35}{45}$ (78%)	$\frac{7}{45}$ (15%)	$\frac{38}{45}$ (85%)	$\frac{11}{45}$ (24%)	$\frac{34}{45}$ (76%)	45
Σύνολο							70

**Πίνακας 23.** Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEΓ<sup>-</sup>,  $3^{AR}$ -HEΓ<sup>-</sup>,  $3^{BIl}$ -HEΓ<sup>-</sup> διανυσμάτων του υποκειμένου Β έναντι της κλάσης Χ, χρησιμοποιώντας το νευρωνικό δίκτυο LVQ.

Κατάταξη στη κατηγορία: ⇒	$3^{ARa}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{AR}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{BIL}$ -HEΓ Διανύσματα		Σύνολο
	C	X	C	X	C	X	
C	$\frac{21}{25}$ (84%)	$\frac{4}{25}$ (16%)	$\frac{19}{25}$ (76%)	$\frac{6}{25}$ (24%)	$\frac{21}{25}$ (84%)	$\frac{4}{25}$ (16%)	25
X	$\frac{8}{45}$ (18%)	$\frac{37}{45}$ (82%)	$\frac{7}{45}$ (16%)	$\frac{38}{45}$ (84%)	$\frac{7}{45}$ (16%)	$\frac{38}{45}$ (84%)	45
Σύνολο							70

**Πίνακας 24.** Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEΓ,  $3^{AR}$ -HEΓ,  $3^{BIL}$ -HEΓ διανυσμάτων του υποκειμένου C έναντι της κλάσης X, χρησιμοποιώντας το νευρωνικό δίκτυο LVQ.

Κατάταξη στη κατηγορία: ⇒	$3^{ARa}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{AR}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{BI}$ -HEΓ Διανύσματα		Σύνολο
	D	X	D	X	D	X	
D	$\frac{18}{25}$ (72%)	$\frac{7}{25}$ (28%)	$\frac{17}{25}$ (68%)	$\frac{8}{25}$ (32%)	$\frac{19}{25}$ (76%)	$\frac{6}{25}$ (24%)	25
X	$\frac{10}{45}$ (22%)	$\frac{35}{45}$ (78%)	$\frac{11}{45}$ (24%)	$\frac{34}{45}$ (76%)	$\frac{11}{45}$ (24%)	$\frac{34}{45}$ (76%)	45
Σύνολο							70

**Πίνακας 25.** Τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $3^{ARa}$ -HEΓ,  $3^{AR}$ -HEΓ,  $3^{BI}$ -HEΓ διανυσμάτων του υποκειμένου D έναντι της κλάσης X, χρησιμοποιώντας το νευρωνικό δίκτυο LVQ.



Σύμφωνα με τους Πίνακες 22-25, εφαρμόζοντας την εξίσωση 38, εξάγονται οι τιμές  $\chi^2$  για όλες τις κατηγορίες ΗΕΓραφικών διανυσμάτων και μεθόδων. Οι τιμές αυτές καθώς και οι εξαγόμενες πιθανότητες εμφανίζονται στον Πίνακα 26.

Έλεγχος ΗΕΓραφικών Κατηγοριών	$3^{ARa}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{AR}$ -HEΓ Διανύσματα		$3^{BIL}$ -HEΓ Διανύσματα	
	$\chi^2$	Πιθανότητα	$\chi^2$	Πιθανότητα	$\chi^2$	Πιθανότητα
A-X	25.92	P<0.001	22.93	P<0.001	28.02	P<0.001
B-X	19.15	P<0.001	28.17	P<0.001	22.97	P<0.001
C-X	29.04	P<0.001	25.15	P<0.001	31.37	P<0.001
D-X	16.59	P<0.001	12.7	P<0.001	23.54	P<0.001

Πίνακας 26. Έλεγχος ομοιογένειας

Όπως μπορεί να διαπιστωθεί από τον Πίνακα 26, ο έλεγχος ομοιογένειας για τις διάφορες ομάδες ΗΕΓραφικών διανυσμάτων, δείχνει ότι σε όλες τις περιπτώσεις τα αποτελέσματα ταυτοποίησης δεν είναι τυχαία (ομοιογενή). Συγκεκριμένα, τα αποτελέσματα ταυτοποίησης για όλους τους συνδυασμούς των ΗΕΓραφικών ομάδων διανυσμάτων τα οποία ελήφθησαν χρησιμοποιώντας το γραμμικό μοντέλο AR επί του ρυθμού  $a$ , έδειξαν ότι ο βαθμός ομοιογένειας  $\chi^2$  κυμάνθηκε μεταξύ 16.59 και 25.92. Ο βαθμός ομοιογένειας  $\chi^2$  για το γραμμικό AR, από την άλλη πλευρά, κυμάνθηκε

μεταξύ 12.8 και 28.8. Τέλος ο βαθμός  $\chi^2$  ομοιογένειας χρησιμοποιώντας το διγραμμικό μοντέλο, διακυμάνθηκε μεταξύ 22.97 και 31.37.

Για καλύτερη κατανόηση, περιγράφεται η εξαγωγή του βαθμού ομοιογένειας  $\chi^2$  από τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των διανυσμάτων  $3^{ARa}$ -HEΓ, και ειδικότερα εξετάζεται η περίπτωση [A, X], όπως εμφανίζεται στον Πίνακα 22. Σύμφωνα με τον Πίνακα 12 και την εξίσωση 38, οι μεταβλητές της εξίσωσης αυτής δέχονται τις κάτωθι συγκεκριμένες τιμές:

$$x_1=20, x_2=5, y_1=8, y_2=37, N=25 \text{ και } M=45,$$

και κατά συνέπεια, η λύση της εξίσωσης 38 είναι:

$$\chi^2 = 25 * 45 * \left( \frac{\left( \frac{20}{25} - \frac{8}{45} \right)^2}{20+8} + \frac{\left( \frac{5}{25} - \frac{37}{45} \right)^2}{5+37} \right) = 25.92.$$

Έχοντας υπόψη την τιμή αυτή και με δεδομένο ένα (1) βαθμό ελευθερίας, ανατρέχοντας στους σχετικούς πίνακες, η αντίστοιχη πιθανότητα να απορριφθεί η  $H_0$  ενώ ισχύει, είναι μικρότερη του 0.001. Λαμβάνοντας αυτό υπόψη εξάγεται το συμπέρασμα ότι επειδή η μηδενική υπόθεση  $H_0$  απορρίπτεται, οι ομάδες διανυσμάτων  $3^{ARa}$ -HEΓ δύνανται να θεωρηθούν ότι διαθέτουν μεγάλο βαθμό ομοιογένειας. Ο ίδιος τρόπος υπολογισμού γίνεται και για τις υπόλοιπες περιπτώσεις, τα δε εξαγόμενα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 26. Στην **εικόνα 38** παρατηρείται πως το υπολογισμένο  $\chi^2$  για τις τρεις περιπτώσεις μεθόδων επεξεργασίας μεταβάλλεται σύμφωνα με την ακολουθούμενη μέθοδο επεξεργασίας. Παρατηρείται, επίσης ότι για το διγραμμικό μοντέλο η μεταβλητότητα αυτή είναι η μικρότερη, συγκρινόμενη με τις άλλες δύο μεθόδους επεξεργασίας.



**Εικόνα 38.** Παρουσιάζονται οι διακυμάνσεις των  $\chi^2$  τιμών για τις 4 περιπτώσεις πειραμάτων ταυτοποίησης [A-X], [B-X], [C-X] και [D-X] ως προς τις τρεις μεθόδους επεξεργασίας.

### B. Για το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης

Πραγματοποιήθηκε ο στατιστικός έλεγχος  $\chi^2$  των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης στο πρόβλημα των τεσσάρων (4) κατηγοριών αναγνώρισης [A ή B ή C ή D] με βάση τα διανυσμάτων  $3^{AR}$ -HEG και  $3^{BIL}$ -HEG. Σύμφωνα με τους Πίνακες 18<sup>a</sup> και 19<sup>a</sup>, οι διαστάσεις των παρατηρούμενων αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης είναι 4 x 4 και κατά συνέπεια δημιουργούνται οι Πίνακες 26<sup>a</sup>, 26<sup>b</sup>, διαστάσεων 4 x 4, που περιέχουν τις αναμενόμενες υπό τη μηδενική υπόθεση  $H_0$  και τις παρατηρούμενες συχνότητες κατηγοριοποίησης.

Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης	$3^{AR}$ -HEΓ Διανύσματα				Σύνολο
Κατηγοριοποιείται ως: $\Rightarrow$  Ανήκει στην Κατηγορία $\Downarrow$	A	B	C	D	
A	$\frac{17}{25}$ (68%) [25%]	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{3}{25}$ (12%) [25%]	$\frac{3}{25}$ (12%) [25%]	25
B	$\frac{8}{25}$ (32%) [25%]	$\frac{14}{25}$ (56%) [25%]	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{1}{25}$ (4%) [25%]	25
C	$\frac{4}{25}$ (16%) [25%]	$\frac{1}{25}$ (4%) [25%]	$\frac{20}{25}$ (80%) [25%]	$\frac{0}{25}$ (0%) [25%]	25
D	$\frac{5}{25}$ (20%) [25%]	$\frac{1}{25}$ (4%) [25%]	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{17}{25}$ (68%) [25%]	25
Σύνολο	34	18	27	21	100

**Πίνακας 26<sup>α</sup>.** Παρατηρούμενες και αναμενόμενες (δεύτερη σειρά εντός αγκυλών) συχνότητες κατηγοριοποίησης με βάση τα HEΓ ραφικά  $3^{AR}$ -HEΓ διανύσματα των υποκειμένων A ή B ή C ή D.

Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης	3 <sup>BIL</sup> -HEΓ Διανύσματα				Σύνολο
	A	B	C	D	
Κατηγοριοποιείται ως: ⇒  Ανήκει στην Κατηγορία ⇓					
A	$\frac{18}{25}$ (72%) [25%]	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{5}{25}$ (20%) [25%]	$\frac{0}{25}$ (0%) [25%]	25
B	$\frac{4}{25}$ (16%) [25%]	$\frac{20}{25}$ (80%) [25%]	$\frac{1}{25}$ (4%) [25%]	$\frac{0}{25}$ (0%) [25%]	25
C	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{21}{25}$ (84%) [25%]	$\frac{0}{25}$ (0%) [25%]	25
D	$\frac{1}{25}$ (4%) [25%]	$\frac{2}{25}$ (8%) [25%]	$\frac{3}{25}$ (12%) [25%]	$\frac{19}{25}$ (76%) [25%]	25
Total	25	26	30	19	100

**Πίνακας 26<sup>b</sup>.** Παρατηρούμενες και αναμενόμενες (δεύτερη σειρά εντός αγκυλών) συχνότητες κατηγοριοποίησης με βάση τα HEΓραφικά 3<sup>BIL</sup>-HEΓ διανύσματα των υποκειμένων A ή B ή C ή D.

