



## **ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΚΟ ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΙΔΡΥΜΑ ΚΡΗΤΗΣ**

**Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών  
Τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής & Πολυμέσων**



**Πτυχιακή Εργασία:**

**Σύστημα υποβοήθησης προσδιορισμού φύλου βάση  
μετρολογικών στοιχείων οστών**

**Μανουσέλη Μαριάννα AM.1663**

**Επιβλέπον Καθηγητής : Τριανταφυλλίδης Γεώργιος**

## **ABSTRACT**

In this thesis we are asked to create a program that will define the sex of unidentified persons. Measurements were done with the help of a caliper in two different kinds of bones, scapula and clavicle, by the group of forensic scientists of University of Crete. The scapula was measured in 8 different parts and the clavicle in 6. The research was conducted by two persons on 67 women and 82 men, so as to ensure a wider range of data.

At first, there was a statistic analysis of the data with the use of SPSS (Statistical Package for the Social Sciences).

Afterwards, there were created three neural networks through Matlab. Taken for granted that we knew the gender of every bone, we progress on the training of the neural network. As an input we used the bones measurements and as an output the corresponding gender. The first neural network was trained using the data of both sets of bones, the second neural network was trained using the data only of scapula and the third neural network was trained using the data only of clavicle. This was done so that we would be able to define the gender, just in case only one type of bones found instead of both.

Finally, we created a graphic interface to allow the user to insert easily the measurement of the bones. The application consists of three different buttons. The first one is used in the case that for the same unidentified person there are measurements for both bones (scapula - clavicle). The second is used in the case that there are measurements only for scapula and the third is used in case that there are measurements only for clavicle. The user chooses the appropriate button for his data. He inserts the numbers and gets the results.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα πτυχιακή εργασία καλούμαστε να δημιουργήσουμε ένα πρόγραμμα που να αναγνωρίζει το φύλο σε αγνώστων στοιχείων άτομα. Έγιναν μετρήσεις με παχύμετρο σε δύο είδη οστών, την ωμοπλάτη και την κλείδα, από την ομάδα ιατροδικαστών του Πανεπιστημίου Κρήτης. Για την ωμοπλάτη έγιναν μετρήσεις σε 8 σημεία της και για την κλείδα σε 6 σημεία της. Οι μετρήσεις αφορούν 67 γυναίκες και 82 άντρες και έγιναν από δύο άτομα για να υπάρχει μεγαλύτερο εύρος δεδομένων.

Αρχικά έγινε στατιστική ανάλυση των δεδομένων με την χρήση του στατιστικού πακέτου SPSS (Statistical Package for the Social Sciences).

Έπειτα μέσω του Matlab δημιουργήθηκαν τρία νευρωνικά δίκτυα. Με δεδομένο ότι για κάθε οστό ξέραμε το φύλο έγινε εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Ως είσοδο βάλουμε τις μετρήσεις των οστών και ως έξοδο το αντίστοιχο φύλο. Το πρώτο νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύτηκε με δεδομένα τις μετρήσεις και των δύο οστών, το δεύτερο με δεδομένα τις μετρήσεις μόνο της ωμοπλάτης και το τρίτο με δεδομένα τις μετρήσεις μόνο της κλείδας. Αυτό έγινε έτσι ώστε να μπορεί να γίνει η αναγνώριση φύλου και στην περίπτωση που βρεθεί μόνο ένα οστό από τα δύο.

Τέλος φτιάξαμε μια γραφική διεπαφή για να μπορεί ο χρήστης να περνάει εύκολα τις μετρήσεις των οστών. Η εφαρμογή αποτελείται από τρία κουμπιά. Το πρώτο κουμπί είναι για την περίπτωση που για το ίδιο αγνώστων στοιχείων άτομο υπάρχουν μετρήσεις και για τα δύο οστά (ωμοπλάτη - κλείδα). Το δεύτερο κουμπί είναι για την περίπτωση που υπάρχουν μετρήσεις μόνο για την ωμοπλάτη και το τρίτο κουμπί μόνο για την κλείδα. Ο χρήστης επιλέγει το ανάλογο κουμπί για τα δεδομένα που έχει, περνάει τις τιμές και βγαίνει το αποτέλεσμα.

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ</b> .....	<b>1</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>2</b>
<b>ΠΕΡΙΛΗΨΗ</b> .....	<b>3</b>
<b>ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ</b> .....	<b>4</b>
<b>Πίνακες Εικόνων</b> .....	<b>6</b>
<b>Λίστα Πινάκων</b> .....	<b>7</b>
<b>Κεφάλαιο 1-Εισαγωγή</b> .....	<b>8</b>
<b>1.1 Κίνητρο για τη διεξαγωγή της εργασίας</b> .....	<b>8</b>
<b>1.2 Σκοπός και στόχοι της εργασίας</b> .....	<b>8</b>
<b>1.3 Ιατρική και Πληροφορική</b> .....	<b>9</b>
<b>1.4 Προσδιορισμός φύλου στην ιατροδικαστική ανθρωπολογία</b> .....	<b>10</b>
<b>Κεφάλαιο 2-Ανθρώπινος Σκελετός</b> .....	<b>12</b>
<b>2.1 Γενικά χαρακτηριστικά ανθρώπινου σκελετού</b> .....	<b>12</b>
<b>2.2 Άνω άκρο</b> .....	<b>13</b>
2.2.1 Οστά ωμικής ζώνης .....	13
2.2.2 Οστά βραχίονα .....	14
2.2.3 Οστά πήχη .....	15
2.2.4 Οστά καρπού .....	15
2.2.5 Οστά του χεριού .....	15
<b>Κεφάλαιο 3-SPSS</b> .....	<b>16</b>
<b>3.1 Εισαγωγή</b> .....	<b>16</b>
<b>3.2 Στατιστική ανάλυση δεδομένων με την χρήση SPSS</b> .....	<b>16</b>
<b>3.3 Analyze</b> .....	<b>17</b>
3.3.1 Descriptives Statistics.....	18
<b>Descriptives</b> .....	18
<b>Frequencies</b> .....	20
3.3.2 Compare Means.....	22
<b>Independent-Samples T-test</b> .....	22
<b>3.4 Graphs</b> .....	<b>24</b>
3.4.1 Scatter/Dot.....	24
3.4.2 Boxplot .....	25
3.4.3 Histogram .....	27
3.4.4 Bar .....	28
3.4.5 Pie.....	30
<b>Κεφάλαιο 4–Νευρωνικά Δίκτυα</b> .....	<b>31</b>
<b>4.1 Εισαγωγή</b> .....	<b>31</b>
<b>4.2 Ιστορική αναδρομή</b> .....	<b>31</b>
4.2.1 Πώς ξεκίνησαν .....	31
4.2.2 Πρώτες εφαρμογές .....	32
<b>4.3 Τι είναι νευρωνικά δίκτυα</b> .....	<b>34</b>
4.3.1 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα.....	35
<b>Η δομή του νευρώνα</b> .....	36
<b>Η λειτουργία των νευρώνων</b> .....	37

4.3.2 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα .....	38
Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο .....	39
Το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα .....	39
Η μετάδοση του σήματος μέσα στο νευρωνικό δίκτυο .....	40
Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου .....	40
4.3.3 Σύγκριση βιολογικών και τεχνητών νευρωνικών δικτύων .....	41
4.3.4 Συναρτήσεις Μεταφοράς (Transfer Functions) .....	42
Συνάρτηση Hard Limit .....	43
Συμμετρική Συνάρτηση Hard Limit .....	43
Συνάρτηση Log sigmoid .....	43
Θετικά Γραμμική Συνάρτηση .....	44
Γραμμική Συνάρτηση .....	44
Συνάρτηση Ακτινικής Βάσης .....	44
<b>4.4 Τοπολογίες Νευρωνικών Δικτύων .....</b>	<b>45</b>
4.4.1 Επίπεδα Νευρωνικού Δικτύου .....	45
<b>Κεφάλαιο 5-Αναγνώριση φύλου από οστά .....</b>	<b>46</b>
<b>5.1 Τα δεδομένα.....</b>	<b>46</b>
<b>5.2 Το νευρωνικό δίκτυο.....</b>	<b>48</b>
5.2.1 Νευρωνικά δίκτυα και δεδομένα .....	48
5.2.2 Χαρακτηριστικά .....	48
5.2.3 Εκπαίδευση.....	48
5.2.4 Αποτελέσματα εκπαίδευσης .....	48
5.2.5 Διεξοδική δοκιμή συναρτήσεων εκπαίδευσης.....	49
<b>5.3 Εφαρμογή αναγνώρισης φύλου από χαρακτηριστικά οστών .....</b>	<b>51</b>
5.3.1 Γραφική διεπαφή .....	51
5.3.2 Αναζήτηση βέλτιστου αριθμού νευρώνων.....	54
<b>5.4 Λειτουργία της εφαρμογής.....</b>	<b>56</b>
<b>ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ .....</b>	<b>56</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....</b>	<b>63</b>

## Πίνακες Εικόνων

Εικόνα 1	Ανω Άκρο .....	13
Εικόνα 2	Ωμοπλάτη.....	14
Εικόνα 3	Κλείδα .....	14
Εικόνα 4	Επιλογή Περιγραφικών Μέτρων Ωμοπλάτης .....	19
Εικόνα 5	Επιλογή Περιγραφικών Μέτρων Ηλικίας .....	20
Εικόνα 6	Γράφημα κυρτότητας .....	21
Εικόνα 7	Σύγκριση Μέσων Ανεξάρτητων Δειγμάτων .....	22
Εικόνα 8	Δημιουργία Διαγράμματος Διασποράς.....	24
Εικόνα 9	Scatter Plot .....	25
Εικόνα 10	Δημιουργία Γραφήματος.....	25
Εικόνα 11	Box Plot.....	26
Εικόνα 12	Δημιουργία Ιστογράμματος.....	27
Εικόνα 13	Histogram Plot .....	27
Εικόνα 14	Δημιουργία Ραβδογράμματος .....	28
Εικόνα 15	Bar Plot .....	29
Εικόνα 16	Δημιουργία Κυκλικού Διαγράμματος .....	30
Εικόνα 17	Pie Plot .....	30
Εικόνα 18	Μοντέλο Adaline.....	33
Εικόνα 19	Μοντέλο Madaline .....	33
Εικόνα 20	Νευρωνικό Δίκτυο.....	35
Εικόνα 21	Σχηματική απεικόνιση ενός τυπικού νευρώνα .....	36
Εικόνα 22	Απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο .....	39
Εικόνα 23	Διάγραμμα ταχύτητας .....	42
Εικόνα 24	Hard Limit συνάρτηση μεταφοράς .....	43
Εικόνα 25	Symmetric Hard limit συνάρτηση εξόδου.....	43
Εικόνα 26	Συνάρτηση μεταφοράς Log-sigmoid .....	43
Εικόνα 27	Θετικά γραμμική συνάρτηση μεταφοράς.....	44
Εικόνα 28	Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς .....	44
Εικόνα 29	Ακτινικής βάσης συνάρτηση μεταφοράς .....	44
Εικόνα 30	Τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου.....	45
Εικόνα 31	Ωμοπλάτη.....	46
Εικόνα 32	Κλείδα .....	47
Εικόνα 33	Ενδεικτική γραφική απεικόνιση του νευρωνικού δικτύου.....	48
Εικόνα 34	Συγκριτικό σχήμα όλων των ζευγαριών με δεδομένα και από τα δύο οστά .....	49
Εικόνα 35	Τα έξι καλύτερα ζευγάρια συναρτήσεων .....	50
Εικόνα 36	Οι έξι καλύτερες συναρτήσεις για την κλείδα .....	50
Εικόνα 37	Οι έξι καλύτερες συναρτήσεις για την ωμοπλάτη.....	51

## **Λίστα Πινάκων**

Πίνακας 1	Data View.....	16
Πίνακας 2	Variable View.....	17
Πίνακας 3	Scapula Descriptives Statistics.....	19
Πίνακας 4	Age Statistics.....	21
Πίνακας 5	Group Statistics.....	23
Πίνακας 6	Independent Sample Tests.....	23
Πίνακας 7	Case Processing Summary.....	26

## **Κεφάλαιο 1-Εισαγωγή**

### **1.1 Κίνητρο για τη διεξαγωγή της εργασίας**

Το κίνητρο για τη διεξαγωγή της εργασίας αυτής είναι η ενασχόληση με τον τομέα της Ιατροδικαστικής και η ανάπτυξη ενός λογισμικού για την διευκόλυνση σε ιατροδικαστικές μεθόδους, όπως η ταυτοποίηση ενός πτώματος.

Η ταυτοποίηση ενός πτώματος αγνώστων στοιχείων αποτελεί πρωταρχικό στόχο κατά την Ιατροδικαστική διερεύνηση ενός θανάτου. Η διαδικασία αυτή είναι σχετικά εύκολη σε περιπτώσεις που ο θάνατος έχει επέλθει κάποιες ώρες έως και λίγες μέρες πριν από την ιατροδικαστική έρευνα και διασώζονται ακόμη με ευκρίνεια τα χαρακτηριστικά του προσώπου ή ακόμη και τα αποτυπώματα ή κάποιοι ιστοί από τους οποίους μπορεί να γίνει γενετική ταυτοποίηση του αγνώστου πτώματος. Μετά την αποσύνθεση όμως, η ταυτοποίηση γίνεται εξαιρετικά δύσκολη έως αδύνατη όταν διασώζονται μόνο μερικά οστά και μάλιστα θρυμματισμένα. Καθίσταται λοιπόν αναγκαία για την Ιατροδικαστική Επιστήμη, η ανάπτυξη νέων μεθόδων ταυτοποίησης σκελετικών υπολειμμάτων.

Η σκελετική ταυτότητα του κάθε ατόμου υπακούει σε κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά τα οποία είναι αντιπροσωπευτικά για την πληθυσμιακή ομάδα στην οποία ανήκει και κατά συνέπεια για τη φυλετική του καταβολή. Οι διάφοροι πληθυσμοί διαφέρουν μεταξύ τους εξαιρετικά, ιδιαίτερα όταν προέρχονται από γεωγραφικές περιοχές οι οποίες είναι απομονωμένες μεταξύ τους για εκτεταμένο χρονικό διάστημα. Το γεγονός αυτό καθιστά τον καθένα από τους απομονωμένους πληθυσμούς μοναδικό και εντελώς διαφορετικό από τους υπόλοιπους.

Η μακροσκοπική εξέταση του σκελετού βασίζεται στην ποιοτική εκτίμηση κάποιων χαρακτηριστικών τα οποία είναι ιδιαίτερα διμορφικά έτσι ώστε να οδηγούν σε ταξινόμηση των δειγμάτων στο ένα ή στο άλλο φύλο. Κάποια τμήματα του σκελετού όπως η πύελος και το κρανίο διαφέρουν σημαντικά και μπορεί κανείς να εκτιμήσει το φύλο με βάση τα χαρακτηριστικά τους. Παρά ταύτα, επειδή δεν ανευρίσκονται πάντα τα συγκεκριμένα οστά, η αναγνώριση φύλου θα γίνει από άλλα οστά, όπως τα μακρά οστά, την ωμοπλάτη, τα οστά άκρου ποδός κτλ. Η επαναλαμβανόμενη προσπάθεια μέτρησης διαστάσεων από ήδη ταλαιπωρημένα σκελετικά υπολείμματα ενέχει τον κίνδυνο της καταστροφής τους.

### **1.2 Σκοπός και στόχοι της εργασίας**

Σκοπός της εργασίας είναι να χρησιμοποιήσουμε ένα έξυπνο σύστημα για να προσδιορίσουμε το φύλο ενός σκελετού από μετρήσεις που έχουν γίνει σε οστά. Πιο συγκεκριμένα έχοντας στη διάθεσή μας μετρήσεις της κλείδας και της ωμοπλάτης και με τη χρήση νευρωνικού δικτύου θα το υλοποιήσουμε. Οι μετρήσεις έχουν ληφθεί από την οστεολογική συλλογή του Εργαστηρίου Ιατροδικαστικών Επιστημών του Πανεπιστημίου Κρήτης με τη χρήση παχύμετρου. Η οστεολογική συλλογή αποτελείται από 200 σκελετούς σύγχρονων Κρητικών.

Από τα αποτελέσματα αυτής της έρευνας αναμένεται να αναπτυχθούν συγκεκριμένες ανθρωπομετρικές τεχνικές για τον προσδιορισμό των χαρακτηριστικών του φυλετικού διμορφισμού στον υπό εξέταση πληθυσμό. Η εφαρμογή μας αναμένεται να δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε βαθμό που να γίνεται επιστημονικά αποδεκτή ως αξιόπιστη στην Ιατροδικαστική πρακτική. Επίσης αναμένεται να οδηγήσει γρήγορα και εύκολα στην αναγνώριση φύλου επιτυγχάνοντας έτσι τη διαδικασία της ταυτοποίησης.



### 1.3 Ιατρική και Πληροφορική

Η Ιατρική Πληροφορική σχετίζεται με το υλικό, λογισμικό και μεθόδους που χρησιμοποιούνται για λήψη, επεξεργασία και διαχείριση των ιατρικών δεδομένων σε ψηφιακή μορφή. Η Ιατρική Πληροφορική άρχισε να αναπτύσσεται τη δεκαετία του 1970 με την ανάπτυξη των ηλεκτρονικών υπολογιστών και αφορούσε την λήψη ιατρικών δεδομένων σε ψηφιακή μορφή (π.χ. γ-κάμερα, αξονικός τομογράφος, υπερηχογράφος), την επεξεργασία τους (π.χ. επεξεργασία των σημάτων του αξονικού τομογράφου για δημιουργία της εικόνας με μεθόδους τομογραφικής ανακατασκευής) και τη διαχείριση τους (π.χ. συστήματα Η/Υ όπου διαγνώσεις και αποτελέσματα εξετάσεων αποθηκεύονται σε βάσεις δεδομένων για ταχεία ανάκληση). Η ραγδαία ανάπτυξη των ηλεκτρονικών υπολογιστών τα τελευταία χρόνια έχει επιφέρει μία αντίστοιχα ραγδαία ανάπτυξη της ιατρικής τεχνολογίας (π.χ. spiral CT, MRI, PACS). Η εμπλοκή των εργαζομένων στην υγεία (γιατροί, τεχνολόγοι, νοσηλευτικό προσωπικό) με τη σύγχρονη τεχνολογία είναι αναπόφευκτη και όσο αναπτύσσεται η ψηφιακή τεχνολογία όλο και περισσότερο η ιατρική θα στηρίζεται στη ψηφιακή τεχνολογία. Είναι προφανής η ανάγκη τόσο της εκπαίδευσης όσο και της συνεχούς επιμόρφωσης των εργαζόμενων στην υγεία στην ΠΠ.

Ο όρος "Ιατρική Πληροφορική" ("Informatique Medicale") δημιουργήθηκε στη Γαλλία και ήδη από τα τέλη της δεκαετίας του 1960 ιδρύθηκαν πανεπιστημιακά τμήματα με αυτό τον τίτλο στην Γαλλία, Βέλγιο και Ολλανδία. Στην δεκαετία του 1970 αντίστοιχες ερευνητικές μονάδες και ο όρος "Ιατρική Πληροφορική" έκαναν την εμφάνισή τους στην Γερμανία, 9 Πολωνία, και ΗΠΑ (ως "Medizinische Informatik", "Informatyki Medycnej" και "Medical Informatics" αντίστοιχα).

Σήμερα η Διεθνής Ένωση Ιατρικής Πληροφορικής αριθμεί 39 εθνικές ενώσεις που καλύπτουν όλο το φάσμα της οικονομικής ανάπτυξης (από αναπτυσσόμενες χώρες: π.χ., Βοσνία, Κούβα, Νιγηρία, έως τις πλέον ανεπτυγμένες: π.χ., Ελβετία, ΗΠΑ, Καναδάς, Γαλλία, Γερμανία, Ιαπωνία).

Η ανάπτυξη Ιατρικής Πληροφορικής αξιώσεων έχει τεθεί σαν συγκεκριμένος στόχος τόσο της Ευρωπαϊκής Ένωσης (π.χ., χρηματοδοτικό πρόγραμμα Advanced Informatics in Medicine), όσο και της κυβέρνησης των ΗΠΑ η οποία και χρηματοδοτεί 13 κέντρα υψηλών ακαδημαϊκών προδιαγραφών ("academic centers of excellence") για μεταπτυχιακή εκπαίδευση στην Ιατρική Πληροφορική μέσω της National Library of Medicine (τμήμα του NIH).

Στα χρόνια που μεσολάβησαν μεταξύ της μοντέρνας υπολογιστικής τεχνολογίας και θεωρίας, η Ιατρική Πληροφορική απέκτησε ένα σύνθετο περιεχόμενο. Μπορούμε να ορίσουμε την Ιατρική Πληροφορική σαν το βιοϊατρικό κλάδο που μελετά εφαρμογές της πληροφορικής και συναφών επιστημών στην ιατρική με σκοπό την βελτιστοποίηση των διαδικασιών:

- ιατρικής ανακάλυψης,
- μετάδοσης και διδασκαλίας της ιατρικής γνώσης,
- καταγραφής, αποθήκευσης, ανάκλησης και μετάδοσης των ιατρικών δεδομένων, και
- λήψης ιατρικών αποφάσεων, άσκησης ιατρικών παρεμβάσεων, και οργάνωσης των υπηρεσιών υγείας.

Η Ιατρική Πληροφορική χρησιμοποιεί μεθόδους από πολλές επιστήμες όπως:

- Επιστήμη Πληροφοριών,
- Επιστήμη Υπολογιστών,
- Βιοϊατρική Τεχνολογία,
- Επιστήμη Γνωστικών Λειτουργιών,
- Οργάνωση και Διοίκηση Επιχειρήσεων,
- Στατιστική,
- Μαθηματικά,
- Τεχνητή Νοημοσύνη,

- Επιχειρησιακή Έρευνα, και
- Οικονομικά.

#### **1.4 Προσδιορισμός φύλου στην ιατροδικαστική ανθρωπολογία**

Η Ιατροδικαστική Ανθρωπολογία αποτελεί κλάδο της Βιολογικής Ανθρωπολογίας και ενεργό μέρος της Ιατροδικαστικής Επιστήμης. Σε πολλές περιπτώσεις στα πλαίσια της ιατροδικαστικής έρευνας καλείται κανείς να εξετάσει και να ταυτοποιήσει άγνωστο πτώμα. Κάτι τέτοιο είναι σχετικά εύκολο σε περιπτώσεις που ο θάνατος έχει επέλθει πριν από ώρες έως και λίγες μέρες πριν από την ιατροδικαστική έρευνα και διασώζονται ακόμη με ευκρίνεια τα χαρακτηριστικά του προσώπου ή ακόμη και τα αποτυπώματα ή κάποιοι ιστοί από τους οποίους μπορεί να γίνει γενετική ταυτοποίηση του αγνώστου πτώματος.

Είναι προφανείς οι δυσκολίες που προκύπτουν σε μια τέτοια περίπτωση όχι μόνο όσον αφορά τις συνθήκες θανάτου αλλά και την ταυτοποίηση του αγνώστου πτώματος. Αλλά και στην περίπτωση ανασκαφών αρχαιολογικού ενδιαφέροντος, η ανεύρεση οστών άγνωστης προέλευσης δημιουργεί ερωτήματα τα οποία η Ιατροδικαστική ανθρωπολογία δύναται να απαντήσει.

Το αντικείμενο της Ιατροδικαστικής ανθρωπολογίας πραγματεύεται τον προσδιορισμό των βιολογικών χαρακτηριστικών ενός σκελετού ή τμήματος σκελετού. Τα τρία κύρια βιολογικά χαρακτηριστικά που απαιτούνται για την αναγνώριση της ταυτότητας ενός ατόμου αγνώστων στοιχείων, τόσο στην Ιατροδικαστική Επιστήμη όσο και στην Αρχαιολογία, είναι το φύλο, η ηλικία και η εθνική προέλευση {Krogman and Iscan 1986; Scheuer 2002}. Η ακρίβεια με την οποία μπορούν να προσδιοριστούν αυτά τα χαρακτηριστικά εξαρτάται από τα τμήματα του σκελετού τα οποία ανευρίσκονται άθικτα και ακέραια καθώς και από το βαθμό της διατήρησής τους.

Το πρώτο βήμα της διερεύνησης της ταυτότητας ενός ατόμου αγνώστων στοιχείων είναι ο προσδιορισμός του φύλου με βάση το οποίο θα προσανατολιστεί η έρευνα των αρχών προς τη σωστή κατεύθυνση. Οι Krogman και Iscan αναφέρουν πως ο προσδιορισμός φύλου από την εξέταση ενός πλήρους σκελετού μπορεί να πραγματοποιηθεί με ποσοστό επιτυχίας που αγγίζει το 100%. {Krogman and Iscan 1986}.

Από τον 18 αιώνα ακόμη είναι γνωστό πως υπάρχει διαφορά μεγέθους αλλά και μορφολογική μεταξύ αρσενικού και θηλυκού πληθυσμού. Το 1894 ο Thomas Dwight σε μια διάλεξη του στο ιατρικό συνέδριο της Μασαχουσέτης εξέφρασε την άποψη πως το μέγεθος των αρθρικών επιφανειών των άκρων έχει εξαιρετική σημασία για τον προσδιορισμό του φύλου {Dwight}. Γενικά ο φυλετικός διμορφισμός εκφράζεται στον σκελετό με δυο τρόπους. Αφενός τα οστά των αρρένων είναι γενικά μεγαλύτερα και ρωμαλέα σε σχέση με τα θηλυκά και με διαφορές στην πύελο που εξυπηρετούν τον διαφορετικό λειτουργικό της ρόλο {Scheuer 2002}.

Έκτοτε πολλές τεχνικές εφαρμόστηκαν με σκοπό να δημιουργηθούν συγκεκριμένα και ακριβή standarts, ειδικά για κάθε πληθυσμό για τον προσδιορισμό του φύλου από την εξέταση του σκελετού. Η πιο συνήθης τεχνική που χρησιμοποιείται με σκοπό τη μελέτη του σεξουαλικού διμορφισμού σε διάφορες πληθυσμιακές ομάδες είναι η μορφολογική-μακροσκοπική μέθοδος, μια από τις πιο απλές μεθόδους με τις οποίες μια συγκεκριμένη δομή μπορεί να εκτιμηθεί οπτικά.

Ξεκινώντας με τις προγενέστερες έρευνες προκειμένου να ανεβρεθούν έγκυρες μέθοδοι προσδιορισμού του φύλου, η πύελος γενικά και τα ηβικά οστά συγκεκριμένα έχουν αναγνωριστεί ως οι καλύτερες πηγές πληροφοριών για τον προσδιορισμό του φύλου καθώς πρόκειται για τα πιο διμορφικά στοιχεία του σκελετού {Krogman and Iscan 1986}. Η πύελος έχει αναγνωριστεί από νωρίς ως αξιόπιστος δείκτης για τον προσδιορισμό φύλου καθώς υπάρχουν σημαντικές ιδιαιτερότητες στην γυναικεία πύελο οφειλόμενες στον συγκεκριμένο αναπαραγωγικό της ρόλο. Συγκεκριμένα η ανατομία της γυναικείας πύελο αντιπροσωπεύει μέγεθος και σχήμα που εξασφαλίζουν την ασφαλή δίοδο του κυήματος.

Το κρανίο είναι το πιο δημοφιλές από τα μονήρη οστά για τις ανθρωπολογικές μελέτες και πολλές από τις γνώσεις μας σχετικά με την εξέλιξη του ανθρώπινου είδους βασίζονται σε μελέτες υπολειμμάτων από οστά του κρανίου. Τόσο οι διαστάσεις του όσο και τα μακροσκοπικά χαρακτηριστικά αποτέλεσαν αντικείμενο μελέτης για τον προσδιορισμό του φύλου. Το 1955 ο Krogman εισήγαγε 13 σημεία ικανά να διαχωρίσουν αρσενικά και θηλυκά κρανία, ενώ το 1986 οι

Krogman και Iscan κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι με τη μέθοδο αυτή ήταν δυνατή η επίτευξη του προσδιορισμού του φύλου με 92% ακρίβεια {Krogman and Iscan 1986}. Κάποιοι από τους επιστήμονες ακολούθησαν το παράδειγμα του Krogman και επέλεξαν κάποια από τα χαρακτηριστικά σημεία που πρότεινε {Rogers 2005}.

