

**Τμήμα  
Μηχανικών  
Πληροφορικής τ.ε.**

Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα  
Δυτικής Ελλάδας

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**"Νευρωνικά Δίκτυα-Μαθηματική Μοντελοποίηση-Εφαρμογές"**

Γεώργιος Κακαβάς

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: Ιωάννης Κούγιας, Καθηγητής Τμήματος Μηχανικών Πληροφορικής

ΑΝΤΙΠΡΙΟ 2018

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή

Αντίρριο, 2018

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

- 1.
- 2.
- 3.

## Περίληψη

Η μεγάλη ανάπτυξη των νέων και καινοτόμων τεχνολογιών, έχει δημιουργήσει νέες απαιτήσεις τόσο ως προς την εφαρμογή τους στην καθημερινότητα. Σημαντικό στοιχείο στη μελέτη τεχνολογικών συστημάτων, είναι η αντίληψη ότι δεν αναζητείται απλώς η παραγωγή μιας απάντησης σε ένα επιστημονικό ερώτημα αλλά η δημιουργία ενός εργαλείου (μοντέλου) για την δημιουργία, περιγραφή, ερμηνεία ενός συστήματος καθώς και η επίλυση ενός σχετικού προβλήματος. Στα πλαίσια αυτά η μοντελοποίηση ενός προβλήματος μέσω της χρήσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων αποκτά ιδιαίτερο ενδιαφέρον, δεδομένου ότι όλο και περισσότεροι επιστήμονες ερευνούν τις εφαρμογές τους σε τεχνολογικά και μη προβλήματα.

Στην εργασία αυτή περιγράφονται αναλυτικά τα μοντέλα διαφόρων δομών Νευρωνικών δικτύων, ο τρόπος λειτουργίας τους και οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης που χρησιμοποιούν. Επίσης διερευνάται η μεθοδολογία μοντελοποίησης με εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks) στις τηλεπικοινωνίες και ιδιαίτερα για τον προσδιορισμό της διεύθυνσης άφιξης ενός σήματος (Direction of Arrival, DoA) σε ένα γραμμικό κεραιοσύστημα. Γίνεται εφαρμογή για γραμμικά κεραιοσυστήματα και παρουσιάζονται συνοπτικά τα αποτελέσματα προσομοίωσης για στοιχειοκεραίες πέντε στοιχείων.

Τέλος, σχολιάζεται η καταλληλότητα της διάταξης της στοιχειοκεραίας καθώς και η αποδοτικότητα και αξιοπιστία της προτεινόμενης μεθόδου.

Λέξεις κλειδιά:

Μαθηματική μοντελοποίηση, μοντέλο, προσομοίωση, νευρωνικά δίκτυα, εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, έξυπνη τεχνολογία, ευφυείς κεραίες, κεραιοσύστημα, αλγόριθμοι DOA

## Abstract

The rapid development of new and innovative technologies has created new requirements in terms of their application to everyday life. An important element in the study of technological systems is the concept that a model is not simply the production of a response to a scientific question but the creation of a tool for the development, description, interpretation of a system and the solution of a related problem. In this context, the modeling of a problem through the use of Artificial Neural Networks is of particular interest, as increasing number of scientists are investigating Neural Networks' applications in technological and non-technological problems.

In this study, the models of various neural network structures are described in detail, their mode of operation and the training algorithms they use. It is also investigated the modeling methodology by applying Artificial Neural Networks to telecommunications and in particular to determine the Direction of Arrival (DoA) in array antennas. It is applied for linear antenna systems and summarizes the simulation results for five elements arrays.

Finally, the suitability of the antenna as well as the efficiency and reliability of the proposed method are discussed.

Keywords:

Mathematical modeling, modeling, simulation, neural networks, neural network training, intelligent technology, intelligent antennas, antenna systems, DOA algorithms

## **Ευχαριστίες**

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε το διάστημα μεταξύ Μαΐου 2017 και Μαΐου 2018 και είναι αποτέλεσμα εκτενούς αναζήτησης, έρευνας αλλά και εργασίας προσομοίωσης σε λογισμικό. Θα ήθελα να απευθύνω θερμές ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου κ Ιωάννη Κούγια, για την υποστήριξη που μου παρείχε κατά τη διάρκεια της εκπόνησης αυτής της διπλωματικής εργασίας.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τους φίλους μου για την βοήθεια και την συμπαράστασή τους, καθώς και όλους όσους βοήθησαν, για τον χρόνο που διέθεσαν παρέχοντας μου σημαντικές πληροφορίες κατά την εξέλιξη της εργασίας μου

Ιδιαίτερα θερμές ευχαριστίες θέλω να δώσω στην οικογένεια μου για την συνεχή συμπαράσταση, για τις πολύτιμες συμβουλές τους και για όλα όσα μου έχουν προσφέρει όλα αυτά τα χρόνια της ζωής μου αλλά και των σπουδών μου.. Χρωστάω σε όλους ένα μεγάλο ευχαριστώ!

Αθήνα, Μάιος 2018

Γεώργιος Κακαβάς

## Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη.....	3
Ευχαριστίες.....	5
Πίνακας Περιεχομένων .....	6
Πίνακας Εικόνων .....	7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 Μαθηματική Μοντελοποίηση .....	9
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	18
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 Μοντέλα & Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων.....	34
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 Έξυπνη Τεχνολογία στις επικοινωνίες.....	59
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 : Συμπεράσματα.....	87
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 Ανάλυση υπάρχουσας κατάστασης, μελλοντικές εξελίξεις.....	88
Παράρτημα Α : Στατιστική Μελέτη .....	93
Παράρτημα Β: Το Περιβάλλον εργασίας του Matlab [28] .....	96
Παράρτημα Β: Κώδικας που χρησιμοποιήθηκε [29].....	101
Αλγόριθμος για την DOA .....	101
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....	103

## Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Ιεραρχία Οργανωτικών δομών.....	13
Εικόνα 2: Στάδια μοντελοποίησης και διαδρομές .....	14
Εικόνα 3: Διαδικασία Ανάπτυξης μοντέλων προσομοίωσης Σημειώσεις μαθήματος Επιστημονικός Υπολογισμός (σελ.14) , Παν. Αιγαίου, Τμήμα Μαθηματικών, Χρήστος Τσαγγάρης.....	15
Εικόνα 4: Διάταξη αντίστροφης μοντελοποίησης με χρήση προσαρμοστικών φίλτρων .....	17
Εικόνα 5: Προσομοίωση αντιστάθμισης τηλεπικοινωνιακού καναλιού .....	17
Εικόνα 6: Μοντέλο Βιολογικού Νευρώνα .....	23
Εικόνα 7: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα.[17].....	25
Εικόνα 8: Εναλλακτική μορφή απεικόνισης Νευρώνα .....	25
Εικόνα 9: Γραφικές παραστάσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης. ....	26
Εικόνα 10: Αντιστοιχία φυσικού-τεχνητού νευρώνα [14] .....	27
Εικόνα 11: Μάθηση υπό επίβλεψη .....	34
Εικόνα 14: Perception ενός νευρώνα.....	43
Εικόνα 15: Παράδειγμα βρόχου σε απλή συνδεσμολογία νευρώνων με ανατροφοδότηση .....	44
Εικόνα 16: Τοπολογία δικτύου Hopfield. ....	45
Εικόνα 17: Σύνθετες Διάγραμμα Αναδρομικού δικτύου.....	47
Εικόνα 18: Διάγραμμα με σηματογράφημα .....	48
Εικόνα 19: Αναδρομικά Δίκτυα .....	48
Εικόνα 20: Δίκτυο Ακτινικής Βάσης (RBF) .....	49
Εικόνα 21: Γραφική Παράσταση Συνάρτησης Ακτινικής Βάσης.....	49
Εικόνα 22: Αρχιτεκτονική δικτύου με ακτινωτή βάση .....	51
Εικόνα 23: Ενδεικτικές Δομές για Ανταγωνιστική Μάθηση .....	55
Εικόνα 24: Μηχανή Boltzmann σχήμα .....	55
Εικόνα 25: Ανάστροφη μετάδοση λάθους .....	57
Εικόνα 28: Έννοια της ευφυσούς κεραίας.....	61
Εικόνα 29: Επίπεδα νοημοσύνης κεραίας.....	63
Εικόνα 30: Υλοποίηση Switched Beam.....	64
Εικόνα 31: Προσαρμοστική Κεραία (Adaptive Array).....	65
Εικόνα 32: Έξυπνη κεραία .....	65
Εικόνα 33: Η βασική διάταξη μιας έξυπνης κεραίας.....	66
Εικόνα 34: Ενσωμάτωση RAKE και ευφυσούς κεραίας.....	68
Εικόνα 35: Σύστημα εκπομπής ευφυσούς κεραίας .....	69
Εικόνα 36: Σήματα με διαφορετικές γωνίες πρόσπτωσης και καθυστέρηση .....	71
Εικόνα 37: ΤΝΔ βασισμένο στην προσαρμοζόμενη συστοιχία επεξεργασίας σήματος .....	77
Εικόνα 38: Αρχιτεκτονική τριών επιπέδων RBF – ΤΝΔ που χρησιμοποιείται για εύρεση της διεύθυνσης άφιξης των σημάτων.....	78
Εικόνα 39: Διάταξη στοιχειοκεραίας.....	79
Εικόνα 40: Αρχιτεκτονική του Νευρωνικού δικτύου εκπαίδευσης στοιχειοκεραίας 5 στοιχείων.....	82
Εικόνα 41: Διάγραμμα MSE συναρτήσε των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=0,25\lambda$ ).....	82
Εικόνα 42: Ιστόγραμμα δειγμάτων συναρτήσε του σφάλματος (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=0,25\lambda$ ) .....	83
Εικόνα 43: Διάγραμμα MSE συναρτήσε των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=0,5\lambda$ ) .....	83
Εικόνα 44: Διάγραμμα MSE συναρτήσε των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=0,5\lambda$ ) .....	84

Εικόνα 45: Διάγραμμα MSE συναρτήσει των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=0,75\lambda$ ) .....	84
Εικόνα 46: Ιστόγραμμα δειγμάτων συναρτήσει του σφάλματος (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=0,75\lambda$ ) .....	85
Εικόνα 47: Διάγραμμα MSE συναρτήσει των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=1\lambda$ ) .....	85
Εικόνα 48: Ιστόγραμμα δειγμάτων συναρτήσει του σφάλματος (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και $d=1\lambda$ ) .....	86
Εικόνα 49: Σύστημα εύρεσης Θέσης μονάδας με χρήση ενός μόνο NN .....	87
Εικόνα 50: Παράδειγμα μειωμένης απόστασης επαναχρησιμοποίησης συχνοτήτων .....	89
Εικόνα 51: Στοιχειοκεραία 8 στοιχείων στα 1,8 GHz.....	92
Εικόνα 52: NN ToolKit .....	99



# ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 Μαθηματική Μοντελοποίηση

## 1.1. Εισαγωγή

Τα μαθηματικά χρησιμοποιούνται εδώ και πολλές χιλιάδες χρόνια για τη μελέτη, την περιγραφή αλλά και την αξιοποίηση φαινομένων του φυσικού κόσμου που μας περιβάλλει, αλλά ακόμη και δημιουργημάτων της φαντασίας. Η μεγάλη χρησιμότητα των μαθηματικών προκύπτει από τη δυνατότητα, μέσω της χρήσης τους, να κάνουμε προβλέψεις για τα παραπάνω φαινόμενα, με άλλα λόγια να δημιουργούμε μοντέλα που αναπαριστούν τα υπό μελέτη φαινόμενα. Αυτός ακριβώς είναι ο στόχος της μαθηματικής μοντελοποίησης. Τι εννοούμε όμως με τον όρο «Μαθηματική Μοντελοποίηση»;

## 1.2. Τι είναι η Μαθηματική Μοντελοποίηση

**Ορισμός:** (Mathematical Modeling) είναι η ανάπτυξη μαθηματικής περιγραφής ενός φαινομένου, ενός συστήματος ή μιας διαδικασίας και η μελέτη τους με τη χρήση μαθηματικών εργαλείων. Τα εργαλεία αυτά μπορεί να είναι ένα σύστημα εξισώσεων, ένα σύνολο αριθμών, ένας αλγόριθμος, μια στοχαστική διαδικασία κλπ.

Με άλλα λόγια θα λέγαμε ότι Μαθηματική Μοντελοποίηση είναι η διαδικασία ανάπτυξης και η μελέτη ενός Μαθηματικού Μοντέλου.

**Ορισμός:** (Mathematical Model) είναι η περιγραφή ενός φαινομένου, ενός συστήματος ή μιας διαδικασίας χρησιμοποιώντας μαθηματικές έννοιες και σύμβολα.

Η έννοια του φαινομένου, στον παραπάνω ορισμό, εμπεριέχει συστήματα από τελείως διαφορετικά επιστημονικά πεδία, όπως από τις φυσικές επιστήμες, τις επιστήμες της μηχανικής, τα οικονομικά, τις κοινωνικές επιστήμες αλλά και τις ανθρωπιστικές σπουδές. Καθώς το εύρος των πιθανών εφαρμογών είναι μεγάλο, αντίστοιχα μεγάλος είναι και ο αριθμός των πιθανών διαφορετικών μοντέλων, αλλά και των μαθηματικών εργαλείων, τα οποία χρησιμοποιούνται για τη μελέτη των προβλημάτων που περιγράφονται από τα μοντέλα.

Πιο συγκεκριμένα, οι στόχοι ενός μαθηματικού μοντέλου που περιγράφουν ένα συγκεκριμένο σύστημα (φαινόμενο) είναι οι εξής:

1. Η έρευνα, διερεύνηση και κατανόηση της συμπεριφοράς σύνθετων συστημάτων με τη χρήση των Μαθηματικών.
2. Η χρήση και η ανάπτυξη νέων, μαθηματικών εργαλείων που απαιτούνται για τη επίλυση ενός μοντέλου.

3. Η πρόβλεψη / προσομοίωση (prediction/simulation) συμπεριφορών και ιδιοτήτων πολύπλοκων συστημάτων μέσω των μαθηματικών μοντέλων.
4. Ο έλεγχος των υποθέσεων ενός μοντέλου και η αντίστοιχη βελτίωσή του.

Το σημαντικό όμως είναι να γίνει απολύτως κατανοητό ότι δεν υπάρχει «τέλειο μοντέλο»: Όλα τα μοντέλα βασίζονται σε ορισμένες υποθέσεις και ακόμη και το ότι ένα μοντέλο μπορεί να αναπαράγει δεδομένα αποτελέσματα σε συμφωνία με πειραματικές παρατηρήσεις, αυτό δεν σημαίνει ότι οι υποθέσεις/παραδοχές του μοντέλου είναι σωστές!

Γιατί όμως χρειαζόμαστε υποθέσεις ή/και παραδοχές για κάθε μαθηματικό μοντέλο ενός πραγματικού φαινομένου; Πρώτον, επειδή όλα τα πραγματικά συστήματα - φαινόμενα είναι ιδιαίτερα πολύπλοκα και αποτελούνται ή περιγράφονται από ένα τεράστιο εύρος (ακόμη και άπειρο πολλές φορές) διαφορετικών παραμέτρων. Δεύτερον, κανένα μαθηματικό μοντέλο δεν μπορεί να συμπεριλάβει όλες αυτές τις παραμέτρους, οι οποίες πολλές φορές είναι επιπλέον άγνωστες. Το τρίτο και πιο σημαντικό είναι ότι δεν απαιτείται από το μοντέλο να καλύπτει όλες τις πιθανές παραμέτρους που επηρεάζουν ένα σύστημα αλλά μόνο τις πιο σημαντικές.

Όπως αναφέρθηκε το μοντέλο διατυπώνεται με τη χρήση πολύ διαφορετικών μαθηματικών εργαλείων ενώ μπορεί να περιγράφει και τελείως διαφορετικά συστήματα. Για το λόγο αυτά όλα τα μαθηματικά μοντέλα μπορούν να περιγραφούν σε διαφορετικές κατηγορίες, όπως:

1. **Ανάλογα με το είδος των εξισώσεων** που χρησιμοποιούνται: Μοντέλα συνεχών διαφορικών εξισώσεων, ή μερικών διαφορικών εξισώσεων.
2. **Ντετερμινιστικά / Στοχαστικά μοντέλα**: ανάλογα με ύπαρξη ή μη τυχαιότητας στο μοντέλο.
3. **Διακριτά / Συνεχή μοντέλα ανάλογα** με το είδος των μεταβλητών που ορίζονται.
4. **Γραμμικά / Μη γραμμικά μοντέλα**, ανάλογα με το αν οι μαθηματικές σχέσεις είναι γραμμικές ή όχι.
5. **Χρόνο-εξαρτώμενα / Χρόνο-ανεξάρτητα** ανάλογα με το αν οι παράμετροι του προβλήματος μεταβάλλονται με το χρόνο.
6. **Μηχανιστικά / Περιγραφικά**, ανάλογα με το αν προκύπτουν από βασικούς νόμους ή είναι περισσότερο μια ποιοτική περιγραφή του υπό μελέτη συστήματος

### 1.3. Ιστορική Αναδρομή

Ο ορισμός της μαθηματικής μοντελοποίησης όπως διατυπώθηκε στην προηγούμενη παράγραφο είναι αρκετά γενικός και θα μπορούσε να συμπεριλάβει τη χρήση των

μαθηματικών για τη μελέτη προβλημάτων, τα οποία σχετίζονται με συγκεκριμένα φαινόμενα, από την αρχαιότητα ακόμη.

Ως ένα από τα πρώτα πιο χαρακτηριστικά παραδείγματα μαθηματικής μοντελοποίησης αναφέρουμε τους νόμους του Νεύτωνα, οι οποίοι περιγράφουν τη δυναμική (χρονική εξέλιξη) μηχανικών συστημάτων που αποτελούνται από στερεά σώματα. Πιο σύγχρονα παραδείγματα αφορούν τη μελέτη βιολογικών συστημάτων, πολύπλοκων μοριακών υλικών και οικονομικών παραγώγων. Γενικά παραδείγματα μαθηματικής μοντελοποίησης είναι τα παρακάτω:

1. Κλασική μηχανική.
2. Κβαντική μηχανική.
3. Εξισώσεις που περιγράφουν Κυματικά φαινόμενα.
4. Μοντέλα που αφορούν βιολογικά συστήματα, ειδικότερα πληθυσμιακά μοντέλα τα οποία περιγράφουν την εξέλιξη των πληθυσμών βιολογικών ειδών.
5. Μοντέλα χρηματοοικονομίας.
6. Μοντέλα πολύπλοκων μοριακών υλικών σε διαφορετικές κλίμακες χωρικές και χρονικές.

Η παραπάνω λίστα είναι κυριολεκτικά χωρίς τέλος, καθώς στις μέρες μας μαθηματικά μοντέλα χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν όλο και μεγαλύτερου εύρους φαινόμενα.

Εδώ χρειάζεται μια σημαντική διευκρίνιση. Η μαθηματική μελέτη πολύπλοκων φαινομένων - συστημάτων προϋποθέτει την ύπαρξη μαθηματικών σχέσεων, π.χ. εξισώσεων, οι οποίες περιγράφουν το υπό μελέτη σύστημα. Δεν υπάρχει όμως καμία ένδειξη για την ύπαρξη τέτοιων συσχετίσεων. Επιπλέον, ακόμη και αν ο παρατηρητής υποθέσει ότι υπάρχουν τέτοιου τύπου μαθηματικοί νόμοι που μπορούν να περιγράψουν το φαινόμενο, δεν είναι βέβαιο ότι αυτές οι σχέσεις μπορούν να περιγράψουν πλήρως το υπό μελέτη σύστημα σε κάθε έκφρασή του.

Οι παραπάνω προβληματισμοί είναι ιδιαίτερα σημαντικοί αν αναλογιστούμε τη μεγάλη πολυπλοκότητα των πραγματικών συστημάτων. Μια διαφορετική προσέγγιση, σε σχέση με την αναζήτηση των απόλυτων νόμων, είναι η δημιουργία ενός μοντέλου που περιγράφει το σύστημα, το οποίο εμπεριέχει ένα μικρό αριθμό από τα πιο απαραίτητα στοιχεία του προβλήματος. Κατόπιν θα πρέπει να εξεταστεί η «αληθοφάνεια», η ικανότητα δηλαδή έγκυρων προβλέψεων του μοντέλου.

Τέλος θα πρέπει να τονίσουμε ότι πολλά μοντέλα είναι ιδιαίτερα επιτυχή, πέρα από την οποιαδήποτε αρχική ελπίδα. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί ή Κβαντική Μηχανική και ιδιαίτερα η εξίσωση του Schrodinger η οποία είναι ένα μαθηματικό μοντέλο περιγραφής της δυναμικής εξέλιξης των σωματιδίων σε μικροσκοπικό επίπεδο. Είναι ενδιαφέρον ότι ως

σήμερα δεν υπάρχει ούτε ένα γνωστό παράδειγμα στο οποίο το συγκεκριμένο μοντέλο να αποτυγχάνει! Δεδομένης αυτής της επιτυχίας του μοντέλου, κάποιος μπορεί να υποστηρίξει ότι πρόκειται για βασικό νόμο της φύσης! Το ίδιο συμβαίνει και με το 2ο Θερμοδυναμικό νόμο, ο οποίος έχει χαρακτηριστεί ως νόμος, ακριβώς λόγω της γενικότητας του αλλά και της μη ύπαρξης παραδείγματος το οποίο να τον παραβιάζει!

#### **1.4. Κατηγοριοποίηση Μοντέλων**

Η μαθηματική μοντελοποίηση μπορεί να χρησιμοποιηθεί για διάφορους λόγους. Το πόσο καλά επιτυγχάνεται ένας συγκεκριμένος στόχος εξαρτάται τόσο από το επίπεδο της γνώσης του υπό μελέτη συστήματος, όσο και από το πόσο καλά γίνεται η μοντελοποίηση. Παραδείγματα του εύρους των στόχων είναι:

1. Ανάπτυξη της επιστημονικής κατανόησης- μέσω της ποσοτικής έκφρασης της τρέχουσας γνώσης του συστήματος (συνήθως η λεπτομερής περιγραφή των όσων γνωρίζουμε δίνει μία ιδέα αυτών που δεν γνωρίζουμε)
2. Έλεγχος της επίδρασης πιθανών αλλαγών σε ένα σύστημα.
3. Λήψη αποφάσεων για τον τρόπο χειρισμού της μελέτης του συστήματος.

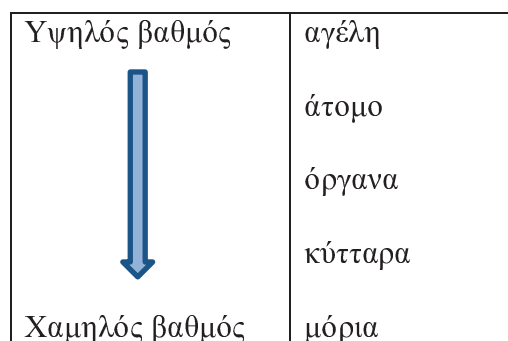
Κατά τη μελέτη μοντέλων, είναι χρήσιμο να προσδιοριστούν αρχικά ευρείες κατηγορίες μοντέλων. Η ταξινόμηση μεμονωμένων μοντέλων σε αυτές τις κατηγορίες μας πληροφορούν αμέσως για τα βασικά στοιχεία της δομής τους. [4]

Μία κατηγορία μοντέλων είναι εκείνα που γίνεται διάκριση μεταξύ των τους με βάση τον τύπο της έκβασης που προβλέπουν. Τα Ντετερμινιστικά μοντέλα αγνοούν μία τυχαία διακύμανση, και έτσι πάντα προβλέπουν το ίδιο αποτέλεσμα που προέρχεται από ένα συγκεκριμένο σημείο εκκίνησης. Από την άλλη πλευρά, ένα μοντέλο μπορεί να είναι στατιστικής φύσης και έτσι έχει τη δυνατότητα να προβλέψει την κατανομή των πιθανών αποτελεσμάτων. Αυτά τα μοντέλα λέγονται στοχαστικά. [3]

Ένα μοντέλο το οποίο χρησιμοποιεί ένα μεγάλο ποσό των θεωρητικών πληροφοριών, γενικά περιγράφει τι συμβαίνει σε ένα επίπεδο στην ιεραρχία μέσω της εξέτασης των διαδικασιών σε χαμηλότερα επίπεδα. Τέτοια μοντέλα ονομάζονται μηχανιστικά μοντέλα, επειδή λαμβάνουν υπόψη τους μηχανισμούς μέσω των οποίων υπάρχουν αλλαγές. Αντίθετα στα εμπειρικά μοντέλα, δεν λαμβάνεται υπόψη ο μηχανισμός με τον οποίο συμβαίνουν οι αλλαγές στο σύστημα. Αντ' αυτού, καταγράφεται απλώς ότι συμβαίνουν και το μοντέλο προσπαθεί να υπολογίσει ποσοτικά τις αλλαγές που σχετίζονται με διαφορετικές συνθήκες. [4]

Μια δεύτερη μέθοδος για τη διάκριση μεταξύ τύπων μοντέλων, είναι να λαμβάνεται υπόψη το επίπεδο κατανόησης στο οποίο βασίζεται το μοντέλο. Η απλούστερη ερμηνεία είναι

να εξετάσουμε την ιεραρχία των οργανωτικών δομών στο μοντέλο του συστήματος. Για τα ζώα, μία τέτοια ιεραρχία είναι:



Εικόνα 1: Ιεραρχία Οργανωτικών δομών

Οι δύο παραπάνω κατηγορίες, δηλαδή η ντετερμινιστική/στοχαστική και η μηχανιστική /εμπειρική, αντιπροσωπεύουν τα άκρα μιας σειράς τύπων μοντέλων. Στο ενδιάμεσο βρίσκονται ένα πλήρες φάσμα τύπων μοντέλων. Επίσης, οι δύο μέθοδοι ταξινόμησης είναι συμπληρωματικές. Για παράδειγμα, ένα ντετερμινιστικό μοντέλο μπορεί να είναι είτε μηχανιστικό είτε εμπειρικό (αλλά όχι στοχαστικό). [3]

Παραδείγματα των τεσσάρων ευρέων κατηγοριών μοντέλων που συνεπάγεται η προηγούμενη μέθοδος ταξινόμησης είναι:

	<b>Εμπειρικά</b>	<b>Μηχανιστικά</b>
<b>Ντετερμινιστικά</b>	Προβλέποντας την ανάπτυξη των βοοειδών από μια σχέση παλινδρόμησης με την πρόσληψη τροφής	Πλανητική κίνηση, με βάση τη Νευτώνεια μηχανική (διαφορικές εξισώσεις)
<b>Στοχαστικά</b>	Ανάλυση διακύμανσης των αποδόσεων ποικιλιών καλλιεργειών ανά περιοχή και ανά έτος	Γενετική των μικρών πληθυσμών βασισμένη στη Μεντελική κληρονομικότητα (πιθανολογικές εξισώσεις)

Ένας άλλος τύπος μοντέλου που αξίζει να αναφερθεί είναι το «μοντέλο συστήματος». Αυτό είναι κατασκευασμένο από μια σειρά από υπο-μοντέλα, καθένα από τα οποία περιγράφει επί της αρχής συγκεκριμένα αλληλεπιδρώντα στοιχεία. Η παραπάνω μέθοδος ταξινόμησης αναφέρεται στη συνέχεια πιο σωστά στα υπο-μοντέλα: διαφορετικοί τύποι υπο-μοντέλων μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε οποιοδήποτε «μοντέλο συστήματος».

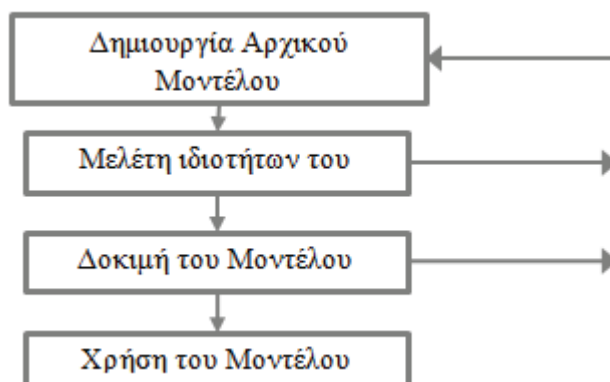
Μεγάλο μέρος της βιβλιογραφίας για τη μοντελοποίηση αναφέρεται σε «μοντέλα προσομοίωσης». Γιατί αυτά δεν περιλαμβάνονται στην ταξινόμηση; Ο λόγος για αυτή την προφανή παράλειψη είναι ότι η «προσομοίωση» αναφέρεται στον τρόπο με τον οποίο

γίνονται οι υπολογισμοί μοντέλων - δηλαδή μέσω προσομοίωσης υπολογιστή. Το πραγματικό μοντέλο του συστήματος δεν αλλάζει από τον τρόπο με τον οποίο εκτελούνται τα απαραίτητα μαθηματικά, αν και η ερμηνεία μας του μοντέλου μπορεί να εξαρτάται από την αριθμητική ακρίβεια οποιωνδήποτε προσεγγίσεων.

### 1.5. Διαδικασία μοντελοποίησης

Είναι χρήσιμο να χωρίσουμε τη διαδικασία της μοντελοποίησης σε τέσσερις μεγάλες κατηγορίες δραστηριοτήτων, δηλαδή δημιουργία αρχικού μοντέλου, τη μελέτη των ιδιοτήτων του, τη δοκιμή του και τέλος τη χρήση του. Παρόλο που θα ήταν ωραίο να πιστεύουμε ότι η διαδικασία της μοντελοποίησης εξελίσσονται ομαλά από την κατασκευή έως τη χρήση, αυτό δεν συμβαίνει ποτέ. Γενικά, τα ελαττώματα που εντοπίζονται στα στάδια μελέτης και δοκιμής διορθώνονται με επιστροφή στο στάδιο της δημιουργίας. Όμως είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αν γίνουν αλλαγές στο μοντέλο, τότε πρέπει να επαναληφθούν τα στάδια μελέτης και δοκιμής.

Μια εικονογραφική αναπαράσταση δυνητικών διαδρομών μέσα από τα στάδια της μοντελοποίησης είναι:



Εικόνα 2: Στάδια μοντελοποίησης και διαδρομές

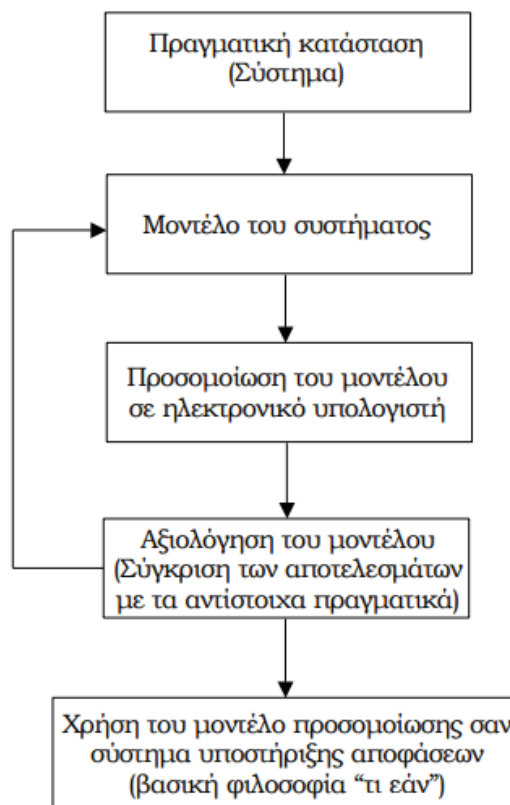
Αυτή η επαναλαμβανόμενη διαδικασία είναι χαρακτηριστική των έργων μοντελοποίησης και είναι μία από τις πιο χρήσιμες πτυχές της μοντελοποίησης όσον αφορά τη βελτίωση της κατανόησης μας για το πώς λειτουργεί το σύστημα.

### 1.6. Μελέτη μοντέλων & Προσομοίωση

Το εννοιολογικό μοντέλο μιας κατάστασης είναι συνήθως, όπως έχει ήδη αναφερθεί, αρκετά πολύπλοκο για να μπορεί να ελεγχθεί από έναν ολοκληρωμένο θεωρητικό χώρο. Διάφορες συστημικές θεωρίες και μεθοδολογίες χρησιμοποιούνται στην ανάλυση γενικών εννοιολογικών μοντέλων, με σκοπό να μετασχηματιστούν αυτά σε πιο συγκεκριμένα και

επεξεργάσιμα μοντέλα. Προϊόντα αυτών των αναλύσεων είναι μοντέλα υποσυστημάτων του γενικότερου προβλήματος εκφρασμένα σε εκείνο το επίπεδο περιγραφής που προσφέρεται ιδιαίτερα για την ανάπτυξη μοντέλων προσομοίωσης σε ηλεκτρονικούς υπολογιστές (computer simulation).

Με απλά λόγια προσομοίωση είναι η ανάπτυξη προγραμμάτων σε ηλεκτρονικό υπολογιστή τα οποία “μιμούνται” τις πραγματικές καταστάσεις δηλαδή η έκφραση των μοντέλων προσομοίωσης, που αναπαριστούν τις πραγματικές καταστάσεις, με προγράμματα σε ηλεκτρονικό υπολογιστή. Στην εικόνα 3, που ακολουθεί, δίνεται μια απλή περιγραφή της διαδικασίας ανάπτυξης μοντέλων προσομοίωσης.



Εικόνα 3: Διαδικασία Ανάπτυξης μοντέλων προσομοίωσης

Σημειώσεις μαθήματος Επιστημονικός Υπολογισμός (σελ.14) ,

Παν. Αιγαίου, Τμήμα Μαθηματικών, Χρήστος Τσαγγάρης

Ένα πολύ σημαντικό στάδιο στη διαδικασία ανάπτυξης είναι το στάδιο της αξιολόγησης (validation), όπου η συμπεριφορά του μοντέλου ελέγχεται σε σχέση με τις πραγματικές καταστάσεις τις οποίες “μιμείται”. Ο τρόπος ελέγχου των αποτελεσμάτων του μοντέλου

είναι ο στατιστικός έλεγχος, των αποτελεσμάτων με τα σχετικά δεδομένα που έχουν παρατηρηθεί στη πραγματικότητα.

Για συγκεκριμένα σενάρια με δεδομένους, παρατηρούμενους ή προβλεπόμενους τρόπους «συμπεριφοράς» των μεταβλητών και των παραμέτρων, το μοντέλο προσομοίωσης παρέχει μετρήσεις αποτελεσματικότητας και απόδοσής του ανάλογα με διάφορα κριτήρια. Με άλλα λόγια δίνεται η δυνατότητα να μελετηθούν οι θετικές και οι αρνητικές επιπτώσεις που θα έχει η εφαρμογή διαφόρων σεναρίων έτσι ώστε οι αποφασίζοντες να μπορούν να εκτιμήσουν και να αποφασίσουν σε σχετικά ελάχιστο χρόνο.

Πλεονεκτήματα της προσομοίωσης είναι: [26]

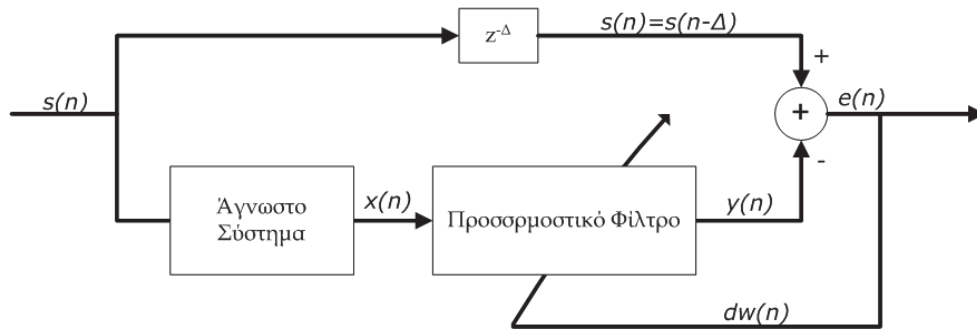
1. Η προσομοίωση ουσιαστικά αντικαθιστά την πειραματική προσέγγιση. Έτσι μπορούν να γίνουν πειράματα με ελάχιστο κόστος, πολύ γρήγορα και με ασφάλεια σε σενάρια που μέχρι τώρα δεν είναι εφικτά.
2. Η προσομοίωση αντιμετωπίζει το πρόβλημα της αδυναμίας της πρόσβασης στο σύστημα χωρίς να κινδυνεύσει ο μελετητής ή το σύστημα..
3. Η προσομοίωση οδηγεί στην καλύτερη κατανόηση του συστήματος
4. Η προσομοίωση μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν εκπαιδευτικός μηχανισμός. Με την ανάπτυξη μοντέλων προσομοίωσης είναι δυνατόν να εκπαιδευτούν χειριστές χωρίς τον κίνδυνο καταστροφών από λάθος των εκπαιδευόμενων.
5. Η προσομοίωση αποτελεί εργαλείο πρόβλεψης. Πολλά συστήματα παρουσιάζουν αργές μεταβολές της κατάστασής τους με αποτέλεσμα να είναι αδύνατη η πρόβλεψη της συμπεριφοράς τους για μεγάλα χρονικά διαστήματα.
6. Η προσομοίωση μπορεί να χρησιμεύσει ως έλεγχος συντήρησης, αφού με το μοντέλο προσομοίωσης μπορούμε να δοκιμάσουμε νέες πολιτικές και κανόνες απόφασης για την λειτουργία του συστήματος πριν την έκθεση στο κίνδυνο του πειραματισμού του πραγματικού συστήματος.

