



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ  
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων με χρήση μεθόδων εξελικτικής υπολογιστικής.  
Εφαρμογή στην ταξινόμηση βιοϊατρικών σημάτων**

**Κατράδη Ελένη**

**Εισηγητής: Μαστοροκώστας Πάρις**

**Οκτώβριος 2018**





## Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο πλαίσιο του Μεταπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών «Εφαρμοσμένα Πληροφοριακά Συστήματα» του τμήματος Μηχανικών Η/Υ Συστημάτων του πρώην Α.Ε.Ι. Πειραιά Τεχνολογικού Τομέα. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Πάρι Μαστοροκώστα, για την πολύτιμη καθοδήγηση του, την εμπιστοσύνη και εκτίμηση που μου έδειξε. Ακόμη θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους φίλους μου για την υποστήριξή τους όλο αυτό το διάστημα.

## Πρόλογος

Σε αυτή τη διπλωματική εργασία επιχειρείται η δημιουργία ενός συνδυασμού γενετικού αλγορίθμου μαζί με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε, εφαρμόστηκε στην ανάλυση και των διαχωρισμό των διαφορετικών αναπνευστικών ήχων τα αποτελέσματα της οποίας μπορούν να αποτελέσουν πολύ σημαντική διαγνωστική πληροφορία.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα κάνουν δυνατή την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων σε ένα μεγάλο σύνολο τομέων. Αποτελούν εξελιγμένες τεχνικές μη γραμμικής μοντελοποίησης, ικανές να μοντελοποιήσουν εξαιρετικά πολύπλοκες λειτουργίες. Το νευρωνικό δίκτυο έχει τη δυνατότητα να αλληλεπιδρά με το περιβάλλον και να μαθαίνει απ' αυτό. Όλη η εμπειρική γνώση των δικτύων αυτών κωδικοποιείται στα συνοπτικά βάρη τα οποία αποτελούν το χαρακτηριστικό εκείνο που δίνει στο δίκτυο την ικανότητα για εξέλιξη και προσαρμογή στο περιβάλλον

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι αποτελούν μια δημοφιλή κατηγορία αλγορίθμων βελτιστοποίησης, που λειτουργεί με εξομοίωση των νόμων και των αρχών που διέπουν τα φυσικά φαινόμενα και τους ζωντανούς οργανισμούς. Σε αντίθεση με τους κλασικούς αλγόριθμους αναζήτησης, οι ΓΑ εκτελούν αναζήτηση στο χώρο των υποψήφιων λύσεων με στόχο την εύρεση αποδεκτών λύσεων, σύμφωνα με κάποιο κριτήριο. Οι ΓΑ λειτουργούν σύμφωνα με τις βασικές αρχές της Αναπαραγωγής, της Μετάλλαξης και του Ανταγωνισμού οι οποίες αποτελούν βασικά χαρακτηριστικά της θεωρίας τα Εξέλιξης.

## **Abstract**

This thesis attempts to create a combination of genetic algorithm with artificial neural networks. The methodology developed was applied to the analysis and separation of different respiratory sounds, the results of which can be very important diagnostic information.

Artificial Neural Networks make it possible to solve complex problems in a large set of domains. They are sophisticated non-linear modeling techniques, capable of modeling extremely complex functions. Neural Networks have the potential to interact with the environment and learn from it. All the empirical knowledge of these networks is coded into the synaptic weights which are the characteristic that gives the network the ability to evolve and adapt to the environment.

Genetic Algorithms are a popular category of optimization algorithms that work by simulating the laws and principles governing natural phenomena and living organisms. Unlike classic search algorithms, GA are searching for candidate solutions to find an acceptable solutions according to a specific criterion. GM operate in accordance with the basic principles of Reproduction, Mutation and Competition, which are key features of Evolution theory