Άλλοι ερευνητές χρησιμοποίησαν μεμονωμένα τμήματα του κρανίου για τις μελέτες τους όπως το μεσόφρυο, την κάτω γνάθο, την μαστοειδή απόφυση κ.α με ενθαρρυντικά αποτελέσματα τις περισσότερες φορές {Krogman and Iscan 1986}. Σε γενικές γραμμές τα χαρακτηριστικά του προσωπικού κρανίου έδωσαν καλύτερα αποτελέσματα από αυτά του υπολοίπου σκελετού γεγονός που επιβεβαιώνουν και πιο πρόσφατες μελέτες {Rogers 2005}. Οι μετρικές μελέτες του κρανίου περιλαμβάνουν μετρήσεις μεγάλου αριθμού διαστάσεων στα οστά του προσώπου αλλά και του κορμού όπως για παράδειγμα το μέγιστο μήκος, εύρος και ύψος του κρανίου, το μέγιστο εύρος και ύψος του προσωπικού κρανίου, το μέγιστο εγκάρσιο εύρος μεταξύ των δυο γωνιών της κάτω γνάθου κ.α. και στην πλειοψηφία τους η ακρίβεια δεν υπερέβη το 88% {Krogman and Iscan 1986}.

Τα μακρά οστά άνω και κάτω άκρων έχουν χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα για τον προσδιορισμό του φύλου με ποικίλα κάθε φορά αποτελέσματα. Σε αυτά οι διαφορές στο φύλο κυρίως αντικατοπτρίζονται σε μεγαλύτερο μέγεθος και την μεγαλύτερη ανάπτυξη των μυών στους άρρενες ιδιαίτερα όπως αντανακλάται στο συνολικό μέγεθος των συνδέσμων.

Στις περισσότερες μελέτες που πραγματοποιήθηκαν αρχικά βασική προϋπόθεση για την επιτυχή ταυτοποίηση του φύλου αποτελούσε η ακεραιότητα των οστών. Στην πλειονότητα των περιπτώσεων όμως τα οστά που ανευρίσκονται ή διασώζονται δεν είναι πλήρη με αποτέλεσμα η χρήση των αναφερθέντων μεθόδων να μην βρίσκει εφαρμογή. Η αξιοπιστία του προσδιορισμού του φύλου από την εξέταση του σκελετού εξαρτάται από τα τμήματα του σκελετού που έχουν διασωθεί, τις συνθήκες διατήρησής του, καθώς επίσης και από χαρακτηριστικά του σεξουαλικού διμορφισμού της υπό μελέτης πληθυσμιακής ομάδας.

## **Κεφάλαιο 2-Ανθρώπινος Σκελετός**

Με τον όρο οστό αναφερόμαστε σε μια οικογένεια υλικών κάθε μια από τις οποίες έχει ένα δικό της ιδιαίτερο μοτίβο, αλλά όλες όμως έχουν την ίδια βασική δομική μονάδα, το σύμπλεγμα της ίνας του κολλαγόνου με το ανόργανο υλικό. Τα οστά αποτελούν ένα σημαντικό τμήμα του οργανισμού δεδομένου ότι απαρτίζουν το σκελετό, στον οποίο ο άνθρωπος οφείλει το σχήμα του αλλά και τις κινητικές του ιδιότητες. Τα οστά είναι σκληρά ανθεκτικά όργανα, με κύριο συστατικό τους τον οστίτη ιστό.

Τα οστά περιβάλλονται εξωτερικά από ένα συνδετικόγενή υμένα, το περίοστεο. Ακολουθεί η οστεΐνη αποτελούμενη εξωτερικά από το φλοιώδες ή συμπαγές τμήμα και μέσα στην οποία βρίσκεται το σπογγώδες τμήμα. Μέσα στο σπογγώδες τμήμα του οστού βρίσκεται ο μυελός των οστών, ο οποίος είναι απαραίτητος για την αναγέννηση των έμμορφων συστατικών του αίματος. Μέσα στα οστά εμφανίζονται επίσης τα νεύρα και τα αγγεία. Η οστεΐνη περιέχει όλα τα στοιχεία του οστίτη ιστού, όπως τα οστεΐνα πετάλια, τις οστικές κοιλότητες και σωληνάκια, τα οστικά κύτταρα, τους σωλήνες Havers και Volkmann καθώς και τις διατιτρώσες ίνες. Αν και το φλοιώδες και σπογγώδες τμήμα είναι ίδια από ιστολογική άποψη, τα στοιχεία του οστίτη ιστού είναι διαφορετικά διατεταγμένα σε αυτά.

Ο ρόλος τους είναι σημαντικός γιατί παρέχουν τη μηχανική υποστήριξη, την κινητικότητα και την προστασία των υπολοίπων οργάνων του οργανισμού, όπως της καρδιάς, του εγκεφάλου και των πνευμόνων.

### **2.1 Γενικά χαρακτηριστικά ανθρώπινου σκελετού**

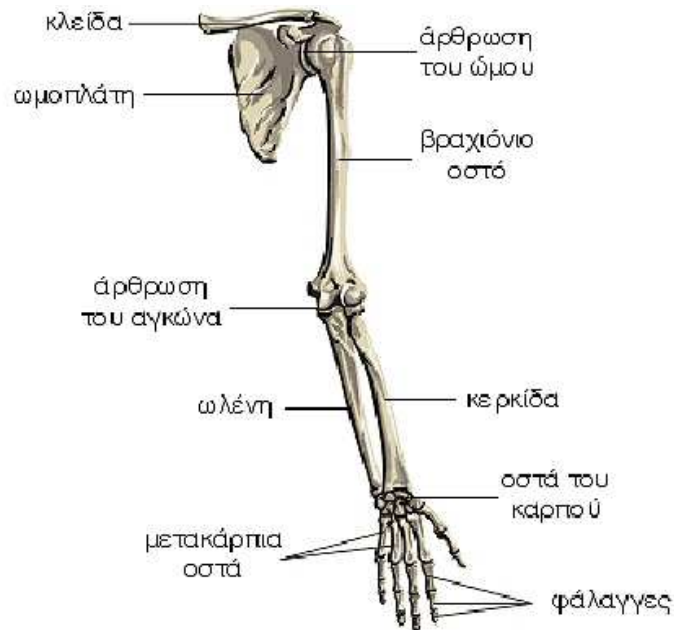
Ο ανθρώπινος σκελετός ενός ενήλικα είναι η οστεΐνη κατασκευή που υποστηρίζει το σώμα και του προσδίδει το σχήμα του. Επίσης, προφυλάσσει τα εσωτερικά όργανα και παρέχει στους μυς του σώματος την κατάλληλη υποστήριξη. Αποτελείται από 206 οστά τα οποία ποικίλουν σε μέγεθος από τα σχεδόν μικροσκοπικά οστάρια του εσωτερικού του αυτιού μέχρι τα μηριαία που μπορεί να υπερβαίνουν τα 450 χιλιοστά σε μήκος. Αυτή η μεγάλη διαφορά στο μέγεθος συνοδεύεται από ανάλογη διαφορά στο σχήμα το οποίο κάνει την ταυτοποίηση από μεμονωμένα οστά σχετικά απλή. Κάποια οστά, ωστόσο, είναι πιο δύσκολο να ταυτοποιηθούν από άλλα, με τα οστά των χεριών, των ποδιών, του θώρακα και της σπονδυλικής στήλης να απαιτούν προσεκτικότερο έλεγχο από τα υπόλοιπα. Αυτό ισχύει τόσο μέσα στο είδος μας, όσο και μεταξύ των ειδών μας με άλλα θηλαστικά.

Ενώ είναι δύσκολο να συγχέουμε ένα ανθρώπινο μηριαίο οστό με αυτό από ένα μεγάλο καγκουρό, επίσης για τις φάλαγγες, τα μετατόρσια και μετακάρπια, απαιτείται μεγαλύτερη εμπειρία. Στη βρεφική και νεανική ηλικία τα σκελετικά στοιχεία μπορούν επίσης να αποδειχθούν προβληματικά.

Χωρίζεται σε δύο τμήματα, τον αξονικό σκελετό και τον προσαρτημένο σκελετό. Ο αξονικός σκελετός εμπεριέχει το κρανίο, την σπονδυλική στήλη και το θώρακα, αποτελείται από 80 οστά και προφυλάσσει τον εγκέφαλο, τον νωτιαίο μυελό, την καρδιά και τους πνεύμονες. Ο προσαρτημένος σκελετός έχει 126 οστά και συνίσταται από τα οστά των άκρων, της ωμικής και της πυελικής ζώνης.

Σε αυτό το κεφάλαιο θα ασχοληθούμε με το άνω άκρο (ωμική ζώνη) και πιο συγκεκριμένα με την κλείδα και την ωμοπλάτη.

## 2.2 Άνω άκρο

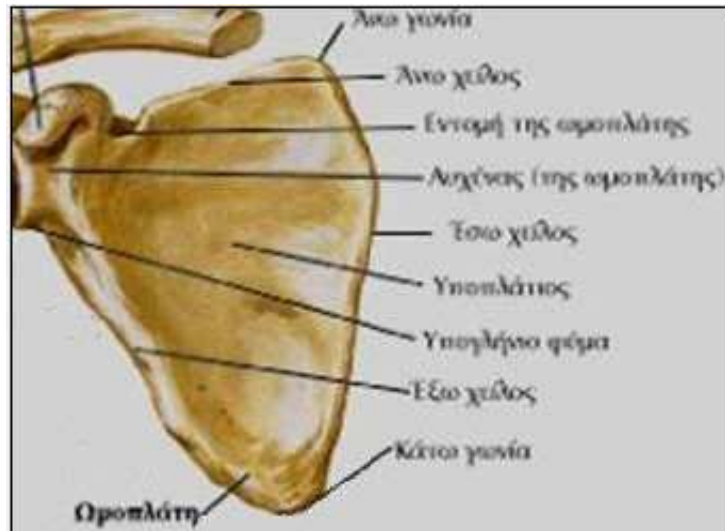


Εικόνα 1 Άνω Άκρο

Ο σκελετός των άνω άκρων είναι ο σκελετός της ωμικής ζώνης, του ώμου δηλαδή, που είναι ένας μηχανισμός προσάρτησης του χεριού (άνω άκρου) στο σκελετό του κορμού. Στο σκελετό κάθε άνω άκρου διακρίνουμε τα οστά της **ωμικής ζώνης** : την **ωμοπλάτη** και την **κλειδα** , που είναι το σύστημα σύνδεσης του άνω άκρου με τον κορμό, του **βραχίονα** : το **βραχιόνιο οστό**, του **πίγης ή αντιβραχίου** : την **κερκίδα** και την **ωλένη**, του **καρπού** : δύο **στήχοι-σκαφοειδείς**, **μηνοειδείς**, **πυραμοειδείς**, **πισοειδείς** – **μεγάλο πολύγωνο**, **μικρό πολύγωνο**, **κεφαλωτό**, **αγκιστρωτό** και του **άκρου χεριού** : τα **μετακάρπια οστά** και τις **φάλαγγες** δακτύλων.

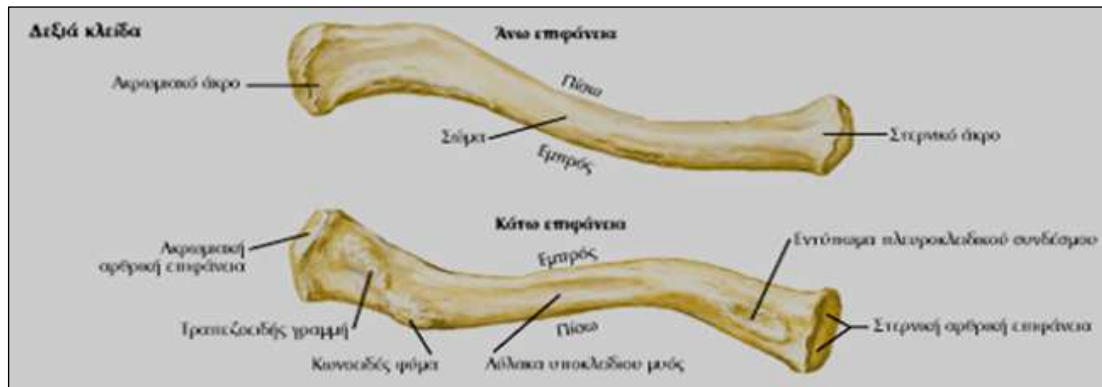
### 2.2.1 Οστά ωμικής ζώνης

- Η **ωμοπλάτη** είναι ένα μεγάλο, πεπλατυσμένο(επίπεδο), τριγωνικού σχήματος οστό που βρίσκεται στο οπισθοπλάγιο τμήμα του θώρακα, στο οποίο υπάρχουν πολύπλοκες αποφύσεις που χρησιμεύουν για το σχηματισμό αρθρώσεων και την πρόσφυση μυών. Η ωμοπλάτη έχει δύο επιφάνειες (μία πρόσθια ή πλευρική και μία οπίσθια ή ραχιαία), τρία χείλη (άνω, έξω και έξω), μία απόφυση στην άνω έξω γωνία της όπου βρίσκεται η ωμογλήνη, η βασικότερη αρθρική επιφάνεια της ωμοπλάτης, και δύο άλλες αποφύσεις: την κορακοειδή η οποία εκφύεται από το έξω τμήμα του άνω χείλους και φέρεται λοξά προς τα εμπρός έξω και κάτω, και την ωμοπλατιαία άκανθα. Η τελευταία εκφύεται από τη ραχιαία επιφάνεια της ωμοπλάτης και φέρεται λοξά προς τα επάνω έξω και πίσω, και σχηματίζοντας μια γωνία καταλήγει σε ένα αιχμηρό άκρο, το ακρώμιο.



Εικόνα 2 Ωμοπλάτη

- **Η κλείδα** είναι ένα επίμηκες οστό που ανήκει στα πλατειά οστά και έχει σχήμα ανοιχτού λατινικού S. Διακρίνουμε σ' αυτήν την κεφαλή, που αρθρώνεται με το στέρνο στη στερνοκλειδική άρθρωση, το σώμα, που είναι περίπου κυλινδρικό και βρίσκεται λοξά από εμπρός προς τα πίσω και έξω στο άνω μέρος του θώρακα, και το ακρωμιακό άκρο που είναι πλατύ και βρίσκεται στο ανώτερο σημείο του ώμου. Στο άκρο αυτό η κλείδα έχει δύο αρθρικές επιφάνειες οι οποίες αρθρώνονται με δύο αποφύσεις της ωμοπλάτης. Λειτουργεί ως στήριγμα το οποίο υποστηρίζει τον ώμο και επιτρέπει μεγαλύτερη κινητικότητα στο χέρι, εν μέρει από τη διαβίβαση βάρους στον ώμο.



Εικόνα 3 Κλείδα

### 2.2.2 Οστά βραχίονα

- **Το βραχιόνιο** οστό είναι ένα μακρό οστό που συνδέει την ωμοπλάτη με τον αγκώνα. Το άνω άκρο του λέγεται κεφαλή, είναι ημισφαιρικό και αρθρώνεται με την ωμογλήνη για το σχηματισμό της άρθρωσης του ώμου, το σώμα του είναι μακρύ και σχεδόν κυλινδρικό. Το κάτω άκρο του είναι πολύπλοκο αποπλατυσμένο, με ειδικά διαμορφωμένες αρθρικές επιφάνειες για το σχηματισμό της άρθρωσης του αγκώνα.

### 2.2.3 Οστά πήχη

- **Η κερκίδα** βρίσκεται στο έξω χείλος του και αντιστοιχεί στον αντίχειρα και **η ωλένη** στο έσω και αντιστοιχεί στο μικρό δάχτυλο του χεριού. Τα δύο αυτά οστά συνδέονται μεταξύ τους με τις άνω και κάτω κερκιδωωλένιες αρθρώσεις (αρθρώσεις που κάνουν περιορισμένες κινήσεις) και με ένα ισχυρό συνδεσμικό πέταλο, το μεσόστεο. Τα άνω άκρα των οστών του έχουν ιδιαίτερη μορφολογία ώστε συντασσόμενα με το κάτω άκρο του βραχιονίου σχηματίζουν μία διπλή άρθρωση η οποία δίνει τη δυνατότητα πάρα πολλών κινήσεων.

### 2.2.4 Οστά καρπού

- **Ο καρπός** είναι ένα οστικό σύστημα που αποτελείται από οκτώ μικρά πολύγωνα οστά, τα οποία αρθρώνονται μεταξύ τους και σχηματίζουν δύο στίχους: έναν κεντρικό, που αρθρώνεται με την κερκίδα και την ωλένη (πηγεοκαρπική άρθρωση), κι έναν περιφερικό που αρθρώνεται με τα μετακάρπια (πέντε καρπομετακάρπια αρθρώσεις). Τα οστά του κεντρικού στίχου του καρπού από έξω (αντίχειρας) προς τα έσω (μικρός δάκτυλος) είναι τα: σκαφοειδές, μηνοειδές, πυραμοειδές, πισοειδές. Τα υπόλοιπα τέσσερα του περιφερικού στίχου είναι με την ίδια σειρά τα: μεγάλο πολύγωνο, μικρό πολύγωνο, κεφαλωτό και αγκιστρωτό.

### 2.2.5 Οστά του χεριού

- **Τα μετακάρπια** και **οι φάλαγγες** των δακτύλων είναι μικρά επιμήκη οστά αρθρωμένα στη σειρά. Οι βάσεις των μετακαρπίων αρθρώνονται με τον περιφερικό στίχο των οστών του καρπού (καρπομετακάρπια αρθρώσεις) και τα περιφερικά τους άκρα αρθρώνονται με την πρώτη φάλαγγα κάθε δακτύλου (μετακαρποφαλαγγικές αρθρώσεις). Στον αντίχειρα έχουμε δύο φάλαγγες ενώ στα υπόλοιπα δάκτυλα τρεις στο καθένα. Ανάμεσα στις φάλαγγες σχηματίζονται οι μεσοφαλαγγικές αρθρώσεις τις οποίες διακρίνουμε σε κεντρικές ή εγγύς, μέσες και περιφερικές ή άπω.

## Κεφάλαιο 3-SPSS

### 3.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο θα κάνουμε στατιστική ανάλυση των δεδομένων μας με τη βοήθεια του στατιστικού προγράμματος SPSS 17.

Το SPSS (Superior Performance Software System) είναι μια εξελιγμένη εφαρμογή η οποία μπορεί να εκτελέσει σχεδόν οποιαδήποτε στατιστική ανάλυση και επεξεργασία δεδομένων του σε ένα χρηστικό παραθυρικό περιβάλλον. Το SPSS μπορεί να διαβάσει και να γράψει δεδομένα από αρχεία ASCII, άλλα στατιστικά πακέτα, υπολογιστικά φύλλα και βάσεις δεδομένων.

Έχοντας στη διάθεσή μας ένα αρχείο excel το οποίο περιλαμβάνει 298 μετρήσεις ανθρωπίνων οστών, θα επιλέξουμε τις μετρήσεις των οστών για τα οποία γνωρίζουμε την ηλικία (190). Θα ασχοληθούμε με δύο μενού του Data Editor, το μενού Analyze για να κάνουμε ανάλυση των δεδομένων μας και το μενού Graphs για να παρουσιάσουμε κάποιες γραφικές παραστάσεις. Μετά από κάθε ανάλυση ακολουθεί και ένα παράδειγμα.

### 3.2 Στατιστική ανάλυση δεδομένων με την χρήση SPSS

Η γραφική διεπαφή χρήστη του SPSS έχει δύο καρτέλες στο κάτω αριστερό μέρος του παραθύρου, Προβολή Δεδομένων (Data View) και Προβολή Μεταβλητών (Variable View). Στην καρτέλα Data View προβάλλονται τα δεδομένα μας. Σε αντίθεση με άλλα υπολογιστικά φύλλα, τα κελιά της καρτέλας Data View μπορούν να περιέχουν μόνο αριθμούς ή κείμενο και οι τύποι δεν μπορούν να αποθηκευτούν σε αυτά τα κελιά.

	AGE	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	C1	C2	C3	C4	C5	C6	SEX
1	19	134,5	96,13	128	36,18	23,44	8,65	42,42	97,12	150,5	36	13,76	9,06	22,22	12,19	1
2	19	134,0	96,05	128	36,14	23,38	8,43	42,09	97,12	150,0	37	13,92	8,75	22,28	11,51	1
3	27	150,0	105,19	142	33,15	24,07	7,60	42,37	104,64	162,5	37	10,98	8,97	27,63	18,40	1
4	27	149,5	105,59	142	34,43	23,31	7,80	42,49	104,64	163,0	37	11,07	8,85	27,10	18,11	1
5	29	134,0	92,49	126	32,48	24,38	8,36	44,49	94,05	150,0	35	11,97	9,72	25,80	17,55	1
6	29	134,0	92,89	127	34,31	24,54	8,23	44,49	94,28	148,0	35	12,08	9,76	25,60	14,87	1
7	34	146,0	93,85	136	37,75	27,63	9,36	50,53	108,32	153,5	36	13,23	10,32	24,72	16,20	0
8	34	164,4	111,29	149	43,46	30,77	7,20	50,53	122,15	162,0	40	14,70	9,65	27,20	21,48	0
9	34	146,0	93,13	136	37,71	27,66	9,29	50,48	107,02	153,0	38	12,86	10,21	24,55	16,77	0
10	34	165,0	110,20	148	43,46	30,08	6,94	50,25	122,15	162,0	38	14,00	9,30	27,00	21,48	0
11	37	144,0	93,76	125	36,66	27,09	8,67	49,13	107,10	131,0	38	14,03	11,83	23,66	15,86	1
12	37	144,0	93,92	124	35,95	27,03	8,64	50,59	107,10	130,0	40	13,81	10,65	22,87	12,50	1
13	38	154,0	109,32	143	36,10	27,17	9,28	46,41	110,83	153,0	34	12,66	9,91	24,90	21,73	0
14	38	153,0	109,11	142	35,05	27,05	9,36	47,01	109,99	153,0	37	12,62	10,06	25,54	22,00	0
15	49	156,0	101,64	145	39,73	31,02	12,29	55,07	110,39	146,0	40	14,35	10,46	28,41	13,77	0
16	49	156,0	103,20	145	39,60	29,61	12,37	54,96	108,06	144,0	41	13,96	10,70	28,55	14,15	0
17	50	153,5	100,32	141	34,53	27,17	9,13	46,42	104,64	150,0	37	13,58	9,61	26,13	12,86	0
18	50	153,0	100,47	141	33,86	26,44	8,95	45,99	106,19	150,5	37	13,49	9,58	24,58	12,51	0
19	51	144,0	92,76	127	32,23	23,05	8,44	40,33	105,74	145,0	37	13,18	10,06	24,89	19,27	1
20	51	144,0	92,90	127	32,00	23,02	8,39	39,90	107,21	146,0	37	12,83	9,94	25,84	19,15	1
21	52	142,0	93,10	125	31,63	23,14	9,45	41,69	106,66	143,0	34	11,40	9,10	24,87	14,27	1
22	52	142,5	93,70	123	31,84	22,62	8,98	41,42	108,60	144,0	33	11,33	9,39	22,95	14,25	1
23	53	175,0	103,42	141	43,18	29,35	9,19	49,42	125,11	157,5	40	13,88	10,45	31,93	19,91	0
24	53	175,0	103,42	141	43,18	29,35	9,19	49,61	126,53	157,5	40	13,88	10,45	31,93	19,91	0
25	54	170,0	105,89	142	35,44	28,13	9,36	47,30	122,34	161,0	33	11,50	9,39	24,83	14,46	0
26	54	170,5	105,27	141	37,90	27,95	9,62	47,30	122,34	161,0	34	11,45	9,29	22,63	14,60	0
27	55	164,0	100,97	137	37,71	28,84	10,97	49,19	225,85	140,0	36	13,89	9,69	27,87	19,15	0
28	55	163,5	100,53	137	37,94	28,29	11,46	48,04	116,06	140,0	37	13,42	9,47	27,18	17,71	0

Πίνακας 1 Data View



Στην καρτέλα Variable View εμφανίζονται τα μεταδεδομένα λεξικού, όπου κάθε γραμμή αντιπροσωπεύει μια μεταβλητή και δείχνει το όνομα, τον τύπο, την ετικέτα και διάφορα άλλα πεδία. Εδώ μπορούμε να καθορίσουμε ή να τροποποιήσουμε τις ιδιότητες των μεταβλητών μας.

	Name	Type	Width	Decimals	Label	Values	Missing	Columns	Align	Measure
1	AGE	Numeric	5	0	Age	None	None	5	Center	Ordinal
2	S1	Numeric	8	1	Maximum scap...	None	None	8	Center	Scale
3	S2	Numeric	8	2	Scapular breadth	None	None	8	Center	Scale
4	S3	Numeric	8	0	Maximum lengt...	None	None	8	Center	Scale
5	S4	Numeric	8	2	Glenoid cavity ...	None	None	8	Center	Scale
6	S5	Numeric	8	2	Glenoid cavity ...	None	None	8	Center	Scale
7	S6	Numeric	8	2	Thickness of th...	None	None	8	Center	Scale
8	S7	Numeric	8	2	Maximum acro...	None	None	8	Center	Scale
9	S8	Numeric	8	2	Length of infras...	None	None	8	Center	Scale
10	C1	Numeric	8	1	Maximum length	None	None	8	Center	Scale
11	C2	Numeric	8	0	Midshaft circu...	None	None	8	Center	Scale
12	C3	Numeric	8	2	Midshaft maxi...	None	None	8	Center	Scale
13	C4	Numeric	8	2	Midshaft minim...	None	None	8	Center	Scale
14	C5	Numeric	8	2	Maximum brea...	None	None	8	Center	Scale
15	C6	Numeric	8	2	Maximum brea...	None	None	8	Center	Scale
16	SEX	Numeric	5	0	Sex	{0, male}...	None	5	Center	Nominal

Πίνακας 2 Variable View

### 3.3 Analyze

Το μενού Analyze περιέχει σχεδόν όλες τις δυνατές στατιστικές τεχνικές ανάλυσης των δεδομένων. Οι εντολές που περιέχονται σε αυτό το μενού είναι οι εξής:

- **Reports:** περιέχει δυνατότητες παρουσίασης κάποιων στοιχείων για τα δεδομένα.
- **Descriptive Statistics:** περιέχει δυνατότητες εμφάνισης περιγραφικών μέτρων των δεδομένων, γραφημάτων, πινάκων δεδομένων κ.ά.
- **Compare Means:** περιλαμβάνονται οι εντολές ελέγχων υποθέσεων για τους μέσους.
- **General Linear Model:** υπάρχουν οι δυνατότητες χρησιμοποίησης μοντέλων ανάλυσης διακύμανσης.
- **Correlate:** περιέχει συντελεστές συσχέτισης, μερικής συσχέτισης και υπολογισμού αποστάσεων.
- **Regression:** περιέχει δυνατότητες χρησιμοποίησης απλής γραμμικής και μη γραμμικής παλινδρόμησης, λογιστικής παλινδρόμησης κ.ά.
- **Classify:** εμπεριέχει πολλές πολυμεταβλητές στατιστικές και μη τεχνικές ομαδοποίησης δεδομένων ή μεταβλητών.
- **Data Reduction:** περιέχει πολυμεταβλητές τεχνικές μείωσης μεταβλητών, όπως παραγοντική ανάλυση, ανάλυση αντιστοιχιών.
- **Scale:** περιέχει τεχνικές πολυδιάστατης κλιμακοποίησης και ανάλυσης αξιοπιστίας η οποία χρησιμοποιείται κατά κόρον σε ψυχομετρικά τεστ, τεστ προσωπικότητας, ικανοτήτων.
- **Nonparametric Tests:** υπάρχει λίστα με μη παραμετρικές στατιστικές τεχνικές.
- **Multiple Response:** παρέχεται η δυνατότητα δημιουργίας διχοτομικών (0 και 1 δεδομένων) μεταβλητών ή ψευδομεταβλητών όπως αλλιώς ονομάζονται από μεταβλητές με πολλές κατηγορίες.
- **Quality Control:** αφορά σε διαδικασίες στατιστικού ελέγχου ποιότητας.
- **ROC Curve:** η εντολή αφορά σε χαρακτηριστικές λειτουργικές καμπύλες.

Την ανάλυση μας θα την κάνουμε από δύο επιλογές του μενού, την Descriptives Statistics και την Compare Means.