### **1.7. Παράδειγμα: Ισοστάθμιση τηλεπικοινωνιακού διαύλου [27]**

#### **Περιγραφή υλοποιημένου συστήματος**

Η βασική διάταξη αντίστροφης μοντελοποίησης συστημάτων με τη βοήθεια προσαρμοστικών φίλτρων φαίνεται στο επόμενο σχήμα. Επειδή κατά την επεξεργασία του σήματος εισόδου από το άγνωστο σύστημα αλλά και από το προσαρμοστικό φίλτρο δημιουργείται μια καθυστέρηση στο σήμα εισόδου η σύγκριση της εξόδου του προσαρμοστικού φίλτρου γίνεται με μια καθυστερημένη εκδοχή του σήματος εισόδου. (καταστολή ηχούς)



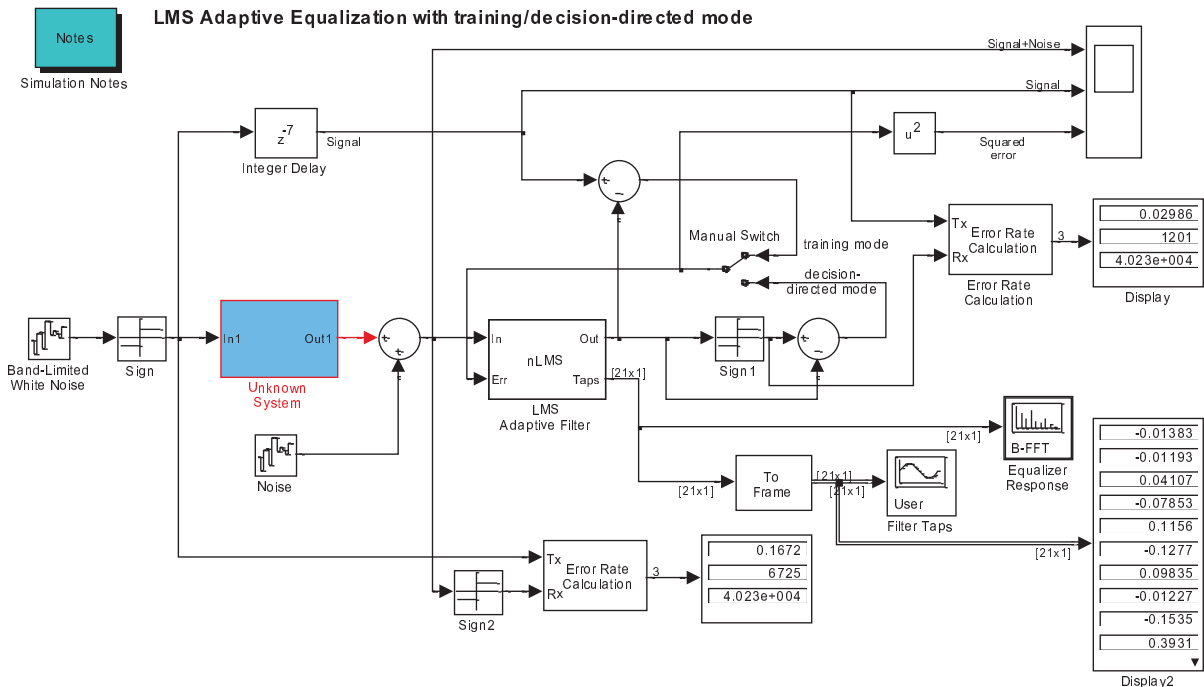


Εικόνα 4: Διάταξη αντίστροφης μοντελοποίησης με χρήση προσαρμοστικών φίλτρων

Η αντίστροφη μοντελοποίηση συστήματος χρησιμοποιείται συχνά στις τηλεπικοινωνίες για ισοστάθμιση καναλιού σύμφωνα με τη διάταξη που φαίνεται στο επόμενο σχήμα. Η βασική ιδέα είναι η εφαρμογή ενός προσαρμοστικού φίλτρου μετά την έξοδο του άγνωστου συστήματος έτσι ώστε ο συνδυασμός αγνώστου συστήματος και προσαρμοστικού φίλτρου να μην επηρεάζει την είσοδο εκτός από μια μικρή καθυστέρηση.

Διακρίνονται δύο φάσεις στο συγκεκριμένο σύστημα: (1) φάση εκπαίδευσης στην οποία έχουμε εφαρμογή μιας εισόδου γνωστής στο σύστημα και με μεγάλο φάσμα συχνοτήτων (λευκός θόρυβος), (2) φάση ρύθμισης, στην οποία θεωρούμε ότι η είσοδος έχει σωστά αποκωδικοποιηθεί και άρα η επιθυμητή έξοδος είναι η έξοδος του συστήματος.

### Υλοποίηση σε Simulink



Εικόνα 5: Προσομοίωση αντιστάθμισης τηλεπικοινωνιακού καναλιού

( με τη βοήθεια του SIMULINK)

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

### 2.1. Εισαγωγή

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι ένας κλάδος που έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια και επικαλύπτει όλες σχεδόν τις θετικές επιστήμες και την μηχανολογία. Τα Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούνται από ένα σύνολο απλών, διασυνδεδεμένων και προσαρμοστικών μονάδων, που δημιουργούν και διαχειρίζονται ένα παράλληλο και πολύπλοκο υπολογιστικό μοντέλο. Στην ουσία είναι προγράμματα-εφαρμογές που υλοποιούνται σε ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Μέχρι σήμερα έχουν χρησιμοποιηθεί σε πολλές εφαρμογές για την επίλυση προβλημάτων, που οι γνωστοί τρόποι αντιμετώπισής τους παρουσιάζουν ιδιαίτερες αδυναμίες.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν μια μορφή τεχνητής νοημοσύνης, τα οποία αποτελούνται από ένα σύνολο απλών, διασυνδεδεμένων και προσαρμοστικών μονάδων, οι οποίες συνιστούν ένα παράλληλο πολύπλοκο υπολογιστικό μοντέλο. Μέχρι σήμερα έχουν εφαρμοστεί επιτυχημένα σε ένα ευρύ φάσμα περιοχών για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης ή πρόβλεψης, όπως η Βιολογία, η Ιατρική, η Γεωλογία, η Φυσική κ.α.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Μπορούν να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο και η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων. Ένα τυπικό μοντέλο αποτελείται από διάφορα επίπεδα μονάδων επεξεργασίας. Η μονάδα επεξεργασίας μπορεί να θεωρηθεί ως ένας πραγματικός νευρώνας ή ομάδα νευρώνων. Κάθε τμήμα του ΤΝΔ αθροίζει πληροφορία από άλλες μονάδες, εκτελεί ένα υπολογισμό σε αυτό το άθροισμα και διαβιβάζει (όπως οι πραγματικοί νευρώνες) το αποτέλεσμα σε άλλες μονάδες. Η επίδραση μιας μονάδας σε μια άλλη εξαρτάται από το βάρος της μεταξύ τους διασύνδεσης.

Σκοπός των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι να δειχθεί αν τα μοντέλα που βασίζονται σε αυτές τις απλές αρχές μπορούν να εκτελέσουν τους υπολογισμούς που εκτελεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Δηλαδή αν μπορούν να μεταδώσουν πληροφορίες σχετικά με τα ερεθίσματα που λαμβάνουν.

Τα δίκτυα εκπαιδεύονται ώστε να αναγνωρίζουν και να επιτελούν μια συγκεκριμένη διεργασία. Η εκπαίδευσή τους γίνεται με την αλλαγή των τιμών των βαρών τους. Έχουν πετύχει αρκετά εντυπωσιακά αποτελέσματα αλλά έχουν και κάποιους περιορισμούς. Οι περιορισμοί δημιουργούνται συχνά όταν το μέγεθος και η πολυπλοκότητα του συστήματος αυξάνουν. Τα Νευρωνικά Δίκτυα δεν είναι αποτελεσματικά σε υπολογισμούς όπου η

αριθμητική ακρίβεια είναι σημαντικός παράγοντας. Υπάρχουν πολλά μοντέλα δικτύων ανάλογα με την αρχιτεκτονική τους, τον τρόπο λειτουργίας και εκπαίδευσης.

Η ανάπτυξη των Νευρωνικών Δικτύων έχει περάσει πολλές φάσεις, άλλες ήταν πολύ ενδιαφέρουσες με μεγάλα επιτεύγματα και άλλες όχι τόσο. Από το 1980 και μετά αυτή η επιστήμη έχει εξελιχθεί πολύ και εφαρμόζεται σε διάφορους τομείς της ζωής όπως στην οικονομία, στην εκπαίδευση, στην ασφάλεια κτλ.

## 2.2. Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι απλοποιημένες απεικονίσεις του κεντρικού νευρικού συστήματος του ανθρώπου. Μιμούνται τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων του εγκεφάλου και τη δομή των βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων. Αποτελούνται από διασυνδεδεμένα υπολογιστικά στοιχεία που έχουν την ικανότητα να ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα που δέχονται στην είσοδό τους και να μαθαίνουν να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους.

Η ερευνητική δραστηριότητα σχετικά στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) είναι βασισμένη στη δομή και τη λειτουργία του εγκεφάλου. Βασικό στοιχείο του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας, δηλαδή τα νευρικά κύτταρα τα οποία δημιουργούν ένα πυκνό δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ τους. Το κίνητρο για τη μελέτη του νευρώνα και των Νευρωνικών Δικτύων είναι η ελπίδα ανακάλυψης ενός νέου υπολογιστικού μοντέλου με δικτυακή δομή παρόμοια με αυτή του εγκεφάλου. Αυτή η καινούρια υπολογιστική πλατφόρμα γνωστή ως Connectionist Model, θα είναι κατάλληλη για την ανάπτυξη ευφυών αλγορίθμων και γενικότερα μεθόδων που σχετίζονται με τη νοημοσύνη, όπως η μάθηση, η μνήμη, η γενίκευση, η ομαδοποίηση προτύπων κ.λ.π [5].

Τα συνήθη Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούν πολύ απλοποιημένα μοντέλα νευρώνων τέτοια ώστε να διατηρούν μόνο τα πολύ αδρά χαρακτηριστικά των λεπτομερών μοντέλων που χρησιμοποιούνται στη νευρολογία. Τα τεχνητά νευρωνικά μοντέλα έχουν δηλαδή ελάχιστη σχέση με τα βιολογικά νευρωνικά συστήματα. Ωστόσο οι λεπτομέρειες δεν έχουν ιδιαίτερη σημασία στην κατανόηση της ευφυούς συμπεριφοράς των βιολογικών νευρωνικών συστημάτων. Ακόμη και αυτά τα απλά μοντέλα μπορούν να δημιουργήσουν ενδιαφέροντα δίκτυα αρκεί να πληρούν δύο βασικά χαρακτηριστικά:

- i. οι νευρώνες να έχουν ρυθμιζόμενες παραμέτρους ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία της μάθησης- ιδιότητα γνωστή ως πλαστικότητα των νευρώνων
- ii. το δίκτυο να αποτελείται από πολλούς νευρώνες ώστε να επιτυγχάνεται παραλληλισμός της επεξεργασίας και κατανομή της πληροφορίας

Τα ΤΝΔ «μοιάζουν» με τον εγκέφαλο στα εξής σημεία:

- i. η γνώση αποκτάται από το δίκτυο μέσα από μια διαδικασία μάθησης - εκπαίδευσης
- ii. η γνώση αποθηκεύεται στις δυνάμεις σύνδεσης των νευρώνων, οι οποίες είναι τα συναπτικά (synaptic) βάρη.

Το αντικείμενο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι η ανάπτυξη κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης και ανάκλησης της πληροφορίας που αυτά περιέχουν έτσι ώστε να προσομοιάζονται ευφυείς διαδικασίες. Για να γίνει αυτό, πρέπει να ορίσουμε το κατάλληλο περιβάλλον εκπαίδευσης, πχ. αν το δίκτυο θα εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή με τη χρήση κάποιων δεδομένων οδηγών-δασκάλων, ή αν το δίκτυο θα αφήνεται μόνο του να αυτοοργανωθεί και με ποιο συγκεκριμένο κριτήριο και στόχο. Η θεμελιώδης μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας στα ΤΝΔ είναι ο νευρώνας (neuron) ή κόμβος (node).

### **2.3. Ιστορική Αναδρομή**

Τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι σχετικά μια νέα περιοχή και δεν υπάρχει ουσιαστικά μεγάλη προϊστορία, όπως σε άλλες επιστήμες. Ξεκίνησε σε διεθνές επίπεδο κατά τις τελευταίες δεκαετίες, αλλά η μεγάλη ώθηση σε αυτά δόθηκε μετά το 1980. Σ' αυτό βοήθησε η μεγάλη ανάπτυξη του υλικού/λογισμικού των Η/Υ αλλά και η ανάπτυξη νέων αλγορίθμων εκπαίδευσης [22].

Το πρώτο μοντέλο Νευρωνικού Δικτύου το οποίο προτείνει ότι οι νευρώνες είναι η βασική μονάδα του δικτύου, παρουσιάστηκε το 1943 από τους McCulloch και Pitts. Στις δημοσιεύσεις τους παρουσιάστηκε για πρώτη φορά η ιδέα ότι ένα Νευρωνικό Δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο ενός τεράστιου αριθμού νευρώνων και έδειξαν πώς θα ήταν εφικτό να λειτουργούν οι νευρώνες μέσω των διασυνδέσεων τους. Αυτή θεωρείται η πρώτη εικόνα ενός Νευρωνικού Δικτύου.

Το 1947, οι ίδιοι συγγραφείς, προχώρησαν σε ένα πιο εξελιγμένο πρότυπο για την αναγνώριση σχημάτων. Σ' αυτό το πρότυπο, ο νευρώνας θεωρείται ότι μπορεί να έχει μόνο δύο καταστάσεις, οι οποίες είναι ότι είτε πυροδοτεί ή βρίσκεται σε ηρεμία. Μπορεί να έχει πολλές εισόδους αλλά δίνει μία μόνο έξοδο. Οι έξοδοι από διαφορετικούς νευρώνες δεν επιτρέπεται να ενώνονται, αλλά πρέπει υποχρεωτικά να οδηγούν σε είσοδο άλλου νευρώνα. Οι συνδέσεις των νευρώνων είναι δύο ειδών: οι διεγερτικές και οι ανασταλτικές. Όταν ο νευρώνας πυροδοτείται, στέλνει ένα ηλεκτρικό παλμό. Οι λειτουργίες αυτές γίνονται πάντα σε διακριτό χρόνο και στην ιδανική κατάσταση, όλοι οι νευρώνες αποκρίνονται ταυτόχρονα, δηλαδή το σύστημα δρα συγχρονισμένα. Τα δίκτυα McCulloch-Pitts προσπαθούν να

εξηγήσουν για πρώτη φορά πώς δουλεύει η μνήμη. Θεωρούν ότι ένας πιθανός μηχανισμός μνήμης μπορεί να είναι η ύπαρξη κλειστών διαδρομών του σήματος μέσα στο δίκτυο. Έτσι, μια ίνα ενώνει την έξοδο ενός κυττάρου με το σημείο εισόδου στο ίδιο κύτταρο, δημιουργώντας έναν μηχανισμό ανάδρασης (feedback).

Τις εργασίες των McCulloch-Pitts χρησιμοποίησε λίγα χρόνια αργότερα ο J. Von Neumann ως παράδειγμα για υπολογιστικές μηχανές και τότε έγιναν και οι πρώτες προσπάθειες άντλησης πληροφοριών από τα βιολογικά δίκτυα και δημιουργίας των πρώτων τεχνητών δικτύων. Το 1949 ο D. Hebb με το βιβλίο του «The organization of behavior», εισάγει τον κανόνα μάθησης του Hebb. Το μοντέλο του Hebb έχει ως κεντρική ιδέα τις συνδέσεις μεταξύ μονάδων του συστήματος, δηλαδή τους νευρώνες. Ο κανόνας αυτός υποστηρίζει ότι κάθε φορά που στο δίκτυο χρησιμοποιούνται οι νευρωνικές συνδέσεις, οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο προσεγγίζει περισσότερο το σύστημα το οποίο περιγράφει, με απλά λόγια «εκπαιδεύεται». Το μοντέλο του αισθητήρα (Perceptron) παρουσιάστηκε για πρώτη φορά το 1957 από τον F. Rosenblatt, ο οποίος αρχικά έφτιαξε το πρώτο δίκτυο με υλικό (hardware) που μπορούσε να κάνει πολλές και διάφορες εργασίες. Είναι ένα πολύ απλό μοντέλο με δύο επίπεδα, της εισόδου και της εξόδου, όπου το σήμα προχωρά μονοδρομικά από την είσοδο στην έξοδο. Στο βιβλίο «Perceptrons» των Minsky και Papert γίνεται μια εκτίμηση της χρησιμότητας του προτύπου αυτού, παρουσιάζονται όμως και οι περιορισμοί του.

Την ίδια περίπου εποχή με την ανάπτυξη του Perceptron, οι Widrow και Hoff ανέπτυξαν το 1959 δύο νέα μοντέλα το Adaline και το Madaline. Αυτά τα δύο μοντέλα ήταν από τα πρώτα που χρησιμοποιήθηκαν επιτυχώς σε πρακτικά προβλήματα: Χρησιμοποιήθηκαν ως φίλτρα για να εξαλείψουν την ηχώ σε τηλεφωνικές γραμμές. Το 1982 ο Hopfield έδωσε μεγάλη ώθηση στην ανάπτυξη των Νευρωνικών Δικτύων. Σε μια εργασία του απέδειξε με αυστηρά μαθηματική απόδειξη πώς ένα Νευρωνικό Δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως αποθηκευτικός χώρος και επίσης πώς μπορεί να επανακτήσει όλη την πληροφορία ενός συστήματος έστω και αν του δοθούν μερικά μόνο τμήματα και όχι ολόκληρο το σύστημα.

Ένα επόμενο σημαντικό βήμα ήταν η πρόοδος στην διαδικασία εκπαίδευσης των δικτύων όταν επινοήθηκε ο κανόνας της διόρθωσης του σφάλματος (error correction learning). Κατά την εκπαίδευση ενός δικτύου, σε όποια κατάσταση και αν βρίσκεται αυτό σε μια δεδομένη στιγμή, σημασία έχει η απόκλιση που δίνει στην έξοδό του το δίκτυο από την αναμενόμενη τιμή ή τον στόχο που έχουμε θέσει. Αυτή η απόκλιση αντιστοιχεί στο σφάλμα που παράγει το δίκτυο την συγκεκριμένη στιγμή. Το σφάλμα ενεργοποιεί ένα μηχανισμό ελέγχου ώστε να επιφέρει μια σειρά από διορθωτικές αλλαγές στα βάρη  $w$  των νευρώνων [16].

Το 1986 δημοσιεύεται ένα άλλο σημαντικό έργο από τους McClelland και Rumelhart, το «Parallel Distributed Processing», στο οποίο παρουσιάζεται η ιδέα πώς ένα Νευρωνικό Δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως παράλληλος επεξεργαστής. Το έργο αυτό επιτρέπει την ύπαρξη και άλλων επιπέδων νευρώνων, εκτός από την είσοδο και την έξοδο, που αποτελούν την εσωτερική δομή του δικτύου. Προτείνουν μία νέα διαδικασία εκπαίδευσης, την μέθοδο της οπισθοδιάδοσης (back-propagation) η οποία είναι σήμερα η πιο χρήσιμη τεχνική εκπαίδευσης δικτύων [9]. Από το 1985 και μετά αρχίζουν τα πρώτα συνέδρια που είναι αφιερωμένα αποκλειστικά σε Νευρωνικά Δίκτυα, από την American Physical Society και από την IEEE. Ταυτόχρονα δημιουργούνται ειδικές επαγγελματικές εταιρίες Νευρωνικών Δικτύων με χιλιάδες μέλη.

#### **2.4. Μοντέλο Βιολογικού Νευρώνα**

Η έρευνα στα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα βασίστηκε στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί «υπολογισμούς» με εντελώς διαφορετικό τρόπο ένα συμβατικό Η/Υ. Η αναλογία μεταξύ νευροφυσιολογίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων είναι πολύ σημαντική για την κατανόηση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Ο νευρώνας είναι ένας εξειδικευμένος τύπος κυττάρου που αποτελεί τη βασική μονάδα των συστημάτων επεξεργασίας πληροφοριών που απαρτίζουν το νευρικό σύστημα του ανθρώπου [7]. Είναι το βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου τόσο στον άνθρωπο όσο και στα ζώα. Ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου ανθρώπου αποτελείται από περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με περίπου 1000 άλλους νευρώνες. Αυτό πραγματοποιείται μέσω του άξονα κάθε νευρώνα στον οποίο καταλήγουν ισάριθμοι δενδρίτες άλλων νευρώνων [17, 15].

Εκτιμάται ότι ο μέσος ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από 109 νευρώνες που συνδέονται μεταξύ τους με διάφορους τρόπους. Οι νευρώνες είναι τα στοιχεία μνήμης και λογικών κυκλωμάτων. Ανατομικά ο νευρώνας αποτελείται από το σώμα (body) που αποτελεί τον πυρήνα του, τους δενδρίτες (dendrites) μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου) και τον άξονα (axon) που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσής του με άλλους νευρώνες. Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται σύναψη (synapse). Πιο συγκεκριμένα:

- Οι δενδρίτες είναι οι πύλες εισόδου του νευρώνα καθώς δέχονται ηλεκτρικά σήματα από άλλους νευρώνες.
- Ο άξονας είναι η πύλη εξόδου του νευρώνα. Στέλνει σήματα προς άλλους νευρώνες υπό μορφή ηλεκτρικών παλμών σταθερού πλάτους αλλά μεταβλητής συχνότητας.

Οι συνάψεις είναι τα σημεία στα οποία ενώνονται οι διακλαδώσεις του άξονα ενός νευρώνα με τους δενδρίτες άλλων νευρώνων. Είναι κύστες με ηλεκτροχημικό υλικό (ιόντα κυρίως Καλίου και Νατρίου). Το υλικό αυτό μεταδίδει την ηλεκτρική δραστηριότητα του άξονα- αποστολέα στους δενδρίτες- παραλήπτες. Η ευκολία με την οποία η ηλεκτρική δραστηριότητα μεταδίδεται από τον άξονα στο δενδρίτη εξαρτάται από το πλάτος της σύναψης, την απόστασή της από τον δενδρίτη και από την πυκνότητα του ηλεκτροχημικού υλικού. Το ποσοστό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που μεταδίδεται τελικά στο δενδρίτη είναι το **συναπτικό βάρος**. Οι συνάψεις χωρίζονται σε ενισχυτικές και ανασταλτικές ανάλογα με το αν το φορτίο που εκλύεται από την σύναψη ερεθίζει τον νευρώνα να παράγει παλμούς με μεγαλύτερη συχνότητα ή αν τον καταστέλλει εμποδίζοντάς τον να παράγει παλμούς αντίστοιχα. Στο επόμενο σχήμα φαίνεται η αναπαράσταση ενός βιολογικού νευρώνα [17].



*Εικόνα 6: Μοντέλο Βιολογικού Νευρώνα*

Το κυρίαρχο χαρακτηριστικό του νευρώνα είναι η ευαισθησία του, δηλαδή η δυνατότητα του να αντιδρά σε διάφορα εξωτερικά ερεθίσματα (ηλεκτρομαγνητικά, χημικά, θερμικά, μηχανικά κ.α.). Η αντίδραση αυτή έχει ως αποτέλεσμα την παραγωγή παλμών σύντομης διάρκειας. Αυτοί οι παλμοί, οι οποίοι είναι οι φορείς πληροφορίας στα βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα, ταξιδεύουν στον άξονα κάθε νευρώνα και μέσω των συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες των παραληπτών νευρώνων. Κάθε νευρώνας συλλέγει όλο το ηλεκτρικό φορτίο που δέχεται από κάθε σύναψη στους δενδρίτες του. Όσο πιο ισχυρή είναι μία συναπτική ζεύξη τόσο πιο πολύ έντονα συμμετέχει το συγκεκριμένο φορτίο εισόδου στο συνολικό άθροισμα φορτίου. Αν το άθροισμα του φορτίου ξεπερνάει κάποιο κατώφλι τότε ο άξονας του νευρώνα αρχίζει να παράγει ηλεκτρικούς παλμούς με μεγάλη συχνότητα οπότε λέμε ότι ο νευρώνας πυροβολεί. Αν το φορτίο δεν περνάει το συγκεκριμένο αυτό όριο τότε ο νευρώνας

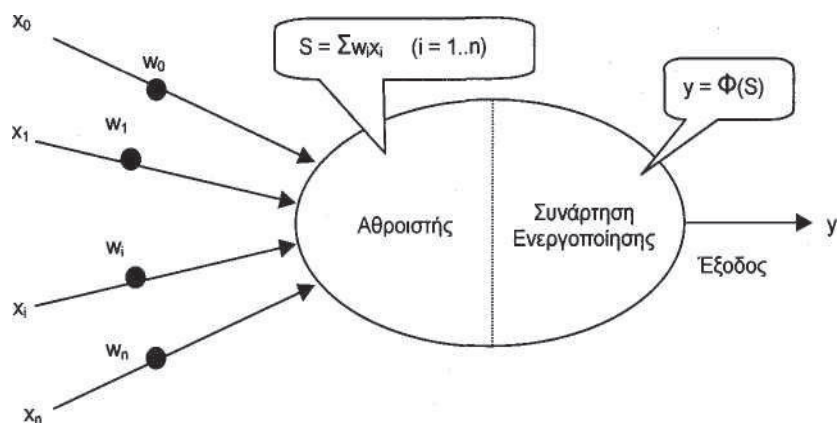
παράγει πολύ αραιά παλμούς σε τυχαίες στιγμές οπότε λέμε ότι ο νευρώνας είναι αδρανής. Έτσι βλέπουμε ότι ο νευρώνας είναι δυαδικό στοιχείο.

Οι αριθμοί των μονάδων των νευρώνων και οι συνδέσεις τους στον άνθρωπο ως τάξη μεγέθους είναι πολύ μεγαλύτεροι από τους αριθμούς μονάδων που μπορεί να χειριστεί εύκολα σήμερα ένας υπολογιστής. Αυτό είναι λογικό εξαιτίας της πολυπλοκότητας του ανθρώπινου εγκεφάλου και των διεργασιών που επιτελεί. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα δεν μπορούν να κάνουν πράγματα που ο εγκέφαλος ακόμα και ενός παιδιού κάνει πολύ εύκολα. Ένα ΤΝΔ μπορεί να έχει από εκατοντάδες μέχρι χιλιάδες νευρώνες, αλλά όχι το μέγεθος που έχει ο ανθρώπινος εγκέφαλος. Από την άλλη πλευρά τα ΤΝΔ μπορούν να λύσουν δύσκολα μαθηματικά προβλήματα, όπως είναι η αναγνώριση συστήματος, η πρόβλεψη κ.α., στα οποία ο ανθρώπινος εγκέφαλος δεν τα καταφέρνει καλά. Η πιο σημαντική διαφορά μεταξύ των βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων και των ΤΝΔ είναι στις συνάψεις. Οι συνάψεις καθώς και η συνδεσμολογία τους είναι πολύ περίπλοκες στα βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα ενώ στα ΤΝΔ είναι πολύ απλές. Επίσης η ταχύτητα στους υπολογιστές είναι χιλιάδες φορές μεγαλύτερη από την ταχύτητα διάδοσης του σήματος στα βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα. Παρόλα αυτά, η διαφορά στην ταχύτητα δεν επαρκεί για να καλύψει την διαφορά στην πολυπλοκότητα. Ενώ ο ανθρώπινος εγκέφαλος μαθαίνει και καταλαβαίνει πολύ γρήγορα, η μάθηση στο ΤΝΔ παίρνει πολύ χρόνο, ακόμα και στον πιο γρήγορο υπολογιστή. Τέλος, ο εγκέφαλος μπορεί να κάνει σύγχρονη ή ασύγχρονη ενημέρωση των μονάδων του (δηλ. σε συνεχή χρόνο), ενώ το ΤΝΔ κάνει μόνο σύγχρονη ενημέρωση, δηλ. σε διακριτό χρόνο [5, 8].

## 2.5. Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου αντιστοιχίζονται άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Όπως απεικονίζεται στο Σχήμα, ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται κάποια σήματα εισόδου  $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$  τα οποία, σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοιο σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους  $w_i$  (weight) ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος της σύναψης του βιολογικού εγκεφάλου. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης.

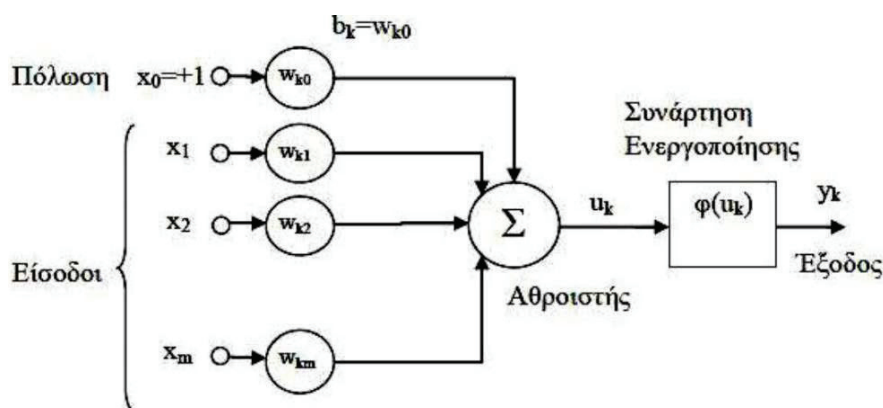




Εικόνα 7: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα.[17]

Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη, τον αθροιστή (sum) ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου και παράγει την ποσότητα  $S$ , και τη συνάρτηση ενεργοποίησης ή κατωφλίου (activation ή threshold function), ένα μη γραμμικό φίλτρο το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου  $y$ , σε συνάρτηση με την ποσότητα  $S$  [9, 17].

Η εναλλακτική μορφή ενός μοντέλου τεχνητού νευρώνα φαίνεται στο παρακάτω σχήμα και αποτελείται από τα εξής στοιχεία [18]:



Εικόνα 8: Εναλλακτική μορφή απεικόνισης Νευρώνα

- I. Ένα σύνολο **συνάψεων** (ή διασυνδέσεων), κάθε μία από τις οποίες χαρακτηρίζεται από το δικό της βάρος. Συγκεκριμένα, ένα σήμα  $x_j$  στην είσοδο της σύναψης  $j$  που συνδέεται με το νευρώνα  $k$  πολλαπλασιάζεται με το συναπτικά βάρος  $w_{kj}$ . Ο δείκτης  $k$  αναφέρεται στο νευρώνα, ενώ ο δείκτης  $j$  στο άκρο εισόδου της σύναψης. Τα συναπτικά βάρη είναι θετικοί πραγματικοί αριθμοί για τις ενισχυτικές συνάψεις και αρνητικοί για τις ανασταλτικές συνάψεις.
- II. Έναν **αθροιστή** για την άθροιση των σημάτων εισόδου, πολλαπλασιασμένων με τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα. Η άθροιση είναι γραμμική.

III. Μια **συνάρτηση ενεργοποίησης** η οποία είναι ένας μη-γραμμικός μετασχηματιστής για τον περιορισμό του πλάτους της εξόδου του νευρώνα σε κάποια πεπερασμένη τιμή. Συνήθως το κανονικοποιημένο εύρος τιμών πλάτους της εξόδου ενός νευρώνα είναι το μοναδιαίο κλειστό διάστημα  $[0, 1]$  ή  $[-1, 1]$ .

Υπάρχουν τρεις τυπικές περιπτώσεις για τη συνάρτηση ενεργοποίησης :

I. Η βηματική (step) ή κατωφλίου συνάρτηση Σχήμα ? (α), η οποία δίνει στην έξοδο αποτέλεσμα (συνήθως 1) μόνο αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μεγαλύτερη από μία τιμή κατωφλίου  $T$  και εκφράζεται από τη σχέση :

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, v \geq 0 \\ 0, v < 0 \end{cases} \quad (?)$$

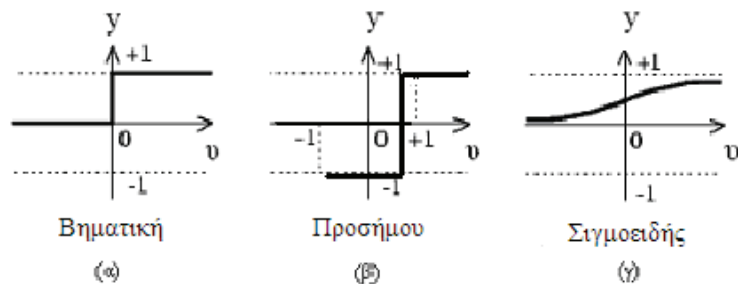
II. Η συνάρτηση πρόσημου (sign) Σχ. ? (β) η οποία δίνει στην έξοδο αρνητική (ή θετική) πληροφορία αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μικρότερη (ή μεγαλύτερη) από μία τιμή κατωφλίου  $T$  []. Εκφράζεται από τη σχέση:

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, v \geq T \\ -1, v < T \end{cases} \quad (?)$$

III. Η σιγμοειδής (sigmoid) συνάρτηση η οποία εκφράζεται από τη γενική σχέση:

$$\phi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha v)} \quad (?)$$

όπου  $\alpha$  είναι ένας συντελεστής ρύθμισης της ταχύτητας μετάβασης μεταξύ των δύο ασυμπτωτικών τιμών. Η σιγμοειδής συνάρτηση Σχ.?( γ) είναι βασική στους υπολογισμούς γιατί απεικονίζει τη μη γραμμικότητα στο νευρώνα, κάτι που είναι απαραίτητο στη μοντελοποίηση μη γραμμικών φαινομένων.

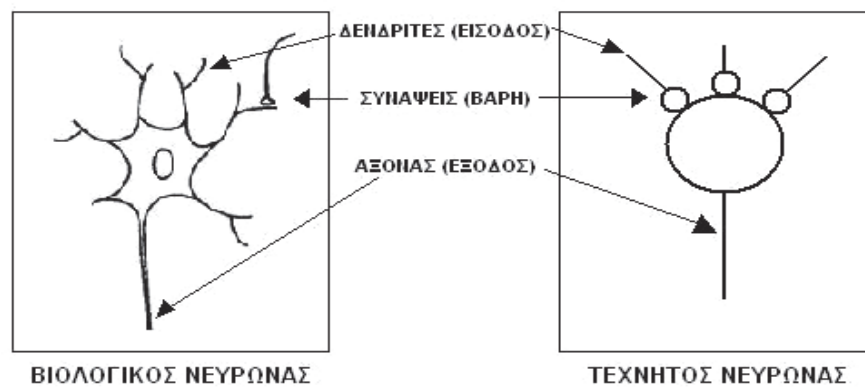


Εικόνα 9: Γραφικές παραστάσεις συναρτήσεων ενεργοποίησης.

Οι τεχνητοί νευρώνες δίνουν τη δυνατότητα υλοποίησης απλών αλγεβρικών συναρτήσεων, όπως η υλοποίηση με τεχνητό νευρώνα των λογικών συναρτήσεων AND, OR, και NOT. Για παράδειγμα, στην υλοποίηση του NOT χρησιμοποιείται σαν συνάρτηση

ενεργοποίησης η βηματική συνάρτηση με κατώφλι  $T=-0.5$ . Οι τιμές εισόδου μπορούν να κυμαίνονται από 0 (ψευδές) έως 1 (αληθές). Αν η είσοδος του νευρώνα είναι 0 τότε πολλαπλασιάζεται με το βάρος  $w=-1$  δίνει  $S=0$ . Η τιμή αυτή ξεπερνά το κατώφλι του  $-0.5$  οπότε στην έξοδο παράγεται 1. Στην περίπτωση που η τιμή εισόδου είναι 1 τότε  $S=-1$ , τιμή που βρίσκεται κάτω του κατωφλίου  $-0.5$ , με αποτέλεσμα να παράγεται στην έξοδο 0.

Τέλος στο σχήμα μπορούμε να παρατηρήσουμε τις αντιστοιχίες του φυσικού (βιολογικού) με τον τεχνητό νευρώνα βλέποντας την πανομοιότυπη δομή αλλά και λειτουργία τους.



Εικόνα 10: Αντιστοιχία φυσικού-τεχνητού νευρώνα [14]

## 2.6. Αρχιτεκτονικές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

### 2.6.1. Πλεονεκτήματα τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων

Ένα Νευρωνικό Δίκτυο οφείλει την υπολογιστική του ισχύ κατά πρώτον στην παράλληλη, κατανεμημένη δομή του και κατά δεύτερον στην ικανότητά του να μαθαίνει και, ως εκ τούτου, να γενικεύει. Ο όρος γενίκευση αναφέρεται στην παραγωγή, από το Νευρωνικό Δίκτυο, λογικών εξόδων για εισόδους τις οποίες δεν έχει συναντήσει κατά την διάρκεια της εκπαίδευσής του. Αυτές οι δύο δυνατότητες δίνουν στα Νευρωνικά Δίκτυα τη δυνατότητα να βρίσκουν καλές προσεγγιστικές λύσεις σε πολύπλοκα προβλήματα, τα οποία είναι μη επιδεκτικά σε λύσεις. Τα Νευρωνικά Δίκτυα προσφέρουν τις ακόλουθες χρήσιμες ιδιότητες [9]:

- I. **Μη γραμμικότητα.** Ένας τεχνητός νευρώνας μπορεί να είναι είτε γραμμικός, είτε μη γραμμικός. Ένα ΤΝΔ που αποτελείται από διασυνδεδεμένους μη γραμμικούς νευρώνες είναι μη γραμμικό. Αυτή η ιδιότητα είναι πολύ σημαντική, κυρίως αν ο υποκείμενος φυσικός μηχανισμός που παράγει το σήμα εισόδου (π.χ. ομιλία) είναι εκ φύσεως μη γραμμικός.

- II. **Αντιστοίχιση Εισόδου-Εξόδου.** Ένα δημοφιλές παράδειγμα μάθησης, η μάθηση με εκπαιδευτή ή επιβλεπόμενη μάθηση, συνίσταται στην τροποποίηση των συναπτικών βαρών ενός Νευρωνικού Δικτύου εφαρμόζοντας ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και μια αντίστοιχη επιθυμητή απόκριση (στόχος). Τα συναπτικά βάρη τροποποιούνται έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί η διαφορά μεταξύ της επιθυμητής απόκρισης και της πραγματικής απόκρισης του δικτύου. Τότε το δίκτυο φτάνει σε μια ευσταθή κατάσταση όπου δεν υπάρχουν άλλες αλλαγές βαρών. Αν και τα ΤΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου.
- III. **Παράλληλος τρόπος λειτουργίας.** Τα Νευρωνικά Δίκτυα λειτουργούν με παράλληλο τρόπο γιατί μια εργασία μοιράζεται στα διάφορα τμήματα του δικτύου, δηλαδή σε όλους τους επιμέρους νευρώνες. Έτσι τα Νευρωνικά Δίκτυα είναι συστήματα «παράλληλων κατανεμημένων διεργασιών». Αυτό παρέχει μεγάλες ταχύτητες γιατί είναι σαν να έχουμε ταυτόχρονα πολλούς επεξεργαστές.
- IV. **Προσαρμοστικότητα.** Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν την δυνατότητα να προσαρμόζουν τα συναπτικά τους βάρη ανάλογα με τις μεταβολές που γίνονται στο περιβάλλον τους. Ένα ΤΝΔ εκπαιδευμένο να λειτουργεί σε συγκεκριμένο περιβάλλον, μπορεί εύκολα να επανεκπαιδευτεί ώστε να μπορεί να χειρίζεται τις μεταβολές στο νέο περιβάλλον λειτουργίας του.
- V. **Ανοχή σε βλάβες (fault-tolerant).** Ένα Νευρωνικό Δίκτυο υλοποιημένο σε hardware έχει την δυνατότητα να είναι ανεκτικό σε βλάβες ή εύρωστο, υπό την έννοια ότι η απόδοσή του μειώνεται βαθμιαία και ομαλά υπό αντίξοες συνθήκες λειτουργίας. Αν ένας νευρώνας ή οι συνδέσεις του καταστραφούν, η ποιότητα της εξόδου μειώνεται. Ωστόσο επειδή η πληροφορία που αποθηκεύεται στο δίκτυο είναι κατανεμημένη σε όλη τη δομή του, η βλάβη θα πρέπει να λάβει μεγάλη έκταση για να αρχίσει να μειώνεται σοβαρά η συνολική απόκριση του δικτύου.
- VI. **Ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδίασης.** Τα Νευρωνικά Δίκτυα απολαμβάνουν καθολικής αποδοχής ως επεξεργαστές πληροφοριών, υπό την έννοια ότι χρησιμοποιείται η ίδια σημειογραφία σε όλα τα πεδία εφαρμογής τους. Οι νευρώνες αντιπροσωπεύουν ένα συστατικό κοινό σε όλα τα Νευρωνικά Δίκτυα

και αυτό καθιστά εφικτή τη χρήση των ίδιων θεωριών και αλγορίθμων μάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των Νευρωνικών Δικτύων.