Σύμφωνα με τα προηγούμενα, τα δεδομένα που παρουσιάζονται στους προαναφερόμενους Πίνακες (18<sup>α</sup>, 19<sup>α</sup> και 26<sup>α</sup>) εισάγονται στην εξίσωση 39, και υπολογίζονται οι τιμές  $\chi^2$ , οι οποίες παρουσιάζονται στον Πίνακα 26c, που είναι:

Χαρακτηριστικά Διανύσματα: =>	3 <sup>AR</sup> -HEΓ <sup>-</sup> Διανύσματα		3 <sup>BI</sup> -HEΓ <sup>-</sup> Διανύσματα	
	$\chi^2$ statistic [ $\chi^2_{(9,0.995)}$ ]	Πιθανότητα P<0.001	$\chi^2$ statistic [ $\chi^2_{(9,0.995)}$ ]	Πιθανότητα P<0.001
Έλεγχοι ↓				
A-B-C-D	109.92 [23.589]	P<0.001	155.04 [23.589]	P<0.001

**Πίνακας 26c.** Η αποτίμηση του ελέγχου  $\chi^2$  (έλεγχος ομοιογένειας) για την περίπτωση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης (A, B, C, D) με βάση τα διανύσματα 3<sup>AR</sup>-HEΓ<sup>-</sup> και 3<sup>BI</sup>-HEΓ<sup>-</sup>.

- για την επεξεργασία AR εκτιμήθηκε η τιμή  $\chi^2 = 109.92$  και
- για την διγραμμική (bilinear) επεξεργασία εκτιμήθηκε η τιμή  $\chi^2 = 155.04$ .

Στην περίπτωση αυτή και για 9 βαθμούς ελευθερίας η κρίσιμη τιμή για την απόρριψη της μηδενικής υπόθεσης πρέπει να είναι μεγαλύτερη από 16.919.

Συνεπώς και οι δύο τύποι διανυσμάτων παράγουν τιμή  $\chi^2$  που με άνεση επιτρέπουν την απόρριψη της υπόθεσης  $H_0$ . Διαπιστώνουμε ότι και στις δύο περιπτώσεις οι μέθοδοι έδωσαν διανύσματα που το συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής νευρωνικό δίκτυο LVQ κατηγοριοποιείται με ένα σημαντικά μη τυχαίο τρόπο. Από την άλλη πλευρά, το νευρωνικό δίκτυο LVQ δείχνει στατιστικά να κατηγοριοποιεί τα διανύσματα  $3^{\text{BIL}}$ -HEΓ με ένα στατιστικά σημαντικότερο, μη τυχαίο τρόπο, από ότι κατηγοριοποιεί τα αντίστοιχα διανύσματα  $3^{\text{AR}}$ -HEΓ.

#### 5.2.2.2 Σύγκριση μεθόδων κατηγοριοποίησης

Στην παράγραφο αυτή πραγματοποιείται ο στατιστικός έλεγχος των μεθόδων κατηγοριοποίησης CGA και RBF με βάση τα διανύσματα  $\mu^{\text{AR}}$ -HEΓ,  $\mu^{\text{FFT}}$ -HEΓ.

##### A. Αποτελέσματα ελέγχου ομοιογένειας για το πρόβλημα ταυτοποίησης

Εκτελείται ο έλεγχος ομοιογένειας και για τις δύο μεθόδους κατηγοριοποίησης CGA και RBF εφαρμόζοντας την εξίσωση 38 στα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης των HEΓραφικών διανυσμάτων  $\mu^{\text{AR}}$ -HEΓ και  $\mu^{\text{FFT}}$ -HEΓ που απορρέουν από τους Πίνακες 8 και 21. Κατόπιν αυτής της επεξεργασίας, όλες οι τιμές  $\chi^2$  μαζί με τις αντίστοιχες κρίσιμες πιθανότητες, παρουσιάζονται στον Πίνακα 27.

Έλεγχος ΗΕΓραφικών Κατηγοριών	RBF Νευρωνικό δίκτυο		CGA Μέθοδος	
	$\chi^2$	Πιθανότητα	$\chi^2$	Πιθανότητα
A-X	36.67	P<0.001	81.61	P<0.001
B-X	25.74	P<0.001	64.25	P<0.001
C-X	32.95	P<0.001	85.71	P<0.001
D-X	38.85	P<0.001	77.78	P<0.001

Πίνακας 27. Έλεγχος ομοιογένειας για το πρόβλημα της ταυτοποίησης

Όπως μπορεί να διαπιστωθεί από τον Πίνακα 27, ο έλεγχος ομοιογένειας που έγινε για τις μεθόδους ταυτοποίησης CGA και RBF και για τα συγκεκριμένα ( $\mu^{AR}$ -HEΓ,  $\mu^{FFT}$ -HEΓ) ΗΕΓραφικά διανύσματα, έδειξαν σε υψηλό βαθμό ότι τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των μεθόδων αυτών δεν είναι τυχαία (ομοιογενή). Πρέπει να σημειωθεί ότι ο βαθμός ομοιογένειας διαμορφώνεται από τις τιμές διακύμανσης του  $\chi^2$ . Συγκεκριμένα, για την περίπτωση της συνδυασμένης μεθόδου AR-RBF, οι τιμές  $\chi^2$  διακυμάνθηκαν μεταξύ 25.74 και 38.85, ενώ για την αντίστοιχη περίπτωση FFT-CGA κυμάνθηκαν μεταξύ 64.25 και 85.71.



Για καλύτερη κατανόηση του τρόπου εξαγωγής των τιμών του  $\chi^2$  που παρουσιάζονται στον Πίνακα 27, παρατίθεται ο υπολογισμός μιας τιμής  $\chi^2$  που αφορά τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των χαρακτηριστικών διανυσμάτων ( $\mu^{\text{AR}}$ -HEG) των ομάδων [A, X] από το νευρωνικό δίκτυο RBF. Συγκεκριμένα σύμφωνα με τον Πίνακα 21<sup>α</sup> οι μεταβλητές της εξίσωσης 38 λαμβάνουν τις παρακάτω συγκεκριμένες τιμές:

$$x_1=24, x_2=1, y_1=11, y_2=39, N=25 \text{ και } M=50$$

και κατά συνέπεια μία ειδική λύση της εξίσωσης (38) είναι η παρακάτω:

$$\chi^2 = 25 * 50 * \left( \frac{\left( \frac{24}{25} - \frac{11}{50} \right)^2}{24+11} + \frac{\left( \frac{1}{25} - \frac{39}{50} \right)^2}{1+39} \right) = 36.67.$$

Έχοντας υπόψη την τιμή αυτή και για δεδομένο βαθμό ελευθερίας 1, ανατρέχοντας στους σχετικούς πίνακες, η αντίστοιχη πιθανότητα να ισχύει η μηδενική υπόθεση  $H_0$  είναι μικρότερη του 0.001. Λαμβάνοντας αυτό υπόψη καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι επειδή η μηδενική υπόθεση  $H_0$  απορρίπτεται, τα αποτελέσματα ταυτοποίησης των  $\mu^{\text{AR}}$ -HEG διανυσμάτων δύνανται να θεωρηθούν ότι διαθέτουν μεγάλο βαθμό ομοιογένειας. Ο ίδιος τρόπος υπολογισμού γίνεται και για τις υπόλοιπες περιπτώσεις, τα δε εξαγόμενα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον Πίνακα 27.

### B. Αποτελέσματα ελέγχου Cohen's Kappa

Το Cohen's Kappa τεστ εκτελείται δια της εφαρμογής της εξίσωσης 39 στα αποτελέσματα ταυτοποίησης των ΗΕΓφικών διανυσμάτων  $\mu^{AR}$ -HE και  $\mu^{FFT}$ -HEΓ (Πίνακες 8 και 21) από τις μεθόδους CGA, RBF. Κατόπιν αυτής της επεξεργασίας, οι τιμές  $\chi^2$  μαζί με τις αντίστοιχες πιθανότητες συμφωνίας των αποτελεσμάτων, παρουσιάζονται στον Πίνακα 28.

Έλεγχος ΗΕΓφικών Κατηγοριών	Νευρωνικό δίκτυο RBF	Μέθοδος CGA
A-X	0.79	0.96
B-X	0.69	0.91
C-X	0.76	0.97
D-X	0.81	0.95

**Πίνακας 28.** Αποτελέσματα του ελέγχου Cohen's Kappa Test για το πρόβλημα της ταυτοποίησης

Σύμφωνα με τον Πίνακα 28, οι αναμενόμενες τιμές συμφωνίας των αποτελεσμάτων δείχνουν ότι όλα τα αποτελέσματα δύνανται να θεωρηθούν ως μη τυχαία. Συγκεκριμένα, για την περίπτωση της συνδυασμένης μεθόδου AR-RBF ο βαθμός συμφωνίας κυμάνθηκε μεταξύ 0.69 και 0.81, ενώ για την αντίστοιχη περίπτωση FFT-CGA κυμάνθηκε μεταξύ 0.91 και 0.97.

Για καλύτερη κατανόηση του τρόπου εξαγωγής των τιμών των βαθμών συμφωνίας των αποτελεσμάτων (Πίνακας 28), παρατίθεται ο υπολογισμός της τιμής ενός βαθμού συμφωνίας (Cohen's Kappa Test) που αφορά τα

αποτελέσματα ταυτοποίησης των διανυσμάτων  $\mu^{AR}$ -HEΓ των ομάδων [A, X] (Πίνακας 21) από το νευρωνικό δίκτυο RBF. Συγκεκριμένα, τα δεδομένα του Πίνακα 21 εισάγονται στις εξισώσεις 40, 41 με τον ακόλουθο τρόπο:

$$P_o = \frac{39+24}{50+25} = 0.84$$

$$d_1 = \frac{24}{25} = 0.96,$$

$$d_2 = \frac{1}{25} = 0.04,$$

$$d_3 = \frac{39}{50} = 0.78,$$

$$d_4 = \frac{11}{50} = 0.22.$$

Τότε  $P_e = d_1 * d_4 + d_2 * d_3 = 0.24$  και

$$K = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} = \frac{0.84 - 0.24}{1 - 0.24} = 0.79$$

Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία υπολογίζονται και οι υπόλοιπες τιμές των βαθμών συμφωνίας των αποτελεσμάτων, οι οποίες παρουσιάζονται στον Πίνακα 28.

### Γ. Αποτελέσματα τεστ διωνυμικής κατανομής.

Σε αυτό το στάδιο μετασχηματίζονται οι αρχικοί Πίνακες 8 και 21 στους Πίνακες 29 και 30, ώστε τα αποτελέσματα να απλοποιηθούν κατά τέτοιο τρόπο ώστε να φαίνονται σε αυτούς τους πίνακες μόνο δύο κατηγορίες αποτελεσμάτων (σωστή, μη σωστή αναγνώριση).

Κατηγοριοποίηση	A-X	B-X	C-X	D-X
Ορθή	95	92	94	96
Λανθασμένη	5	8	6	4
Σύνολο $n$	100	100	100	100

**Πίνακας 29.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης της CGA μεθόδου ως προς τα ΗΕΓραφικά διανύσματα  $\mu^{FTT}$ -HEΓ των υποκειμένων A, B, C, D έναντι της ομάδας των ασυσχέτιστων διανυσμάτων της ομάδας X.