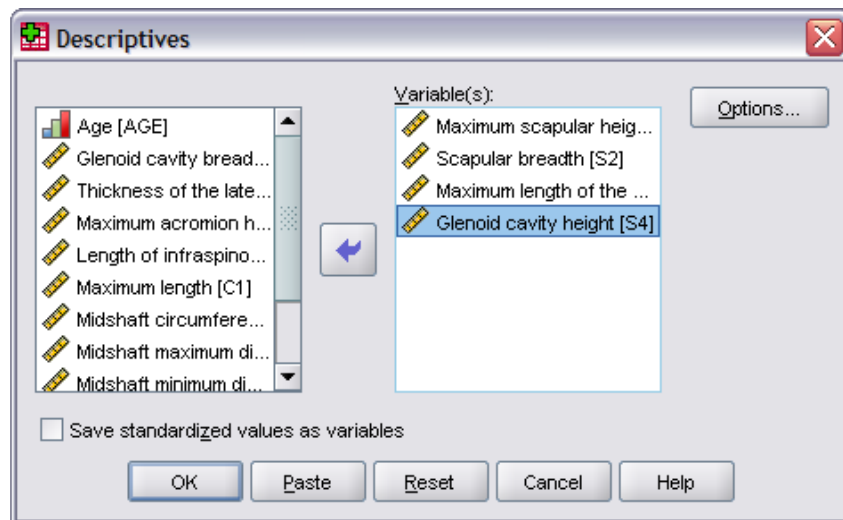
### 3.3.1 Descriptives Statistics

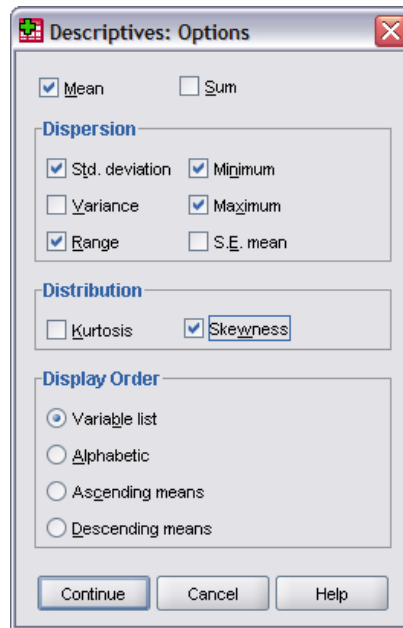
Αυτή η επιλογή του μενού περιέχει ένα μεγάλο αριθμό διαδικασιών για την απόκτηση τόσο αριθμητικών όσο και γραφικών συνόψεων των δεδομένων μας.

#### Descriptives

Στο **Variables** περνάμε τις μεταβλητές για τις οποίες θέλουμε να εμφανίσουμε τα περιγραφικά μέτρα. Θα περάσουμε τις S1,S2,S3,S4 μεταβλητές των χαρακτηριστικών της ωμοπλάτης. Πατώντας την επιλογή **Options**, ανοίγει ένα παράθυρο στο οποίο θα επιλέξουμε ποια περιγραφικά μέτρα θέλουμε να εμφανιστούν. Με την επιλογή **Display Order** επιλέγουμε με ποια σειρά να εμφανιστούν τα αποτελέσματα. περιγραφικά μέτρα θέλουμε να εμφανιστούν.

Περιγραφικά μέτρα εννοούμε τον μέσο (Mean), την τυπική απόκλιση (Std.deviation), την ελάχιστη (Minimum) και την μέγιστη (Maximum) τιμή, τα οποία είναι προεπιλεγμένα από το SPSS. Πρόσθετα επιλέγουμε το εύρος (Range), το οποίο υπολογίζεται ως η διαφορά της μικρότερης (Minimum) τιμής από τη μεγαλύτερη (Maximum) και τον συντελεστή ασυμμετρίας (Skewness),ο οποίος δίνει πληροφορίες για την ασυμμετρία της κατανομής των δεδομένων.





Εικόνα 4 Επιλογή Περιγραφικών Μέτρων Ωμοπλάτης

	N	Range	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation	Skewness	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error
Maximum scapular height	190	56,7	124,3	181,0	150,827	13,9238	-,016	,176
Scapular breadth	190	30,48	86,19	116,67	100,5037	7,00133	,056	,176
Maximum length of the spine	190	41	112	153	134,43	9,817	-,043	,176
Glenoid cavity height	190	12,60	30,86	43,46	36,0817	3,06349	,337	,176
Valid N (listwise)	190							

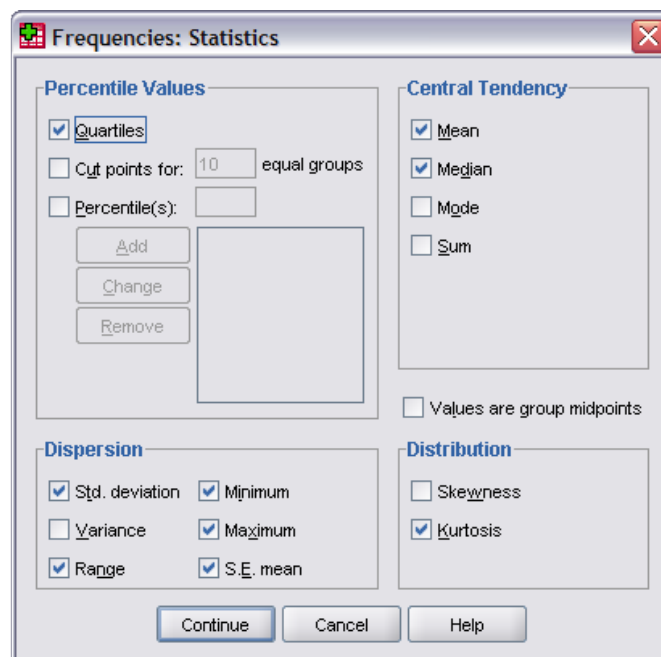
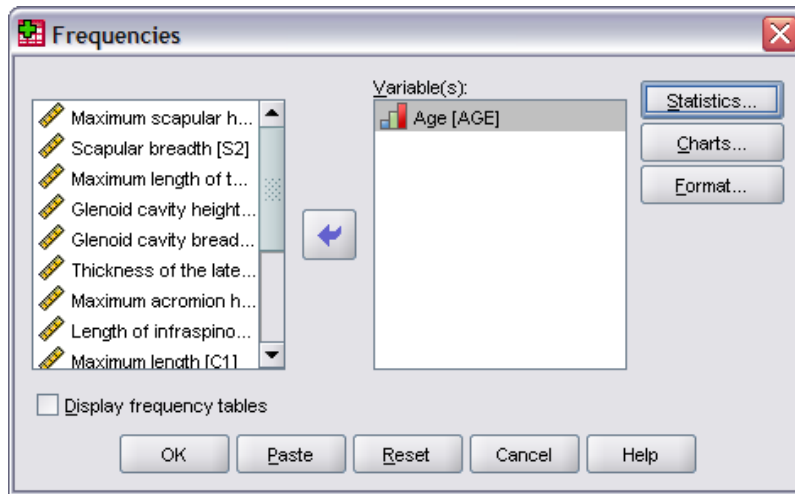
Πίνακας 3 Scapula Descriptives Statistics

Για τον συντελεστή ασυμμετρίας, τιμές κοντά στο μηδέν δείχνουν ότι η κατανομή των δεδομένων είναι συμμετρική. Οι αρνητικές τιμές δείχνουν ότι η κατανομή παρουσιάζει αρνητική ή αριστερή ασυμμετρία και οι θετικές τιμές δείχνουν θετική ή δεξιά ασυμμετρία.

Όταν η κατανομή είναι θετικά ασύμμετρη ο μέσος των παρατηρήσεων είναι μεγαλύτερος από τη διάμεσο η οποία είναι μεγαλύτερη με τη σειρά της από την κορυφή. Το ακριβώς αντίθετο ισχύει για την περίπτωση της αρνητικής ασυμμετρίας. Δηλαδή ο μέσος είναι μικρότερος από τη διάμεσο η οποία είναι μικρότερη από την κορυφή. Για την περίπτωση της συμμετρικής κατανομής αυτά τα τρία μέτρα ταυτίζονται.

## Frequencies

Από αυτή την επιλογή μπορούμε να δείξουμε περισσότερα περιγραφικά μέτρα. Θα εμφανίσουμε τα περιγραφικά μέτρα της ηλικίας (Age).



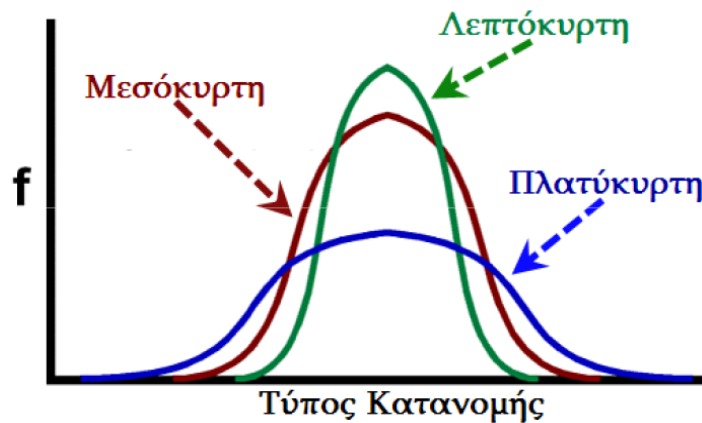
Εικόνα 5 Επιλογή Περιγραφικών Μέτρων Ηλικίας

Στον παρακάτω πίνακα βλέπουμε τη μέση τιμή, το τυπικό σφάλμα της μέσης τιμής, τον μέσο, την τυπική απόκλιση, τον συντελεστή κύρτωσης και το τυπικό του σφάλμα, το εύρος, το ελάχιστο και το μέγιστο της ηλικίας.

N	Valid	190
	Missing	0
Mean		70,15
Std. Error of Mean		1,185
Median		72,00
Std. Deviation		16,337
Kurtosis		,690
Std. Error of Kurtosis		,351
Range		82
Minimum		19
Maximum		101
Percentiles	25	60,00
	50	72,00
	75	81,00

Πίνακας 4 Age Statistics

Ο συντελεστής κέρτωσης (Kurtosis) αναφέρεται στην κυρτότητα της κατανομής των δεδομένων. Οι αρνητικές τιμές δείχνουν ότι η κατανομή είναι πλατύκυρτη, ενώ οι θετικές τιμές ότι είναι λεπτόκυρτη. Τιμές κοντά στο μηδέν είναι ένδειξη ότι η κατανομή είναι μεσόκυρτη. Όταν αναφερόμαστε στην κυρτότητα μιας κατανομής αναφερόμαστε στα άκρα της κατανομής ή “ουρές” της κατανομής όπως αλλιώς λέγονται. Οι “παχιές” ουρές είναι ένδειξη πλατύκυρτης κατανομής, οι “λεπτές” ουρές λεπτόκυρτης κατανομής .



Εικόνα 6 Γράφημα κυρτότητας

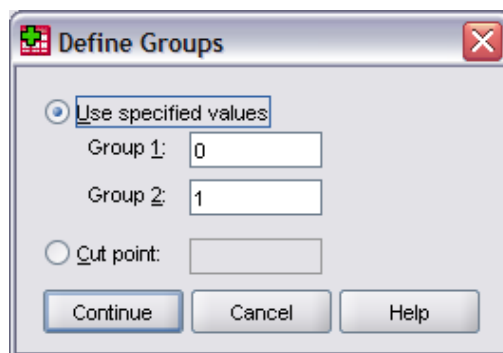
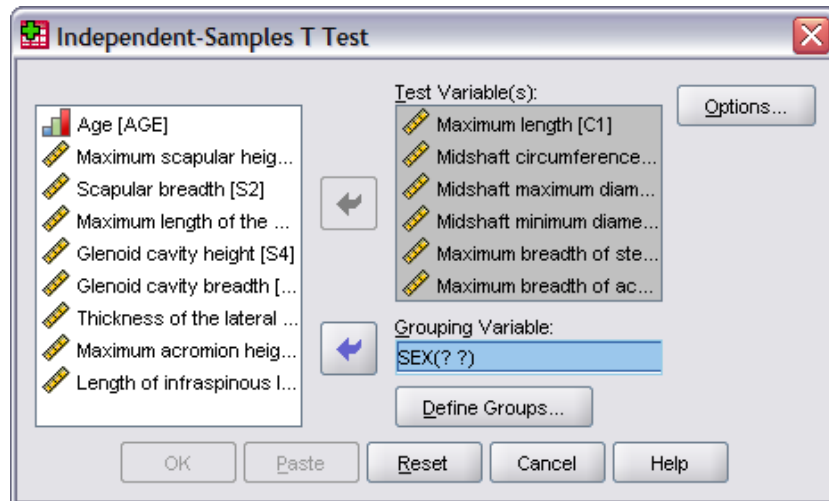
### 3.3.2 Compare Means

Από αυτή την επιλογή θα κάνουμε έλεγχο υποθέσεων για το μέσο και τη διάμεσο των δειγμάτων μας.

#### Independent-Samples T-test

Αυτή την εντολή την χρησιμοποιούμε για να συγκρίνουμε μικρά σύνολα ποσοτικών δεδομένων όταν τα δείγματα συλλέγονται ανεξάρτητα το ένα από το άλλο. Αυτό που ελέγχουμε είναι αν οι μέσοι των μετρήσεων για τα δύο δείγματα διαφέρουν. Οι υποθέσεις διαμορφώνονται ως εξής:

Στο Test Variables περνάμε τις μετρήσεις της κλείδας, που αφορούν και τα δύο δείγματα και στο Grouping Variable περνάμε το φύλο, που είναι το δείγμα ομαδοποίησης. Στο Define Groups καθορίζουμε ότι ο διαχωρισμός των μετρήσεων της κλείδας θα γίνει ανάλογα με το φύλο. Στην ομάδα 1 είναι male (0) και στην ομάδα 2 female (1).



Εικόνα 7 Σύγκριση Μέσων Ανεξάρτητων Δειγμάτων

	Sex	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
Maximum length	male	104	154,240	8,6358	,8468
	female	86	138,622	7,8777	,8495
Midshaft circumference	male	104	38,50	3,877	,380
	female	86	32,41	2,743	,296
Midshaft maximum diametre	male	104	13,4518	1,48109	,14523
	female	86	11,1830	1,03880	,11202
Midshaft minimum diametre	male	104	10,4030	1,11479	,10931
	female	86	8,7651	,91628	,09880
Maximum breadth of sternal end	male	104	27,2460	2,96563	,29080
	female	86	24,8619	2,71717	,29300
Maximum breadth of acromial articular surface	male	104	18,5763	3,52933	,34608
	female	86	15,8577	3,04040	,32785

**Πίνακας 5 Group Statistics**

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
									Lower	Upper
Maximum length	Equal variances assumed	,008	,928	12,908	188	,000	15,6183	1,2100	13,2314	18,0052
	Equal variances not assumed			13,021	186,163	,000	15,6183	1,1995	13,2520	17,9846
Midshaft circumference	Equal variances assumed	15,360	,000	12,246	188	,000	6,089	,497	5,108	7,070
	Equal variances not assumed			12,640	183,827	,000	6,089	,482	5,138	7,039
Midshaft maximum diametre	Equal variances assumed	11,572	,001	11,975	188	,000	2,26880	,18946	1,89506	2,64255
	Equal variances not assumed			12,370	183,365	,000	2,26880	,18341	1,90693	2,63067
Midshaft minimum diametre	Equal variances assumed	2,813	,095	10,912	188	,000	1,63786	,15009	1,34178	1,93395
	Equal variances not assumed			11,115	187,995	,000	1,63786	,14735	1,34719	1,92854
Maximum breadth of sternal end	Equal variances assumed	,004	,948	5,727	188	,000	2,38410	,41626	1,56296	3,20524
	Equal variances not assumed			5,775	185,998	,000	2,38410	,41281	1,56970	3,19850
Maximum breadth of acromial articular surface	Equal variances assumed	2,072	,152	5,623	188	,000	2,71867	,48349	1,76492	3,67243
	Equal variances not assumed			5,703	187,671	,000	2,71867	,47672	1,77826	3,65909

**Πίνακας 6 Independent Sample Tests**

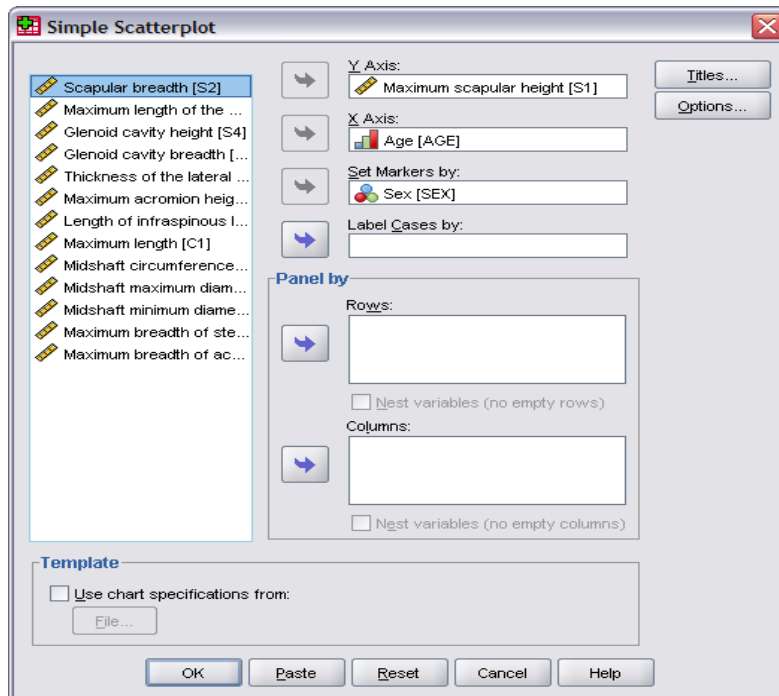
Ο πρώτος πίνακας δείχνει τα περιγραφικά μέτρα των δύο δειγμάτων για κάθε μέτρηση κλείδας. Ο δεύτερος πίνακας δείχνει τα αποτελέσματα t test. Είναι χωρισμένος σε δύο κατηγορίες αποτελεσμάτων, η μία αφορά το Levene για την ισότητα των διακυμάνσεων και η άλλη περιέχει τα αποτελέσματα του t test που επιλέξαμε να κάνουμε. Έχει ακόμα δύο γραμμές αποτελεσμάτων, η πρώτη αναφέρεται στην περίπτωση που μπορούμε να υποθέσουμε ισότητα των δύο διακυμάνσεων και η δεύτερη στην περίπτωση που δεν μπορούμε να υποθέσουμε ισότητα των δύο διακυμάνσεων. Το test του Levene μας δείχνει σε ποια από τις δύο γραμμές των αποτελεσμάτων πρέπει να κοιτάζουμε. Ακόμα ελέγχει την υπόθεση της ισότητας των δύο διακυμάνσεων και υπολογίζει μία p-value. Αν η p-value είναι μικρότερη του 0.05, απορρίπτεται η υπόθεση της ισότητας των διακυμάνσεων. Στην αντίθετη περίπτωση δεν απορρίπτεται. Επομένως, ανάλογα με την p-value (Sig.) του test του Levene, κοιτάζουμε την πρώτη ή τη δεύτερη γραμμή αποτελεσμάτων. Στο πίνακα μας βλέπουμε ότι μόνο στις C2 και C3 απορρίπτεται η υπόθεση της ισότητας των διακυμάνσεων. Στις C1, C4, C5 και C6 δεν απορρίπτεται η υπόθεση ισότητας.

### 3.4 Graphs

Σε αυτό το μενού μπορούμε να δημιουργήσουμε διάφορα γραφήματα, ιστογράμματα, διαγράμματα κ.α. Θα δούμε πως κατανέμονται γραφικά οι μετρήσεις μας ανά φύλο.

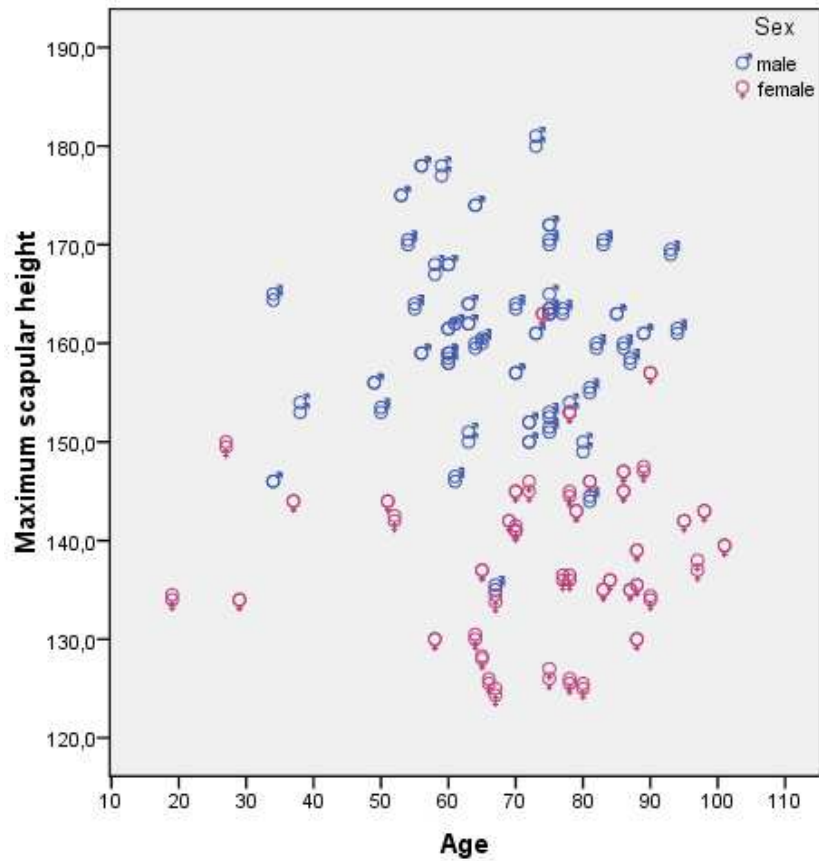
#### 3.4.1 Scatter/Dot

Από αυτή την επιλογή θα κατασκευάσουμε ένα διάγραμμα διασποράς. Στον κάθετο άξονα βάλαμε ένα χαρακτηριστικό της ωμοπλάτης, το Maximum scapular height (S1), στον οριζόντιο άξονα την ηλικία και σαν δείκτη το φύλο.



Εικόνα 8 Δημιουργία Διαγράμματος Διασποράς

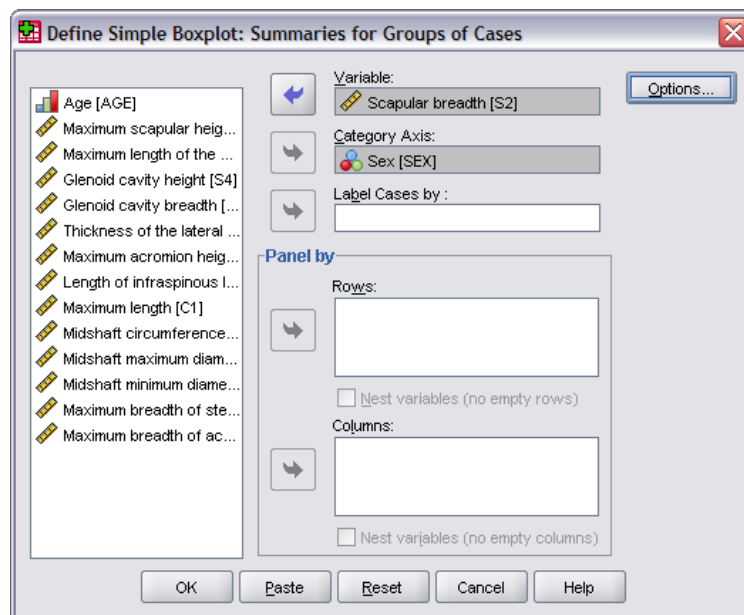




Εικόνα 9 Scatter Plot

### 3.4.2 Boxplot

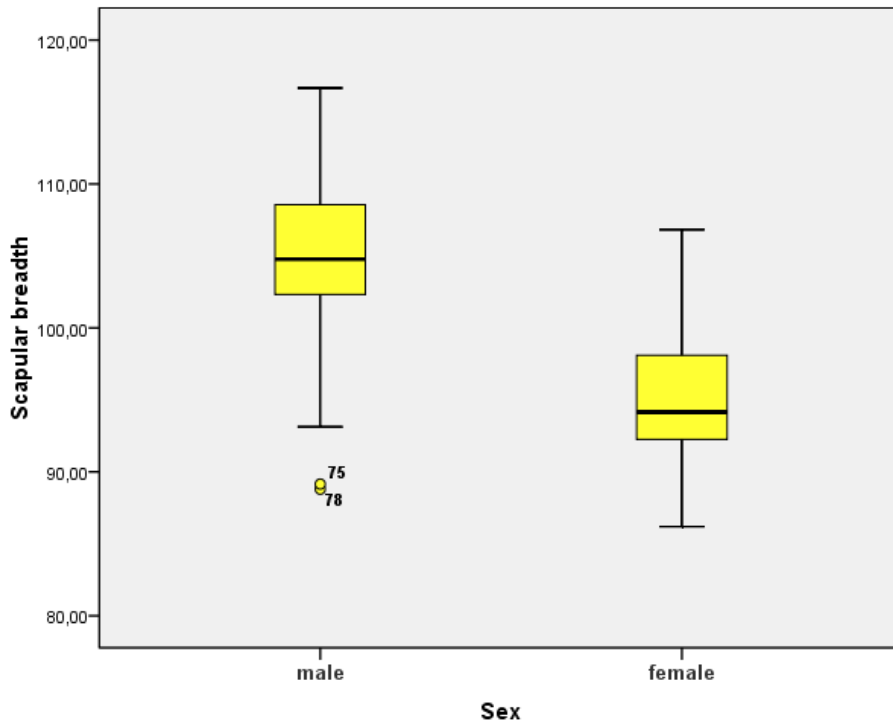
Για την κατασκευή γραφήματος επιλέγουμε **Graphs->Legacy Dialogs->Boxplot**. Στο Variable περνάμε την εξαρτημένη μεταβλητή Scapular breadth (S2) και στο Category Axis το φύλο.



Εικόνα 10 Δημιουργία Γραφήματος

		Cases					
		Valid		Missing		Total	
		N	Percent	N	Percent	N	Percent
Scapular breadth	male	104	100,0%	0	,0%	104	100,0%
	female	86	100,0%	0	,0%	86	100,0%

Πίνακας 7 Case Processing Summary

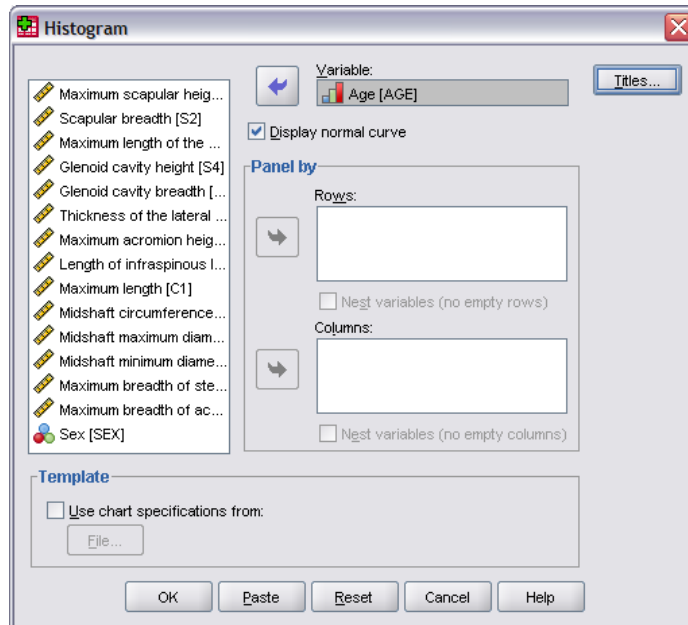


Εικόνα 11 Box Plot

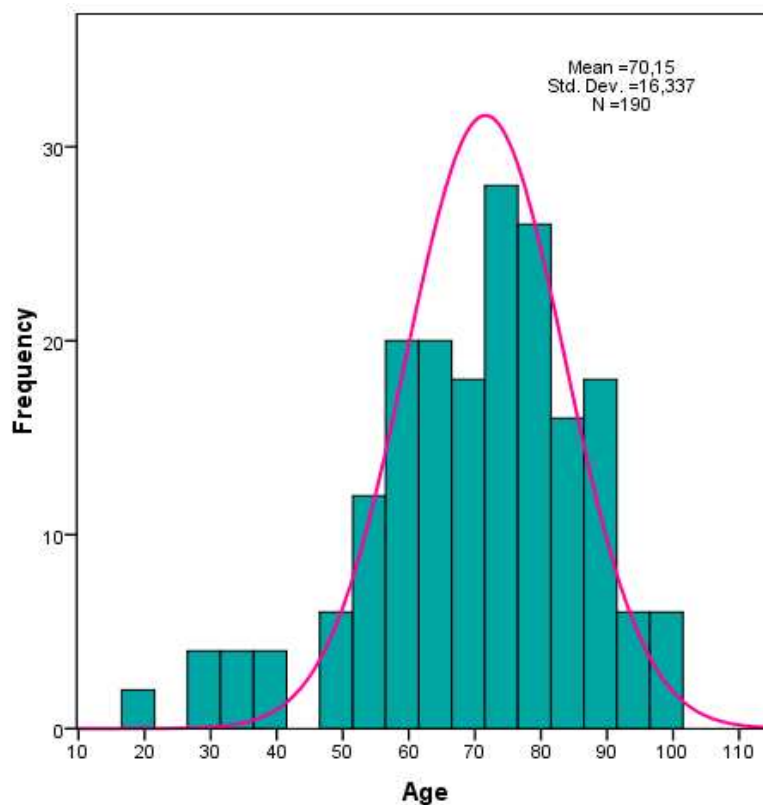
Η οριζόντια γραμμή που φαίνεται μέσα σε κάθε ορθογώνιο είναι η διάμεσος και όχι ο μέσος. Τα ορθογώνια που κατασκευάστηκαν για κάθε φύλο ξεχωριστά. Έχουν μήκος το οποίο υπολογίζεται με βάση τους λεγόμενους “φράχτες”. Τα άκρα του ορθογωνίου ονομάζονται “εσωτερικοί φράχτες”. Πάνω και κάτω από κάθε ορθογώνιο υπάρχουν κάθετες γραμμές. Τα άκρα των γραμμών ονομάζονται “εξωτερικοί φράχτες”. Σημεία που βρίσκονται έξω από το ορθογώνιο αλλά εντός των εσωτερικών φραχτών ονομάζονται ήπια ακραία σημεία, ενώ σημεία που βρίσκονται έξω από τους εξωτερικούς φράχτες ονομάζονται εξαιρετικά ακραία σημεία.