VII. **Αναλογία με τη νευροφυσιολογία του εγκεφάλου.** Η σχεδίαση ενός Νευρωνικού Δικτύου δανείζεται στοιχεία από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, ο οποίος είναι η ζωντανή απόδειξη ότι η εύρωστη, παράλληλη επεξεργασία δεν είναι μόνο φυσικά εφικτή, αλλά επίσης γρήγορη και ισχυρή. Τα ΤΝΔ, όπως και τα βιολογικά, έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά τη λειτουργία τους καθώς η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο. Γενικά, το μέγεθος του σφάλματος λόγω «δομικών αστοχιών» είναι ανάλογο του ποσοστού των κατεστραμμένων συνδέσεων.

VIII. **Η δυνατότητα θεώρησης τους ως καταναμημένη μνήμη (distributed memory)** και ως μνήμη συσχέτισης (associative memory). Ο χαρακτηρισμός των ΤΝΔ ως καταναμημένη μνήμη, πηγάζει από το ότι η κωδικοποίηση που δημιουργούν είναι καταναμημένη σε όλα τα βάρη της συνδεσμολογία τους. Για τον ίδιο λόγο τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται και ως μνήμες συσχέτισης. Μια μνήμη συσχέτισης δεν αποθηκεύει πληροφορία με τον παραδοσιακό τρόπο αλλά μέσω κατάλληλων συσχετίσεων που δημιουργεί από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Η ανάκληση της πληροφορίας γίνεται με βάση το περιεχόμενο και όχι τη διεύθυνση, όπως δηλαδή συμβαίνει και με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Η παραπάνω οργάνωση κάνει ορισμένα είδη ΤΝΔ να είναι πολύ ανεκτικά σε μικρές αλλαγές στα σήματα εισόδου, δηλαδή είναι σε θέση να παράγουν τη σωστή έξοδο ακόμη και αν τα δεδομένα εισόδου είναι λίγο διαφορετικά (για παράδειγμα, λόγω θορύβου) ή και ελλιπή.

IX. **Η ικανότητά τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).** Τέλος, τα ΤΝΔ έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή/και με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα ΤΝΔ εκπαιδευτεί στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας τους για να προσδιορίσουν μια συγκεκριμένη κατάσταση. Η τελευταία ιδιότητα κάνει ένα ΤΝΔ ιδανικό για χρήση σε αυτοματισμούς που θα λειτουργήσουν σε αντίξοες συνθήκες, όπως για παράδειγμα σε διαστημικές αποστολές, σε χώρους με ραδιενέργεια και σε πεδία μάχης.

### 2.6.2. Κύρια χαρακτηριστικά ενός Νευρωνικού Δικτύου

Υπάρχουν τέσσερα χαρακτηριστικά που είναι άρρηκτα συνδεδεμένα με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ). Αυτά είναι:

- Η ικανότητα τους να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων (learn by example).
- Η δυνατότητα θεώρησης τους ως κατανεμημένη μνήμη (distributed memory) και ως μνήμη συσχέτισης (associative memory).
- Η μεγάλη τους ανοχή σε σφάλματα (fault-tolerant).
- Η ικανότητα τους για αναγνώριση προτύπων (pattern recognition).

Αν και τα ΤΝΔ δεν είναι τα μόνα συστήματα με ικανότητα μάθησης μέσω παραδειγμάτων, εντούτοις διακρίνονται για την ικανότητα τους να οργανώνουν την πληροφορία των δεδομένων εισόδου σε χρήσιμες μορφές. Αυτές οι μορφές αποτελούν στην ουσία ένα μοντέλο που αναπαριστά τη σχέση που ισχύει μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου [17].

Ο χαρακτηρισμός των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ΤΝΔ) ως κατανεμημένη μνήμη, πηγάζει από το ότι η πληροφορία που κωδικοποιούν είναι κατανεμημένη σε όλα τα βάρη της συνδεσμολογίας τους. Για τον ίδιο λόγο τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται και ως μνήμες συσχέτισης. Μια μνήμη συσχέτισης αποθηκεύει πληροφορία συσχετίζοντας αποθηκευμένα δεδομένα μεταξύ τους. Η ανάκληση (recall) της πληροφορίας γίνεται με βάση το περιεχόμενο και όχι τη διεύθυνση, όπως δηλαδή συμβαίνει και με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Η παραπάνω οργάνωση κάνει ορισμένα είδη ΤΝΔ να είναι πολύ ανεκτικά σε μικροαλλαγές στα σήματα εισόδου, δηλαδή είναι σε θέση να παράγουν την σωστή έξοδο ακόμη κι αν τα δεδομένα εισόδου είναι λίγο διαφορετικά ή και ελλιπή.

Τα ΤΝΔ έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά την λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο. Γενικά, το μέγεθος του σφάλματος λόγω "δομικών αστοχιών" είναι ανάλογο του ποσοστού των κατεστραμμένων συνδέσεων. Αυτό κάνει τα ΤΝΔ και συγκεκριμένα τις υλοποιήσεις τους σε κύκλωμα, ιδανικά για χρήση σε αυτοματισμούς που θα λειτουργήσουν σε αντίξοες συνθήκες (π.χ. διάστημα, χώρους με ραδιενέργεια, πεδίο μάχης, κλπ).

Τέλος, τα ΤΝΔ έχουν εξαιρετική ικανότητα αναγνώρισης προτύπων καθώς δεν επηρεάζονται από ελλιπή ή/και με θόρυβο δεδομένα. Από τη στιγμή που ένα ΤΝΔ εκπαιδευτεί στο να αναγνωρίζει συνθήκες και καταστάσεις, απαιτείται ένας μόνο κύκλος λειτουργίας τους για να προσδιορίσουν μία συγκεκριμένη κατάσταση [24].

Άλλα πλεονεκτήματα των Νευρωνικών Δικτύων είναι ότι παρέχουν τις εξής χρήσιμες ιδιότητες [24]:

1. Μη-γραμμικότητα. Αυτή οφείλεται στο γεγονός ότι ένα Νευρωνικό Δίκτυο δομείται από τη σύνδεση νευρώνων, οι οποίοι είναι μη-γραμμικές συσκευές. Η μη-γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, ιδιαίτερα αν ο φυσικός μηχανισμός για την παραγωγή των σημάτων εισόδου είναι μη-γραμμικός.

2. Σχεδιασμός Εισόδου-Εξόδου. Ένα συνηθισμένο παράδειγμα μάθησης που καλείται επιβλεπόμενη μάθηση, εμπλέκει μεταβολή των συναπτικών βαρών του Νευρωνικού Δικτύου, εφαρμόζοντας ένα σύνολο δειγμάτων εξάσκησης ή παραδείγματα έργων. Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και την επιθυμητή απόκριση (έξοδο). Η εξάσκηση του δικτύου επαναλαμβάνεται για πολλά παραδείγματα, μέχρι το δίκτυο να φτάσει σε μια σταθερή κατάσταση, όπου πλέον δεν γίνονται αλλαγές στα βάρη. Έτσι το δίκτυο μαθαίνει από τα παραδείγματα, κατασκευάζοντας ένα σχεδιασμό εισόδου-εξόδου για το δεδομένο πρόβλημα.

3. Προσαρμοστικότητα. Τα Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να προσαρμόζουν τα βάρη τους στις αλλαγές του περιβάλλοντός τους. Μερικές φορές οι προσαρμογές οδηγούν σε μείωση της απόδοσης του συστήματος, γι'αυτό θα πρέπει να είναι επαρκείς.

4. Αποδεικτική Απόκριση. Ένα Νευρωνικό Δίκτυο σχεδιάζεται για να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για το συγκεκριμένο υπόδειγμα που επιλέγεται αλλά και για την εμπιστοσύνη στην απόφαση που παίρνεται. Αυτό βελτιώνει την απόδοση του συστήματος.

5. Συναφής Πληροφορία. Η γνώση αναπαριστάνεται από την πολύ δομημένη και ενεργή κατάσταση του Νευρωνικού Δικτύου.

6. Αντοχή σε σφάλματα. Ένα νευρωνικό δίκτυο, υλοποιημένο σε hardware φόρμα έχει τη σημαντική ιδιότητα να είναι «ανεκτικό σε σφάλματα» (fault tolerance), με την έννοια ότι η απόδοσή του μειώνεται κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες.

7. Υλοποιησιμότητα σε VLSI. Η συμπαγής παράλληλη φύση του Νευρωνικού Δικτύου, κάνει δυνατή την υλοποίηση του σε VLSI τεχνολογία, έτσι ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

8. Ομοιομορφία Ανάλυσης και Σχεδιασμού. Η έννοια είναι ότι ο ίδιος συμβολισμός χρησιμοποιείται σε όλα τα πεδία που περιέχουν εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων. Αυτό το χαρακτηριστικό υποδηλώνεται με διαφορετικούς τρόπους:

Οι νευρώνες παριστάνουν ένα συστατικό συνηθισμένο σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η συνήθεια κάνει δυνατό το διαμοιρασμό θεωριών και αλγορίθμων εκμάθησης σε διαφορετικές εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

Ρυθμιστικά δίκτυα μπορούν να κατασκευαστούν μέσω μιας αμιγούς ολοκλήρωσης από modules.

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

### **2.6.3. Κριτήρια επιλογής ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου σε λύση σε ένα πρόβλημα**

Η κατάλληλη επιλογή του τύπου του νευρωνικού δικτύου (ελεγχόμενο, μη ελεγχόμενο ή ενισχυμένο) εξαρτάται από τα δεδομένα που έχουμε διαθέσιμα [23]. Η επιβλεπόμενη μάθηση, (θα αναλυθεί περισσότερο σε επόμενο κεφάλαιο), απαιτεί ζευγάρια δεδομένων αποτελούμενα από πρότυπα εισόδου και τις σωστές εξόδους, οι οποίες είναι μερικές φορές δύσκολο να διασφαλιστούν. Η μη επιβλεπόμενη μάθηση ταξινομεί τα πρότυπα εισόδων εσωτερικά και δεν υπερβαίνει τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Οι απαιτήσεις των δεδομένων για την μη επιβλεπόμενη μάθηση είναι για αυτό το λόγο πιο εύκολες και πιο φθηνές στο να αντιμετωπιστούν, αλλά η ικανότητα του δικτύου είναι για αυτό το λόγο σημαντικά πιο μικρή από αυτή του δικτύου επιβλεπόμενης μάθησης. Ένας συμβιβασμός μεταξύ επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι η ενίσχυση της μάθησης, η οποία απαιτεί μία είσοδο και μόνο ένα βαθμό ή ένα σήμα αμοιβής, όπως η επιθυμητή έξοδος [23].

Ο χρόνος που απαιτείται και για την εκπαίδευση (training) και για την ανάκληση (recall) είναι επίσης σημαντικός στην ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων. Τα περισσότερα νευρωνικά δίκτυα έχουν σχετικά μεγάλους χρόνους εκπαίδευσης αλλά η ανάκληση περιέχει μόνο ένα απλό πέρασμα από το δίκτυο. Όταν το νευρωνικό δίκτυο υλοποιείται με τους νευρώνες εφαρμοζόμενους παράλληλα, ο χρόνος ανάκλησης είναι σχεδόν ακαριαίος. Από την άλλη μεριά ιδιαίτερα παραδείγματα, όπως πιθανά νευρωνικά δίκτυα με ακραίες θεμελιώδεις συναρτήσεις και γενική οπισθοχώρηση του νευρωνικού δικτύου, εκπαιδεύουν με ένα απλό πέρασμα το νευρωνικό δίκτυο, αλλά ο χρόνος εκτέλεσης είναι σχεδόν ίδιος με το χρόνο εκπαίδευσης. Για αυτό το λόγο το να γνωρίσουμε απαιτήσεις online (π.χ. σε ένα ενεργό σύστημα ελέγχου) μπορεί να υπαγορεύει τον τύπο νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται ή μπορεί να δίνει απαιτήσεις στο ότι το δίκτυο θα πραγματοποιηθεί με hardware.

### **2.6.4. Επιλογή Τύπου Νευρωνικού Δικτύου**

Ίσως η καλύτερη διαδικασία για να αποφασιστεί αν μία εφαρμογή ενός νευρωνικού δικτύου είναι κατάλληλη, είναι να συγκριθούν τα χαρακτηριστικά του με αυτά που έχουν



υπάρξει επιτυχημένα σε άλλες εφαρμογές. Ο Bailey και ο Thompson το 1990 παρέθεσαν μία αναφορά από πετυχημένες εφαρμογές στα νευρωνικά δίκτυα και δώσανε τα παρακάτω ικανά για λύση συμπεράσματα για πετυχημένες εφαρμογές [24] :

- Το πρόβλημα χρειάζεται ποιοτικό ή σύνθετο ποιοτικό συλλογισμό.
- Η λύση παράγεται από παραμέτρους αλληλεξαρτώμενες σε μεγάλο βαθμό οι οποίες δεν έχουν ακριβή ποσοτικοποίηση.
- Τα στοιχεία τα οποία περιλαμβάνονται στις εφαρμογές εξαρτώνται από πολλαπλές αλληλεπιδράσεις παραμέτρων.
- Τα δεδομένα είναι ευκόλως διαθέσιμα αλλά αποτελούνται από πολλές μεταβλητές και ουσιαστικά είναι θορυβώδη ή με λάθη.
- Υπάρχει πληθώρα δεδομένων διαθέσιμη από συγκεκριμένα παραδείγματα για την κωδικοποίηση του συστήματος.
- Μερικά από τα δεδομένα μπορεί να είναι λάθος ή να λείπουν.
- Τα στοιχεία που εμπλέκονται είναι τόσο πολύπλοκα που άλλες προσεγγίσεις δεν είναι χρήσιμες, άλλες είναι πολύπλοκες και άλλες πολύ ακριβές.
- Ο χρόνος ανάπτυξης του Project είναι μικρός, αλλά ο χρόνος για εκπαίδευση που είναι διαθέσιμος είναι επαρκής.

Οι περισσότεροι πετυχημένες εφαρμογές νευρωνικών δικτύων είναι πάνω στην αναγνώριση προτύπου, το στατιστικό σχεδιασμό ή τη μοντελοποίηση. Πετυχημένες εφαρμογές μπορούν να συμπεριλάβουν την επισημοποίηση του σήματος, την επεξεργασία παρακολούθησης, διαγνωστικά, σήματα, επεξεργασία πληροφοριών και έλεγχο πολύπλοκων συστημάτων (συχνά μη-γραμμικά). Παρόλα αυτά, προβλήματα τα οποία μπορούν να λυθούν χρησιμοποιώντας συμβατικές με τον υπολογιστή μεθοδολογίες, ειδικά αυτές που απαιτούν μεγάλη ακρίβεια ή περιέχουν μαθηματική ακρίβεια, είναι συνήθως μη κατάλληλες για προσέγγιση με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα

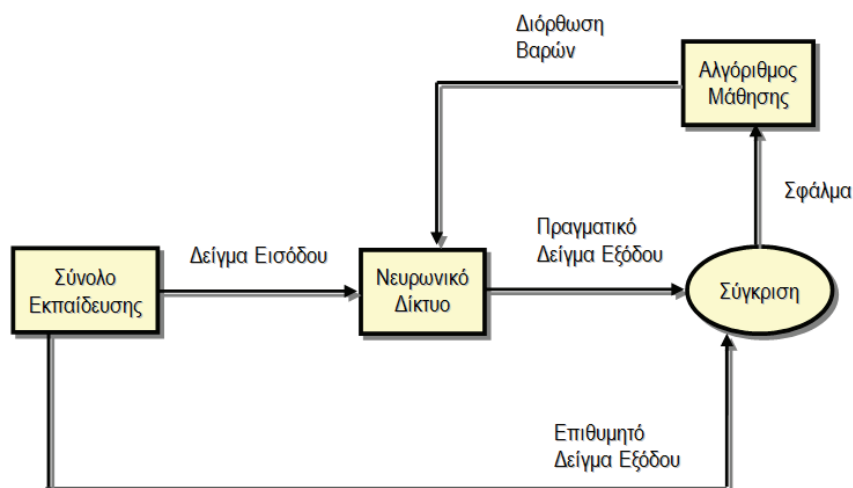
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 Μοντέλα & Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

### 3.1. Εισαγωγή στην έννοια της Μάθησης

Τα ΤΝΔ πραγματοποιούν δύο βασικές λειτουργίες: τη μάθηση (learning) και την ανάκληση (recall). Μάθηση (learning) είναι η διαδικασία τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται επίσης και εκπαίδευση (training) του ΤΝΔ. Η ικανότητά τους στο να μαθαίνουν από παραδείγματα κάνει τα νευρωνικά δίκτυα ένα εξαιρετικά δυνατό προγραμματιστικό εργαλείο όταν οι κύριοι κανόνες δεν είναι επακριβώς ορισμένοι ή όταν ένα ποσοστό ανακρίβειας και διχογνωμίας υπάρχει στα δεδομένα [10]. Ανάκληση (recall) είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών.

Ο γενικός τρόπος με τον οποίο γίνεται η τροποποίηση των βαρών ενός ΤΝΔ κατά την εκπαίδευση του, επιτρέπει τη διάκριση τριών ειδών μάθησης στα ΤΝΔ, τη μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning), τη βαθμολογημένη μάθηση (graded learning) και την μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning).

Στη μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning) στο δίκτυο δίνονται ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - επιθυμητής εξόδου (Σχήμα 3.8). Το ΤΝΔ, με την τρέχουσα κατάσταση βαρών, παράγει μία έξοδο η οποία αρχικά διαφέρει από την επιθυμητή έξοδο. Αυτή η διαφορά ονομάζεται σφάλμα (error) και βάσει αυτής καθώς και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης γίνεται συνήθως η αναπροσαρμογή των βαρών.



Εικόνα 11: Μάθηση υπό επίβλεψη

Στη βαθμολογημένη μάθηση (graded learning) η έξοδος χαρακτηρίζεται ως "καλή" ή "κακή" με βάση μια αριθμητική κλίμακα και τα βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτό το χαρακτηρισμό.

Τέλος, στη μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) η απόκριση του δικτύου βασίζεται στην ικανότητα του να αυτοοργανώνεται με βάση τα διανύσματα εισόδου (π.χ. τα δίκτυα Kohonen τα οποία αναφέρονται αναλυτικότερα στο τέλος του κεφαλαίου). Αυτή η εσωτερική οργάνωση γίνεται έτσι ώστε σε συγκεκριμένο σύνολο εισόδων να αντιδρά ισχυρά ένας συγκεκριμένος νευρώνας. Τέτοια σύνολα εισόδων, αντιστοιχούν σε έννοιες και χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου τα οποία το ΤΝΔ καλείται να μάθει.

Στην πράξη, στις περισσότερες εφαρμογές ΤΝΔ χρησιμοποιείται μάθηση υπό επίβλεψη (supervised learning), για την οποία υπάρχουν αρκετοί αλγόριθμοι. Στον αλγόριθμο που βασίζεται στον κανόνα Δέλτα (Delta rule learning), η διαφορά μεταξύ πραγματικής και επιθυμητής εξόδου ελαχιστοποιείται μέσω μιας διαδικασίας ελαχίστων τετραγώνων. Στον αλγόριθμο ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation) η μεταβολή των βαρών βασίζεται στον υπολογισμό της συνεισφοράς κάθε βάρους στο συνολικό σφάλμα. Στην ανταγωνιστική μάθηση (competitive learning) οι τεχνητοί νευρώνες συναγωνίζονται, κατά κάποιο τρόπο, μεταξύ τους και μόνο αυτός με τη μεγαλύτερη απόκριση σε δοθείσα είσοδο τροποποιεί τα βάρη του. Τέλος, στην τυχαία μάθηση (random learning), οι μεταβολές στα βάρη εισάγονται τυχαία και ανάλογα με το αν η έξοδος βελτιώνεται ή όχι με βάση κάποια προκαθορισμένα από το χρήστη κριτήρια, οι μεταβολές αυτές υιοθετούνται ή απορρίπτονται.

### **3.2. Αναπαράσταση γνώσης**

Με τον όρο γνώση αναφερόμαστε σε αποθηκευμένη πληροφορία ή σε μοντέλα χρησιμοποιούμενα από ένα άτομο ή μηχανή για να μεταφράσουν, προβλέψουν και κατά προσέγγιση να αντιδράσουν στον εξωτερικό κόσμο (Fischler and Firschein, 1987).

Η μέγιστη εργασία για ένα νευρωνικό δίκτυο είναι να μάθει ένα μοντέλο του κόσμου (περιβάλλον) στο οποίο είναι εγκατεστημένο και να συντηρήσει το μοντέλο ικανοποιητικά σύμφωνα με τον πραγματικό κόσμο, ώστε να επιτύχει τους στόχους μιας εφαρμογής που μας ενδιαφέρει. Η γνώση του κόσμου αποτελείται από δύο είδη πληροφορίας :

- I. Η γνωστή κατάσταση του κόσμου, αναπαριστάμενη από παράγοντες σχετικά με το τι είναι και ήταν γνωστό. Αυτός ο τύπος γνώσης αναφέρεται και σαν από πριν (prior) πληροφορία.
- II. Παρατηρήσεις (μετρήσεις) του κόσμου, που έχουν αποκτηθεί από αισθητήρες σχεδιασμένους να διερευνούν το περιβάλλον στο οποίο το νευρωνικό δίκτυο

υποτίθεται ότι λειτουργεί. Συνήθως αυτές οι παρατηρήσεις περιέχουν από τη φύση τους θόρυβο, καθώς υπόκεινται σε λάθη εξαιτίας των θορύβων του αισθητήρα και των ατελειών του συστήματος. Σε οποιαδήποτε περίπτωση, οι παρατηρήσεις που αποκτώνται με αυτό τον τρόπο δίνουν το κυρίως μέρος των πληροφοριών, από τις οποίες παίρνονται τα παραδείγματα τα οποία χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου.

Κάθε παράδειγμα αποτελείται από ένα ζεύγος εισόδου/εξόδου : ένα σήμα εισόδου και η αντίστοιχη επιθυμητή αντίδραση για το νευρωνικό δίκτυο. Για αυτό ένα σύνολο παραδειγμάτων αναπαριστά γνώση σχετικά με το περιβάλλον ενδιαφέροντος. Θεωρούμε για παράδειγμα το πρόβλημα της χειρόγραφης αναγνώρισης ψηφίων, στο οποίο η είσοδος αποτελείται από μία εικόνα από άσπρα και μαύρα pixels και κάθε εικόνα αναπαριστά ένα από τα δέκα ψηφία τα οποία διαχωρίζονται από το φόντο.

Σε αυτό το παράδειγμα η επιθυμητή αντίδραση ορίζεται από την “ταυτότητα” ενός συγκεκριμένου ψηφίου του οποίου η εικόνα αναπαρίσταται στο νευρωνικό δίκτυο σαν ένα σήμα εισόδου. Τυπικά το σύνολο των παραδειγμάτων που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου αποτελείται από μια μεγάλη ποικιλία ψηφίων που είναι αντιπροσωπευτικά της πραγματικής εικόνας του δικτύου. Δοσμένου ενός τέτοιου συνόλου παραδειγμάτων η σχεδίαση ενός νευρωνικού δικτύου μπορεί να γίνει ως εξής :

Πρώτα επιλέγεται μια κατάλληλη αρχιτεκτονική για το νευρωνικό δίκτυο, με μία είσοδο αποτελούμενη από κόμβους εισόδου ισάριθμους προς τα pixel μιας εικόνας εισόδου και μια έξοδο αποτελούμενη από δέκα νευρώνες ( έναν για κάθε ψηφίο ). Ένα υποσύνολο παραδειγμάτων χρησιμοποιείται τότε για την εκπαίδευση του δικτύου μέσω ενός κατάλληλου αλγορίθμου. Αυτή η φάση λέγεται μάθηση.

Δεύτερο η απόδοση της αναγνώρισης του εκπαιδευμένου δικτύου δοκιμάζεται με δεδομένα που δεν έχουν εισαχθεί πριν. Συγκεκριμένα μια εικόνα εισόδου παρουσιάζεται στο δίκτυο αλλά αυτή τη φορά δεν του αποκαλύπτεται η ταυτότητα του ψηφίου στο οποίο ανήκει αυτή η συγκεκριμένη εικόνα. Η απόδοση του δικτύου τότε βρίσκεται συγκρίνοντας την αναγνώριση του ψηφίου που αναφέρεται από το δίκτυο με την πραγματική ταυτότητα του ψηφίου.

Αυτή η δεύτερη φάση της λειτουργίας του δικτύου ονομάζεται γενίκευση, ένας όρος που είναι δανεισμένος από την ψυχολογία. Σε αυτό βρίσκεται μια θεμελιώδης διαφορά ανάμεσα στον σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου και στο μέρος της κλασσικής επεξεργασίας πληροφορίας (pattern classifier). Στην τελευταία περίπτωση συνήθως προχωράμε σχηματίζοντας πρώτα ένα μαθηματικό μοντέλο παρατηρήσεων επαληθεύοντας το μοντέλο με

πραγματικά δεδομένα και κατόπιν χτίζοντας τον σχεδιασμό από τη βάση του μοντέλου. Αντίθετα ο σχεδιασμός ενός νευρωνικού δικτύου βασίζεται απ' ευθείας σε πραγματικά δεδομένα με το σύνολο των δεδομένων να κάνει απ' ευθείας όλη τη δουλειά. Γι' αυτό το νευρωνικό δίκτυο όχι μόνο δίνει ένα τέλειο μοντέλο του περιβάλλοντος στο οποίο εγκαθίσταται, αλλά παρουσιάζει μια εργασία επεξεργασίας πληροφοριών μεγάλου ενδιαφέροντος.

Σ' ένα νευρωνικό δίκτυο μιας συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής, η αναπαράσταση γνώσης του περιβάλλοντος ορίζεται από τις τιμές που παίρνουν οι ελεύθερες παράμετροι (π.χ. συναπτικά βάρη και κατώφλια ενεργοποίησης) του δικτύου. Ο τύπος αυτής της αναπαράστασης γνώσης αποτελεί τους διαφορετικούς σχεδιασμούς ενός νευρωνικού δικτύου και γι' αυτό είναι σημαντικός στην απόδοσή του.

Το θέμα της αναπαράστασης γνώσης μέσα σε ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι παρόλα αυτά πολύ περίπλοκο. Το θέμα γίνεται ακόμα πιο πολύπλοκο όταν έχουμε πολλαπλές πηγές πληροφορίας, που μπορεί είτε να ενεργούν πάνω στο δίκτυο είτε να αλληλεπιδρούν μεταξύ τους. Η κατανόηση αυτού του σημαντικού θέματος είναι πραγματικά η πιο αδύναμη σύνδεση πάνω σ' αυτά που ξέρουμε σχετικά με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Παρόλα αυτά υπάρχουν 3 κανόνες για αναπαράσταση γνώσης που είναι κοινής λογικής [17, 25]. Οι κανόνες αυτοί περιγράφονται παρακάτω:

- I. *Παρόμοιες εισοδοί από παρόμοιες ομάδες πρέπει συνήθως να παράγουν παρόμοιες αναπαραστάσεις μέσα στο δίκτυο και πρέπει για αυτό να ταξινομούνται σαν να ανήκουν στην ίδια κατηγορία.*

Υπάρχει μια πληθώρα μέτρων για να αποφασιστεί η "ομοιότητα" ανάμεσα σε εισόδους. Ένα συνηθισμένο μέτρο ομοιότητας βασίζεται στην έννοια της Ευκλείδειας απόστασης. Για να γίνουμε πιο συγκεκριμένοι έστω  $x_j$  ένα N-διάστατο πραγματικό διάνυσμα :

$$x_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jN}]^T \quad (3.1)$$

που όλα τα στοιχεία είναι πραγματικά, το T δηλώνει τον ανάστροφο πίνακα. Το διάνυσμα  $x_j$  ορίζει ένα σημείο σε ένα N-διάστατο χώρο που καλείται Ευκλείδειος χώρος και συμβολίζεται με  $R^N$ . Η απόσταση μεταξύ  $x_i$  και  $x_j$  ορίζεται σαν

$$d = \|x_i x_j\| = \left[ \sum_{n=1}^N (x_{in} - x_{jn})^2 \right]^{1/2} \quad (3.2)$$

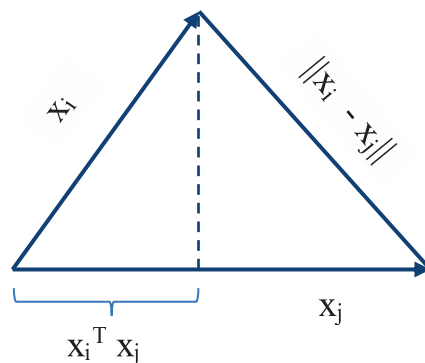
,όπου  $x_{in}$  και  $x_{jn}$  είναι τα N-οστά στοιχεία του  $x_i$  και  $x_j$ . Αντίστοιχα η ομοιότητα ανάμεσα στις εισόδους που αναπαρίστανται από τα διανύσματα  $x_i$  και  $x_j$  ορίζεται σαν η παλινδρόμηση της Ευκλείδειας απόστασης  $d_{ij}$ . Όσο πιο κοντά είναι τα ξεχωριστά στοιχεία των διανυσμάτων

εισόδου  $x_i$  και  $x_j$  τόσο μικρότερη θα είναι η  $d_{ij}$  και τόσο μεγαλύτερη θα είναι η ομοιότητα των  $x_i$  και  $x_j$ . Ο κανόνας αυτός δηλώνει ότι αν τα διανύσματα  $x_i$  και  $x_j$  είναι παρόμοια τότε θα πρέπει να τοποθετηθούν στην ίδια κατηγορία.

Ένα άλλο μέτρο της ομοιότητας βασίζεται στην ιδέα του εσωτερικού γινομένου που το δανειζόμαστε από την γραμμική άλγεβρα. Δοθέντων δύο διανυσμάτων  $x_i$  και  $x_j$  ίδιας διάστασης το εσωτερικό του γινόμενο ορίζεται σαν

$$x_i^T x_j = \sum_{n=1}^N x_{in} x_{jn} \quad (3.3)$$

Η Ευκλείδεια απόσταση  $\|x_i - x_j\|$  ανάμεσα στα δύο διανύσματα  $x_i$  και  $x_j$  σκισάρεται σαν το μήκος της γραμμής που ενώνει τα άκρα των δύο αυτών διανυσμάτων, και το εσωτερικό του γινόμενο σκισάρεται σαν την προβολή του  $x_i$  πάνω στο διάνυσμα  $x_j$ . Το Σχήμα δείχνει καθαρά ότι όσο μικρότερη είναι η Ευκλείδεια απόσταση, και γι' αυτό είναι πιο όμοια τα  $x_i$  και  $x_j$ , τόσο μεγαλύτερο θα είναι το εσωτερικό τους γινόμενο. Με όρους επεξεργασίας σημάτων το εσωτερικό γινόμενο μπορεί να ειπωθεί σαν μια συνάρτηση cross-correlation. Αναγνωρίζοντας ότι το εσωτερικό γινόμενο είναι βαθμωτό μπορούμε να δηλώσουμε ότι όσο πιο θετικό είναι τόσο πιο όμοια είναι τα διανύσματα  $x_i$  και  $x_j$ . Η συνάρτηση cross-correlation είναι ιδανική για εύρεση ηχούς σε ραντάρ και σόναρ συστήματα. Συγκεκριμένα περνώντας την ηχώ με συνάρτηση cross-correlate από το στόχο με ένα αντίγραφο του μεταδιδόμενου σήματος και βρίσκοντας την κορυφαία τιμή της συνάρτησης αποτελέσματος, είναι εύκολο να υπολογιστεί ο χρόνος άφιξης της ηχούς. Αυτή είναι βασική μέθοδος υπολογισμού της απόστασης του στόχου.



Εικόνα 12: Σχέση εσωτερικού γινομένου-Ευκλείδειας απόστασης σαν ομοιότητα προτύπων.

- II. Αντικείμενα που κατηγοριοποιούνται σε διαφορετικές ομάδες θα πρέπει να έχουν διαφορετικές αναπαραστάσεις στο δίκτυο. Ο δεύτερος κανόνας είναι αντίθετος του πρώτου.
- III. Αν ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό είναι σημαντικό τότε θα πρέπει να υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός από νευρώνες που συμμετάσχουν στην αναπαράσταση αυτού του αντικειμένου στο δίκτυο.
- IV. Οι από πριν (prior) πληροφορίες και μη μεταβλητότητες θα πρέπει να χτιστούν στο σχεδιασμό ενός νευρωνικού δικτύου απλοποιώντας έτσι το σχεδιασμό αυτό του δικτύου, το οποίο δεν έχει να τις μάθει.

Ο τελευταίος κανόνας, είναι ιδιαίτερα σημαντικός διότι η κληρονομικότητα των αποτελεσμάτων τους δίνει ένα νευρωνικό δίκτυο με μια εξειδικευμένη δομή. Αυτό είναι ιδιαίτερα επιθυμητό για διάφορους λόγους :

- Βιολογικά, οπτικά και ελεγκτικά δίκτυα είναι γνωστό ότι είναι πολύ εξειδικευμένα.
- Ένα νευρωνικό δίκτυο με εξειδικευμένη δομή συνήθως έχει πολύ μικρότερο αριθμό ελεύθερων παραμέτρων διαθέσιμων για κανονικοποίηση απ' ότι ένα πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο. Συνεπώς ένα εξειδικευμένο δίκτυο απαιτεί λιγότερα δεδομένα εισόδου για εκπαίδευση, μαθαίνει γρηγορότερα και συχνά γενικεύει καλύτερα.
- Ο ρυθμός της μετάδοσης πληροφοριών μέσω ενός εξειδικευμένου δικτύου επιταχύνεται.
- Το κόστος χτισίματος ενός εξειδικευμένου δικτύου μειώνεται εξαιτίας του μικρότερου μεγέθους σε σύγκριση μ' αυτό του πλήρως συνδεδεμένου

### 3.3. Μάθηση με Διόρθωση σφάλματος

Στον τύπο αυτό μάθησης η απαιτούμενη ανανέωση (αλλαγή, προσαρμογή) των συναπτικών βαρών υπολογίζεται παρουσιάζοντας στο ΤΝΔ δεδομένα πρότυπα (διανύσματα) εισόδου, συγκρίνοντας τις προκύπτουσες αποκρίσεις με τις (από πριν δοσμένες / a priori) επιθυμητές αποκρίσεις και ακολούθως αλλάζοντας τα βάρη προς την κατεύθυνση μείωσης του σφάλματος [25].

Συγκεκριμένα έστω:

$d_k(t)$ : η επιθυμητή έξοδος (απόκριση στόχου) του  $k$  νευρώνα στη διακριτή στιγμή  $t$

$x(t)$ : το διάνυσμα εισόδου (ερεθισμού) που εφαρμόζεται στο στρώμα εισόδου του ΤΝΔ

$y_k(t)$ : η πρακτικά λαμβανόμενη απόκριση του  $k$  νευρώνα

Προφανώς το ζεύγος  $(x(t), d_k(t))$  αποτελεί ένα παράδειγμα που παρουσιάζεται στο νευρώνα κατά τη χρονική στιγμή  $t$ . Το σφάλμα (διαφορά) μεταξύ της επιθυμητής εξόδου  $d_k(t)$  και της πραγματικής εξόδου  $y_k(t)$  είναι:

$$e_k(t) = d_k(t) - y_k(t)$$

με βάση το οποίο ορίζουμε το ακόλουθο κριτήριο (συνάρτηση κόστους):

$$I = E \left[ \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(t) \right] \quad (3.4)$$

το οποίο καλείται «κριτήριο (συνάρτηση) μέσου τετραγωνικού σφάλματος» (Mean Square Error criterion, MSE) και εκφράζει τη μέση τιμή του αθροίσματος των τετραγώνων των σφαλμάτων. Εδώ  $E[ ]$  είναι ο στατιστικός τελεστής αναμενόμενης (μέσης) τιμής και θεωρείται (σιωπηρά) ότι το ΤΝΔ δρα σε ένα στάσιμο πιθανοτικό περιβάλλον με άγνωστες κατανομές πιθανότητας. Η άθροιση στο  $I$  εκτείνεται σε όλα τα  $k$  εξόδου δηλαδή σε όλους τους νευρώνες εξόδου.

Το πρόβλημα μάθησης (εκπαίδευσης) είναι τώρα : «Να επιλεγούν τα συναπτικά βάρη των νευρώνων έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί το μέσο τετραγωνικό κριτήριο».

Η ακριβής λύση του προβλήματος αυτού απαιτεί τη γνώση των στατικών ιδιοτήτων των στοχαστικών ανελίξεων που ενυπάρχουν σε κάθε περίπτωση. Γι' αυτό περιοριζόμαστε σε μια προσεγγιστική λύση ελαχιστοποιώντας το στιγμιαίο κριτήριο τετραγωνικού σφάλματος :

$$J = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(t) \quad (3.5)$$

ως προς τα συναπτικά βάρη  $w_{kj}$  του ΤΝΔ, όπου  $w_{kj}$  είναι το βάρος της σύναψης  $j$  του νευρώνα  $k$ .

Η ανανεωμένη (νέα) τιμή  $w_{kj}(t+1)$  του θεωρούμενου συναπτικού βάρους δίνεται από τη σχέση:

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \dot{A}w_{kj}(t) \quad (3.6)$$

Για το ξεκίνημα του κανόνα μάθησης (3.6) χρειαζόμαστε τη γνώση κάποιων αρχικών τιμών για τα βάρη στη χρονική στιγμή  $t = 0$ . Αν το ΤΝΔ περιέχει μόνο γραμμικά στοιχεία επεξεργασίας, οπότε το  $J$  είναι ακριβώς τετραγωνικό, τότε ο αλγόριθμος οδηγεί βήμα – προς – βήμα στο ολικό ελάχιστο. Όταν όμως το ΤΝΔ περιέχει μη γραμμικότητες, τότε το ολικό ελάχιστο δεν μπορεί να ληφθεί πάντα γιατί ο αλγόριθμος μπορεί να εγκλωβισθεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο.

Επιπλέον, λόγω του ότι η μάθηση διόρθωσης σφάλματος συμπεριφέρεται σαν σύστημα κλειστής αναδρομής πρέπει να επιλεγεί με πολύ προσοχή η τιμή του ρυθμού



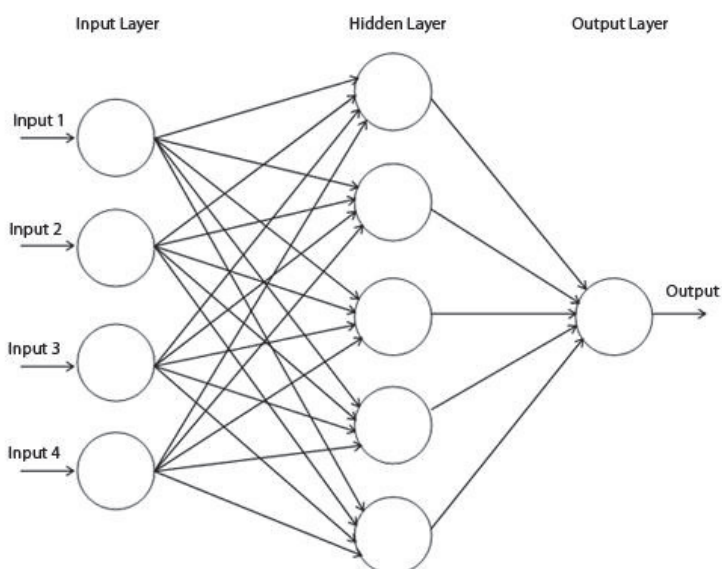
μάθησης  $\gamma$  ώστε να εξασφαλισθεί η σταθερότητα της διαδικασίας. Αυτό γιατί ο ρυθμός μάθησης έχει μεγάλη επίδραση στην απόδοση της μεθόδου και επιδρά όχι μόνο στην ταχύτητα σύγκλισης της μάθησης αλλά και στην ίδια την κατάληξή της. Αν το  $\gamma$  έχει μικρή τιμή η διαδικασία προχωρά ομαλά αλλά μπορεί να πάρει πολύ χρόνο στο σύστημα να συγκλίνει σε σταθερή λύση. Αντίθετα, αν η τιμή του  $\gamma$  είναι μεγάλη η πορεία της μάθησης επιταχύνεται αλλά υπάρχει κίνδυνος η διαδικασία να αποκλίνει και το σύστημα να γίνει ασταθές.

