



**ΑΛΕΞΑΝΔΡΕΙΟ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΊΔΡΥΜΑ  
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ (Α.Τ.Ε.Ι.Θ.)  
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΩΝ ΕΦΑΡΜΟΓΩΝ (Σ.Τ.Ε.Φ.)  
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΣ**

**«Χρήση νευρωνικών δικτύων για αυτόματη  
αναγνώριση σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου»**

Πτυχιακή Εργασία του Σπουδαστή  
Τσάγκα Αλέξανδρου Κ.Α.Σ.: 503067

Υπεύθυνος καθηγητής  
Παπαστεργίου Αναστασία

Θεσσαλονίκη, Ιούνιος 2010

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

### «Χρήση νευρωνικών δικτύων για αυτόματη αναγνώριση σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου»

**Σπουδαστής:** Τσάγκας Αλέξανδρος

**Καθηγητής:** Παπαστεργίου Αναστασία

**Κωδικός:** 06141<sup>ΕΣ</sup>

*Πτυχιακή εργασία για τη λήψη του πτυχίου του Τμήματος Ηλεκτρονικής της Σ.Τ.Ε.Φ. του Α.Τ.Ε.Ι. Θεσσαλονίκης, Ιούνιος 2010*

#### Περίληψη

Η έγκαιρη διάγνωση και ιατρική θεραπεία των παθήσεων της καρδιάς μπορεί να αποτρέψει αιφνίδιους θανάτους. Η αξιοποίηση των σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφων (ηλεκτροκαρδιογραφήματα, ΗΚΓ) συμβάλει στη διάγνωση των παθήσεων της καρδιάς αλλά η εν λόγω διάγνωση είναι μία υποκειμενική αξιολόγηση της κατάστασης του ασθενούς από τους καρδιολόγους.

Στην πτυχιακή αυτή εργασία εφαρμόζονται νευρωνικά δίκτυα για το σχεδιασμό αλγορίθμων με σκοπό την αυτόματη αναγνώριση και στη συνέχεια την ταξινόμηση σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου. Η προσομοίωση των νευρωνικών δικτύων μπορεί να γίνει στην πλατφόρμα MATLAB

---

*Λέξεις κλειδιά: νευρωνικά δίκτυα, ηλεκτροκαρδιογράφημα, προγραμματισμός, MATLAB, ψηφιακή επεξεργασία σήματος*

## ABSTRACT

### «Use of neural networks for automatic signals’ recognition of an electrocardiograph»

**Student:** Tsagas Alexandros

**Supervisor:** Papastergiou Anastasia

**Code:** 06141<sup>ΕΣ</sup>

*Final thesis for fulfilling the requirements and obtaining the diploma of the Department of Electronics, School of Technological Applications. - Technological Institute of Thessaloniki T.E.I., June 2010*

#### **Abstract**

Early diagnosis and medical treatment of diseases of the heart can prevent sudden and unexpected deaths. The use of signals of electrocardiographs (electrocardiograms, ECG) contributes to the diagnosis of diseases of the heart but this kind of diagnosis is subjective to the clinical situation of each patient by cardiologists.

In this thesis neural networks are used for designing algorithms for automatic recognition and then the classification of electrocardiograph’s signals. Simulation of neural networks can be achieved through MATLAB platform.

---

*Keywords: neural networks, electrocardiogram, programming, MATLAB, digital signal processing and control*

*αφιερώνεται στους γονείς μου  
Νικόλαο και Αναστασία  
και τα αδέρφια μου  
Φώτιο και Ιωάννη*

## **ΠΡΟΛΟΓΟΣ- ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ**

Η παρούσα πτυχιακή εργασία έχει ως αντικείμενο τη χρήση και αξιοποίηση των νευρωνικών δικτύων στην αυτόματη αναγνώριση σημάτων ηλετροκαρδιογράφου.

Η παρούσα πτυχιακή εργασία εκπονήθηκε κατά τη διάρκεια του σπουδαστικού έτους 2009-2010 στα πλαίσια λήψης του πτυχίου του Τμήματος Ηλεκτρονικής της Σχολής Τεχνολογικών Εφαρμογών του Αλεξάνδρειου Τεχνολογικού Εκπαιδευτικού Ιδρύματος Θεσσαλονίκης.

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω την Καθηγήτρια κα. Παπαστεργίου Αναστασία για την ανάθεση της εργασίας με το συγκεκριμένο θέμα αλλά και για την καθοδήγησή της και τη συνεχή βοήθεια και συμπαράσταση κατά τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας. Επίσης, την ευχαριστώ για τα χρήσιμα σχόλιά της και τις παρατηρήσεις στο τελικό κείμενο της εργασίας.

Ευχαριστώ τους γονείς μου για τη συμπαράστασή τους σε όλη τη διάρκεια των προπτυχιακών σπουδών μου και τη συνεχή ενθάρρυνση.

Τέλος, ευχαριστώ τη γιαγιά μου για τη φιλοξενία και υποστήριξη στη διάρκεια των σπουδών μου.

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	<i>i</i>
<b>ABSTRACT</b> .....	<i>ii</i>
<b>ΠΡΟΛΟΓΟΣ- ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ</b> .....	<i>iv</i>
<b>ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ</b> .....	<i>v</i>
<b>1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	<i>1</i>
1.1 Σημασία χρήσης ΝΔ για την αναγνώριση ΗΚΓ.....	<i>2</i>
1.2 Βιβλιογραφική ανασκόπηση.....	<i>4</i>
1.3 Δομή εργασίας.....	<i>5</i>
<b>2. ΚΑΡΔΙΑΚΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ</b> .....	<i>7</i>
2.1 Ανατομία και θέση.....	<i>7</i>
2.2 Η καρδιά και το έργο της.....	<i>8</i>
2.3 Κοιλότητες της καρδιάς.....	<i>9</i>
2.3.1 Δεξιός κόλπος.....	<i>10</i>
2.3.2 Δεξιά κοιλία.....	<i>11</i>
2.3.3 Αριστερός κόλπος.....	<i>11</i>
2.3.4 Αριστερά κοιλία.....	<i>11</i>
2.4 Τα τοιχώματα της καρδιάς.....	<i>11</i>
2.5 Η κυκλοφορία του αίματος.....	<i>12</i>
2.6 Καρδιακός κύκλος.....	<i>13</i>
2.7 Δύναμη καρδιάς.....	<i>14</i>
2.8 Ενδιαφέροντα καρδιακά γεγονότα.....	<i>15</i>
2.8.1 Παραγωγή καρδιακών ήχων.....	<i>15</i>
2.8.2 Καρδιακή συχνότητα.....	<i>15</i>
<b>3. ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ (ΗΚΓ)</b> .....	<i>17</i>
3.1 Χρησιμότητα και διεξαγωγή ΗΚΓ.....	<i>17</i>
3.1.1 Χρησιμότητα του ηλεκτροκαρδιογραφήματος.....	<i>18</i>
3.1.2 Τρόπος διεξαγωγής του ηλεκτροκαρδιογραφήματος.....	<i>18</i>
3.1.3 Τι καταγράφεται στο ηλεκτροκαρδιογράφημα;.....	<i>19</i>
3.1.4 Οι φυσιολογικές ηλεκτρικές τάσεις στο ηλεκτροκαρδιογράφημα.....	<i>20</i>
3.1.5 Η συχνότητα της καρδιακής λειτουργίας.....	<i>21</i>
3.2 Ηλεκτροκαρδιογραφικές απαγωγές.....	<i>22</i>
3.2.1 Οι τρεις διπολικές απαγωγές των άκρων.....	<i>22</i>
3.2.2 Απαγωγή Ι.....	<i>22</i>
3.2.3 Απαγωγή ΙΙ.....	<i>23</i>
3.2.4 Απαγωγή ΙΙΙ.....	<i>23</i>
3.2.5 Οι ενισχυμένες μονοπολικές απαγωγές άκρων.....	<i>24</i>

3.2.6 Προκάρδιες (θωρακικές) απαγωγές .....	25
<b>3.3 Ρύθμιση ηλεκτροκαρδιογράφου .....</b>	<b>26</b>
<b>4. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ.....</b>	<b>27</b>
4.1 Τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα (ΝΔ); .....	27
4.2 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα.....	29
4.3 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.....	31
4.3.1 Ο στοιχειώδης νευρώνας (perceptron) .....	32
4.3.2 Πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα (Multilayer Perceptrons).....	34
4.3.3 Ευθέως τροφοδοτούμενα (feedforward) και επανατροφοδοτούμενα (feedbackward) δίκτυα .....	34
4.4 Συναρτήσεις Μεταφοράς.....	35
4.4.1 Hard-limit Transfer function .....	35
4.4.2. Linear Transfer Function .....	36
4.4.3. Σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς (sigmoid transfer function).....	36
4.4.4 Συναρτήσεις εκπαίδευσης traingd και trainlm .....	37
4.5 Νευρώνας με είσοδο διάνυσμα .....	39
4.6 Αρχιτεκτονικές Δικτύων.....	40
4.6.1 Μονό Στρώμα Νευρώνων .....	40
4.6.2 Πολλαπλά Στρώματα Νευρώνων .....	41
<b>5. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ στο MATLAB. 43</b>	
5.1 Σχεδιασμός και υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-2 με nntool - Πείραμα 1 .....	45
5.1.1 Σχεδιασμός ΤΝΔ 9-6-2 .....	45
5.1.2 Υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-2.....	46
5.3 Κατασκευή ΤΝΔ με χρήση εντολών .....	51
5.4 Υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-1 - Πείραμα 2.....	53
5.4.1 Δημιουργία νευρωνικού με χρήση εντολών.....	53
5.4.2 Δημιουργία νευρωνικού με χρήση NNTOOL.....	57
5.4.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΓΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ .....	61
5.4.4 Συμπεράσματα από την υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-1 .....	62
5.5 Πείραμα 3 (συγκριτική αξιολόγηση διαφορετικών παραμέτρων).....	66
5.5.1 Πείραμα 1.....	68
5.5.2 Πείραμα 2.....	74
5.5.3 Συναρτήσεις Εκπαίδευσης– Πείραμα 3 .....	78
5.5.4 Σχολιασμός αποτελεσμάτων .....	79
5.6 Διαδικασία αξιολόγησης των νευρωνικών δικτύων.....	81
5.7 Τελική εφαρμογή αναγνώρισης τύπου ΗΚΓ .....	85
<b>6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ –ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ .....</b>	<b>91</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>94</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ .....</b>	<b>97</b>

## **1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ**

Οι καρδιαγγειακές παθήσεις αποτελούν μια από τις κυριότερες αιτίες θανάτου και συγκαταλέγονται στα σημαντικότερα προβλήματα υγείας. Η έγκαιρη διάγνωση και η ιατρική θεραπεία ιδιαίτερα των παθήσεων της καρδιάς μπορεί να αποτρέψει αιφνίδιους θανάτους. Μία μέθοδος διάγνωσης των παθήσεων της καρδιάς είναι η χρήση και αξιοποίηση των σημάτων των ηλεκτροκαρδιογραφημάτων (ΗΚΓ). Έτσι οι καρδιολόγοι χρησιμοποιούν τα ΗΚΓ για να ανιχνεύουν παθήσεις της καρδιάς και άλλες σχετικές καρδιακές αρρυθμίες. Οι καρδιολόγοι αποφασίζουν αν υπάρχουν αρρυθμίες και ανωμαλίες παρατηρώντας και εξετάζοντας οπτικά τα ΗΚΓ. Έτσι η εν λόγω διάγνωση είναι μία υποκειμενική αξιολόγηση της κατάστασης του ασθενούς. Επιπλέον η διάγνωση αυτή γίνεται πιο δύσκολη λόγω του γεγονότος ότι ο κάθε ασθενής έχει ξεχωριστό και μοναδικό ΗΚΓ. Ως συνέπεια οι καρδιολόγοι καλούνται να πάρουν αποφάσεις βάση της εμπειρίας τους.

Επίσης στο τέλος του 20ού αιώνα και ιδιαίτερα εντός των δύο τελευταίων δεκαετιών έχουν αναπτυχθεί συστήματα αναγνώρισης τα οποία στηρίζονται στη χρήση ηλεκτρονικού υπολογιστή για να κάνουν έγκαιρη διάγνωση αρρυθμίας της καρδιάς. Τα νευρωνικά δίκτυα (ΝΔ) αποτελούν μία από αυτές τις μεθόδους που εφαρμόστηκαν σε αυτά τα συστήματα. Τα ΝΔ θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν από τους καρδιολόγους ως ένα πρώτο στάδιο αξιολόγησης ή μεθόδου διάγνωσης έξω από το περιβάλλον ενός νοσοκομείου. Εάν ένα ΗΚΓ αναλυόταν από ένα κατάλληλο ΝΔ και ανιχνευόταν μία ανωμαλία-αρρυθμία αυτό θα βοηθούσε τον καρδιολόγο να πραγματοποιήσει μία πιο ακριβή διάγνωση. Επιπλέον ένα κατάλληλο ΝΔ θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε συνδυασμό με εξοπλισμό παρακολούθησης για την ενημέρωση νοσοκόμων ή άλλου νοσοκομειακού προσωπικού σχετικά με την τρέχουσα κατάσταση ενός ασθενούς.

Με βάση τα προηγούμενα, σε αυτήν την εργασία γίνεται προσπάθεια να κατασκευαστεί ένα κατάλληλο ΝΔ το οποίο θα ταξινομεί σήματα ΗΚΓ (ηλεκτροκαρδιογραφήματα). Πραγματοποιείται σχεδιασμός ΝΔ με σκοπό την αναγνώριση ηλεκτροκαρδιογραφημάτων και στη συνέχεια την ταξινόμηση αυτών των σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου. Η προσομοίωση των νευρωνικών δικτύων γίνεται με χρήση της γλώσσας προγραμματισμού MATLAB.

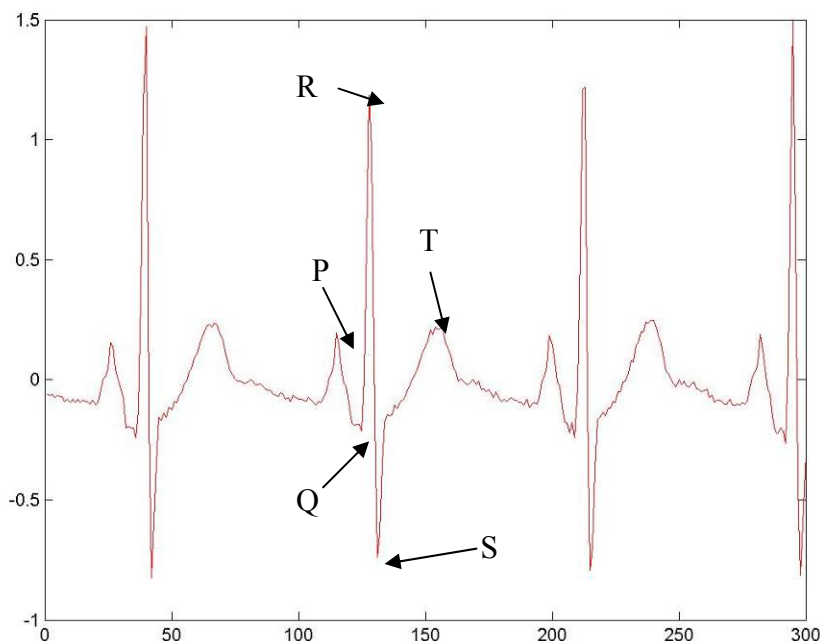


## **1.1 Σημασία χρήσης ΝΔ για την αναγνώριση ΗΚΓ**

Τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα είναι μετρήσεις της ηλεκτρικής δραστηριότητας της καρδιάς. Πιο συγκεκριμένα, τα ΗΚΓ είναι ηλεκτρικά σήματα που μετρώνται στην επιφάνεια του ανθρώπινου σώματος. Μηχανικές μεταβολές της καρδιάς οδηγούν σε μεταβολές του πώς μεταδίδεται η ηλεκτρική διέγερση στην καρδιά και κατά συνέπεια και στο ανθρώπινο σώμα. Η καρδιολογία βασίζεται στην καταγραφή ΗΚΓ χιλιάδων ασθενών και στην παρατήρηση της σχέσης ανάμεσα στις διάφορες κυματομορφές του σήματος και διαφορετικές ανωμαλίες-αρρυθμίες. Έτσι η κλινική καρδιολογία είναι κυρίως εμπειρική αφού βασίζεται κυρίως σε πειραματική γνώση. Ένας καρδιολόγος μαθαίνει το νόημα διάφορων μερών του σήματος ΗΚΓ από άλλους ειδικούς που με τη σειρά τους έχουν μάθει από άλλους ειδικούς. (Tompkins 1993)

Έτσι λοιπόν λόγω του ότι η καρδιολογία βασίζεται σε εμπειρική γνώση υπάρχει συχνά διάσταση απόψεων στην διάγνωση της κατάστασης της καρδιάς ενός ασθενούς ανάμεσα στους καρδιολόγους. Ο καθηγητής Tompkins εκτιμάει ότι υπάρχει περίπου 70% πιθανότητα δύο καρδιολόγοι να έχουν κάνει την ίδια διάγνωση. Επίσης υπάρχει η περίπτωση ένας καρδιολόγος να κάνει διαφορετική εκτίμηση αν κοιτάξει το ίδιο ΗΚΓ δύο φορές σε διάστημα μίας εβδομάδας. Για αυτό το λόγο η ανάπτυξη ενός αλγορίθμου στον υπολογιστή θα μπορούσε να απομακρύνει από τη διάγνωση σχετικές αμφιβολίες.

Τα σήματα ΗΚΓ σχηματίζονται από κύματα P, συμπλέγματα QRS και κύματα T. Συμβολίζονται με τα κεφαλαία γράμματα P, Q, R, S και T. Σε φυσιολογικούς κτύπους καρδιάς, οι κύριες παράμετροι που εξετάζονται περιλαμβάνουν το σχήμα, την διάρκεια και την σχέση που έχουν μεταξύ τους το κύμα P, το σύμπλεγμα (complex) QRS, και το κύμα T καθώς και το διάστημα RR. Αλλαγές στις παραπάνω παραμέτρους υποδεικνύουν κάποια αρρώστια στην καρδιά η οποία μπορεί να έχει δημιουργηθεί από οποιαδήποτε αιτία. Όλοι οι μη κανονικοί κτύποι καρδιάς γενικά αποκαλούνται αρρυθμία και μερικές αρρυθμίες είναι επικίνδυνες για τον ασθενή. Υπάρχουν συστήματα αυτόματης αναγνώρισης σημάτων ηλεκτροκαρδιογραφήματος.



**Σχήμα 1-1:** Μέρη ΗΚΓ (P, QRS, T) (Πηγή: Krachey 2001)

Επειδή η πιο χρήσιμη κλινικά πληροφορία στο ΗΚΓ βρίσκεται στα διαστήματα και στα πλάτη των χαρακτηριστικών σημείων του (κορυφές και όρια των κυμάτων του), η ανάπτυξη ακριβών και αποτελεσματικών μεθόδων αυτόματης σκιαγράφησης του ΗΚΓ είναι ένα αντικείμενο μελέτης εξαιρετικής σημασίας, ιδιαίτερα για την ανάλυση μεγάλων εγγραφών. Το σύμπλεγμα QRS είναι η πιο ευδιάκριτη κυματομορφή στο ΗΚΓ. Καθότι αντανακλά την ηλεκτρική δραστηριότητα της καρδιάς κατά τη διάρκεια της κοιλιακής συστολής, ο χρόνος εμφάνισής του, αλλά και το σχήμα του, παρέχουν σημαντικές πληροφορίες για την κατάσταση της καρδιάς. Λόγω του μεγέθους και της χαρακτηριστικής του μορφής αποτελεί τη βάση για τον καθορισμό του ρυθμού της καρδιάς, το αρχικό δεδομένο σε διατάξεις ταξινόμησης του καρδιακού κύκλου, ενώ συχνά χρησιμοποιείται στη συμπίεση δεδομένων ΗΚΓ. Επιπλέον, χρησιμεύει συνήθως σαν σημείο αναφοράς για την αυτόματη ανίχνευση των υπόλοιπων κυμάτων του ΗΚΓ. Έτσι η ανίχνευση του QRS συμπλέγματος αποτελεί τη θεμελιώδη βάση για όλους σχεδόν του αλγόριθμους αυτόματης ανάλυσης του ΗΚΓ. (Κοδελά, 2009)

Η ραγδαία ανάπτυξη ισχυρών μικροϋπολογιστών προήγαγε την ευρεία εφαρμογή αλγορίθμων ανίχνευσης του QRS σε λογισμικό. Τα τελευταία 30 χρόνια η ανίχνευση του QRS σε software έχει αντικαταστήσει πολλούς ανιχνευτές QRS σε

hardware. Ένα γενικό αλγοριθμικό σχέδιο έχει υιοθετηθεί από τους περισσότερους ανιχνευτές QRS και συνίσταται σε μια δομή δύο επιπέδων: ένα **στάδιο προεπεξεργασίας (preprocessing stage)**, το οποίο περιλαμβάνει γραμμικό και μη γραμμικό φιλτράρισμα, και ένα **στάδιο απόφασης (decision stage)**, που εμπεριέχει ανίχνευση κορυφών και λογική αποφάσεων. Συχνά χρησιμοποιείται ένα επιπλέον στάδιο επεξεργασίας για τον ακριβή προσδιορισμό της χρονικής θέσης της εξεταζόμενης κυματομορφής QRS.

## 1.2 Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Σε αυτήν την ενότητα παρουσιάζεται μία μικρή ανασκόπηση της διεθνούς βιβλιογραφίας όσον αφορά τη χρήση και την αξιοποίηση νευρωνικών δικτύων στην επεξεργασία σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου.

Είναι γνωστό ότι τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν χρησιμοποιηθεί και βρει εφαρμογές σε διάφορους τομείς της τεχνολογίας και της καθημερινότητάς όπως στην ιατρική, αεροπλοοία, ναυτιλία, οικιακές συσκευές. Πιο συγκεκριμένα, σχετικά με την εφαρμογή τεχνητών νευρωνικών δικτύων σε κλινικές εφαρμογές όπως διάγνωση, πρόγνωση και ανάλυση επιβίωσης στους ιατρικούς τομείς της ογκολογίας, εντατικής φροντίδας και καρδιαγγειακής. Σε αυτούς του τομείς τα νευρωνικά δίκτυα συνεισφέρουν τα μέγιστα στην υποστήριξη των λήψεων αποφάσεων από τους γιατρούς ( medical decision support) λόγω και της προόδου που σημειώνεται στην στατιστική ανάλυση και την τεχνητή νοημοσύνη (Lisboa 2002).

Η ερμηνεία των ΗΚΓ αποτελεί ένα είδος τέχνης και βασίζεται στην αναγνώριση σχεδίων (patterns). Μέχρι σήμερα αρκετοί ερευνητές έχουν κάνει προσπάθειες να χρησιμοποιήσουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ) για να ταξινομήσουν παλμούς από ΗΚΓ. Ο Suzuki (1995) κατασκεύασε ένα σύστημα το οποίο ονόμασε “αυτό-αναγνωριστικό QRS σύμπλεγμα σε ΗΚΓ με χρήση νευρωνικών δικτύων”, και χρησιμοποίησε προσαρμοστική συντονιστική θεωρία στη μελέτη του. Οι Devine και Marcaflane (1993) εξέτασαν την χρήση των ΤΝΔ για την ταξινόμηση των ST-T ανωμαλιών από ένα ΗΚΓ. Οι Yearp *et al* (1990) πρότειναν τη χρήση του πλάτους από το QRS, το αντιστάθμισμα του QRS, την κλίση του T-κύματος και την κατασκευή ενός ΤΝΔ έχοντας ως εισόδους 20 κρυμμένες μονάδες. Οι Linnenbank *et al* (1990) χρησιμοποίησαν ένα μοντέλο ΤΝΔ με τρία στρώματα για να ταξινομήσουν

62 διευθύνσεις πλεγμάτων QRS που είχαν ταχυκαρδία, σε ένα αναπόσπαστο μοντέλο. Οι Tsai *et al* (1990) χρησιμοποίησαν τη δυναμική φασματική πυκνότητα των σημάτων ΗΚΓ ως είσοδο για να ταξινομήσουν πέντε διαφορετικούς τύπους από κανονικούς και από ανώμαλους κτύπους ΗΚΓ. Ο Lee (1990) ανέφερε τη χρήση από ένα υψηλής τάξης και τεχνολογίας μοντέλο ΤΝΔ για την ταξινόμηση των ΗΚΓ. Επίσης, πιο πρόσφατα, οι Ozbay Y. and Karlik B. (2001) χρησιμοποιούν ΤΝΔ για να ταξινομήσουν δέκα διαφορετικών ειδών αρρυθμίες σε ΗΚΓ. Χρησιμοποιήθηκαν ΗΚΓ από 17 ασθενείς με μέσο όρο ηλικίας 38,6 έτη στην Τουρκία. Το μέσο σφάλμα για την περίπτωση της μονής κατηγοριοποίησης (single classification cases) ήταν 4,3% ενώ το μέσο σφάλμα για την περίπτωση μεικτής κατηγοριοποίησης ήταν (mixed classification cases) μόλις 2,2%.

Επίσης, οι Perakakis *et al* (2010) δημιούργησαν πρόσφατα το λογισμικό «KARDIA» σε γλώσσα MATLAB που αναπτύχθηκε για την ανάλυση δεδομένων των διαστημάτων ανάμεσα στους καρδιακούς παλμούς. Αν και δε χρησιμοποιείται από τους συγκεκριμένους επιστήμονες η τεχνολογία νευρωνικών δικτύων είναι χαρακτηριστικό ότι το λογισμικό διανέμεται ελεύθερα και χωρίς χρέωση (<http://sourceforge.net/projects/mykardia/>) ώστε άλλοι χρήστες να μπορούν να τροποποιήσουν τον κώδικα και να προσαρμόσουν το πρόγραμμα ανάλογα με τις δικές τους επιστημονικές απαιτήσεις.

### 1.3 Δομή εργασίας

Μετά τη σύντομη εισαγωγή που πραγματοποιείται στο παρόν κεφάλαιο 1 σχετικά με τη σημασία της χρήσης των Νευρωνικών δικτύων, στα υπόλοιπα κεφάλαια της εργασίας αναφέρονται τα ακόλουθα. Στο Κεφάλαιο 2 πραγματοποιείται σε μικρό βάθος ανάλυση της λειτουργίας της καρδιάς. Περιγράφονται επίσης φυσιολογικά χαρακτηριστικά αυτής που η γνώση τους βοηθά στην καλύτερη κατανόηση της φυσιολογίας του ηλεκτροκαρδιογραφήματος. Στη συνέχεια στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζεται η έννοια του ηλεκτροκαρδιογραφήματος και των κυρίων μερών που αποτελούν το ηλεκτροκαρδιογράφημα. Στο 4<sup>ο</sup> Κεφάλαιο παρουσιάζεται η θεωρία των Νευρωνικών Δικτύων και ακολούθως στο 5<sup>ο</sup> Κεφάλαιο γίνεται ο σχεδιασμός ενός Νευρωνικού δικτύου για την αυτόματη αναγνώριση σημάτων ΗΚΓ και υλοποιείται αυτός ο σχεδιασμός με τη βοήθεια της γλώσσας προγραμματισμού

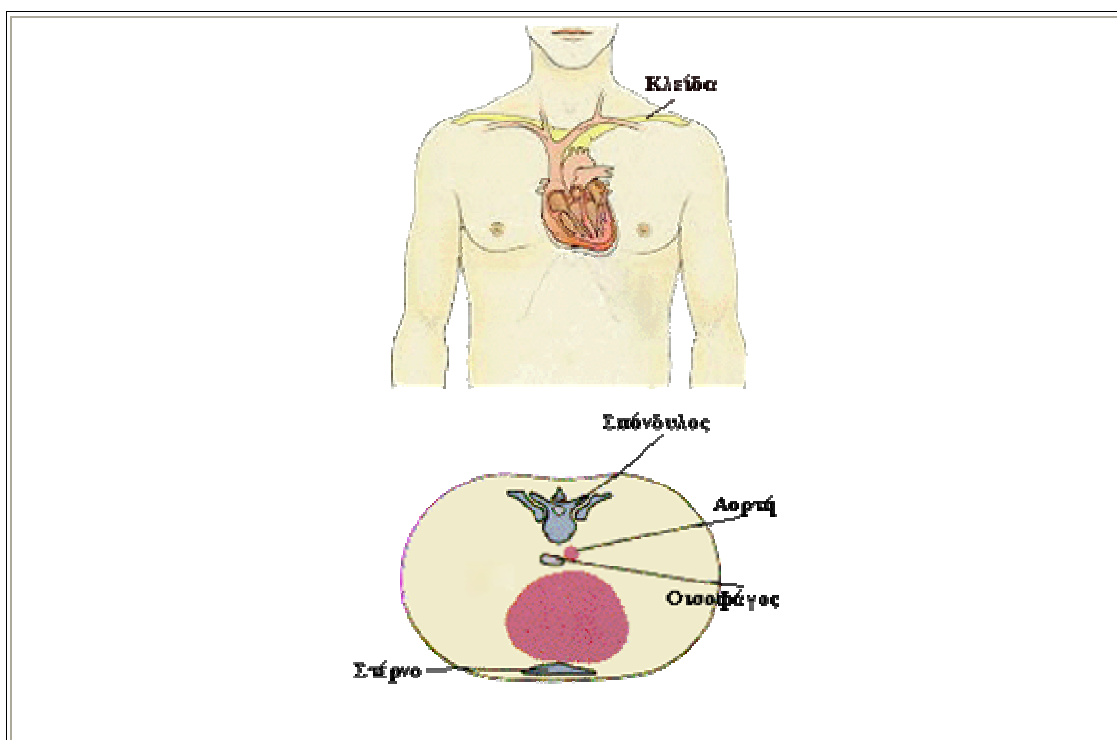
MATLAB. Στο 6<sup>ο</sup> και τελευταίο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα, τα οποία έχουν προκύψει από την εργασία και τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν. Επίσης δίνεται η ιδέα για μια μελλοντική εργασία η οποία μπορεί να πραγματοποιηθεί.

## 2. ΚΑΡΔΙΑΚΗ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ

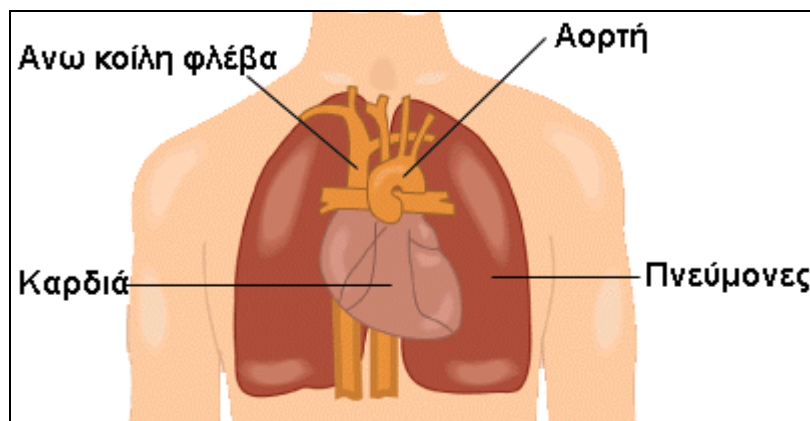
Η καρδιά, είναι το κεντρικό όργανο της κυκλοφορίας. Είναι ένα κοίλο μυώδες όργανο, που δέχεται το αίμα που προέρχεται από τις φλέβες και το ωθεί προς τις αρτηρίες.

### 2.1 Ανατομία και θέση

Η καρδιά είναι ένα κοίλο όργανο, σχήματος ανεστραμμένης πυραμίδας, με την κορυφή προς τα κάτω και αριστερά και τη βάση προς τα πάνω. Βρίσκεται τοποθετημένη στο μεσοθωράκιο όπου κάθετα στο διάφραγμα ευρισκόμενη κατά τα 2/3 αριστερά της μέσης γραμμής και κατά το 1/3 δεξιά. Η καρδιά βρίσκεται πίσω από το σώμα του στέρνου και τους πλευρικούς χόνδρους των 3<sup>ης</sup> -6<sup>ης</sup> πλευράς. Στο πίσω μέρος αντιστοιχεί στους 6<sup>ο</sup>-9<sup>ο</sup> θωρακικούς σπονδύλους. Η βάση της καρδιάς αντιστοιχεί στο επίπεδο των τρίτων στερνοχονδρικών διαρθρώσεων. Η κορυφή της καρδιάς αντιστοιχεί στη θέση της καρδιακής ώσης δηλαδή στο 5<sup>ο</sup> αριστερό μεσοπλεύριο διάστημα επί της μεσοκλειδικής γραμμής.



Σχήμα 2-1: Ανατομία της καρδιάς (www.incardiology.gr)



Σχήμα 2-2: Θέση καρδιάς μες στο θώρακα

Η καρδιά βρίσκεται μέσα στη θωρακική κοιλότητα ανάμεσα στους δύο πνεύμονες. Το σχήμα της καρδιάς παρομοιάζεται με το σχήμα κώνου. Η κορυφή της αντιστοιχεί στο πέμπτο αριστερό μεσοπλεύριο διάστημα. Περιβάλλεται από ένα υμένα από δύο φύλλα, το περικάρδιο, ενώ οι εσωτερικές της κοιλότητες καλύπτονται από μία λεπτή μεμβράνη, το ενδοκάρδιο. Ανάμεσα στο περικάρδιο και ενδοκάρδιο βρίσκεται το παχύτερο τοίχωμα της καρδιάς που ονομάζεται μυοκάρδιο και αποτελείται από δυνατές μυϊκές ίνες. Το χρώμα της καρδιάς είναι βαθύ ερυθρό αλλά η ομοιομορφία του χρώματος διακόπτεται από κίτρινες ραβδώσεις οι οποίες οφείλονται στη συσσώρευση λίπους.

Ο όγκος της καρδιάς ποικίλλει στα διάφορα άτομα. Οι διαστάσεις της στον ενήλικα είναι κατά μέσον όρο οι εξής:

- Μήκος: 98 χιλιοστά.
- Πλάτος: 105 χιλιοστά.
- Περιφέρεια: 230 χιλιοστά.
- Το βάρος της φθάνει τα 275 περίπου γραμμάρια.
- Η καρδιά της γυναίκας έχει διαστάσεις μικρότερες από του άνδρα κατά 5 - 10 χιλιοστά και ζυγίζει 5-10 γραμμάρια λιγότερο.

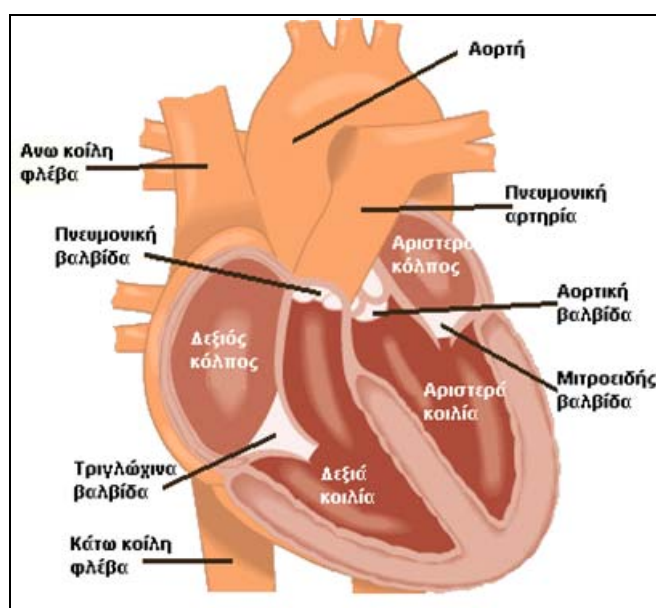
## 2.2 Η καρδιά και το έργο της

Η καρδιά λειτουργεί σαν μία αντλία παίρνοντας οξυγονωμένο αίμα από τους πνεύμονες και εξωθώντας το προς την αορτή για να κυκλοφορήσει σε όλο το σώμα. Από τις τέσσερις (4) κοιλότητες της καρδιάς σπουδαιότερη είναι η αριστερή κοιλία.

Θα μπορούσε να πει κανείς με κάποια υπερβολή ότι ουσιαστικά το καρδιακό έργο είναι υπόθεση της αριστερής κοιλίας. Αυτό διότι η μεγάλη ωστική δύναμη που χρειάζεται για να κυκλοφορήσει το αίμα στο υψηλών αντιστάσεων περιφερειακό αρτηριακό δίκτυο μέχρι τα τριχοειδή και να επιστρέψει πάλι, μέσω των φλεβών, στο δεξιό κόλπο γίνεται από την αριστερή κοιλία. Το αίμα εξωθείται στην αορτή με σημαντική πίεση, 100-140 mm Hg, όση δηλαδή είναι η συστολική πίεση της αριστερής κοιλίας και της αορτής. Η αρτηριακή συστολική πίεση του σφυγμικού κύματος είναι μικρότερη όσο αυτό απομακρύνεται από την καρδιά, κατέρχεται στα 25-30 mm Hg στα τριχοειδή, είναι μικρότερη στο φλεβικό σκέλος της κυκλοφορίας και ελαχιστοποιείται, περίπου μηδενίζεται, στο δεξιό κόλπο. Απ' εκεί το αίμα παραλαμβάνεται από τη δεξιά κοιλία, η οποία συγκριτικά με την αριστερή κοιλία έχει μικρό έργο να επιτελέσει. Με σχετικά μικρή συστολική πίεση 15-30 mm Hg, η δεξιά κοιλία εξωθεί το αίμα προς την πνευμονική αρτηρία και η πίεση αυτή είναι αρκετή για να κυκλοφορήσει τούτο το χαμηλών αντιστάσεων αγγειακό δίκτυο των πνευμόνων και να φθάσει με πολύ χαμηλή πίεση 4-12 mm Hg στον αριστερό κόλπο.

### 2.3 Κοιλότητες της καρδιάς

Εσωτερικά η καρδιά διαιρείται σε δύο τμήματα, ένα δεξιό και ένα αριστερό, τα οποία χωρίζονται μεταξύ τους με ένα μυώδες διάφραγμα που ονομάζεται μεσοκοιλιακό διάφραγμα.



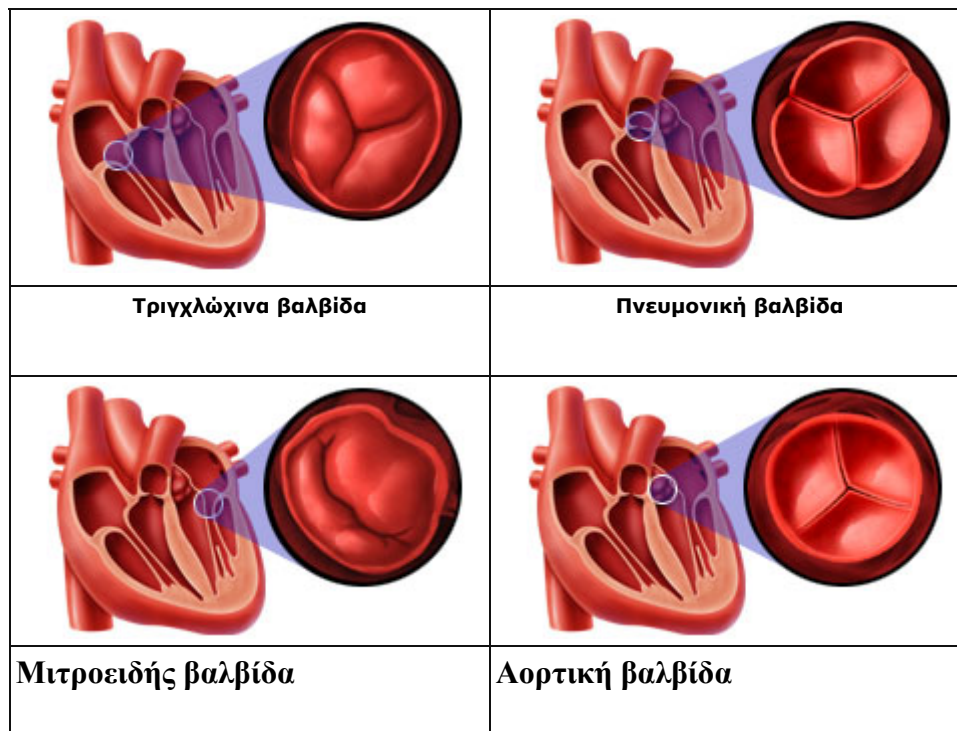
Σχήμα 2-3: Μορφολογία της καρδιάς



Καθένα από τα τμήματα αυτά αποτελείται από δύο κοιλότητες: την επάνω, που λέγεται κόλπος και την κάτω, που λέγεται κοιλία. Ο κόλπος και η κοιλία συγκοινωνούν μεταξύ τους με το λεγόμενο κολποκοιλιακό στόμιο. Η καρδιά λοιπόν χωρίζεται σε τέσσερις κοιλότητες:

- τον **αριστερό κόλπο** και την **αριστερά κοιλία**,
- το **δεξιό κόλπο** και τη **δεξιά κοιλία**.

Ενώ ο κόλπος και η κοιλία της ίδιας πλευράς επικοινωνούν μεταξύ τους, δεν υπάρχει καμιά επικοινωνία με τις κοιλότητες της άλλης πλευράς δηλαδή το αίμα του αριστερού τμήματος της καρδιάς δεν ανακατώνεται με το αίμα του δεξιού τμήματος. Ακολούθως εξετάζονται με συντομία και ξεχωριστά οι τέσσερις κοιλότητες της καρδιάς.