### 3.4.3 Histogram

Στο παράθυρο που εμφανίζεται από το μενού Graphs->Legacy Dialogs->Histogram περνάμε στο Variable τη μεταβλητή της οποίας το ιστόγραμμα θέλουμε να κατασκευάσουμε. Θα εμφανίσουμε το ιστόγραμμα της ηλικίας. Επιλέγουμε να εμφανιστεί η γραμμή της κανονικής κατανομής με την επιλογή Display normal curve.



Εικόνα 12 Δημιουργία Ιστογράμματος

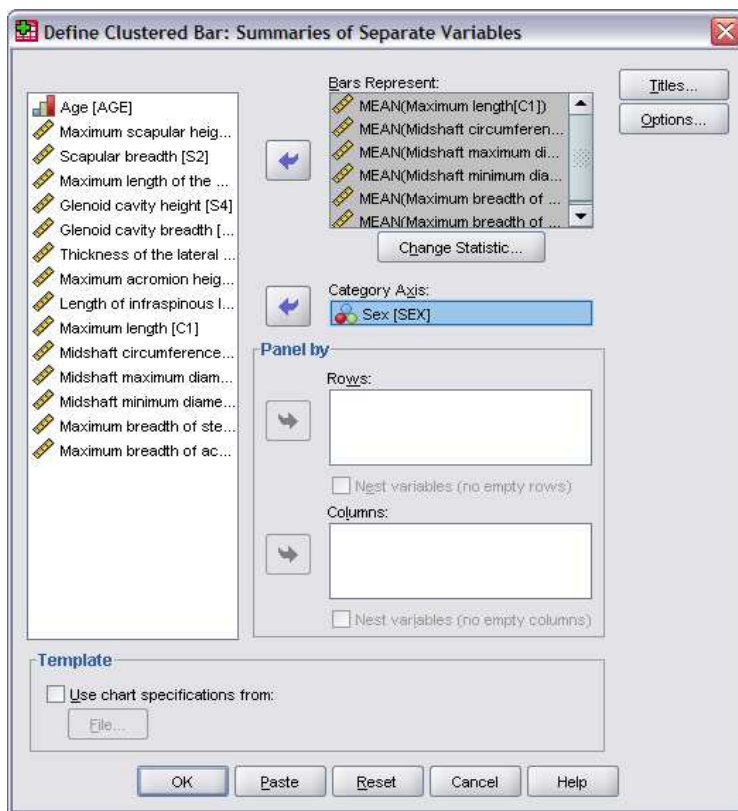


Εικόνα 13 Histogram Plot

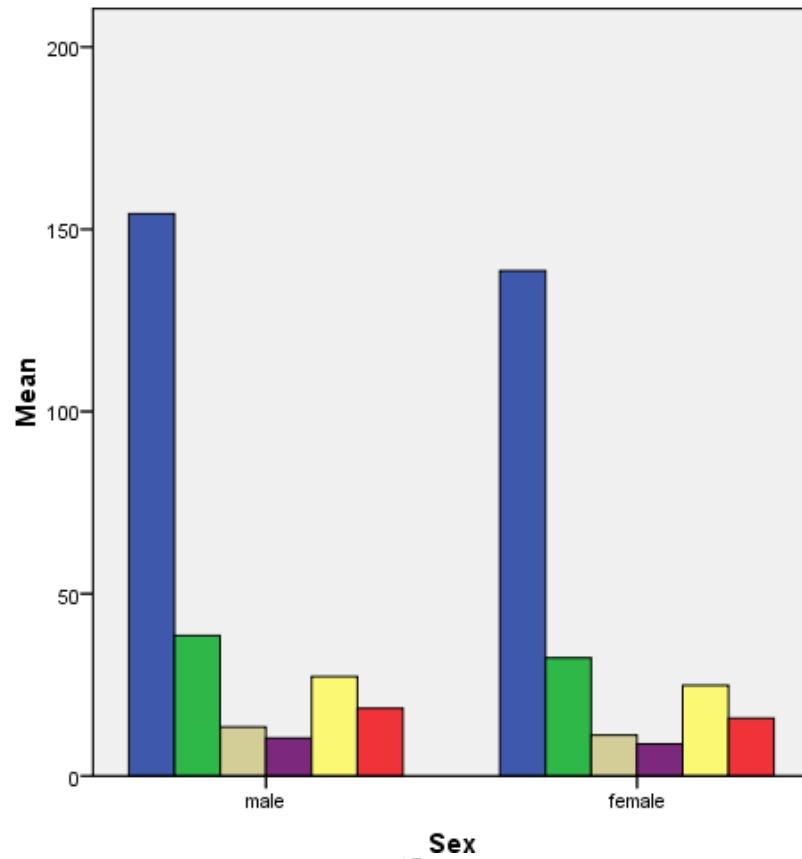
Η κανονική κατανομή είναι συμμετρική και μεσόκυρτη κατανομή, άρα ισχύει ότι η διάμεσος, η επικρατούσα τιμή και η μέση της τιμή ταυτίζονται. Επίσης μία άλλη χρήσιμη ιδιότητα της κανονικής κατανομής η οποία ισχύει και για άλλες μη κανονικές συμμετρικές κατανομές είναι η εξής: το 68% περίπου των παρατηρήσεων βρίσκεται στο διάστημα ( $\mu - \sigma$ ,  $\mu + \sigma$ ), το 95% περίπου των παρατηρήσεων βρίσκεται στο διάστημα ( $\mu - 2\sigma$ ,  $\mu + 2\sigma$ ) και το 99% περίπου των παρατηρήσεων βρίσκεται στο διάστημα ( $\mu - 3\sigma$ ,  $\mu + 3\sigma$ ). Με  $\mu$  συμβολίζουμε το μέσο και  $\sigma$  την τυπική απόκλιση της κατανομής.

### 3.4.4 Bar

Το ραβδόγραμμα θυμίζει λίγο το ιστόγραμμα ως προς τα ορθογώνια (ράβδους), με μία σημαντική διαφορά ότι τα ορθογώνια δεν είναι “κόλλημένα” μεταξύ τους. Κάθε ράβδος παρουσιάζει την αντίστοιχη συχνότητα για κάθε μέση τιμή. Θα δούμε το ραβδόγραμμα για τη μέση τιμή κάθε μέτρησης της κλείδας και για τα δύο φύλα.



Εικόνα 14 Δημιουργία Ραβδογράμματος

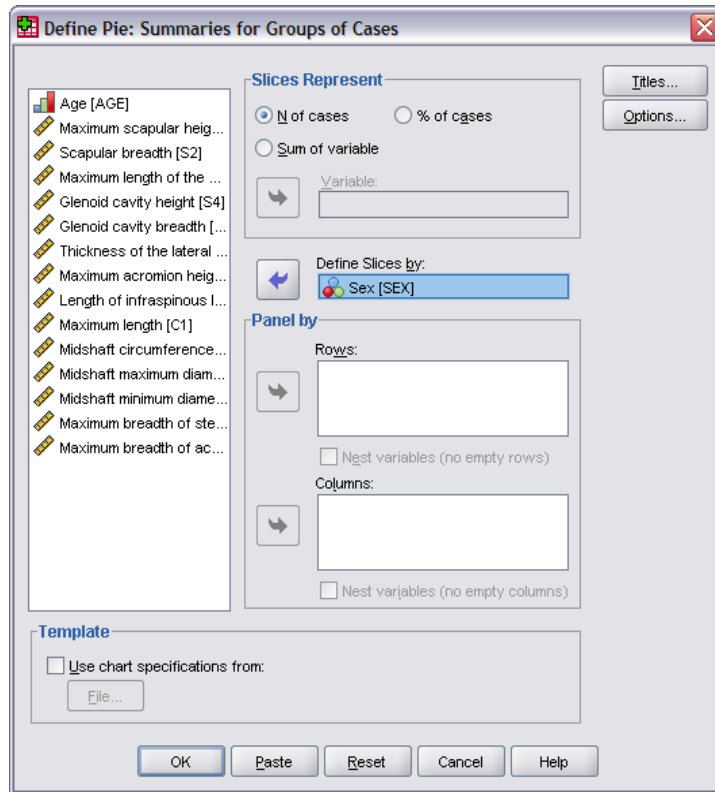


Εικόνα 15 Bar Plot

- Maximum length
- Midshaft circumference
- Midshaft maximum diameter
- Midshaft minimum diameter
- Maximum breadth of sternal end
- Maximum breadth of acromial articular surface

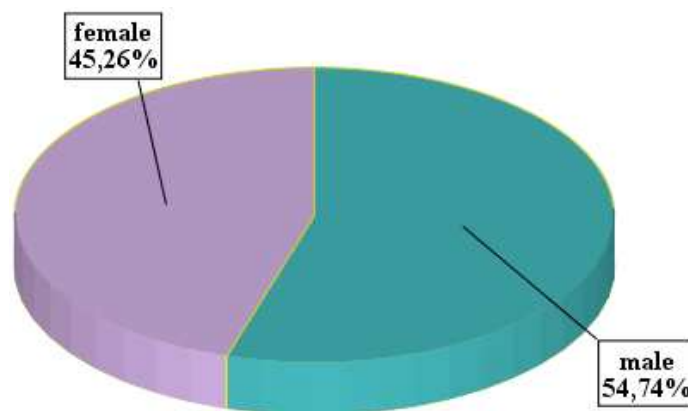
### 3.4.5 Pie

Μια καλή απεικόνιση των συχνοτήτων μπορεί να γίνει με το κυκλικό διάγραμμα (διάγραμμα πίτας). Κάθε κομμάτι της επιφάνειας του κύκλου («πίτας») παρουσιάζει την αντίστοιχη συχνότητα. Θα παρουσιάσουμε τις συχνότητες των δύο φύλων.



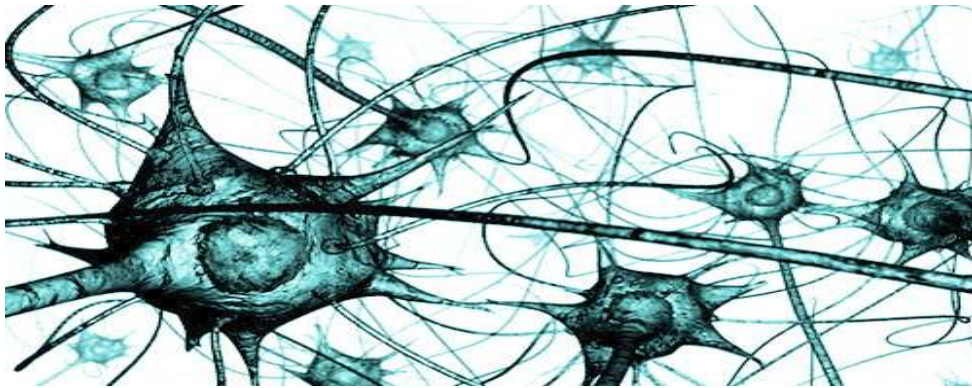
Εικόνα 16 Δημιουργία Κυκλικού Διαγράμματος

Παρατηρούμε ότι το 45,26% των μετρήσεων μας είναι από γυναίκες και το υπόλοιπο 54,74% είναι από άντρες.



Εικόνα 17 Pie Plot

## Κεφάλαιο 4–Νευρωνικά Δίκτυα



### 4.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο θα γίνει μια ιστορική αναδρομή για τα νευρωνικά δίκτυα, για το πώς ξεκίνησαν, πώς αναπτύχθηκαν και τι δυσκολίες υπήρχαν. Έπειτα θα περιγράψουμε τι είναι τα νευρωνικά δίκτυα, από τι αποτελούνται και θα παρουσιάσουμε τον τρόπο που λειτουργούν και το πώς γίνεται η εκπαίδευσή τους.

### 4.2 Ιστορική αναδρομή

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι χρήσιμα εργαλεία τα οποία έχουν μία πληθώρα από σύγχρονες εφαρμογές σε όλους τους τομείς της ζωής. Η ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων πέρασε από πολλές φάσεις και εξελίξεις. Έρευνες πάνω στα νευρωνικά δίκτυα είχαν ήδη αρχίσει στα τέλη του 19 ου αιώνα, ως μία προσπάθεια να περιγραφεί ο τρόπος λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου.

#### 4.2.1 Πως ξεκίνησαν

Το πρώτο μοντέλο νευρωνικού δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου παρουσιάστηκε το 1943 από τον νευροφυσιολόγο Warren McCulloch και τον μαθηματικό Walter Pitts. Δημοσίευσαν μια εργασία για τον τρόπο λειτουργίας των νευρώνων. Με σκοπό την περιγραφή του τρόπου λειτουργίας των νευρώνων του εγκεφάλου, μοντελοποίησαν ένα απλό νευρωνικό δίκτυο χρησιμοποιώντας ηλεκτρικά κυκλώματα που μπορούσαν να εκτελέσουν υπολογιστικές εργασίες (computational tasks). Η δουλειά τους αναγνωρίζεται ότι αποτέλεσε την αρχή για το πεδίο των νευρωνικών δικτύων.

Το 1947 προχώρησαν σε πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων. Το πρότυπο αυτό περιέχει πολλά χαρακτηριστικά από τα μεταγενέστερα πρότυπα. Ο νευρώνας θεωρείται ότι μπορεί να έχει δύο μόνον καταστάσεις: α)να δέχεται πολλές εισόδους β)να δίνει μία μόνον έξοδο. Οι έξοδοι από διαφορετικούς νευρώνες δεν επιτρέπεται να ενώνονται, αλλά πρέπει υποχρεωτικά να οδηγούν σε είσοδο άλλου νευρώνα. Οι απολήξεις των νευρώνων είναι δύο ειδών: διεγερτικές και ανασταλτικές. Οι δύο καταστάσεις του νευρώνα είναι ότι είτε πυροδοτεί ή βρίσκεται σε ηρεμία. Η ροή της πληροφορίας μέσα στον νευρώνα ελέγχεται από πύλες, οι οποίες επίσης είναι διεγερτικές ή ανασταλτικές. Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, στέλνει ένα παλμό. Οι λειτουργίες αυτές πάντα γίνονται σε διακριτό χρόνο και υποτίθεται ότι όλοι οι νευρώνες αποκρίνονται ταυτόχρονα, δηλ. το σύστημα δρα συγχρονισμένα.

Η επόμενη μεγάλη ανάπτυξη πάνω στα νευρωνικά δίκτυα, ήρθε το 1949 με την έκδοση του βιβλίου του Hebb με τίτλο “The Organization of Behavior”, στο οποίο έγινε για πρώτη φορά μια ιδιαίτερη δήλωση ενός φυσιολογικού κανόνα μάθησης για συναπτικές τροποποιήσεις. Ο κανόνας

αυτός λέει ότι κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις νευρωνικές του συνδέσεις, οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο παρουσιάζεται. Όταν ο νευρώνας  $i$  επανειλημμένα διεγείρει τον νευρώνα  $j$ , τότε συμβαίνει να αναπτύσσεται μια μεταβολική σύνδεση στον ένα ή και στους δύο νευρώνες, έτσι ώστε η απόδοση του φαινομένου (το  $i$  διεγείρει το  $j$ ) να αυξάνεται. Αν  $w_{ij}$  είναι το βάρος της σύνδεσης μεταξύ  $i$  και  $j$ ,  $x_i$  η είσοδος στον νευρώνα  $j$  από τον νευρώνα  $i$ ,  $x_j$  η έξοδος του νευρώνα  $j$ , τότε ισχύει ότι:  $w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + ax_{ij}$ . Εδώ  $a$  είναι μία θετική σταθερά που λέγεται παράμετρος του ρυθμού εκπαίδευσης. Το νέο λοιπόν βάρος  $w_{ij}$  θα είναι ίσο με το παλαιό ενισχυμένο κατά μία ποσότητα  $ax_{ij}$ . Ο κανόνας αυτός έχει τοπικό χαρακτήρα, ισχύει δηλαδή μόνο για την σύνδεση του νευρώνα  $i$  και  $j$  και όχι για άλλες συνδέσεις του δικτύου.

Καθώς, οι υπολογιστές εξελίσσονταν στη δεκαετία του 1950, ήταν εφικτή η προσομοίωση ενός υποθετικού νευρωνικού δικτύου. Τα πρώτα βήματα προς αυτή την κατεύθυνση έγιναν από τον Nathaniel Rochester που εργαζόταν στα ερευνητικά εργαστήρια της IBM. Δυστυχώς, για τον ίδιο, η πρώτη του αυτή προσπάθεια απέτυχε, αλλά μετέπειτα εγχειρήματα ήταν επιτυχή. Ήταν η περίοδος που άνθιζαν οι κλασικοί υπολογιστές, παραμελώντας την έρευνα για τα νευρωνικά δίκτυα. Το 1952 εκδόθηκε το βιβλίο του Ashby με τίτλο “Design for a Brain: The Origin of Adaptive Behavior”, το οποίο εστίασε στο ότι η συμπεριφορά δεν είναι έμφυτη αλλά μαθαίνεται. Το 1954, ο Minsky έγραψε τη διδακτορική του διατριβή με τίτλο “Theory of Neural-Analog Reinforcement Systems and Its Application to the Brain-Model Problem” και το 1961 ο ίδιος έγραψε μια εργασία με τίτλο “Steps Toward Artificial Intelligence”. Την ίδια χρονιά, η ιδέα των μη γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων προτάθηκε από τον Gabor, πρωτοπόρο στη θεωρία επικοινωνιών και εφευρέτη του ολογραφήματος, που υλοποίησε μια μηχανή στην οποία η μάθηση επιτυγχάνονταν με τροφοδότηση δειγμάτων στοχαστικών διαδικασιών στη μηχανή, μαζί με τη συνάρτηση-στόχο, την οποία ήταν αναμενόμενο να παράγει η μηχανή.

Το 1956, το Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence έδωσε ώθηση στην τεχνητή νοημοσύνη και στα νευρωνικά δίκτυα. Η εργασία των Rochester, Holland, Habit και Duda είναι ίσως η πρώτη προσπάθεια για εξομοίωση με τη χρήση υπολογιστή ώστε να ελεγχθεί μια καλά σχηματισμένη νευρωνική θεωρία βασισμένη στον κανόνα μάθησης του Hebb. Τον ίδιο χρόνο ο Uttley παρουσίασε την αποκαλούμενη “διαρρέουσα ολοκλήρωση” ή “νευρώνα φωτιάς” που αργότερα παρουσιάστηκε κι από τον Caianiello. Το ιδιαίτερο επίτευγμα ήταν το αποκαλούμενο θεώρημα σύγκλισης αισθητηρίου (perceptron convergence theorem), σύμφωνα με το οποίο έχει την ικανότητα να μάθει να ταξινομεί σωστά κάθε γραμμικά διαχωρίσιμο σύνολο εισόδων.

#### 4.2.2 Πρώτες εφαρμογές

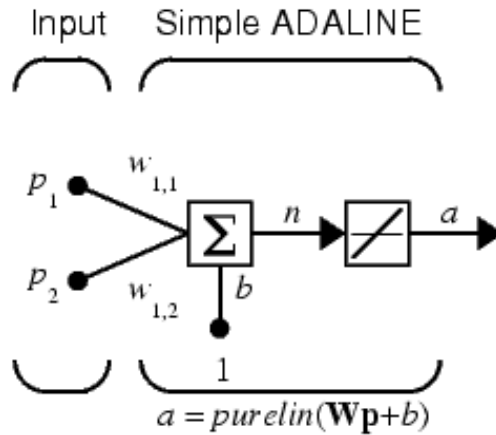
Η πρώτη πρακτική εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων παρουσιάστηκε στα τέλη της δεκαετίας του '50 με την εφεύρεση του μοντέλου του αισθητήρα (perceptron) και του συσχετισμένου κανόνα μάθησης από τον Frank Rosenblatt. Το μοντέλο αυτό είναι πολύ απλό. Έχει μόνο δύο επίπεδα, αυτά της εισόδου και της εξόδου. Το σήμα προχωρά μονοδρομικά από την είσοδο στην έξοδο. Αργότερα αποκαλύφθηκε ότι το perceptron μπορούσε να επιλύσει μόνο μια περιορισμένη κατηγορία προβλημάτων.

Μια συνολική και εμπειρισταωμένη εικόνα του προτύπου αυτού παρουσιάστηκε το 1969 στο βιβλίο Perceptrons των Minsky και Papert. Στο βιβλίο αυτό γίνεται μία συνολική εκτίμηση της χρησιμότητας του προτύπου του αισθητήρα και όλων των διεργασιών για τα οποία είναι χρήσιμο. Αποδεικνύεται με αναλυτικά μαθηματικά ότι υπάρχουν συγκεκριμένοι περιορισμοί στο πρότυπο αυτό.

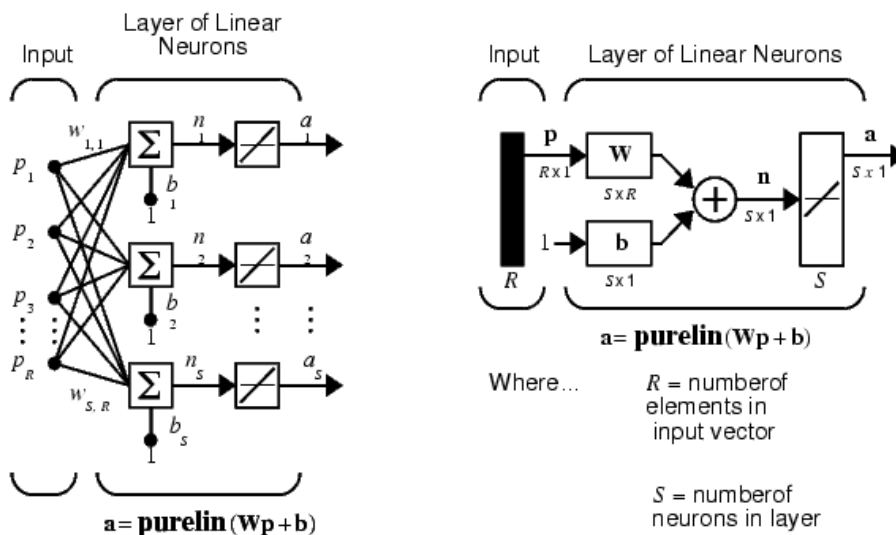
Το 1960, οι Bernard Widrow και Marcian Hoff από το πανεπιστήμιο του Stanford, παρουσίασαν τον αλγόριθμο ελάχιστου μέσου τετραγώνου (least mean square – LMS), ο οποίος χρησιμοποιείται ακόμη και σήμερα για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Ο συγκεκριμένος κανόνας εκμάθησης εφαρμόστηκε για την εκπαίδευση των προσαρμόσιμων γραμμικών νευρωνικών δικτύων (adaptive linear neural networks), που ήταν παρόμοια στη δομή με το αισθητήριο (perceptron) που πρότεινε ο Rosenblatt, αλλά η διαφορά τους ήταν στον τρόπο μάθησης. Τα μοντέλα αυτά ονομάζονταν “ADALINE” και “MADALINE”. Το ADALINE αναπτύχθηκε για την αναγνώριση δυαδικών προτύπων, ούτως ώστε όταν αυτό χρησιμοποιήθηκε στην ανάγνωση ροής bits από μια τηλεφωνική γραμμή, μπορούσε να προβλέψει το επόμενο bit. Το MADALINE ήταν το πρώτο



νευρωνικό δίκτυο που εφαρμόστηκε σε πρόβλημα του πραγματικού κόσμου. Ήταν ένα προσαρμόσιμο φίλτρο (adaptive filter) που εξάλειψε την ηχώ από τις τηλεφωνικές γραμμές.



Εικόνα 18 Μοντέλο Adaline



Εικόνα 19 Μοντέλο Madaline

Το 1972, ο Teuvo Kohonen και ο James Anderson, ανεξάρτητα ο ένας από τον άλλο, ανέπτυξαν νέα παρόμοια νευρωνικά δίκτυα, που μπορούσαν να δράσουν σαν μνήμες. Και οι δύο χρησιμοποίησαν μαθηματικούς πίνακες για να περιγράψουν την ιδέα τους, αλλά δεν αντιλήφθηκαν ότι δημιουργούσαν έναν πίνακα με αναλογικά ADALINE κυκλώματα. Οι νευρώνες υποτίθεται ότι ενεργοποιούσαν ένα σύνολο εξόδων αντί για μια μόνο έξοδο. Το 1975 αναπτύχθηκε το πρώτο πολυστρωματικό (multi-layer) δίκτυο, το οποίο ήταν ένα δίκτυο μη επιβλεπόμενης μάθησης. Επίσης, στο ίδιο διάστημα, ο Stephen Grossberg υπήρξε πολύ δραστήριος στην έρευνα των αυτό-οργανωμένων δικτύων (self-organizing networks).

Το 1982 ο John Hopfield, ο οποίος είναι βιολόγος, παρουσίασε ένα έργο το οποίο έδωσε μεγάλη ώθηση στην ανάπτυξη των δικτύων. Ο Hopfield έδειξε με αυστηρά μαθηματική απόδειξη πώς ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αποθηκευτικός χώρος (storage device) και πώς επίσης μπορεί ένα δίκτυο να επανακτήσει όλη την πληροφορία ενός συστήματος έστω και αν του δοθούν μερικά τμήματα μόνο και όχι ολόκληρο το σύστημα. Η εργασία αυτή είχε ως αποτέλεσμα την

έμπνευση για πολλές άλλες ιδέες που ακολούθησαν.

Το 1986 δημοσιεύτηκε ένα άλλο σημαντικό έργο από τους McClelland και Rumelhart, το Parallel Distributed Processing, το οποίο ανοίγει νέους δρόμους στην εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων. Παρουσιάστηκε η ιδέα πως ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί και να χρησιμοποιηθεί ως παράλληλος επεξεργαστής. Πρότειναν μία νέα διαδικασία εκπαίδευσης, την μέθοδο της οπισθοδιάδοσης (back-propagation), η οποία κατέληξε να είναι η πιο χρήσιμη σήμερα τεχνική εκπαίδευσης δικτύων.