### 3.4. Είδη δικτύων

Η τυπολογική δομή είναι το κύριο χαρακτηριστικό των ΤΝΔ και αναφέρεται στην αρχιτεκτονική στην οποία διευθετούνται και διασυνδέονται πολλαπλοί νευρώνες. Οι δυο βασικές ιδιότητες που καθορίζουν την αρχιτεκτονική ενός δικτύου είναι το πλήθος των στρωμάτων (layers) και οι συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες [25]. Το τρίτο χαρακτηριστικό, το οποίο σχετίζεται φυσιολογικά με τον τρόπο κατά τον οποίο είναι δομημένοι οι νευρώνες, είναι ο αλγόριθμος μάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου, που τα είδη του θα αναφερθούν παρακάτω.

#### 3.4.1. Δίκτυα με Απλή Τροφοδότηση

Τα ΤΝΔ με ευθεία τροφοδότηση (feedforward) είναι η πιο απλή μορφή νευρωνικών δικτύων. Σε αυτά υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα, κρυφά επίπεδα [1]. Ένα παράδειγμα φαίνεται στην εικόνα 13.



Εικόνα 13: Δίκτυο απλής τροφοδότησης με ένα κρυμμένο επίπεδο.

Δύο είναι τα θέματα τα οποία ανακύπτουν στην υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων του τύπου αυτού. Το πρώτο αφορά στη μάθηση, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο το δίκτυο εκπαιδεύεται για να έχει την επιθυμητή συμπεριφορά. Στα δίκτυα απλής τροφοδότησης χρησιμοποιούνται μέθοδοι μάθησης με επίβλεψη, οι σημαντικότερες από τις οποίες εξετάζονται στη συνέχεια.

Το δεύτερο θέμα αφορά στην τοπολογία του δικτύου, δηλαδή το πόσα κρυφά επίπεδα θα έχει το δίκτυο και από πόσους νευρώνες θα αποτελείται το κάθε επίπεδο. Θα πρέπει εδώ να αναφερθεί ότι έχουν προταθεί αλγόριθμοι οι οποίοι μπορούν να δημιουργήσουν μια τοπολογία ΤΝΔ βάσει των εισόδων και των επιθυμητών εξόδων, όπως για παράδειγμα ο αλγόριθμος Upstart και ο αλγόριθμος Tilling.

Στις παραγράφους που ακολουθούν παρουσιάζεται αρχικά η πιο απλή μορφή δικτύου απλής τροφοδότησης που ονομάζεται perceptron καθώς και ο ομώνυμος αλγόριθμος εκπαίδευσης. Στο τέλος του Κεφαλαίου παρουσιάζονται δύο άλλοι γνωστοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης ΤΝΔ, ο κανόνας Δέλτα και η ανάστροφη μετάδοση λάθους.

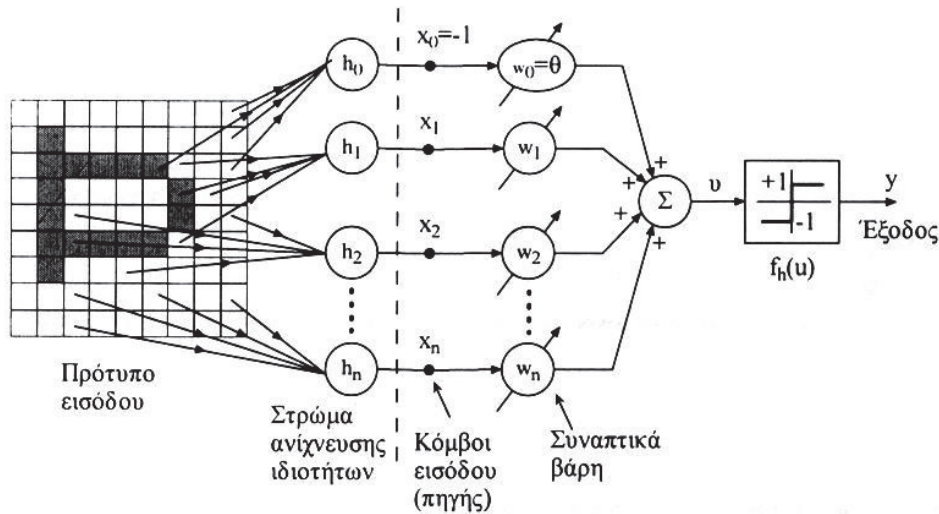
### 3.4.2. Perceptron

Το perceptron είναι η πιο απλή τοπολογία δικτύου με απλή τροφοδότηση και αποτελεί ιστορικά μια πρώτη προσέγγιση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Πρόκειται ουσιαστικά για ένα και μοναδικό τεχνητό νευρώνα, όμοιο με αυτόν που απεικονίζεται στο Σχήμα 3.2 ή πιο παραστατικά στο Σχήμα 3.11 και ο οποίος χρησιμοποιεί ως συνάρτηση κατωφλίου τη βηματική συνάρτηση. Η μάθηση στο perceptron συνίσταται στην επιλογή κατάλληλων τιμών βαρών έτσι ώστε δεδομένου ενός διανύσματος εισόδου να παραχθεί η επιθυμητή έξοδος. Πρόκειται δηλαδή για μια απλή μορφή μάθησης υπό επίβλεψη. Ο αλγόριθμος μεταβολής των βαρών έχει ως εξής [17] :

- I. Εάν για τη συγκεκριμένη είσοδο παράγεται το επιθυμητό αποτέλεσμα τότε δε γίνεται καμία μεταβολή.
- II. Εάν το αποτέλεσμα είναι 1 ενώ θα έπρεπε να είναι 0, τότε μειώνονται τα βάρη των ενεργών γραμμών (εκείνες που στο συγκεκριμένο πρότυπο έχουν είσοδο 1 κατά μια τιμή  $d$ , η οποία ονομάζεται ρυθμός μάθησης (learning rate))
- III. Εάν το αποτέλεσμα είναι 0 ενώ θα έπρεπε να είναι 1 τότε αυξάνονται τα βάρη των ενεργών γραμμών κατά  $d$ .

Ένα perceptron με  $n$  γραμμές εισόδου μπορεί να θεωρηθεί ότι αναπαριστά ένα υπερεπίπεδο  $n-1$  διαστάσεων που διαχωρίζει τα διανύσματα εισόδου σε δύο ομάδες,

τοποθετώντας από τη μία μεριά όσα παράγουν έξοδο 1 και από την άλλη όσα παράγουν έξοδο 0.



Εικόνα 14: Perceptron ενός νευρώνα.

Οι εισοδοί του perceptron λαμβάνονται από ένα στρώμα ανίχνευσης ιδιοτήτων με σταθερά βάρη  $h_1, h_2, \dots, h_n$ .

Η έξοδος του perceptron δίνεται από τη σχέση:

$$y(t) = f_h(v(t)) \quad (3.7)$$

όπου

$$v(t) = \sum_{i=0}^n w_i x_i = \mathbf{w}^T(t) \mathbf{x}(t) \quad (3.8)$$

όπου  $f_h(v)$  είναι η συνάρτηση διπολικής συνάρτησης και

$$\mathbf{x}(t) = [-1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T \quad (3.9)$$

$$\mathbf{w}(t) = [\theta(t), w_1(t), w_2(t), \dots, w_n(t)]^T \quad (3.10)$$

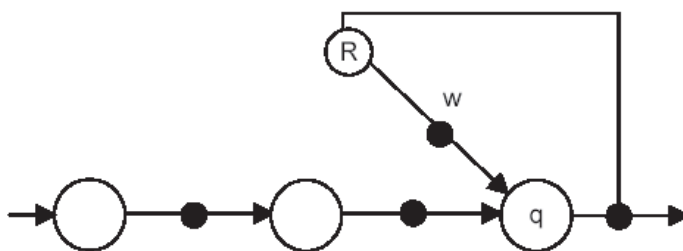
Η εκπαίδευση του perceptron πρέπει να γίνει με καλά παραδείγματα κάθε μιας κατηγορίας. Αν οι προς διαχωρισμό κατηγορίες μοιάζουν πολύ μεταξύ τους τότε είναι δύσκολο να εκπαιδευτεί το perceptron να ταξινομεί τα πρότυπα που του παρουσιάζονται στη μια ή στην άλλη κατηγορία.

Προβλήματα των οποίων οι τιμές εισόδου-εξόδου υπόκεινται σε αυτό τον κανόνα ονομάζονται γραμμικώς διαχωρίσιμα (linearly separable) και αποδεικνύεται ότι μπορούν να μοντελοποιηθούν με χρήση perceptron. Δηλαδή, μετά από πεπερασμένο χρόνο εκπαίδευσης

και εφόσον η συνάρτηση που συνδέει την είσοδο με την έξοδο είναι γραμμικώς διαχωρίσιμη, επέρχεται σύγκλιση του perceptron.

### 3.4.3. Νευρωνικά Δίκτυα με Ανατροφοδότηση

Εκτός από τα δίκτυα απλής τροφοδότησης (feedforward), υπάρχουν και τα δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback/recurrent), τα οποία περιέχουν βρόχους στην συνδεσμολογία των νευρώνων. Λόγω των βρόχων, οι νευρώνες στα δίκτυα αυτά παράγουν σε κάθε κύκλο λειτουργίας αποτελέσματα που εξαρτώνται όχι μόνο από την έξοδο των νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου αλλά και από την έξοδο του εαυτού τους κατά τον προηγούμενο κύκλο λειτουργίας η οποία αποθηκεύεται προσωρινά. Αυτό φαίνεται στο Σχήμα 3.12 όπου όπως βλέπουμε η έξοδος του τελευταίου νευρώνα γίνεται είσοδος του εαυτού του πολλαπλασιαζόμενη και με βάρος  $w$  πριν εισέλθει στον βρόχο από τον οποίο προήλθε.



Εικόνα 15: Παράδειγμα βρόχου σε απλή συνδεσμολογία νευρώνων με ανατροφοδότηση

Η προσθήκη βρόχων στη συνδεσμολογία των νευρώνων προφανώς αυξάνει την πολυπλοκότητα του ΤΝΔ. Σε αντιστάθμισμα, η πληροφορία από τον προηγούμενο κύκλο λειτουργίας που παρέχουν, επιταχύνει την εκπαίδευση του ΤΝΔ, βοηθά πολλές φορές στην αποφυγή των τοπικών ελαχίστων και επιπλέον αποτελεί ένα αρκετά περιορισμένο είδος μνήμης των προηγούμενων αποτελεσμάτων του συστήματος. Για την εκπαίδευση ΤΝΔ με ανατροφοδότηση χρησιμοποιείται συνήθως μια παραλλαγή της μεθόδου ανάστροφης διάδοσης λάθους.

Στις παραγράφους που ακολουθούν παρουσιάζονται δύο γνωστά δίκτυα με ανατροφοδότηση, τα δίκτυα Hopfield και τα δίκτυα Kohonen.

### 3.4.4. Δίκτυα Hopfield

Τα δίκτυα Hopfield (Hopfield και Tank 1985) έχουν βρει πληθώρα εφαρμογών στο πρόβλημα του προγραμματισμού παραγωγής. Τα δίκτυα Hopfield είναι αυτό-συνειρμικά, μη-γραμμικά δίκτυα αναζήτησης που έχουν την έμφυτη δυναμική να ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση ενέργειας του συστήματος  $E$ , που στις εφαρμογές των δικτύων στο  $\Pi_j$  βασίζεται

στο makespan. Αν κάποιος από τους περιορισμούς παραβιαστεί, μια ποινή παράγεται η οποία αυξάνει την ενέργεια E. Σε μια από τις πιο πρόωρες εργασίες τους οι Foo και Takefuji (1988) χρησιμοποίησαν μια κωδικοποίηση παρόμοια με το σχήμα των Hopfield και Tank (1985) ώστε να απεικονίσουν το  $\Pi_j$  σε έναν δισδιάστατο  $(mn) \times (mn+1)$  πίνακα νευρώνων.

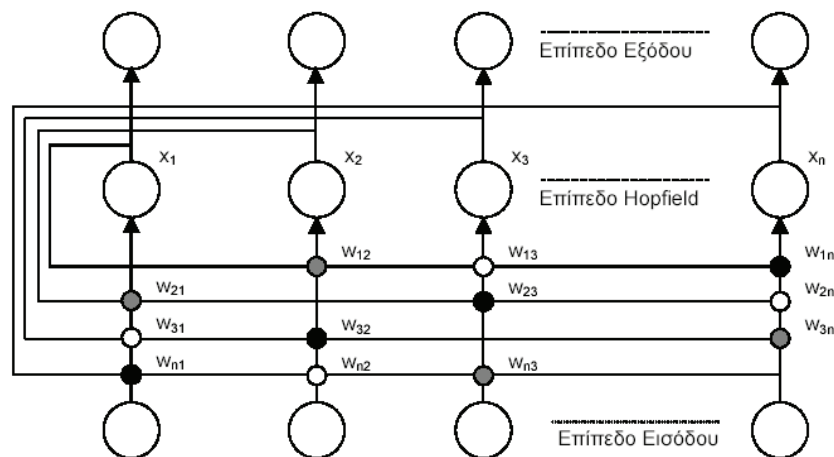
Τα δίκτυα Hopfield είναι ίσως ο πιο γνωστός τύπος δικτύων με ανατροφοδότηση (Σχήμα 3.13). Σε αυτά, κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους υπόλοιπους ενώ οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων είναι αμφίδρομες και έχουν συμμετρικά βάρη ( $w_{ij} = w_{ji}$ ). Όλοι οι νευρώνες λειτουργούν ταυτόχρονα σαν είσοδοι και εξόδοι του δικτύου. Οι νευρώνες είναι απλοί perceptrons με συνάρτηση ενεργοποίησης τη συνάρτηση πρόσημου και έξοδο -1 ή 1. Υπολογισμοί εκτελούνται μόνο στο επίπεδο Hopfield, καθώς τα επίπεδα εισόδου και εξόδου απλά διατηρούν τις τιμές εισόδου και εξόδου, αντίστοιχα.

Η εκπαίδευση ενός δικτύου Hopfield βασίζεται στη μεταβολή της τιμής των βαρών σύμφωνα με τη σχέση:

$$\Delta w_{ij} = (2 \cdot x_i - 1) \cdot (2 \cdot x_j - 1) \quad (3.11)$$

όπου τα  $x_i$  και  $x_j$  έχουν τιμές 0 ή 1. Επιπλέον, υπάρχει συμμετρία στις μεταβολές των βαρών, δηλαδή  $\Delta w_{ij} = \Delta w_{ji}$  [17].

Από τη σχέση υπολογισμού της μεταβολής των βαρών και τις δυνατές τιμές των  $x$  προκύπτει ότι τα βάρη ενισχύονται όταν η έξοδος ενός νευρώνα είναι ίδια με την είσοδο, ενώ διαφορετικά εξασθενούν. Αυτό που τελικά "μαθαίνει" ένα δίκτυο Hopfield είναι ένα ή περισσότερα από τα διανύσματα εισόδου. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα το δίκτυο να λειτουργεί σαν μνήμη συσχέτισης. Κατά τη λειτουργία της ανάκλησης, για κάθε διάνυσμα εισόδου το δίκτυο θα ισορροπήσει στο "κοντινότερο" διάνυσμα από το σύνολο των διανυσμάτων με τα οποία εκπαιδεύτηκε.



Εικόνα 16: Τοπολογία δικτύου Hopfield.

Η λειτουργία ενός δικτύου Hopfield κατά τη φάση της ανάκλησης είναι η ακόλουθη :

1. Δίνεται στο δίκτυο ένα διάνυσμα εισόδου (ανάθεση τιμών -1 ή 1 σε κάθε νευρώνα του δικτύου).
2. Υπολογίζεται η έξοδος του κάθε νευρώνα με τη σχέση:

$$a_i = \sum_{j=0}^n w_j a_j \quad (3.12)$$

3. Εάν το παραπάνω άθροισμα είναι θετικό τότε η *επιθυμητή τιμή εξόδου* του νευρώνα είναι 1 ενώ στην αντίθετη περίπτωση -1.
4. Εάν οι επιθυμητές τιμές εξόδου είναι ίδιες με τις τιμές που αποδόθηκαν στους νευρώνες στο βήμα 1, τότε το δίκτυο είναι σε *ισορροπία* και οι τιμές που έχουν οι νευρώνες είναι η έξοδος (αποτέλεσμα) του δικτύου.
5. Εάν το δίκτυο δεν είναι σε ισορροπία τότε μεταβάλλονται οι τιμές που παρουσιάζουν διαφορές. Οι αλλαγές μπορούν να γίνουν είτε σύγχρονα, δηλαδή να αλλάξουν όλες οι τιμές των "προβληματικών" νευρώνων, ή ασύγχρονα δηλαδή να αλλάξει η τιμή ενός μόνο "προβληματικού" νευρώνα.
6. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται από το βήμα 2.

Ο παραπάνω μηχανισμός ανάκλησης επιτρέπει σε ένα δίκτυο Hopfield να ανακαλεί το σωστό πρότυπο από αυτά τα οποία έχει εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει, ακόμα και όταν η είσοδος περιέχει θόρυβο ή είναι ελλιπής.

### 3.4.5. Δίκτυο Kohonen

Όλα τα δίκτυα που παρουσιάστηκαν μέχρι τώρα, χρησιμοποιούν για την εκπαίδευσή τους μεθόδους μάθησης υπό επίβλεψη. Το πιο χαρακτηριστικό ίσως παράδειγμα δικτύου το οποίο χρησιμοποιεί μάθηση χωρίς επίβλεψη είναι το δίκτυο Kohonen.

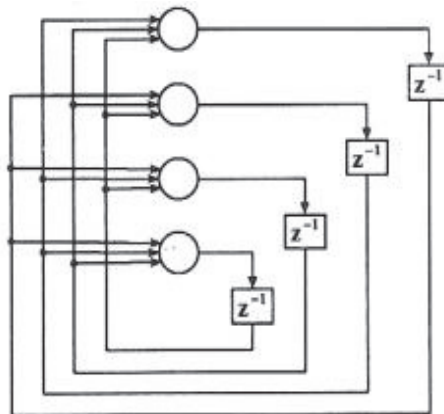
Ένα δίκτυο Kohonen αποτελείται από ένα πλήθος νευρώνων, οι οποίοι είναι, τοποθετημένοι σε κάποια γεωμετρική τοπολογία π.χ. επίπεδο, σφαίρα κλπ. Κάθε νευρώνας είναι συνδεδεμένος μέσω βαρών με την είσοδο που αποτελείται από M στοιχεία και λαμβάνει ένα πλήρες αντίγραφο του διανύσματος εισόδου τροποποιημένου από τα βάρη [1]. Επιπλέον υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων του ίδιου επιπέδου και μάλιστα με τέτοιο τρόπο ώστε οι κοντινοί νευρώνες να επηρεάζονται θετικά ενώ οι περισσότερο απομακρυσμένοι ουδέτερα ή και αρνητικά. Για μια δεδομένη είσοδο, ο νευρώνας του οποίου τα συνδεδεμένα βάρη είναι πιο "κοντά" σε αυτήν, επιλέγεται και μεταβάλλει τα βάρη του έτσι ώστε να την πλησιάζει ακόμη περισσότερο. Επίσης, λόγω της συνδεσμολογίας, μεταβάλλονται και τα

βάρη στους νευρώνες που βρίσκονται στην άμεση γειτονιά του επιλεγμένου νευρώνα έτσι ώστε και αυτών η έξοδος να πλησιάζει την είσοδο.

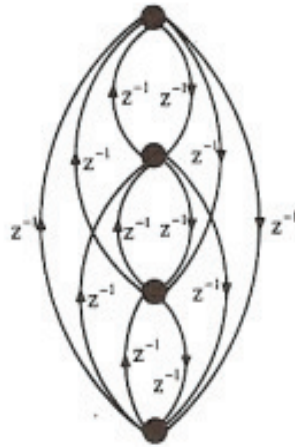
Μέσω αυτών των διαδικασιών ανταγωνισμού και γειτνίασης δημιουργείται ένας "χάρτης" πάνω στην γεωμετρική τοπολογία του δικτύου ο οποίος αντικατοπτρίζει την κατηγοριοποίηση των εισόδων στο δίκτυο. Συγκεκριμένες περιοχές του χάρτη (σύνολα από νευρώνες) αντιπροσωπεύουν μια συγκεκριμένη κλάση/κατηγορία των εισόδων του δικτύου. Τόσο η μεταβολή βαρών των νευρώνων όσο και το μέγεθος της γειτονιάς μειώνονται με την πάροδο του χρόνου έως ότου φτάσουν σε πολύ μικρές τιμές, οπότε το δίκτυο θεωρείται εκπαιδευμένο. Ένα εκπαιδευμένο δίκτυο Kohonen μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να κατατάξει στοιχεία σε μια από τις κατηγορίες που ήδη έχουν σχηματιστεί.

### 3.5. Αναδρομικά δίκτυα

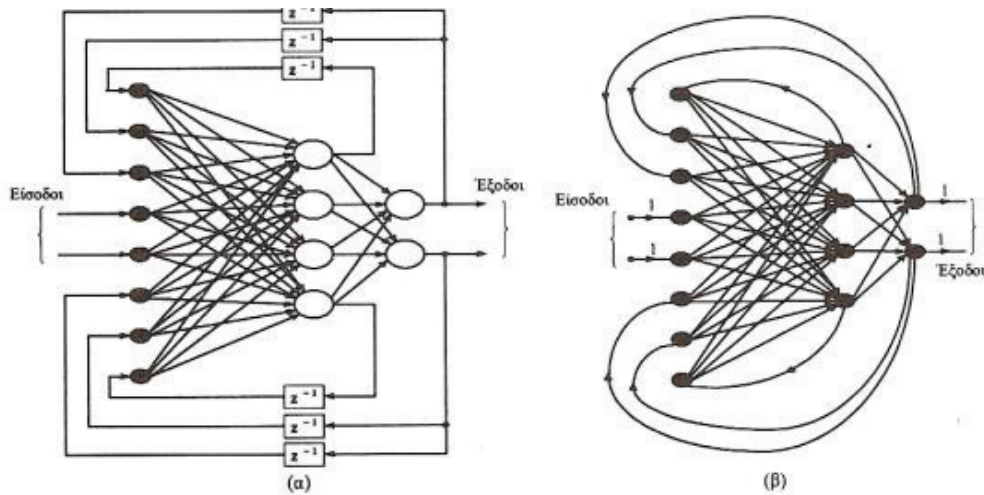
Εάν το ΝΔ περιέχει ένα τουλάχιστο βρόχο ανατροφοδότησης ο οποίος ανακυκλώνει πληροφορία μέσω του ίδιου ή προηγούμενων στρωμάτων τότε ονομάζεται αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο ή ΝΔ ανατροφοδότησης. Η γενική ιδέα είναι ότι τα ίδια τα στρώματα ενεργοποιούνται επαναληπτικά. Εδώ υπεισέρχεται η έννοια της ευστάθειας. Εάν το ΝΔ είναι ευσταθές οι επαναλήψεις θα είναι λίγες και η έξοδος θα σταθεροποιηθεί γρήγορα σε τιμές πολύ κοντά σε μια συγκεκριμένη. Διαφορετικά οι επαναλήψεις θα συνεχιστούν επ' αόριστον. Επομένως είναι σημαντικό να βρεθούν τα συναπτικά βάρη που το επιτρέπουν να σταθεροποιηθεί στις επιθυμητές τιμές εξόδου. Παρακάτω δίνονται μερικά γραφήματα τυπικών μορφών αναδρομικών δικτύων [5].



Εικόνα 17: Σύνηθες Διάγραμμα Αναδρομικού δικτύου



Εικόνα 18: Διάγραμμα με σηματογράφημα



Εικόνα 19: Αναδρομικά Δίκτυα

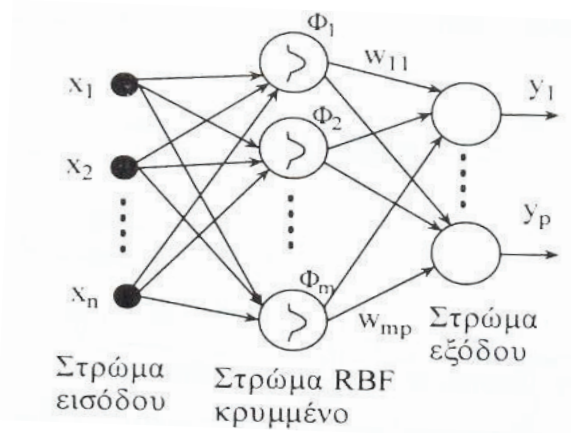
### 3.6. Δίκτυα Συναρτήσεων Βάσης Ακτινικού Τύπου

Τα ΝΔ ακτινικών συναρτήσεων βάσης εκπαιδεύονται με επιβλεπόμενη μάθηση και προτάθηκαν ως μια βελτίωση των πολυστρωματικών ΝΔ ανάστροφης διάδοσης. Τα δίκτυα RBF έχουν χαρακτηριστικές ιδιότητες όμοιες με τα ΝΔ BP γιατί εκτελούν μη γραμμικές απεικονίσεις και γραμμικές αθροίσεις με βάρη. Όμως τα ΝΔ RBF εκπαιδεύονται πολύ ταχύτερα από τα ΝΔ ανάστροφης διάδοσης. Ουσιαστικά τα δίκτυα RBF δεν προήλθαν από κάποιο βιολογικό μοντέλο αλλά από το πεδίο της προσέγγισης μη γραμμικών συναρτήσεων και προσαρμογής υπερεπιφανειών. Τα δίκτυα RBF με ένα κρυμμένο στρώμα μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε συνάρτηση. Τα ΝΔ RBF χρησιμοποιούν υπερελλιψοειδή για να διαμερίσουν το χώρο προτύπων τα οποία ορίζονται από συναρτήσεις της μορφής  $\Phi(\|x-y\|)$



όπου  $\|\cdot\|$  συμβολίζει κάποιο μέτρο απόστασης. Η βασική δομή ενός ΝΔ ακτινικών συναρτήσεων βάσης περιλαμβάνει το πρώτο στρώμα το οποίο είναι το στρώμα ακτινωτής βάσης ή αλλιώς κρυμμένο στρώμα στο οποίο υπάρχει η ακτινωτής βάσης συνάρτηση και το γραμμικό στρώμα το οποίο ακολουθεί το πρώτο. Ο μετασχηματισμός από το χώρο εισόδου στο χώρο των κρυμμένων κόμβων είναι μη γραμμικός ενώ ο μετασχηματισμός από το κρυμμένο στρώμα στο χώρο εξόδου είναι γραμμικός [5].

Παρακάτω δίνεται γραφικά μια δομή RBF



Εικόνα 20: Δίκτυο Ακτινικής Βάσης (RBF)

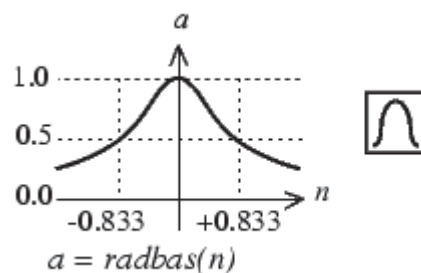
Οι κόμβοι εισόδου διανέμουν τις τιμές στους κόμβους του κρυμμένου στρώματος ομοιόμορφα και χωρίς βάρη. Οι κρυμμένοι κόμβοι ονομάζονται μονάδες RBF γιατί η συνάρτηση μεταφοράς τους είναι μία μη μονότονη ακτινική συνάρτηση βάσης. Οι εξοδοί των κρυμμένων κόμβων περνάνε και αθροίζονται στους κόμβους εξόδου με κατάλληλα βάρη [4].

Πιο αναλυτικά η συνάρτηση RBF που χρησιμοποιείται είναι η παρακάτω:

$$\phi(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c\|^2}{r^2}\right)$$

όπου  $c$  είναι τα centroids ή κέντρα ή input weight (IW) και  $r$  τα widths ή πλάτη.

Παρακάτω δίνεται η γραφική μιας τέτοιας συνάρτησης.

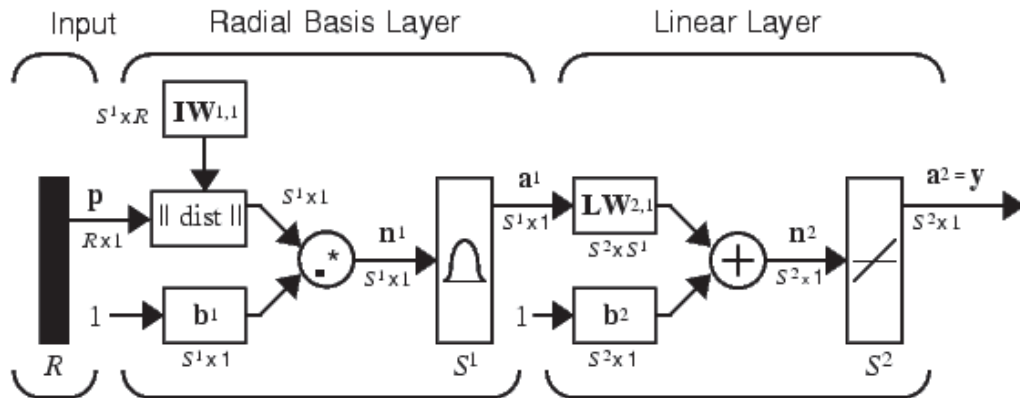


Εικόνα 21: Γραφική Παράσταση Συνάρτησης Ακτινικής Βάσης

Η έξοδος του νευρωνικού δικτύου δίνεται από το παρακάτω τύπο:

$$y = \sum_{j=1}^M w_j \phi_j + b$$

Κάθε συνάρτηση ακτινωτής βάσης έχει κάποιες παραμέτρους όπως είναι το κέντρο της συνάρτησης αυτής. Έστω ότι η είσοδος του νευρωνικού είναι ένα διάνυσμα  $p = [p_1, p_2, \dots, p_r]$ . Αρχικά βρίσκεται η ευκλείδεια απόσταση του διανύσματος με το κέντρο και το αποτέλεσμα πολλαπλασιάζεται με την πόλωση  $b$  της συγκεκριμένης συνάρτησης. Η πόλωση ισούται με το αντίστροφο του πλάτους δηλαδή  $b=1/r$ . Η πόλωση υπάρχει για να προσαρμόζεται η ευαισθησία της “ενεργοποίησης” της συγκεκριμένης ακτινωτής συνάρτησης. Για παράδειγμα αν η απόσταση του κέντρου από το διάνυσμα εισόδου ήταν 8,326 και η πόλωση 0,1 τότε η είσοδος στην ακτινωτής βάσης συνάρτηση θα ήταν 0,8326 και άρα η έξοδος 0,5. Μία συνηθισμένη μέθοδος εύρεσης των πλατών είναι η μέθοδος του  $p$ -πλησιέστερου γείτονα. Για την ακρίβεια τα κέντρα είναι και αυτά διανύσματα με διαστάσεις όσες και εκείνες των διανυσμάτων εισόδου και ο κάθε νευρώνας μέσα στο νευρωνικό δίκτυο έχει το δικό του κέντρο. Έτσι λοιπόν η έξοδος κάθε νευρώνα δείχνει πόσο κοντά στο διάνυσμα εισόδου είναι το αντίστοιχο κέντρο του. Εάν λοιπόν οι τιμές τους είναι πολύ κοντινές τότε η είσοδος στην ακτινική συνάρτηση βάσης είναι 0 και άρα η έξοδος είναι 1. Έτσι λοιπόν η είσοδος στο γραμμικό στρώμα είναι 1 και επομένως το αντίστοιχο βάρος της συνάρτησης στο γραμμικό επίπεδο περνάει αναλλοίωτο στην έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Όταν λοιπόν η έξοδος ενός νευρώνα δεν είναι μία τιμή κοντά στο 0 τότε ο νευρώνας αυτός έχει ενεργοποιηθεί. Αντιθέτως όταν οι τιμές τους δεν είναι κοντινές τότε η είσοδος στην ακτινική συνάρτηση βάσης είναι 1 και άρα η έξοδος είναι 0. Έτσι λοιπόν η είσοδος στο γραμμικό στρώμα είναι 0 και επομένως το αντίστοιχο βάρος της συνάρτησης στο γραμμικό επίπεδο δεν περνάει καθόλου στην έξοδο του νευρωνικού δικτύου. Αξίζει να αναφερθεί ότι και στο γραμμικό επίπεδο υπάρχει μια πόλωση  $b$  η οποία όμως λειτουργεί προσθετικά στο σήμα που έρχεται και όχι πολλαπλασιαστικά όπως στο κρυμμένο επίπεδο [4],[8]. Παρακάτω δίνεται η δομή ενός νευρωνικού δικτύου με συνάρτηση ακτινωτής βάσης.



Εικόνα 22: Αρχιτεκτονική δικτύου με ακτινωτή βάση

Η spread είναι άλλη μία παράμετρος η οποία υπάρχει σε κάθε νευρώνα. Για την ακρίβεια η πόλωση  $b$  έχει την τιμή την τιμή  $0,8236/\text{spread}$ . Αυτό σημαίνει πως αν η απόσταση του διανύσματος εισόδου και του αντίστοιχου κέντρου είναι όση είναι η τιμή  $\text{spread}$  τότε η είσοδος στο νευρώνα είναι  $0,8236$  και άρα η έξοδος από το κρυμμένο στρώμα είναι  $0,5$ . Έτσι λοιπόν η σταθερά  $\text{spread}$  πρέπει να έχει αρκετά μεγάλη τιμή ώστε να υπάρχουν πάντα αρκετοί νευρώνες που ενεργοποιούνται για όλες τις περιοχές εισόδων με αποτέλεσμα οι έξοδοι των νευρώνων να έχουν και αυτές αρκετά μεγάλη τιμή. Αυτό βοηθάει στη γενίκευση του νευρωνικού δικτύου. Από την άλλη πλευρά λόγω του ότι κάθε νευρώνας θα πρέπει να ενεργοποιείται στην ίδια μεγάλη περιοχή των εισόδων η σταθερά  $\text{spread}$  δεν θα πρέπει να έχει πολύ μεγάλη τιμή. Ένας τρόπος επιλογής της σταθεράς  $\text{spread}$  είναι να είναι μεγαλύτερη από την απόσταση οποιοδήποτε 2 γειτονικών διανυσμάτων εισόδου αλλά μικρότερη από τη μεγαλύτερη απόσταση 2 οποιοδήποτε διανυσμάτων εισόδου. Η τιμή του  $\text{spread}$  επηρεάζει τον αριθμό των νευρώνων που απαιτούνται να υπάρχουν στο νευρωνικό δίκτυο. Μεγάλη τιμή  $\text{spread}$  σημαίνει λίγοι νευρώνες ενώ μικρή τιμή  $\text{spread}$  σημαίνει πολλοί νευρώνες [4],[8].

Αν ο αριθμός των νευρώνων είναι μικρός τότε είναι πολύ πιθανό να μην μπορέσει να αποθηκεύσει όλες τις περιπτώσεις που απαιτούνται για να πραγματοποιηθούν αξιόπιστες προβλέψεις αλλά από την άλλη πλευρά αν το δίκτυο είναι πολύ μεγάλο τότε είναι δυνατόν το σύστημα να αποθηκεύσει σε υπερθετικό βαθμό τη σχέση εισόδων-εξόδων που υπάρχει στο σύνολο εκπαίδευσης με αποτέλεσμα να οδηγηθεί σε υπερπροσαρμογή [4] (overfitting).

Αξίζει να σημειωθεί ότι υπάρχουν πολλές παραλλαγές του τρόπου εκπαίδευσης των RBF οι οποίες προκύπτουν από διαφορετικούς αλγόριθμους για την εύρεση των διαφόρων παραμέτρων που απαιτούνται.

Ένας από τους πιο γνωστούς και αποδοτικούς αλγορίθμους εκπαίδευσης για την εύρεση των κέντρων των RBF είναι η ορθογώνια μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων γνωστή ως

Orthogonal Least Squares (OLS). Η μέθοδος αυτή είναι επαναληπτική και κάνει εκτεταμένη χρήση της γραμμικής άλγεβρας. Γενικά θεωρούμε ότι τα κέντρα επιλέγονται από τα διανύσματα εισόδου. Αν επιλεγούν όμως αυθαίρετα αυτά όπως μερικές φορές συμβαίνει τότε είναι πολύ πιθανό να μην μπορεί να εκπαιδευτεί σωστά το νευρωνικό. Η ορθογώνια μέθοδος των ελαχίστων τετραγώνων χρησιμοποιείται για να βρεθούν κέντρα τα οποία να ‘ταιριάζουν’ καλύτερα στο νευρωνικό [8],[9].

Θεωρούμε ότι η σχέση που διέπει το νευρωνικό είναι η

$$d = P \cdot \Theta + E \quad (1)$$

όπου

$d = [d(1) \dots d(N)]$  είναι η έξοδος του νευρωνικού.

$P = [p_1 \dots p_M]$  είναι η έξοδος της συνάρτησης ενεργοποίησης στο κρυμμένο επίπεδο και τα στοιχεία του είναι της μορφής  $p_i = [p_i(1) \dots p_i(N)]$ .

$\Theta = [\theta_1 \dots \theta_M]$  είναι τα βάρη του δεύτερου επιπέδου δηλαδή του γραμμικού μέρους του δικτύου.

$E = [e(1) \dots e(N)]$  είναι το τυχόν σφάλμα που υπάρχει.

Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται είναι ο αλγόριθμος ορθογωνιοποίησης Gram-Schmidt και έχει ως σκοπό την εύρεση των διανυσμάτων εισόδου εκείνων τα οποία αντιστοιχούν στο μεγαλύτερο λόγο σφάλματος. Τα διανύσματα αυτά αποτελούν και τα αντίστοιχα κέντρα για κάθε ακτινική συνάρτηση. Ο αλγόριθμος έχει ως εξής [9],[8]:

Για τον πρώτο νευρώνα ( $k=1$ )

- I. Θεωρούμε ως κέντρα τα διανύσματα εισόδου  $W = PT$ .
- II. Υπολογίζουμε την έξοδο του κρυμμένου στρώματος:  $A = \exp[-(W - P/2)/r^2]$  που δείχνει πόσο κοντινή ή μακρινή είναι η τιμή του κάθε διανύσματος εκπαίδευσης από τα υπόλοιπα διανύσματα εκπαίδευσης.
- III. Βρίσκουμε τους λόγους μείωσης του σφάλματος:
- IV.  $e = [(A^T * d)^2] / (d^T d * A^T A)$  που δείχνει πόσο μακριά βρίσκεται το διάνυσμα εκπαίδευσης με το διάνυσμα στόχου.
- V. Επιλέγουμε ως κέντρο το διάνυσμα με το μεγαλύτερο λόγο μείωσης του σφάλματος.
- VI. Το παραπάνω διάνυσμα διαγράφεται από τον πίνακα  $W$ .