## Περιεχόμενα

Εισαγωγή.....	7
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1.....</b>	<b>9</b>
1.1 Περιγραφή του προβλήματος.....	9
Βασικά χαρακτηριστικά των αναπνευστικών ήχων και της σχετιζόμενης παθολογίας.....	9
1.2 Αναδρομή στις προηγούμενες μεθόδους διαχωρισμού των αναπνευστικών ήχων .....	11
1.3 Εξωτερική δομή του φίλτρου.....	12
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....</b>	<b>14</b>
2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα .....	14
2.1.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα .....	14
2.1.2 Ιστορική Αναδρομή .....	15
2.1.3 Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα .....	17
2.1.4 Πλεονεκτήματα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.....	18
2.1 Το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα .....	20
2.2.1 Διαδικασίες μάθησης Νευρωνικών Δικτύων .....	24
2.2.2 Εφαρμογές των Νευρωνικών Δικτύων.....	25
<b>Κεφάλαιο 3.....</b>	<b>27</b>
3.1 Γενετικός αλγόριθμος.....	27
3.1.1 Ιστορική αναδρομή.....	27
3.1.1 Τελεστής διασταύρωσης.....	30
3.1.2 Τελεστής μετάλλαξης.....	33
3.2 Παράμετροι Γενετικών αλγορίθμων.....	35
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.....</b>	<b>37</b>
4.1 Συνδυασμός Εξελικτικών Αλγορίθμων και Νευρωνικών Δικτύων .....	37
4.1.1 Κωδικοποίηση με βάση τους κόμβους: .....	37
4.1.2 Κωδικοποίηση με βάση τις συνδέσεις .....	38
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.....</b>	<b>40</b>
5.1 Υλοποίηση Συστήματος.....	40
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6.....</b>	<b>45</b>
6.1 Αποτελέσματα Υλοποίησης και Συμπεράσματα .....	45

## Εισαγωγή

Σκοπός του συστήματος που αναπτύσσεται είναι ο διαχωρισμός του φυσιολογικού αναπνευστικού ήχου από τους ήχους που παράγονται σε παθολογικές καταστάσεις. Για να πραγματοποιηθεί αυτή η διάκριση εκμεταλλευόμαστε μετρήσιμα φυσικά χαρακτηριστικά των ηχητικών σημάτων και συγκεκριμένα για τη μέθοδο που εξετάζεται, τη στάσιμη και μη στάσιμη φύση των πνευμονικών ήχων, για φυσιολογικές και παθολογικές καταστάσεις αντιστοίχως. Ο φυσιολογικός κυψελιδικός ήχος (VS) είναι στάσιμο ηχητικό κύμα, ενώ οι παθολογικοί διακοπτόμενοι ήχοι (Discontinuous Adventitious Sounds, DAS) είναι μη στάσιμο. Σε ένα στάσιμο κύμα εκτελείται ταλάντωση σε φάση, διαφορετικού πλάτους κατά μήκος του μέσου διάδοσης. Σε ένα μη στάσιμο κύμα εκτελείται κατά σειρά η ίδια κίνηση, με την ταλάντωση να μεταφέρεται στο χώρο, χαρακτηρίζονται από μη σταθερό πλάτος.

Οι παθολογικοί διακοπτόμενοι ήχοι (Discontinuous Adventitious Sounds, DAS) διακρίνονται το αρχικό πλάτος βύθισης (Initial Deflection Width, IDW), δηλαδή το χρονικό διάστημα που διαρκεί η πρώτη βύθιση του τρίζοντος αναπνευστικού ήχου, και τη διάρκεια δύο περιόδων (two Cycle Duration, 2CD), που είναι το χρονικό διάστημα των δύο πρώτων περιόδων του τρίζοντος αναπνευστικού ήχου. Τα οποία χαρακτηριστικά θέλουμε να κάνουμε περισσότερο εμφανής μέσω της διάκρισης τους από τον φυσιολογικό πνευμονικό ήχο.

Οπότε το πρόβλημα ανάγεται στην διάκριση του ηχητικού σήματος που περιέχει την πληροφορία (DAS) από τον «θόρυβο» του κυψελιδικού ήχου (VS). Το πρόβλημα παρουσιάζεται αναλυτικά στο **Κεφάλαιο 1**.

