

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ ΣΧΟΛΗ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ
ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ**



ΘΕΜΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

**«ΧΡΗΣΗ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ ΛΙΠΑΝΣΗΣ
ΤΡΙΦΥΛΛΙΟΥ»**

ΟΝΟΜΑ ΦΟΙΤΗΤΩΝ:

ΗΛΙΑΣ ΛΩΛΑΣ – ΤΖΑΒΕΛΛΑΣ ΓΕΩΡΓΙΟΣ

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ:

κ.ΔΡΟΣΟΣ ΧΡΗΣΤΟΣ

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος **Τζαββέλας Γεώργιος**, του **Νικολάου**, φοιτητής του **Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής** του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, πριν αναλάβω την εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου, δηλώνω ότι ενημερώθηκα για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (Π.Ε) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του συγγραφέα, όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και πρωτότυπο περιεχόμενο.

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται αυτούσιο ή μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα του άλλου συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε, ο οποίος φέρει και την ευθύνη των συνεπειών, ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα, σε περίπτωση που το ίδρυμα του έχει απονεμίσει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασή της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση Π.Ε με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα καθηγητή. Η εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε πρέπει να ολοκληρωθεί εντός τουλάχιστον ενός ημερολογιακού δμήνου από την ημερομηνία ανάθεσής της. Κατά τα λοιπά εφαρμόζονται τα προβλεπόμενα στο άρθρο 18. παρ.5 του ισχύοντος Εσωτερικού Κανονισμού».

Ο Δηλών



Ημερομηνία

20/12/2019

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος **Λώλας Ηλίας**, του **Σταματίου**, φοιτητής του **Τμήματος Μηχανικών Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής** του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, πριν αναλάβω την εκπόνηση της Πτυχιακής Εργασίας μου, δηλώνω ότι ενημερώθηκα για τα παρακάτω:

«Η Πτυχιακή Εργασία (Π.Ε) αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο του συγγραφέα, όσο και του Ιδρύματος και θα πρέπει να έχει μοναδικό χαρακτήρα και πρωτότυπο περιεχόμενο.

Απαγορεύεται αυστηρά οποιοδήποτε κομμάτι κειμένου της να εμφανίζεται αυτούσιο ή μεταφρασμένο από κάποια άλλη δημοσιευμένη πηγή. Κάθε τέτοια πράξη αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και εγείρει θέμα Ηθικής Τάξης για τα πνευματικά δικαιώματα του άλλου συγγραφέα. Αποκλειστικός υπεύθυνος είναι ο συγγραφέας της Π.Ε, ο οποίος φέρει και την ευθύνη των συνεπειών, ποινικών και άλλων, αυτής της πράξης.

Πέραν των όποιων ποινικών ευθυνών του συγγραφέα, σε περίπτωση που το Ίδρυμα του έχει απονείμει Πτυχίο, αυτό ανακαλείται με απόφαση της Συνέλευσης του Τμήματος. Η Συνέλευση του Τμήματος με νέα απόφασή της, μετά από αίτηση του ενδιαφερόμενου, του αναθέτει εκ νέου την εκπόνηση Π.Ε με άλλο θέμα και διαφορετικό επιβλέποντα καθηγητή. Η εκπόνηση της εν λόγω Π.Ε πρέπει να ολοκληρώσει εντός τουλάχιστον ενός ημερολογιακού 6μήνου από την ημερομηνία ανάθεσής της. Κατά τα λοιπά εφαρμόζονται τα προβλεπόμενα στο άρθρο 18. παρ.5 του ισχύοντος Εσωτερικού Κανονισμού».

Ο Δηλών



Ημερομηνία

20/12/2019

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Υπάρχει μια μη γραμμική σχέση μεταξύ της εισροής λιπασμάτων και του επιπέδου θρεπτικών ουσιών του εδάφους. Για να υπολογιστεί ακριβέστερα ο ρυθμός λίπανσης, έχει προταθεί μια νέα μέθοδος ολικού νευρωνικού δικτύου, στην οποία χρησιμοποιείται η μέθοδος clustering -means για την επιλογή των βέλτιστων δικτύων χωριστά και ένας πολλαπλασιαστής Lagrange που χρησιμοποιείται για να συνδυάσει αυτά τα επιλεγμένα δίκτυα. Με βάση τη μέθοδο του συνόλου του νευρικού δικτύου, κατασκευάζεται ένα μοντέλο λίπανσης. Σε αυτό το μοντέλο, το επίπεδο θρεπτικών συστατικών του εδάφους και το ποσοστό λίπανσης θεωρούνται εισροές νευρωνικών δικτύων και η απόδοση λαμβάνεται ως παραγωγή. Αυτό το μοντέλο μετατρέπει τον υπολογισμό του ποσοστού λίπανσης σε επίλυση ενός προβλήματος προγραμματισμού και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό του ποσοστού λίπανσης με μέγιστη απόδοση και μέγιστο κέρδος, καθώς και για την πρόβλεψη της απόδοσης. Επιπλέον, αυτό το μοντέλο λίπανσης έχει δοκιμαστεί σε δεδομένα σχετικά με το αποτέλεσμα των λιπασμάτων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η πρόβλεψη της αξίας χρησιμοποιώντας το σύνολο νευρωνικού δικτύου είναι ακριβέστερη από αυτή που επιτυγχάνεται με μεμονωμένα νευρωνικά δίκτυα. Το μοντέλο λίπανσης που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία αφορά την καλλιέργεια τριφυλλιού, και μπορεί όχι μόνο να προσομοιώσει με ακρίβεια τη μη γραμμική σχέση μεταξύ απόδοσης και θρεπτικού συστατικού στο έδαφος, αλλά μπορεί επίσης να χρησιμοποιήσει επαρκώς τα υπάρχοντα δεδομένα για το αποτέλεσμα των λιπασμάτων.

ABSTRACT

There is a non-linear relation between the inflow of fertilizers and the level of soil nutrients. In order to calculate the fertilization rate more accurately, a new method of a whole neural network has been proposed, in which the clustering-means method is used for the selection of the optimal networks separately, as well as a Lagrange multiplier that is used to combine these selected networks. A fertilization model is constructed based on the method of the total neural network. In this model, the level of soil nutrients and the fertilization rate are considered neural network inputs and the yield is obtained as output. This model converts the calculation of the fertilization rate into a solution of a programming problem and can be used to calculate the fertilization rate with maximum yield and maximum profit, but also to predict the yield. In addition, this fertilization model has been tested on data relevant to the effect of fertilizers. The results show that, predicting the value by using the total neural network is more accurate than that achieved by using individual neural networks. The fertilization model that is presented in this thesis concerns the cultivation of clover, and not only can it simulate with precision the non-linear relationship between yield and soil nutrients, it can also make good use of the existing data on the effect of fertilizers.

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	4
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 - ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	8
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 - ΒΙΟΛΟΓΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	9
2.1. Εγκέφαλος	9
2.2. Ο νευρώνας.....	10
2.3. Η δομή του νευρώνα	12
2.4. Η συνδεσμολογία	14
2.5. Η λειτουργία	15
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	18
3.1. Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο	18
3.2. Μετάδοση του σήματος μέσα στο νευρωνικό δίκτυο.....	19
3.3. Πώς εκπαιδεύουμε ένα νευρωνικό δίκτυο	20
3.4. Σύγκριση βιολογικών και τεχνητών νευρωνικών δικτύων	22
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 - ΤΑ ΠΡΩΤΑ ΠΡΟΤΥΠΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ.....	24
4.1. Ο αισθητήρας	25
4.2. Το πρόβλημα της αποκλειστικής διάζευξης.....	27
4.3. Γραμμική Διαχωριστικότητα	29
4.4. Ικανότητα αποθήκευσης.....	32
4.5. Η εκπαίδευση του αισθητήρα.....	33
4.6. Η διαδικασία εκπαίδευσης σύμφωνα με τον Κανόνα Δέλτα.....	34
4.7. Προβλήματα κατά την εκπαίδευση	37
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 - ΜΕΘΟΔΟΣ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ ΤΟΥ ΛΑΘΟΥΣ	38
5.1. Οι πρώτες ιδέες.....	38
5.2. Η εκπαίδευση	40
5.3. Η μέθοδος εκπαίδευσης για γραμμικούς νευρώνες	43
5.4. Η μέθοδος εκπαίδευσης για μη-γραμμικούς νευρώνες	46
6.5. Προσομοίωση του προβλήματος X-OR	51
5.6. Αριθμητική Εφαρμογή ενός κύκλου εκπαίδευσης	54
5.7. Μειονεκτήματα και προβλήματα	56

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 - ΥΠΟΣΤΡΩΜΑΤΑ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΩΝ ΕΔΑΦΟΥΣ	58
6.1. Καλλιέργεια σε πετροβάμβακα	59
6.2. Καλλιέργεια σε περλίτη.....	61
6.3. Καλλιέργεια σε ελαφρόπετρα.....	62
6.4. Καλλιέργεια σε τύρφη	63
6.5. Καλλιέργεια σε cocosoil (κοκκόχωμα)	65
6.6. Θρεπτικό διάλυμα.....	67
6.7. Διαχείριση θρέψης.....	68
6.8. Θρέψη φυτών σε κλειστά υδροπονικά συστήματα.....	70
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 - ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ LABVIEW	72
7.1. Εισαγωγή	72
7.2. Δομή του περιβάλλοντος προγραμματισμού.....	75
7.3. Εφαρμογές	77
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8 - ΜΙΑ ΜΕΘΟΔΟΣ ΣΥΝΑΡΜΟΛΟΓΗΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ ΤΗΣ ΛΙΠΑΝΣΗΣ	84
8.1. Εισαγωγή	84
8.2. Υλικά και μέθοδοι	86
8.2.1. Περιγραφή δεδομένων.....	86
8.2.2. Οι βασικοί νόμοι στη λίπανση των καλλιεργειών	88
8.2.3. Η μέθοδος του συνόλου των νευρωνικών δικτύων που βασίζεται στη συσσωμάτωση των μέσων και ένα πολλαπλασιαστή Lagrange	88
8.3. Αποτελέσματα και ανάλυση.....	89
8.3.1. Προσδιορισμός των παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου	89
8.3.2. Σύγκριση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης	90
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	92
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	93

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 - ΤΙ ΕΙΝΑΙ ΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) αποτελούν μια νέα αναπτυσσόμενη επιστήμη η οποία έχει αναπτυχθεί σε διεθνές επίπεδο τις τελευταίες δεκαετίες. Παρόλα αυτά, είναι πολλοί οι επιστήμονες εκείνοι οι οποίοι ασχολούνται ενεργά με το αντικείμενο αυτό κι έχουν εναποθέσει τις ελπίδες τους για σπουδαίες ανακαλύψεις με σκοπό τη διευκόλυνση της καθημερινότητάς μας, καθώς δεν είναι λίγες οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων που ήδη υπάρχουν γύρω μας.

Οι πρώτες ιδέες ξεκίνησαν από τους βιολογικούς οργανισμούς και ιδιαίτερα από το νευρικό σύστημα του ανθρώπου, αλλά η μελέτη και η χρήση τους έχει προχωρήσει πολύ περισσότερο. Ουσιαστικά έχει δημιουργηθεί πλέον ένας νέος κλάδος που έχει αποκοπεί τελείως από τη βιολογία. Σήμερα τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για να λύσουν κάθε είδους προβλήματα μέσω ηλεκτρονικού υπολογιστή. Η φιλοσοφία τους όμως είναι λίγο διαφορετική από τον κλασικό τρόπο με τον οποίο δουλεύουν οι υπολογιστές.

Η λειτουργία τους βασίζεται στον τρόπο σκέψης του ανθρώπινου εγκεφάλου με τον εφαρμοσμένο μαθηματικό τρόπο σκέψης. Έτσι στα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούμε τέτοιες εκφράσεις όπως ‘ένα δίκτυο μαθαίνει και εκπαιδεύεται’, ‘θυμάται ή ξεχνά μια αριθμητική τιμή’, πράγματα που μέχρι τώρα τα αποδίδαμε μόνο στην ανθρώπινη σκέψη. Αλλά βέβαια έχουν και τη δυνατότητα να χρησιμοποιούν περίπλοκα μαθηματικά εργαλεία, κυρίως από τη μαθηματική ανάλυση. Πριν προχωρήσουμε στη λεπτομερέστερη μελέτη των νευρωνικών δικτύων, θα αναφερθούμε στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα, ώστε να γίνει πιο κατανοητή η δομή τους και να αντιληφθούμε πώς γεννήθηκε αυτή η επιστήμη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 - ΒΙΟΛΟΓΙΚΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Τα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα των ζώντων οργανισμών αποτέλεσαν πηγή έμπνευσης για την επιστήμη των νευρωνικών δικτύων, επομένως μας βοηθάει να δούμε ξεχωριστά τη δομή του κυττάρου του νευρώνα, τη συνδεσμολογία του, τη λειτουργία του και πώς μια συλλογή τέτοιων μονάδων απαρτίζει ένα νευρωνικό δίκτυο. Θα δούμε με έκπληξη ότι 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. Είναι αρκετά τα χαρακτηριστικά για τα οποία πιστεύεται ότι μπορούμε να αντλήσουμε ιδέες ακόμα και για την κατασκευή νέων υπολογιστών. Θα δούμε, λοιπόν, με λεπτομέρειες όλα τα παραπάνω ώστε να μπορούμε να ορίσουμε τις ομοιότητες και τις διαφορές που έχουν οι δυο αυτές κατηγορίες δικτύων και μέσω της σύγκρισης να κατανοήσουμε καλύτερα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

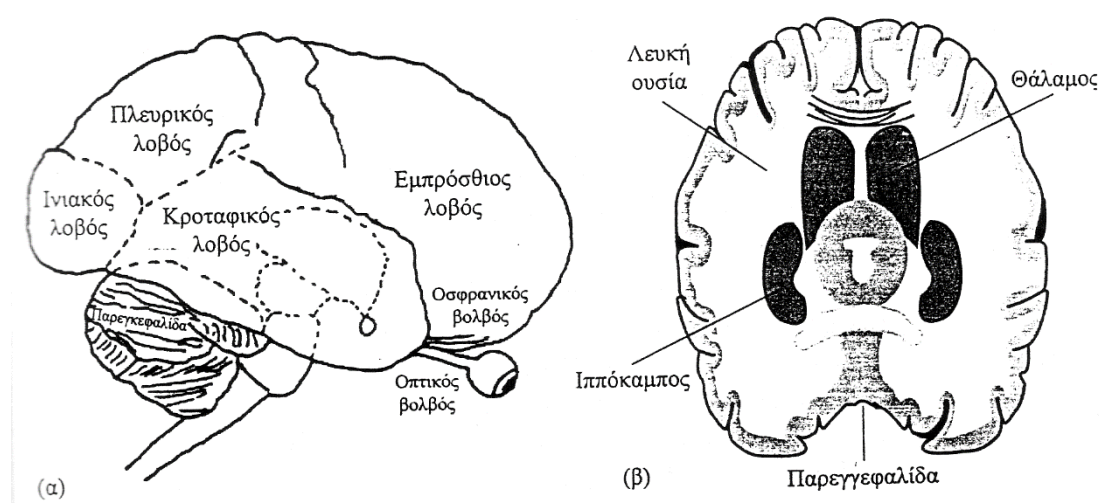
2.1. Εγκέφαλος

Είναι γνωστό ότι ο εγκέφαλος του ανθρώπου, ως μια από τις πιο περίπλοκες δομές που συναντά κανείς στο φυσικό κόσμο και, ως μονάδα που βρίσκεται σε λειτουργία, μπορούμε να πούμε ότι ακόμα και σήμερα είναι κατανοητός σε πολύ μικρό βαθμό. Εξετάζοντας τη δομή του συνειδητοποιούμε ότι πολύ λίγα πράγματα από τις λειτουργίες του μπορούμε να εξηγήσουμε και αυτά με διάφορες υποθέσεις που αναγκαζόμαστε να κάνουμε. Από πειραματικές παρατηρήσεις στη Νευροανατομία και Νευροφυσιολογία γνωρίζουμε πολλά, αλλά ακόμα και εμπειρικά κατανοούμε πλήθος από τις λειτουργίες του. Μας αφορούν κυρίως εκείνες οι διεργασίες που έχουν να κάνουν με την επαφή μας με το εξωτερικό περιβάλλον και πώς αυτό επηρεάζει την κρίση μας και τη σκέψη μας.

Αυτό που κυρίως μας ενδιαφέρει είναι ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι η μονάδα του ανθρώπινου σώματος που αναπτύσσει και χρησιμοποιεί τη νόηση, καθώς και όλα όσα αυτή συνεπάγεται, όπως η ευφυΐα και τα συναισθήματα. Κανένα τεχνητό μοντέλο δεν μπορεί να προβλέψει ό, τι έχει σχέση με τα προσωπικά συναισθήματα και τις εμπειρίες, όπως το ανθρώπινο μυαλό. Βιολογικό τουλάχιστον, είναι πολύ περίπλοκο να εξηγηθεί με ποιο τρόπο η ανατομία και η φυσιολογία του εγκεφάλου δημιουργεί τις γνωστικές εμπειρίες και την αντίληψη, Σχήμα(1). Έντονο ερευνητικό ενδιαφέρον παρουσιάζουν λειτουργίες όπως η μνήμη, η κατάσταση του ύπνου και τα όνειρα. Παρά την πρόοδο που επιτελείται καθημερινά σ' αυτούς τους τομείς, ακόμα είμαστε μακριά από το να έχουμε πλήρη κατανόηση των συγκεκριμένων φαινομένων.

2.2. Ο νευρώνας

Η βασική μονάδα δόμησης του εγκεφάλου είναι ένα κύτταρο που ονομάζεται νευρώνας. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από ένα πολύ μεγάλο αριθμό νευρώνων της τάξης του 10^{10} . Όλοι οι νευρώνες είναι διαφορετικοί μεταξύ τους και δεν υπάρχουν δυο ολόιδιοι νευρώνες στο μεγάλο αυτό αριθμό. Υπάρχουν περίπου 100 διαφορετικές κατηγορίες νευρώνων, αλλά κι αυτό εξαρτάται από το πώς ορίζουμε την κατηγορία. Κάθε νευρώνας συνδέεται με πολλούς άλλους νευρώνες με συνδέσεις που ονομάζονται συνάψεις. Ο αριθμός των συνάψεων δεν είναι σταθερός, αλλά υπολογίζεται ότι κάθε νευρώνας έχει κατά μέσο όρο 10^4 συνάψεις.



Σχήμα (1) : Δυο απόψεις του ανθρώπινου εγκεφάλου (α) πλάγια όψη και (β) γωνιακή τομή

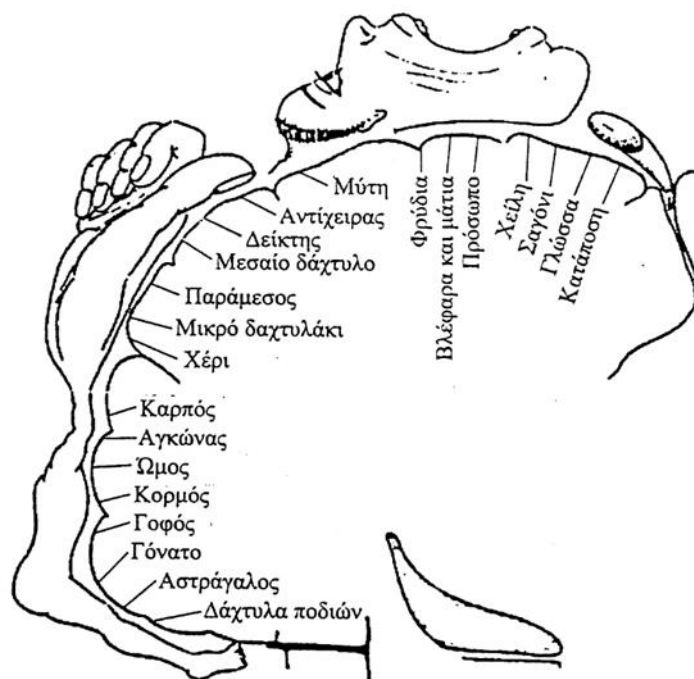
Μερικοί όμως νευρώνες έχουν μέχρι και 200000 συνάψεις, όπως είναι αυτοί του τύπου Purkinje που βρίσκονται στην παρεγκεφαλίδα. Το ερώτημα που προκύπτει σ' αυτό το σημείο είναι αν οι συνάψεις δημιουργούνται τυχαία. Το πιο πιθανό είναι ότι έχουν δημιουργηθεί με μεγάλη ακρίβεια, τόσο στο επίπεδο κύτταρο προς κύτταρο, όσο και στο επίπεδο ολόκληρου του συστήματος. Ένας αριθμός νευρώνων με τις διασυνδέσεις τους αποτελούν ένα νευρωνικό δίκτυο (neural net). Το όλο σύστημα των νευρωνικών δικτύων στον ανθρώπινο οργανισμό αποτελεί το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα. Το σύστημα αυτό επεκτείνεται σε όλο το ανθρώπινο σώμα με κεντρικά σημεία τον εγκέφαλο και τη σπονδυλική στήλη. Οι νευρώνες βέβαια εκτείνονται μέχρι και όλα τα άκρα. Και μόνο τα μεγέθη των αριθμών αυτών των νευρώνων και των συνδέσεών τους στο νευρικό σύστημα δικαιολογούν την πολυπλοκότητα του εγκεφάλου, αλλά και τις τεράστιες δυνατότητες που αυτός παρουσιάζει.

Οι νευρώνες ως κύτταρα πιστεύεται ότι δεν πολλαπλασιάζονται και δεν αναπαράγονται. Αυτό σημαίνει ότι στο σύνολό του το νευρικό σύστημα δημιουργείται στο έμβρυο από τις πρώτες μέρες της κύησης και είναι τελείως αναπτυγμένο μερικούς μήνες μετά τη γέννηση του οργανισμού. Η θεώρηση αυτή είναι γενικά αποδεκτή απ' όλους. Παρόλα αυτά υπάρχουν μόλις τελευταία προτάσεις (1998) ότι πιθανώς να γίνεται κάποια αναπαραγωγή σε πολύ περιορισμένη κλίμακα. Αυτό δείχνει ότι δεν γνωρίζουμε όλες τις λεπτομέρειες της φυσιολογίας των νευρωνικών δικτύων του εγκεφάλου ακόμα και σήμερα. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος ενός υγιούς ενήλικα χάνει περίπου 1000 νευρώνες την ημέρα. Μεγαλύτερος αριθμός αυτών καταστρέφεται από το αλκοόλ, το κάπνισμα 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, μαθαίνει, αναγνωρίζει, κατανοεί. Από την άλλη πλευρά οι σοβαρές ασθένειες της προχωρημένης ηλικίας προέρχονται κυρίως από τη μεγάλη καταστροφή των συνάψεων στα νευρωνικά δίκτυα του κεντρικού νευρικού συστήματος και 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 περαιτέρω το επεξεργασμένο σήμα σε άλλους νευρώνες. Η ακολουθία αυτή συνεχίζεται έτσι ώστε ένα σήμα να μεταδίδεται μέσω ενός τεράστιου αριθμού νευρώνων προς τον εγκέφαλο. Αναφερόμαστε σε σήματα ηλεκτρικής μορφής και είναι της τάξης μερικών mV.

Το σύνολο των νευρώνων στον εγκέφαλο δεν συμμετέχει στη δημιουργία ενός και μόνο δικτύου. Γνωρίζουμε καλά ότι υπάρχουν πολλά τμήματα στον εγκέφαλο, όπως είναι ο υποθάλαμος, η παρεγκεφαλίδα, ο ιππόκαμπος και διάφορα άλλα, τα οποία είναι πολύ γνωστά από την πλευρά της ανατομίας. Καθένα από αυτά εξειδικεύεται σε διαφορετικές λειτουργίες όπως την όραση, την αφή, την ακοή. Στο Σχήμα(2) βλέπουμε ένα χάρτη που κατασκεύασε ο Penfield, που δίνει παραστατικά τον έλεγχο των διαφόρων τμημάτων του σώματος από τον εγκέφαλο.

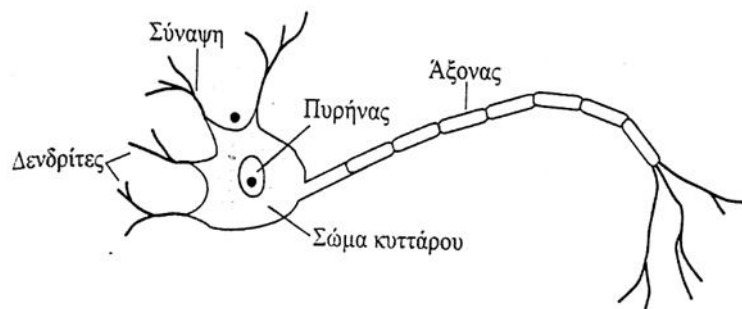


Σχήμα (2): Ο χάρτης του Penfield: ο έλεγχος των διαφόρων τμημάτων του σώματος από τον εγκέφαλο.

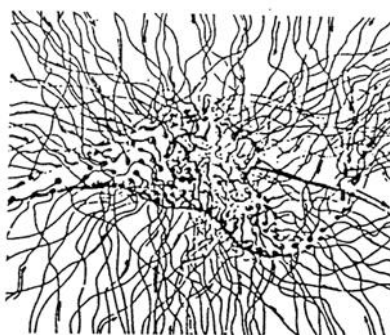
2.3. Η δομή του νευρώνα

Θα εξετάσουμε τη λεπτομερή δομή του κυττάρου του νευρώνα και θα δούμε τα διάφορα μέρη που το απαρτίζουν. Ως κύτταρο, ο νευρώνας είναι σαν όλα τα άλλα κύτταρα του οργανισμού, δεν έχει κάτι το διαφορετικό στη δομή του. Αποτελείται λοιπόν, από το κυρίως σώμα, τον άξονα και τους δενδρίτες, όπως φαίνεται στο Σχήμα(3).

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. Εδώ συμβαίνει η πιο έντονη δράση του κυττάρου για τη σύνθεση των ενζύμων, των πρωτεϊνών και άλλων μορίων που είναι απαραίτητα για τη ζωή του κυττάρου. Ο άξονας είναι μια μεγάλη επέκταση από το σώμα και εφάπτεται με άλλους νευρώνες. Υπάρχει περίπτωση να βρούμε άξονες καλυμμένους με μια ουσία, που λέγεται μυελίνη, καθώς και άλλους που είναι τελείως ακάλυπτοι. Ο άξονας αυτός είναι μοναδικός και ο ρόλος του είναι να μεταδίδει σήματα σε άλλους νευρώνες, δηλαδή να στέλνει τα εξερχόμενα σήματα. Τέλος, υπάρχουν οι λεπτές επεκτάσεις που μοιάζουν με διακλαδώσεις δένδρου και ονομάζονται δενδρίτες. Οι δενδρίτες κάνουν και αυτοί επαφή με άλλους νευρώνες και δέχονται τα εισερχόμενα σήματα. Στο Σχήμα(4) βλέπουμε ένα νευρώνα με τα μέλη που αποτελείται και παρατηρούμε πόσο περίπλοκο είναι το κύτταρο αυτό.



Σχήμα (3): Απεικόνιση ενός τυπικού νευρώνα



Σχήμα (4): Πλήθος νευρώνων συνδεδεμένοι μεταξύ τους.

Η ταχύτητα των ηλεκτρικών παλμών στους απλούς νευρώνες κυμαίνεται από 10-20m/sec, ενώ σ' αυτούς που οι άξονες είναι καλυμμένοι με μυελίνη, η ταχύτητα φτάνει ως και 100 m/sec. Το μήκος των νευρώνων ποικίλει. Μερικοί έχουν μήκος μερικά μικρόμετρα (μm), άλλοι μπορεί να φτάνουν το 1m, ιδίως αυτοί που εκτείνονται στα πόδια. Αυτοί που έχουν ιδιαίτερα μεγάλο μήκος έχουν πολύ μικρό πάχος, μερικά μικρόμετρα μόνο, είναι δηλαδή πολύ λεπτοί.

Τα συστατικά του νευρώνα είναι οργανίδια, σωματίδια και σωληνοειδή τμήματα που έχουν δημιουργηθεί από περίπου 6×10 μόρια πρωτεΐνης, 10 μόρια λιπαρών ουσιών και 6×10 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

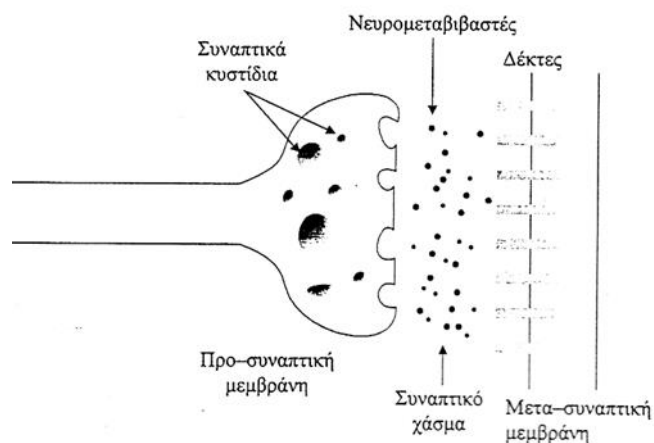
υπολογιστής χρειάζεται χιλιάδες Watt. Η μεγάλη αυτή απαίτηση ενέργειας οφείλεται, πρώτον, στο ότι είναι απαραίτητο να διατηρείται μια ισορροπία στις συνδέσεις των νευρώνων, η οποία διατηρείται μόνο με σταθερή ανταλλαγή χημικών ουσιών. Και δεύτερον, στο ότι ο νευρώνας έχει τεράστια επιφάνεια σχετικά με 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.

2.4. Η συνδεσμολογία

Οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων, με τους άξονες και τους δενδρίτες, γίνονται στις επαφές που ονομάζονται συνάψεις. Η σύναψη έχει πολύ περίπλοκη δομή και επιτελεί εξίσου περίπλοκες διεργασίες κατά τη μετάδοση του σήματος. Η σύναψη δημιουργείται στα σημεία που εφάπτονται οι δενδρίτες. Στο σημείο της επαφής υπάρχει ένα κενό, το συναπτικό χάσμα, το οποίο είναι της τάξης του 0.01μm. Η μεμβράνη του πρώτου νευρώνα που στέλνει το σήμα, ονομάζεται προ-συναπτική μεμβράνη, ενώ αυτή του δεύτερου νευρώνα (δέκτη) ονομάζεται μετα-συναπτική μεμβράνη. Στην άκρη κάθε διακλάδωσης σχηματίζεται ένα μικρό προεξόγκωμα, το οποίο εκκρίνει χημικούς μεταβιβαστές, οι οποίοι διαπερνούν το συναπτικό χάσμα κι έτσι φτάνουν στον άλλο νευρώνα. Στο Σχήμα(5) φαίνεται σε μεγέθυνση η δομή της σύναψης.

Από τα συναπτικά κυστίδια (synaptic vesicles) που βρίσκονται στην άκρη του άξονα ελευθερώνονται οι νευρομεταβιβαστές. Οι νευρομεταβιβαστές διαπερνούν το συναπτικό χάσμα κι έτσι φτάνουν στον δενδρίτη του άλλου νευρώνα. Πρόκειται για περίπλοκα μόρια, πάνω από 50 διαφορετικά είδη, τα οποία συμμετέχουν στις χημικές αντιδράσεις που γίνονται μέσα στο κύτταρο. Μερικοί νευρομεταβιβαστές είναι πολύ γνωστοί, όπως η ντοπαμίνη, η έλλειψη της οποίας προκαλεί την ασθένεια Parkinson, η σεροτονίνη και η ακετυλοχολίνη που σχετίζονται με τη μνήμη και τη μάθηση. Η έλλειψη των τελευταίων προκαλούν την ασθένεια Alzheimer. Μερικοί νευρομεταβιβαστές είναι διεγερτικοί, όπως η γλουταμίνη και η ασπαρτίνη, ενώ άλλοι είναι ανασταλτικοί, όπως η γλυκίνη.

Καθώς ελευθερώνονται οι νευρομεταβιβαστές από ένα νευρώνα και φθάνουν σ'έναν άλλο μέσω της σύναψης, επηρεάζεται η μεμβράνη του αποδέκτη-νευρώνα και αλλάζει η κατάστασή του ως προς το σήμα που θα στείλει ακολούθως αυτός ο νευρώνας. Παρατηρούμε ότι η σύναψη είναι ουσιαστικά η αιτία της αλλαγής του δυναμικού στη μετα-συναπτική μεμβράνη η οποία είναι χημικής και όχι ηλεκτρικής μορφής. Θα μπορούσαμε πειραματικά να μετρήσουμε ένα ηλεκτρικό σήμα που μεταδίδεται σε ένα νευρώνα κάνοντας μια επαφή με ένα μικροηλεκτρόδιο.