Για το καθένα από τους επόμενους νευρώνες  $2 \leq k \leq M$  ισχύουν τα ακόλουθα

- I. Παίρνουμε τα κέντρα μέχρι το συγκεκριμένο νευρώνα:  $w_{k-1} = W(:, k-1)$ .
- II. Υπολογίζουμε τον πίνακα:  $z_k = w_{k-1} * A / (w_{k-1} * w_{k-1})$ .

- III. Ορθογωνιοποιούμε τον πίνακα  $A$  με βάση τα κέντρα των προηγούμενων νευρώνων:
- IV.  $A_k = A_{k-1} - W_{k-1} * Z_k$ .
- V. Βρίσκουμε τους αντίστοιχους όρους σφάλματος:  $e = [(A^T * d)^2] / (d^T d * A^T A)$ .
- VI. Επιλέγουμε ως κέντρο το διάνυσμα με το μεγαλύτερο λόγο μείωσης του σφάλματος.
- VII. Το παραπάνω διάνυσμα διαγράφεται από τον πίνακα  $W$ .

Η όλη διαδικασία τελειώνει όταν το τετραγωνικό αθροιστικό σφάλμα πέσει κάτω από ένα κατώφλι ή όταν δημιουργηθεί ένας προκαθορισμένος αριθμός νευρώνων.

Όσον αφορά την εύρεση των βαρών και της πόλωσης του γραμμικού στρώματος αυτή γίνεται απλά λύνοντας την εξίσωση  $Wb=T/[p;ones]$ .

Όπου

- $Wb$ : ο πίνακας στον οποίο η τελευταία στήλη είναι οι πολώσεις και οι υπόλοιπες τα αντίστοιχα βάρη.
- $T$ : τα διανύσματα στόχου.
- $P$ : η έξοδος από το κρυμμένο στρώμα.

### 3.7. Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων

Η μάθηση είναι μια θεμελιώδη ικανότητα των ΝΔ η οποία επιτρέπει τα ΝΔ να μαθαίνουν από το περιβάλλον τους. Αλγόριθμος μάθησης είναι η διαδικασία επίτευξης της επιθυμητής συμπεριφοράς μέσω ανανέωσης των συναπτικών βαρών χρησιμοποιώντας μια επαναληπτική διαδικασία. Υπάρχουν δύο κριτήρια με τα οποία οι αλγόριθμοι μάθησης διαιρούνται σε 2 κατηγορίες [5].

Εάν χρησιμοποιήσουμε ως κριτήριο το περιβάλλον στο οποίο γίνεται η μάθηση έχουμε:

- ✓ Επιβλεπόμενη μάθηση.
- ✓ Ενισχυτική μάθηση.
- ✓ Μη επιβλεπόμενη μάθηση.

Εάν χρησιμοποιήσουμε ως κριτήριο τους κανόνες νευρωνικής μάθησης έχουμε:

#### Μάθηση διόρθωσης σφάλματος

Στον τύπο αυτό μάθησης η απαιτούμενη ανανέωση των συναπτικών βαρών υπολογίζεται παρουσιάζοντας στο ΝΔ δεδομένα πρότυπα εισόδου, συγκρίνοντας τις προκύπτουσες αποκρίσεις με τις επιθυμητές τιμές αποκρίσεων και ακολούθως αλλάζοντας τα συναπτικά βάρη προς την κατεύθυνση μείωσης του σφάλματος. Το κριτήριο που χρησιμοποιείται για το σφάλμα είναι το μέσω τετραγωνικό σφάλμα

## Μάθηση Hebb

Η μάθηση αυτού του τύπου βασίζεται στην υπόθεση μάθησης του Hebb η οποία μπορεί να διατυπωθεί σε δύο μέρη ως εξής:

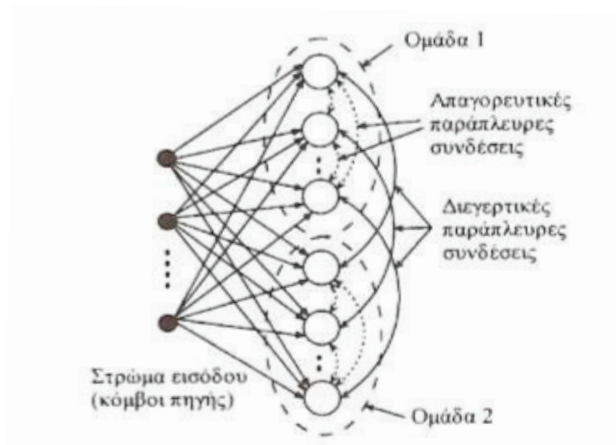
- α. Η δύναμη (βάρος) μιας σύναψης οι νευρώνες της οποίας σε οποιαδήποτε πλευρά της ενεργοποιούνται συγχρόνως , αυξάνει επιλεκτικά.
- β. Η δύναμη (βάρος) μιας σύναψης οι νευρώνες της οποίας σε οποιαδήποτε πλευρά της ενεργοποιούνται ασύγχρονα , μειώνεται ή εξαλείφεται επιλεκτικά.

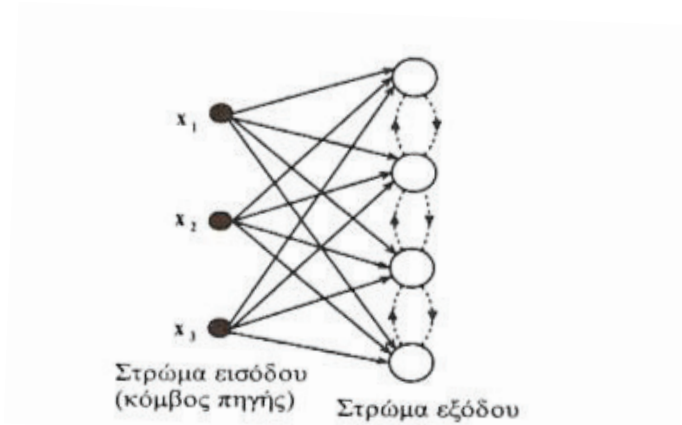
Μια τέτοια σύναψη ονομάζεται σύναψη τύπου Hebb και αυξάνει τη συναπτική αποδοτικότητα ως συνάρτηση της συσχέτισης ανάμεσα στις προσυναπτικές και μετασυναπτικές δραστηριότητες [5].

## Ανταγωνιστική μάθηση

Στην ανταγωνιστική μάθηση ο κάθε νευρώνας ανταγωνίζεται με τα άλλους νευρώνες στο να αντιδράσει στην είσοδο που έρχεται από τα προηγούμενα στρώματα. Στην ανταγωνιστική μάθηση μόνο ένας νευρώνας βγαίνει κάθε φορά νικητής. Ο νευρώνας αυτός ονομάζεται νευρώνας-νικητής.

Κάθε νευρώνας έχει διαφορετικά συναπτικά βάρη που αποκρίνονται διαφορετικά σε ένα δεδομένο σύνολο προτύπων εισόδου. Η ιδιότητα αυτή επιτρέπει στους νευρώνες να ειδικευτούν στη μάθηση όμοιων προτύπων και έτσι να λειτουργούν ως ανιχνευτές ιδιοτήτων. Παρακάτω δίνονται διάφορες δομές για την ανταγωνιστική μάθηση [5].

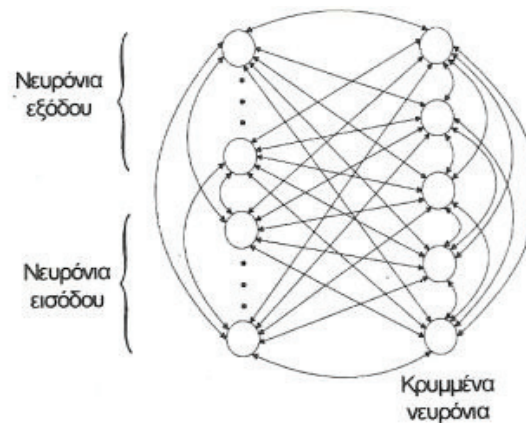




Εικόνα 23: Ενδεικτικές Δομές για Ανταγωνιστική Μάθηση

### Μάθηση Boltzmann

Η μάθηση αυτή είναι μια μορφή στοχαστικής (πιθανοτικής) μάθησης η οποία αναπτύχθηκε από τον Boltzmann με μεθόδους θερμοδυναμικής. Χρησιμοποιείται στη μηχανή Boltzmann η οποία είναι κατά βάση ένα αναδρομικό ΝΔ οι νευρώνες του οποίου λειτουργούν δυαδικά δηλαδή έχουν δύο επιτρεπτές καταστάσεις (ON-OFF). Παρακάτω δίνεται η δομή μιας μηχανής Boltzmann [5].



Εικόνα 24: Μηχανή Boltzmann σχήμα

#### 3.7.1. Κανόνας Δέλτα

Ο κανόνας Δέλτα (Delta rule) αποτελεί γενίκευση του αλγορίθμου εκπαίδευσης του perceptron, με την έννοια ότι μπορεί να εφαρμοστεί και σε άλλα ΤΝΔ τα οποία όμως επίσης δεν έχουν κρυφά επίπεδα. Η λειτουργία του αλγορίθμου περιγράφεται στην συνέχεια.

Έστω ότι σε ένα ΤΝΔ η συνάρτηση ενεργοποίησης παίρνει πραγματικές τιμές, όπως για παράδειγμα η σιγμοειδής συνάρτηση:

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3.13)$$

Τότε η έξοδος ενός νευρώνα  $i$  μπορεί να υπολογιστεί βάσει της σχέσης:

$$a_i = g \times \left( \sum_{j=0}^n w_j a_j \right) \quad (3.14)$$

όπου  $a_i$  είναι η έξοδος του νευρώνα  $i$ ,  $w_j$  το βάρος της σύνδεσης  $j$  και  $a_j$  η είσοδος  $j$  από τον νευρώνα του προηγούμενου επιπέδου [1].

Η μεταβολή του βάρους  $w_j$ , υπολογίζεται από τον τύπο :

$$w_j = w_{j\_old} - d * (a_i - a) a_j \quad (3.15)$$

όπου  $a_i$  είναι η έξοδος του νευρώνα,  $a$  είναι η επιθυμητή έξοδος,  $w_j$  το βάρος της σύνδεσης  $j$ ,  $a_j$  η είσοδος  $j$  και  $d$  ο ρυθμός μάθησης. Το συνολικό σφάλμα, που αποτελεί και ένα μέτρο της απόστασης από την επιθυμητή κατάσταση, υπολογίζεται από τον τύπο:

$$E_{rr} = \frac{1}{2} \sum (a_i - a)^2 \quad (3.16)$$

Αν και ο αλγόριθμος αυτός αποτελεί βελτίωση εκείνου που εφαρμόζεται στα perceptrons, δεν μπορεί να εφαρμοστεί σε δίκτυα τα οποία έχουν κρυφά επίπεδα, επειδή για κάθε νευρώνα πρέπει να είναι γνωστή με ακρίβεια η έξοδος του, κάτι που δεν είναι δυνατό όταν υπάρχουν κρυφά επίπεδα.

### 3.7.2. Ανάστροφη μετάδοση λάθους

Η ανάστροφη μετάδοση λάθους (back propagation) αποτελεί την πιο γνωστή μέθοδο εκπαίδευσης νευρωνικών δικτύων πολλών επιπέδων. Η βασική ιδέα είναι να καθοριστεί το "ποσοστό" του συνολικού σφάλματος που αντιστοιχεί στα βάρη του κάθε νευρώνα. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται δυνατό να υπολογίζονται οι διορθώσεις στα βάρη του κάθε νευρώνα ξεχωριστά, πράγμα που είναι αρκετά πολύπλοκο για τα κρυφά επίπεδα καθώς η έξοδός τους επηρεάζει πολλούς νευρώνες ταυτόχρονα.

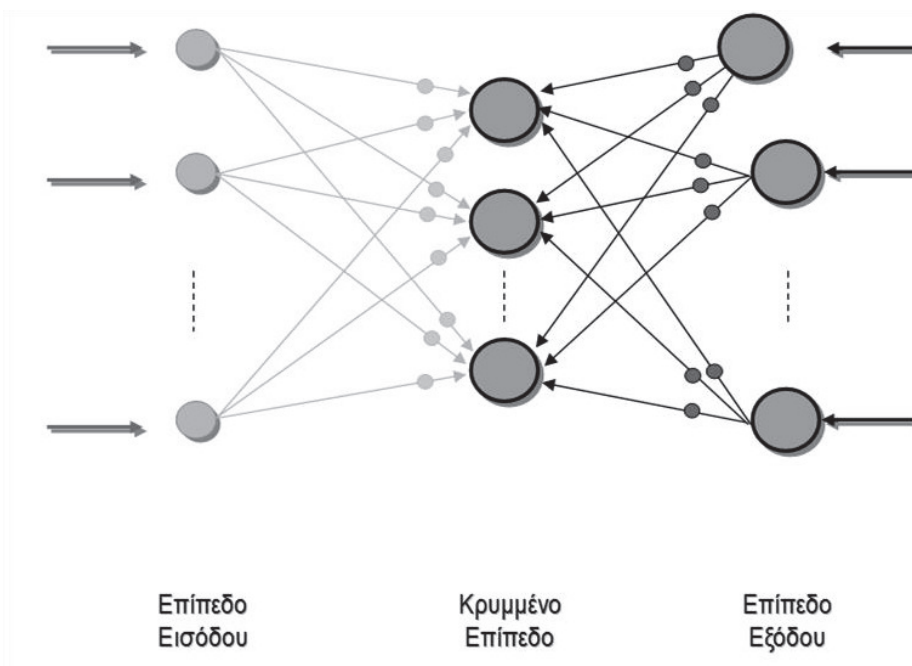
Στην ανάστροφη μετάδοση του λάθους υπολογίζεται αρχικά το σφάλμα για τους νευρώνες του επιπέδου εξόδου με τρόπο παρόμοιο με εκείνο του κανόνα Δέλτα. Το σφάλμα που υπολογίζεται χρησιμοποιείται για να υπολογιστούν τα σφάλματα στο τελευταίο κρυμμένο επίπεδο. Στη συνέχεια, η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά προς το πρώτο επίπεδο. Με βάση δηλαδή τη διάδοση του σφάλματος προς τα πίσω (back propagation), γίνεται ένας υπολογισμός της συνεισφοράς κάθε βάρους των νευρώνων στο ολικό σφάλμα. Κατόπιν τα σφάλματα που υπολογίστηκαν για τους νευρώνες του κάθε επιπέδου χρησιμοποιούνται για να μεταβάλλουν τα βάρη του κάθε νευρώνα με τρόπο όμοιο με εκείνο του κανόνα Δέλτα. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι το σφάλμα να πάρει τιμή στα όρια



ανοχής που έχει θέσει ο χρήστης. Οι μαθηματικοί τύποι υπολογισμού, είναι αρκετά πολύπλοκοι και δεν παρατίθενται εδώ.

Η όλη διαδικασία μπορεί να θεωρηθεί σαν μια αναζήτηση του ολικού ελάχιστου της συνάρτησης του σφάλματος, η οποία έχει σαν παραμέτρους τις τιμές των βαρών. Η διόρθωση που γίνεται κάθε φορά προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει το σφάλμα διαλέγοντας να κάνει εκείνες τις αλλαγές που φαίνεται να το μειώνουν τοπικά. Είναι δηλαδή μια αναζήτηση τύπου αναρρίχηση λόφου. Υπάρχουν ωστόσο και περιπτώσεις όπου ένα δίκτυο που εκπαιδεύεται με αυτή τη μέθοδο δεν αποδίδει τα αναμενόμενα. Πρόκειται για τις περιπτώσεις όπου το δίκτυο πέφτει σε τοπικό ελάχιστο, (local minima) και/ή όταν παραλύει τελείως (network paralysis).

Στην πρώτη περίπτωση, πρόκειται για εγγενή αδυναμία της αναζήτησης αναρρίχηση λόφου να βρει το ολικό ελάχιστο, δηλαδή το διάλυμα των βαρών για το οποίο ελαχιστοποιείται το σφάλμα. Στη δεύτερη περίπτωση, το νευρωνικό δίκτυο πέφτει σε στάσιμη κατάσταση γιατί ένα ή περισσότερα βάρη έχουν σταθερά υψηλές απόλυτες τιμές και δεν τροποποιούνται σημαντικά σε κάθε διόρθωση. Για την αποφυγή αυτών των ανεπιθύμητων καταστάσεων έχουν προταθεί διάφορες παραλλαγές του βασικού αλγόριθμου.



Εικόνα 25: Ανάστροφη μετάδοση λάθους

### 3.8. Γενικές Χρήσεις ΤΝΔ

Τα ΤΝΔ έχουν χρησιμοποιηθεί σε πλήθος εφαρμογών, όπως είναι ο σχεδιασμός ενεργειών (planning), ο χρονοπρογραμματισμός (scheduling), η διάγνωση λαθών σε δορυφορικές επικοινωνίες, η αναγνώριση υπογραφών, η βραχυπρόθεσμη πρόβλεψη τιμών

μετοχών, κλπ. Επίσης, τα περισσότερα σύγχρονα προγράμματα οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων χρησιμοποιούν νευρωνικά δίκτυα. Επιπλέον, νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται και σε υπολογιστές παλάμης που δέχονται εντολές χειρόγραφα (palmtop).

Άλλες εφαρμογές των Νευρωνικών δικτύων είναι στην Ιατρική (π.χ. ανάλυση ηλεκτροκαρδιογραφήματος, ιατρική διάγνωση και επεξεργασία ιατρικής εικόνας), σε αμυντικά συστήματα (π.χ. υποβρύχια ανίχνευση ναρκών) στην οικονομία (π.χ. ανάλυση αγοράς μετοχών, ασφάλεια συναλλαγών, εκτίμηση φερεγγυότητας δανειζόμενου πελάτη, εκτίμηση ακίνητης περιουσίας), στη σχεδίαση, έλεγχος και αναζήτηση (π.χ. παράλληλη υλοποίηση NP-πλήρων προβλημάτων, αυτόματος έλεγχος, ρομποτική) [17,25].

Τα τελευταία χρόνια τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα χρησιμοποιούνται σε συστήματα ελέγχου που βασίζονται στην ασαφή λογική (neurofuzzy systems) με κύριο ρόλο τον υπολογισμό της συνάρτησης συγγένειας.

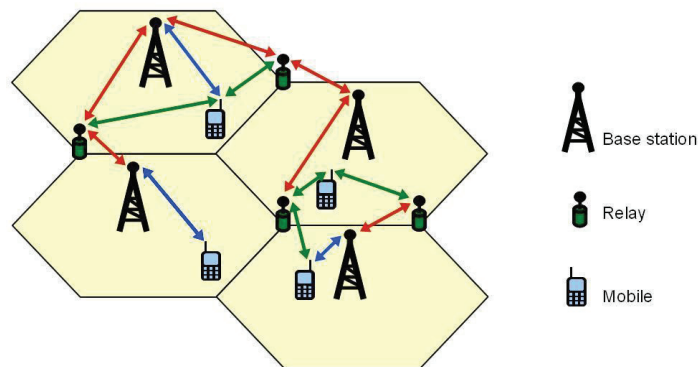
Ένα γνωστό εμπορικό σύστημα που κάνει χρήση ΤΝΔ είναι το PAPNET το οποίο κάνει διάγνωση σε αποτελέσματα "τεστ Παπανικόλαου". Μια ψηφιοποιημένη εικόνα μικροσκοπίου δίνεται σαν είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο το οποίο αναλαμβάνει να κρίνει αν υπάρχει ανωμαλία ή όχι. Το σύστημα επιταχύνει σημαντικά τη χρονοβόρα διαδικασία εξέτασης των δεδομένων του τεστ από άνθρωπο ειδικό.

Τα δίκτυα Kohonen έχουν χρησιμοποιηθεί με επιτυχία σε προγράμματα υπαγόρευσης.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 Έξυπνη Τεχνολογία στις επικοινωνίες

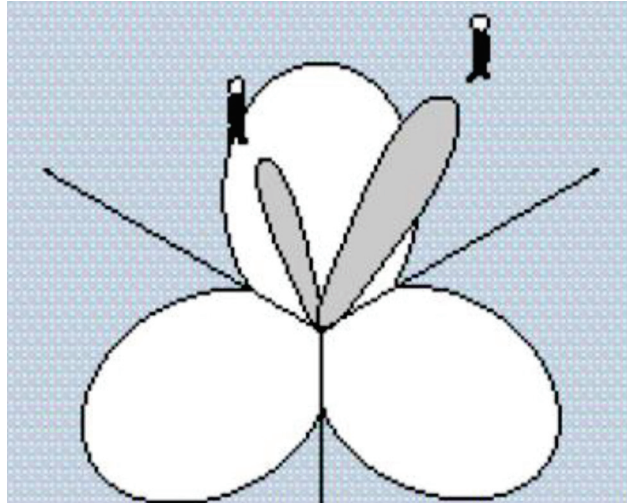
### 4.1. Εισαγωγή

Σε ένα κυψελοειδές σύστημα η επικοινωνία πραγματοποιείται ανάμεσα στον χρήστη και στον σταθμό βάσης που παρέχει κάλυψη στην κυψέλη. Η χωρητικότητα σ' ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να οριστεί σαν ο συνολικός ρυθμός μετάδοσης ανά εύρος ζώνης ανά μονάδα εμβαδού ή  $\text{bits/s/Hz/m}^2$ . Επειδή το διαθέσιμο εύρος ζώνης συχνοτήτων είναι περιορισμένο, η χωρητικότητα δίνεται από την πυκνότητα κυψέλης, την απόσταση επαναχρησιμοποίησης συχνότητας (frequency reuse distance), και τον αριθμό των χρηστών που μπορούν να εξυπηρετηθούν ταυτόχρονα από τον κάθε σταθμό βάσης. Για την αύξηση της χωρητικότητας στα κυψελοειδή συστήματα χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως: χρήση μικρότερων κυψελών, οι λεγόμενες μικροκυψέλες, και αναπήδηση συχνότητας, μια τεχνική που εξαφανίζει την παρεμβολή και εξομαλύνει τον ρυθμό εξασθένισης.



Εικόνα 26: Κυψελοειδές σύστημα Επικοινωνίας

Οι κεραιές σταθμών βάσεων είναι μέχρι τώρα πολυκατευθυντικές ή τμηματοποιημένες. Αυτό μπορεί να θεωρηθεί ως σπατάλη ισχύος δεδομένου ότι μεγαλύτερο μέρος της θα ακτινοβοληθεί προς άλλες κατευθύνσεις και λιγότερο προς το χρήστη. Επιπλέον, η προς άλλες κατευθύνσεις ακτινοβολούμενη ισχύς θα ληφθεί ως παρεμβολή από άλλους χρήστες. Η ιδέα των ευφυών κεραιών είναι να χρησιμοποιηθούν διαγράμματα κεραιών σταθμών βάσης που δεν καθορίζονται, αλλά προσαρμόζονται στις τρέχοντες ραδιοσυνθήκες. Αυτό μπορεί να απεικονιστεί σαν η κεραιά να κατευθύνει μια ακτίνα, προς τον επικοινωνών χρήστη μόνο. Η διαφορά μεταξύ της σταθερής και της ευφυούς κεραιάς απεικονίζεται στο σχήμα. Οι ευφυείς κεραιές θα οδηγήσουν σε μια αποδοτικότερη χρήση της ισχύος και του φάσματος, αυξάνοντας τη χρήσιμη λαμβανόμενη ισχύ και μειώνοντας την παρεμβολή.



Εικόνα 27: Διαφορά στην κατεύθυνση της δέσμης από συμβατικό BS και BS ευφυούς κεραίας

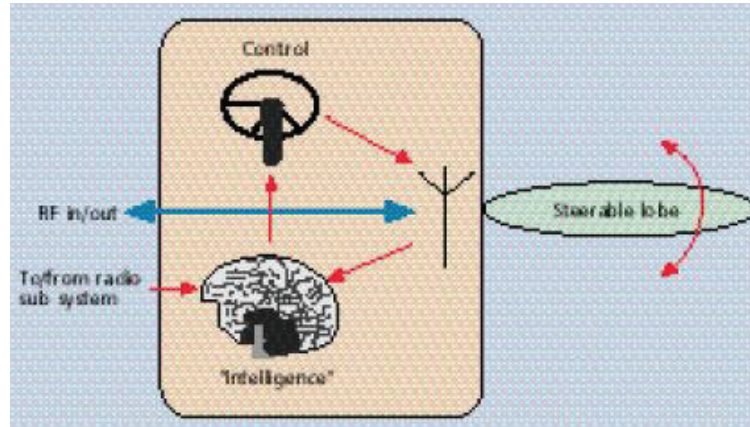
Παραδοσιακά, οι χρήστες που επικοινωνούν μέσω του ίδιου σταθμού βάσης χωρίζονται από συχνότητα (FDMA) από χρόνο (TDMA) ή από κώδικα (CDMA). Οι ευφυείς κεραίες εισάγουν έναν καινούριο τρόπο για τον διαχωρισμό των χρηστών, μέσω διαστήματος (SDMA – Space Division Multiple Access). Το SDMA, το οποίο σημαίνει ότι οι χρήστες στην ίδια κυψέλη μπορούν να χρησιμοποιήσουν το ίδιο φυσικό κανάλι επικοινωνίας, είναι το τελικό βήμα σ' μια εξελικτική πορεία προς όλο και περισσότερο ανεπτυγμένη αξιοποίηση.

#### 4.2. Αρχές ευφύων κεραιοσυστημάτων

Η θεωρία πίσω από τις ευφυείς κεραίες δεν είναι καινούρια. Η τεχνική είχε για πολλά χρόνια χρησιμοποιηθεί στον ηλεκτρονικό πόλεμο (EWF) σαν αντίμετρο στην ηλεκτρονική παρεμβολή. Σε στρατιωτικά συστήματα ραντάρ παρόμοιες τεχνικές χρησιμοποιούνταν ήδη από τον 2ο Παγκόσμιο Πόλεμο. Υπάρχουν σε γενικές γραμμές διάφοροι τρόποι με τους οποίους μια προσαρμοστικά διευθετήσιμη ακτίνα κεραίων μπορεί να παραχθεί, παραδείγματος χάριν με μηχανικά οδηγούμενες κεραίες. Εντούτοις, η τεχνολογία που σχεδόν αποκλειστικά προτείνεται για επίγεια συστήματα προσωπικών και κινητών επικοινωνιών είναι οι κεραίες συστοιχίας (array antennas). Η κύρια φιλοσοφία είναι ότι οι παρεμβολείς σπανίως έχουν την ίδια γεωγραφική θέση με τον χρήστη. Με τη μεγιστοποίηση του κέρδους της κεραίας στην επιθυμητή κατεύθυνση και ταυτόχρονα με την τοποθέτηση του ελάχιστου διαγράμματος ακτινοβολίας στις κατευθύνσεις των παρεμβολών, η ποιότητα της σύνδεσης μπορεί να βελτιωθεί σημαντικά. Στην προσωπική και κινητή επικοινωνία, οι παρεμβολείς είναι διαφορετικοί, από τον αναφερόμενο, χρήστες.

#### 4.2.1. Η έννοια της ευφυούς κεραίας

Ένας χρήσιμος και συνεπής ορισμός είναι ότι η διαφορά μεταξύ ευφυούς/προσαρμοζόμενης και συμβατικής/σταθερής κεραίας είναι η ιδιότητα του να έχουν ένα προσαρμοζόμενο και ένα σταθερό λοβό-διάγραμμα αντίστοιχα. Η εικόνα παρουσιάζει την έννοια μιας ευφυούς κεραίας.



Εικόνα 28: Έννοια της ευφυούς κεραίας

Κανονικά, ο όρος κεραία περιλαμβάνει μόνο την μηχανική κατασκευή η οποία μετατρέπει ελεύθερα ηλεκτρομαγνητικά κύματα σε σήματα ραδιοσυχνότητας που ταξιδεύουν σε ένα θωρακισμένο καλώδιο και αντιστρόφως. Ονομάζεται ακτινοβολών στοιχείο. Στην ευφυή κεραία, ο όρος κεραία έχει μια πιο εκτεταμένη έννοια. Αποτελείται από έναν αριθμό ακτινοβολούντων στοιχείων, ένα δίκτυο συνδυασμού / διαχωρισμού και μια μονάδα ελέγχου. Η μονάδα ελέγχου καλείται νοημοσύνη της ευφυούς κεραίας και πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας έναν ψηφιακό επεξεργαστή σήματος (Digital Signal Processor, DSP). Ο επεξεργαστής ελέγχει παραμέτρους τροφοδοτών της κεραίας, βασισμένες σε διάφορες εισόδους, έτσι ώστε να βελτιστοποιήσει τη σύνδεση. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορα κριτήρια βελτιστοποίησης. Αυτό δείχνει ότι η ευφυής κεραία είναι περισσότερο από μια απλή κεραία. Είναι μια ολοκληρωμένη έννοια πομποδέκτη.

#### 4.2.2. Επεξεργασία Σήματος

Η μονάδα επεξεργασίας σήματος, βασιζόμενη στο ληφθέν σήμα, υπολογίζει τα μιγαδικά βάρη WI-WN με τα οποία το ληφθέν, από το καθένα από τα στοιχεία της κεραίας, σήμα πολλαπλασιάζεται. Αυτά τα βάρη θα αποφασίσουν για το διάγραμμα κεραίας στην διεύθυνση της άνω ζεύξης. Τα βάρη μπορούν να βελτιστοποιηθούν με δύο κύρια κριτήρια: με μεγιστοποίηση του ληφθέντος, από τον επιθυμητό χρήστη, σήματος (π.χ. Switched Lobe ή

Phased Array, βλέπε αντίστοιχη παράγραφο) ή με μεγιστοποίηση του SIR καταπιέζοντας το σήμα που προέρχεται από τις παρεμβάλλουσες πηγές (π.χ. Adaptive Array). Θεωρητικά με  $M$  στοιχεία κεραίας μπορούν να μηδενιστούν  $M-1$  παρεμβολές, αλλά λόγω του προβλήματος της διάδοσης πολλαπλών διαδρομών ο αριθμός αυτός είναι συνήθως μικρότερος.

Η μέθοδος για τον υπολογισμό των βαρών διαφέρει ανάλογα με τον τύπο του κριτηρίου βελτιστοποίησης. Όταν χρησιμοποιείται Switched Lobe (SL), ο δέκτης θα ελέγξει όλα τα προκαθορισμένα διανύσματα βάρους (που αντιστοιχούν στους λοβούς) και θα επιλέξει αυτό που δίνει το ισχυρότερο επίπεδο λαμβανόμενου σήματος. Αν χρησιμοποιείται η Phased Array (PA) προσέγγιση, η οποία περιλαμβάνει την κατεύθυνση μιας ακτίνας μέγιστου κέρδους προς το ισχυρότερο σήμα, τότε πρώτα υπολογίζεται η διεύθυνση άφιξης (Direction-of-Arrival, DoA) και στη συνέχεια υπολογίζονται τα βάρη με ομοιόμορφο, με την επιθυμητή γωνία στρέψης, πλάτος και φάση.

#### 4.2.3. Σχηματισμός Λοβών

Ο πραγματικός υπολογισμός του βάρους του λαμβανόμενου, από τα καθένα από τα στοιχεία της συστοιχίας, σήματος πραγματοποιείται στη μονάδα σχηματισμού λοβών. Στην πιο προηγμένη περίπτωση αυτή η μονάδα είναι μία ενσωμάτωση του ισοσταθμιστή καναλιού/δέκτη RAKE και της έξυπνης κεραίας. Σ' αυτή την περίπτωση χρειάζονται  $N \times D$  βάρη, όπου  $D$  είναι ο αριθμός των περιόδων συμβόλων (βάθος) στον ισοσταθμιστή ή ο αριθμός των άκρων (fingers) στον δέκτη RAKE. Αυτό ονομάζεται spatio-temporal filter, επειδή αφαιρεί τα μη επιθυμητά συστατικά του σήματος και διατηρεί τα επιθυμητά τόσο στην περιοχή του χώρου όσο και σ' αυτή του χρόνου.

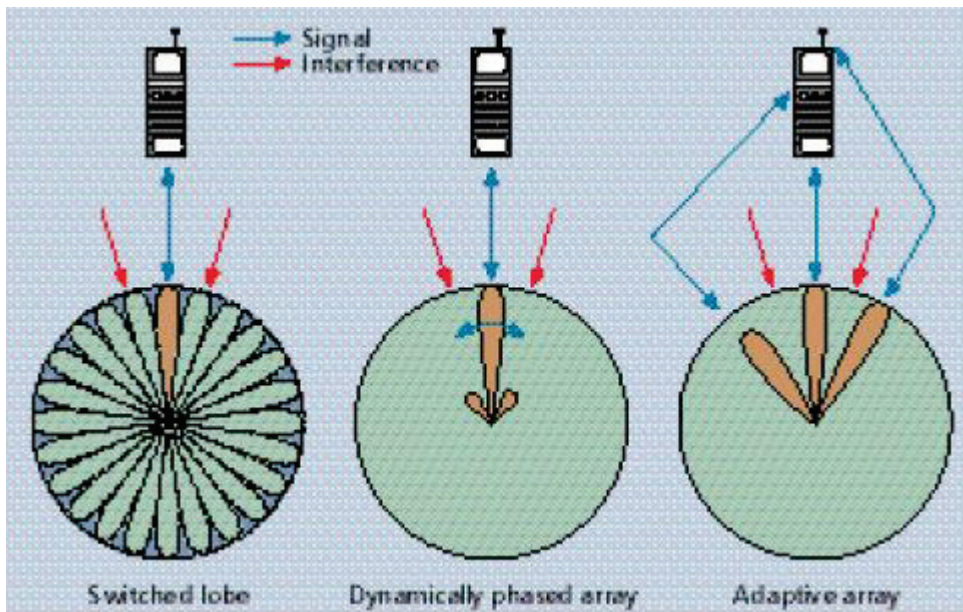
Η ονομασία του RAKE δέκτη, αν και γράφεται με κεφαλαία, δεν αποτελεί ακρωνύμια αλλά προέρχεται από την αγγλική λέξη “rake” που σημαίνει τσουγκράνα, όνομα το οποίο δόθηκε από τους εφευρέτες του, Robert Price και Paul Green, το 1958, λόγω του χαρακτηριστικού σχήματός του. Ο RAKE δέκτης είναι ένας ραδιοδέκτης σχεδιασμένος να αντιμετωπίζει τις συνέπειες του φαινομένου του multipath fading. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση πολλαπλών δεκτών (fingers) που συνδυάζουν την ενέργεια του κυρίως λαμβανόμενου σήματος και των επιμέρους ανακλάσεων του ώστε να εκμεταλλευτούμε πλήρως την ενέργεια που προσφέρεται από τις ανακλάσεις αυτές.

Όταν ο σχηματισμός λοβού γίνεται ψηφιακά (μετά από A/D) τότε οι μονάδες σχηματισμού λοβών και επεξεργασίες σήματος είναι συνήθως ενσωματωμένες στην ίδια μονάδα, που τότε ονομάζεται DSP. Ο διαχωρισμός στο σχήμα έγινε για να διευκρινιστεί αυτή

η λειτουργία. Είναι επίσης πιθανή η πραγματοποίηση της λειτουργίας σχηματισμού λοβών στο υλικό σε ραδιοσυχνότητα (RF) ή σε μεσαία συχνότητα (!F).

#### 4.2.4. Επίπεδα νοημοσύνης

Μπορούν να οριστούν διάφορα επίπεδα νοημοσύνης. Τα επίπεδα αυτά παρατίθενται στη συνέχεια και φαίνονται στο σχήμα.



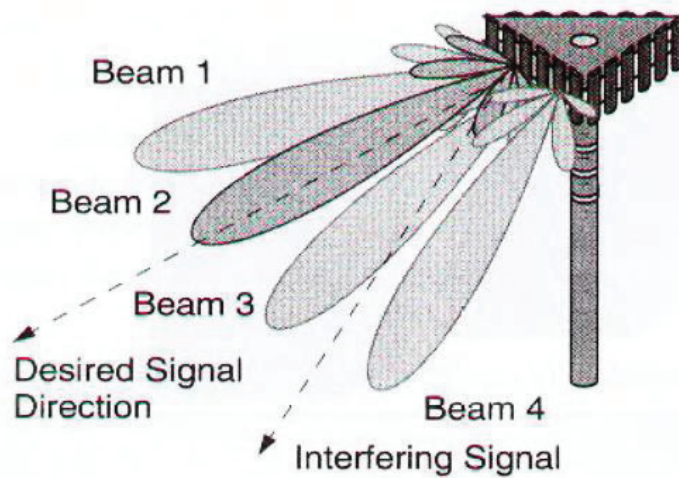
Εικόνα 29: Επίπεδα νοημοσύνης κεραίας

##### 4.2.4.1. Switched Lobe (SL)

Ονομάζεται και switched beam. Είναι η πιο απλή τεχνική και περιλαμβάνει μόνο μια βασική λειτουργία μεταγωγής μεταξύ χωριστών κατευθυντικών κεραίων ή προκαθορισμένων ακτινών μιας συστοιχίας. Επιλέγεται η λύση που παρέχει την καλύτερη απόδοση, συνήθως σε όρους λαμβανόμενης ισχύος. Επιτυγχάνεται κάποιο κέρδος λόγω της υψηλότερης κατευθυντικότητας σε σχέση με μια συμβατική κεραία. Μια τέτοια κεραία είναι ευκολότερο να υλοποιηθεί στις υπάρχουσες κυψελικές δομές, σε σχέση με τις πολυπλοκότερες προσαρμοζόμενες συστοιχίες, αλλά δίνει περιορισμένη βελτίωση.

Με τη βοήθεια προσαρμοστικών τεχνικών υπολογίζονται τα βέλτιστα βάρη της κεραίας ξεχωριστά για κάθε χρήστη μέσα στην κυψέλη. Ας υποθέσουμε ότι το λαμβανόμενο σήμα από κάθε στοιχείο της κεραίας την παρούσα χρονική στιγμή εκφράζεται μέσω του διανύσματος  $M$  συνιστωσών  $X_M$ , όπου  $M$  ο συνολικός αριθμός στοιχείων της κεραίας. Για να υπολογιστούν τα κατάλληλα βάρη της κεραίας, ώστε αυτά να χρησιμοποιηθούν την αμέσως

επόμενη χρονική στιγμή  $t+1$ , θα πρέπει ένας αλγόριθμος να επιλύσει το πρόβλημα βελτιστοποίησης που ανακύπτει, έχοντας ως είσοδο το διάνυσμα  $X_M$  και ένα σήμα αναφοράς.



Εικόνα 30: Υλοποίηση Switched Beam

#### 4.2.4.2. Dynamically Phased Array (PA)

Με την εισαγωγή ενός αλγορίθμου DoA (Direction of Arrival) για το λαμβανόμενο από τον χρήστη σήμα, μπορεί να επιτευχθεί συνεχής παρακολούθηση. Αυτό μπορεί να ιδωθεί σαν μια γενίκευση της έννοιας switched lobe. Σε αυτή την περίπτωση μεγιστοποιείται η λαμβανόμενη ισχύς.