Τα τελευταία χρόνια έχει υπάρξει μία έκρηξη ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα καθώς εφαρμόζονται με μεγάλη επιτυχία σε ένα ασυνήθιστα μεγάλο φάσμα τομέων της επιστήμης και της τεχνολογίας, όπως τα [χρηματοοικονομικά](#), η [ιατρική](#), η [επιστήμη μηχανικού](#), η [γεωλογία](#), η [φυσική](#), η [ρομποτική](#), η [επεξεργασία σήματος](#) κτλ. Στην πραγματικότητα, τα νευρωνικά δίκτυα εισάγονται οπουδήποτε τίθεται θέμα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου. Η σαρωτική αυτή επιτυχία, μπορεί να αποδοθεί σε δύο βασικά στοιχεία: την ισχύ και την ευχρηστία. Στο **κεφάλαιο 2** παρουσιάζεται αναλυτικά η δομή και οι λειτουργίες των Νευρωνικών Δικτύων.



Επιπλέον υπάρχει αυξανόμενο ενδιαφέρον στην εφαρμογή εξελικτικών αλγορίθμων (EA) σε διάφορα πεδία. Οι EA είναι εμπνευσμένοι από την φυσική εξέλιξη και έχουν επιδείξει την ικανότητα να λύνουν πολύπλοκα προβλήματα βελτιστοποίησης. Η τρέχουσα εργασία προτείνει μια τεχνική βασισμένη σε Γενετικό Αλγόριθμο για την αναζήτηση βαρών που θα τροφοδοτήσουν το Νευρωνικό Δίκτυο. Η προτεινόμενη μέθοδος παρουσιάζεται αναλυτικά στο **κεφάλαιο 3**.

Στο **κεφάλαιο 4** γίνεται μια αναλυτική παρουσίαση του συνδυασμού των ΓΑ και των Νευρωνικών Δικτύων όπως επίσης και της κωδικοποίησης του προβλήματος.

Η περιγραφή του συστήματος που αναπτύχθηκε συνοψίζεται στο **κεφάλαιο 5**, ενώ τα αποτελέσματα της υλοποίησης και τα αντίστοιχα συμπεράσματα παρουσιάζονται στο **κεφάλαιο 6**.

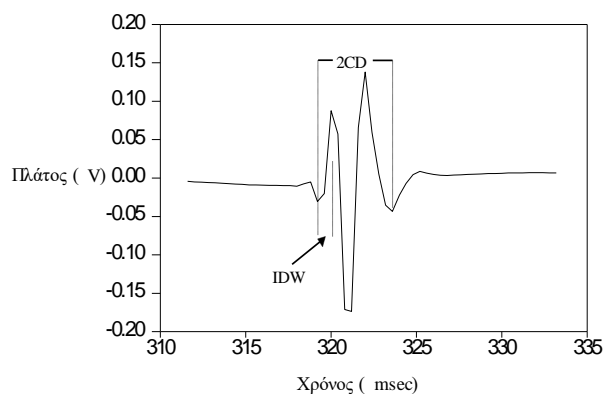
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

### 1.1 Περιγραφή του προβλήματος

#### Βασικά χαρακτηριστικά των αναπνευστικών ήχων και της σχετιζόμενης παθολογίας

Τα ακουστικά αναπνευστικά σήματα σχετίζονται με ανατομικές μεταβολές ή μεταβολές στη φυσιολογία του αναπνευστικού συστήματος, γεγονός που αντανακλάται στις ακουστικές ιδιότητες των τμημάτων ή των οργάνων, που επηρεάζονται από τις μεταβολές αυτές. Έτσι, όταν π.χ. εμφανίζεται μία στένωση του τραχειοβρογχικού δένδρου του ανθρώπου, παράγεται μία στροβιλώδης ροή του αέρα, που οδηγεί στην γένεση ενός συγκεκριμένου ακουστικού θορύβου, καλούμενου ως *επιπρόσθετος ήχος* (adventitious sound), καθώς προστίθεται στο φυσιολογικό αναπνευστικό ήχο, ο οποίος καλείται *κυψελιδικός ήχος*.

Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, οι επιπρόσθετοι ήχοι, οι οποίοι ακούγονται μόνο σε παθολογικές περιπτώσεις, διακρίνονται σε δύο μείζονες κατηγορίες: τους *συνεχείς* και τους *διακοπτόμενους*. Η πρώτη κατηγορία αποτελείται από τους *συριγμούς* (wheezes) και τους *ρόγχους* (rhonchi), ηχητικά σήματα που χαρακτηρίζονται από σχετικά μικρή διάρκεια (250 msec) και μία οξεία αιχμή στο φάσμα ισχύος, στην περιοχή των 400 Hz για τους συριγμούς και των 200 Hz ή λιγότερο για τους ρόγχους. Η δεύτερη κατηγορία περιλαμβάνει τους *τρίζοντες* (crackles) και τα «κακαρίσματα» (squawks, SQ) όπως αναφέρονται στη βιβλιογραφία, ήχοι διακρινόμενοι κυρίως από τα χαρακτηριστικά τους στο πεδίο του χρόνου (βλ. Σχ. 1): α) τη μικρή διάρκεια (20 msec), β) το *αρχικό πλάτος βύθισης* (Initial Deflection Width, IDW), δηλαδή το χρονικό διάστημα που διαρκεί η πρώτη βύθιση του τρίζοντος αναπνευστικού ήχου και γ) τη διάρκεια δύο περιόδων (two Cycle Duration, 2CD), που είναι το χρονικό διάστημα των δύο πρώτων περιόδων του τρίζοντος αναπνευστικού ήχου.



**Σχήμα 1 Ορισμός των IDW και 2CD των τριζόντων επιπρόσθετων αναπνευστικών ήχων. Παράδειγμα ενός λεπτού τρίζοντος.**

Οι τρίζοντες είναι διακριτοί, μη μουσικοί ήχοι, οι οποίοι συμπεριφέρονται ως μη στάσιμος εκρηκτικός θόρυβος, επικαθήμενος στον αναπνευστικό ήχο. Ταξινομούνται στους λεπτούς (fine crackles, FC) και τους τραχείς τρίζοντες (coarse crackles, CC). Οι πρώτοι παρουσιάζουν IDW=0.90 msec και 2CD=6.0 msec ενώ οι αντίστοιχες τιμές για τους δεύτερους είναι IDW=1.25 msec και 2CD=9.50 msec. Οι λεπτοί τρίζοντες είναι αποκλειστικά ήχοι της εισπνοής. Εμφανίζονται κοντά στη μέση και προς το τέλος της εισπνοής, και επαναλαμβάνονται με τα ίδια ακουστικά χαρακτηριστικά σε συνεχόμενες αναπνοές. Συνδέονται τόσο με πνευμονικές συμφορήσεις λόγω καρδιακής ανεπάρκειας όσο και με πνευμονικές ινώσεις όπως η αμυάντωση (asbestosis) και η διάμεση ίνωση (interstitial fibrosis). Οι τραχείς τρίζοντες εκδηλώνονται από την αρχή της αναπνοής και περιστασιακά στην εκπνοή. Είναι λιγότερο επαναλαμβανόμενοι από αναπνοή σε αναπνοή, σε σχέση με τους λεπτούς τρίζοντες, γιατί η παραγωγή τους στηρίζεται σε συχνά μεταβαλλόμενους μηχανισμούς. Σχετίζονται με χρόνιες βρογχίτιδες.

“Ένα πρόσθετο στοιχείο, που διαφοροποιεί τους λεπτούς από τους τραχείς τρίζοντες είναι οι περιοχές συχνότητας, στις οποίες εμφανίζεται αύξηση του φασματικού τους περιεχομένου. Έτσι, οι λεπτοί τρίζοντες εμφανίζουν μία κορυφή στην περιοχή των 650 Hz ενώ οι τραχείς τρίζοντες σε χαμηλότερη ζώνη συχνότητας, γύρω στα 250 Hz.

Το «κακάρισμα» είναι ένας συνδυασμός συριγμού και τρίζοντος αναπνευστικού ήχου, όπου το πλάτος του αποσβένει πολύ γρήγορα. Αν και εμφανίζεται ως μικρός εισπνευστικός συριγμός, ακούγεται σε συνδυασμό με λεπτούς τρίζοντες, ως ήχος του τέλους της αναπνοής. Οι ήχοι αυτοί σχετίζονται με την αλλεργική κυψελίτιδα (allergic alveolitis) και τη διάμεση ίνωση.

