

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ & ΑΥΤΟΜΑΤΟΥ ΕΛΕΓΧΟΥ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ ΦΟΙΤΗΤΗ

ΑΛΕΞΟΠΟΥΛΟΥ ΠΑΝΑΓΙΩΤΗ

ΜΕ ΘΕΜΑ:

**ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΙΑΤΡΙΚΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ
(ΚΑΡΔΙΟΤΟΚΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ) ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ
ΜΕΘΟΔΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ**

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ : ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ Π. ΓΡΟΥΜΠΟΣ

ΑΡΙΘΜΟΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ /2007
ΠΑΤΡΑ, ΙΟΥΛΙΟΣ 2007

ΠΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ

Πιστοποιείται ότι η διπλωματική εργασία με θέμα:

“Επεξεργασία ιατρικού σήματος (καρδιοτοκογραφήματος) με τη χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης”

του φοιτητή του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών

Αλεξόπουλου Παναγιώτη (Α.Μ. 4874)

παρουσιάστηκε δημόσια και εξετάστηκε στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών στις / 07 / 2007.

Ο Επιβλέπων

Ο Διευθυντής του Τομέα

Καθηγητής Πέτρος Γρουμπός

Καθηγητής Νικόλαος Κούσουλας

Ευχαριστίες

Η διπλωματική αυτή εργασία δεν θα τελείωνε χωρίς την συμβολή ορισμένων ανθρώπων τους οποίους θα ήθελα να ευχαριστήσω και από την θέση αυτή.

Ευχαριστώ καταρχάς τον κ. Γρουμπό Πέτρο, ο οποίος ως επιβλέπων καθηγητής της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας συνέβαλε τα μέγιστα με τις υποδείξεις του στην αντιμετώπιση κάθε δυσκολίας. Χωρίς την πολύτιμη βοήθεια του η εκπόνηση της συγκεκριμένης εργασίας θα ήταν αδύνατη.

Ευχαριστώ τον κ. Τζέ Αντώνιο, ο οποίος ως συνεπιβλέπων καθηγητής, συνέβαλε με την σειρά του στην διεκπαιρέωση της εργασίας αυτής με τις απαραίτητες συμβουλές του και την αναγκαία βοήθεια του.

Ευχαριστώ επίσης τον μεταπτυχιακό φοιτητή Γεωργούλα Γεώργιο καθώς και την συμφοιτήτρια μου Ζαχαράκη Σταυρούλα για την αμέριστη στήριξη και βοήθεια τους.

Ευχαριστώ τέλος τους φίλους μου Νίκο , Αντρέα, Νίκο, Αλέξανδρο, Νίκο, Γεράσιμο και Δημήτρη για την συμπαράστασή τους.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ.....	4
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ.....	6
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 : ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	7
1.1 Ιατρικό πρόβλημα.....	7
1.2 Στόχος διπλωματικής.....	9
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 : ΚΑΡΔΙΟΤΟΚΟΓΡΑΦΙΑ.....	10
2.1 Εισαγωγή.....	10
2.2 Φυσιολογία εμβρυϊκής καρδιακής λειτουργίας.....	11
2.3 Καρδιοτοκογραφία.....	12
2.4 Ιστορική αναδρομή και εξέλιξη της καρδιοτοκογραφίας.....	14
2.5 Καρδιοτοκογραφία.....	16
2.5.1 Ερμηνεία του καρδιοτοκογραφήματος κατά την διάρκεια του τοκετού.....	16
2.5.2 Βασική εμβρυϊκή καρδιακή συχνότητα.....	17
2.5.2.1 Εμβρυϊκή ταχυκαρδία.....	18
2.5.2.2 Εμβρυϊκή βραδυκαρδία.....	19
2.5.2.3 Εμβρυϊκή αρρυθμία.....	20
2.5.3 Μεταβλητότητα της εμβρυϊκής καρδιακής συχνότητας.....	20
2.5.4 Επιταχύνσεις (accelerations).....	21
2.5.5 Επιβραδύνσεις (decelerations).....	21
2.6 Καρδιοτοκογραφία κατά τον τοκετό.....	24
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 : ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΚΥΜΑΤΙΔΙΩΝ (WAVELETS) ΣΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΣΗΜΑΤΩΝ.....	26
3.1 Εισαγωγή.....	26
3.2 Επισκόπηση των κυματιδίων.....	27
3.3 Ιστορική αναδρομή.....	28
3.4 Από την ανάλυση Fourier στην ανάλυση κυματιδίου (wavelet analysis).....	30
3.4.1 Ανάλυση Fourier.....	30
3.4.2 Short-time ανάλυση Fourier.....	31
3.4.3 Ανάλυση κυματιδίου (wavelet analysis).....	32
3.5 Μαθηματική περιγραφή των κυματιδίων.....	33
3.6 Επιλογή χαρακτηριστικών.....	36
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 : ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (NEURAL NETWORKS).....	38
4.1 Εισαγωγή.....	38
4.2 Ταξινόμηση με βάση τους k πιο κοντινούς γείτονες (k – Nearest Neighbor rule(kNN)).....	39
4.3 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα.....	39
4.4 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	42
4.5 Ιστορική αναδρομή.....	44
4.6 Εκμάθηση νευρωνικών δικτύων.....	46
4.7 Αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων.....	48
4.8 Νευρώνες ακτινικών συναρτήσεων βάσης.....	50
4.9 Νευρωνικά δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function networks).....	52
4.10 Ανισοκατανομή παραδειγμάτων εκπαίδευσης.....	56

4.11 Γενικά συμπεράσματα.....	57
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 : ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	59
5.1 Γενικά.....	59
5.2 Αποτελέσματα	60
5.3 Μελλοντική προοπτική - Επίλογος.....	73
5.4 Συμπεράσματα.....	74
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	76
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	81

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα 3.1 : Μετασχηματισμός Fourier.....	30
Σχήμα 3.2 : Short-time μετασχηματισμός Fourier.....	31
Σχήμα 3.3 : Μετασχηματισμός κυματιδίου.....	32
Σχήμα 3.4 : Σύγκριση των μετασχηματισμών.....	32
Σχήμα 3.5 : Μερικές διαφορετικές οικογένειες κυματιδίων.....	34
Σχήμα 4.1 :	38
Σχήμα 4.2 : Μοντέλο βιολογικού νευρώνα	41
Σχήμα 4.3 : Μοντέλο τεχνητού νευρώνα.....	43
Σχήμα 4.4 : Μάθηση με εποπτεία.....	47
Σχήμα 4.5 : Μάθηση χωρίς εποπτεία.....	48
Σχήμα 4.6 : Δίκτυο εμπρόσθιας διάδοσης.....	49
Σχήμα 4.7 : Ανατροφοδοτούμενο δίκτυο.....	49
Σχήμα 4.8 : Ακτινική συνάρτηση βάσης.....	51
Σχήμα 4.9 : Μοντέλο τεχνητού RBF νευρώνα.....	52
Σχήμα 4.10: Ένα δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης.....	53

1ο Κεφάλαιο

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Ιατρικό Πρόβλημα

Η εκτίμηση της κατάστασης της υγείας του εμβρύου κατά την διάρκεια της κύησης και πολύ περισσότερο κατά την διάρκεια του τοκετού αποτελεί ένα ζήτημα το οποίο απασχολεί ακόμα σε πολύ μεγάλο βαθμό την σύγχρονη ιατρική. Ο τοκετός αποτελεί μια φυσιολογική διαδικασία τόσο για την μητέρα όσο και για το έμβρυο, ωστόσο χαρακτηρίζεται από έντονη πίεση. Η πίεση αυτή είναι ιδιαίτερα εμφανής στην μητέρα, παρόλα αυτά το έμβρυο είναι αυτό το οποίο αναγκάζεται να αναπτύξει διάφορους περίπλοκους μηχανισμούς προκειμένου να την αντιμετωπίσει.

Κατά την διάρκεια της κύησης το έμβρυο παίρνει όλα τα απαραίτητα συστατικά για την ανάπτυξη του από τον πλακούντα. Πριν από την γέννηση, η ανταλλαγή οξυγόνου και διοξειδίου του άνθρακα από το έμβρυο γίνεται μέσω του πλακούντα, ενώ μετά την γέννηση είναι σε θέση να χρησιμοποιεί τους πνεύμονές του. Σε αντίθεση με τα νεογνά, τα παιδιά και τους ενήλικες το έμβρυο αναπτύσσεται σ' ένα σχετικά υποόξινο περιβάλλον. Στην περίπτωση εμφάνισης μιας παθολογικής εξέλιξης στον πλακούντα, αυτή επιδρά στην ανταλλαγή αερίων μεταξύ πλακούντα-εμβρύου, με αποτέλεσμα να προέλθει εμβρυϊκή ασφυξία ή ανεπάρκεια στα αποθέματα οξυγόνου. Εάν η ασφυξία είναι παρατεταμένη μπορεί να οδηγήσει σε υποξία, κατάσταση κατά την οποία η παροχή οξυγονωμένου αίματος στους ιστούς είναι μειωμένη. Η αναδιανομή της ροής του αίματος προς όργανα τα οποία είναι ευαίσθητα στην απουσία οξυγόνου, όπως εγκέφαλος και καρδιά, επιτρέπουν στο έμβρυο να επιβιώνει για μικρές περιόδους με «ανεπαρκές» οξυγόνο. Παρόλα αυτά, νευρολογικό τραύμα, ή ακόμα και νεογνικός θάνατος μπορεί να προέλθουν σε περίπτωση που η εμβρυϊκή υποξία συνεχιστεί για μεγάλα χρονικά διαστήματα.

Κατά την διάρκεια του τοκετού, η ανταλλαγή αερίων μεταξύ του πλακούντα και του εμβρύου είναι κάπως μειωμένη λόγω μείωσης στην ροή του αίματος από την μητέρα, ανάλογα με την ένταση, την διάρκεια και την συχνότητα των συσπάσεων της μήτρας. Όταν τόσο η μητέρα όσο και το έμβρυο είναι υγιή, η μείωση στην ανταλλαγή αερίων είναι ανεκτή. Στην περίπτωση όμως που έχουμε μια προβληματική εγκυμοσύνη, πλακουντικές ανωμαλίες, υπερδιέγερση της μήτρας ή ένα χρόνια καταπονημένο έμβρυο, όπως στην περίπτωση εμβρύων με ενδομήτρια καθυστέρηση ανάπτυξης, το έμβρυο ίσως να μην μπορέσει να

προσαρμοστεί στην πίεση που δέχεται κατά τον τοκετό. Συνεχιζόμενη κατάσταση υποξίας οδηγεί σε αναερόβια μεταβολή η οποία αν συνεχιστεί για αρκετό χρόνο μπορεί να οδηγήσει σε εγκεφαλικές βλάβες, εγκεφαλική παράλυση ακόμα και ενδομήτριο θάνατο του εμβρύου.[Parer, 1997; King and Parer, 2000]

Απ' όλα τα παραπάνω γίνεται σαφές ότι είναι περισσότερο από αναγκαίο η εκτίμηση της κατάστασης του εμβρύου τόσο κατά την διάρκεια της εγκυμοσύνης όσο και κατά την διάρκεια του τοκετού. Η καρδιοτοκογραφία αποτελεί την πιο διαδεδομένη μέθοδο για την παρακολούθηση της κατάστασης του εμβρύου. Με την εισαγωγή της στην κλινική πραγματικότητα παρατηρήθηκε μια ραγδαία αύξηση της χρήσης της. Το καρδιοτοκογράφημα καταγράφει και τυπώνει πάνω σε μία λωρίδα χαρτιού την συχνότητα της εμβρυϊκής καρδιάς (**εμβρυϊκή καρδιακή συχνότητα - ΕΚΣ**) καθώς και τις συσπάσεις της μήτρας κατά τη διάρκεια του χρόνου. Η προσδοκία ήταν ότι θα καταφέρει να μειώσει την περιγεννητική θνησιμότητα που οφείλεται κυρίως στην ανάπτυξη υποξίας. [King and Parer, 2000]

Η συνεχής παρακολούθηση της κατάστασης του εμβρύου μέσω της ΕΚΣ δεν καθορίζει το αίτιο της εμφάνισης ενός υπόπτου γραφήματος και δεν μπορεί να δώσει μια τελεσίδικη διάγνωση αποτελεί όμως μια ισχυρή ένδειξη της κατάστασης της υγείας του. Η διάγνωση της εμβρυϊκής δυσπραγίας δεν μπορεί να βασιστεί μόνο σε μία εργαστηριακή ή κλινική μέτρηση. Συνεπώς η κλινική απόφαση για επέμβαση βασίζεται σε μια εξέταση όλων των δεδομένων που μπορούν να καταδείξουν εμβρυϊκή δυσπραγία συμπεριλαμβανομένων και άλλων κλινικών και εργαστηριακών ευρημάτων και συμπεριλαμβανομένης της λήψης αίματος από την κεφαλή του εμβρύου. Ανεξάρτητα από τον τρόπο που λαμβάνεται μια καθησυχαστική ΕΚΣ είναι πάντα συνυφασμένη μ' ένα σφριγηλό έμβρυο. Από την άλλη μεριά ένα γράφημα με ύποπτη ΕΚΣ δεν είναι απαραίτητα ένα συγκεκριμένο και αξιόπιστο προγνωστικό μέσο για εμβρυϊκά προβλήματα όπως περιορισμένη οξυγόνωση ή οξέωση. Και αυτό γιατί υπάρχουν και άλλοι παράγοντες πέρα από την έλλειψη οξυγόνου που μπορούν να οδηγήσουν στην αποτύπωση μη καθησυχαστικών ΕΚΣ. Με πιο απλά λόγια, ενώ ένα φυσιολογικό καρδιοτοκογράφημα καθησυχάζει γενικά το νοσοκομειακό γιατρό, ένα μη φυσιολογικό καρδιοτοκογράφημα (αποκλείοντας την παρατεταμένη βραδυκαρδία) θα απεικονίσει την εμβρυϊκή δυσπραγία μόνο στις μισές από τις περιπτώσεις στην καλύτερη περίπτωση.

Γίνεται λοιπόν σαφές ότι για να μπορέσεις να ερμηνεύσεις έναν ΕΚΣ, να τον αξιολογήσεις και να μπορέσεις να διαχωρίσεις τα έμβρυα σ' εκείνα τα οποία δεν έχουν υποστεί υποξία και σ' εκείνα που διατρέχουν κίνδυνο, είναι ικανότητες που μπορεί να τις αποκτήσει ένας ειδικός (μαιευτήρας- γυναικολόγος) μόνο μέσω χρόνων εμπειρίας.

1.2 Στόχος διπλωματικής

Η διπλωματική εργασία είχε ως κύριο σκοπό την επεξεργασία και ανάλυση ιατρικών σημάτων και κυρίως εμβρυακών καρδιακών σημάτων με απώτερο στόχο την εκτίμηση της κατάστασης της υγείας ενός εμβρύου κατά την διάρκεια του τοκετού. Η συνεχής παρακολούθηση της Εμβρυακής Καρδιακής Συχνότητας δεν γίνεται για την εύρεση εμβρύων που μπορεί να αναπτύξουν κάποια μορφή δυσλειτουργίας, αλλά για να μπορεί να διαγνωστεί έγκαιρα η σημαντική πίεση η οποία μπορεί να ασκηθεί στο έμβρυο και να δημιουργήσει συνθήκες υποξίας.

Με βάση λοιπόν το παραπάνω σκεπτικό κινηθήκαμε προς αυτήν τη κατεύθυνση με αρχικό μας βήμα την επεξεργασία των 80 ιατρικών σημάτων (καρδιοτοκογραφήματων) που μας είχαν δοθεί ως δεδομένα. Στο σημείο αυτό, κρίθηκε αναπόφευκτη η ενασχόληση μας με κάποια θεωρητικά στοιχεία που αφορούν την καρδιοτοκογραφία, με σκοπό:

- Την καλύτερη ερμηνεία των ιδιοτήτων και των χαρακτηριστικών των σημάτων
- Την κατανόηση των αποτελεσμάτων της επεξεργασίας των σημάτων αυτών

Στο πρώτο στάδιο ανάλυσης των σημάτων αυτών (προεπεξεργασία-Preprocessing), ασχοληθήκαμε κυρίως με την αποθορυβοποίηση τους (denoising), χρησιμοποιώντας γραμμική παρεμβολή, μιας και τα σήματα αυτά είχαν το αρνητικό χαρακτηριστικό να παρουσιάζουν θόρυβο καθώς και να εμφανίζονται ολόκληρα τμήματα στα οποία το σήμα μηδενίζεται. Στο δεύτερο στάδιο της επεξεργασίας των εμβρυακών αυτών σημάτων (εξαγωγή χαρακτηριστικών-Feature Extraction), επιλέγοντας το πολύ ισχυρό μαθηματικό εργαλείο του μετασχηματισμού κυματιδίου (wavelet transform) καταλήξαμε στην εξαγωγή διαφόρων παραμέτρων-χαρακτηριστικών.

Στο τελευταίο στάδιο της ταξινόμησης (classification), χρησιμοποιήσαμε δύο μεθόδους για την ταξινόμηση των παραπάνω χαρακτηριστικών. Αρχικά του ταξινομητή με βάση τους **k πιο κοντινούς γείτονες (k-Nearest Neighbor rule)** και στην συνέχεια την ταξινόμηση με την βοήθεια των νευρωνικών δικτύων **ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function networks)**. Έπειτα από ένα μεγάλο αριθμό πειραμάτων και σύγκριση των δύο αυτών μεθόδων τα συμπεράσματα αυτά παρουσιάζονται στο τελευταίο κεφάλαιο της παρούσας διπλωματικής.

2ο Κεφάλαιο

ΚΑΡΔΙΟΤΟΚΟΓΡΑΦΙΑ

2.1 Εισαγωγή

Η σχέση της μητέρας και του παιδιού δεν αρχίζει από την στιγμή της γέννησης του. Είναι σίγουρο ότι ξεκινά από την ενδομήτρια ζωή, με τα διάφορα στάδια που το έμβρυο εξελίσσεται. Ο ιατρός αφού κάνει την διάγνωση της κύησης με όλα τα μέσα που έχει στην διάθεση του, θα πρέπει στην συνέχεια να παρακολουθεί συστηματικά την έγκυο μέχρι τον τοκετό και να την καθοδηγεί ώστε να προχωρήσει με ασφάλεια η ίδια και το έμβρυο μέχρι το τέλος της εγκυμοσύνης.

Κατά τη διάρκεια των τελευταίων δεκαετιών, η παρακολούθηση της ΕΚΣ έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως για παρακολούθηση πριν τον τοκετό και κατά τη διάρκεια αυτού και αξιολόγηση της εμβρυϊκής ευημερίας. Συνήθως χρησιμοποιείται ως συντελεστής απεικόνισης των εμβρύων για την εκ των προτέρων ανίχνευση πιθανών εμβρυϊκών προβλημάτων που θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε μη αναστρέψιμη νευρολογική ζημιά ή ακόμα και σε εμβρυϊκό θάνατο κατά τη διάρκεια του τοκετού. Αν και έχει αποδειχθεί ένα χρήσιμο εργαλείο για τους μαιευτήρες, οι ύποπτες διακυμάνσεις της ΕΚΣ έχουν μειωμένη διαγνωστική αξία και η λανθασμένη ερμηνεία της ΕΚΣ μπορούν να οδηγήσουν σε άσκοπη επέμβαση αυξάνοντας το ποσοστό τοκετού με καισαρική τομή.

Η ΕΚΣ ελέγχεται-ρυθμίζεται από το αυτόνομο νευρικό σύστημα. Στα πρώτα στάδια της εγκυμοσύνης το συμπαθητικό νευρικό σύστημα, που αποτελεί μέρος του αυτόνομου νευρικού συστήματος του εμβρύου, ελέγχει την ΕΚΣ. Καθώς προχωράει η κύηση, το παρασυμπαθητικό κομμάτι του εμβρυϊκού νευρικού συστήματος αποκτά μεγαλύτερο έλεγχο πάνω στην ΕΚΣ έχοντας σαν αποτέλεσμα μια μείωση στο επίπεδο της βασικής γραμμής της ΕΚΣ με την πάροδο του χρόνου. Υποδοχείς ή αισθητήρες στον εγκέφαλο αντιλαμβάνονται την μείωση των επιπέδων οξυγόνου κατά την διάρκεια υποξικών επεισοδίων και ενεργοποιούν μια νευρολογική αντίδραση αυξάνοντας την ΕΚΣ ώστε να σταλεί στον εγκέφαλο περισσότερο οξυγονωμένο αίμα. Όταν αυξηθεί η πίεση του αίματος του εμβρύου, σήματα στέλνονται μέσω των υποδοχέων προκαλώντας την μείωση της ΕΚΣ. Συνεπώς η συνεχής ηλεκτρονική παρακολούθηση του εμβρύου παρέχει καρδιαγγειακή ένδειξη για την οξυγόνωση του εμβρύου, την οξεοβασική κατάσταση του και ενδείξεις για εμβρυϊκή

δυσπραγία. Αν και υπάρχει διένεξη όσον αφορά τον ορισμό της, η εμβρυϊκή δυσπραγία αποτελεί ένα σύμπλεγμα ενδείξεων που απεικονίζουν την αντίδραση του εμβρύου σε στρεσογόνες καταστάσεις όπως η υποξία και η οξέωση.

Η συνεχής εμβρυϊκή παρακολούθηση κατά την διάρκεια του τοκετού χρησιμοποιείται για την αναγνώριση των αλλαγών στην μορφή του γραφήματος της ΕΚΣ κατά την διάρκεια των συσπάσεων της μήτρας, η οποία είναι μια περίοδος μειωμένης ροής αίματος διαμέσου του πλακούντα. Οι αλλαγές αυτές πιστεύεται ότι μπορεί και να αντικατοπτρίζουν την εμβρυϊκή υποξία και πιθανό αυξημένο κίνδυνο για επικείμενο θάνατο ή νευρολογική βλάβη. Ο στόχος της συνεχούς εμβρυϊκής παρακολούθησης μέσω του καρδιοτοκογραφήματος είναι να αναγνωρίσει αλλοιώσεις στην ΕΚΣ σε συνδυασμό με τις συσπάσεις της μήτρας έτσι ώστε να επιτραπεί μια έγκαιρη επέμβαση για την αποφυγή ενός άσχημου αποτελέσματος. Κλινικές αποφάσεις για επέμβαση με θεραπευτικά μέσα ή με χειρουργική επέμβαση βασίζονται εν μέρει ακριβώς στην παρατήρηση του καρδιοτοκογραφήματος. [Αγοραστός, 1991].

2.2 Φυσιολογία εμβρυϊκής καρδιακής λειτουργίας

Η καρδιά του εμβρύου βρίσκεται υπό τον έλεγχο νευρολογικών, ενδοκρινικών και τοπικών μηχανισμών [National Institute of Child Health and Human Development Research, 1997]. Ο νευρολογικός έλεγχος πραγματοποιείται με την αλληλεπίδραση ανάμεσα στο εγκεφαλικό στέλεχος και σε συστήματα αισθητήρων (όπως οι πιεσοϋποδοχείς, οι χημειοϋποδοχείς), ανώτερα κέντρα (επηρεαζόμενα από καταστάσεις συμπεριφοράς), κέντρα που ελέγχουν άλλα ζωτικά συστήματα (π.χ. αναπνευστική δραστηριότητα, θερμορρύθμιση) και τις ίνες του συμπαθητικού και του παρασυμπαθητικού συστήματος. Οι φυσιολογικοί μηχανισμοί που ρυθμίζουν την εμβρυϊκή καρδιά απαιτούν ακεραιότητα του κεντρικού νευρικού συστήματος. Η ανικανότητα ενός εμβρύου να διατηρήσει μια σταθερή ΕΚΣ μπορεί να οφείλεται σε σοβαρή υποξαιμική εγκεφαλική βλάβη ή μπορεί να συνδέεται με σοβαρή διαταραχή της διάπλασης του εγκεφάλου. Επίσης, σε χρωμοσωματικώς παθολογικά έμβρυα, ειδικά τρισωμίες, το κεντρικό νευρικό σύστημα μπορεί να αποδιοργανωθεί, με αποτέλεσμα ανώμαλο καρδιοτοκογράφημα, ενώ η ανάπτυξη, ο όγκος του αμνιακού υγρού και οι εμβρυϊκές κινήσεις να είναι φυσιολογικές [Gibb Donald, 1998].

Βέβαια, η εμβρυϊκή καρδιά έχει τη δική της εσωτερική δραστηριότητα και ρυθμό που καθορίζονται από την αυτόματη δραστηριότητα του βηματοδότη στο φλεβόκομβο. Αυτή η δομή έχει τον ταχύτερο ρυθμό και καθορίζει το ρυθμό της φυσιολογικής καρδιάς, ενώ ο επόμενος ταχύτερος βηματοδότης βρίσκεται στον κολποκοιλιακό κόμβο [Gibb Donald, 1998].

Υπάρχουν κάποιες ενδείξεις ότι η πρώτη φυσική δραστηριότητα που αναπτύσσεται είναι ο εμβρυϊκός τόνος στις 8 εβδομάδες κύησης. Είναι επίσης η τελευταία δραστηριότητα που σταματά όταν το έμβρυο υπόκειται σε αυξανόμενη υποξαιμία. Οι εμβρυϊκές κινήσεις αναπτύσσονται στις 9 εβδομάδες και η εμβρυϊκή αναπνοή στις 20 εβδομάδες. Η δραστηριότητα της ΕΚΣ, που ρυθμίζεται από κέντρα που εδράζονται στον πρόσθιο υποθάλαμο και τον προμήκη [Αγοραστός, 1991], ωριμάζει τελευταία έως περίπου τις 28 εβδομάδες και είναι η πρώτη που επηρεάζεται από την υποξαιμία. Στην υποξαιμία, πρώτα τα χαρακτηριστικά της ΕΚΣ μπορεί να γίνουν παθολογικά, ακολουθούμενα από την αναπνοή, τις κινήσεις κορμού και άκρων και τελικά από τον τόνο. Ωστόσο, ξαφνικός θάνατος μπορεί να συμβεί παρά τη φυσιολογική μορφή της ΕΚΣ όταν υπάρχει ελαττωμένο αμνιακό υγρό. Επίσης, η αίσθηση της ακοής είναι από τα πρώτα που επηρεάζονται από την υποξαιμία, οπότε αρνητική απάντηση σε ακουστικό ερεθισμό μπορεί να προειδοποιεί για την πιθανότητα υποξαιμίας [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D., 1999].

Σύμφωνα με το «αξίωμα της κλιμακούμενης υποξίας» κατά Vintzileos [Vintzileos AM, Campbell WA, Ingardia CJ, Nochimson DJ, 1983], οι όψιμες επιβραδύνσεις εμφανίζονται ως πρώτη ένδειξη αρχόμενης υποξίας, επειδή τα κέντρα ελέγχου της ΕΚΣ στον υποθάλαμο και τον προμήκη είναι τα πλέον ευαίσθητα στην πτώση της μερικής πίεσης οξυγόνου (pO_2). Η επόμενη αντίδραση στην παραμένουσα υποξία, προερχόμενη από τα ίδια κέντρα, είναι η εξαφάνιση των επιταχύνσεων της ΕΚΣ. Ακολουθεί η παύση των εμβρυϊκών αναπνευστικών κινήσεων, που προέρχεται από τα κέντρα της 4ης κοιλίας του εγκεφάλου, στη συνέχεια σταματούν οι κινήσεις του σώματος του εμβρύου, ως αντίδραση στη βαριά υποξία των αντίστοιχων φλοιωδών κέντρων και τέλος παύει και ο σωματικός τόνος του εμβρύου, ως αντίδραση στη βαρύτερη μορφή υποξίας των αντίστοιχων φλοιωδών και υποφλοιωδών κέντρων.

2.3 Καρδιοτοκογραφία

Η μέθοδος της συνδυασμένης απεικόνισης της ΕΚΣ και της συσταλτότητας του μυομητρίου ονομάστηκε καρδιοτοκογραφία. Η καρδιοτοκογραφία επιτρέπει την παρακολούθηση της διακύμανσης της ΕΚΣ κατά την επέλευση, ακμή και αποδρομή μιας ωδίνης κατά το μεσοδιάστημα μεταξύ των ωδινών, καθώς και σε απουσία ωδινών. Από την μορφή της διακύμανσης της ΕΚΣ σε σχέση με το τοκόγραμμα μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με την κατάσταση αιμάτωσης και οξυγόνωσης του εμβρύου, τα οποία πρέπει να εκτιμώνται ανάλογα με την φάση κύησης ή το στάδιο του τοκετού. Για αυτό η καρδιοτοκογραφία δίνει την δυνατότητα στον μαιευτήρα να αναγνωρίσει έγκαιρα

επαπειλούμενες καταστάσεις ανοξίας του εμβρύου και να προβεί στις κατάλληλες ενέργειες για να τις αποφύγει [Αγοραστός, 1991].

Ο πρώτος εξοπλισμός χρησιμοποιούσε τη φωνοκαρδιογραφία για την ακρόαση και καταγραφή ήχων που προέρχονταν από την κοιλιά της μητέρας καθώς επίσης και την παραγωγή του εμβρυϊκού καρδιακού ρυθμού από το εμβρυϊκό ηλεκτροκαρδιογράφημα, μέσω ενός ηλεκτροδίου στο εμβρυϊκό κρανίο. Η φωνοκαρδιογραφία παράγει υποδεέστερες σε αξιοπιστία καταγραφές λόγω άλλων άσχετων ήχων που συγχέουν την ακουστική εντύπωση. Το πρόβλημα λύθηκε πολύ σύντομα με την εισαγωγή των κεφαλών της Doppler υπερηχογραφίας.

Όταν η κεφαλή του Doppler υπερηχογράφου εφαρμόζεται στη μητρική κοιλιά, ένα σήμα εκπέμπεται προς την εμβρυϊκή καρδιά, η θέση της οποίας έχει καθοριστεί με την ακρόαση. Το σήμα τροποποιείται από μία κινούμενη δομή, σύμφωνα με την αρχή της λειτουργίας του Doppler, και λαμβάνεται από την κεφαλή στην τροποποιημένη του μορφή. Η κινούμενη δομή είναι συνήθως η παλλόμενη καρδιά και το αίμα που ρέει μέσω αυτής. Η τεχνολογία της Doppler υπερηχογραφίας βελτιώθηκε σημαντικά τα τελευταία χρόνια και η τελευταία γενιά των μόνιτορ δίνει εξαιρετικής ποιότητας εξωτερικές καταγραφές, συγκρίσιμες με αυτές που παράγονται από την άμεση ηλεκτροκαρδιογραφία [Αγοραστός, 1991]. Η τελευταία πραγματοποιείται με την εφαρμογή ενός ηλεκτροδίου στο τριχωτό της κεφαλής του εμβρύου σε σύνδεση με μία οθόνη ηλεκτρονικής παρακολούθησης του εμβρυϊκού καρδιακού ρυθμού. Αυτό προϋποθέτει ρήξη των εμβρυϊκών υμένων και ενός βαθμού διαστολή του τραχήλου για την τοποθέτηση του ηλεκτροδίου [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuono, M.D., 1999].