#### 4.2.4.3. Adaptive Array (AA)

Σε αυτή την περίπτωση προστίθεται ένας αλγόριθμος DoA για να υπολογιστεί η κατεύθυνση προς τις πηγές παρεμβολής. Το διάγραμμα ακτινοβολίας μπορεί να προσαρμοστεί για να αποκλείσει τις παρεμβολές. Επιπροσθέτως, με τη χρήση ειδικών αλγορίθμων και τεχνικών διαφορικότητας χώρου, το διάγραμμα ακτινοβολίας μπορεί να προσαρμοστεί έτσι ώστε να λαμβάνει σήματα πολλαπλών διαδρομών που μπορούν να συνδυαστούν. Αυτές οι τεχνικές μπορούν να μεγιστοποιήσουν τον λόγο σήματος προς παρεμβολή (Signal to Interference Ratio SIR) ή τον λόγο σήματος προς παρεμβολή και θόρυβο (Signal to Noise and Interference Ratio SINR).

Τα συμβατικά συστήματα κινητών τηλεπικοινωνιών συνήθως χρησιμοποιούν κάποιο είδος διαφορικότητας κεραίας (π.χ. διαφορικότητα χώρου ή πόλωσης). Οι προσαρμόσιμες κεραίες μπορούν να θεωρηθούν ως ένα πλάνο εκτεταμένης διαφορικότητας, καθώς έχουν πάνω από δύο παρακλάδια διαφορικότητας. Έτσι οι προσαρμόσιμες συστοιχίες (AAs) έχουν μεγαλύτερο περιθώριο κέρδους από τις κεραίες μεταγωγής λοβού (SLs).



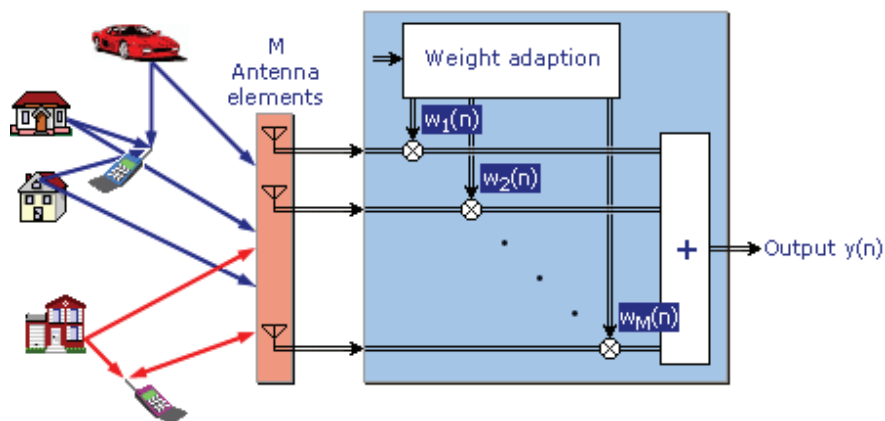


Εικόνα 31: Προσαρμοστική Κεραία (Adaptive Array)

Με τη βοήθεια προσαρμοστικών τεχνικών υπολογίζονται τα βέλτιστα βάρη της κεραίας ξεχωριστά για κάθε χρήστη μέσα στην κυψέλη. Ας υποθέσουμε ότι το λαμβανόμενο σήμα από κάθε στοιχείο της κεραίας την παρούσα χρονική στιγμή εκφράζεται μέσω του διανύσματος  $M$  συνιστωσών  $X_M$ , όπου  $M$  ο συνολικός αριθμός στοιχείων της κεραίας. Για να υπολογιστούν τα κατάλληλα βάρη της κεραίας, ώστε αυτά να χρησιμοποιηθούν την αμέσως επόμενη χρονική στιγμή  $t+1$ , θα πρέπει ένας αλγόριθμος να επιλύσει το πρόβλημα βελτιστοποίησης που ανακύπτει, έχοντας ως είσοδο το διάνυσμα  $X_M$  και ένα σήμα αναφοράς.

### 4.3. Βασικές αρχές ευφύων κεραιοσυστημάτων

#### 4.3.1. Εισαγωγή

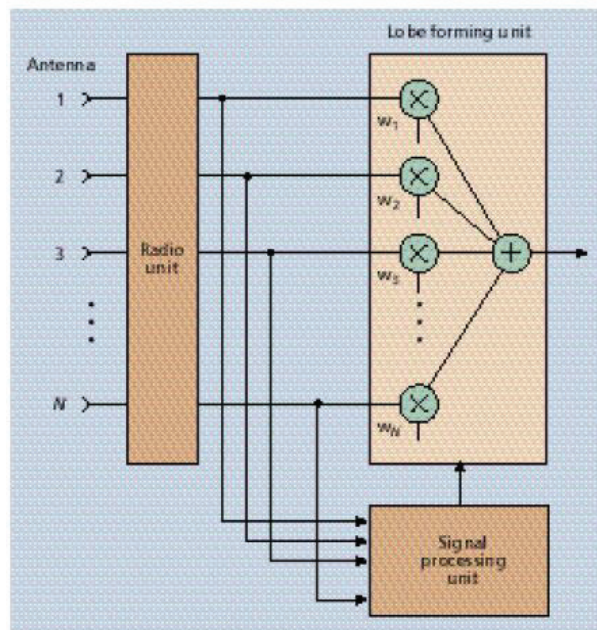


Εικόνα 32: Έξυπνη κεραία

Η θεωρία πίσω από τις ευφυείς κεραιές δεν είναι καινούρια. Η τεχνική είχε για πολλά χρόνια χρησιμοποιηθεί στον ηλεκτρονικό πόλεμο (EWF) σαν αντίμετρο στην ηλεκτρονική παρεμβολή. Σε στρατιωτικά συστήματα ραντάρ παρόμοιες τεχνικές χρησιμοποιούνταν ήδη από τον 2ο Παγκόσμιο Πόλεμο. Υπάρχουν σε γενικές γραμμές διάφοροι τρόποι με τους οποίους μια προσαρμοστικά διευθετήσιμη ακτίνα κεραιών μπορεί να παραχθεί, παραδείγματος χάριν με μηχανικά οδηγούμενες κεραιές.

Με τον όρο έξυπνη κεραία, δεν χαρακτηρίζουμε την ίδια τη κεραία, αλλά το πλήρες σύστημα κεραιών, συμπεριλαμβανομένης και της επεξεργασίας σήματος. Μια έξυπνη κεραία αποτελείται από  $M$  στοιχεία κεραιών μέσω των οποίων λαμβάνει τα σήματα του πομπού. Στην συνέχεια αυτά υποβάλλονται προσαρμοστικά σε επεξεργασία, προκειμένου να εκμεταλλευτούμε τη χωρική διάσταση του κινητού ράδιο-καναλιού. Μια από τις χαρακτηριστικές περιπτώσεις είναι αυτή, στην οποία τα σήματα που παραλαμβάνονται από τα διαφορετικά στοιχεία κεραιών πολλαπλασιάζονται με σύνθετα βάρη, Σχήμα 28. Όλα τα  $M$  στοιχεία της σειράς κεραιών πρέπει να συνδυαστούν προκειμένου να προσαρμοστούν στα τρέχοντα χαρακτηριστικά καναλιών και χρηστών.

Η μονάδα ελέγχου καλείται νοημοσύνη της ευφυούς κεραιάς και πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας έναν ψηφιακό επεξεργαστή σήματος (Digital Signal Processor, DSP). Ο επεξεργαστής ελέγχει παραμέτρους τροφοδοσίας της κεραιάς, βασισμένες σε διάφορες εισόδους, έτσι ώστε να βελτιστοποιήσει τη σύνδεση. Μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορα κριτήρια βελτιστοποίησης. Αυτό δείχνει ότι η ευφυής κεραία είναι περισσότερο από μια απλή κεραία. Είναι μια ολοκληρωμένη έννοια πομποδέκτη, σχήμα 29.



Εικόνα 33: Η βασική διάταξη μιας έξυπνης κεραιάς

Η τεχνολογία που σχεδόν αποκλειστικά προτείνεται για επίγεια συστήματα προσωπικών και κινητών επικοινωνιών είναι οι κεραίες συστοιχίας (array antennas). Η κύρια φιλοσοφία είναι ότι οι παρεμβολείς σπανίως έχουν την ίδια γεωγραφική θέση με τον χρήστη. Με τη μεγιστοποίηση του κέρδους της κεραίας στην επιθυμητή κατεύθυνση και ταυτόχρονα με την τοποθέτηση του ελάχιστου διαγράμματος ακτινοβολίας στις κατευθύνσεις των παρεμβολών, η ποιότητα της σύνδεσης μπορεί να βελτιωθεί σημαντικά. Στην προσωπική και κινητή επικοινωνία, οι παρεμβολείς είναι διαφορετικοί, από τον αναφερόμενο, χρήστες.

Η χρησιμοποίηση των έξυπνων κεραιών αποσκοπεί στο να μπορεί ο σταθμός βάσης να εντοπίζει τον επιθυμητό χρήστη, να τον απομονώνει, από τους άλλους, καταστέλλοντας σε μεγάλο βαθμό τις παρεμβολές. Με αυτό τον τρόπο παρέχονται καλύτερες υπηρεσίες στον επιθυμητό χρήστη. Η εφαρμογή των έξυπνων κεραιών μπορεί να δώσει πολλές λύσεις, όταν έχουμε χρησιμοποίηση τεχνικών πολλαπλής πρόσβασης, όπου διαφορετικοί χρήστες μοιράζονται το ίδιο μέσο μετάδοσης.

#### **4.3.2. Η μονάδα επεξεργασίας σήματος**

Η μονάδα επεξεργασίας σήματος, βασιζόμενη στο ληφθέν σήμα, υπολογίζει τα μιγαδικά βάρη  $w_1-w_N$  με τα οποία το ληφθέν, από το καθένα από τα στοιχεία της κεραίας, σήμα πολλαπλασιάζεται. Αυτά τα βάρη θα αποφασίσουν για το διάγραμμα κεραίας στην διεύθυνση της ζεύξης. Τα βάρη μπορούν να βελτιστοποιηθούν με δύο κύρια κριτήρια: με μεγιστοποίηση του ληφθέντος, από τον επιθυμητό χρήστη, σήματος (π.χ. Switched Lobe ή Phased Array, βλέπε αντίστοιχη παράγραφο) ή με μεγιστοποίηση του SIR καταπιέζοντας το σήμα που προέρχεται από τις παρεμβάλουσες πηγές (π.χ. Adaptive Array). Θεωρητικά με  $M$  στοιχεία κεραίας μπορούν να μηδενιστούν  $M-1$  παρεμβολές, αλλά λόγω του προβλήματος της διάδοσης πολλαπλών διαδρομών ο αριθμός αυτός είναι συνήθως μικρότερος.

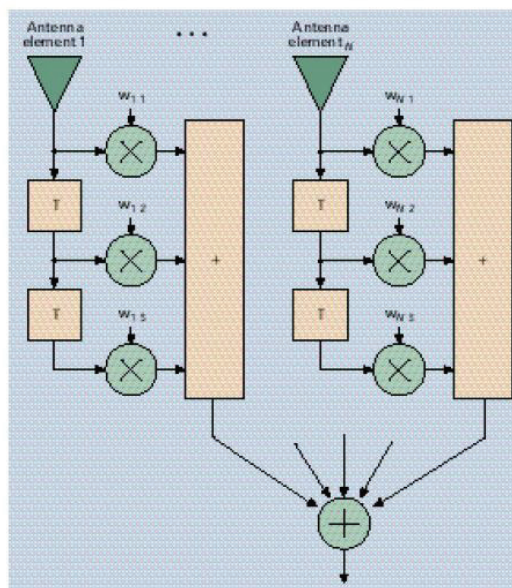
Η μέθοδος για τον υπολογισμό των βαρών διαφέρει ανάλογα με τον τύπο του κριτηρίου βελτιστοποίησης. Όταν χρησιμοποιείται Switched Lobe (SL), ο δέκτης θα ελέγξει όλα τα προκαθορισμένα διανύσματα βάρους (που αντιστοιχούν στους λοβούς) και θα επιλέξει αυτό που δίνει το ισχυρότερο επίπεδο λαμβανόμενου σήματος. Αν χρησιμοποιείται η Phased Array (PA) προσέγγιση, η οποία περιλαμβάνει την κατεύθυνση μιας ακτίνας μέγιστου κέρδους προς το ισχυρότερο σήμα, τότε πρώτα υπολογίζεται η διεύθυνση άφιξης (Direction-of-Arrival, DoA) και στη συνέχεια υπολογίζονται τα βάρη με ομοιόμορφο, με την επιθυμητή γωνία στρέψης, πλάτος και φάση. Υπάρχει ένας αριθμός μεθόδων, με καλό υπόβαθρο για τον υπολογισμό της DoA, όπως οι αλγόριθμοι MUSIC, ESPRIT και SAGE.

Εάν πρέπει να επιτευχθεί μεγιστοποίηση του SIR (περίπτωση AA), τότε το βέλτιστο διάνυσμα βάρους (της διάστασης  $N$ ) Wopt δίνεται από το κυρίαρχο γενικευμένο ιδιοδιάνυσμα του ζεύγους πινάκων  $[R_k, Q_k]$  όπου  $R_k$  είναι ο  $N \times N$  πίνακας συσχέτισης του συνολικού ληφθέντος σήματος και  $Q_k$  είναι ο  $N \times N$  πίνακας συσχέτισης της συνολικής παρεμβολής. Αυτό ονομάζεται βέλτιστος συνδυασμός.

Για να μπορέσει ο σταθμός βάσης να εκτιμήσει τους ραδιο-διαύλους, χρειάζεται συνήθως μια αναφορά ή μια εκπαιδευτική αλληλουχία π.χ. πρέπει να μεταδίδεται περιοδικά μία γνωστή αλληλουχία bit. Οι μέθοδοι που μεγιστοποιούν τον SIR απαιτούν γνώση της άμεσης απόκρισης διαύλου τόσο από τον επιθυμητό χρήστη όσο και από όλες τις πηγές παρεμβολών, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι η εκπαιδευτική αλληλουχία πρέπει να είναι μοναδική για κάθε χρήστη.

#### 4.3.3. Η μονάδα σχηματισμού λοβών

Ο πραγματικός υπολογισμός του βάρους του λαμβανόμενου, από τα καθένα από τα στοιχεία της συστοιχίας, σήματος πραγματοποιείται στη μονάδα σχηματισμού λοβών. Στην πιο προηγμένη περίπτωση αυτή η μονάδα είναι μία ενσωμάτωση του ισοσταθμιστή καναλιού/δέκτη RAKE και της ευφούς κεραίας. Σ' αυτή την περίπτωση χρειάζονται  $N \times D$  βάρη, όπου  $D$  είναι ο αριθμός των περιόδων συμβόλων (βάθος) στον ισοσταθμιστή ή ο αριθμός των άκρων (fingers) στον δέκτη RAKE. Αυτό ονομάζεται spatio-temporal filter, επειδή αφαιρεί τα μη επιθυμητά συστατικά του σήματος και διατηρεί τα επιθυμητά τόσο στην περιοχή του χώρου όσο και σ' αυτή του χρόνου. Τέτοια μονάδα φαίνεται σχηματικά στην ακόλουθη εικόνα.



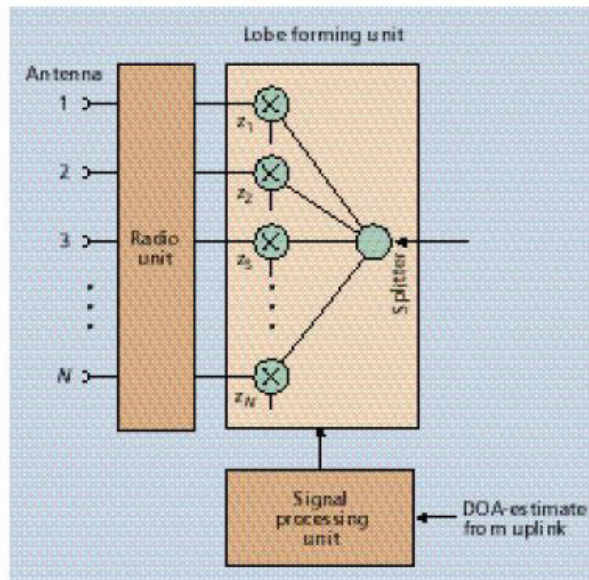
Εικόνα 34: Ενσωμάτωση RAKE και ευφούς κεραίας

Σε αυτό το παράδειγμα ο αριθμός των βαρών είναι  $N \times 3$  πράγμα το οποίο δείχνει ότι το βάθος του ισοσταθμιστή είναι 3. Ο χρόνος μεταξύ των λήψεων κάθε στοιχείου κεραίας είναι  $T$ . Σε έναν δέκτη RAKE η χρονική καθυστέρηση μεταξύ των λήψεων δεν είναι ομοιόμορφη.

Όταν ο σχηματισμός λοβού γίνεται ψηφιακά (μετά από A/D) τότε οι μονάδες σχηματισμού λοβών και επεξεργασίες σήματος είναι συνήθως ενσωματωμένες στην ίδια μονάδα, που τότε ονομάζεται DSP. Ο διαχωρισμός στο σχήμα έγινε για να διευκρινιστεί αυτή η λειτουργία. Είναι επίσης πιθανή η πραγματοποίηση της λειτουργίας σχηματισμού λοβών στο υλικό σε ραδιοσυχνότητα (RF) ή σε μεσαία συχνότητα (IF).

#### 4.3.4. Λειτουργία Πομπού

Το τμήμα εκπομπής μιας ευφυούς κεραίας είναι σχηματικά παρόμοιο με το τμήμα λήψεως. Ένα παράδειγμα φαίνεται στο ακόλουθο σχήμα. Το σήμα χωρίζεται σε  $N$  παρακλάδια τα οποία στη συνέχεια βαρύνονται από τα μιγαδικά βάρη  $z_1$ - $z_N$  στη μονάδα σχηματισμού λοβών. Τα βάρη που καθορίζουν το διάγραμμα ακτινοβολίας στην κατεύθυνση της κάτω ζεύξης, υπολογίζονται από τη μονάδα επεξεργασίας σήματος. Η ράδιο-μονάδα αποτελείται από ψηφιακό-αναλογικούς μετατροπείς (D/A converters) και αλυσίδες μετατροπών προς τα άνω. Πρακτικά, κάποια συστατικά, όπως οι κεραίες αυτές καθ' αυτές και η μονάδα DSP, θα είναι φυσικά τα ίδια όπως και στη λήψη.



Εικόνα 35: Σύστημα εκπομπής ευφυούς κεραίας

Η πρωτεύουσα διαφορά μεταξύ της άνω και της κάτω ζεύξης είναι ότι, εφόσον δεν υπάρχουν ευφυείς κεραίες στο τερματικό (κινητός σταθμός), δεν είναι διαθέσιμη στην κάτω ζεύξη η χωρική απόκριση διαύλου (spatial channel response). Σε ένα σύστημα αμφίδρομης διαίρεσης χρόνου (Time Division Duplex TDD) ο κινητός σταθμός και ο σταθμός βάσης χρησιμοποιούν την ίδια φέρουσα συχνότητα που χωρίζεται μόνο στο χρόνο. Σε αυτή την περίπτωση τα βάρη που υπολογίζονται στην άνω ζεύξη θα είναι βέλτιστα και στην κάτω ζεύξη μόνο αν το κανάλι δεν αλλάξει μεταξύ της μετάδοσης άνω ζεύξης και της μετάδοσης κάτω ζεύξης. Η μη αλλαγή καναλιού δεν μπορεί να θεωρηθεί σαν η γενική περίπτωση, τουλάχιστον σε συστήματα όπου οι χρήστες αναμένεται να κινούνται σε υψηλές ταχύτητες. Αν χρησιμοποιείται αμφίδρομη διαίρεση συχνότητας (Frequency Division Duplex FDD), τότε η άνω και η κάτω ζεύξη χωρίζονται σε συχνότητα. Σε αυτή την περίπτωση τα βέλτιστα βάρη δεν θα είναι γενικά τα ίδια λόγω της εξάρτησης της απόκρισης του διαύλου από την συχνότητα

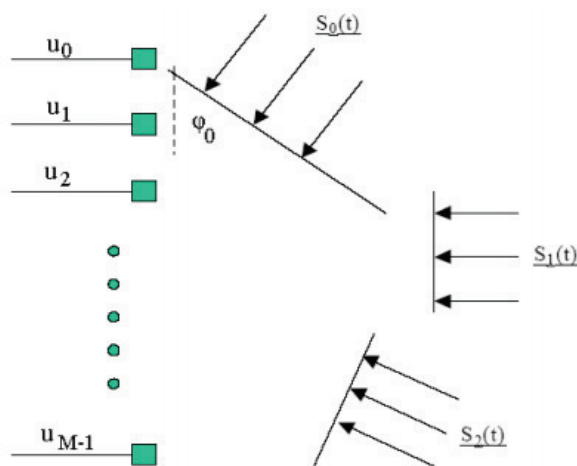
Επομένως το βέλτιστο beamforming (π.χ. AA) στην κάτω ζεύξη είναι δύσκολο και η τεχνική που προτείνεται συχνότερα είναι η χρήση της γεωμετρική προσεγγίσεως της εκτίμησης της διεύθυνσης άφιξης (DoA). Η υπόθεση είναι κατευθυντική αμοιβαιότητα, δηλαδή, η διεύθυνση από την οποία καταφθάνει το σήμα κατά την άνω ζεύξη, είναι η διεύθυνση προς την οποία το σήμα θα πρέπει να εκπεμφθεί κατά την κάτω ζεύξη, για να φτάσει στον χρήστη. Η υπόθεση αυτή έχει ενδυναμωθεί από πρόσφατα πειραματικά αποτελέσματα. Η στρατηγική που χρησιμοποιείται από τον σταθμό βάσης είναι η εκτίμηση του DoA της κατευθύνσεως (ή των κατευθύνσεων από τις οποίες λαμβάνεται το κυρίως μέρος του σήματος χρήστη).

Αυτή η κατεύθυνση χρησιμοποιείται στην κάτω ζεύξη επιλέγοντας τα βάρη  $z_1$ - $z_N$  έτσι ώστε το διάγραμμα ακτινοβολίας να είναι ένας λοβός (ή λοβοί) κατευθυνόμενος προς τον επιθυμητό χρήστη. Αυτή η μέθοδος είναι παρόμοια με την PA. Επιπροσθέτως είναι δυνατή η τοποθέτηση μηδενικών στην κατεύθυνση άλλων χρηστών έτσι ώστε η παρεμβολή από αυτούς να ελαχιστοποιηθεί. Λόγω εξασθένησης στα διαφορετικά μονοπάτια σήματος έχει προταθεί να γίνεται η επιλογή της διεύθυνσεως κάτω ζεύξης βασισόμενη στην εύρεση μιας μέσης τιμής του διαύλου άνω ζεύξης κατά τη διάρκεια μιας χρονικής περιόδου.

Θα πρέπει να τονιστεί ότι για τα πιο πάνω έχει υποθεθεί ότι οι παρεμβολές που παρατηρούνται από τον σταθμό βάσης είναι κινητοί σταθμοί, και ότι οι παρεμβολές που παρατηρούνται από τους κινητούς σταθμούς είναι σταθμοί βάσης. Αυτό σημαίνει ότι όταν ο σταθμός βάσης κατά την εκπομπή τοποθετεί μηδενικά στην διεύθυνση προς άλλους κινητούς σταθμούς εκτός του επιθυμητού, θα ελαττώσει την παρεμβολή από αυτά τα κινητά.

#### 4.4. Αλγόριθμοι DOA

Οι αλγόριθμοι αυτοί καλούνται να υπολογίσουν την γωνία πρόσπτωσης για  $M$  σήματα σε  $N$  δέκτες. Η βασική δυσκολία που αντιμετωπίζουν είναι ότι ο αριθμός των σημάτων που προσπίπτουν είναι άγνωστος καθώς και το πλάτος αυτών. Η βασική ιδιότητα που εκμεταλλεύονται οι αλγόριθμοι είναι ότι καθώς έρχεται ένα σήμα υπό κάποια γωνία στην διάταξη των αισθητήρων σε κάποιους θα φτάσει νωρίτερα και σε κάποιους αργότερα. Αυτή λοιπόν την χρονική καθυστέρηση σε κάθε δέκτη εκμεταλλεύονται οι αλγόριθμοι αυτοί για να υπολογίσουν την γωνία άφιξης.



Εικόνα 36: Σήματα με διαφορετικές γωνίες πρόσπτωσης και καθυστέρηση

Οι αλγόριθμοι αυτοί χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: Τους συμβατικούς και τους χωρικούς. Οι συμβατικές μέθοδοι εκτίμησης της γωνίας πρόσπτωσης σήματος, δε λαμβάνουν υπ' όψιν τη φύση του σήματος πρόσπτωσης, τις στατιστικές του ιδιότητες καθώς και τις στατιστικές ιδιότητες του θορύβου.

Σε μία κεραία το έξυπνο σύστημα εκτίμησης της κατεύθυνσης άφιξης του σήματος, χρησιμοποιεί τεχνικές όπως η MUSIC (Multiple Signal Classification), για την εκτίμηση των παραμέτρων του σήματος μέσω τεχνικών περιστροφής αλγόριθμοι invariance (ESPRIT), ή αλγόριθμοι Matrix Pencil μεθόδων ή συνδιασμό τους. Αφορούν την εξεύρεση χώρου φάσμα της κεραίας / Β συστοιχία αισθητήρων, καθώς και τον υπολογισμό του DOA από τις κορυφές του εν λόγω φάσματος. Αυτοί οι υπολογισμοί είναι υψηλής έντασης. Οι προσαρμοστικές συστοιχίες αισθητήρων επεξεργασίας σήματος, που είναι γνωστές επίσης ως έξυπνες κεραίες, χρησιμοποιούνται ευρέως στα τρίτης γενιάς (3G) συστήματα εξαιτίας της ικανότητάς τους να εντοπίσουν τους χρήστες κινητών χρηστών με τη χρήση τεχνικών εκτίμησης DOA.

Οι προσαρμοστικές συστοιχίες κεραιών επίσης μπορούν να βελτιώσουν τις επιδόσεις των κυβελικών συστημάτων, προσδίδοντας ανθεκτικότητα σε κανάλια διαλείψεων και μειωμένες παρεμβολές. Ο στόχος της εκτίμησης της κατεύθυνσης άφιξης (DOA) είναι να χρησιμοποιούμε τα δεδομένα που λαμβάνουμε σχετικά με ζεύξη σε μια συστοιχία αισθητήρων βάση-σταθμού ώστε να κάνουμε εκτίμηση των κατευθύνσεων των σημάτων από τους επιθυμητούς χρήστες κινητών συσκευών καθώς και επίσης και τις κατευθύνσεις των σημάτων παρεμβολής. Τα αποτελέσματα της εκτίμησης DOA στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για να προσαρμόσουν τα βάρη της υπό διαμόρφωσης δέσμης, έτσι ώστε η εκπεμπόμενη ισχύς να μεγιστοποιείται για τους επιθυμητούς χρήστες, ενώ «ακυρώσεις» της ακτινοβολίας να δημιουργούνται στις κατευθύνσεις των σημάτων παρεμβολής. Ως εκ τούτου, ένας επιτυχής σχεδιασμός μιας προσαρμοστικής σειράς εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την επιλογή της εκτίμησης του αλγόριθμου DOA που πρέπει να είναι ιδιαίτερα ακριβής και αξιόπιστος.

#### **4.4.1. Ελάχιστη Διακύμανση της Απόκρισης Αλλοίωσης (MVDR-Minimum variance distortionless response)**

Αυτή είναι μέθοδος μέγιστης πιθανοφάνειας (ML-Maximum Likelihood) με εκτίμηση του ραδιοφάσματος, στο οποίο βρίσκει την μέγιστη πιθανοφάνεια, υπολογίζοντας την ισχύ που φθάνει από μια σημειακή πηγή σε μια κατεύθυνση  $\theta$  υποθέτοντας όλες τις άλλες πηγές, σαν παρεμβολές. Στη βιβλιογραφία αναφέρεται ως MVDR διαμορφωτής δέσμης δεδομένου ότι ελλείπει των λαθών, μεγιστοποιεί την απόδοση του SNR και περνάει το σήμα της κατεύθυνσης αναλλοίωτο. Για ένα πρόβλημα εκτίμησης της εύρεσης κατεύθυνσης η μέθοδος βρίσκει την εκτίμηση ML της κατεύθυνσης αντί της ισχύος. Αυτή η μέθοδος χρησιμοποιεί τα βάρη πίνακα, τα οποία λαμβάνονται με την ελαχιστοποίηση της μέσης ισχύος εξόδου προς την κατεύθυνση βλέμματος.

#### **4.4.2. Μέθοδος Μέγιστης Πιθανοφάνειας (MLM- Maximum Likelihood Method)**

Αυτή η μέθοδος εκτιμά την DOA από μία δοσμένη σειρά δειγμάτων στοιχειοκεραιών μεγιστοποιώντας την συνάρτηση πιθανότητας. Η συνάρτηση πιθανότητας είναι η δεσμευμένη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των δειγματοληπτούμενων δεδομένων, δοσμένης της DoA και θεωρείται ως μία συνάρτηση των επιθυμητών μεταβλητών. Η μέθοδος αναζητά αυτές τις κατευθύνσεις που μεγιστοποιούν το λογάριθμο της συνάρτησης, καθώς και την συνάρτηση καθεαυτή. Το ML κριτήριο υποδηλώνει ότι τα επίπεδα κύματα από αυτές τις κατευθύνσεις είναι το πιο πιθανό να προκαλέσουν εμφάνιση των δοσμένων δειγμάτων. Η



μεγιστοποίηση συνάρτησης είναι ένα πρόβλημα μη- γραμμικής βελτιστοποίησης. Στην απουσία μιας κλειστής- φόρμας λύσης, απαιτεί επαναλαμβανόμενα πλάνα για λύσεις.

Η ML έχει ανώτερες επιδόσεις συγκρινόμενη με άλλες μεθόδους, ειδικότερα όταν ο SNR είναι μικρός, ο αριθμός των δειγμάτων είναι μικρός ή οι πηγές είναι συσχετισμένες. Για μία μόνο πηγή οι αναμενόμενες τιμές των εκτιμήσεων είναι ίσες με τις πραγματικές τιμές. Με αυτή τη λογική μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως βάση σύγκρισης για την επίδοση των άλλων μεθόδων. Η μέθοδος προϋποθέτει ότι ο αριθμός των πηγών είναι γνωστός. Όταν διατίθεται ένας μεγάλος αριθμός δειγμάτων, άλλα πλάνα που είναι πιο αποδοτικά υπολογιστικά, μπορούν να χρησιμοποιηθούν με επίδοση εξίσου καλή με αυτή αυτής της μεθόδου.

#### **4.4.3. Μέθοδοι Ιδιοκατασκευής (eigenstructure methods)**

Αυτές οι μέθοδοι στηρίζονται στις ακόλουθες ιδιότητες του πίνακα συσχετισμού ( $R$ ) στοιχειοκεραίας. Πρώτον, το διάστημα που εκτείνεται από τα ιδιοδιανύσματά του μπορεί να διαχωριστεί σε δύο υποδιαστήματα, το υποδιάστημα σήματος και το υποδιάστημα θορύβου. Δεύτερον, τα διανύσματα στρέψης που αντιστοιχούν στις κατευθυντικές πηγές είναι ορθογώνια προς το υποδιάστημα θορύβου. Καθώς το υποδιάστημα θορύβου είναι ορθογώνιο προς αυτό του σήματος, αυτά τα διανύσματα περιέχονται στο υποδιάστημα σήματος. Πρέπει να σημειωθεί ότι η έκταση του υποδιαστήματος θορύβου εξαρτάται από τα ιδιοδιανύσματα που σχετίζονται με τις μικρότερες ιδιοτιμές του πίνακα συσχετισμού και η έκταση του υποδιαστήματος σήματος εξαρτάται από τα ιδιοδιανύσματα που σχετίζονται με τις μεγαλύτερες τιμές. Κατά κύριο λόγο αυτές οι μέθοδοι εύρεσης διευθύνσεων, όπως αυτή των διανυσμάτων στρέψης που σχετίζονται με αυτές τις διευθύνσεις, είναι ορθογώνιες προς το υποδιάστημα θορύβου και περιέχονται στο υποδιάστημα σήματος. Η εύρεση συνήθως υλοποιείται σε δύο βήματα. Αρχικά βρίσκεται το διάνυσμα βάρους που περιέχεται στον θόρυβο. Έπειτα αναζητούνται διευθύνσεις έτσι ώστε τα διανύσματα στρέψης που σχετίζονται με αυτές να είναι ορθογώνια προς αυτά τα διανύσματα βάρους. Όταν αυτά τα διανύσματα στρέψης δεν είναι επιβεβαιωμένο ότι βρίσκονται στο υποδιάστημα σήματος μπορεί να υπάρχουν περισσότερα ελάχιστα από τον αριθμό των πηγών, και ο διαχωρισμός μεταξύ της πραγματικής διεύθυνσης πηγής και των παρασιτικών ελαχίστων γίνεται με μέτρηση της ισχύος σε αυτές τις διευθύνσεις.

Πολλές μέθοδοι ιδιοκατασκευής έχουν προταθεί. Αυτή του Pisarenko έχει καλύτερες ιδιότητες ανάλυσης από τις μεθόδους ελάχιστης διασποράς, μέγιστης εντροπίας και γραμμικής πρόβλεψης. Κάποιες μέθοδοι εφαρμόζονται καλύτερα σε off-line υλοποιήσεις ενώ άλλες είναι πιο χρήσιμες για real-time (πραγματικού χρόνου). Αυτός ο τύπος των μεθόδων

μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για θόρυβο βάθους που δεν είναι 'λευκός' αλλά έχει είτε γνωστή είτε άγνωστη διασπορά ή όταν οι πηγές είναι στο κοντινό πεδίο και/ή όταν οι αισθητήρες έχουν άγνωστα μοντέλα κέρδους.

#### **4.4.4. Αλγόριθμος Πολλαπλής Ταξινόμησης Σήματος (MUSIC Multiple Signal Classification)**

Η MUSIC μέθοδος είναι μια σχετικά απλή και αποτελεσματική μέθοδος ιδιοκατασκευής DoA με πολλές παραλλαγές. Στη βασική της μορφή είναι επίσης γνωστή ως φασματική MUSIC. Η μέθοδος αυτή εκτιμά το υποδιάστημα θορύβου από τα διαθέσιμα δείγματα. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί είτε με διάσπαση των ιδιοτιμών του πίνακα δεδομένων είτε με διάσπαση των μοναδιαίων τιμών του πίνακα συσχέτισης, με τις στήλες  $M$  να είναι τα  $N$  στιγμιότυπα ή τα διανύσματα σήματος της στοιχειοκεραίας. Το τελευταίο προτιμάται για αριθμητικά αποτελέσματα.

Όταν το υποδιάστημα θορύβου έχει εκτιμηθεί, γίνεται μια αναζήτηση των  $M$  διευθύνσεων ψάχνοντας για διανύσματα στρέψης που είναι ορθογώνια στο υποδιάστημα θορύβου. Θα πρέπει να σημειωθεί ότι μπορούμε αντί να χρησιμοποιήσουμε το υποδιάστημα θορύβου και την αναζήτηση με διανύσματα διεύθυνσης κάθετα μεταξύ τους, εναλλακτικά, μπορεί κάποιος να χρησιμοποιήσει το υποδιάστημα σήματος μόνο για να βρει διευθύνσεις με διανύσματα στρέψης να εμπεριέχονται σε αυτό το διάστημα. Η λέξη MUSIC είναι ένα ακρωνύμιο που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση πολλών σημάτων. Είναι υψηλής ευκρίνειας τεχνική που βασίζεται στην εκμετάλλευση της συνδιακύμανσης εισόδου μήτρας. Ο ΜΑΚ κάνει παραδοχή ότι ο θόρυβος σε κάθε κανάλι είναι ασυσχέτιστος κάνοντας τον πίνακα συσχέτισης διαγώνια. Τα σήματα έτσι είναι κάπως συσχετισμένα δημιουργώντας μια μη διαγώνια συσχέτιση μήτρα σήματος. Εάν ο αριθμός των σημάτων που προσπίπτει σε μια  $M$ - στοιχείων συστοιχία είναι  $D$ , ο αριθμός των ιδιοτιμών σήματος και των ιδιοδιανυσμάτων είναι  $D$  τότε ο αριθμός των ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων θορύβου είναι  $M-D$ .

#### **4.4.5. Root-MUSIC**

Για μια ομοιόμορφα τοποθετημένη γραμμική στοιχειοκεραία η αναζήτηση για το DoA μπορεί να γίνει βρίσκοντας τις ρίζες των πολυωνύμων. Η μέθοδος Root MUSIC είναι εφαρμόσιμη όταν μια τέτοια στοιχειοκεραία χρησιμοποιείται. Λύνει ένα πρόβλημα εύρεσης ριζών πολυώνυμου σε αντίθεση με την αναγνώριση και τον εντοπισμό των φασματικών κορυφών χρησιμοποιώντας την spectral MUSIC. Η Root MUSIC έχει αναφερθεί ότι έχει καλύτερη επίδοση από την spectral MUSIC.

#### 4.4.6. Μέθοδος ESPRIT

Η ESPRIT είναι μία υπολογιστικά αποδοτική και ισχυρή μέθοδος εκτίμησης DoA. Χρησιμοποιεί δύο πανομοιότυπες στοιχειοκεραίες με τη λογική ότι στοιχεία συστοιχιών χρειάζεται να σχηματίσουν ταιριαστά ζευγάρια με ένα πανομοιότυπο διάνυμα μετατόπισης όπου το δεύτερο στοιχείο του κάθε ζευγαριού πρέπει να μετατοπιστεί κατά την ίδια απόσταση και κατά την ίδια κατεύθυνση σχετικά με το πρώτο στοιχείο. Αυτό δε σημαίνει απαραίτητα πως χρειάζονται δύο ξεχωριστές στοιχειοκεραίες. Η γεωμετρία της στοιχειοκεραίας μπορεί να επιλεγεί με τρόπο τέτοιο ώστε τα στοιχεία να έχουν αυτή την ιδιότητα.

Ο αλγόριθμος ESPRIT χρησιμοποιείται επειδή είναι συμπαγής και υπολογιστικά αποτελεσματικός. Ειδικότερα η χρήση του unitary - ESPRIT μπορεί να ελαττώσει την υπολογιστική πολυπλοκότητα του standard - ESPRIT αλγόριθμου, εισάγοντας υπολογισμούς πραγματικής τιμής. Επιπλέον ο unitary - ESPRIT χρησιμοποιεί μεθόδους "forward - backward averaging", παρακάμπτοντας το πρόβλημα σημάτων από πηγές με παρεμφερείς συχνότητες. Επίσης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την εύρεση του αριθμού των πηγών που επιδρούν στην κεραία.

Ο ESPRIT υποθέτει ότι υπάρχουν  $D < M$  πηγές στενής ζώνης με επίκεντρο την κεντρική συχνότητα  $f_0$ . Τα δύο ζεύγη ακτίνων που ονομάζονται array-1 και array-2 διαχωρίζονται από μια απόσταση «d». Ο ESPRIT είναι μια υπολογιστικά ευέλικτη και συμπαγής μέθοδος για την εκτίμηση DoA.