**Σχήμα 2-4:** Βαλβίδες καρδιάς

### 2.3.1 Δεξιός κόλπος

Δέχεται την κάτω κοίλη φλέβα που μεταφέρει στη καρδιά το αίμα από το κεφάλι και τα άνω άκρα, καθώς και την κάτω κοίλη φλέβα, που μεταφέρει το αίμα από το κάτω τμήμα του σώματος. Ο δεξιός κόλπος συγκοινωνεί με τη δεξιά κοιλία μέσω του δεξιού κολποκοιλιακού στομίου. Εκεί υπάρχει η δεξιά κολποκοιλιακή

βαλβίδα πού ονομάζεται και **τριγλώχινα** επειδή αποτελείται από τρία τριγωνικά βαλβιδικά τμήματα (γλωχίνες). Η λειτουργία της βαλβίδας είναι να επιτρέπει τη δίοδο του αίματος από τον κόλπο στην κοιλία και να εμποδίζει την επαναφορά του αίματος από την κοιλία στον κόλπο.

### 2.3.2 Δεξιά κοιλία

Δέχεται το αίμα από τον δεξιό κόλπο μέσω τριγλώχινος βαλβίδας. Από την δεξιά κοιλία αρχίζει η πνευμονική αρτηρία η οποία μεταφέρει το αίμα στους πνεύμονες. Η δεξιά κοιλία και η πνευμονική αρτηρία επικοινωνούν μέσω της **πνευμονικής βαλβίδας** η οποία εμποδίζει το αίμα να επιστρέψει από την πνευμονική αρτηρία στην δεξιά κοιλία.

### 2.3.3 Αριστερός κόλπος

Δέχεται το αίμα από τις τέσσερες πνευμονικές φλέβες και επικοινωνεί με την αριστερά κοιλία μέσω του αριστερού κολποκοιλιακού στομίου. Και στο σημείο αυτό υπάρχει μια βαλβίδα, ή **μιτροειδής βαλβίδα** όπως ονομάζεται, που αποτελείται από δύο μόνο τριγωνικά βαλβιδικά τμήματα. Η βαλβίδα αυτή λέγεται μιτροειδής επειδή έχει σχήμα επισκοπικής ανεστραμμένης μίτρας.

### 2.3.4 Αριστερά κοιλία

Δέχεται το αίμα από τον αριστερό κόλπο μέσω της μιτροειδούς βαλβίδας. Από την αριστερά κοιλία αρχίζει η μεγαλύτερη αρτηρία του ανθρώπινου οργανισμού, η αορτή. Το στόμιο της αορτής κλείνει και αυτό όπως και της πνευμονικής με μια βαλβίδα, που ονομάζεται **αορτική βαλβίδα** και επιτελεί την ίδια λειτουργία με την βαλβίδα της πνευμονικής αρτηρίας, δηλ. Εμποδίζει την επιστροφή του αίματος από την αορτή στην κοιλία.

## 2.4 Τα τοιχώματα της καρδιάς

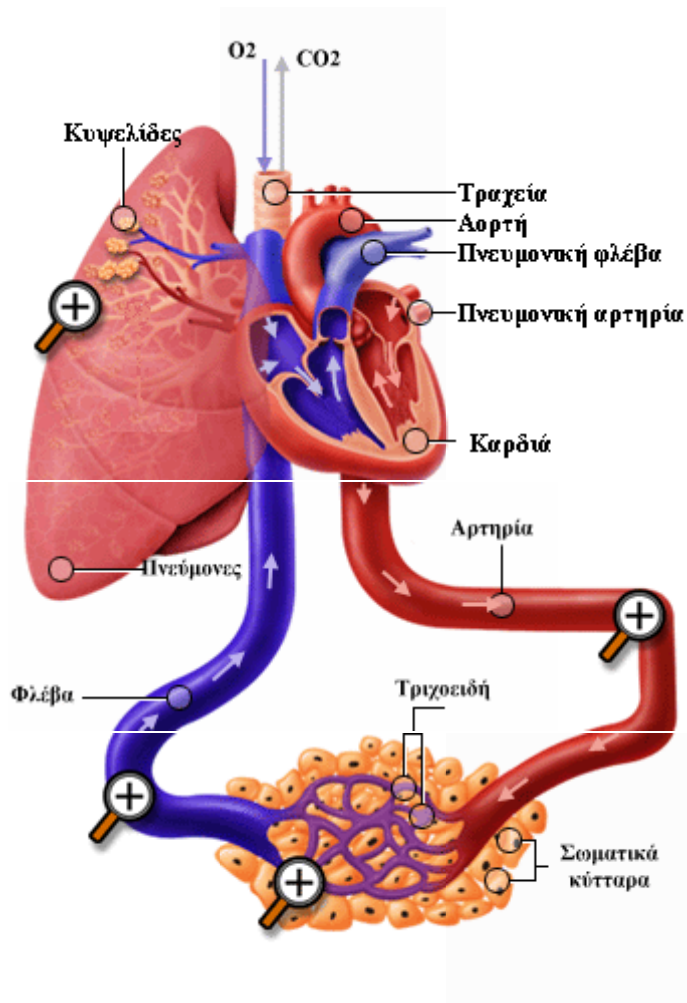
Η καρδιά αποτελείται από μυϊκό ιστό, με ειδικό γνώρισμα τις γραμμωτές μυϊκές ίνες. Η λειτουργία του καρδιακού μυ είναι αυτόματη και ανεξάρτητη της θέλησής μας. Ένα άλλο χαρακτηριστικό του καρδιακού μυός είναι ότι αποτελείται από πολλές συνενωμένες μυϊκές ίνες. Έτσι δημιουργείται η εντύπωση ότι η καρδιά είναι ένας μοναδικός μυς και όχι ένα σύνολο από ανεξάρτητες μυϊκές ίνες, όπως συμβαίνει σε όλους τους μυς. Ο καρδιακός μυς ονομάζεται μυοκάρδιο. Μέσα στο μυοκάρδιο βρίσκονται τέσσερις ινώδεις δακτύλιοι, πού αποτελούν τον ινώδη σκελετό

της καρδιάς. Ο καρδιακός μυς περιβάλλεται από ένα ινώδη θύλακο, που λέγεται περικάρδιο και που δεν εφάπτεται σταθερά στο μυοκάρδιο. Το περικάρδιο αποτελείται από δύο πέταλα το περισπλάγγνιο, που εφάπτεται στο μυοκάρδιο και το περίτονο, που καλύπτει εξωτερικά το προηγούμενο πέταλο. Ανάμεσα στα δύο πέταλα του περικαρδίου υπάρχει ένας χώρος, η περικαρδιακή κοιλότητα. Η κοιλότητα του περικαρδίου επιτρέπει στο μυοκάρδιο να διαστέλλεται και να συστέλλεται ελεύθερα.

Οι καρδιακές κοιλότητες καλύπτονται και αυτές από μία μεμβράνη, το ενδοκάρδιο. Το ενδοκάρδιο αναδιπλώνεται ανάμεσα στον κόλπο και την κοιλία και σχηματίζει τις κολποκοιλιακές βαλβίδες. Κατά τον ίδιο τρόπο ανάμεσα στις κοιλίες και τις αρτηρίες (πνευμονική και αορτή) το ενδοκάρδιο αναδιπλώνεται και πάλι για να σχηματίσει τις μηννοειδείς βαλβίδες.

## **2.5 Η κυκλοφορία του αίματος**

Η λειτουργία της καρδιάς περιλαμβάνει την κυκλοφορία του αίματος με την εξής ακολουθία: Το φλεβικό αίμα, που παραλαμβάνει τις άχρηστες ουσίες από τα κύτταρα του ανθρώπινου οργανισμού συγκεντρώνεται στην κάτω κοίλη φλέβα και την άνω κοίλη φλέβα οι οποίες εκβάλλουν χωριστά ή καθεμιά στο δεξιό κόλπο. Από τον δεξιό κόλπο το αίμα περνά στη δεξιά κοιλία και από εκεί στην πνευμονική αρτηρία η οποία και το μεταφέρει στους πνεύμονες. Εδώ το αίμα αποβάλλει το διοξείδιο του άνθρακος και πλουτίζεται με οξυγόνο. Έτσι από φλεβικό γίνεται αρτηριακό, και μέσω των πνευμονικών φλεβών επιστρέφει στον αριστερό κόλπο και κατεβαίνει στην αριστερά κοιλία. Από εδώ, μέσω της αορτής, μεταφέρεται σε ολόκληρο το σώμα αφήνοντας το οξυγόνο και τις θρεπτικές ουσίες και παραλαμβάνοντας τα άχρηστα προϊόντα και το διοξείδιο του άνθρακος. Γίνεται δηλαδή ή ανταλλαγή της ύλης. Έπειτα το αίμα επιστρέφει σαν φλεβικό στις φλέβες και συγκεντρώνεται τελικά στην άνω και την κάτω κοίλη φλέβα. Και ο κύκλος αρχίζει και πάλι.



Σχήμα 2-5: Η κυκλοφορία του αίματος

## 2.6 Καρδιακός κύκλος

Η καρδιά για να επιτελέσει τη λειτουργία της σαν αντλία, πρέπει να διευρύνει τις κοιλότητες της, ώστε να γεμίσουν με αίμα και έπειτα να τις συμπιέσει, ώστε το αίμα να διοχετευθεί στις αρτηρίες. Η σύσπαση της καρδιάς ονομάζεται συστολή και η διεύρυνση διαστολή. Αλλά οι κινήσεις αυτές δεν γίνονται ταυτόχρονα σε όλες της κοιλότητες της καρδιάς.

Ας παρακολουθήσουμε πως διαδέχεται η μία φάση την άλλη. Ο δεξιός κόλπος δέχεται το αίμα των κοίλων φλεβών και ο αριστερός κόλπος το αίμα των πνευμονικών φλεβών. Οι κόλποι συστέλλονται (κολπική συστολή) και το αίμα ωθείται προς τις κοιλίες. Το αίμα που ωθείται, εξ αιτίας της κολπικής συστολής στις κοιλίες, προκαλεί το άνοιγμα των κολποκοιλιακών βαλβίδων οι οποίες κλείνουν μόλις τελειώσει ή κολπική συστολή.

Μετά συσπώνται οι κοιλίες και το αίμα ωθείται προς τις αρτηρίες (πνευμονική αρτηρία από τη δεξιά κοιλία, αορτή από την αριστερά κοιλία) αφού προηγουμένως έχουν ανοίξει οι μηννοειδείς βαλβίδες (πνευμονική και αορτική βαλβίδα). Κατά τη φάση αυτή είναι απαραίτητο το κλείσιμο των κολποκοιλιακών βαλβίδων γιατί αλλιώς το αίμα θα επανερχόταν στους κόλπους.

Όταν τελειώσει η κοιλιακή συστολή οι μηννοειδείς βαλβίδες κλείνουν, για να εμποδίσουν το αίμα να επανέλθει στις κοιλίες. Έτσι φθάνουμε στην τρίτη φάση, την καρδιακή ανάπαυλα που είναι φάση ανασυγκροτήσεως, και κατά την οποία η καρδιά ξεκουράζεται. Σε ένα λεπτό γίνονται κατά μέσον όρο 80 καρδιακές συστολές. Ωστόσο είναι γνωστό ότι ορισμένα άτομα έχουν σφυγμό λιγότερο γοργό (ο παλμός τον οποίο αισθανόμαστε στον σφυγμό δεν είναι άλλο παρά η καρδιακή συστολή) ενώ σε ορισμένες αρρώστιες, σε εμπύρετες καταστάσεις, στα παιδιά, η συχνότητα του σφυγμού είναι μεγαλύτερη.

Κατά την κολπική συστολή οι κοιλίες της καρδιάς βρίσκονται σε διαστολή και αντίστροφα. Η καρδιά, λοιπόν, συσπάται στο πάνω μισό μέρος (κόλποι) και διευρύνεται στο κάτω μισό (κοιλίες). Αυτό γίνεται κατά την πρώτη φάση, όταν δηλ. το αίμα περνά από τους κόλπους στις κοιλίες. Έπειτα (δεύτερη φάση: το αίμα περνά στις αρτηρίες και οι κόλποι δέχονται καινούργιο αίμα) γίνεται το αντίθετο, συσπάται το κάτω τμήμα, δηλ. οι κοιλίες και διευρύνεται το πάνω μισό μέρος, δηλ. οι κόλποι.

## 2.7 Δύναμη καρδιάς

Οι τέσσερις κύριοι παράγοντες της καρδιακής λειτουργίας είναι το προφορτίο, το μεταφορτίο, η συσταλτικότητα και η καρδιακή συχνότητα.

Το προφορτίο αφορά στην αρχική κατάσταση της καρδιάς, και καθορίζεται από την τελοδιαστολική ενδοκοιλιακή πίεση ή τελοδιαστολικό όγκο. Το μεταφορτίο αντιπροσωπεύει το φορτίο που πρέπει να υπερκερασθεί από την καρδιά, ώστε αυτή να συσταλθεί, και το οποίο εξαρτάται κυρίως από την πίεση του αίματος. Η συσταλτικότητα αναφέρεται στο σθένος της καρδιακής συστολής και συνήθως μετράται βάσει του κλάσματος εξωθήσεως (κλάσμα του τελοδιαστολικού όγκου που εξωθείται σε κάθε καρδιακή συστολή). Η καρδιακή συχνότητα αντιπροσωπεύει τον ρυθμό λειτουργίας της καρδιάς και από κοινού με τον όγκο παλμού, καθορίζει τον κατά λεπτό όγκο αίματος (καρδιακή παροχή). Το μυοκάρδιο αποτελείται από μυοκαρδιακές ίνες, διάμεσο συνδετικό ιστό και αιμοφόρα αγγεία. Στην φυσιολογική

καρδιά, το μεγαλύτερο τμήμα της δύναμης κενώσεως των κοιλιών προκύπτει από ενδογενείς ιδιότητες του μυοκαρδίου, ιδιαιτέρως το μήκος της ίνας και την δύναμη της συστολής.

Σύμφωνα με το νόμο Frank-Starling, το αρχικό μήκος των μυοκαρδιακών ινών καθορίζει μία αύξηση της συσταλτικότητας. Σε περίπτωση καρδιακής ανεπάρκειας, οι μυοκαρδιακές ίνες είναι δυνατόν να παρουσιάζουν αρχικώς υπερτροφία, ως απόκριση στην αυξημένη ενδοκοιλιακή πίεση, αλλά τελικώς διατείνονται, ως αποτέλεσμα της συνεχούς αυξήσεως του όγκου των καρδιακών κοιλοτήτων. Εντούτοις, εάν μία ίνα διαταθεί πέραν του λεγόμενου "ιδανικού μήκους", για την μέγιστη ισχύ συστολής, η συσταλτική ισχύς θα ελαττωθεί.

Παρά το γεγονός ότι η καρδιά είναι ένα μονήρες όργανο, είναι δυνατόν να διαιρεθεί, λειτουργικά, σε αριστερά καρδιά-αριστερές κοιλότητες-και δεξιά καρδιά-δεξιές κοιλότητες. Παρομοίως, η καρδιακή ανεπάρκεια είναι δυνατόν να ταξινομηθεί σε δεξιά καρδιακή ανεπάρκεια, όταν υπάρχει έκπτωση της λειτουργίας της δεξιάς κοιλίας ή αριστερά καρδιακή ανεπάρκεια, όταν υπάρχει δυσλειτουργία της αριστεράς κοιλίας. Με την πάροδο του χρόνου, και καθώς εμμένει η δεξιά ή η αριστερά καρδιακή ανεπάρκεια, οι περισσότερες των περιπτώσεων καταλήγουν σε συμφορητική καρδιακή ανεπάρκεια, η οποία χαρακτηρίζεται από ανεπάρκεια αμφοτέρων των κοιλιών, παρά το γεγονός ότι η μία πλευρά είναι πάντα περισσότερο επηρεασμένη από την άλλη.

## **2.8 Ενδιαφέροντα καρδιακά γεγονότα**

### **2.8.1 Παραγωγή καρδιακών ήχων**

Όταν κάποιος τοποθετήσει ένα στηθοσκόπιο πάνω από τη καρδιά θα ακούσει τους ήχους που παράγει η καρδιά και λέγονται καρδιακοί τόνοι. Περιγράφονται ακουστικά σαν lub dub lub dub. Ο 1ος καρδιακός τόνος παράγεται από την σύγκλιση της μιτροειδούς και τριγλώχινας βαλβίδας και ο 2ος καρδιακός τόνος παράγεται από την σύγκλιση της αορτικής και πνευμονικής βαλβίδας.

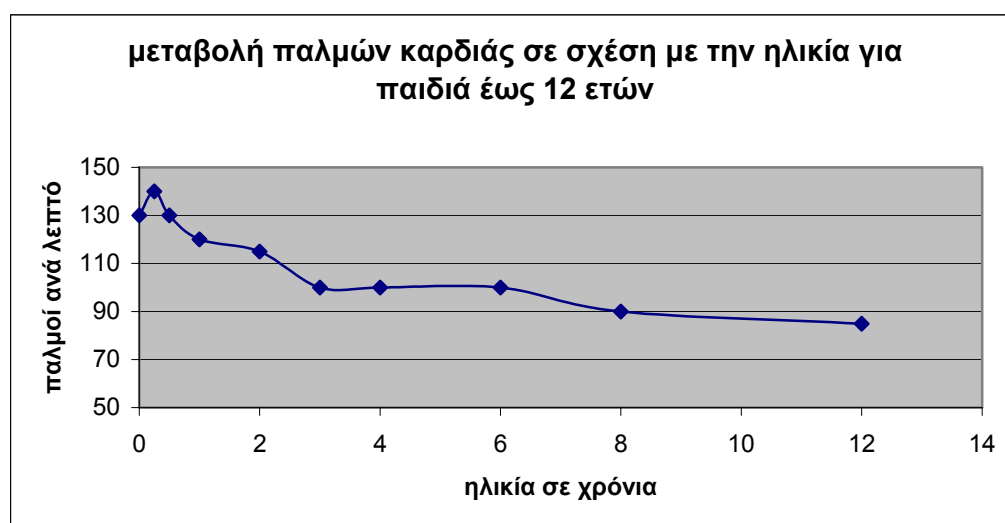
### **2.8.2 Καρδιακή συχνότητα**

Η μέση καρδιακή συχνότητα είναι 72 σφύξεις ανά λεπτό. Έτσι η καρδιά κτυπά 100.000 φορές την ημέρα, 38 εκατομμύρια φορές τον χρόνο, και σε ένα άτομο

70 ετών έχει κτυπήσει 2,5 δισεκατομμύρια φορές. Η καρδιακή συχνότητα μειώνεται όσο αυξάνεται η ηλικία όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 2.1 και στο Σχήμα 2-6.

**Πίνακας 2-1**

<b>Ηλικία</b>	<b>Συχνότητα (παλμοί ανά λεπτό)</b>
Νεογέννητο	130
3 μηνών	140
6 μηνών	130
1 έτους	120
2 έτους	115
3 έτους	100
4 έτους	100
6 έτους	100
8 έτους	90
12 έτους	85
Ενήλικες	60 - 100



**Σχήμα 2-6:** Μεταβολή παλμών καρδιάς σε σχέση με την ηλικία (παιδιά έως 12 ετών)

### 3. ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ (ΗΚΓ)

Κατά την επέκταση του επάρματος της καρδιακής διέγερσης στα διάφορα τμήματα αυτής, ηλεκτρικά ρεύματα διατρέχουν τους ιστούς γύρω από αυτή, ένα μικρό δε μέρος από αυτά φτάνει μέχρι την επιφάνεια του σώματος. Εάν τοποθετηθούν ηλεκτρόδια πάνω στο δέρμα από τη μία και την άλλη πλευρά της καρδιάς, καθίσταται δυνατή η καταγραφή των ηλεκτρικών δυναμικών που παράγονται από αυτή. Η καμπύλη που λαμβάνεται με αυτόν τον τρόπο ονομάζεται ηλεκτροκαρδιογράφημα.

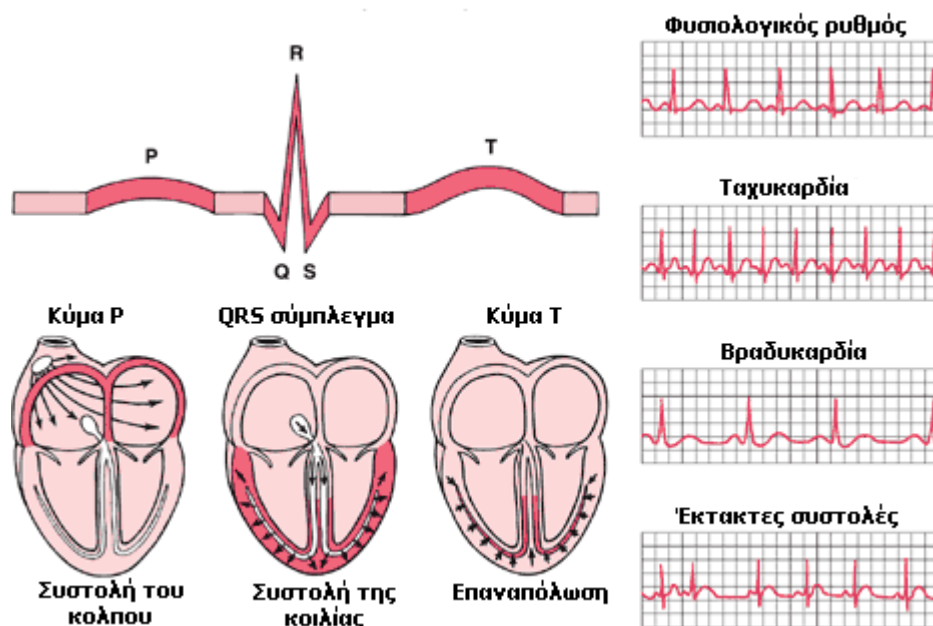
Φυσιολογικά το πρώτο ηλεκτρικό δυναμικό της καρδιάς παράγεται στον φλεβόκομβο. Αυτό διαχέεται μετά στους κόλπους και γίνεται η συστολή αυτών. Μετά περνά τον κολποκοιλιακό κόμβο και διαχέεται στις κοιλίες, μέσω του αριστερού και δεξιού σκέλους του His, και γίνεται η συστολή των κοιλιών.

#### 3.1 Χρησιμότητα και διεξαγωγή ΗΚΓ

Το ηλεκτροκαρδιογράφημα καταγράφει τα ηλεκτρικά δυναμικά, όπως φθάνουν στην επιφάνεια του σώματος, καθώς ταξιδεύουν από τον φλεβόκομβο στις κοιλίες.

Το φυσιολογικό ηλεκτροκαρδιογράφημα αποτελείται από ένα έπαρμα (κύμα) P, ένα «σύμπλεγμα» QRS και ένα έπαρμα (κύμα) T. Το έπαρμα P προκαλείται από ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία παράγονται κατά την εκπόλωση (συστολή) των κόλπων, ενώ το σύμπλεγμα QRS προκαλείται από ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία παράγονται κατά την εκπόλωση (συστολή) των κοιλιών, δηλαδή, κατά την επέκταση της εκπόλωσης στο μυοκάρδιο των κοιλιών. Το σύμπλεγμα QRS συνήθως αποτελείται από τρία διαφορετικά επάρματα, το έπαρμα Q, το έπαρμα και το έπαρμα. Το έπαρμα T προκαλείται από ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία παράγονται κατά την ανάνηψη των κοιλιών από την κατάσταση της εκπόλωσης. Η διεργασία αυτή επιτελείται στο μυοκάρδιο των κοιλιών 0,25 ως 0,35 μετά την εκπόλωση, αυτό δε το έπαρμα χαρακτηρίζεται ως έπαρμα επαναπόλωσης. Δηλαδή, το ηλεκτροκαρδιογράφημα αποτελείται τόσο από επάρματα εκπόλωσης, όσο και από επάρματα επαναπόλωσης.





Σχήμα 3-1: Σχηματική παράσταση PQRST (<http://www.incardiology.gr/exetaseis/hkg.htm>)

### 3.1.1 Χρησιμότητα του ηλεκτροκαρδιογραφήματος

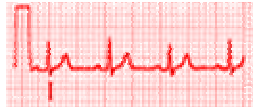
Η χρησιμότητα του ηλεκτροκαρδιογραφήματος εμφανίζεται στα ακόλουθα σημεία:

- Διάγνωση αρρυθμιών
- Διάγνωση ισχαιμίας και εμφράγματος καρδιάς
- Διάγνωση υπερτροφίας των κοιλοτήτων της καρδιάς
- Διάγνωση μεταβολικών διαταραχών

### 3.1.2 Τρόπος διεξαγωγής του ηλεκτροκαρδιογραφήματος

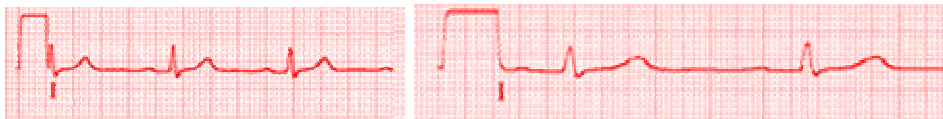
Το ηλεκτροκαρδιογράφημα γίνεται με ειδικό μηχάνημα που ονομάζεται ηλεκτροκαρδιογράφος. Ο ηλεκτροκαρδιογράφος είναι ένα ευαίσθητο βολτόμετρο που καταγράφει μέσω ηλεκτροδίων τις διαφορές δυναμικού στην επιφάνεια του σώματος που προκύπτουν κατά τη λειτουργία της καρδιάς. Αποτελείται από μία κεντρική μονάδα και ένα καλώδιο με δέκα (10) ηλεκτρόδια τα οποία συνδέονται στο σώμα του εξεταζόμενου. Τα τέσσερα (4) πρώτα ηλεκτρόδια συνδέονται από ένα στα χέρια και στα ποδιά και τα υπόλοιπα έξι (6) μπροστά στο θώρακα.

Το ηλεκτροκαρδιογράφημα καταγράφεται από την ακίδα του ηλεκτροκαρδιογράφου πάνω σε μιλιμετρέ χαρτί με ταχύτητα καταγραφής συνήθως 25mm/sec.



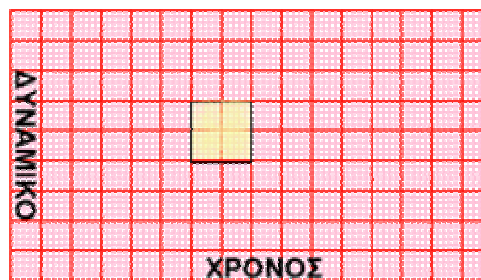
**Σχήμα 3-2:** Κανονική ταχύτητα καταγραφής

Μερικές φορές η καταγραφή μπορεί να γίνει με μεγαλύτερες ή μικρότερες ταχύτητες μεταξύ 50 mm/sec έως και 100mm/sec, όπως φαίνεται και από τα παρακάτω γραφήματα.



**Σχήμα 3-3:** Μεγαλύτερες ταχύτητες καταγραφής

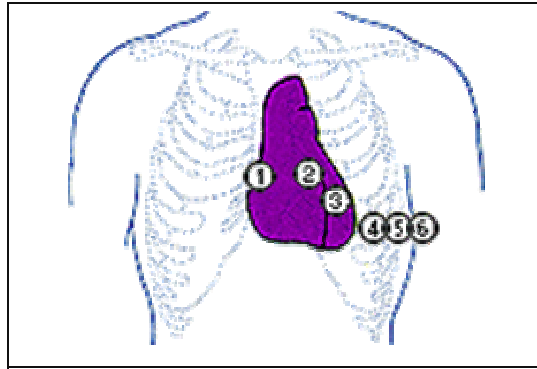
Ο οριζόντιος άξονας στο ηλεκτροκαρδιογραφικό χαρτί αντιστοιχεί σε χρόνο, ενώ ο κάθετος άξονας σε δυναμικό. (σχήμα 3-4)



**Σχήμα 3-4:** Δείγμα ηλεκτροκαρδιογραφικού χαρτιού

### 3.1.3 Τι καταγράφεται στο ηλεκτροκαρδιογράφημα;

Το ΗΚΓ καταγράφεται σε ειδικό χαρτί και αποτελείται από 12 απαγωγές. Οι πρώτες 6 ονομάζονται απαγωγές των άκρων (ή κλασικές) διότι καταγράφουν τα ηλεκτρικά δυναμικά που φθάνουν στα άκρα. Συμβολίζονται κατά σειρά με I, II, III, aVR, aVL, aVF. Οι υπόλοιπες 6 καταγράφουν τα ηλεκτρικά δυναμικά από την πρόσθια επιφάνεια του θώρακος και ονομάζονται προκάρδιες απαγωγές. Συμβολίζονται δε ως V1, V2, V3, V4, V5, V6.

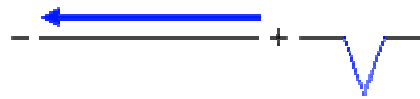


Σχήμα 3-5: Οι θέσεις των προκάρδιων απαγωγών

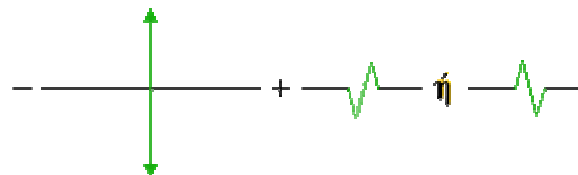
1. Όταν το κύμα εκπόλωσης οδεύει από το αρνητικό προς το θετικό ηλεκτρόδιο του ηλεκτροκαρδιογράφου, η γραφίδα κινείται προς τα πάνω και καταγράφει θετική απόκλιση.



2. Όταν το κύμα της εκπόλωσης οδεύει από το θετικό προς το αρνητικό ηλεκτρόδιο, η κίνηση της γραφίδας είναι προς τα κάτω.



3. Όταν το κύμα εκπόλωσης επεκτείνεται κάθετα προς μια απαγωγή θα καταγραφεί διφασική απόκλιση.



### 3.1.4 Οι φυσιολογικές ηλεκτρικές τάσεις στο ηλεκτροκαρδιογράφημα

Η ηλεκτρική τάση των κυμάτων στο φυσιολογικό ΗΚΓ εξαρτάται από τον τρόπο με τον οποίο τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην επιφάνεια του σώματος. Όταν το ένα ηλεκτρόδιο τοποθετείται αμέσως πάνω από την καρδιά, και το δεύτερο ηλεκτρόδιο τοποθετείται σε κάποιο άλλο σημείο του σώματος, η ηλεκτρική τάση του συμπλέγματος QRS μπορεί να φτάνει τα 3 ή 4 mV. Αλλά ακόμη και αυτή η τάση είναι πολύ μικρή, σε σύγκριση με το μονοφασικό δυναμικό ενέργειας των 110, όπως καταγράφεται, με άμεσο τρόπο, από την κυτταρική μεμβράνη μυϊκής ίνας του μυοκαρδίου. Όταν το ΗΚΓ καταγράφεται με ηλεκτρόδια τοποθετημένα στα δυο άνω

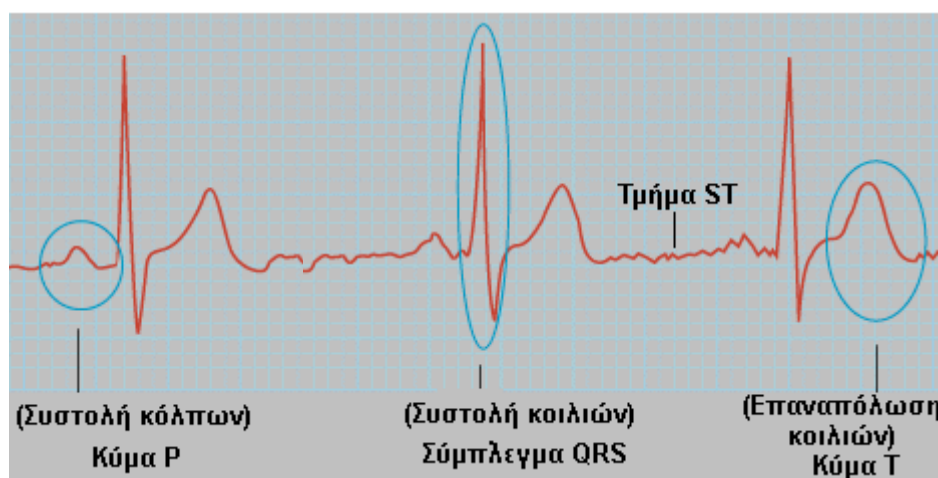
άκρα, είτε σε ένα άνω και σε ένα κάτω άκρο, η ηλεκτρική τάση του συμπλέγματος είναι συνήθως 1 mV από την κορυφή του επάρματος R μέχρι το κάτω μέρος του επάρματος. Εξάλλου η ηλεκτρική τάση του επάρματος P είναι 0,1 ως 0,3 mV και του επάρματος T από 0,2 ως 0,3 mV.

**Το διάστημα P-Q ή P-R:** Το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί μεταξύ του επάρματος P και της αρχής του συμπλέγματος QRS είναι ο χρόνος που παρέρχεται από την έναρξη της συστολής των κόλπων, μέχρι την έναρξη της συστολής των κοιλιών. Το χρονικό αυτό διάστημα ονομάζεται διάστημα P-Q. Το φυσιολογικό διάστημα P-Q είναι περίπου 0,16 sec. Αυτό το διάστημα σε μερικές περιπτώσεις ονομάζεται διάστημα P-R γιατί το Q συχνά απουσιάζει.

**Το διάστημα Q-T:** Η συστολή των κοιλιών πρακτικά διαρκεί από την αρχή του επάρματος Q μέχρι το τέλος του επάρματος T. Το χρονικό αυτό διάστημα ονομάζεται διάστημα Q-T και η φυσιολογική του διάρκεια είναι 0,35 sec.

### 3.1.5 Η συχνότητα της καρδιακής λειτουργίας:

Μπορεί να καθορισθεί εύκολα από το ηλεκτροκαρδιογράφημα, γιατί το χρονικό διάστημα που παρεμβάλλεται μεταξύ δυο διαδοχικών καρδιακών παλμών είναι το αντίστροφο της καρδιακής συχνότητας. Εάν το χρονικό διάστημα που παρεμβάλλεται μεταξύ δυο διαδοχικών καρδιακών παλμών, όπως καθορίζεται με τις γραμμές βαθμονόμησης, είναι 1 sec, η καρδιακή συχνότητα είναι 60 καρδιακοί παλμοί το λεπτό. Το φυσιολογικό χρονικό διάστημα που παρεμβάλλεται μεταξύ δυο συμπλεγμάτων QRS είναι περίπου 0,83 sec. Αυτό σημαίνει ότι η καρδιακή συχνότητα σ' αυτή την περίπτωση, είναι 72 καρδιακοί παλμοί το λεπτό.

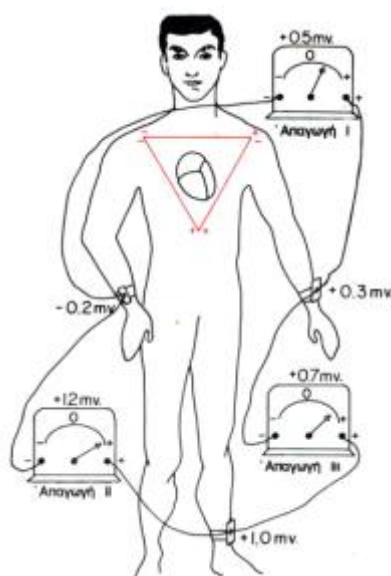


Σχήμα 3-6: Εντοπισμός των τμημάτων P, QRS, T σε τυπικό ΗΚΓ

## 3.2 Ηλεκτροκαρδιογραφικές απαγωγές

### 3.2.1 Οι τρεις διπολικές απαγωγές των άκρων

Με τον όρο «διπολικές» εννοείται ότι το ηλεκτροκαρδιογράφημα καταγράφεται από δύο ειδικά ηλεκτρόδια, τοποθετημένα στο σώμα και σ' αυτή την περίπτωση στα άκρα. Έτσι, η «απαγωγή» δε συνίσταται από ένα απλό καλώδιο, με το οποίο συνδέεται το σώμα με το καταγραφικό όργανο, αλλά από δύο καλώδια και από τα ηλεκτρόδιά τους, για να σχηματίζεται ένα πλήρες ηλεκτρικό κύκλωμα με τον ηλεκτροκαρδιογράφο. Έτσι προκύπτουν τρεις απαγωγές : απαγωγή I, απαγωγή II και απαγωγή III. Αυτές οι συνδέσεις παρουσιάζονται και στο σχήμα ...



Σχήμα 3-7: Σχηματική παράσταση των τριών απαγωγών

### 3.2.2 Απαγωγή I

Κατά την καταγραφή με την απαγωγή I, το αρνητικό ηλεκτρόδιο του ηλεκτροκαρδιογράφου τοποθετείται στο δεξιό άνω άκρο και το θετικό ηλεκτρόδιο στο αριστερό άνω άκρο. Κατά συνέπεια, όταν το σημείο στο θώρακα όπου το δεξιό άνω άκρο συνδέεται με το σώμα είναι ηλεκτραρνητικό σε σχέση με το σημείο στο οποίο το αριστερό άνω άκρο συνδέεται με το θώρακα, ο ηλεκτροκαρδιογράφος καταγράφει θετικό έπαρμα - δηλαδή έπαρμα πάνω από την ισοηλεκτρική γραμμή του

ηλεκτροκαρδιογραφήματος. Εξάλλου, όταν η πολικότητα μεταβάλλεται, το καταγραφόμενο έπαρμα είναι αρνητικό, δηλαδή κάτω από την ισοηλεκτρική γραμμή.

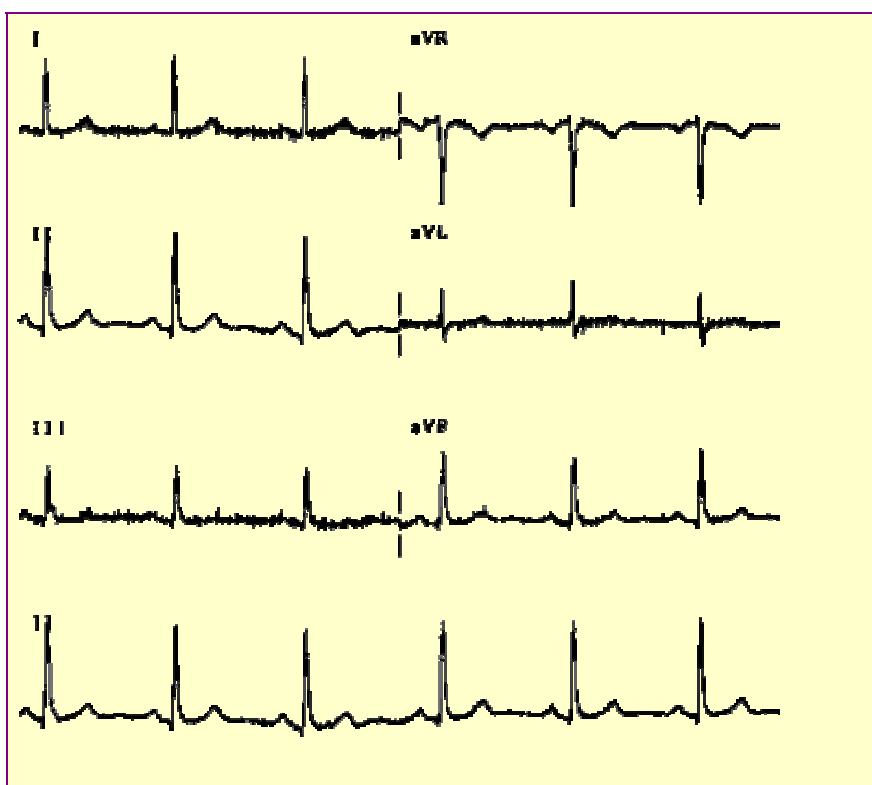
### 3.2.3 Απαγωγή II

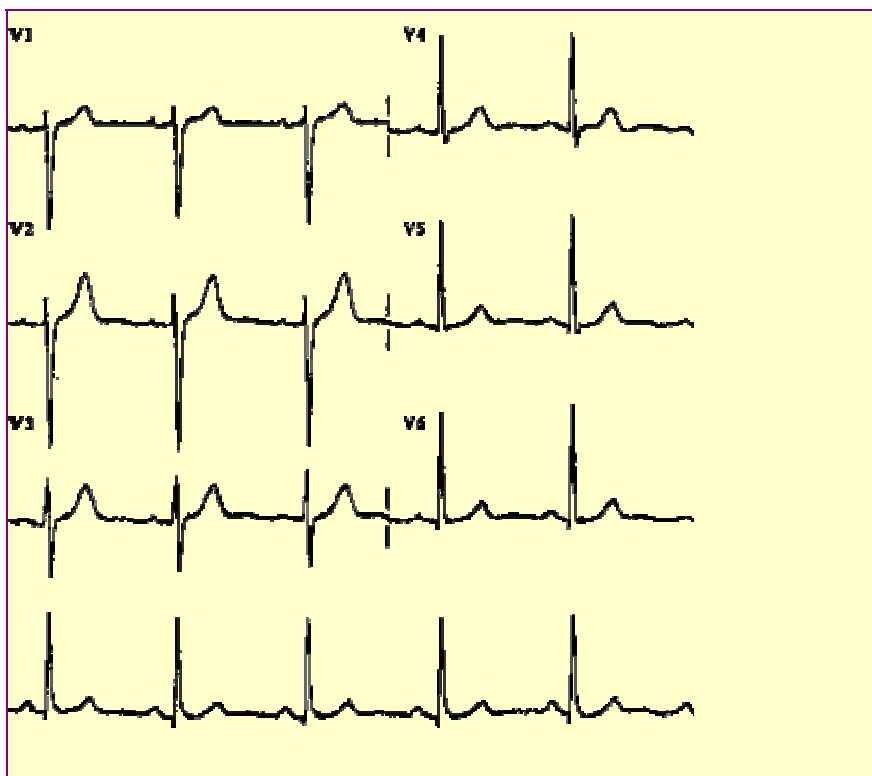
Κατά την καταγραφή με την απαγωγή II, το αρνητικό ηλεκτρόδιο του ηλεκτροκαρδιογράφου τοποθετείται στο δεξιό άνω άκρο και το θετικό ηλεκτρόδιο στο αριστερό κάτω άκρο. Κατά συνέπεια, όταν το δεξιό άνω άκρο είναι ηλεκτραρνητικό σε σχέση με το αριστερό κάτω άκρο, ο ηλεκτροκαρδιογράφος καταγράφει θετικό έπαρμα.