Όλα τα σύγχρονα μηχανήματα παρέχουν ευκολίες εξωτερικής τοκογραφίας μέσω μιας απλής σχετικά κεφαλής μετρητή τόνου. Η μέθοδος αυτή συνίσταται στην τοποθέτηση μιας ευαίσθητης μεμβράνης ή ακίδας ενσωματωμένης σε ειδική κεφαλή πάνω στα κοιλιακά τοιχώματα της εγκύου, ώστε η αύξηση του τόνου του μυομητρίου και η ελαφρά ανύψωση του πυθμένα της μήτρας κατά την ωδίνη να δώσουν ερέθισμα μετατοπίζοντας τη μεμβράνη, το οποίο μέσω του πιεζοηλεκτρικού φαινομένου μετατρέπεται σε ηλεκτρική ώση και καταγράφεται ως συνεχής γραμμή σε διάγραμμα [Αγοραστός, 1991]. Σημειώνεται ότι αυτό παρέχει μόνο μία έμμεση αξιολόγηση των συστολών της μήτρας, επειδή το πάχος και η τάση των κοιλιακών τοιχωμάτων της μητέρας επηρεάζουν την καταγραφή. Οι αποδιδόμενες τιμές μυομητρικής πίεσης και βασικού τόνου δεν αντικατοπτρίζουν τα πραγματικά μεγέθη, αλλά παίρνουν σχετικές τιμές για την εκτίμησή τους. Στην ασυνήθιστη κατάσταση που

απαιτούνται άμεσα δεδομένα σχετικά με την ενδομήτρια πίεση, ένας ενδομήτριος καθετήρας είναι απαραίτητος.

Εντούτοις, η κυρίαρχη τάση στον τοκετό δεν είναι η υπερβολική χρήση επεμβατικής τεχνολογίας και ο ρόλος της εσωτερικής παρακολούθησης περιορίστηκε. Ενδείξεις εφαρμογής της εσωτερικής τοκογραφίας αποτελούν: τοκετός μετά από προηγηθείσα καισαρική τομή ή εγχειρήσεις μήτρας, κηύσεις υψηλού κινδύνου, μη ικανοποιητική εξέλιξη του τοκετού με παθολογικές μορφές συσταλτότητας του μυομητρίου, προώθηση της ωδινοποιητικής δραστηριότητας με ενδοφλέβια χορήγηση οξυτοκίνης ή προσταγλανδινών, παχύσαρκη μητέρα [Αγοραστός, 1991].

2.4 Ιστορική αναδρομή και εξέλιξη της καρδιοτοκογραφίας

Η πρώτη αναφορά στην ακρόαση των εμβρυϊκών παλμών ανάγεται στο έτος 1766 όταν ο Wrisberg πρόσθεσε μία σημείωση στη δεύτερη έκδοση του έργου του Roederer “Elementa artis obstetriciae” σχετικά με τη χρήση της ακοής στη διαπίστωση μια εγκυμοσύνης. Πολύ αργότερα ο Ελβετός χειρουργός Mayor, σε ανακοίνωσή του στη Σύνοδο της Ακαδημίας Επιστημών στο Παρίσι το 1818, αναφέρθηκε για πρώτη φορά στους εμβρυϊκούς καρδιακούς τόνους που άκουσε ακουμπώντας το αυτί του στα κοιλιακά τοιχώματα μιας εγκύου με σκοπό να ακροασθεί τις κινήσεις του εμβρύου μέσα στο αμνιακό υγρό. Τρία χρόνια αργότερα, το 1821, ο Γάλλος ευγενής Le Jumeau de Kergaradec, αναφέρθηκε επίσης στους εμβρυϊκούς καρδιακούς τόνους στη σύνοδο της Παρισινής Ακαδημίας Επιστημών, τονίζοντας ότι η ακρόαση αυτή μπορεί να βοηθήσει τόσο στη διάγνωση της εγκυμοσύνης και της δίδυμης κύησης όσο και στη διαπίστωση της θέσης και προβολής του παιδιού. Οι απόψεις του αυτές δεν έγιναν αποδεκτές από τους μαιευτήρες της εποχής του. Το 1833 ο Evory Kennedy από το Δουβλίνο δημοσιεύει στο έργο του “Παρατηρήσεις σχετικές με τη μαιευτική ακρόαση” πολλές περιπτώσεις όπου η ακρόαση των εμβρυϊκών παλμών συνέβαλε θετικά στην όλη εξέλιξη της κύησης και του τοκετού [Αγοραστός, 1991].

Το 1848 ο Killian τονίζει ότι η συχνότητα των εμβρυϊκών καρδιακών παλμών θα πρέπει να ληφθεί υπόψη στη διάγνωση της εμβρυϊκής δυσπραγίας (fetal distress). Η πρώτη προσπάθεια εξωτερικής καταγραφής των συσπάσεων της μήτρας (εξωτερική τοκογραφία) επιχειρείται το 1896 από τον Schaffer, με τη βοήθεια μιας μεγάλης μεταλλικής συσκευής που περιείχε αέρα. Το 1920 ο Rubsamen περιγράφει έναν εξωτερικό υστερογράφο, ενώ το 1927 ο Crodell περιγράφει ένα τοκοδυναμόμετρο, που αποσκοπεί στην εξωτερική καταγραφή των

συσπάσεων της μήτρας. Ωστόσο, οι συσκευές αυτές δεν κατόρθωσαν να καθιερωθούν [Αγοραστός, 1991].

Το πρώτο μηχάνημα πολύωρης συνεχούς καταγραφής ωδίνων αναφέρεται στις εργασίες του Rech (1934) και αποτελείται από μια ευαίσθητη σε πίεση κεφαλή, τοποθετημένη στα κοιλιακά τοιχώματα της εγκύου, και από το μηχάνημα καταγραφής, το οποίο δεν έρχεται σε επαφή με την έγκυο. Διαφορετικές μέθοδοι της υστεροτονογραφίας (Frey, 1933) και τοκογραφίας (Lowi, 1933), που είχαν περιγραφεί ένα χρόνο πριν, απαιτούσαν τη σταθεροποίηση ολόκληρης της συσκευής καταγραφής επάνω στα κοιλιακά τοιχώματα της εγκύου [Αγοραστός, 1991].

Η εσωτερική (ενδομητρική) καταγραφή των συσπάσεων της μήτρας (εσωτερική τοκογραφία) παρουσιάζεται για πρώτη φορά στη δημοσίευση του Schatz το 1872. Τότε εμφανίζονται τα πρώτα τοκογράμματα με ενδομητρική-εξωαμνιακή λήψη, τα οποία είναι εντυπωσιακά σε ποιότητα και καθαρότητα καταγραφής, ακόμη και σε σχέση με σύγχρονα τοκογράμματα [Αγοραστός, 1991].

Η καθιέρωση του καρδιοτοκογράφου, δηλαδή της συσκευής που μπορεί να καταγράφει ταυτόχρονα και συνεχώς την ΕΚΣ και τη συσταλτότητα του μυομητρίου, αποδίδεται σε τρεις κυρίως ερευνητές οι έρευνες των οποίων είχαν σαν αποτέλεσμα τη δημιουργία του γνωστού σήμερα καρδιοτοκογραφήματος που επηρέασε καθοριστικά τη σύγχρονη μαιευτική και γυναικολογία. Οι τρεις αυτοί ερευνητές ήταν [Αγοραστός, 1991]:

- Ο **Caldeyro-Barcia** στην Ουρουγουάη στις αρχές της δεκαετίας του '50, εξέτασε μαζί με την ομάδα εργασίας του, τις φυσιολογικές και παθοφυσιολογικές παραμέτρους των ωδίνων της μήτρας, καθώς και τη δυνατότητα επηρεασμού τους. Η μέθοδός του, που συνίσταται στη διακοιλιακή εισαγωγή καθετήρα στην αμνιακή κοιλότητα καταρρίπτει ένα ταμπού της εποχής [Caldeyro Barcia, Alvarez and Reynolds, 1950; Alvarez and Caldeyro-Barcia, 1954].
- Ο **Hon** στις ΗΠΑ, την ίδια περίπου εποχή με τον Caldeyro-Barcia, εφάρμοσε κάτι ανάλογο, αντίθετα και πάλι με τους ισχύοντες κανόνες, τοποθετώντας για πρώτη φορά ηλεκτρόδιο στο δέρμα της κεφαλής του εμβρύου για τη συνεχή και απευθείας καταγραφή της ΕΚΣ. Τα ευρήματα και οι αξιολογήσεις του, σχετικά με τις διάφορες παραλλαγές της ΕΚΣ, ισχύουν κατά το μεγαλύτερο μέρος μέχρι και σήμερα στην ιατρική κοινότητα [Hon 1958, 1959, 1963; Chung and Hon 1959; Hon and Wohlgemuth 1961; Hon and Huang 1962].

- Τέλος ο **Hammacher**, λίγο αργότερα στη Γερμανία, εφάρμοσε την παλμό-προς-παλμό φωνοκαρδιογραφική συνεχή παρακολούθηση των εμβρυϊκών καρδιακών παλμών, σε συνδυασμό με την εξωτερική τοκογραφία, για πρώτη φορά ως κλινική μέθοδο ρουτίνας το 1968, χρησιμοποιώντας συσκευή της εταιρίας Hewlett-Packard [Hammacher 1962, 1965, 1966, 1967, 1969].

Από τις αρχές της δεκαετίας του '70, λοιπόν, εφαρμόζονται τρεις μέθοδοι συνεχούς καταγραφής των εμβρυϊκών καρδιακών παλμών: η ηλεκτροκαρδιογραφία, η φωνοκαρδιογραφία και η υπερηχογραφία, και μάλιστα με ταυτόχρονη καταγραφή και των συσπάσεων της μήτρας.

Η ευκολία στην εφαρμογή της (αλλά, όπως αποδείχτηκε εκ των υστέρων, όχι και στη χρήση της) και η πίστη ότι μπορεί να δώσει στο μαιευτήρα τη δυνατότητα να αναγνωρίσει έγκαιρα επαπειλούμενες καταστάσεις ανοξίας του εμβρύου και κατά συνέπεια να επέμβει ώστε να τις αποφύγει οδήγησαν στη ραγδαία εξάπλωσή της καρδιοτοκογραφίας στον «δυτικό» κόσμο. Στις αρχές της δεκαετίας του 90 στη Μεγάλη Βρετανία το ένα τρίτο των γυναικών υποβάλλονταν σε συνεχή παρακολούθηση ενώ το αντίστοιχο ποσοστό ανέρχονταν στο 50% στις ΗΠΑ [Westgate et al. 1993].

2.5 Καρδιοτοκογραφία

2.5.1 Ερμηνεία του καρδιοτοκογραφήματος κατά την διάρκεια του τοκετού

Οι απαιτούμενες ρυθμίσεις του καρδιοτοκογράφου ώστε να ακολουθεί τις διεθνείς σταθερές είναι: η ταχύτητα του χαρτιού να είναι 1 εκατοστό/λεπτό (cm/min), η ευαισθησία 20 bpm (beats per minute)/cm και το εύρος της ΕΚΣ που σχεδιάζεται στο χαρτί μεταξύ 50 και 210 bpm.

Συνιστάται να ακολουθείται μία συστηματική προσέγγιση κατά την ανάγνωση των καρδιοτοκογραφημάτων, για να αποφεύγονται οι λανθασμένες ερμηνείες. Βέβαια, οι καταγραφές πρέπει να αξιολογούνται πάντα σε συνάρτηση με την κλινική εικόνα, την ηλικία κύησης, την κατάσταση της υγείας της εγκύου, τα προηγούμενα αποτελέσματα σχετικά με την κατάσταση του εμβρύου, τα φάρμακα, και οποιαδήποτε θεραπευτική παρέμβαση οφείλει να λαμβάνει υπόψη την κατάσταση τόσο της μητέρας όσο και του εμβρύου [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D., 1999].

Είναι σημαντικό να γίνεται τόσο ανάλυση, όσο και ερμηνεία της ΕΚΣ. Η ανάλυση αναφέρεται στον ορισμό και τις μετρήσεις των χαρακτηριστικών του δείγματος, ενώ η ερμηνεία αναφέρεται στην κλινική σημασία αυτών των μετρήσεων. Βέβαια, προϋπόθεση για αυτά αποτελεί η λήψη επαρκούς και ποιοτικά καλής καταγραφής του δείγματος τόσο της ΕΚΣ όσο και των μυομητρικών συσπάσεων [Liston Robert, Crane Joan,2002]. Θεωρείται γενικά αποδεκτό ότι η εξωτερική καρδιοτοκογραφία είναι κατά κανόνα για τόσο χρονικό διάστημα εφαρμόσιμη, όσο η ποιότητα καταγραφής παρέχει τις απαραίτητες και αναγκαίες πληροφορίες που απαιτούνται για την εκτίμηση του βαθμού οξυγόνωσης του εμβρύου. Η ποιότητα αυτή θεωρείται δεδομένη όταν ο βασικός εμβρυϊκός καρδιακός ρυθμός και η μεταβλητότητα της ΕΚΣ καταγράφονται ικανοποιητικά τουλάχιστον στο 80% του συνολικού χρόνου καταγραφής (FIGO,1986) [Αγοραστός,1991].

Η πλήρης περιγραφή του δείγματος της ΕΚΣ πρέπει να περιλαμβάνει την αναφορά των μητρικών παραγόντων κινδύνου, την ποιοτική και ποσοτική περιγραφή των χαρακτηριστικών της μυομητρικής δραστηριότητας (συχνότητα, διάρκεια, ένταση συστολών και τόνος ηρεμίας) και την ποιοτική και ποσοτική περιγραφή των ακόλουθων χαρακτηριστικών της ΕΚΣ [Liston Robert, Crane Joan,2002]:

- Ο βασική εμβρυϊκή καρδιακή συχνότητα (Baseline Rate)
- Η μεταβλητότητα της εμβρυϊκής καρδιακής συχνότητας (Baseline Fetal Heart Rate (FHR) Variability)
- Οι επιταχύνσεις (Accelerations)
- Οι επιβραδύνσεις (Decelerations)

2.5.2 Βασική εμβρυϊκή καρδιακή συχνότητα

Η βασική εμβρυϊκή καρδιακή συχνότητα ορίζεται σε ένα χρονικό διάστημα 10λεπτών και εκφράζεται σε παλμούς ανά λεπτό (Beats per minute-bpm) [National Institute of Child Health and Human Development Research,1997- Liston Robert, Crane Joan,2002]. Είναι το κύριο επίπεδο της καρδιακής συχνότητας του εμβρύου όπου αυτός είναι σταθερός, με μεταβλητότητα μικρότερη των 5 bpm [Liston Robert, Crane Joan,2002], έχοντας αφαιρέσει α) τις επιταχύνσεις και τις επιβραδύνσεις β) τις περιόδους με αυξημένη μεταβλητότητα της ΕΚΣ (εύρος >25 bpm) και γ) τμήματα της βασικής γραμμής που διαφέρουν περισσότερο από 25 bpm [National Institute of Child Health and Human Development Research,1997]. Ο ρυθμός μπορεί να αλλάξει σταδιακά με το χρόνο, αλλά για μια συγκεκριμένη περίοδο

παραμένει αρκούντως σταθερός [Gibb Donald, Arulkumaran S.,1998]. Η ΕΚΣ θεωρείται ότι έχει μεταβληθεί εάν η μεταβολή του επιμένει για περισσότερο από 15 λεπτά [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D.,1999]. Σε οποιοδήποτε δεκάλεπτο παράθυρο, η ελάχιστη διάρκεια της βασικής γραμμής πρέπει να είναι τουλάχιστον 2 λεπτά, διαφορετικά η βασική γραμμή για την περίοδο αυτή είναι ακαθόριστη. Στην περίπτωση αυτή, ο εξεταστής μπορεί να χρειαστεί να αναφερθεί σε προηγούμενα δεκάλεπτα τμήματα για να καθορίσει την τιμή της βασικής γραμμής [National Institute of Child Health and Human Development Research,1997].

Η βασική ΕΚΣ ελέγχεται κυρίως από το αυτόνομο νευρικό σύστημα του εμβρύου, το συμπαθητικό, που προκαλεί ταχυκαρδία, και το παρασυμπαθητικό, που προκαλεί βραδυκαρδία. Επίσης, ελέγχεται από υποδοχείς που βρίσκονται στο αορτικό τόξο και τα καρωτιδικά σωμάτια του εμβρύου, α) τους χημειούποδοχείς και β) τους τασεοϋποδοχείς. Οι πρώτοι διεγείρονται έπειτα από μεταβολές της περιεκτικότητας του αίματος σε οξυγόνο. Οι τασεοϋποδοχείς διεγείρονται από μεταβολές της αρτηριακής πίεσης. Η υπέρταση οδηγεί σε αυξημένη παρασυμπαθητική δραστηριότητα και άρα σε ελάττωση του καρδιακού ρυθμού, ενώ αντίθετα αποτελέσματα έχει η υπόταση [Susan M. Gauge, Christine Henderson, 1997].

Κάθε καταγραφή με βασικό ρυθμό μεγαλύτερο από 150 bpm πρέπει να ελέγχεται προσεκτικά για άλλα ύποπτα χαρακτηριστικά. Καταγραφές με φυσιολογικό ρυθμό μπορεί να είναι παθολογικές ή δυσοίωνες εξαιτίας άλλων χαρακτηριστικών [Gibb Donald, Arulkumaran S., 1998].

2.5.2.1 Εμβρυϊκή ταχυκαρδία

Ως εμβρυϊκή ταχυκαρδία ορίζεται η αύξηση της βασικής ΕΚΣ πάνω από 160 παλμούς για χρονικό διάστημα μεγαλύτερο των 10 λεπτών. Μεταξύ 160-180 παλμών χαρακτηρίζεται ως ελαφρά, μεταξύ 180 και 200 παλμών ως έντονη και πάνω από 200 παλμούς ως εντονότατη ταχυκαρδία, που συνήθως οφείλεται σε εμβρυϊκή ταχυαρρυθμία (απότομη έναρξη, με ελάχιστη ή καθόλου μεταβλητότητα) ή συγγενείς ανωμαλίες μάλλον παρά υποξαιμία μόνο [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D.,1999].

Ως ευνοϊκό προγνωστικό στοιχείο θεωρείται η εμβρυϊκή ταχυκαρδία που ακολουθεί κάποιο εξωτερικό (μηχανικό, ακουστικό, οπτικό) ή εσωτερικό (μηχανικό, θερμικό) ερέθισμα – λόγω διέγερσης του ήδη σχετικά αυξημένου τόνου του συμπαθητικού –, η ταχυκαρδία που είναι αποτέλεσμα φαρμακευτικής δράσης (χορήγηση π.χ. συμπαθητικο-μιμητικών σκευασμάτων

για την αναστολή πρόωρου τοκετού) ή stress ή νόσου της μητέρας (άγχος, πόνος, πυρετός, έντονη καταπόνηση, αφυδάτωση, υπερθυρεοειδισμός, αναιμία), λόγω έκλυσης κατεχολαμινών και εκείνη που οφείλεται σε μικρή ηλικία κύησης (για παράδειγμα κάτω από 32 εβδομάδες) λόγω της ανωριμότητας του πνευμονογαστρικού νεύρου και της κυριαρχίας του συμπαθητικού συστήματος [Susan M. Gauge, Christine Henderson, 1997]. Αντίθετα, η εμβρυϊκή ταχυκαρδία ως αποτέλεσμα εμβρυϊκής υπογλυκαιμίας, αναιμίας και υποξαιμίας (χρόνιας αλλά και οξείας) είναι σαφώς δυσμενές προγνωστικό στοιχείο [Αγοραστός, 1991]. Το έμβρυο δεν μπορεί να απαντήσει στην υποξαιμία αυξάνοντας τον όγκο παλμού και πρέπει να αυξήσει την καρδιακή παροχή αυξάνοντας τη συχνότητα του καρδιακού ρυθμού [Gibb Donald, Arulkumaran S., 1998]. Η εμβρυϊκή ταχυκαρδία μπορεί να αποτελεί σημείο εμβρυϊκού στρες όταν επιμένει για 10 λεπτά ή περισσότερο, αλλά συνήθως δε συσχετίζεται με αυτό εκτός εάν συνυπάρχει ελαττωμένη μεταβλητότητα ή άλλη ανωμαλία. Η βαθμιαία αυξανόμενη ελαφρά εμβρυϊκή ταχυκαρδία παρατηρείται συνήθως ως σύμπτωμα αρχόμενου ή εγκατεστημένου συνδρόμου χοριοαμνιονιτίδας – ιδίως σε συνδυασμό με πυρετό της μητέρας [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D., 1999].

2.5.2.2 Εμβρυϊκή βραδυκαρδία

Ως εμβρυϊκή βραδυκαρδία ορίζεται η πτώση της ΕΚΣ για διάστημα μεγαλύτερο των 3 λεπτών κάτω από 110 παλμούς [Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D., 1999]. Βραδυκαρδία που κυμαίνεται μεταξύ 100 και 120 bpm με φυσιολογική μεταβλητότητα δε συσχετίζεται με εμβρυϊκή οξέωση. Είναι συχνή σε παράταση κύησης και σε έμβρυα με οπίσθια ινιακή θέση ή εγκάρσιο σχήμα. Πολλές περιπτώσεις βραδυκαρδίας δεν έχουν φανερή αιτία, όμως υπάρχουν ορισμένοι παράγοντες που πρέπει να λαμβάνονται υπόψιν και τέτοιοι είναι οι εξής: 1) ηλικία κύησης μεγαλύτερη από 40 εβδομάδες. Ορισμένα υπερώριμα έμβρυα έχουν εξεσημασμένο τόνο πνευμονογαστρικού, που μπορεί να οδηγήσει σε βραδυκαρδία της τάξης των 90 με 110 bpm, 2) συμπίεση ή πρόπτωση του ομφαλίου λώρου, 3) συγγενείς καρδιακές ανωμαλίες ή ελλείμματα του συστήματος αγωγής της καρδιάς, όπου η βραδυκαρδία είναι μικρότερη από 100 bpm, 4) ορισμένα φάρμακα, όπως οι βενζοδιαζεπίνες, 5) τετανικές συστολές της μήτρας, 6) επισκληρίδιος ή ραχιαία αναισθησία, 7) εμβρυϊκή υποθερμία και οξέωση.

Η τελική βραδυκαρδία προηγείται πάντα του εμβρυϊκού θανάτου. Η καταγραφή που προηγείται μπορεί να δείχνει μία ποικιλία χαρακτηριστικών, συνήθως μια ταχυκαρδία. Στην περίπτωση αυτή η κατάσταση μπορεί να είναι ανεπανόρθωτη, ειδικά όταν υπάρχουν χαρακτηριστικά μιας τυχαίας κυματοειδούς και ανεξέλεγκτης μορφής με απουσία

μεταβλητότητας. Αυτή η μορφή υποδηλώνει την πιθανότητα βλάβης του κεντρικού νευρικού συστήματος λόγω της υποξαιμίας [Gibb Donald, Arulkumaran S.,1998].

2.5.2.3 Εμβρυϊκή αρρυθμία

Περιστασιακή πτώση των παλμών ή έκτοποι παλμοί είναι σχετικά κοινό φαινόμενο σε κανονικά έμβρυα, αλλά πιο επίμονες αρρυθμίες μπορεί να συνδέονται με υποξαιμία [Gibb Donald, Arulkumaran S.,1998].

2.5.3 Μεταβλητότητα της εμβρυϊκής καρδιακής συχνότητας

Η εμβρυϊκή καρδιά, μέσω ερεθισμάτων από το νευρικό σύστημα, αυξομειώνει το ρυθμό της ΕΚΣ από παλμό σε παλμό ανάλογα με την εκάστοτε προσφερόμενη ποσότητα αίματος [Αγοραστός, 1991]. Η αυξομείωση της βασικής ΕΚΣ γύρω από μια μέση τιμή, που σε φυσιολογικές συνθήκες παρατηρείται δύο ή περισσότερες [National Institute of Child Health and Human Development Research, 1997] φορές το λεπτό, αναφέρεται ως μεταβλητότητα της βασικού ΕΚΣ (variability) και εκφράζει το βαθμό κατά τον οποίο μεταβάλλεται η βασική γραμμή μέσα σε ένα συγκεκριμένο πλάτος ζώνης και εξαιρώντας επιταχύνσεις και επιβραδύνσεις [Gibb Donald, Arulkumaran S.,1998].

Ο αριθμός των διακυμάνσεων της ΕΚΣ ανά λεπτό αναφέρεται ως μακροπρόθεσμη μεταβλητότητα [Gibb Donald, Arulkumaran S.,1998] (macro fluctuation – long term variability – frequency of variability) και η απόσταση μεταξύ της μέγιστης και της ελάχιστης τιμής της ΕΚΣ ανά λεπτό καλείται εύρος της μεταβλητότητας της ΕΚΣ (amplitude of variability) [Αγοραστός, 1991], το οποίο έχει φυσιολογικές τιμές από 10 έως 25 bpm. [Gibb Donald, Arulkumaran S.,1998] Οι αυξομειώσεις αυτές είναι ακανόνιστες σε εύρος και συχνότητα και ποσοτικοποιούνται οπτικά ανάλογα με το εύρος ως εξής:

- Εάν το εύρος δεν είναι ανιχνεύσιμο, τότε η μεταβλητότητα είναι απύουσα.
- Εάν το εύρος είναι ανιχνεύσιμο, αλλά μικρότερο ή ίσο με 5 bpm, τότε ορίζεται ως ελάχιστη μεταβλητότητα.
- Εάν το εύρος κυμαίνεται μεταξύ 6 και 25 bpm, τότε θεωρείται μέτρια μεταβλητότητα.
- Εάν το εύρος είναι μεγαλύτερο από 25 bpm, τότε θεωρείται εξεσημασμένη

- μεταβλητότητα της ΕΚΣ [National Institute of Child Health and Human Development Research, 1997].

2.5.4 Επιταχύνσεις (accelerations)

Η επιτάχυνση είναι μια αύξηση της ΕΚΣ κατά 15 παλμούς το λεπτό ή και περισσότερο, διάρκειας τουλάχιστον 15 δευτερολέπτων. Οι επιταχύνσεις εμφανίζονται συνήθως ως απάντηση είτε σε μια εμβρυϊκή μετακίνηση είτε σε μια συστολή της μήτρας. Όταν εμφανίζονται οι επιταχύνσεις το καρδιοτοκογράφημα λέγεται ότι αντιδρά άμεσα.

Η άμεση αντίδραση προκαλείται από την αλληλεπίδραση των συμπαθητικών και παρασυμπαθητικών νευρικών συστημάτων ως αποτέλεσμα μιας αύξησης στις μεταβολικές απαιτήσεις του εμβρύου κατά τη διάρκεια μιας ενεργούς φάσης, ή κατά τη διάρκεια μιας συστολής της μήτρας σε απάντηση στη συμπίεση του ομφάλιου λώρου και του εμβρυϊκού κορμού.

2.5.5 Επιβραδύνσεις (decelerations)

Επιβράδυνση είναι μία παροδική αλλοίωση της ΕΚΣ που χαρακτηρίζεται από πτώση της ΕΚΣ κάτω από τη βασική γραμμή περισσότερο από 15 bpm και διάρκειας 15 δευτερολέπτων έως 3 λεπτά. Εντούτοις ο κανόνας αυτός δεν εφαρμόζεται όταν η μεταβλητότητα της βασικής γραμμής είναι μικρότερη από 5 bpm και κάθε επιβράδυνση, ακόμη και λιγότερο από 15 bpm από τη βασική γραμμή, μπορεί να είναι δυσοίωνη, εκτός αν αποδειχτεί διαφορετικά. Οι επιβραδύνσεις ποσοτικοποιούνται από το βάθος του ναδύρ, μετρημένο σε bpm, αποκλείοντας τις παροδικές αιχμές και τα ηλεκτρονικά artifact. Η διάρκειά τους υπολογίζεται σε λεπτά και δευτερόλεπτα από την έναρξη μέχρι το τέλος της επιβράδυνσης. Ορίζονται ως επαναλαμβανόμενες (recurrent) εάν συμβαίνουν σε περισσότερο από 50% των μνομητρικών συσπάσεων σε οποιοδήποτε τμήμα της καταγραφής διάρκειας 20 λεπτών.

Οι επιβραδύνσεις διακρίνονται σε τέσσερις τύπους:

- α) Πρώιμη επιβράδυνση,
- β) Όψιμη επιβράδυνση,
- γ) Μεταβλητή επιβράδυνση και
- δ) Παρατεταμένη επιβράδυνση.

Πρώιμες επιβραδύνσεις: Η πτώση της ΕΚΣ, που συνήθως είναι φυσιολογική, αρχίζει ταυτόχρονα ή με ελάχιστη καθυστέρηση από την έναρξη της ωδίνης. Η αρχή, το κατώτατο σημείο και η αποκατάσταση των επιβραδύνσεων συμπίπτουν με την αρχή, την αιχμή και το τελείωμα της ωδίνης, αντίστοιχα. Το εύρος της επιβράδυνσης συνήθως δεν υπερβαίνει τα 30 bpm και κατά συνέπεια η ΕΚΣ σπάνια πέφτει κάτω των 100 bpm. Οι πρώιμες επιβραδύνσεις προκαλούνται από τη συμπίεση του κεφαλιού του εμβρύου κατά τη διάρκεια μιας συστολής. Η συμπίεση του κεφαλιού του εμβρύου προκαλεί μια αύξηση της ενδοκρανιακής πίεσης και επομένως μια μείωση της ροής του εγκεφαλικού αίματος και της οξυγόνωσης. Η μείωση της έντασης του οξυγόνου ανιχνεύεται από εγκεφαλικούς εμβρυϊκούς αισθητήρες χημικών ερεθισμάτων, και η παρασυμπαθητική δραστηριότητα αυξάνεται, με αποτέλεσμα μια πτώση της ΕΚΣ. Κατά τη διάρκεια της συμπίεσης του κεφαλιού, μπορεί επίσης να εμφανιστεί πίεση στο κέντρο του πνευμονογαστρικού ή πλανητικού νεύρου του εγκεφάλου, αυξάνοντας την παρασυμπαθητική δραστηριότητα. Αυτές οι επιβραδύνσεις προκαλούνται από μια ήπια, προσωρινή υποξία και δεν συνδέονται με μια όχι απόλυτα ικανοποιητική εμβρυϊκή έκβαση.