Ταυτοποίηση	A-X	B-X	C-X	D-X
Ορθή	63	59	62	64
Λανθασμένη	12	16	13	11
Σύνολο $n$	75	75	75	75

**Πίνακας 30.** Αποτελέσματα ταυτοποίησης της CGA μεθόδου ως προς τα ΗΕΓραφικά διανύσματα  $\mu^{AR}$ -HEΓ των υποκειμένων A, B, C, D έναντι της ομάδας των ασυσχέτιστων διανυσμάτων της ομάδας X.

Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Newton Raphson (εξίσωση 46), υπολογίζονται οι αναμενόμενες τιμές οι οποίες δίνουν διωνυμική πιθανότητα ίση με την παρατηρούμενη πιθανότητα να υπάρχουν ορθές ταυτοποιήσεις. Στη συνέχεια χρησιμοποιώντας τις εξαγόμενες αυτές τιμές και τις πειραματικές τιμές ορθής ταυτοποίησης που εξάγονται από τους Πίνακες 28 και 29 υπολογίζονται (εξίσωση 49) οι τιμές  $\chi^2$  που προσδιορίζουν το βαθμό καλής προσαρμογής

των προαναφερόμενων αποτελεσμάτων ως προς το βαθμό της ακολουθούμενης διωνυμικής κατανομής. Όλα τα προαναφερόμενα αποτελέσματα και για τις δύο μεθόδους κατηγοριοποίησης περιγράφονται στους Πίνακες 31 και 32.

Συνδυασμός μεθόδων $\mu^{FFT-HEG} - CGA$								
Μηδενική Υπόθεση (null hypothesis) $H_0 : r = B(n, p)$	Ομάδες A -X		Ομάδες B -X		Ομάδες C -X		Ομάδες D -X	
	Σωστή	Λάθος	Σωστή	Λάθος	Σωστή	Λάθος	Σωστή	Λάθος
Παρατηρούμενες Τιμές	95	5	92	8	94	6	96	4
Αναμενόμενες Τιμές	94.5	5.5	91.3	8.7	93.4	6.6	95.6	4.4
$\chi^2$	0.0481		0.0617		0.0584		0.0380	
Πιθανότητα για $v=1$	0.75<P<0.95		0.75<P<0.95		0.75<P<0.95		0.75<P<0.95	
Συμπέρασμα για $\chi^2_{0.05,1}=3.841$	Δεν απορρίπτεται		Δεν απορρίπτεται		Δεν απορρίπτεται		Δεν απορρίπτεται	

**Πίνακας 31.** Τα εκτιμώμενα αποτελέσματα για τις αναμενόμενες τιμές αποτελεσμάτων που παρουσιάζουν διωνυμική πιθανότητα ίση με την παρατηρούμενη. Επίσης παρουσιάζονται οι εκτιμώμενες τιμές  $\chi^2$  από τις υπολογισμένες αναμενόμενες τιμές και τις παρατηρούμενες που εξάγονται από τη συνδυασμένη μέθοδο FFT- CGA και τα ΗΕΓγραφικά  $\mu^{FFT-HEG}$  διανύσματα των ομάδων [A -X, B-X, C-X, D-X].

Συνδυασμός μεθόδων AR - RBF								
Μηδενική Υπόθεση (null hypothesis) Ho : $r = B(n, p)$	Ομάδες A - X		Ομάδες B - X		Ομάδες C - X		Ομάδες D - X	
	Σοστή	Λάθος	Σοστή	Λάθος	Σοστή	Λάθος	Σοστή	Λάθος
	Παρατηρούμενες Τιμές	63	12	59	16	62	13	64
Αναμενόμενες Τιμές	60.9	14.1	56.5	18.5	58.8	15.2	61.9	13.1
$\chi^2$	0.3852		0.4485		0.4926		0.4079	
Πιθανότητα για $v = 1$	0.50 < P < 0.75		0.50 < P < 0.75		0.50 < P < 0.75		0.50 < P < 0.75	
Συμπέρασμα για $\chi^2_{0.05,1} = 3.841$	Δεν απορρίπτεται		Δεν απορρίπτεται		Δεν απορρίπτεται		Δεν απορρίπτεται	

**Πίνακας 32.** Τα εκτιμώμενα αποτελέσματα για τις αναμενόμενες τιμές αποτελεσμάτων που παρουσιάζουν διωνομική πιθανότητα ίση με την παρατηρούμενη. Επίσης παρουσιάζονται οι εκτιμώμενες τιμές  $\chi^2$  από τις υπολογισμένες αναμενόμενες τιμές και τις παρατηρούμενες που εξάγονται από τη συνδυασμένη μέθοδο AR-RBF και τα ΗΕΓφικά  $\mu^{AR}$ -ΗΕΓφ διανύσματα των ομάδων [A - X, B - X, C - X, D - X].

Αναλυτικότερα, σύμφωνα με τον Πίνακα 30 που αφορά τις συνδυασμένες μεθόδους FFT-CGA, ο αναμενόμενος αριθμός ορθών ταυτοποιήσεων και για τις τέσσερις (4) ομάδες ΗΕΓφικών διανυσμάτων  $\mu^{FFT}$ -ΗΕΓφ κυμάνθηκε μεταξύ 91.3 και 95.6, ενώ για την περίπτωση της μεθόδου AR-RBF ο αντίστοιχος αναμενόμενος αριθμός, όπως εμφανίζεται

στο Πίνακα 31, κυμάνθηκε μεταξύ 56.5 και 61.9. Επίσης πρέπει να σημειωθεί ότι στους πίνακες 30 και 31 περιλαμβάνονται και οι υπολογισμένες τιμές  $\chi^2$  μεταξύ των αναμενόμενων και παρατηρούμενων ορθών ταυτοποιήσεων και για τις δύο συνδυασμένες μεθόδους AR-RBF και FFT-CGA. Συγκεκριμένα, στην περίπτωση της μεθόδου FFT-CGA (πίνακας 31) οι τιμές αυτές κυμάνθησαν μεταξύ 0.0380 και 0.0617, ενώ στην περίπτωση της μεθόδου AR-RBF (πίνακας 32) οι τιμές αυτές κυμάνθησαν μεταξύ 0.3852 και 0.4926.

Για καλύτερη κατανόηση του τρόπου υπολογισμού των προαναφερόμενων τιμών, περιγράφεται ο υπολογισμός των εκτιμώμενων ορθών ταυτοποιήσεων, όπως και ο υπολογισμός του  $\chi^2$  που απορρέει από τις υπολογισμένες αναμενόμενες ορθές ταυτοποιήσεις και τις παρατηρούμενες ορθές ταυτοποιήσεις, που προσδίδουν τα χαρακτηριστικά ΗΕΓραφικά διανύσματα  $\mu^{AR-HEI}$  των ομάδων [A-X] σύμφωνα με τη μέθοδο AR-RBF (πίνακας 30). Η διαδικασία υπολογισμού αυτών των τιμών γίνεται στα ακόλουθα δύο στάδια:

1. Η εκτίμηση αναμενόμενων τιμών ( $R$ ).

Χρησιμοποιώντας τις εξισώσεις 43 και 45, και θέτοντας  $n=75$ ,  $p=63/75=0.84$ , και  $q=1-0.84=0.16$ , εκτιμώνται οι αριθμητικές τιμές  $f_R$  και  $f'_R$ . Στη συνέχεια θέτοντας ως αρχική τιμή  $R=1$  υλοποιείται η επαναληπτική διαδικασία Newton Raphson (44). Η επαναληπτική διαδικασία διακόπτεται όταν η διαφορά δύο συνεχόμενων εκτιμώμενων τιμών ( $R_{n+1}$ ) και ( $R_n$ ), γίνει μικρότερη από 0.1. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα, η τελική τιμή σύγκρισης για το R είναι  $R=60.9$ .

2. Υπολογισμός  $\chi^2$  από τις αναμενόμενες και από τις παρατηρούμενες ορθές ταυτοποιήσεις.

Η παρατηρούμενη τιμή, σύμφωνα με τον πίνακα 29, είναι  $r=63$ . Η εκτιμώμενη τιμή  $\chi^2$  εξάγεται εφαρμόζοντας την εξίσωση 47 ως ακολούθως:

$$\chi^2 = \frac{(63 - 60.9)^2}{60.9} + \frac{(12 - 14.1)^2}{14.1} = 0.3852$$

Με δεδομένο βαθμό ελευθερίας  $2-1=1$ , η σχετική πιθανότητα να ισχύει η μηδενική υπόθεση είναι  $0.50 < P < 0.75$ .

Με το ίδιο τρόπο υπολογίστηκαν και οι υπολοιπες τιμές των πινάκων 30, 31.

### 5.2.3 Αξιοπιστία των αποτελεσμάτων - εσωτερική και εξωτερική

Η στατιστική αποτίμηση των αποτελεσμάτων των μεθόδων ταυτοποίησης/κατηγοριοποίησης όπως παρουσιάστηκε παραπάνω στηρίχθηκε σε δύο σημαντικούς ελέγχους:

- Οι μέθοδοι επεξεργασίας σημάτων παράγουν μέσω παραμετρικών ή μη παραμετρικών επεξεργασιών διανύσματα τα οποία δίδουν αποτελέσματα ταυτοποίησης/κατηγοριοποίησης (μη) τυχαία ( $\chi^2$  έλεγχος ομοιογένειας), και
- Οι μέθοδοι ταυτοποίησης/κατηγοριοποίησης παράγουν αποτελέσματα που ακολουθούν διωνυμική κατανομή (έλεγχος  $\chi^2$  καλής προσαρμογής).

Όμως το ερώτημα που τίθεται στην παρούσα φάση είναι εάν αυτές οι μέθοδοι μπορούν να δώσουν εξίσου ικανοποιητικά αποτελέσματα και σε διαφορετικό πληθυσμό ΗΕΓ. Το ερώτημα αυτό μπορεί να απαντηθεί με την



χρησιμοποίηση δύο ελέγχων αξιοπιστίας (εσωτερικής, εξωτερικής), οι οποίες λεπτομερώς περιγράφονται παρακάτω.

### 1. Εσωτερικός έλεγχος αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων

Ελέγχεται η αξιοπιστία των μεθόδων με τη σύγκριση των αποτελεσμάτων ομοειδών ελέγχων. Στην παρούσα μελέτη, ομοειδείς έλεγχοι δύνανται να θεωρηθούν εκείνοι που έγιναν με τις ίδιες μεθόδους επεξεργασίας σήματος και στις οποίες χρησιμοποιήθηκαν τα ίδια μέσα κατηγοριοποίησης. Τέτοιοι πολλαπλοί έλεγχοι δύνανται να θεωρηθούν εκείνοι που έγιναν με το LVQ νευρωνικό δίκτυο σε διάφορες υπο-περιοχές του ρυθμού  $\alpha$  με τη μη παραμετρική επεξεργασία (FFT). Η διαδικασία αυτή επιτυγχάνεται με τον υπολογισμό του  $\alpha$  Cronbach συντελεστή [Zar, 1999]. Ο συντελεστής αυτός υπολογίζει την εσωτερική αξιοπιστία των αποτελεσμάτων. Πρέπει να σημειωθεί ότι οι μέθοδοι που αποφέρουν ένα συντελεστή μεγαλύτερο από την τιμή 0.80 θεωρούνται ότι διαθέτουν υψηλή εσωτερική αξιοπιστία. Ο υπολογισμός αυτού του συντελεστή γίνεται από την ακόλουθη εξίσωση:

$$\alpha = \frac{N r}{1 + (N-1) r}, \quad (50)$$

όπου  $N$  είναι ο συνολικός αριθμός των ελέγχων και  $r$  ο μέσος βαθμός αυτοσυσχέτισης των σωστών αποτελεσμάτων των ελέγχων.