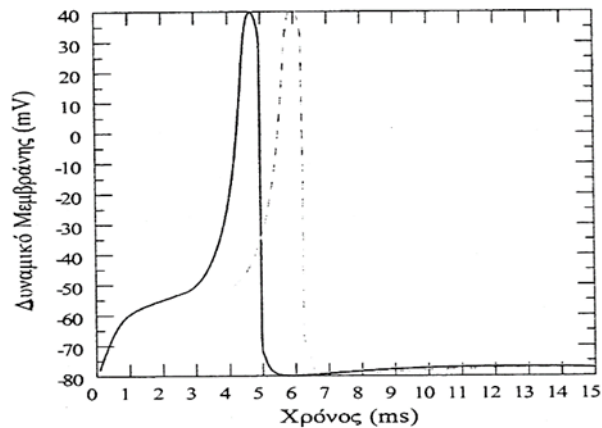


Σχήμα (5): Λεπτομέρεια μιας σύναψης

2.5. Η λειτουργία

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, Σχήμα(6). 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 αυτό ταξιδεύει 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 (μm).



Σχήμα (6) : Το δυναμικό δράσης ενός νευρώνα όπως εμφανίζεται σε ένα παλμογράφο κατόπιν κατάλληλου ερεθισμού με τη βοήθεια μικροηλεκτροδίων.

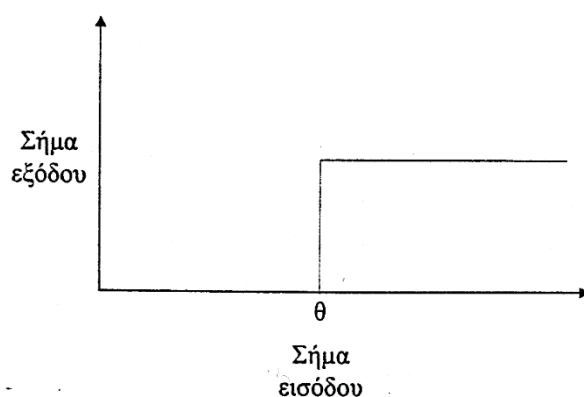
Η μεμβράνη έχει πολύ μικρές τρύπες σ'όλο το μήκος της που επιτρέπει άτομα και ιόντα να τη διαπερνούν. Τα πιο σημαντικά είναι τα ιόντα του νατρίου, χλωρίου, καλίου και ασβεστίου (Na, Cl, K, Ca). Καθένα από αυτά έχει τα δικά του κανάλια, μέσα από τα οποία διαπερνούν τη μεμβράνη. Το αξιοσημείωτο είναι ότι τα κανάλια αυτά έχουν πύλες (πόρτες) οι οποίες ανοίγουν και κλείνουν, έτσι ώστε να επιτρέπουν ή να απαγορεύουν τη ροή των ιόντων μέσω της μεμβράνης. Στα σημεία εκείνα υπάρχουν κάποια μόρια που είναι ειδικές πρωτεΐνες και δρουν σαν 'αντλία' για να μεταφέρουν τα ιόντα. Τα αναγκάζουν να κινούνται αντίθετα από τη φυσική συγκέντρωση ισορροπίας, πράγμα που για να το κάνουν ξοδεύουν ενέργεια, και γι'αυτό το λόγο οι νευρώνες χρειάζονται μεγάλα ποσά ενέργειας. Η συγκέντρωση των ιόντων αυτών και ακολούθως η φυσική τους κίνηση κατά μήκος του κυττάρου δημιουργεί ένα ηλεκτρικό ρεύμα το οποίο αποτελεί το ηλεκτρικό σήμα που μεταδίδεται στο κύτταρο. Ο μηχανισμός αυτός των καναλιών στη μεμβράνη εξηγήθηκε πρώτα από τους Hodgkin και Huxley το 1952.

Όπως βλέπουμε στο Σχήμα(6) (απότομη άνοδος και απότομη κάθοδος) το δυναμικό της μεμβράνης δημιουργεί μια πραγματική εκκένωση. Το εσωτερικό του νευρώνα στιγμιαία φορτίζεται θετικά ως προς το υπόλοιπο κύτταρο. Σταδιακά όμως επιστρέφει στην κανονική του κατάσταση, στο δυναμικό ηρεμίας. Είναι ιδιαίτερα αξιοσημείωτο ότι κατά τη διάρκεια της αποκατάστασης είναι αδύνατο ο νευρώνας να δεχθεί άλλη διέγερση, έστω κι αν πολλαπλά σήματα καταφθάσουν συγχρόνως και προσπαθήσουν να τον διεγείρουν. Η περίοδος κατά την οποία ισχύει αυτό λέγεται 'περίοδος μεταστροφής' (refractory period).

Αν κάποια σήματα καταφθάσουν σε ένα νευρώνα την ίδια δεδομένη στιγμή, αθροίζονται τα ηλεκτρικά δυναμικά τους. Αν το άθροισμα των σημάτων φθάσει ή ξεπεράσει μια δεδομένη τιμή ('κατώφλι'), τότε θεωρείται ότι ο νευρώνας βρίσκεται σε διεγερμένη κατάσταση και πυροδοτεί, δηλαδή στέλνει μέσω του άξονα ένα παλμό. Αν το άθροισμα όμως είναι μικρότερο από τη δεδομένη αυτή τιμή, τότε δεν συμβαίνει

τίποτα. Ο νευρώνας παραμένει αδρανής. Το δυναμικό αυτό που είναι μικρότερο από το κατώφλι χάνεται. Ας συμβολίσουμε την τιμή του κατωφλίου με θ . Το εισερχόμενο σήμα μπορεί να είναι διεγερτικό ή ανασταλτικό. Στην πρώτη περίπτωση το σήμα είναι θετικό και κάνει το δυναμικό του νευρώνα να πλησιάσει το θ . Στη δεύτερη, συμβαίνει το αντίθετο, δηλαδή το σήμα είναι αρνητικό και το δυναμικό του νευρώνα απομακρύνεται από το θ . Το τελικό αποτέλεσμα εξαρτάται από τη συνάρτηση κατωφλίου που είναι συνήθως η Heaviside, όπως φαίνεται στο Σχήμα(7).

$$\left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ αν } x > \theta \\ f(x) = 0 \text{ αν } x < \theta \end{array} \right. \quad \underline{\text{Σχέση (2. 1)}}$$



Σχήμα (7) : Η συνάρτηση κατωφλίου Heaviside.

Ανάλογα με το αν το σήμα ξεπέρασε ή όχι την τιμή κατωφλίου, συνεχίζει την πορεία του προς τους άλλους νευρώνες του συστήματος, ενώ απομακρύνεται από το σώμα του συγκεκριμένου κυττάρου. Το αξιοσημείωτο είναι ότι η κατεύθυνση είναι πάντοτε η ίδια.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ

Οι ζώντες οργανισμοί έχουν τη δυνατότητα να επιτελούν περίπλοκες διεργασίες που είναι όμως χρήσιμες στην καθημερινότητά τους. Μερικές από αυτές είναι εργασίες ρουτίνας, τις οποίες ο εγκέφαλος εκτελεί με ελάχιστη ή μηδαμινή προσπάθεια, όπως η αναγνώριση μιας εικόνας ή μιας φωνής.

Το ερώτημα που προκύπτει λοιπόν είναι:

Μπορούν οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές να κάνουν αυτά που κάνει το μυαλό;

Η απάντηση είναι η εξής: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. Το επόμενο λογικό ερώτημα είναι :

Θα μπορούσαμε να φτιάξουμε έναν υπολογιστή με τέτοια εσωτερική δομή που να μοιάζει με τη δομή του εγκεφάλου κι έτσι να πετύχουμε αυτό που θέλουμε;

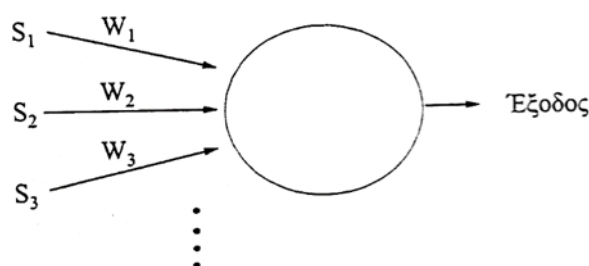
Οι απόπειρες που έχουν γίνει κατά καιρούς από τους επιστήμονες για την απάντηση του παραπάνω ερωτήματος οδήγησε σταδιακά στην κατασκευή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων, ΤΝΔ (artificial neural nets, ANN). Τα δυο αυτά είδη δικτύων διαφέρουν σημαντικά ως προς τη φύση τους, όμως λειτουργούν με τον ίδιο τρόπο 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.

Αντιλαμβανόμαστε, λοιπόν, τη σημαντικότητα και τη σημασία αυτού του επιχειρήματος, δηλαδή κάτι το άψυχο να επιτελεί εργασίες που μέχρι σήμερα μόνο ο άνθρωπος μπορούσε να κάνει, είτε αυτό είναι μια μηχανή είτε ένα πρόγραμμα σε ηλεκτρονικό υπολογιστή.

3.1. Ένα απλό νευρωνικό δίκτυο

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από έναν αριθμό στοιχείων, τους νευρώνες. Σε κάθε νευρώνα καταφθάνει ένας αριθμός σημάτων ως είσοδος. Ο νευρώνας έχει ορισμένες πιθανές καταστάσεις στις οποίες μπορεί να βρεθεί η εσωτερική του δομή. Τέλος, έχει μια μόνο έξοδο, η οποία είναι συνάρτηση των σημάτων εισόδου. (Σχήμα (8))

Μέσα στο νευρωνικό δίκτυο και συγκεκριμένα στις συνάψεις, υπάρχει μια τιμή βάρους w , η οποία υποδηλώνει πόσο στενά είναι συνδεδεμένοι οι δυο νευρώνες που σχετίζονται με το βάρος αυτό και η οποία επηρεάζει το διερχόμενο σήμα. 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 έχουμε να λύσουμε. Το βάρος παίζει ακριβώς τον ίδιο ρόλο με αυτόν ενός χημικού δεσμού ανάμεσα στα άτομα ενός μορίου, δηλαδή μας δείχνει πόσο ισχυρά είναι συνδεδεμένα τα άτομα. Έτσι και ένα βάρος μας υποδεικνύει την αξία της συνεισφοράς του συγκεκριμένου σήματος στη διαμόρφωση της δομής του δικτύου όσον αφορά τις μονάδες που συνδέει. Όταν το w είναι μεγάλο (μικρό), τότε η συνεισφορά του σήματος είναι μεγάλη (μικρή).



Σχήμα (8): Ένας νευρώνας με πολλές εισόδους και μια έξοδο.

3.2. 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 θ , 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. (Σχέση(3. 1))

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:

$$f(x) = 1 / 1 + e^{-x} \quad \text{Σχέση (3. 1)}$$

Η συνάρτηση λέγεται σιγμοειδής συνάρτηση λόγω της μορφής της γραφικής της παράστασης. Εκτός από τις (2. 1) και (3. 1), 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.

3.3. Πώς εκπαιδεύουμε ένα νευρωνικό δίκτυο

Ο πρωταρχικός σκοπός της ενασχόλησης μας με τα νευρωνικά δίκτυα είναι να βρούμε τρόπους ώστε να λύνουν συγκεκριμένα προβλήματα ή να επιτελούν ορισμένες διεργασίες, όπως να αναγνωρίζουν εικόνες. Όπως όμως πρέπει να εκπαιδεύσουμε ένα παιδί για να αποκτήσει γνώσεις και να αναπτύξει κάποιες ικανότητες, έτσι λέμε ότι και το νευρωνικό δίκτυο προηγουμένως πρέπει να 'μάθει'. Τι ακριβώς όμως σημαίνει αυτό;

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 ακολούθως 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.

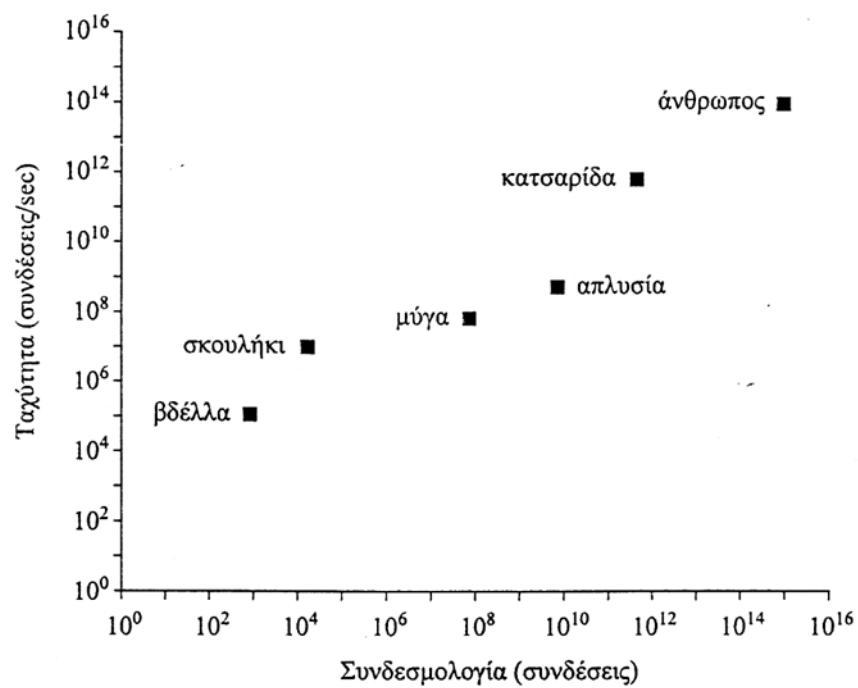
Σε όλες τις περιπτώσεις, αντιλαμβανόμαστε τη λήξη της διαδικασίας εκπαίδευσης όταν το TND σταματά να αλλάζει τις τιμές των βαρών. Αυτό συμβαίνει επειδή το σφάλμα στην έξοδο τείνει στο 0.

3.4. 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 TND οπωσδήποτε απέχουν πολύ από το σημείο να μπορούν να κάνουν πράγματα που ακόμα κι ο εγκέφαλος ενός παιδιού επιτελεί με μεγάλη ευκολία. Ένα TND μπορεί να έχει μερικές εκατοντάδες ή χιλιάδες νευρώνες, αλλά όχι την τάξη μεγέθους που έχει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Από την άλλη πλευρά, τα TND 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 TND 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.

Στο Σχήμα (9) 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 TND 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 TND 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 TND κάνει μόνο σύγχρονη ενημέρωση (δηλαδή σε διακριτό χρόνο).



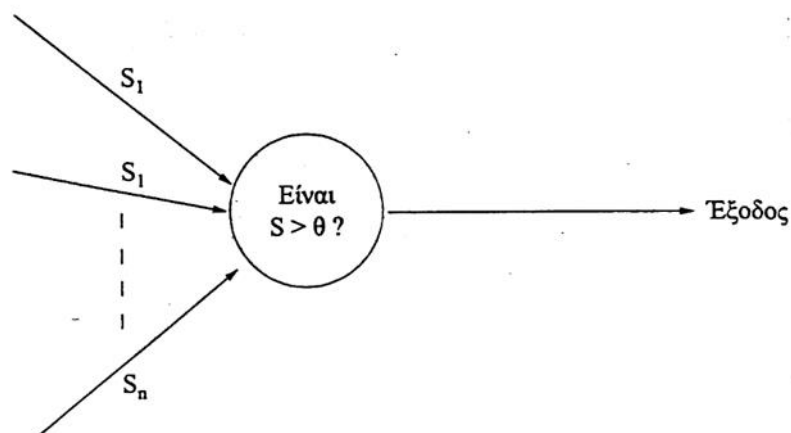
Σχήμα (9) : Διάγραμμα της ταχύτητας με την οποία μπορούν να γίνουν οι αλλαγές ως προς τον ολικό αριθμό συνάψεων σε διάφορους οργανισμούς. Εδώ η ταχύτητα υπονοεί το πόσο γρήγορα μπορούν να γίνουν οι υπολογισμοί.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 - ΤΑ ΠΡΩΤΑ ΠΡΟΤΥΠΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ

Το 1958 ο Rosenblatt, ο οποίος ήταν ψυχολόγος, δημοσίευσε το πρώτο μοντέλο ΤΝΔ, αυτό του αισθητήρα (perceptron). Σαν επίτευγμα θεωρήθηκε από τα πιο σημαντικά εφόσον έδωσε σπουδαία ώθηση για περαιτέρω εργασίες. Μάλιστα, πολλά δίκτυα που αναπτύχθηκαν αργότερα, κατά πολύ πιο περίπλοκα, ξεκίνησαν από τη βάση του αισθητήρα. Βέβαια, η πορεία άνθησης αυτού του κλάδου ήταν πάντοτε άμεσα εξαρτημένη από τις ανακαλύψεις που γίνονταν και στον κλάδο της βιολογίας για το ρόλο και τη λειτουργία των ΝΔ. Όσο, λοιπόν, έρχονταν νέα δεδομένα στον ένα τομέα τόσο αναπτυσσόταν και ο άλλος.

Οι Minsky-Papert εντόπισαν το 1969 στο πρώτο αυτό πρότυπο πολλούς περιορισμούς. Σήμερα, υπάρχουν πολλές παραλλαγές νευρωνικών δικτύων, απλές ή και πιο περίπλοκες, που βασίζονται όμως στον αισθητήρα.

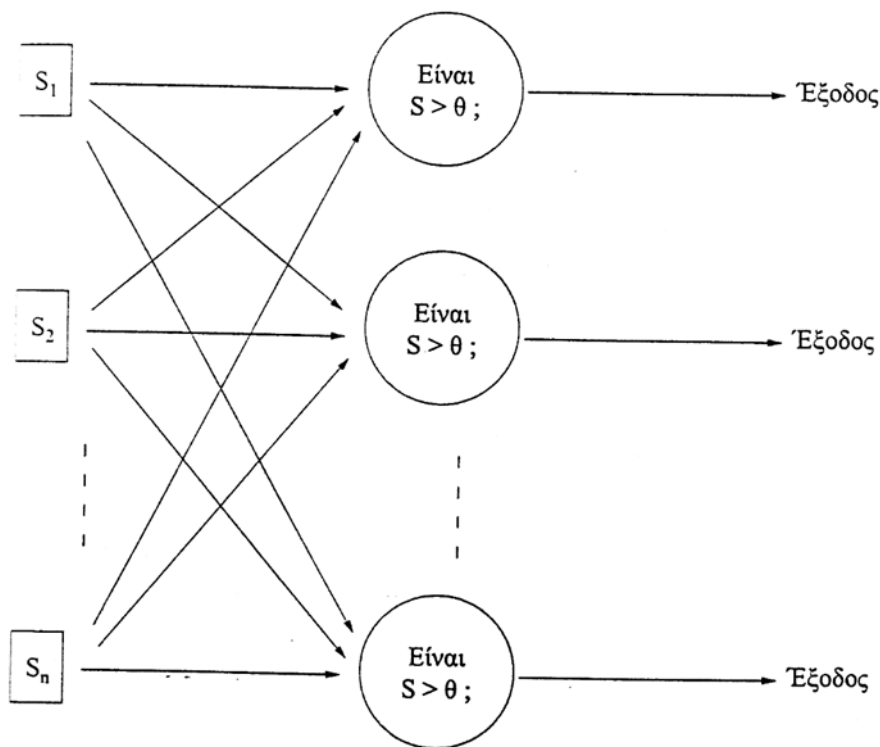
Η πιο απλή μορφή είναι ο λεγόμενος στοιχειώδης αισθητήρας (elementary perceptron), Σχήμα(10), γιατί αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα. Πρόκειται για το πιο απλό, αυτοδύναμο σύστημα που υπάρχει το οποίο είναι ικανό να επιτελέσει διάφορες χρήσιμες διεργασίες.



Σχήμα (10): Ο στοιχειώδης αισθητήρας.

Καθώς ανεβαίνει η πολυπλοκότητα, αυξάνει και ο αριθμός των νευρώνων που περιέχει ένα ΝΔ, Σχήμα(11). Υπάρχει όμως πάντα μια συγκεκριμένη ταξινόμηση σε δυο επίπεδα, ένα επίπεδο στο οποίο εισέρχονται τα σήματα (επίπεδο εισόδου) και ένα επίπεδο όπου εξάγεται το αποτέλεσμα του νευρωνικού δικτύου (επίπεδο εξόδου), η

οποία τηρείται αυστηρά ανεξάρτητα από το είδος του. Σε περιπτώσεις όμως που έχουμε πιο περίπλοκα ΤΝΔ, εκτός των δυο αυτών επιπέδων έχουν και άλλα, τα οποία βρίσκονται ανάμεσα σε αυτά της εισόδου και της εξόδου.



Σχήμα (11) : Ο αισθητήρας με n νευρώνες.

4.1. Ο αισθητήρας

Στο στοιχειώδη αισθητήρα, υπάρχει ορισμένος αριθμός συνδέσεων μεταξύ του μοναδικού νευρώνα και άλλων που προηγούνται, τους οποίους δεν εξετάζουμε, Σχήμα(10). Ο νευρώνας αναπαριστάται με κύκλο και οι συνδέσεις με γραμμές. Έχει έναν ορισμένο αριθμό εισόδων αλλά μια μόνο έξοδο. Πρέπει όμως να προσέξουμε το εξής: λέμε μια έξοδο, ενώ στο σχήμα βλέπουμε πολλές γραμμές από δεξιά του. Αυτό σημαίνει ότι όλες οι εξοδοι έχουν την ίδια τιμή. Αν, λοιπόν υπάρχουν πολλές γραμμές-έξοδοι ποτέ δεν μπορούν να έχουν διαφορετικές τιμές.

Κάθε εισερχόμενο σήμα s_i συνδέεται με τον κεντρικό νευρώνα με ένα βάρος w_i . Να θυμηθούμε ότι το βάρος w μας δείχνει το μέγεθος της αλληλεπίδρασης μεταξύ των δυο νευρώνων που συνδέει. Στην απλή περίπτωση βέβαια του ενός νευρώνα, μπορούμε να πούμε ότι το w είναι η επίδραση του εισερχόμενου σήματος με το νευρώνα αυτό. Αυτό που έχει σημασία δεν είναι η τιμή του βάρους w από μόνη της ούτε η τιμή του σήματος

s, αλλά είναι το γινόμενο $s_i w_i$, γιατί αυτό είναι που τελικά καταφθάνει στο νευρώνα ως τιμή του εισερχόμενου σήματος. Ο αισθητήρας έπειτα αθροίζει τα γινόμενα αυτά για όλους τους n όρους (όπου n είναι ο αριθμός των εισόδων) και θεωρούμε λοιπόν ότι λαμβάνει ένα συνολικό σήμα με τιμή:

$$S = \sum_{i=1} s_i w_i \quad \text{Σχέση (5.1)}$$

Ας δούμε τώρα την περίπτωση που ο νευρώνας έχει και ένα εσωτερικό βάρος που τον χαρακτηρίζει. Θα πρέπει τότε να ληφθεί υπόψη στην εξίσωση (5.1). Το εσωτερικό αυτό βάρος λέγεται ‘προδιάθεση’ ή ‘παράγων προδιάθεσης’ του νευρώνα, b , (bias). Είναι κάτι που δεν έχει σχέση με τα άλλα βάρη αλλά δρα με τον ίδιο τρόπο. Μια σημαντική παρατήρηση είναι ότι το b πολλαπλασιάζεται πάντα με τη μονάδα όταν πρόκειται να ληφθεί υπόψη για το εξερχόμενο σήμα. Έτσι, λοιπόν η εξίσωση (5.1) στην πιο γενική της μορφή, γίνεται:

$$S = b + \sum_{i=1} s_i w_i \quad \text{Σχέση (5.2)}$$

Ο όρος b μπορεί να μην εκφράζει καμία φυσική σημασία και δεν αποδίδεται πάντα στο εσωτερικό του νευρώνα. Μερικές φορές πιθανολογείται ότι προσμετρά ένα εξωτερικό ερέθισμα, το οποίο προστίθεται στο υπόλοιπο άθροισμα για να δώσει το σωστό S . Ο τρόπος αντιμετώπισης κάθε προβλήματος είναι διαφορετικός, ενώ το αποτέλεσμα δεν αλλοιώνεται σημαντικά είτε χρησιμοποιήσουμε την εξίσωση (5.1), (χωρίς το b) είτε την εξίσωση (5.2), (με το b). Γενικός κανόνας για το ποια είναι η καταλληλότερη δεν υπάρχει.

Αφότου, λοιπόν, υπολογιστεί η τελική τιμή του εισερχόμενου σήματος, εφαρμόζουμε τη συνάρτηση κατωφλίου Heaviside, γνωρίζοντας τη συγκεκριμένη τιμή του κατωφλίου θ . Έπεται σύγκριση του θ με το άθροισμα S . Αν $S > \theta$, ο αισθητήρας ενεργοποιείται και θεωρούμε ότι πυροδοτεί. Αν $S < \theta$ τότε το άθροισμα S μηδενίζεται και ο αισθητήρας παραμένει αδρανής. Αυτό συνοψίζεται ως:

$$\text{Αν } S > \theta \text{ τότε η τιμή της εξόδου} = 1 \quad \text{Σχέση (5. 3)}$$

$$\text{Αν } S < \theta \text{ τότε η τιμή της εξόδου} = 0 \quad \text{Σχέση (5. 4)}$$

Επομένως, υπάρχουν τρεις παράμετροι που επηρεάζουν την ενεργητικότητα του αισθητήρα: τα βάρη των συνδέσεων, οι τιμές των εισόδων και η τιμή κατώφλιου. Θεωρούμε ότι αυτό που μαθαίνει το σύστημά μας αποθηκεύεται στα βάρη των συνδέσεων, τα οποία όπως προαναφέραμε, μεταβάλλονται συνεχώς κατά τη διάρκεια που το σύστημα ‘μαθαίνει’ κάποια πληροφορία. Με βάση το πρότυπο του στοιχειώδους αισθητήρα, έχουμε τη δυνατότητα να επεκταθούμε αναπτύσσοντας πιο προχωρημένα πρότυπα που περιέχουν περισσότερους από ένα νευρώνες. Ένα τέτοιο είδος με περίπλοκη δομή δίνεται στο Σχήμα (11). Οι κόμβοι εισόδου παρίστανται με ένα τετράγωνο. Στους κόμβους αυτούς δεν γίνεται καμία επεξεργασία του σήματος, αλλά χρησιμεύουν απλά για να συμβολίσουν την εκπομπή του. Εδώ έχουμε n νευρώνες, αντί για ένα που έχει ο στοιχειώδης αισθητήρας. Στη γενικότερη περίπτωση έχουμε πλήρη συνδεσμολογία, δηλαδή κάθε εισερχόμενο σήμα s_i παρουσιάζεται και στους n νευρώνες, με διαφορετικό βάρος κάθε φορά. Η διαδικασία σύγκρισης με το κατώφλι θ δεν παρουσιάζει καμία διαφορά σε σχέση με το απλό μοντέλο, αλλά εδώ έχουμε μια πλειάδα από εξόδους των οποίων ο αριθμός είναι n , όσο δηλαδή και ο αριθμός των νευρώνων. Χαραριστικά ονομάζουμε αισθητήρες και διάφορα άλλα μοντέλα, ακόμα κι αν είναι πιο περίπλοκα από τα παραπάνω, αλλά ο μηχανισμός λειτουργίας τους είναι ο ίδιος.

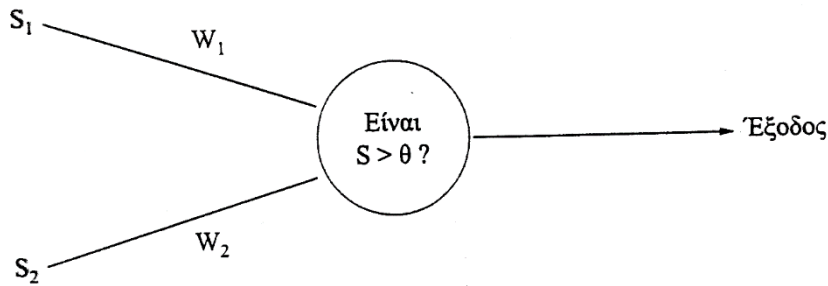
4.2. Το πρόβλημα της αποκλειστικής διάζευξης

Ένα από τα χαρακτηριστικά προβλήματα που επιλύει ο αισθητήρας είναι αυτό της εκμάθησης της συνάρτησης X-OR (exclusive-or), δηλαδή της συνάρτησης της αποκλειστικής διάζευξης, όπως λέγεται. Πρόκειται για συνάρτηση που δέχεται δυο εισόδους και δίνει μια έξοδο με τιμές μόνο 0 ή 1, ενώ ισχύει και ο εξής περιορισμός: Αν και οι δυο είσοδοι είναι ίδιες τότε η έξοδος είναι 0, ενώ αν είναι διαφορετικές, η έξοδος είναι 1. Οι όροι αυτοί συνοψίζονται στον πίνακα (1) που ονομάζεται και ‘πίνακας αλήθειας’ της συνάρτησης.

Πίνακας (1):

Η συνάρτηση X-OR

Είσοδος 1	Είσοδος 2	Έξοδος
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0



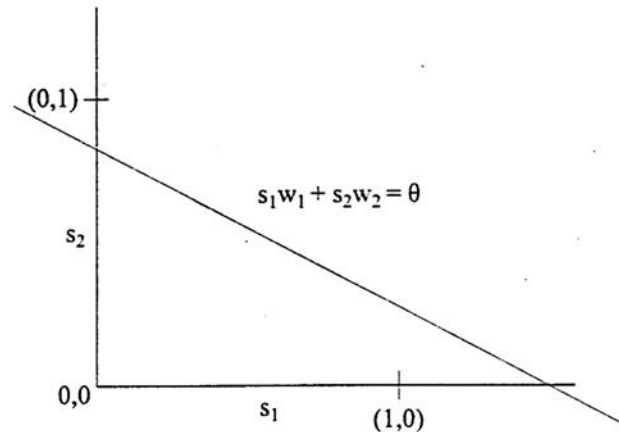
Σχήμα (12): ο αισθητήρας με δυο εισόδους για το πρόβλημα X-OR.

Μια παραλλαγή του στοιχειώδη αισθητήρα με δυο εισόδους και μια έξοδο φαίνεται στο Σχήμα (12), ειδική περίπτωση του Σχήματος (10). Στο διάγραμμα του Σχήματος (13), προκύπτουν όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί που μπορούν να υπάρξουν στο επίπεδο x-y, από τη χρήση αυτού του είδους ΝΔ. όπου οι δυο άξονες είναι οι δυο είσοδοι s1 και s2. Στο δίκτυο του Σχήματος (12) κάθε φορά που εισέρχονται οι είσοδοι s1, s2 πρέπει να υποστούν τη σύγκριση μεταξύ του S και του θ. Θέλουμε, για παράδειγμα, το δίκτυο να δίνει έξοδο 0 όταν $S < 0.5$ και να δίνει έξοδο 1 όταν $S > 0.5$. Απ' ό,τι φαίνεται όμως, δεν υπάρχει κανένας συνδυασμός τιμών των w1, w2 που να παράγει τις σχέσεις που περιλαμβάνονται στον πίνακα (1). Η αλγεβρική εξίσωση γίνεται :

$$s_1 w_1 + s_2 w_2 = 0.5$$

Σχέση (5.5)

και περιγράφει το δίκτυό μας με μια σχέση γραμμική ως προς s1 και s2. Αυτό σημαίνει ότι όλες οι τιμές των s1, s2 που την ικανοποιούν, βρίσκονται πάνω σε ευθεία του επιπέδου x-y, όπως αυτή του Σχήματος (13).



Σχήμα (13): Το πρόβλημα της συνάρτησης X-OR σε αναπαράσταση στο επίπεδο x-y.

Για να είναι $S > \theta$, θα πρέπει τα s_1, s_2 βρίσκονται στο δεξί ημιεπίπεδο οπότε και η έξοδος να είναι 1, αλλιώς αν τα s_1, s_2 βρίσκονται στο αριστερό ημιεπίπεδο, τότε $S < \theta$ και η έξοδος είναι 0. Οι τιμές των w_1, w_2, θ καθορίζουν τη θέση και την κλίση της ευθείας. Αυτό που θέλουμε εμείς όμως είναι τα σημεία $(0, 0)$ και $(1, 1)$ να βρίσκονται στην ίδια πλευρά, καθώς και τα $(0, 1)$ και $(1, 0)$ στην άλλη. Μόνο τότε το δίκτυο θα δίνει τη σωστή απάντηση. Παρατηρούμε ότι δεν υπάρχει κανένας τρόπος να σχεδιάσουμε μια τέτοια ευθεία κι έτσι καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι το δίκτυο του Σχήματος (12) είναι αδύνατο να λύσει το πρόβλημα X-OR, ανεξάρτητα από τις τιμές των w_1, w_2, θ .

4.3. Γραμμική Διαχωρισιμότητα

Υπάρχουν πολλά ακόμα παραδείγματα όπως αυτό της συνάρτησης X-OR τα οποία δεν μπορούν να παρασταθούν με δίκτυο ενός μόνο νευρώνα. Τότε λέμε ότι οι συναρτήσεις αυτές είναι γραμμικά μη διαχωρίσιμες.