Όψιμες ή Καθυστερημένες επιβραδύνσεις: Η πτώση της ΕΚΣ αρχίζει καθυστερημένα σε σχέση με την ωδίνη (συνήθως μετά την κορύφωση της ωδίνης) και η χρονική διαφορά μεταξύ κορύφωσης της ωδίνης και χαμηλότερου σημείου της επιβράδυνσης είναι 30-60 δευτερόλεπτα. Η αρχή, το κατώτατο σημείο και η αποκατάσταση των επιβραδύνσεων εμφανίζονται μετά από την αρχή, την αιχμή και το τελείωμα της ωδίνης, αντίστοιχα. Η ΕΚΣ επανέρχεται στα πριν την ωδίνη επίπεδα συνήθως αρκετά λεπτά μετά το πέρας της ωδίνης – μερικές φορές δεν επανέρχεται πλήρως – με αποτέλεσμα την εμφάνιση μιας μικρής φάσης βραδυκαρδίας. Το εύρος της επιβράδυνσης συνήθως δεν υπερβαίνει τα 30-40 bpm. Η διάρκεια της επιβράδυνσης δεν υπερβαίνει τα 90 δευτερόλεπτα.

Οι καθυστερημένες επιβραδύνσεις προκύπτουν ως αποτέλεσμα μιας μείωσης στη ροή του αίματος της μήτρας και επομένως μιας μείωσης στη μεταφορά οξυγόνου κατά τη διάρκεια μιας συστολής της μήτρας. Η χαμηλή ένταση του οξυγόνου ανιχνεύεται από εμβρυϊκούς αισθητήρες χημικών ερεθισμάτων στο αορτικό τόξο, με αποτέλεσμα τη διέγερση των παρασυμπαθητικών διαβάσεων και μια αύξηση στην δραστηριότητα του πνευμονογαστρικού ή πλανητικού νεύρου, που οδηγεί σε μια πτώση του ρυθμού της καρδιάς. Οι επιβραδύνσεις εμφανίζονται μετά από τη συστολή εξαιτίας του χρόνου που χρειάζεται το κυκλοφορούν αίμα για να φθάσει από τον πλακούντα στο αορτικό τόξο. Μεταξύ των συστολών το ποσοστό του οξυγόνου που μεταφέρεται μεταξύ του πλακούντα και του εμβρύου είναι επαρκές, και η βασική γραμμή της ΕΚΣ και η διακύμανση είναι κανονικές, δείχνοντας επαρκή εγκεφαλική οξυγόνωση. Εάν, ωστόσο, το έμβρυο ήδη “συμβιβάζεται”, τότε το μειωμένο ποσό οξυγόνου που μεταφέρεται κατά τη διάρκεια μιας συστολής μπορεί να μην είναι επαρκές για να

διατηρήσει τη μυοκαρδιακή δραστηριότητα. Η άμεση μυοκαρδιακή κατάπτωση εμφανίζεται, μαζί με μια αύξηση στην δραστηριότητα του πνευμονογαστρικού ή πλανητικού νεύρου. Το ποσοστό του οξυγόνου που μεταφέρεται μεταξύ των συστολών μπορεί να μην είναι αρκετό για να διατηρήσει την επαρκή οξυγόνωση, η οποία θα χαρακτηριστεί από μια μείωση ή απουσία της μεταβλητότητας και, τελικά, ταχυκαρδία βασικής γραμμής. Αξίζει να σημειωθεί ότι οι καθυστερημένες επιβραδύνσεις συνδέονται πάντα με σημαντική εμβρυϊκή υποξία.

Μεταβλητές επιβραδύνσεις: Η επιβράδυνση της ΕΚΣ δεν ακολουθεί κάποιο συγκεκριμένο πρότυπο, είναι συνεπώς άτυπη/περίεργη, με παραλλαγές και μπορεί τόσο από πλευράς μορφής όσο και από πλευράς χρονικού συσχετισμού να μεταβάλλεται σε σχέση με τις διάφορες ωδίνες. Συνήθως πρόκειται για απότομα “βυθίσματα” από τη βασική γραμμή (η διάρκεια από την αρχή της επιβράδυνσης μέχρι το κατώτατο σημείο της είναι μικρότερη από 30 δευτερόλεπτα). Η μείωση της ΕΚΣ κάτω από την βασική γραμμή είναι τουλάχιστον 15 bpm, διάρκειας τουλάχιστον 15 δευτερολέπτων (από βασική γραμμή σε βασική γραμμή) και όχι περισσότερο από 2 λεπτά.

Οι μεταβλητές επιβραδύνσεις φαίνεται ότι εμφανίζονται ως αποτέλεσμα παροδικής συμπίεσης του ομφάλιου λώρου, μεταξύ του εμβρύου και περιβαλλόντων μητρικών ιστών ή εμβρυϊκών μερών, κατά τη διάρκεια μιας συστολής της μήτρας. Κατά τη διάρκεια μιας συστολής της μήτρας, εμποδίζεται η φλεβική επιστροφή, οδηγώντας σε μια μείωση της φλεβικής επιστροφής στην καρδιά του εμβρύου. Αυτό στη συνέχεια οδηγεί σε μια μείωση στην καρδιακή απόδοση, και επομένως σε αρτηριακή πίεση. Οι εμβρυϊκοί αισθητήρες τάσης (πίεσης) στο αορτικό τόξο διεγείρονται και αυξάνεται η συμπαθητική δραστηριότητα, με αποτέλεσμα μια αύξηση της ΕΚΣ για τη διατήρηση της πίεσης του αίματος. Με την περαιτέρω συμπίεση του λώρου, εμποδίζεται η αρτηριακή ροή και προκύπτει εμβρυϊκή υπέρταση. Οι εμβρυϊκοί αισθητήρες τάσης (πίεσης) στο αορτικό τόξο διεγείρονται, με αποτέλεσμα αυτή τη φορά την αυξανόμενη παρασυμπαθητική δραστηριότητα που οδηγεί σε μια πτώση της ΕΚΣ, επίσης σε μία προσπάθεια διατήρησης της πίεσης του αίματος σε κανονικό επίπεδο. Τότε εμφανίζεται η επιβράδυνση. Καθώς η συστολή υποχωρεί και η παρεμπόδιση της αρτηριακής ροής εξαλείφεται, η εμβρυϊκή υπόταση επανέρχεται έως ότου η φλεβική ροή επιστρέψει στο κανονικό. Αναπτύσσεται μια αντιδρούσα ταχυκαρδία. Όταν η συστολή τελειώσει, η φλεβική ροή επιστρέφει στο κανονικό και η ΕΚΣ επιστρέφει στη βασική γραμμή.

Η επίδραση των μεταβλητών επιβραδύνσεων στο έμβρυο ποικίλλει ανάλογα με τη διάρκεια και το βαθμό φραξίματος του λώρου που εμφανίζεται κατά τη διάρκεια μιας συστολής. Όσο περισσότερο διαρκεί η επιβράδυνση και όσο μεγαλύτερο είναι το πλάτος, τόσο πιο

υποβλητική είναι η επίδραση στον εμβρυϊκό “συμβιβασμό”. Ωστόσο, οι καλύτερες ενδείξεις της εμβρυϊκής οξυγόνωσης είναι η βασική γραμμή της εμβρυϊκής καρδιάς και η διακύμανση μεταξύ των επιβραδύνσεων.

Παρατεταμένες ή παρατεινόμενες επιβραδύνσεις: Ως παρατεινόμενη επιβράδυνση αναφέρεται η μεμονωμένη και έντονη ελάττωση της ΕΚΣ κατά 30 παλμούς το λεπτό ή περισσότερο, διάρκειας τουλάχιστον 2 λεπτών αλλά μικρότερη από 10 λεπτά. Οι παρατεινόμενες επιβραδύνσεις προκαλούνται από μια μείωση στη μεταφορά του οξυγόνου μέσω του πλακούντα στο έμβρυο, συνήθως ως αποτέλεσμα μιας μείωσης της ροής του αίματος της μήτρας. Οι εμβρυϊκοί αισθητήρες χημικών ερεθισμάτων στο αορτικό τόξο διεγείρονται, με αποτέλεσμα μια αύξηση της παρασυμπαθητικής δραστηριότητας και μια πτώση της ΕΚΣ. Οι παρατεινόμενες επιβραδύνσεις συνδέονται συνήθως με προηγούμενες μεταβλητές επιβραδύνσεις [Αγοραστός, 1991; Gauge and Henderson, 2004; Liston and Crane, March 2002].

2.6 Καρδιοτοκογραφία κατά τον τοκετό

Η Παγκόσμια Ένωση Γυναικολόγων και Μαιευτήρων προχώρησε και σε οδηγίες για την κατηγοριοποίηση της ΕΚΣ ανάλογα με τη μορφή του γραφήματος της σε 3 κατηγορίες: **α) κανονική β) ύποπτη και γ) παθολογική.**

α) Φυσιολογική μορφή

- Βασικός καρδιακός ρυθμός 110-160 bpm
- Εύρος μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού μεταξύ 5 και 25 bpm. (Η FIGO δεν αναφέρεται σε επιταχύνσεις αλλά θα πρέπει να είναι παρούσες δύο επιταχύνσεις τουλάχιστον σε 20 λεπτά και απουσία επιβραδύνσεων).

β) Ύποπτη μορφή

- Βασικός καρδιακός ρυθμός μεταξύ 160 και 180 bpm ή μεταξύ 100 και 110 bpm.
- Εύρος μεταβλητότητας μεταξύ 5 και 10 bpm για περισσότερα από 40 λεπτά.

- Αυξημένη μεταβλητότητα πάνω από 25 bpm.
- Μεταβλητές επιβραδύνσεις (και απουσία επιταχύνσεων (το πρώτο που γίνεται φανερό) που δεν αναφέρει η FIGO).

γ) Παθολογική μορφή

- Βασικός καρδιακός ρυθμός κάτω από 100 ή πάνω από 180 bpm.
- Επιμονή της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού σε λιγότερο από 5 bpm για περισσότερο από 40 λεπτά.
- Δριμείες μεταβλητές επιβραδύνσεις (διάρκεια >60 δευτερόλεπτα, μείωση παλμών >60 παλμούς, αργή ανάκαμψη, πτωχή μεταβλητότητα της βασικής γραμμής μεταξύ και /ή κατά τη διάρκεια των επιβραδύνσεων).
- Δριμείες επαναλαμβανόμενες πρώιμες επιβραδύνσεις.
- Παρατεταμένες επιβραδύνσεις.
- Όχιμες επιβραδύνσεις: η πιο δυσοίωνη καταγραφή είναι μία σταθερή βασική γραμμή χωρίς μεταβλητότητα και με μικρές επιβραδύνσεις μετά από κάθε συστολή
- Κυματοειδής/ ημιτονοειδής (Sinusoidal) μορφή.

Φυσιολογικό καρδιοτοκογράφημα σημαίνει ότι η καταγραφή επιβεβαιώνει την εμβρυϊκή υγεία. Ύποπτο υποδεικνύει ότι συνεχιζόμενη παρατήρηση ή πρόσθετες απλές δοκιμασίες απαιτούνται για να εξασφαλιστεί η υγεία του εμβρύου. Παθολογικό, καλύτερα περιγραφόμενο ως ανώμαλο, δικαιολογεί κάποια δράση με τη μορφή των πρόσθετων δοκιμασιών ή τοκετό ανάλογα με την κλινική εικόνα. Το ανώμαλο μπορεί να μην είναι παθολογικό με την ακριβή έννοια της λέξης. Η κλινική εικόνα και η δυναμική εξέλιξη των χαρακτηριστικών της καταγραφής με το χρόνο θα ξεκαθαρίσουν την κατάσταση [Gibb Donald, Arulkumaran S., 1998].

3ο Κεφάλαιο

ΧΡΗΣΗ ΤΩΝ ΚΥΜΑΤΙΔΙΩΝ (WAVELETS) ΣΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΣΗΜΑΤΩΝ

3.1 Εισαγωγή

Η ΕΚΣ είναι ένα πολύ θορυβώδες σήμα με πολλά αιχμηρά μέγιστα κυματομορφής καθώς και περιόδους χαμένων δεδομένων, λόγω της μετακίνησης του εμβρύου και της πίεσης που ασκείται κατά τη διάρκεια του τοκετού. Τα φαινόμενα αυτά γίνονται ακόμα πιο σοβαρά κατά το δεύτερο στάδιο του τοκετού όπου η ένταση της πίεσης γίνεται μεγαλύτερη τόσο για τη μητέρα όσο και για το έμβρυο. Προφανώς αυτή η κατάσταση, η οποία τις περισσότερες φορές δεν δημιουργεί προβλήματα στην ερμηνεία της ΕΚΣ από το έμπειρο προσωπικό μιας μαιευτικής κλινικής, θα μπορούσε να οδηγήσει σε λανθασμένο υπολογισμό των χαρακτηριστικών από ένα αυτοματοποιημένο σύστημα. Για το λόγο αυτό απαιτείται κάποια μέθοδος για την αφαίρεση αυτού του θορύβου.

Η εξάλειψη του θορύβου και η απομάκρυνση λανθασμένων καταγραφών είναι διαδικασίες δύσκολες και χρονοβόρες. Στη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία, για την επίτευξη των δύο παραπάνω διαδικασιών κάναμε χρήση της γραμμικής παρεμβολής. Η μέθοδος αυτή “διόρθωσης” των σημάτων - που προτάθηκε αρχικά από τον καθηγητή Bernardes - αφαιρεί το τμήμα που προέρχεται από την επίδραση του θορύβου (ή το τμήμα στο οποίο το σήμα μηδενίζεται) και με τη χρήση της γραμμικής παρεμβολής αποκαθιστά το συγκεκριμένο κομμάτι του σήματος. Αρχικά, ανιχνεύεται ένα “σταθερό” κομμάτι της ΕΚΣ (“σταθερό” κομμάτι: τμήμα στο οποίο η διαφορά μεταξύ 5 γειτονικών δειγμάτων είναι μικρότερη από 10). Στη συνέχεια, όταν ανιχνευθεί διαφορά μεγαλύτερη των 25 bpm ανάμεσα σε δύο γειτονικά δείγματα, τότε πραγματοποιείται γραμμική παρεμβολή ανάμεσα στο πρώτο από τα δύο αυτά δείγματα και το πρώτο δείγμα ενός νέου “σταθερού” τμήματος της ΕΚΣ [Bernardes, Moura, de Sa, Pereira-Leite, 1991].

Έχοντας απαλλαγεί από τον ανεπιθύμητο θόρυβο των σημάτων, το επόμενο στάδιο της επεξεργασίας περιλαμβάνει την εξαγωγή κάποιων χαρακτηριστικών από το σήμα της ΕΚΣ που λαμβάνεται από τον καρδιοτοκογράφο. Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά χρησιμοποιούνται για να τροφοδοτήσουν έναν ταξινομητή που αποφαινεται για την κατάσταση της υγείας του εμβρύου.

Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών χρησιμοποιήσαμε τη μέθοδο μετασχηματισμού κυματιδίου (wavelet transform), μια μέθοδο που αποτελεί μια σύγχρονη προσέγγιση η οποία εξετάζει το κοινό πεδίο χρόνου-συχνότητας (time-frequency domain) και μπορεί να εξάγει χαρακτηριστικά σε αυτό το πεδίο. Ο τρόπος που η ανάλυση των κυματιδίων εντοπίζει τις πληροφορίες του σήματος στο πεδίο χρόνου-συχνότητας (ο όρος χρόνος-κλίμακα μπορεί να είναι καταλληλότερος), καθιστά τη μέθοδο αυτή ιδιαίτερα κατάλληλη για την ανάλυση μη σταθερών σημάτων αντί του κλασικού μετασχηματισμού Fourier. Η ανάλυση κυματιδίου έχει ήδη χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων εξαρτώμενων από την κλίμακα και το χρόνο χαρακτηριστικών γνωρισμάτων με σκοπό την ταξινόμηση της ΕΚΣ κατά τη διάρκεια της περιόδου πριν τον τοκετό.

3.2 Επισκόπηση των κυματιδίων

Τα κυματίδια αποτελούν ένα μαθηματικό εργαλείο για την ανάλυση σημάτων, εικόνων και πιο σύνθετων γεωμετρικά δεδομένων σε συστατικά που αντιπροσωπεύουν την πληροφορία σε διαφορετικές κλίμακες. Με απλοϊκούς όρους, ένα κυματίδιο (wavelet) είναι αυτό ακριβώς που υποδηλώνει το όνομά του, μια κυματομορφή μικρής χρονικής διάρκειας που έχει μηδενικό μέσο όρο. Αντίθετα με τις αναπαραστάσεις του Fourier, τα κυματίδια είναι καλά προσαρμοσμένα για την αναπαράσταση περιορισμένων γεγονότων, επειδή οι συναρτήσεις βάσης είναι από μόνες τους τοπικές. Συνεπώς, ο μετασχηματισμός κυματιδίου είναι ιδιαίτερα χρήσιμος για τον εντοπισμό αλλαγών πεπερασμένης (αλλά ενδεχομένως άγνωστης) διάρκειας, όπως ασυνέχειες και αιχμηρά μέγιστα κυματομορφής [Graps Amara, 1995].

Τα κυματίδια είναι συναρτήσεις που ικανοποιούν ορισμένες μαθηματικές απαιτήσεις και χρησιμοποιούνται στην αντιπροσώπευση των δεδομένων ή άλλων συναρτήσεων. Αυτή η ιδέα δεν είναι καινούργια. Η διαδικασία προσέγγισης που χρησιμοποιεί την υπέρθεση στις συναρτήσεις υπάρχει από τις αρχές του 1800, όταν ο Joseph Fourier ανακάλυψε ότι θα μπορούσε να χρησιμοποιήσει ημίτονα και συνημίτονα για να αντιπροσωπεύσει άλλες συναρτήσεις. Εντούτοις, στην ανάλυση κυματιδίου, η κλίμακα που χρησιμοποιούμε για να εξετάσουμε τα δεδομένα διαδραματίζει έναν ειδικό ρόλο. Οι αλγόριθμοι των κυματιδίων επεξεργάζονται τα δεδομένα σε διαφορετικές κλίμακες ή αναλύσεις και αυτό καθιστά τα κυματίδια ενδιαφέροντα και χρήσιμα [Graps Amara, 1995].

Για πολλές δεκαετίες, οι επιστήμονες προσπάθησαν να βρουν πιο κατάλληλες συναρτήσεις από τα ημίτονα και τα συνημίτονα που αποτελούν τις βάσεις της ανάλυσης Fourier, για να προσεγγίσουν ευμετάβλητα σήματα. Εξ ορισμού τους, αυτές οι συναρτήσεις είναι μη-τοπικές (επεκτείνονται προς το άπειρο). Επομένως δεν μπορούν να προσεγγίσουν με τον καλύτερο

δυνατό τρόπο τα αιχμηρά μέγιστα κυματομορφής. Αντίθετα, χρησιμοποιώντας την ανάλυση κυματιδίου, μπορούμε να προσεγγίσουμε δεδομένα με αιχμηρές ασυνέχειες [Graps Amara, 1995].

Η διαδικασία ανάλυσης κυματιδίου είναι να υιοθετεί μια αρχέτυπη συνάρτηση κυματιδίου, που ονομάζεται κυματίδιο γεννήτορας (mother wavelet ή analyzing wavelet). Όπως τα ημίτονα και τα συνημίτονα στην ανάλυση Fourier, τα κυματίδια χρησιμοποιούνται ως συναρτήσεις βάσης στην αντιπροσώπευση άλλων συναρτήσεων. Μόλις καθοριστεί το mother wavelet, όλα τα υπόλοιπα μπορούν να διαμορφωθούν από μετατοπίσεις και διαστολές αυτού. Με άλλα λόγια, ο μετασχηματισμός κυματιδίου είναι μια ανάλυση του αρχικού σήματος σε ένα σύνολο συναρτήσεων βάσης, τα κυματίδια [Graps Amara, 1995].

Η ανάλυση κυματιδίου έχει αποδειχθεί μια από τις πετυχημένες τεχνικές για την ανάλυση σημάτων σε πολλαπλές κλίμακες, ακόμα και όταν παρουσιάζονται μη σταθερές συμπεριφορές που κρύβονται συχνά σε τέτοια σήματα, και έχει δώσει πολλές επιτυχείς εφαρμογές στον τομέα της βιοϊατρικής επεξεργασίας σήματος [Vasios, et al].

3.3 Ιστορική αναδρομή

Στην ιστορία των μαθηματικών, η ανάλυση κυματιδίου παρουσιάζει πολλές διαφορετικές προελεύσεις. Ένα μεγάλο μέρος της εργασίας εκτελέστηκε στη δεκαετία του 1930 και, στην εποχή αυτή, οι χωριστές προσπάθειες που γίνονταν δεν εμφανίζονταν να αποτελούν μέρη μιας κατανοητής θεωρίας [Graps Amara, 1995].

Ο κύριος κλάδος των μαθηματικών που οδηγεί στα wavelets άρχισε πριν το 1930 με τον Joseph Fourier (1807) και με τις θεωρίες του για την ανάλυση της συχνότητας, συχνά αποκαλούμενες σήμερα ως σύνθεση Fourier. Ο Fourier ισχυρίστηκε ότι οποιαδήποτε 2π-περιοδική συνάρτηση $f(x)$ είναι το άθροισμα:

$$a_0 + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos kx + b_k \sin kx) \quad (3.1)$$

της σειράς Fourier της. Οι συντελεστές a_0 , a_k και b_k υπολογίζονται από τους τύπους:

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(x) dx, a_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \cos(kx) dx, b_k = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(x) \sin(kx) dx \quad (3.2)$$

Ο ισχυρισμός του Fourier διαδραμάτισε έναν ουσιαστικό ρόλο στην εξέλιξη των ιδεών που είχαν οι μαθηματικοί για τις συναρτήσεις. Άνοιξε την πόρτα σε έναν νέο λειτουργικό κόσμο [Graps Amara, 1995].

Μετά από 1807, ερευνώντας την έννοια των συναρτήσεων, της σύγκλισης σειράς Fourier και των ορθογώνιων συστημάτων, οι μαθηματικοί οδηγήθηκαν βαθμιαία από την προηγούμενη έννοια της ανάλυσης συχνότητας στην έννοια της ανάλυσης κλίμακας. Δηλαδή, ανέλυσαν το $f(x)$ δημιουργώντας μαθηματικές δομές που ποικίλουν στην κλίμακα. Κατασκεύασαν μια συνάρτηση, τη μετατόπισαν κατά κάποιο ποσό και άλλαξαν την κλίμακά της. Κατόπιν, εφάρμοσαν αυτή τη δομή για να προσεγγίσουν ένα σήμα και στη συνέχεια επανέλαβαν τη διαδικασία. Τελικά κατέληξαν στο ότι αυτό το είδος της ανάλυσης κλίμακας ήταν λιγότερο ευαίσθητο στο θόρυβο επειδή μετρούσε τις μέσες διακυμάνσεις του σήματος σε διαφορετικές κλίμακες [Graps Amara, 1995].

Η πρώτη αναφορά στα κυματίδια εμφανίστηκε σε ένα παράρτημα της διατριβής του A.Haar (1909). Μια ιδιότητα του Haar κυματιδίου είναι ότι έχει ένα συμπαγές/πεπερασμένο πεδίο ορισμού, το οποίο σημαίνει ότι εξαφανίζεται έξω από ένα πεπερασμένο διάστημα. Δυστυχώς, τα Haar κυματίδια δεν είναι συνεχώς διαφορίσιμα, πράγμα που περιορίζει κάπως τις εφαρμογές τους [Graps Amara, 1995].

Στη δεκαετία του '30, διάφορες ομάδες που εργάζονταν ανεξάρτητα ερεύνησαν την αντιπροσώπευση των συναρτήσεων χρησιμοποιώντας συναρτήσεις βάσης με ποικίλες κλίμακες. Χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση βάσης με ποικίλες κλίμακες αποκαλούμενη συνάρτηση βάσης Haar, ο φυσικός Paul Levy ερεύνησε την κίνηση Brown. Βρήκε τη συνάρτηση βάσης Haar ανώτερη από τις συναρτήσεις βάσης Fourier για τη μελέτη των μικρών περίπλοκων λεπτομερειών της κίνησης Brown. Μια άλλη ερευνητική προσπάθεια της δεκαετίας του '30 από τους Littlewood, Paley, και Stein συμπεριέλαβε τον υπολογισμό της ενέργειας μιας συνάρτησης $f(x)$:

$$energy = \frac{1}{2} \int_0^{2\pi} |f(x)|^2 dx \quad (3.3)$$

Ο υπολογισμός παρήγαγε διαφορετικά αποτελέσματα όταν η ενέργεια συγκεντρώθηκε γύρω από μερικά σημεία ή κατανεμήθηκε σε ένα μεγαλύτερο διάστημα. Αυτό το αποτέλεσμα ενόχλησε τους επιστήμονες επειδή έδειξε ότι η ενέργεια μπορεί να μην συντηρείται. Οι ερευνητές ανακάλυψαν μια συνάρτηση που μπορεί να ποικίλει στην κλίμακα και μπορεί να συντηρήσει την ενέργεια κατά τον υπολογισμό της ενέργειας της συνάρτησης [Graps Amara, 1995].

Μεταξύ 1960 και 1980, οι μαθηματικοί Guido Weiss και Ronald R. Coifman μελέτησαν τα απλούστερα στοιχεία του διαστήματος μιας συνάρτησης, αποκαλούμενα άτομα, με στόχο να βρουν τα άτομα για μια κοινή συνάρτηση και τους "κανόνες συναρμολόγησης" που επιτρέπουν την αναδημιουργία όλων των στοιχείων του διαστήματος της συνάρτησης χρησιμοποιώντας αυτά τα άτομα. Το 1980, οι Grossman και Morlet, ένας φυσικός και ένας μηχανικός, καθόρισαν ευρέως τα κυματίδια στα πλαίσια της κβαντικής φυσικής. Αυτοί οι δύο ερευνητές παρείχαν έναν τρόπο σκέψης για τα κυματίδια βασισμένο στη φυσική διαίσθηση [Graps Amara, 1995].

Το 1985, ο Stephane Mallat έδωσε στα κυματίδια ένα ερευνητικό άλμα μέσω της εργασίας του για την επεξεργασία ψηφιακού σήματος. Ανακάλυψε μερικές σχέσεις μεταξύ των τετραγωνικών φίλτρων κατοπτρισμού (quadrature mirror filters), των αλγόριθμων πυραμίδας και των ορθοκανονικών βάσεων κυματιδίων. Εμπνευσμένος εν μέρει από αυτά τα αποτελέσματα, ο Y. Meyer κατασκεύασε τα πρώτα μη μονότονα κυματίδια. Αντίθετα από τα Haar κυματίδια, τα Meyer κυματίδια είναι συνεχώς διαφορίσιμα. Εντούτοις δεν έχουν συμπαγές/πεπερασμένο πεδίο ορισμού. Μερικά χρόνια αργότερα, η Ingrid Daubechies χρησιμοποίησε την εργασία του Mallat για να κατασκευάσει ένα σύνολο ορθοκανονικών συναρτήσεων βάσης των κυματιδίων που είναι ίσως οι πιο κομψές, και έχουν γίνει ο ακρογωνιαίος λίθος των εφαρμογών των κυματιδίων σήμερα [Graps Amara, 1995].

3.4 Από την ανάλυση Fourier στην ανάλυση κυματιδίου (wavelet analysis)

3.4.1 Ανάλυση Fourier

Οι αναλυτές σημάτων έχουν σήμερα στη διάθεσή τους ένα εντυπωσιακό σύνολο εργαλείων. Ίσως το περισσότερο γνωστό από αυτά τα εργαλεία είναι η ανάλυση Fourier, η οποία χωρίζει ένα σήμα σε συνιστώσες ημιτόνων και συνημιτόνων διαφορετικών συχνοτήτων. Ένας άλλος τρόπος να σκεφτεί κανείς την ανάλυση Fourier είναι ως μια μαθηματική τεχνική που χρησιμοποιείται για το μετασχηματισμό ενός σήματος από τη "βάση" του χρόνου στη "βάση" της συχνότητας.



Σχήμα 3.1 : Μετασχηματισμός Fourier

Για πολλά σήματα, η ανάλυση Fourier είναι εξαιρετικά χρήσιμη επειδή το περιεχόμενο της συχνότητας του σήματος είναι μεγάλης σπουδαιότητας. Ο λόγος όμως για τον οποίον χρειαζόμαστε και άλλες τεχνικές, όπως η ανάλυση κυματιδίου (wavelet analysis) είναι ότι η ανάλυση Fourier έχει ένα σοβαρό μειονέκτημα. Κατά το μετασχηματισμό στην περιοχή της συχνότητας, οι χρονικές πληροφορίες χάνονται. Όταν εξετάζουμε το μετασχηματισμό Fourier ενός σήματος, είναι αδύνατο να εντοπίσουμε το πότε συνέβη ένα ιδιαίτερο γεγονός. Εάν οι ιδιότητες ενός σήματος δεν αλλάζουν πολύ κατά τη διάρκεια του χρόνου, δηλαδή εάν το σήμα είναι στάσιμο, αυτό το μειονέκτημα δεν είναι πολύ σημαντικό. Εντούτοις, τα περισσότερα ενδιαφέροντα σήματα περιέχουν πολυάριθμα μη στάσιμα ή παροδικά χαρακτηριστικά: κλίση, απότομες αλλαγές, καθώς και αρχές και τέλη γεγονότων. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι συχνά το σημαντικότερο μέρος του σήματος, και η ανάλυση Fourier δεν βοηθάει στην ανίχνευσή τους [Wavelet Toolbox User's Guide, 2002].

3.4.2 Short-time ανάλυση Fourier

Σε μια προσπάθεια διόρθωσης του παραπάνω ελαττώματος της ανάλυσης Fourier, ο Dennis Gabor (1946) προσάρμοσε το μετασχηματισμό Fourier για να αναλύει μόνο ένα μικρό τμήμα του σήματος κάθε φορά - μια τεχνική που χρησιμοποιεί το “παράθυρο”. Η προσαρμογή του Gabor, που αποκαλείται short-time Fourier transform (STFT) ή παραθυρικός μετασχηματισμός Fourier, “χαρτογραφεί” ένα σήμα σε μια δισδιάστατη λειτουργία του χρόνου και της συχνότητας.