#### 4.5. Αλγόριθμοι Beamforming

Η λέξη beamforming αναφέρεται σε τεχνολογία κεραιών και είναι σύνθετη λέξη, αποτελούμενη από τις επί μέρους λέξεις beam (ακτίνα ή λοβός ακτινοβολίας) και forming (μορφοποιώ). Το beamforming περιγράφει την διαδικασία μέσω της οποίας προσδίδονται σε μια κεραία τα επιθυμητά κατευθυντικά χαρακτηριστικά - δηλ. αύξηση της ευαισθησίας εκπομπής και λήψης προς μια κατεύθυνση και ταυτόχρονη μείωσή της προς άλλες ανεπιθύμητες κατευθύνσεις, από τις οποίες δύνανται να λαμβάνονται σήματα παρεμβολών. Το beamforming εφαρμόζεται σε κεραίες με περισσότερα του ενός ενεργά στοιχεία (π.χ. δίπολα), οι οποίες είναι γνωστές και με τον όρο έξυπνες κεραίες (smart antennas). Πραγματοποιείται με τον κατάλληλο χειρισμό της τροφοδοσίας του κάθε ενός από τα ενεργά στοιχεία της κεραίας. Ως αποτέλεσμα, μπορεί να αυξηθεί η ευαισθησία της κεραίας προς μια ορισμένη κατεύθυνση ή ακόμη και να μειωθεί προς άλλες κατευθύνσεις από τις οποίες μπορεί να λαμβάνονται ανεπιθύμητα σήματα. Με το beamforming, εκτός του ότι μπορούν να

επιτυγχάνονται ταυτοχρόνως πολλαπλοί στόχοι (αύξηση και μείωση ευαισθησίας προς πολλαπλές κατευθύνσεις) καθίστανται πλέον περιττοί οι πολύπλοκοι μηχανισμοί μηχανικής περιστροφής της κεραίας προς την επιθυμητή κατεύθυνση. Επίσης, τα κατευθυντικά χαρακτηριστικά μπορούν να αλλάζουν εξαιρετικά γρήγορα - με τον ρυθμό που μπορεί να αλλάξει η τροφοδοσία της κεραίας. Τέλος, υπάρχουν και περιπτώσεις στις οποίες η κατευθυντική ευαισθησία της κεραίας μπορεί να προσαρμόζεται δυναμικά "παρακολουθώντας" έτσι την πηγή του σήματος. Έχει αποδειχθεί ότι με την χρήση του beamforming, αλλά και των έξυπνων κεραιών γενικότερα, η απόδοση των τηλεπικοινωνιακών συστημάτων σε όρους ποιότητας σήματος έχει σχεδόν διπλασιαστεί. Αποτελεί μία από τις σημαντικότερες προόδους στις τηλεπικοινωνίες του αιώνα μας.

#### **4.5.1. Αλγόριθμος LMS (Least Mean square)**

Η εφαρμογή του αλγορίθμου LMS για τον υπολογισμό του βέλτιστου βάρους ενός πίνακα είναι ευρέως διαδεδομένη, και η μελέτη του έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον εδώ και αρκετό καιρό. Ο αλγόριθμος αναφέρεται και ως περιορισμένος αλγόριθμος LMS όταν τα βάρη υπόκεινται σε περιορισμούς σε κάθε επανάληψη ενώ αναφέρεται ως χωρίς περιορισμούς αλγόριθμος LMS όταν οι συντελεστές στάθμισης δεν περιορίζονται σε κάθε επανάληψη. Ο τελευταίος συνήθως εφαρμόζεται όταν τα βάρη ανανεώνονται, σύμφωνα με ένα σήμα αναφοράς και δεν γνωρίζουμε την κατεύθυνση του σήματος που χρησιμοποιείται, όπως συμβαίνει και με την περιορισμένη περίπτωση του αλγορίθμου.

Ο αλγόριθμος ενημερώνει τα βάρη σε κάθε επανάληψη εκτιμώντας την κλίση της τετραγωνικής επιφάνειας και στη συνέχεια, μετακινώντας τα βάρη στην αρνητική κατεύθυνση της κλίσης κατά ένα μικρό ποσό. Η σταθερά που καθορίζει αυτό το ποσό συνήθως αναφέρεται ως μέγεθος βήματος. Όταν αυτό το μέγεθος του βήματος είναι πολύ μικρό, η διαδικασία αυτή οδηγεί αυτά τα εκτιμώμενα βάρη στα βέλτιστα βάρη. Η σύγκλιση και η συμπεριφορά αυτών των βαρών, μαζί με την συνδιακύμανση, τους χαρακτηρίζει τον αλγόριθμο LMS και τελικά ο τρόπος που το μέγεθος του βήματος και η διαδικασία εκτίμησης κλίσης επηρεάζουν τις παραμέτρους αυτές έχει μεγάλη πρακτική σημασία.

#### **4.5.2. Αλγόριθμος LCMV**

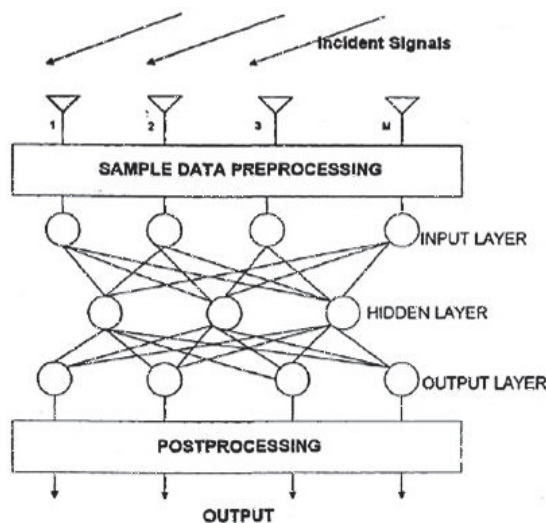
Μία εναλλακτική προσέγγιση beamformer είναι η LCMV (Linearly Constrained Minimum Variance). Στη μέθοδο αυτή οι μειωμένοι βαθμοί ελευθερίας χρησιμοποιούνται για να θέτουν μηδενικά στην απόκριση σε θέσεις που αντιστοιχούν σε παρεμβαλλόμενες πηγές. Αυτός ο μηδενισμός επιτυγχάνεται ελαχιστοποιώντας την ισχύ εξόδου στην επιθυμητή θέση.

Σε κάθε χρονική στιγμή ο LCMV beamformer σχηματίζει ένα γραμμικό συνδυασμό των ληφθέντων σημάτων ελαχιστοποιώντας τις συνεισφορές στην έξοδο από όλες τις άλλες πηγές.

Το πρόβλημα που δημιουργείται από αυτή τη μέθοδο είναι ότι ενδέχεται να περιοριστεί η λειτουργία του LCMV καθώς οι συσχετίσεις μπορεί να προκαλέσουν μερική ακύρωση σήματος. Ωστόσο αποτελέσματα προσομοίωσης και πρόσφατες ανατιμήσεις σε πραγματικά δεδομένα φαίνεται να δηλώνουν ότι η μέθοδος αυτή είναι εύρωστη για μέτρια επίπεδα πηγής/μέγιστης παρεμβολής.

#### 4.6. Νευρωνικό Δίκτυο Βασισμένο στην Εύρεση Διεύθυνσης

Μέχρι τώρα, διάφοροι αλγόριθμοι, όπως ο MUSIC, όπως ο αλγόριθμος της ελάχιστης διακύμανσης με την ελάχιστη απόκριση παραμόρφωσης (Minimum Variance Distortionless Response – MVDR) και όπως ο αλγόριθμος της ελάχιστης νόρμας (Minimum Norm – MinNorm), έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς στο πρόβλημα της εκτίμησης της διεύθυνσης άφιξης των σημάτων. Αυτό επιτυγχάνεται με τον εντοπισμό και την ιχνηλάτηση των πηγών που ακτινοβολούν με την προσθήκη θορύβου, ασυσχετίστων και συσχετισμένων σημάτων. Η καλύτερη ανάλυση είναι ότι οι τεχνικές αυτές έχουν την ικανότητα να βασίζονται σε ισχυρές υπολογιστικές προσεγγίσεις, περιλαμβάνοντας την χαρακτηριστική λύση του πίνακα συσχέτισης από τα δεδομένα μιας συστοιχίας κεραιών. Από την άλλη πλευρά, οι νευρωνικοί beamformers έχουν το πλεονέκτημα της γρήγορης σύγκλισης και μπορούν εύκολα να προσδιορίσουν την γωνία άφιξης του σήματος και να αφήσουν την κεραία να ιχνηλατήσει το σήμα σε πραγματικό χρόνο.

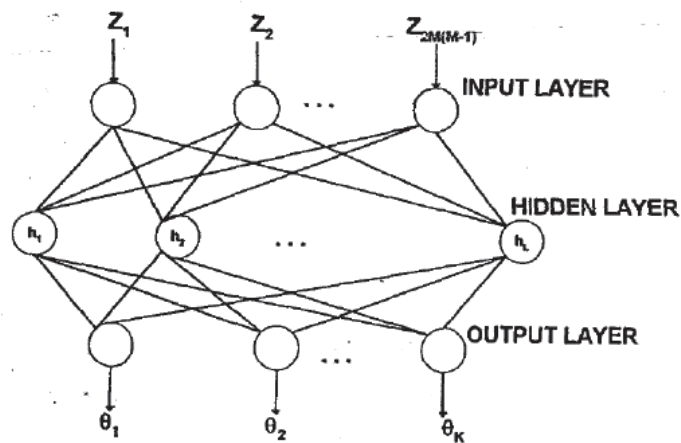


Εικόνα 37: ΤΝΔ βασισμένο στην προσαρμοζόμενη συστοιχία επεξεργασίας σήματος

##### 4.6.1. Αρχιτεκτονική Νευρωνικού Δικτύου

Η αρχιτεκτονική που χρησιμοποιείται σε ιδιαίτερα προβλήματα αποτελείται από τρία επίπεδα (σχήμα ):

- i. το επίπεδο εισόδου (input layer) (κόμβοι αισθητήρων)
- ii. το κρυμμένο επίπεδο (hidden layer)
- iii. το επίπεδο εξόδου. Ο μετασχηματισμός από τον χώρο εισόδου στην μονάδα του κρυμμένου επιπέδου είναι μη – γραμμικός, ενώ ο μετασχηματισμός από το κρυμμένο επίπεδο στον χώρο εξόδου είναι γραμμικός.

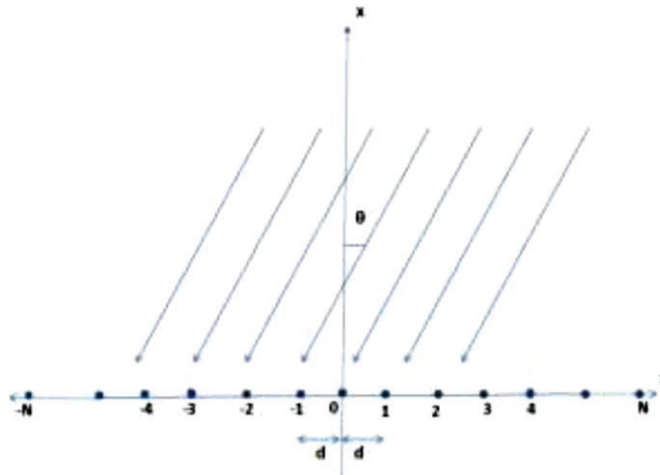


Εικόνα 38: Αρχιτεκτονική τριών επιπέδων RBF – TNΔ που χρησιμοποιείται για εύρεση της διεύθυνσης άφιξης των σημάτων

#### 4.6.2. Είσοδος Νευρωνικού Δικτύου

Αρχικά, παράγουμε τα διανύσματα εισόδου της στοιχειοκεραίας που προκύπτουν από τα προσπίπτοντα κύματα. Στη συνέχεια μετασχηματίζονται σε κατάλληλα διανύσματα εισόδου που παρουσιάζονται στο δίκτυο. Ο μετασχηματισμός των διανυσμάτων γίνεται με βάση τον πίνακα συσχέτισης που προκύπτει από το συνολικό πλήθος των προσπιπτόντων σημάτων και τα διανύσματα οδήγησης της κεραίας.

Πιο αναλυτικά βασίζεται στην λειτουργία κεραίας πολλαπλών στοιχείων και συγκεκριμένα γραμμικής στοιχειοκεραίας, με περιττό αριθμό στοιχείων. Η διάταξη του συστήματος φαίνεται στην εικόνα 39



Εικόνα 39: Διάταξη στοιχειοκεραίας

Ο παράγοντας διάταξης-πεδίου που περιγράφει την συμπεριφορά (εκπομπή-λήψη) στο μακρινό πεδίο γενικώς μιας στοιχειοκεραίας καθώς και της συγκεκριμένης, κατά την εκπομπή και την λήψη είναι :

$$AF(\theta, r_s) = \frac{\mu_0 A_0}{4\pi r_s} e^{j\omega t} \sum_{m=-N}^N e^{jkR_m}$$

Όπου  $\theta$  η διεύθυνση εκπομπής ή άφιξης του σήματος (Εικ. 39), και  $R_m$  η απόσταση του σημείου παρατήρησης ή της πηγής από το  $m$ -οστό στοιχείο της κεραίας. Το μέγεθος  $r_s$  που στην σχέση παριστάνει την απόσταση από το μέσο της κεραίας που επιλέγεται και σαν αρχή του συστήματος συντεταγμένων. Θεωρητικά το  $r_s$  πρέπει να έχει τις τιμές  $R_m$  αλλά όταν πρόκειται για το μακρινό πεδίο, και εφόσον δεν περιλαμβάνεται σε φασικό όρο αλλά στον παρανομαστή κάθε όρου του αθροίσματος, μπορεί κατά πολύ ικανοποιητική προσέγγιση να θεωρηθεί ότι έχει την ίδια τιμή για όλα τα στοιχεία.

Αντιθέτως η προσέγγιση αυτή δεν μπορεί να γίνει στον φασικό όρο και τα αντίστοιχα  $R_m$  ανάλογα. Για σημεία μακριά από την κεραία ισχύει:

$$R_{m=r_s} = r_s - z_m \sin \theta + \frac{z_m^2}{2r_s} - \frac{z_m^2 (\sin \theta)^2}{2r_s} + \dots$$

Όπου  $z_m$  είναι οι θέσεις των στοιχείων της κεραίας:

$$z_m = md \quad \text{όπου} \quad m = -N, -(N-1), \dots, -1, 0, 1, 2, \dots, (N-1), N$$

Με βάση την παραπάνω ανάλυση το σήμα που θα εμφανίζεται στο  $m$ -οστό στοιχείο της κεραίας λόγω πρόσπτωσης επίπεδου κύματος από διεύθυνση  $\theta$  και από την πηγή που βρίσκεται σε απόσταση  $r_s$  είναι:

$$S_m = \frac{\mu_o e^{j\omega t}}{4\pi r_s} \cdot e^{jkr_s} \cdot e^{-jkz_m \sin \theta} \cdot e^{jkz_m^2/2r_s} \cdot e^{-jkz_m^2(\sin \theta)^2/2r_s} \dots$$

Στο τέλος υπολογίστηκαν οι δείκτες Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE) και το Mean Absolute Percent Error (MAPE).

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_1^N |d(p) - y_o(p)|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N [d(p) - y_o(p)]^2}$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_1^N \left| \frac{d(p) - y_o(p)}{d(p)} \right| \cdot 100\%$$

Όπου N το πλήθος των τυχαίων δειγμάτων, όπου στην εργασία ήταν 1000.

#### 4.7. Διαδικασία εκπαίδευσης του Νευρωνικού Δικτύου

##### 4.7.1. Εκπαίδευση Νευρωνικού Δικτύου

Για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου για την εύρεση της DoA, δημιουργείται ο πίνακας των σημάτων [S]. Βάσει του πίνακα σημάτων υπολογίζεται ο πίνακας συμμεταβλητότητας. Τα στοιχεία του πίνακα συμμεταβλητότητας προκύπτουν ως γινόμενο του κάθε σήματος με το συζυγές όλων των άλλων σημάτων. Από αυτόν αφαιρείται η κύρια διαγώνιος και από τα στοιχεία που παραμένουν προκύπτει το μιγαδικό διάνυσμα εκπαίδευσης  $b$  για το νευρωνικό δίκτυο. Παρακάτω δίνεται η δομή του πίνακα και το διάνυσμα εκπαίδευσης καθώς και ένα παράδειγμα κεραίας πέντε στοιχείων.

**Πίνακας συμμεταβλητότητας**

$$[R] = \begin{pmatrix} R_{11} & \dots & R_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{N1} & \dots & R_{NN} \end{pmatrix} \quad \text{όπου} \quad R_{ij} = S_i S_j^*$$

**Διάνυσμα εκπαίδευσης του Νευρωνικού δικτύου [NN DoA]**

$$b = [R_{12}, R_{13}, \dots, R_{1N}, \quad R_{21}, R_{23}, \dots, R_{2N}, \quad R_{31}, R_{32}, \dots, R_{3N}, \dots, R_{N,N-1}]$$

Παραλείπονται τα στοιχεία της διαγώνιου,  $R_{ii}$ . Το πλήθος των συνιστωσών του διανύσματος εκπαίδευσης θα είναι:

$$N * N - N = N(N - 1)$$



Το διάνυσμα αυτό χρησιμοποιείται σαν είσοδος στο νευρωνικό δίκτυο NN DoA. Επειδή οι τιμές του είναι μιγαδικές το πλήθος των κόμβων του στρώματος εισόδου του νευρωνικού δικτύου θα είναι διπλάσιο, δηλαδή  $2N(N - 1)$ . Σε αυτό το διάνυσμα αντιστοιχεί και μια έξοδος το  $\theta$ . Οπότε συνολικά ο πίνακας εκπαίδευσης θα αποτελείται από  $2N(N - 1) + 1$  στήλες.

### Παράδειγμα

Υπολογισμός του πίνακα συμμεταβλητότητας και του διανύσματος εκπαίδευσης του νευρωνικού δικτύου για στοιχειοκεραία 5 στοιχείων.

Έστω ότι έχουμε τα σήματα  $S_{-2}, S_{-1}, S_0, S_1, S_2$

### Πίνακας Συμμεταβλητότητας:

$$[R] = \begin{bmatrix} S_{-2}S_{-2}^* & S_{-1}S_{-2}^* & S_0S_{-2}^* & S_1S_{-2}^* & S_2S_{-2}^* \\ S_{-2}S_{-1}^* & S_{-1}S_{-1}^* & S_0S_{-1}^* & S_1S_{-1}^* & S_2S_{-1}^* \\ S_{-2}S_0^* & S_{-1}S_0^* & S_0S_0^* & S_1S_0^* & S_2S_0^* \\ S_{-2}S_1^* & S_{-1}S_1^* & S_0S_1^* & S_1S_1^* & S_2S_1^* \\ S_{-2}S_2^* & S_{-1}S_2^* & S_0S_2^* & S_1S_2^* & S_2S_2^* \end{bmatrix}$$

### Διάνυσμα Εκπαίδευσης:

$$b = [S_{-1}S_{-2}^*, S_0S_{-2}^*, S_1S_{-2}^*, S_2S_{-2}^*, S_{-2}S_{-1}^*, S_0S_{-1}^*, S_1S_{-1}^*, S_2S_{-1}^*, S_{-2}S_0^*, S_{-1}S_0^*, S_1S_0^*, S_2S_0^*, S_{-2}S_1^*, S_{-1}S_1^*, S_0S_1^*, S_1S_1^*, S_{-2}S_2^*, S_{-1}S_2^*, S_0S_2^*, S_1S_2^*]$$

Για την δημιουργία training set πάρθηκαν τιμές για το  $\theta \in [0^\circ, 120^\circ]$  με βήμα ένα

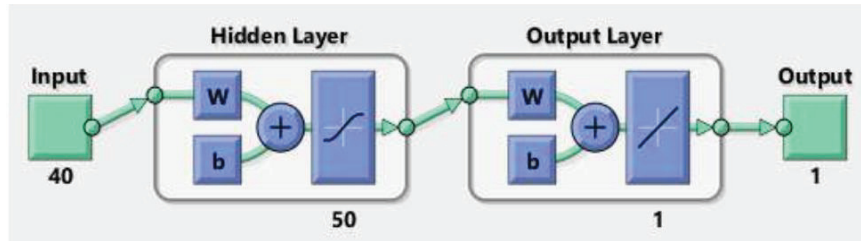
#### 4.7.2. Αποτελέσματα για DoA

Τα αποτελέσματα αφορούν στοιχειοκεραίας με πέντε στοιχεία ( $n=5$ ). Στην κάθε περίπτωση δίνονται αποτελέσματα για τέσσερις διαφορετικές αποστάσεις στοιχείων  $d=0.25\lambda$ ,  $d=0.5\lambda$ ,  $d=0.75\lambda$  και  $d=1\lambda$ . Σε όλες τις περιπτώσεις για την υλοποίηση του νευρωνικού δικτύου, χρησιμοποιήθηκε το module Νευρωνικών Δικτύων του λογισμικού MATLAB. Στα κρυμμένα στρώματα, χρησιμοποιήθηκαν 50 κρυφοί νευρώνες (hidden nodes). Η έξοδος όπως προαναφέρθηκε είναι 2 γωνίες, και είναι οι γωνίες των προσπίπτοντων σημάτων. Όσον αφορά το πλήθος των κόμβων εισόδου, όπως φαίνεται και παρακάτω από την εικόνα με την αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιήθηκε, είναι :

$$2n(n - 1) + 2 = 2 * 5 * 4 = 42$$

Όσον αφορά το νευρωνικό δίκτυο αυτό από μόνο του χρησιμοποιεί το 70% των training sets για εκπαίδευση, το 15% για validation και το 15% για testing. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκε ήταν ο Levenberg-Marguardt backpropagation (LM), ο οποίος είναι μια γρηγορότερη έκδοση του Back Propagation Αλγόριθμου. Η συνάρτηση μεταφοράς που

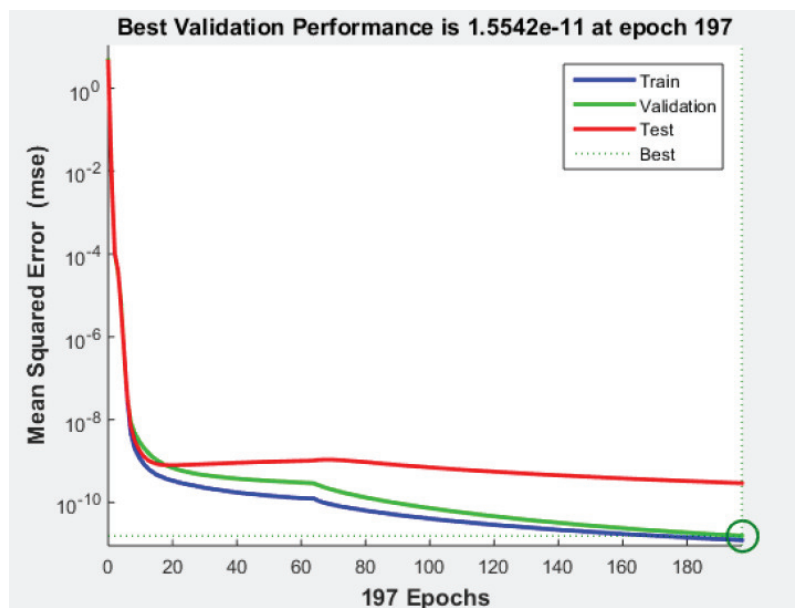
χρησιμοποιήθηκε ήταν η σιγμοειδής συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (Tansig-hyperbolic tangent sigmoid transfer function) για το κρυμμένο στρώμα και για το στρώμα εξόδου η γραμμική συνάρτηση (Purelin – linear transfer function).



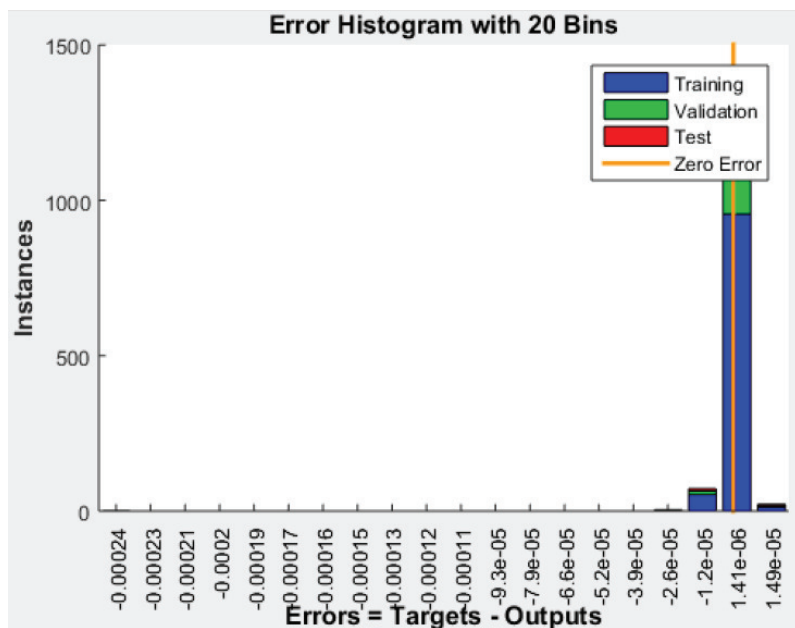
Εικόνα 40: Αρχιτεκτονική του Νευρωνικού δικτύου εκπαίδευσης στοιχειοκεραίας 5 στοιχείων

### 4.7.3. Αποτελέσματα

1α) DoA για  $n=5$ ,  $d=0,25\lambda$

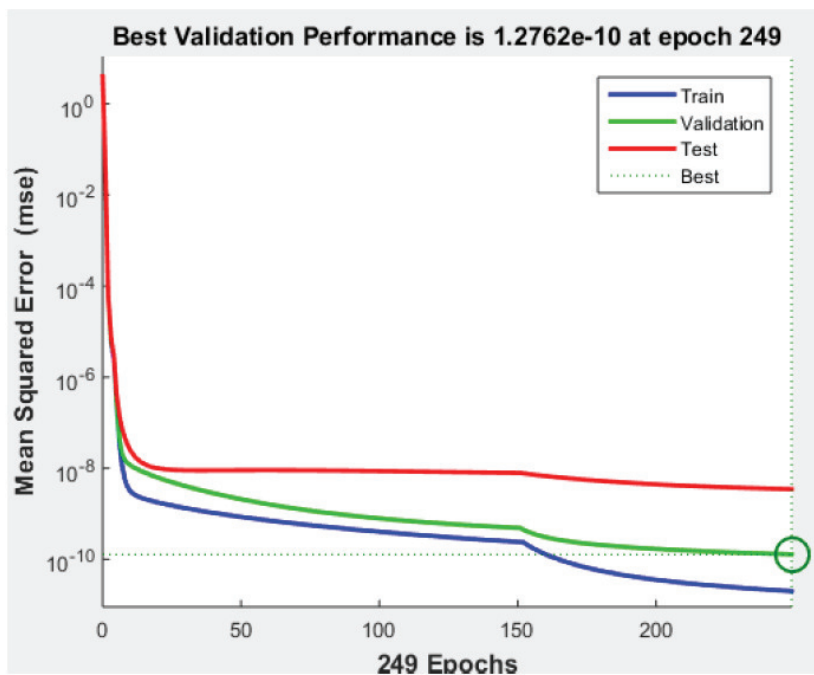


Εικόνα 41: Διάγραμμα MSE συναρτήσει των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=0,25\lambda$ )

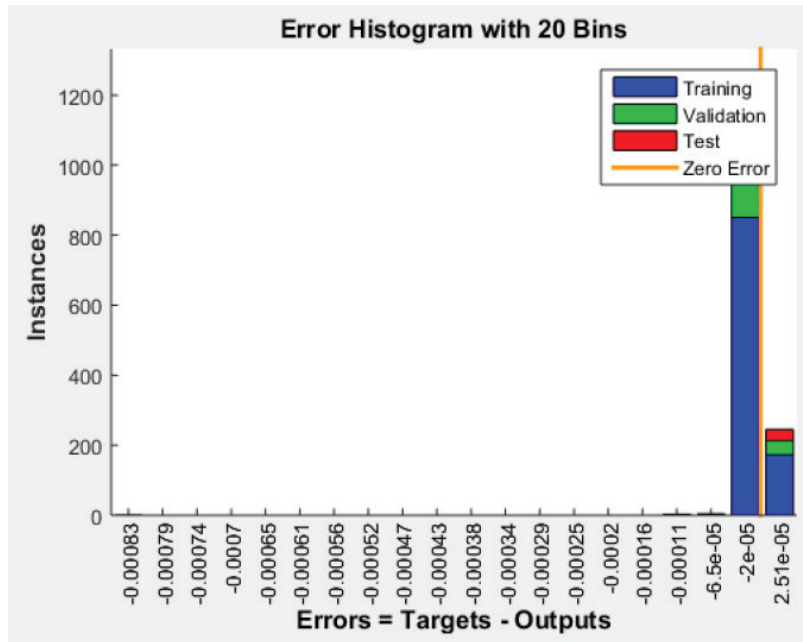


Εικόνα 42: Ιστόγραμμα δειγμάτων συναρτήσεως του σφάλματος (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=0,25\lambda$ )

1β) DoA για  $n=5$ ,  $d=0,5\lambda$

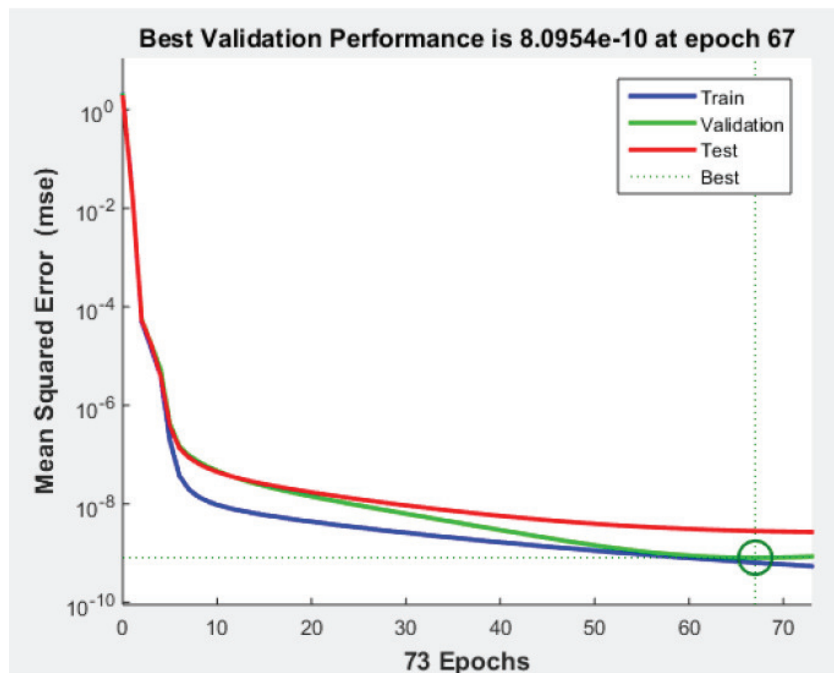


Εικόνα 43: Διάγραμμα MSE συναρτήσεως των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=0,5\lambda$ )

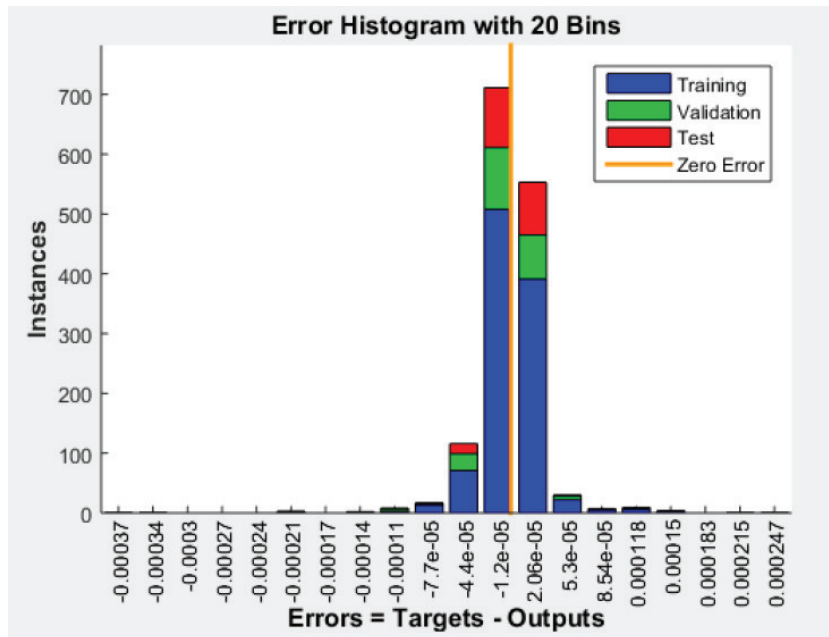


Εικόνα 44: Διάγραμμα MSE συναρτήσεως των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=0,5\lambda$ )

1γ) DoA για  $n=5$ ,  $d=0,75\lambda$

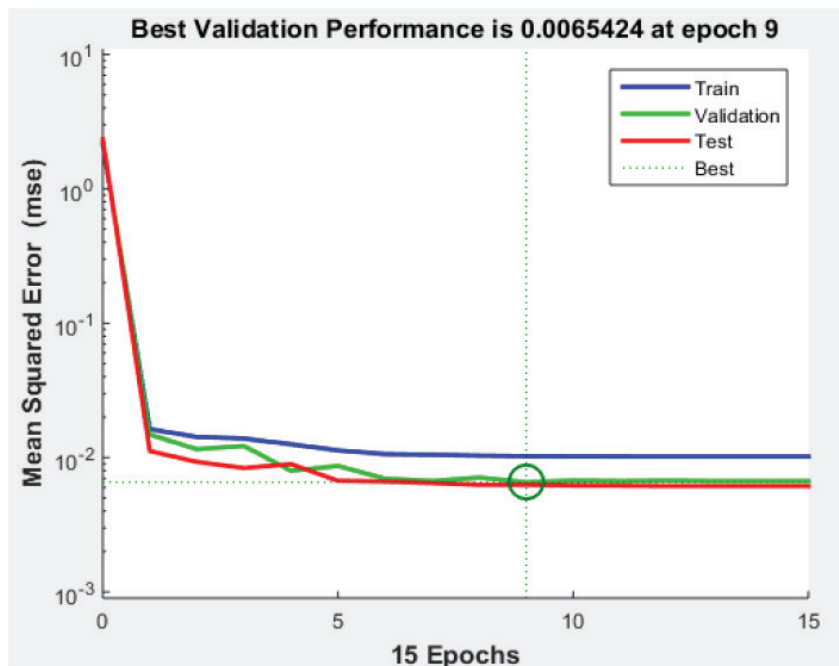


Εικόνα 45: Διάγραμμα MSE συναρτήσεως των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=0,75\lambda$ )

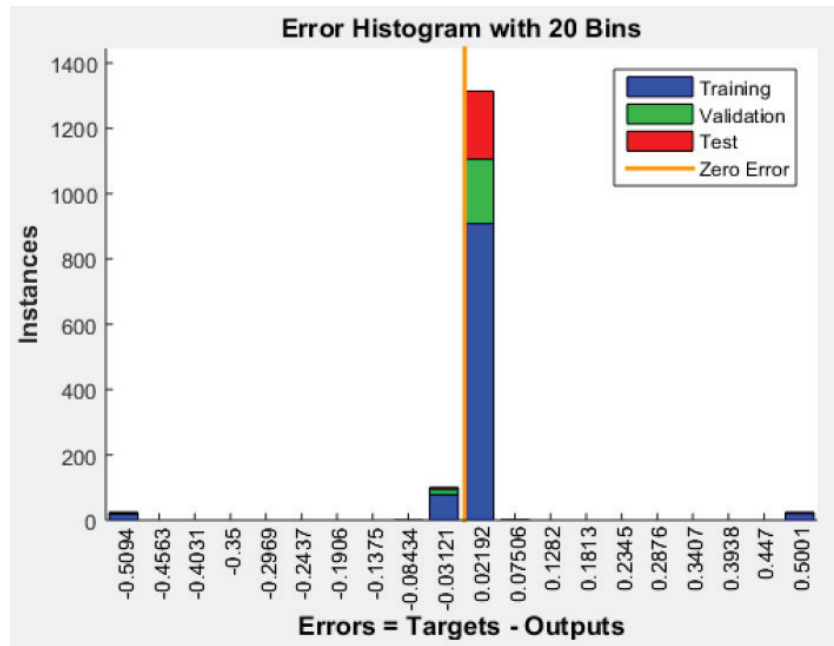


Εικόνα 46: Ιστόγραμμα δειγμάτων συναρτήσεως του σφάλματος (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=0,75\lambda$ )

1δ) DoA για  $n=5$ ,  $d=1\lambda$



Εικόνα 47: Διάγραμμα MSE συναρτήσεως των εποχών εκπαίδευσης (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=1\lambda$ )



Εικόνα 48: Ιστόγραμμα δειγμάτων συναρτήσεως του σφάλματος (στοιχειοκεραία 5 στοιχείων και  $d=1\lambda$ )

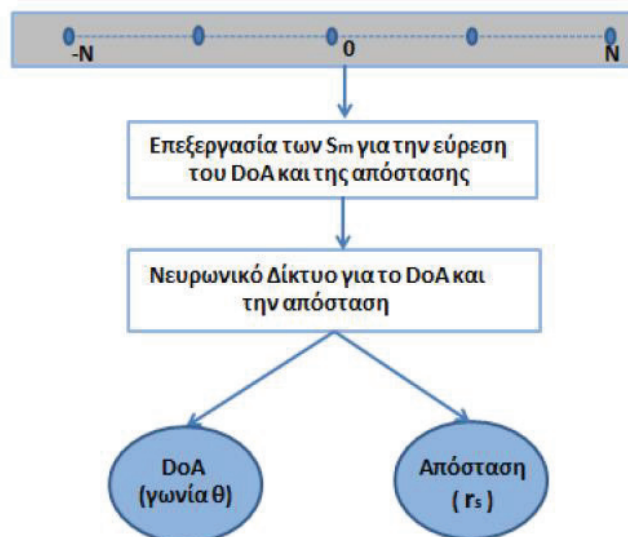
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5 : Συμπεράσματα

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που έχουν προκύψει από την προσομοίωση για τη DoA, προκύπτει το συμπέρασμα ότι η μεθοδολογία που εφαρμόστηκε για την ειδική επεξεργασία των σημάτων και την εκπαίδευση των δικτύων είναι αποτελεσματική. Τα Νευρωνικά δίκτυα που δημιουργήθηκαν έχουν ικανοποιητική απόδοση και οι δείκτες MAE, RMSE και MAPE αποδεικνύουν ότι το ΤΝΔ για την γωνία  $\theta$  προσεγγίζει πολύ καλά τις πραγματικές τιμές. Ενδεικτικά για  $d=0,5\lambda$   $MAE= 3,15 \times 10^{-6}$ ,  $RMSE=9,8 \times 10^{-6}$ ,  $MAPE=0,0061\%$

Τα ειδικότερα συμπεράσματα είναι τα εξής:

Για όλα τα δίκτυα το μικρότερο σφάλμα παρουσιάζεται για απόσταση μεταξύ των στοιχείων της κεραίας ίση με  $0.5\lambda$ . Τα αποτελέσματα αποδεικνύουν ότι μπορούμε να προσδιορίσουμε με ικανοποιητική ακρίβεια τη γωνία άφιξης με χρήση Νευρωνικών δικτύων. Επίσης για τον εντοπισμό των χρηστών θα μπορούσε να ενσωματωθεί ένα Νευρωνικό δίκτυο σε ένα ευφύες κεραιοσύστημα με δυνατότητα δημιουργίας κατευθυντικής δέσμης, για τον χρήστη που εξυπηρετείται, τέτοια ώστε να μειώνει τις παρεμβολές μεταξύ των κινητών μονάδων- παρεμβολέων και να αυξάνει το SNR (Signal Noise Ratio, SNR).