Παρατηρούμε ότι ανάλογα με το πλήθος των εισόδων, ο διαχωρισμός του αντίστοιχου πεδίου γίνεται με σχήμα διάστασης κατά μια λιγότερης. Στην περίπτωση που προαναφέραμε με δυο εισόδους, ο διαχωρισμός γίνεται από μια μόνο ευθεία γραμμή. Αν το πρόβλημά μας είχε τρεις εισόδους τότε ο διαχωρισμός θα γινόταν από ένα επίπεδο που θα έτεμνε τον τρισδιάστατο χώρο κτλ.

Θα ήταν πολύ βολικό βέβαια να ξέρουμε εκ των προτέρων αν η συνάρτηση που μας δίνεται είναι γραμμικά διαχωρίσιμη, ειδικά όταν ο αριθμός των μεταβλητών είναι μεγάλος. Δυστυχώς, δεν υπάρχει κανένας απλός τέτοιος τρόπος. Η πιθανότητα πάντως

να είναι μια συνάρτηση γραμμικά διαχωρίσιμη είναι πολύ μικρή, όταν μάλιστα υπάρχουν πολλές είσοδοι.

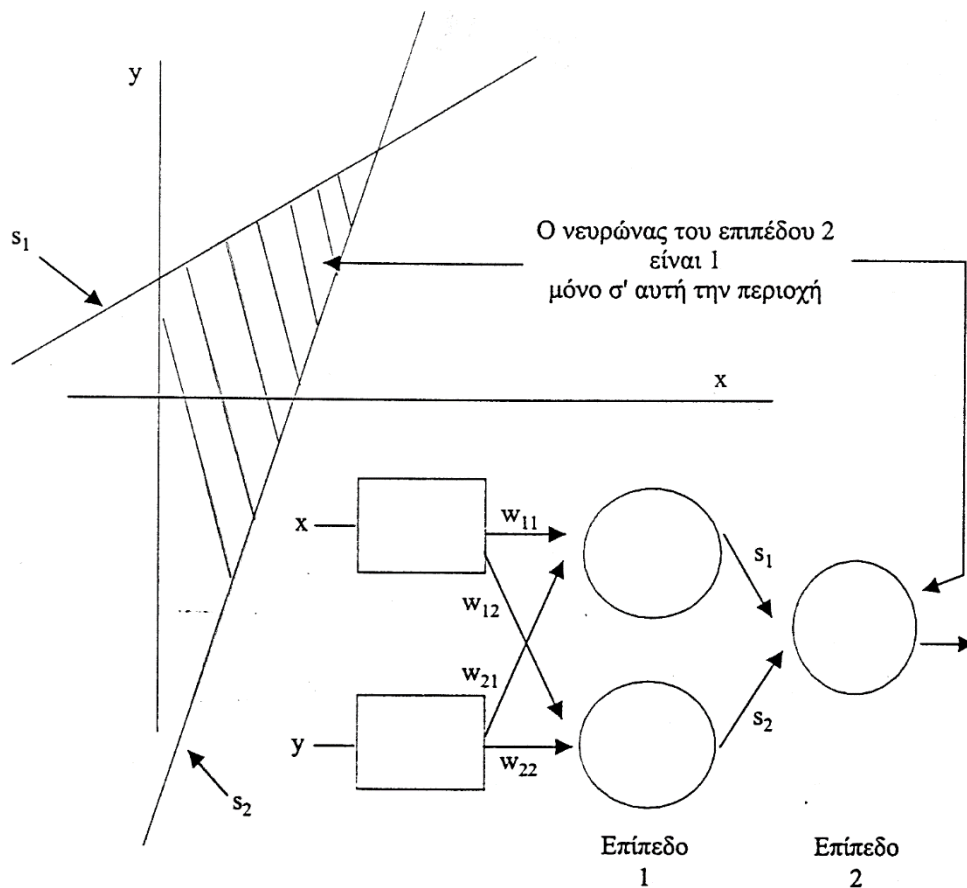
Το πρόβλημα της γραμμικής διαχωρισιμότητας και οι περιορισμοί τους οποίους εισάγει έγινε αντιληπτό πολύ νωρίς. Η αδυναμία αυτή του προτύπου του αισθητήρα να λύσει τόσο απλά προβλήματα αποτελεί ίσως το μεγαλύτερο μειονέκτημά του. Άλλωστε, τα λίγα προβλήματα που είναι γραμμικά διαχωρίσιμα έχουν λυθεί πιο εύκολα με άλλους τρόπους. Αυτό ισχύει για προβλήματα κάθε φύσης τεχνικά και μη. Αυτή η δυσκολία ήταν κάτι που επιβράδυνε την έρευνα στην περιοχή αυτή με τέτοιου είδους πρότυπα κατά τη δεκαετία του 60.

Φυσικό επακόλουθο για το κώλυμα που είχε προκύψει ήταν να προταθεί ένα πιο περίπλοκο δίκτυο, το οποίο να περιέχει περισσότερους νευρώνες, αντί για τις απλές μορφές. Όπως είπαμε, οι νευρώνες κατατάσσονται σε επίπεδα. Η πρώτη ενέργεια ήταν να δημιουργηθεί δίκτυο με δυο επίπεδα νευρώνων αντί για ένα που έχει το στοιχειώδες μοντέλο. Το πλεονέκτημα του μοντέλου δυο επιπέδων είναι ότι μπορεί να ξεχωρίσει σημεία που περιλαμβάνονται σε ανοικτές ή κλειστές κυρτές περιοχές.

Παράδειγμα:

Έστω ένα νευρωνικό δίκτυο με δυο επίπεδα και με δυο εισόδους που έρχονται στους δυο νευρώνες του πρώτου επιπέδου, όπως στο Σχήμα (14), οι οποίοι συνδέονται με έναν του δεύτερου επιπέδου. Έστω $\theta = 0.65$ για το νευρώνα του δεύτερου και ότι τα βάρη είναι όλα ίσα προς 0.5. Στην περίπτωση αυτή, αν η έξοδος των δυο νευρώνων του πρώτου επιπέδου είναι 1, τότε $S_1 = S_2 = 0.5 * 1 + 0.5 * 1 = 1 > \theta$ επομένως και η έξοδος του νευρώνα του δεύτερου επιπέδου θα είναι 1.

Στο Σχήμα (14) θεωρούμε ότι κάθε νευρώνας του πρώτου επιπέδου διαιρεί το x-y επίπεδο με τέτοιο τρόπο ώστε ο πρώτος από τους δυο νευρώνες να δίνει έξοδο 1 για εισόδους κάτω από την ευθεία e_1 κι ο άλλος νευρώνας να δίνει έξοδο 1 για εισόδους πάνω από την ευθεία e_2 . Μετά από αυτό, παρατηρούμε ότι η έξοδος του συστήματος θα είναι 1 για εισόδους της γραμμοσκιασμένης περιοχής. Ανάλογα, αν είχαμε χρησιμοποιήσει τρεις νευρώνες στο επίπεδο εισόδου, θα είχαμε τρεις τεμνόμενες ευθείες, οι οποίες δίνουν περιοχή σε τριγωνικό σχήμα. Για περισσότερους νευρώνες δημιουργείται πολύγωνο με ανάλογο πλήθος πλευρών. Όλα τα πολύγωνα αυτά είναι κυρτά επειδή σχηματίζονται από τις περιοχές της λογικής σύζευξης, επομένως είναι αποδεκτά πεδία λύσεων.

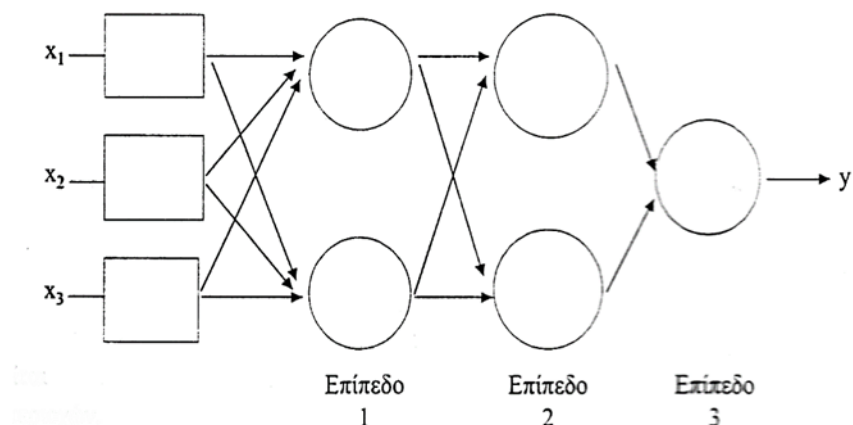


Σχήμα (14): Κυρτή περιοχή απόφασης που παράγεται από σύστημα δυο επιπέδων.

Η προσθήκη του νευρώνα του δεύτερου επιπέδου δίνει τη δυνατότητα να μπορεί το δίκτυο να αναπαραστήσει κι άλλες συναρτήσεις εκτός από τη λογική διάζευξη. Αυτό βέβαια προϋποθέτει τα w και τα θ να επιλεγούν σωστά. Επιπλέον, θα πρέπει τουλάχιστον ένας από τους νευρώνες του πρώτου επιπέδου να έχει έξοδο 1. Υπάρχουν 16 δυαδικές συναρτήσεις δυο παραμέτρων. Αν επιλεγούν σωστά τα θ και w , ένα δίκτυο με δυο επίπεδα έχει αποδειχθεί ότι μπορεί να αναπαραστήσει τις 14 από αυτές, δηλαδή όλες εκτός από τις X-OR και X-NOR, που είναι οι γραμμικά μη διαχωρίσιμες.

Ένα άλλο που πρέπει να σημειώσουμε είναι ότι δεν είναι απαραίτητο οι εισοδοί να έχουν δυαδικές τιμές. Ακόμα και μια είσοδος με συνεχείς τιμές μπορεί να αναπαραστήσει σημείο οπουδήποτε στο επίπεδο x - y . Στην περίπτωση αυτή το δίκτυο λειτουργεί ελαφρώς διαφορετικά. Υποδιαιρεί το επίπεδο σε συνεχείς περιοχές, κατ' αντίθεση στο να βγάζει έξοδο 0 ή 1. Η γραμμική διαχωρισιμότητα όμως σε κάθε περίπτωση έχει ως απαίτηση η έξοδος του νευρώνα στο δεύτερο επίπεδο να περιέχεται σ' ένα τμήμα του x - y επιπέδου που περικλείεται από ένα κυρτό πολύγωνο. Αν έχουμε δηλαδή δυο περιοχές P και Q που πρέπει να διαχωριστούν, τότε όλα τα σημεία της

περιοχής P πρέπει να περιέχονται σε ένα κυρτό πολύγωνο το οποίο δεν περιέχει κανένα σημείο του Q και αντιθέτως.



Σχήμα (15) : Δίκτυο τριών επιπέδων.

Στο Σχήμα (15) έχουμε ένα δίκτυο με τρία επίπεδα του οποίου οι ικανότητες εξαρτώνται από τον αριθμό των νευρώνων και από τα βάρη w . Εδώ δεν υφίστανται περιορισμοί κυρτότητας. Μια ομάδα κυρτών πολυγώνων αποτελεί την είσοδο στο τρίτο επίπεδο, ενώ ο λογικός συνδυασμός τους δεν είναι απαραίτητο να είναι κυρτός. Όσο αυξάνουμε το πλήθος των νευρώνων, ο αριθμός των πλευρών των πολυγώνων αντιδρά με τον ίδιο τρόπο.

Τα παραπάνω μας οδηγούν στο συμπέρασμα ότι έχει μεγάλη σημασία να ξεφύγουμε από την περίπτωση του ενός νευρώνα του στοιχειώδους αισθητήρα προς τα μοντέλα με τα πολλά επίπεδα. Παρόλα αυτά, για πολλά χρόνια δεν είχε επινοηθεί κανένας επιτυχής αλγόριθμος εκπαίδευσης τέτοιων δικτύων έτσι ώστε να μπορούν να ξεπεράσουν τους περιορισμούς τους.

4.4. Ικανότητα αποθήκευσης

Μια σκέψη που απασχόλησε τους επιστήμονες από την αρχή που δημιουργήθηκαν τα ΤΝΔ είναι το κατά πόσο θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν ως στοιχεία αποθήκευσης, όπως είναι η μνήμη των ηλεκτρονικών υπολογιστών. Μια μορφή αποθήκευσης πραγματοποιούν τα βάρη που ενώνουν τους νευρώνες, παίρνοντας τις κατάλληλες

τιμές. Υπήρξε όμως η ανησυχία μήπως ο αριθμός των bits που απαιτούνται για να αποθηκεύσουμε μια πληροφορία στα w του αισθητήρα είναι πολύ μικρότερος από αυτόν στη μνήμη του υπολογιστή. Οι Minsky-Pappert έδειξαν ότι ο αριθμός αυτός αυξάνει ταχύτερα από εκθετικά, ανάλογα με το μέγεθος του προβλήματος. Καταλήγουμε, δηλαδή, στο συμπέρασμα ότι τα συστήματα αυτά αναγκαστικά περιορίζονται σε προβλήματα μικρού μεγέθους, χωρίς να υπάρχει απαραίτητα ποσοτική σχέση που να συσχετίζει τις παραμέτρους αυτές.

4.5. Η εκπαίδευση του αισθητήρα

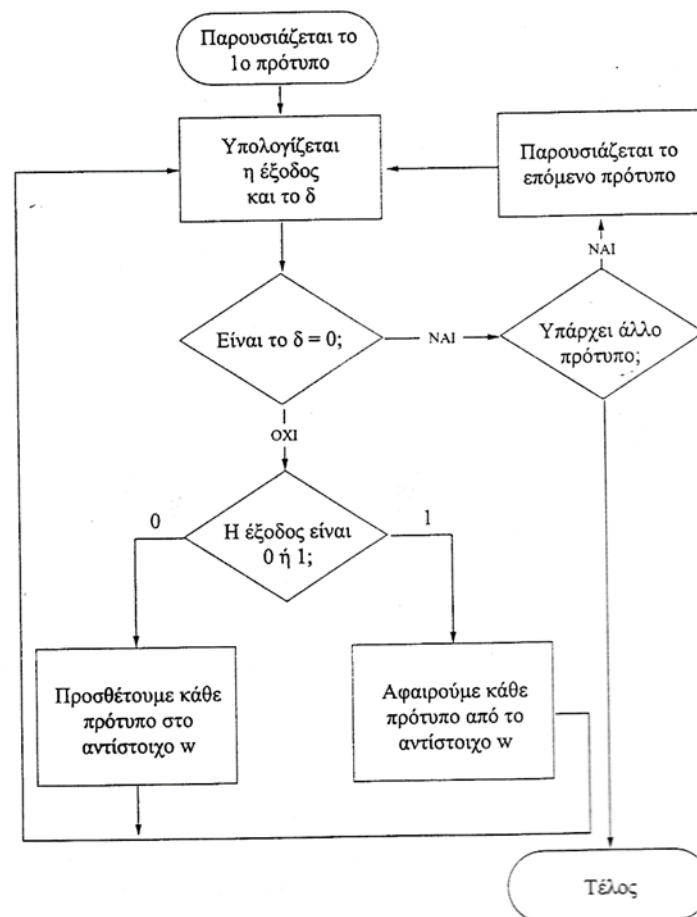
Είναι αναμφισβήτητο ότι η πιο σημαντική ικανότητα που έχουν τα ΤΝΔ είναι να μαθαίνουν και να εκπαιδεύονται. Άλλωστε η εμπειρία που αποκτούν στην προσπάθειά τους να δώσουν ως έξοδο το ζητούμενο σωστό αποτέλεσμα παίζει σημαντικό ρόλο στη μεταβολή των χαρακτηριστικών τους, όπως και στα βιολογικά ΝΔ.

Η εκπαίδευση ενός δικτύου δεν είναι πάντοτε εφικτή. Αν αποφανθούμε ότι μπορεί να αναπαραστήσει μια συνάρτηση, χρησιμοποιώντας το κριτήριο της γραμμικής διαχωρισιμότητας τότε μόνο μπορούμε να προχωρήσουμε. Η εκπαίδευση του δικτύου σημαίνει να μπορέσουμε να βρούμε τις κατάλληλες τιμές στα w και θ ώστε να αναγνωρίζει τα πρότυπα τα οποία έχουμε εισάγει. Μια τέτοια διαδικασία που να δίνει τα σωστά w και θ προτάθηκε πρώτη φορά από τον Rosenblatt.

Όπως είδαμε προηγουμένως, τα δυο είδη εκπαίδευσης είναι εποπτευόμενη ή μη εποπτευόμενη. Ο αισθητήρας ανήκει στο πρώτο. Ο αλγόριθμος για την εκπαίδευση είναι όμοιος με ό, τι περιγράψαμε νωρίτερα και μπορεί αν δημιουργηθεί με πρόγραμμα στον υπολογιστή. Δηλαδή, το σύστημα ξεκινά χωρίς να έχει καμία προηγούμενη γνώση. Επομένως, τα βάρη w_i αρχικά έχουν τυχαίες τιμές, π. χ. έχουν τιμές οι οποίες δίνονται από μια κατανομή ψευδοτυχαίων αριθμών και είναι όλα π. χ. στο διάστημα $0 < w < 1$. Όταν παρουσιάζουμε τα πρότυπα στο ΤΝΔ, το σύστημα έχει στο νου του ότι στοχεύει να εξάγει μια τιμή που να μην ξεπερνά ένα αποδεκτό σφάλμα που έχει νωρίτερα ορίσει ο χειριστής του Η/Υ. Τότε λέμε ότι μαθαίνει την πληροφορία που έχει μέσα του κάθε πρότυπο με το να μεταβάλλει τα βάρη του προς τη σωστή κατεύθυνση. Η διαδικασία αυτή μοιάζει με την εξάσκηση που υφίσταται ένα βιολογικό σύστημα όταν μαθαίνει μια διεργασία. Η ίδια λειτουργία θα συνεχίζεται μέχρις ότου το σύστημα μάθει το σήμα που του δόθηκε, δηλαδή όταν θα σταματήσει η μεταβολή των w . Οι τελικές τιμές τους αποθηκεύονται και χρησιμοποιούνται περαιτέρω. Μόνο σε αυτή τη φάση μπορούμε να μιλάμε για εκπαιδευμένο δίκτυο. Η διαδικασία αυτή είναι γενική και αποτελεί τον συνηθισμένο τρόπο εκπαίδευσης των ΤΝΔ, αλλά στη βιβλιογραφία μπορούμε να βρούμε διάφορες τεχνικές με τις οποίες αλλάζουμε τα w . Μια από αυτές είναι η περίπτωση της μεθόδου του κανόνα Δέλτα.

4.6. Η διαδικασία εκπαίδευσης σύμφωνα με τον Κανόνα Δέλτα

Η μέθοδος του κανόνα Δέλτα περιλαμβάνει ένα μεγάλο αριθμό κύκλων. Ως ένα κύκλο θεωρούμε όλη τη ακολουθία από την παρουσίαση των τιμών όλων των προτύπων στην είσοδο μέχρι το στόχο στην έξοδο και τη διόρθωση των τιμών w . Όταν ακολουθηθεί ο αλγόριθμος αυτός, μετά από ορισμένους κύκλους το δίκτυο θα μάθει και θα είναι έτοιμο να αναγνωρίζει καινούρια πρότυπα δίνοντας κάθε φορά τη σωστή απάντηση. Στο παρακάτω σχήμα βλέπουμε το διάγραμμα ροής της εκπαίδευσης ΝΔ με γενικό τρόπο.



Σχήμα (16) : Αλγόριθμος εκπαίδευσης του δικτύου.

Σύμφωνα με τον κανόνα Δέλτα, ορίζουμε ως παράμετρο δ τη διαφορά εξόδου και στόχου, δηλαδή

$$\delta = t - o \quad \text{Σχέση (5.6)}$$

όπου 't' είναι ο στόχος (από τη λέξη target) και 'o' η έξοδος (από τη λέξη output). Η εξίσωση (5.6) μας βοηθά στον υπολογισμό του δ , ενώ αν $\delta=0$, οπότε και το σφάλμα είναι 0, η έξοδος είναι σωστή και δεν γίνεται καμία διόρθωση (αυτό αντιστοιχεί σε απάντηση 'ναι' στο διάγραμμα ροής). Σε κάθε άλλη τιμή του δ θα γίνει διόρθωση (η απάντηση 'όχι'). Ακολούθως τίθεται το ερώτημα αν η έξοδος είναι 0 ή 1. Αν είναι 0 τότε η περίπτωση αντιστοιχεί σε $\delta>0$, επομένως προσθέτουμε την τιμή κάθε εισόδου στο αντίστοιχο w . Αν είναι 1 τότε έχουμε $\delta<0$ και αφαιρούμε την τιμή κάθε εισόδου από το w . Υπολογίζουμε τώρα την ποσότητα Δ :

$$\Delta_i = \eta \delta x_i \quad \text{Σχέση (5.7)}$$

Όπου 'x_i' είναι η τιμή του σήματος εισόδου και 'η' είναι μια σταθερά που δίνει το ρυθμό εκπαίδευσης. Ακολούθως:

$$w_{i(n+1)} = w_i(n) + \Delta_i \quad \text{Σχέση (5.8)}$$

όπου $w_i(n)$ είναι η τιμή του βάρους πριν τη διόρθωση στο βήμα n , $w_{i(n+1)}$ είναι η τιμή του βάρους μετά τη διόρθωση στο βήμα $n+1$ και Δ το ποσό της διόρθωσης. Ο κανόνας αυτός μεταβάλλει ένα βάρος w_i μόνο αν το σήμα $x_i=1$, αλλά δεν το μεταβάλλει αν $x_i=0$ διότι τότε $\Delta_i=0$. Επίσης, θα πρέπει $\delta \neq 0$, για να γίνει οποιαδήποτε μεταβολή. Η τιμή του η είναι συνήθως $0 < \eta < 1$. Ο χρόνος εκπαίδευσης είναι μεγάλος αν το η είναι μικρό, ενώ μικραίνει όταν το η είναι μεγαλύτερο.

Η εκπαίδευση αυτή δεν γίνεται σε ένα βήμα, αλλά ακολουθεί μια διαδικασία πολλών κύκλων, η οποία επαναλαμβάνεται πολλές φορές και κατά την οποία το δίκτυο βελτιώνει συνεχώς τις τιμές των βαρών του. Μετά από ένα πλήθος κύκλων που μπορεί να φτάσει και τις χιλιάδες, το δίκτυο έχει βρει τις κατάλληλες τιμές των w και έτσι έχει αναπτύξει τις ικανότητές του. Ακολούθως, η πρόοδος αυτή σταματά και λέμε ότι το δίκτυο έχει συγκλίνει. Αυτό σημαίνει ότι οι τιμές των w δεν αλλάζουν πλέον και αν όλα έχουν προχωρήσει καλά με τη σύγκλιση, το δίκτυο έχει εκπαιδευτεί σωστά. Υπάρχει όμως και το ενδεχόμενο να μην έχει επέλθει η εκπαίδευση ή αλλιώς το δίκτυο να μην έχει βρει το στόχο του.

Το σημαντικότερο μειονέκτημα του κανόνα Δέλτα είναι ότι οι μετατροπές των βαρών γίνονται μόνο για το επίπεδο εκείνο που προϋπάρχει της εξόδου. Επομένως, μπορεί να

εφαρμοστεί μόνο σε δίκτυα όπως ο αισθητήρας. Ακολουθεί αριθμητικό παράδειγμα για να γίνει πιο κατανοητή η συγκεκριμένη μέθοδος.

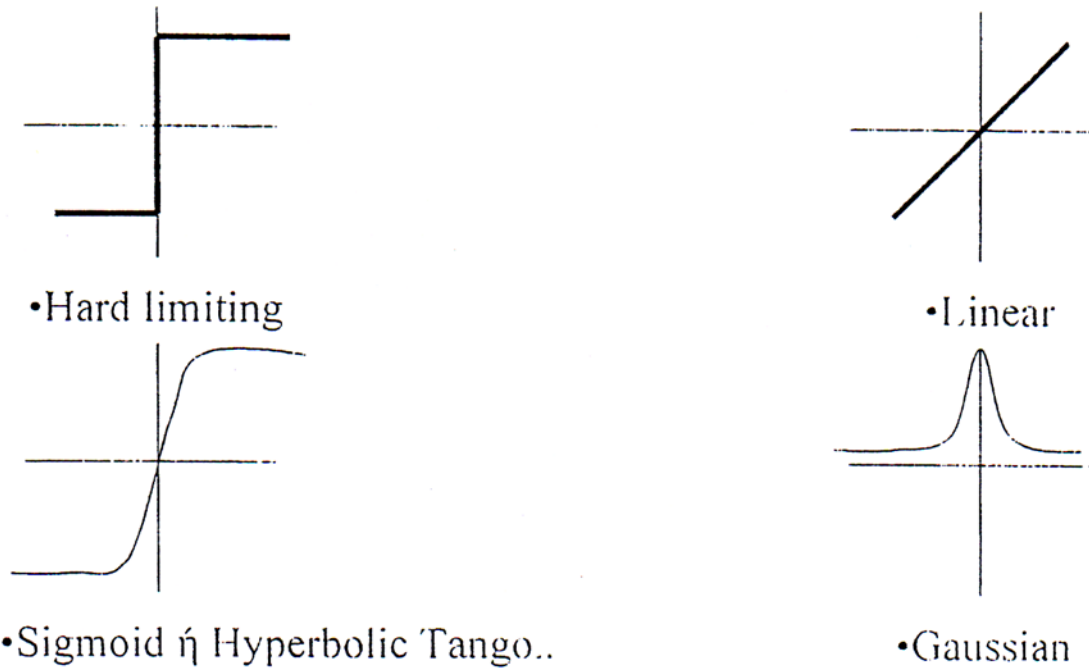
Παράδειγμα:

Έστω αισθητήρας της μορφής του σχήματος (12), με $w_1 = 0.3$ και $w_2 = 0.1$ τυχαίες αρχικές τιμές των βαρών, $\theta = 0.5$ τιμή κατωφλίου και ρυθμό εκπαίδευσης $\eta = 0.4$. Εισάγουμε σήμα $s = [3 \ -2]$ για το οποίο γνωρίζουμε ότι επιθυμητή έξοδος είναι το $t = 0$.

- Βήμα 1ο : Υπολογίζουμε το συνολικό σήμα που εισέρχεται στο νευρώνα, το οποίο δίνεται από τη σχέση $S = s_1w_1 + s_2w_2 = 3 \cdot 0.3 - 2 \cdot 0.1 = 0.7$.
- Βήμα 2ο : Πράγματι, ισχύει $S > \theta$ επομένως η έξοδος $o = 1$, θεωρώντας ότι ο νευρώνας επεξεργάζεται το σήμα με συνάρτηση μεταφοράς τη Heaviside.
- Βήμα 3ο : Άρα $\delta = t - o = 0 - 1 = -1$.
- Βήμα 4ο : Υπολογίζουμε την ποσότητα $\Delta_i = \eta \delta s_i$, επομένως $\Delta_1 = 0.4(-1)0.3 = -0.12$ και $\Delta_2 = 0.4(-1)(-2) = 0.8$.
- Βήμα 5ο : Τα νέα βάρη προκύπτουν από τη σχέση (5.8), άρα $w_{1'} = 0.3 - 0.12 = 0.18$ και $w_{2'} = 0.1 + 0.8 = 0.9$.

Στο σημείο αυτό έχει ολοκληρωθεί ένας πλήρης κύκλος εφαρμογής του κανόνα Δέλτα. Ακολουθούν πολλοί περισσότεροι προκειμένου να εκπαιδευτεί το δίκτυο, δηλαδή να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα δ .

Ωστόσο οφείλουμε να επισημάνουμε ότι, ενώ η συνάρτηση κατωφλίωσης Heaviside ενδείκνυται ως συνάρτηση ενεργοποίησης για τον αισθητήρα, υπάρχουν και άλλες (Σχήμα (17)) οι οποίες έχουν αποδειχθεί χρήσιμες σε άλλα είδη ΤΝΔ. Έτσι, η γραμμική (linear) θεωρείται ιδανική για το ΤΝΔ τύπου Adaline που είναι αισθητήρας με περισσότερες από δυο εισόδους. Οι σιγμοειδείς συναρτήσεις έχουν πολύ καλή συμπεριφορά σε πολυεπίπεδα δίκτυα και αποτελούν σημαντικό εργαλείο για τη μέθοδο οπισθοδιάδοσης όπως θα δούμε παρακάτω.



Σχήμα (17): Είδη συναρτήσεων ενεργοποίησης.

4.7. Προβλήματα κατά την εκπαίδευση

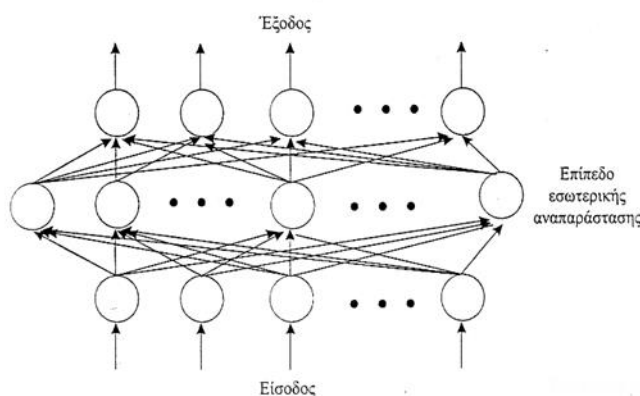
Οι διαδικασίες εκπαίδευσης δεν θεωρούνται ακόμα ιδανικές. Έχουν αρκετά προβλήματα, τα οποία ακόμη και σήμερα δεν έχουν απαντηθεί ικανοποιητικά. Είναι υποχρεωτικό το ΤΝΔ να μαθαίνει όλο το σύνολο των προτύπων που του παρουσιάζονται. Ένα άλλο ερώτημα είναι αν τα πρότυπα πρέπει να παρουσιάζονται με μια δεδομένη σειρά ή με τυχαίο τρόπο. Δεν υπάρχει συγκεκριμένη θεωρητική απάντηση σ'αυτό, που να καλύπτει όλους τους τύπους ΤΝΔ και όλες τις μεθόδους εκπαίδευσης. Επίσης, κανείς δεν μπορεί να γνωρίζει από πριν πόσους κύκλους χρειάζεται ένα ΤΝΔ για να εκπαιδευτεί. Ποιες πρέπει να είναι οι τιμές του η ; Σε όλα αυτά τα ερωτήματα οι απαντήσεις είναι εμπειρικές και συνήθως δίνονται με τη μέθοδο trial-and-error, κάνοντας δηλαδή δοκιμές με κάποιες λογικές τιμές, τις οποίες μεταβάλλουμε ανάλογα με τα αποτελέσματα που παίρνουμε, μέχρις ότου να είναι ικανοποιητικά. Το βασικό μειονέκτημα όλων των προτύπων του τύπου του αισθητήρα είναι ότι δεν επιτρέπουν να μεταβάλλονται τα βάρη σε περισσότερα από ένα επίπεδα. Ένα άλλο σημαντικό πρόβλημα που παρουσιάστηκε τα πρώτα χρόνια είναι ότι δεν υπήρχε και μαθηματικός τρόπος που να μεταφέρει τις αλλαγές των w από επίπεδο σε επίπεδο. Αυτό έγινε αργότερα με τη μέθοδο της οπισθοδιάδοσης.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 - ΜΕΘΟΔΟΣ ΟΠΙΣΘΟΔΙΑΔΟΣΗΣ ΤΟΥ ΛΑΘΟΥΣ

5.1. Οι πρώτες ιδέες

Όπως διαπιστώθηκε στην προηγούμενη παράγραφο, τα πρώτα και απλά ΤΝΔ δεν ήταν σε θέση να λύσουν ένα σημαντικό όγκο προβλημάτων και γρήγορα εγκαταλείφθηκαν. Ακολούθησαν τα ΤΝΔ πολλών επιπέδων για τα οποία αρχικά δεν υπήρχαν θεωρητικοί τρόποι για την εκπαίδευσή τους, μέχρι που εμφανίστηκε η μέθοδος οπισθοδιάδοσης. Η μέθοδος οπισθοδιάδοσης του λάθους (error backpropagation) είναι η πιο δημοφιλής μέθοδος σήμερα για την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ που αποτελείται από πολλά επίπεδα και έχει χρησιμοποιηθεί στις πιο πολλές εφαρμογές. Αρκετοί ήταν οι επιστήμονες που φάνηκε να έχουν ανεξάρτητα την ίδια ιδέα και γι'αυτό ως μέθοδος εμφανίζεται στη βιβλιογραφία σε διάφορες παραλλαγές, από τους Bryson και Ho, Werbos, Parker, αλλά διαφημίστηκε πολύ και προωθήθηκε από το έργο "Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition" των Rumelhart και McClelland, το οποίο ανακίνησε ιδιαίτερα το ενδιαφέρον σε όλη την περιοχή των ΤΝΔ. Ως τεχνική βασίζεται σε καθαρά μαθηματική θεώρηση η οποία δύναται να εφαρμοσθεί σε αρκετά πιο περίπλοκο ΤΝΔ από τον αισθητήρα. Ο αλγόριθμος μάθησης για πολλαπλά στρώματα είναι παραλλαγή του αλγορίθμου Widrow-Hoff για ένα νευρώνα. Το πρόβλημα ουσιαστικά ανάγεται στο να μπορούμε να επιφέρουμε τις κατάλληλες μεταβολές στα βάρη, στα ενδιάμεσα επίπεδα, εκεί όπου δεν υπάρχει στόχος και άρα δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια απλή τεχνική όπως είναι ο κανόνας Δέλτα.