Σχήμα 3.2 : Short-time μετασχηματισμός Fourier

Ο παραθυρικός μετασχηματισμός Fourier αντιπροσωπεύει ένα είδος συμβιβασμού μεταξύ των προοπτικών ενός σήματος που βασίζονται στο χρόνο και εκείνων που βασίζονται στη συχνότητα. Παρέχει κάποιες πληροφορίες σχετικά με το πότε και σε ποια συχνότητα εμφανίζεται κάποιο γεγονός στο σήμα. Ωστόσο, αυτές οι πληροφορίες λαμβάνονται με περιορισμένη ακρίβεια, και αυτή η ακρίβεια καθορίζεται από το μέγεθος του “παραθύρου”. Ενώ ο συμβιβασμός που αντιπροσωπεύει ο παραθυρικός μετασχηματισμός Fourier μεταξύ των πληροφοριών χρόνου και συχνότητας μπορεί να είναι χρήσιμος, το μειονέκτημα είναι ότι μόλις επιλεγεί ένα συγκεκριμένο μέγεθος για το χρονικό “παράθυρο”, αυτό το παράθυρο

παραμένει το ίδιο για όλες τις συχνότητες. Πολλά σήματα όμως απαιτούν μια πιο ευέλικτη προσέγγιση - μια προσέγγιση στην οποία το μέγεθος του “παραθύρου” θα μπορεί να μεταβάλλεται ώστε να καθορίσει με περισσότερη ακρίβεια είτε το χρόνο είτε τη συχνότητα [Wavelet Toolbox User’s Guide, 2002].

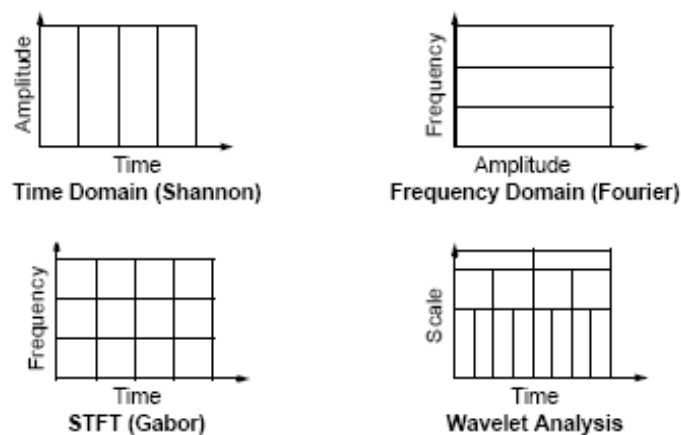
3.4.3 Ανάλυση κυματιδίου (wavelet analysis)

Η ανάλυση κυματιδίου αντιπροσωπεύει το επόμενο λογικό βήμα (από τις δύο προηγούμενες αναλύσεις που περιγράφηκαν): είναι μια τεχνική που χρησιμοποιεί και αυτή το λεγόμενο “πaráθυρο” αλλά με μεταβλητού μεγέθους περιοχές. Η ανάλυση κυματιδίου επιτρέπει τη χρήση μακροχρόνιων διαστημάτων εκεί όπου είναι επιθυμητή η ακριβέστερη χαμηλής-συχνότητας πληροφορία, καθώς και πιο σύντομων περιοχών εκεί όπου είναι επιθυμητή η υψηλής-συχνότητας πληροφορία.



Σχήμα 3.3 : Μετασχηματισμός κυματιδίου

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται η άποψη ενός σήματος βασισμένη στο πεδίο του χρόνου, στο πεδίο της συχνότητας, καθώς και ο short-time μετασχηματισμός Fourier, για να γίνει σύγκριση με τη την ανάλυση κυματιδίου:



Σχήμα 3.4 : Σύγκριση των μετασχηματισμών

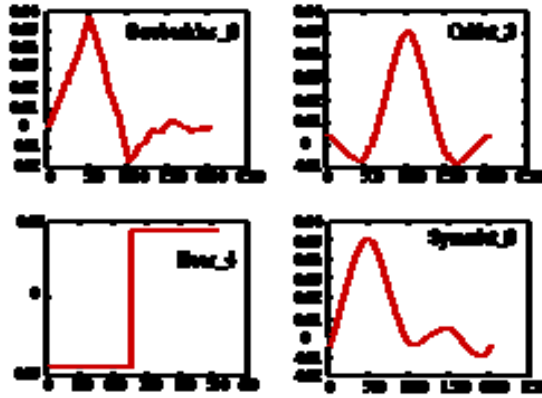
Όπως παρατηρούμε στο σχήμα, η ανάλυση κυματιδίου δεν χρησιμοποιεί την αναπαράσταση χρόνου-συχνότητας, αλλά χρόνου-κλίμακας.

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα που παρέχεται από τα κυματίδια είναι η δυνατότητα εκτέλεσης τοπικής ανάλυσης, δηλαδή ανάλυσης μιας περιορισμένης περιοχής ενός μεγαλύτερου σήματος.

Πολλές κατηγορίες συναρτήσεων μπορούν να αναπαρασταθούν από τα κυματίδια με έναν πιο συμπαγή τρόπο. Παραδείγματος χάριν, οι συναρτήσεις με ασυνέχειες και οι συναρτήσεις με αιχμηρά μέγιστα κυματομορφής “παίρνουν” συνήθως λιγότερες συναρτήσεις βάσης των κυματιδίων απ’ότι συναρτήσεις βάσης ημιτόνων και συνημίτονων για να πετύχουν μια συγκρίσιμη προσέγγιση. Επιπλέον, επειδή η ανάλυση κυματιδίου παρέχει μια διαφορετική άποψη των δεδομένων από τις υπόλοιπες παραδοσιακές τεχνικές, μπορεί συχνά να συμπίσει ή να αποθρομβοποιήσει ένα σήμα χωρίς σημαντική υποβάθμιση. Πράγματι, στη συνοπτική ιστορία τους στον τομέα επεξεργασίας σήματος, τα κυματίδια έχουν ήδη αποδειχθεί μια απαραίτητη προσθήκη στη συλλογή εργαλείων των αναλυτών σημάτων και σήμερα συνεχίζουν να απολαμβάνουν μια ολοένα και αυξανόμενη δημοτικότητα [Wavelet Toolbox User’s Guide, 2002].

3.5 Μαθηματική περιγραφή των κυματιδίων

Ο μετασχηματισμός κυματιδίου ενός χρονικού σήματος δεν είναι τίποτε άλλο από την ανάπτυξη του σήματος πάνω σε μια οικογένεια συναρτήσεων οι οποίες είναι “συγκεντρωμένες” τόσο στο χρόνο όσο και στη συχνότητα. Μέσα σε κάθε οικογένεια κυματιδίων (όπως π.χ. η οικογένεια Daubechies) υπάρχουν υποκατηγορίες των κυματιδίων που διακρίνονται από τον αριθμό των συντελεστών και από το επίπεδο επανάληψης. Τα κυματίδια ταξινομούνται συχνότερα μέσα σε μια οικογένεια από τον αριθμό εξαφανιζόμενων ή μηδενικών ροπών. Αυτό είναι ένα πρόσθετο σύνολο μαθηματικών σχέσεων για τους συντελεστές που θα πρέπει να ικανοποιούνται, και συσχετίζεται άμεσα με τον αριθμό των συντελεστών. Παραδείγματος χάριν, μέσα στην Coiflet οικογένεια κυματιδίων υπάρχουν Coiflets με δύο εξαφανιζόμενες ροπές και Coiflets με τρεις εξαφανιζόμενες ροπές. Στο παρακάτω σχήμα, παρουσιάζονται μερικές διαφορετικές οικογένειες κυματιδίων [Graps Amara, 1995].



Σχήμα 3.5 : Μερικές διαφορετικές οικογένειες κυματιδίων. Ο αριθμός δίπλα στο όνομα των κυματιδίων αντιπροσωπεύει τον αριθμό εξαφανιζόμενων ροπών για την κάθε υποκατηγορία του κυματιδίου.

Όπως αναφέρθηκε τα μέλη της οικογένειας συναρτήσεων παράγονται από μία πρωταρχική-βασική συνάρτηση η οποία καλείται **κυματίδιο γεννήτορας** (mother wavelet ή analyzing wavelet) $\psi(t)$, μέσω μιας σειράς από αλλαγές κλίμακας και μετατοπίσεις:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.4)$$

όπου $a \in \mathbb{R}^+$, $b \in \mathbb{R}$.

Για τις περισσότερες πρακτικές εφαρμογές που περιλαμβάνουν δεδομένα μετρήσεων, οι **παράμετροι αλλαγής κλίμακας και μετατόπισης** a, b περιορίζονται μόνο σε διακριτές τιμές οδηγώντας στην παρακάτω έκφραση:

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - n \cdot b_0 \cdot a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (3.5)$$

Για πρακτικούς λόγους, η πιο απλή και πιο αποδοτική διακριτοποίηση είναι αυτή για την οποία $a_0 = 2$ και $b_0 = 1$:

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \psi\left(\frac{t - n \cdot 2^m}{2^m}\right) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m} \cdot t - n) \quad (3.6)$$

όπου $(m, n) \in \mathbb{Z}^2$.

Η παράμετρος μετατόπισης καθορίζει τη θέση του κυματιδίου στο πεδίο του χρόνου, ενώ η παράμετρος αλλαγής κλίμακας καθορίζει τη θέση του κυματιδίου στο πεδίο των συχνοτήτων καθώς και τον τρόπο με τον οποίο είναι συγκεντρωμένη η ενέργειά του στο πεδίο χρόνου-συχνότητας.

Επομένως χρησιμοποιώντας το μετασχηματισμό κυματιδίου, κάθε σήμα μπορεί να “αποσυντεθεί” στο πεδίο χρόνου-συχνότητας ανάλογα με τη συνεισφορά που έχει στις διάφορες περιοχές και να προβληθεί ως μια σειρά από βασικές συναρτήσεις. Έτσι για ένα συνεχές σήμα $x(t)$, οι συντελεστές κυματιδίου, οι οποίοι αναπαριστούν το σήμα στο πεδίο χρόνου-κλίμακας, δίνονται από το δυαδικό μετασχηματισμό κυματιδίου:

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}^*(t) dt \quad (3.7)$$

Οι συντελεστές αυτοί “ποσοτικοποιούν” την ομοιότητα ανάμεσα στο σήμα και τη συνάρτηση βάσης. Συνεπώς η πληροφορία η οποία εμπεριέχεται σε μία συγκεκριμένη κλίμακα m είναι “αυτοσχέτιστη” με την πληροφορία σε οποιαδήποτε άλλη κλίμακα. Μικρότερες κλίμακες αντιστοιχούν σε υψηλότερες συχνοτικά συνιστώσες. Επιπλέον κάθε συντελεστής κυματιδίου περιέχει πληροφορία η οποία δεν αφορά μόνο την κλίμακα αλλά και το χρονικό παράθυρο που παράγαγε αυτή την πληροφορία.

Για ένα διακριτό σήμα $x[i]$, $i=0, \dots, M-1$ και για ένα πραγματικό (όχι μιγαδικό) κυματίδιο οι συντελεστές δίνονται από την παρακάτω εξίσωση:

$$T_{m,n} = 2^{-m/2} \sum_{i=0}^{M-1} x[i] \psi(2^{-m}i - n) \quad (3.8)$$

Επειδή διαφορετικά κυματίδια γεννιότερες παράγουν διαφορετικές οικογένειες κυματιδίων, η ανάλυση του σήματος στο πεδίο χρόνου-κλίμακας όπως αυτό περιγράφεται από τους συντελεστές του μπορεί να είναι αρκετά διαφορετική ανάλογα με το κυματίδιο που θα χρησιμοποιηθεί.

Το πιο ελκυστικό χαρακτηριστικό των κυματιδίων είναι ότι αποσυνθέτουν ένα σήμα σε μία σειρά από κλίμακες, με κάθε κλίμακα να αναπαριστά μία διαφορετική τραχύτητα (coarseness) του υπό εξέταση σήματος. Ο μετασχηματισμός κυματιδίου αναλύει ουσιαστικά το σήμα σε ένα σύνολο σημάτων ποικίλης τραχύτητας που κυμαίνεται σταδιακά από συστατικά χαμηλής συχνότητας σε συστατικά υψηλής συχνότητας. Κατά συνέπεια, εάν κάποιος μπορεί να πάρει μια απόφαση σχετικά με τα θεμελιώδη συστατικά συχνότητας του σήματος, τότε μπορεί να επιλέξει την κατάλληλη κλίμακα στο μετασχηματισμό κυματιδίου αγνοώντας τη συμβολή των άλλων κλιμάκων [Vasios, et al].

Στην προκειμένη περίπτωση, χρησιμοποιούμε το διακριτό μετασχηματισμό κυματιδίου για να αποσυνθέσουμε το σήμα της ΕΚΣ σε συντελεστές κυματιδίου μέχρι ένα προκαθορισμένο επίπεδο.

Όταν αποσυντίθεται ένα σύνολο δεδομένων χρησιμοποιώντας τα κυματίδια, χρησιμοποιούνται φίλτρα που ενεργούν ως φίλτρα υπολογισμού του μέσου όρου και άλλα που παράγουν τις λεπτομέρειες. Μερικοί από τους προκύπτοντες συντελεστές των κυματιδίων αντιστοιχούν στις λεπτομέρειες του συνόλου των δεδομένων. Εάν οι λεπτομέρειες αυτές είναι μικρές, μπορούν να παραλειφθούν χωρίς ουσιαστικά να επηρεάζουν τα κύρια χαρακτηριστικά γνωρίσματα του συνόλου των δεδομένων. Η ιδέα του κατωφλίου τότε, είναι να τεθούν στο μηδέν όλοι οι συντελεστές που είναι μικρότεροι από ένα συγκεκριμένο κατώτατο όριο. Η τεχνική είναι ένα σημαντικό βήμα στο χειρισμό των θορυβωδών δεδομένων επειδή η απομάκρυνση θορύβων πραγματοποιείται χωρίς να λειανθούν οι αιχμηρές δομές. Το αποτέλεσμα είναι ένα κερδισμένο σήμα που παρουσιάζει ακόμα σημαντικές λεπτομέρειες [Graps Amara, 1995].

3.6 Επιλογή χαρακτηριστικών

Εάν η εφαρμογή του δυαδικού μετασχηματισμού κυματιδίου παράξει λίγους συντελεστές με μεγάλο μέτρο, τότε αυτοί οι συντελεστές μπορούν να αναπαραστήσουν το αρχικό σήμα, αγνοώντας τους υπόλοιπους συντελεστές και χωρίς η παραπάνω διαδικασία να εισάγει μεγάλο σφάλμα. Επομένως αυτοί οι συντελεστές μπορούν να προσφέρουν χρήσιμη πληροφορία στην περίπτωση που θα χρησιμοποιηθούν για ταξινόμηση.

Επομένως, μία καλή προσέγγιση για την χρησιμοποίηση των συντελεστών που παράγονται από το μετασχηματισμό αυτό για προβλήματα ταξινόμησης, προϋποθέτει την εύρεση μιας συνάρτησης η οποία να ποσοτικοποιεί την ύπαρξη περιοχών όπου υπάρχουν λίγοι συντελεστές με μεγάλο μέτρο. Το πιο κοινό μέτρο για αυτό το σκοπό είναι η **εντροπία κατά Shannon** την οποία χρησιμοποιήσαμε ως χαρακτηριστικό για το υπό εξέταση πρόβλημά μας. Η εντροπία κατά Shannon για μια διακριτή κατανομή, δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$S = -\sum_{i=1}^N p_i \log(p_i) \quad \text{με} \quad \sum_{i=1}^N p_i = 1 \quad \text{και} \quad p_i \log(p_i) = 0, \quad \text{αν} \quad p_i = 0 \quad (3.9)$$

Η μέγιστη εντροπία για μια κατανομή εμφανίζεται όταν η πληροφορία είναι ομοιόμορφα κατανεμημένη. Όσο πιο ανομοιογενής είναι μια κατανομή τόσο μικρότερη είναι η εντροπία. Στην περίπτωση ενός (διακριτού) σήματος η ελάχιστη εντροπία εμφανίζεται όταν όλη η πληροφορία είναι συγκεντρωμένη σε μία μόνο θέση. Επομένως η εντροπία κατά Shannon μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην περίπτωση των συντελεστών κυματιδίου (για την ακρίβεια στην κατανομή των κανονικοποιημένων ενεργειών των συντελεστών) ώστε να βρεθούν εκείνα τα σύνολα συντελεστών που περιέχουν μια υψηλή “συγκέντρωση” πληροφορίας.

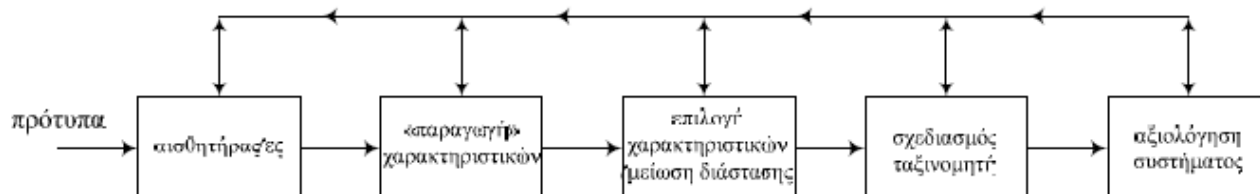
Το δεύτερο χαρακτηριστικό που εξάγουμε με τη βοήθεια του μετασχηματισμού κυματιδίου είναι η **τυπική απόκλιση** των συντελεστών κυματιδίου στις διάφορες κλίμακες (**std**).

4ο Κεφάλαιο

ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (NEURAL NETWORKS)

4.1 Εισαγωγή

Μετά από το στάδιο της εξαγωγής χαρακτηριστικών από το σήμα της ΕΚΣ και μετά από το στάδιο της επιλογής, πρέπει να επιλεγεί ένας κατάλληλος ταξινομητής (classifier) ο οποίος να είναι σε θέση να ταξινομή σωστά τα αντικείμενα/έμβρυα (τα οποία αντιπροσωπεύονται από το διάνυσμα των χαρακτηριστικών τους) «όσο το δυνατόν καλύτερα».



Σχήμα 4.1

Πρέπει να επισημανθεί ότι για κάθε πραγματικό πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων ή πιο απλά σε κάθε πρόβλημα ταξινόμησης (κατηγοριοποίησης) συνήθως δεν είναι δυνατόν να δημιουργηθεί ένα αλάνθαστο σύστημα και ως εκ τούτου περιμένουμε σχεδόν πάντα ένα ποσοστό από λανθασμένες κατηγοριοποιήσεις. Αυτό μπορεί να συμβαίνει για διάφορους λόγους [Sa, 2001]:

- Τα χαρακτηριστικά τα οποία χρησιμοποιούνται είναι ανεπαρκή ή ακατάλληλα
- Τα δείγματα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για να εκπαιδευτεί και να κατασκευαστεί ο ταξινομητής δεν είναι αντιπροσωπευτικά
- Ο ταξινομητής δεν είναι επαρκής για να διαχωρίσει τις διαφορετικές κατηγορίες
- Υπάρχει ενδογενής επικάλυψη μεταξύ των διαφορετικών κατηγοριών

Συνεπώς αυτό το οποίο αναζητούμε είναι έναν ταξινομητή που να πετυχαίνει «αρκετά καλά» ή αποδεκτά αποτελέσματα. Στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας, για την ταξινόμηση του διανύσματος χαρακτηριστικών, επιλέχθηκαν δύο μέθοδοι ο ένας του ταξινομητή με βάση τους k πιο κοντινούς γείτονες (k -Nearest Neighbor rule) και η πιο

«προηγμένη» με την βοήθεια των **τεχνητών νευρωνικών δικτύων (artificial neural networks)** και πιο συγκεκριμένα των νευρωνικών δικτύων **ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function networks)**. Οι λόγοι για τους οποίους έγινε αυτή η επιλογή θα φανούν στις επόμενες παραγράφους, στις οποίες αναπτύσσονται τόσο τα χαρακτηριστικά των δικτύων αυτών, όσο και τα χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκέφαλου, η λειτουργία του οποίου έδωσε το ερέθισμα για την ανάπτυξη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

4.2 Ταξινόμηση με βάση τους k πιο κοντινούς γείτονες (k-Nearest Neighbor rule (kNN))

Ο ταξινομητής που βασίζεται στους k πιο κοντινούς γείτονες, λειτουργεί με βάση την παρακάτω αρχή: δοσμένου ενός συνόλου παραδειγμάτων εκπαίδευσης (με τις «ετικέτες» τους) και έναν τρόπο μέτρηση απόστασης, κατηγοριοποιεί κάθε νέο δείγμα με βάση τους πιο k κοντινούς του γείτονες.

Δηλαδή από τα N παραδείγματα εκπαίδευσης, ο ταξινομητής βρίσκει τα k πιο κοντινά παραδείγματα (χρησιμοποιώντας κάποιο συγκεκριμένο τρόπο υπολογισμού της απόστασης), ανεξάρτητα από την κατηγορία στην οποία ανήκουν. Στην περίπτωση που έχουμε 2 μόνο κατηγορίες ο αριθμός k των κοντινότερων γειτόνων επιλέγεται περιττός, και στην γενική περίπτωση επιλέγεται ώστε να μην είναι πολλαπλάσιος του αριθμού των κατηγοριών M . Από τα k αυτά δείγματα, βρίσκουμε τον αριθμό k_i των αριθμών που ανήκουν στην κατηγορία

$\omega_i, i = 1, 2, 3, \dots, M$ (προφανώς $\sum_{i=1}^M k_i = k$) και κατηγοριοποιούμε το νέο δείγμα στην τάξη ω_i

με τον μέγιστο αριθμό δειγμάτων k_i .

Η πιο απλή μορφή του αλγορίθμου είναι για $k=1$ η οποία είναι γνωστή ως ο κανόνας του πιο κοντινού γείτονα (Nearest Neighbor (NN) rule) [Duda et al. 2001].

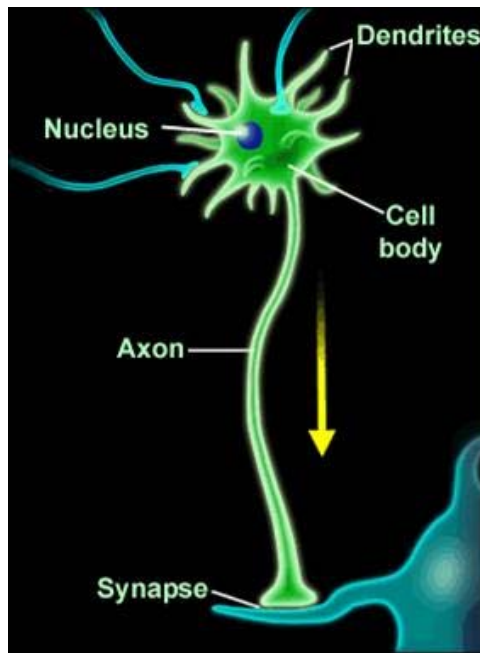
4.3 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα

Ο άνθρωπος δεν είναι γρήγορος ούτε ακριβής στους υπολογισμούς του, όπως ένας σύγχρονος υπολογιστής. Μάλιστα, ακριβώς το αντίθετο ισχύει και ο υπολογιστής είναι πιο ικανός να εκτελεί πολύπλοκες πράξεις. Σε πολλούς τομείς όμως, η ανθρώπινη ικανότητα υπερτερεί κατά πολύ των ικανοτήτων ενός υπολογιστή. Για παράδειγμα, ο άνθρωπος αναγνωρίζει πολύ εύκολα αντικείμενα και κατανοεί τις σχέσεις μεταξύ τους μέσα στο φυσικό περιβάλλον έστω και αν αυτά είναι παραμορφωμένα ή δεν είναι εξ' ολοκλήρου ορατά [Κινγκ, 2004].

Η ικανότητα μάθησης από εμπειρία είναι από τα κύρια χαρακτηριστικά της ανθρώπινης ευφυΐας. Η ανθρώπινη μνήμη έχει την ικανότητα να αποθηκεύει μεγάλη ποσότητα και ποικιλία γνώσης και να συσχετίζει πληροφορίες πολύ γρήγορα και χωρίς ιδιαίτερη προσπάθεια. Σε αντίθεση, ο υπολογιστής έχει την ικανότητα να απομνημονεύει τεράστιες ποσότητες πληροφοριών αλλά δυσκολεύεται να τις εκμεταλλευτεί.

Μια εξήγηση για την ανωτερότητα της ανθρώπινης ικανότητας σε σχέση μ' αυτήν ενός υπολογιστικού συστήματος πιθανολογείται ότι είναι η έλλειψη κατάλληλου λογισμικού, γεγονός που εμποδίζει την αναπαραγωγή της ανθρώπινης ικανότητας με μηχανιστικές μεθόδους. Μια δεύτερη εξήγηση είναι το γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος και οι υπολογιστές λειτουργούν εντελώς διαφορετικά. Ο άνθρωπος είναι πιο έξυπνος από τον υπολογιστή επειδή ο εγκέφαλος χρησιμοποιεί μια αρχιτεκτονική που είναι πολύ πιο κατάλληλη να αντιμετωπίσει τη φυσική επεξεργασία πληροφοριών [Κινγκ, 2004].

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί ένα πολύπλοκο, μη γραμμικό και με παράλληλη δομή σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών. Αλλά ας πάρουμε τα πράγματα από την αρχή. Ο εγκέφαλος είναι ένας ισχυρότατος υπολογιστής, ο οποίος αποτελείται από έναν τεράστιο αριθμό (10^{11}) στοιχείων που ονομάζονται νευρώνες. Ένας **νευρώνας** (ή νευρικό κύτταρο) είναι ένα ειδικό βιολογικό κύτταρο που επεξεργάζεται πληροφορίες. Αποτελείται από ένα σώμα κυττάρου, ή **σώμα**, και δύο τύπους που μοιάζουν σε μορφή με κλαδιά δέντρου: τον **άξονα** και τους **δενδρίτες**. Το σώμα του κυττάρου έχει έναν πυρήνα που περιέχει πληροφορίες σχετικά με τα κληρονομικά χαρακτηριστικά και το πλάσμα που κρατά το μοριακό εξοπλισμό για την παραγωγή υλικού που απαιτείται από το νευρώνα. Ένας νευρώνας λαμβάνει σήματα από άλλους νευρώνες μέσω των денδριτών του (δέκτες) και διαβιβάζει σήματα που παράγονται από το σώμα του κυττάρου του κατά μήκος του άξονα (πομπός), ο οποίος διακλαδίζεται τελικά σε ίνες. Στα άκρα αυτών των ινών βρίσκονται οι συνάψεις. Μια **σύναψη** είναι μια στοιχειώδης δομή και μια λειτουργική μονάδα μεταξύ δύο νευρώνων (μιας ίνας του άξονα του ενός νευρώνα και ενός денδρίτη του άλλου). Όταν το σήμα φθάνει στο άκρο της σύναψης, απελευθερώνονται ορισμένες χημικές ουσίες. Η αποτελεσματικότητα της σύναψης μπορεί να ρυθμιστεί από τα σήματα που περνούν μέσα απ' αυτήν έτσι ώστε οι συνάψεις να μπορούν να μάθουν από τις δραστηριότητες στις οποίες συμμετέχουν. Αυτή η εξάρτηση από το τι έχει προηγηθεί ενεργεί ως μνήμη, η οποία είναι ενδεχομένως αρμόδια για την ανθρώπινη μνήμη [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996; Hagan, Demuth, Beale, 1996].



Σχήμα 4.2 : Μοντέλο βιολογικού νευρώνα

Ο εγκεφαλικός φλοιός στους ανθρώπους είναι ένα μεγάλο επίπεδο φύλλο νευρώνων, περίπου 2 έως 3 χιλιοστά παχύ, με μια περιοχή επιφάνειας περίπου 2.200cm^2 και όπως ήδη αναφέρθηκε περιέχει περίπου 10^{11} νευρώνες. Οι νευρώνες συνδέονται μαζικά, πολύ πιο σύνθετα και πυκνά από τα τηλεφωνικά δίκτυα. Κάθε νευρώνας συνδέεται με 10^3 έως 10^4 άλλους νευρώνες, με αποτέλεσμα ο ανθρώπινος εγκέφαλος να περιέχει συνολικά περίπου 10^{14} έως 10^{15} διασυνδέσεις [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996; Hagan, Demuth, Beale, 1996].

Οι νευρώνες επικοινωνούν μέσω μιας πολύ μικρής ακολουθίας παλμών, τυπικά, χιλιοστά του δευτερολέπτου σε διάρκεια. Το μήνυμα είναι διαμορφωμένο στη συχνότητα μετάδοσης του παλμού. Αυτή η συχνότητα μπορεί να ποικίλει από μερικές έως αρκετές εκατοντάδες Hertz, πράγμα που είναι ένα εκατομμύριο φορές πιο αργό απ'ότι η γρηγορότερη ταχύτητα μετατροπής στα ηλεκτρονικά κυκλώματα. Ωστόσο, οι σύνθετες αντιληπτικές αποφάσεις όπως η αναγνώριση προσώπου λαμβάνονται τυπικά από τους ανθρώπους μέσα σε μερικές εκατοντάδες χιλιοστά του δευτερολέπτου. Αυτές οι αποφάσεις λαμβάνονται από ένα δίκτυο νευρώνων των οποίων η ταχύτητα διαχείρισης είναι μόνο μερικά χιλιοστά του δευτερολέπτου. Αυτό υπονοεί ότι οι υπολογισμοί δεν μπορούν να πάρουν περισσότερα από περίπου 100 σειριακά στάδια. Με άλλα λόγια, ο εγκέφαλος “τρέχει” παράλληλα προγράμματα που είναι περίπου 100 βήματα μακριά για τέτοιους αντιληπτικούς στόχους. Αυτό είναι γνωστό ως ο κανόνας των 100 βημάτων. Οι ίδιες χρονικές εκτιμήσεις δείχνουν ότι το μέγεθος των πληροφοριών που στέλνεται από έναν νευρώνα σε έναν άλλον πρέπει να είναι

πολύ μικρό (μερικά bits). Αυτό υπονοεί ότι οι κρίσιμες πληροφορίες δεν διαβιβάζονται άμεσα, αλλά συλλαμβάνονται και κατανέμονται στις διασυνδέσεις - ως εκ τούτου, το όνομα διασυνδετικό μοντέλο χρησιμοποιείται για να περιγράψει τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996; Hagan, Demuth, Beale, 1996].

4.4 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί ένα πολύπλοκο, μη γραμμικό και με παράλληλη δομή σύστημα επεξεργασίας πληροφοριών. Με αυτή τη διαπίστωση ο άνθρωπος προσπάθησε να δημιουργήσει μία αντιγραφή του ανθρώπινου εγκεφάλου δημιουργώντας τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα ΤΝΔ (artificial neural networks ANN). Στην πορεία (και μέχρι σήμερα) διαπιστώθηκε ότι κάτι τέτοιο είναι πολύ δύσκολο να γίνει (αγγίζοντας τα όρια της επιστημονικής φαντασίας) αλλά παρόλα αυτά τα νευρωνικά δίκτυα όπως αυτά διαμορφώθηκαν τις τελευταίες 3 δεκαετίες εξακολουθούν να χρησιμοποιούνται σε πάρα πολλές εφαρμογές.