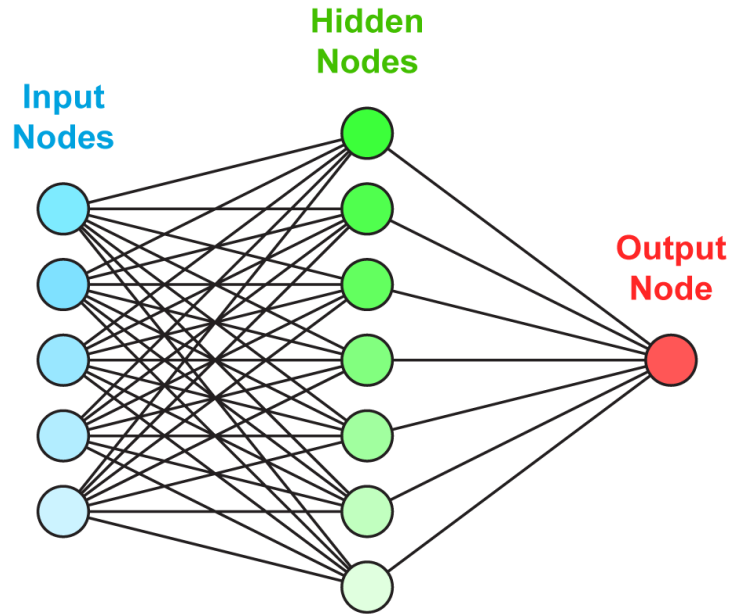
Το 1988 ο Linsker περιέγραψε μια νέα αρχή για την αυτοοργάνωση σε ένα δίκτυο αισθητηρίων. Η αρχή αυτή σχεδιάστηκε ώστε να διατηρεί μέγιστη πληροφορία σχετικά με την με τα πρότυπα ενεργειών, που υπόκεινται σε περιορισμούς όπως συναπτικές συνδέσεις και δυναμικές περιοχές σύναψης. Ο Linsker χρησιμοποίησε αφηρημένες έννοιες πάνω στη θεωρία πληροφοριών ώστε να σχηματίσει τη αρχή της διατήρησης μέγιστης πληροφορίας. Την ίδια χρονιά οι Broomhead και Lowe περιέγραψαν μία διαδικασία για το σχεδιασμό “προς τα εμπρός τροφοδότησης”(feedforward) δικτύων χρησιμοποιώντας συναρτήσεις ακτινικής βάσης(RBF), που είναι μια εναλλαγή των πολυεπίπεδων αισθητηρίων.

Οι νέες αυτές υλοποιήσεις αναζωογόνησαν το πεδίο των νευρωνικών δικτύων. Τα τελευταία χρόνια, χιλιάδες εργασίες έχουν γραφεί, και τα νευρωνικά δίκτυα έχουν βρει πολλές εφαρμογές. Το πεδίο των νευρωνικών δικτύων έχει να επιδείξει πολλές νέες θεωρητικές και πρακτικές εργασίες. Παρ’ όλο που είναι δύσκολο να προβλεφθεί η μελλοντική επιτυχία των νευρωνικών δικτύων, ο μεγάλος αριθμός και η ευρεία περιοχή εφαρμογών αυτής της νέας τεχνολογίας είναι πολύ ενθαρρυντικά.

### **4.3 Τι είναι νευρωνικά δίκτυα**

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks), ή απλώς νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks) αποτελούν μια σχετικά νέα περιοχή στις φυσικές επιστήμες. Είναι ένα μαθηματικό μοντέλο για την επεξεργασία πληροφορίας που προσεγγίζει την υπολογιστική και αναπαραστατική δυνατότητα μέσω συνάψεων. Το μοντέλο είναι εμπνευσμένο από τα βιοηλεκτρικά δίκτυα που δημιουργούνται στον εγκέφαλο, ανάμεσα στους νευρώνες (νευρικά κύτταρα) και στις συνάψεις (σημεία επαφής των νευρικών απολήξεων). Στο μαθηματικό μοντέλο των νευρωνικών δικτύων υπάρχουν κομβικά σημεία (nodes) στα οποία καταλήγουν συνδέσεις από άλλους κόμβους του δικτύου, στις οποίες συνήθως αποδίδεται κάποιο βάρος. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μια ερευνητική περιοχή με έντονο ενδιαφέρον για εφαρμογές στην **Ιατρική**.

Οι πρώτες αρχές και λειτουργίες τους βασίζονται και εμπνέονται από το νευρικό σύστημα των ζώων οργανισμών (και φυσικά του ανθρώπου), αλλά η μελέτη και η χρήση τους έχει προχωρήσει πολύ πέρα από τους βιολογικούς οργανισμούς. Ουσιαστικά δημιουργήθηκε μία νέα περιοχή η οποία έχει αποκοπεί τελείως από την βιολογία και σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα με ηλεκτρονικό υπολογιστή.



Εικόνα 20 Νευρωνικό Δίκτυο

Δύο ουσιαστικά χαρακτηριστικά των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) είναι η ικανότητα προσαρμογής τους και η μη γραμμική συμπεριφορά τους. Το πρώτο συνεπάγεται ότι ένα ΤΝΔ μπορεί να διαχειριστεί ένα σύστημα βασισμένο μόνο στην παρατηρούμενη συμπεριφορά του, χωρίς να απαιτείται η θεωρητική κατανόησή του. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα την άναγκη ύπαρξης ενός ικανού αριθμού δειγμάτων για το πρόβλημα που καλείται να επιλύσει το ΤΝΔ.

Οι ιδιότητες αυτές σε συνδυασμό με την ικανότητά των ΤΝΔ να επιλύουν προβλήματα στα οποία τα δεδομένα τους είναι ελλιπή, ή παρουσιάζουν θόρυβο, έχει συντελέσει ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να χρησιμοποιούνται σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών, σε περιοχές τόσο διαφορετικές μεταξύ τους όπως τα οικονομικά, η ιατρική, η επιστήμη των μηχανικών, η γεωλογία και η φυσική. Στην πραγματικότητα, οπουδήποτε υπάρχουν προβλήματα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου, τα ΤΝΔ μπορούν εισαχθούν και να χρησιμοποιηθούν.

Τα νευρωνικά δίκτυα χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: βιολογικά νευρωνικά δίκτυα και τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

#### 4.3.1 Βιολογικά νευρωνικά δίκτυα

Τα ΤΝΔ αποτελούν συστήματα εμπνευσμένα από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, με αποτέλεσμα να κρίνεται απαραίτητη η παρουσίαση των κυριότερων χαρακτηριστικών του αποτελούνται από πραγματικούς βιολογικούς νευρώνες, που συνδέονται με το περιφερειακό ή το κεντρικό νευρικό σύστημα. Πρόκειται για ομάδες νευρώνων που συνάπτονται μεταξύ τους σχηματίζοντας ένα δίκτυο επικοινωνιών. Το νευρικό σύστημα διαιρείται ανατομικά σε δύο τμήματα, το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (Κ.Ν.Σ.), που αποτελείται από τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό, και το Περιφερικό Νευρικό Σύστημα (Π.Ν.Σ), που περιλαμβάνει τα νευρικά κύτταρα που βρίσκονται εκτός εγκεφάλου και νωτιαίου μυελού, και είναι τα νεύρα που εισέρχονται ή εξέρχονται από το Κ.Ν.Σ.

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί το σπουδαιότερο και μεγαλύτερο τμήμα του Κ.Ν.Σ. είναι ένας πολύ πολύπλοκος, μη-γραμμικός και παράλληλος υπολογιστής ο οποίος αποτελείται από 1012 νευρώνες οι οποίοι σχηματίζουν ένα δίκτυο επικοινωνιών. Όλοι οι νευρώνες είναι διαφορετικοί μεταξύ τους και δεν υπάρχουν δύο ολόιδιοι νευρώνες στο μεγάλο αυτό αριθμό. Ένας ενιαίος νευρώνας μπορεί να συνδεθεί με πολλούς άλλους νευρώνες και ο συνολικός αριθμός νευρώνων και συνδέσεων σε ένα δίκτυο μπορεί να είναι εξαιρετικά μεγάλος. Πρόκειται για το όργανο του ανθρώπινου σώματος που αναπτύσσει και χρησιμοποιεί τη νόηση, καθώς και όλα όσα αυτή συνεπάγεται όπως η ευφυΐα και τα συναισθήματα. Έχει την ιδιότητα να εκτελεί συγκεκριμένους

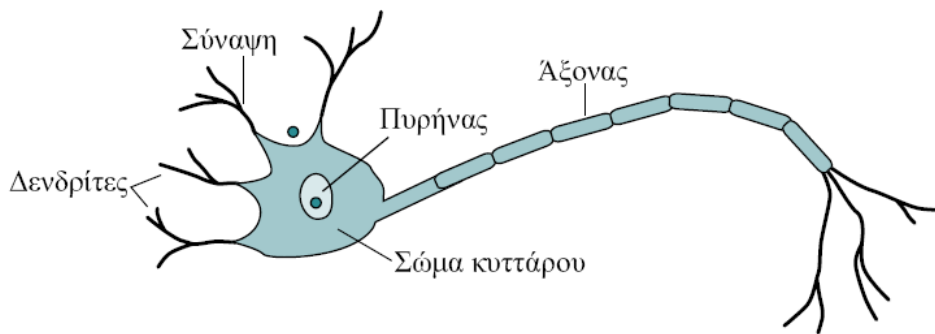
υπολογισμούς πολύ πιο γρήγορα από τους πιο γρήγορους ψηφιακούς υπολογιστές που υπάρχουν. Κανένα τεχνητό μοντέλο δεν μπορεί να προβλέψει ότι έχει σχέση με τα προσωπικά συναισθήματα και τις εμπειρίες, όπως το ανθρώπινο μυαλό.

Βασικά χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι η αναγνώριση μοτίβων (pattern recognition), ο συνειρμός, η πολυπλοκότητα και η ανεκτικότητα στο θόρυβο, ενώ έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον παρουσιάζουν λειτουργίες όπως η μνήμη, η κατάσταση του ύπνου και τα όνειρα. Κατά τη γέννησή του ο εγκέφαλος έχει την ικανότητα να κατασκευάζει τους δικούς του κανόνες, κοινώς “εμπειρία”, η οποία μεγαλώνει με την πάροδο του χρόνου. Κατά τα 2 πρώτα χρόνια ζωής, έχουμε τη μέγιστη ανάπτυξη, όπου περίπου 1 εκατομμύριο συνάψεις (synapses) δημιουργούνται στο δευτερόλεπτο.

Μερικά χαρακτηριστικά είναι τα ίδια όπως και στους υπολογιστές, λ.χ. το ηλεκτρικό σήμα μεταδίδεται με δυαδικό τρόπο ενώ θα περίμενε κανείς ότι ως ηλεκτρικό μέγεθος θα είχε συνεχείς τιμές. Οι υπολογιστές δεν μας παρέχουν με ακριβές υλικό για να περιγράψουμε τον εγκέφαλο (αν και είναι δυνατόν να περιγραφεί μία λογική διαδικασία ως ένα υπολογιστικό πρόγραμμα, ή να προσομοιωθεί ένας εγκέφαλος χρησιμοποιώντας έναν υπολογιστή) αφού δεν κατέχουν τις αρχιτεκτονικές παράλληλης επεξεργασίας που έχουν περιγραφεί στον εγκέφαλο.

Η μελέτη των τεχνητών νευρωνικών δικτύων υποκινήθηκε άμεσα από την αναγνώριση ότι οι εγκεφαλικοί υπολογιστές είναι ένας εξ' ολοκλήρου διαφορετικός δρόμος από τους συμβατικούς ψηφιακούς υπολογιστές. Τυπικά οι νευρώνες του εγκεφάλου είναι 5-6 τάξεις μεγέθους αργότεροι από τις λογικές πύλες σιλικόνης.

### Η δομή του νευρώνα



Εικόνα 21 Σχηματική απεικόνιση ενός τυπικού νευρώνα

Ως κύτταρο, ο νευρώνας αποτελείται από το κυρίως σώμα, τον νευράξονα και τους δενδρίτες. Ο κυρίως κορμός του νευρώνα είναι το σώμα μέσα στο οποίο βρίσκεται ο πυρήνας του κυττάρου ο οποίος περιέχει όλο το γενετικό υλικό του οργανισμού. Ο νευράξονας εκφύεται από το κυτταρικό σώμα και εφάπτεται με άλλους νευρώνες. Το μήκος του μπορεί να είναι πολύ μικρό και μπορεί να φθάσει το ένα μέτρο ή και περισσότερο. Ο ρόλος του είναι να μεταδίδει σήματα (νευρικές ώσεις) σε άλλους νευρώνες, δηλαδή να στέλνει τα εξερχόμενα σήματα. Οι δενδρίτες είναι μικρές προεκτάσεις του κυτταρικού σώματος που μοιάζουν με διακλαδώσεις δένδρου και δέχονται τα εισερχόμενα σήματα από άλλους νευρώνες.

Υπάρχουν περίπου 100 διαφορετικές κατηγορίες νευρώνων. Ο αριθμός των συνάψεων δεν είναι σταθερός, αλλά υπολογίζεται ότι κάθε νευρώνας σχηματίζει  $10^4$  συνάψεις. Το όλο σύστημα των νευρωνικών δικτύων αποτελεί το Νευρικό Σύστημα στον ανθρώπινο οργανισμό. Ένας νευρώνας ενεργοποιείται, όταν το σήμα εισόδου του γίνεται μεγαλύτερο από μία τιμή  $\theta > 0$ . Αντίστοιχες δομές ακολουθούνται και στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Οι νευρώνες, ως κύτταρα, πιστεύεται ότι δεν πολλαπλασιάζονται και δεν αναπαράγονται. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος ενός υγιούς ενήλικα χάνει περίπου  $10^3$  νευρώνες την ημέρα. Μεγαλύτερος αριθμός αυτών καταστρέφεται από το κάπνισμα, το αλκοόλ αλλά και την προχωρημένη ηλικία. Η παύση της αναπαραγωγής των νευρώνων πολύ νωρίς δεν ισχύει και για τις συνάψεις, αλλά συμβαίνει ακριβώς το αντίθετο. Καθ' όλη τη διάρκεια ζωής ενός οργανισμού, οι συνάψεις βρίσκονται σε μια δυναμική ισορροπία, δημιουργούνται καινούριες και καταστρέφονται παλιές. Η δημιουργία των νέων

συνάψεων γίνεται όταν ο εγκέφαλος αποκτά περισσότερες εμπειρίες από το περιβάλλον. Από την άλλη, οι σοβαρές ασθένειες της προχωρημένης ηλικίας προέρχονται κυρίως από τη μεγάλη καταστροφή των συνάψεων στα νευρωνικά δίκτυα του κεντρικού νευρικού συστήματος κι όχι τόσο από την καταστροφή των νευρώνων.

Η λειτουργία του νευρώνα σε ένα νευρωνικό δίκτυο είναι να λαμβάνει όλα τα σήματα που έρχονται από τους άλλους νευρώνες ή από εξωτερικά ερεθίσματα, να τα επεξεργάζεται και να μεταδίδει το επεξεργασμένο σήμα σε άλλους νευρώνες. Η ακολουθία αυτή συνεχίζεται έτσι ώστε ένα σήμα να μεταδίδεται μέσω ενός τεράστιου αριθμού νευρώνων προς τον εγκέφαλο και το αντίστροφο. Αναφερόμαστε σε σήματα ηλεκτρικής μορφής και είναι της τάξης μερικών mV. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι εξαιρετικά σύνθετα. Η μεταφορά των ηλεκτρικών σημάτων γίνεται μέσω χημικών συνάψεων. Στη χημική σύναψη η απελευθέρωση μιας χημικής ουσίας από ένα νευρώνα, τον νευροδιαβιβαστή, προκαλεί τη δημιουργία δυναμικού ενέργειας και τη μεταγωγή του ηλεκτρικού σήματος στους δενδρίτες στο κυτταρικό σώμα άλλων νευρώνων. Η ταχύτητα μετάδοσης των ηλεκτρικών παλμών στους απλούς νευρώνες κυμαίνεται από 10-100 m/sec. Τα συστατικά του νευρώνα είναι οργανίδια, σωματίδια και σωληνοειδή τμήματα που έχουν δημιουργηθεί από περίπου  $6 \times 10$  μόρια πρωτεΐνης, 10 μόρια λιπαρών ουσιών και  $6 \times 10$  μόρια RNA. Τα  $2/3$  του βάρους του συνίσταται περίπου από 1500 μιτοχόνδρια. Τα μιτοχόνδρια μεταφέρουν πολύ γρήγορα ζάχαρη για να παράγεται ενέργεια. Από όλα τα κύτταρα του οργανισμού ο νευρώνας χρησιμοποιεί ενέργεια ταχύτερα από κάθε άλλο. Κάθε μιτοχόνδριο χρειάζεται 10 άτομα οξυγόνου ανά δευτερόλεπτο. Αν το οξυγόνο σταματήσει να παρέχεται για διάστημα πάνω από 10 sec, η λειτουργία των νευρώνων καταστρέφεται και ο άνθρωπος περιέρχεται σε αφασία.

Παρόλο ότι ο εγκέφαλος είναι το 2% της μάζας του ανθρώπου, χρησιμοποιεί πάνω από το 20% του οξυγόνου που παίρνει ο οργανισμός. Η κατανάλωση ενέργειας στον εγκέφαλο είναι 20 Watt, γεγονός που τον καθιστά πολύ αποδοτικό. Αντίστοιχα, ένας υπολογιστής χρειάζεται χιλιάδες Watt. Η μεγάλη αυτή απαίτηση ενέργειας οφείλεται, πρώτον, στο ότι είναι απαραίτητο να διατηρείται μια ισορροπία στις συνδέσεις των νευρώνων, η οποία διατηρείται μόνο με σταθερή ανταλλαγή χημικών ουσιών. Και δεύτερον, στο ότι ο νευρώνας έχει τεράστια επιφάνεια σχετικά με τον όγκο του. Η μεγάλη αυτή επιφάνεια έχει συνεχείς διαρροές και εισροές που πρέπει να κρατώνται σε μια ευαίσθητη χημική ισορροπία, πράγμα που απαιτεί μεγάλα ποσά ενέργειας.

### **Η λειτουργία των νευρώνων**

Υπάρχουν δυο δυνατές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρίσκεται ένας νευρώνας και τις ονομάζουμε ενεργό και μη-ενεργό κατάσταση. Το ότι ο νευρώνας είναι ενεργός σημαίνει ότι συμμετέχει στη διαδικασία λήψης και εκπομπής σήματος, ενώ όταν είναι μη-ενεργός είναι αδρανής. Ενδιάμεσες καταστάσεις δεν υπάρχουν. Ουσιαστικά πρόκειται για δυαδικό στοιχείο και μοιάζει στο σημείο αυτό με τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Όταν ο νευρώνας πυροδοτεί, παράγει ένα ηλεκτρικό σήμα (παλμό), το οποίο κάθε φορά έχει τα ίδια χαρακτηριστικά και είναι ίδιο για όλους. Η καταγραφή του παλμού αυτού γίνεται μέσω ενός πολύ λεπτού μικροηλεκτροδίου κοντά σ' ένα νευρώνα. Βρίσκουμε ότι το ηλεκτρικό ρεύμα διατρέχει τον άξονά του και έχει διάρκεια της τάξης του msec και ένταση της τάξης μερικών mV. Το σήμα αυτόταξιδεύει μέσα στο νευρωνικό δίκτυο από νευρώνα σε νευρώνα χωρίς να ελαττωθεί καθόλου. Ο μέγιστος ρυθμός παραγωγής των παλμών είναι περίπου 1000 παλμοί ανά sec.

Μεγάλο ενδιαφέρον έχει ο τρόπος με τον οποίο δημιουργούνται τα ηλεκτρικά σήματα, που είναι ο εξής: στη μεμβράνη του κυττάρου του νευρώνα δημιουργείται μια διαφορά δυναμικού μεταξύ της εσωτερικής και εξωτερικής της επιφάνειας, όπως ακριβώς και σε έναν πυκνωτή. Συνήθως το αρνητικό δυναμικό δημιουργείται στην εσωτερική επιφάνεια. Αυτό γίνεται εξαιτίας της παρουσίας μορίων πρωτεϊνών με αρνητικό φορτίο, τα οποία δεν μπορούν να διαπεράσουν την μεμβράνη και να βγουν έξω από το κύτταρο. Όταν το κύτταρο είναι σε ισορροπία, χωρίς να μεταδίδεται σήμα, τότε το «δυναμικό ηρεμίας» είναι περίπου -70 mV. Το δυναμικό αυτό είναι σχετικά μεγάλο καθότι το πάχος της μεμβράνης είναι μόλις 1 μικρόμετρο ( $\mu\text{m}$ ).

### 4.3.2 Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

Μπορούν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές να κάνουν τις ίδιες λειτουργίες με τον ανθρώπινο εγκέφαλο;

Όσο εύκολα κι αν είναι κάποια πράγματα για το μυαλό ή τουλάχιστον σ' εμάς φαίνονται έτσι, οι υπολογιστές δεν μπορούν να τα κάνουν με απόλυτη επιτυχία, πράγμα το οποίο βέβαια δεν οφείλεται σε έλλειψη ταχύτητας, καθώς οι υπολογιστές είναι χιλιάδες φορές πιο γρήγοροι από το μυαλό. Ο λόγος είναι ότι η δομή των υπολογιστών είναι κατά πολύ διαφορετική από τη δομή του εγκεφάλου.

Θα μπορούσαμε να φτιάξουμε έναν υπολογιστή με τέτοια εσωτερική δομή που να μοιάζει με τη δομή του εγκεφάλου; Οι απόπειρες που έχουν γίνει κατά καιρούς από τους επιστήμονες για την απάντηση του παραπάνω ερωτήματος οδήγησε σταδιακά στην κατασκευή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ΤΝΔ. Τα δυο αυτά είδη δικτύων διαφέρουν σημαντικά ως προς τη φύση τους, όμως λειτουργούν με τον ίδιο τρόπο ή μάλλον τα τεχνητά μιμούνται τις ιδιότητες των βιολογικών. Δηλαδή «μαθαίνουν», με την εξάσκηση και την εμπειρία, όπως ακριβώς και οι άνθρωποι, αλλά οι υπολογιστές ακολουθούν αναγκαστικά ορισμένους προκαθορισμένους κανόνες.

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι παράλληλα καταναμημένα υπολογιστικά συστήματα, αποτελούνται από διασυνδέσεις τεχνητών νευρώνων και έχουν την ικανότητα να χρησιμοποιούν αποθηκευμένη εμπειρική γνώση. Είναι σχεδιασμένα να μοντελοποιούν (ή να μιμηθούν) μερικές ιδιότητες των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να μοντελοποιήσουν τους τρόπους λειτουργίας των βιολογικών νευρωνικών δικτύων.

Αποκαλούνται επίσης διασυνδεδεμένα συστήματα (connectionist systems), παράλληλα καταναμημένα συστήματα (parallel distributed systems) ή προσαρμόσιμα συστήματα (adaptive systems) λόγω του παράλληλου τρόπου λειτουργίας των μονάδων επεξεργασίας. Στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα δεν υπάρχει κεντρικός έλεγχος με την κλασική μορφή, καθώς όλες οι διασυνδεδεμένες μονάδες επεξεργασίας τροποποιούνται ή “προσαρμόζονται” ταυτόχρονα με τη ροή της πληροφορίας και τους κανόνες που επικρατούν.

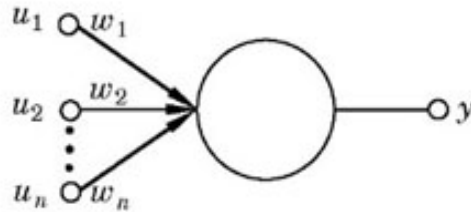
Η υπολογιστική ισχύς ενός ΤΝΔ προκύπτει από τη συμπαγή παράλληλη καταναμημένη δομή του και από την ικανότητά του να μαθαίνει και εν συνεχεία να γενικεύει, παράγοντας λογικά αποτελέσματα για δεδομένα που δεν είχε αντιμετωπίσει κατά τη διαδικασία μάθησης. Τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι:

1. **Μη-γραμμικότητα (non-linearity).** Ένας νευρώνας είναι μια μη-γραμμική μονάδα επεξεργασίας και ως εκ τούτου, ένα νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από διασυνδεδεμένους νευρώνες παρουσιάζει μη-γραμμική συμπεριφορά. Αυτό το χαρακτηριστικό δίνει τη δυνατότητα στα ΤΝΔ να υπολογίζουν μη-γραμμικές συναρτήσεις και να εκτελούν πολύπλοκους μετασχηματισμούς στα δεδομένα τους. Η μη-γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, ιδιαίτερα αν ο φυσικός μηχανισμός παραγωγής των σημάτων εισόδου του νευρωνικού δικτύου είναι μη-γραμμικός.
2. **Προσαρμοστικότητα (Adaptability, adaptation).** Τα ΤΝΔ έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων. Μπορούν να ανακαλύπτουν συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων εισόδου και των αντίστοιχων επιθυμητών αποτελεσμάτων, προσαρμόζοντας τις παραμέτρους τους, στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Η προσαρμοστικότητα καθιστά ικανό ένα σύστημα να αναζητά τη βέλτιστη απόδοση, αλλά τα προσαρμόσιμα συστήματα παρουσιάζουν δυσκολία να ανταποκρίνονται με έναν επαναληπτικό τρόπο σε απόλυτες ποσότητες, με αποτέλεσμα μερικές φορές να παρατηρείται μείωση της απόδοσής τους.
3. **Γενίκευση (Generalization).** Τα νευρωνικά δίκτυα δεν απομνημονεύουν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους, αλλά ανακαλύπτουν θεμελιώδεις σχέσεις, ώστε να μπορούν να γενικεύουν από το σύνολο εκπαίδευσης σε νέα δεδομένα.
4. **Ανοχή σε σφάλματα (Fault Tolerance) ή Ευρωστία (Robustness).** Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν ανοχή τόσο σε φυσικές βλάβες όσο και στην ύπαρξη θορύβου στα δεδομένα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα να μειώνεται, ενδεχομένως, η απόδοσή τους κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες, χωρίς όμως να διακόπτεται η εργασία που επιτελούν. Αυτό είναι χρήσιμο χαρακτηριστικό, επειδή τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται από το νευρωνικό δίκτυο, συνήθως, περιέχουν θόρυβο.
5. **Υλοποίηση σε VLSI.** Η συμπαγής παράλληλη φύση των νευρωνικών δικτύων, κάνει

δυνατή την υλοποίησή τους σε συστήματα VLSI (Very Large Scale Integration) τεχνολογίας, έτσι ώστε τα ΤΝΔ να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

6. **Αναλογία με Νευροβιολογία.** Ο σχεδιασμός των νευρωνικών δικτύων γίνεται σε αναλογία με τον εγκέφαλο. Οι νευροβιολόγοι βλέπουν τα νευρωνικά δίκτυα σαν αντικείμενο έρευνας για την εξήγηση νευροβιολογικών φαινομένων. Ομοίως, οι μηχανικοί βλέπουν στη νευροβιολογία νέες ιδέες για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων.

### Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο



Εικόνα 22 Απλό τεχνητό νευρωνικό δίκτυο

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα αριθμό στοιχείων, τους νευρώνες. Σε κάθε νευρώνα καταφθάνει ένας αριθμός σημάτων, τα οποία έρχονται ως είσοδος σ' αυτόν. Ο νευρώνας έχει μερικές πιθανές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί η εσωτερική δομή του που δέχεται τα σήματα εισόδου και, τέλος, έχει μία μόνον έξοδο, η οποία είναι συνάρτηση των σημάτων εισόδου. Κάθε σήμα που μεταδίδεται από ένα νευρώνα σε ένα άλλο μέσα στο νευρωνικό δίκτυο συνδέεται με την τιμή βάρους,  $w$ , η οποία υποδηλώνει πόσο στενά είναι συνδεδεμένοι οι δύο νευρώνες που συνδέονται με το βάρος αυτό. Η τιμή αυτή συνήθως κυμαίνεται σε ένα συγκεκριμένο διάστημα, λ.χ. στο διάστημα από  $-1$  ως  $1$ , αλλά αυτό είναι αυθαίρετο και εξαρτάται από το πρόβλημα που προσπαθούμε να λύσουμε. Η σημασία του βάρους είναι όπως ακριβώς είναι και ο χημικός δεσμός ανάμεσα σε δύο άτομα που απαρτίζουν ένα μόριο. Ο δεσμός μας δείχνει πόσο δυνατά είναι συνδεδεμένα τα δύο άτομα του μορίου. Έτσι και ένα βάρος μας λέει ακριβώς πόσο σημαντική είναι η συνεισφορά του συγκεκριμένου σήματος στην διαμόρφωση της δομής του δικτύου για τους δύο νευρώνες τους οποίους συνδέει. Όταν το  $w$  είναι μεγάλο (μικρό), τότε η συνεισφορά του σήματος είναι μεγάλη (μικρή).