Έχει αποδειχθεί ότι τρία στρώματα είναι αρκετά για να αντιμετωπίσουμε κάθε είδους πρόβλημα, δηλαδή το επίπεδο εισόδου, ένα κρυμμένο και αυτό της εξόδου, Σχήμα (18).



Σχήμα (18): Ένα δίκτυο με πολλαπλά επίπεδα.

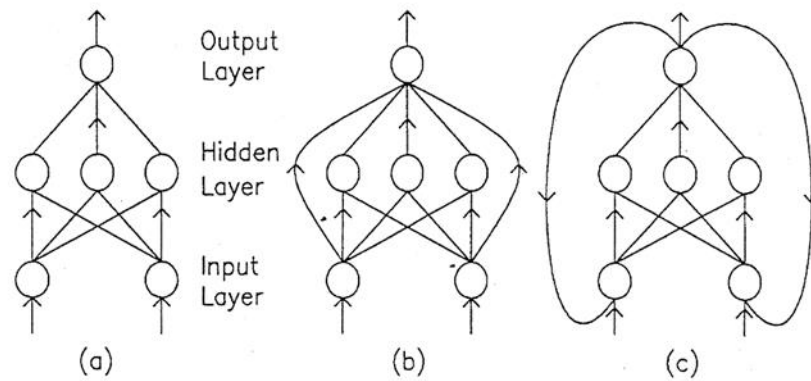
Ο λόγος που ονομάζεται κρυμμένο επίπεδο είναι ότι το επίπεδο αυτό δεν 'βλέπει' κατευθείαν την είσοδο ή την έξοδο, αλλά μόνο το εσωτερικό του ΤΝΔ. Απαιτείται

όμως πειραματισμός για να εντοπίσουμε το πλήθος των νευρώνων που θα εισάγουμε στο ενδιάμεσο στρώμα, ώστε να αποδίδεται με τον καλύτερο δυνατό τρόπο η επιθυμητή συνάρτηση μεταφοράς. Η κεντρική ιδέα της δομής και λειτουργίας αυτών των ΤΝΔ είναι σχετικά απλή. Το δίκτυο ξεκινά τη διαδικασία μάθησης από τυχαίες τιμές των βαρών του. Αν δώσει λάθος απάντηση, που είναι και το πιο πιθανό, τότε τα βάρη διορθώνονται ώστε το λάθος να γίνει μικρότερο. Η ίδια διαδικασία επαναλαμβάνεται πολλές φορές έτσι, ώστε σταδιακά το λάθος να ελαττωθεί μέχρις ότου γίνει πολύ μικρό και ανεκτό. Στο σημείο αυτό λέμε ότι το δίκτυο έχει μάθει τα παραδείγματα που του διδάξαμε με την ακρίβεια που θέλαμε να μάθει.

Ως συντομογραφία ενός πολυεπίπεδου ΤΝΔ χρησιμοποιείται ο εξής συμβολισμός: $p-m_1-m_2-\dots-m_n-n$, όπου p είναι ο αριθμός των εισόδων, n είναι ο αριθμός των εξόδων και m_i ένα κρυμμένο επίπεδο με i νευρώνες.

Στο Σχήμα (18) υπάρχει ένα μόνο ένα κρυμμένο επίπεδο αλλά θα μπορούσε να είναι δυο, τρία ή οποιοσδήποτε άλλος αριθμός. Γενικά δεν υπάρχει κανόνας ως προς τον αριθμό, τόσο των εσωτερικών επιπέδων όσο και των νευρώνων που περιέχονται σε αυτά. Η απάντηση αυτού του ερωτήματος είναι διαφορετική σε κάθε πρόβλημα. Για τον αριθμό των νευρώνων στην είσοδο και την έξοδο τα πράγματα είναι πιο εύκολα γιατί αντλούμε τις απαραίτητες πληροφορίες από τα δεδομένα του προβλήματος. Η είσοδος θα πρέπει να έχει τόσους νευρώνες όσες και οι συντεταγμένες του διανύσματος εισόδου. Όσον αφορά το κρυμμένο επίπεδο δεν υπάρχει καμία υπόδειξη. Ανάλογα με το πρόβλημα υπάρχουν εμπειρικοί κανόνες που βάζουν κάποια όρια στην αρχιτεκτονική του δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί σε μια πρακτική εφαρμογή. Έχει διαπιστωθεί λ. χ. ότι ένα δίκτυο δεν μπορεί να μάθει περισσότερα παραδείγματα από το διπλάσιο του αριθμού των βαρών του.

Αντίστοιχα, δεν υπάρχει συγκεκριμένος κανόνας για τη συνδεσμολογία. Σε μια περίπτωση, θα μπορούσε κάθε νευρώνας να είναι συνδεδεμένος με όλους τους άλλους, όλων των επιπέδων (μέγιστος αριθμός συνδέσεων). Σε άλλη περίπτωση, θα μπορούσε να είναι συνδεδεμένος με ένα μόνο νευρώνα (ελάχιστος αριθμός συνδέσεων). Αρκετά συνηθισμένες είναι οι ενδιάμεσες περιπτώσεις, όπου υπάρχουν μερικές συνδέσεις (Σχήμα (19)). Όπως είναι προφανές, ο αριθμός των συνάψεων στην πλήρη συνδεσμολογία είναι πολύ μεγάλος. Αν έχουμε N νευρώνες, τότε ο μέγιστος αριθμός συνδέσεων είναι $N(N-1)/2$.



Fully - connected
Feedforward

Partially – connected
Feedforward

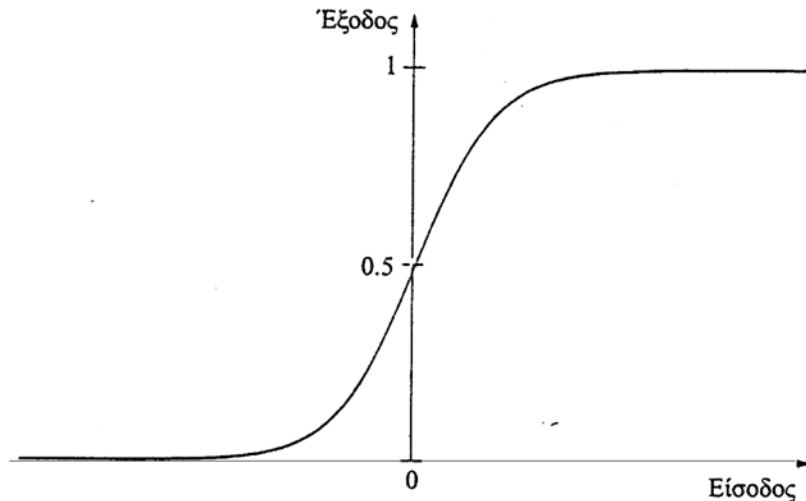
Feedback / Recurrent
Dynamical

Σχήμα (19): Τοπολογίες δικτύων

5.2. Η εκπαίδευση

Η διαδικασία εκπαίδευσης έχει την ίδια φιλοσοφία με αυτή του αισθητήρα, αλλά έχει μερικές ουσιώδεις διαφορές. Μια ομοιότητα είναι ότι το σήμα s έρχεται σε κάθε νευρώνα του επιπέδου εισόδου (το πρώτο επίπεδο) και πολλαπλασιάζεται επί το αντίστοιχο βάρος κάθε σύναψης. Επομένως, σε κάθε νευρώνα ορίζονται τα γινόμενα s_i , με $i = 1, 2, \dots, n$, όπου n το πλήθος των συνδέσεων. Η κυριότερη όμως διαφορά είναι ότι ενώ στον αισθητήρα το άθροισμα συγκρίνεται με το θ και συνήθως έχουμε συνάρτηση μεταφοράς με δυαδική μορφή, εδώ είναι απαραίτητο να χρησιμοποιούμε μια συνάρτηση με σιγμοειδή μορφή. Έστω ότι η τιμή της εξόδου θα είναι 'ο' (από το output). Μια συνάρτηση που χρησιμοποιείται συχνά είναι η:

$$o = 1 / (1 + e^{-s}) \quad \text{Σχέση (6.1)}$$



Σχήμα (20) : Η σιγμοειδής καμπύλη.

Η τιμή της συνάρτησης αυτής, όπως φαίνεται στο Σχήμα (20), και περιορίζεται πάντοτε στο διάστημα $0 < o < 1$, για οποιαδήποτε τιμή της εισόδου S . Αυτό είναι σημαντικό γιατί έτσι είμαστε βέβαιοι ότι δεν θα υπάρχουν περιπτώσεις όπου η έξοδος παίρνει μεγάλες τιμές ή απειρίζεται. Η καμπύλη αυτή ονομάζεται σιγμοειδής, λόγω του σχήματός της. Καταλαβαίνουμε ότι είναι ιδανική συνάρτηση γιατί συμπεριφέρεται καλά για όλα τα μεγέθη τιμών. Ακόμα και για μικρές τιμές του S η κλίση είναι μεγάλη κι έτσι η έξοδος δεν είναι σχεδόν 0. Μια άλλη ονομασία της συνάρτησης o είναι 'συμπιέζουσα συνάρτηση', επειδή συμπιέζει οποιαδήποτε τιμή του S , όσο μεγάλη κι αν είναι, στο διάστημα μεταξύ 0 και 1. Παρατηρούμε επίσης ότι η συνάρτηση αυτή είναι μη γραμμική, μια απαραίτητη προϋπόθεση για να μπορεί το δίκτυο να δημιουργήσει αναπαράσταση των σημάτων.

Κάτι άλλο για τη σιγμοειδή συνάρτηση που είναι απαραίτητο στη διαδικασία εκπαίδευσης είναι ότι πρέπει και η παράγωγός της να συμπεριφέρεται καλά, δηλαδή να έχει τις ιδιότητες που αναφέραμε παραπάνω. Η παράγωγος αυτή είναι:

$$\underline{o} = o(1-o) \text{ Σχέση (6. 2)}$$

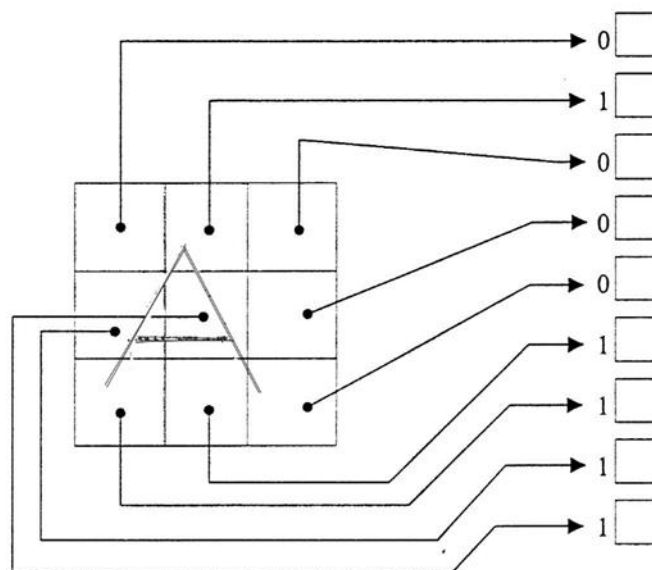
Μας διευκολύνει σημαντικά το να μπορούμε να υπολογίσουμε την παράγωγο της σιγμοειδούς συνάρτησης απευθείας από την ίδια τη συνάρτηση κυρίως ως προς την υλοποίηση σε hardware. Η συνολική διαδικασία εκπαίδευσης συνοψίζεται στα εξής 6 βήματα:

1. Εισάγουμε ένα πρότυπο στο επίπεδο εισόδου.
2. Υπολογίζουμε την έξοδο μέσω της σιγμοειδούς συνάρτησης.

3. Προωθούμε την έξοδο του πρώτου επιπέδου στο επόμενο επίπεδο (το κρυμμένο) και ακολούθως σε όλα τα επίπεδα μέχρι το τελικό επίπεδο εξόδου.
4. Στην έξοδο υπολογίζουμε το σφάλμα.
5. Ανάλογα με το σφάλμα που προκύπτει, μεταβάλλουμε τα βάρη ένα-ένα και επίπεδο-προς-επίπεδο, επιστρέφοντας από την έξοδο μέχρι την είσοδο.
6. Προχωρούμε στο επόμενο πρότυπο και ακολουθούμε την ίδια διαδικασία για όλα τα πρότυπα.

Τα έξι αυτά βήματα αποτελούν ένα κύκλο, δηλαδή ένα πέρασμα από την είσοδο μέχρι την έξοδο, μέσω των κρυμμένων επιπέδων και από την έξοδο πίσω στην είσοδο. Μετά το τέλος ενός κύκλου διόρθωσης των w επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία για πολλούς κύκλους, όσους χρειάζεται, έως ότου το σφάλμα να φτάσει να είναι πολύ μικρό. Η ανοχή για το σφάλμα δίνεται εκ των προτέρων και τυπικές τιμές είναι μερικές τις % μονάδες, λ. χ. 2 ή 5 %. Αυτό που ακόμα δεν αναφέραμε είναι το πώς διορθώνουμε τα βάρη, αλλά η διαδικασία αυτή θα περιγραφεί με λεπτομέρειες παρακάτω.

Ένα παράδειγμα ζεύγους προτύπου-στόχου δίνεται στο Σχήμα (21), όπου το γράμμα Α έχει σχεδιαστεί σε ένα πλέγμα.

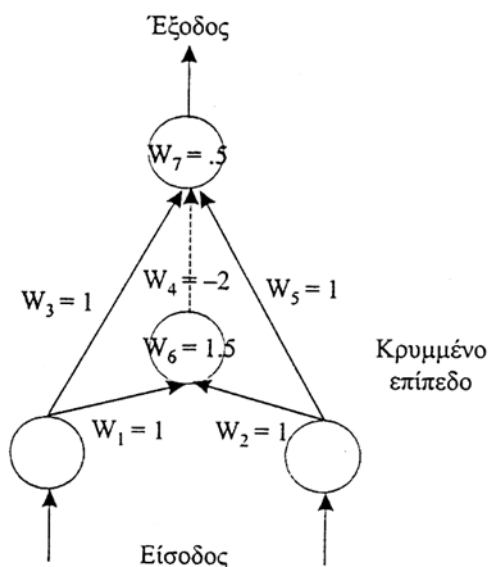


Σχήμα (21): Αναγνώριση προτύπου.

Αν οποιαδήποτε γραμμή ή τμήμα του γράμματος περνά από κάποιο τετραγωνάκι, τότε η είσοδος στον αντίστοιχο νευρώνα είναι 1, διαφορετικά η είσοδος είναι 0. Ως έξοδος μπορεί να είναι ένας αριθμός που παριστάνει το Α ή ένα άλλο σύνολο από 0 και 1. Για ολόκληρο το αλφάβητο θα χρειαζόμασταν 24 ζεύγη εκπαίδευσης του δικτύου, ένα ζεύγος για κάθε γράμμα.

5.3. Η μέθοδος εκπαίδευσης για γραμμικούς νευρώνες

Για να κατανοήσουμε καλύτερα και πιο εύκολα τη μέθοδο της οπισθοδρόμης διάδοσης θα δούμε μια εφαρμογή της σε ένα συγκεκριμένο παράδειγμα, το οποίο μάλιστα χρησιμοποιείται πολύ συχνά στη βιβλιογραφία. Πηγή για τον τρόπο με τον οποίο το παραθέτουμε αποτέλεσε το βιβλίο (1):



Σχήμα (22): Δίκτυο στο οποίο εφαρμόζεται η μέθοδος οπισθοδιάδοσης.

Στο Σχήμα (22) παρουσιάζουμε ένα δίκτυο με ένα κρυμμένο επίπεδο που περιέχει ένα νευρώνα. Οι αριθμοί στις συνάψεις είναι οι τιμές των βαρών. Οι αριθμοί μέσα στους νευρώνες είναι οι τιμές κατωφλίου. Δηλαδή εσωτερικά βάρη είναι μόνο τα w_6 , w_7 τα οποία για να δώσουν το επιθυμητό sw πολλαπλασιάζονται επί 1. Η τιμή $w_4 = -2$ από τον κρυμμένο νευρώνα στο νευρώνα εξόδου καθιστά το νευρώνα εξόδου μη-ενεργό όταν και οι δυο είσοδοι είναι ενεργοί ταυτόχρονα. Στο νευρώνα του κρυμμένου επιπέδου έχουμε $\theta = 1.5$, διότι έτσι ο νευρώνας αυτός θα πυροδοτεί μόνο όταν και οι δυο νευρώνες του πρώτου επιπέδου είναι ενεργοί. Η τιμή $\theta = 0.5$ στο νευρώνα εξόδου καθιστά το νευρώνα αυτό ενεργό μόνο όταν λαμβάνει θετικό σήμα μεγαλύτερο από 0.5. Από την πλευρά του νευρώνα εξόδου, ο νευρώνας του κρυμμένου επιπέδου φαίνεται ως μια ακόμα μονάδα εισόδου. Σε τέτοιο δίκτυο θα αναπτύξουμε τη μέθοδο οπισθοδιάδοσης αμέσως παρακάτω.

Πίνακας (2): Σύμβολα στις εξισώσεις της μεθόδου οπισθοδιάδοσης

w_{ij} το βάρος που συνδέει τους νευρώνες i και j

$\Delta_p w_{ij}$ η αλλαγή στο βάρος w_{ij} , μετά την παρουσίαση του προτύπου p

E_p το σφάλμα (διαφορά στόχου-εξόδου) στο πρότυπο p

t_{pj} ο στόχος στο νευρώνα j για το πρότυπο p

o_{pj} η έξοδος στο νευρώνα j για το πρότυπο p

x_{pi} το σήμα εισόδου στο νευρώνα i για το πρότυπο p

δ_{pj} η διαφορά ($t_{pj} - o_{pj}$)

Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη μαθηματική μέθοδο της ελαχιστοποίησης του σφάλματος με την τεχνική της πλέον απότομης καθόδου (steepest descent technique) στην επιφάνεια του σφάλματος, ένα πρόβλημα που ανήκει στη γενικότερη κατηγορία προβλημάτων επικλινούς καθόδου (gradient descent).

Αυτό που επιτελεί είναι να ελαχιστοποιεί το τετράγωνο της διαφοράς μεταξύ του σήματος που λαμβάνεται στην έξοδο και της επιθυμητής τιμής (στόχος), για όλους τους νευρώνες εξόδου και για όλα τα πρότυπα. Αυτό σημαίνει ότι η παράγωγος του σφάλματος ως προς κάθε βάρος w είναι ανάλογος προς τη μεταβολή της τιμής του βάρους, όπως δίνεται από τον κανόνα Δέλτα, με αρνητική σταθερά αναλογίας. Αυτό είναι ανάλογο με τη διαδικασία της πιο απότομης καθόδου (steepest descent) πάνω στην επιφάνεια που βρίσκεται μέσα στο χώρο των βαρών και στον οποίο χώρο το ύψος είναι ίσο με την τιμή του σφάλματος. Τα παραπάνω ισχύουν για γραμμικές μονάδες νευρώνων. Έτσι έχουμε:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (t_{pj} - o_{pj})^2 \text{ Σχέση (6.3)}$$

όπου E_p είναι το σφάλμα στο πρότυπο p , t_{pj} και o_{pj} είναι ο στόχος και η έξοδος του νευρώνα j για το πρότυπο p . Το συνολικό σφάλμα E είναι το άθροισμα των σφαλμάτων όλων των προτύπων:

$$E = \sum E_p \text{ Σχέση (6.4)}$$

Παρατηρούμε ότι παίρνουμε το τετράγωνο της διαφοράς και όχι την διαφορά και επίσης το $\frac{1}{2}$ της ποσότητας αυτής. Ο λόγος είναι ότι χρειαζόμαστε την απόλυτη τιμή του σφάλματος και όχι αν το σφάλμα είναι θετικό ή αρνητικό. Ο παράγων $\frac{1}{2}$ είναι μια

αυθαίρετη σταθερά που δεν επηρεάζει την ανάπτυξη. Για γραμμικές μονάδες εφαρμόζουμε τον κανόνα Δέλτα και ουσιαστικά έχουμε μια επικλινή κάθοδο (gradient descent) στο E. Θα δείξουμε ότι:

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} \times x_{pi} \text{ Σχέση (6.5)}$$

που είναι ποσότητα ανάλογη του Δw_{ji} . Όταν δεν υπάρχουν κρυμμένες μονάδες, τότε η παράγωγος υπολογίζεται αμέσως. Χρησιμοποιούμε τον κανόνα αλυσίδας και γράφουμε την παράγωγο ως γινόμενο άλλων παραγώγων, μια παράγωγο του σφάλματος ως προς την έξοδο του νευρώνα επί μια παράγωγο της εξόδου ως προς το βάρος.

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial w_{ji}} \text{ Σχέση (6.6)}$$

Η πρώτη παράγωγος μας λέει πώς αλλάζει το σφάλμα ως προς την έξοδο του j νευρώνα, ενώ το δεύτερο τμήμα μας λέει πόσο η μεταβολή του w_{ji} αλλάζει αυτή την έξοδο. Έτσι υπολογίζουμε κατευθείαν τις παραγώγους:

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) = -\delta_{pj} \text{ Σχέση (6.7)}$$

Η συνεισφορά του νευρώνα j στο σφάλμα είναι ανάλογη του δ_{pj} . Αφού έχουμε γραμμικές μονάδες:

$$o_{pj} = \sum_j w_{ji} x_{pi} \text{ Σχέση (6.8)}$$

καταλήγουμε ότι:

$$-\frac{\partial o_{pj}}{\partial w_{ji}} = x_{pi} \text{ Σχέση (6.9)}$$

Αντικαθιστώντας στην εξίσωση (6.6) βλέπουμε ότι:

$$-\frac{\partial E}{\partial w_{pj}} = \delta_{pj} \cdot x_{pi} \quad \text{Σχέση (6.10)}$$

όπως ακριβώς θέλουμε. Συνδυάζοντας αυτή την τελευταία εξίσωση με την παρατήρηση ότι:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{pj}} = \sum \frac{\partial E}{\partial E_p} \quad \text{Σχέση (6.11)}$$

οδηγούμαστε στο συμπέρασμα ότι η μεταβολή στο w_{ij} μετά από ένα πλήρη κύκλο, όπου παρουσιάζουμε όλα τα πρότυπα, είναι ανάλογη προς την παράγωγο αυτή και ως εκ τούτου ο κανόνας Δέλτα εφαρμόζει μια επικλινή κάθοδο στο E . Κανονικά τα βάρη δεν πρέπει να αλλάζουν κατά τη διάρκεια του κύκλου που παρουσιάζουμε τα διάφορα πρότυπα, αλλά μόνο στο τέλος του κύκλου. Αν όμως ο ρυθμός εκπαίδευσης είναι μικρός, δεν δημιουργείται μεγάλο σφάλμα και ο κανόνας Δέλτα δουλεύει σωστά. Τελικά με τον τρόπο αυτό θα βρούμε τις τιμές των w που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση σφάλματος.

5.4. Η μέθοδος εκπαίδευσης για μη-γραμμικούς νευρώνες

Δείξαμε πως ο κανόνας Δέλτα επιφέρει επικλινή κάθοδο στο τετράγωνο του αθροίσματος του σφάλματος για γραμμικές συναρτήσεις ενεργοποίησης. Αν δεν έχουμε κρυμμένα επίπεδα, η επιφάνεια σφάλματος είναι σαν μια κοιλάδα με ένα μόνο ελάχιστο και έτσι η επικλινή μέθοδος πάντοτε θα βρίσκει τις καλύτερες τιμές για τα βάρη. Στην περίπτωση όμως με τα κρυμμένα επίπεδα δεν είναι προφανές πώς υπολογίζονται οι παράγωγοι. Η επιφάνεια σφάλματος δεν είναι κοίλη προς τα πάνω κι έτσι υπάρχει η πιθανότητα να βρεθούμε σε ένα τοπικό ελάχιστο. Υπάρχει, όπως θα δούμε παρακάτω, ένας αποτελεσματικός τρόπος για τον υπολογισμό των παραγώγων, αλλά ακόμα και το πρόβλημα των τοπικών ελαχίστων συνήθως δεν είναι καταστροφικό. Πάντα έχουμε τρόπους να το ξεπεράσουμε και τελικά να πετύχουμε την εκπαίδευση του δικτύου.

Χρησιμοποιούμε και πάλι δίκτυα με δομές πολλαπλών επιπέδων και στα οποία το σήμα μεταδίδεται πάντα προς την ίδια κατεύθυνση, από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου (feedforward). Υπολογίζεται σε κάθε νευρώνα η συνάρτηση ενεργοποίησης, χρησιμοποιώντας τη μη-γραμμική σιγμοειδή συνάρτηση, παίρνοντας ως είσοδο την έξοδο του προηγούμενου επιπέδου και δίνοντας ως έξοδο στο επόμενο επίπεδο την υπολογιζόμενη τιμή. Για μια τέτοια μη-γραμμική συνάρτηση η έξοδος είναι:

$$S_{pj} = \sum w_{ji} o_{pi} \text{ Σχέση (6.12)}$$

όπου o_{pi} είναι το σήμα εισόδου στο νευρώνα i . Έτσι θα πρέπει:

$$o_{pj} = f_j(S_{pj}) \text{ Σχέση (6.13)}$$

όπου η f είναι διαφορίσιμη και αύξουσα συνάρτηση. Γραμμικές συναρτήσεις εδώ δεν επαρκούν, διότι η παράγωγός τους είναι άπειρη στο κατώφλι και 0 στα άλλα σημεία. Θεωρούμε λοιπόν ότι:

$$\Delta_p w_{ji} \approx - \frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} \text{ Σχέση (6.14)}$$

όπου $\Delta_p w_{ji}$ είναι η αλλαγή που θα γίνει στο βάρος w το οποίο συνδέει τους νευρώνες i και j , μετά από παρουσίαση του προτύπου p . Επίσης E είναι η συνάρτηση σφάλματος. Θέτουμε κι εδώ την παράγωγο αυτή ως γινόμενο δυο παραγώγων, μια που δίνει τη μεταβολή του σφάλματος ως προς τη μεταβολή της τιμής εισόδου και μια που δίνει τη μεταβολή της τιμής εισόδου ως προς τη μεταβολή του βάρους. Έτσι:

$$\frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} = \frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} \frac{\partial S_{pj}}{\partial S_{pj}} \text{ Σχέση (6.15)}$$

Με την εξίσωση (6.12) βλέπουμε ότι:

$$\frac{\partial S_{pj}}{\partial S_{pj}} = \frac{\partial}{\partial S_{pj}} \sum w_{jk} o_{pk} = o_{pi} \text{ Σχέση (6.16)}$$

Ορίζουμε ότι:

$$\delta_{pj} = - \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \text{ Σχέση (6.17)}$$

Ο ορισμός αυτός θα μπορούσε να θεωρηθεί αυστηρά ως αυθαίρετος, αλλά αν προσέξουμε λίγο βλέπουμε ότι είναι ανάλογος με τον ορισμό της εξίσωσης (6. 7), όπου $\delta_{pj} = o_{pj} - t_{pj}$, καθώς $o_{pj} = S_{pj}$ όταν οι νευρώνες είναι γραμμικοί. Η εξίσωση λοιπόν (6.15) γίνεται:

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = \delta_{pj} o_{pi} \text{ Σχέση (6.18)}$$

Αυτό δηλώνει ότι για να εφαρμόσουμε την επικλινή κάθοδο ως προς E θα πρέπει να κάνουμε τις αλλαγές στα w ως εξής:

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi} \text{ Σχέση (6.19)}$$

όπως ακριβώς και στον συνήθη κανόνα Δέλτα. Η μορφή της εξίσωσης (6. 19) δίνει το γενικευμένο 'κανόνα Δέλτα', όπου Δ_p είναι το Δ του προτύπου p. Τώρα πρέπει να υπολογίσουμε τα σωστά δ_{pj} για κάθε νευρώνα του δικτύου. Θα αποδείξουμε τώρα μια αναδρομική σχέση γι' αυτά τα δ , με την οποία μπορούμε να προωθήσουμε το σφάλμα προς τα πίσω, δηλαδή από την έξοδο προς την είσοδο. Θέτουμε κι εδώ την παράγωγο αυτή ως γινόμενο δυο παραγώγων, μια που δίνει τη μεταβολή του σφάλματος ως συνάρτηση της εξόδου και μια που δίνει τη μεταβολή της εξόδου ως συνάρτηση της μεταβολής της εισόδου. Έτσι έχουμε:

$$\delta_{pj} = - \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = - \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial i_{pj}} \text{ Σχέση (6. 20)}$$

Αλλά από την εξίσωση (6.13) έχουμε ότι:

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial S_{pj}} = f'_j(S_{pj}) \text{ Σχέση (6.21)}$$

που είναι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης για το νευρώνα j, υπολογιζόμενη στο σήμα εισόδου S_{pj} στο νευρώνα αυτό. Τώρα υπολογίζουμε την παράγωγο στην εξίσωση του δ_{pj} . Τον παράγοντα αυτό τον υπολογίζουμε διαφορετικά αν ο νευρώνας βρίσκεται στο επίπεδο εξόδου ή είναι εσωτερικός. Στην πρώτη περίπτωση έχουμε:

$$\frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) \text{ Σχέση (6.22)}$$

που είναι το ίδιο αποτέλεσμα όπως με το συνήθη κανόνα Δέλτα. Αντικαθιστώντας τους δυο παράγοντες στην εξίσωση (6.20) παίρνουμε:

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(S_{pj}) \text{ Σχέση (6.23)}$$

για νευρώνες που είναι στο επίπεδο εξόδου. Για νευρώνες που είναι εσωτερικοί υπάρχει το πρόβλημα ότι δεν υπάρχει t_{pj} , δηλαδή δεν έχουμε τιμές των στόχων. Στην περίπτωση αυτή χρησιμοποιούμε και πάλι τον κανόνα αλυσίδας και έχουμε:

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial S_{pk}} \frac{\partial S_{pk}}{\partial o_{pj}} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial S_{pk}} \sum_i w_{ki} o_{pi} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} w_{kj} = - \sum_k \delta_{pk} w_{kj}$$

$$\frac{\partial S_{pk}}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial S_{pk}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial S_{pk}} \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \text{ Σχέση (6.24)}$$

Αντικαθιστώντας παρομοίως στην εξίσωση (6.20) παίρνουμε

$$\delta_{pj} = f'_j(S_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \text{ Σχέση (6. 25)}$$

η οποία εξίσωση αφορά εσωτερικούς νευρώνες. Οι εξισώσεις (6.23) και (6.24) δίνουν τον τρόπο με τον οποίο υπολογίζονται όλα τα δ , για όλους τους νευρώνες στο δίκτυο και τα οποία χρησιμοποιούνται για να υπολογίσουμε τη μεταβολή στα w σε όλο το δίκτυο. Η διαδικασία αυτή θεωρείται ότι είναι ένας γενικευμένος κανόνας Δέλτα, για μη-γραμμικούς νευρώνες.

Ως περίληψη, η παραπάνω διαδικασία μπορεί να συνοψισθεί σε τρεις εξισώσεις. Πρώτα εφαρμόζουμε το γενικευμένο κανόνα Δέλτα με τον ίδιο τρόπο όπως και τον γενικό κανόνα. Το w σε κάθε επίπεδο αλλάζει κατά μια ποσότητα που είναι ανάλογη του σήματος σφάλματος δ , και ανάλογος επίσης της εξόδου o . Δηλαδή,

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi} \quad \text{Σχέση (6.26)}$$

Οι άλλες δυο εξισώσεις δίνουν το σήμα του σφάλματος. Η διαδικασία του υπολογισμού του είναι μια κυκλική διαδικασία που ξεκινά από το επίπεδο εξόδου. Για ένα νευρώνα στο επίπεδο εξόδου το σφάλμα είναι:

$$\delta_{pj} = f'_j(S_{pj}) \sum \delta_{pk} w_{kj} \quad \text{Σχέση (6.27)}$$

όπου $f'_j(S_{pj})$ είναι η παράγωγος της συνάρτησης ενεργοποίησης. Για νευρώνες στα κρυμμένα επίπεδα δίνεται από:

$$\delta_{pj} = f'_j(S_{pj}) \sum \delta_{pk} w_{kj} \quad \text{Σχέση (6.28)}$$

Οι τρεις αυτές εξισώσεις αποτελούν ένα κύκλο για την εκπαίδευση του δικτύου και επιφέρουν μόνο μια αλλαγή σε κάθε w . Το σύστημα ακολούθως επαναλαμβάνει τόσους κύκλους όσοι του χρειάζονται για να εκπαιδευτεί.