Νευρωνικό δίκτυο είναι ένας μαζικά παράλληλος, κατανεμημένος επεξεργαστής ο οποίος απαρτίζεται από απλές μονάδες επεξεργασίας οι οποίες έχουν μια φυσική ροπή να αποθηκεύουν εμπειρική γνώση την οποία μπορούν να «ανασύρουν» για χρήση στο μέλλον. Μοιάζουν με τον εγκέφαλο σε δύο σημεία

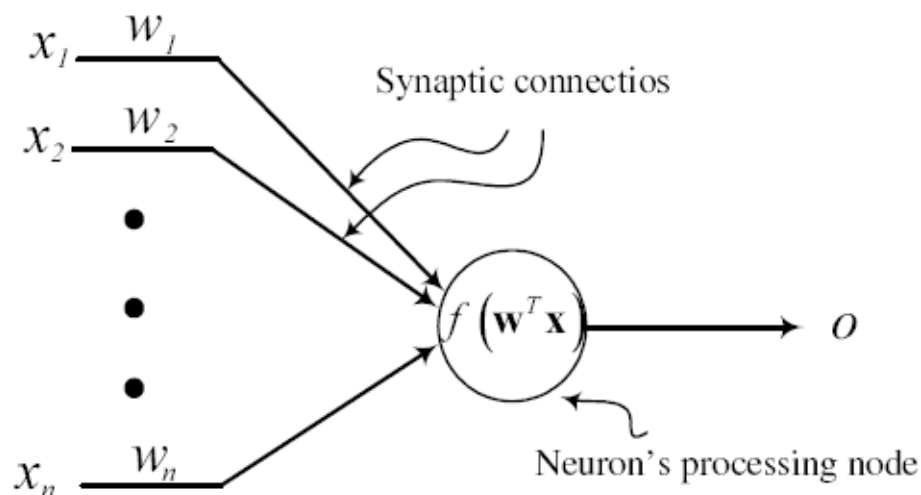
- Η γνώση αποκτάται από το περιβάλλον μέσω μιας διαδικασίας μάθησης
- Η αποκτούμενη γνώση αποθηκεύεται στα συναπτικά βάρη που ενώνουν τους νευρώνες [Haykin, 1999].

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι συμπλέγματα που αποτελούνται από πολλά απλά μη γραμμικά στοιχεία ή νευρώνες που προσδιορίζονται από την δομή τους, τον τρόπο επικοινωνίας τους με το περιβάλλον, την διαδικασία μάθησης και τη συμπεριφορά τους κατά την επεξεργασία των δεδομένων Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα διαχωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες:

- τα **στατικά νευρωνικά δίκτυα** που δεν περιέχουν στοιχεία με μνήμη αλλά μπορούν να έχουν ως εισόδους προηγούμενες τιμές εισόδων
- τα **δυναμικά νευρωνικά δίκτυα** με στοιχεία μνήμης που είναι κατάλληλα για την προτυποποίηση μη- γραμμικών δυναμικών συστημάτων.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από κυκλώματα που περιέχουν κόμβους που αλληλοσυνδέονται με διάφορες αρχιτεκτονικές. Οι συντελεστές διασύνδεσης, ή **συναπτικά**

βάρη (synaptic weights) του δικτύου, είναι αρχικά άγνωστα και στόχος της μάθησης είναι η συστηματική εύρεση τους ελαχιστοποιώντας κάποιο μέτρο του σφάλματος μεταξύ της επιθυμητής και της πραγματικής εξόδου του δικτύου. Το γενικευμένο πρότυπο ενός απλού τεχνητού νευρώνα παρουσιάζεται στο Σχήμα 4.3 [Κινγκ, 2004].



Σχήμα 4.3 : Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Ένας στατικός νευρώνας χωρίς μνήμη αποτελείται από έναν σταθμισμένο αθροιστή, η έξοδος του οποίου είναι το σταθμισμένο άθροισμα των εισόδων του, δηλαδή:

$$\sigma = \sum_{i=1}^n w_i x_i + \beta = \sum_{i=1}^{n+1} w_i x_i \text{ και } x_{n+1} = 1, \beta = w_{n+1} \quad (4.1)$$

όπου w και x είναι τα συναπτικά βάρη και οι εισόδου του νευρώνα αντίστοιχα και β είναι η σταθερά της πόλωσης (bias). Θετικά τιμή κάποιου βάρους σημαίνει διέγερση της εισόδου ενώ αντίθετα, μια αρνητική σημαίνει αποδιέγερση. Συνεπώς η απόλυτη τιμή του βάρους καθορίζει την ισχύ της σύνδεσης [Κινγκ, 2004].

Σε αντίθεση με τους στατικούς νευρώνες, ένας *δυναμικός* νευρώνας συμπεριλαμβάνει και *μνήμη*. Στην περίπτωση αυτή, η είσοδος του στοιχείου παραμόρφωσης εξαρτάται όχι μόνο από το σταθμισμένο άθροισμα αλλά και από την προηγούμενη τιμή του, δηλαδή έχει επαναληπτική μορφή:

$$\sigma(k) = \sigma(k-1) + \sum_{i=1}^{n+1} w_i x_i(k) \quad (4.2)$$

όπου k είναι ο δείκτης του χρόνου δειγματοληψίας. Είναι ευνόητο ότι εδώ απαιτείται η αποθήκευση της προηγούμενης τιμής της εισόδου, δηλαδή $\sigma(k-1)$. Οι δυναμικοί νευρώνες είναι ιδιαίτερα χρήσιμοι για την ταυτοποίηση δυναμικών διαδικασιών καθώς και την σύνθεση δυναμικών ελεγκτών.

Οι ιδιότητες χειρισμού των σύνθετα δομημένων δεδομένων, η ικανότητα εκμάθησης και γενίκευσης καθώς και η αντιπροσώπευση των ιδιοτήτων αναγνώρισης σχεδίων σε μια κατανεμημένη διαμόρφωση, καθιστούν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ιδιαίτερα ελκυστικά για εφαρμογή στη μαιευτική ιατρική. Η χρήση τους, λοιπόν, στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής εργασίας δικαιολογείται απόλυτα, αφού σε διαφορετική περίπτωση (π.χ. έμπειρο σύστημα) θα υπήρχε η ανάγκη διατύπωσης κανόνων για την εισαγωγή δεδομένων με τους οποίους οι μαιευτήρες σπάνια θα συμφωνούσαν απόλυτα. Ένας από τους πιο σχετικούς τομείς από αυτή την άποψη είναι αναμφισβήτητα ο τομέας ανάγνωσης, ταξινόμησης και ερμηνείας των σημάτων της ΕΚΣ. Στην περίπτωση μας, το επιθυμητό αποτέλεσμα είναι η ταξινόμηση “αντικειμένων” στη σωστή κατηγορία με βάση το διάνυσμα των μετρήσεων-χαρακτηριστικών. Ο στόχος μας δεν είναι να παρέχει το σύστημα μια εξήγηση των συμπερασμάτων του (όπως θα γινόταν μ’ένα σύστημα βασισμένο στη γνώση), αλλά απλά να παρέχει μια ένδειξη περαιτέρω κλινικής εξέτασης κατά τη διάρκεια μιας τυπικής εμβρυϊκής παρακολούθησης [Magenes, Signorini, Arduini, 2000; Geijn, 1996].

4.5 Ιστορική αναδρομή

Τα θεμέλια προσέγγισης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων τοποθετούνται χρονολογικά στο τέλος του 19^{ου} αιώνα και στις αρχές του 20^{ου}. Την εποχή εκείνη, έρευνες στη φυσική, την ψυχολογία και την νευροφυσιολογία από επιστήμονες όπως ο Hermann von Helmholtz, ο Ernst Mach και ο Ivan Pavlov υπογράμμισαν τις γενικές θεωρίες της εκμάθησης και της προσαρμοστικότητας, χωρίς ωστόσο να περιλαμβάνουν συγκεκριμένα μαθηματικά πρότυπα για τη λειτουργία των νευρώνων.

Η σύγχρονη οπτική όμως για τα νευρωνικά δίκτυα άρχισε στη δεκαετία του '40 και πιο συγκεκριμένα το 1943 με την πρωτοποριακή εργασία των Warren McCulloch και Walter Pitts, οι οποίοι έδειξαν ότι τα δίκτυα των τεχνητών νευρώνων θα μπορούσαν να υπολογίσουν σχεδόν οποιαδήποτε αριθμητική ή λογική λειτουργία.

Η πρώτη συνεισφορά για τη λειτουργία της μάθησης των βιολογικών νευρωνικών δικτύων έγινε από τον Donald Hebb, ο οποίος το 1949 διαπίστωσε ότι η μάθηση σε τέτοια δίκτυα είναι αποτέλεσμα σχηματισμού πολλών ομάδων νευρώνων και βασίζεται στην ισχύ των συνάψεων των νευρώνων οι οποίοι ενεργοποιούνται συγχρόνως. Έχοντας καταλήξει στα παραπάνω συμπεράσματα πρότεινε έναν μηχανισμό εκμάθησης για τους βιολογικούς νευρώνες.

Η πρώτη πρακτική εφαρμογή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων ήρθε το 1958, όταν ο Frank Rosenblatt εισήγαγε τα Perceptrons και τον κανόνα συσχετιζόμενης εκμάθησης. Ο Rosenblatt και οι συνάδελφοί του έφτιαζαν ένα δίκτυο perceptron και κατέδειξαν τη δυνατότητά του να εκτελεί αναγνώριση σχεδίων. Αυτή η επιτυχία αποτέλεσε το έναυσμα για την περαιτέρω έρευνα στον τομέα των νευρωνικών δικτύων. Δυστυχώς, αργότερα αποδείχθηκε ότι το δίκτυο perceptron μπορούσε να λύσει μόνο μια περιορισμένη κατηγορία προβλημάτων.

Ένα χρόνο αργότερα, το 1959, οι Bernard Widrow και Ted Hoff εισήγαγαν έναν νέο αλγόριθμο εκμάθησης και τον χρησιμοποίησαν για να εκπαιδεύσουν προσαρμοστικά γραμμικά νευρωνικά δίκτυα, τα οποία ήταν παρόμοια σε δομή και ικανότητα με το perceptron του Rosenblatt. Ο αλγόριθμος Widrow - Hoff χρησιμοποιείται ακόμα και σήμερα.

Η λειτουργία των πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων δεν είχε ωστόσο κατανοηθεί πλήρως την εποχή εκείνη και έτσι η έρευνα εστιάστηκε σε απλά δομημένα πρότυπα perceptron. Ακολούθησαν οι λεγόμενες εκπαιδευόμενες μηχανές στις αρχές του 1960.

Δυστυχώς, και τα δύο δίκτυα των Rosenblatt και Widrow έπασχαν από τους ίδιους έμφυτους περιορισμούς εκμάθησης, οι οποίοι γνωστοποιήθηκαν το 1969 στο βιβλίο "Perceptrons" των Marvin Minsky και Seymour Papert. Οι Rosenblatt και Widrow γνώριζαν αυτούς τους περιορισμούς και πρότειναν νέα δίκτυα που θα τους υπερνικούσαν. Εντούτοις, δεν κατάφεραν να τροποποιήσουν επιτυχώς τους αλγόριθμους εκμάθησής τους για να εκπαιδεύσουν πιο σύνθετα δίκτυα.

Τα αποτελέσματα των Minsky και Papert μετρίασαν τον ενθουσιασμό των περισσότερων ερευνητών. Η έλλειψη αλγόριθμων εκμάθησης, νέων ιδεών καθώς και ισχυρών υπολογιστών με τους οποίους θα μπορούσαν να γίνουν πειράματα, προκάλεσαν σημαντική κάμψη της ερευνητικής δραστηριότητας για δεκαπέντε περίπου χρόνια.

Κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του '80 τα παραπάνω εμπόδια υπερνικήθηκαν, και η έρευνα στα νευρωνικά δίκτυα αυξήθηκε εντυπωσιακά. Νέοι προσωπικοί υπολογιστές και τερματικοί

σταθμοί αυξήθηκαν γρήγορα σε ικανότητα και άρχισαν να διατίθενται ευρέως. Επιπλέον, εισήχθησαν σημαντικές νέες έννοιες δημιουργώντας νέες προοπτικές.

Δύο νέες έννοιες ήταν κυρίως αρμόδιες για την αναγέννηση των νευρωνικών δικτύων. Η πρώτη ήταν η χρήση της στατιστικής μηχανικής για την εξήγηση της λειτουργίας μιας ορισμένης κατηγορίας ανατροφοδοτούμενων δικτύων, τα οποία θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως συνειρμική μνήμη. Η προσέγγιση αυτή, που έγινε από το φυσικό John Hopfield, διήρκησε από το 1982 ως το 1984. Η δεύτερη βασική ανάπτυξη της δεκαετίας του '80 ήταν ο αλγόριθμος οπισθόδρομης διάδοσης για την εκπαίδευση των πολυεπίπεδων δικτύων perceptron, ο οποίος ανακαλύφθηκε ανεξάρτητα από πολλούς διαφορετικούς ερευνητές. Αρχικά προτάθηκε από τον Werbos το 1984, παρουσιάστηκε ξανά από τον Parker ένα χρόνο αργότερα και ουσιαστικά έγινε δημοφιλής από τον David Rumelhart το 1986. Αυτός ο αλγόριθμος ήταν η απάντηση στις κριτικές που οι Minsky και Papert είχαν κάνει τη δεκαετία του '60.

Η πρόοδος στους τομείς των ολοκληρωμένων κυκλωμάτων μεγάλης κλίμακας (VLSI) και στους παράλληλους υπολογιστές είχαν ως αποτέλεσμα την εντυπωσιακή ερευνητική άνθιση του ενδιαφέροντος στο χώρο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Τα τελευταία χρόνια, χιλιάδες ερευνητικές εργασίες έχουν δημοσιευθεί και πολλές νέες εφαρμογές έχουν βρεθεί στηριζόμενες σ' αυτόν τον τομέα. Η εξέλιξη των νευρωνικών δικτύων ήταν ραγδαία και σήμερα αποτελούν σημαντικό πεδίο βασικής και εφαρμοσμένης έρευνας.

Αν και είναι δύσκολο να προβλεφθεί η μελλοντική επιτυχία των νευρωνικών δικτύων, ο μεγάλος αριθμός και η ευρεία ποικιλία των εφαρμογών αυτής της νέας τεχνολογίας είναι πράγματα ενθαρρυντικά. Δεδομένου του γεγονότος ότι υπάρχουν ακόμη αρκετά πράγματα να ανακαλυφθούν και να ερευνηθούν σχετικά με το πώς λειτουργεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος, είναι σχεδόν βέβαιο ότι οι σημαντικότερες πρόοδοι στα νευρωνικά δίκτυα βρίσκονται στο μέλλον [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996; Hagan, Demuth, Beale, 1996; Κινγκ, 2004].

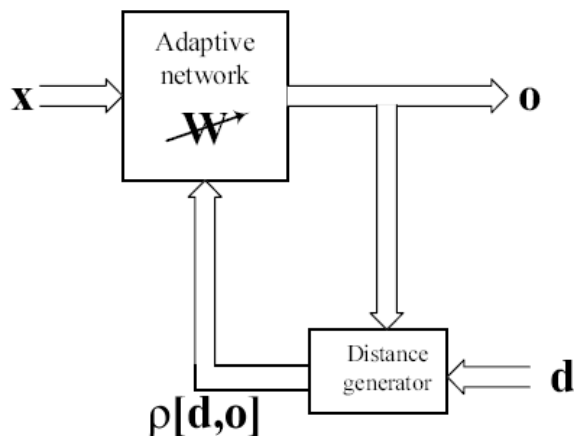
4.6 Εκμάθηση νευρωνικών δικτύων

Η γνώση που ενσωματώνει ένα *Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο* (TNΔ- *Artificial Neural Networks*) εξαρτάται από τα βάρη των συνδέσεων (δηλαδή των συνάψεων) του δικτύου. Τα συναπτικά βάρη και ο αριθμός των στρωμάτων ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου ουσιαστικά καθορίζουν τη σχέση μεταξύ των εισόδων και των εξόδων, δηλαδή την γενικευμένη 'συνάρτηση μεταφοράς' του δικτύου, η οποία μπορεί να είναι στατική ή δυναμική, γραμμική

ή μη- γραμμική. Οι τεχνικές μάθησης αποτελούν βασική συνιστώσα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και διαχωρίζονται ως μάθηση:

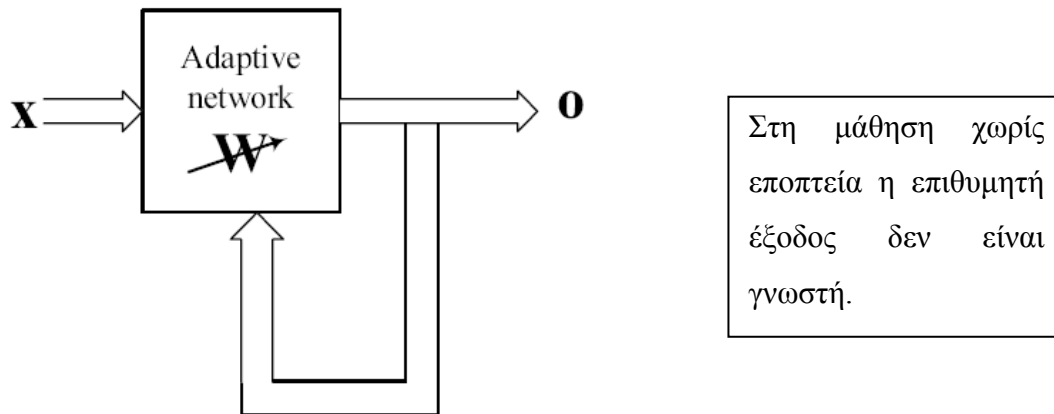
- **με εποπτεία** (supervised learning) και
- **χωρίς εποπτεία** (unsupervised learning)

Στην πρώτη περίπτωση η μάθηση γίνεται κάτω από την καθοδήγηση ενός επόπτη ή εκπαιδευτή που κατέχει την σχετική γνώση της σχέσης μεταξύ των εισόδων και των εξόδων του τεχνητού νευρωνικού δικτύου ενώ στην δεύτερη περίπτωση η μάθηση γίνεται από δεδομένα, δηλαδή ζεύγη επιθυμητών εισόδων και εξόδων.



Η μάθηση με εποπτεία στηρίζεται σε μια διαδικασία “επιβράβευσης- τιμωρίας” ανάλογα με την επιθυμητή έξοδο που παρέχεται από τον επόπτη και την πραγματική έξοδο του.

Σχήμα 4.4 : Μάθηση με εποπτεία



Σχήμα 4.5 : Μάθηση χωρίς εποπτεία

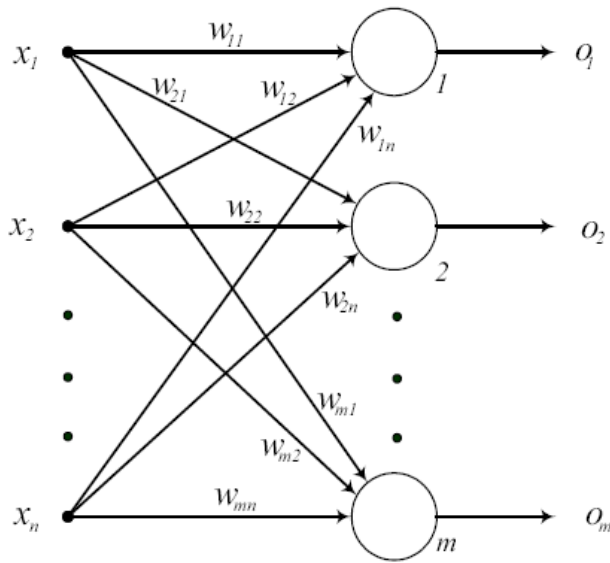
Στόχος των αλγορίθμων μάθησης είναι η συστηματική και ταχεία εύρεση των συναπτικών βαρών του δικτύου ώστε να ελαχιστοποιείται κάποιο μέτρο του σφάλματος μεταξύ των πραγματικών και των επιθυμητών εξόδων του δικτύου. Για την μάθηση χωρίς εποπτεία δεν παρέχεται στο δίκτυο καμία πληροφορία σχετικά με την επιθυμητή έξοδο που αντιστοιχεί σε κάθε είσοδο. Αντίθετα, το δίκτυο αυτό- οργανώνεται και μαθαίνει να αποκρίνεται ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της εισόδου.

4.7 Αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων

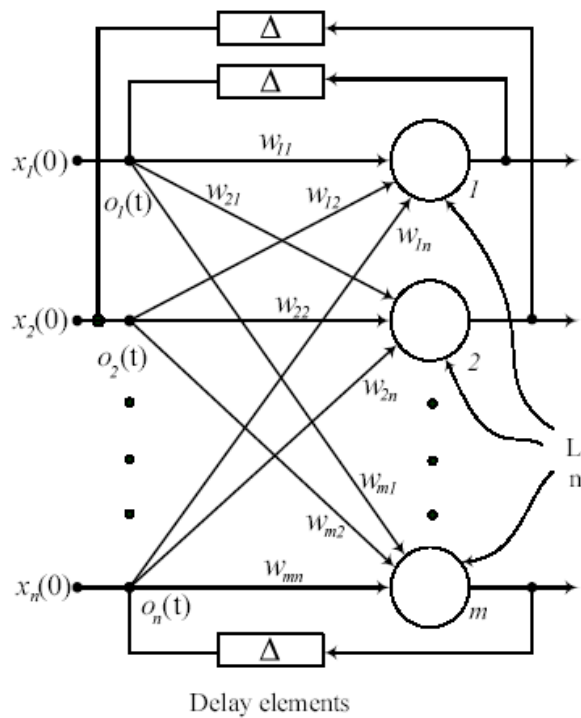
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι συμπλέγματα νευρώνων, δομημένα ιεραρχικά κατά στρώματα. Οι νευρώνες ενός πολυεπίπεδου δικτύου διατάσσονται σε στρώματα ή επίπεδα (layers). Το χαμηλότερο ή πρώτο επίπεδο περιέχει τους κόμβους της εισόδου και το υψηλότερο επίπεδο περιέχει τους κόμβους της εξόδου. Τα ενδιάμεσα επίπεδα ονομάζονται κρυφά (hidden layers) και δεν επικοινωνούν άμεσα με το περιβάλλον. Έχει αποδειχθεί ότι οποιαδήποτε σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων μπορεί να υλοποιηθεί με ένα μόνο κρυφό επίπεδο [Κινγκ, 2004].

Με βάση το σχέδιο διασύνδεσης των διαφόρων επιπέδων και της αλληλεπίδρασης των διαφόρων κόμβων (αρχιτεκτονική), τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες:

- **Δίκτυα εμπρόσθιας διάδοσης** (feedforward networks)
- **Ανατροφοδοτούμενα δίκτυα** (recurrent networks).



Σχήμα 4.6 : Δίκτυο εμπρόσθιας διάδοσης



Σχήμα 4.7 : Ανατροφοδοτούμενο δίκτυο

Στα δίκτυα εμπρόσθιας διάδοσης (σχήμα 4.6) οι έξοδοι κάθε στρώματος συνδέονται (συνήθως) με όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος και η πληροφορία μεταδίδεται

από τις εισόδους προς τις εξόδους. Στα δίκτυα αυτά οι γραφικές παραστάσεις δεν παρουσιάζουν κανένα βρόχο. Αντίθετα στα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα (σχήμα 4.7) υπάρχει ένας τουλάχιστον κλειστός βρόχος λόγω των συνδέσεων ανατροφοδότησης [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996; Κινγκ, 2004].

Οι διαφορετικές διασυνδέσεις αποφέρουν διαφορετικές συμπεριφορές στο δίκτυο. Γενικά, τα δίκτυα εμπρόσθιας διάδοσης είναι στατικά, δηλαδή από μια δεδομένη είσοδο παράγουν μόνο ένα σύνολο τιμών εξόδου παρά μια ακολουθία τιμών. Είναι ανεξάρτητα μνήμης υπό την έννοια ότι η απόκρισή τους σε μια είσοδο είναι ανεξάρτητη από την προηγούμενη κατάσταση του δικτύου. Τα ανατροφοδοτούμενα δίκτυα είναι, από την άλλη μεριά, δυναμικά συστήματα. Όταν παρουσιάζεται ένα νέο πρότυπο εισόδου, υπολογίζονται οι εξοδοί του νευρώνα και στη συνέχεια λόγω των διαδρομών ανατροφοδότησης, τροποποιούνται οι είσοδοι σε κάθε νευρώνα, πράγμα που οδηγεί το δίκτυο σε μια νέα κατάσταση [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996].

Στο πεδίο της αναγνώρισης προτύπων τα πιο συχνά χρησιμοποιημένα δίκτυα είναι τα δίκτυα εμπρόσθιας διάδοσης και ανάμεσα στα διαφορετικά δίκτυα εμπρόσθιας διάδοσης το πολυεπίπεδο δίκτυο perceptron (multilayer perceptron (MLP)) και το δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function network (RBF)) έχουν την πιο διαδεδομένη χρήση [Bishop 1995, Haykin1999]. Στην συγκεκριμένη διπλωματική εργασία το δίκτυο που επιλέχθηκε είναι αυτό των ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function network) το οποίο θα περιγραφεί αναλυτικότερα παρακάτω.

4.8 Νευρώνες ακτινικών συναρτήσεων βάσης

Τα δίκτυα τα οποία χρησιμοποιήσαμε στην συγκεκριμένη διπλωματική εργασία αποτελούνται από νευρώνες ακτινικών συναρτήσεων βάσης (radial basis function neurons), τους οποίους ονομάζουμε για συντομία RBF νευρώνες. Έστω ότι ένας RBF νευρώνας έχει d συνδέσεις εισόδου $\vec{x} = \{x_1, \dots, x_d\}$ με αντίστοιχες τιμές κέντρου $\vec{\mu} = \{\mu_1, \dots, \mu_d\}$ και μία τιμή εύρους σ . Η διεργασία που επιτελεί ένας τέτοιος νευρώνας ξεκινά με τον υπολογισμό της ευκλείδειας απόστασης ή κάποιας άλλης νόρμας μεταξύ των διανυσμάτων εισόδου \vec{x} και κέντρου $\vec{\mu}$ τα οποία έχουν από d στοιχεία (elements) και έτσι προκύπτει το σήμα ενεργοποίησης u .

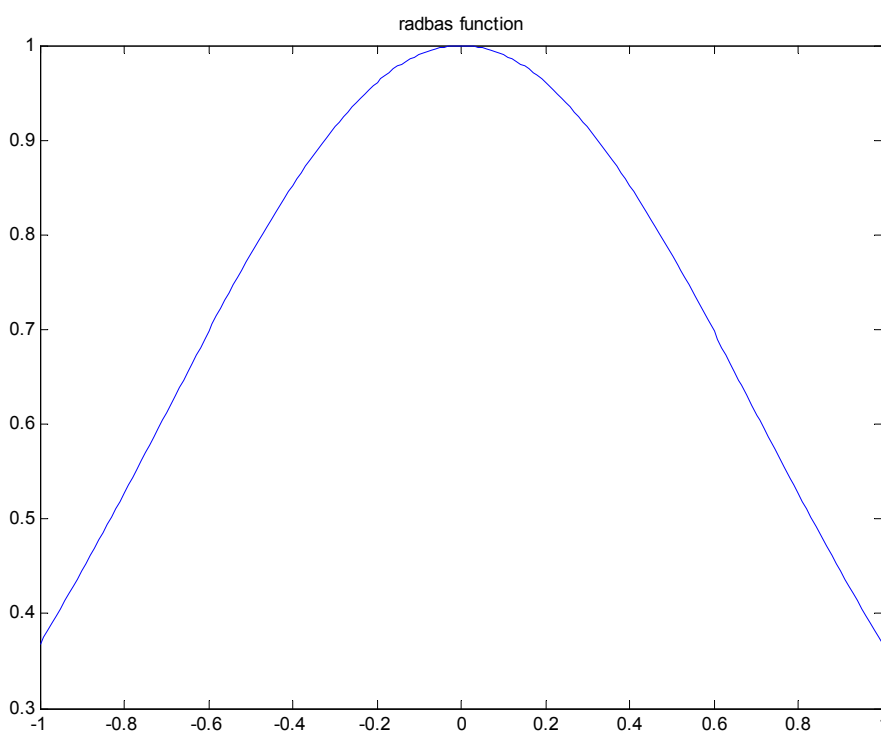
$$u = \|\vec{x} - \vec{\mu}\| \quad (4.3)$$

όπου $\|\cdot\|$ συνήθως η ευκλείδεια νόρμα

Στην συνέχεια διαιρείται η ενεργοποίηση αυτή με το εύρος σ ώστε να υπάρχει η δυνατότητα δημιουργίας περιοχών με μεταβλητή ακτίνα στο πεδίο εισόδου.

$$n = \frac{u}{\sigma} \quad (4.4)$$

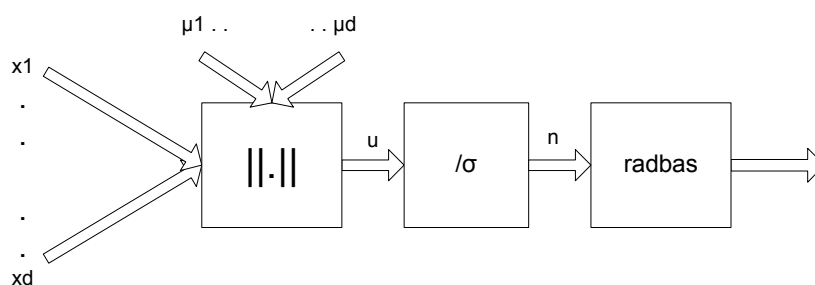
Τέλος, για να υπολογίσει την έξοδο y , περνάει την ενεργοποίηση n από μία συνάρτηση εξόδου f , η οποία ονομάζεται ακτινική συνάρτηση βάσης (radbas), $f(u) = \exp(-n^2)$ και φαίνεται στο Σχήμα 4.8.



Σχήμα 4.8 : Ακτινική συνάρτηση βάσης

Το διάνυσμα $\bar{\mu}$ καθορίζει το κέντρο της συνάρτησης βάσης ενώ το σ καθορίζει την ακτίνα της συνάρτησης βάσης. Η έξοδος του RBF νευρώνα παίρνει τη μέγιστη τιμή (μονάδα) για εισόδους που βρίσκονται στο κέντρο της συνάρτησης βάσης, και η τιμή της ελαττώνεται εκθετικά καθώς η είσοδος απομακρύνεται ακτινικά (όσο μεγαλύτερο το εύρος, τόσο μικρότερη η μείωση της εξόδου για δεδομένη απομάκρυνση της εισόδου από το κέντρο της συνάρτησης βάσης) ώσπου να αγγίξει την τιμή μηδέν. Δηλαδή η έξοδος του RBF νευρώνα είναι κοντά στην μονάδα αν η είσοδος ανήκει στην περιοχή που ορίζεται από το κέντρο $\bar{\mu}$ και το εύρος σ της συνάρτησης βάσης, ενώ είναι κοντά στο μηδέν εάν η είσοδος βρίσκεται έξω από αυτήν την περιοχή. Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης οι παράμετροι που πρέπει να καθοριστούν σε έναν τέτοιο νευρώνα είναι το κέντρο $\bar{\mu}$ και η ακτίνα σ της συνάρτησης

βάσης. Το μοντέλο του RBF τεχνητού νευρώνα όπως περιγράφηκε σε αυτήν την ενότητα, παρουσιάζεται σχηματικά στο Σχήμα 4.9.