- *Αποτελέσματα ελέγχου LVQ νευρωνικού δικτύου με βάση τα διανύσματα  $z^{FFT}$ -HEG.*  
Σύμφωνα με τα παραπάνω κατασκευάζεται, ο πίνακας 33 που αντιστοιχεί στις ορθές απαντήσεις των πινάκων 10-13. Για παράδειγμα, από τον πίνακα 10 αθροίζονται οι τιμές της επιτυχούς κατηγοριοποίησης και για

τις 3 συχνοτικές ζώνες [7-10, 8-11, 9-12] Hz. Για παράδειγμα οι αντίστοιχες τιμές για τη συχνοτική ζώνη [7-10] Hz διαμορφώνονται στον Πίνακα 33 ως εξής:

πίνακας (10):  $19+44= 63$ , πίνακας (33)

πίνακας (11):  $19+45= 64$ , πίνακας (33)

πίνακας (12):  $16+40= 56$ , πίνακας (33)

πίνακας (13):  $20+42= 62$ , πίνακας (33)

Έλεγχοι			
Συχνοτικές Περιοχές $\Rightarrow$	7-10 Hz	8-11 Hz	9-12 Hz
Υποκείμενα $\Downarrow$			
A-X	63	64	62
B-X	64	64	63
C-X	56	59	61
D-X	62	63	63
	N=3	$r=0.7543$	$\alpha= 0.9021$

**Πίνακας 33.** Βαθμός εσωτερικής αξιοπιστίας του συνδυασμού μεθόδων (διανύσματα  $3^{\text{FFTB}}$ -HEG, LVQ νευρωνικό δίκτυο).

## 2. Εξωτερικός έλεγχος αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων

Ελέγχεται η αξιοπιστία των μεθόδων επιμεριστικά και όχι συνολικά, όπως συνέβαινε με τον προηγούμενο έλεγχο. Με αυτό τον τρόπο εξετάζεται αν μία παράμετρος του προβλήματος μπορεί να δώσει μια αξιόπιστη λύση ανεξαρτήτως των υπολοίπων παραμέτρων. Πρέπει να σημειωθεί ότι για κάθε τέτοιου είδους σύγκριση οι μέθοδοι επεξεργασίας πρέπει να στηρίζονται στην ίδια ΗΕΓραφική βάση. Συγκεκριμένα, σε αυτό το στάδιο ελέγχεται η εξωτερική αξιοπιστία των παρακάτω συνδυασμένων μεθόδων που πληρούν την προηγούμενη προϋπόθεση.

- Αποτελέσματα έλεγχου νευρωνικού δικτύου LVQ με βάση τα διανύσματα  $3^{AR}$ -HEG και  $3^{BIL}$ -HEG

Κατασκευάζεται ο πίνακας 34 που αντιστοιχεί στις σωστές μετρήσεις των πινάκων 22-24.

Έλεγχος Νευρωνικού Δικτύου LVQ		
Μέθοδοι ⇒	AR	Διγραμμική
Υποκείμενα		
↓		
A-X	17	18
B-X	14	20
C-X	20	21
D-X	17	19
N=2	$r=0.6581$	$\alpha = 0.8524$

Πίνακας 34. Βαθμός εξωτερικής αξιοπιστίας των δύο μεθόδων επεξεργασίας (γραμμική (AR) και διγραμμική, ως προς τον κατηγοριοποιητή LVQ.

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

ΚΕΦΑΛΑΙΟ

6

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ

ΚΑΙ ΑΝΟΙΧΤΑ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΑ

ΠΕΔΙΑ

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 6 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ - ΑΝΟΙΧΤΑ ΕΡΕΥΝΗΤΙΚΑ ΠΕΔΙΑ

### 6.1 Συμπεράσματα

Από τη στατιστική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των προτεινόμενων μεθόδων προκύπτει το γενικό συμπέρασμα ότι το ΗΕΓ του (υγιούς) ατόμου μεταφέρει στατιστικώς σημαντικά μοναδικά ατομικά χαρακτηριστικά σε σχέση με τα ΗΕΓ άλλων ατόμων. Εξάλλου η παρούσα διατριβή ανέδειξε επιμέρους συμπεράσματα σε σχέση με τρεις (3) καθοριστικούς παράγοντες που σχετίζονται άμεσα με τα αποτελέσματα της παρούσας ερευνητικής εργασίας. Οι παράγοντες αυτοί είναι οι ακόλουθοι:

1. **Σήμα Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ):** Μέσα από το στάδιο προεπεξεργασίας του ΗΕΓ, όπως αναπτύχθηκε στις παραγράφους 2.7.1, 3.2 και 5.1.1.2, ευρέθη μία νέα σημαντική ιδιότητα του ΗΕΓ που ανατρέπει τις μέχρι σήμερα γενικές προσδιδόμενες ιδιότητες του, σύμφωνα με τις οποίες θεωρείται ότι το ΗΕΓ είναι ένα σήμα εν γένει μη στάσιμο [Hazarika, κ.α. 1997] ή ότι παρουσιάζει στάσιμες ιδιότητες σε πολύ μικρές συχνοτικές ζώνες (ρυθμός  $\alpha$ ) [Dumetrmuth, κ.α., 1987]. Πειραματικά διαπιστώθηκε σε ένα ποσοστό 100% επί δείγματος 255 ΗΕΓ υγιών ανθρώπων (παρ. 5.1.1.2), ότι κάθε συγκεκριμένο ΗΕΓραφικό τμήμα, μεγαλύτερο των 30 sec μπορεί να διαιρεθεί σε δύο (2) τουλάχιστον συμμετρικές φασματικές περιοχές. Η παρατηρούμενη φασματική συμμετρία προσδίδει μία νέα διάσταση στην πολύπλευρη φασματική μελέτη του ΗΕΓ, διότι με αυτό τον τρόπο

καταρρίπτεται η γενική παραδοχή της μη περιοδικότητάς του [Gibbs, F.A, κ.α. 1964].

**2. Μέθοδοι επεξεργασίας:** Υλοποιήθηκαν δύο διαφορετικές μέθοδοι επεξεργασίας:

- 1. Παραμετρικές μέθοδοι** οι οποίες βασίζονται στη γραμμική επεξεργασία τύπου AR και στη διγραμμική επεξεργασία (παρ. 3.3.2, 4.4.2, 5.1.1.3).
- 2. Μη παραμετρικές μέθοδοι** οι οποίες βασίζονται στον ταχύ μετασχηματισμό Fourier (παρ. 3.3.1, 4.4.2, 5.1.1.3)

Τα αποτελέσματα της χρησιμοποίησης των μεθόδων αυτών σε συνάρτηση με τις μεθόδους κατηγοριοποίησης ανέδειξαν τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματά τους ως προς την επίλυση του προβλήματος ταυτοποίησης ατόμου μέσω ΗΕΓ.

Συγκεκριμένα, η μη παραμετρική μέθοδος μετασχηματισμού Fourier στατιστικά έδωσε τα καλύτερα και πιο αξιόπιστα αποτελέσματα. Όμως, για ικανοποιητική ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας προκύπτουν έτσι χαρακτηριστικά διανύσματος μεγάλης διάστασης, μεταθέτοντας το πρόβλημα προς επίλυση στις μεθόδους κατηγοριοποίησης (Πίνακες 8, 10-16, 21).

Από την άλλη πλευρά η παραμετρική επίλυση του προβλήματος οδήγησε σε μετριότερα αποτελέσματα από εκείνα της μη παραμετρικής μεθόδου (Πίνακες, 17, 18, και 21) αν και εμφανής ήταν η βελτίωση των αποτελεσμάτων κατηγοριοποίησης που διαπιστώθηκε από τη μη γραμμική επεξεργασία (πίνακας 19). Από πλευράς πολυπλοκότητας, η μη παραμετρική μέθοδος πλεονεκτεί των παραμετρικών μεθόδων (πίνακας 2). Από αυτή την



παρατήρηση και σε συνδυασμό με τα παραπάνω συμπεράσματα, οδηγούμαστε στη διαπίστωση ότι οι φασματικές συνιστώσες (μετασχηματισμός Fourier) δύνανται να θεωρηθούν ως οι πλέον κατάλληλες για το πρόβλημα που επιλύουμε.

**1. Μέθοδοι Κατηγοριοποίησης:** Στην παρούσα διατριβή χρησιμοποιήθηκαν συνολικά τρεις (3) μέθοδοι κατηγοριοποίησης:

1. Νευρωνικό δίκτυο LVQ
2. Νευρωνικό δίκτυο RBF
3. Μέθοδος υπολογιστικής γεωμετρίας CGA

Το γενικό συμπέρασμα από την υλοποίηση και τον πειραματισμό με τις τρεις (3) αυτές μεθόδους κατηγοριοποίησης είναι ότι το νευρωνικό δίκτυο LVQ έδειξε να συμπεριφέρεται ιδανικά τόσο με τα γραμμικά (Πίνακες 18) διγραμμικά (πίνακες 19, 19α) διανύσματα όσο και με τα φασματικά χαρακτηριστικά διανύσματα (FFT) (Πίνακες 10-17). Αναδείχθηκαν έτσι οι δυνατότητες κατηγοριοποίησης που διαθέτει τόσο για τα χαμηλής όσο και για τα υψηλής διαστάσεως διανύσματα. Η διαπίστωση αυτή επιβεβαιώνεται από τα αποτελέσματα εσωτερικής και εξωτερικής αξιοπιστίας που έχει η μέθοδος δοκιμαζόμενη με τρία διαφορετικά είδη χαρακτηριστικών διανυσμάτων (Πίνακες 33, 34)

Από την άλλη πλευρά το νευρωνικό δίκτυο RBF δεν έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα στην κατηγοριοποίηση των φασματικών διανυσμάτων (πίνακας 20) ενώ στα διανύσματα παραμετρικών χαρακτηριστικών (AR ή διγραμμικά) (πίνακας 21) τα ποσοστά

κατηγοριοποίησης κυμάνθηκαν σε ικανοποιητικά επίπεδα. Τέλος η αναπτυχθείσα στα πλαίσια της παρούσας διατριβής μέθοδος κατηγοριοποίησης CGA έδωσε τα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με τις δύο άλλες μεθόδους, LVQ ή RBF, όσον αφορά την κατηγοριοποίηση φασματικών διανυσμάτων (FFT) (Πίνακες 6, 8). Αναλυτικότερα, η CGA μέθοδος έδειξε να κατηγοριοποιεί με τη μεγαλύτερη επιτυχία, σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους, τα χαρακτηριστικά φασματικά διανύσματα, επιπροσθέτως δε φάνηκε να κατηγοριοποιεί με ιδιαίτερη επιτυχία και τα (μεταβλητής διαστάσεως) φασματικά διανύσματα που προέρχονται από τη μονομορφική προεπεξεργασία (παράγραφος 5.1.1.2). Από την άλλη πλευρά το νευρωνικό δίκτυο RBF (πίνακας 20) φάνηκε να αδυνατεί να κατηγοριοποιήσει ικανοποιητικά τα FFT διανύσματα.