6.5. Προσομοίωση του προβλήματος X-OR

Ας δούμε λοιπόν τώρα μια λεπτομερή λύση του προβλήματος X-OR, όπου είδαμε ότι δεν μπορούμε να το λύσουμε με δίκτυο ενός ή δυο επιπέδων. Προτείνοντας μια δομή που να έχει ένα κρυμμένο επίπεδο, όπως περιγράφηκε παραπάνω, καταλήγουμε στο ίδιο το Σχήμα (21). Χρησιμοποιούμε την εξίσωση (6.29) για τον υπολογισμό των εξόδων από κάθε νευρώνα ως εξής:

$$1 + e^{-(\sum_{ji} w_{ji} o_{pi} + \theta_j)} \quad \text{Σχέση (6. 29)}$$

όπου θ_j είναι η παράμετρος προδιάθεσης που παίζει το ρόλο του κατωφλίου ή του εσωτερικού βάρους του νευρώνα. Οι τιμές θ_j θα διδαχθούν στο δίκτυο όπως και οι τιμές των βαρών. Στην εξίσωση (6. 29) το ρόλο του θ παίζουν τα βάρη w_6 και w_7 . Εδώ, να θυμηθούμε ότι το θ στην εξίσωση δεν πολλαπλασιάζεται επί την τιμή του σήματος s , όπως γίνεται συνήθως, αλλά πολλαπλασιάζεται επί το 1. Οι δυο νευρώνες της εισόδου δεν έχουν εσωτερικά βάρη, κι έτσι δεν υπάρχει ο όρος αυτός στην εξίσωση (6.29). Η εξίσωση της παραγώγου είναι ίδια με την εξίσωση (6.2). Προκύπτει λοιπόν ότι:

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial \theta_j} = o_{pj} (1 - o_{pj}) \quad \text{Σχέση (6. 30)}$$

Επίσης οι εξισώσεις των δ είναι ίδιες. Και πάλι χωρίζουμε τις δυο διαφορετικές περιπτώσεις και για τις μονάδες εξόδου έχουμε:

$$d_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) o_{pj} (1 - o_{pj}) \quad \text{Σχέση (6. 31)}$$

ενώ για εσωτερικές μονάδες έχουμε:

$$\delta_{pj} = o_{pj} (1 - o_{pj}) \sum \delta_{pk} w_{kj} \quad \text{Σχέση (6. 32)}$$

Η παράγωγος $o_{pj} (1 - o_{pj})$ έχει μέγιστο για $o_{pj} = 0.5$ και πλησιάζει το ελάχιστό της όταν το o_{pj} πλησιάζει το 0 ή το 1, καθ' ότι $0 < o_{pj} < 1$. Αυτό συμβαίνει διότι η παράγωγος είναι η κλίση της συνάρτησης και όπως βλέπουμε στη γραφική παράσταση της συνάρτησης στο Σχήμα (19) τη μεγαλύτερη κλίση η καμπύλη την έχει εκεί όπου η έξοδος είναι 0.5. Ανάλογα, τη μικρότερη κλίση (σχεδόν 0) την έχει στα δυο άκρα της καμπύλης, δεξιά και αριστερά.

Η μεταβολή σε ένα w είναι ανάλογη με την παράγωγο αυτή κι έτσι τα w θα μεταβάλλονται περισσότερο για την περίπτωση που έχουμε μια μεσαία τιμή, δηλαδή κοντά στο 0.5 ενώ ακόμη δεν έχει αποφασισθεί αν ο νευρώνας θα είναι ενεργός ή μη ενεργός. Αυτό το χαρακτηριστικό δίνει τη σταθερότητα της λύσης του συστήματος.

Πρέπει επίσης να σημειώσουμε ότι όταν ελέγχουμε για τιμές εξόδου 0 ή 1, είναι αδύνατο να περιμένουμε να πάρουμε ακριβώς τις τιμές αυτές. Ίσως αυτό να ήταν εφικτό αν θεωρήσουμε άπειρο αριθμό κύκλων ή ότι τα w τείνουν στο άπειρο. Συνήθως μια συμφωνία της τάξης του 10% είναι ικανοποιητική.

Είδαμε ότι οι μεταβολές που επιφέρονται στα βάρη είναι ανάλογες της ποσότητας $\theta E_p / \theta w$. Στη σωστή μέθοδο με επικλινή κάθοδο υπεισέρχεται μια σταθερά, το η , που αντιπροσωπεύει το ρυθμό εκπαίδευσης του δικτύου. Όσο αυξάνει το η τόσο μεγαλύτερες είναι οι μεταβολές στα w και τόσο γρηγορότερα το δίκτυο εκπαιδεύεται. Αν όμως το η γίνει πολύ μεγάλο τότε υπάρχει το ενδεχόμενο να οδηγηθούμε σε ταλαντώσεις. Ένας τρόπος να αυξήσουμε το ρυθμό εκπαίδευσης αποφεύγοντας τις δυσμενείς συνέπειες είναι να συμπεριλάβουμε έναν όρο που δηλώνει την ορμή του συστήματος. Έτσι η νέα εξίσωση μεταβολής των βαρών γίνεται:

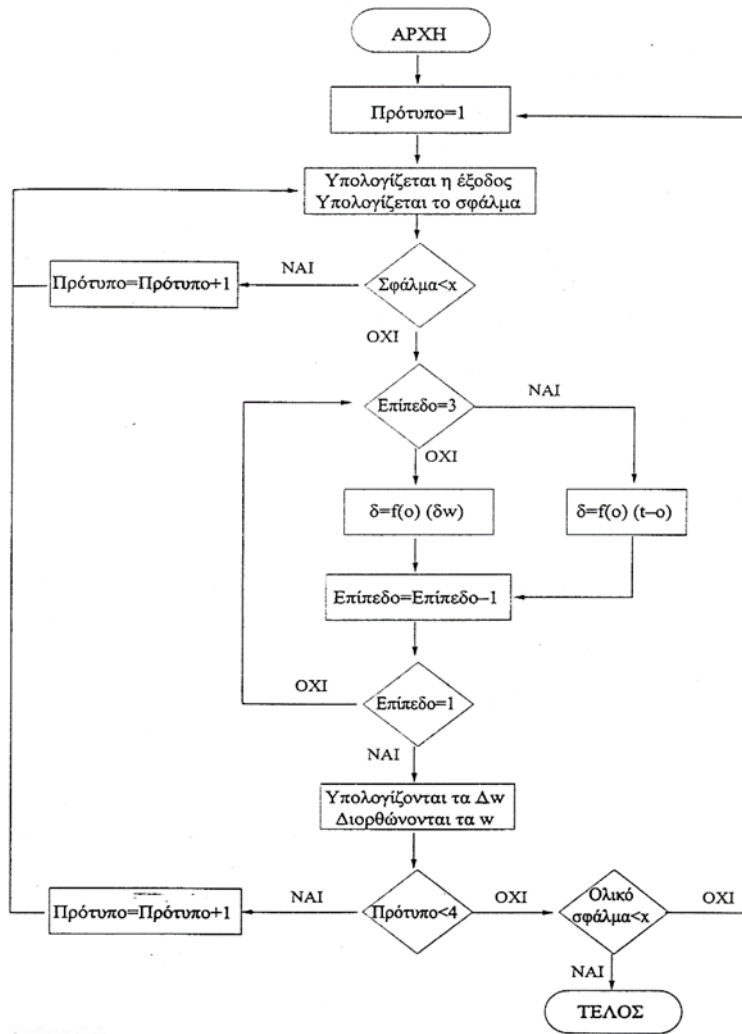
$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_{pj} o_{pi} + \alpha \Delta w_{ji}(n) \quad \text{Σχέση (6.33)}$$

όπου το n δηλώνει τον κύκλο, η το ρυθμό εκπαίδευσης και α είναι η σταθερά που λαμβάνει υπόψη τις προηγούμενες μεταβολές των w όταν υπολογίζει τη νέα, για την οποία συνήθως παίρνουμε την τιμή 0.9. Πρόκειται για μια μορφή ορμής του

συστήματος που ουσιαστικά φιλτράρει μεταβολές υψηλής συχνότητας στην επιφάνεια σφάλματος.

Τέλος, υπάρχουν ζητήματα που πρέπει να διευκρινιστούν όσον αφορά τη διαδικασία παρουσίασης των προτύπων και τον τρόπο διόρθωσης των βαρών. Έχει σημασία η σειρά παρουσίασης των προτύπων στην είσοδο ή μπορούμε να τα εναλλάσσουμε με τυχαίο τρόπο; Και οι δυο τρόποι χρησιμοποιούνται σήμερα, επομένως η απάντηση είναι ότι εξαρτάται από το πρόβλημα. Υπάρχουν επίσης δυο τρόποι σχετικά με το πότε γίνεται η διόρθωση των βαρών κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του δικτύου. Ο πρώτος είναι να γίνεται μετά από κάθε πέρασμα για κάθε πρότυπο (sequential mode of training) και επομένως μόλις παρουσιάσουμε το δεύτερο πρότυπο θα χρησιμοποιήσουμε τα αλλαγμένα w από το πρώτο κ. ο. κ. Ο δεύτερος τρόπος είναι να κάνουμε τις αλλαγές στα w μετά την παρουσίαση όλων των προτύπων (batch mode of training). Από τους δυο αυτούς τρόπους, ο πρώτος είναι συνήθως προτιμότερος γιατί συγκλίνει πιο γρήγορα και χρειάζεται μικρότερη μνήμη για αποθήκευση. Επιπλέον, είναι περισσότερο στοχαστικός και επομένως είναι λιγότερο πιθανό το δίκτυο να πέσει σε τοπικό ελάχιστο. Ο δεύτερος όμως τρόπος είναι πιο εύκολος στην υλοποίησή του με παράλληλη επεξεργασία και επίσης μπορούμε να κάνουμε θεωρητική πρόβλεψη για το πότε το δίκτυο θα συγκλίνει. Παρόλα αυτά ο πρώτος τρόπος χρησιμοποιείται πιο συχνά.

Συνοψίζοντας λοιπόν τη λύση του προβλήματος X-OR, δίνουμε το διάγραμμα ροής για εισαγωγή 4 προτύπων:



Σχήμα (23): Διάγραμμα ροής του αλγόριθμου επίλυσης του XOR.

5.6. Αριθμητική Εφαρμογή ενός κύκλου εκπαίδευσης

Θα δούμε μια εφαρμογή της μεθόδου της οπισθοδιάδοσης μέχρι τη συμπλήρωση ενός πλήρη κύκλου. Έστω ΝΔ 2-2-1, δηλαδή με 2 νευρώνες στην είσοδο, 2 στο κρυμμένο επίπεδο και 1 στην έξοδο. Θεωρούμε ότι έχει πλήρη συνδεσμολογία, αλλά μόνο από επίπεδο σε επίπεδο. Οι τιμές των βαρών και των καταφλίων φαίνονται στο Σχήμα (24) και ο ρυθμός εκπαίδευσης είναι $\eta=0,25$.

$$o_1=0,1 \quad w_{11}=0,2 \quad \theta_1=0,5$$

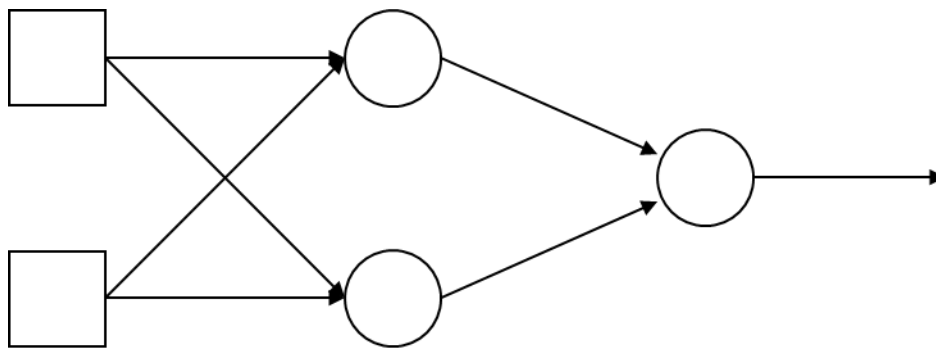
$$w_{21}=0,3$$

$$w_{12}=0,3$$

$$\theta_3=0,5 \quad t=0,8$$

$$w_{13}=0,2$$

$$o_2=0,8 \quad w_{14}=0,2 \quad \theta_2=0,5 \quad w_{22}=0,3$$



Σχήμα (24) : ΝΔ 2-2-1

Παρατηρούμε ότι οι είσοδοί μας έχουν τιμές 0, 1 και 0, 8, επομένως:

- Βήμα 1^ο : το σήμα που φθάνει στους νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου είναι:
για τον 1^ο νευρώνα: $s_1 = w_{11}o_1 + w_{13}o_2 = 0,2 \cdot 0,1 + 0,2 \cdot 0,8 = 0,18$
και για τον 2^ο : $s_2 = w_{12}o_1 + w_{14}o_2 = 0,3 \cdot 0,1 + 0,2 \cdot 0,8 = 0,19$.
- Βήμα 2^ο : Λόγω της σιγμοειδούς συνάρτησης (6. 29), οι αντίστοιχες έξοδοι στους νευρώνες του κρυμμένου επιπέδου γίνονται: $o_1 = 1/(1+e^{-(s_1+\theta)}) = 1/(1+e^{-(0,18+0,5)}) = 0,5572$ και $o_2 = 1/(1+e^{-(0,19+0,5)}) = 0,5597$.
- Βήμα 3^ο : Άρα το σήμα που φθάνει στο νευρώνα της εξόδου από την πρώτη σύναψη είναι $w_{21} \cdot o_1 = 0,3 \cdot 0,5572 = 0,1672$ και από τη δεύτερη $w_{22} \cdot o_2 = 0,3 \cdot 0,5597 = 0,1679$.
- Βήμα 4^ο : Το συνολικό εισερχόμενο σήμα για τον τελευταίο νευρώνα είναι το άθροισμα των δυο παραπάνω: $0,1672 + 0,1679 = 0,3351$. Η τελική έξοδος είναι, σύμφωνα με τη σχέση (6. 29), $o = 1/(1+e^{-(0,3351-0,5)}) = 0,6974$.

- Βήμα 5^ο :Στο σημείο αυτό υπολογίζουμε το σφάλμα $\delta=t-o=0,8-0,6974=0,1026$.
- Βήμα 6^ο :Επομένως, από τη σχέση (6. 26), η διαφορά των βαρών είναι $\Delta w=\eta \cdot \delta \cdot o=0,25 \cdot 0,1026 \cdot 0,6974=0,0179$. Τα νέα βάρη στις συνάψεις θα είναι τα παλιά μείον το Δw , άρα $w_{11}=w_{13}=w_{14}=0,2-0,0179=0,1821$ και $w_{12}=w_{21}=w_{22}=0,3-0,0179=0,2821$.

Ως εδώ έχει συμπληρωθεί ένας πλήρης κύκλος της μεθόδου οπισθοδιάδοσης. Με τα νέα βάρη πλέον μπορούμε να συνεχίσουμε για το δεύτερο μέχρις ότου κρίνουμε ότι έχει γίνει καλή προσέγγιση του στόχου μας t .

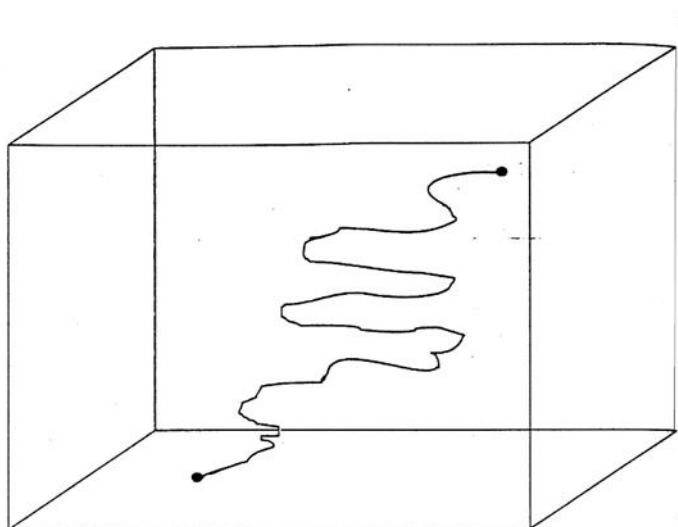
5.7. Μειονεκτήματα και προβλήματα

Παρά τη μεγάλη επιτυχία της μεθόδου οπισθοδιάδοσης, υπάρχει πιθανότητα η μέθοδος να αποτύχει ή καλύτερα να μην επιτύχει με την πρώτη προσπάθεια. Σε αυτές τις περιπτώσεις συνήθως χρειάζεται να αλλάξουμε τιμές παραμέτρων, αρχικές συνθήκες κ. τ. λ. μέχρις ότου διορθωθεί το πρόβλημα.

Άλλες φορές ο χρόνος εκπαίδευσης μπορεί να προκύψει υπερβολικά μεγάλος και να χρειαστούν λ. χ. πολλά εκατομμύρια κύκλοι μέχρις ότου το σύστημα να συγκλίνει, γεγονός που συμβαίνει αν τα βάρη πάρουν μεγάλες τιμές. Σε τέτοιες περιπτώσεις πρέπει να αλλάξουμε το μέγεθος του βήματος και συγκεκριμένα να το μικρύνουμε. Μια τέτοια ενέργεια έχει ως αποτέλεσμα να μεγαλώσει ο χρόνος εκπαίδευσης.

Ένα άλλο συχνό πρόβλημα είναι αυτό των τοπικών ελαχίστων, το οποίο οφείλεται στην τεχνική της επικλινούς καθόδου που ακολουθεί η μέθοδος της οπισθόδρομης διάδοσης. Θα κατανοήσουμε καλύτερα το πρόβλημα μέσω της εικονικής αναπαράστασης του Σχήματος (25), όπου βλέπουμε ότι το σφάλμα στην αρχή είναι μεγάλο αλλά σιγά σιγά βρίσκει το ελάχιστο μέσα στον κύβο. Ακολουθείται η κλίση της επιφάνειας σφάλματος προς τα κάτω, μεταβάλλοντας συνεχώς τα βάρη μέχρι το σύστημα να φτάσει στο ελάχιστο. Η επιφάνεια μπορεί να έχει πολλά τοπικά ελάχιστα που μπορεί να είναι υψηλότερα από το ολικό ελάχιστο και στα οποία εύκολα μπορεί να παγιδευτεί το δίκτυο

στην προσπάθειά του να βρει το ολικό ελάχιστο. Αν συμβεί κάτι τέτοιο, ο μόνος τρόπος να αποπαγιδευτεί είναι να ξεκινήσει και πάλι η εκπαίδευσή του με νέα αρχικοποίηση.



Σχήμα(25): Διάγραμμα της διαδρομής που ακολουθεί το σφάλμα.

Τέλος, μένει να διευκρινίσουμε ότι οι αλλαγές των βαρών θα πρέπει να γίνονται μετά την παρουσίαση όλων των προτύπων. Αν όμως το δίκτυο βρίσκεται σε ένα περιβάλλον που συνεχώς αλλάζει το είδος των προτύπων, τότε η εκπαίδευση δε θα συγκλίνει ποτέ και το δίκτυο θα εκπαιδεύεται άσκοπα. Βλέπουμε στο σημείο αυτό ότι η μέθοδος της οπισθοδιάδοσης δεν μιμείται τα βιολογικά ΝΔ, τα οποία έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν ακόμα κι όταν αλλάζουν τα πρότυπα που παρουσιάζονται, με την ικανότητα που έχουν να τα ταξινομούν επιλεκτικά.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 - ΥΠΟΣΤΡΩΜΑΤΑ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΩΝ ΕΛΑΦΟΥΣ

Το υπόστρωμα αποτελεί ένα υποκατάστατο του εδάφους και επομένως θα πρέπει να είναι σε θέση να επιτελεί όλες τις λειτουργίες που γίνονται από το χώμα και μάλιστα με καλύτερο τρόπο. Μόνο όταν εκπληρώνεται αυτή η προϋπόθεση είναι οικονομικά σκόπιμη η χρήση υποστρώματος αντί της καλλιέργειας στο έδαφος.

Τα υποστρώματα είναι πορώδη υλικά που δεν προκαλούν φυτοτοξικότητα και χρησιμοποιούνται για να υποκαταστήσουν το έδαφος ως μέσου ανάπτυξης του ριζικού συστήματος των φυτών. Ειδικότερα, τα υποστρώματα υποκαθιστούν το έδαφος ως προς τις εξής λειτουργίες του (Benton Jones, 2012):

1. Παροχή νερού στα φυτά
2. Παροχή θρεπτικών στοιχείων στα φυτά
3. Παροχή οξυγόνου στη ρίζα
4. Στήριξη των φυτών

Χημικά αδρανή υποστρώματα: Είναι πορώδη υλικά τα οποία δεν ασκούν καμία ρύθμιση στην προσφορά θρεπτικών στοιχείων στα φυτά, με συνέπεια να είναι δυνατός ο πλήρης έλεγχος της θρέψης μέσω της λίπανσης και μόνο. Τα συστατικά του υποστρώματος δηλαδή δεν διαθέτουν ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων και επομένως δεν συγκρατούν αλλά και δεν αποδίδουν ανόργανα ιόντα στο περιεχόμενο σε αυτά θρεπτικό διάλυμα (Μαυρογιαννόπουλος, 1994).

Χημικά ενεργά υποστρώματα: Έχουν σημαντική ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων. Τα υποστρώματα αυτά περιέχουν είτε αργίλλικα ορυκτά (π.χ. βερμικουλίτης) είτε οργανική ουσία (συνήθως τύρφη).

Για να είναι σε θέση ένα υπόστρωμα να επιτελεί με τον καλύτερο τρόπο τον ρόλο για τον οποίο προορίζεται θα πρέπει να έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

- σταθερή δομή, ώστε να μην αποσυντίθεται εύκολα
- ικανοποιητική αναλογία μεταξύ νερού και αέρα στην κατάσταση της υδατοϊκανότητας

- ομοιομορφία στην σύσταση, στην εμφάνιση και στην συμπεριφορά από άποψη θρέψης.
- απαλλαγμένο από παθογόνα, ζωικούς εχθρούς και σπόρους ζιζανίων
- εύκολο στη χρήση του και γενικά στους καλλιεργητικούς χειρισμούς
- σχετικά χαμηλό κόστος.

Εκτός από αυτά τα χαρακτηριστικά ένα καλό υπόστρωμα θα πρέπει ή να είναι χημικά αδρανές ή να διαθέτει μεγάλη ανταλλακτική ικανότητα και κατάλληλο pH εφόσον είναι χημικά ενεργό (Σάββας, 2012).

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται οι φυσικοχημικές ιδιότητες διαφόρων υποστρωμάτων όπως ο πετροβάμβακας, ο περλίτης, η ελαφρόπετρα, η τύρφη και το cocosoil (κοκκόχωμα).

Υποστρώματα	Όγκος πορώδες V %	Περιεκτικότητα πορώδους σε αέρα % (σε μύζηση 10 cm)	Συγκράτηση νερού % (σε μύζηση 10 cm)	pH	Ηλεκτρική αγωγιμότητα (EC) (ms / cm)	Ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων (CEC) (meq / 100 gr)
Πετροβάμβακας	95	20	75	5,5 - 6	0,05	0 - 0,5
Περλίτης	95	75	20 - 40	7 - 7,5	0,03	0
Ελαφρόπετρα	65	30 - 40	25 - 35	8 - 8,5	0,45	0
Τύρφη	95	25 - 35	70	3,5 - 4,5	-	100
Cocosoil (κοκκόχωμα)	95	30	65	5,5	< 0,5	0,5 - 1

6.1. Καλλιέργεια σε πετροβάμβακα

Ο πετροβάμβακας είναι το πλέον διαδεδομένο διεθνώς υπόστρωμα υδροπονικών καλλιεργειών. Είναι ένα ανόργανο ινώδες υλικό το οποίο παράγεται με θερμική επεξεργασία ενός μείγματος που αποτελείται κατά 60 % από διαβάση, 20 % από ασβεστόλιθο και 20 % από άνθρακα. Το μείγμα αυτό θερμαίνεται στους 1600oC. Ο άνθρακας χρησιμεύει κυρίως σαν καύσιμη ύλη για την επίτευξη αυτής της θερμοκρασίας. Σ' αυτή τη θερμοκρασία, το μείγμα ρευστοποιείται και οδηγείται σε ένα

περιστρεφόμενο τύμπανο από τον χώρο του οποίου εξέρχεται σε μορφή λεπτών βελονών πάχους 6 - 8 μικρών (μ), δηλαδή 0,005 mm και μήκους 3 mm. Στη συνέχεια οι λεπτές αυτές βελόνες συμπλέκονται και συγκολλώνται μεταξύ τους σε μια χαλαρή πλέξη με την βοήθεια μιας συνδετικής ρητινικής ουσίας που ονομάζεται βακελλίτης, οπότε προκύπτει ένα προϊόν ελαφρύ και πορώδες με βαμβακώδη εμφάνιση. Το υλικό αυτό έχει περίπου 92 - 96 % πορώδες, ειδικό βάρος γύρω στα 60 - 100 Kgr/m³ και μπορεί να λάβει οποιοδήποτε σχήμα. Για χρήση στη γεωργία συνήθως χρησιμοποιούνται ορθογώνιες πλάκες (για καλλιέργεια των φυτών μετά την μεταφύτευση) (Peckenrauch, 2004).

Για γεωργική χρήση ο πετροβάμβακας διατίθεται τόσο σε μορφή κύβων (για προβλάστηση και παραγωγή πολλαπλασιαστικού υλικού) όσο και σε μορφή ορθογώνιων πλακών με διαστάσεις ανάλογες με το είδος του φυτού που πρόκειται να καλλιεργηθεί πάνω τους. Επιπλέον, το μήκος και το πλάτος των πλακών και των κύβων επιλέγεται και ανάλογα με την διάταξη των φυτών στο θερμοκήπιο και κυρίως ανάλογα με τον επιζητούμενο όγκο υποστρώματος ανά φυτό. Το ύψος όμως τόσο των πλακών όσο και των κύβων εκλέγεται κυρίως με βάση τις υδραυλικές ιδιότητες του υλικού (Venter, 2010).

Χημικά ο πετροβάμβακας συνίσταται από οξείδια διαφόρων ανοργάνων στοιχείων και κυρίως του πυριτίου, του ασβεστίου, του σιδήρου, του μαγνησίου και του αργιλίου. Παρακάτω δίνεται ενδεικτικά η χημική σύνθεση δύο διαφορετικής προέλευσης τύπων πετροβάμβακα. Τα οξείδια που συμμετέχουν στην σύνθεσή του πετροβάμβακα είναι πρακτικά αδιάλυτα όταν το pH του θρεπτικού διαλύματος κυμαίνεται μεταξύ 5,5 - 6,5. Εκτός αυτού, κανένα από τα προαναφερθέντα οξείδια δεν φέρει θέσεις ελεύθερων ηλεκτρικών φορτίων όπως τα κολλοειδή του εδάφους και επομένως ο πετροβάμβακας στερείται ανταλλακτικής ικανότητας. Γι' αυτό το λόγο ο πετροβάμβακας θεωρείται ότι είναι ένα χημικά αδρανές υλικό. Έτσι η θρέψη των φυτών μπορεί να ελέγχεται και να ρυθμίζεται πλήρως μέσω της χορήγησης θρεπτικού διαλύματος κατάλληλης σύστασης.

Μολονότι ο πετροβάμβακας σε όλη την διάρκεια της καλλιέργειας συμπεριφέρεται ως ένα χημικά αδρανές υλικό, κατά την αρχική του διαβροχή με θρεπτικό διάλυμα η τιμή του pH ανυψώνεται κατά 1 - 2 μονάδες. Γι' αυτό το λόγο η τιμή του pH του θρεπτικού διαλύματος κατά την αρχική διαβροχή των πλακών του πετροβάμβακα θα πρέπει να

είναι χαμηλότερη (pH περίπου 4,5 - 5,0) από την τιμή που θα έχει αργότερα (5,5 - 5,7), όταν δηλαδή τοποθετηθούν τα φυτά πάνω του. Με τον τρόπο αυτό, η τιμή του pH μέσα στις πλάκες του πετροβάμβακα γίνεται κατορθωτό να συγκρατηθεί μεταξύ 6,0 - 6,5 (Al Naddaf, et al, 2011).

6.2. Καλλιέργεια σε περλίτη

Ο περλίτης είναι ηφαιστειακό, υαλώδες αργιλλοπυριτικό πέτρωμα λευκού χρώματος, το οποίο περιέχει και κρυσταλλικό νερό σε ποσοστό 2 - 6 %. Το πρωτογενές ορυκτό, όταν θερμανθεί για σύντομο χρόνο στους 1200 - 1300°C, διογκώνεται και σχηματίζει μια αφρώδη μάζα δεκαπλασίου έως εικοσαπλασίου περίπου όγκου από τον αρχικό. Η ιδιότητα του αυτή χρησιμοποιείται από την βιομηχανία για την δημιουργία ενός κοκκώδους υλικού με πλούσιο πορώδες, το οποίο έχει μεγάλη ικανότητα συγκράτησης νερού. Το νερό συγκρατείται κυρίως στους μικρούς πόρους, ενώ στους μεγαλύτερους που υπάρχουν μεταξύ των κόκκων του περλίτη παραμένει αέρας και μετά την διαβροχή του υλικού. Στην Ελλάδα υπάρχουν σημαντικά κοιτάσματα περλίτη στα νησιά Μήλο, Αντίπαρο, Νίσσυρο, Κώ, κ.λπ.. Σήμερα ο ελληνικός περλίτης προέρχεται κυρίως από τη Μήλο. Το μέγεθος των κόκκων που συνιστάται για υδροπονία είναι 6 - 4 mm (διάμετρος). Το ολικό πορώδες του περλίτη ανέρχεται στο 95 %, η ικανότητα συγκράτησης νερού σε 200 - 450 % του βάρους του (ανάλογα με τη κοκκομετρική του σύσταση) και το ειδικό του βάρος στα 40 - 150 Kgr/m³ (White & Mastalerz, 1966).

Μια ποσότητα 2 - 5 λίτρων περλίτη ανά φυτό είναι επαρκής για την καλλιέργεια την κυριότερων ανθοκομικών φυτών. Ο περλίτης μπορεί να τοποθετηθεί είτε σε σάκους είτε σε γλάστρες είτε σε άλλου τύπου φυτοδοχεία. Μπορεί επίσης να απλωθεί μέσα σε υδροροές οι οποίες στη συνέχεια καλύπτονται από πάνω με φύλλο πλαστικού πολυαιθυλενίου. Το τελευταίο αυτό σύστημα όμως παρουσιάζει ορισμένα μειονεκτήματα, κυριότερο από τα οποία είναι η ανάγκη χρησιμοποίησης μεγαλύτερων ποσοτήτων περλίτη ανά φυτό (Al Naddaf, et al, 2011).

6.3. Καλλιέργεια σε ελαφρόπετρα

Η ελαφρόπετρα είναι το κοινό όνομα του ορυκτού κιζιρίτης. Πρόκειται για ένα αργίλλοπυριτικό ηφαιστειογενές ορυκτό το οποίο δεν έχει την συμπαγή υφή άλλων πετρωμάτων αλλά φέρει εκτεταμένο πορώδες σε όλη του τη μάζα. Η ύπαρξη ενός τόσο εκτεταμένου πορώδους καθιστά την ελαφρόπετρα ένα πέτρωμα με χαμηλό ειδικό βάρος. Σε αυτήν ακριβώς την φυσική της ιδιότητα οφείλει και το όνομά της. Ο σχηματισμός των πόρων στην ελαφρόπετρα οφείλεται στην διαφυγή ηφαιστειακών αερίων μέσα από την μάζα της κατά τον χρόνο που ελάμβανε χώρα η ψύξη της λάβας. Στην φύση η ελαφρόπετρα συναντάται σε μορφή μεγάλων πλακών ή τεμαχίων. Για να χρησιμοποιηθεί για καλλιέργεια φυτών θα πρέπει να θρυμματίζεται σε λατομεία σε μικρούς κόκκους μεγέθους μέχρι 4 ή το πολύ μέχρι 8 mm. Αυτό όμως δεν αποτελεί πρόβλημα δεδομένου ότι η ελαφρόπετρα χρησιμοποιείται και ως οικοδομικό υλικό με αποτέλεσμα να υπάρχουν αρκετά λατομεία τα οποία την τεμαχίζουν σε μέγεθος ψηφίδας ή ακόμη και χονδρής άμμου. Στην Ελλάδα υπάρχουν εκτεταμένα κοιτάσματα ελαφρόπετρας στα νησιά του Αιγαίου (Κυκλάδες, Δωδεκάνησα) από τα οποία τα σημαντικότερα βρίσκονται στην Νίσυρο. Ως εκ τούτου, η εξεύρεση της είναι εύκολη σε ποσότητες που ξεπερνούν κατά πολύ την όποια ζήτηση αναμένεται να δημιουργηθεί για χρήση σε υδροπονικές καλλιέργειες στη χώρα μας (Μαυρογιαννόπουλος, 2007).