### 3.2.4 Απαγωγή III

Κατά την καταγραφή με την απαγωγή III, το αρνητικό ηλεκτρόδιο του ηλεκτροκαρδιογράφου τοποθετείται στο αριστερό άνω άκρο, και το θετικό ηλεκτρόδιο στο αριστερό κάτω άκρο. Αυτό σημαίνει ότι ο ηλεκτροκαρδιογράφος καταγράφει θετικό έπαρμα όταν το αριστερό άνω άκρο είναι ηλεκτραρνητικό σε σχέση με το αριστερό κάτω άκρο.

Με προσεκτικές μετρήσεις, για οποιαδήποτε στιγμή, το άθροισμα των δυναμικών στις απαγωγές I και III είναι ίσο με το δυναμικό στην απαγωγή II, σύμφωνα με το νόμο του Einthoven.





**Σχήμα 3-8:** Φυσιολογικό ΗΚΓ. Στο πάνω μέρος καταγράφονται οι 6 πρώτες απαγωγές (I, II, III, aVR, aVL, aVF) και στο κάτω μέρος οι έξι προκάρδιες απαγωγές (V1, V2, V3, V4, V5, V6.)

Επειδή τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα που λαμβάνονται με όλες τις διπολικές απαγωγές είναι όμοια μεταξύ τους, δεν έχει μεγάλη σημασία ποια απαγωγή χρησιμοποιείται όταν επιδιώκεται η διάγνωση των διάφορων αρρυθμιών της καρδιάς. Αυτό συμβαίνει επειδή η διάγνωση των αρρυθμιών εξαρτάται, κατά κύριο λόγο, από τις χρονικές αλληλοσυσχετίσεις μεταξύ των διαφόρων κυμάτων του καρδιακού παλμού. Από την άλλη μεριά, όταν απαιτείται η διάγνωση βλάβης στο μυοκάρδιο των κοιλιών ή των κόλπων, είτε στο σύστημα αγωγής των διεγέρσεων, ενδιαφέρει πάρα πολύ η απαγωγή που χρησιμοποιείται, γιατί οι ανωμαλίες που εμφανίζονται στο μυοκάρδιο μεταβάλλουν τη μορφή του ηλεκτροκαρδιογραφήματος κατά τρόπο σημαντικό σε ορισμένες απαγωγές, χωρίς να επηρεάζονται άλλες απαγωγές.

### 3.2.5 Οι ενισχυμένες μονοπολικές απαγωγές άκρων

Ένα άλλο σύστημα απαγωγών σε ευρεία χρήση είναι η «ενισχυμένη μονοπολική απαγωγή άκρου». Στην απαγωγή αυτού του τύπου, δύο άκρα συνδέονται, με την παρεμβολή ηλεκτρικών αντιστάσεων, με τον αρνητικό πόλο του

ηλεκτροκαρδιογράφου, ενώ το τρίτο άκρο συνδέεται με το θετικό πόλο. Όταν το θετικό ηλεκτρόδιο συνδέεται με δεξιό άνω άκρο, η απαγωγή ονομάζεται aVR, όταν συνδέεται με το αριστερό άνω άκρο, ονομάζεται απαγωγή aVL και όταν συνδέεται με το αριστερό κάτω άκρο, ονομάζεται απαγωγή aVF. Τα φυσιολογικά ηλεκτροκαρδιογραφήματα που λαμβάνονται με τις ενισχυμένες μονοπολικές απαγωγές των άκρων είναι όμοια με εκείνα των κλασσικών διπολικών απαγωγών των άκρων, εκτός από την απαγωγή aVR, στην οποία το ηλεκτροκαρδιογράφημα είναι ανεστραμμένο.

### 3.2.6 Προκάρδιες (θωρακικές) απαγωγές

Συχνά ηλεκτροκαρδιογραφήματα λαμβάνονται με το ένα ηλεκτρόδιο τοποθετημένο στην πρόσθια επιφάνεια του θώρακα, σε έξι ξεχωριστά σημεία. Αυτό το ηλεκτρόδιο συνδέεται με το θετικό πόλο του ηλεκτροκαρδιογραφήματος, ενώ το αρνητικό ηλεκτρόδιο, που ονομάζεται αδιάφορο ηλεκτρόδιο, συνδέεται συνήθως με την παρεμβολή ηλεκτρικών αντιστάσεων, με το δεξιό και αριστερό άνω άκρο, καθώς και με το αριστερό κάτω άκρο, όπως απεικονίζεται στο σχήμα. Συνήθως λαμβάνονται έξι διαφορετικές πρότυπες απαγωγές από το πρόσθιο θωρακικό τοίχωμα, με τη διαδοχική τοποθέτηση του θωρακικού ηλεκτροδίου στα έξι σημεία που σημειώνονται στο διάγραμμα. Τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα που λαμβάνονται με τη μέθοδο που απεικονίζεται στο σχήμα 8, φέρονται ως απαγωγές V1, V2, V3, V4, V5 και V6.

Στο σχήμα 9 απεικονίζονται τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα φυσιολογικής καρδιάς, όπως καταγράφονται από τις έξι προκάρδιες απαγωγές. Επειδή οι διάφορες επιφάνειες της καρδιάς είναι πολύ κοντά στο θωρακικό τοίχωμα, με την κάθε μια προκάρδια απαγωγή καταγράφεται, κατά κύριο λόγο, το ηλεκτρικό δυναμικό του μυοκαρδίου, που βρίσκεται αμέσως κάτω από το ηλεκτρόδιο. Για αυτό το λόγο, σχετικά μικρές ανωμαλίες στις κοιλίες, και ιδιαίτερα στο πρόσθιο κοιλιακό τοίχωμα, συχνά προκαλούν εκσεσημασμένες αλλοιώσεις στα ηλεκτροκαρδιογραφήματα που λαμβάνονται με τις προκάρδιες απαγωγές.

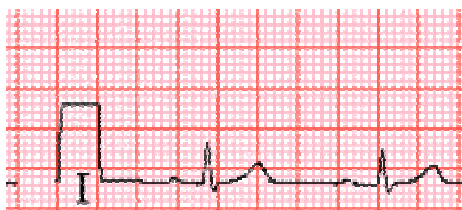
Στις απαγωγές V1 και V2, το σύμπλεγμα QRS της φυσιολογικής καρδιάς είναι κατά το μεγαλύτερο μέρος του αρνητικό, γιατί στις απαγωγές αυτές το προκάρδιο ηλεκτρόδιο είναι πλησιέστερα στη βάση παρά στην κορυφή της καρδιάς, προς την οποία βάση είναι η κατεύθυνση της ηλεκτραρνητικότητας κατά τη διάρκεια του μεγαλύτερου μέρους της διεργασίας της εκπόλωσης των κοιλιών. Αντίθετα, το



σύμπλεγμα QRS στις απαγωγές V4, V5 και V6 είναι, κατά το μεγαλύτερο μέρος του θετικό, γιατί το θωρακικό ηλεκτρόδιο σ' αυτές τις απαγωγές είναι πλησιέστερα προς την κορυφή της καρδιάς, προς την κατεύθυνση της οποίας παρατηρείται ηλεκτροθετικότητα κατά το μεγαλύτερο μέρος της διάρκειας της διεργασίας εκπόλωσης των κοιλιών.

### 3.3 Ρύθμιση ηλεκτροκαρδιογράφου

Πριν από κάθε καταγραφή του ηλεκτροκαρδιογραφήματος πρέπει να γίνεται ρύθμιση της ευαισθησίας του ηλεκτροκαρδιογράφου. Με τη βοήθεια ενός κουμπιού που βρίσκεται ενσωματωμένο στον ηλεκτροκαρδιογράφο απελευθερώνεται ηλεκτρικό ρεύμα 1mV που στις συνήθεις καταγραφές πρέπει να παράγει θετική απόκλιση της ακίδας ίση με 10mm (2 μεγάλα τετράγωνα). Σπανιότερα χρησιμοποιείται μεγαλύτερη ή μικρότερη ευαισθησία.



**Σχήμα 3-9:** Αποτύπωση αρχικής ρύθμισης ηλεκτροκαρδιογράφου σε ηλεκτροκαρδιογράφημα (1 mV=10mm με ταχύτητα καταγραφής ίση με 25mm/sec)

## 4. ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

### 4.1 Τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα (ΝΔ);

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένα σύνολο κόμβων ή νευρώνων που ο καθένας ενώνεται με όλους τους άλλους. Ουσιαστικά πρόκειται για ένα σύστημα επεξεργασίας πληροφορίας, σχεδιασμένο με βάση τη λογική συνδεσμολογίας των νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου. Το σημείο-κλειδί του συστήματος είναι η δικτυακή δομή του συστήματος επεξεργασίας πληροφορίας. Αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό πολλαπλά διασυνδεδεμένων επεξεργαστών (νευρώνες), που δουλεύουν σε πλήρη συμφωνία μεταξύ τους.

Τα νευρωνικά δίκτυα, όπως και ο άνθρωπος, έχουν τη δυνατότητα μάθησης μέσα από παραδείγματα. Στα βιολογικά συστήματα αυτό επιτυγχάνεται με την τροποποίηση των συνδέσεων-συνάψεων των νευρώνων. Η ίδια διαδικασία εφαρμόζεται και στα νευρωνικά δίκτυα. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιούνται σε διαδικασίες όπως η αναγνώριση προτύπων ή η κατηγοριοποίηση δεδομένων μέσα από διαδικασία μάθησης.

Λόγω της ικανότητας των νευρωνικών δικτύων να βρίσκουν λύσεις σε περιπτώσεις με πολύπλοκα ή αποσπασματικά δεδομένα, χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση προτύπων και την εξαγωγή συμπερασμάτων. Ένα "εκπαιδευμένο" νευρωνικό δίκτυο είναι δυνατόν να θεωρηθεί "ειδήμονας" στην κατηγορία των πληροφοριών που του δίνονται για ανάλυση. Τα πλεονεκτήματα ενός νευρωνικού δικτύου περιλαμβάνουν:

- Δυνατότητα προσαρμοστικής μάθησης. Το δίκτυο είναι σε θέση να μάθει να εκτελεί διαδικασίες βασισμένες στα δεδομένα που του δίνονται.
- Αυτοοργάνωση. Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να οργανώνεται με την πάροδο του χρόνου και με βάση τα δεδομένα που δέχεται από τις διάφορες εισόδους του.
- Επεξεργασία σε συνθήκες πραγματικού χρόνου. Οι υπολογισμοί ενός νευρωνικού δικτύου γίνονται ιδιαίτερα γρήγορα, αφού η σχεδίασή τους είναι βασισμένη σε παράλληλη αρχιτεκτονική των επεξεργαστών του συστήματος.
- Δυνατότητα διόρθωσης λαθών. Μερική καταστροφή του δικτύου έχει ως αποτέλεσμα τη μείωση της ταχύτητας επεξεργασίας. Τα μερικώς

κατεστραμμένα νευρωνικά δίκτυα είναι σε θέση να αναδιατάσσουν τις διεργασίες επεξεργασίας του δικτύου διοχετεύοντας όλη τη διαδικασία επεξεργασίας πληροφοριών στο υγιές τμήμα του νευρωνικού δικτύου.

Οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων καλύπτουν μια μεγάλη κατηγορία εφαρμογών, αφού χρησιμοποιούνται σε προβλήματα πρόβλεψης πωλήσεων και οικονομικών μεγεθών, έλεγχο βιομηχανικών διαδικασιών, διαχείριση κρίσεων, αναγνώριση τρισδιάστατων αντικειμένων, αναγνώριση λέξεων σε χειρόγραφα, αναγνώριση χαρακτήρων κ.ά.

Τα νευρωνικά δίκτυα (neural nets) αποτελούν μία σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες, καθ' όσον έχουν γίνει γνωστά και έχουν αναπτυχθεί μόνο κατά τα τελευταία σαράντα περίπου χρόνια. Αποτελούν επομένως ένα θέμα με μεγάλο ενδιαφέρον στις τεχνολογικές επιστήμες.

Η λειτουργία τους προσπαθεί να μιμηθεί κάποια πρότυπα (μοντέλα) του νευρωνικού συστήματος του ανθρώπου, τα οποία θα περιέχουν όλα τα χαρακτηριστικά που είναι γνωστά μέχρι σήμερα, και τα οποία θα μπορούσαν από μόνα τους να επιτελέσουν τις εργασίες αυτές, με τον ίδιο τρόπο που γίνονται στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα. Τα δίκτυα αυτά ονομάζονται **τεχνητά νευρωνικά δίκτυα** (artificial neural nets, ANN). Η βασική τους διαφορά από τα βιολογικά δίκτυα είναι ότι τα δίκτυα αυτά παίρνουν γνώσεις (μαθαίνουν) με την εξάσκηση και την εμπειρία, όπως ακριβώς και οι άνθρωποι, αλλά διαφέρουν στο ότι δεν ακολουθούν ορισμένους προκαθορισμένους κανόνες, που είναι χαρακτηριστικό των υπολογιστών.

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι ένα σύνθετο, μη γραμμικό και παράλληλο σύστημα επεξεργασίας πληροφορίας. Έχει την δυνατότητα να οργανώνει τα δομικά του στοιχεία (νευρώνες) με τρόπο που επιτρέπει την εκτέλεση εργασιών πολύ γρηγορότερα από τον υπολογιστή:

–Αναγνώριση γνώριμου προσώπου σε 100-200ms

–Σύστημα ηχοεντοπισμού (sonar) νυχτερίδας: εξαγωγή σύνθετων πληροφοριών για το στόχο από εγκέφαλο ελάχιστου μεγέθους. Ο εγκέφαλος χτίζει κανόνες (αποθησαυρίζει εμπειρίες), προσαρμόζεται διαρκώς στο περιβάλλον και αλλάζει δομή (πλαστικότητα).

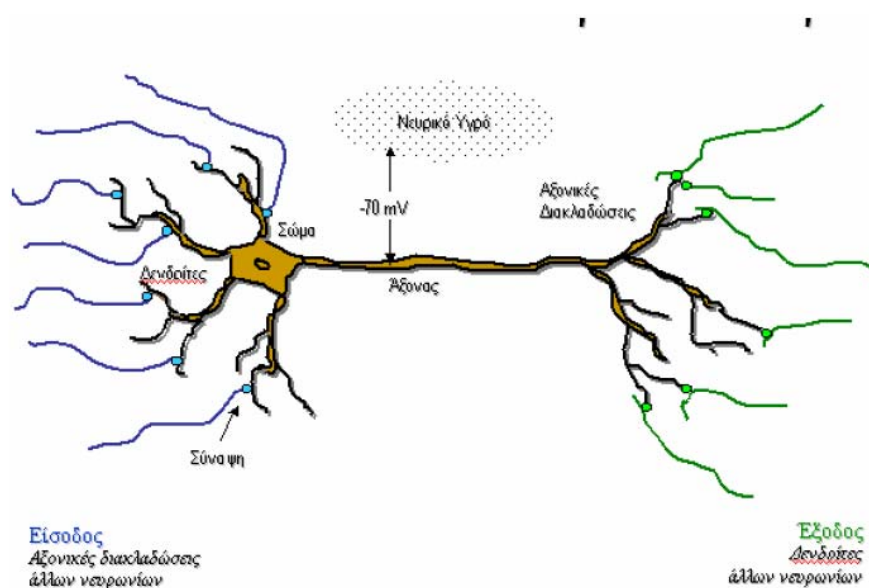
Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι προσπάθειες να μοντελοποιηθούμε μιμηθούμε τον τρόπο που επιτελεί τις διάφορες εργασίες ο ανθρώπινος εγκέφαλος (McCulloch (ψυχίατρος & νευροανατόμος) & Pitts(μαθηματικός) 1943).

Πρόκειται για συστήματα επεξεργασίας πληροφοριών (υπολογιστικά συστήματα), που η δομή τους και η λειτουργία τους εμπνέονται από τις τρέχουσες γνώσεις μας για ατα βιολογικά νευρικά συστήματα.

## 4.2 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα

Τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα αποτελούνται από τους νευρώνες που αποτελούν το βασικό δομικό κομμάτι του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ο εγκέφαλος περιέχει  $10^{11}$  περίπου νευρώνες τοποθετημένους σε ομάδες και κάθε ομάδα περιέχει εκατοντάδες βιολογικών νευρώνων. Κάθε νευρώνας συνδέεται μέσω μερικών χιλιάδων συνάψεων. Υπολογίζεται ότι υπάρχουν  $10^{15}$  συνάψεις στον ανθρώπινο εγκέφαλο.

Η μετάδοση σημάτων- πληροφορίας μεταξύ των νευρώνων είναι χημικής φύσεως. Χημικές ουσίες εκλύονται από τη μια πλευρά της σύναψης και αυξάνουν ή μειώνουν το ηλεκτρικό δυναμικό μέσα στον νευρώνα που δέχεται την πληροφορία.

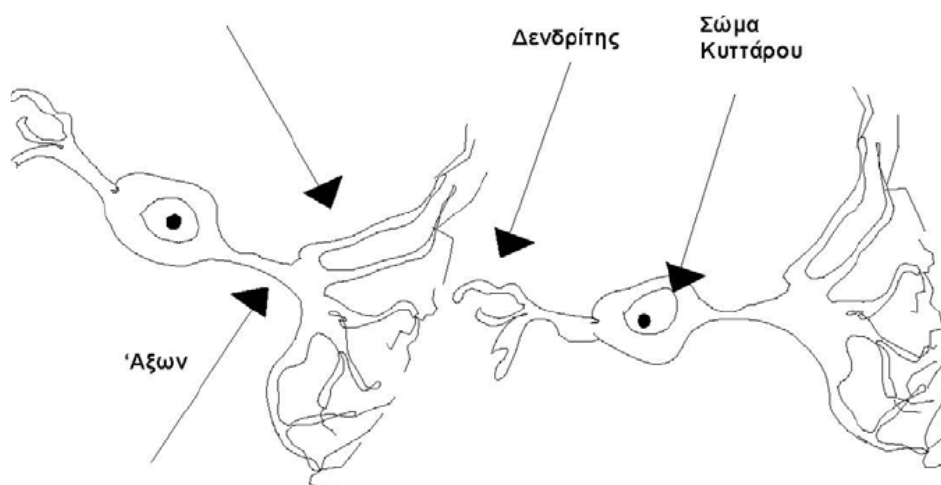


**Σχήμα 4-1:** Σχηματική αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα

Ένας νευρώνας (σχήμα) είναι αυτόνομος και αποτελείται από το κυρίως νευρικό κύτταρο (σώμα) και τις αποφυάδες του, που ονομάζονται νευρίτες και χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: α) Στην πρώτη κατηγορία έχουμε τον μοναδικό νευράξονα ή άξονα κάθε νευρώνα. Είναι μια νηματοειδής προέκταση του κυρίως νευρικού κυττάρου και οι νευρικές ώσεις - δυναμικά δράσης, του κυτταρικού σώματος μετακινούνται κατά μήκος του άξονα προς την απόληξή του. Οι άξονες έχουν σαν άκρο την

προσυναπτική μεμβράνη που συμμετέχει στη δημιουργία της σύναψης, της περιοχής δηλαδή όπου έρχεται ο νευρώνας σε ηλεκτροχημική επαφή με άλλους νευρώνες για να τους μεταδώσει σήματα.

β) Στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν οι δενδρίτες που είναι διακλαδισμένες αποφύσεις των νευρώνων. Βρίσκονται σε επαφή με τις απολήξεις διαφόρων αξόνων από γειτονικούς ή απομακρυσμένους νευρώνες μέσω των συνάψεων,. Οι δενδρίτες, συλλέγουν τα σήματα που εκπέμπονται από τις αξονικές απολήξεις και τα μεταδίδουν στο κυτταρικό σώμα του νευρώνα που ανήκουν.



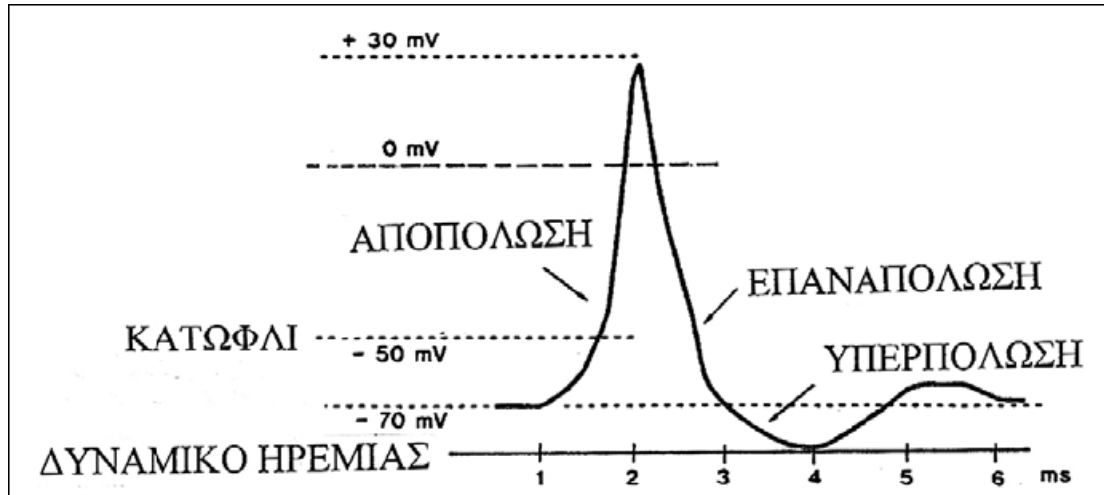
**Σχήμα 4-2:** Αυτόνομος νευρώνας

Κατά μήκος της κυτταρικής μεμβράνης διατηρείται μια διαφορά ηλεκτρικού δυναμικού, τέτοια ώστε το εσωτερικό του κυττάρου να βρίσκεται σε αρνητικό δυναμικό σε σχέση με τον εξωτερικό χώρο.

Στην περίπτωση των νευρικών και μυϊκών κυττάρων το δυναμικό ηρεμίας είναι της τάξης των λίγων δεκάδων mV ( $\approx -70$  mV) και οφείλεται στην άνιση κατανομή ιόντων μεταξύ των δύο πλευρών της κυτταρικής μεμβράνης, η οποία κατανομή διατηρείται από τη μεταβολική δραστηριότητα του κυττάρου. Σε κατάσταση ηρεμίας το εσωτερικό του νευρώνα είναι αρνητικά φορτισμένο σε σχέση με τον εξωτερικό χώρο.

Τα δυναμικά που μετράμε μεταξύ δύο ηλεκτροδίων στην εξωτερική επιφάνεια του κεφαλιού σε ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, οφείλονται σε ρεύματα ιόντων διαμέσου της κυτταρικής μεμβράνης των νευρώνων που συμμετέχουν στην εκάστοτε εγκεφαλική λειτουργία.

Δυναμικό Δράσης (action potential): Δημιουργείται όταν το διαμεμβρανικό δυναμικό στο κυρίως σώμα του νευρώνα, δηλαδή το συνολικό άθροισμα των ερεθισμών που έρχονται από τους δενδρίτες, αλλάζει από την τιμή ηρεμίας και υπερβεί ένα ορισμένο κατώφλι (συνήθως περίπου  $-50\text{mV}$ ), ( σχήμα).



Σχήμα 4-3: Δυναμικό δράσης.

Μετασυναπτικό Δυναμικό (Post Synaptic Potential - PSP): Το δυναμικό αυτό εμφανίζεται στη μετασυναπτική μεμβράνη, όταν μεταδοθεί ο ερεθισμός μέσω του συναπτικού χάσματος από την προσυναπτική μεμβράνη, ερεθισμός ο οποίος οφείλεται σε ενεργοποίηση του προσυναπτικού νευρώνα

Αν το δυναμικό αυξηθεί πέρα από ένα όριο, ο νευρώνας ενεργοποιείται και παράγει παλμό περιορισμένης διάρκειας, που με τη σειρά του μεταδίδεται μέσω των συνάψεων σε άλλους νευρώνες. Κατά τις περιόδους της μάθησης τροποποιείται η ισχύς των συνάψεων (η ικανότητά τους να μεταδίδουν σήματα) και επιπλέον δημιουργούνται νέες συνάψεις. Το μεγάλο πλήθος νευρώνων σε συνδυασμό με την υψηλή παραλληλία έχει ως αποτέλεσμα μεγάλη ταχύτητα επεξεργασίας

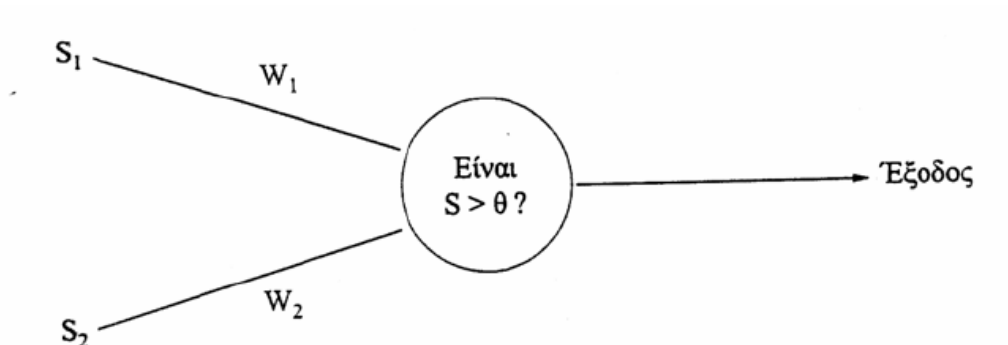
### 4.3 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Ο τεχνητός νευρώνας σχεδιάστηκε ώστε να προσομοιώνει τα χαρακτηριστικά των βιολογικών νευρώνων. Ένα σύνολο από δεδομένα εισόδου (inputs) εφαρμόζεται σε έναν ευρώνα και παράγει τα δεδομένα εξόδου (outputs). Κάθε είσοδος πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο βάρος (weight) που αναλογεί στην συναπτική δύναμη, αθροίζονται για να καθορίσουν το βαθμό ενεργοποίησης του νευρώνα.

### 4.3.1 Ο στοιχειώδης νευρώνας (perceptron)

Το μοντέλο του αισθητήρα (perceptron) είναι από τα πρώτα μοντέλα νευρωνικών δικτύων που αναπτύχθηκαν, και έδωσαν μεγάλη ώθηση χάρη στις επιτυχίες που είχε από την αρχή.

Ο στοιχειώδης αισθητήρας (elementary perceptron) αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα, είναι το πιο απλό αυτοδύναμο σύστημα που υπάρχει και επιτελεί μία ορισμένη λειτουργία..



**Σχήμα 4-4:** Γραφική άποψη στοιχειώδη αισθητήρα

Ο μοναδικός νευρώνας του συστήματος έχει έναν ορισμένο αριθμό συνδέσεων που προέρχονται από άλλους νευρώνες όπως φαίνονται στο σχήμα . Έχει ένα ορισμένο αριθμό εισόδων, αλλά μία μόνο έξοδο. Αυτό σημαίνει ότι η μονάδα αυτή δέχεται πολλές εισόδους,  $s_1, s_2, s_3$ , κλπ. αλλά παράγει μία μόνο έξοδο, που όπως φαίνεται στο σχήμα είναι στα δεξιά του κύκλου. Κάθε εισερχόμενο σήμα  $s_i$ , συνδέεται με τον κεντρικό νευρώνα με ένα βάρος  $w_i$  που δείχνει την αλληλεπίδραση μεταξύ των δύο νευρώνων που συνδέονται. Στην πιο απλή του ενός νευρώνα το βάρος  $w$  είναι η επίδραση του εισερχόμενου σήματος με τον νευρώνα. Αυτό που έχει σημασία δεν είναι η τιμή του βάρους  $w$  από μόνη της, ούτε η τιμή του σήματος  $s$ , αλλά είναι το γινόμενο  $s_i * w_i$  . Κάθε είσοδος  $s_i$  πολλαπλασιάζεται με το αντίστοιχο βάρος  $w_i$  που έχει η σύνδεση  $i$ , και τελικά αυτό που φτάνει στον νευρώνα από κάθε εισερχόμενο σήμα είναι το γινόμενο  $s_i * w_i$ . Ο αισθητήρας στη συνέχεια αθροίζει όλα τα επιμέρους γινόμενα , και λαμβάνει ένα σήμα με συνολική τιμή:

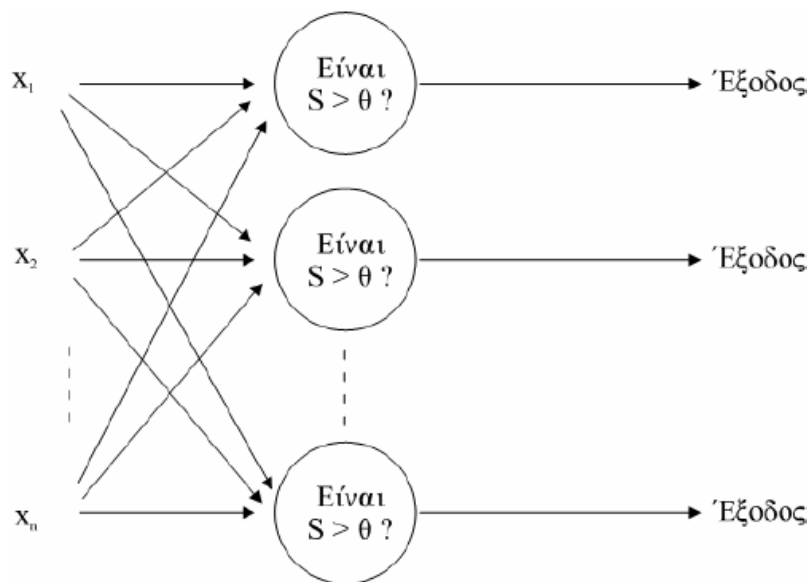
$$S = \sum_i s_i w_i$$

Στη συνέχεια εφαρμόζουμε την συνάρτηση κατωφλίου Heaviside, με ένα συγκεκριμένο κατώφλι δυναμικού  $\theta$ . Συγκρίνουμε το  $\theta$  με το άθροισμα  $S$ . Αν  $S > \theta$  τότε ο αισθητήρας ενεργοποιείται. Εάν  $S < \theta$  τότε το άθροισμα  $S$  γίνεται ίσο με μηδέν και ο νευρώνας είναι αδρανής. Αυτό συνοψίζεται ως:

Αν  $S > \theta$  τότε η έξοδος = 1

Αν  $S < \theta$  τότε η έξοδος = 0

Αντιλαμβανόμαστε λοιπόν ότι η ενεργητικότητα του αισθητήρα εξαρτάται από τα βάρη των συνδέσεων, τις τιμές των εισόδων, και την τιμή του κατωφλίου. Θεωρούμε ότι αυτό που μαθαίνει το σύστημα αποθηκεύεται στα βάρη των συνδέσεων, τα οποία, όπως θα εξηγήσουμε στη συνέχεια μεταβάλλονται συνεχώς, κατά την διάρκεια που το σύστημα εκπαιδεύεται.



Σχήμα 4-5:: Ο αισθητήρας με  $n$  νευρώνες

Η διαδικασία σύγκρισης με το κατώφλι  $\theta$  είναι η ίδια όπως και στο απλό μοντέλο, αλλά εδώ έχουμε μια πλειάδα από εξόδους, των οποίων ο αριθμός είναι  $n$ , όσο δηλ. και ο αριθμός των νευρώνων.

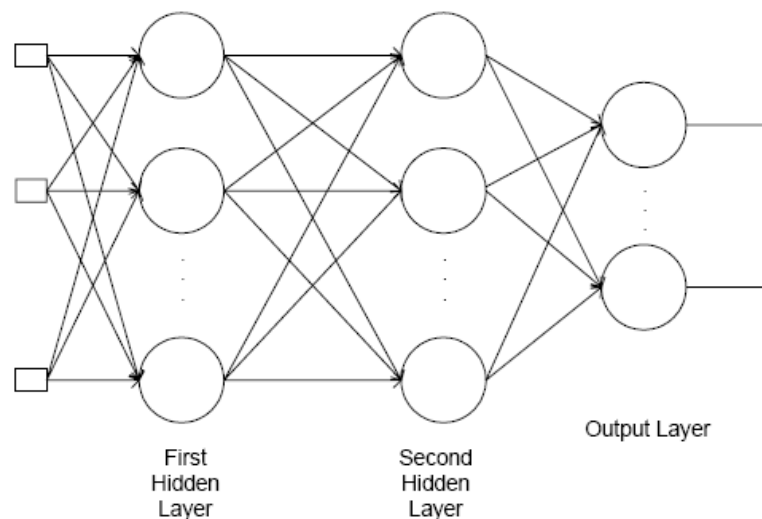


### 4.3.2 Πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα (Multilayer Perceptrons)

Καθώς ανεβαίνει η πολυπλοκότητα, αυξάνει και ο αριθμός των νευρώνων που περιέχει ένα ΝΔ. Υπάρχει όμως πάντα μια συγκεκριμένη ταξινόμηση σε δυο επίπεδα, ένα επίπεδο στο οποίο εισέρχονται τα σήματα (επίπεδο εισόδου) και ένα επίπεδο όπου εξάγεται το αποτέλεσμα του νευρωνικού δικτύου (επίπεδο εξόδου), η οποία τηρείται αυστηρά ανεξάρτητα από το είδος του.

Ένα από τα πιο γνωστά προβλήματα των νευρωνικών δικτύων είναι το πρόβλημα της συνάρτησης XOR (exclusive-or) συνάρτηση της αποκλειστικής διάζευξης. Η συνάρτηση αυτή δέχεται δύο εισόδους και δίδει μία έξοδο. Το μοντέλο του στοιχειώδους αισθητήρα δεν μπορούσε να λύσει το πρόβλημα της συνάρτησης XOR και έτσι έγινε κατανοητό ότι έπρεπε να δημιουργηθούν ΤΝΔ με περισσότερα επίπεδα.

Τα πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα (Multilayer Perceptrons) αποτελούνται από ένα επίπεδο εισόδου (input layer), από 1 ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα (hidden layers) και από ένα επίπεδο εξόδου (output layer)



**Σχήμα 4-6:** Δομή Πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου

Γενικά τρία επίπεδα είναι αρκετά για να επιλύσουμε κάθε είδους πρόβλημα δηλαδή το επίπεδο εισόδου, ένα κρυμμένο επίπεδο και το επίπεδο εξόδου. Το κρυμμένο επίπεδο βλέπει μόνο το εσωτερικό του ΝΔ και όχι κατευθείαν την είσοδο ή την έξοδο. Απαιτείται όμως πειραματισμός για να καθορίσουμε το πλήθος των νευρώνων που θα έχει το κρυμμένο επίπεδο, ώστε να μεταδίδεται με τον καλύτερο

τρόπο η συνάρτηση μεταφοράς και να επιτυγχάνεται το επιθυμητό αποτέλεσμα. Ως συντομογραφία ενός πολυεπίπεδου ΝΔ χρησιμοποιείται ο συμβολισμός:  $p-m_1-m_2-\dots-m_n-n$ , όπου  $p$  είναι ο αριθμός των εισόδων, και  $m_i$  ένα κρυμμένο επίπεδο με  $i$  νευρώνες, και  $n$  ο αριθμός των εξόδων

### 4.3.3 Ευθέως τροφοδοτούμενα (feedforward) και επανατροφοδοτούμενα (feedbackward) δίκτυα

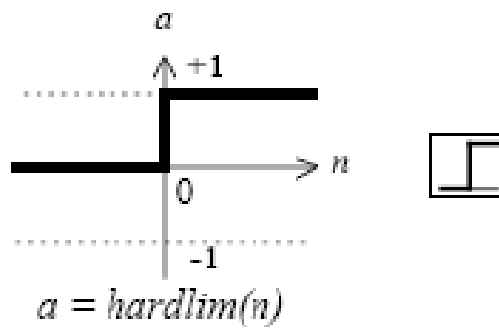
Όσον αφορά το πώς είναι συνδεδεμένες οι μονάδες μεταξύ τους υπάρχουν δυο βασικές κατηγορίες δικτύων, τα ευθέως τροφοδοτούμενα (feedforward) και τα επανατροφοδοτούμενα (feedbackward) δίκτυα. Στα ευθέως τροφοδοτούμενα οι μονάδες είναι οργανωμένες σε διαφορετικά επίπεδα έτσι ώστε οι μονάδες του ενός επιπέδου να τροφοδοτούν τις μονάδες του επομένου επιπέδου έως ότου τροφοδοτηθούν και αυτές του τελευταίου επιπέδου. Δηλαδή δεν υπάρχει έξοδος μονάδας ενός επιπέδου που να αποτελεί είσοδο μονάδας του ίδιου επιπέδου. Στα επανατροφοδοτούμενα δίκτυα τουλάχιστον η έξοδος μιας μονάδας αποτελεί είσοδο μιας άλλης μονάδας του ίδιου ή προηγούμενου επιπέδου. Στα πειράματά μας εμείς θα ασχοληθούμε με feedforward δίκτυα.

## 4.4 Συναρτήσεις Μεταφοράς

Εδώ παρουσιάζονται οι κυριότερες συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται

### 4.4.1 Hard-limit Transfer function

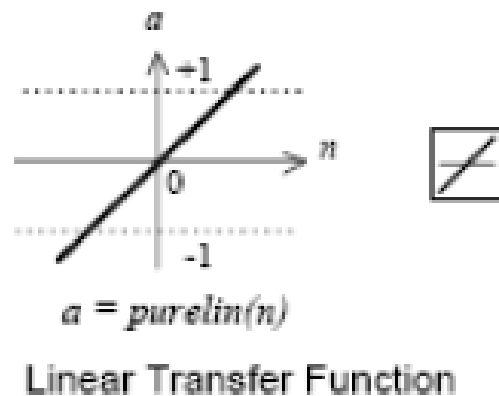
Η συνάρτηση μεταφοράς hard-limit που φαίνεται πιο κάτω (Σχήμα 4-7) περιορίζει την έξοδο του νευρώνα σε 0 εάν η είσοδος  $n$  είναι μικρότερη του 0 ή η έξοδος του νευρώνα περιορίζεται σε 1 εάν το  $n$  είναι ίσο ή μεγαλύτερο του 0.



**Σχήμα 4-7:** Συνάρτηση μεταφοράς hard limit

#### 4.4.2. Linear Transfer Function

Οι νευρώνες αυτού του τύπου χρησιμοποιούνται ως linear approximators στα «γραμμικά φίλτρα».

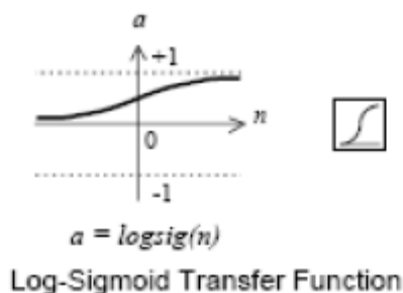


**Σχήμα 4-8:** Γραμμική (linear) συνάρτηση μεταφοράς

#### 4.4.3. Σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς (sigmoid transfer function)

Η σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς (sigmoid transfer function) που παρουσιάζεται παρακάτω παίρνει την είσοδο, η οποία μπορεί να έχει οποιαδήποτε αξία μεταξύ συν και μείον άπειρο, και συμπίπτει την παραγωγή στη σειρά 0 έως 1.

Αυτή η συνάρτηση μεταφοράς χρησιμοποιείται συνήθως στα backpropagation δίκτυα, εν μέρει επειδή είναι παραγωγίσιμο.