## 6.2 Ανοιχτά ερευνητικά πεδία

Τα συμπεράσματα της παρούσας διατριβής εύλογα δημιουργούν καινοτόμες προτάσεις για τα **ακόλουθα ανοιχτά ερευνητικά πεδία**

1. Σε βιολογικό επίπεδο δεν έχει ακόμα ξεκαθαρισθεί η βιοχημική διεργασία παραγωγής του ΗΕΓ. Οι τελευταίες έρευνες που έγιναν το 2000, στο νευρολογικό κέντρο McGill του Μόντρεαλ, σε επίπεδο νευροδιαβιβαστών, έδειξαν ότι οι χοληνεργικοί και GABAεργικοί νευρώνες του πρόσθιου εγκεφαλικού φλοιού, είναι υπεύθυνοι για την αλλαγή δραστηριότητας του ΗΕΓ. Η παρούσα διατριβή στο πεδίο αυτό θα μπορούσε να συνεισφέρει ώστε να καθορισθεί ένας παράγοντας συσχέτισης των συμπερασμάτων της με τη βιοχημική συμπεριφορά των νευρώνων αυτών.

2. Στην επεξεργασία του ΗΕΓραφικού σήματος που διεξήχθη, πιστεύεται ότι έγινε ένα βήμα προόδου ώστε να καταδειχθούν περιοχές του ΗΕΓ που μεταφέρουν στάσιμες ιδιότητες. Το γεγονός αυτό μπορεί να οδηγήσει την ιατρική σε νέους ορίζοντες διάγνωσης, διότι έως τώρα πιστευόταν ότι το ΗΕΓ είναι ένα σήμα εν γένει μη στάσιμο. Συγκεκριμένα, αυτό δύναται να βοηθήσει σε τομείς που μέχρι σήμερα οι υπάρχουσες τεχνικές διάγνωσης αδυνατούσαν να διαγνώσουν μία υποβόσκουσα νευρολογική πάθηση, όπως η σκλήρυνση κατά πλάκας. Προς αυτή την κατεύθυνση μία ενδιαφέρουσα πρόταση θα ήταν, εάν η ίδια έρευνα γινόταν και σε ΗΕΓ τέτοιων πληθυσμών. Η τυχόν σημαντική διαφοροποίηση των αποτελεσμάτων της έρευνας αυτής με αυτά της παρούσας διατριβής θα είχε ως αποτέλεσμα την εξαγωγή χρήσιμων διαγνωστικών συμπερασμάτων.

3. Η εκμετάλλευση των πλεονεκτημάτων των υψηλής διαστάσεως φασματικών διανυσμάτων οδήγησε όπως προαναφέρθηκε στην κατασκευή της μεθόδου κατηγοριοποίησης CGA. Το πλεονέκτημα της μεθόδου αυτής που βασίζεται στην επιτυχή κατηγοριοποίηση υψηλής και μεταβλητής διαστάσεως διανυσμάτων, είναι ότι μπορεί να βοηθήσει στην επίλυση παρόμοιων προβλημάτων κατηγοριοποίησης τόσο στη βιολογία όσο και σε άλλες επιστήμες (σεισμολογία, μετεωρολογία).

4. Τα στατιστικά αποτελέσματα και η εσωτερική και η εξωτερική αξιολόγηση αξιοπιστίας των προτεινόμενων μεθόδων (παράγραφος 5.2.2) θεμελιώνουν την πεποίθηση ότι στο μέλλον δύναται το ΗΕΓ να αποτελέσει μία αξιόπιστη λύση στο πρόβλημα που ονομάζεται ασφάλεια πληροφοριών.

5. Η αναζήτηση των συνδυασμένων εκείνων μεθόδων, (προ) επεξεργασίας και κατηγοριοποίησης, που προσδίδουν τη βέλτιστη εσωτερική και εξωτερική αξιοπιστία των αποτελεσμάτων αναπτύχθηκε στην παράγραφο

5.2.2. Πρέπει να σημειωθεί ότι από τα πειράματα που διεξήχθησαν υπολογίστηκε ότι ο καλύτερος δείκτης εσωτερικής αξιοπιστίας ήταν 0.9021 και ο αντίστοιχος εξωτερικής 0.9363. Οι δείκτες αυτοί έδειξαν ότι οι συνδυασμοί των μεθόδων που έδωσαν τα προαναφερόμενα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης δύνανται να θεωρηθούν ιδιαίτερα αξιόπιστοι και επιπροσθέτως ότι οι αντικειμενικοί στόχοι της παρούσας διατριβής από πλευράς στατιστικής σημαντικότητας έχουν επιτευχθεί πλήρως. Εντούτοις, οι τιμές αυτές των δεικτών δεν αποθαρρύνουν την προοπτική περαιτέρω βελτίωσης.

6. Η βιβλιογραφική έρευνα και τα συμπεράσματα της παρούσας διατριβής ενθαρρύνουν τον μελλοντικό ερευνητή για περαιτέρω έρευνα προς την κατεύθυνση: *ότι ένα και μόνο ΗΕΓ, κατάλληλου χρονικού διαστήματος, είναι δυνατό να περικλείει εκείνη την πληροφορία που θα μπορεί να ταυτοποιήσει με απόλυτη επιτυχία ένα άτομο.*

Συμπερασματικά οι προτεινόμενες μέθοδοι που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διατριβής απέδειξαν ότι έθεσαν ένα θεμέλιο λίθο που στο μέλλον δύναται να αποτελέσει μια μοναδικά αξιόπιστη μέθοδο ταυτοποίησης του ατόμου σύμφωνα με ατομικά χαρακτηριστικά που απορρέουν από την ψηφιακή επεξεργασία του ΗΕΓ.

**ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΑΝΑΦΟΡΕΣ**

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 7 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΑΝΑΦΟΡΕΣ

1. ANDERSEN, P., ANDERSSON, S., 1968. Physiological basis of the Alpha-Rhythm. New York: Appleton-Century-Crofts.
2. ANDERSEN, P., ANDERSSON, S., 1974. Thalamic origin of cortical rhythmic activity. Handbook of electroencephalography and clin. Neurophysiology, Vol. 2, Part C, pp. 2c-90-2c-118. Amsterdam: Elsevier.
3. ANDERSON, CW., 1997. Effects of variations in neural network topology and output averaging on the discrimination of mental tasks spontaneous electroencephalogram. Journal of Intelligent Systems; 7, 165-190.
4. ANOKHIN, A., STEINLEN, O., FISHER, C., MAO, Y., et al., 1992. A genetic study of the human low-voltage electroencephalogram. *Human Genetics*, 90, 99-112.
5. BERGER, H., 1929. Uber das EEG .I. Mitteilung. Arch. Psychol.(Frankf.) 87,527.
6. BERGER, H., 1938. Das Elektrenkephalogramm des Menschen. *Nova Acta Leopoldina*, 6, 38.

7. BRACCIE, E., CAMIZ, P., 1992. A stochastic learning model for retinal recognition of metric relations. Proceedings of 15<sup>th</sup> European conference on visual perception, Pisa.
8. BROOMHEAD, D., LOWE, D., 1988. Multivariable fractional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems*, **2**, 321-355.
9. BUCHSSBAUM, M., 1974. Average evoked response and stimulus intensity in identical and fraternal twins. *Physiol. Psychol.* **2**, 365-370
10. BUCHSSBAUM, M., S., & GERSHOM, E., S., 1979. Genetic factors in EEG, Sleep and evoked potentials, In: Human consciousness and its transformations, Davidson, ed. Phenomen Press.
11. BURRUS, C., et. All, 1994. Computer-Based Exercises for Signal Processing Using Matlab. Prentice Hall International Editions, New York.
12. CHRISTIAN, W., 1975. Klinische Electroencephalographie. Stuttgart: Thieme.
13. CREUTZFELD, O., HOUCHIN, J., 1974. Neuronal basis of EEG waves : In: Handbook of electroencephalography and clin. Neurophysiology, Vol. 2, Part C, pp. 2C-3-C-55 Amsrerdam: Elsevier.



14. DAVIS, H., & DAVIS, P.A., 1936. Action potentials of the brain in normal persons and in normal states of cerebral activity. *Archives of Neurological Psychiatry*, **36**,1214-1224.
15. DENOEU, T., 2000. A Neural Network Classifier based on Dempster - Shafer Theory. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, **30**, 2.
16. DUMERMUTH, G., and MOLINARI, L., 1987. Spectral Analysis of EEG Background Activity. In *Handbook Methods of Analysis of Brain Electrical and Magnetic Signals*, A. S. Gevins (ed.) (Amsterdam: Elsevier).
17. EISCHEN, S., LUCTRITZ, J., POLISH J., 1995, Spectral analysis of EEG from Families. *Biological Psychology*, **41**, 61-68.
18. ELLINGSON, R. J., 1956. Brain waves and problems of psychology. *Psychol. Bull.* **53**, 1-34.
19. FISCHER - WILLIAMS, M., LAST. S., L., LYBERI, G., and NORTHEFIELD, 1962. Clinico - EEG study of 128 gliomas and 50 intracranial metastatic tumours. *Brain* **1**, 85.
20. FRIEDMAN, D., COMBLATT, B. VAUGHAN, H., G., & ERLNMEYER-KIMLING, L., 1988. Auditory event-related potentials in children at risk for schizophrenia: the complete initial sample. *Psychiatry Research*, **26**, 203-221.

21. GASSER, T., P. BACHER, and STEINBERG, H., 1985. Test-retest reliability of spectral parameters of the EEG. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* **60**, 312-319.
22. GIBBS, F.A., 1950. *Atlas of Electroencephalography*, Cambridge, Mass.
23. GIBBS, F.A, AND GIBBS, E.L., 1951, 1952, 1964. *Atlas of Electroencephalography*, Cambridge, Mass.
24. GILL, PE, MURRAY, W, WRIGHT, MH., 1981. *Practical optimization*. San Diego: Academic.
25. GOTTLÖBER, A., 1938. The inheritance of brain potential patterns. *Journal of Experimental psychology*, **22**, 193-200.
26. GRAHAM, R., 1972. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set. *Information Process Letter*, **1**, 132- 133.
27. GRANGER, CW, ANDERSEN, AP., 1978a. *Introduction to bilinear Time series Models*. Cottingen: Vandenhoeck- Ruprecht.
28. HAYKIN, S., 1994. *Neural Networks*, ( USA: Mac Millan).