Σχήμα 4.9 : Μοντέλο τεχνητού RBF νευρώνα

4.9 Νευρωνικά δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων βάσης (Radial Basis Function networks)

Τα δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων βάσης (radial basis function networks), τα οποία ονομάζουμε για συντομία RBF δίκτυα έχουν την ρίζα τους στην μαθηματική θεωρία της προσέγγισης συναρτήσεων. Στην ουσία υλοποιούν μία συνάρτηση παρεμβολής (interpolation function), η οποία προσεγγίζει την τιμή μίας συνάρτησης σε κάποιο σημείο ως το μέσο όρο των τιμών της συνάρτησης σε κοντινά σημεία.

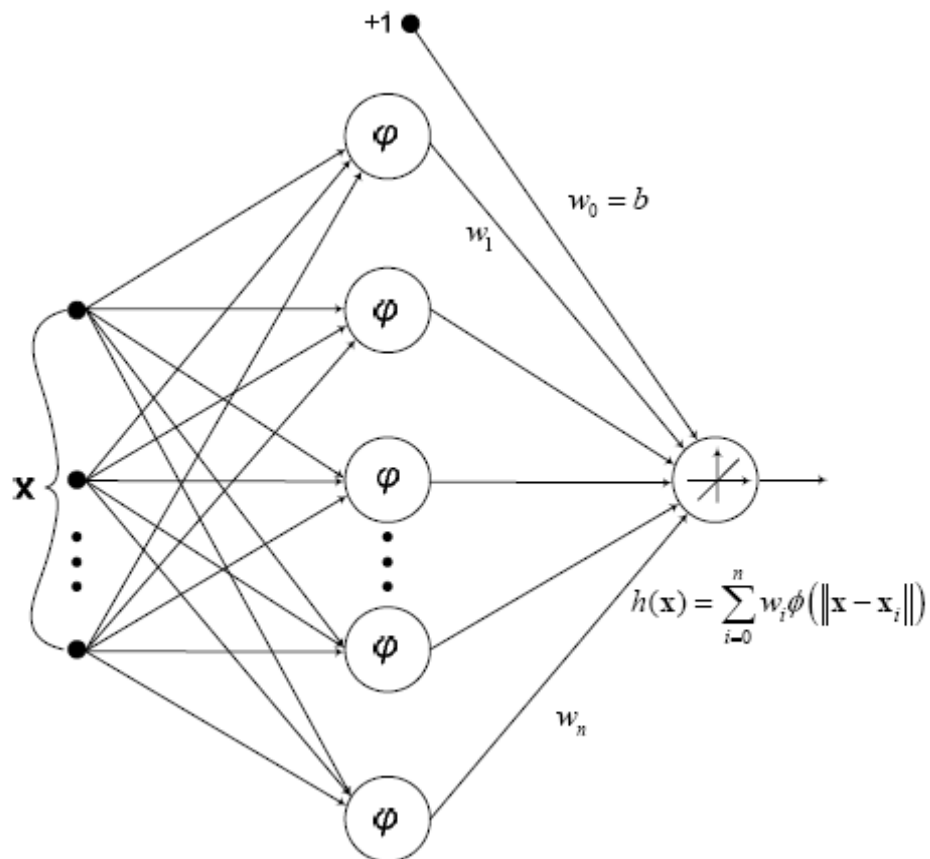
Τα RBF δίκτυα είναι νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης αποτελούμενα συνολικά από δύο επίπεδα (two layer network). Το πρώτο επίπεδο (εσωτερικό επίπεδο-hidden layer), αποτελείται από RBF νευρώνες. Κάθε RBF νευρώνας ορίζει μία περιοχή στον χώρο εισόδου. Οι έξοδοι του πρώτου επιπέδου οδηγούνται ως είσοδοι στο δεύτερο επίπεδο (επίπεδο εξόδου-output layer), που αποτελείται από απλούς νευρώνες. Κάθε απλός νευρώνας ορίζει και μία διαφορετική κατάσταση στον χώρο εξόδου. Συνήθως θεωρούμε ότι η έξοδος που ενεργοποιείται από την είσοδο του δικτύου είναι αυτή με την μέγιστη τιμή στον αντίστοιχο νευρώνα εξόδου. Κάθε RBF νευρώνας έχει ισάριθμες εισόδους με τα στοιχεία των διανυσμάτων εισόδου, ενώ κάθε νευρώνας του επιπέδου εξόδου έχει ισάριθμες εισόδους με τους RBF νευρώνες.

Κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης ενός RBF δικτύου, οι παράμετροι που πρέπει να καθοριστούν είναι οι παράμετροι των νευρώνων από τους οποίους αποτελείται το δίκτυο. Κάτι που δεν είναι φανερό με την πρώτη ματιά, είναι το γεγονός ότι κατά την εκπαίδευση μπορεί να αλλάξει και η δομή του RBF νευρωνικού δικτύου. Αυτό θα γίνει εάν αυξηθεί ο

αριθμός των ορισμένων περιοχών, με την προσθήκη RBF νευρώνων στο εσωτερικό επίπεδο του δικτύου και την δημιουργία ανάλογων συνδέσεων με το επίπεδο εξόδου.

Πιο συγκεκριμένα η εκπαίδευση αντιμετωπίζεται ως ένα πρόβλημα παρεμβολής καμπύλης (curve-fitting) σε ένα πολυδιάστατο χώρο [Poggio and F. Girrosi, 1990]:

- Η εκπαίδευση αντιστοιχεί στην εύρεση μια επιφάνειας σε ένα πολυδιάστατο χώρο η οποία προσαρμόζεται βέλτιστα ανάλογα με το σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης.
- Η γενίκευση (δηλαδή η απόκριση του δικτύου σε δεδομένα εισόδου που δεν έχουν χρησιμοποιηθεί κατά την εκπαίδευση) αντιστοιχεί στη χρήση αυτή της πολυδιάστατης επιφάνειας για την παρεμβολή των δεδομένων ελέγχου (test data)



Σχήμα 4.10 : Ένα δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης

Στο Σχήμα 4.10 απεικονίζεται ένα δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης και η έξοδος του (στη γενική περίπτωση έχουμε περισσότερες από μία εξόδους αλλά η αντιμετώπιση είναι η

ίδια) είναι το σταθμισμένο άθροισμα μιας σειράς συναρτήσεων $\phi(d)$ όπου d η απόσταση μεταξύ εισόδου και ενός πρωτοτύπου (τα πρωτότυπα αυτά αποτελούν παραμέτρους του δικτύου).

Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη συνάρτηση είναι η γκαουσιανή συνάρτηση:

$$\phi_i = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\|x - x_i\|^2\right) \quad (4.5)$$

Η χρήση ενός γραμμικού επιπέδου εξόδου στην περίπτωση του δικτύου ακτινικών συναρτήσεων βάσης μπορεί να δικαιολογηθεί υπό το πρίσμα του θεωρήματος του Cover για τη διαχωρισιμότητα των προτύπων [Haykin, 1999]. Σύμφωνα με αυτό το θεώρημα, με την προϋπόθεση ότι ο μετασχηματισμός από το επίπεδο εισόδου στο (κρυφό) επίπεδο των χαρακτηριστικών είναι μη γραμμικός και η διάσταση του χώρου των χαρακτηριστικών είναι αρκετά μεγαλύτερη από τη διάσταση του διανύσματος εισόδου (χώρου εισόδου), τότε υπάρχει μεγάλη πιθανότητα ότι ένα πρόβλημα που ήταν μη (γραμμικά) διαχωρίσιμο στο χώρο εισόδου να είναι γραμμικά διαχωρίσιμο στο χώρο των χαρακτηριστικών.

Υπάρχουν διάφορες μέθοδοι για την σχεδίαση δικτύων ακτινικών συναρτήσεων βάσης (επιλογή αριθμού και κέντρων των συναρτήσεων βάσης):

- Επιλογή των κέντρων με τυχαίο τρόπο [D. S. Broomhead and D. Low, 1988].
- Επιλογή των κέντρων ύστερα από μια διαδικασία αυτοργάνωσης [Moody and Darken, 1989].
- Επιλογή των κέντρων με εποπτεία [Poggio and Girrosi, 1990].

Συνήθως τα κέντρα των συναρτήσεων βάσης έχει επικρατήσει να επιλέγονται με κάποιο αλγόριθμο χωρίς επίβλεψη ενώ τα βάρη ανάμεσα στο κρυφό επίπεδο και το επίπεδο εξόδου καθορίζονται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων. Συνεπώς οι παράμετροι των δύο επιπέδων ενός δικτύου ακτινικών συναρτήσεων βάσης εκπαιδεύονται (ως επί το πλείστον) ανεξάρτητα και αυτό έχει σαν αποτέλεσμα τον μικρό χρόνο εκπαίδευσης.

Η ονομασία τους οφείλεται κυρίως στο γεγονός της αντικατάστασης του γραμμικού τελεστή που υπάρχει στους νευρώνες του κρυφού επιπέδου. Ο μη γραμμικός τελεστής είναι μία συνάρτηση που περιέχει έκφραση της γενικευμένης Ευκλείδειας απόστασης του διανύσματος εισόδου με το αντίστοιχο διάνυσμα των συντελεστών βαρύτητας των συνάψεων του νευρώνα. Οι νευρώνες εξόδου δεν διαθέτουν μη γραμμικό τελεστή και γι' αυτό τον λόγο

εκτελούν μονάχα ένα γραμμικό μετασχηματισμό των εξόδων των νευρώνων του κρυφού επιπέδου [Δερματάς, 2007].

Η συνάρτηση που δίνει την σχέση μιας εξόδου του δικτύου με την είσοδο και τους συντελεστές βαρύτητας των συνάψεων είναι η ακόλουθη:

$$o = \sum_{i=1}^N w_i G(x, q_i) \quad (4.6)$$

όπου x είναι η είσοδος του δικτύου, q_i είναι ένα από N σταθερά σημεία στο χώρο των προτύπων, και $w_i, i=1, N$ είναι οι συντελεστές βαρύτητας ενός νευρώνα εξόδου.

Το πρόβλημα της κατευθυνόμενης εκπαίδευσης των δικτύων ακτινικών συναρτήσεων μπορεί να εκφραστεί ως εξής: Δοσμένου ενός αριθμού παραδειγμάτων εκπαίδευσης βρείτε τους συντελεστές βαρύτητας των συνάψεων που ελαχιστοποιούν το μέσο σφάλμα της επιθυμούμενης από την πραγματική έξοδο του δικτύου.

Η εύρεση των συντελεστών βαρύτητας κάθε νευρώνα αποτελεί μια ανεξάρτητη λύση. Αν ορίσουμε σαν b την επιθυμούμενη έξοδο κάθε νευρώνα, το μέσο σφάλμα της προσομοίωσης για M παραδείγματα είναι:

$$\text{Σφάλμα} = (b - Gw)^T (b - Gw) = |b - Gw|^2 = \sum_{j=1}^M \left(b_j - \sum_{i=1}^N w_i G(x, q_i) \right)^2 \quad (4.7)$$

όπου $b = (b_1, b_2, \dots, b_M)^T$ το διάνυσμα των επιθυμούμενων εξόδων και $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ οι συντελεστές βαρύτητας του νευρώνα. Το G περιγράφει ένα σύνολο σταθερών αριθμών:

$$G = \begin{pmatrix} G(x_1, q_1) & \dots & G(x_1, q_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(x_M, q_1) & \dots & G(x_M, q_N) \end{pmatrix} \quad (4.8)$$

Η LMS λύση δίνεται από την εξίσωση:

$$\frac{\partial}{\partial w} \text{Σφάλμα} = 0 \Rightarrow G^T Gw = G^T b \Rightarrow w = (G^T G)^{-1} G^T b \Rightarrow w = G^+ b \quad (4.9)$$

Ο πίνακας G^+ ονομάζεται ψευδοαντίστροφος πίνακας της G διότι η διαδικασία υπολογισμού της έχει ομοιάζοντα χαρακτηριστικά με τον τρόπο υπολογισμού του αντιστρόφου ενός τετραγωνικού πίνακα.

Από την λύση που περιγράψαμε βλέπουμε ότι στην περίπτωση των δικτύων ακτινικών συναρτήσεων μπορούμε να βρούμε με αναλυτικό τρόπο τους συντελεστές βαρύτητας των συνάψεων. Το γεγονός αυτό αποτελεί σαφές πλεονέκτημα απέναντι στις μεθόδους εκπαίδευσης του πολυεπίπεδου perceptron. Επίσης έχει αποδειχθεί ότι τα δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων μπορούν να προσομοιώσουν με την επιθυμητή ακρίβεια οποιαδήποτε συνεχή διανυσματική συνάρτηση.

Σε προβλήματα κατασκευής συστημάτων ταξινόμησης προτύπων τα δίκτυα ακτινικών συναρτήσεων χρησιμοποιούνται πλέον συχνότερα από το πολυεπίπεδο perceptron διότι ο αλγόριθμος εκπαίδευσης έχει πολύ μικρή υπολογιστική πολυπλοκότητα [Δερματάς, 2007].

4.10 Ανισοκατανομή παραδειγμάτων εκπαίδευσης

Το αποτέλεσμα της εκπαίδευσης τεχνητών νευρωνικών δικτύων στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας είναι η ταξινόμηση-κατηγοριοποίηση των εμβρύων-αντικειμένων σε δύο κατηγορίες: υγιή και “ασθενή”. Οι ερευνητές από το πεδίο της μηχανικής μάθησης που ασχολούνται με τέτοιου είδους ιατρικές έρευνες αντιμετωπίζουν το λεγόμενο πρόβλημα ανισοκατανομής των παραδειγμάτων εκπαίδευσης.

Οι λύσεις του προβλήματος είναι δύο: κάποιιοι ερευνητές επεμβαίνουν στο στάδιο σχεδίασης του ταξινομητή και κάποιιοι άλλοι αλλάζουν τον ίδιο τον πληθυσμό των παραδειγμάτων (είτε μειώνοντας τα παραδείγματα που είναι σε περίσσια είτε αυξάνοντας τα παραδείγματα για τα οποία αρχικά δεν έχουμε “επαρκή” δεδομένα).

Η μέθοδος που εμείς επιλέξαμε για την επίλυση του προβλήματος ανήκει στη δεύτερη κατηγορία και ονομάζεται SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling TEchnique). Όπως είναι προφανές και το όνομά της, η μέθοδος αυτή δημιουργεί συνθετικά παραδείγματα με υπερδειγματοληψία της μειοψηφούσας κατηγορίας [Chawla, Hall, Kegelmeyer, 2002].

Πιο συγκεκριμένα, η τάξη-κατηγορία με τα λιγότερα παραδείγματα υπερ-δειγματοληπτείται (over-sampled) δημιουργώντας συνθετικά (τεχνητά) δεδομένα αντί της απλής υπερδειγματοληψίας με επανατοποθέτηση. Για να πραγματοποιηθεί η υπερδειγματοληψία της

μειοψηφούσας κατηγορίας, παίρνουμε κάθε παράδειγμα της κατηγορίας αυτής και δημιουργούμε-εισάγουμε συνθετικά παραδείγματα κατά μήκος των ευθύγραμμων τμημάτων που ενώνουν το συγκεκριμένο παράδειγμα με κάποια ή και όλα τα k πιο κοντινά του παραδείγματα (της ίδιας κατηγορίας). Ανάλογα με το ποσοστό της υπερδειγματοληψίας που απαιτείται, επιλέγονται τυχαία γειτονικά δείγματα από τα k πιο κοντινά.

Για παράδειγμα αν απαιτείται υπερδειγματοληψία 200% και χρησιμοποιούμε τους 5 κοντινότερους γείτονες τότε, από τα 5 αυτά δείγματα επιλέγονται 2, και από ένα νέο δείγμα δημιουργείται πάνω στα τμήματα που ενώνουν το αρχικό δείγμα με κάθε ένα από τα δύο επιλεγέντα τυχαία (ανάμεσα στα 5 πιο κοντινά). Αυτό πραγματοποιείται υπολογίζοντας τη διαφορά ανάμεσα στα δύο διανύσματα (παραδείγματα), δηλαδή του διανύσματος υπό εξέταση και του κοντινού γείτονα, στη συνέχεια πολλαπλασιάζοντας τη διαφορά με έναν τυχαίο αριθμό ανάμεσα στο 0 και στο 1 (κανονική κατανομή) και τέλος προσθέτοντας τη διαφορά στο αρχικό δείγμα.

4.11 Γενικά συμπεράσματα

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσφέρουν νέες προοπτικές και προσεγγίσεις σε πολλά θέματα της τεχνολογίας και ειδικότερα στον ευφυή έλεγχο. Άνθρωποι και μηχανές μπορούν και οι δύο να ελέγξουν μια παραγωγική διαδικασία, ωστόσο υπάρχουν βασικές διαφορές μεταξύ του τρόπου που χρησιμοποιεί ο άνθρωπος για να ελέγξει μια διαδικασία από τον τρόπο που χρησιμοποιεί ένα υπολογιστικό σύστημα. Ο άνθρωπος χρησιμοποιεί μεγάλο πλήθος δεδομένων, τη διαίσθηση, τη γνώση και την εμπειρία του και προσαρμόζεται γρήγορα σε νέες συνθήκες, ενώ ένα ευφυές σύστημα βασίζεται σε περιορισμένη γνώση. Όμως, ο άνθρωπος είναι επιρρεπής σε κόπωση, αμέλεια και σφάλματα, ενώ το υπολογιστικό σύστημα δεν πάσχει από τα προβλήματα αυτά εφόσον υπάρχει ρεύμα και λειτουργεί.

Η συλλογική ικανότητα επεξεργασίας των πληροφοριών που διαθέτουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τους δίνει το πλεονέκτημα να αποκρίνονται γρήγορα. Η σημαντικότερη διαφοροποίησή τους όμως είναι το γεγονός ότι η γνώση που απαιτείται για τον έλεγχο μιας διαδικασίας, αποκτάται από τον άνθρωπο μετά από μακροχρόνια μάθηση, ενώ η λειτουργία των νευρωνικών δικτύων καθορίζεται από αλγόριθμους [Κινγκ, 2004].

Τα ευφυή συστήματα που περιλαμβάνουν γνώση βασισμένη σε κανόνες καθώς και έναν συνδυασμό αριθμητικών αλγόριθμων και νευρωνικών δικτύων, έχουν μεγάλες δυνατότητες ως αλληλεπιδρόν και αποτελεσματικό εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων [Geijn, 1996].

Αν και τα νευρωνικά δίκτυα δεν είναι η μοναδική λύση για μια καλή ανάλυση των σημάτων της ΕΚΣ, οι μη γραμμικοί ταξινομητές παρέχουν ένα αξιόπιστο εργαλείο για τη διάκριση των clusters (ομάδων) στο διάστημα των παραμέτρων που εξάγονται από σύνθετα συστήματα, όπως είναι οι ρυθμιστικοί μηχανισμοί μεταβλητότητας της ΕΚΣ [Magenes, Signorini, Arduini, 2000].

Είναι φανερό ότι οι εξελίξεις στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν προκαλέσει ενθουσιασμό και κριτική. Τα αποτελέσματα συμφωνούν με τη διεθνή βιβλιογραφία στην οποία, έχει διατυπωθεί επανειλημμένα ότι το καρδιοτοκογράφημα έχει μεγάλη διακριτική ικανότητα όταν έχουμε φυσιολογικά δείγματα και αρκετά χαμηλή όταν έχουμε προβληματικές καταστάσεις.

Κάποιες συγκριτικές μελέτες είναι αρκετά αισιόδοξες, ενώ κάποιες άλλες λιγότερο. Για πολλές εφαρμογές, όπως για παράδειγμα η αναγνώριση και ταξινόμηση προτύπων, δεν μπορούμε να πούμε με σιγουριά ότι κάποια προσέγγιση υπερτερεί των άλλων. Η επιλογή της βέλτιστης τεχνικής πρέπει να γίνεται με βάση τη φύση της δεδομένης εφαρμογής με την οποία ένας ερευνητής καλείται κάθε φορά να ασχοληθεί. Πρέπει να προσπαθήσουμε να καταλάβουμε τις ικανότητες, τις υποθέσεις και την εφαρμοσιμότητα των διάφορων προσεγγίσεων και τεχνικών και να εκμεταλλευτούμε στο μέγιστο τα συμπληρωματικά πλεονεκτήματά τους, ώστε να αναπτύξουμε καλύτερα ευφυή συστήματα. Μια τέτοια προσπάθεια μπορεί να οδηγήσει σε μια συνεργατική προσέγγιση που συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων με άλλες τεχνολογίες ώστε να επιτύχει σημαντικά καλύτερη απόδοση στα διάφορα προβλήματα [Jain, Mao, Mohiuddin, 1996].

5ο Κεφάλαιο

ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ- ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

5.1 Γενικά

Τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν κατά την διάρκεια της διπλωματικής αυτής εργασίας ήταν πολλά σε αριθμό και αυτό συνέβη γιατί χρησιμοποιήσαμε μια πληθώρα χαρακτηριστικών και ταξινομητών (διαφορετικές αρχιτεκτονικές για τα νευρωνικά δίκτυα) καθώς και διαφορετικά χρονικά παράθυρα (5,10, και 20 λεπτά).

Με βάση τα χαρακτηριστικά: εντροπία κατά Shannon (entropy) και τυπική απόκλιση (std) χρησιμοποιήσαμε 2 μεθόδους για την ταξινόμηση του διανύσματος των χαρακτηριστικών αυτών. Καταρχήν επιχειρήσαμε να εκπαιδεύσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο **Ακτινικών Συναρτήσεων Βάσης (RBF)** (πειραματιστήκαμε με 3 έως 60 κρυφούς νευρώνες- αυξάνοντας ανά 3). Χρησιμοποιήσαμε επίσης την Symmlet οικογένεια κυματιδίων (με 1-15 εξαφανιζόμενες ή μηδενικές ροπές και με ανάλυση για κλίμακα 1-6 και 2-6), καθώς και τις μεθόδους SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling TEchnique) και απλή υπερδειγματοληψία με επανατοποθέτηση για την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου.

Στην συνέχεια με την βοήθεια του ταξινομητή με βάση τους **k πιο κοντινούς γείτονες (k-Nearest Neighbor rule (kNN))** και χρησιμοποιώντας αντίστοιχα 1-3-5-7 γείτονες χρησιμοποιήσαμε τα παραπάνω χαρακτηριστικά, διαλέγοντας ομοίως την ίδια Symmlet οικογένεια κυματιδίων καθώς και τις μεθόδους SMOTE και απλής υπερδειγματοληψίας με επανατοποθέτηση.

Ο κώδικας που χρησιμοποιήσαμε για την εκπαίδευση των χαρακτηριστικών με την βοήθεια του Matlab παρατίθεται συνοπτικά στο Παράρτημα.

5.2 Αποτελέσματα

Για κάθε ένα από τα αποτελέσματα των πειραμάτων που πραγματοποιήσαμε, υπολογίσαμε τη μέση απόδοση καθώς και το γεωμετρικό μέσο. Ο λόγος για τον οποίο δεν περιοριστήκαμε μόνο στην καταγραφή του μέσου όρου οφείλεται στο γεγονός ότι η ανισοκατανομή των παραδειγμάτων μπορεί να δημιουργήσει λανθασμένη εντύπωση για την απόδοση του συστήματός μας. Τα καλύτερα αποτελέσματα για κάθε ένα από τα παραπάνω σύνολα πειραμάτων παραθέτονται στους πίνακες που ακολουθούν: Το επίθεμα 100 200 300 δηλώνει το ποσοστό της «υπερδειγματοληψίας».

➤ ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΑΚΤΙΝΙΚΩΝ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ ΒΑΣΗΣ (RBF)

RBF ENTROPY OVERSAMPLING

	geometric mean	symmlet	neurons	spread	abnormal	normal	mean accuracy
5min_1eos6scales_00	0.7211	2	45	4	0.6500	0.8000	0.7625
5min_1eos6scales_100	0.7360	5	12	5	0.6500	0.8333	0.7875
5min_1eos6scales_200	0.7665	5	9	2	0.7500	0.7833	0.7750
5min_1eos6scales_300	0.7416	5	12	3	0.7500	0.7333	0.7375
		7	6	4	0.7500	0.7333	0.7375
10min_1eos6scales_00	0.7714	15	60	4.5	0.7000	0.8500	0.8125
10min_1eos6scales_100	0.7863	9	30	4	0.7000	0.8833	0.8375
10min_1eos6scales_200	0.7826	6	30	3	0.7500	0.8167	0.8000
10min_1eos6scales_300	0.7746	15	21	4.5	0.7500	0.8000	0.7875
20min_1eos6scales_00	0.7286	3	42	3.5	0.6500	0.8167	0.7750
20min_1eos6scales_100	0.7211	10	39	2.5	0.6500	0.8000	0.7625
		10	27	3.5	0.6500	0.8000	0.7625
20min_1eos6scales_200	0.7659	10	42	4.5	0.8000	0.7333	0.7500
20min_1eos6scales_300	0.7659	10	21	2.5	0.8000	0.7333	0.7500
5min_2eos6scales_00	0.7405	5	39	5	0.7000	0.7833	0.7625
5min_2eos6scales_100	0.7500	5	39	4	0.7500	0.7500	0.7500
5min_2eos6scales_200	0.7746	7	9	2	0.7500	0.8000	0.7875
5min_2eos6scales_300	0.7500	10	18	5	0.7500	0.7500	0.7500
10min_2eos6scales_00	0.7746	15	54	5	0.7500	0.8000	0.7878
10min_2eos6scales_100	0.7906	11	57	3	0.7500	0.8333	0.8125
10min_2eos6scales_200	0.8165	11	57	5	0.8000	0.8333	0.8250
10min_2eos6scales_300	0.7506	8	54	2	0.6500	0.8667	0.8125
20min_2eos6scales_00	0.7405	10	42	3.5	0.7000	0.7833	0.7625
		10	45	3.5	0.7000	0.7833	0.7625

20min_2eos6scales_100	0.7665	10	54	2.5	0.7500	0.7833	0.7750
20min_2eos6scales_200	0.7832	10	45	3	0.8000	0.7667	0.7750
20min_2eos6scales_300	0.7394	10	45	5	0.8000	0.6833	0.7125

RBF ENTROPY SMOTE

	geometric mean	symmlet	neurons	spread	abnormal	normal	mean accuracy
5min_1eos6scales_100	0.7141	7	45	5	0.6000	0.8500	0.7875
5min_1eos6scales_200	0.7638	5	9	3	0.7000	0.8333	0.8000
5min_1eos6scales_300	0.7638	7	33	2.5	0.7000	0.8333	0.8000
10min_1eos6scales_100	0.7561	15	48	5	0.7000	0.8167	0.7875
10min_1eos6scales_200	0.7714	1	33	4.5	0.7000	0.8500	0.8125
10min_1eos6scales_300	0.7638	15	57	3.5	0.7000	0.8333	0.8000
20min_1eos6scales_100	0.7638	4	57	5	0.7000	0.8333	0.8000
20min_1eos6scales_200	0.7826	10	42	2.5	0.7500	0.8167	0.8000
20min_1eos6scales_300	0.8073	10	33	4	0.8500	0.7667	0.7875
5min_2eos6scales_100	0.7906	7	48	4.5	0.7500	0.8333	0.8125
5min_2eos6scales_200	0.7483	7	30	4	0.7000	0.8000	0.7750
5min_2eos6scales_300	0.7416	5	33	4	0.7500	0.7333	0.7375
10min_2eos6scales_100	0.7483	8	60	2.5	0.7000	0.8000	0.7750
10min_2eos6scales_200	0.7984	1	45	4.5	0.7500	0.8500	0.8250
10min_2eos6scales_300	0.7416	1	18	5	0.7500	0.7333	0.7375
20min_2eos6scales_100	0.7714	10	57	4	0.8500	0.7000	0.7375
20min_2eos6scales_200	0.8124	10	45	4.5	0.9000	0.7333	0.7750
20min_2eos6scales_300	0.8073	10	39	2.5	0.8500	0.7667	0.7875

RBF STD OVERSAMPLING

	geometric mean	symmlet	neurons	spread	abnormal	normal	mean accuracy
5min_1eos6scales_00	0.6390	15	39	3	0.5000	0.8167	0.7375
5min_1eos6scales_100	0.6904	15	27	3.5	0.5500	0.8667	0.7875
5min_1eos6scales_200	0.7165	15	24	3.5	0.7000	0.7333	0.7250
5min_1eos6scales_300	0.7433	3	6	4	0.8500	0.6500	0.7000
10min_1eos6scales_00	0.6583	15	60	4	0.6500	0.6667	0.6625
10min_1eos6scales_100	0.6665	15	60	4.5	0.6500	0.6833	0.6750
10min_1eos6scales_200	0.6831	4	6	5	0.7000	0.6667	0.6750
10min_1eos6scales_300	0.7059	1	54	3	0.6500	0.7667	0.7375
20min_1eos6scales_00	0.6124	7	60	3	0.5000	0.7500	0.6875
20min_1eos6scales_100	0.6708	4	3	1	0.6000	0.7500	0.7125
20min_1eos6scales_200	0.7042	15	3	1	0.8500	0.5833	0.6500
20min_1eos6scales_300	0.7141	12	6	4.5	0.8500	0.6000	0.6625
5min_2eos6scales_00	0.6423	15	51	2.5	0.5500	0.7500	0.7000

5min_2eos6scales_100	0.7500	6	3	1.5	0.7500	0.7500	0.7500
5min_2eos6scales_200	0.7083	3	9	4	0.7000	0.7167	0.7125
5min_2eos6scales_300	0.7337	3	9	3.5	0.8500	0.6333	0.6875
10min_2eos6scales_00	0.7211	8	57	3.5	0.6500	0.8000	0.7625
10min_2eos6scales_100	0.7561	8	45	2.5	0.7000	0.8167	0.7875
10min_2eos6scales_200	0.7665	8	54	2.5	0.7500	0.7833	0.7750
10min_2eos6scales_300	0.7746	8	57	4	0.8000	0.7500	0.7625
20min_2eos6scales_00	0.6245	3	51	5	0.6000	0.6500	0.6375
20min_2eos6scales_100	0.6325	2	57	3.5	0.6000	0.6667	0.6500
		2	60	4.5	0.6000	0.6667	0.6500
		1	12	5	0.5000	0.8000	0.7250
20min_2eos6scales_200	0.6403	3	33	5	0.6000	0.6833	0.6625
20min_2eos6scales_300	0.6481	2	51	3.5	0.6000	0.7000	0.6750