### Το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα

Ένας νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας, που είναι θεμελιακή για την λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου. Τα τρία βασικά στοιχεία αυτού του μοντέλου είναι :

1. Ένα σύνολο από συνάψεις ή συνδετικούς κρίκους, κάθε μια από τις οποίες χαρακτηρίζεται από ένα βάρος” ή “δύναμη”. Συγκεκριμένα, ένα σήμα  $I_j$  στην είσοδο της σύναψης  $j$  που συνδέεται στον νευρώνα  $k$ , πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος  $w_{kj}$ . Το βάρος  $w_{kj}$  είναι θετικό αν η σύναψη είναι διεγερτική (δηλαδή ωθεί τον νευρώνα να αποκριθεί στη διέγερση) και αρνητικό αν σύναψη είναι απαγορευτική (δηλαδή αποτρέπει την νευρώνα να παράγει μια απόκριση).

2. Έναν αθροιστή για την πρόσθεση των σημάτων εισόδου, που παίρνουν βάρος από την αντίστοιχη σύναψη. Αυτές οι λειτουργίες αποτελούν το γραμμικό συνδυαστή.

3. Μια συνάρτηση ενεργοποίησης για τη μείωση του εύρους της εξόδου του νευρώνα. Το μοντέλο επίσης περιλαμβάνει ένα εξωτερικά εφαρμοζόμενο κατώφλι  $\theta_k$ , που έχει επίδραση στην ελάττωση της εισόδου στην εφαρμοζόμενη συνάρτηση ενεργοποίησης, που ακολουθεί. Στην βιβλιογραφία, το κατώφλι αναφέρεται και σαν πόλωση (bias).

## Η μετάδοση του σήματος μέσα στο νευρωνικό δίκτυο

Ας δούμε με περισσότερες λεπτομέρειες με ποιο τρόπο μεταδίδεται το σήμα από νευρώνα σε νευρώνα, μέσα στο νευρικό σύστημα. Ουσιαστικά γίνεται αυτό που αναφέρθηκε παραπάνω, ότι όλα τα σήματα που φθάνουν σε ένα νευρώνα αθροίζονται, υπόκεινται σε μια επεξεργασία, παράγεται ως αποτέλεσμα μια έξοδος κι αυτό είναι το σήμα που μεταδίδεται περαιτέρω στους επόμενους νευρώνες. Η θεώρηση αυτή είναι γενική και ισχύει πάντοτε, αυτό όμως που αλλάζει είναι η διαδικασία η οποία δεν είναι πάντα η ίδια. Υπάρχουν βασικά δυο τρόποι με τους οποίους γίνεται η μετάδοση αυτή. Ο πρώτος τρόπος είναι δυαδικός. Στην περίπτωση αυτή ένας νευρώνας μπορεί να βρεθεί σε μια από δυο ενδεχόμενες καταστάσεις: να είναι ενεργός ή αδρανής. Όταν ένας νευρώνας δέχεται διάφορα σήματα την ίδια στιγμή, τότε υπολογίζει μια ποσότητα  $x$ , η οποία πρόκειται για το άθροισμα των δεδομένων που φτάνουν σ' αυτόν, και συγκρίνει το υπολογιζόμενο αποτέλεσμα με την τιμή κατωφλίου του  $\theta$ , η οποία είναι σταθερή και ορισμένη από την αρχή για αυτόν το νευρώνα. Αν η τιμή της ποσότητας είναι μεγαλύτερη από την τιμή κατωφλίου, τότε λέμε ότι ο νευρώνας ενεργοποιείται. Αν όμως είναι μικρότερη, τότε ο νευρώνας παραμένει αδρανής, δηλαδή στη δεδομένη στιγμή δεν μεταδίδει κανένα περαιτέρω σήμα στο υπόλοιπο δίκτυο. Επειδή ο νευρώνας εδώ δρα ως δυαδικό στοιχείο, η έξοδος του  $f(x)$  θα είναι 1 όταν είναι ενεργοποιημένος και 0 όταν είναι αδρανής.

Ο δεύτερος τρόπος εξετάζει το ενδεχόμενο να μην υπάρχει χαρακτηριστική τιμή κατωφλίου. Σ' αυτή την περίπτωση, το εισερχόμενο σήμα  $x$  υπόκειται επεξεργασία μέσω μιας συνάρτησης η οποία αποκαλείται «συνάρτηση μεταφοράς» (transfer function) ή «συνάρτηση ενεργοποίησης» (activation function). Ένα παράδειγμα μορφής της συνάρτησης αυτής είναι το εξής:  $f(x)=1/(1+e^{-x})$ . Η συνάρτηση λέγεται σιγμοειδής συνάρτηση λόγω της μορφής της γραφικής της παράστασης. Θα δούμε αργότερα κι άλλες μορφές της  $f(x)$ . Ένα κοινό χαρακτηριστικό αυτών των συναρτήσεων είναι ότι πρέπει να είναι πάντοτε μη-γραμμικές. Δεν αρκούν οι γραμμικές συναρτήσεις γιατί τότε η έξοδος θα είναι ευθέως ανάλογη με την είσοδο, κάτι που δεν μπορεί να συμβεί στα νευρωνικά δίκτυα.

## Εκπαίδευση νευρωνικού δικτύου

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια διαφορετική μέθοδο για την ανάλυση δεδομένων και την αναγνώριση προτύπων από τις συμβατικές μεθόδους. Τα νευρωνικά δίκτυα επεξεργάζονται τις πληροφορίες με τρόπο παρόμοιο με αυτόν του ανθρώπινου εγκεφάλου. Καθώς τα ΤΝΔ “μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων”, αποτελούν πολύ ελκυστική τεχνική σε εφαρμογές που παρατηρείται ελάχιστη ή ανολοκλήρωτη κατανόηση του προς επίλυση προβλήματος, εντούτοις, υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα για την προσαρμογή τους.

Στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (ΤΝΔ), οι λεγόμενες είσοδοι και έξοδοι (inputs/outputs) σημαίνουν κάποια σήματα τα οποία έχουν αριθμητικές τιμές, λ.χ. θα μπορούσαν να είναι δυαδικοί αριθμοί αποτελούμενοι από 0 και 1. Οι αριθμοί αυτοί που δίνονται στην είσοδο του δικτύου ορίζουν κάποιο πρότυπο το οποίο θα χρησιμοποιήσει το δίκτυο για την εκπαίδευσή του. Για ένα πρόβλημα μπορεί να απαιτούνται πολλά πρότυπα. Σε κάθε πρότυπο αντιστοιχεί και μια σωστή απάντηση, η οποία είναι το σήμα που πρέπει να πάρουμε στην έξοδο ή αλλιώς ο στόχος. Η εκπαίδευση γίνεται με το να παρουσιάσουμε μια ομάδα από τέτοια πρότυπα στο δίκτυο, αντιπροσωπευτικά ή παρόμοια μ' αυτά που θέλουμε να μάθει το δίκτυο. Αυτό σημαίνει ότι δίνουμε στο δίκτυο ως εισόδους κάποια πρότυπα για τα οποία ξέρουμε ποια πρέπει να είναι η έξοδος, ο στόχος. Ουσιαστικά είναι σαν να δίνουμε στο δίκτυο μια ερώτηση και ακολουθώς να του δίνουμε την απάντηση.

Το δίκτυο χρησιμοποιεί την κατάλληλη συνάρτηση μεταφοράς  $f(x)$ , για να μεταδίδει το σήμα σε όλη τη δομή του, από την είσοδο ως την έξοδο. Εκείνο όμως που μπορεί να αλλάξει κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης είναι οι τιμές των βαρών  $w$  στις συνδέσεις των νευρώνων. Αυτό δεν γίνεται πάντα με τον ίδιο τρόπο, αλλά εξαρτάται από τη μέθοδο που χρησιμοποιούμε. Το δίκτυο έχοντας υπόψη του τα δεδομένα των προτύπων τροποποιεί την εσωτερική του δομή ώστε να μπορεί να προσεγγίσει αριθμητικά την έξοδο που του δώσαμε εμείς σαν στόχο. Αρχικά ξεκινά με τυχαίες τιμές στα βάρη  $w$ , κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης όμως μεταβάλλει τις τιμές αυτές, μέχρι να πετύχει το μικρότερο δυνατό σφάλμα ως προς το αποτέλεσμα που περιμένουμε από αυτό. Αυτό του δίνει το πλεονέκτημα, αφού βρει τη σωστή εσωτερική δομή του, να μπορεί να λύνει ανάλογα προβλήματα, τα



οποία δεν έχει δει προηγουμένως. Έχοντας δηλαδή σαν δεδομένο την είσοδο, να υπολογίζει απευθείας την έξοδο. Οποσδήποτε όμως τα προβλήματα αυτά θα πρέπει να είναι της ίδιας φύσης και των ίδιων χαρακτηριστικών όπως αυτά της εκπαίδευσης και όχι διαφορετικά. Ως σκέψη λοιπόν, μια τέτοια διαδικασία είναι πολύ φιλόδοξη.

Γενικά μπορούμε να πούμε ότι κατά την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ οι αλλαγές στα βάρη γίνονται με έναν από τους παρακάτω τρόπους:

- με εποπτευόμενο τρόπο
- με μη-εποπτευόμενο τρόπο (ή αυτό-εποπτευόμενο)

Η διαφορετικότητα των δυο παραπάνω έγκειται στο κατά πόσο επεμβαίνει ο ανθρώπινος παράγοντας. Η εποπτευόμενη μάθηση είναι και η πιο συχνή. Η διαδικασία που ακολουθούμε είναι ίδια. Αρχικά δίνουμε τις τιμές των εισόδων και εξόδων που πρέπει να μάθει το δίκτυο, δηλαδή παρουσιάζουμε τα πρότυπα, ξεκινώντας με τυχαίες τιμές στα βάρη  $w$ . Κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης το ΤΝΔ διορθώνει τις τιμές αυτές ανάλογα με το σφάλμα (διαφορά εξόδου από στόχο). Σκοπός μας είναι τελικά να ελαχιστοποιήσουμε το σφάλμα μετά από διαδοχικές αλλαγές των βαρών (ανακυκλώσεις διορθώσεων). Μερικές φορές η διαδικασία αυτή μπορεί να απαιτεί μεγάλο πλήθος τέτοιων διορθώσεων και, επομένως, μεγάλους υπολογιστικούς χρόνους.

Στη μη-εποπτευόμενη εκπαίδευση, απλώς δίνουμε την πληροφορία στο δίκτυο, αλλά δεν δίνουμε αντίστοιχους στόχους όπως προηγουμένως κι έτσι δεν γίνεται κανένας έλεγχος ή σύγκριση για την πορεία του σφάλματος. Το δίκτυο δεν χρησιμοποιεί κάποια εξωτερική παράμετρο για την αλλαγή των βαρών. Τα πράγματα βέβαια δεν αφήνονται στην τύχη, υπάρχει συγκεκριμένη διαδικασία που ακολουθείται και καταλήγει σε εκπαίδευση του δικτύου. Το δίκτυο χρησιμοποιεί έναν εσωτερικό έλεγχο, ψάχνει να βρει κάποιες τάσεις ή κανονικότητα στα σήματα εισόδου και προσπαθεί ώστε οι εξοδοί να έχουν τα ίδια χαρακτηριστικά όπως και οι εισοδοί. Λέμε ότι έτσι έχουμε αυτο-εποπτευόμενη εκπαίδευση επειδή το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανάδρασης (feedback). Ο τρόπος αυτός δεν συναντάται τόσο συχνά όσο ο πρώτος, αλλά είναι πολύ χρήσιμος σε ορισμένες καταστάσεις που δεν υπάρχουν δεδομένα στο πρόβλημα.

Σε όλες τις περιπτώσεις, αντιλαμβανόμαστε τη λήξη της διαδικασίας εκπαίδευσης όταν το ΤΝΔ σταματά να αλλάζει τις τιμές των βαρών. Αυτό συμβαίνει επειδή το σφάλμα στην έξοδο τείνει στο 0.

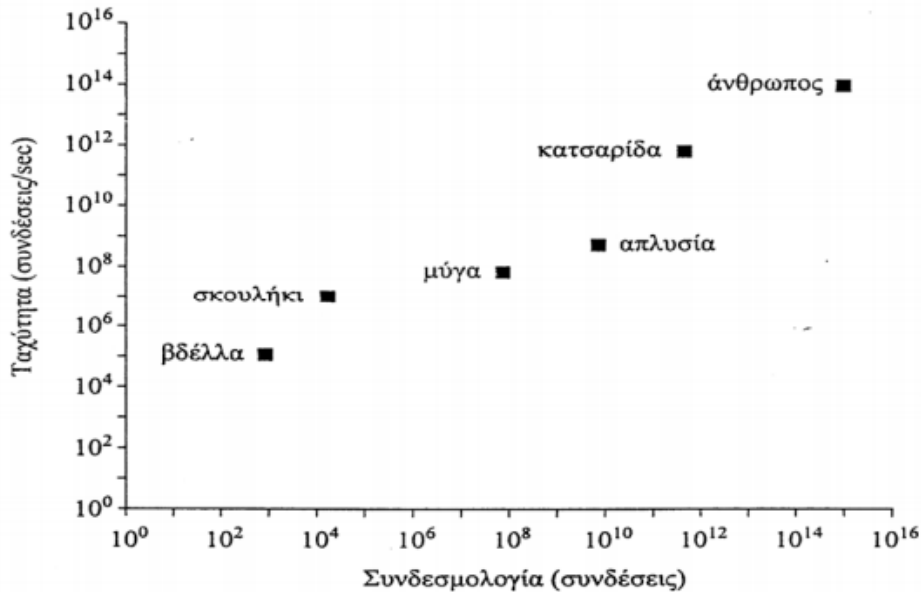
#### **4.3.3 Σύγκριση βιολογικών και τεχνητών νευρωνικών δικτύων**

Είναι λογικό να υπερτερούν σε πρώτη φάση τα βιολογικά ΝΔ ως προς τον αριθμό των μονάδων των νευρώνων και τις συνδέσεις τους. Ως τάξη μεγέθους είναι πολύ μεγαλύτεροι από τους αριθμούς μονάδων που μπορεί να χειριστεί εύκολα σήμερα ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής και μάλλον πλησιάζει το ανάλογο των ατόμων/μορίων στην ύλη (αριθμός Avogadro). Είναι λογικό να είναι έτσι τα πράγματα αν λάβουμε υπόψη μας την πολυπλοκότητα του ανθρώπινου νου και όλες τις διεργασίες που επιτελεί. Τα ΤΝΔ οπωσδήποτε απέχουν πολύ από το σημείο να μπορούν να κάνουν πράγματα που ακόμα κι ο εγκέφαλος ενός παιδιού επιτελεί με μεγάλη ευκολία. Ένα ΤΝΔ μπορεί να έχει μερικές εκατοντάδες ή χιλιάδες νευρώνες, αλλά όχι την τάξη μεγέθους που έχει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Από την άλλη πλευρά, τα ΤΝΔ μπορούν να λύσουν δύσκολα προβλήματα για τα οποία ίσως να μην υπάρχουν συγκεκριμένοι μαθηματικοί τύποι, όπως η αναγνώριση συστήματος, η πρόβλεψη κ.α.

Επιπλέον, υπάρχουν πολλές άλλες διαφορές, όπως στο ότι οι συνάψεις στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα είναι πολύ περίπλοκες, ενώ στα ΤΝΔ είναι απλές. Η συνδεσμολογία, που αφορά τον τρόπο και τον αριθμό των συνδέσεων, είναι επίσης πολύ πιο περίπλοκη στα πρώτα. Αυτή η διαφορά είναι μάλλον η πιο σημαντική στα δυο είδη. Ως προς την ταχύτητα όμως οι υπολογιστές έχουν το πλεονέκτημα σε σχέση με την ταχύτητα διάδοσης του σήματος στους νευρώνες. Παρόλα αυτά, η διαφορά στην ταχύτητα δεν αρκεί για να καλύψει τη διαφορά στην πολυπλοκότητα.

Στην εικόνα που ακολουθεί βλέπουμε μερικούς οργανισμούς, σχετικά με τον ολικό αριθμό των συνάψεων των νευρώνων (άξονας  $x$ ) ως προς την ταχύτητα με την οποία μπορούν να αλλάξουν

(άξονας y). Τα ΤΝΔ έχουν μόλις ξεπεράσει το σκουλήκι, προσπαθούν να φτάσουν τη μύγα αλλά υπολείπονται κατά πολύ του ανθρώπινου εγκεφάλου. Ενώ ο ανθρώπινος εγκέφαλος μαθαίνει και καταλαβαίνει πολύ γρήγορα, η μάθηση στο ΤΝΔ παίρνει πολύ χρόνο ακόμα και στον πιο γρήγορο ηλεκτρονικό υπολογιστή. Τέλος, ο εγκέφαλος μπορεί να κάνει σύγχρονη ή ασύγχρονη ενημέρωση των μονάδων του (δηλαδή σε συνεχή χρόνο), ενώ το ΤΝΔ κάνει μόνο σύγχρονη ενημέρωση (δηλαδή σε διακριτό χρόνο).



Εικόνα 23 Διάγραμμα ταχύτητας

Διάγραμμα της ταχύτητας με την οποία μπορούν να γίνουν οι αλλαγές ως προς τον ολικό αριθμό συνάψεων σε διάφορους οργανισμούς. Εδώ η ταχύτητα υπονοεί το πόσο γρήγορα μπορούν να γίνουν οι υπολογισμοί.

#### 4.3.4 Συναρτήσεις Μεταφοράς (Transfer Functions)

Η έρευνα για τα νευρωνικά δίκτυα δίνει ιδιαίτερη έμφαση στους κανόνες εκμάθησης, που προσδιορίζουν τον τρόπο εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων και στις αρχιτεκτονικές τους, που είναι ο τρόπος διάταξης των νευρώνων και οι μεταξύ τους συνδέσεις, αδιαφορώντας για τη σπουδαιότητα των **συναρτήσεων μεταφοράς (transfer functions)**.

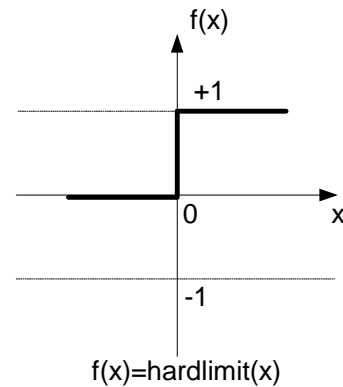
Οι συναρτήσεις μεταφοράς διακρίνονται σε **συναρτήσεις ενεργοποίησης (activation functions)** και **συναρτήσεις εξόδου (output functions)**. Η **συνάρτηση ενεργοποίησης** προσδιορίζει το σήμα που λαμβάνει ο νευρώνας από τις εισόδους του. Η τιμή της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι συνήθως βαθμωτό μέγεθος και τα ορίσματά της διανύσματα. Η **συνάρτηση εξόδου  $o(I)$**  καθορίζει την επεξεργασία του σήματος από το νευρώνα, λειτουργώντας με βαθμωτές ενεργοποιήσεις και επιστρέφοντας βαθμωτές τιμές. Οι δυο αυτοί τύποι συναρτήσεων καθορίζουν τον τρόπο επεξεργασίας των σημάτων και διαμορφώνουν τις τιμές των σημάτων εξόδου των νευρώνων. Ο συνδυασμός της συνάρτησης ενεργοποίησης και της συνάρτησης εξόδου καλείται **συνάρτηση μεταφοράς  $o(I(x))$** .

Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης και εξόδου διαφέρουν μεταξύ των επιπέδων των νευρωνικών δικτύων.

### Συνάρτηση Hard Limit

Η συνάρτηση hard limit δέχεται μια είσοδο  $x$  και επιστρέφει 1 εφόσον το  $x$  είναι μεγαλύτερο ή ίσο με το μηδέν.

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

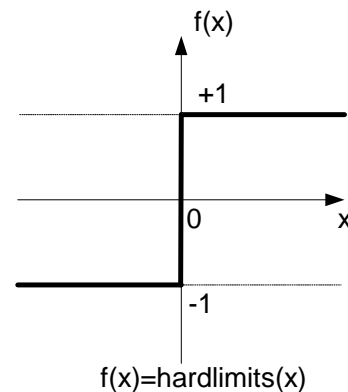


Εικόνα 24 Hard Limit συνάρτηση μεταφοράς

### Συμμετρική Συνάρτηση Hard Limit

Η συμμετρική συνάρτηση hard limit (symmetric hard limit function) δέχεται μια είσοδο  $x$  και επιστρέφει 1 εφόσον το  $x$  είναι μεγαλύτερο ή ίσο με το μηδέν και -1, αν το  $x$  είναι μικρότερο του μηδενός.

$$f(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$$

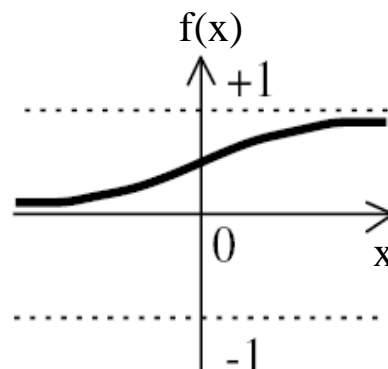


Εικόνα 25 Symmetric Hard limit συνάρτηση εξόδου

### Συνάρτηση Log sigmoid

Η συνάρτηση logsigmoid επιστρέφει μια τιμή στο ανοικτό διάστημα (0, 1) σύμφωνα με την τιμή του  $x$ .

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

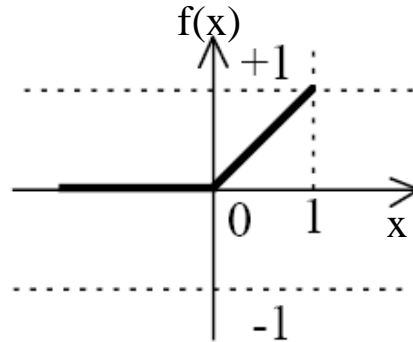


Εικόνα 26 Συνάρτηση μεταφοράς Log-sigmoid

### Θετικά Γραμμική Συνάρτηση

Η θετικά γραμμική συνάρτηση (positive linear output function) για μια τιμή  $x$ , επιστρέφει την ίδια τιμή,  $x$ , αν το  $x$  είναι μεγαλύτερο ή ίσο του μηδενός και 0 αν το  $x$  είναι αρνητικό.

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$$

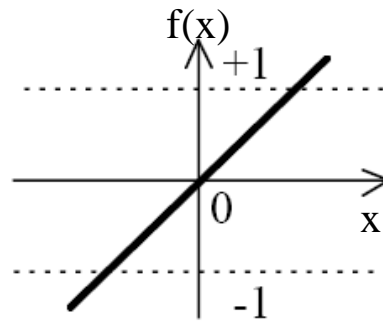


Εικόνα 27 Θετικά γραμμική συνάρτηση μεταφοράς

### Γραμμική Συνάρτηση

Η γραμμική συνάρτηση (linear function) για μια τιμή  $x$ , επιστρέφει την ίδια τιμή,  $x$ .

$$f(x) = x$$

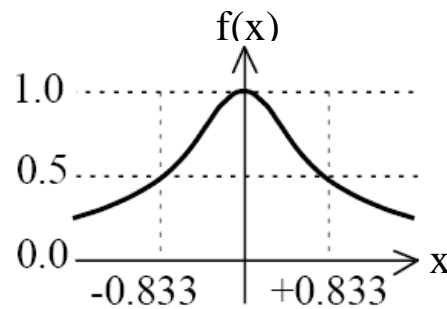


Εικόνα 28 Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς

### Συνάρτηση Ακτινικής Βάσης

Το αποτέλεσμα της συνάρτησης ακτινικής βάσης (Radial Basis Function – RBF) για μια τιμή του  $x$  δίνεται από την ακόλουθη μαθηματική σχέση

$$f(x) = e^{-x^2}$$



Εικόνα 29 Ακτινικής βάσης συνάρτηση μεταφοράς

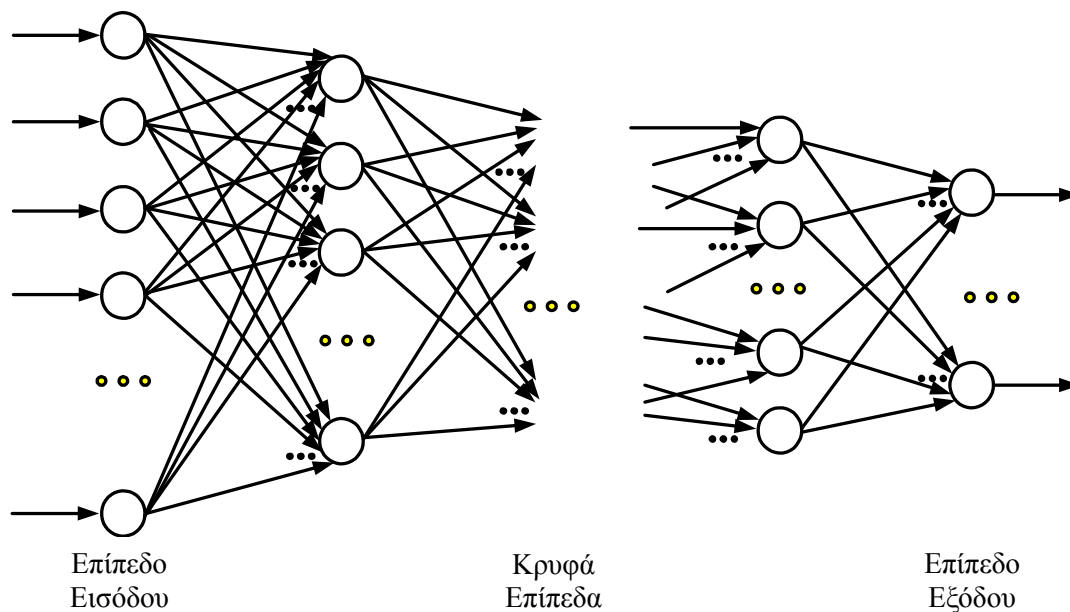
## 4.4 Τοπολογίες Νευρωνικών Δικτύων

Η τοπολογία ενός νευρωνικού δικτύου εκφράζεται με τον τρόπο που δομούνται οι νευρώνες του. Κάθε τοπολογία έχει τα δικά της χαρακτηριστικά, τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω.

### 4.4.1 Επίπεδα Νευρωνικού Δικτύου

Οι νευρώνες ενός ΤΝΔ κατανέμονται σε **επίπεδα** ή **στρώματα (layers)**. Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία επίπεδα: το **επίπεδο εισόδου (input layer)**, το **κρυφό επίπεδο (hidden layer)** και το **επίπεδο εξόδου (output layer)**. Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου.

Το **επίπεδο εισόδου** δέχεται τα δεδομένα από το εξωτερικό περιβάλλον, που θα τροφοδοτηθούν στο δίκτυο για την επεξεργασία τους. Ο αριθμός των νευρώνων στο επίπεδο εισόδου ισούται με τον αριθμό των παραμέτρων του προβλήματος.



Εικόνα 30 Τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου

Το **κρυφό επίπεδο** είναι αυτό που παρεμβάλλεται μεταξύ του επιπέδου εισόδου και του επιπέδου εξόδου και δεν έχει άμεση επαφή με το περιβάλλον. Ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να έχει περισσότερα από ένα κρυφά επίπεδα. Το πλήθος των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων κάθε επιπέδου είναι ανάλογο της ικανότητας του νευρωνικού δικτύου να προσεγγίζει πολύπλοκες λειτουργίες. Όμως, αυτό δε σημαίνει ότι ένα δίκτυο με πολύπλοκη δομή θα έχει καλύτερη απόδοση, διότι αποκτά ευαισθησία στο θόρυβο, με αποτέλεσμα να μαθαίνει εκτός από την κύρια λειτουργία του, το θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα εισόδου. Συνεπώς, υπάρχει μια αλληλένδετη σχέση μεταξύ της ικανότητας αναπαράστασης των δεδομένων ενός δικτύου και του θορύβου που το τελευταίο θα ενσωματώσει.