Μια πρόταση για μελλοντική εργασία θα μπορούσε να είναι η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα χρησιμοποιεί ένα μόνο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο θα δίνει σαν έξοδο του την γωνία  $\theta$  και την απόσταση  $r_s$ . Η δομή ενός τέτοιου συστήματος θα μπορούσε να είναι η παρακάτω.



Εικόνα 49: Σύστημα εύρεσης Θέσης μονάδας με χρήση ενός μόνο NN

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 Ανάλυση υπάρχουσας κατάστασης, μελλοντικές εξελίξεις

### 6.1. Η εξέλιξη

Όλα τα επίπεδα νοημοσύνης που περιγράφηκαν είναι τεχνικώς πραγματοποιήσιμα σήμερα. Η εξελικτική διαδικασία που, στον τομέα των προσωπικών και κινητών επικοινωνιών, μπορεί να οδηγήσει στην αξιοποίηση των ευφών κεραιών σε περισσότερο ανεπτυγμένες εφαρμογές, μπορεί να χωριστεί σε τρεις φάσεις:

1. Οι ευφείς κεραίες χρησιμοποιούνται μόνο στην άνω ζεύξη (ο χρήστης εκπέμπει και ο σταθμός βάσης λαμβάνει). Με τη χρήση ευφούς κεραίας για την αύξηση του κέρδους στον σταθμό βάσης, αυξάνονται τόσο η ευαισθησία όσο και η εμβέλεια. Αυτή η έννοια ονομάζεται Δέκτης υψηλής ευαισθησίας (High Sensitivity Receiver – HSR) και, ως προς την αρχή, δεν είναι διαφορετική από τις διαφορικές τεχνικές που εφαρμόζονται στα σημερινά συστήματα κινητών τηλεπικοινωνιών.
2. Στη δεύτερη φάση, χρησιμοποιούνται κατευθυνόμενες ακτίνες στην κάτω ζεύξη (ο σταθμός βάσης εκπέμπει και ο χρήστης λαμβάνει) επιπρόσθετα με τον HSR. Με αυτόν τον τρόπο το κέρδος της κεραίας αυξάνεται τόσο στην άνω όσο και στην κάτω ζεύξη, πράγμα το οποίο υπονοεί την ύπαρξη χωρικού (spatial) φιλτραρίσματος και προς τις δύο κατευθύνσεις. Οι συχνότητες μπορούν να επαναχρησιμοποιηθούν κοντύτερα, και έτσι αυξάνεται η χωρητικότητα του συστήματος. Αυτή η μέθοδος ονομάζεται χωρικό φιλτράρισμα για μείωση της παρεμβολής (Spatial Filtering for Interference Reduction, SFIR). Είναι δυνατή η εισαγωγή αυτής της μεθόδου σε συστήματα 2ης γενιάς.
3. Το τελευταίο στάδιο αυτής της ανάπτυξης θα είναι πλήρης πολλαπλή πρόσβαση διαίρεσης διαστήματος (Space Division Multiple Access). Αυτό σημαίνει, ότι περισσότεροι από έναν χρήστες θα μπορούν να τοποθετηθούν στο ίδιο φυσικό κανάλι, ταυτόχρονα και στην ίδια κυψέλη, χωριζόμενοι μόνο από γωνία. Σε ένα TDMA σύστημα, δύο χρήστες θα βρίσκονται την ίδια χρονική σχισμή και φέρον συχνότητας στον ίδιο χρόνο και στην ίδια κυψέλη.

Στη δεύτερη φάση, η χωρητικότητα αυξάνεται λόγω κοντινότερης επαναχρησιμοποίησης συχνότητας, καθώς έτσι επιτρέπεται η ύπαρξη περισσότερων φερόντων ανά σταθμό βάσης. Στην τρίτη φάση επιτυγχάνεται μία επιπλέον αύξηση της χωρητικότητας καθώς επιτρέπονται περισσότεροι χρήστες ανά φέρον.



## 6.2. Συνέπειες – αποτελέσματα

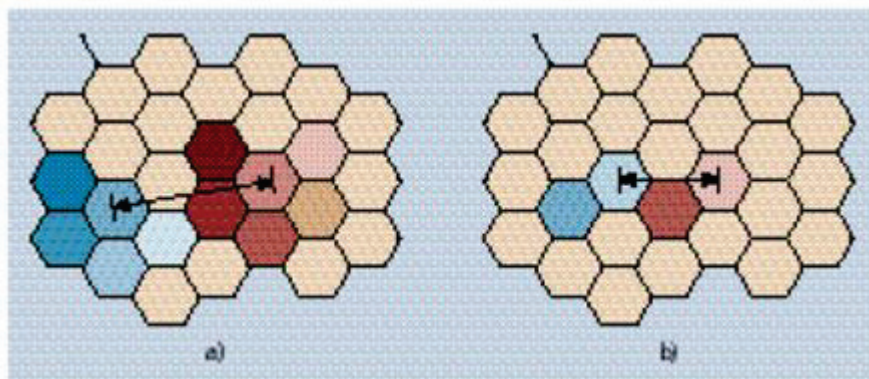
Η εισαγωγή των ευφυών κεραιών έχει ένα μεγάλο αντίκτυπο στην απόδοση των κυψελοειδών δικτύων. Επηρεάζει επίσης πολλούς τομείς, τόσο του σχεδιασμού όσο και της ανάπτυξης των συστημάτων κινητών επικοινωνιών.

### 6.2.1. Βελτιώσεις και κέρδη

#### i. Αύξηση χωρητικότητας

Ο κυρίαρχος λόγος του αυξανόμενου ενδιαφέροντος για τις ευφείς κεραιές είναι η αύξηση της χωρητικότητας. Σε πυκνοκατοικημένες περιοχές η κύρια πηγή θορύβου στο σύστημα είναι οι παρεμβολές από άλλους χρήστες. Αυτό σημαίνει ότι ο λόγος σήματος προς παρεμβολή (SIR) είναι πολύ μεγαλύτερος από τον λόγο σήματος προς θερμικό θόρυβο (SNR). Οι ευφείς κεραιές θα αυξάνουν τον SIR, καθώς ταυτόχρονα θα αυξάνουν το επίπεδο του χρήσιμου λαμβανόμενου σήματος και θα μειώνουν το επίπεδο της παρεμβολής. Ειδικά η προσαρμοζόμενη συστοιχία (AA) παρέχει σημαντική βελτίωση. Πειραματικά αποτελέσματα αναφέρουν μια αύξηση 10dB κατά μέσο όρο σε αστικές περιοχές.

Σε TDMA συστήματα η επίπτωση του αυξημένου SIR είναι η πιθανότητα μειωμένης απόστασης επαναχρησιμοποίησης συχνοτήτων. Ένα παράδειγμα παρουσιάζεται στο σχήμα όπου η παραδοσιακή ομάδα των 7 κυψελών ελαττώθηκε σε μία ομάδα των 3 κυψελών. Αυτό οδηγεί σε μία αύξηση της χωρητικότητας της τάξης των 7/3 καθώς όλες οι κυψέλες μπορούν να δεχθούν αυτής της τάξης περισσότερα φέροντα.



Εικόνα 50: Παράδειγμα μειωμένης απόστασης επαναχρησιμοποίησης συχνοτήτων.

Προσομοιώσεις που έγιναν σε ένα FH-GSM δίκτυο με απόσταση επαναχρησιμοποίησης 1/3 και με χρήση SFIR δείχνουν μια αύξηση της χωρητικότητας της τάξεως του 300%.

Τα CDMA συστήματα όπως το UMTS είναι περισσότερο εξαρτημένα από την παρεμβολή σε σχέση με τα TDMA συστήματα. Η κυρίαρχη πηγή θορύβου στο σύστημα είναι η παρεμβολή από άλλους χρήστες λόγω της μη ιδανικής ορθογωνικότητας των κωδικών διάδοσης. Αυτό σημαίνει ότι η αύξηση της χωρητικότητας είναι ακόμα μεγαλύτερη για ένα CDMA σύστημα από ότι για ένα TDMA. Έχει αναφερθεί μια αύξηση της χωρητικότητας της τάξεως του 500% για το CDMA.

#### ii. **Αύξηση εμβέλειας**

Σε αραιοκατοικημένες περιοχές η ραδιοκάλυψη είναι πιο σημαντική από την χωρητικότητα για την απόφαση της ανάπτυξης ενός σταθμού βάσης. Η αύξηση της εμβέλειας πραγματοποιείται λόγω του ότι οι ευφυείς κεραίες είναι περισσότερο κατευθυντικές από τις παραδοσιακές τμηματοποιημένες ή πολυκατευθυντικές κεραίες. Αυτό σημαίνει ότι οι σταθμοί βάσης μπορούν να τοποθετηθούν πιο μακριά ο ένας από τον άλλον, πράγμα το οποίο οδηγεί σε μια πιο αποτελεσματική από άποψη κέρδους ανάπτυξη. Το κέρδος της κεραίας συγκρινόμενο με αυτό κεραίας ενός στοιχείου μπορεί να αυξηθεί κατά έναν αριθμό ίσο με τον αριθμό στοιχείων της συστοιχίας, για παράδειγμα μια συστοιχία 8 στοιχείων μπορεί να αποδώσει ένα κέρδος της τάξεως του 8 (9dB)

#### iii. **Νέες υπηρεσίες**

Με την χρήση των ευφύων κεραιών το δίκτυο θα έχει πρόσβαση σε χωρικές πληροφορίες των χρηστών. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση των θέσεων των χρηστών με περισσότερη ακρίβεια απ' ότι στα υπάρχοντα δίκτυα.

#### iv. **Ασφάλεια**

Είναι πολύ πιο δύσκολο να παγιδευτεί μία σύνδεση όταν χρησιμοποιούνται ευφυείς κεραίες. Για να παγιδευτεί μια σύνδεση θα πρέπει ο εισβολέας να βρίσκεται στην ίδια κατεύθυνση με τον χρήστη ως προς το σταθμό βάσης.

#### v. **Μειωμένο πρόβλημα διάδοσης πολλαπλών διαδρομών (multipath propagation)**

Το πρόβλημα της διάδοσης πολλαπλών διαδρομών μπορεί κάπως να ελαττωθεί με τη χρήση στενής ακτίνας κεραίας στο σταθμό βάσης. Η πραγματική μείωση εξαρτάται

από το σενάριο και δεν είναι πάντα σημαντική. Παρ' όλο που οι εξισορροπητές καναλιού και οι δέκτες RAKE χειρίζονται, ακόμα και εκμεταλλεύονται τα συστατικά των πολλαπλών διαδρομών, αυτό δεν είναι το ζητούμενο σε συνδέσεις πολύ υψηλής ταχύτητας. Η ελάττωση του προβλήματος αυτού μπορεί να χρησιμοποιηθεί στην χαλάρωση των απαιτήσεων στη σχεδίαση modem.

### **6.2.2. Παράγοντες κόστους**

Παρά τα πολλά πλεονεκτήματα της χρήσης ευφυών κεραιών υπάρχουν επίσης και κάποια μειονεκτήματα και παράγοντες κόστους.

#### **i. Πολυπλοκότητα πομποδέκτη**

Είναι φανερό ότι ο πομποδέκτης μιας ευφυούς κεραίας είναι πολύ πιο πολύπλοκος από αυτόν ενός παραδοσιακού σταθμού βάσης. Η κεραία χρειάζεται ξεχωριστές αλυσίδες πομποδεκτών για καθένα από τα στοιχεία της συστοιχίας και ακριβή ρύθμιση πραγματικού χρόνου για καθένα από αυτά. Επιπροσθέτως η διαδικασία του beamforming της κεραίας είναι μια υπολογιστικά έντονη διαδικασία, ειδικά στην περίπτωση των προσαρμοσμένων συστοιχιών (AAs). Αυτό σημαίνει ότι ο σταθμός βάσης της ευφυούς κεραίας θα πρέπει να περιλαμβάνει πολύ ισχυρούς αριθμητικούς επεξεργαστές και συστήματα ελέγχου. Επίσης χρειάζονται αποτελεσματικοί αλγόριθμοι για βελτιστοποίηση πραγματικού χρόνου και παρακολούθηση σήματος.

#### **ii. Διαχείριση πόρων**

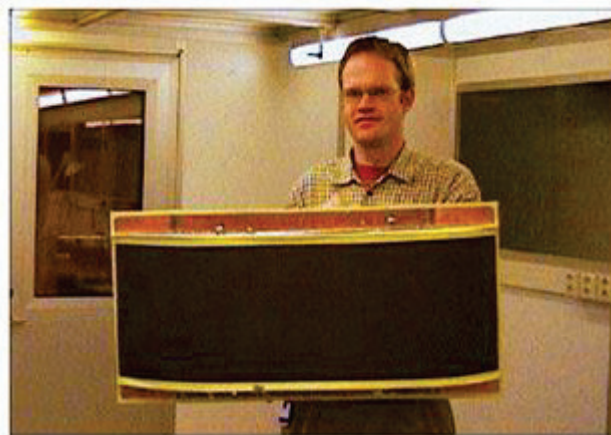
Όταν πρόκειται να εγκατασταθεί μια νέα σύνδεση ή όταν μια υπάρχουσα σύνδεση δίνεται σε έναν νέο σταθμό βάσης, τότε ο νέος σταθμός βάσης δεν έχει κάποια πληροφορία γωνίας και χρειάζεται κάποια μέσα έτσι ώστε να «βρει» τον κινητό σταθμό. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί αφήνοντας το σταθμό βάσης να σαρώνει (sweep) την κυψέλη με μια ακτίνα αναζήτησης ψάχνοντας για κάποια νέα σύνδεση ή για κάποιο handover. Μια άλλη πιθανότητα είναι η χρήση κάποιου εξωτερικού συστήματος εύρεσης θέσης, π.χ. GPS. Όσον αφορά το handover υπάρχει και μία τρίτη πιθανότητα : μπορούν να χρησιμοποιηθούν από το δίκτυο πληροφορίες κατεύθυνσης από την υπάρχουσα κυψέλη, έτσι ώστε να υπάρξει κάποια εκτίμηση ως προς το σε ποια κυψέλη μπορεί να αποδοθεί η σύνδεση.

Το SDMA περιλαμβάνει διάφορους χρήστες οι οποίοι χρησιμοποιούν το ίδιο φυσικό κανάλι στην ίδια κυψέλη και χωρίζονται μόνο κατά γωνία. Όταν υπάρξει κάποια γωνιακή σύγκρουση ανάμεσά τους τότε ένας από αυτούς θα πρέπει να αλλάξει

γρήγορα σε κάποιο άλλο κανάλι έτσι ώστε να μην πέσει η σύνδεση. Αυτό σημαίνει ότι σε συστήματα που παρέχουν πλήρες SDMA θα υπάρχουν πολύ περισσότερα εσωκυψελικά handovers και θα χρειάζεται περισσότερη παρακολούθηση από το δίκτυο σε σχέση με τα συμβατικά CDMA και TDMA συστήματα

### iii. Φυσικό μέγεθος

Για να έχει μια ευφυής κεραία λογικό κέρδος, χρειάζεται μια στοιχειοκεραία με αρκετά στοιχεία. Για εξωτερικά περιβάλλοντα έχουν προταθεί συστοιχίες που αποτελούνται από 6 έως 10, οριζόντια χωριζόμενα, στοιχεία. Η απαραίτητη απόσταση των στοιχείων είναι 0.4-0.5 μήκη κύματος. Αυτό σημαίνει ότι κεραία 8 στοιχείων θα έχει πλάτος περίπου 1.2 μέτρα στα 900 MHz και 60 εκατοστά στα 2 GHz. Με αυξανόμενη την απαίτηση του κόσμου για λιγότερο ορατούς σταθμούς βάσης, αυτό το μέγεθος, παρ' όλο που δεν είναι υπερβολικό θα μπορούσε να προκαλέσει πρόβλημα. Η εικόνα δείχνει μια στοιχειοκεραία 8 στοιχείων στα 1,8 GHz.



*Εικόνα 51: Στοιχειοκεραία 8 στοιχείων στα 1,8 GHz*

## Παράρτημα Α : Στατιστική Μελέτη

### A.1 Μέση Τιμή Τυχαίας Μεταβλητής

Θεωρούμε ότι έχουμε τις τιμές και τις αντίστοιχες τους πιθανότητες μίας τυχαίας μεταβλητής. Οι δυνατές αριθμητικές τιμές της τυχαίας μεταβλητής είναι  $x_1, x_2, x_3, \dots$ , με πιθανότητες εμφάνισης  $P_{(x_1)}, P_{(x_2)}, P_{(x_3)}, \dots$ . Καθώς ο αριθμός των μετρήσεων της  $X$  γίνεται πολύ μεγάλος, θα αναμέναμε να βρούμε ότι το γεγονός  $X = x_1$  θα συνέβαινε  $NP_{(x_1)}$  φορές, το γεγονός  $X = x_2$  θα συνέβαινε  $NP_{(x_2)}$  φορές, κλπ. Κατά συνέπεια το αριθμητικό άθροισμα όλων των  $N$  μετρήσεων θα ήταν:

$$x_1 P_{(x_1)} N + x_2 P_{(x_2)} N + \dots = \sum_i x_i P_{(x_i)} \quad (\text{A.1.1})$$

Ο μέσος ή η μέση τιμή όλων αυτών των μετρήσεων και συνεπώς η μέση τιμή της τυχαίας μεταβλητής υπολογίζεται διαιρώντας το άθροισμα στην εξίσωση (A.1.1) με τον αριθμό των μετρήσεων  $N$ . Η μέση τιμή μίας τυχαίας μεταβλητής  $X$  καλείται επίσης αναμονή της  $X$  και παριστάνεται είτε με το συμβολισμό  $\bar{X}$  είτε με  $E(X)$ . Θα χρησιμοποιούμε αυτούς τους συμβολισμούς εναλλακτικά. Έτσι, χρησιμοποιώντας το  $m$  για να παραστήσουμε τη μέση τιμή της  $X$ , από την εξίσωση (A.1.1) έχουμε:

$$\bar{X} \equiv E(x) = m = \sum_i x_i P_{(x_i)} \quad (\text{A.1.2})$$

Για να υπολογίσουμε τη μέση τιμή για μία συνεχή τυχαία μεταβλητή

$$m = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_x dx \quad (\text{A.1.3})$$

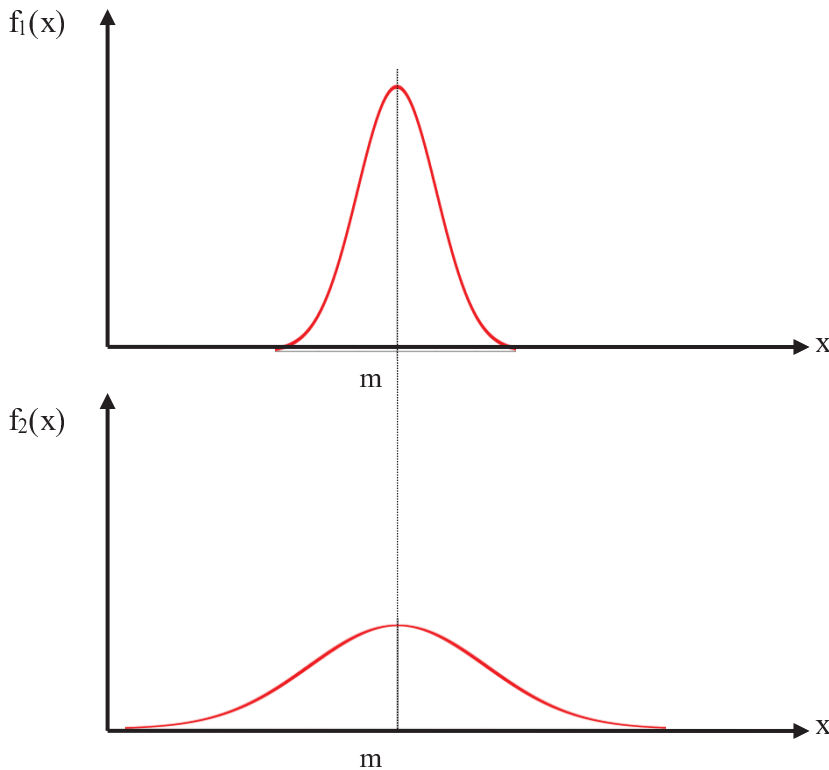
Γενικά, η μέση τιμή μίας συνάρτησης  $g(X)$  της τυχαίας μεταβλητής  $X$  είναι:

$$\overline{g(x)} \equiv E[g(x)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_x dx \quad (\text{A.1.4})$$

### A.2 Διασπορά Τυχαίας Μεταβλητής

Στο σχήμα A.2.1 φαίνονται δυο συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας  $f_1(x)$  και  $f_2(x)$  για δυο τυχαίες μεταβλητές  $X_1$  και  $X_2$ . Χάρην απλότητας τις έχουμε σχεδιάσει με κάποια γενική μορφή και συμμετρικά γύρω από μία κοινή μέση τιμή  $m$ . Αυτά τα χαρακτηριστικά όμως, δεν είναι ουσιώδη για την αναφορά που θα ακολουθήσει. Μάλλον το σημαντικό σημείο είναι ότι η  $f_1(x)$  είναι στενότερη από την  $f_2(x)$ . Ας υποθέσουμε τότε ότι έγιναν πειραματικοί καθορισμοί στις  $X_1$  και  $X_2$  και απέφεραν σαν αριθμητικά γεγονότα τις τιμές  $x_1$  και  $x_2$ . Θα βρίσκαμε σίγουρα ότι το  $x_1$  θα ήταν κοντύτερα στο  $m$  από ότι το  $x_2$  στο  $m$  σχετικά με τη μέση τιμή. Έτσι λοιπόν συγκρίνοντας τις  $X_1$  και  $X_2$ , βρίσκουμε ότι τα γεγονότα της  $X_1$  έχουν

υψηλότερη πιθανότητα να συμβούν σε μικρότερο διάστημα. Με άλλα λόγια αν είχε γίνει ένας αριθμός καθορισμών των  $X_1$  και  $X_2$ , θα αναμέναμε να βρούμε ότι τα γεγονότα της  $X_1$  θα συγκεντρώνονταν εγγύτερα γύρω από το  $m$  από ότι στην περίπτωση της  $X_2$ .



Σχήμα A.2.1 πυκνότητες πιθανότητας

Είναι βολικό να έχουμε έναν αριθμό που να εξυπηρετεί στο να εκφράζει ένα μέτρο του "εύρους" μίας συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας. Θα προτείναμε σαν υποψήφιο τη μέση τιμή της  $(X-m)$ , δηλαδή  $\overline{X-m}$ . Ωστόσο,  $\overline{X-m} = 0$ , αφού οι θετικές και αρνητικές συνεισφορές της  $f(x)$  πάνω και κάτω από το  $m$  «ακυρώνει» η μία την άλλη. Μία δεύτερη δυνατότητα είναι  $|\overline{X-m}|$ , αφού λαμβάνοντας την απόλυτη τιμή της  $X-m$  αποφεύγεται η ακύρωση. Όμως ένα χρησιμότερο μέτρο είναι η τετραγωνική ρίζα της μέσης τιμής του  $(\overline{X-m})^2$ , δηλαδή της δεύτερης ροπής της  $X-m$ . Αυτή η ροπή δεύτερης τάξης παριστάνεται με το σύμβολο  $\sigma^2$  και καλείται διασπορά της τυχαίας μεταβλητής. Έτσι

$$\sigma^2 = E[(X-m)^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} (X-m)^2 f_x dx \quad (\text{A. 2.1})$$

### A.3 Η Gaussian Πυκνότητα Πιθανότητας

Μία από τις πιο σημαντικές συνεχείς κατανομές είναι η κανονική (είναι γνωστή και ως Gaussian). Πολλά μεγέθη στη φύση ακολουθούν αυτήν την κατανομή, όπως το ύψος των ανθρώπων, το βάρος των ανθρώπων, ο θόρυβος που επηρεάζει τη μετάδοση ενός σήματος, το

πραγματικό βάρος του καφέ σε μια συσκευασία, κλπ. Σε όλα αυτά τα παραδείγματα υπάρχει μια «κυρίαρχη» μέση τιμή, ενώ τα αντίστοιχα μεγέθη «απλώνονται» συμμετρικά γύρω από αυτήν την μέση τιμή.

Συνήθως, όταν ένα μέγεθος επηρεάζεται από πολλούς τυχαίους παράγοντες ακολουθεί κανονική κατανομή. Η τυχαία μεταβλητή  $X$  της κανονικής κατανομής έχει συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας

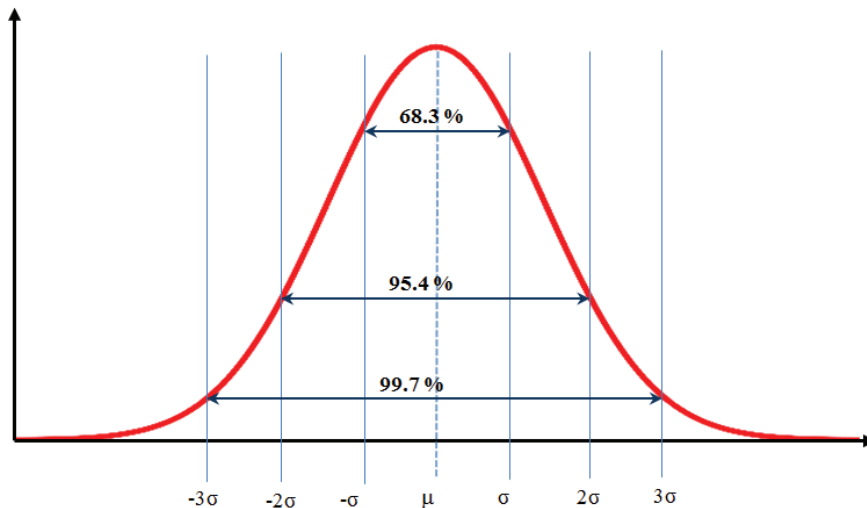
$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < +\infty \quad (\text{A.3.1})$$

όπου  $\mu = E(X)$   $\mu$  είναι η μέση τιμή και  $\sigma$  η τυπική απόκλιση.

Συμβολίζεται με  $N(\mu, \sigma^2)$  και για να δηλώσουμε ότι η  $X$  ακολουθεί την κανονική κατανομή γράφουμε

Όσον αφορά το “εύρος”(spread) των τιμών που μετρούνται σε μια κανονική κατανομή του πληθυσμού, έχουμε:

- i. Το 68.27% των τιμών βρίσκονται μέσα σε διάστημα όσο 1 τυπική απόκλιση του μέσου.
- ii. Το 95.45% των τιμών βρίσκονται μέσα σε διάστημα όσο 2 τυπικές αποκλίσεις του μέσου.
- iii. Το 99.73% των τιμών βρίσκονται μέσα σε διάστημα όσο 3 τυπικές αποκλίσεις του μέσου.



Σχήμα A.3.1 Κανονική Κατανομή

## **Παράρτημα Β: Το Περιβάλλον εργασίας του Matlab [28]**

### **B1. Γενικά**

Το MATLAB είναι ένα εύχρηστο και αρκετά ευέλικτο υπολογιστικό περιβάλλον για υλοποίηση επιστημονικών εφαρμογών σε ένα ευρύ φάσμα πεδίων, όπως η Γραμμική Άλγεβρα, η Στατιστική και η Επεξεργασία Σήματος και Εικόνας.

Το περιβάλλον του MATLAB υποστηρίζει την εκτέλεση απλών μαθηματικών υπολογισμών αλλά και πιο σύνθετων λειτουργιών πάνω σε εξειδικευμένες περιοχές εφαρμογών καθώς περιέχει ένα σύνολο συναρτήσεων και εξωτερικών βιβλιοθηκών (Toolboxes) για εφαρμογές όπως η στατιστική ανάλυση δεδομένων κ.α.

### **B2. Το περιβάλλον εργασίας**

Με την ενεργοποίηση του MATLAB εμφανίζεται ένα διαλογικό παράθυρο εντολών (prompt) :

```
>>
```

στο οποίο ο χρήστης μπορεί να πληκτρολογεί εντολές της γλώσσας προγραμματισμού MATLAB. Το περιβάλλον εργασίας <<θυμάται>> το σύνολο των εντολών που έχουν δοθεί καθώς και το σύνολο των μεταβλητών που έχουν δημιουργηθεί (workspace).

Το σύνολο των μεταβλητών που έχουν δημιουργηθεί εμφανίζεται με την εντολή who.

Με την εντολή clear all μπορούν να σβηστούν όλες οι μεταβλητές από το workspace του MATLAB ενώ υπάρχει η δυνατότητα να καθοριστεί μία συγκεκριμένη μεταβλητή για σβήσιμο με την εντολή clear <όνομα μεταβλητής>

Το MATLAB παρέχει ένα πλήρες και εύχρηστο εγχειρίδιο για την λειτουργία κάθε εντολής το οποίο εμφανίζεται με την εντολή help, η οποία με όρισμα την εντολή για την οποία θέλουμε να αναζητήσουμε βοήθεια εμφανίζει ένα κείμενο με πληροφορίες για την λειτουργία της εντολής.

```
>>help who
```

Σε περίπτωση που δεν καθοριστεί συγκεκριμένη εντολή σαν όρισμα, η εντολή help θα εμφανίσει όλα τα θέματα βοήθειας.

Εκτός του παραθύρου εντολών, υπάρχει η δυνατότητα να αποθηκευθεί ένα σύνολο εντολών (scripts) σε ένα αρχείο και να εκτελούνται όποτε αυτό απαιτείται. Τα αρχεία αυτά ονομάζονται M-Files και έχουν την επέκταση '.m'.

### **Βασικοί τελεστές και ειδικά σύμβολα**

Μερικοί από τους βασικούς τελεστές τους οποίους υποστηρίζει η γλώσσα προγραμματισμού MATLAB είναι οι:



- αριθμητικοί: +, -, \*, /, ^
- συγκριτικοί: ==, ~=, <, >, >=, <=
- λογικοί: |(OR), &(AND), ~(NOT), XOR

Για την εισαγωγή σχολίων χρησιμοποιείται ο χαρακτήρας %.

## Πίνακες

Στο MATLAB οι πίνακες υποστηρίζονται από αντίστοιχες μεταβλητές. Ένας πίνακας γράφεται μέσα σε αγκύλες "[ ]", τα στοιχεία μίας γραμμής χωρίζονται είτε με κενά είτε με ",", ενώ κάθε γραμμή με ";" ή "return".

Για παράδειγμα, για να εκχωρήσουμε τον πίνακα A:

```
1 2 3
4 5 6
7 8 9
```

γράφουμε στο prompt του MATLAB:

```
>> A=[1,2,3;4,5,6;7,8,9];
```

Εαν υπάρχει ένα αρχείο στο οποίο είναι αποθηκευμένες οι τιμές που θέλουμε να εκχωρήσουμε σε έναν πίνακα, η εντολή που χρησιμοποιείται για την «φόρτωση» των δεδομένων στον πίνακα X είναι η:

```
X = load('filename');
```

όπου filename είναι το όνομα του αρχείου που περιέχει τα δεδομένα.

Εάν μετά το τέλος της εκχώρησης παραλειφθεί το ";" στο παράθυρο εντολών του MATLAB θα εμφανιστούν όλα τα στοιχεία (κατά στήλες) που περιέχει ο πίνακας ενώ εάν το ";" υπάρχει, δεν θα εμφανιστούν τα στοιχεία του πίνακα. Η προσπέλαση ενός στοιχείου του πίνακα γίνεται δηλώνοντας μέσα σε παρένθεση τους δείκτες του:

```
>> A(2,2)
ans = 5
```

Η αναφορά σε τμήματα στοιχείων γίνεται με την χρήση του συμβόλου :. Έτσι, δηλώνοντας A(i:k, j:h) μπορούμε να απομονώσουμε τα στοιχεία του πίνακα A που ανήκουν στις γραμμές i μέχρι και k και στις στήλες j μέχρι και h.

Επίσης, είναι δυνατόν να επιλεγούν όλα τα στοιχεία ενός πίνακα που ικανοποιούν μία συνθήκη απλά δεικτιοδοτώντας τον πίνακα με την λογική έκφραση που αναπαριστά την συνθήκη:

```
>>y = A(A>5)
y =6
7
8
9
```

Οι θέσεις ενός πίνακα που ικανοποιούν μία συνθήκη μπορούν να ανακτηθούν με την εντολή `find`. Ο τρόπος κλήσης της είναι `[i,j] = find(A)` και επιστρέφει τους δείκτες γραμμών και στηλών του πίνακα `A` στις οποίες υπάρχουν μη μηδενικά στοιχεία:

```
>> [i j] = find(A>5)
i = 3
3
2
3
j = 1
2
3
3
```

Επίσης ο αριθμός των γραμμών και των στηλών ενός πίνακα μπορεί να επιστρέφει με την συνάρτηση `size(A)`.

Μία ακόμα χρήσιμη συνάρτηση είναι η `X = rand(m,n)`, η οποία δημιουργεί έναν πίνακα `X` μεγέθους `m`x`n` ο οποίος περιέχει τυχαίες τιμές στο διάστημα `[0,1]`.

### Σχεδίαση γραφικών

Στο MATLAB είναι δυνατόν να αναπαρασταθούν γραφικά τα δεδομένα (σημεία) ενός πίνακα 2 ή 3 διαστάσεων ή δύο διανυσμάτων. Για να γίνει αυτό χρησιμοποιείται η συνάρτηση `scatter` ή `scatter3`:

```
scatter(X,Y)
```

εμφανίζει κύκλους στα σημεία που ορίζονται από τα διανύσματα `X` και `Y`.

Υπάρχει επίσης η δυνατότητα να καθοριστεί ένα μέγεθος για τους κύκλους, ένα χρώμα για τους κύκλους και αν αυτοί θα εμφανίζονται γεμισμένοι ή όχι:

```
scatter(X,Y,M,color,'filled')
```

όπου `M` το μέγεθος του κύκλου (ακέραιος) και `color` κάποιο προκαθορισμένο χρώμα όπως `'b','g','r','y','k','c'`.

Η αντίστοιχη συνάρτηση για γραφική παράσταση σημείων σε τρισδιάστατο χώρο που ορίζονται από τα διανύσματα `X,Y,Z` είναι η

```
scatter3(X,Y,Z,M,color,'filled')
```

Η συνάρτηση με την οποία αναπαρίστανται γραφικά οι τιμές ενός διανύσματος `X` σε συνάρτηση με τις τιμές ενός διανύσματος `Y` είναι η

```
plot(X,Y)
```

ενώ στον τρισδιάστατο χώρο χρησιμοποιείται η

```
plot3(X,Y,Z)
```

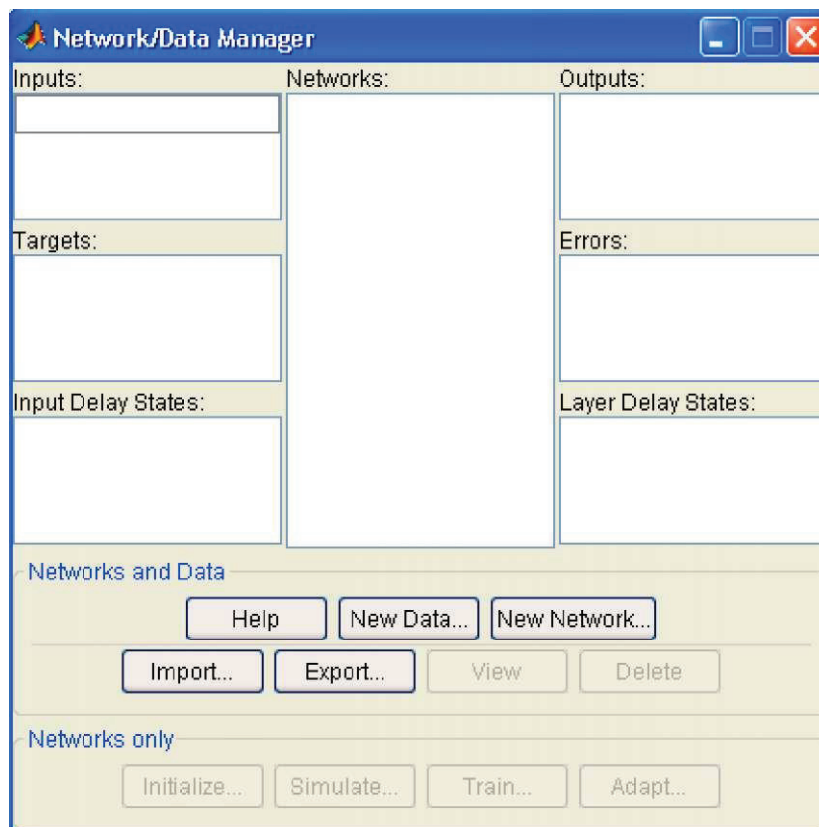
Όταν χρησιμοποιούνται δύο ή περισσότερες εντολές scatter ή plot διαδοχικά, τα περιεχόμενα της εικόνας που εμφανίζεται τροποποιούνται σβήνοντας ό,τι είχε απεικονιστεί από την πρώτη εντολή και εμφανίζοντας μόνο τα περιεχόμενα της τελευταίας εντολής. Προκειμένου να δημιουργηθεί μία νέα εικόνα για να απεικονιστούν τα δεδομένα χρησιμοποιείται η εντολή figure ενώ με την εντολή hold on τα δεδομένα τόσο της πρώτης όσο και της τελευταίας εντολής θα απεικονιστούν στην ίδια εικόνα

### B3. Παρουσίαση Network/Data Manager

Υπάρχει η δυνατότητα να δημιουργήσουμε και να χρησιμοποιήσουμε νευρωνικά δίκτυα με την βοήθεια ενός γραφικού περιβάλλοντος. Για να ξεκινήσουμε το GUI του NN ToolKit γράφουμε στο command window του Matlab την εντολή

```
>> nntool
```

Αμέσως εμφανίζεται το κεντρικό παράθυρο του toolkit ('Network/Data Manager') όπως φαίνεται στην Εικόνα



Εικόνα 52: NN ToolKit

Όπως βλέπουμε υπάρχουν λειτουργίες που μας επιτρέπουν να δημιουργήσουμε δίκτυα και δεδομένα. Με το κουμπί 'New Network' προφανώς μπορούμε να δημιουργήσουμε ένα δίκτυο. Με τα κουμπιά 'New Data' και 'Import' μπορούμε να δημιουργήσουμε ή να εισάγουμε

αντίστοιχα δεδομένα εκπαίδευσης ή ανάκλησης για το δίκτυο ή δίκτυα που μπορεί να έχουμε δημιουργήσει.

## **Παράρτημα Β: Κώδικας που χρησιμοποιήθηκε [29]**

### **Αλγόριθμος για την DOA**

⌘ Περι

ERROR: stackunderflow  
OFFENDING COMMAND: exch

STACK:

/\_ct\_na