**Σχήμα 4-9:** Σιγμοειδής συνάρτηση μεταφοράς

#### 4.4.4 Συναρτήσεις εκπαίδευσης `traingd` και `trainlm`

**Συνάρτηση εκπαίδευσης `traingd`:** Η πιο καθοδικά απότομη συνάρτηση εκπαίδευσης είναι η `traingd`. Τα βάρη και τα biases ανανεώνονται στην κατεύθυνση του αρνητικού της κλίσης της απόδοσης της συνάρτησης. Υπάρχουν επτά παράμετροι κατάρτισης που συνδέονται με την συνάρτηση `traingd`. Αυτά είναι `epochs`, `show`, `goal`, `time`, `min_grad`, `max_fail`, και `lr`. Το ποσοστό εκμάθησης `lr` πολλαπλασιάζετε με το αρνητικό της κλίσης για να καθορίσει τις αλλαγές στα βάρη και τα biases. Όσο μεγαλύτερο το ποσοστό εκμάθησης, τόσο μεγαλύτερο το βήμα. Εάν το ποσοστό εκμάθησης γίνεται πάρα πολύ μεγάλο, ο αλγόριθμος γίνεται ασταθής. Εάν το ποσοστό εκμάθησης τίθεται πάρα πολύ μικρό, ο αλγόριθμος παίρνει αρκετή ώρα για να συγκλίνει. Η κατάρτιση σταματά εάν ο αριθμός επαναλήψεων υπερβαίνει τα `epochs`, εάν η λειτουργία απόδοσης μειώνεται κάτω από το στόχο, εάν το μέγεθος της κλίσης είναι λιγότερο από το `mingrad`, ή εάν ο χρόνος κατάρτισης είναι πιο μακροχρόνιος από τα χρονικά δευτερόλεπτα. Η μέθοδος `traingd` έχει χρησιμοποιηθεί στο νευρωνικό μας δίκτυο για εκπαίδευση. Στα δικά μας πειράματα έχουμε αφήσει τα `default values` για τις παραμέτρους.

#### (TrainLM)

Όπως στις quasi-Newton μεθόδους, ο αλγόριθμος Levenberg- Marquardt σχεδιάστηκε στο να προσεγγίζει δευτέρας τάξης ταχύτητα εκπαίδευσης χωρίς να πρέπει να υπολογιστεί ο πίνακας Hessian. Όταν η λειτουργία απόδοσης έχει τη μορφή ενός ποσού των τετραγώνων (όπως είναι χαρακτηριστικό σε δίκτυα feedforward κατάρτισης), κατόπιν η Hessian μήτρα μπορεί να προσεγγιστεί όπως:

$$\mathbf{H} = \mathbf{J}^T \mathbf{J}$$

και η κλίση μπορεί να υπολογιστεί ως

$$\mathbf{g} = \mathbf{J}^T \mathbf{e}$$

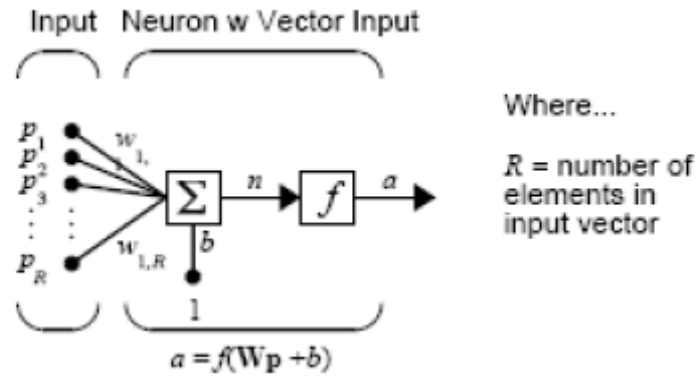
όπου  $\mathbf{J}$  είναι ο πίνακας Jacobian που περιέχει τα πρώτα παράγωγα των λαθών του δικτύου όσον αφορά τα βάρη και τα biases, και το  $\mathbf{e}$  είναι ένα διάνυσμα των λαθών των δικτύων. Ο πίνακας Jacobian μπορεί να υπολογιστεί μέσω μιας τυποποιημένης backpropagation τεχνικής που είναι πολύ λιγότερο σύνθετη από υπολογίζοντας το πίνακα Hessian. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt χρησιμοποιεί προσέγγιση στον πίνακα Hessian στα εξής Newton-like update:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - [\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e}$$

Όταν το  $\mu$  είναι μηδέν, αυτό είναι ακριβώς η μέθοδος Newton, που χρησιμοποιεί τον κατά προσέγγιση πίνακα Hessian. Όταν  $\mu$  είναι μεγάλο, αυτό γίνεται καθοδική κλίση με ένα μικρό μέγεθος βημάτων. Η μέθοδος Newton είναι γρηγορότερη και ακριβέστερη κοντά σε ένα ελάχιστο λάθος, έτσι ο στόχος πρόκειται να μετατοπιστεί προς τη μέθοδο Newton όσο το δυνατόν γρηγορότερα. Κατά συνέπεια, το  $\mu$  μειώνεται μετά από κάθε επιτυχές βήμα (μείωση στην απόδοση συνάρτησης) και αυξάνεται μόνο όταν θα αύξανε ένα δοκιμαστικό βήμα την απόδοση. Κατά αυτόν τον τρόπο, η συνάρτηση απόδοσης θα μειωθεί πάντα σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου. Αξίζει να πούμε ότι θέλουμε όσο το δυνατό μικρότερη την απόδοση συνάρτησης. Οι παράμετροι κατάρτισης του trainlm είναι: epochs, show, goal, time, min\_grad, max\_fail, mu, mu\_dec, mu\_inc, mu\_max, και mem\_reduc. Η παράμετρος η mu είναι η αρχική τιμή για το  $\mu$ . Αυτή η τιμή πολλαπλασιάζετε με το mu\_dec όποτε η λειτουργία απόδοσης μειώνεται κατά ένα βήμα. Πολλαπλασιάζετε με το mu\_inc όποτε ένα βήμα θα αύξανε τη συνάρτηση απόδοσης. Εάν η mu γίνεται μεγαλύτερη από mu\_max, ο αλγόριθμος σταματά. Η παράμετρος mem\_reduc χρησιμοποιείται για να ελέγξει το ποσό μνήμης που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο. Στα δικά μας πειράματα έχουμε αφήσει τα default values για τις παραμέτρους.

## 4.5 Νευρώνας με είσοδο διάνυσμα

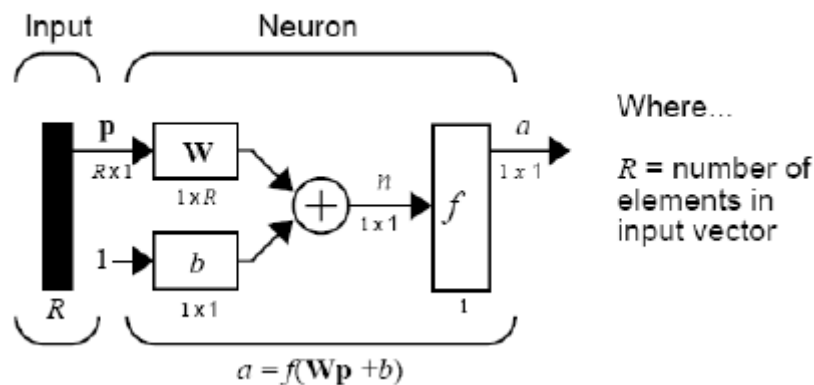
Ένας νευρώνας με R-στοιχειά εισόδου φαίνεται πιο κάτω:



Σχήμα 4-10: Αρχιτεκτονική απλού νευρώνα

Ο νευρώνας έχει ένα bias  $b$  το οποίο προστίθεται με τα weighted inputs για να δημιουργήσουν την καθαρή είσοδο  $n$ . Το άθροισμα είναι η είσοδος για τη συνάρτηση μεταφοράς.

$$n = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + \dots + w_{1,R}p_R + b$$



Σχήμα 4-11: Άποψη υλοποίησης Ν.Δ. σε Matlab

Εδώ η ανυσματική είσοδος  $p$  αντιπροσωπεύεται από το μαύρο κουτί στα αριστερά. Οι διαστάσεις του  $p$  παρουσιάζονται κάτω από το σύμβολο  $p$  με αριθμό ως  $R \times 1$ . (Σημειώστε ότι θα χρησιμοποιήσουμε ένα κεφαλαίο το γράμμα, όπως το  $R$  στην

προηγούμενη πρόταση, κατά αναφορά στο μέγεθος ενός διάνυσματος.) Κατά συνέπεια, το  $p$  είναι ένα διάνυσμα των στοιχείων εισαγωγής  $R$ .

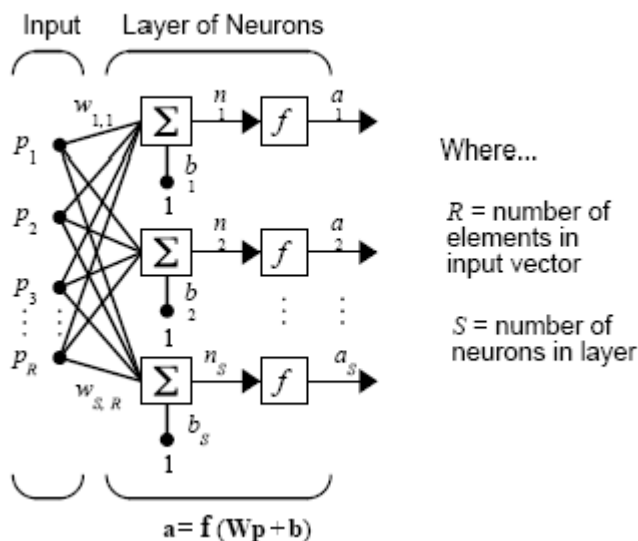
Οι εισοδοί πολλαπλασιάζουν τον πίνακα γραμμή  $R$  με πίνακα στήλη  $W$ . Όπως πριν, μια σταθερά 1 εισάγει το νευρώνα ως εισαγωγή και πολλαπλασιάζετε με ένα bias  $b$ . Η καθαρή είσοδος στη συνάρτησης μεταφοράς  $f$  είναι η  $n$ , η οποία είναι το άθροισμα του bias  $b$  και του γινομένου  $WP$ . Αυτή είναι η είσοδος για την συνάρτηση μεταφοράς  $f$  για να πάρει την έξοδο  $a$  του νευρώνα. Σημειώστε ότι εάν είχαμε περισσότερους από έναν νευρώνες, η έξοδος των δικτύων θα ήταν ένα διάνυσμα όπως και στην περίπτωση μας.

Ένα στρώμα ενός δικτύου ορίζεται όπως παρουσιάζεται ανωτέρω αναπαράσταση. Ένα στρώμα περιλαμβάνει το συνδυασμό των βαρών, τον πολλαπλασιασμό και το άθροισμα της λειτουργίας (που πραγματοποιούνται εδώ ως διανυσματικό προϊόν  $WP$ ), του bias  $b$ , και της συνάρτησης μεταφοράς  $f$ . Ο πίνακας εισόδων, διάνυσμα  $p$ , δεν συμπεριλαμβάνεται στο στρώμα.

## 4.6 Αρχιτεκτονικές Δικτύων

### 4.6.1 Μονό Στρώμα Νευρώνα

Ένα μονό στρώμα δικτύου με  $R$  στοιχεία εισόδους και με  $S$  νευρώνες φαίνεται πιο κάτω

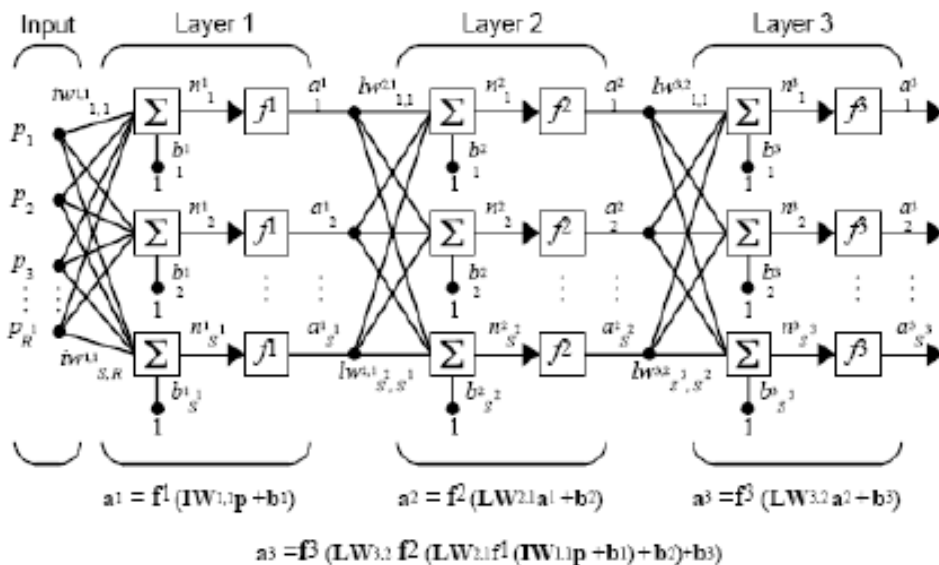
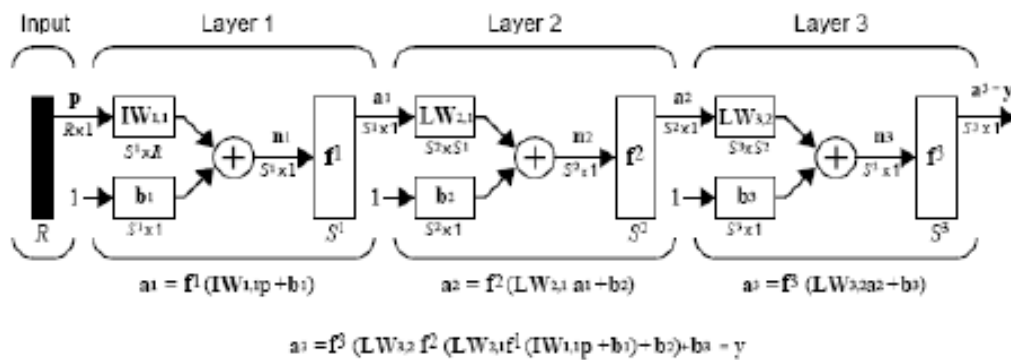


Σχήμα 4-12: Μονό στρώμα δικτύου

Σε αυτό το δίκτυο, κάθε στοιχείο της διανυσματικής εισόδου  $\mathbf{p}$  συνδέεται με κάθε νευρώνα που εισάγεται μέσω του πίνακα βαρών  $W$ . Ο νιοστός νευρώνας έχει ένα άθροισμα που συλλέγει τις σταθμισμένες εισαγωγές και το bias του για να διαμορφώσει την κλιμακωτή έξοδο του  $n(i)$ . Τα διάφορα  $n(i)$  που παίρνονται μαζί διαμορφώνουν μια καθαρή διανυσματική είσοδο  $\mathbf{n}$   $S$ -στοιχείων. Τέλος, οι έξοδοι του στρώματος νευρώνα διαμορφώνουν μία στήλη διάνυσμα  $\mathbf{a}$ .

#### 4.6.2 Πολλαπλά Στρώματα Νευρώνων

Ένα δίκτυο μπορεί να έχει πολλά στρώματα νευρώνων. Το δικό μας δίκτυο έχει ένα (1) στρώμα νευρώνων. Το κάθε στρώμα έχει το δικό του πίνακα στάθμισης  $W$ , τη στάθμιση  $b$  και μια διανυσματική έξοδο  $\mathbf{a}$ . Στο Σχήμα 4-13 παρατίθεται ένα σχεδιάγραμμα ενός νευρωνικού δικτύου με τρία στρώματα σε λεπτομερή μορφή. Πιο απλή



Σχήμα 4-13: Νευρωνικό δίκτυο με τρία στρώματα



Το δίκτυο που παρουσιάζεται παραπάνω έχει  $R1$  τις εισόδους,  $S1$  νευρώνες στο πρώτο στρώμα,  $S2$  τους νευρώνες στο δεύτερο στρώμα, κ.λπ. Είναι κοινό για τα διαφορετικά στρώματα να υπάρξουν οι διαφορετικοί αριθμοί νευρώνων. Μια σταθερή είσοδος 1 είναι η στάθμιση για κάθε νευρώνα.

Σημειώνεται ότι τα αποτελέσματα έξοδοι κάθε ενδιάμεσου στρώματος είναι οι είσοδοι στο ακόλουθο στρώμα. Κατά συνέπεια το στρώμα 2 μπορεί να αναλυθεί ως δίκτυο ένας-στρώματος με  $S1$  τις εισαγωγές,  $S2$  νευρώνες, και ένα πίνακα βαρών  $W2$   $S2 \times S1$ . Η είσοδος στο στρώμα 2 είναι έξοδος  $a1$  και η έξοδος του είναι  $a2$ .

## 5. ΣΧΕΔΙΑΣΜΟΣ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ στο MATLAB

Σε αυτό το κεφάλαιο πραγματοποιείται η σχεδίαση και η υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου για την επεξεργασία και αναγνώριση σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφων. Η υλοποίηση αυτή γίνεται με τη βοήθεια της γλώσσας προγραμματισμού MATLAB. Η γλώσσα προγραμματισμού MATLAB, της εταιρείας Mathworks, χρησιμοποιείται ευρέως για την προσομοίωση και πραγματοποίηση διάφορων εφαρμογών. Ανάμεσα σε αυτές τις εφαρμογές είναι και η υλοποίηση νευρωνικών δικτύων. Αυτή είναι δυνατή μέσω της αντίστοιχης εργαλειοθήκης που παρέχεται από το MATLAB με το όνομα nnet. Η έκδοση του MATLAB που χρησιμοποιείται στην τρέχουσα εφαρμογή είναι η R2007b.

Στις σελίδες του διαδικτύου [www.physionet.org](http://www.physionet.org) και [www.physionet.org/physiobank](http://www.physionet.org/physiobank) μπορούν να βρεθούν σήματα και αλγόριθμοι επεξεργασίας.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται στη συγκεκριμένη περίπτωση προέρχονται από το Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Μασαχουσέτης (MIT – Massachusetts Institute of Technology and Beth Israel Hospital (MIT/BIH)). Τα χαρακτηριστικά διανύσματα (feature vectors) παραχωρήθηκαν από τον Surehka Palreddy που τα συγκέντρωσε στα πλαίσια της διδακτορικής του διατριβής.

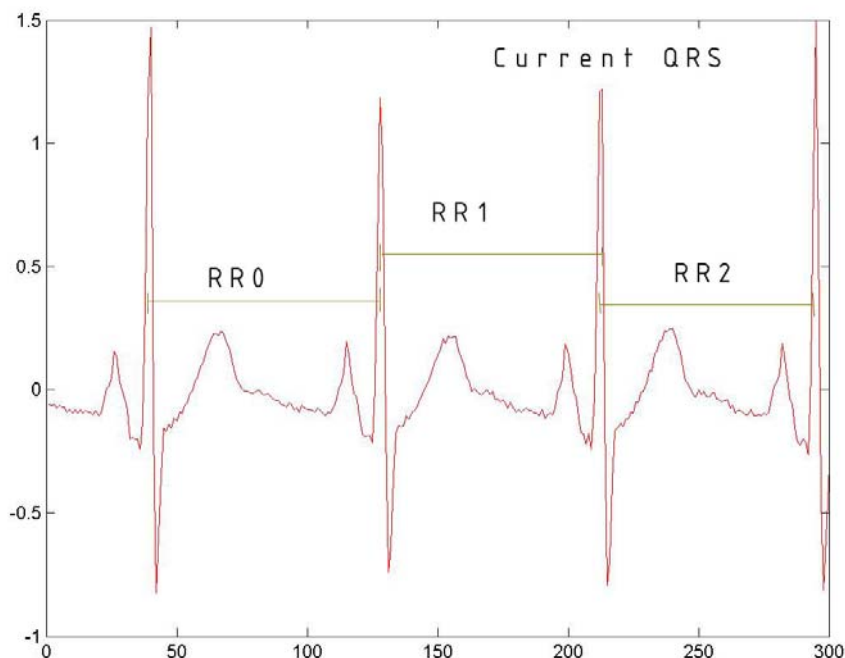
Ο Palreddy ταξινόμησε τα ΗΚΓ σε δύο κατηγορίες: Η πρώτη είναι αυτή που έχει όλους τους κτύπους από το R ως το T, και στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν όλοι οι υπόλοιποι κτύποι που ακολουθούν. Για να το κάνει αυτό ο Palreddy κατασκεύασε έναν κώδικα C για να υπολογίσει τα εννιά στοιχεία από τα ΗΚΓ που πήρε από τη βάση δεδομένων του MIT/BIH (Massachusetts Institute of Technology and Beth Israel Hospital) και το δέκατο στοιχείο είναι 1 ή 2 ανάλογα με το αν το περιστατικό είναι ΤΥΠΟΥ 1 ή ΤΥΠΟΥ 2..

Τα δεδομένα εντάχθηκαν σε διάνυσμα εισόδου με εννέα στοιχεία (features):

Τα στοιχεία αυτά είναι:

- **RR0**: το διάστημα R-R ανάμεσα στον προηγούμενο κτύπο και στον επόμενο
- **RR1**: το διάστημα R-R στον τρέχων κτύπο και στον προηγούμενο κτύπο
- **RR2**: το διάστημα R-R ανάμεσα στον τρέχων κτύπο και στον επόμενο κτύπο
- **RR3**: ο λόγος  $RR0/RR1$
- **RR4**: Η συσχέτιση του προηγούμενου κτύπου και του τρέχοντος κτύπου
- **RR5**: Η συσχέτιση του τρέχοντος κτύπου και του επόμενου κτύπου
- **RR6**: Το ποσοστό του σήματος ΗΚΓ άνω του 0,2 ενός προκαθορισμένου κατωφλιού (threshold)
- **RR7**: Το ποσοστό του σήματος ΗΚΓ άνω του 0,6 ενός προκαθορισμένου κατωφλιού
- **RR8**: Το ποσοστό του σήματος ΗΚΓ άνω του 0,8 ενός προκαθορισμένου κατωφλιού.

Τα διαστήματα RR0, RR1 και RR2 εμφανίζονται και στο Σχήμα 6-1 ενώ τα υπόλοιπα στοιχεία αφορούν σχέσεις με το προκαθορισμένο κατώφλι και εξαρτώνται από τον ορισμό αυτού.



Σχήμα 6-1: Τα στοιχεία RR0, RR1 και RR2 (Krachey, 2001)

1. Έχοντας ήδη κατασκευάσει εννιά πλέγματα από το MIT/BIH, το επόμενο βήμα είναι να κατασκευάσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο που θα ταξινομεί το κάθε δείγμα. Αυτή η εργασία προσπαθεί να μιμηθεί τη διάγνωση ενός καρδιολόγου εφαρμόζοντας έναν αλγόριθμο διάγνωσης νευρωνικού δικτύου με βάση τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το ΗΚΓ και μια βάση δεδομένων με 74182 δείγματα (<http://www.cae.wisc.edu/~ece539/data/ecg/>)
- . Ο στόχος αυτής της εργασίας δεν καλύπτει όλες τις πιθανές καρδιακές ανωμαλίες. Αντίθετα ταξινομεί ένα ΗΚΓ σε μία από τις δύο κατηγορίες κτύπων που παρουσιάζονται παραπάνω.

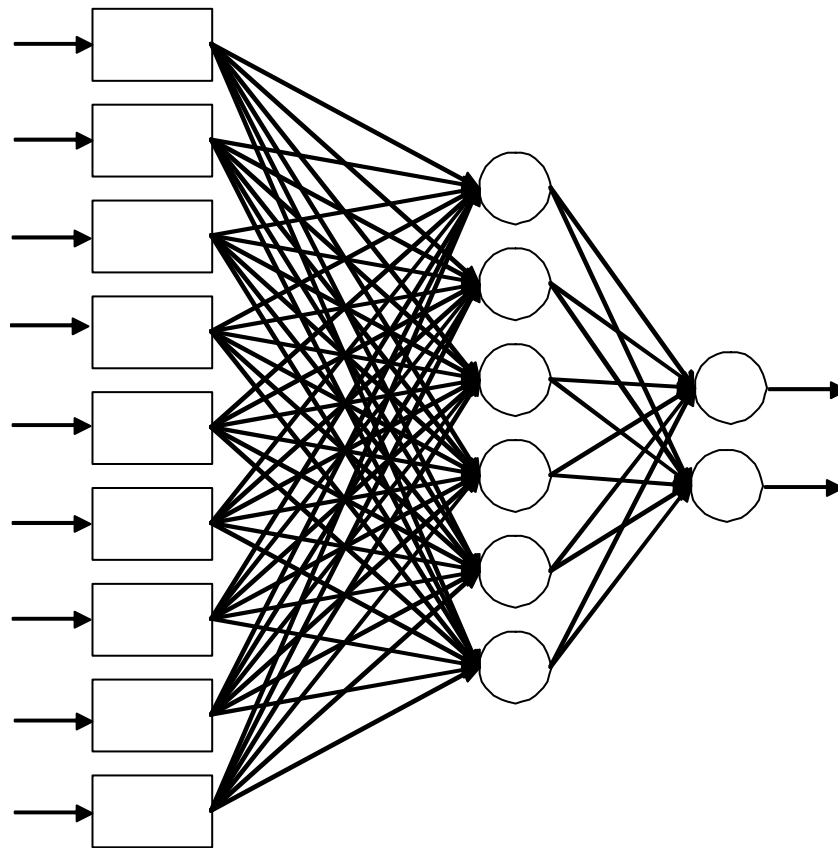
Οι στόχοι της παρούσας εργασίας αφορούν τρία επίπεδα. Στο πρώτο επίπεδο ο κύριος στόχος είναι ο καθορισμός ενός βέλτιστου δικτύου πολλαπλών στρωμάτων (Multilayer Perceptron – MLP) για ταξινόμηση των ΗΚΓ. Στο δεύτερο επίπεδο ο στόχος είναι η σύγκριση αποτελεσμάτων διαφορετικών νευρωνικών δικτύων, συναρτήσεων ενεργοποίησης και συναρτήσεων εκμάθησης. Στο τρίτο στάδιο είναι να δημιουργηθεί μια τελική εφαρμογή που να στηρίζεται στο βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο και να δίνει την δυνατότητα εισάγοντας ο χρήστης δεδομένα να εξάγει πιθανή διάγνωση για το αν το ΗΚΓ είναι Τύπου I ή II.

## 5.1 Σχεδιασμός και υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-2 με nntool - Πείραμα 1

(Γραφικό περιβάλλον του matlab και το nntool)

### 5.1.1 Σχεδιασμός ΤΝΔ 9-6-2

Στο υπό σχεδίαση ΤΝΔ υπάρχουν εννέα (9) είσοδοι, έξι νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο και δύο (2) έξοδοι. Δηλαδή το υπό σχεδίαση ΤΝΔ είναι τύπου 9-6-2 όπως φαίνεται και στο Σχήμα 5-1.



Σχήμα 5-1: Σχηματική παράσταση νευρωνικού δικτύου 9-6-2

Θα ξεκινήσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο 9-6-2.

Την ταξινόμηση την έχουμε από τα στοιχεία:

- Data provided by Massachusetts Institute of Technology and Beth Israel Hospital(MIT/BIH)
- Feature vectors provided by Surehka Palreddy (beats\_5700\_5900.txt)

Αυτά τα στοιχεία παρουσιάζονται στο Παράρτημα. Από την αρχική βάση των στοιχείων τα οποία είναι 74182 εμείς παίρνουμε ένα δείγμα 200 από 5700 ως 5900.

### 5.1.2 Υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-2

Από το beats\_5700\_5900.txt το οποίο περιέχει 9 τιμές εισόδου για κάθε δείγμα και 1-2 σαν έξοδο έχουμε δημιουργήσει τα εξής αρχεία κάνοντας τις στήλες γραμμές.

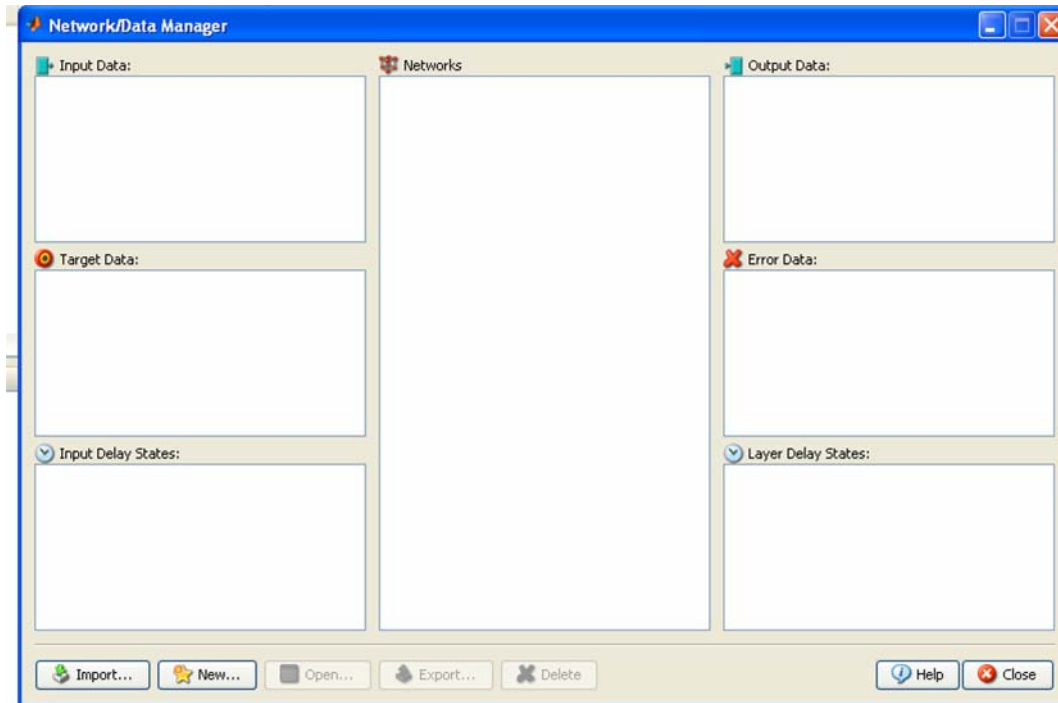
EISODOS.MAT (τα 100 πρώτα δείγματα σε έναν πίνακα 9x100 για είσοδο)

OUT.MAT (τα 100 πρώτα δείγματα σε έναν πίνακα 2x100 για έξοδο)

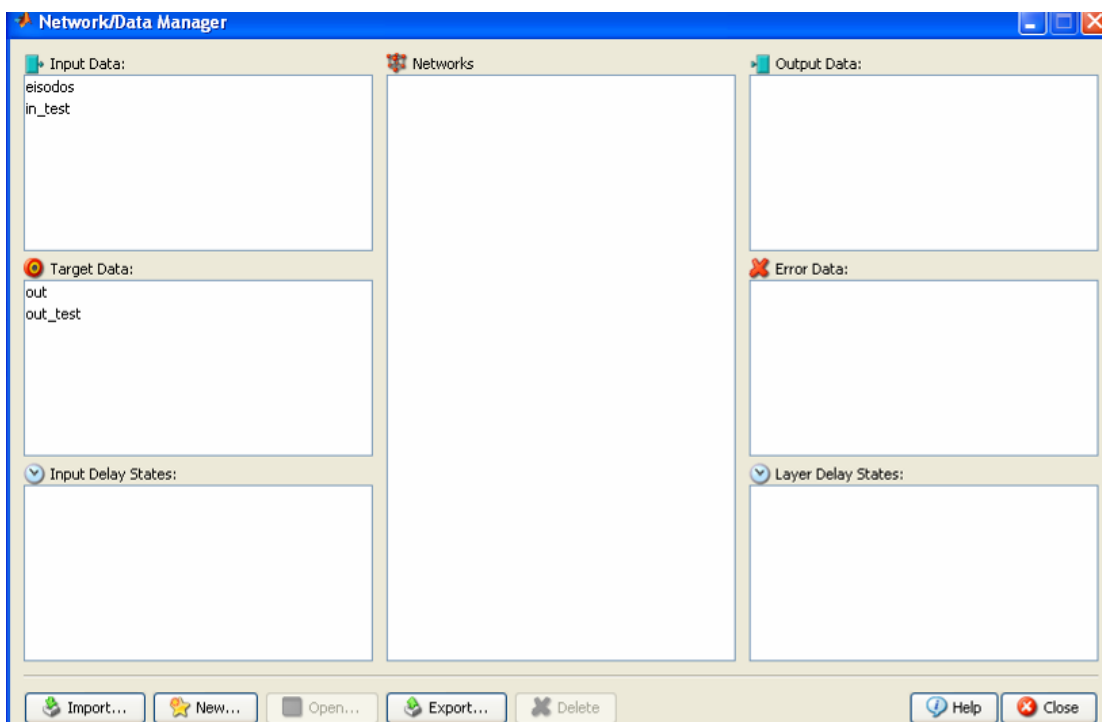
IN.TEST (101-120 δείγματα σε έναν πίνακα 9x20 για είσοδο)

OUT.TEST( πήρα τα 20 δείγματα σε έναν πίνακα 2x20 για έξοδο)

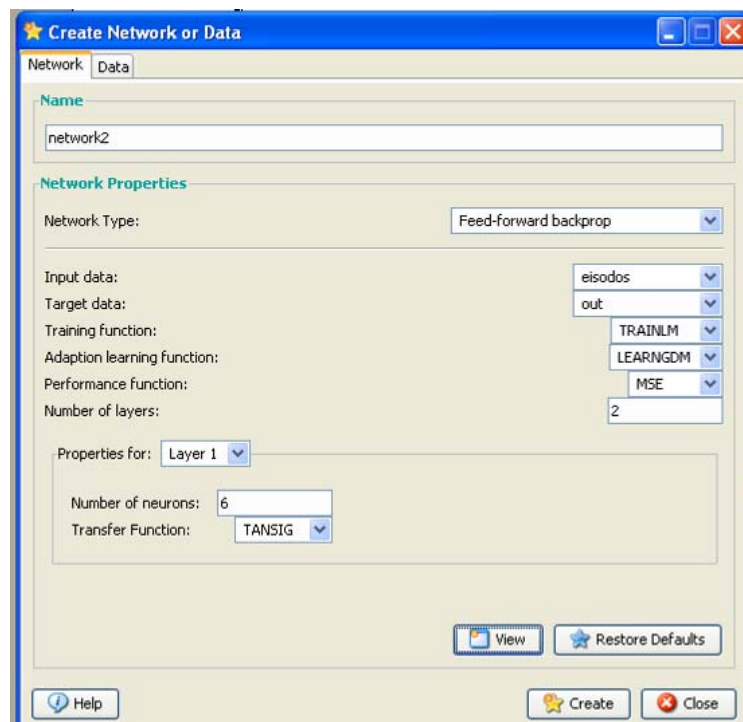
Ανοίγουμε το matlab, φορτώνουμε όλα τα αρχεία που αναφέρθηκαν πιο πάνω και γράφοντας `nhtool` στο περιβάλλον εργασίας ανοίγει το εξής παράθυρο:



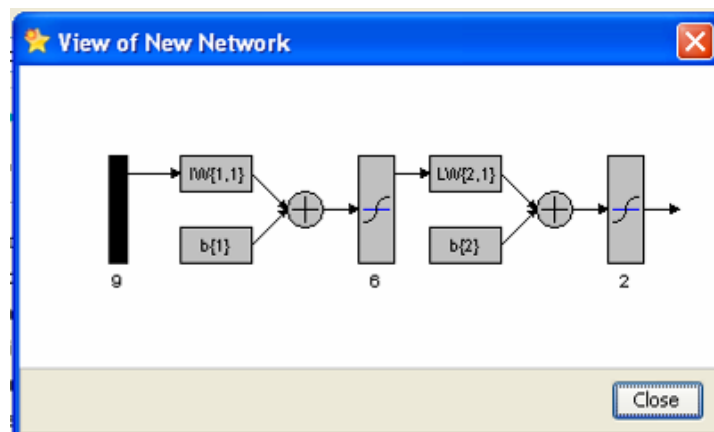
Στο input data κάνουμε import την `eisodos` και το `in_test` και στο target data το `out` και το `out_test`.



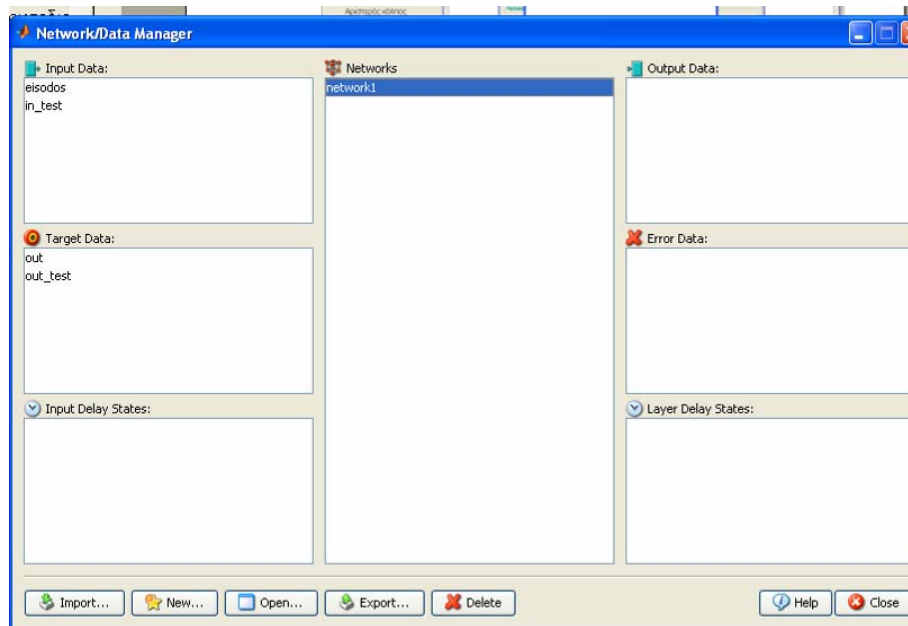
Επιλέγοντας τώρα new εμφανίζεται το κάτω παράθυρο



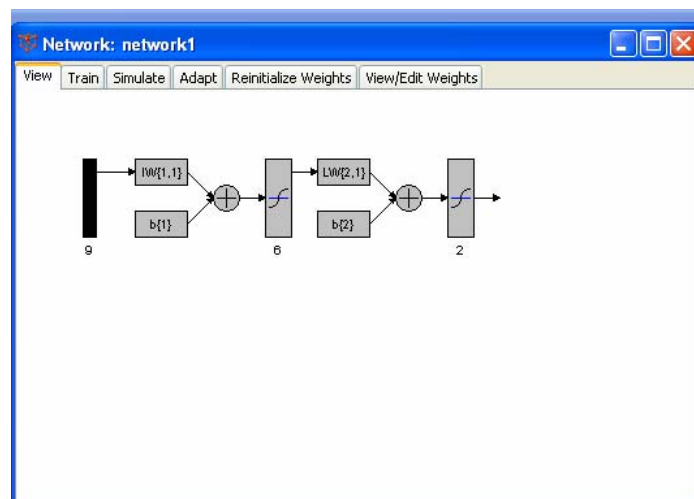
Οι αλλαγές που κάνουμε είναι να βάλουμε για input data=eisodos, για target data=out και τα υπόλοιπα τα αφήνουμε default. Στη συνέχεια επιλέγουμε create ώστε να κατασκευαστεί το Νευρωνικό μας δίκτυο και πατώντας το tab view μπορούμε να το δούμε.



Γυρνώντας στο κεντρικό μενού βλέπουμε πως έχει δημιουργηθεί το network1

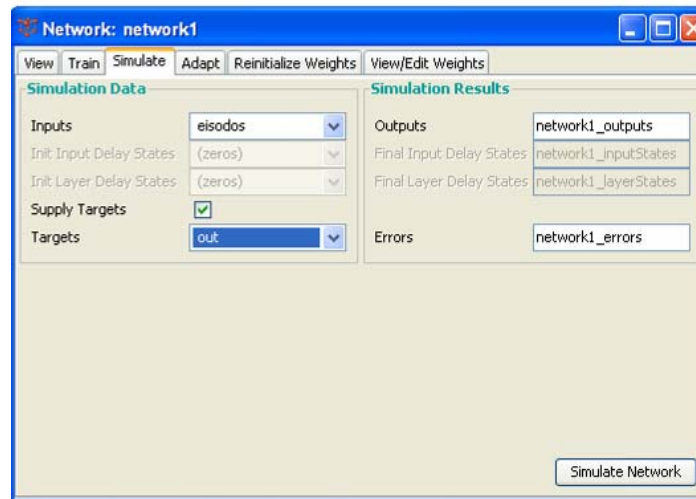


Κάνοντας διπλό κλικ στο network1 ανοίγει το παρακάτω παράθυρο

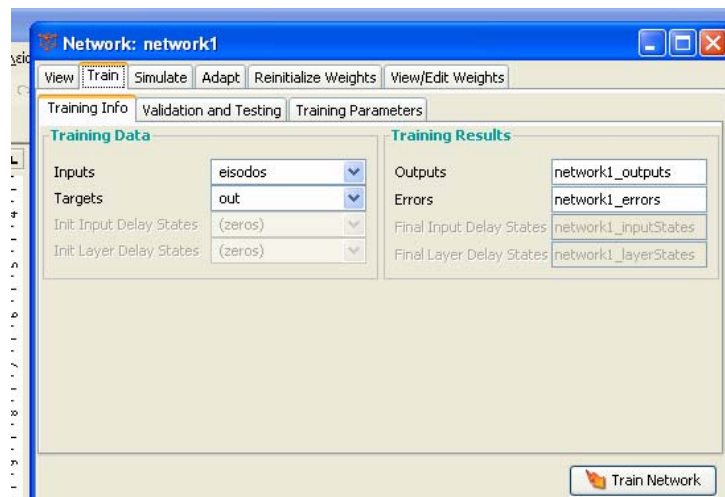


Τώρα πατάμε simulate και δείχνει

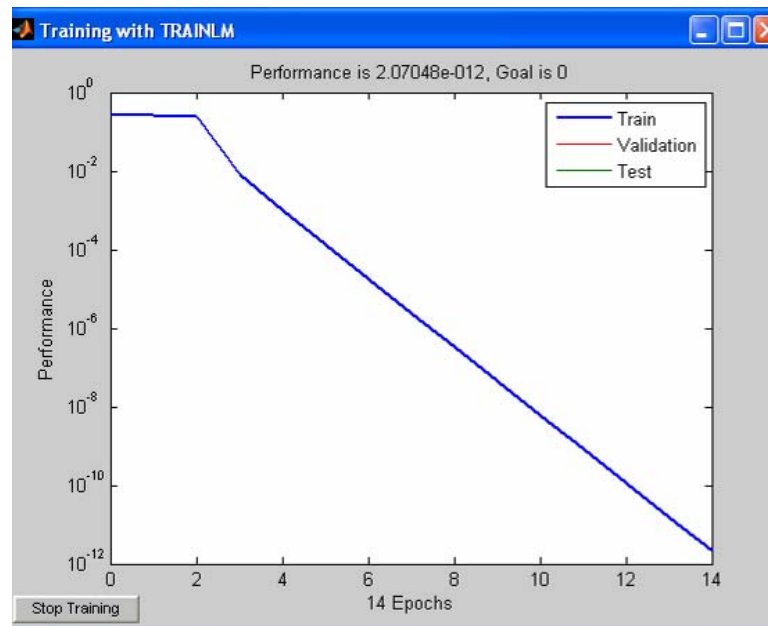




Θέτουμε για inputs=eisodos και για targets=out και εν συνεχεία επιλέγουμε το tab train για να εκπαιδευτεί το ΝΔ



Αφού θέσουμε κι εδώ inputs=eisodos και targets=out πατάμε το train network και εμφανίζεται:



Μετά κάνουμε export το Network\_1 out και με τις παρακάτω εντολές έχουμε:

```
mse(out-network1_outputs)
```

```
ans =
```

```
2.0705e-012
```

```
classification=(sum(sum(out==round(network1_outputs))))/size(network1_outputs,1)
```

```
classification =
```

```
100
```

## 5.3 Κατασκευή ΤΝΔ με χρήση εντολών

### 5.3.1 Η εντολή newff

Εκτός από τη χρήση του γραφικού περιβάλλοντος και την βοήθεια του nntool, υπάρχει κι άλλος τρόπος για την κατασκευή τεχνικών νευρωνικών δικτύων. Ένας από αυτούς είναι μέσω της συνάρτησης 'newff'.