29. HAZARIKA, N., TSOL, A., C, SERGEJEW, A., 1997, Nonlinear Considerations in EEG Signal Classification. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **45**, 829- 836.
30. HEUSCHERT D., 1963. EEG-Untersuchungen an eineiigen Zwillingen im hohleren Lebensalter. *Z. Menschl. Vererb.-u. Konstit.-Lehre* **37**, 128-172.
31. JASPER, H., H., 1958. Diffuse projection systems: The integrative action of the reticular system, *Electroencephalogram. Clin Neurophysiol.* **1**, 405-420.
32. JUEL - NILSEN, N., HARVAND, B., 1958. The electroencephalogram in uniovular twins brought up apart. *Journal of Acta Genetica, (Basel)*, **8**, 57-64.
33. JUNG, R, 1953. Neurophysiologische Untersuchungsmethoden. II. Das EEG. In *Handbuch der innern Medizin*, Bd, v/1,pp.1-181. Berlin-Gottingen-Heidelberg:Springer.
34. KALCHER, J, FLOTZINGER, D, NEUPER, C, PFURTSCHELLER, G., 1994. Brain-computer interface II. *Medical & Biological Engineering & Computing* **34**, 382-388.
35. KOHONEN, T., 1995, *Self-Organizing Maps*, (Berlin - Heidelberg: Springer-Verlag).

36. KOSHINO, Y., & ISAKI, K., 1986. Familial Occurrence of the mu rhythm. *Clinical Electroencephalography*, **17**, 44-50.
37. KUGLER, J. 1966. *Elektroencephalografie in Klinik und Praxis*. 2. (Aufl. Stuttgart: Thiem).
38. LABUDA, M.C., COTTESMAN, I., & PAULS, D., 1993. Usefulness of twin studies for exploring etiology of childhood and adolescent psychiatric disorders. *American Journal of medical Genetics*, **48**, 47-59.
39. LENNOX, W., GIBBS, E., & GIBBS, F., 1945. The brain-pattern, and hereditary trait. *The Journal of Heredity*, **36**, 233-243.
40. LYKKEN, D., T., 1982. Research with twins: the concepts of emergences. *Psychophysiology*, **19**, 361-373.
41. LYKKEN, D., T., TELLEGEN, A., & THORKELSON, K. 1974. Genetic determination of EEG frequency spectra. *Biological Psychology*. **1**. 245-259.
42. LYKKEN, D, T., TELLEGEN, A., & IACONO, W., G., 1982. EEG spectra in twins: evidence for a neglected mechanism of genetic determination. *Biological Psychology*, **10**, 60-65.

43. LYKKEN, D. T., TELLEGEN, A., & THORKELSON, K., 1974. Genetic determination of EEG frequency spectra. *Biological Psychology*, **1**, 245-259.
44. ΜΠΑΛΛΗΣ Θ., 1970. Ηλεκτροεγκεφαλογραφία και ηλεκτρομυογραφία. Ιατρικές εκδόσεις.
45. NIEDERMEYER, E., 1993. The normal EEG of the walking adult. In: Niedermeyer E, Lopes da Silva F (eds), *Electroencephalography. Basic principles, clinical applications and related fields*. Freeman, Baltimore Munich pp 97-117.
46. NILSSON, N., 1988. *Learning Machines-Foundations Pattern-classifying systems*.
47. NIYOGI, P., 1998. *The informational complexity of learning*. Lunwer Academic Publishers, London.
48. NORMAN, MORISSON, 1994. *Introduction to Fourier Analysis*. Copyright 1994 by John Wiley & Sons, Inc.
49. PENFIELD, W., 1969. Epilepsy, neurophysiology and some brain mechanisms related to consciousness, *In basic Mechanisms of the epilepsies*, ed. Jasper, H.H. Ward, A.A. and Pope, A., Churchill, London.

50. PFURTSCHELLER, G, FLOTZINGER, D, KALCHER, J., 1993. Brain-Computer Interface: a new communication device for handicapped persons" *Journal of Microcomputer Applications*. **16**, 293-299.
51. PIETER, J, NEERVEN, J, NOEST, A, LOPEZ DA SILVA, F. (1991). Chaos or noise in EEG signals; dependence on state and brain site. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, **79**, 371-381.
52. PLOMIN , R. 1990. The role of inheritance in behavior. *Science*. **248**. 183-188.
53. POLISH, J., POLLOCK, V.E., & BLOOM, F., E., 1994. Meta-analysis of p300 amplitude from males at risk for alcoholism . *Psychological bulletin*, **115**, 55-73.
54. POULOS, M., RANGOUSI, M., KAFETZOPOULOS, E., 1998. Person identification via the EEG using computational geometry algorithms. *Proceedings of the Ninth European Signal Processing, EUSIPCO'98*. Rhodes, Greece, September 1998, pp. 2125-2128.
55. POULOS, M., RANGOUSI, M., ALEXANDRIS N., 1999. Neural network based person identification using EEG features. *Proceedings IEEE of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP' 99*, Arizona, USA. March 1999, pp. 1117-1120.

56. POULOS, M., RANGOUSI, M., CHRISSIKOPOULOS V., EVAGELOU, A., 1999. Parametric person identification from the EEG using computational geometry. *Proceedings IEEE of the Sixth International Conference on Electronics, Circuits and Systems ICECS'99*, Pafos, Cyprus. September 1999, pp. 1005-1012.
57. POULOS, M., RANGOUSI, M., CHRISSIKOPOULOS, V., EVAGELOU, A., 1999. Person identification based on parametric processing on the EEG. *Proceedings IEEE of the Sixth International Conference on Electronics, Circuits and Systems, ICECS'99*, Pafos, Cyprus. September 1999, pp. 283-286.
58. POULOS, M., RANGOUSI, M., ALEXANDRIS, N., EVAGELOU, 2001. A On the use of EEG features towards person identification via neural networks. *Medical Informatics & the Internet in Medicine*. **26**, 1, 35-48.
59. POULOS, M., RANGOUSI, M., ALEXANDRIS N., EVAGELOU, 2001. Person Identification from the EEG Using Nonlinear Signal Classification. *Methods in information in Medicine*. In Press.
60. ΡΙΖΟΣ, Γ., 1996. *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Θεωρία και Εφαρμογές, Εκδόσεις Νέων Τεχνολογιών, Αθήνα.*

61. RODIN, E., 1964. Familial occurrence of the 14 and 6/sec positive spike phenomenon. *Electroenceelography and Clinical Neurophysiology*, **66**, 489-501.
62. ROHARACHER, B., 1935. Interpretation of the potential waves in the cortex, *Journal of physiology* **81**, 440.
63. ROHARACHER, B., 1938. Berger rhythms: Potential changes from the occipital lobes in man, *Brain*, **57**, 355.
64. SAMMON, JW., 1969. A nonlinear mapping for data structure analysis. *IEEE Trans Comput*; **5**, 401-9.
65. SCHLAG, J., 1974. Reticular influences on thalamocortical activity. In: *Handbook of EEG and clinical neurophysiology*, **2**, Part C, 2C-119-2C-134.
66. SCHMETTAU, A., 1969. Korrelatonstatistische Untersuchung, über den Zusammenhang zwischen EEG und Persönlichkeitsmerkmalen. Dissertation.
67. SCHMETTAU, A, 1970. Zwei EEG Merkmalsverbände und ihre psychologischen Korrelate. *EEG-emg* I, 169-182.
68. SCOTT, D., F., 1973. *About Epilepsy*, Duckworth, London.



69. SHAMOS, M., 1975. Geometric Complexity. *Proceedings of the 7<sup>th</sup> Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, Albuquerque, New Mexico, May 1975, pp. 224-233.
70. STASSEN, H., BOMBEN, G., PROPPING P., 1987. Genetic aspects of the EEG an investigation into the within-pair similarity of monozygotic and dizygotic twins with a new method of analysis. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, **66**, 489-501.
71. STEINLEN, O, ANOCHIN, A, MAO, Y, SCHALT, E, VOGEL, F., 1992. Localization of a gene for the human low-voltage EEG on 20q and genetic heterogeneity. *Genomic* **12**, 69-73.
72. SUBBA, RAO, T., 1977. On the estimation of bilinear time series models. *Bull Inst. Int. Stat.*; **41**: 125-158.
73. SVISERSKAYA, N., KOROLKOVA, T., 1995. Genetic Features of the spatial organization the human cerebral cortex. *Neuroscience and Behavioral Physiology*, **25**, 370-376, 5.
74. SWAMI, A., MENDEL, M., 1989, AR Identification using Cumulants. *In Proceedings Workshop on Higher-Order Spectral Analysis*, Vail, Colorado, USA, April 1989, **1**, 1-6
75. SYRVILLO, W., W., 1977. Interval histograms of period of the EEG and reaction time in twins. *Behavior Genetics*, **7**, 161-170.

76. VARNER, J., POTTER, R., ROHRBAUGH, J., 1991, A procedure for automatic classification of EEG genetic variants Processing of biological signals. *Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS'91*, USA. September 1991, pp. 451-452.
77. VOGEL, F., 1958. *Über die Erblichkeit des normalen EEG.* Stuttgart:Thieme.
78. VOGEL, F., 1965. 14 und 6/sec positive spikes' im schlaf-EEG von jugendlichen ein- und zweieiigen Zwillingen. *Human genetic* **1**, 390-391.
79. VOGEL, F., 1970. The Genetic basis of the normal EEG. *Human Genetic*, **10**, 91-114.
80. VOGEL, F., COTZE, W., 1959. Familienuntersuchungen zur Genetik des normalen EEG. *Dtsch. Z. Nervenheilk.* **178**, 668-700.
81. VOGEL, F., FUJIYA, Y., 1969. The incidence of some inherited EEG variants in normal Japanese and German males. *Humangenetik* **8**, 38-42.
82. VOGEL, F. A. G. MOTULSKY, 1979. *Human Genetics: Problems and approaches*, 2d ed, Berlin: Springer-Verlag.
83. VOGEL, F., SCHALT, E., KRUNGER, J., 1979a. The electroencephalogram (EEG) as a research tool in human behavior

- genetics: psychological examination in healthy males with various inherited EEG variants. II. Results. *Human Genetics* **47**, 47-80.
84. VOGEL, F., SCHALT, E., KRUNGER, J., 1979b. The electroencephalogram (EEG) as a research tool in human behavior genetics: psychological examination in healthy males with various inherited EEG variants. I. Rationale of the study: material; methods Habitability of test parameters. *Human Genetics* **47**, 1-45.
85. VOGEL, F., SCHALT, E., KRUNGER, J., KLARICH, G., 1982. Relationship between behavior maturation measured by the "Baum" test and EEG frequency. A pilot study on monozygotic and dizygotic twins. *Human Genetics*, **62**, 60-65.
86. WENNERBERG, A., ZETTERBERG, L., 1971. Application of a computer - based model for EEG analysis. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol*, **31**, 457-468.
87. YOUNG, J. P., LADER, M. H., FENDON, G., W., W., A. 1972. A twin study on the genetic influences on the EEG. *J. Med. Genet.* **9**, 13-16.
88. ZADEH, L., 1996. Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Systems. World Scientific Publishing Co Pte Ltd. Vol.6, Singapore.
89. ZAR, JH., 1999. *Biostatistical Analysis*, New Jersey, USA: Prentice-Hall.