Το μεγάλο πλεονέκτημα που έχει η ελαφρόπετρα είναι η πολύ χαμηλή τιμή της η οποία είναι σημαντικά χαμηλότερη ακόμη και από αυτή του περλίτη (2 - 3 φορές χαμηλότερη). Σε σύγκριση μάλιστα με το κόστος αγοράς διαφόρων εισαγομένων υποστρωμάτων (πετροβάμβακας, διογκωμένη άργιλλος, κ.λπ.) η δαπάνη αγοράς ελαφρόπετρας είναι θεαματικά μικρότερη. Εκτός όμως από την χαμηλή τιμή της η ελαφρόπετρα έχει επιδείξει άριστη καλλιεργητική συμπεριφορά στις δοκιμές και τα πειράματα που έχουν γίνει μέχρι σήμερα με τομάτες, τριαντάφυλλο, γαρίφαλο, χρυσάνθεμο, κ.λπ.. Γι' αυτούς τους λόγους, τα τελευταία χρόνια η ελαφρόπετρα έχει καταστεί ένα πολύ ενδιαφέρον υπόστρωμα για υδροπονικές καλλιέργειες, τόσο στην Ελλάδα όσο και διεθνώς (Σάββας, 2012).

Η ελαφρόπετρα μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως υπόστρωμα υδροπονίας είτε ως έχει είτε μετά από κοσκίνισμα (ώστε να απομακρυνθεί το κονιοποιημένο κλάσμα) είτε μετά από ξέπλυμα. Από τα μέχρι σήμερα δεδομένα που έχουν προκύψει τόσο από την έρευνα

όσο και από την καλλιεργητική τεχνική φαίνεται ότι τόσο το κοσκίνισμα όσο και το ξέπλυμα δεν βελτιώνουν την καλλιεργητική συμπεριφορά της ελαφρόπετρας ενώ αυξάνουν το κόστος εγκατάστασης της καλλιέργειας. Έχει διαπιστωθεί επίσης ότι το καταλληλότερο κοκκομετρικό κλάσμα ελαφρόπετρας για υδροπονικές καλλιέργειες είναι αυτό των 4 - 5 mm.

Η ελληνική ελαφρόπετρα έχει φαινόμενο ειδικό βάρος (F.E.B.) 0,6 - 0,8 Kg / L. Το ολικό πορώδες της ελληνικής ελαφρόπετρας κυμαίνεται γύρω στο 70 - 75 % (το κοσκίνισμα και το ξέπλυμα τείνουν να το αυξήσουν) και το pH στο 7,3. Η ελαφρόπετρα έχει χαμηλή ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων με συνέπεια να συμπεριφέρεται σχεδόν ως χημικά αδρανής (Μαυρογιαννόπουλος, 1994).

Εκτός από την χαμηλή τιμή και την πολύ καλή καλλιεργητική συμπεριφορά η ελαφρόπετρα διαθέτει και ένα ακόμη πλεονέκτημα. Είναι ένα υλικό το οποίο μπορεί να επαναχρησιμοποιηθεί αρκετές φορές. Σε περίπτωση επαναχρησιμοποίησής της όμως, πριν την εγκατάσταση νέας καλλιέργειας συνιστάται να απολυμαίνεται. Η ελαφρόπετρα μπορεί να απολυμανθεί εύκολα και αποτελεσματικά με ατμό. Η ελαφρόπετρα μπορεί να τοποθετηθεί σχεδόν σε κάθε είδους υποδοχείς υποστρωμάτων. Κατά κανόνα όμως τοποθετείται είτε σε φυτοδοχεία (συνήθως γλάστρες) είτε σε σάκκους καλλιέργειας. Τόσο οι γλάστρες όσο και οι σάκκοι μπορούν να είναι διαφόρων μεγεθών, ανάλογα με το είδος του καλλιεργούμενου φυτού. Ο όγκος υποστρώματος ανά φυτό σε γενικές γραμμές συνιστάται να είναι ο ίδιος ή ελαφρώς μεγαλύτερος (μέχρι περίπου 20%) με αυτόν που συνιστάται για καλλιέργειες σε πετροβάμβακα (Resh, 2002).

6.4. Καλλιέργεια σε τύρφη

Το πιο συνηθισμένο οργανικό υπόστρωμα που χρησιμοποιείται για την καλλιέργεια φυτών εκτός εδάφους είναι η τύρφη. Η τύρφη είναι φυσικό υλικό. Προέρχεται από την αποδόμηση της υδροχαρούς βλάστησης που φύεται σε ελώδεις περιοχές και γενικότερα σε υγρότοπους. Σε τέτοιες περιοχές, με την πάροδο του χρόνου έχουν σχηματισθεί ολόκληρα κοιτάσματα, από τα οποία η τύρφη εξορύσσεται, υφίσταται κάποια

επεξεργασία (απολύμανση, άλεσμα, ομογενοποίηση, κ.λπ.) και συσκευάζεται σε βιομηχανική κλίμακα. Γενικά υπάρχουν δύο τύποι τύρφης, η ξανθιά και η μαύρη τύρφη (Fonteno, 1996).

Η ξανθιά τύρφη έχει ινώδη υφή και δομή σταθερότερη από αυτή της μαύρης δεδομένου ότι η υδροχαρής βλάστηση από την οποία προέρχεται είναι νεώτερης ηλικίας σε σύγκριση με την τελευταία και συνεπώς έχει υποστεί αποσύνθεση (χουμοποίηση) σε μικρότερο βαθμό από αυτή. Το φαινόμενο ειδικό βάρος της κυμαίνεται μεταξύ 50 - 100 g / l. Προέρχεται κυρίως από την Ρωσία και τις βαλτικές χώρες αλλά και από αρκετές άλλες βορειοευρωπαϊκές χώρες. Έχει εκτεταμένο πορώδες (90 - 95 % του όγκου της) με καλή αναλογία μεταξύ μικρών και μεγάλων πόρων με συνέπεια να διακρίνεται από μεγάλη ικανότητα συγκράτησης νερού και αέρα. Διαβρέχεται όμως δύσκολα και γι' αυτό θα πρέπει να ποτίζεται με νερό τουλάχιστον 1 - 2 ημέρες πριν την χρησιμοποίησή της. Έχει ικανοποιητική ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων, όμως στην φυσική της κατάσταση τα αρνητικά φορτία των κolloειδών είναι κορεσμένα κυρίως με ιόντα υδρογόνου, με συνέπεια να είναι φτωχή σε θρεπτικά στοιχεία και να έχει χαμηλό pH (3,5 - 4,0). Γι' αυτό η ξανθιά τύρφη, πριν χρησιμοποιηθεί ως υπόστρωμα καλλιέργειας φυτών εκτός εδάφους είτε αμιγής είτε σε μείγματα, θα πρέπει απαραίτητα να αναμειγνύεται με μία μικρή ποσότητα ανθρακικού ασβεστίου (CaCO_3) σε ποσότητα 4 - 6 kg/m³ για την ρύθμιση του pH της (Peckenpaugh, 2004).

Η μαύρη τύρφη βρίσκεται σε πιο προχωρημένο στάδιο αποσύνθεσης από την ξανθιά τύρφη και γι' αυτό δεν έχει τόσο σταθερή δομή. Σε σύγκριση με την ξανθιά τύρφη έχει μεγαλύτερο φαινόμενο ειδικό βάρος (120 - 200 g / l) και πίο περιορισμένης έκτασης πορώδες, με συνέπεια η ικανότητα συγκράτησης νερού να είναι ελαφρώς μικρότερη ή η αεροπερατότητά της σαφώς χαμηλότερη. Αντίθετα, η ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων της μαύρης τύρφης είναι πολύ μεγάλη (300 - 500 meq / l). Κοιτάσματα μαύρης τύρφης υπάρχουν και στην Ελλάδα, με πίο σημαντικά αυτά των Φιλιππων στην Ανατολική Μακεδονία.

6.5. Καλλιέργεια σε cocosoil (κοκκόχωμα)

Το κοκκόχωμα στην πραγματικότητα είναι ένα φυτόχωμα που προέρχεται από την αποσύνθεση των περιβλημάτων της ινδικής καρύδας. Είναι πλούσιο σε οργανική ουσία και παρουσιάζει πολύ καλή συμπεριφορά τόσο όσον αφορά στις φυσικές του ιδιότητες (ικανότητα συγκράτησης νερού, αεροπερατότητα, κ.λπ.) όσο και όσον αφορά την θρέψη των φυτών. Σε αυτό το τελευταίο συμβάλλει κυρίως το γεγονός ότι έχει χαμηλή ικανότητα ανταλλαγής κατιόντων με συνέπεια, πρακτικά να συμπεριφέρεται ως αδρανές υπόστρωμα. Κατά συνέπεια, όταν η κοκκοτύρφη τροφοδοτείται με ένα πλήρες θρεπτικό διάλυμα, η θρέψη των φυτών δεν επηρεάζεται σημαντικά από άλλους, μη προβλέψιμους και αστάθμητους παράγοντες. Το μειονέκτημά του είναι ότι από κάποια στιγμή και μετά αρχίζει σιγά – σιγά να αποσυντίθεται και επομένως αρχίζει να συμπεριφέρεται ως ένα χημικά πολύ ενεργό υλικό. Χρησιμοποιείται κυρίως σε ανθοκομικές καλλιέργειες παραγωγής δρεπτών ανθέων, όπως το τριαντάφυλλο και η ζέρμπερα (Fonteno, 1996).

Είναι υλικό με υψηλό πορώδες 95 - 97 % και χαμηλή πυκνότητα 82 kg / m³. Το pH κυμαίνεται από 5 έως 6 και έχει μέση ως υψηλή ρυθμιστική και εναλλακτική ικανότητα (39 - 69 meq / 100 gr). Έχει επίσης υψηλή υδατοϊκανότητα.

Σήμερα χρησιμοποιείται ευρύτατα για να αντικαταστήσει την τύρφη. Η καλλιέργεια γίνεται σε σάκους ή σε δοχεία όπως και στην περίπτωση της τύρφης. Στην αγορά υπάρχουν προϊόντα λιγότερο ή περισσότερο ζυμωμένα που προσφέρουν περισσότερο ή λιγότερο αερισμό στην περιοχή της ρίζας, ανάλογα με τις απαιτήσεις των διαφόρων καλλιεργειών.

Συχνά βρίσκονται προϊόντα με υψηλή περιεκτικότητα σε άλατα. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να μετράται η περιεκτικότητά τους σε άλατα πριν χρησιμοποιηθούν και να ξεπλένονται με άφθονο νερό όταν χρειάζεται (Μαυρογιαννόπουλος, 1994).

Ο κοκκοφοίνικας είναι ένα υλικό οργανικής προέλευσης με πολύ καλά χαρακτηριστικά σχετικά με την υδατοϊκανότητα, την αεροϊκανότητα κ.α. Παράγεται μετά από επεξεργασία της καρύδας και τα βασικά συστατικά του είναι:

- Το τρίμα του φλοιού cocopeat
- Οι λεπτές ίνες coco fibre

- Τα κομμάτια φλοιού coco husks

Το κατάλληλο μείγμα των παραπάνω δημιουργεί το υλικό που είναι γνωστό ως cocosoil. Ο κοκκοφοίνικας προέρχεται από το παχύ μεσοκάρπιο του καρπού της καρύδας. Έτσι, είναι ένα υλικό απαλλαγμένο από ασθένειες. Στο εμπόριο διατίθεται σε σάκους καλλιέργειας και σε τούβλα συμπιεσμένου υλικού που μετά την αποσυμπίεσή του μπορεί να χρησιμοποιηθεί για καλλιέργεια σε γλάστρες, σε κανάλια και σε σάκους μετά από ανάμιξη με άλλο υλικό (Σάββας, 2012).

Το cocosoil είναι ένα υλικό με πολλά προτερήματα έναντι άλλων υποστρωμάτων καθώς η προέλευση του κάνει την προσφορά του στην αγορά γρήγορη και απρόσκοπτη. Η περιεκτικότητά του σε λιγνίνη είναι 45,5 %, διατηρώντας έτσι τα φυσικά του χαρακτηριστικά για μεγάλο σχετικά χρονικό διάστημα. Η οργανική του φύση το κάνει ένα υλικό που προσφέρει θρεπτικά στοιχεία στην εκάστοτε καλλιέργεια. Δεν περιέχει εδαφικές προσμίξεις και το pH του είναι 5,5. Παρόλα αυτά χρειάζεται προετοιμασία πριν τη φύτευση έτσι ώστε να μην υπάρχουν προβλήματα θρέψης καθώς το KNO_3 αντικαθίσταται από $\text{Ca}(\text{NO}_3)_2$.

Σήμερα μπορεί να βρει κανείς στην αγορά εκτός του απλού cocosoil τα εξής:

- Ουδετεροποιημένο cocosoil μετά από μεταχείριση με $\text{Ca}(\text{NO}_3)_2$
- Ενσωματωμένο με $\text{Ca}(\text{NO}_3)_2$
- Ξεπλυμένο cocosoil

Στην πρώτη περίπτωση το υπόστρωμα είναι έτοιμο για χρήση έχοντας χαμηλή ηλεκτρική αγωγιμότητα. Στην δεύτερη περίπτωση το υποστρώμα χρειάζεται ξεπλυμα για 2 ώρες περίπου με διάλυμα CaNO_3 , ενώ το ξεπλυμένο προϊόν έχει χαμηλή ηλεκτρική αγωγιμότητα, δεν είναι όμως σταθεροποιημένο αφού έχει ξεπλυθεί με σκέτο νερό (Σάββας, 2012).

6.6. Θρεπτικό διάλυμα

Στην υδροπονία χρησιμοποιούνται πλήρη θρεπτικά διαλύματα, δηλαδή υδατικά διαλύματα που περιέχουν όλα τα απαραίτητα για την ανάπτυξη των φυτών ανόργανα θρεπτικά στοιχεία, εκτός από τον άνθρακα τον οποίο η καλλιέργεια τον προσλαμβάνει από την ατμόσφαιρα ως διοξείδιο του άνθρακα (CO_2). Το υδρογόνο και το οξυγόνο είναι συστατικά του νερού ενώ οξυγόνο προσλαμβάνεται και από τον ατμοσφαιρικό αέρα για τις ανάγκες της αναπνοής. Το χλώριο εμπεριέχεται σχεδόν πάντοτε σε επαρκείς ποσότητες ως χλωριούχο ανιόν στο νερό που χρησιμοποιείται για την παρασκευή του διαλύματος καθώς επίσης και στις προσμίξεις των λιπασμάτων. Επομένως, μόνο τα 12 από τα 16 απαραίτητα για την ανάπτυξη των φυτών χημικά στοιχεία, δηλαδή τα μακροστοιχεία N, P, S, K, Ca, και Mg και τα ιχνοστοιχεία Fe, Mn, Zn, Cu, B και Mo πρέπει να προστίθενται στο νερό από τον παρασκευαστή του θρεπτικού διαλύματος (Venter, 2010).

Για να προστεθούν τα θρεπτικά στοιχεία στο διάλυμα ως λιπάσματα χρησιμοποιούνται κυρίως απλά υδατοδιαλυτά άλατα καθώς επίσης και ορισμένα οξέα, ενώ ειδικά ο σίδηρος χορηγείται σε μορφή οργανομεταλλικών συμπλόκων (χηλικές ενώσεις σιδήρου). Τα απλά υδατοδιαλυτά λιπάσματα που χρησιμοποιούνται συνήθως κατά την παρασκευή θρεπτικών διαλυμάτων για υδροπονικές καλλιέργειες συνίστανται μόνο από μία χημική ένωση (με εξαίρεση το νιτρικό ασβέστιο), συνοδευόμενη συνήθως και από νερό, είτε σε κρυσταλλική μορφή (άλατα), είτε ως διαλύτη (οξέα με περιεκτικότητα χαμηλότερη από 100 %). Επομένως, επιλέγοντας κάθε φορά κατάλληλες αναλογίες ανάμειξης ορισμένων από αυτά τα λιπάσματα είναι δυνατόν να παρασκευασθεί ένα πλήρες θρεπτικό διάλυμα με εξατομικευμένες σε μία δεδομένη καλλιέργεια αναλογίες και περιεκτικότητες σε θρεπτικά στοιχεία (Μαυρογιαννόπουλος, 1994).

Εκτός από τις συγκεντρώσεις των θρεπτικών στοιχείων στην υδροπονική πράξη χρησιμοποιούνται ευρύτατα και άλλα δύο μεγέθη για να υποδηλώσουν τη σύσταση και τη θρεπτική αξία των θρεπτικών διαλυμάτων. Η ευρύτατη χρήση αυτών των μεγεθών στην καλλιεργητική πράξη οφείλεται στο γεγονός ότι μπορούν να μετρηθούν εύκολα και με ακρίβεια ακόμη και στο θερμοκήπιο χρησιμοποιώντας φορητά όργανα. Τα μεγέθη αυτά είναι η ηλεκτρική αγωγιμότητα (EC) και το pH του θρεπτικού διαλύματος.

Συνοπτικά μπορούμε να πούμε ότι το θρεπτικό διάλυμα είναι ένα αραιό υδατικό διάλυμα όλων των θρεπτικών στοιχείων που είναι απαραίτητα για τα φυτά, τα οποία βρίσκονται διαλυμένα στο νερό:

- είτε ως ιόντα ανόργανων αλάτων
- είτε ως ευδιάλυτες ανόργανες χημικές ενώσεις
- είτε ως ευδιάλυτες οργανικές χημικές ενώσεις (Peckenpaugh, 2004)

6.7. Διαχείριση θρέψης

Τα φυτά των υδροπονικών καλλιεργειών απορροφούν όλα τα μακροστοιχεία και ιχνοστοιχεία που έχουν ανάγκη για την θρέψη τους από το θρεπτικό διάλυμα. Έτσι τα θρεπτικά στοιχεία θα πρέπει να βρίσκονται σε επαρκείς ποσότητες μέσα στο διάλυμα αλλά και να τηρούν κάποιες σχετικές αναλογίες μεταξύ τους ώστε να είναι εύκολα διαθέσιμα στο ριζικό σύστημα των φυτών. Για τους παραπάνω λόγους τα λιπάσματα που χρησιμοποιούνται είναι απλά υδατοδιαλυτά αλλά και με χαμηλό κόστος.

Τα ιχνοστοιχεία μαγγάνιο (Mn), ψευδάργυρος (Zn), και χαλκός (Cu), συμπληρώνονται με τις θεικές τους ενώσεις, ενώ για το μολυβδένιο (Mo) χρησιμοποιείται το μολυβδενικό νάτριο και για το βόριο (B) βορικό οξύ, βόρακας. Τα οξέα είναι καυστικά και επικίνδυνα όταν έρθουν σε επαφή με το σώμα για αυτό η χρήση τους θα πρέπει να γίνεται με ιδιαίτερη προσοχή. Χρησιμοποιούμε τα παραπάνω λιπάσματα για την σύνθεση του θρεπτικού διαλύματος. Όμως η σύνθεση αυτή θα πρέπει να ηπακούει σε ορισμένες βασικές αρχές (White & Mastalerz, 1966).

Η σύνθεση του θρεπτικού διαλύματος θα πρέπει να προσαρμόζεται στο είδος του καλλιεργούμενου φυτού, στο στάδιο ανάπτυξης και τις καιρικές συνθήκες που επικρατούν την εποχή που καλλιεργείται. Η συνολική συγκέντρωση των αλάτων που υπάρχουν στο διάλυμα θα πρέπει να καθορίζεται με κάποια ειδικά κριτήρια όπως το είδος του φυτού, τις κλιματολογικές συνθήκες και το στάδιο ανάπτυξης. Οι απόλυτες συγκεντρώσεις κάθε θρεπτικού στοιχείου στο διάλυμα δεν είναι τόσο σημαντικές όσο

οι αμοιβαίες αναλογίες μεταξύ τους (ανταγωνιστικά στοιχεία μεταξύ τους) (ΑΝΑΛΟΓΙΕΣ: K/Ca, Ca/Mg, N/K, NH₄/ολικόN, P/ολικά ανιόντα). Θα πρέπει το pH του θρεπτικού διαλύματος να κυμαίνεται μέσα σε κάποια σαφή όρια (κοντά στο pH=5,5 όξινο).

Στα διαλύματα με υψηλή αγωγιμότητα τα θρεπτικά στοιχεία και το νερό δεν μπορούν να απορροφηθούν από τη ρίζα. Έτσι η υψηλή αγωγιμότητα μπορεί να προκαλέσει χλώρωση, μάρανση, κάψιμο των φύλλων ή αργή ανάπτυξη των φυτών. Στην αρχή της καλλιέργειας είναι επιθυμητό η αγωγιμότητα να είναι χαμηλή. Όταν η αγωγιμότητα είναι υψηλή πρέπει να γίνεται έκπλυση με καθαρό νερό ώστε να μειωθεί η αλατότητα (Al Naddaf, et al, 2011).

Τα αίτια αύξησης της αγωγιμότητας μπορεί να είναι: Υπερλίπανση. Η εφαρμογή επεμβάσεων υψηλής συγκέντρωσης προκαλεί τη γρήγορη αύξηση της ηλεκτρικής αγωγιμότητας. Συχνές επεμβάσεις πιο χαμηλής συγκέντρωσης είναι πιο επιθυμητές από την εφαρμογή αραιών επεμβάσεων υψηλής συγκέντρωσης. Υπολείμματα λιπασμάτων. Στοιχεία όπως το νάτριο, χλώριο, θειικά που υπάρχουν σε λιπάσματα, αλλά δεν χρησιμοποιούνται από τα φυτά μπορεί να συγκεντρωθούν στο υπόστρωμα. Ποιότητα του νερού άρδευσης. Υπάρχει περίπτωση το νερό να έχει μεγάλες ποσότητες νατρίου και χλωρίου. Εφαρμογή άρδευσης. Τα ποτίσματα πρέπει να γίνονται ώστε κάθε φορά να υπάρχει αποστράγγιση, προκειμένου να μην έχουμε συσσώρευση αλάτων στο υπόστρωμα (Peckenprauth, 2004).

Το pH ενός μέσου ή ενός θρεπτικού διαλύματος είναι σημαντικό για την ανάπτυξη του φυτού. Κάθε ένα φυτό έχει μια προτιμώμενη κλίμακα pH εντός της οποίας αναπτύσσεται. Αν κάποιο φυτό, υπόκειται σε μια τιμή pH έξω από αυτές στις οποίες αναπτύσσεται, η ανάπτυξή του θα καθυστερήσει ή μπορεί ακόμα και να νεκρωθεί. Συνθήκες πολύ χαμηλού pH (9) μπορούν άμεσα να βλάψουν τις ρίζες του φυτού. Συνθήκες πολύ υψηλού και πολύ χαμηλού pH μπορεί να επηρεάσουν το φυτό ως ακολούθως:

Καθώς το pH του μέσου αλλάζει, το ίδιο κάνει και η διαθεσιμότητα των θρεπτικών στοιχείων. Η πλειοψηφία των θρεπτικών στοιχείων είναι περισσότερο διαθέσιμη σε κλίμακα του pH από 6-7.5. Γενικά, κάποιο σημείο σ' αυτή την κλίμακα θεωρείται σαν

ιδεώδεις για την ανάπτυξη των περισσότερων φυτών, παρόλο που υπάρχουν φυτά που προτιμούν υψηλότερες ή χαμηλότερες συνθήκες pH. Σε κάποιες περιπτώσεις, ιδιαιτέρως σε πολύ χαμηλές ή υψηλές συνθήκες pH κάποια θρεπτικά στοιχεία μπορεί να «κλειδώνονται» στο μέσο και έτσι δεν διατίθενται για την ανάπτυξη των φυτών. Τα θρεπτικά στοιχεία μπορεί να βρίσκονται στο μέσο αλλά το φυτό δεν μπορεί να τα χρησιμοποιήσει. Σε συνθήκες πολύ χαμηλού pH, τοξικά επίπεδα κάποιων θρεπτικών όπως είναι το μαγγάνιο και το αλουμίνιο, μπορεί να ελευθερωθούν (Bunt, 1988).

6.8. Θρέψη φυτών σε κλειστά υδροπονικά συστήματα

Στα κλειστά υδροπονικά συστήματα, οι συγκεντρώσεις θρεπτικών στοιχείων στο διάλυμα που παρέχεται στην καλλιέργεια καθορίζονται κατά ένα μεγάλο μέρος από την σύνθεση του επαναχρησιμοποιημένου διαλύματος απορρόης. Κάθε θρεπτική ουσία προσλαμβάνεται από τα φυτά μέσω διαφορετικών μηχανισμών απορρόφησης, με συνέπεια να υπάρχουν μεγάλες διαφορές στους ρυθμούς πρόσληψής τους. Επιπλέον, η σύνθεση του διαλύματος απορρόης είναι μεταβαλλόμενη κατά την διάρκεια της καλλιεργητικής περιόδου επειδή οι αναλογίες λήψης θρεπτικών ουσιών και νερού επηρεάζονται από το στάδιο ανάπτυξης των φυτών, τις καιρικές συνθήκες και άλλους μεταβλητούς περιβαλλοντικούς παράγοντες κατά την διάρκεια της καλλιεργητικής περιόδου. Όλες αυτές οι παραλλαγές στις απορροές του θρεπτικού διαλύματος περιπλέκουν την επαναχρησιμοποίησή τους και το πρόβλημα γίνεται ακόμη περισσότερο περιπόλιο εξαιτίας του γεγονότος ότι στα εμπορικά θερμοκήπια η διαδικασία ανασύστασης των θρεπτικών διαλυμάτων πρέπει να εκτελεσθεί αυτόματα (Σάββας, 2012).

Υπάρχουν δύο τεχνικές αυτοματοποίησης για την ανακύκλωση του διαλύματος απορρόης που χρησιμοποιούνται ευρέως στις εμπορικές θερμοκηπιακές καλλιέργειες, οι οποίες περιγράφονται από διάφορους μελετητές. Η πρώτη, που είναι τυποποιημένη τεχνική, περιλαμβάνει την μίξη της απορρόης και του νερού σε μια αυτόματα διευθετήσιμη αναλογία στοχεύοντας σε μια σταθερή ηλεκτρική αγωγιμότητα στο εξερχόμενο μίγμα με συνέπεια να απαιτείται η έγχυση σταθερών και προκαθορισμένων ποσοτήτων λιπασμάτων στο νερό σε συγκεκριμένες δόσεις, οπότε προκύπτει ένα προκαθορισμένης σύνθεσης θρεπτικό διάλυμα το οποίο καλείται «τυποποιημένο

θρεπτικό διάλυμα για τις κλειστές καλλιέργειες». Στην συνέχεια το διάλυμα αυτό αναμειγνύεται με διάλυμα απορροής σε μια αυτόματα μεταβαλλόμενη αναλογία ανάμειξης με στόχο την επίτευξη μιας σταθερής και προκαθορισμένης τιμής ηλεκτρικής αγωγιμότητας στο εξερχόμενο θρεπτικό διάλυμα (Μαυρογιαννόπουλος, 2007).

Σε μια πρόσφατη ερευνητική εργασία αναπτύχθηκαν δύο εναλλακτικά μοντέλα για την αυτοματοματοποιημένη ανακύκλωση των απορροών στα θερμοκήπια υδροπονίας που λειτουργεί μέσω ενός συστήματος ελέγχου ηλεκτρονικού υπολογιστή. Το πρώτο μοντέλο είναι βασισμένο στον συχνό προσδιορισμό της σύνθεσης του διαλύματος απορροής με στόχο την γνώση της χημικής σύνθεσης του μείγματος διαλύματος απορροής του νερού (CDW) η οποία λαμβάνει υπόψη όπως ακριβώς η χημική σύνθεση του νερού άρδευσης στα ανοιχτά υδροπονικά συστήματα. Συνεπώς, χρησιμοποιώντας ένα κατάλληλο πρόγραμμα H/Y, είναι δυνατό να προετοιμαστούν τα θρεπτικά διαλύματα οποιασδήποτε επιθυμητής σύνθεσης εισάγοντας την σύσταση του νερού, του διαλύματος απορροής, και τα χαρακτηριστικά του διαλύματος που θέλουμε να παρασκευάσουμε (EC, pH, θρεπτικές αναλογίες για τα μακροστοιχεία, θρεπτικές συγκεντρώσεις για τα μικροστοιχεία) (Benton Jones, 2012).

Το δεύτερο μοντέλο στηρίζεται στην αρχή του υπολογισμού συγκεκριμένων αναλογιών πρόσληψης θρεπτικών στοιχείων και νερού μέσω πειραμάτων θρέψης. Με βάση αυτή την αρχή, το διάλυμα απορροής αναμειγνύεται με ένα θρεπτικό διάλυμα που έχει διαφορετικές απόλυτες συγκεντρώσεις αλλά τις ίδιες αναλογίες σε μακροστοιχεία σε κάθε εφαρμογή άρδευσης, οι οποίες αντιστοιχούν στις προσυπολογιζόμενες αναλογίες πρόσληψης θρεπτικών στοιχείων και νερού. Τα δύο παραπάνω μοντέλα βασίζονται στην μέτρηση ορισμένων μεταβλητών σε πραγματικό χρόνο και ειδικότερο τον όγκο και την EC του διαλύματος απορροής και του pH του διαλύματος που λαμβάνεται μετά από την ανάμιξη του διαλύματος απορροής με νερό άρδευσης. Τα παραπάνω μοντέλα εξετάστηκαν υπό πραγματικές συνθήκες ανάπτυξης σε μια καλλιέργεια χρυσάνθεμου που αναπτύχθηκε σε ένα πλήρως αυτοματοποιημένο θερμοκήπιο και οι δοκιμές επιβεβαίωσαν την δυνατότητα αυτών να βελτιστοποιηθεί ο ανεφοδιασμός του διαλύματος απορροής με θρεπτικά στοιχεία και νερό (ανασύσταση θρεπτικού διαλύματος) στα πλήρως αυτοματοποιημένα κλειστά υδροπονικά συστήματα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 - ΤΡΟΠΟΣ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑΣ ΤΟΥ LABVIEW

7.1. Εισαγωγή

Το LabView είναι η πιο κομψή και δυνατή γλώσσα προγραμματισμού για τη συλλογή δεδομένων, την ανάλυση δεδομένων, την προσομοίωση και τον έλεγχο οργάνων και μετρήσεων μέσω υπολογιστή. Στηρίζεται στον γραφικό προγραμματισμό μέσω αντικειμένων και αποτελεί ένα καλό παράδειγμα του «αντικειμενοστραφή προγραμματισμού» (object oriented programming). Αυτός ο όρος χρησιμοποιείται στην πληροφορική σε αντιδιαστολή με τον λεγόμενο «προγραμματισμό διαδικασιών», όπου ο προγραμματιστής γράφει κώδικα εντολών που εκτελούνται με γραμμική διαδοχή. Στο γραφικό περιβάλλον του LabView ο προγραμματιστής δεν χειρίζεται κώδικα, αλλά γραφικά αντικείμενα, όπως κουμπιά, ενδείκτες, οθόνες ή τετραγωνίδια που παριστάνουν συναρτήσεις ή εκτελούν συγκεκριμένες λειτουργίες με τη μορφή υπορουτινών. Αυτά τα εικονίδια έχουν εισόδους και εξόδους και επιδέχονται προγραμματισμό των ιδιοτήτων τους.

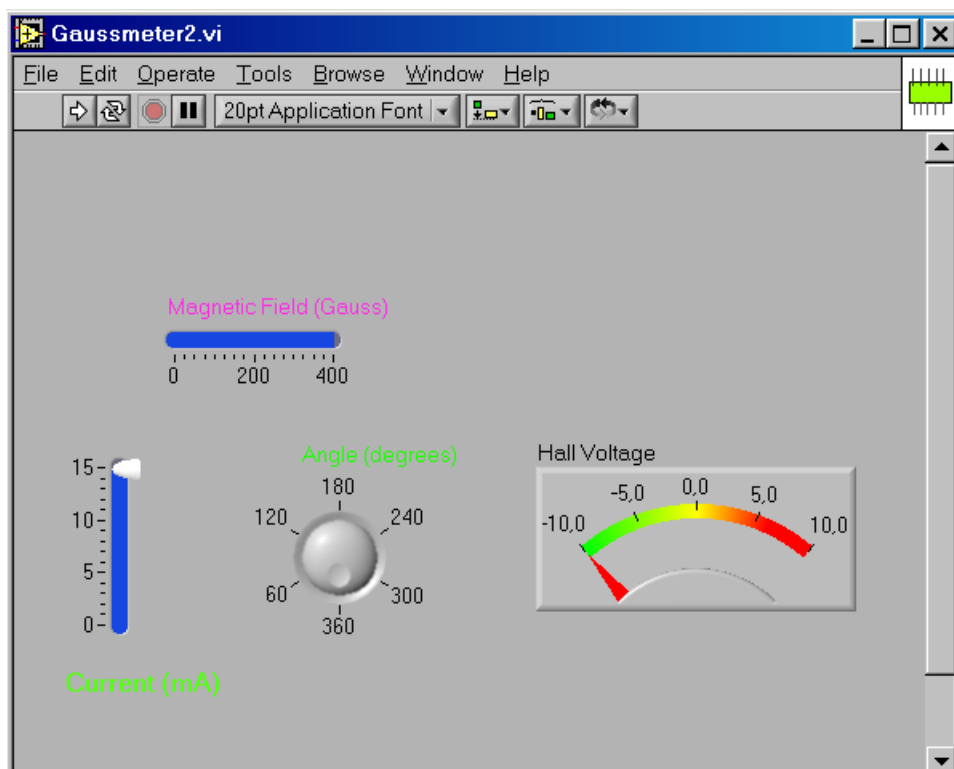
Το όνομα LabView είναι το ακρωνύμιο των λέξεων «Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench» (Σχεδιαστήριο για την Κατασκευή Εργαστηριακών Εικονικών Οργάνων) και αναπτύχθηκε κατά το τέλος της δεκαετίας του 80 από την εταιρία National Instruments (βλέπε www.ni.com). Η εταιρία αυτή ειδικεύεται σε συστήματα συλλογής δεδομένων, σε αισθητήρες, αυτοματισμούς και λογισμικό μετρήσεων και ελέγχου.