Η δημιουργία ενός MLP ΝΔ γίνεται με την εντολή 'newff', η οποία συντάσσεται ως εξής

```
NEWFF(PR,[S1 S2...SNI],{TF1 TF2...TFNI},BTF,BLF,PF),
```

- Ένας Rx2 πίνακας ,όπου R είναι οι νευρώνες στο επίπεδο εισόδου, με την πρώτη στήλη την ελάχιστη τιμή και η δεύτερη στήλη η μέγιστη τιμή για κάθε νευρώνα.
- Το δεύτερο όρισμα είναι ένας πίνακας γραμμή με τον αριθμό των νευρώνων σε κάθε κρυμμένο επίπεδο μέχρι και το επίπεδο εξόδου.
- Το τρίτο όρισμα δίνει τις συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται μεταξύ των επιπέδων για την επεξεργασία των δεδομένων, όπως 'tansig' , 'logsig' , 'purelin'.
- Τα τελευταία όρισμα αναφέρονται στη συνάρτηση εκπαίδευσης του δίκτυο,υ 'traingda' (σύμφωνα με τη μέθοδο προσαρμοστικού ελέγχου), 'traingdx' (σύμφωνα με τη μέθοδο προσαρμοστικού ελέγχου με μνήμη), 'trainlm' (ακολουθεί τη μέθοδο Levenberg-Marquardt),με πιο συνηθισμένη τη 'traingd' η οποία εκπαιδεύει το δίκτυο με τη μέθοδο της επικλινούς καθόδου (gradient descent).

Έτσι, για παράδειγμα:

```
net = newff ( [-2 2] , [5,1] , { 'tansig' , 'purelin' } );
```

σημαίνει ότι κατασκευάζουμε ένα feedforward ΤΝΔ, με ονομασία net, με δυο νευρώνες στο επίπεδο εισόδου . Στον πρώτο νευρώνα οι τιμές εισόδου κυμαίνονται μεταξύ μεταξύ -2 και 2. Υπάρχει ένα κρυμμένο επίπεδο με 5 νευρώνες και στο επίπεδο εξόδου υπάρχει ένας νευρώνας. Ο υπολογισμός του εξερχομένου σήματος από το κρυμμένο επίπεδο γίνεται μέσω της σιγμοειδούς tansig και του σήματος εξόδου μέσω purelin.

Στην συνάρτηση traingd μπορούμε να θέσουμε τιμές στα παρακάτω ορίσματα:

epochs: ο αριθμός κύκλων εκπαίδευσης.  
 show: διάγραμμα σφάλματος ανά εποχές.  
 goal: μέγιστη τιμή επιθυμητού σφάλματος.  
 lr: ρυθμός εκπαίδευσης(βήμα εκμάθησης).  
 time: χρόνος ολοκλήρωσης της εκπαίδευσης.  
 min\_grad: ελάχιστη τιμή επικλινούς καθόδου

max\_fail: μέγιστος αριθμός αποτυχιών.

Δεν είναι υποχρεωτικός ο καθιρισμός όλων αυτών των ορισμάτων.

Μετά την επιτυχή εκπαίδευση του ΝΔ θα προσδιοριστούν οι τιμές των βαρών που πληρούν τις προϋποθέσεις εκπαίδευσης και εκμάθησης.

Μπορούμε στη συνέχεια να ξαναεκπαιδύσουμε το ΝΔ για να πετύχουμε ακόμη καλύτερα αποτελέσματα.

Για να εκπαιδύσουμε ένα feedforward ΝΔ θέτουμε αρχικές τιμές στα βάρη και τις τιμές κατώφλιου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε τη συνάρτηση 'init', που θα επιστρέψει το ΝΔ με τιμές στα βάρη και στο κατώφλι.

```
net=init(net);
```

Με την εντολή newff το MATLAB δίνει στο ΝΔ αρχικές τιμές στον πίνακα βαρών. Από τη στιγμή που το ΝΔ net έχει εκπαιδευτεί, μπορώ να εισάγω μια νέα είσοδο και να υπολογίσω την έξοδο. Αν P το διάνυσμα εισόδου, με την εντολή sim υπολογίζω το T διάνυσμα εξόδου:

```
T = sim (net,P)
```

## 5.4 Υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-1 - Πείραμα 2

Στο πείραμα αυτό θα δημιουργήσουμε 1 ΝΔ αλλά με έναν νευρώνα για έξοδο. Θα δημιουργήσουμε το ίδιο ΝΔ και με τις εντολές στο περιβάλλον εργασίας του MATLAB και στη συνέχεια και με χρήση του NNtool

Επίσης θα μελετήσουμε τη δομή, την καταλληλότητα και την αποτελεσματικότητα των δεδομένων που πρέπει να επιλεγούν από το σύνολο των 74.182 σετ δεδομένων από ΗΚΓ (Palreddy, 1996) ως σετ δεδομένων για την εκπαίδευση του ΝΔ.

### 5.4.1 Δημιουργία νευρωνικού με χρήση εντολών

Με τις ακόλουθες εντολές αναστρέφω το αρχικό αρχείο δεδομένων δημιουργώντας ένα αρχείο A (10X200)

```
A=beats_5700_5900'
```

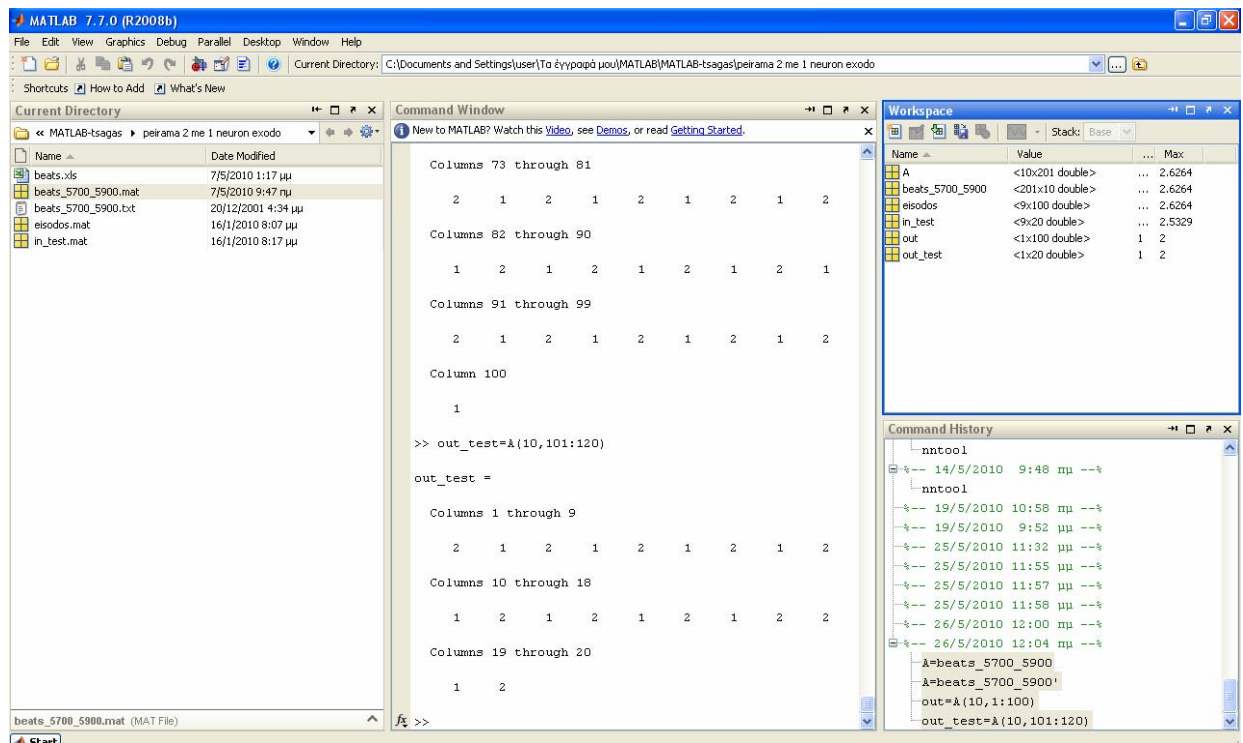
Στη συνέχεια επιλέγω για έξοδο του νευρωνικού 2 αρχεία με κλάσεις 1 και 2

Το πρώτο είναι για training

```
out=A(10,1:100)
```

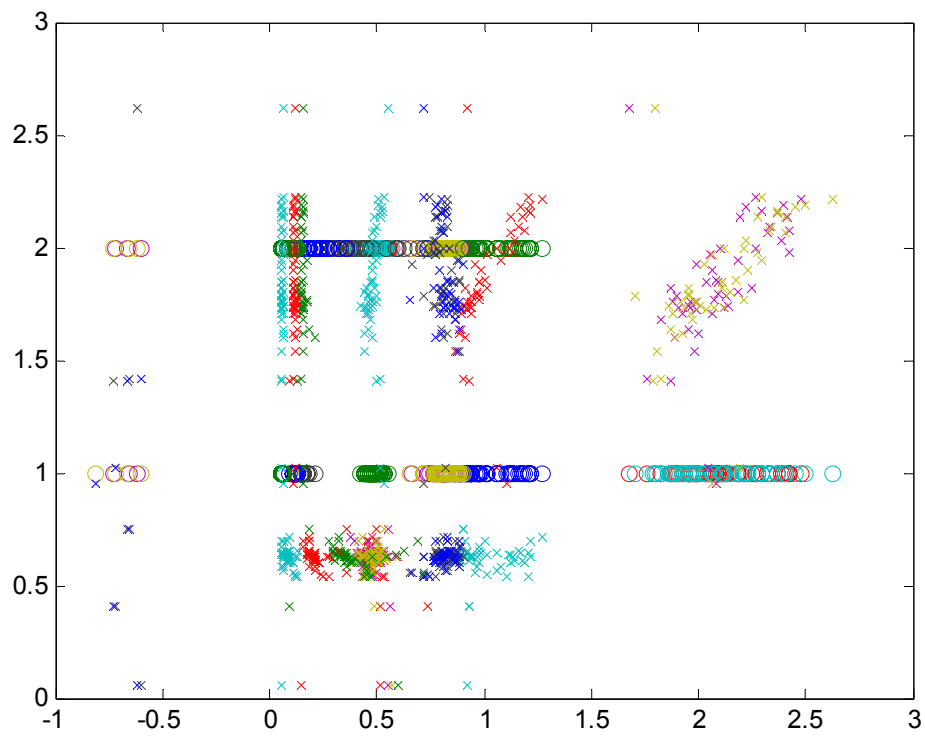
και το δεύτερο για test

```
out_test=A(10,101:120)
```

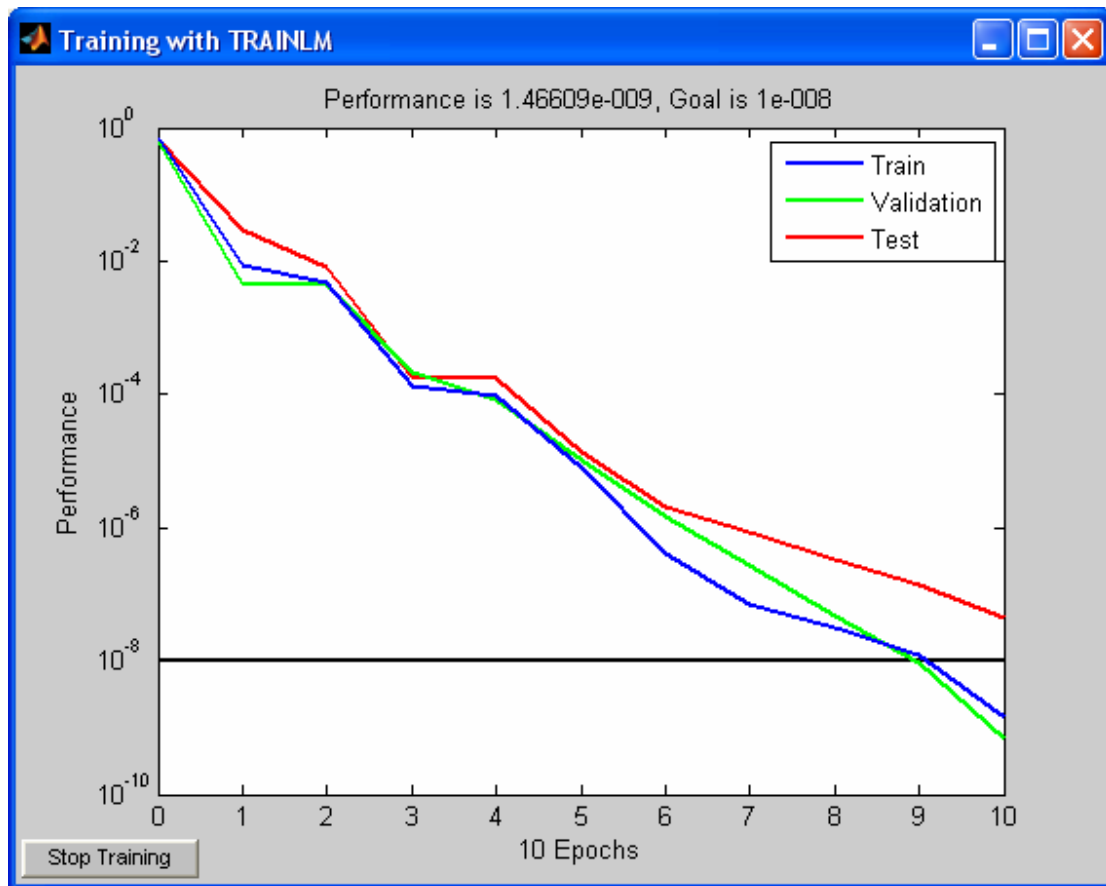


Δημιουργούμε ένα νευρωνικό δίκτυο με 10 νευρώνες στο κρυμμένο επίπεδο και προσομοιώνουμε την έξοδο

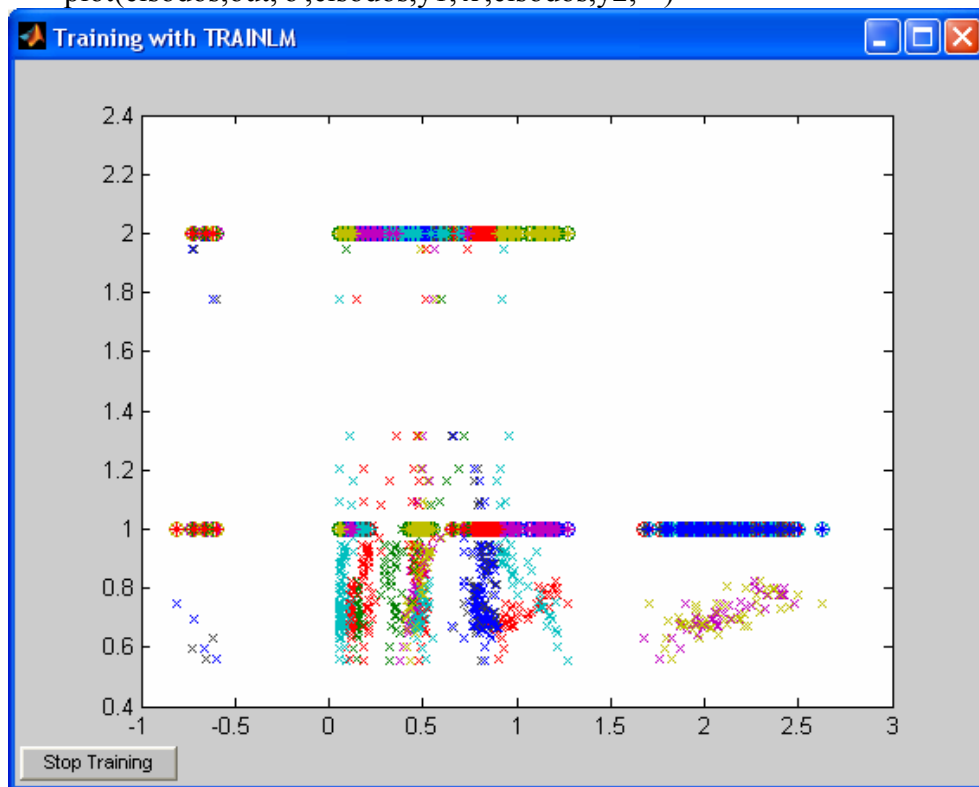
```
net = newff(eisodos,out,10);
y1 = sim(net,eisodos)
plot(eisodos,out,'o',eisodos,y1,'x')
```



Στη συνέχεια εκπαιδεύουμε το δίκτυο  
`net.trainParam.epochs = 50;`  
`net.trainParam.goal = 0.00000001;`  
`net = train(net,eisodos,out);`



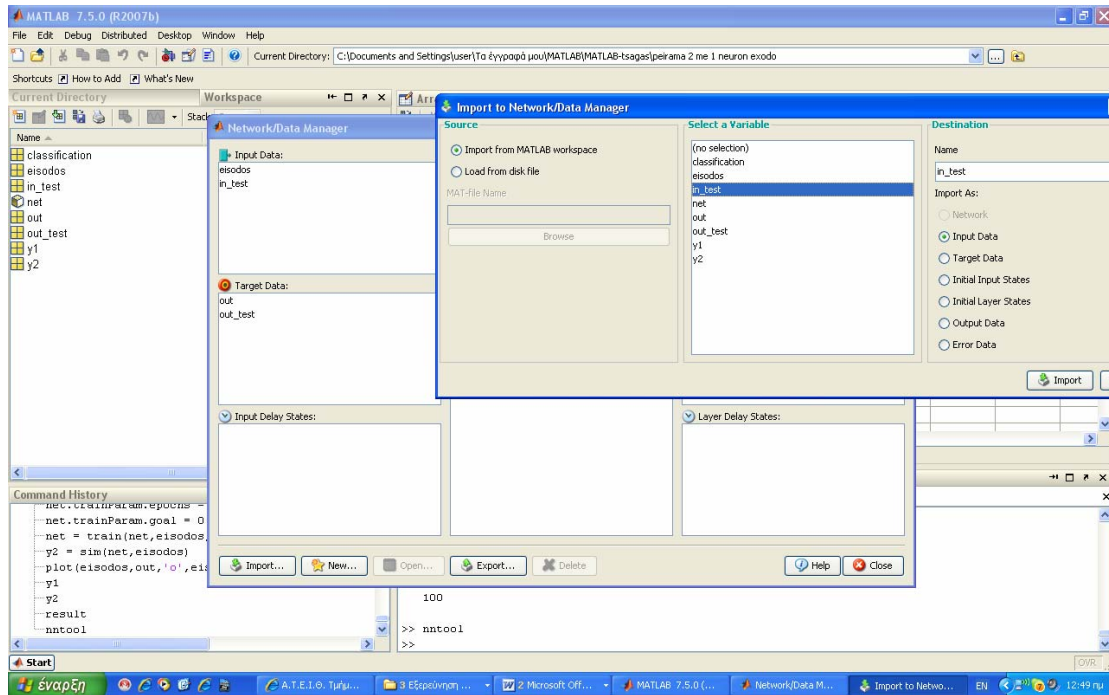
```
y2 = sim(net,eisodos)
plot(eisodos,out,'o',eisodos,y1,'x',eisodos,y2,'*')
```



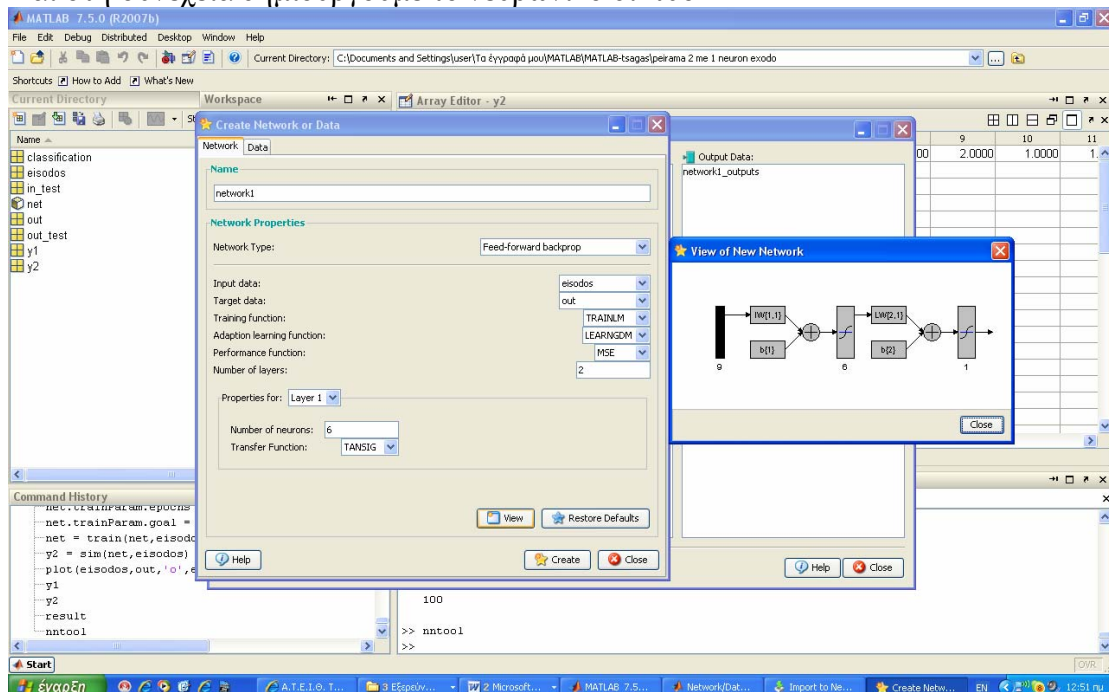
### 5.4.2 Δημιουργία νευρωνικού με χρήση NNTOOL

Αν πληκτρολογήσουμε `>>nntool` δημιουργούμε ένα αντίστοιχο νευρωνικό με χρήση του γραφικού περιβάλλοντος

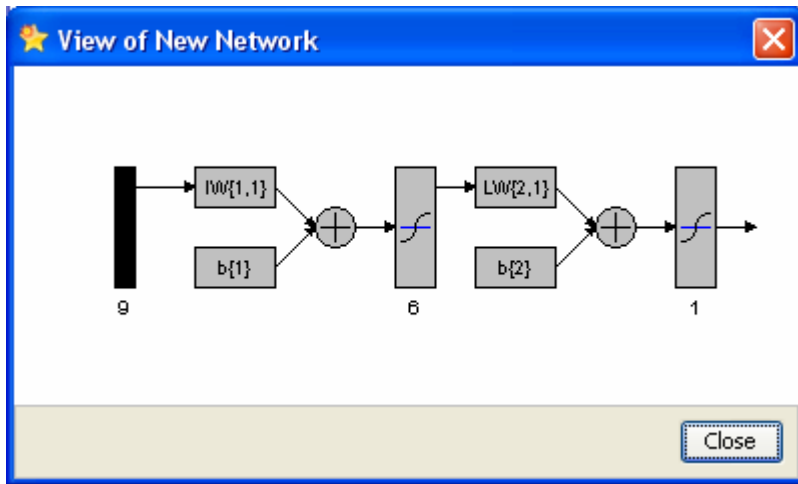
Εισάγουμε τα δεδομένα εισόδου και εξόδου για εκπαίδευση και τεστάρισμα



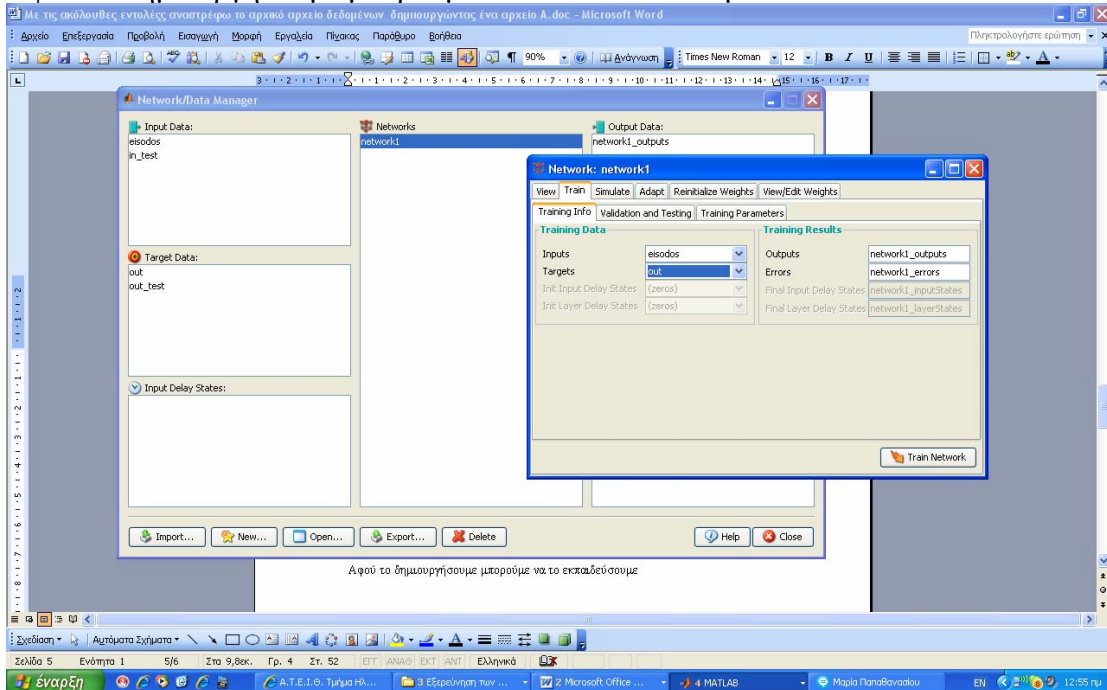
Και στη συνέχεια δημιουργούμε το νευρωνικό δίκτυο



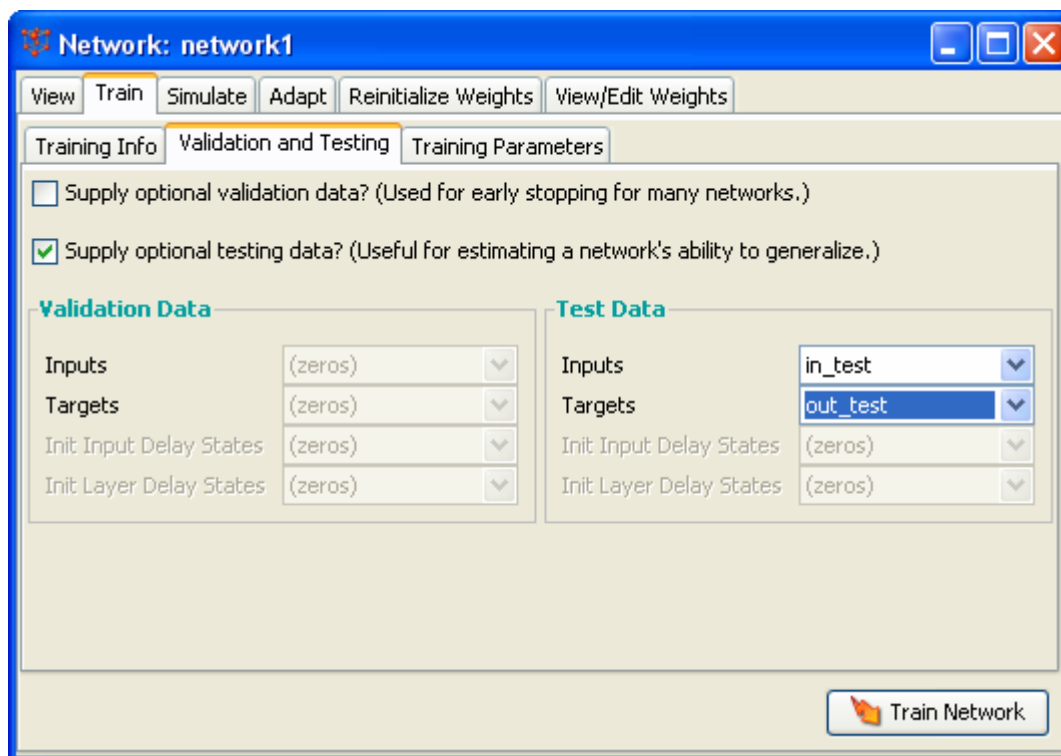
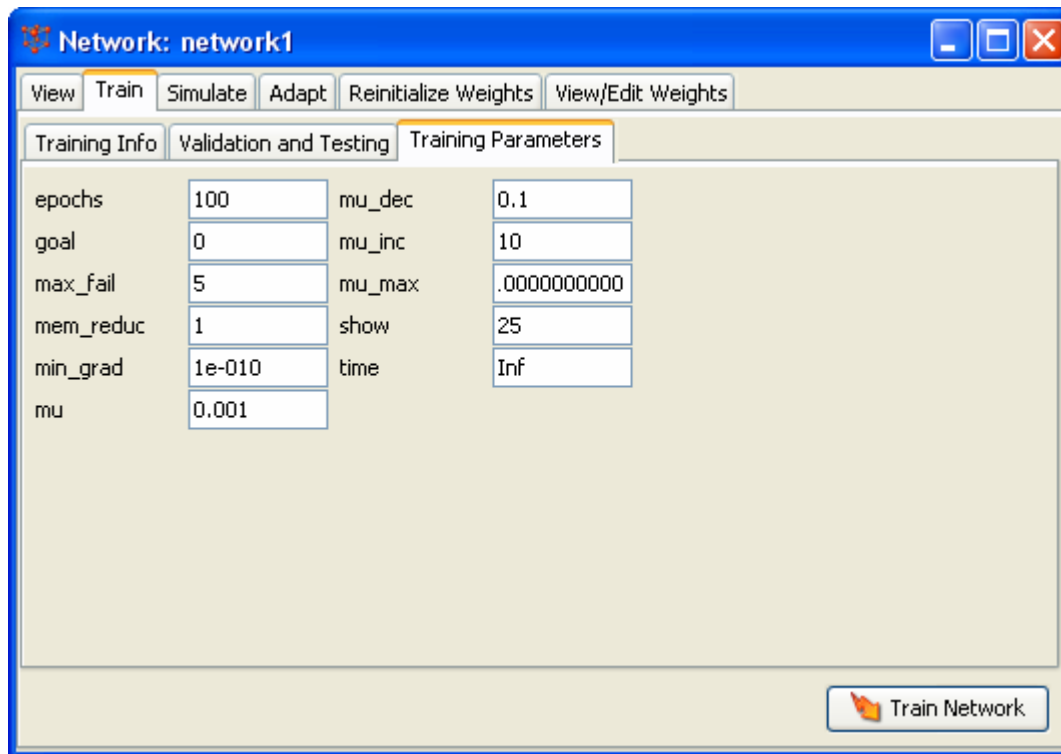


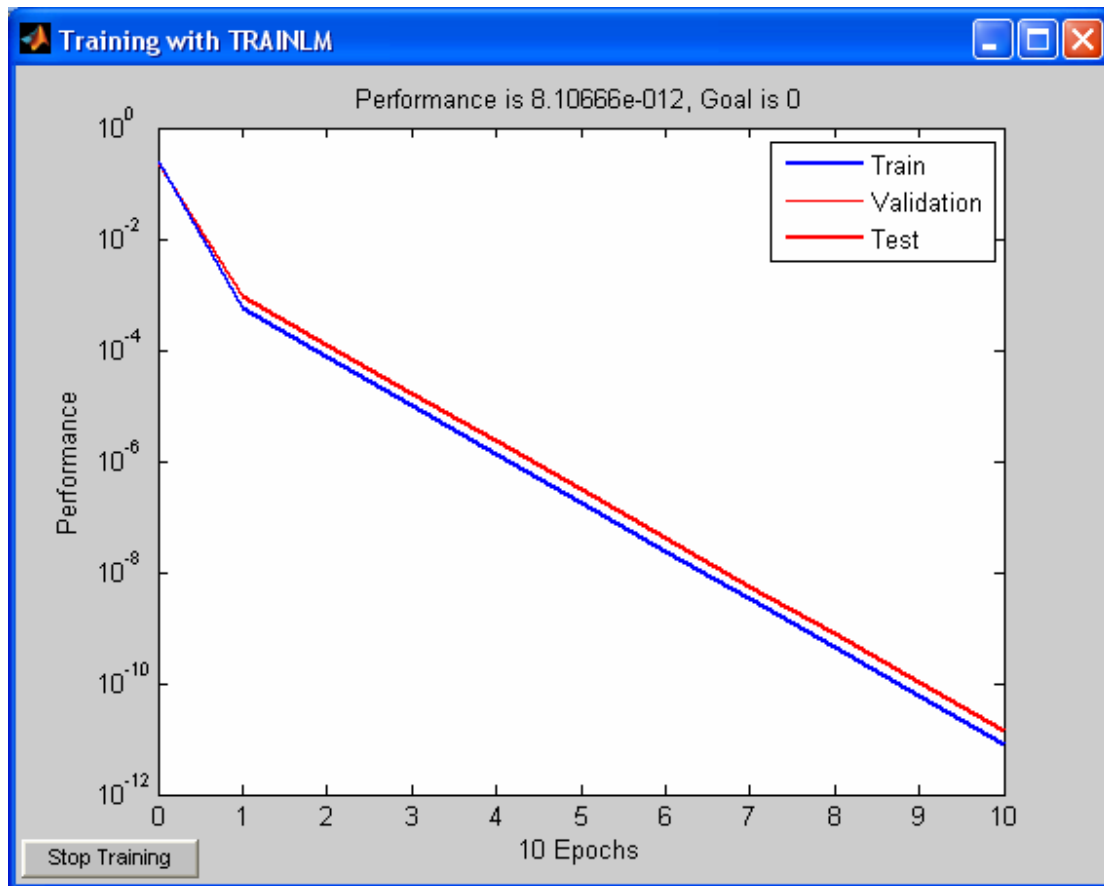


Αφού το δημιουργήσουμε μπορούμε να το εκπαιδεύσουμε

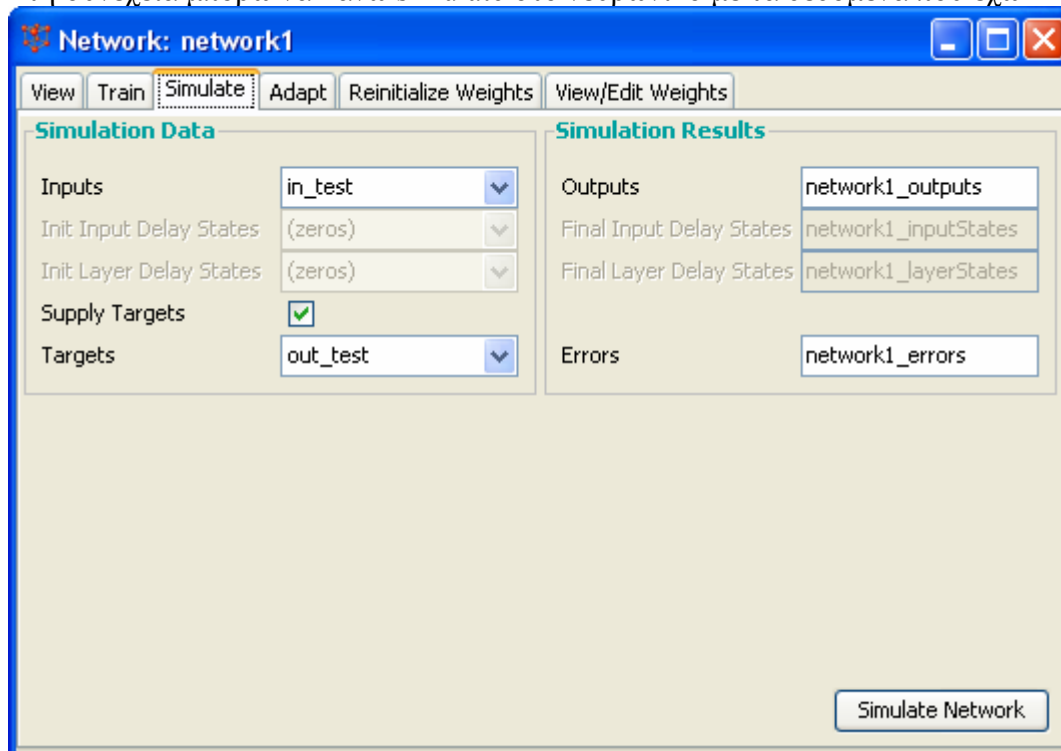


Μπορούμε να επιλέξουμε τις παραμέτρους που θέλουμε





Στη συνέχεια μπορώ να κάνω simulate στο νευρωνικό με τα δεδομένα που έχω



Με τις ακόλουθες εντολές βλέπουμε ότι έχουμε πετύχει 20/20 classification

```
mse(out_test- outputs)
```

```
classification=(sum(sum(out_test==round(outputs))))/size(outputs,1)
```

```
>> result_sim
```

```
ans =
```

```
0
```

```
classification =
```

```
20
```

### 5.4.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΓΙΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ

Τώρα ας προσπαθήσουμε να δούμε τι γίνεται με 500 δείγματα

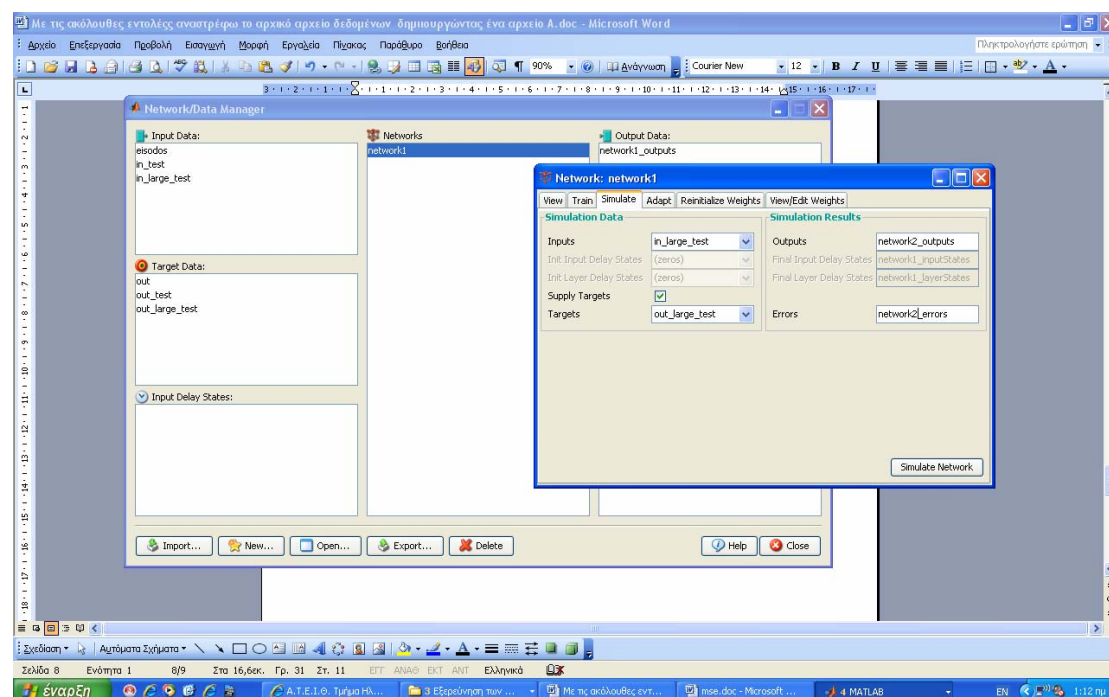
Δημιουργούμε τα αρχεία εισόδου και εξόδου

```
beats_new=beats'
```

```
>> in_large_test=beats_new(1:9,6000:6499);
```

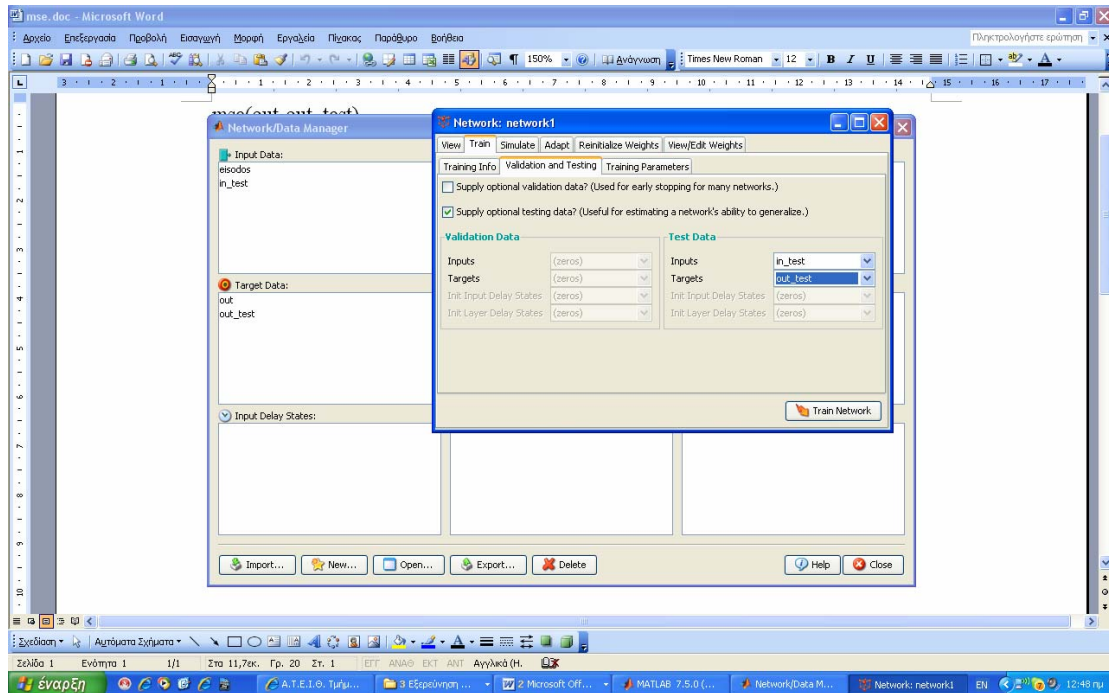
```
>> out_large_test=beats_new(10,6000:6499);
```

και στη συνέχεια κάνουμε simulate και επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία



Κάνουμε export το network2\_outputs στο workspace και επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία

```
mse(out_large_test-network2_outputs)
classification=(sum(sum(out_large_test==round(network2_outputs)))/size(network2_outputs,1)
```



```
>> result_sim_large
```

```
ans =
```

```
0.1672
```

```
classification =
```

```
400
```

```
>>
```

#### 5.4.4 Συμπεράσματα από την υλοποίηση ΤΝΔ 9-6-1

Παρατηρούμε ότι για μεγαλύτερο αριθμό δειγμάτων το ΝΔ δεν δίνει καλά αποτελέσματα  $400/500=80\%$

Αν μελετήσουμε το συνολικό τεστ δειγμάτων beats.txt με 74.182 σετ δεδομένων από ΗΚΓ (Palreddy, Surehka. [ECG BEATS DATABASE DESCRIPTION 1996](#)) θα δούμε ότι τα περιστατικά τύπου I είναι περίπου τα 2/3 των δειγμάτων και τα τύπου II το 1/3.