RBF STD SMOTE

	geometric mean	symmlet	neurons	spread	abnormal	normal	mean accuracy
5min_1eos6scales_100	0.7059	3	3	4.5	0.6500	0.7667	0.7375
5min_1eos6scales_200	0.7159	3	3	4.5	0.7500	0.6833	0.7000
5min_1eos6scales_300	0.6745	3	9	3.5	0.7000	0.6500	0.6625
		15	24	5	0.7000	0.6500	0.6625
10min_1eos6scales_100	0.6423	3	6	5	0.5500	0.7500	0.7000
10min_1eos6scales_200	0.6633	3	30	5	0.6000	0.7333	0.7000
10min_1eos6scales_300	0.6416	1	21	2.5	0.6500	0.6333	0.6375
		15	48	4.5	0.6500	0.6333	0.6375
20min_1eos6scales_100	0.6557	7	57	2.5	0.6000	0.7167	0.6875
20min_1eos6scales_200	0.6982	8	3	1	0.7500	0.6500	0.6750
20min_1eos6scales_300	0.6856	12	18	4.5	0.6000	0.7833	0.7375
5min_2eos6scales_100	0.7136	6	3	3.5	0.6500	0.7833	0.7500
5min_2eos6scales_200	0.7246	6	9	2	0.7000	0.7500	0.7375
5min_2eos6scales_300	0.7159	15	27	5	0.7500	0.6833	0.7000
10min_2eos6scales_100	0.7071	11	54	4.5	0.6000	0.8333	0.7750
10min_2eos6scales_200	0.6892	15	3	4	0.7500	0.6333	0.6625
10min_2eos6scales_300	0.6745	8	60	3.5	0.6500	0.7000	0.6875
		7	24	5	0.6500	0.7000	0.6875
20min_2eos6scales_100	0.6055	1	18	4.5	0.5000	0.7333	0.6750
20min_2eos6scales_200	0.6205	1	18	3.5	0.5500	0.7000	0.6625
20min_2eos6scales_300	0.6164	1	18	4.5	0.6000	0.6333	0.6250

➤ ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟΥΣ Κ ΠΙΟ ΚΟΝΤΙΝΟΥΣ ΓΕΙΤΟΝΕΣ(KNN)

KNN ENTROPY-OVERSAMPLING

	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_00	0.8000	0.9333	0.4000	7.0000	1.0000
5min_1eos6scales_100	0.8000	0.9333	0.4000	7.0000	1.0000
5min_1eos6scales_200	0.8000	0.9333	0.4000	7.0000	1.0000
5min_1eos6scales_300	0.8000	0.9333	0.4000	7.0000	1.0000
10min_1eos6scales_00	0.8000	0.9333	0.4000	12.0000	1.0000
10min_1eos6scales_100	0.8000	0.9333	0.4000	12.0000	1.0000
10min_1eos6scales_200	0.8000	0.9333	0.4000	12.0000	1.0000
10min_1eos6scales_300	0.8000	0.9333	0.4000	12.0000	1.0000
20min_1eos6scales_00	0.8000	0.9000	0.5000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_100	0.8000	0.9000	0.5000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_200	0.8000	0.9000	0.5000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_300	0.8000	0.9000	0.5000	13.0000	1.0000
5min_2eos6scales_00	0.8250	0.9667	0.4000	7.0000	3.0000
5min_2eos6scales_100	0.8000	0.9500	0.3500	14.0000	5.0000
5min_2eos6scales_200	0.7750	0.8500	0.5500	5.0000	7.0000
5min_2eos6scales_300	0.7625	0.8333	0.5500	7.0000	1.0000
10min_2eos6scales_00	0.7750	0.9167	0.3500	4.0000	3.0000
	0.7750	0.9833	0.1500	11.0000	5.0000
	0.7750	1.0000	0.1000	15.0000	5.0000
	0.7750	1.0000	0.1000	9.0000	7.0000
10min_2eos6scales_100	0.8250	0.9000	0.6000	15.0000	7.0000
10min_2eos6scales_200	0.8250	0.9000	0.6000	15.0000	7.0000
10min_2eos6scales_300	0.7625	0.8833	0.4000	12.0000	1.0000
	0.7625	0.8833	0.4000	14.0000	1.0000
20min_2eos6scales_00	0.7625	0.9500	0.2000	10.0000	5.0000
20min_2eos6scales_100	0.7375	0.8500	0.4000	3.0000	1.0000
	0.7375	0.8667	0.3500	13.0000	1.0000
20min_2eos6scales_200	0.7375	0.8500	0.4000	3.0000	1.0000
	0.7375	0.8667	0.3500	13.0000	1.0000
20min_2eos6scales_300	0.7375	0.8500	0.4000	3.0000	1.0000
	0.7375	0.8667	0.3500	13.0000	1.0000

	Geometric mean	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_00	0.6110	0.8000	0.9333	0.4000	7.0000	1.0000
5min_1eos6scales_100	0.7360	0.7875	0.8333	0.6500	7.0000	3.0000
5min_1eos6scales_200	0.7360	0.7875	0.8333	0.6500	7.0000	3.0000

5min_1eos6scales_300	0.7360	0.7875	0.8333	0.6500	7.0000	3.0000
10min_1eos6scales_00	0.6124	0.7375	0.8333	0.4500	11.0000	1.0000
10min_1eos6scales_100	0.6745	0.6875	0.7000	0.6500	14.0000	3.0000
10min_1eos6scales_200	0.7659	0.7500	0.7333	0.8000	15.0000	5.0000
10min_1eos6scales_300	0.7659	0.7500	0.7333	0.8000	15.0000	5.0000
20min_1eos6scales_00	0.6708	0.8000	0.9000	0.5000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_100	0.7000	0.7000	0.7000	0.7000	13.0000	3.0000
20min_1eos6scales_200	0.7000	0.7000	0.7000	0.7000	13.0000	3.0000
20min_1eos6scales_300	0.7000	0.7000	0.7000	0.7000	13.0000	3.0000
5min_2eos6scales_00	0.6770	0.7625	0.8333	0.5500	7.0000	1.0000
5min_2eos6scales_100	0.6904	0.7125	0.7333	0.6500	13.0000	7.0000
5min_2eos6scales_200	0.6916	0.6875	0.6833	0.7000	7.0000	5.0000
5min_2eos6scales_300	0.6916	0.6875	0.6833	0.7000	7.0000	5.0000
10min_2eos6scales_00	0.6633	0.7375	0.8000	0.5500	5.0000	1.0000
10min_2eos6scales_100	0.7348	0.8250	0.9000	0.6000	15.0000	7.0000
10min_2eos6scales_200	0.7348	0.8250	0.9000	0.6000	15.0000	7.0000
10min_2eos6scales_300	0.7083	0.7125	0.7167	0.7000	15.0000	5.0000
20min_2eos6scales_00	0.5831	0.7375	0.8500	0.4000	3.0000	1.0000
20min_2eos6scales_100	0.6557	0.6875	0.7167	0.6000	15.0000	7.0000
20min_2eos6scales_200	0.6570	0.6375	0.6167	0.7000	3.0000	5.0000
20min_2eos6scales_300	0.6570	0.6375	0.6167	0.7000	3.0000	5.0000

KNN ENTROPY-SMOTE

	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_100	0.7750	0.8333	0.6000	7.0000	3.0000
5min_1eos6scales_200	0.7125	0.7667	0.5500	7.0000	3.0000
5min_1eos6scales_300	0.7000	0.7500	0.5500	7.0000	1.0000
10min_1eos6scales_100	0.7875	0.9000	0.4500	14.0000	1.0000
10min_1eos6scales_200	0.7375	0.7833	0.6000	11.0000	1.0000
10min_1eos6scales_300	0.7500	0.8333	0.5000	12.0000	1.0000
20min_1eos6scales_100	0.8125	0.8500	0.7000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_200	0.7750	0.8000	0.7000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_300	0.7125	0.7667	0.5500	10.0000	1.0000
5min_2eos6scales_100	0.7625	0.8167	0.6000	7.0000	1.0000
5min_2eos6scales_200	0.7125	0.7667	0.5500	7.0000	1.0000
5min_2eos6scales_300	0.7375	0.7667	0.6500	7.0000	1.0000
10min_2eos6scales_100	0.7750	0.8833	0.4500	15.0000	7.0000
10min_2eos6scales_200	0.7500	0.8500	0.4500	8.0000	1.0000
10min_2eos6scales_300	0.7625	0.8167	0.6000	8.0000	3.0000
20min_2eos6scales_100	0.7125	0.8167	0.4000	13.0000	1.0000
20min_2eos6scales_200	0.7125	0.7667	0.5500	3.0000	1.0000
20min_2eos6scales_300	0.6500	0.7000	0.5000	3.000	1.0000
	0.6500	0.7167	0.4500	10.0000	1.0000

	0.6500	0.6333	0.7000	3.0000	3.0000
--	--------	--------	--------	--------	--------

	Geometric mean	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_100	0.7071	0.7750	0.8333	0.6000	7.0000	3.0000
5min_1eos6scales_200	0.7000	0.7000	0.7000	0.7000	5.0000	7.0000
5min_1eos6scales_300	0.6831	0.6750	0.6667	0.7000	7.0000	3.0000
10min_1eos6scales_100	0.6770	0.7625	0.8333	0.5500	15.0000	5.0000
10min_1eos6scales_200	0.7416	0.7375	0.7333	0.7500	15.0000	5.0000
10min_1eos6scales_300	0.6665	0.6750	0.6833	0.6500	11.0000	5.0000
	0.6665	0.6750	0.6833	0.6500	15.0000	5.0000
20min_1eos6scales_100	0.7714	0.8125	0.8500	0.7000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_200	0.7483	0.7750	0.8000	0.7000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_300	0.6745	0.6875	0.7000	0.6500	13.0000	1.0000
5min_2eos6scales_100	0.7000	0.7625	0.8167	0.6000	7.0000	1.0000
5min_2eos6scales_200	0.6500	0.6500	0.6500	0.6500	13.0000	5.0000
5min_2eos6scales_300	0.7083	0.7125	0.7167	0.7000	7.0000	3.0000
10min_2eos6scales_100	0.6782	0.7250	0.7667	0.6000	5.0000	3.0000
10min_2eos6scales_200	0.6708	0.7125	0.7500	0.6000	15.0000	7.0000
10min_2eos6scales_300	0.7000	0.7625	0.8167	0.6000	8.0000	3.0000
20min_2eos6scales_100	0.6494	0.7125	0.7667	0.5500	3.0000	1.0000
20min_2eos6scales_200	0.6831	0.6750	0.6667	0.7000	3.0000	3.0000
20min_2eos6scales_300	0.6708	0.6375	0.6000	0.7500	10.0000	3.0000

KNN STD-OVERSAMPLING

	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_00	0.7375	0.9667	0.0500	1.0000	5.0000
	0.7375	0.9833	0	1.0000	7.0000
5min_1eos6scales_100	0.7375	0.8500	0.4000	1.0000	1.0000
5min_1eos6scales_200	0.7375	0.8500	0.4000	1.0000	1.0000
5min_1eos6scales_300	0.7375	0.8500	0.4000	1.0000	1.0000
10min_1eos6scales_00	0.7375	0.9833	0	13.0000	7.0000
	0.7375	0.9833	0	14.0000	7.0000
10min_1eos6scales_100	0.6500	0.7833	0.2500	7.0000	5.0000
10min_1eos6scales_200	0.6375	0.7833	0.2000	10.0000	7.0000
10min_1eos6scales_300	0.6375	0.8167	0.1000	9.0000	1.0000
20min_1eos6scales_00	0.7375	0.9500	0.1000	13.0000	7.0000
20min_1eos6scales_100	0.7000	0.8333	0.3000	2.0000	1.0000
	0.7000	0.8333	0.3000	13.0000	1.0000
20min_1eos6scales_200	0.7000	0.8333	0.3000	2.0000	1.0000
	0.7000	0.8333	0.3000	13.0000	1.0000

20min_1eos6scales_300	0.7000 0.7000	0.8333 0.8333	0.3000 0.3000	2.0000 13.0000	1.0000 1.0000
5min_2eos6scales_00	0.7500	0.9667	0.1000	3.0000	5.0000
5min_2eos6scales_100	0.7000	0.9000	0.1000	15.0000	1.0000
5min_2eos6scales_200	0.7000	0.9000	0.1000	15.0000	1.0000
5min_2eos6scales_300	0.7000	0.9000	0.1000	15.0000	1.0000
10min_2eos6scales_00	0.7625	0.9667	0.1500	9.0000	3.0000
10min_2eos6scales_100	0.7125	0.8833	0.2000	9.0000	5.0000
10min_2eos6scales_200	0.7000	0.8167	0.3500	1.0000	1.0000
10min_2eos6scales_300	0.7000	0.8167	0.3500	1.0000	1.0000
20min_2eos6scales_00	0.7375 0.7375 0.7375	0.9833 0.9833 0.9833	0 0 0	10.0000 12.0000 14.0000	7.0000 7.0000 7.0000
20min_2eos6scales_100	0.7000	0.8167	0.3500	10.0000	1.0000
20min_2eos6scales_200	0.7000	0.8167	0.3500	10.0000	1.0000
20min_2eos6scales_300	0.7000	0.8167	0.3500	10.0000	1.0000

	Geometric mean	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_00	0.5831	0.7375	0.8500	0.4000	1.0000	1.0000
5min_1eos6scales_100	0.6000	0.6000	0.6000	0.6000	1.0000	3.0000
5min_1eos6scales_200	0.6500	0.6500	0.6500	0.6500	3.0000	5.0000
5min_1eos6scales_300	0.6500	0.6500	0.6500	0.6500	3.0000	5.0000
10min_1eos6scales_00	0.3742	0.5750	0.7000	0.2000	2.0000	1.0000
10min_1eos6scales_100	0.5292	0.6250	0.7000	0.4000	15.0000	3.0000
10min_1eos6scales_200	0.5664	0.5750	0.5833	0.5500	15.0000	5.0000
10min_1eos6scales_300	0.5664	0.5750	0.5833	0.5500	15.0000	5.0000
20min_1eos6scales_00	0.5292	0.6875	0.8000	0.3500	5.0000	1.0000
20min_1eos6scales_100	0.5845	0.6375	0.6833	0.5000	2.0000	3.0000
20min_1eos6scales_200	0.6390	0.6125	0.5833	0.7000	15.0000	5.0000
20min_1eos6scales_300	0.6429	0.5875	0.5167	0.8000	15.0000	7.0000
5min_2eos6scales_00	0.4899	0.6750	0.8000	0.3000	9.0000	1.0000
5min_2eos6scales_100	0.5916 0.5916	0.5875 0.6500	0.5833 0.7000	0.6000 0.5000	1.0000 8.0000	3.0000 3.0000
5min_2eos6scales_200	0.6158	0.6000	0.5833	0.6500	4.0000	5.0000
5min_2eos6scales_300	0.6429	0.5875	0.5167	0.8000	4.0000	7.0000
10min_2eos6scales_00	0.5346	0.7000	0.8167	0.3500	1.0000	1.0000
10min_2eos6scales_100	0.5346	0.7000	0.8167	0.3500	1.0000	1.0000
10min_2eos6scales_200	0.5401	0.5625	0.5833	0.5000	7.0000	5.0000
10min_2eos6scales_300	0.5401	0.5625	0.5833	0.5000	7.0000	5.0000
20min_2eos6scales_00	0.5346	0.7000	0.8167	0.3500	10.0000	1.0000
20min_2eos6scales_100	0.5774	0.6250	0.6667	0.5000	1.0000	7.0000
20min_2eos6scales_200	0.6014	0.5625	0.5167	0.7000	3.0000	5.0000
20min_2eos6scales_300	0.6014	0.5625	0.5167	0.7000	3.0000	5.0000

KNN STD-SMOTE

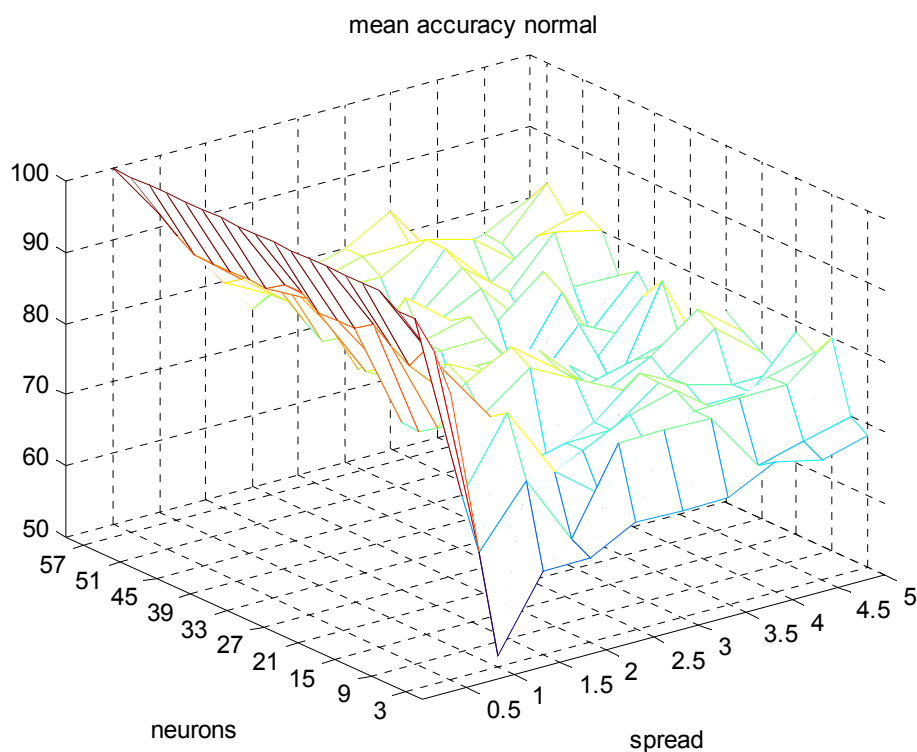
	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_100	0.7000	0.8667	0.2000	15.0000	1.0000
5min_1eos6scales_200	0.6625 0.6625	0.8167 0.7000	0.2000 0.5500	15.0000 6.0000	1.0000 7.0000
5min_1eos6scales_300	0.6500	0.7000	0.5000	3.0000	3.0000
10min_1eos6scales_100	0.6250 0.6250	0.7500 0.7500	0.2500 0.2500	3.0000 6.0000	3.0000 7.0000
10min_1eos6scales_200	0.6125	0.7167	0.3000	15.0000	3.0000
10min_1eos6scales_300	0.6000	0.6000	0.6000	15.0000	5.0000
20min_1eos6scales_100	0.7000	0.7500	0.5500	5.0000	1.0000
20min_1eos6scales_200	0.6750	0.7167	0.5500	5.0000	1.0000
20min_1eos6scales_300	0.6125 0.6125	0.6667 0.6500	0.4500 0.5000	2.0000 5.0000	1.0000 1.0000
5min_2eos6scales_100	0.6750 0.6750	0.8500 0.8667	0.1500 0.1000	10.0000 12.0000	7.0000 7.0000
5min_2eos6scales_200	0.6250 0.6250 0.6250	0.7500 0.7500 0.7500	0.2500 0.2500 0.2500	11.0000 15.0000 11.0000	1.0000 3.0000 5.0000
5min_2eos6scales_300	0.6375	0.7333	0.3500	11.0000	3.0000
10min_2eos6scales_100	0.6750	0.7500	0.4500	7.0000	3.0000
10min_2eos6scales_200	0.6250	0.7333	0.3000	13.0000	3.0000
10min_2eos6scales_300	0.5875 0.5875	0.6500 0.6667	0.4000 0.3500	1.0000 13.0000	1.0000 1.0000
20min_2eos6scales_100	0.6750	0.7667	0.4000	2.0000	1.0000
20min_2eos6scales_200	0.6375	0.7000	0.4500	5.0000	1.0000
20min_2eos6scales_300	0.6125	0.6833	0.4000	2.0000	1.0000

	Geometric mean	Mean accuracy	Normal	Abnormal	Moment	Neighbor
5min_1eos6scales_100	0.5874	0.6875	0.7667	0.4500	1.0000	1.0000
5min_1eos6scales_200	0.6205	0.6625	0.7000	0.5500	6.0000	7.0000
5min_1eos6scales_300	0.6416	0.6375	0.6333	0.6500	12.0000	7.0000
10min_1eos6scales_100	0.4583	0.5375	0.6000	0.3500	2.0000	1.0000
10min_1eos6scales_200	0.5323	0.5500	0.5667	0.5000	7.0000	5.0000
10min_1eos6scales_300	0.6000	0.6000	0.6000	0.6000	15.0000	5.0000
20min_1eos6scales_100	0.6423	0.7000	0.7500	0.5500	5.0000	1.0000
20min_1eos6scales_200	0.6278	0.6750	0.7167	0.5500	5.0000	1.0000
20min_1eos6scales_300	0.5795	0.5500	0.5167	0.6500	5.0000	3.0000
5min_2eos6scales_100	0.5339	0.5875	0.6333	0.4500	1.0000	3.0000
5min_2eos6scales_200	0.5477	0.6125	0.6667	0.4500	4.0000	5.0000
5min_2eos6scales_300	0.6164	0.6250	0.6333	0.6000	4.0000	3.0000
10min_2eos6scales_100	0.5809	0.6750	0.7500	0.4500	7.0000	3.0000
10min_2eos6scales_200	0.5477	0.6125	0.6667	0.4500	1.0000	1.0000
10min_2eos6scales_300	0.5416	0.5375	0.5333	0.5500	5.0000	1.0000
20min_2eos6scales_100	0.5538	0.6750	0.7667	0.4000	2.0000	1.0000

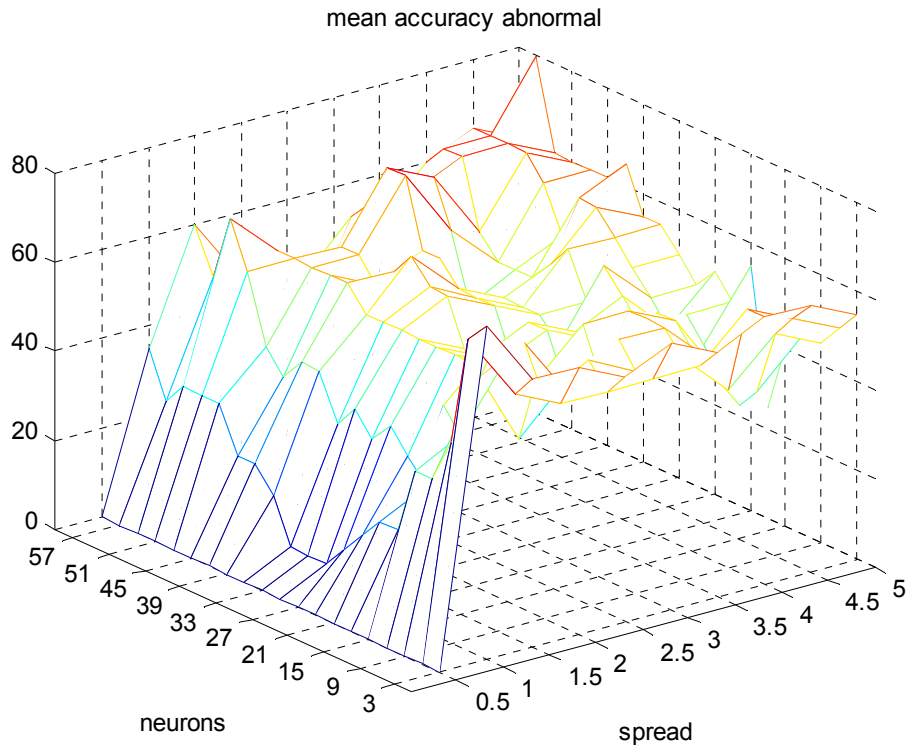
20min_2eos6scales_200	0.5612	0.6375	0.7000	0.4500	5.0000	1.0000
20min_2eos6scales_300	0.5888	0.5625	0.5333	0.6500	8.0000	7.0000

Παρατηρούμε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα με βάση τον γεωμετρικό μέσο προκύπτουν για RBF entropy oversampling (10min_2eos6scales_200) και είναι $\text{geometric mean}=0.8165$, $\text{symmlet}=11$, $\text{neurons}=57$, $\text{spread}=0.5$, $\text{abnormal}=0.8000$, $\text{normal}=0.833$, $\text{mean accuracy}=0.8250$. Για τη συγκεκριμένη υπερδειγματοληψία απεικονίζουμε στη συνέχεια την μεταβολή της τιμής του γεωμετρικού μέσου (αλλά και των επιμέρους αποδόσεων) καθώς μεταβάλλεται ο αριθμός των νευρώνων και για διάφορες μηδενικές ροπές. Τα αποτελέσματα με τη χρήση του αλγορίθμου k-nn είναι χειρότερα για κάθε επιλογή παραμέτρων και για αυτό το λόγο δεν θα απεικονιστούν γραφικά.

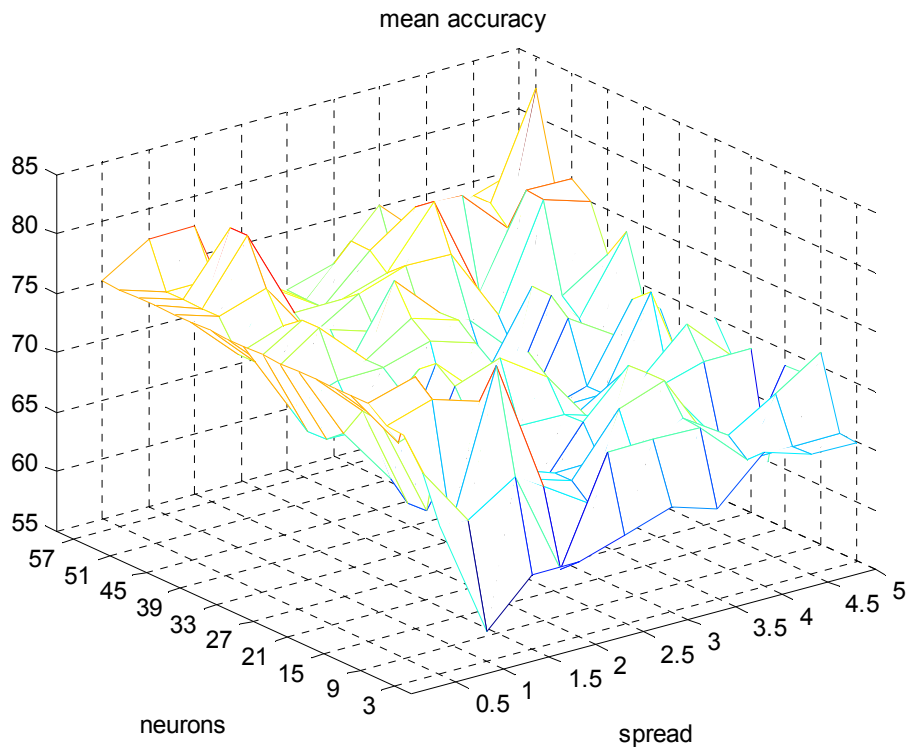
Γραφήματα για μεγαλύτερη τιμή γεωμετρικού μέσου για RBF