Το **επίπεδο εξόδου** είναι αυτό που παράγει τα διανύσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου. Το επίπεδο εξόδου, όπως και το επίπεδο εισόδου είναι αυτά που έρχονται σε επαφή με το περιβάλλον, για την εμφάνιση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την επεξεργασία των ληφθέντων δεδομένων. Οι ζητούμενες πληροφορίες μιας εφαρμογής είναι αυτές που καθορίζουν τον αριθμό των νευρώνων στο επίπεδο εξόδου.

Επιπρόσθετα, ανάλογα με το πλήθος των επιπέδων τα νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται σε **ενός στρώματος (single-layer)** και **πολλαπλών στρωμάτων (multilayer)** ή **πολυστρωματικά** ή **πολυ-επίπεδα**.

## Κεφάλαιο 5-Αναγνώριση φύλου από οστά

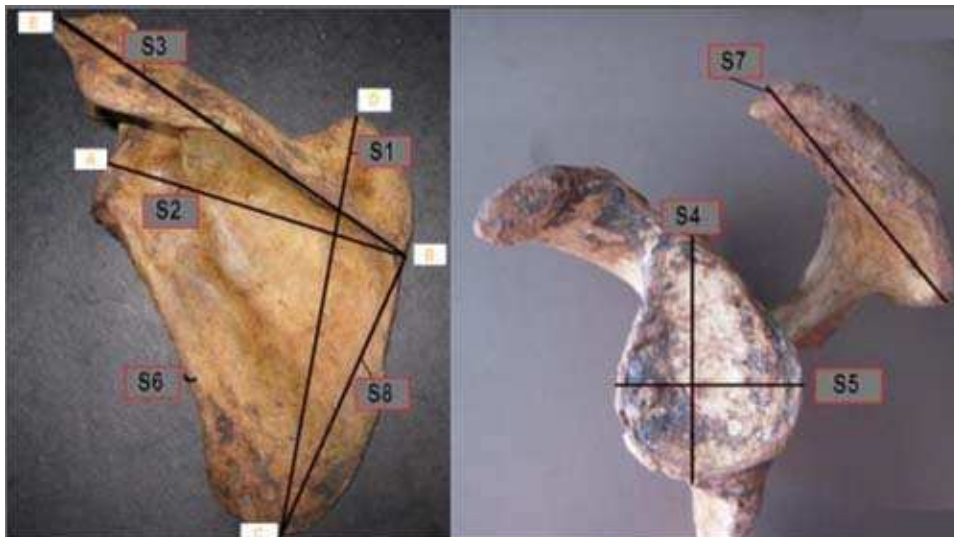
Σκοπός της εργασίας είναι να χρησιμοποιήσουμε ένα έξυπνο σύστημα για να αναγνωρίσουμε το φύλο ενός ανθρώπου από χαρακτηριστικά οστών. Πιο συγκεκριμένα έχοντας στη διάθεσή μας μετρήσεις της κλείδας και της ωμοπλάτης και με τη χρήση του Matlab έγινε εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Επιπρόσθετα δημιουργήθηκε μία εφαρμογή για την αναγνώριση φύλου από χαρακτηριστικά που εισάγει ο χρήστης.

### 5.1 Τα δεδομένα

Τα δεδομένα εκπαίδευσης προέρχονται από εργαστηριακές μετρήσεις χαρακτηριστικών των οστών της κλείδας και της ωμοπλάτης. Είχαμε στην διάθεσή μας μετρήσεις για αυτά τα οστά από 294 άτομα. Τα χαρακτηριστικά που μετρήθηκαν ήταν τα εξής:

✚ Για την ωμοπλάτη:

- ⤴ S1-Maximum scapular height
- ⤴ S2-Scapular breadth
- ⤴ S3-Maximum length of the spine
- ⤴ S4-Glenoid cavity height
- ⤴ S5-Glenoid cavity breadth
- ⤴ S6-Thickness of the lateral border
- ⤴ S7-Maximum acromion height
- ⤴ S8-Length of infraspinous line



Εικόνα 31 Ωμοπλάτη

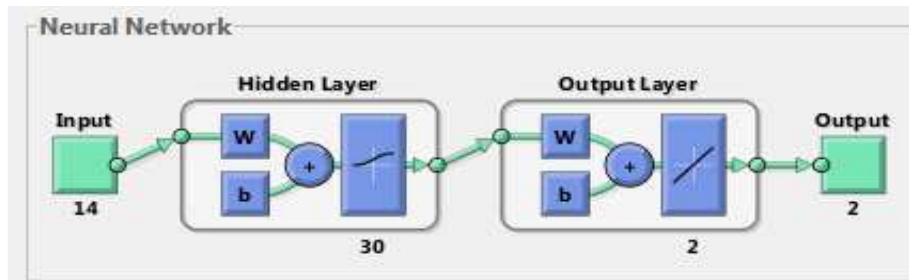
✚ Για την κλείδα:

- ⤴ C1-Maximum length
- ⤴ C2-Midshaft circumference
- ⤴ C3-Midshaft maximum diametre
- ⤴ C4-Midshaft minimum diametre
- ⤴ C5-Maximum breadth of sternal end
- ⤴ C6-Maximum breadth of acromial articular surface



**Εικόνα 32 Κλείδα**

## 5.2 Το νευρωνικό δίκτυο



Εικόνα 33 Ενδεικτική γραφική απεικόνιση του νευρωνικού δικτύου

### 5.2.1 Νευρωνικά δίκτυα και δεδομένα

Δεδομένου ότι είχαμε στην διάθεσή μας χαρακτηριστικά από δύο οστά θεωρήσαμε σωστό να εξετάσουμε και την αναγνώριση φύλου χρησιμοποιώντας το κάθε οστό ξεχωριστά. Έτσι εν τέλει έχουμε τρεις κατηγορίες αναγνώρισης και άρα τρία νευρωνικά που εκπαιδεύτηκαν με δεδομένα μόνο από την κλείδα, μόνο από την ωμοπλάτη αλλά και με τα δύο οστά μαζί.

### 5.2.2 Χαρακτηριστικά

Πριν την εκπαίδευση του κάθε δικτύου έγιναν κάποιες ρυθμίσεις και τέθηκαν κάποιοι παράμετροι. Το δίκτυο ρυθμίστηκε έτσι ώστε να γίνεται κανονικοποίηση στα δεδομένα εισόδου και εξόδου. Αυτό γίνεται με την συνάρτηση **mapminmax**. Ο τύπος του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε είναι ένα “feed forward” δίκτυο δύο επιπέδων, ένα hidden layer με 20 νευρώνες και τη συνάρτηση μεταφοράς **satlin** και ένα output layer με 2 νευρώνες και τη συνάρτηση μεταφοράς **purelin**.

### 5.2.3 Εκπαίδευση

Για κάθε δίκτυο το σύνολο εισόδου διαιρείται σε τρία υποσύνολα. Το σύνολο εκπαίδευσης, το σύνολο επικύρωσης ελέγχου και το σύνολο δεδομένων δοκιμής. Ο λόγος που γίνεται αυτό είναι για να αποφύγουμε την υπερπροσαρμογή (δηλαδή, σε περιπτώσεις όπως όταν η εκμάθηση εκτελείται για πάρα πολύ χρόνο ή όταν τα δείγματα εκμάθησης είναι πολύ λίγα). Αυτό γίνεται με τον πρόωρο τερματισμό. Εξετάζουμε την απόδοση του αλγορίθμου μας στο ανεξάρτητο σύνολο επικύρωσης και λίγο πριν αρχίσει να μειώνεται, σταματάμε την εκπαίδευση.

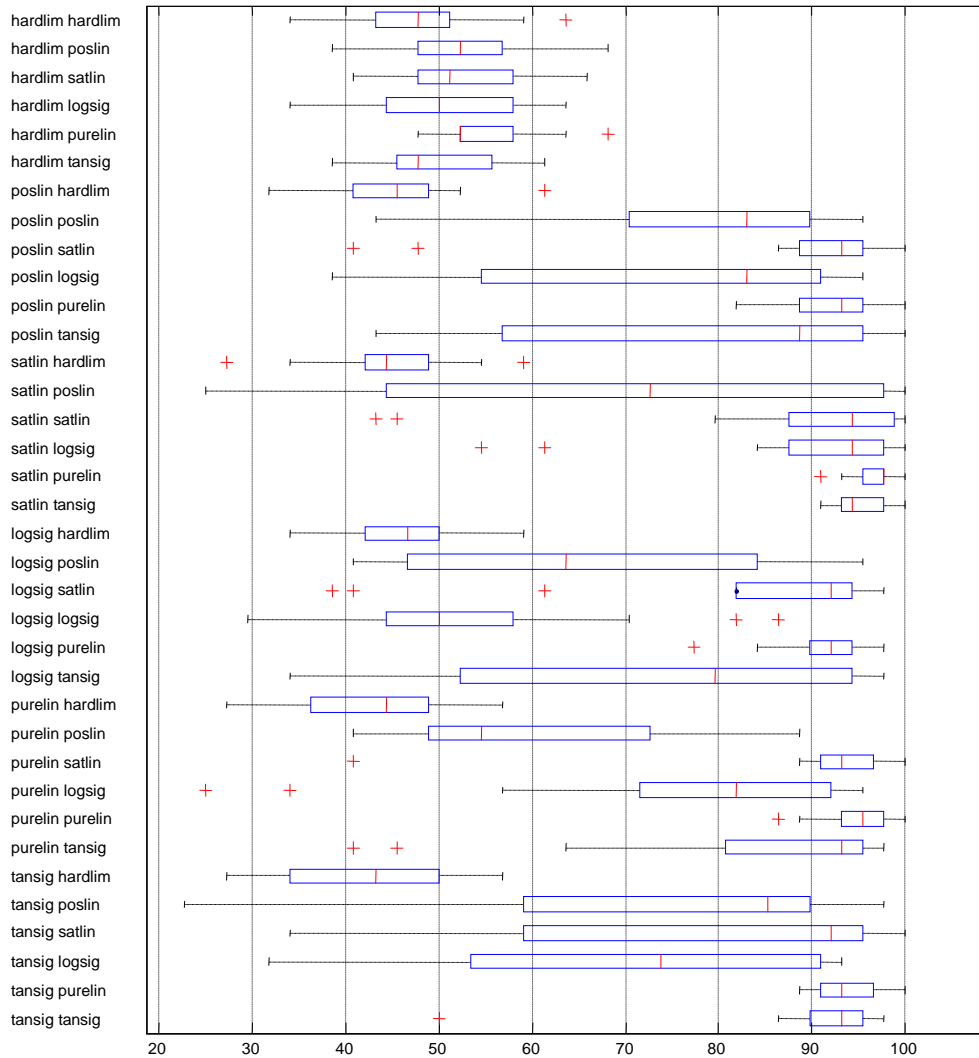
### 5.2.4 Αποτελέσματα εκπαίδευσης

Η έξοδος του νευρωνικού υπολογίζεται με την χρήση της συνάρτησης **sim** η οποία παίρνει για είσοδο τα δεδομένα δοκιμής. Η μεγαλύτερη έξοδος αντιπροσωπεύει το φύλο που επέλεξε το δίκτυο με τα δεδομένα εισόδου, οπότε παρατηρώντας την έξοδο εξάγουμε το αποτέλεσμα και το συγκρίνουμε με δεδομένα στόχου. Έπειτα υπολογίζουμε το ποσοστό επιτυχίας από τον αριθμό των επιτυχημένων αναγνωρισμένων δειγμάτων επιβεβαίωσης ως προς το σύνολο των δειγμάτων επιβεβαίωσης.

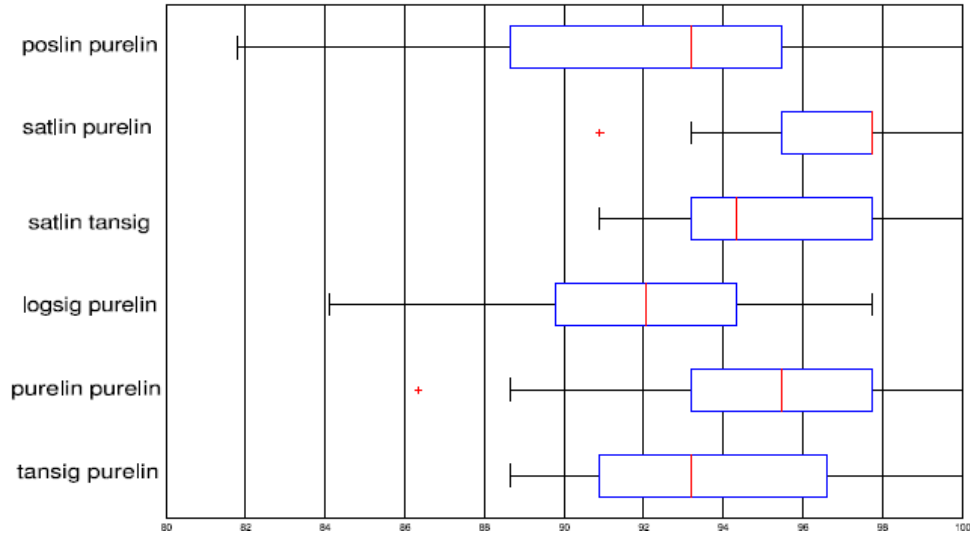


### 5.2.5 Διεξοδική δοκιμή συναρτήσεων εκπαίδευσης

Οι παραπάνω συναρτήσεις επιλέχτηκαν κάνοντας ένα διεξοδικό έλεγχο πολλών ζευγών από το παρακάτω σύνολο συναρτήσεων 'tansig' 'purelin' 'logsig' 'satlin' 'poslin' 'hardlim'. Δοκιμάστηκαν για κάθε ζεύγος 20 επαναλήψεις, χρησιμοποιώντας κάθε φορά διαφορετικά δείγματα αλλά ίδιο ποσοστό επί του συνόλου για την εκπαίδευση. Στο παρακάτω σχήμα εμφανίζεται η επίδοση της κάθε μεθόδου.

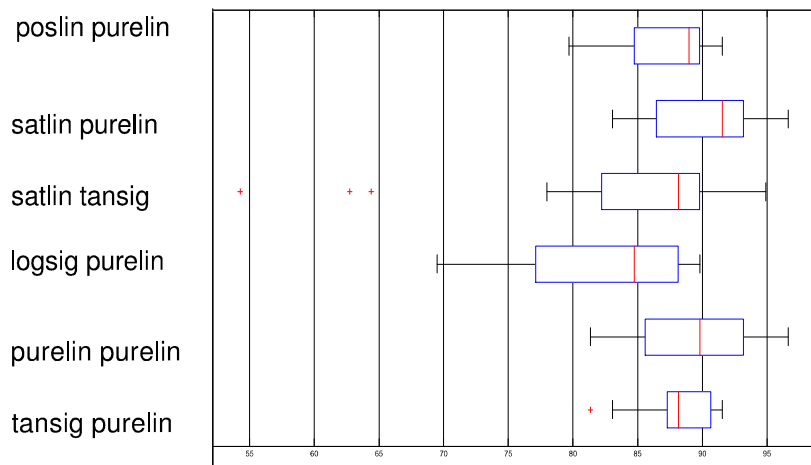


Εικόνα 34 Συγκριτικό σχήμα όλων των ζευγαριών με δεδομένα και από τα δύο οστά



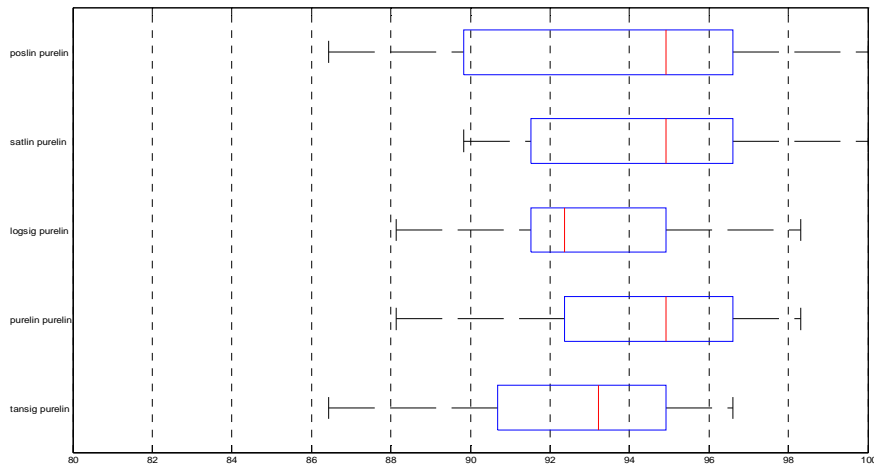
Εικόνα 35 Τα έξι καλύτερα ζευγάρια συναρτήσεων

Για την κλειδα έχουμε το παρακάτω σχήμα με τις έξι καλύτερες συναρτήσεις



Εικόνα 36 Οι έξι καλύτερες συναρτήσεις για την κλειδα

Για την ωμοπλάτη έχουμε το παρακάτω σχήμα με τις 6 καλύτερες συναρτήσεις



Εικόνα 37 Οι έξι καλύτερες συναρτήσεις για την ωμοπλάτη

Αναλυτικότερα στο νευρωνικό δίκτυο με τα χαρακτηριστικά και από τα δύο οστά έχουμε για το ζευγάρι 'satlin' - 'purelin': μέσος όρος ποσοστού επιτυχίας 96.4773 % και διασπορά ποσοστού επιτυχίας 2.2697 %, που αντιπροσωπεύει το καλύτερο ποσοστό αναγνώρισης συνολικά.

Αντίστοιχα για το νευρωνικό με δεδομένα μόνο από την κλείδα για το ίδιο ζευγάρι που πάλι ήταν το καλύτερο: μέσος όρος ποσοστού επιτυχίας 90.0847 % και διασπορά ποσοστού επιτυχίας 3.9759 %.

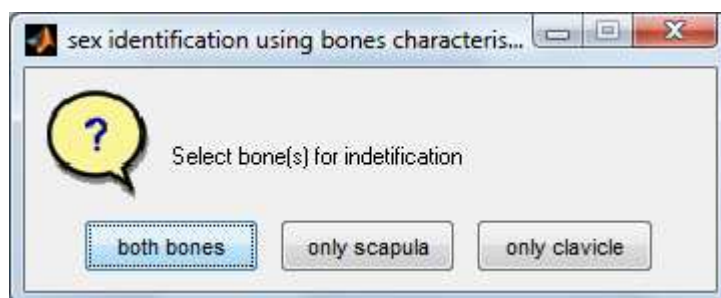
Επίσης για το νευρωνικό με δεδομένα μόνο από την ωμοπλάτη για το ίδιο ζευγάρι που πάλι ήταν το καλύτερο: μέσος όρος ποσοστού επιτυχίας 89.3252 % και διασπορά του ποσοστού επιτυχίας 3.9239 %.

### 5.3 Εφαρμογή αναγνώρισης φύλου από χαρακτηριστικά οστών

Έχοντας εκπαιδεύσει 3 νευρωνικά δίκτυα αποθηκεύσαμε τις δομές των δικτύων. Στην εφαρμογή μας θα κάνουμε χρήση αυτών των δεδομένων για να αναγνωρίσουμε το φύλο του ανθρώπου που ανήκουν τα οστά της κλείδας και την ωμοπλάτης τα οποία εξετάζουμε.

#### 5.3.1 Γραφική διεπαφή

Η εφαρμογή μας σχεδιάστηκε ώστε να είναι πολύ απλή στην χρήση της. Η γραφική διεπαφή αποτελείται από διαλόγους επιλογών, εισαγωγής δεδομένων και εμφάνισης αποτελεσμάτων. Πιο συγκεκριμένα ο αρχικός διάλογος που εμφανίζεται, παροτρύνει τον χρήστη να επιλέξει κάποια κατηγορία αναγνώρισης βάσει των δεδομένων που έχει και γνωρίζοντας τα ποσοστά επιτυχίας της κάθε μεθόδου. Οι κατηγορίες όπως φαίνονται και στο παρακάτω σχήμα είναι: 2 οστά μαζί, μόνο κλείδα, μόνο ωμοπλάτη.



Αφού επιλέξουμε κατηγορία τότε ερχόμαστε τον διάλογο εισαγωγής στοιχείων για το κάθε οστό. Αν επιλέξουμε την πρώτη κατηγορία τότε θα μας εμφανιστούν διαδοχικά δύο διάλογοι που θα μας ζητήσουν χαρακτηριστικά και για την ωμοπλάτη και για την κλείδα όπως φαίνεται στα παρακάτω σχήματα.

Input fo...

S1_v	143
S2_v	98.09
S3_v	126.93
S4_v	33.9
S5_v	27.12
S6_v	6.18
S7_v	40.57
S8_v	106.38

OK Cancel

Input fo...

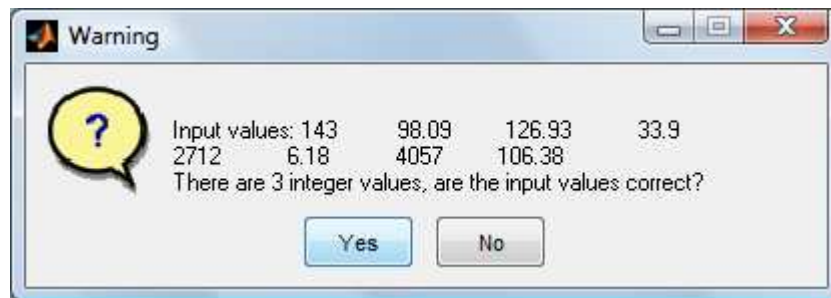
C1_v	137.5
C2_v	31
C3_v	11.61
C4_v	7.65
C5_v	24.99
C6_v	18.75

OK Cancel

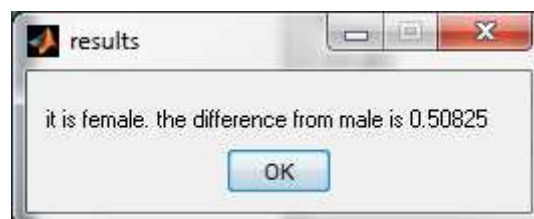
Σε περίπτωση που δεν εισάγουμε σωστά στοιχεία εμφανίζεται μήνυμα ώστε να γίνει διόρθωση από τον χρήστη.



Αν τα ακέραια δεδομένα είναι περισσότερα από ένα τότε πιθανώς να έχουμε εισάγει λάθος χαρακτήρα υποδιαστολής και υπάρχει αντίστοιχη ειδοποίηση.



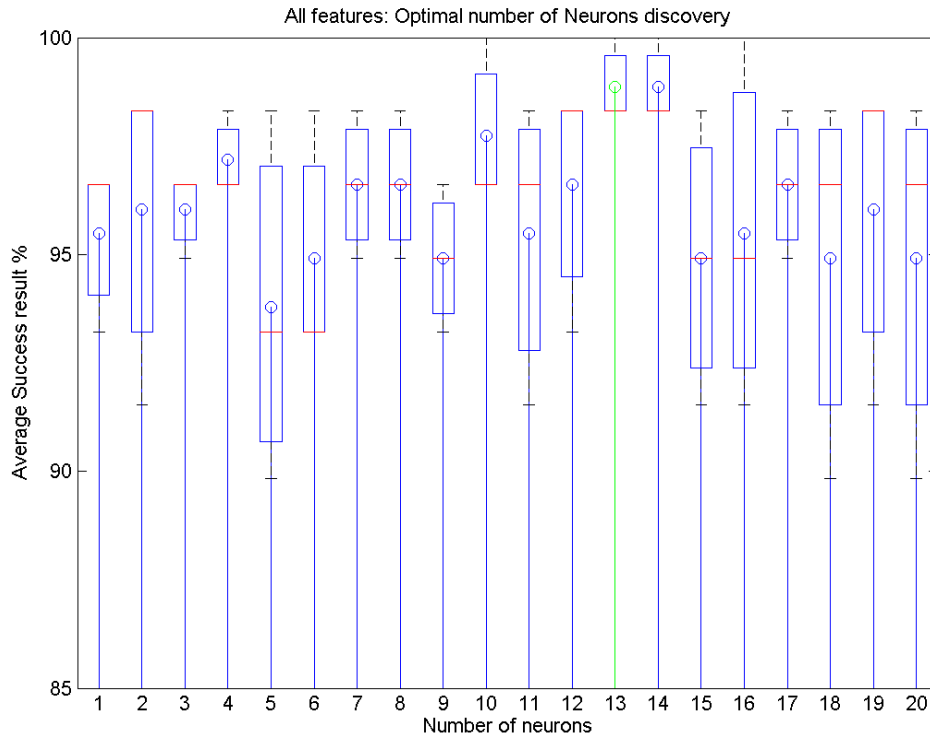
Έπειτα αφού τελειώσουμε την εισαγωγή και όλα τα στοιχεία είναι σωστά θα μας εμφανίσει το αποτέλεσμα μαζί με έναν δείκτη απόκλισης από το άλλο φύλο.



### 5.3.2 Αναζήτηση βέλτιστου αριθμού νευρώνων

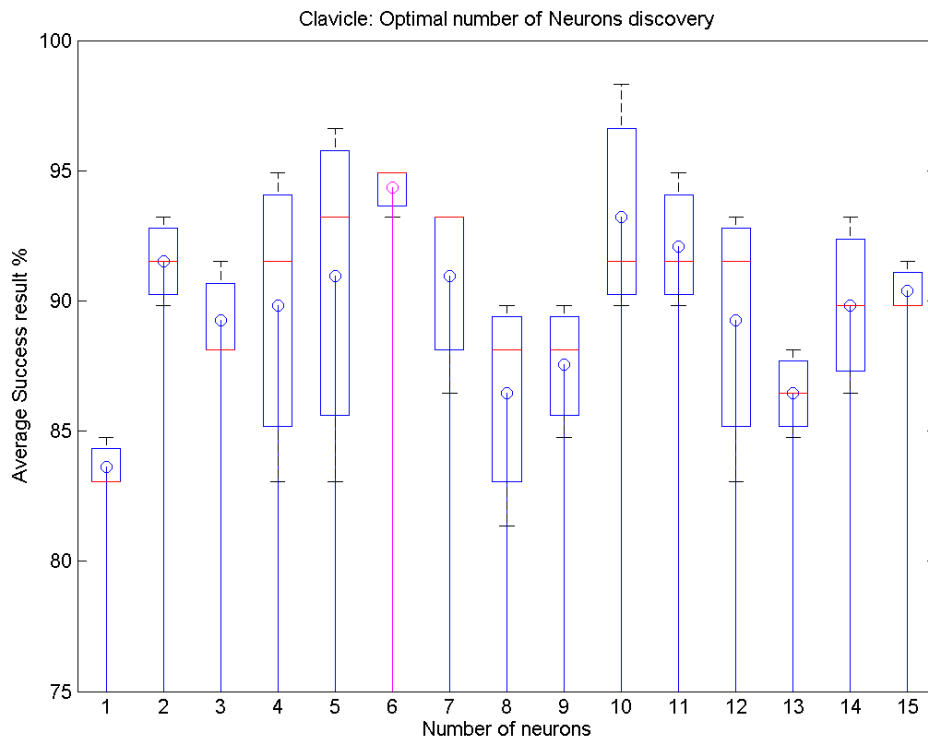
Στα πειράματα μας χρησιμοποιήσαμε διαφορετικούς αριθμούς νευρώνων. Ωστόσο για να βρούμε τον βέλτιστο αριθμό νευρώνων χρησιμοποιήσαμε την παρακάτω διαδικασία. Ελέγξαμε νευρωνικά δίκτυα από 1 έως 25 νευρώνες κρατώντας σταθερά τις ίδιες συναρτήσεις, ίδιες εποχές και ίδια ποσοστά εκπαίδευσης. Καθώς αυξάναμε τον αριθμό των νευρώνων το ποσοστό επιτυχίας βελτιωνόταν μέχρι ενός σημείου και έπειτα μειωνόταν. Εν τέλει σε κάθε πείραμα κρατήσαμε τον αριθμό των νευρώνων που είχαμε το βέλτιστο ποσοστό επιτυχίας.