Στο αρχείο beats\_5700\_5900.txt επιλέξαμε από τη βάση 200 δείγματα που είχαν και από τα 2 περιστατικά.

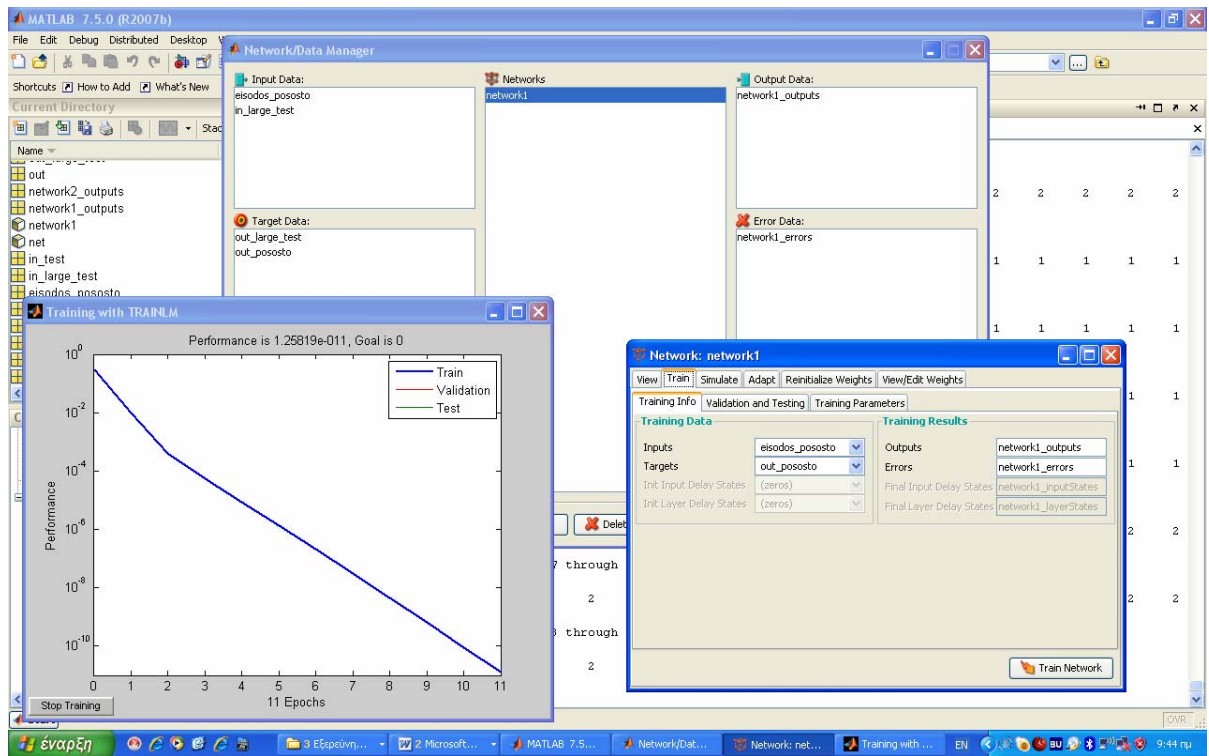
Όμως αν μελετήσουμε ξανά την κατανομή τους θα δούμε ότι είναι σχεδόν μισά τύπου I και μισά τύπου II.

Θα δημιουργήσουμε ένα νέο σετ δεδομένων beats\_pososto.txt επιλέγοντας να υπάρχει μια κατανομή αντίστοιχη με το σύνολο των δειγμάτων δηλαδή 2/3 τύπου I και 1/3 τύπου II.

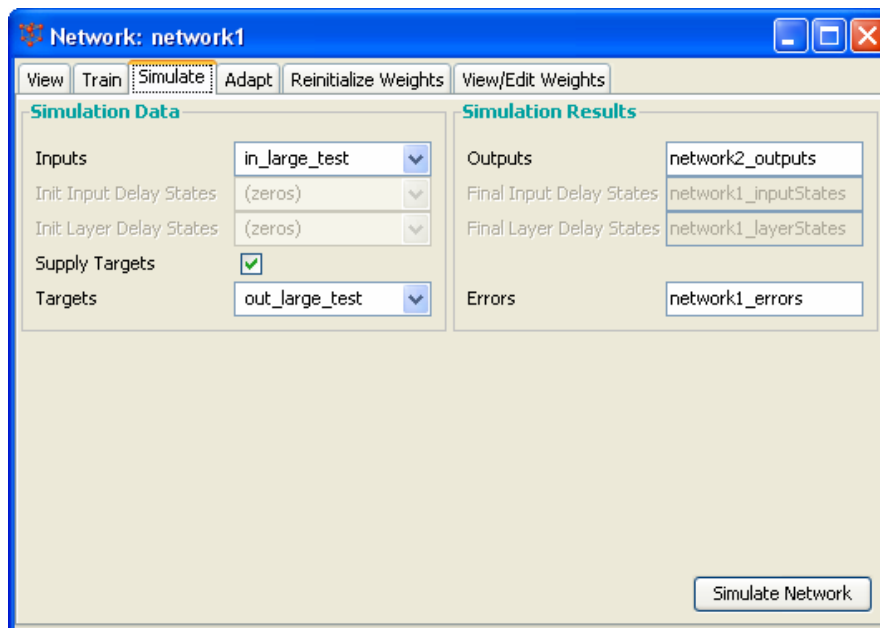
Επαναλαμβάνουμε την όλη διαδικασία εισάγοντας το νέο σετ δεδομένων για την εκπαίδευση του ΝΔ.

```
>>beats_pososto=beats_pososto'  
>>eisodos_pososto=beats_pososto(1:9,:)  
>>out_pososto=beats_pososto(10,:)  
>>nntool
```

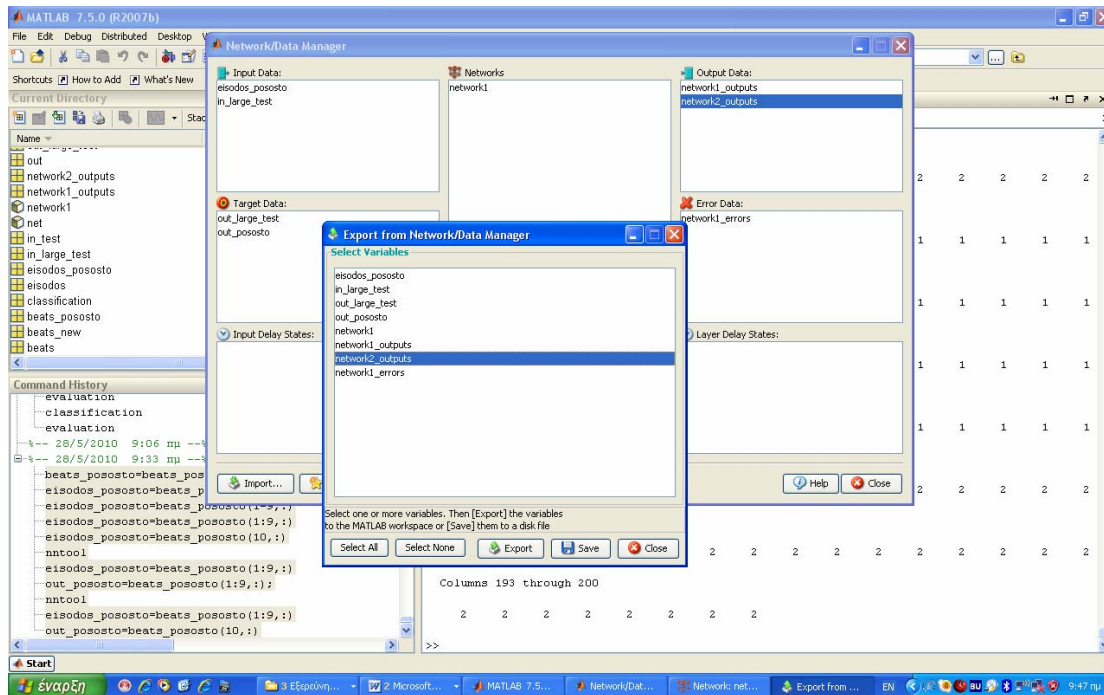
Ανοίγουμε το νευρωνικό δίκτυο και το εκπαιδεύουμε με τα νέα στοιχεία



και στη συνέχεια κάνουμε simulate με τα αρχεία in-large\_test και out\_large\_test



Κάνουμε export το network2\_outputs στο workspace και επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία



```
>> mse(out_large_test-network2_outputs)
```

```
ans =
```

```
3.0052e-012
```

```
>>
```

```
classification=(sum(sum(out_large_test==round(network2_outputs)))/size(network2_outputs,1)
```

```
classification =
```

```
500
```

```
>>
```



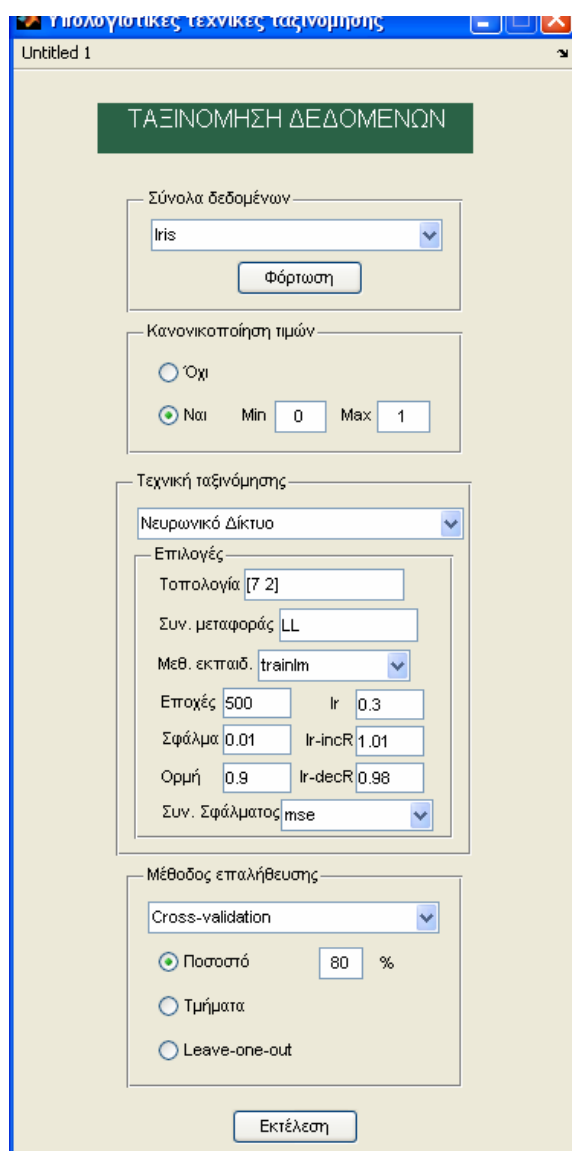
Παρατηρούμε ότι για μεγαλύτερο αριθμό δειγμάτων το νέο ΝΔ που εκπαιδεύτηκε με το νέο σετ δεδομένων δίνει άριστα αποτελέσματα  $500/500=100\%$

Στα επόμενα πειράματα θα χρησιμοποιήσουμε επομένως το νέο αρχείο. Θα δημιουργήσουμε ένα νέο σετ δεδομένων beats\_pososto.txt επιλέγοντας να υπάρχει μια κατανομή αντίστοιχη με το σύνολο των δειγμάτων δηλαδή 2/3 τύπου I και 1/3 τύπου II.

### **5.5 Πείραμα 3 (συγκριτική αξιολόγηση διαφορετικών παραμέτρων)**

Για να εκτελέσουμε πιο γρήγορα και εύκολα τα πειράματα μας και τις συγκρίσεις μας

Θα χρησιμοποιήσουμε το GUI που έχει αναπτυχθεί και χρησιμοποιείται ερευνητικά στο Εργαστήριο Α5, Τμήμα Ηλεκτρονικής Αλεξάνδρειο ΤΕΙ Θεσσαλονίκης.



Στην Τοπολογία δηλώνουμε την αρχιτεκτονική του νευρωνικού δηλαδή νευρώνες σε κρυμμένα επίπεδα και έξοδο

Στη συνάρτηση μεταφοράς δηλώνουμε L=logsig, T=tansig και P=Purelin

Στη μέθοδο εκπαίδευσης διαλέγουμε την επιθυμητή συνάρτηση. Εμείς θα μελετήσουμε τις trainlm και traingd.

Φορτώνουμε το αρχείο μας beats\_pososto.txt με τα δεδομένα όπως ήταν αρχικά χωρίς αλλαγές. 201X10, οποίο περιέχει 9 τιμές εισόδου για κάθε δείγμα και 1-2 σαν έξοδο.

Κανονικοποιούμε τις τιμές μεταξύ 0 και 1 για καλύτερα αποτελέσματα και επιλέγουμε 80% ποσοστό για εκπαίδευση και 20% για validation του νευρωνικού.

Στις επιλογές του νευρωνικού δηλώνουμε σε όλα τα πειράματα τα εξής:

Τεχνική κατανόησης

Νευρωνικό Δίκτυο

Επιλογές

Τοπολογία [7 2]

Συν. μεταφορές LL

Μεθ. ακριβοδ. brainlm

Εποχές 500 lr 0.3

Σφάλμα 0.01 lr-incR 1.01

Ορμή 0.9 lr-decR 0.98

Συν. Σφάλματος mse

Μέθοδος επαλήθευσης

Cross-validation

Ποσοστό 80 %

Τμήματα

Leave-one-out

Εκτέλεση

Επιλέγουμε σταθερές τιμές στις παραπάνω επιλογές καθώς έπειτα από δοκιμές που έγιναν και έδειξαν ότι όλα τα νευρωνικά για τις τιμές αυτές και για τιμή learning rate=0.3 έχουν πιο σταθερή συμπεριφορά.

### 5.5.1 Πείραμα 1

Στο πείραμα 1 θα υλοποιήσουμε ένα νευρωνικό με 9 εισόδους, 2 εξόδους, και θα δοκιμάσουμε τις διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και διαφορετικές αρχιτεκτονικές.

#### ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ

Αρχικά επιλέγουμε ένα νευρωνικό 9-7-2, δηλαδή με ένα κρυμμένο επίπεδο με 7 νευρώνες και συναρτήσεις ενεργοποίησης LOGSIG –LOGSIG.

Υπολογιστικές τεχνικές ταξινόμησης

Untitled 1

### ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Σύνολα δεδομένων

Iris

Φόρτωση

Κανονικοποίηση τιμών

Όχι

Ναι

Min 0 Max 1

Τεχνική ταξινόμησης

Νευρωνικό Δίκτυο

Επιλογές

Τοπολογία [7 2]

Συν. μεταφοράς LL

Μεθ. εκπαίδ. trainlm

Εποχές 500 lr 0.3

Σφάλμα 0.01 lr-incR 1.01

Ορμή 0.9 lr-decR 0.98

Συν. Σφάλματος mse

Μέθοδος επαλήθευσης

Cross-validation

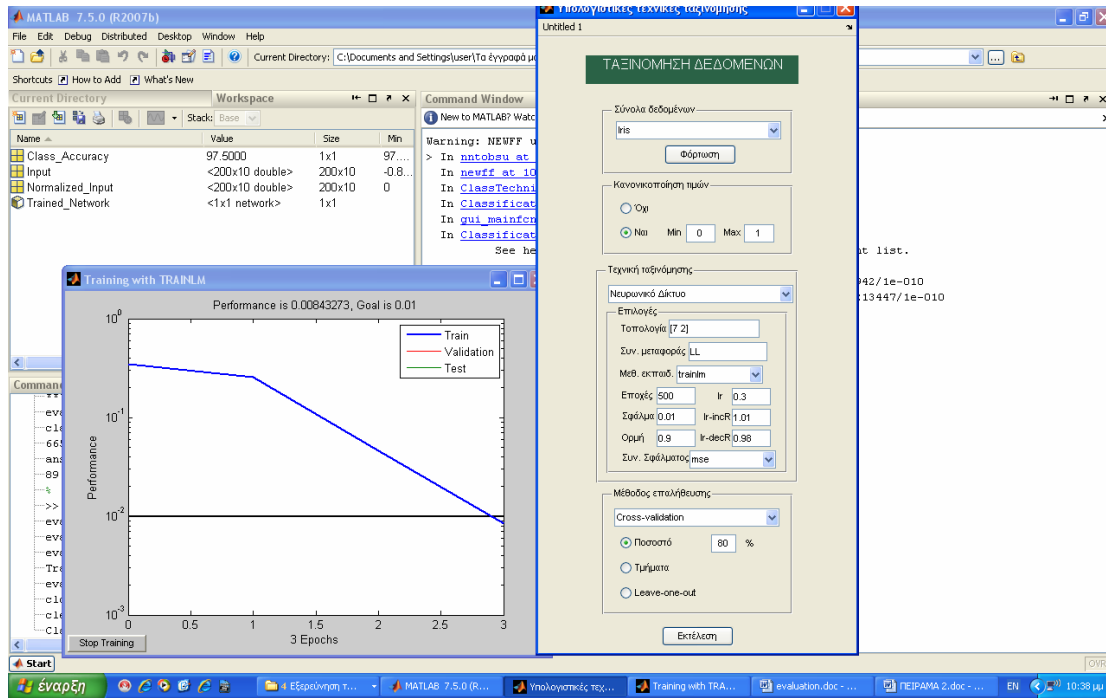
Ποσοστό 80 %

Τμήματα

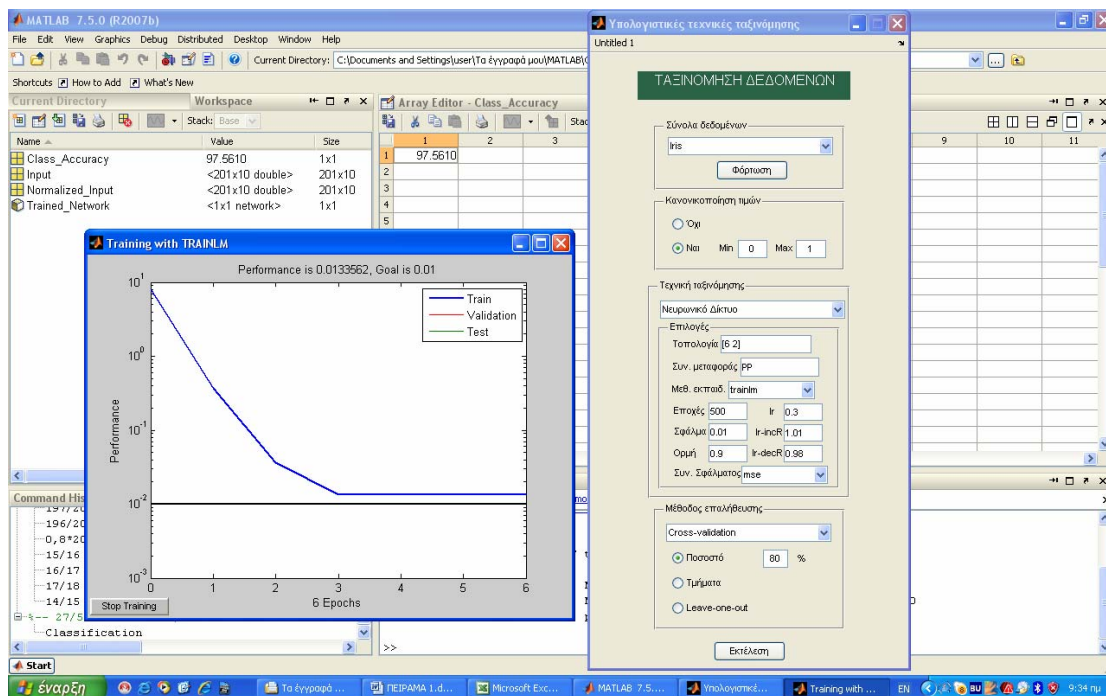
Leave-one-out

Εκτέλεση

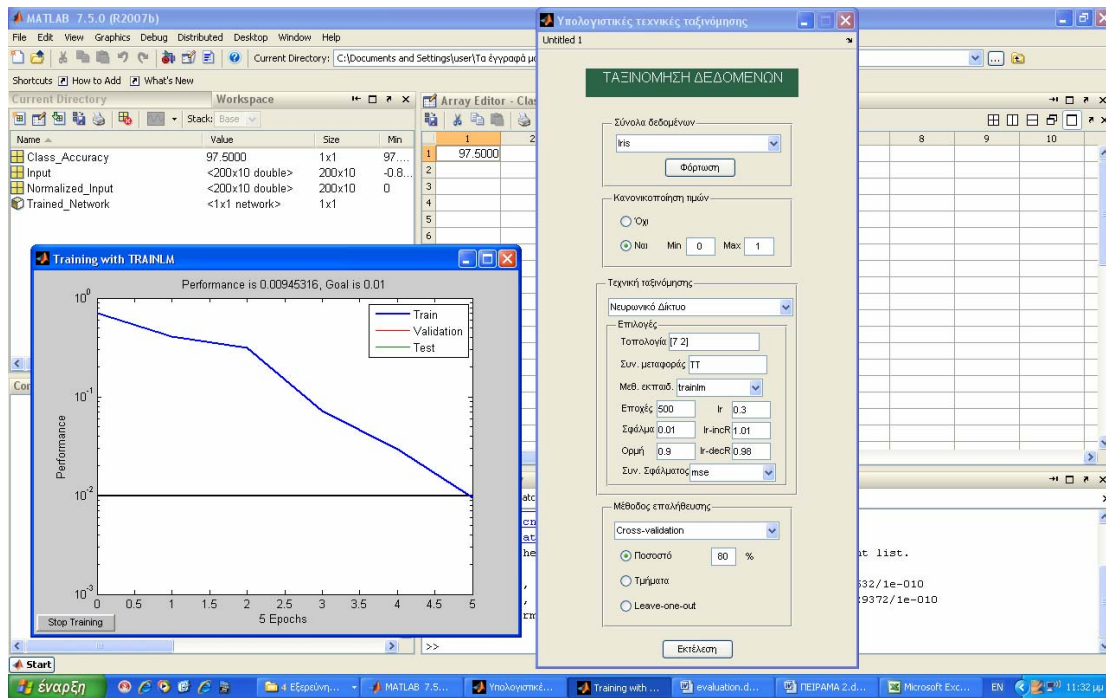
Στο workspace εμφανίζεται το ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ= 97.500



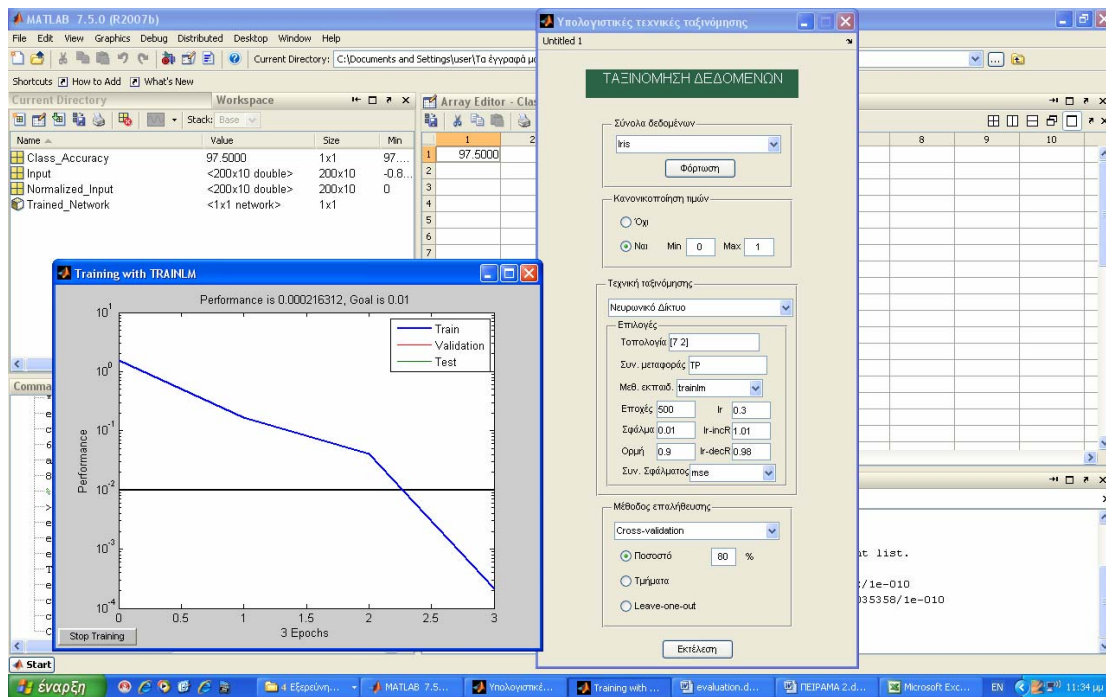
9--7--2 PURELIN-PURELIN TRAINLM 97,0000



9--7--2 TANSIG-TANSIG TRAINLM 97,5000



9--7--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
---------	----------------	---------	---------



ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--2	LOGSIG-LOGSIG	TRAINLM	97,5000
9--7--2	PURELIN-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--7--2	TANSIG-TANSIG	TRAINLM	97,5000

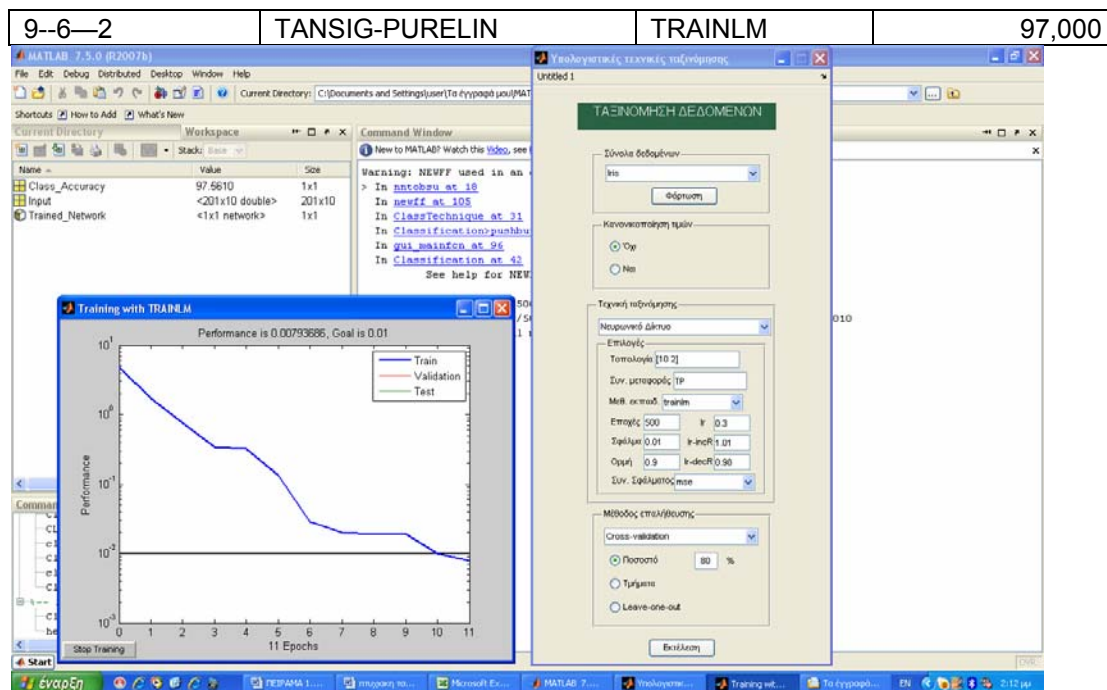
9--7--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
---------	----------------	---------	---------

Παρατηρούμε ότι για την αρχιτεκτονική 9-7-2 έχουμε το ίδιο αποτέλεσμα για όλες τις επιλογές συναρτήσεων μεταφοράς, απλά αλλάζει ο τρόπος σύγκλισης στη εκπαίδευση του νευρωνικού όπως φαίνεται από τα αντίστοιχα διαγράμματα.

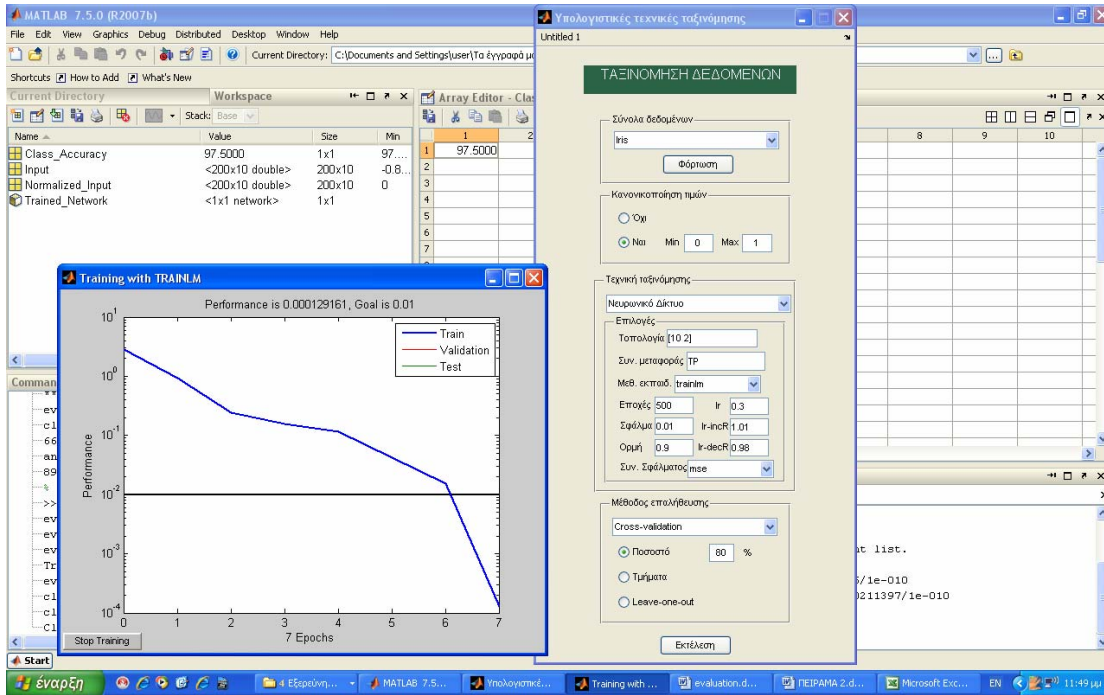
Θα επιλέξουμε να δουλέψουμε με TANSIG στα ενδιάμεσα στάδια και PURELINE καθώς είναι και οι εξ'ορισμού συναρτήσεις μεταφοράς στη δήλωση της συνάρτησης `newff` (*TFi* - Transfer function of *ith* layer. Default is 'tansig' for hidden layers, and 'purelin' for output layer).

Επιπλέον στην έξοδο μας έχουμε μόνο 2 τιμές όποτε η `purelin` συνάρτηση καλύπτει πλήρως τις απαιτήσεις του ΝΔ.

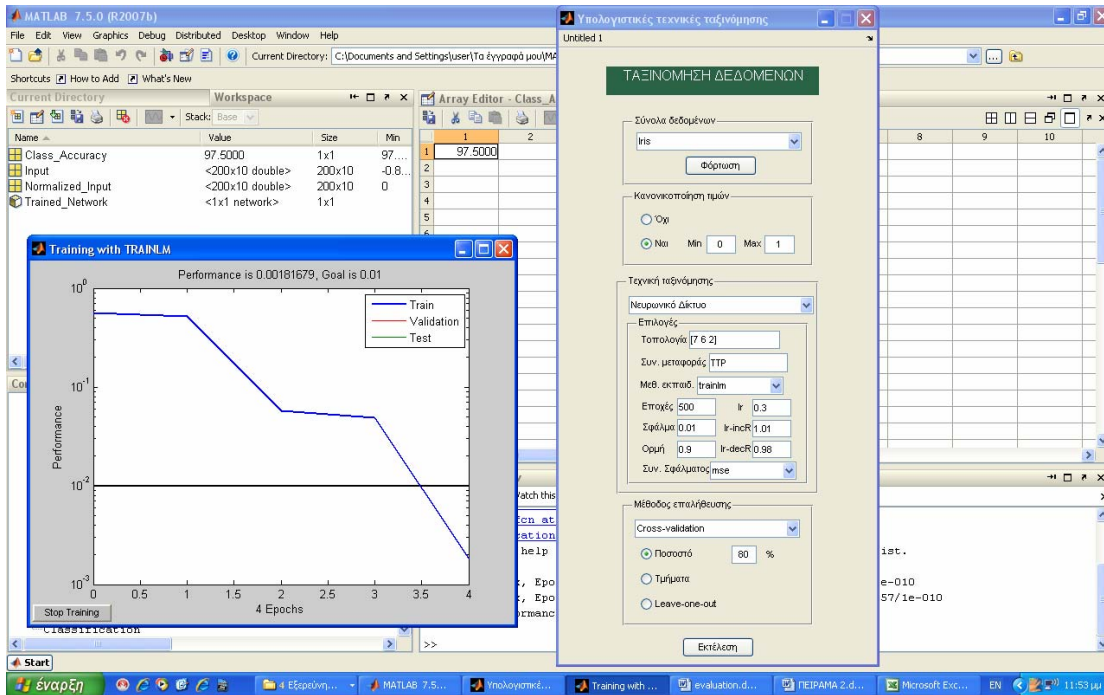
## ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ



9--10--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
----------	----------------	---------	---------



9--7--6--2	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
------------	-----------------------	---------	---------



ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--6--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--10--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--7--6--2	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000



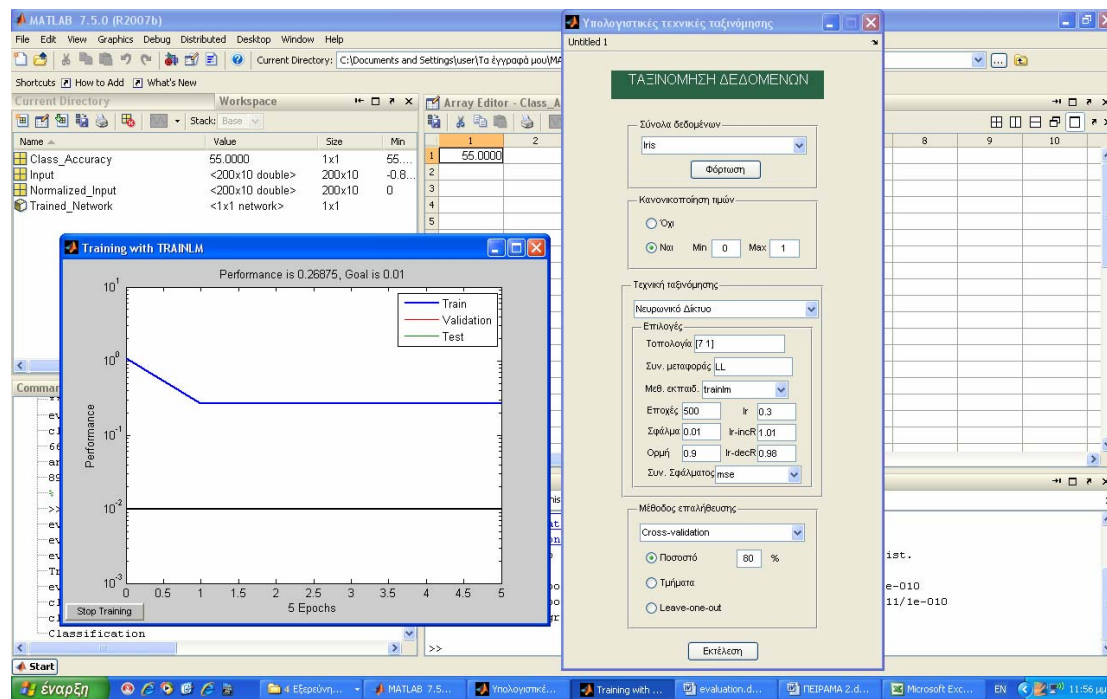
Παρατηρούμε ότι έχουμε το ίδιο αποτέλεσμα για όλες τις αρχιτεκτονικές απλά αλλάζει ο τρόπος σύγκλισης στην εκπαίδευση του νευρωνικού όπως φαίνεται από τα αντίστοιχα διαγράμματα.