Προγραμματίζοντας με τα αντικείμενα που μας δίνει το περιβάλλον του LabView δημιουργούμε τα λεγόμενα «εικονικά όργανα» (Virtual Instruments ή απλώς VIs). Η γραφική γλώσσα που χρησιμοποιεί το LabView για τον προγραμματισμό και τη δημιουργία εικονικών οργάνων ονομάζεται γλώσσα G. Είναι πάντως δυνατό να χρησιμοποιήσει κανείς το LabView σε απλό επίπεδο, χρησιμοποιώντας έτοιμα εικονικά όργανα, χωρίς να μπαίνει σε λεπτομέρειες με τη γλώσσα G.

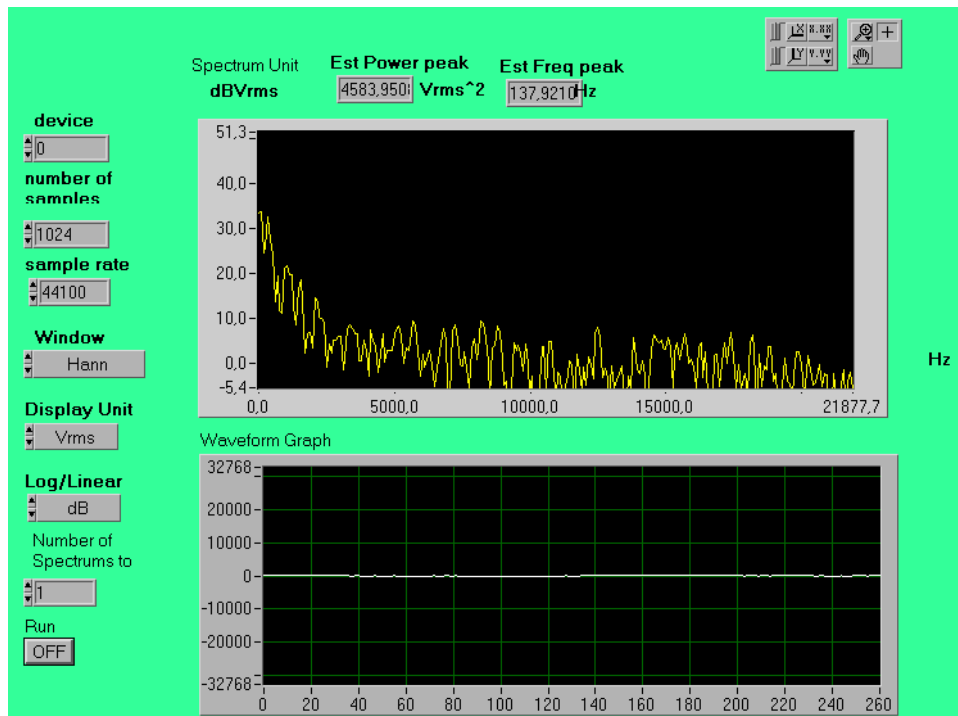
Στα σχήματα της επόμενης σελίδας παρουσιάζονται δύο απλά εικονικά όργανα που κατασκευάστηκαν με το γραφικό περιβάλλον LabView. Βλέπουμε ότι περιλαμβάνουν διάφορους μεταβολείς, ενδείκτες, οθόνες καταγραφής, κουμπιά επιλογής τιμών κλπ.

Ένα εικονικό όργανο μπορεί να προσομοιώνει απλώς μια λειτουργία και να την παρουσιάζει στην οθόνη του υπολογιστή, για εκπαιδευτικούς σκοπούς. Όμως, είναι δυνατό να συνδέεται με τις θύρες εισόδου/εξόδου του υπολογιστή ή με επιπρόσθετες κάρτες επέκτασης, προκειμένου να κάνει πραγματική εισαγωγή ή εξαγωγή δεδομένων. Στην περίπτωση αυτή ο υπολογιστής με τη βοήθεια των εισόδων και των εξόδων μετατρέπεται σε ένα ισχυρό εργαλείο μετρήσεων, με πολλές δυνατότητες επεξεργασίας δεδομένων.

Το LabView διαθέτει έναν αριθμό από έτοιμα VIs και ορισμένα εικονίδια συναρτήσεων που επιτρέπουν την επικοινωνία με όλα τα γνωστά πρωτόκολλα μετάδοσης δεδομένων. Έτσι, υπάρχουν έτοιμες λειτουργίες που επιτρέπουν τη συλλογή και μετάδοση δεδομένων μέσω της σειριακής θύρας του υπολογιστή, καθώς και μέσω της παράλληλης θύρας.



Εικόνα 1. Εικονικός μετρητής μαγνητικού πεδίου



Εικόνα 2. Μετρητής συχνοτικής απόκρισης

Επίσης, υπάρχουν λειτουργίες για την ανταλλαγή δεδομένων με την κάρτα ήχου, καθώς και με κάρτες επέκτασης που χρησιμοποιούν το πρωτόκολλο GPIB ή IEEE 488. Εξάλλου, όλες οι κάρτες συλλογής δεδομένων της εταιρίας National Instruments είναι συμβατές με το LabView με τη βοήθεια ειδικών οδηγών που ενσωματώνονται στο λογισμικό. Το ίδιο συμβαίνει και με σημαντικό αριθμό άλλων οργάνων, για τα οποία κυκλοφορούν οδηγοί συμβατοί με το LabView.

Έτσι, μέσω των πρωτοκόλλων επικοινωνίας (RS232, Centronics, IEEE488 ή TCP/IP) η πληροφορία που δημιουργείται στην οθόνη του υπολογιστή συνδέεται με πραγματικά όργανα, μέσω του λογισμικού. Όταν πατούμε ένα εικονικό κουμπί στην οθόνη, ενεργοποιείται ένας πραγματικός διακόπτης σε ένα εργαστηριακό όργανο. Σ' αυτήν ακριβώς τη δυνατότητα, που επεκτείνει την απλή προσομοίωση ώστε να γίνεται εφικτός ο έλεγχος αληθινών οργάνων, βρίσκεται και η δύναμη του LabView ως λογισμικού μετρήσεων και ελέγχου.

7.2. Δομή του περιβάλλοντος προγραμματισμού

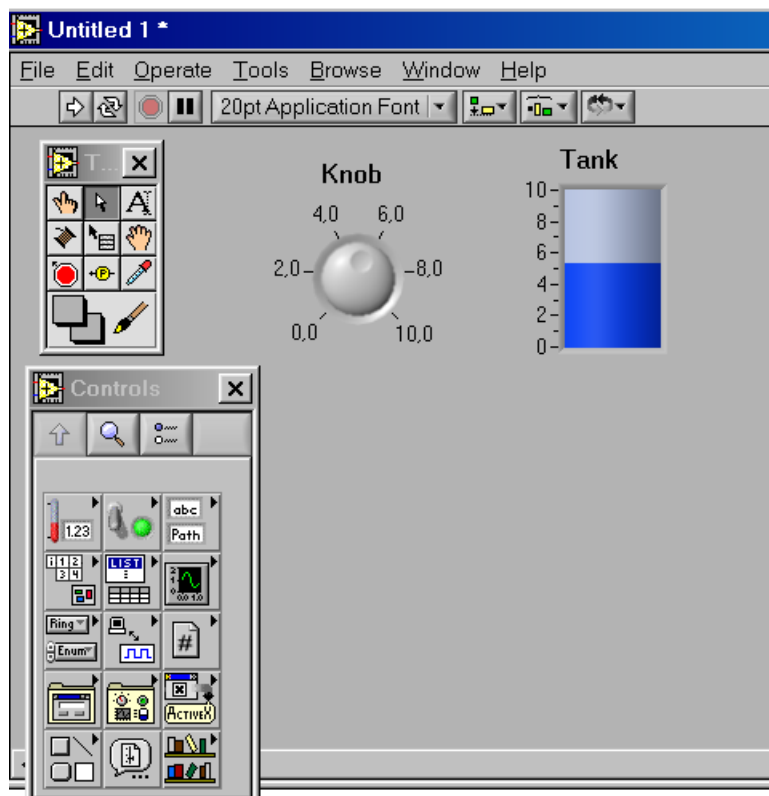
Το LabView έχει τα εξής τρία βασικά μέρη: Το εμπρόσθιο πλαίσιο (front panel), το δομικό διάγραμμα, και τις παλέτες εργαλείων και ελέγχου/λειτουργιών.

Το εμπρόσθιο πλαίσιο μοιάζει με το μπροστινό μέρος ενός οργάνου. Μπορεί να περιέχει κουμπιά, διακόπτες, οθόνες γραφικών κ.ά. Τα στοιχεία του εμπρόσθιου πλαισίου παίρνουν τιμές με τη βοήθεια του ποντικιού ή του πληκτρολογίου. Για παράδειγμα, με το ποντίκι μπορούμε να πατήσουμε έναν διακόπτη και με το πληκτρολόγιο να ορίσουμε τιμή για μια τάση ή για μια θερμοκρασία. Το εμπρόσθιο πλαίσιο είναι αυτό που κυρίως χειρίζεται ο χρήστης. Το παρακάτω σχήμα, όπως και τα παραπάνω είναι παραδείγματα εμπρόσθιου πλαισίου εικονικών οργάνων. Στο παρακάτω σχήμα έχουμε τοποθετήσει στο εμπρόσθιο πλαίσιο ένα περιστροφικό επιλογή και μια κάθετη μπάρα απεικόνισης.

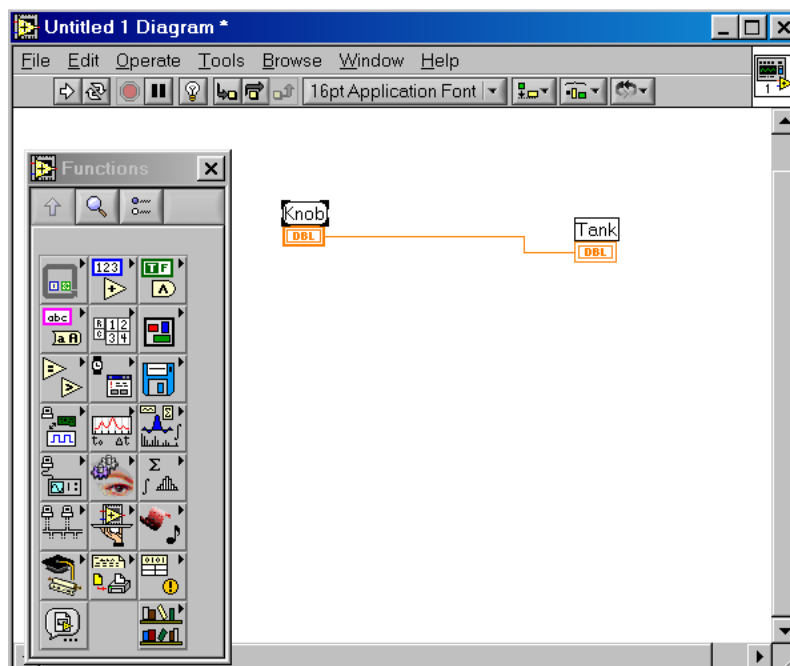
Παρατηρούμε ότι στα αριστερά του εμπρόσθιου πλαισίου στο παρακάτω σχήμα υπάρχουν οι παλέτες Εργαλείων και Ελέγχου. Ανάμεσα στα εργαλεία έχουμε τον δείκτη για τη μετακίνηση και την αλλαγή μεγέθους αντικειμένων, το εργαλείο λειτουργίας για την εισαγωγή δεδομένων και τη μεταβολή των τιμών των μεταβλητών (operate value), το εργαλείο για την εισαγωγή κειμένου και το εργαλείο για τη σύνδεση των στοιχείων του δομικού διαγράμματος (connect wire).

Η παλέτα Ελέγχου περιέχει τα εικονίδια που χρησιμοποιούμε στο εμπρόσθιο πλαίσιο. Εκεί μπορούμε να βρούμε οθόνες απεικόνισης, περιστροφείς, κουμπιά, ενδεικτικές λυχνίες, διακόπτες, οθόνες γραφικών κ. ά.

Το δομικό διάγραμμα υπάρχει πάντα μαζί με το εμπρόσθιο πλαίσιο και ισοδυναμεί με τον κώδικα προγράμματος στη γραφική γλώσσα G. Κάθε στοιχείο του δομικού διαγράμματος παριστάνεται από ένα εικονίδιο. Ένα κουμπί μπορεί να είναι μια μεταβλητή που να παίρνει τιμές True/False ή μια μεταβλητή διπλής ακρίβειας για εισαγωγή δεδομένων, οπότε φαίνεται στο δομικό διάγραμμα με το αντίστοιχο εικονίδιο που συμβολίζει τη μεταβλητή. Μια συνάρτηση έχει το δικό της εικονίδιο, το ίδιο και κάθε ολοκληρωμένη λειτουργία. Στο επόμενο σχήμα φαίνεται το δομικό διάγραμμα που αντιστοιχεί στο εμπρόσθιο πλαίσιο του παρακάτω σχήμα.

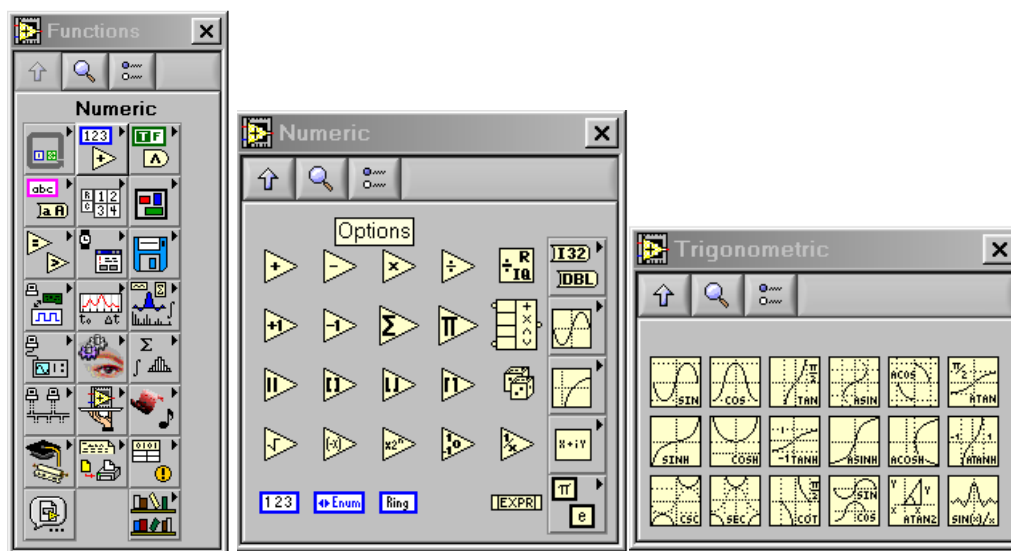


Εικόνα 3. Εμπρόσθιο πλαίσιο (front panel) του LabView. Στα αριστερά φαίνεται η παλέτα εργαλείων (Tools) και η παλέτα ελέγχου (Controls)



Εικόνα 4. Δομικό διάγραμμα που αντιστοιχεί στο εμπρόσθιο πλαίσιο

Όταν μεταβαίνουμε από το παράθυρο του εμπρόσθιου πλαισίου στο παράθυρο του δομικού διαγράμματος, η παλέτα ελέγχου (controls) μετατρέπεται αυτόματα στην παλέτα Λειτουργιών (Functions). Εκεί μπορούμε να βρούμε εικονίδια για απλές αριθμητικές λειτουργίες, όπως πρόσθεση αφαίρεση κλπ., εικονίδια μεταβλητών, πινάκων, συγκρίσεων, μετατροπών, εικονίδια για τη δημιουργία αρχείων, εικονίδια συναρτήσεων (ημίτονο, μετασχηματισμούς Fourier κλπ.) εικονίδια προγραμματιστικών δομών, όπως FOR Loop, While Loop, Sequence κλπ. Και τέλος υπάρχουν εικονίδια για χρήση διαφόρων πρωτοκόλλων επικοινωνίας ή συγκεκριμένων έτοιμων οργάνων. Πρόκειται για τη βιβλιοθήκη προγραμματισμού της γλώσσας G.



Εικόνα 5. Παλέτα λειτουργιών και περιεχόμενα της βιβλιοθήκης Numeric και Trigonometric

Σαν παράδειγμα δείχνουμε στο παραπάνω σχήμα το περιεχόμενο των λειτουργιών Numeric, όπου ανάμεσα σε απλές μαθηματικές λειτουργίες περιλαμβάνονται τριγωνομετρικές συναρτήσεις.

7.3. Εφαρμογές

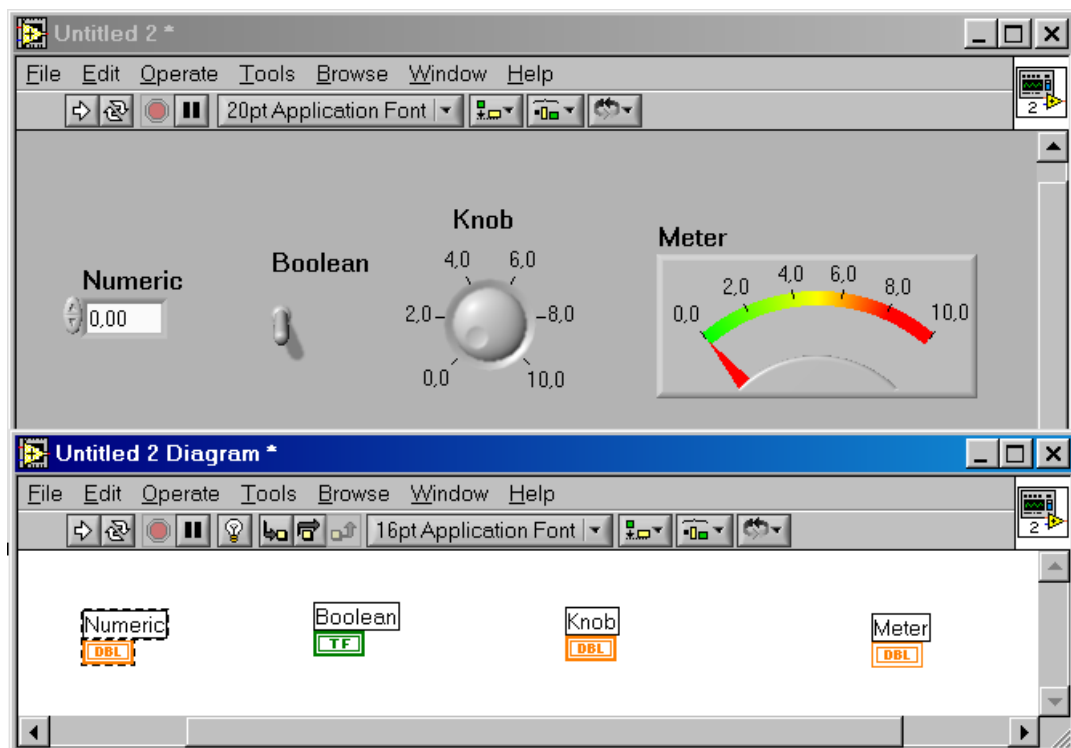
Στα παρακάτω δίνονται ορισμένα τυπικά παραδείγματα απλής χρήσης του λογισμικού LabView για τον σχεδιασμό εικονικών οργάνων, που επιτελούν στοιχειώδη

μαθηματική επεξεργασία. Ο αναγνώστης μπορεί να ακολουθήσει τις οδηγίες που δίνονται με τη μορφή σύντομων φύλλων έργου.

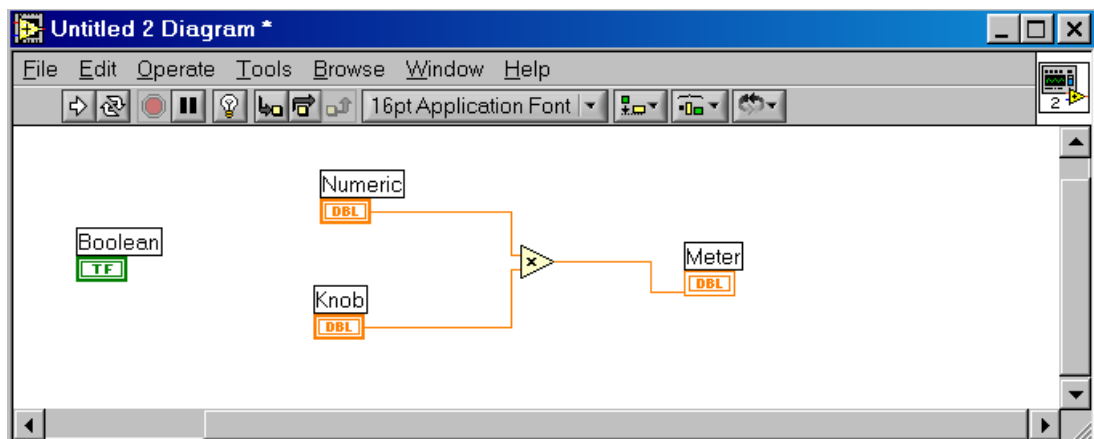
α. Εικονικός αναλογικός ενισχυτής

Κατασκευάζεται μια προσομοίωση ενός απλού αναλογικού ενισχυτή. Μια στάθμη εισόδου θα ενισχύεται με ένα κέρδος από μηδέν μέχρι 10 και η στάθμη της εξόδου θα εμφανίζεται σε έναν μετρητή.

Κάθε λειτουργία εισόδου ή εξόδου δεδομένων έχει μια γραφική αναπαράσταση. Ένας διακόπτης κυλιόμενων ενδείξεων χρησιμεύει για την ρύθμιση της στάθμης εισόδου, ένα ποτενσιόμετρο ρυθμίζει την ενίσχυση και ένας αναλογικός μετρητής εμφανίζει το αποτέλεσμα. Τέλος, ένας διακόπτης ON/OFF ανοίγει και κλείνει τον ενισχυτή.



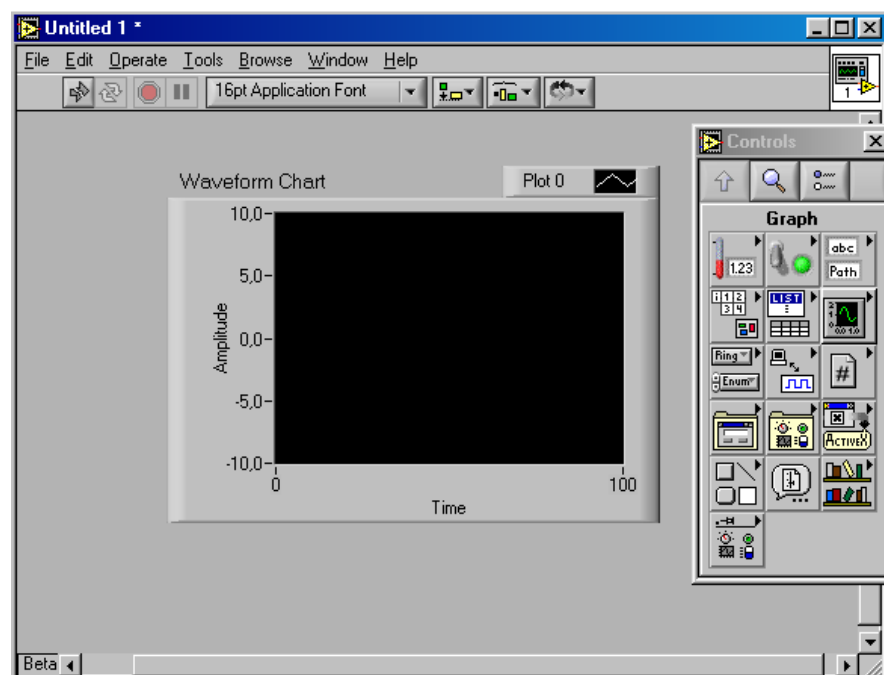
Εικόνα 6. Βασικά μέρη του αναλογικού ενισχυτή στο εμπρόσθιο πλαίσιο και στο διάγραμμα βαθμίδων



Εικόνα 7. Συνδέσεις στο δομικό διάγραμμα

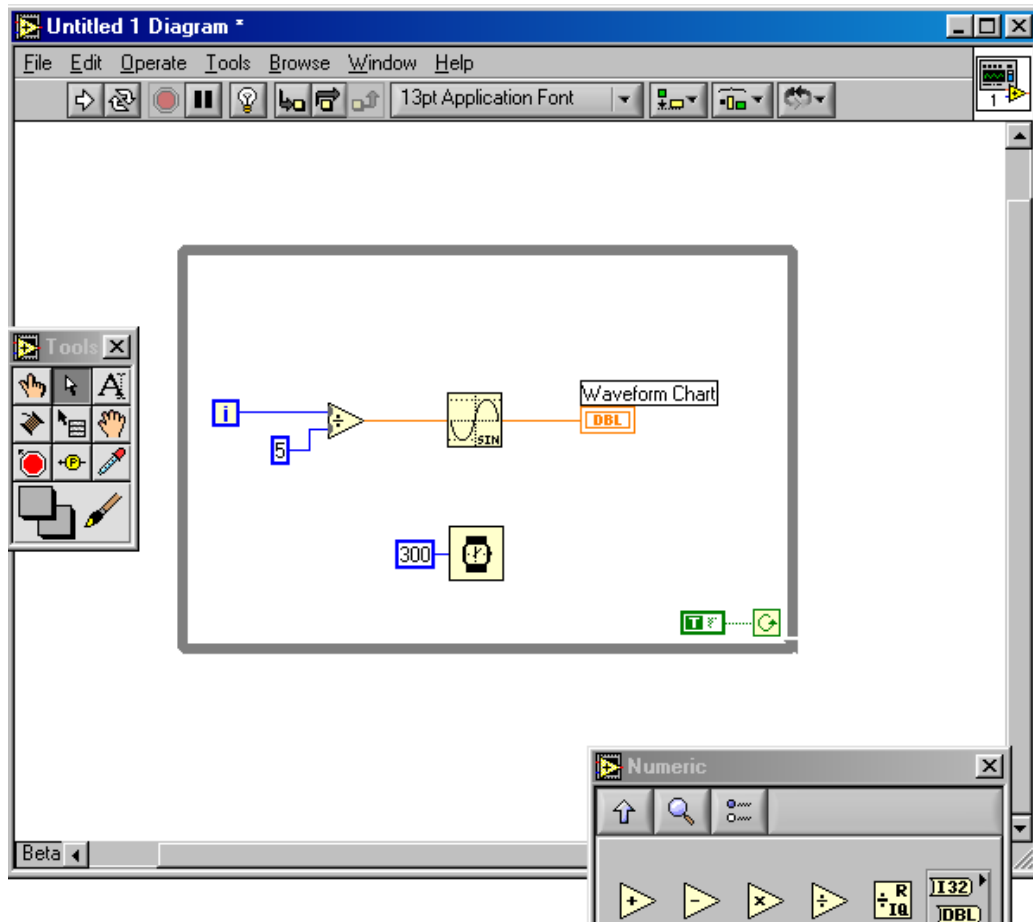
β. Παραγωγή ημιτόνου

Στην εφαρμογή αυτή χρησιμοποιούμε μια βασική δομή προγραμματισμού που διαθέτει το πρόγραμμα LabView, τη δομή WHILE LOOP. Πρόκειται για ένα βρόχο επανάληψης, ο οποίος επαναλαμβάνει διαρκώς το πρόγραμμα που είναι γραμμένο στο εσωτερικό του, όσο είναι αληθής η συνθήκη που ελέγχει το βρόγχο. Κάθε φορά που επαναλαμβάνεται ο βρόγχος, ο δείκτης επανάληψης i αυξάνει κατά 1.



Εικόνα 8. Εισαγωγή γραφήματος στο εμπρόσθιο πλαίσιο

Με τη βοήθεια του WHILE LOOP και των τριγωνομετρικών συναρτήσεων θα δημιουργήσουμε ένα εικονικό όργανο που παράγει μια ημιτονική κυματομορφή και την καταγράφει σε διάγραμμα.



Εικόνα 9. Δομικό διάγραμμα για την παραγωγή ημιτόνου

γ. Εικονικός μετρητής Hall

Οι αισθητήρες Hall (Χωλ) χρησιμοποιούνται ευρύτατα για τη μέτρηση μαγνητικών πεδίων. Στηρίζονται στο λεγόμενο φαινόμενο Hall: Ένα ορθογώνιο δείγμα μετάλλου ή ημιαγωγού που διαρρέεται από ρεύμα I , αν βρεθεί μέσα σε μαγνητικό πεδίο εμφανίζει στις πλευρές του μια τάση V_H που ονομάζεται τάση Hall. Η τάση αυτή οφείλεται στο φαινόμενο Lorentz, κατά το οποίο οι φορείς αποκλίνουν από την ευθεία, όταν κινούνται μέσα σε μαγνητικό πεδίο. Η τάση Hall είναι ανάλογη του ρεύματος που περνά από το δείγμα, ανάλογη προς την ένταση του μαγνητικού πεδίου και εξαρτάται από τη γωνία

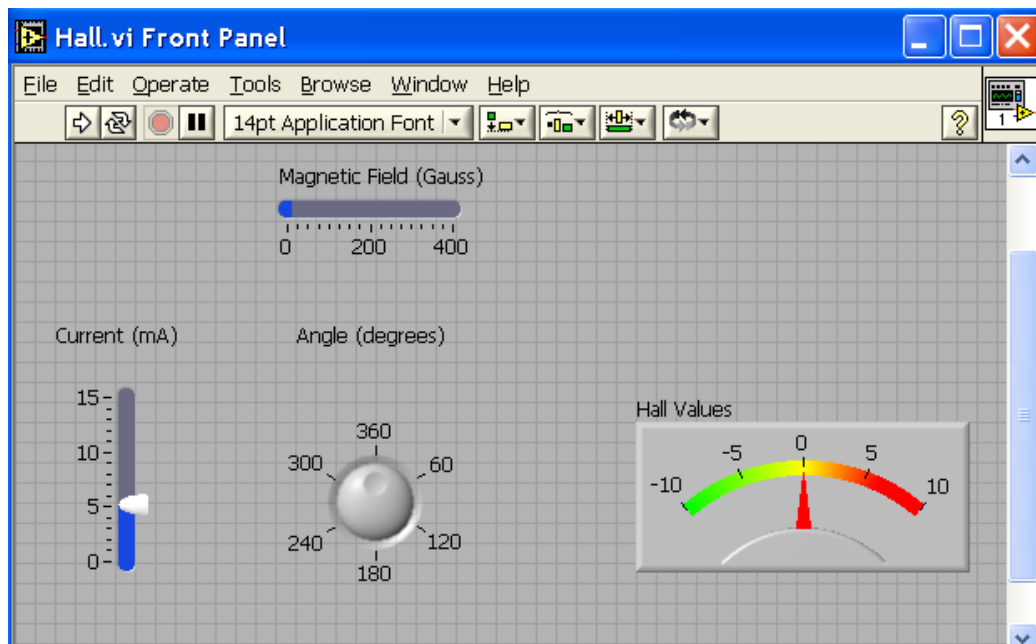
που σχηματίζει η διεύθυνση του ρεύματος με τις δυναμικές γραμμές του μαγνητικού πεδίου.

Η σχέση που μας δίνει την τάση Hall είναι:

$$V_H = \gamma IB \sin \theta,$$

όπου I το ρεύμα, B η ένταση του μαγνητικού πεδίου, θ η γωνία και γ ένας συντελεστής που εξαρτάται από το υλικό.