90. ZETTERBERG, L., H., 1969. Estimation of parameters for a linear difference equation with application to EEG analysis. *Mathematical Biosciences* **5**, 227-275 1994.
91. ZHU, J., HAZARIKA, N., TSOI, C. A., and SERGEJEW, A., 1994. *Classification of EEG signals using wavelet coefficients and an ANN. Proceedings of Pan Pacific Workshop on Brain Electric and Magnetic Topography*, Sidney, Australia. Feb. 1994, pp. 99.
92. ZUNG, W., WILSEN, W.P., 1967. Sleep and dream patterns in twins: Markov analysis of a genetic trait. *Recent Advances in Biological Psychiatry* **9**, 119-130.

**ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ**

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 8 ΠΑΡΑΡΤΗΜΑΤΑ

### 1. Υπολογισμός της ισομορφικής ζώνης ενός ΗΕΓφικού σήματος

```
function [frt] = isomorf(x);  
% πρόγραμμα υπολογισμού της frt ισομορφικής άλφα ζώνης.  
% x το αρχικό διακριτό σήμα  
total1=[];  
for x=1:512:18300;  
c1=x:x+4000;  
c=ct(c1);  
[pxe,fl]=psd(c,length(c),128,hanning(length(c)),0);  
t1=find(fl>7 & fl<13);  
k=fl(t1);  
r=pxe(t1);  
x=r;  
tr=find(r==max(r));  
fr=k(tr);  
st=sqrt(var(x));  
me=mean(x);  
f=(me-fr)/st;  
total1=[total1,f];  
end  
z1=find(total1==min(total1))  
tre=z1*512-511
```

```
x=ct(tre:tre+3099)

rk=[];
fol=0;
sf1=0;
sf2=0;
sf3=0;

% υπολογισμός των ACF συντελεστών.
for k=0:1:250
    for n=1:length(x)-k;
        f1=x(n)*x(n+k);
        sf1=sf1+f1;
        f2=x(n);
        sf2=sf2+f2;
        f3=x(n)^2;
        sf3=sf3+f3;
    end
    fol=(sf1-(1/(n-k))*sf2^2)/(sf3-(1/(n-k))*sf2^2);
    rk=[rk,fol];
    fol=[];
    sf1=0;
    sf2=0;
    sf3=0;
end
```



```
[pxe,f1]=psd(rk,length(rk),128,hanning(length(rk)),0);  
t=find(f1>7 & f1<13)  
k1=f1(t);  
r=pxe(t);  
[B,A]=prony(rk,0,2);  
[P]=roots(A);  
P=real(P);  
P=P(1);  
s=abs(2*((1-P)/sqrt(P)))  
we=find(r==max(r));  
fir=k1(we)
```

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

## 2. Υπολογισμός Διγραμμικών συντελεστών

```
function [B] = bilintest(x);
```

```
% πρόγραμμα υπολογισμού bilinear συντελεστών με τη μέθοδο ελαχίστων  
τετραγώνων. Η μέθοδος είναι κατασκευασμένη για 6 συντελεστές.
```

```
% x το αρχικό σήμα.
```

```
m=2
```

```
k=3
```

```
tol=0.1
```

```
p=8
```

```
avec = arceest(x,p,0,2,p,512,25);
```

```
dlmwrite('testa2',avec);
```

```
eh1 = filter(avec,1,x);
```

```
vareh = [var(eh1)]
```

```
pause
```

```
dist = realmax;
```

```
nrep = 0;
```

```
alpha = 0;
```

```
B = zeros(m,k);
```

```
BT = B';
```

```
TH1 = [avec(:); alpha; BT(:)]
```

```
TH = [TH1];
```

```
pause
```

```
while dist > tol
```

```
    nrep = nrep + 1
```

```
eh0 = eh1;
TH0 = TH1;

[avec, alpha, B, Mn] = bilin(x, eh0, p, m, k);
[ch1] = reesteh(eh0, x, avec, alpha, B);

BT = B';
TH1 = [avec(:); alpha; BT(:)];
TH = [TH TH1];
vareh = [vareh var(eh1)];
dist = norm(TH1 - TH0,2)
end
dlmwrite('testb2',TH1)
clear

*****
function [avec, alpha, B, Mn] = bilin(x, eh, p, m, k);
% written for m=2, k=3 only. AR order p may vary. x is the signal. One pass.
% maria, 25-10-1999
m = 2;
k = 3;
N = length(x);
t = [p+1:N];
M11 = zeros(p+1,p+1);
for i=1:p+1,
    for j=1:p+1,
```

```
M11(i,j) = sum(x(t-i+1).*x(t-j+1));  
end  
end  
M12 = zeros(p+1,1);  
for i=1:p+1,  
    M12(i) = -sum(x(t-i+1));  
end  
M13 = zeros(p+1,3);  
for i=1:p+1,  
    for j=1:3,  
        M13(i,j) = -sum( x(t-1).*x(t-i+1).*eh(t-j) );  
    end  
end  
  
M14 = zeros(p+1,3);  
for i=1:p+1,  
    for j=1:3,  
        M13(i,j) = -sum( x(t-2).*x(t-i+1).*eh(t-j) );  
    end  
end  
M22 = -sum(ones(size([t])));  
M23 = zeros(1,3);  
for j=1:3,  
    M23(j) = sum( x(t-1).*eh(t-j) );  
end
```

```
M24 = zeros(1,3);
```

```
for j=1:3,
```

```
    M24(j) = sum( x(t-2).*eh(t-j) );
```

```
end
```

```
M33 = zeros(3,3);
```

```
for i=1:3,
```

```
    for j=1:3,
```

```
        M33(i,j) = sum( (x(t-1).^2).*eh(t-i).*eh(t-j) );
```

```
    end
```

```
end
```

```
M34 = zeros(3,3);
```

```
for i=1:3,
```

```
    for j=1:3,
```

```
        M34(i,j) = sum( x(t-1).*x(t-2).*eh(t-i).*eh(t-j) );
```

```
    end
```

```
end
```

```
M44 = zeros(3,3);
```

```
for i=1:3,
```

```
    for j=1:3,
```

```
        M44(i,j) = sum( (x(t-2).^2).*eh(t-i).*eh(t-j) );
```

```
    end
```

```
end
```

M = [M11 M12 M13 M14; M12' M22 M23 M24 ; M13' M23' M33 M34;  
M14' M24' M34' M44];

Mn = M/N;

dM = p + 2 + m\*k;

sol = -Mn(2:dM,2:dM)\Mn(2:dM,1); %a0=1

avec = [1; sol(1:p)];

alpha = sol(p+1);

b1vec = sol(p+1+[1:k]);

b2vec = sol(p+1+k+[1:k]);

B = [b1vec'; b2vec'];

\*\*\*\*\*

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

### 3. Υλοποίηση Αλγορίθμου Υπολογιστικής Γεωμετρίας (CGA)

```
function [x1, y1] = CGA(c);
```

```
% Marios Poulos 1998
```

```
% πρόγραμμα υπολογισμού των κορυφών ενός κεντρώου πολυγώνου c σημείων  
στο καρτεσιανό επίπεδο.
```

```
% c οι διακριτές τιμές του αρχικού σήματος.
```

```
yn=fft(c, length(c));
```

```
n=length(yn);
```

```
r=yn(t);
```

```
u=abs(r)
```

```
u=u'
```

```
n=size(u);
```

```
n=n(2);
```

```
for i=1:1:n-1;
```

```
    for j=i+1:n-1;
```

```
        if u(i)~=u(j+1);
```

```
            u(j+1)=0;
```

```
        else;
```

```
            u(j)=u(j);
```

```
        end;
```

```
    end;
```

```
end;
```

```
k=find(u==0)
u(k)=[]
num=find(u);
si=size(num);
si=si(2);
o=f(t);
for sat=1:1:1;
    if si>3;
        clear('a1','b1');
        umin=min(u);
        nmin=find(u==min(u));
        h1=find(num<nmin);
        h2=find(num>nmin);
        h3=[h1,h2];
        unew=u(h3);
        onew=o(h3); %όπου unew & onew οι νέοι πίνακες χωρίς το ζεύγος τιμών
        ψmin
        omin=o(nmin);
        for k1=1:1:(si-1);
            g1(k1)=(unew(k1)-u(nmin))/(onew(k1)-o(nmin)); %g1(k1) ο συντελεστής
            διευθύνσεως των ευθειών που σχηματίζονται απο το επιλεγμ. σημείο
            (umin,omin) με τα υπόλοιπα σημεία
            l1(k1)=atan(g1(k1));
            if l1(k1)<0;
                e1(k1)=l1(k1);
            else;
```



```
f1(k1)=I1(k1);

end;
end;
d1=find(e1<0);
d2=e1(d1);
d3=size(d2);
d4=d3(2);
t1=find(f1>0);
t2=f1(t1);
t3=size(t2);
t4=t3(2);
%πρόγραμμα της επιλογής ψάχνει και βρίσκει εκείνο
%με τη μεγαλύτερη τιμή και το ανταλλάσει με την τιμή του
%με την τιμή του δεύτερου στοιχείου(κατασκευή index απο τα x,y των
σημείων με βάση τις γωνίες.

for r1=1:1:d4;
anh=find(d2==min(d2));
an1(r1)=anh(1);
ang1(r1)=d2(an1(r1));
d2(an1(r1))=600000;
end;

for r2=1:1:t4;
an2o=find(t2==min(t2));
```

```
an2(r2)=an2o(1);
ang2(r2)=t2(an2(r2));
t2(an2(r2))=600000;
end;

ang=[ang2,ang1];
x1=d1(an1);
x2=t1(an2);% ταξινόμηση ως προς τον αρχικό Πίνακα 11
xn=[x2,x1];
onew(xn);%οι τεταγμένες ταξινομημένες ως προς τους συντελεστές
διεύθυνσης
unew(xn);%οι τετμημένες ταξινομημένες ως προς τους συντελεστές
διεύθυνσης

t5=[o(nmin),onew(xn),o(nmin)];
t6=[u(nmin),unew(xn),u(nmin)];
a1(1)=t5(1);
a1(2)=t5(2);
b1(1)=t6(1);
b1(2)=t6(2);
l3=2;
k1=si+1;
h=(t6(2)-t6(1))/(t5(2)-t5(1));
for l3=2:l:si;
if k1>3;
for k2=3:l:k1;
```

$g2(k2-2)=(t6(k2)-t6(2))/(t5(k2)-t5(2));$  %g2(k2) ο συντελεστής  
διευθύνσεως των ευθειών που σχηματίζονται απο το επιλεγμ. σημείο  
(umin,omin) με τα υπόλοιπα σημεία

end;

for k2=2:1:k1-1;