### 5.5.2 Πείραμα 2

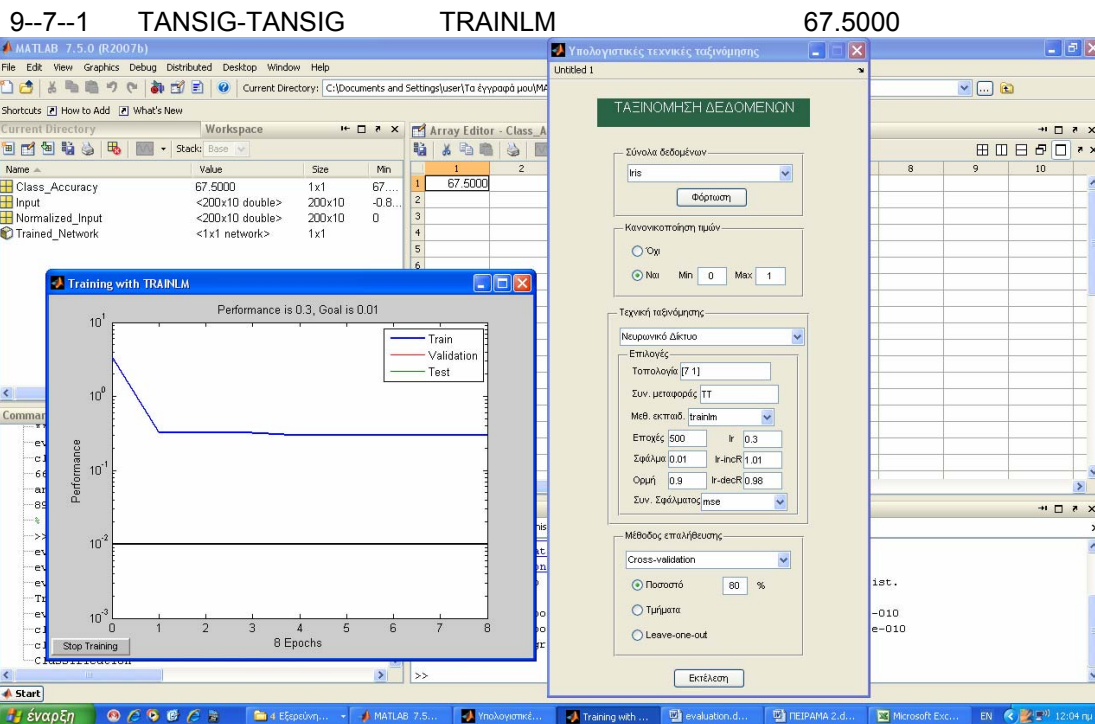
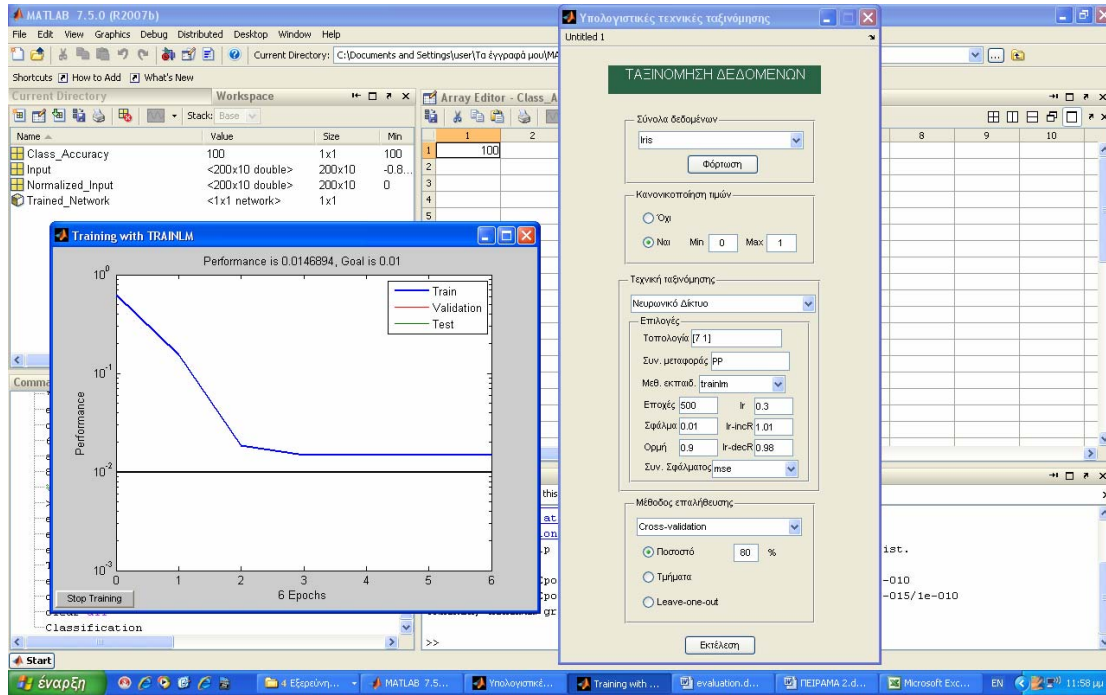
Στο πείραμα 2 θα υλοποιήσουμε ένα νευρωνικό με 9 εισόδους αλλά μία έξοδο που θα δέχεται τις 2 καταστάσεις εξόδου, και θα δοκιμάσουμε τις διαφορετικές συναρτήσεις ενεργοποίησης και διαφορετικές αρχιτεκτονικές.

### ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΙΣ ΕΝΕΡΓΟΠΟΙΗΣΗΣ

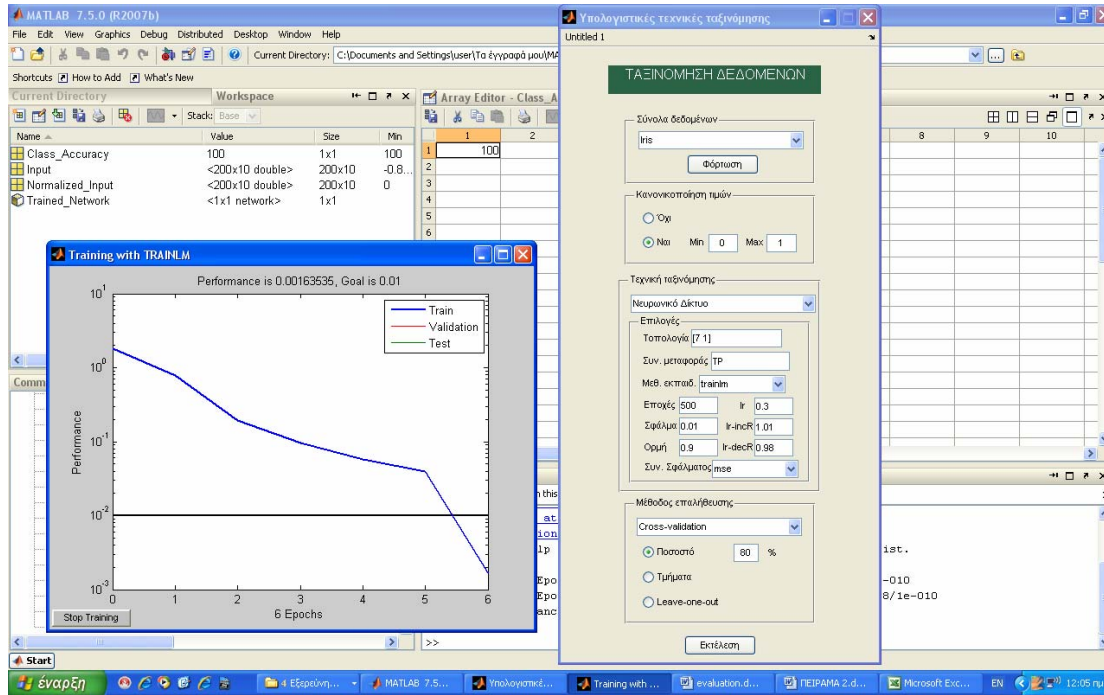
9--7--1 LOGSIG-LOGSIG TRAINLM 55,0000



9--7--1 PURELIN-PURELIN TRAINLM 100,0000



9--7--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,000
---------	----------------	---------	---------



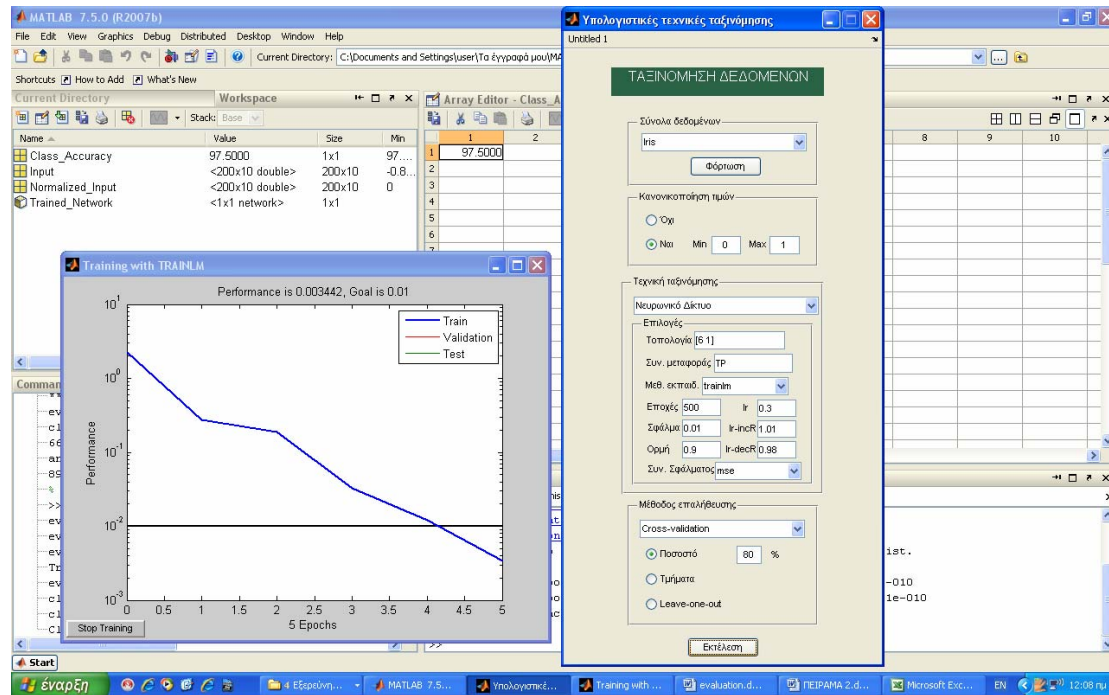
ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--1	LOGSIG-LOGSIG	TRAINLM	55
9--7--1	PURELIN-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--7--1	TANSIG-TANSIG	TRAINLM	67,5000
9--7--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000

Παρατηρούμε ότι για την αρχιτεκτονική 9-7-1 έχουμε το ίδιο αποτέλεσμα 100% για τις επιλογές συναρτήσεων μεταφοράς που έχουν τη συνάρτηση PURELINE στην έξοδο του, ενώ αντιθέτως πολύ χαμηλά ποσοστά ταξινόμησης και μη δυνατότητα εκπαίδευσης του νευρωνικού στις 500 εποχές όπως φαίνεται και από τα αντίστοιχα διαγράμματα στην εκπαίδευση του νευρωνικού.

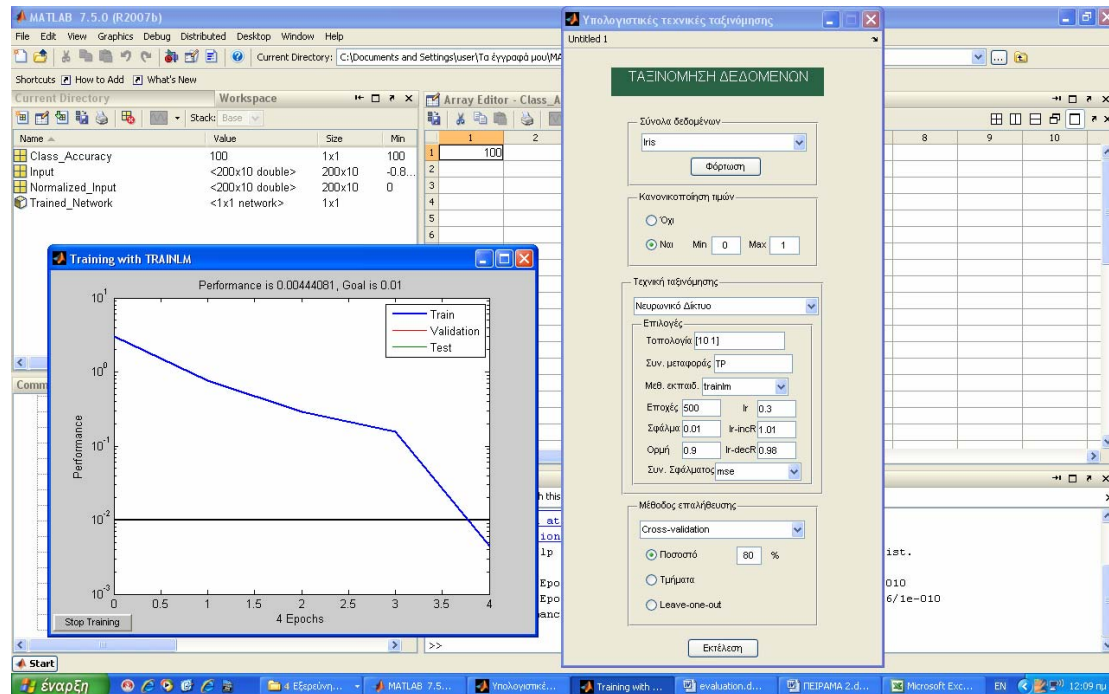
Θα επιλέξουμε και εδώ να συνεχίσουμε να δουλεύουμε με TANSIG στα ενδιάμεσα στάδια και PURELINE καθώς είναι και οι εξ'ορισμού συναρτήσεις μεταφοράς στη δήλωση της συνάρτησης newff (*TFi* - Transfer function of *ith* layer. Default is 'tansig' for hidden layers, and 'purelin' for output layer).

**ΔΙΑΦΟΡΕΤΙΚΕΣ ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΕΣ**

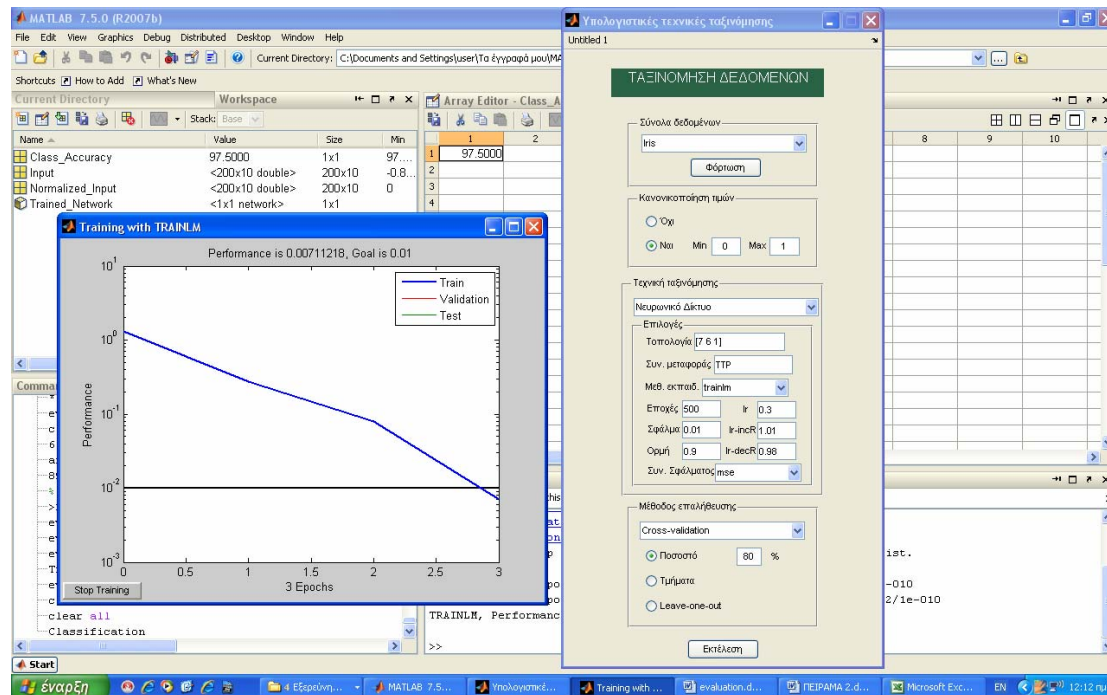
9--6--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
---------	----------------	---------	---------



9--10--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
----------	----------------	---------	----------



9--7--6--1	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
------------	-----------------------	---------	---------



Συνολικά τα αποτελέσματα δίνονται στον παρακάτω πίνακα

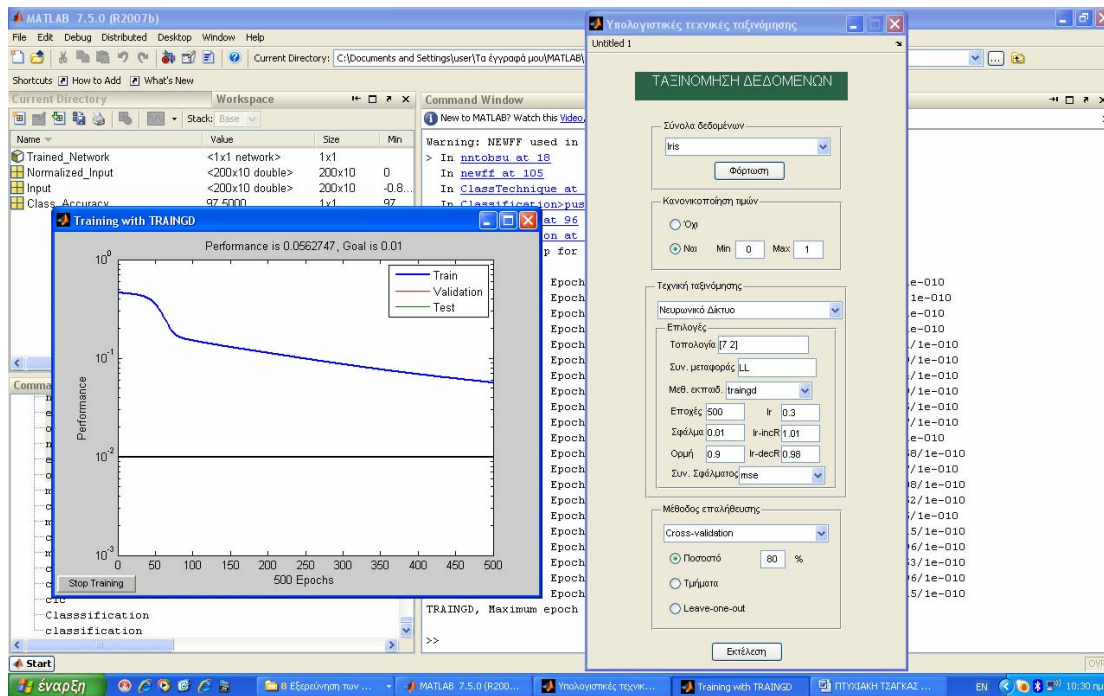
**Πίνακας 5-1:** Συνολικά αποτελέσματα

ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--6--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--10--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--7--6--1	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000

Παρατηρούμε ότι έχουμε το ίδιο αποτέλεσμα για όλες τις αρχιτεκτονικές αλλά αλλάζει ο τρόπος σύγκλισης στην εκπαίδευση του νευρωνικού όπως φαίνεται από τα αντίστοιχα διαγράμματα.

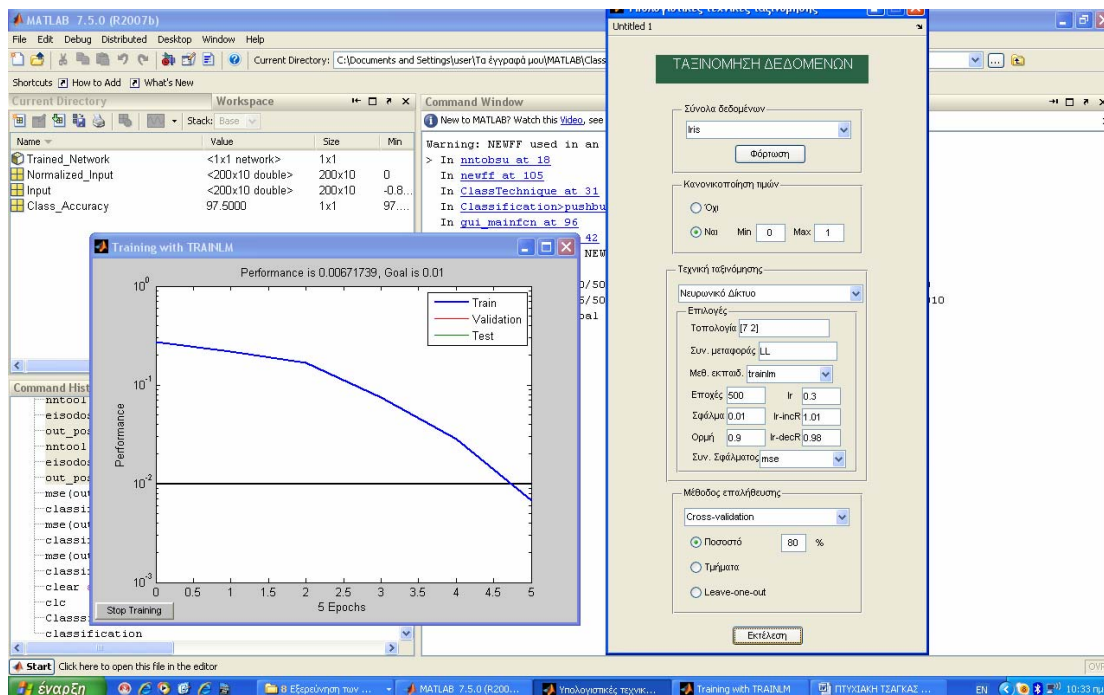
### 5.5.3 Συναρτήσεις Εκπαίδευσης– Πείραμα 3

Στο πείραμα 3 θα υλοποιήσουμε ένα νευρωνικό με 9-7-2 αρχιτεκτονική αλλά μια έξοδο που θα δέχεται τις 2 καταστάσεις εξόδου, και θα μελετήσουμε την trainlm και traingd.



Εδώ με την `traingd` βλέπουμε ότι το ΝΔ μετά από 500 επαναλήψεις δεν έχει καταφέρει να εκπαιδευτεί.

Ενώ αντίστοιχα με την `trainlm` εκπαιδύεται με 97,5 ποσοστό επιτυχίας.



#### 5.5.4 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Όλα τα αποτελέσματα από τα πειράματα συνοψίζονται στον πίνακα που ακολουθεί

Πίνακας 5-2: Συγκεντρωμένα αποτελέσματα

ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--2	LOGSIG-LOGSIG	TRAINLM	97,5000
9--7--2	PURELIN-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--7--2	TANSIG-TANSIG	TRAINLM	97,5000
9--7--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--1	LOGSIG-LOGSIG	TRAINLM	55
9--7--1	PURELIN-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--7--1	TANSIG-TANSIG	TRAINLM	67,5000
9--7--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000

ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--6--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--10--2	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--7--6--2	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000

ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--6--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000
9--10--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--7--6--1	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000

Μπορούμε να δούμε ξεκάθαρα ότι στην περίπτωση της συνάρτησης μεταφοράς αν δεν έχουμε στην έξοδο την PURELIN συνάρτηση ενεργοποίησης για το νευρωνικό με ένα νευρώνα στην έξοδο έχουμε χαμηλά ποσοστά .

Σχετικά με την αρχιτεκτονική έχουμε μικρές αποκλίσεις και στις 2 περιπτώσεις.

Θα επιλέξουμε να υλοποιήσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο με αρχιτεκτονική 9-7-1 και συναρτήσεις ενεργοποίησης TANSIG-PURELIN καθώς φαίνεται να παρουσιάζει καλή και σταθερή συμπεριφορά και **ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ 100%**. Σαν συνάρτηση εκπαίδευσης επιλέγουμε την TRAINLM.

## 5.6 Διαδικασία αξιολόγησης των νευρωνικών δικτύων

Για την περαιτέρω αξιολόγηση του ΝΔ ώστε να καταλήξουμε σε ένα τελικό που ικανοποιεί τις απαιτήσεις μας θα εκτελέσουμε μια επιπλέον αξιολόγηση της απόδοσης με διαφορετικά σετ δεδομένων.

Υλοποιήσαμε το `evaluation_kit.mat` (σε ένα φάκελο FINAL APPLICATION) με ακόλουθα δεδομένα που επιλέξαμε από `beats.txt` με 74.182 σετ δεδομένων από ΗΚΓ (Palreddy 1996)

<b>%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου I</b>	
ΕΙΣΟΔΟΣ	test_1_in
ΕΠΙΘΥΜΗΤΗ ΕΞΟΔΟΣ	test_1_out
<b>%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου II</b>	
ΕΙΣΟΔΟΣ	test_2_in
ΕΠΙΘΥΜΗΤΗ ΕΞΟΔΟΣ	test_2_out
<b>%evaluation για 2000 δεδομένα τύπου I και II</b>	
ΕΙΣΟΔΟΣ	test_2000_both_in
ΕΠΙΘΥΜΗΤΗ ΕΞΟΔΟΣ	test_2000_both_out
<b>%evaluation για 500 δεδομένα τύπου I και II</b>	
ΕΙΣΟΔΟΣ	in_large_test
ΕΠΙΘΥΜΗΤΗ ΕΞΟΔΟΣ	out_large_test
<b>%evaluation για όλα-74182 τα δεδομένα τύπου I και II</b>	
ΕΙΣΟΔΟΣ	beats_in
ΕΠΙΘΥΜΗΤΗ ΕΞΟΔΟΣ	beats-out

Στη συνέχεια δημιουργήσαμε πρόγραμμα `evaluation.m` (στον φάκελο FINAL APPLICATION) το οποίο εκτελεί `simulation` για ένα ΝΔ προηγούμενου πίνακα και αυτόματα υπολογίζει την απόδοση του κάθε ΝΔ.

ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ	ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΜΕΤΑΦΟΡΑΣ	ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ	ΠΟΣΟΣΤΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ
9--7--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--10--1	TANSIG-PURELIN	TRAINLM	100,0000
9--7--6--1	TANSIG-TANSIG-PURELIN	TRAINLM	97,5000



```

classification=(sum(sum(test_1_out==round(y_1)))/size(y_1,1)
(classification/100)*100
disp('%')
disp('*****')
%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου II
y_2=sim(Trained_Network,test_2_in);
disp('evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου II')
classification=(sum(sum(test_2_out==round(y_2)))/size(y_2,1)
(classification/100)*100
disp('%')
disp('*****')
%evaluation για 2000 δεδομένα τύπου I και II
y_2000=sim(Trained_Network,test_2000_both_in);
disp('evaluation για 2000 δεδομένα τύπου I και II')
classification=(sum(sum(test_2000_both_Out==round(y_2000)))/size(y_2000,1)
(classification/2000)*100
disp('%')
disp('*****')
%evaluation για 500 δεδομένα τύπου I και II
y3=sim(Trained_Network,in_large_test);
disp('evaluation για 500 δεδομένα τύπου I και II')
classification=(sum(sum(out_large_test==round(y3)))/size(y3,1)
(classification/500)*100
disp('%')
disp('*****')
%evaluation για όλα-74182 δεδομένα τύπου I και II
y4=sim(Trained_Network,beats_in);
disp('evaluation για όλα-74182 δεδομένα τύπου I και II')
classification=(sum(sum(beats_out==round(y4)))/size(y4,1)
(classification/74182)*100
disp('%')

```

The screenshot displays the MATLAB 7.5.0 (R2007b) environment during a neural network training process. The Command Window shows the execution of the 'evaluation' function, which outputs classification accuracy for different test sets. The Workspace window lists variables such as 'classification' (68634) and 'test\_1' (10x100 double). The Figure window shows a plot of Performance (log scale) versus Epochs, with Train, Validation, and Test curves. The right panel shows the 'TRAINING ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ' (Training Data) dialog box, which is configured for training on the 'Iris' dataset. The dialog box includes options for normalization, learning rate (lr=0.3), momentum (lr-incR=1.01), and learning rate decay (lr-decR=0.98). The training method is set to 'Cross-validation' with a percentage of 100%.

Κάθε φορά υλοποιούμε και εκπαιδεύουμε το αντίστοιχο νευρωνικό δίκτυο και στη συνέχεια φορτώνουμε στο Workspace το evaluation\_kit και εκτελούμε το evaluation.m πληκτρολογώντας

```
>>evaluation
```

Και εμφανίζονται τα αποτελέσματα

```
>> evaluation
```

```
*****
```

```
*****ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ*****
```

```
evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου I
```

```
classification =
```

```
100
```

```
ans =
```

```
100
```

```
%
```

```
*****
```

```
evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου II
```

```
classification =
```

```
20
```

```
ans =
```

```
20
```

```
%
```

```
*****
```

```
evaluation για 2000 δεδομένα τύπου I και II
```

```
classification =
```

```
1556
```

```
ans =
```

```
77.8000
```

```
%
```

\*\*\*\*\*

evaluation για 500 δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ

classification =

369

ans =

73.8000

%

\*\*\*\*\*

evaluation για όλα-74182 δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ

classification =

68634

ans =

92.5211

%

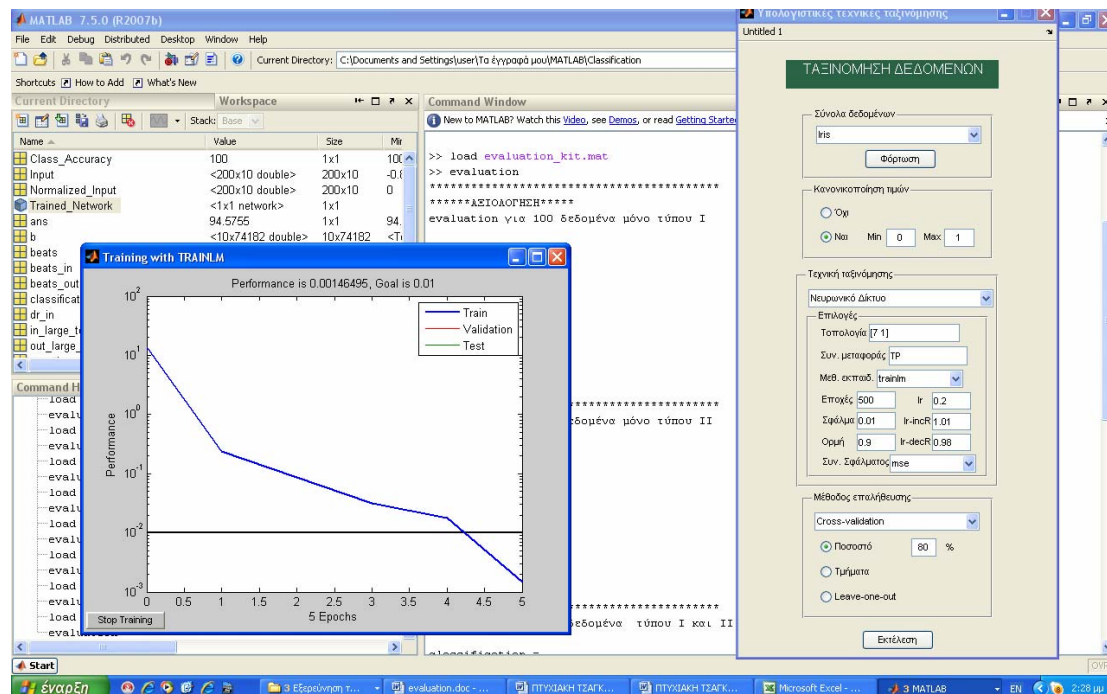
&gt;&gt;

Πειραματιστήκαμε με διαφορετικές τιμές και παραθέτουμε τα πιο αντιπροσωπευτικά αποτελέσματα. Για κάθε ΝΔ – παράμετρο εκτελέσαμε 10 φορές το κάθε πείραμα και διαλέξαμε την καλύτερη απόδοση.

<b>ΝΕΥΡΩΝΙΚΟ ΔΙΚΤΥΟ</b>	<b>%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου Ι</b>	<b>%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου ΙΙ</b>	<b>%evaluation για 2000 δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ</b>	<b>%evaluation για 500 δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ</b>	<b>%evaluation για όλα-74182 τα δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ</b>
9--7--1	<b>100</b>	<b>92</b>	<b>92,45</b>	<b>97,4</b>	<b>93,88</b>
9--10--1	99	82	89,6	95,85	92,29
9--20--1	98	48	83,76	92,8	91,13
9--7--6--1	100	18	75,75	75,2	91,22

<b>9--7--1 διαφορετικά learning reate</b>	<b>%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου Ι</b>	<b>%evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου ΙΙ</b>	<b>%evaluation για 2000 δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ</b>	<b>%evaluation για 500 δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ</b>	<b>%evaluation για όλα-74182 τα δεδομένα τύπου Ι και ΙΙ</b>
0,3	100	92	92,45	97,4	93,88
0,8	97	75	89	87	89,935
0,2	<b>100</b>	<b>91</b>	<b>96,9</b>	<b>100</b>	<b>94,575</b>

Όπως παρατηρούμε από τον πίνακα οι αποδόσεις των ΝΔ είναι σχετικά κοντά, σαν καλύτερα αποτελέσματα μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι έχουμε για 9-7-1 αρχιτεκτονική με learning rate 0.2

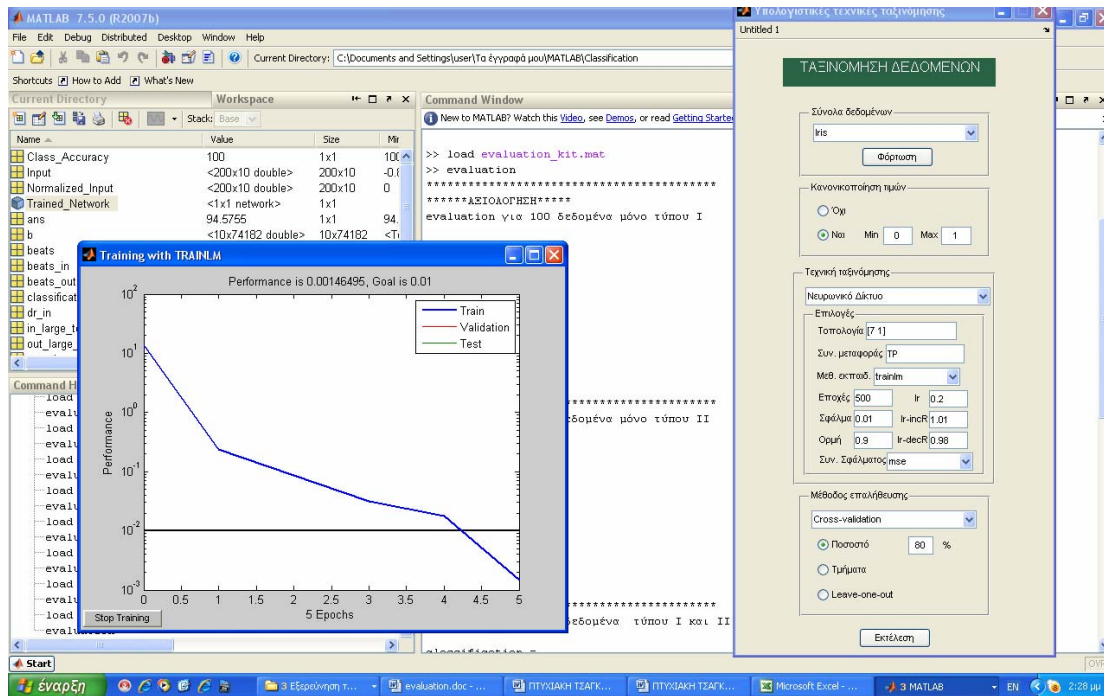


Αυτό το νευρωνικό έχει πολύ καλή απόδοση για κάθε σει δεδομένων στην αξιολόγηση και πολύ καλό ποσοστό σε όλο το σει τιμών 74182.

Αυτό το νευρωνικό επομένως θα είναι το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο το οποίο θα αποθηκεύσουμε σαν **Trained\_Network**. Εξάγουμε και σώζουμε το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο «Trained\_Network» σε ένα φάκελο FINAL APPLICATION και θα το χρησιμοποιήσουμε στην τελική εφαρμογή όπως περιγράφουμε στο επόμενο μέρος (5.7 Τελική εφαρμογή αναγνώρισης τύπου ΗΚΓ).

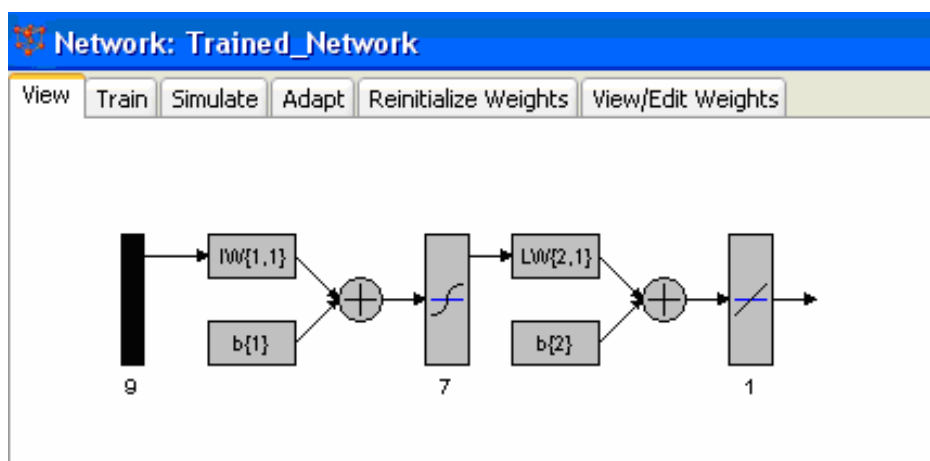
## 5.7 Τελική εφαρμογή αναγνώρισης τύπου ΗΚΓ

Έχοντας ολοκληρώσει τα πειράματα καταλήξαμε σε ένα νευρωνικό δίκτυο που έχει τοπολογία 9-7-1 με συναρτήσεις μεταφοράς TANSIG-PURELIN και εκπαίδευσης TRAINLM.



Το νευρωνικό μας δίκτυο Trained\_network αξιολογήθηκε σε όλο το αρχείο δεδομένων με 74.182 σετ δεδομένων από ΗΚΓ (Surehka, 1996) με αποτελέσματα με ποσοστό 94.575

Στο φάκελο FINAL APPLICATION είναι αποθηκευμένο το εκπαιδευμένο νευρωνικό δίκτυο «Trained\_Network».



Μπορούμε για επαλήθευση να επαναλάβουμε τη διαδικασία της αξιολόγησης

```
>> load evaluation_kit.mat
```

```
>> evaluation
```

Και βλέπουμε στην οθόνη τα αποτελέσματα

```
>> evaluation
*****
*****ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ*****
evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου I

classification =

    100

ans =

    100

%
*****
evaluation για 100 δεδομένα μόνο τύπου II

classification =

    91

ans =

    91

%
*****
evaluation για 2000 δεδομένα τύπου I και II

classification =

    1938

ans =

    96.9000

%
*****
evaluation για 500 δεδομένα τύπου I και II

classification =

    500

ans =
```

100

%

\*\*\*\*\*

evaluation για όλα-74182 δεδομένα τύπου I και II

classification =

70158

ans =

94.5755

%

>>

Στη συνέχεια θα δημιουργήσουμε την τελική εφαρμογή

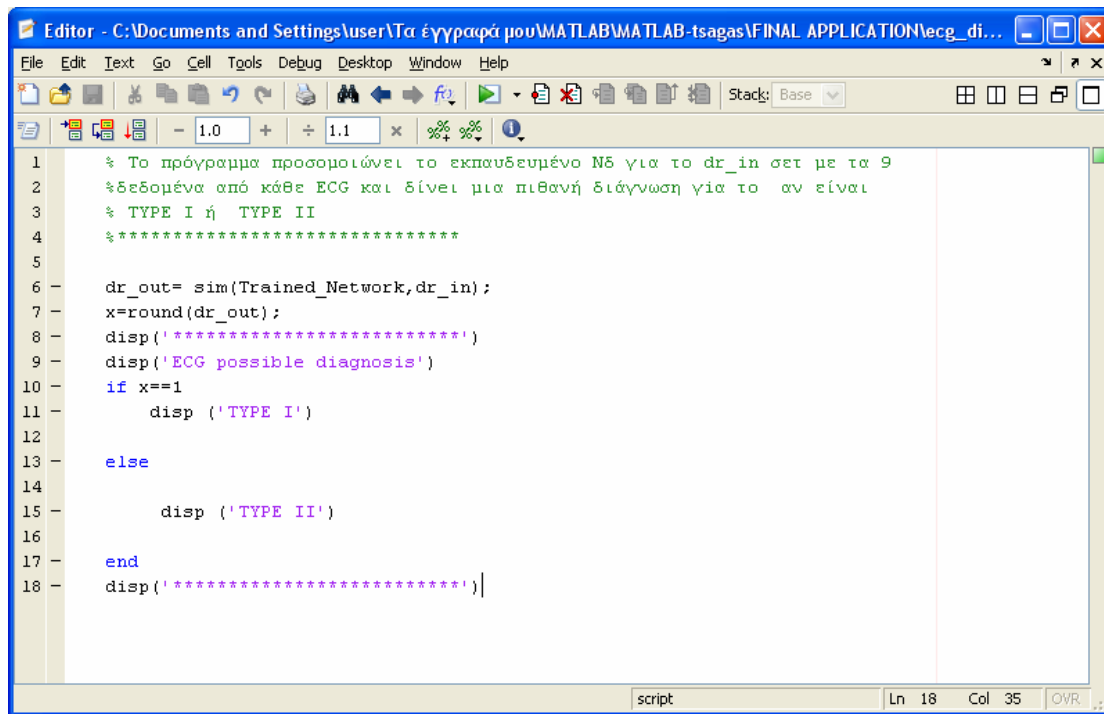
Στον ίδιο φάκελο FINAL APPLICATION, για την τελική εφαρμογή δημιουργήσαμε το ecg\_diagnosis .m αρχείο και έναν πίνακα 9X1 που ονομάσαμε dr\_in.