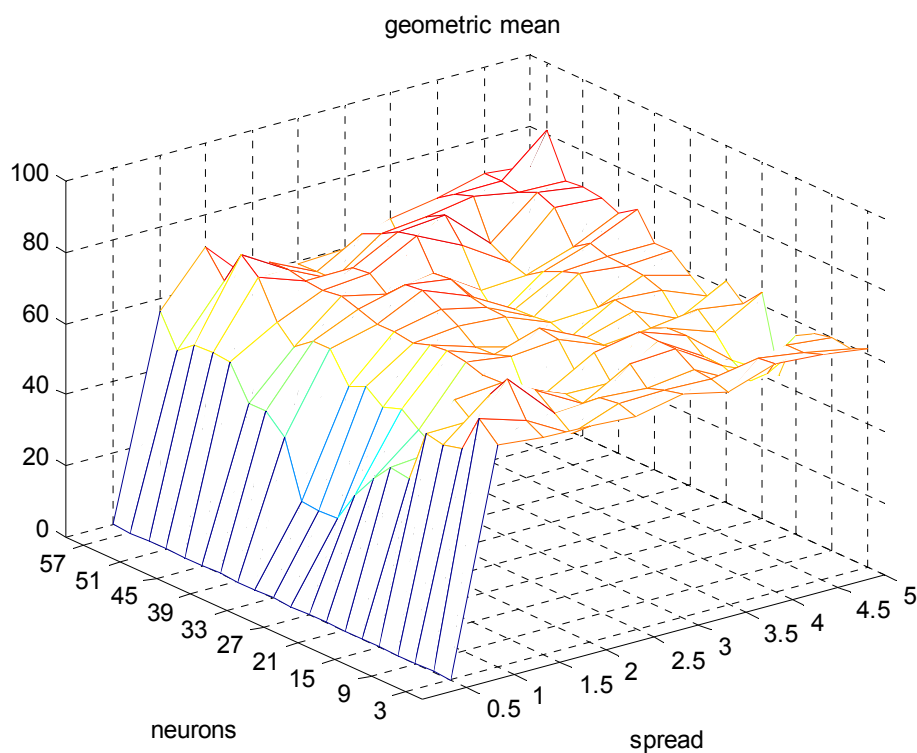


Σχήμα 5.1 : Μέση απόδοση για υγιή



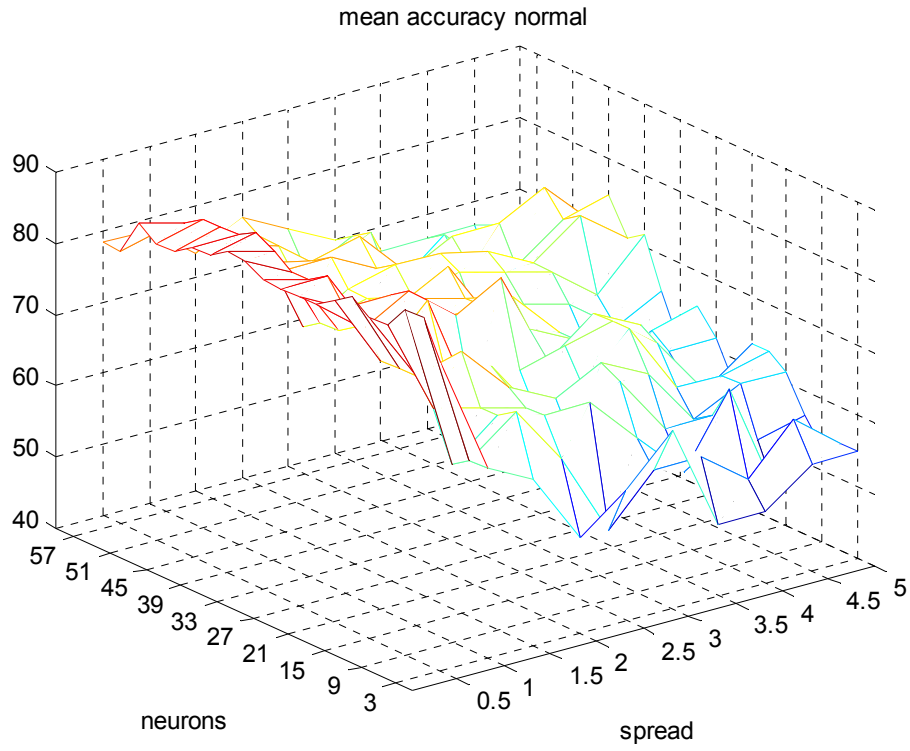
Σχήμα 5.2 : Μέση απόδοση για μη υγιή

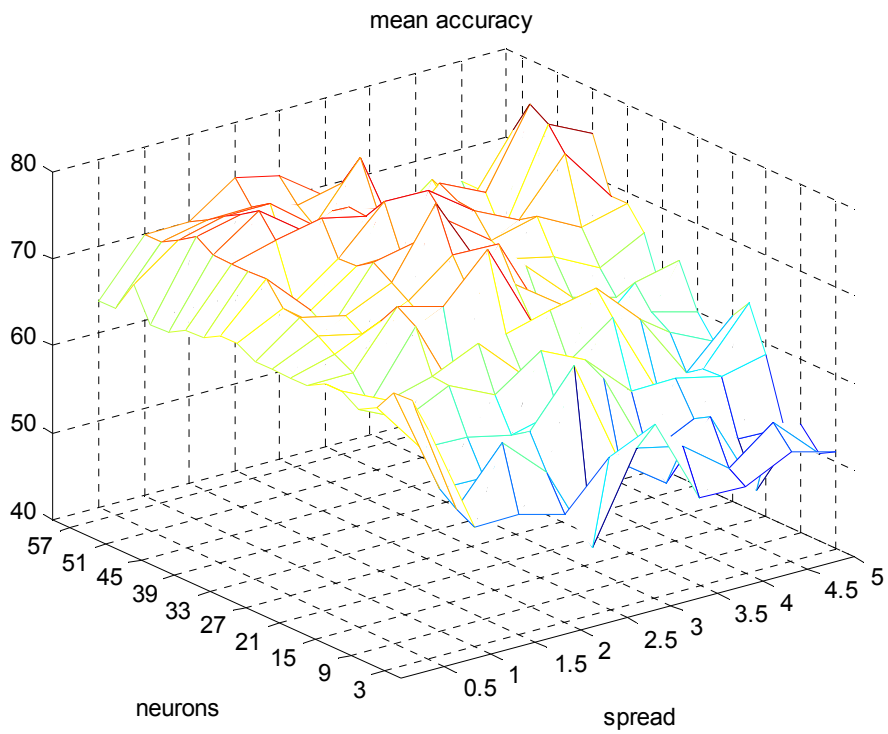
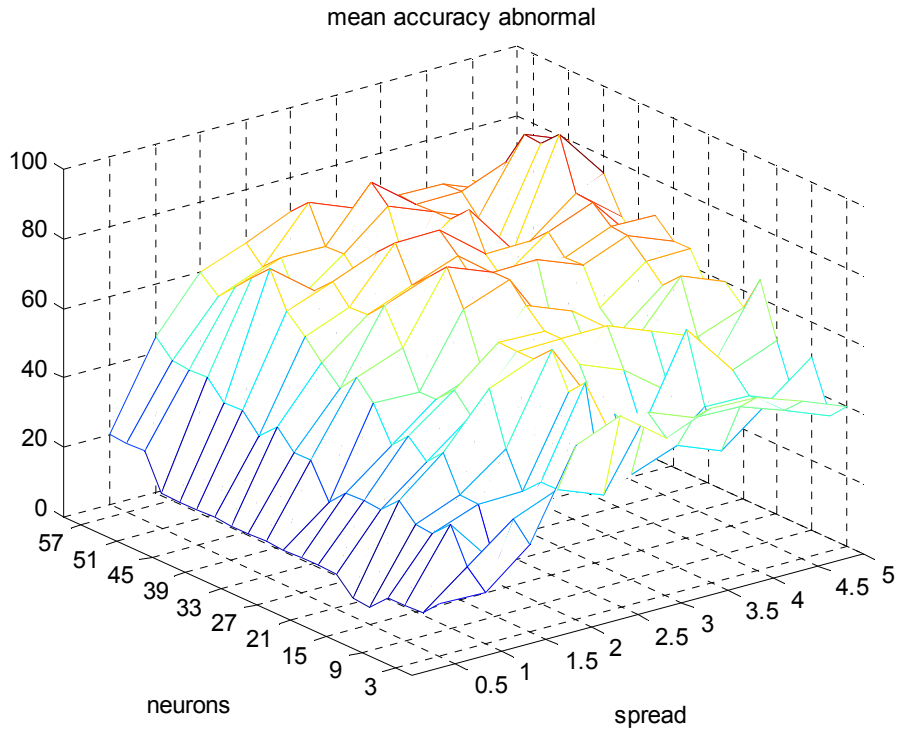


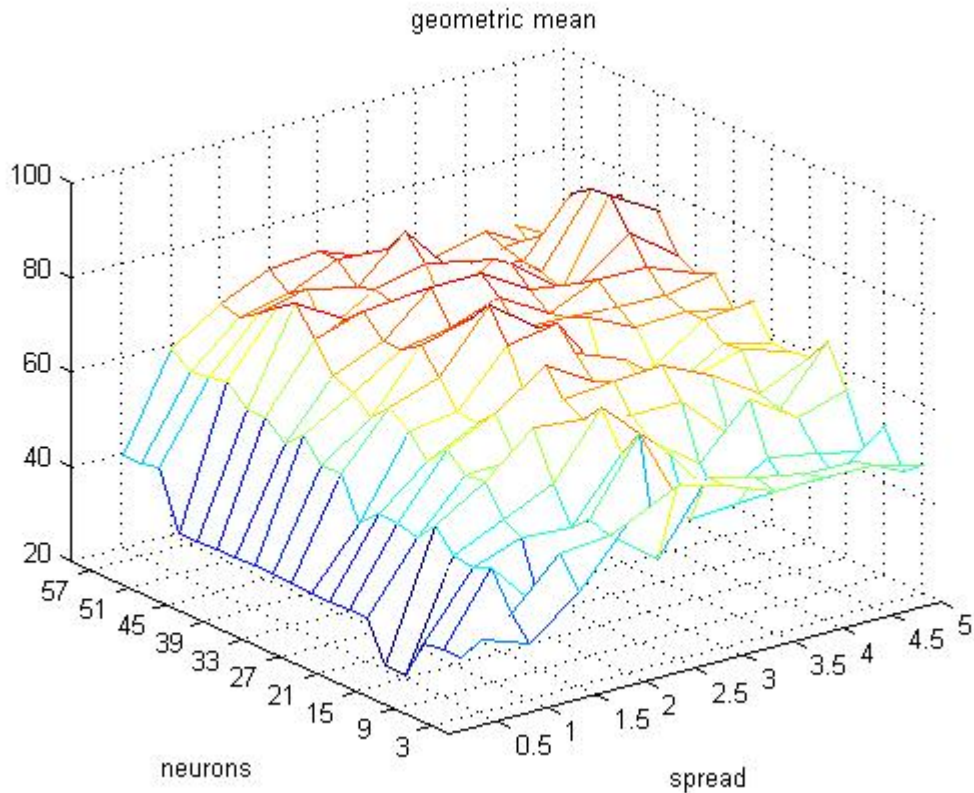


Από τα παραπάνω γραφήματα παρατηρούμε ότι για πολύ μικρές τις παραμέτρου spread το σύστημά μας αποτυγχάνει τελείως να ταξινομήσει τις περιπτώσεις των ύποπτων ΕΚΣ ταξινομώντας όλα τα παραδείγματα ως υγιή. Αν είχαμε χρησιμοποιήσει ως μέτρο μόνο τη μέση απόδοση αυτή η αδυναμία του ταξινομητή μας δεν θα είχε γίνει αντιληπτή. Με τη χρήση του γεωμετρικού μέσου απεναντίας έχουμε μια πιο καθαρή εικόνα του πώς συμπεριφέρεται το σύστημα μας. Άλλη μία παρατήρηση έχει να κάνει με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων ο οποίος είναι αρκετά «μεγάλος» λαμβάνοντας υπόψη τον αριθμό των παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Παρόλα αυτά στις περιπτώσεις των RBF έχει παρατηρηθεί ότι γενικά απαιτείται ένας μεγάλος αριθμός νευρώνων (μεγαλύτερος από τον αριθμό που θα χρησιμοποιούνταν στην περίπτωση που χρησιμοποιούσαμε ένα πολυεπίπεδο perceptron).

Γραφήματα για μεγαλύτερη τιμή μέσης απόδοσης για RBF με την χρήση SMOTE







Στη συνέχεια παραθέτουμε και την μεταβολή των παραπάνω ποσοτήτων καθώς μεταβάλλεται η ποσότητα του oversampling (για symmlet01, 45 νευρώνες και spread 4.5)

Όπως μπορεί να παρατηρήσει κανείς με τη χρήση της τεχνικής SMOTE αυτό το οποίο αλλάζει είναι ότι ο ταξινομητής μπορεί πιο «εύκολα» να μαθαίνει τα ύποπτα παραδείγματα (όλο το γράφημα της μέσης απόδοσης για ύποπτα είναι ελαφρώς μετατοπισμένο προς τα πάνω και αξίζει να σημειωθεί ότι και για πολύ μικρές τιμές της παραμέτρου spread η απόδοση δεν είναι μηδενική όπως στην περίπτωση του oversampling).

5.3 Μελλοντική προοπτική - Επίλογος

Η έρευνα που έγινε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας θα μπορούσε στο μέλλον να επεκταθεί σε πολλά επίπεδα. Αντί της μεμονωμένης χρήσης της εντροπίας και της τυπικής απόκλισης μπορεί να γίνει χρήση ενός συνδυασμού αυτών των δύο μεγεθών για την επιλογή των χαρακτηριστικών.

Ακόμα πιο ενδιαφέροντα αποτελέσματα θα είχε η χρήση κάποιου άλλου τεχνητού νευρωνικού δικτύου αντί του δικτύου ακτινικών συναρτήσεων βάσης (RBF) που χρησιμοποιήσαμε εμείς. Για παράδειγμα θα μπορούμε να εξάγουμε τα αποτελέσματά μας με

τη βοήθεια των μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines) ή του πολυεπίπεδου δικτύου perceptron (multilayer perceptron).

Σε κάθε περίπτωση βέβαια, ο αντικειμενικός μας σκοπός είναι η παρακολούθηση της ΕΚΣ με τη χρήση ενός ευφυούς υπολογιστικού συστήματος, ώστε να υπάρχει η δυνατότητα εγκυρότερης εκτίμησης της υγείας και κατάστασης του εμβρύου. Παρόλα αυτά, δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι οι ιατρικές αποφάσεις δεν πρέπει να βασίζονται αποκλειστικά στην πληροφορία η οποία προέρχεται από μία και μόνο εξέταση, γιατί πάντα υπάρχει η περίπτωση εμφάνισης λανθασμένων ενδείξεων που οφείλονται είτε στον εξοπλισμό είτε στο λογισμικό που χρησιμοποιείται είτε εν τέλει στην εγγενή ιδιομορφία της κάθε κύησης. Τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων έχουν σίγουρα μέλλον, αλλά μόνο εάν είναι σε θέση να λάβουν υπόψη ένα μεγάλο σύνολο κλινικών δεδομένων και να μπορέσουν να το συνδυάσουν με τα δεδομένα που λαμβάνονται από τα σήματα της ΕΚΣ καθώς και με άλλες παραμέτρους που αναφέρονται τόσο στην εμβρυϊκή κατάσταση όσο και στα βιοχημικά και βιοφυσικά δεδομένα που λαμβάνονται από τη μητέρα.

Η στενή συνεργασία μεταξύ μηχανικών και νοσοκομειακών γιατρών είναι μια σημαντική προϋπόθεση για περαιτέρω πρόοδο σ'αυτόν τον τομέα. Η παρουσία ιατρικού και νοσηλευτικού προσωπικού θεωρείται επιβεβλημένη σε κάθε περίπτωση. Ο ρόλος του μηχανικού περιορίζεται στην όσο το δυνατόν καλύτερη συνεργασία με το ιατρικό προσωπικό με στόχο την κατανόηση και αξιολόγηση της ιδιαιτερότητας της κύησης και του τοκετού, ώστε ο ίδιος να γνωρίζει προς ποια κατεύθυνση πρέπει να κινηθεί για να βοηθήσει και να ωφελήσει τους μαιευτήρες-ιατρούς στο έργο τους.

5.4 Συμπεράσματα

Αξίζει να παρατηρήσουμε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν όταν δεν συμπεριλάβουμε τους συντελεστές του πρώτου επιπέδου για την εξαγωγή χαρακτηριστικών είτε αυτά βασίζονται στην εντροπία είτε στην τυπική απόκλιση. Αυτό συμφωνεί με την υπόθεση που συναντά κανείς συχνά στη βιβλιογραφία ότι οι συντελεστές αυτοί αντικατοπτρίζουν συνήθως τον θόρυβο που περιέχεται σε ένα σήμα και για αυτό το λόγο συνήθως δεν χρησιμοποιούνται σε περαιτέρω ανάλυση.

Μια ακόμα ενδιαφέρουσα παρατήρηση έχει να κάνει με την το χρονικό παράθυρο για το οποίο έχουμε τη μέγιστη απόδοση (μετρούμενη με βάση το γεωμετρικό μέσο όρο). Προηγούμενες μελέτες είχαν δείξει ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για ένα

χρονικό παράθυρο 5 λεπτών. Τα πειράματα τις παρούσας διπλωματικής διαφοροποιούνται από τα παραπάνω ευρήματα καθώς και στην περίπτωση της υπερδειγματοληψίας και στην περίπτωση της εφαρμογής SMOTE τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για 10 και 20 λεπτά αντίστοιχα. Αυτό κάθε άλλο παρά αρνητικό είναι καθώς αυξάνει το «ενεργό» παράθυρο εντός του οποίου μπορούμε να έχουμε μια αξιόπιστη εκτίμηση της κατάστασης του εμβρύου.

Και στην περίπτωση της υπερδειγματοληψίας και στην περίπτωση της εφαρμογής SMOTE τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για 200% αύξηση των παραδειγμάτων που ανήκουν στην μειοψηφούσα κατηγορία. Παρόλα αυτά δεν μπορούμε με σιγουριά να αποφανθούμε ότι αυτό είναι το βέλτιστο ποσοστό γιατί δεν φαίνεται να υπάρχει ένα συνεπές μοτίβο στον τρόπο που μεταβάλλεται η απόδοση όπως γίνεται φανερό από την ανάγνωση των πινάκων που παρατέθηκαν στην προηγούμενη ενότητα.

Η χρήση της εντροπίας αποδείχτηκε ότι παρέχει περισσότερη πληροφορία σε σχέση με τη χρήση της τυπικής απόκλισης. Αυτό επιβεβαιώθηκε σχεδόν για όλα τα πειράματα που πραγματοποιήσαμε. Μια πιθανή μελλοντική επέκταση της παρούσας εργασίας θα μπορούσε να περιλαμβάνει τη χρήση και των δύο ή τη χρησιμοποίησή τους επιλεκτικά σε ορισμένα επίπεδα εμπλέκοντας και στον όλο σχεδιασμό και έναν αλγόριθμο για επιλογή χαρακτηριστικών από ένα σύνολο.

Τέλος πρέπει να παρατηρήσουμε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προέκυψαν χρησιμοποιώντας κυματίδια με αριθμό μηδενικών ροπών στην περιοχή του 10 (10-onesampling και 11 SMOTE) και ότι σε κάθε περίπτωση ο ταξινομητής που στηρίχτηκε στη χρήση των νευρωνικών δικτύων παρουσίασε μεγαλύτερη απόδοση από τον «συμβατικό» ταξινομητή των k κοντινότερων γειτόνων.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

Ο κώδικας που χρησιμοποιήσαμε για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων Ακτινικών Συναρτήσεων Βάσης φαίνεται ενδεικτικά παρακάτω:

```
clear

warning('off','all')
load observation_FHR_i_romano_journal_rev;
load observation_FHR_journal_rev;

FHR(:,1:47)=Frev(:,[1:31 33:37 39:49]);
FHR(:,48:60)=Fnewrev(:,[2 3 10 11 12 13 16 17 22 25 26 27 30]);
FHR(:,61:70)=Frev(:,[50:end]);
FHR(:,71:80)=Fnewrev(:,[1 4 5 6 7 8 14 18 19 21]);

FF=FHR';
```

```

FFwav=FF(:,1:end-1);

clear FF FHR

%%%%%% Wavelet decomposition

for OrdEr=1:15

nene=['sym',num2str(OrdEr)]

for i=1:80

[C,L]=wavedec(FFwav(i,:),6,nene);

        cD1=detcoef(C,L,1);
        cD1n=(cD1.^2)/sum(cD1.^2);
        cD2=detcoef(C,L,2);
        cD2n=(cD2.^2)/sum(cD2.^2);
        cD3=detcoef(C,L,3);
        cD3n=(cD3.^2)/sum(cD3.^2);
        cD4=detcoef(C,L,4);
        cD4n=(cD4.^2)/sum(cD4.^2);
        cD5=detcoef(C,L,5);
        cD5n=(cD5.^2)/sum(cD5.^2);
        cD6=detcoef(C,L,6);
        cD6n=(cD6.^2)/sum(cD6.^2);

Feature_matrix(i,1)=-sum(cD1n.*log(cD1n+eps));
        Feature_matrix(i,2)=-sum(cD2n.*log(cD2n+eps));
        Feature_matrix(i,3)=-sum(cD3n.*log(cD3n+eps));
        Feature_matrix(i,4)=-sum(cD4n.*log(cD4n+eps));
        Feature_matrix(i,5)=-sum(cD5n.*log(cD5n+eps));
        Feature_matrix(i,6)=-sum(cD6n.*log(cD6n+eps));

end

for i=0:9 % 10-fold

        A1=Feature_matrix(1:i*6,:);
        B1=Feature_matrix(i*6+7:60,:);
        C1=Feature_matrix(6*i+1:6*i+6,:);

        D1=Feature_matrix(61:60+2*i,:);
        F1=Feature_matrix(60+2*i+3:80,:);
        G1=Feature_matrix(60+2*i+1:60+2*i+2,:);

train1=[A1;B1;D1;F1];
test1=[C1;G1];

[set2,meanp,stdp]=prestd([train1;test1]');
train2=set2(:,1:72);
test2=set2(:,73:80);

target_train(1:54)=-1;
target_train(55:72)=1;
target_test(1:6)=-1;
target_test(7:8)=1;

```

```

for nevrones=1:20
for epanalipsi=1:10

Nevrones=nevrones*3

spread=0.5*epanalipsi;

net=newrb(train2,target_train,0,spread,Nevrones,Nevrones);
a1 = sim(net,train2);
a2 = sim(net,test2);

APODOSItrn(nevrones,epanalipsi,i+1)=length(find(~[sign(a1(1:54))-
target_train(1:54)])))/54;
APODOSItra(nevrones,epanalipsi,i+1)=length(find(~[sign(a1(55:72))-
target_train(55:72)])))/18;
APODOSIten(nevrones,epanalipsi,i+1)=length(find(~[sign(a2(1:6))-
target_test(1:6)])))/6;
APODOSItea(nevrones,epanalipsi,i+1)=length(find(~[sign(a2(7:8))-
target_test(7:8)])))/2;

end % epanalipsis
end % nevrones
end %10-fold
ApodosiTRN(OrdEr,1:nevrones,1:epanalipsi)=mean(APODOSItrn,3);
ApodosiTRA(OrdEr,1:nevrones,1:epanalipsi)=mean(APODOSItra,3);
ApodosiTESN(OrdEr,1:nevrones,1:epanalipsi)=mean(APODOSIten,3);
ApodosiTESA(OrdEr,1:nevrones,1:epanalipsi)=mean(APODOSItea,3);
end % Order

save(['TAKIS_entropy_sym_20min_1eos6scales_00oversampling_',num2str(OrdEr)],
      'ApodosiTRN','ApodosiTRA','ApodosiTESN','ApodosiTESA');

```

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

Ο κώδικας που χρησιμοποιήσαμε για την ταξινόμηση με βάση τους **k πιο κοντινούς γείτονες (KNN)** φαίνεται ενδεικτικά παρακάτω:

```

clear

warning('off','all')
load observation_FHR_i_romano_journal_rev;
load observation_FHR_journal_rev;

FHR(:,1:47)=Frev(:,[1:31 33:37 39:49]);

```

```

FHR(:,48:60)=Fnewrev(:,[2 3 10 11 12 13 16 17 22 25 26 27 30]);
FHR(:,61:70)=Frev(:,[50:end]);
FHR(:,71:80)=Fnewrev(:,[1 4 5 6 7 8 14 18 19 21]);

FF=FHR';
FFwav=FF(:,3601:end-1);

clear FF FHR

%%%%%% Wavelet decomposition

for OrdEr=1:15

nene=['sym',num2str(OrdEr)]

for i=1:80
[C,L]=wavedec(FFwav(i,:),6,nene);

        cD2=detcoef(C,L,2);
        cD3=detcoef(C,L,3);
        cD4=detcoef(C,L,4);
        cD5=detcoef(C,L,5);
        cD6=detcoef(C,L,6);

        Feature_matrix(i,1)=std(cD2);
        Feature_matrix(i,2)=std(cD3);
        Feature_matrix(i,3)=std(cD4);
        Feature_matrix(i,4)=std(cD5);
        Feature_matrix(i,5)=std(cD6);

end

for i=0:9 % 10-fold

A1=Feature_matrix(1:i*6,:);
B1=Feature_matrix(i*6+7:60,:);
C1=Feature_matrix(6*i+1:6*i+6,:);

D1=Feature_matrix(61:60+2*i,:);
F1=Feature_matrix(60+2*i+3:80,:);
G1=Feature_matrix(60+2*i+1:60+2*i+2,:);

train1=[A1;B1;D1;F1];
test1=[C1;G1];

[set2,meanp,stdp]=prestd([train1;test1]');

test2=[set2(:,73:80)];
target_train(1:54)=-1;
target_train(55:126)=1;
target_test(1:6)=-1;
target_test(7:8)=1;

```

```

%%%%%% SMOTE

n_of_neib=5;
n_of_points=3;
[r,c]=size(set2(:,55:72)');

n_data=set2(:,55:72)';

for k=1:r
    for j=1:r
        if k==j
            D2(k,j)=inf;

        else
            D2(k,j) = sqrt(sum((n_data(k,:)-n_data(j,:)).^2));
        end
    end
end

smote_data=[];

for k=1:r
    temp=randperm(n_of_neib);
    rand_sampl=temp(1:n_of_points);
    [Y,I] = sort(D2(k,:));
    for j=1:n_of_points
        temp2=n_data(k,:)+rand(1)*(-
n_data(k,:)+n_data(I(rand_sampl(j)),:));
        smote_data=[smote_data;temp2];
    end
end

train2=[set2(:,1:72),smote_data'];
no_of_NN=4;
for k=1:no_of_NN

kn=1+2*(k-1)

TRAIN=dataset(train2',target_train');
TEST=dataset(test2',target_test');
W2=knnc(TRAIN,kn)
a1=TRAIN*W2*classd;
a2=TEST*W2*classd;

APOSOSItrn(k,i+1)=length(find(~[sign(a1(1:54))-
target_train(1:54)']))/54;
APOSOSItra(k,i+1)=length(find(~[sign(a1(55:72))-
target_train(55:72)']))/18;
APOSOSIten(k,i+1)=length(find(~[sign(a2(1:6))-target_test(1:6)']))/6;

```



```

APODOSItEA(k,i+1)=length(find(~[sign(a2(7:8))-target_test(7:8)']))/2;

end % k

end %10-fold
ApodosiTRN(OrdEr,1:no_of_NN )=mean(APODOSItrn');
ApodosiTRA(OrdEr,1:no_of_NN )=mean(APODOSItra');
ApodosiTESN(OrdEr,1:no_of_NN )=mean(APODOSIten');
ApodosiTESA(OrdEr,1:no_of_NN )=mean(APODOSItEA');
end % Order

save(['KNN_TAKIS_std_sym_5min_2eos6scales_300SMOTE_',num2str(OrdEr)],
      'ApodosiTRN','ApodosiTRA','ApodosiTESN','ApodosiTESA');

```

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Αγοραστός Α. Θ., “Εγχειρίδιο Καρδιοτοκογραφίας”, University Studio Press, Θεσσαλονίκη 1991.

Alvarez H. and Caldeyro-Barcia R., “The normal and abnormal contractile waves of the uterus during labour”.138(2), pp. 190-212, 1954.

Amir Sweha, M.D., Trevor W. Hacker, M.D., Jim Nuovo, M.D., “Interpretation of the Electronic Fetal Heart Rate During Labor,” *American Academy of Family Physicians*, 1999.

Βαγγέλης Δερματάς, “Αναγνώριση Προτύπων”, Πανεπιστήμιο Πατρών, 2007.

Bernardes J., Moura C., J. P. M. de Sa, Pereira-Leite L., “The Porto system for automated cardiotocographic signal analysis,” *J. Perinat. Med.*, vol. 19, pp. 61-65, 1991.

Bishop C. M., "Neural Networks for Pattern Recognition", Oxford University Press, New York, 1995.

Broomhead D. S. and D. Low "Multivariable functional interpolation and adaptive networks", *Complex Syst.* 2, 321-355, 1988

Caldeyro-Barcia R., Alvarez H. and Reynolds S.M.R., "A better understanding of uterine contractility through simultaneous recording with an internal and seven channel external method", *Surg Gynecol Obstet* 91, 641-650, 1950.

Chawla N.V., Hall L., Kegelmeyer W., "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique", *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16 pp. 341-378, 2002.

Geijn H.P.van, "Developments in CTG analysis", *Bailliers Clin. Obstet. Gynaecol.*, vol. 10, no 2, pp. 185-209, June 1996.

Gibb Donald, Arulkumaran S., "Καρδιοτοκογραφία (Fetal monitoring in practice)," 1998

Graps Amara, "An introduction to wavelets", 1995.

Hagan T.Martin, Demuth B.Howard, Beale Mark, "Neural Network Design", 1996.

Hammacher K., "Neue methode zur selektiven registrierung der fetalen herzschlagfrequenz", *Geburtsh. u. Frauenheilk.* 22, 1552, 1962.

Hammacher K., "Fetale herzschlagfrequenz und intrauterine hypoxie", *Archives of Gynecology and Obstetrics* Vol 202, No 1 pp: 353 - 356, January 1965.

Hammacher K., "Früherkennung intrauteriner gefahrenzu-stand durch elektophonokardiographie und tokographie", In *Die Prophylaxe Frühkindlicher Hirnschaden*, (Eiert R. & Huter K., eds), Thieme, Stuttgart, pp. 30-45, 1966.

Hammacher K., "Die kontinuierliche elektronische Überwachung der fetalen Herzstätigkeit vor und während der Geburt", In: *Gynäkologie und Geburtshilfe*, Bd. II (Hrsg. O. Käser, V. Friedberg, K. G. Ober, K. Thomsen, J. Zander), S. 793. Stuttgart: Thieme, 1967.

Hammacher K., “The clinical significance of cardiotokography”, In: Perinatal medicine, 1st European Congress, Berlin. Huntingford P.J., Hüter K.A., Saling E., (eds.). Stuttgart: Thieme 1969.

Haykin S., “Neural Networks: A Comprehensive Foundation”, 2nd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1999.

Hon E.H., “The electronic evaluation of the fetal heart rate”, Am J Obstet Gynecol, 75:1215, 1958.

Hon E.H., “Observations on pathologic fetal bradycardia”. Am J Obstet Gynecol, 77(5):1084-99, May 1959.

Hon E.H. and Huang H.S., “The electronic evaluation of fetal heart rate. VII. Premature and missed beats”, Obstet Gynecol, Vol 20: pp. 81-90, 1962.

Hon E.H. and Wohlgemuth R., “The electronic evaluation of fetal heart rate. IV. The effect of maternal exercise”, Am J Obstet Gynecol, 81: pp. 361-71, 1961.

Jain K. Anil, Mao Jianchang , Mohiuddin K.M., “Artificial Neural Networks: A Tutorial”, March 1996.

Κινγκ Ροβέρτος Ερρίκος , “Ευφυής Έλεγχος”, Εκδόσεις Τζιόλα, 2004.

King T. and Parer J., “The physiology of fetal heart rate patterns and perinatal asphyxia,” J. Perinat. Neonat. Nurs., vol. 14, no 3, pp 19-39, 2000.

Magenes Giovanni, Signorini G. Maria, Arduini Domenico, “Classification of cardiotocographic records by neural networks”, IEEE 2000.

Moody J. E. and C. J. Darken, “Fast learning in networks of locally-tuned processing units”. *Neural Comput.* 1, pp. 281-294, 1989

National Institute of Child Health and Human Development Research Planning Workshop. “Electronic Fetal Heart Rate Monitoring: Research

Guidelines for Interpretation,” *Am J Obstet Gynecol* 1997;

Liston Robert, Crane Joan, “SOGC Clinical practice guidelines; Fetal health surveillance in labour”, March 2002.

Parer J.T., “Handbook of fetal heart rate monitoring”, Philadelphia, Pennsylvania: W.B. Saunders Company, 1997.

Poggio T. and F. Girrosi “Networks for approximation and learning”. *Proc. IEEE*, 78: 1481-1497,1990

Sa J.P.M, *Pattern Recognition: Concepts, Methods and Applications*, Springer, 2001

Susan M. Gauge, Christine Henderson, “CTG Made Easy,” CHURCHILL LIVINGSTONE, 1997.

Vasios G., Prentza A., Blana D., Salamalekis E., Thomopoulos P., Giannaris D., Koutsouris D., “Classification of FHR tracings based on wavelet transform and SOM NNs”.

“Wavelet Toolbox User’s Guide”, Version 2, Misiti Michel, Misiti Yves, Oppenheim Georges, Poggi Jean-Michel, 2002.

Westgate J, M. Harris, J. S. H. Curnow and K. R. Greene “Plymouth randomized trial of cardiotocogram only versus ST waveform plus cardiotocogram for intrapartum monitoring in 2400 cases” *Am J Obstet Gynecol.* ;169(5): pp. 1151-60, 1993