$I1(k2-1)=(g2(k2-1)-h)/(1+h*g2(k2-1));$

$I2(k2-1)=atan(I1(k2-1));$

end;

for k2=1:1:k1-2;

if  $I2(k2)<0;$

$e1(k2)=I2(k2);$

else;

$f1(k2)=I2(k2);$

end;

end;

$d1=find(e1<0);$

$d2=e1(d1);$

$d3=size(d2);$

$d4=d3(2);$

$t1=find(f1>0);$

$t2=f1(t1);$

$t3=size(t2);$

$t4=t3(2);$

%πρόγραμμα της επιλογής ψάχνει και βρίσκει εκείνο

%με τη μεγαλύτερη τιμή και το ανταλλάσει με την τιμή του

%με την τιμή του δεύτερου στοιχείου(κατασκευή index απο τα x,y των σημείων με βάση τις γωνίες.

```
for r1=1:1:d4;
```

```
an1u=find(d2==min(d2));
```

```
an1(r1)=an1u(1);
```

```
ang1(r1)=d2(an1(r1));
```

```
d2(an1(r1))=600000;
```

```
end;
```

```
d2=[];
```

```
for r2=1:1:t4;
```

```
an2x=find(t2==min(t2));
```

```
an2(r2)=an2x(1);
```

```
ang2(r2)=t2(an2(r2));
```

```
t2(an2(r2))=600000;
```

```
end;
```

```
t2=[];
```

```
ang=[ang2,ang1];
```

```
x1=d1(an1);
```

```
x2=t1(an2); % ταξινόμηση ως προς τον αρχικό Πίνακα II
```

```
xn=[x2,x1];
```

```
m(l3+2)=find(t5==t5(xn(1)));
```

```
k=find(t5);
```

```
k=k(k(m(l3+2)):k(k1-2));
```

```
t5=[a1(l3),t5(k)];
```

```
t6=[b1(l3),t6(k)];
k11=find(t5);
k12=size(k11);
k1=k12(2);
a1(l3+1)=t5(2);
b1(l3+1)=t6(2);
h=(b1(l3+1)-b1(l3))/(a1(l3+1)-a1(l3));
else;
end;
end;
k=size(b1);
k=k(2);
for i=1:1:k;
s(i)=find(u==b1(i));
end;
o(s)=[];
u(s)=[];
num=find(o');
si=size(num);
num=num';
si=si(1);
else;
end;
end;
x1=[a1,a1(1)];
y1=[b1,b1(1)];
```

```
function [xe, ye] = CGA1(x1,y1,x2,y2);
```

```
% υπολογισμός τομής κυρτών πολυγώνων
```

```
% [xe], [ye] συντεταγμένες κορυφών του νέου κυρτού πολυγώνου που
```

```
ορίζεται ως η τομή δύο κυρτών πολυγώνων.
```

```
% x1,y1 οι συντεταγμένες που ορίζουν το πρώτο κυρτό πολύγωνο.
```

```
b2=[b2,b2(1)];
```

```
k1=find(a1);
```

```
l1=find(a2);
```

```
l2=size(l1);
```

```
k2=size(k1);
```

```
k3=k2(2); % k3 & l3 αριθμός των σημείων που ορίζουν το πρώτο και το
```

```
δεύτερο πολύγωνο
```

```
l3=l2(2);
```

```
for j=1:l:k3;
```

```
for i=1:l:l3-1;
```

```
ax=a1(j)-a2(i);
```

```
bx=b1(j)-b2(i);
```

```
a1x=a1(j)-a2(i+1);
```

```
b1x=b1(j)-b2(i+1);
```

```
v1=[ax,bx,0];
```

```
v2=[a1x,b1x,0];
```

```
pro=cross(v1,v2);
```

```
h(j,i)=pro(3);
```

```
end;
```

```
end;
```

```
for j=1:l:k3;
suml=0;
for i=1:l:k3-1;
if h(j,i)<0;
t(j,i)=-1;
else;
t(j,i)=0;
end;
suml=suml+t(j,i);
s(j)=suml;
end;
end;
k1=find(s==0);
v1=[];
v2=[];
t=[];
h=[];
s=[];
for j=1:l:k3;
for i=1:l:k3-1;
ax=a2(j)-a1(i);
bx=b2(j)-b1(i);
a1x=a2(j)-a1(i+1);
b1x=b2(j)-b1(i+1);
v1=[ax,bx,0];
v2=[a1x,b1x,0];
```

```

    pro=cross(v1,v2);
    h(j,i)=pro(3);
    end;
    end;

    for j=1:1:l3;
    sum1=0;
    for i=1:1:k3-1;
    if h(j,i)<0;
    t(j,i)=-1;
    else;
    t(j,i)=0;
    end;
    sum1=sum1+t(j,i);
    s(j)=sum1;
    end;
    end;
    k=find(s==0);
    matrx=[a2(k),a1(k1)];% πίνακες σημείων εσωτερικών
    matry=[b2(k),b1(k1)];% που προήλθαν απο τομές δύο κυρτών πολυγώνων
    v1=[];
    v2=[];
    t=[];
    h=[];

    % b στάδιο εύρεσης σημείων τομής δύο κυρτών πολυγώνων
    % Πρόγραμμα εύρεσης σημείων τομής κυρτών πολυγώνων
    
```

Πανεπιστήμιο Πειραιώς



```
for j=1:l:k3-1;
  for i=1:l:l3-1;
    r1=[a1(j+1),a1(j)];
    r2=[a2(i+1),a2(i)];
    h1=b1(j+1)-b1(j);
    h2=a1(j)-a1(j+1);
    p1=b2(i+1)-b2(i);
    p2=a2(i)-a2(i+1);
    q=[h1,h2;p1,p2];
    g(j)=a1(j)*(b1(j+1)-b1(j))-b1(j)*(a1(j+1)-a1(j));
    n(j,i)=a2(i)*(b2(i+1)-b2(i))-b2(i)*(a2(i+1)-a2(i));
    f=[g(j);n(j,i)];
    x=inv(q)*f;
    x1(j,i)=x(1);
    x2(j,i)=x(2);
    maxi=find(r1==max(r1));
    mini=find(r1==min(r1));
    maxix=find(r2==max(r2));
    minix=find(r2==min(r2));
    if x1(j,i)<=r1(maxi) & x1(j,i)>=r1(mini) & x1(j,i)<=r2(maxix) &
x1(j,i)>=r2(minix);
    pol1(j,i)=x1(j,i);
    pol2(j,i)=x2(j,i);
    if pol1(j,i)<0 | pol1(j,i)>0;
    else;
    pol3(j,i)=x1(j,i);
```

```

pol4(j,i)=x2(j,i);
end;
end;
r2=[];
f=[];
r1=[];
q=[];
end;
end;
matr1=find(sparse(pol1));
matr1=matr1';

```

% Γ στάδιο συνένωση των πινάκων του πρώτου και του δεύτερου Πίνακα

σε ένα που

περιέχει το νέο πολύγωνο

```
pinx=[pol1(matr1),matrx];
```

```
piny=[pol2(matr1),matry];
```

```
matrx=[];
```

```
matry=[];
```

```
dlmwrite('pinx',pinx);
```

```
dlmwrite('piny',piny);
```

```
clc
```

```
clear
```

% Δ στάδιο επαναδιάταξης των σημείων του πολυγώνου

% υπολογισμός σημείου με μικρότερο ψ

```
pinx=dlmread('pinx');
```

```
piny=dlmread('piny');
```

```
a1=dlmread('5gkyra1');% a1,a2 οι συντεταγμένες που ορίζουν το πρώτο  
κυρτό πολύγωνο
```

```
a1=[a1,a1(1)];
```

```
a2=dlmread('5gkyra2') ;% β1,β2 << << το δεύτερο << <<
```

```
a2=[a2,a2(1)];
```

```
b1=dlmread('5gpana1');
```

```
b1=[b1,b1(1)];
```

```
b2=dlmread('5gpana2');
```

```
b2=[b2,b2(1)];
```

```
if pinx==[]
```

```
plot(a1,b1,a2,b2)
```

```
clear
```

```
clc
```

```
else
```

```
l=size(pinx);
```

```
si=l(2);
```

```
for v=1:l:si-1;
```

```
for w=v:l:si-1;
```

```
if pinx(v)==(pinx(w+1));
```

```
pinx(v)=0;
```

```
piny(v)=0;
```

```
else;
```

```
pinx(v)==pinx(v);
```

```
piny(v)==piny(v);
```

```

end
end
end
[x,y]=find(pinx);
pinx=pinx(y);
piny=piny(y);
l=size(pinx);
si=l(2);
num=find(pinx);
num=num';
umin=min(piny);
nmin=find(piny==min(piny));
h1=find(num<nmin);
h2=find(num>nmin);
h3=[h1',h2'];
unew=piny(h3);
onew=pinx(h3); %όπου unew & onew οι νέοι πίνακες χωρίς το ζεύγος τιμών
ψmin
omin=pinx(nmin);
for k1=1:1:(si-1);
    g1(k1)=(unew(k1)-piny(nmin))/(onew(k1)-pinx(nmin)); %g1(k1) ο
    συντελεστής διεύθυνσεως των ευθειών που σχηματίζονται απο το επιλεγμ.
    σημείο (umin,omin) με τα υπόλοιπα σημεία
    l1(k1)=atan(g1(k1)) ;
    if l1(k1)<0;
        e1(k1)=l1(k1);
    end
end
end
end

```

```
else;
    f1(k1)=l1(k1);

end;
end;
d1=find(e1<0);
d2=e1(d1);
d3=size(d2);
d4=d3(2);
t1=find(f1>0);
t2=f1(t1);
t3=size(t2);
t4=t3(2);
%πρόγραμμα της επιλογής ψάχνει και βρίσκει εκείνο
%με τη μεγαλύτερη τιμή και το ανταλλάσει με την τιμή του
%με την τιμή του δεύτερου στοιχείου(κατασκευή index απο τα x,y των
σημείων με βάση τις γωνίες.
k2=d2;
k3=t2;
for r1=1:1:d4;
    an1(r1)=find(d2==min(d2));
    ang1(r1)=d2(an1(r1));
    d2(an1(r1))=600000;
end;
for r2=1:1:t4;
    an2(r2)=find(t2==min(t2));
```

```
ang2(r2)=t2(an2(r2));  
t2(an2(r2))=600000;  
end;  
ang=[ang2,ang1];  
x1=d1(an1);  
x2=t1(an2); % ταξινομηση ως προς τον αρχικό Πίνακα I1;  
xn=[x2,x1];  
onew(xn); %οι τεταγμένες ταξινομημένες ως προς τους συντελεστές  
διεύθυνσης ;  
unew(xn); %οι τετμημένες ταξινομημένες ως προς τους συντελεστές  
διεύθυνσης ;  
polygonx=[omin,onew(xn)];  
polygony=[umin,unew(xn)];  
onew(xn)=[];  
unew(xn)=[];  
xe=[polygonx,polygonx(1)];  
ye=[polygony,polygony(1)];  
plot(a1,b1,a2,b2,xe,ye);  
end
```