>> load ecg\_dr.mat

Στον πίνακα dr\_in ο χρήστης εισάγει τα 9 χαρακτηριστικά από το ECG πχ.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.4972									
2	1.1778									
3	0.4222									
4	0.3833									
5	0.8574									
6	0.8696									
7	0.3067									
8	0.1600									
9	0.0600									
10										
11										
12										
13										
14										

Η εφαρμογή ecg\_diagnosis .m έχει τον ακόλουθο κώδικα



```

1  % Το πρόγραμμα προσομοιώνει το εκπαιδευμένο Νδ για το dr_in σετ με τα 9
2  %δεδομένα από κάθε ECG και δίνει μια πιθανή διάγνωση για το αν είναι
3  % TYPE I ή TYPE II
4  %*****
5
6  dr_out= sim(Trained_Network,dr_in);
7  x=round(dr_out);
8  disp('*****')
9  disp('ECG possible diagnosis')
10 if x==1
11     disp ('TYPE I')
12
13 else
14
15     disp ('TYPE II')
16
17 end
18 disp('*****')

```

Για να εκτελεστεί η εφαρμογή ο χρήστης απλά πληκτρολογεί στο command prompt του MATLAB `ecg_diagnosis` και το πρόγραμμα εμφανίζει την πιθανή κατηγοριοποίηση του ΗΚΓ

```
> ecg_diagnosis
```

```
dr_in =
```

```

0.4972
1.1778
0.4222
0.3833
0.8574
0.8696
0.3067
0.1600
0.0800

```

```
*****
```

```
ECG possible diagnosis
```

```
TYPE II
```

```
.....
```

Για ένα νέο σετ δεδομένων

```
>> ecg_diagnosis
```

```
dr_in =
```



0.8083  
0.8361  
0.9668  
0.9831  
0.9919  
0.9818  
0.1733  
0.1067  
0.0533

\*\*\*\*\*

ECG possible diagnosis

TYPE I

\*\*\*\*\*

>>

Καταφέραμε με αυτόν το τρόπο να δημιουργήσουμε μια εφαρμογή που να δίνει πιθανή διάγνωση για το αν ένα ΗΚΓ είναι τύπου I ή II σύμφωνα με τα 9 βασικά χαρακτηριστικά του όπως εξάγονται ακολουθώντας τον αλγόριθμο του Palreddy, Surehka. ECG BEATS DATABASE DESCRIPTION 1996.

## 6. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ –ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν έναν τρόπο προσομοίωσης και επεξεργασίας των σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου. Οι εφαρμογές όπως φάνηκε και από την πλούσια βιβλιογραφία είναι πάρα πολλές και με σημαντικά αποτελέσματα.

Ιδιαίτερα στην παρούσα πτυχιακή εργασία έγινε προσπάθεια κατηγοριοποίησης ακανόνιστων χτύπων καρδιάς μέσω MLP νευρωνικών δικτύων.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στη συγκεκριμένη περίπτωση προέρχονταν από το Ινστιτούτο Τεχνολογίας της Μασαχουσέτης (MIT – Massachusetts Institute of Technology and Beth Israel Hospital (MIT/BIH)). Τα χαρακτηριστικά διανύσματα (feature vectors) στηρίχθηκαν στην εργασία του Surehka Palreddy που τα συγκέντρωσε στα πλαίσια της διδακτορικής του διατριβής.

Ο Palreddy ταξινόμησε τα ΗΚΓ σε δύο κατηγορίες: Η πρώτη είναι αυτή που έχει όλους τους κτύπους από το R ως το T, και στη δεύτερη κατηγορία ανήκουν όλοι οι υπόλοιποι κτύποι που ακολουθούν. Για να το κάνει αυτό ο Palreddy κατασκεύασε έναν κώδικα C για να υπολογίσει τα εννιά στοιχεία από τα ΗΚΓ που πήρε από τη βάση δεδομένων του MIT/BIH (Massachusetts Institute of Technology and Beth Israel Hospital) και το δέκατο στοιχείο είναι 1 η 2 ανάλογα με το αν το περιστατικό είναι ΤΥΠΟΥ 1 η ΤΥΠΟΥ 2..Τα δεδομένα εντάχθηκαν σε διάνυσμα εισόδου με εννέα στοιχεία (features) (<http://www.cae.wisc.edu/~ece539/data/ecg/>).

Το επόμενο βήμα ήταν να κατασκευάσουμε ένα νευρωνικό δίκτυο που θα ταξινομεί το κάθε δείγμα. Αυτή η εργασία προσπαθεί να μιμηθεί τη διάγνωση ενός καρδιολόγου εφαρμόζοντας έναν αλγόριθμο διάγνωσης νευρωνικού δικτύου με βάση τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το ΗΚΓ και μια βάση δεδομένων με 74182 δείγματα. Ο στόχος αυτής της εργασίας δεν καλύπτει όλες τις πιθανές καρδιακές ανωμαλίες. Αντίθετα ταξινομεί ένα ΗΚΓ σε μία από τις δύο κατηγορίες κτύπων που παρουσιάζονται παραπάνω.

Οι στόχοι της παρούσας εργασίας αφορούν τρία επίπεδα. Στο πρώτο επίπεδο ο κύριος στόχος αφορούσε τον καθορισμό ενός βέλτιστου δικτύου πολλαπλών στρωμάτων (Multilayer Perceptron – MLP) για ταξινόμηση ενός ΗΚΓ. Στο δεύτερο επίπεδο ο στόχος ήταν η σύγκριση αποτελεσμάτων διαφορετικών νευρωνικών δικτύων, συναρτήσεων ενεργοποίησης και συναρτήσεων εκμάθησης. Στο τρίτο

στάδιο ήταν να δημιουργηθεί μια τελική εφαρμογή που να στηρίζεται στο βέλτιστο νευρωνικό δίκτυο και να δίνει την δυνατότητα εισάγοντας ο χρήστης δεδομένα να εξάγει πιθανή διάγνωση για το αν το ΗΚΓ είναι Τύπου Ι ή ΙΙ.

Πρέπει να σημειωθεί ότι έγινε κατανοητή η λειτουργία του σχεδιασμού και της υλοποίησης των ΤΝΔ. Η υλοποίηση αυτή έγινε είτε μέσω του εργαλείου nntool είτε μέσω εντολών στο περιβάλλον εργασίας (workspace) στο λογισμικό MATLAB R2007b. Ακόμη υπήρξε κατανόηση της αξιολόγησης της απόδοσης των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων μέσω του δείκτη Απόδοσης (Performance).

Έγιναν δοκιμές για ΝΔ με 1 νευρώνα στην έξοδο και με 2 νευρώνες στην έξοδο.

Μελετήσαμε τη δομή, την καταλληλότητα και την αποτελεσματικότητα των δεδομένων που πρέπει να επιλεγούν από το σύνολο των 74.182 σετ δεδομένων από ΗΚΓ (Palreddy, 1996) ως σετ δεδομένων για την εκπαίδευση του ΝΔ.

Στο συνολικό τεστ δειγμάτων beats.txt με 74.182 σετ δεδομένων από ΗΚΓ (Palreddy, Surehka. ECG BEATS DATABASE DESCRIPTION 1996) είδαμε ότι τα περιστατικά τύπου Ι είναι περίπου τα 2/3 των δειγμάτων και τα τύπου ΙΙ το 1/3.

Δοκιμάσαμε αρχικά με ένα σετ δεδομένων για εκπαίδευση με κατανομή σχεδόν μισά τύπου Ι και μισά τύπου ΙΙ, αλλά το εκπαιδευμένο νευρωνικό ενώ είχε πολύ καλή απόδοση στην προσομοίωση για μικρό αριθμό δειγμάτων, σε μεγαλύτερο αριθμό δειγμάτων δεν έδινε καλά αποτελέσματα. Αυτό δικαιολογείται με την κατανομή των δειγμάτων στο αρχικό σετ δεδομένου για εκπαίδευση.

Δημιουργήσαμε ένα νέο σετ δεδομένων beats\_pososto.txt επιλέγοντας να υπάρχει μια κατανομή αντίστοιχη με το σύνολο των δειγμάτων δηλαδή 2/3 τύπου Ι και 1/3 τύπου 2. Παρατηρήσαμε ότι με αυτό το σετ δεδομένων το ΝΔ που εκπαιδεύτηκε έδωσε άριστα αποτελέσματα και για μεγαλύτερο αριθμό δειγμάτων. Έτσι εργαστήκαμε φορτώνοντας αυτό το αρχείο και προχωρώντας σε πειράματα στα οποία μεταβάλλαμε την αρχιτεκτονική των ΝΔ, τις συναρτήσεις ενεργοποίησης, τις συναρτήσεις εκπαίδευσης και τις εξόδους του ΝΔ δουλεύοντας είτε με έναν είτε με δύο νευρώνες στην έξοδο.

Στο πρώτο πείραμα με διαφορετικές αρχιτεκτονικές, δύο νευρώνες για έξοδο και ίδιες συναρτήσεις μεταφοράς και εκπαίδευσης είχαμε το ίδιο αποτέλεσμα. Στο δεύτερο πείραμα που χρησιμοποιήθηκε ένας νευρώνας για έξοδο και μεταβλήθηκαν μόνο οι συναρτήσεις μεταφοράς διαπιστώθηκε ότι το μεγαλύτερο ποσοστό ταξινόμησης το είχαμε στα ΝΔ που επιλέξαμε την pureline συνάρτηση μεταφοράς

στην έξοδο του. Τέλος στο πείραμα 3 χρησιμοποιήθηκε ΝΔ με μία έξοδο που να δέχεται 2 καταστάσεις εξόδου και μεταβλήθηκε η συνάρτηση εκπαίδευσης από `trainlm` σε `traingd`. Διαπιστώθηκε ότι με την `traingd` δεν κατάφερε να εκπαιδευτεί ενώ με την `trainlm` εκπαιδεύτηκε σε πολύ ικανοποιητικό βαθμό.

\*\*\*\*\*

Μόλις βρέθηκε το βέλτιστο MLP αναπτύξαμε ένα πρόγραμμα για να αξιολογήσουμε με προσομοίωση στη συνέχεια και πάλι τα ΝΔ για 5 διαφορετικά σύνολα δεδομένων για να φανεί πόσο εύρωστα είναι.

Ο συνολικός ρυθμός ταξινόμησης ήταν 97,7%, Όμως αυτός ο ρυθμός ταξινόμησης είναι λίγο παραπλανητικός επειδή υπάρχουν πολλές περιπτώσεις του Τύπου1. Μία καλύτερη ένδειξη του ρυθμού ταξινόμησης είναι να ειπωθεί πόσο καλά το MLP ταξινόμησε μόνο τον Τύπο2. Αυτός ο ρυθμός ταξινόμησης είναι 91,32% ( $6036/(6036+576)$ ). Θεωρείται ότι αυτός είναι ικανοποιητικός ρυθμός ταξινόμησης.

Καταλήξαμε επομένως σε ένα ΝΔ 9-7-1 με συναρτήσεις μεταφοράς `tansig-purelin` και εκπαίδευσης `trainlm` το οποίο και χρησιμοποιήσαμε στην τελική εφαρμογή .  
για το αν ένα ΗΚΓ είναι τύπου Ι ή τύπου ΙΙ.

### **Μελλοντική εργασία**

Ως μελλοντική εργασία μπορεί να είναι η ακόμη μεγαλύτερη βελτίωση της απόδοσης του ΝΔ, με χρήση διαφορετικών ΝΔ όπως KNN ή `radial basis function NN`.

Επίσης για τη δημιουργία μιας ολοκληρωμένης εφαρμογής, μπορεί να γίνει στην έξοδο ενός ΗΚΓ ενσωμάτωση του προγράμματος του Surehka Palreddy που εξάγει τα χαρακτηριστικά, και στη συνέχεια της εφαρμογής που αναπτύχθηκε της παρούσης εργασίας που αναγνωρίζει αυτόματα στη συνέχεια με βάση τα χαρακτηριστικά, τον τύπο του ΗΚΓ δίνοντας ένα διαγνωστικό εργαλείο υποστήριξης στους καρδιολόγους.

**ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

1. Αργυράκης, Π. 2001, Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές /Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο
2. Αργυράκης, Π. Σημειώσεις στο μάθημα Νευρωνικά Δίκτυα , Τμήμα Φυσικής ΑΠΘ
3. Ανδριέλου Ε. 2004, Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές στη Θεωρία Ελέγχου, Μεταπτυχιακή Εργασία
4. Conde T., Automatic Neural Detection of Anomalies in Electrocardiogram Signals, IEEE 3552-3558
5. Neural networks and early diagnosis of myocardial infarction .
6. Das R., Turkoglu I., Sengur A. (2009) Effective diagnosis of heart disease through neural networks ensembles, *Expert Systems with Applications* 36 7675–7680
7. Dasa R., Turkoglu I., Sengur A. (2009) Diagnosis of valvular heart disease through neural networks ensembles *Computer methods and programs in biomedicine* 93, 185–191
8. Devine B. and Macfarlane P. W., (1993) “Detection of Electrocardiographic left ventricular strain using neural nets, “*Med. Biol. Eng. Comput*, 31, pp. 343-348
9. Heden B., Mattias Ohlsson, Ralf Riitner, Olle Pahlm, Wesley K. Haisty, Jr., Carsten Peterson, Lars Edenbrandt, Agreement Between Artificial Neural Networks and Experienced Electrocardiographer on Electrocardiographic Diagnosis of Healed Myocardial Infarction (1996) *JACC* 28, 4
10. Heden B., Ohlsson M., Edenbrandt L., Rittver R., Pahlm O. and Peterson C. (1995) Artificial neural networks for recognition of electrocardiographic lead reversal, *Methods/Neural Networks for Analysis of Electrocardiograms* 929-933
11. Κοδέλα Α. (2009) Μέθοδοι επεξεργασίας ηλεκτροκαρδιογραφήματος-Υλοποίηση αυτόματης ανίχνευσης του QRS συμπλέγματος του ηλεκτροκαρδιογραφήματος, Διπλωματική Εργασία, Ε.Μ.Π

12. Κουτσούρης, Σ. Παυλόπουλος, Α. Πρέντζα, 2003, Εισαγωγή στη Βιοϊατρική Τεχνολογία και Ανάλυση Ιατρικών Σημάτων, Εκδόσεις Τζιόλα,.
13. Παπαστεργίου Α. (2007) Σημειώσεις για το προαιρετικό μάθημα ΑΤΕΙΘ.
14. Krachey J. (2001) A neural network Approach to ECG Classification ECE 539 Final Project University of Wisconsin Madison
15. Lee S. C., (1990) “Using a translation-invariant neural networks to diagnose heart arrhythmia” Proc. of the Annual International Conference of the IEEE Eng. Of Med. And Biology Society, 12, pp. 2025,
16. Linnenbank A. C., Groenewegen A. S. and Grimbergen C. A. (1990) “Artificial neural networks applied in multiple lead electrocardiography rapid quantitative classification of ventricular tachycardia QRS integral patterns”, In Pederson PC, Onaral B (eds), Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Eng. Of Med. And Biology Society, 12, pp. 1461, 1990
17. Lisboa P.J.G. (2002) “A review of evidence of health benefit from artificial neural networks in medical intervention” *Neural Networks* 15, pp.11-39
18. Ozbay Y. and Karlik B. (2001) A recognition of ECG arrythihemias using artificial neural networks, *Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference*, October 25-28, Istanbul, Turkey, IEEE 1680-1683.
19. Olmez T., Dokur Z. (2003) Classification of heart sounds using an artificial neural network, *Pattern Recognition Letters* 24, 617–629
20. Palreddy Surehka. (1996) ECG Beats Database Description, Ph. D., University of Wisconsin
21. Polata K., GóneEsa S., Tosun S. (2006) Diagnosis of heart disease using artificial immune recognition system and fuzzy weighted pre-processing, *Pattern Recognition* 39, 2186 – 2193
22. Περαντώνης, Σ. 2005, Σημειώσεις νευρωνικών δικτύων,, Ινστιτούτο Πληροφορικής & Τηλεπικοινωνιών, ΕΚΕΦΕ “ΔΗΜΟΚΡΙΤΟΣ”
23. Perakakis P., Joffily M., Taylor M., Guerraa P., Vila J. (2010) KARDIA: A Matlab software for the analysis of cardiac interbeat intervals, *Computer Methods And Programs In Biomedicine* 98, pp. 83–89
24. Suzuki Y., (1995) “Self-Organising QRS-Wave Recognition in ECG Using Neural Networks, “IEEE Trans. On Neural Networks, 6, No. 6, pp. 1469-1477
25. Tompkins W. (1993) Biomedical Digital Signal Processing, Prentice-Hall

26. Tsai Y. S., Hung B. N. and Tung S. F. (1990), “An experiment on ECG classification using back-propagation neural networks”, In Pederson PC, Onaral B (eds): Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Eng. Of Med. And Biology Society, 12, pp. 1463
27. Yeap T. H., Johnson F. and Rachniowski M. (1990) “ECG beat classification by a neural networks”, In Pederson PC, Onaral B (eds): Proc. Of the Annual International Conference of the IEEE Eng. Of Med. And Biology Society, 12, pp.1457

### **Ιστοσελίδες**

28. <http://www.incardiology.gr/exetaseis/hkg.htm> (πρόσβαση Απρίλιος 2009)
29. <http://www.cae.wisc.edu/~ece539/data/ecg/>
30. [www.physionet.gr](http://www.physionet.gr)

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Στις ακόλουθες σελίδες παρουσιάζονται τα δεδομένα που λήφθηκαν υπόψη για τη δημιουργία των Νευρωνικών Δικτύων στο κεφάλαιο 5. Την ταξινόμηση την έχουμε από τα στοιχεία:

- Data provided by Massachusetts Institute of Technology and Beth Israel Hospital(MIT/ΒΙΗ)
- Feature vectors by Surehka Palreddy (beats\_5700\_5900.txt)



beats\_5700\_5900.txt

0.480556 0.908333 0.529052 0.527439 0.793919 0.810129 0.546667 0.280000 0.120000  
2  
0.908333 0.480556 1.890173 1.890173 0.810129 0.774047 0.213333 0.120000 0.066667  
1  
0.480556 0.897222 0.535604 0.529052 0.774047 0.800254 0.626667 0.320000 0.133333  
2  
0.897222 0.458333 1.957576 1.867052 0.800254 0.886701 0.186667 0.133333 0.066667  
1  
0.458333 0.883333 0.518868 0.510836 0.886701 0.828405 0.426667 0.226667 0.106667  
2  
0.883333 0.441667 2.000000 1.927273 0.828405 0.798008 0.160000 0.106667 0.066667  
1  
0.441667 0.936111 0.471810 0.500000 0.798008 0.833198 0.586667 0.186667 0.053333  
2  
0.936111 0.441667 2.119497 2.119497 0.833198 0.861963 0.160000 0.120000 0.053333  
1  
0.441667 0.977778 0.451705 0.471810 0.861963 0.862445 0.346667 0.213333 0.080000  
2  
0.977778 0.472222 2.070588 2.213836 0.862445 0.652885 0.173333 0.120000 0.053333  
1  
0.472222 0.955556 0.494186 0.482955 0.652885 0.667671 0.720000 0.360000 0.106667  
2  
0.955556 0.480556 1.988439 2.023529 0.667671 0.901808 0.160000 0.106667 0.053333  
1  
0.480556 0.869444 0.552716 0.502907 0.901808 0.886012 0.346667 0.200000 0.080000  
2  
0.869444 0.438889 1.981013 1.809249 0.886012 0.870973 0.160000 0.120000 0.053333  
1  
0.438889 0.863889 0.508039 0.504792 0.870973 0.864400 0.386667 0.200000 0.080000  
2  
0.863889 0.472222 1.829412 1.968354 0.864400 0.870953 0.160000 0.120000 0.053333  
1  
0.472222 0.936111 0.504451 0.546624 0.870953 0.855186 0.400000 0.200000 0.093333  
2  
0.936111 0.477778 1.959302 1.982353 0.855186 0.885378 0.160000 0.120000 0.053333  
1  
0.477778 0.938889 0.508876 0.510386 0.885378 0.863190 0.346667 0.186667 0.066667  
2  
0.938889 0.455556 2.060976 1.965116 0.863190 0.795022 0.146667 0.120000 0.066667  
1  
0.455556 0.916667 0.496970 0.485207 0.795022 0.774593 0.693333 0.186667 0.053333  
2  
0.916667 0.427778 2.142857 2.012195 0.774593 0.847233 0.133333 0.106667 0.066667  
1  
0.427778 0.888889 0.481250 0.466667 0.847233 0.855321 0.293333 0.173333 0.066667  
2  
0.888889 0.452778 1.963190 2.077922 0.855321 0.855946 0.146667 0.120000 0.053333  
1  
0.452778 0.922222 0.490964 0.509375 0.855946 0.879855 0.306667 0.173333 0.053333  
2  
0.922222 0.463889 1.988024 2.036810 0.879855 0.893050 0.160000 0.120000 0.053333  
1  
0.463889 0.977778 0.474432 0.503012 0.893050 0.886668 0.293333 0.160000 0.053333  
2  
0.977778 0.480556 2.034682 2.107784 0.886668 0.857981 0.146667 0.106667 0.053333  
1  
0.480556 1.013889 0.473973 0.491477 0.857981 0.820871 0.333333 0.173333 0.066667  
2  
1.013889 0.450000 2.253086 2.109826 0.820871 0.792628 0.146667 0.106667 0.053333  
1  
0.450000 0.966667 0.465517 0.443836 0.792628 0.810798 0.360000 0.213333 0.066667  
2  
0.966667 0.441667 2.188679 2.148148 0.810798 0.840474 0.146667 0.120000 0.066667  
1  
0.441667 0.986111 0.447887 0.456897 0.840474 0.849701 0.293333 0.186667 0.066667  
2  
0.986111 0.477778 2.063953 2.232704 0.849701 0.790834 0.146667 0.106667 0.053333  
1  
0.477778 1.055556 0.452632 0.484507 0.790834 0.812959 0.333333 0.213333 0.080000

Σελίδα 1

beats\_5700\_5900.txt

```

2
1.055556 0.502778 2.099448 2.209302 0.812959 0.840330 0.160000 0.106667 0.053333
1
0.502778 0.980556 0.512748 0.476316 0.840330 0.806547 0.333333 0.186667 0.066667
2
0.980556 0.461111 2.126506 1.950276 0.806547 0.828831 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.461111 0.894444 0.515528 0.470255 0.828831 0.813144 0.306667 0.200000 0.080000
2
0.894444 0.469444 1.905325 1.939759 0.813144 0.807664 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.469444 0.916667 0.512121 0.524845 0.807664 0.804481 0.333333 0.200000 0.093333
2
0.916667 0.488889 1.875000 1.952663 0.804481 0.768012 0.133333 0.106667 0.053333
1
0.488889 0.936111 0.522255 0.533333 0.768012 0.806289 0.360000 0.213333 0.080000
2
0.936111 0.497222 1.882682 1.914773 0.806289 0.808165 0.173333 0.133333 0.066667
1
0.497222 0.927778 0.535928 0.531157 0.808165 0.768930 0.373333 0.213333 0.080000
2
0.927778 0.475000 1.953216 1.865922 0.768930 0.824399 0.160000 0.106667 0.066667
1
0.475000 0.894444 0.531056 0.511976 0.824399 0.810614 0.306667 0.173333 0.066667
2
0.894444 0.463889 1.928144 1.883041 0.810614 0.837758 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.463889 0.922222 0.503012 0.518634 0.837758 0.842385 0.293333 0.186667 0.093333
2
0.922222 0.463889 1.988024 1.988024 0.842385 0.868373 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.463889 1.008333 0.460055 0.503012 0.868373 0.883465 0.280000 0.160000 0.066667
2
1.008333 0.483333 2.086207 2.173653 0.883465 0.825635 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.483333 1.061111 0.455497 0.479339 0.825635 0.819696 0.453333 0.213333 0.066667
2
1.061111 0.519444 2.042781 2.195402 0.819696 -0.722319 0.160000 0.120000
0.053333 1
0.519444 0.930556 0.558209 0.489529 -0.722319 -0.724277 0.093333 0.733333
0.933333 2
0.930556 0.497222 1.871508 1.791444 -0.724277 -0.664357 0.133333 0.093333
0.053333 1
0.497222 0.905556 0.549080 0.534328 -0.664357 -0.656689 0.186667 0.360000
0.906667 2
0.905556 0.513889 1.762162 1.821229 -0.656689 -0.600476 0.146667 0.106667
0.053333 1
0.513889 0.925000 0.555556 0.567485 -0.600476 -0.617635 0.600000 0.146667
0.053333 2
0.925000 0.552778 1.673367 1.800000 -0.617635 0.720943 0.160000 0.120000
0.066667 1
0.552778 0.944444 0.585294 0.597598 0.720943 0.722002 0.480000 0.266667 0.133333
2
0.944444 0.497222 1.899441 1.708543 0.722002 0.805508 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.497222 0.972222 0.511429 0.526471 0.805508 0.804970 0.360000 0.213333 0.066667
2
0.972222 0.463889 2.095808 1.955307 0.804970 0.849804 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.463889 0.980556 0.473088 0.477143 0.849804 0.844779 0.293333 0.186667 0.080000
2
0.980556 0.469444 2.088757 2.113772 0.844779 0.831648 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.469444 1.077778 0.435567 0.478754 0.831648 0.880591 0.453333 0.186667 0.053333
2
1.077778 0.494444 2.179775 2.295858 0.880591 0.878310 0.173333 0.120000 0.053333
1
0.494444 1.158333 0.426859 0.458763 0.878310 0.832334 0.333333 0.186667 0.093333
2

```

Σελίδα 2

beats\_5700\_5900.txt

```

1.158333 0.497222 2.329609 2.342697 0.832334 0.800001 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.497222 1.133333 0.438725 0.429257 0.800001 0.763686 0.346667 0.200000 0.080000
2
1.133333 0.466667 2.428571 2.279330 0.763686 0.795415 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.466667 1.122222 0.415842 0.411765 0.795415 0.814552 0.333333 0.213333 0.080000
2
1.122222 0.483333 2.321839 2.404762 0.814552 0.815597 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.483333 1.269444 0.380744 0.430693 0.815597 0.827787 0.320000 0.186667 0.093333
2
1.269444 0.511111 2.483696 2.626437 0.827787 0.797882 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.511111 1.191667 0.428904 0.402626 0.797882 0.794997 0.373333 0.226667 0.106667
2
1.191667 0.491667 2.423729 2.331522 0.794997 0.800891 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.491667 1.180556 0.416471 0.412587 0.800891 0.775972 0.360000 0.213333 0.080000
2
1.180556 0.488889 2.414773 2.401130 0.775972 0.825048 0.146667 0.106667 0.066667
1
0.488889 1.219444 0.400911 0.414118 0.825048 0.830747 0.320000 0.186667 0.080000
2
1.219444 0.508333 2.398907 2.494318 0.830747 0.783919 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.508333 1.202778 0.422633 0.416856 0.783919 0.818085 0.360000 0.213333 0.080000
2
1.202778 0.525000 2.291005 2.366120 0.818085 0.822978 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.525000 1.113889 0.471322 0.436490 0.822978 0.784735 0.346667 0.200000 0.093333
2
1.113889 0.491667 2.265537 2.121693 0.784735 0.721697 0.146667 0.120000 0.066667
1
0.491667 1.016667 0.483607 0.441397 0.721697 0.738261 0.453333 0.240000 0.120000
2
1.016667 0.494444 2.056180 2.067797 0.738261 0.771503 0.146667 0.106667 0.066667
1
0.494444 1.125000 0.439506 0.486339 0.771503 0.772879 0.386667 0.226667 0.093333
2
1.125000 0.513889 2.189189 2.275281 0.772879 0.787861 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.513889 1.219444 0.421412 0.456790 0.787861 0.799777 0.373333 0.213333 0.080000
2
1.219444 0.513889 2.372973 2.372973 0.799777 0.801335 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.513889 1.141667 0.450122 0.421412 0.801335 0.767981 0.360000 0.213333 0.093333
2
1.141667 0.477778 2.389535 2.221622 0.767981 0.776362 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.477778 1.172222 0.407583 0.418491 0.776362 0.821079 0.346667 0.213333 0.080000
2
1.172222 0.527778 2.221053 2.453488 0.821079 0.770224 0.160000 0.106667 0.053333
1
0.527778 1.211111 0.435780 0.450237 0.770224 0.747231 0.440000 0.253333 0.120000
2
1.211111 0.533333 2.270833 2.294737 0.747231 0.719889 0.146667 0.120000 0.066667
1
0.533333 1.102778 0.483627 0.440367 0.719889 0.720980 0.466667 0.280000 0.133333
2
1.102778 0.530556 2.078534 2.067708 0.720980 -0.809835 0.160000 0.106667
0.066667 1
0.530556 1.033333 0.513441 0.481108 -0.809835 -0.820556 0.133333 0.200000
0.786667 2
1.033333 0.502778 2.055249 1.947644 -0.820556 0.855013 0.146667 0.106667
0.053333 1
0.502778 1.144444 0.439320 0.486559 0.855013 0.854717 0.280000 0.173333 0.080000
2
1.144444 0.522222 2.191489 2.276243 0.854717 0.774021 0.146667 0.106667 0.053333

```

Σελίδα 3

beats\_5700\_5900.txt

```

1
0.522222 1.194444 0.437209 0.456311 0.774021 0.847998 0.386667 0.213333 0.093333
2
1.194444 0.544444 2.193878 2.287234 0.847998 0.808301 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.544444 1.144444 0.475728 0.455814 0.808301 0.791161 0.413333 0.240000 0.106667
2
1.144444 0.480556 2.381503 2.102041 0.791161 0.818799 0.160000 0.106667 0.066667
1
0.480556 1.088889 0.441327 0.419903 0.818799 0.865035 0.426667 0.226667 0.093333
2
1.088889 0.533333 2.041667 2.265896 0.865035 -0.036812 0.186667 0.133333
0.066667 1
0.533333 1.097222 0.486076 0.489796 -0.036812 -0.046808 0.400000 0.253333
0.093333 2
1.097222 0.550000 1.994949 2.057292 -0.046808 0.862504 0.186667 0.120000
0.066667 1
0.550000 1.097222 0.501266 0.501266 0.862504 0.842302 0.493333 0.266667 0.093333
2
1.097222 0.508333 2.158470 1.994949 0.842302 0.898522 0.173333 0.120000 0.053333
1
0.508333 1.041667 0.488000 0.463291 0.898522 0.918586 0.440000 0.213333 0.093333
2
1.041667 0.488889 2.130682 2.049180 0.918586 0.654202 0.186667 0.120000 0.066667
1
0.488889 0.463889 1.053892 0.469333 0.654202 0.645338 0.706667 0.493333 0.106667
2
0.463889 1.175000 0.394799 0.948864 0.645338 0.765500 0.560000 0.400000 0.186667
2
1.175000 0.491667 2.389830 2.532934 0.765500 0.884301 0.173333 0.120000 0.053333
1
0.491667 1.113889 0.441397 0.418440 0.884301 0.896928 0.493333 0.240000 0.093333
2
1.113889 0.505556 2.203297 2.265537 0.896928 0.893231 0.186667 0.120000 0.066667
1
0.505556 0.513889 0.983784 0.453865 0.893231 0.960708 0.493333 0.253333 0.093333
2
0.513889 1.141667 0.450122 1.016484 0.960708 0.700243 0.560000 0.413333 0.200000
2
1.141667 0.438889 2.601266 2.221622 0.700243 0.839086 0.173333 0.120000 0.053333
1
0.438889 1.094444 0.401015 0.384428 0.839086 0.837043 0.840000 0.280000 0.080000
2
1.094444 0.488889 2.238636 2.493671 0.837043 0.862917 0.173333 0.120000 0.053333
1
0.488889 1.091667 0.447837 0.446701 0.862917 0.836128 0.506667 0.266667 0.093333
2
1.091667 0.561111 1.945545 2.232955 0.836128 -0.693272 0.173333 0.120000
0.053333 1
0.561111 1.041667 0.538667 0.513995 -0.693272 -0.610913 0.266667 0.453333
0.880000 2
1.041667 0.522222 1.994681 1.856436 -0.610913 -0.846726 0.160000 0.106667
0.053333 1
0.522222 0.947222 0.551320 0.501333 -0.846726 -0.845988 0.146667 0.253333
0.866667 2
0.947222 0.475000 1.994152 1.813830 -0.845988 0.868962 0.173333 0.120000
0.066667 1
0.475000 0.991667 0.478992 0.501466 0.868962 0.869122 0.480000 0.253333 0.106667
2
0.991667 0.511111 1.940217 2.087719 0.869122 0.871395 0.173333 0.106667 0.053333
1
0.511111 1.061111 0.481675 0.515406 0.871395 0.885272 0.466667 0.240000 0.106667
2
1.061111 0.494444 2.146067 2.076087 0.885272 0.913348 0.186667 0.120000 0.066667
1
0.494444 1.055556 0.468421 0.465969 0.913348 0.902692 0.373333 0.200000 0.066667
2
1.055556 0.488889 2.159091 2.134832 0.902692 0.854810 0.173333 0.133333 0.066667
1

```

Σελίδα 4

```

beats_5700_5900.txt
0.488889 1.075000 0.454780 0.463158 0.854810 0.832576 0.480000 0.240000 0.093333
2
1.075000 0.480556 2.236994 2.198864 0.832576 0.860295 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.480556 1.077778 0.445876 0.447028 0.860295 0.876914 0.453333 0.213333 0.080000
2
1.077778 0.497222 2.167598 2.242774 0.876914 0.819530 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.497222 1.130556 0.439803 0.461340 0.819530 0.852191 0.506667 0.280000 0.093333
2
1.130556 0.550000 2.055555 2.273743 0.852191 -0.663626 0.173333 0.133333
0.066667 1
0.550000 1.066667 0.515625 0.486486 -0.663626 -0.619969 0.253333 0.466667
0.920000 2
1.066667 0.494444 2.157303 1.939394 -0.619969 0.812497 0.160000 0.106667
0.066667 1
0.494444 0.961111 0.514451 0.463542 0.812497 0.822687 0.480000 0.253333 0.106667
2
0.961111 0.722222 1.330769 1.943820 0.822687 0.990806 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.722222 0.530556 1.361257 0.751445 0.990806 0.615660 0.160000 0.106667 0.053333
1
0.530556 0.511111 1.038043 0.734615 0.615660 0.472390 0.706667 0.506667 0.080000
2
0.511111 1.205556 0.423963 0.963351 0.472390 0.686711 0.586667 0.400000 0.133333
2
1.205556 0.519444 2.320856 2.358696 0.686711 -0.758034 0.146667 0.120000
0.053333 1
0.519444 1.069444 0.485714 0.430876 -0.758034 -0.767551 0.133333 0.586667
0.906667 2
1.069444 0.505556 2.115385 2.058823 -0.767551 -0.884725 0.146667 0.106667
0.053333 1
0.505556 1.036111 0.487936 0.472727 -0.884725 -0.873641 0.160000 0.240000
0.693333 2
1.036111 0.497222 2.083799 2.049451 -0.873641 0.841700 0.160000 0.106667
0.066667 1
0.497222 1.133333 0.438725 0.479893 0.841700 0.811239 0.400000 0.226667 0.093333
2
1.133333 0.558333 2.029851 2.279330 0.811239 -0.679657 0.160000 0.106667
0.066667 1
0.558333 1.091667 0.511450 0.492647 -0.679657 -0.677244 0.186667 0.653333
0.946667 2
1.091667 0.786111 1.388693 1.955224 -0.677244 0.979471 0.160000 0.106667
0.066667 1
0.786111 0.741667 1.059925 0.720102 0.979471 0.990700 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.741667 0.725000 1.022989 0.943463 0.990700 0.996772 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.725000 0.508333 1.426230 0.977528 0.996772 0.634716 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.508333 0.469444 1.082840 0.701149 0.634716 0.634513 0.746667 0.240000 0.053333
2
0.469444 1.091667 0.430025 0.923497 0.634513 0.597553 0.466667 0.333333 0.213333
2
1.091667 0.800000 1.364583 2.325444 0.597553 0.984305 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.800000 0.780556 1.024911 0.732824 0.984305 0.997256 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.780556 0.755556 1.033088 0.975694 0.997256 0.995203 0.146667 0.120000 0.066667
1
0.755556 0.502778 1.502762 0.967972 0.995203 0.671834 0.160000 0.120000 0.053333
1
0.502778 1.061111 0.473822 0.665441 0.671834 0.647106 0.746667 0.253333 0.053333
2
1.061111 0.486111 2.182857 2.110497 0.647106 0.777213 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.486111 1.047222 0.464191 0.458115 0.777213 0.821264 0.333333 0.200000 0.066667
2
1.047222 0.611111 1.713636 2.154286 0.821264 0.821769 0.146667 0.106667 0.053333
σελίδα 5

```

beats\_5700\_5900.txt

```

1
0.611111 0.997222 0.612813 0.583554 0.821769 0.807775 0.480000 0.133333 0.053333
2
0.997222 0.780556 1.277580 1.631818 0.807775 0.988641 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.780556 0.508333 1.535519 0.782730 0.988641 0.733284 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.508333 0.469444 1.082840 0.651246 0.733284 0.415283 0.720000 0.253333 0.066667
2
0.469444 1.161111 0.404306 0.923497 0.415283 0.636381 0.613333 0.360000 0.080000
2
1.161111 0.505556 2.296703 2.473373 0.636381 -0.457623 0.146667 0.106667
0.053333 1
0.505556 1.044444 0.484043 0.435407 -0.457623 -0.478419 0.586667 0.320000
0.040000 2
1.044444 0.586111 1.781991 2.065934 -0.478419 0.874985 0.133333 0.106667
0.053333 1
0.586111 1.086111 0.539642 0.561170 0.874985 0.891593 0.280000 0.106667 0.040000
2
1.086111 0.783333 1.386525 1.853080 0.891593 0.998220 0.160000 0.106667 0.053333
1
0.783333 0.822222 0.952703 0.721228 0.998220 0.987493 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.822222 0.816667 1.006803 1.049645 0.987493 0.979718 0.146667 0.093333 0.053333
1
0.816667 0.861111 0.948387 0.993243 0.979718 0.997153 0.160000 0.106667 0.053333
1
0.861111 0.491667 1.751412 1.054422 0.997153 0.605156 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.491667 1.238889 0.396861 0.570968 0.605156 0.606430 0.746667 0.520000 0.066667
2
1.238889 0.947222 1.307918 2.519774 0.606430 0.997266 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.947222 0.897222 1.055728 0.764574 0.997266 0.990660 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.897222 0.908333 0.987768 0.947214 0.990660 0.983043 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.908333 0.975000 0.931624 1.012384 0.983043 0.987470 0.146667 0.106667 0.066667
1
0.975000 0.891667 1.093458 1.073395 0.987470 0.995504 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.891667 0.916667 0.972727 0.914530 0.995504 0.996479 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.916667 0.969444 0.945559 1.028037 0.996479 0.996246 0.146667 0.120000 0.053333
1
0.969444 0.941667 1.029499 1.057576 0.996246 0.985674 0.160000 0.106667 0.053333
1
0.941667 0.897222 1.049536 0.971347 0.985674 0.991527 0.160000 0.120000 0.066667
1
0.897222 0.886111 1.012539 0.952802 0.991527 0.996317 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.886111 0.833333 1.063333 0.987616 0.996317 0.996598 0.146667 0.106667 0.053333
1
0.833333 0.863889 0.964630 0.940439 0.996598 0.986796 0.160000 0.106667 0.066667
1
0.863889 0.875000 0.987302 1.036667 0.986796 0.995106 0.160000 0.120000 0.066667
1

```

**Σπουδαστής:** Τσάγκας Αλέξανδρος

**Καθηγητής:** Παπαστεργίου Αναστασία

**Κωδικός:** 06141<sup>ΕΣ</sup>

Ημερομηνία ανάληψης 5-3-2009

Ημερομηνία περάτωσης 2-6-2010

## **«Χρήση νευρωνικών δικτύων για αυτόματη αναγνώριση σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου»**

*Πτυχιακή εργασία για τη λήψη του πτυχίου του Τμήματος Ηλεκτρονικής της Σ.Τ.Ε.Φ. του Α.Τ.Ε.Ι. Θεσσαλονίκης, Ιούνιος 2010*

### **Περίληψη**

Η έγκαιρη διάγνωση και ιατρική θεραπεία των παθήσεων της καρδιάς μπορεί να αποτρέψει αιφνίδιους θανάτους. Η αξιοποίηση των σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφων (ηλεκτροκαρδιογραφήματα, ΗΚΓ) συμβάλει στη διάγνωση των παθήσεων της καρδιάς αλλά η εν λόγω διάγνωση είναι μία υποκειμενική αξιολόγηση της κατάστασης του ασθενούς από τους καρδιολόγους.

Στην πτυχιακή αυτή εργασία εφαρμόζονται νευρωνικά δίκτυα για το σχεδιασμό αλγορίθμων με σκοπό την αυτόματη αναγνώριση και στη συνέχεια την ταξινόμηση σημάτων ηλεκτροκαρδιογράφου. Η προσομοίωση των νευρωνικών δικτύων μπορεί να γίνει στην πλατφόρμα MATLAB

---

*Λέξεις κλειδιά: νευρωνικά δίκτυα, ηλεκτροκαρδιογράφημα, προγραμματισμός, MATLAB, ψηφιακή επεξεργασία σήματος*

## ABSTRACT

### «Use of neural networks for automatic signals’ recognition of an electrocardiograph»

**Student:** Tsagas Alexandros

**Supervisor:** Papastergiou Anastasia

**Code:** 06141<sup>ΕΣ</sup>

*Final thesis for fulfilling the requirements and obtaining the diploma of the Department of Electronics, School of Technological Applications. - Technological Institute of Thessaloniki T.E.I., June 2010*

#### **Abstract**

Early diagnosis and medical treatment of diseases of the heart can prevent sudden and unexpected deaths. The use of signals of electrocardiographs (electrocardiograms, ECG) contributes to the diagnosis of diseases of the heart but this kind of diagnosis is subjective to the clinical situation of each patient by cardiologists.

In this thesis neural networks are used for designing algorithms for automatic recognition and then the classification of eletrocardiograph’s signals. Simulation of neural networks can be achieved through MATLAB platform.

---

*Keywords: neural networks, electrocardiogram, programming, MATLAB, digital signal processing and control*