- Πείραμα με χαρακτηριστικά και από τα δύο οστά



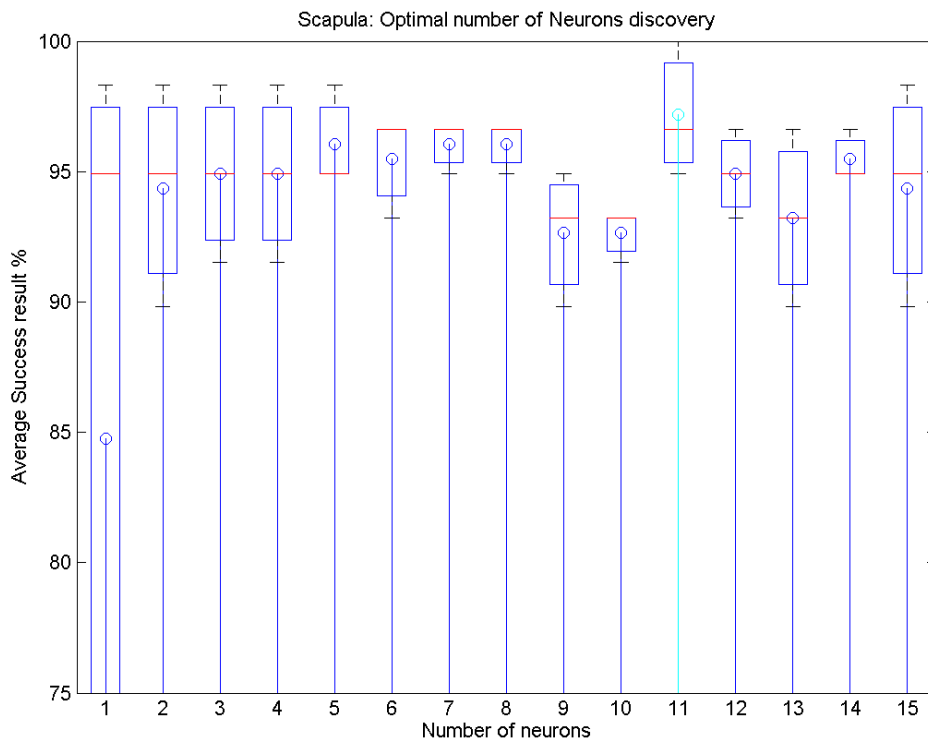
Για αυτό το πείραμα έγιναν για κάθε αριθμό νευρώνων, 3 επαναλήψεις και από αυτές βγάλαμε το μέσο όρο των ποσοστών επιτυχίας. Όπως είναι εμφανές με 13 νευρώνες έχουμε το βέλτιστο ποσοστό επιτυχίας, που είναι 98.8701%.

- Πείραμα με χαρακτηριστικά από τα οστά της κλείδας



Για αυτό το πείραμα έγιναν για κάθε αριθμό νευρώνων, 3 επαναλήψεις και από αυτές βγάλαμε το μέσο όρο των ποσοστών επιτυχίας. Όπως είναι εμφανές με 6 νευρώνες έχουμε το βέλτιστο ποσοστό επιτυχίας, που είναι 94.3503%.

- Πείραμα με χαρακτηριστικά από τα οστά της ωμοπλάτης



Για αυτό το πείραμα έγιναν για κάθε αριθμό νευρώνων, 3 επαναλήψεις και από αυτές βγάλαμε το μέσο όρο των ποσοστών επιτυχίας. Όπως είναι εμφανές με 11 νευρώνες έχουμε το βέλτιστο ποσοστό επιτυχίας, που είναι 97.1751%.

#### 5.4 Λειτουργία της εφαρμογής

Η εφαρμογή στην πραγματικότητα προσομοιώνει το νευρωνικό δίκτυο και εξάγει αποτελέσματα. Αν τα δεδομένα έχουν εισαχθεί σωστά, φορτώνεται η δομή του νευρωνικού δικτύου από το αρχείο που αποθηκεύσαμε μετά την εκπαίδευση.

Έπειτα προσομοιώνουμε το νευρωνικό βήμα βήμα χωρίς την χρήση της συνάρτησης **sim**. Αυτό έγινε για τον λόγο ότι δεν μπορούσαμε να εξάγουμε εκτελέσιμο χρησιμοποιώντας αυτή την συνάρτηση.

Έτσι αρχικά γίνεται κανονικοποίηση στα δεδομένα εισόδου με την **mapminmax**. Έπειτα εκτελείται το πρώτο στάδιο του νευρωνικού με την αντίστοιχη συνάρτηση που είχαμε επιλέξει για την εκπαίδευση. Και μετά το επόμενο στάδιο με την αντίστοιχη συνάρτηση. Στο τέλος εκτελείται πάλι η **mapminmax** όπως και στην εκπαίδευση.

Εξετάζουμε την έξοδο του νευρωνικού και η μεγαλύτερη τιμή αντιστοιχεί στο φύλο που αναγνώρισε το δίκτυο.

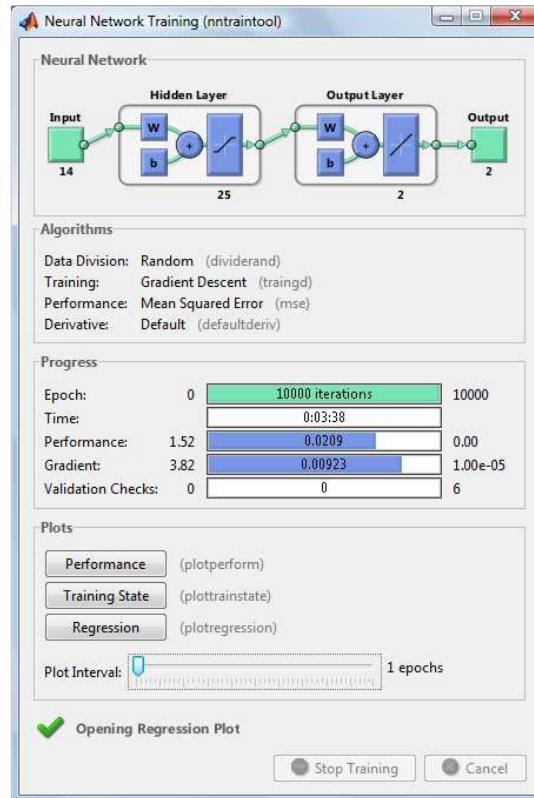
## ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Για την υλοποίηση της πτυχιακής εργασίας είχαμε στη διάθεση μας μετρήσεις από δύο είδη οστών. Οι μετρήσεις έγιναν σε 149 άτομα (γυναίκες - άνδρες). Στόχος ήταν η ανάπτυξη μιας μεθόδου προσδιορισμού φύλου. Με αυτές τις μετρήσεις έγινε η εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων.

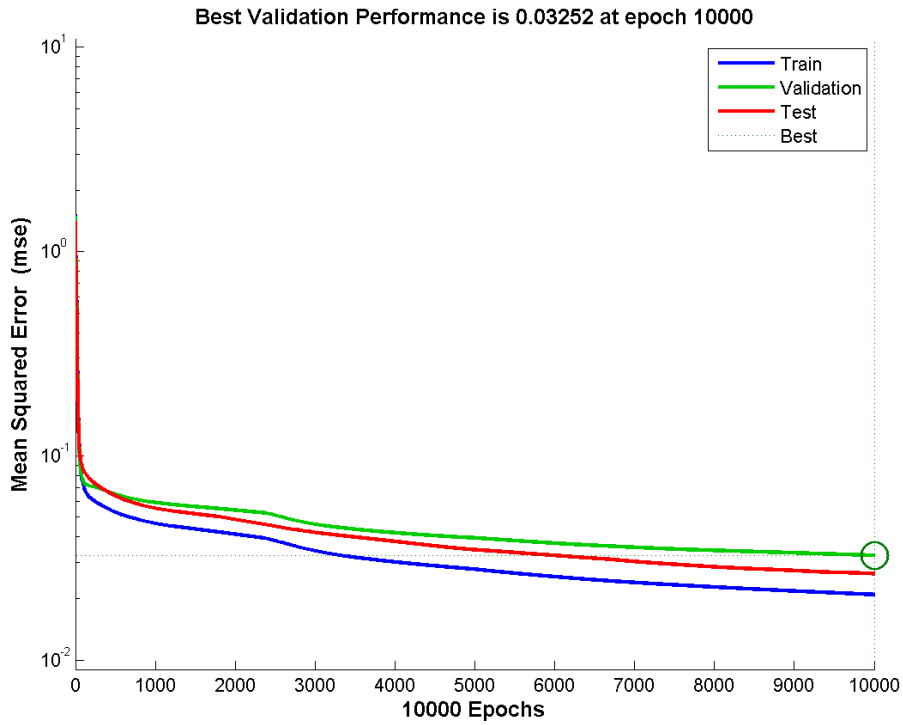
Μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης ελέγξαμε την απόδοση του δικτύου και προσδιορίσαμε αν οποιεσδήποτε αλλαγές έπρεπε να γίνουν στη διαδικασία εκπαίδευσης, στην αρχιτεκτονική του δικτύου ή στα σύνολα δεδομένων. Έγιναν δύο πειράματα.

Στο πρώτο πείραμα χρησιμοποιήσαμε 25 νευρώνες για το hidden layer, το 70% των μετρήσεων για την εκπαίδευση, το 20% για την επικύρωση, 10% για τη δοκιμή και 10000 εποχές.

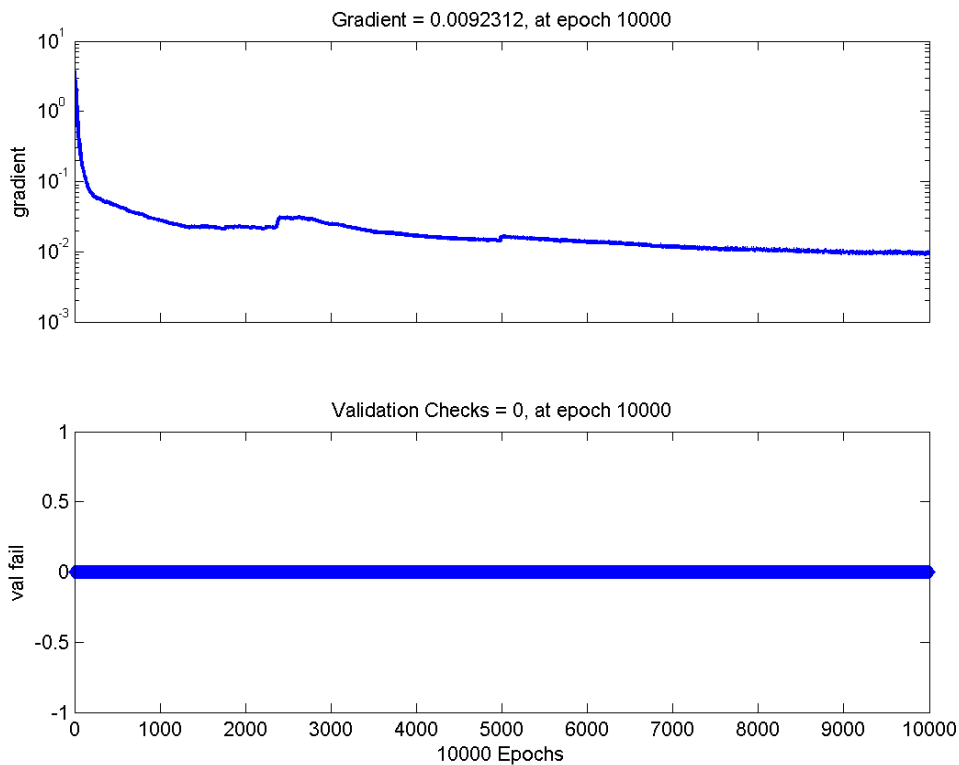




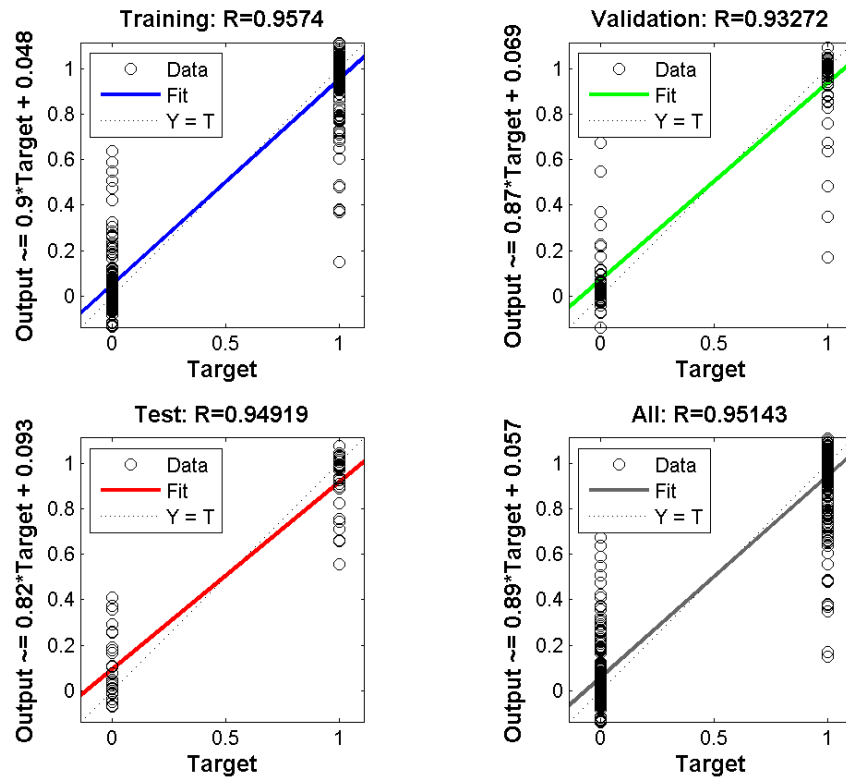
Το πρώτο πράγμα που κάνουμε είναι να ελέγξουμε το μητρώο εκπαίδευσης, `tr`, το οποίο ήταν το δεύτερο επιχείρημα που επιστράφηκε από την συνάρτηση εκπαίδευσης. Η δομή αυτή περιέχει όλες τις πληροφορίες σχετικά με την εκπαίδευση του δικτύου. Για παράδειγμα, `tr.trainInd`, `tr.valInd` και `tr.testInd` περιέχουν τους δείκτες των σημείων δεδομένων που χρησιμοποιούνται για τα σύνολα εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής, αντίστοιχα. Η δομή `tr` κρατά επίσης (ή παρακολουθεί) ιστορικό πολλών μεταβλητών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, όπως είναι η τιμή της συνάρτησης απόδοσης, το μέγεθος της κλίσης, κλπ. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε το μητρώο εκπαίδευσης για να σχεδιάσετε την πορεία της απόδοσης με τη χρήση της εντολής `plotperf`, όπως σε `plotperf(tr)`. Έτσι εμφανίζεται το παρακάτω σχήμα.



Παρατηρούμε ότι η εκπαίδευση τελείωσε λόγω εποχών, δηλαδή έκανε 10000 επαναλήψεις. Όπως προκύπτει από `tr.best_epoch`, η επανάληψη κατά την οποία η απόδοση επικύρωσης έφθασε σε ένα ελάχιστο ήταν 10000. Πιθανώς, αν αυξήσουμε τον αριθμό των εποχών να μη τερματίσει η εκπαίδευση για τον ίδιο λόγο. Θα το εξετάσουμε στο επόμενο πείραμα.



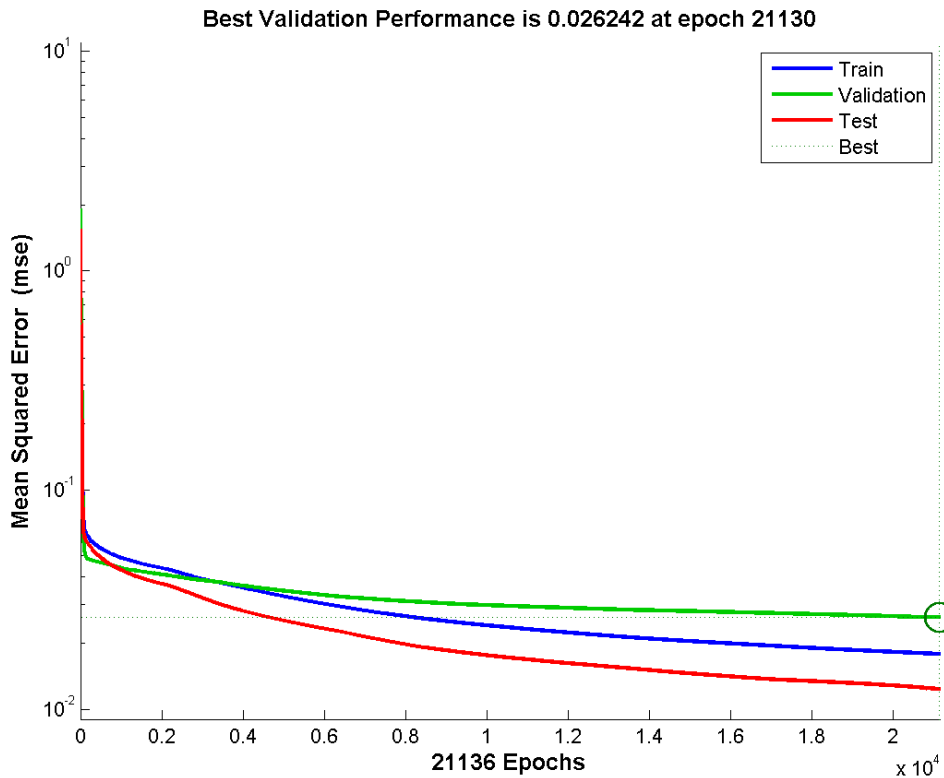
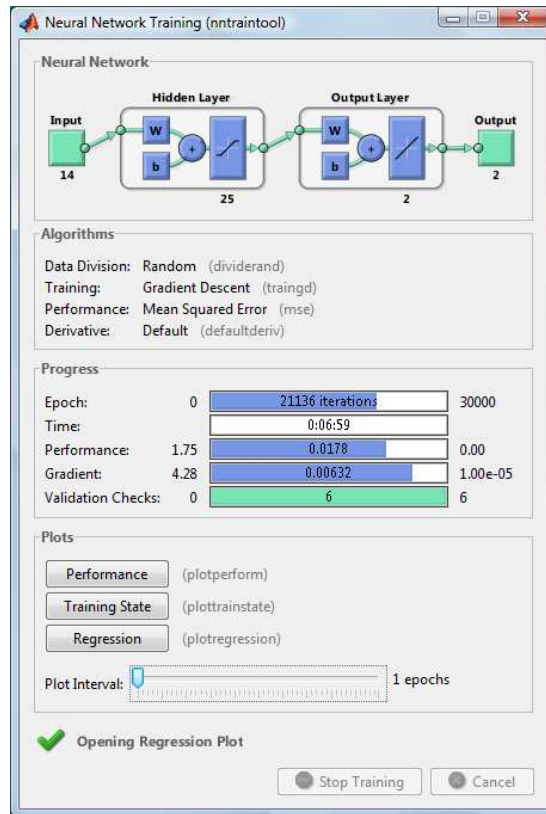
Το επόμενο βήμα για την επικύρωση του δικτύου είναι η δημιουργία ενός regression plot, που δείχνει τη σχέση μεταξύ των αποτελεσμάτων του δικτύου και των στόχων.

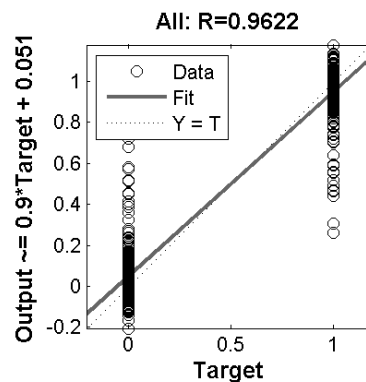
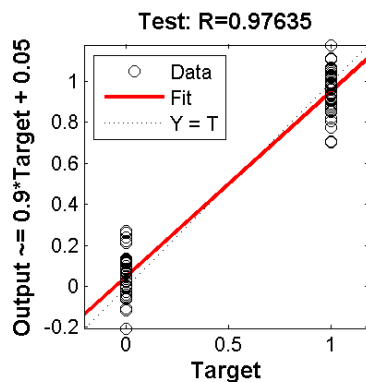
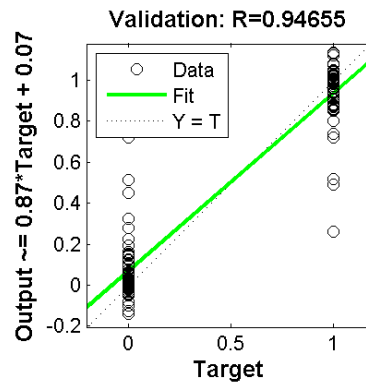
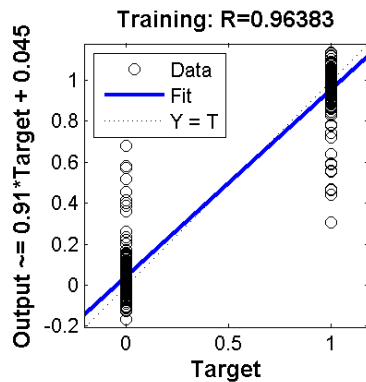
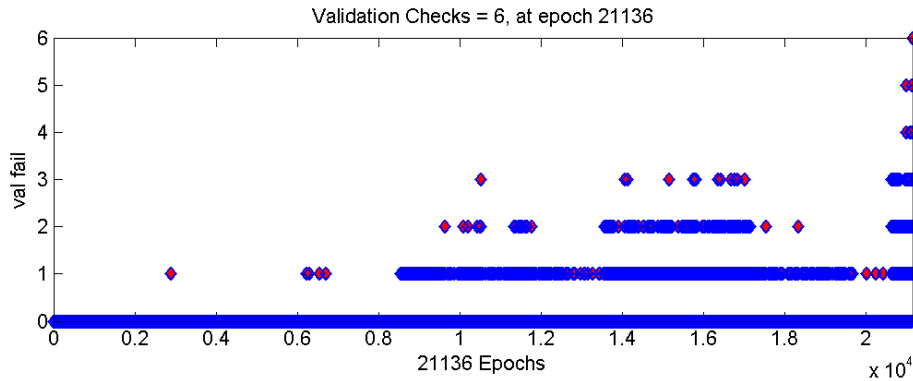
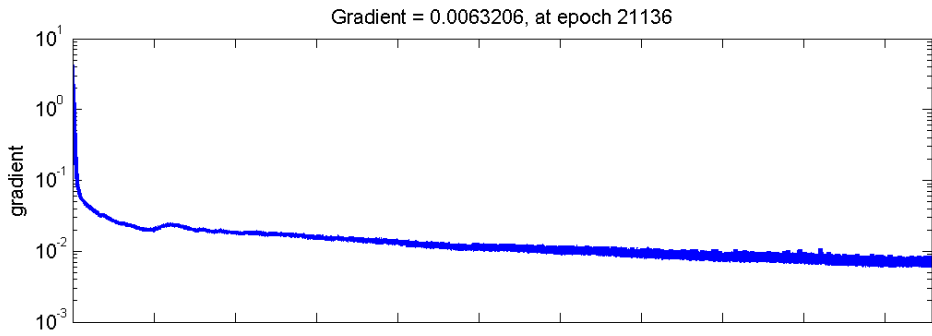


Αν η εκπαίδευση ήταν τέλεια, τα αποτελέσματα δικτύου και των στόχων θα ήταν ακριβώς ίσα, όμως σπάνιο στην πράξη.

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης η πρόοδος ενημερώνεται συνεχώς στο παράθυρο της εκπαίδευσης. Το μεγαλύτερο ενδιαφέρον το έχουν η απόδοση, το μέγεθος της κλίσης της απόδοσης και ο αριθμός των ελέγχων επικύρωσης. Ο τερματισμός της εκπαίδευσης μπορεί να οφείλεται στις εποχές ή στον αριθμό επικύρωσης. Ο αριθμός των ελέγχων επικύρωσης αντιπροσωπεύει τον αριθμό των διαδοχικών επαναλήψεων ότι η απόδοση επικύρωσης αποτυγχάνει να μειώνεται. Αν ο αριθμός αυτός φτάνει 6 (η προεπιλεγμένη τιμή), η εκπαίδευση θα σταματήσει.

Στο δεύτερο πείραμα αυξήσαμε τις εποχές σε 30000. Παρατηρούμε ότι η εκπαίδευση τερματίζει λόγω του ελέγχου επικύρωσης.





Οι τρεις πρώτοι άξονες αποτελούν τα στοιχεία της εκπαίδευσης, της πιστοποίησης και των δοκιμών. Η διακεκομμένη γραμμή σε κάθε άξονα αντιπροσωπεύει το τέλει αποτέλεσμα (έξοδος = στόχος). Η συνεχής γραμμή αντιπροσωπεύει την καλύτερη προσαρμογή γραμμικής παλινδρόμησης μεταξύ των αποτελεσμάτων και των στόχων. Η τιμή R είναι μια ένδειξη της σχέσης μεταξύ των εξόδων και των στόχων. Αν R=1 τότε υπάρχει μια ακριβής γραμμική σχέση μεταξύ των αποτελεσμάτων και των στόχων. Αν R=0 τότε δεν υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ τους.

Και στα δύο παραδείγματα, ανεξάρτητα από την αιτία τερματισμού, τα δεδομένα της εκπαίδευσης δείχνουν να ταιριάζουν. Στα αποτελέσματα επίσης της επικύρωσης και της δοκιμής βλέπουμε ότι η τιμή R είναι μεγαλύτερη του 0,9. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα ότι τα νευρωνικά δίκτυα εκπαιδεύτηκαν όσο καλύτερα γινόταν. Όσον αφορά την εφαρμογή έγιναν κάποια τεστ με μετρήσεις οι οποίες δεν χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση και είχαμε 100% ταίριασμα στην είσοδο με την έξοδο. Ακόμα, ο σχεδιασμός της συγκεκριμένης εφαρμογής επιτρέπει σε ένα Ιατροδικαστή, αλλά και σε κάποιον χωρίς ιδιαίτερες γνώσεις στο Matlab, να αναγνωρίσει το φύλο ενός ατόμου έχοντας στη διάθεση του μόνο τις μετρήσεις των οστών.

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

- [1] Τσαγρής Μιχαήλ (2008), Στατιστική με τη χρήση του πακέτου SPSS 15
- [2] Πραμαγγιούλης Παναγιώτης (2008), οδηγός ανάλυσης δεδομένων με τη χρήση SPSS
- [3] ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ Χ. ΜΑΝΤΖΑΡΗΣ, διδακτορική διατριβή (2009), Ανάπτυξη Ευφών αλγορίθμων στην ιατρική διαγνωστική
- [4] Χαραλαμπίδης Χαράλαμπος (2007), εύρωστος επανασχεδιασμός νευρωνικού ελεγκτή παρουσία αμοντελοποιητών δυναμικών
- [5] Αργυράκης Πάνος (2001), “Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές”, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο
- [6] <http://en.wikipedia.org> .Η διεθνής, ελεύθερου περιεχομένου και εξελισσόμενη δια συνεργασίας εγκυκλοπαίδεια Βικιπαίδεια.
- [7] <http://www.mathworks.com> .Η ηλεκτρονική κοινωνία πληροφοριών του Matlab Central μέσω της επίσημης ιστοσελίδας ανταλλαγής ανοιχτού κώδικα Matlab και Simulink.
- [8] Δημήτρης, Καρλής (2005), Πολυμεταβλητή Στατιστική Ανάλυση
- [9] Marija J. Norusis (2005), Οδηγός Ανάλυσης Δεδομένων με το SPSS 12.0
- [10] Ευδοκία Ξεκαλάκη (2001), Μη Παραμετρική Στατιστική
- [11] Βασίλης Βασδέκης- Στέλιος Ψαράκης (2005), Ανάλυση Διακύμανσης και Σχεδιασμός Πειραμάτων, Πανεπιστημιακές Σημειώσεις
- [12] Ντζούφρας Ιωάννης (2005), Ανάλυση Δεδομένων, Πανεπιστημιακές Σημειώσεις, Τμήμα Στατιστικής
- [13] Forensic anthropology, the human skeleton
- [14] James Schwab. (2007). Solving Homework Problems in Data Analysis I.
- [15] Douglas C. Montgomery (2001). Design and Analysis of Experiments. John and Wiley and Sons Inc.
- [16] University of Sheffield. Department of Probability and Statistics. Methods for
- [17] Data Analysis. Lecture notes.
- [18] W.M. Krogman, M.Y. Iscan, The Human Skeleton in Forensic Medicine, 2nd ed., Thomas, Springfield, 1986
- [19] Scheuer, L. Application of osteology to forensic medicine. Clin Anat. 2002 Jun; 15(4):297-31
- [20] Dwight, T. (1905) The size of the articular surfaces of the long bones as characteristics of sex. An anthropological study. Am. J. Anat. 4:19-31
- [21] Rogers TL. Determining the sex of human remains through cranial morphology. J Forensic Sci. 2005 May;50(3):493-500