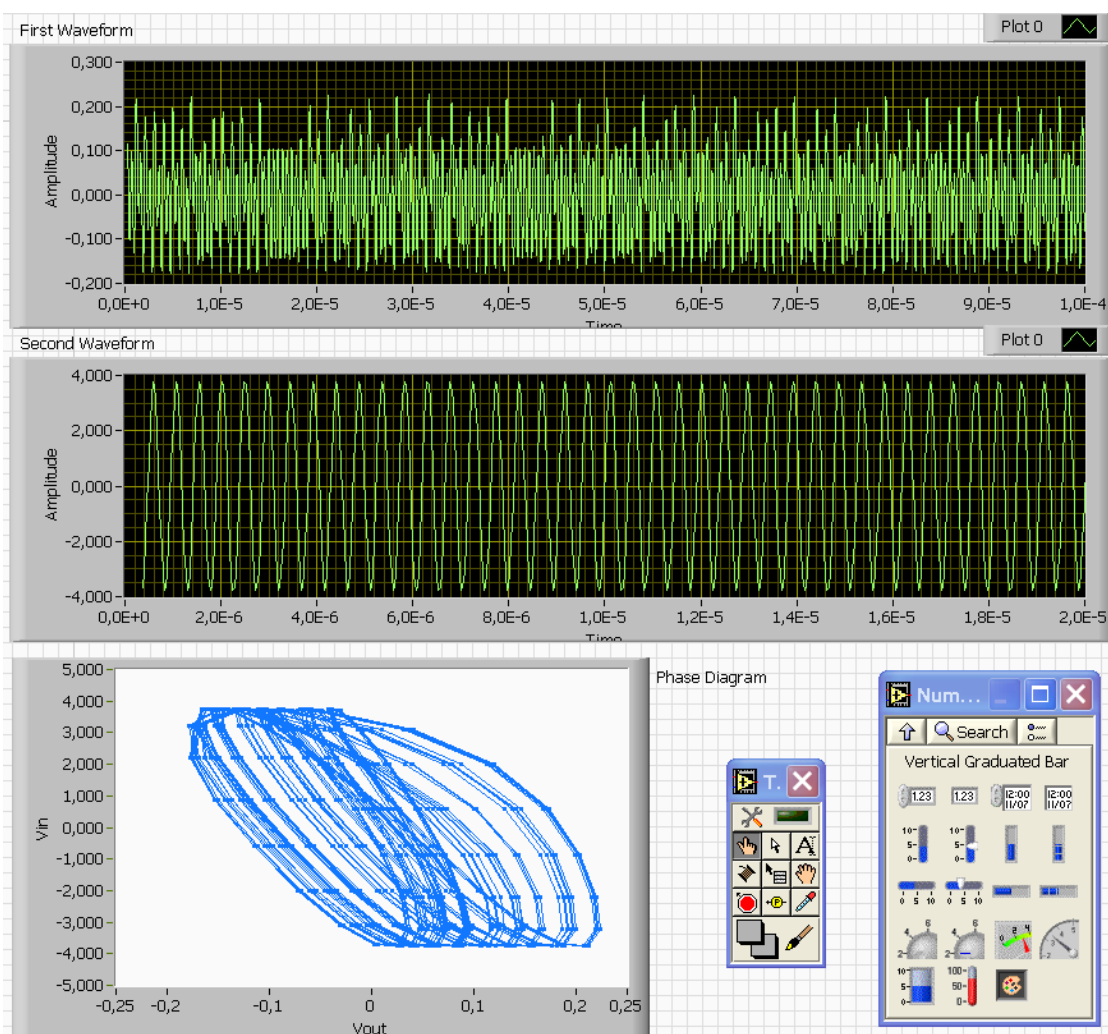
Ο αναγνώστης μπορεί να προσομοιώσει έναν μετρητή μαγνητικού πεδίου, ο οποίος θα δέχεται σαν είσοδο τις παραμέτρους I , B , θ και θα παράγει σε μια αναλογική απεικόνιση την τάση Hall. Μπορεί να χρησιμοποιήσει ενδεικτικά το παραπάνω πλαίσιο και το δομικό διάγραμμα.



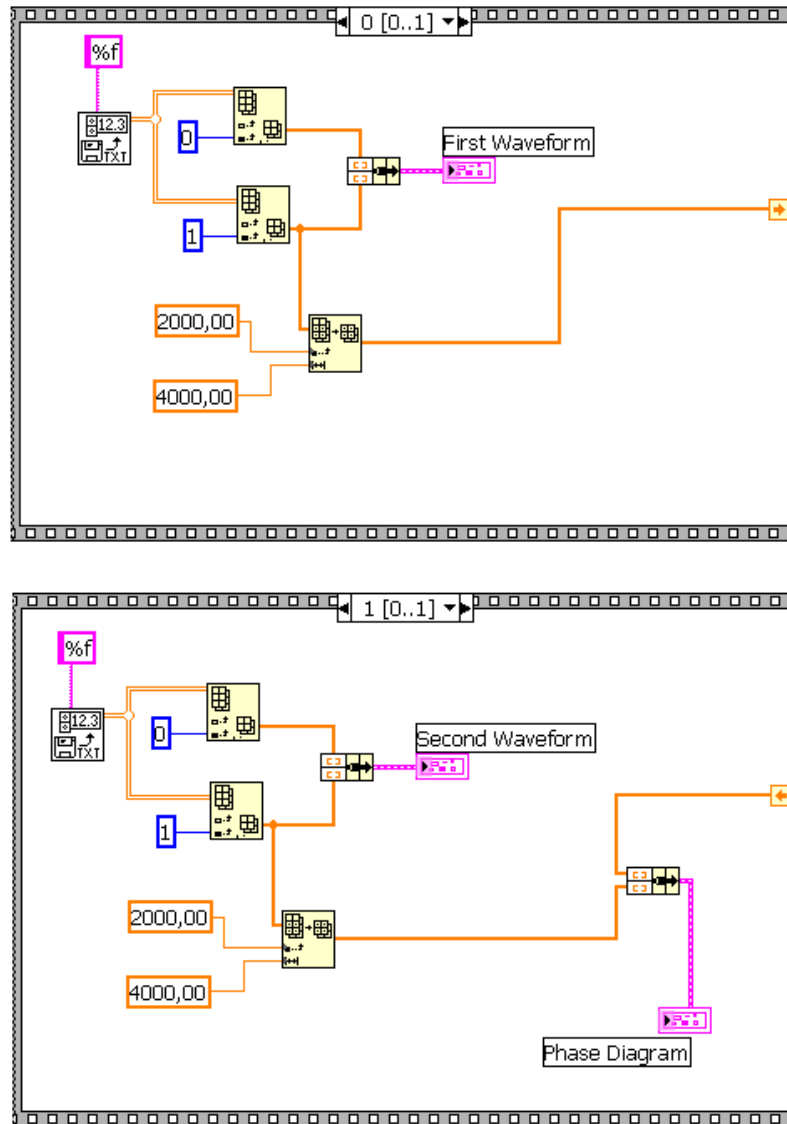
Εικόνα 10. Εμπρόσθιο πλαίσιο για τον εικονικό μετρητή Hall

δ. Χρήση αρχείων και πινάκων

Η εφαρμογή αυτή είναι ένα ολοκληρωμένο παράδειγμα που μας εισάγει σε μερικές ακόμη δυνατότητες προγραμματισμού με τη βοήθεια του λογισμικού LabView. Έστω, λοιπόν, ότι έχουμε δύο αρχεία μετρήσεων σε μορφή .txt, που το καθένα περιέχει ζεύγη τιμών χρόνου και τάσης για διάφορες τιμές του χρόνου t . Αλλιώς, έχουμε δύο αρχεία $(t, V1)$ και $(t, V2)$. Η μία χρονοσειρά έστω ότι παριστάνει την εξέλιξη της τάσης εισόδου με τον χρόνο, ενώ η άλλη παριστάνει την εξέλιξη της τάσης εξόδου ενός κυκλώματος. Ο σκοπός μας είναι να παράγουμε με τη βοήθεια των δύο αυτών χρονοσειρών τάσης ένα διάγραμμα που στον οριζόντιο άξονα έχει τις τιμές $V1$ και στον κατακόρυφο έχει τις τιμές $V2$. Πρόκειται για μια ασθενή εκδοχή ενός φασικού διαγράμματος.



Εικόνα 11. Δημιουργία φασικού διαγράμματος από δύο αρχεία χρονοσειρών



Εικόνα 12. Τα δύο πλαίσια της ακολουθίας (sequence) για τη δημιουργία του φασικού διαγράμματος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8 - ΜΙΑ ΜΕΘΟΔΟΣ ΣΥΝΑΡΜΟΛΟΓΗΣΗΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ ΓΙΑ ΤΗ ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΗΣ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ ΤΗΣ ΛΙΠΑΝΣΗΣ

8.1. Εισαγωγή

Η ακριβής λίπανση αποτελεί βασικό στοιχείο της γεωργίας ακριβείας. η βασική ιδέα είναι να διαιρέσετε το πεδίο σε πλέγματα χρησιμοποιώντας το GPS, στη συνέχεια να δοκιμάσετε τα θρεπτικά συστατικά του εδάφους και να υπολογίσετε την απαιτούμενη εισροή λιπάσματος χρησιμοποιώντας το μοντέλο λίπανσης και τέλος να λιπάνετε χρησιμοποιώντας ένα εφαρμοστή μεταβλητού ρυθμού. Η πρακτική εμπειρία δείχνει ότι η λίπανση ακριβείας μπορεί να μειώσει τη χρήση λιπασμάτων, να αυξήσει την απόδοση των καλλιεργειών, να εξισορροπήσει τα θρεπτικά συστατικά του εδάφους και να περιορίσει τη ρύπανση του περιβάλλοντος.

Υπάρχουν περισσότερα από εξήντα μοντέλα λίπανσης που υπάρχουν στην έρευνα και την πρακτική λίπανσης των καλλιεργειών. Ωστόσο, τα υπάρχοντα μοντέλα αντιβαίνουν στην πραγματική παραγωγή. πολλά δεδομένα δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την καθοδήγηση της πρακτικής παραγωγής. Στις μεθόδους παραδοσιακής λίπανσης χρησιμοποιείται ευρέως η μέθοδος της θρεπτικής ισορροπίας, αλλά ο τύπος αυτός χρειάζεται πολλές παραμέτρους όπως το επίπεδο θρεπτικών συστατικών του εδάφους, η απόδοση στόχου, ο συντελεστής προσαρμογής, ο ρυθμός εφαρμογής θρεπτικών ουσιών κλπ. Και δεν μπορεί να αντανάκλα την αλληλεπίδραση διαφορετικών θρεπτικών ουσιών.

Τα τελευταία χρόνια, η Κίνα έχει επενδύσει πολλούς πόρους σε δοκιμές εδάφους και έχει διατυπώσει τη λίπανση. Επίσης, πολλά πειράματα "3414" διεξάγονται σε διάφορες περιοχές. Ένα τέτοιο πείραμα χρησιμοποιείται κυρίως για την προσομοίωση μιας τριμερούς τετραγωνικής εξίσωσης, ακολουθούμενη από τον υπολογισμό της βέλτιστης εισροής λιπασμάτων. Αλλά η πρακτική έχει αποδείξει ότι αυτή η προσομοίωση συχνά αποτυγχάνει και πολλά αποτελέσματα απορρίπτονται, γεγονός που αντιπροσωπεύει τεράστια σπατάλη ανθρώπινων, υλικών και οικονομικών πόρων.

Για την επίλυση των παραπάνω προβλημάτων, χρησιμοποιήθηκαν ορισμένες μέθοδοι υπολογιστών. Όσον αφορά τη μη γραμμική σχέση μεταξύ του ποσοστού εφαρμογής των λιπασμάτων και των παραγόντων επηρεασμού τους (θρεπτικές ουσίες του εδάφους, απόδοση, κλπ.), Χρησιμοποιήθηκαν ορισμένες διαφορετικές μορφές νευρωνικών δικτύων στη σύσταση λίπανσης. Επιπρόσθετα, χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος του συνόλου του νευρικού δικτύου για την αξιολόγηση της γης και χρησιμοποιήθηκε ένας γενετικός αλγόριθμος για την τοποθέτηση του μοντέλου λίπανσης.

Στα συμβατικά μοντέλα λίπανσης που βασίζονται σε νευρικά δίκτυα, τα θρεπτικά συστατικά του εδάφους και οι αποδόσεις-στόχοι λαμβάνονται ως εισροές και ο ρυθμός εφαρμογής του λιπάσματος λαμβάνεται ως αποτέλεσμα, γεγονός που θα προκαλέσει τα ακόλουθα δύο προβλήματα. Πρώτον, πριν από τον υπολογισμό του ποσοστού λίπανσης, πρέπει να παρέχεται μια μέγιστη απόδοση στόχου. Ωστόσο, είναι συχνά δύσκολο να προβλεφθεί η απόδοση στόχου, έτσι αυτό αναπόφευκτα θα προκαλέσει μεγαλύτερο λάθος στο ποσοστό λίπανσης. Δεύτερον, όλες αυτές οι μέθοδοι υιοθέτησαν ένα μόνο νευρωνικό δίκτυο για την προσομοίωση, αλλά λόγω της αστάθειας ενός ενιαίου δικτύου, η ακρίβεια της πρόβλεψης δεν είναι υψηλή και η γενικευμένη χωρητικότητά της δεν είναι μεγάλη.

Προκειμένου να αντιμετωπιστούν τα προαναφερθέντα προβλήματα, στη μελέτη αυτή, λαμβάνονται τα ακόλουθα μέτρα. Για την επίλυση του πρώτου προβλήματος, η συγκέντρωση θρεπτικών συστατικών στο έδαφος και ο ρυθμός λίπανσης θεωρούνται εισροές νευρωνικού δικτύου και η απόδοση λαμβάνεται ως παραγωγή νευρωνικού δικτύου. Ο υπολογισμός του ποσοστού λίπανσης μετατρέπεται σε επίλυση ενός προβλήματος προγραμματισμού. Για την επίλυση του δεύτερου προβλήματος, προτείνεται μια καινοτόμος μέθοδος για το σύνολο των νευρωνικών δικτύων με βάση την ομαδοποίηση των μέσων και έναν πολλαπλασιαστή Lagrange.

8.2. Υλικά και μέθοδοι

8.2.1. Περιγραφή δεδομένων

Ο πειραματικός χώρος αφορά την καλλιέργεια τριφυλλιού. Όλα τα πεδία έχουν σταθερές συνθήκες όπως ο τύπος του εδάφους, η ποικιλία των καλλιεργειών και το κλίμα και ούτω καθεξής. Σε αυτή τη μελέτη, υποθέτουμε ότι υπάρχουν μόνο έξι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση των καλλιεργειών, οι οποίες είναι η συγκέντρωση του αζώτου του εδάφους (N), του φωσφόρου (P) και του καλίου (K) και η εισαγωγή των λιπασμάτων N, P και K.

Τα πειραματικά δεδομένα λαμβάνονται από 10 πεδία στον πειραματικό χώρο και ένα πείραμα "3414" διεξάγεται σε κάθε πεδίο. Σε ένα πείραμα "3414", 3, 4, 14 αντίστοιχα υποδηλώνουν τις 3 ιδιότητες (επίπεδα N, P και K), 4 επίπεδα ποσοστού λίπανσης και 14 θεραπείες. Στα επίπεδα των τεσσάρων επιπέδων λίπανσης, το επίπεδο 0 αναφέρεται σε καμία εισροή λιπάσματος, το επίπεδο 2 είναι η τιμή προσέγγισης του τοπικού βέλτιστου ποσοστού λίπανσης, επίπεδο 1 = επίπεδο 2 $\times$ 0,5, επίπεδο 3 = επίπεδο 2 $\times$ 1,5 (το επίπεδο αυτό αναφέρεται σε υπερβολικό λίπασμα).

Το 2007, τα σύνολα δεδομένων "3414" από 10 πειραματικά πεδία ελήφθησαν με δειγματοληψία, λίπανση και αποτίμηση της απόδοσης. Η συγκέντρωση θρεπτικών ουσιών σε κάθε πειραματικό πεδίο δίδεται από τον Πίνακα 1. Το σχήμα πειράματος "3414" δίνεται στον Πίνακα 2. Η απόδοση κάθε επεξεργασίας σε κάθε πεδίο δίνεται στον Πίνακα 3.

Πίνακας 1. Συγκέντρωση των θρεπτικών ουσιών σε κάθε πεδίο.

Αριθμός πεδίου	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
N (mg/kg)	102	112	102	138	122	125	112	116	106	120
P (mg/kg)	45	38	51	42	39	41	66	60	51	45
K (mg/kg)	156	162	160	145	149	157	157	153	149	153

Πίνακας 2. Σχήμα πειράματος "3414"

Αριθμός επεξεργασίας (#)	T 1	T 2	T 3	T 4	T5	T 6	T7	T 8	T9	T1 0	T1 1	T1 2	T1 3	T1 4
Είσοδος λιπάσματος N (kg / mu)	0	0	6	12	12	12	12	12	12	12	18	6	6	12
Εισαγωγή λιπάσματος P (kg / mu)	0	5	5	0	2. 5	5	7. 5	5	5	5	5	2.5	5	2.5
Εισαγωγή λιπάσματος K (kg / mu)	0	5	5	5	5	5	5	0	2. 5	7.5	5	5	2.5	2.5

Πίνακας 3. Η απόδοση που προέκυψε από ένα πείραμα "3414" που πραγματοποιήθηκε σε κάθε πεδίο (kg / mu).

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10
T1	479	480	509	613	540	550	623	609	529	554
T2	537	539	570	687	606	617	699	683	593	621
T3	578	580	614	740	652	665	752	736	639	668
T4	592	594	629	758	668	681	770	754	654	685
T5	643	645	683	823	725	739	836	818	710	743
T6	669	671	710	856	755	769	870	851	739	773
T7	662	664	703	847	747	761	861	842	731	765
T8	602	604	640	771	680	693	784	767	665	697
T9	612	614	650	783	690	703	796	778	676	707
T10	620	622	659	794	700	713	807	789	685	717
T11	612	614	651	784	691	704	797	779	676	708
T12	542	544	576	694	612	623	705	690	599	627
T13	565	566	600	723	637	649	735	719	624	653
T14	597	599	635	765	674	687	777	760	660	691

8.2.2. Οι βασικοί νόμοι στη λίπανση των καλλιεργειών

Υπάρχουν πολλοί νόμοι για τη λίπανση των καλλιεργειών, αλλά τα ακόλουθα τέσσερα είναι αντιπροσωπευτικά:

1. Νόμος περί λίπανσης 1: η θεωρία της επιστροφής θρεπτικών συστατικών, η οποία αναφέρεται στο λίπασμα που απαιτείται για να αντισταθμιστεί η θρεπτική ουσία που απορροφάται από την ανάπτυξη των καλλιεργειών.
2. Νόμος περί λίπανσης 2: ο νόμος για την ελάχιστη περιεκτικότητα σε θρεπτικά συστατικά, ο οποίος αναφέρεται στην περιορισμένη απόδοση της καλλιέργειας από το ελάχιστο παρόν θρεπτικό συστατικό.
3. Νόμος περί λίπανσης 3: ο νόμος για τη μείωση των αποδόσεων, ο οποίος αναφέρεται στο γεγονός ότι όταν το ποσοστό λίπανσης φθάσει σε ένα ορισμένο βαθμό, η αύξηση της απόδοσης καλλιέργειας θα σταματήσει ή θα επιβραδυνθεί.
4. Νόμος περί λίπανσης 4: ο νόμος των ολοκληρωμένων επιδράσεων των παραγόντων, ο οποίος αναφέρεται στην απόδοση της καλλιέργειας που καθορίζεται από πολλαπλές θρεπτικές ουσίες όπως τα N, P και K.

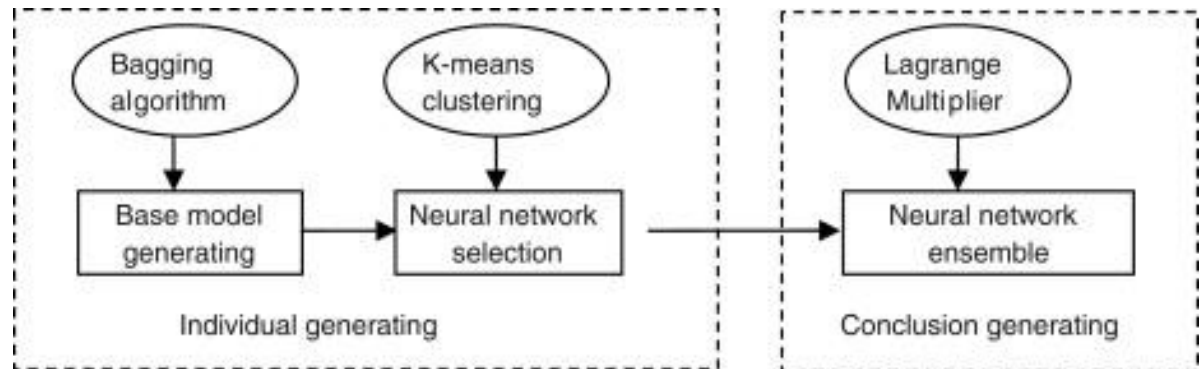
Η σημασία των παραπάνω νόμων έγκειται στο ότι συχνά θεωρούνται ως πρότυπο αξιολόγησης για ένα μοντέλο λίπανσης. Ένα εύλογο μοντέλο λίπανσης πρέπει να συμμορφώνεται με τους τέσσερις νόμους.

Προφανώς, το μοντέλο λίπανσης που προτείνεται σε αυτό το έγγραφο συμφωνεί με τους νόμους 1 και 4 για τη λίπανση. Στη συνέχεια, θα διαπιστώσουμε ότι αυτό το μοντέλο συμμορφώνεται επίσης με τους νόμους 2 και 3 για τη λίπανση.

8.2.3. Η μέθοδος του συνόλου των νευρωνικών δικτύων που βασίζεται στη συσσωμάτωση των μέσων και ένα πολλαπλασιαστή Lagrange

Το σύνολο του νευρικού δικτύου προτάθηκε από τους Hansen και Salamon το 1990. ο στόχος είναι να βελτιωθεί η ικανότητα γενίκευσης του συστήματος νευρωνικού δικτύου με την εκπαίδευση πολλών νευρωνικών δικτύων και το συνδυασμό τους.

Η μέθοδος του συνόλου αποτελείται από μεμονωμένες γεννήτριες και δημιουργία συμπερασμάτων. Επίσης, τα μεμονωμένα βήματα δημιουργίας περιλαμβάνουν τη δημιουργία μοντέλου βάσης και την επιλογή του νευρικού δικτύου. Σε αυτό το έγγραφο, ο αλγόριθμος που υιοθετήθηκε σε κάθε βήμα δίνεται στο Σχήμα 1.



Εικόνα 13. Η μέθοδος του συνόλου των νευρωνικών δικτύων σε αυτή την εργασία

Στα μεμονωμένα στάδια παραγωγής, ο αλγόριθμος Bagging υιοθετείται για τη δημιουργία του βασικού μοντέλου και ο αλγόριθμος ομαδοποίησης K-μέσων χρησιμοποιείται για την επιλογή των βέλτιστων ατόμων. Στο στάδιο δημιουργίας συμπερασμάτων, η μέθοδος πολλαπλασιασμού Lagrange χρησιμοποιείται για να συνδυάσει τα επιλεγμένα άτομα. Τέλος, κατασκευάζεται ένα μοντέλο λίπανσης βασισμένο στη μέθοδο του συνόλου των νευρωνικών δικτύων.

8.3. Αποτελέσματα και ανάλυση

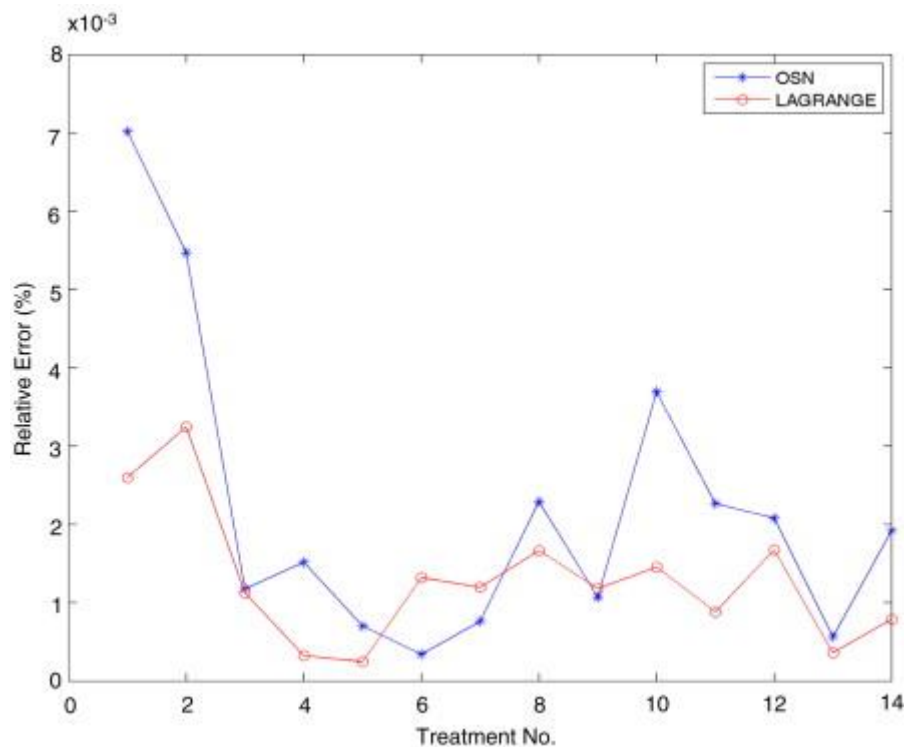
8.3.1. Προσδιορισμός των παραμέτρων του νευρωνικού δικτύου

Το νευρωνικό δίκτυο BP υιοθετείται και όλοι οι αλγόριθμοι υλοποιούνται με το MATLAB 7. Με τη δοκιμή διαπιστώνουμε ότι ο αριθμός νευρώνων του κρυμμένου στρώματος είναι 7, οπότε το δίκτυο έχει δομή 6-7-1. Επιπρόσθετα, η γραμμική λειτουργία purelin και η συνάρτηση S-tangent υιοθετούνται αντιστοίχως ως οι λειτουργίες μετάδοσης των νευρώνων του στρώματος εξόδου και του κρυμμένου στρώματος. Ο αλγόριθμος BP με το "Momentum" υιοθετείται ως κανόνας μάθησης.

Τα δεδομένα από τα πεδία 1-8 θεωρούνται ως σύνολο εκπαίδευσης (112 δείγματα). Τα δεδομένα από το πεδίο 9 λαμβάνονται ως σύνολο επικύρωσης (14 δείγματα). Τα δεδομένα από το πεδίο 10 λαμβάνονται ως σύνολο δοκιμών (14 δείγματα). Σε αυτό το πείραμα παράγονται 500 υπο-δίκτυα, τα οποία ταξινομούνται με 50 κλάσεις χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο ομαδοποίησης K-μέσους, δηλαδή τη δημιουργία 50 αντιπροσωπευτικών δικτύων που θα συνδυαστούν.

8.3.2. Σύγκριση των αποτελεσμάτων πρόβλεψης

Για να ελεγχθεί η αποτελεσματικότητα της μεθόδου πολλαπλασιαστή Lagrange, συγκρίνεται με το βέλτιστο υποδίκτυο (OSN). Το αποκαλούμενο OSN αποκτάται από το αρχικά δημιουργημένο σύνολο νευρωνικών δικτύων, το οποίο είναι ελάχιστο σφάλμα πρόβλεψης.



Εικόνα 14. Σχετικό σφάλμα της πρόβλεψης της απόδοσης

Για το πεδίο 10, το RMSE (μέσο τετραγωνικό σφάλμα ρίζας) της μεθόδου πολλαπλασιαστή Lagrange και το βέλτιστο υποδίκτυο είναι αντίστοιχα 0,98 και 1,80. Το σχετικό σφάλμα μεταξύ της προγνωστικής απόδοσης και της πραγματικής απόδοσης δίνεται στο σχήμα 2. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το σχετικό σφάλμα της μεθόδου πολλαπλασιασμού Lagrange είναι αξιοσημείωτα μικρότερο από εκείνο του OSN, πράγμα που αποδεικνύει ότι η ακρίβεια πρόβλεψης της μεθόδου του συνόλου των νευρωνικών δικτύων με βάση τον πολλαπλασιαστή Lagrange είναι υψηλότερο από εκείνο οποιουδήποτε από τα νευρωνικά δίκτυα μεμονωμένα στο νευρωνικό δίκτυο που δημιουργήθηκε αρχικά.

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Μια μέθοδος συνόλων νευρωνικού δικτύου με βάση την ομαδοποίηση των μεγεθών και έναν πολλαπλασιαστή Lagrange έχει προταθεί και εφαρμοστεί στη γονιμοποίηση ακριβείας καλλιέργειας.

Ο τρόπος που υιοθετείται σε αυτό το έγγραφο όχι μόνο συμφωνεί με την αιτιότητα αλλά και μπορεί να προβλέψει απόδοση. Με βάση αυτό το μοντέλο νευρωνικού δικτύου, ο υπολογισμός του ρυθμού εφαρμογής λιπάσματος μετατρέπεται σε επίλυση δύο προβλημάτων προγραμματισμού, τα οποία μπορούν να αποκτήσουν το ποσοστό γονιμοποίησης με μέγιστη απόδοση και μέγιστο κέρδος.

Αυτό το μοντέλο μπορεί να κάνει πλήρη χρήση των δεδομένων "3414". Επίσης, ως ποσοτικό μοντέλο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να καθοδηγήσει τη γονιμοποίηση ακριβείας.

Φυσικά, σε ορισμένες περιπτώσεις, το ποσοστό εφαρμογής λιπάσματος που λαμβάνεται από αυτό το μοντέλο θα πρέπει να αναθεωρηθεί σύμφωνα με την πραγματική εμπειρία παραγωγής και εξειδίκευσης στον τομέα.

Υπάρχει μια βασική παραδοχή σε αυτό το μοντέλο: το νερό, η θερμοκρασία και οι ποικιλίες καλλιεργειών των διαφόρων πεδίων είναι βασικά ομοιόμορφα. Προκειμένου να υιοθετηθεί ευρύτερα και γενικά αυτό το μοντέλο, θα πρέπει να ληφθούν υπόψη ορισμένοι άλλοι παράγοντες που επηρεάζουν την απόδοση όπως η οργανική ύλη, και η περιεκτικότητα σε υγρασία. Ταυτόχρονα, θα πρέπει να συμπεριληφθούν περισσότερα δεδομένα δείγματος έτσι ώστε η τιμή πρόβλεψης να γίνει ακριβέστερη.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

ΕΛΛΗΝΙΚΗ

1. Μαυρογιαννόπουλος, Γ., (1994), Υδροπονικές καλλιέργειες και θρεπτικά διαλύματα, Εκδόσεις: Σταμούλη
2. Μαυρογιαννόπουλος, Γ., (2007), Υδροπονικές Εγκαταστάσεις, Εκδόσεις: Σταμούλη
3. Σάββας, Δ., 2012. Καλλιέργειες Εκτός Εδάφους. Υδροπονία, Υποστρώματα. Εκδόσεις Αγροτύπος, Αθήνα.

ΞΕΝΟΓΛΩΣΣΗ

4. Al Naddaf, O., Livieratos, I., Stamatakis, A., Tsirogiannis, I., Gizas, G., Savvas, D., 2011. Hydraulic characteristics of composted pig manure, perlite, and mixtures of them, and their impact on cucumber grown on bags. *Scientia Horticulturae* 129, 135–141.
5. Benton Jones, J., (2012), *Hydroponics: A Practical Guide for the Soilless Grower*, Εκδόσεις: CRC Press
6. Bunt, A.C., 1988. Media and mixes for container-grown plants. Unwin Hayman, London.
7. Fonteno, W.C., 1989. An approach to modeling air and water status of horticultural substrates. *Acta Hort.* 238, 67-74.
8. Fonteno, W.C., 1996. Growing media: Types and physical/chemical properties. In: Reed, D.W. (Ed.): *Water, Media, and Nutrition for Greenhouse Crops*. Ball Publishing, Batavia, Illinois, USA.
9. Pechenpauch, D., (2004), *Hydroponic Solutions: Hydroponic Growing Tips*, Τόμος 1, Εκδόσεις: New Moon Publishing

10. Resh, H., (2002), Hydroponics: Questions & Answers for Successful Growing, Εκδόσεις: Taylor & Francis
11. Venter, G., (2010), Successful Hydroponics: 21st Century Technology for Commercial and Home Applications: a Comprehensive Practical Guide to Scientifically Based Hydroponic Crop Production, Εκδόσεις: Xlibris Corporation
12. White, J.W., Mastalerz, J.W., 1966. Soil moisture as related to container capacity. Proc. Amer. Soc. Hort. Sci. 89, 758-765.
13. D. Purves, G. J. Augustine, D. Fitzpatrick, L. C. Katz, A. S. Lamantia, J. O. McNamara, Neuroscience, Sinauer Associates, Sutherland, Mass (1997).
14. G. Adelman and B. H. Smith, Elsevier's Encyclopedia of Neuroscience, Elsevier, Amsterdam (1997).
15. W. Penfield and T. Rusmussen, The cerebral cortex of man, McMillan, NY (1955).
16. A. L. Hodgkin and A. F. Huxley, A quantitative description of membrane current and its applications to conduction and excitation in nerve, J. Physiology (London), 117, 500 (1952).
17. DAPRA Neural Network Study, AFCEA International Press, October 1987-February 1988 (1988).