## 1.2 Αναδρομή στις προηγούμενες μεθόδους διαχωρισμού των αναπνευστικών ήχων

Από την προαναφερθείσα περιγραφή των διακοπτόμενων επιπρόσθετων αναπνευστικών ήχων (DAS) γίνεται προφανής η σημαντική διαγνωστική πληροφορία που περιέχεται στους ήχους αυτούς, όπως και η ιδιαίτερη σημασία που παρουσιάζει ο διαχωρισμός τους από τους κυψελιδικούς ήχους (VS), καθώς η απομόνωση των DAS οδηγεί σε ουσιαστικότερη αξιολόγηση του διαγνωστικού τους χαρακτήρα. Έτσι μέχρι σήμερα έχουν προταθεί διάφορες μέθοδοι διαχωρισμού, από τις οποίες περιγράφονται περιληπτικά οι κυριότερες.

Μία από τις αρχικές ιδέες διαχωρισμού είναι το *υψιπερατό γραμμικό φιλτράρισμα* (highpass linear filtering), το οποίο στηρίζεται στις διαφορές του φασματικού περιεχομένου των επιπρόσθετων αναπνευστικών ήχων από αυτό των κυψελιδικών ήχων. Λόγω όμως του μη στάσιμου χαρακτήρα των DAS, τα αποτελέσματα της μεθόδου αυτής είναι χαμηλής ποιότητας, καθώς τα διαχωριζόμενα σήματα παρουσιάζουν έντονες παραμορφώσεις.

Μία δεύτερη μέθοδος διαχωρισμού είναι η *κατωφλίωση πλάτους* (level slicing), η οποία στηρίζεται στα διαφορετικά επίπεδα πλάτους των δύο αναπνευστικών ήχων. Η μέθοδος αυτή οδηγεί σε βελτιωμένα χαρακτηριστικά διαχωρισμού σε σχέση με το υψιπερατό φιλτράρισμα, όμως εξαιτίας της εξάρτησής της από τον ορισμό της τιμής του κατωφλίου αποτυγχάνει να ανιχνεύσει και να διαχωρίσει DAS μικρού πλάτους.

Μία άλλη χρησιμοποιούμενη μέθοδος είναι η *επιλεκτική μεγέθυνση χρονικών παραθύρων των ηχογραφημένων σημάτων* (time-expanded waveform analysis). Με τον τρόπο αυτό υποψήφια χρονικά διαστήματα του καταγραφόμενου σήματος απομονώνονται και απεικονίζονται σε μεγέθυνση, για να παράσχουν ευκρινέστερη εξαγωγή των χαρακτηριστικών των DAS, στο πεδίο του χρόνου. Όπως αναφέρεται στην βιβλιογραφία, αν και η μέθοδος αυτή απομονώνει τους επιπρόσθετους ήχους, παρουσιάζει έντονη ευαισθησία στην υποκειμενική κάθε φορά επιλογή του υποψήφιου χρονικού παραθύρου, που θα μεγεθυνθεί από διαφορετικούς αναλυτές, και απαιτεί μεγάλο χρονικό διάστημα παρατήρησης.

Οι επόμενες δύο μέθοδοι παρέχουν αυτοματοποιημένο διαχωρισμό των DAS από τους VS και παρουσιάζουν καλύτερα αποτελέσματα. Η πρώτη, που προτάθηκε από τον Ono, χρησιμοποιεί μη γραμμικό φιλτράρισμα και οδηγεί στην ανάπτυξη ενός *στάσιμου-μη στάσιμου φίλτρου* ST-NST (**S**tationary-**N**on**s**tationary), ενώ η δεύτερη,

των Χατζηλεοντιάδη και Πανά, χρησιμοποιεί στατιστική τρίτης τάξης και μη γραμμικό φιλτράρισμα, εισάγοντας το *τροποποιημένο στάσιμο-μη στάσιμο φίλτρο* mST-NST (**modified Stationary-Nonstationary**). Η πρώτη μέθοδος έχει εφαρμοσθεί μόνο σε τρίζοντες επιπρόσθετους αναπνευστικούς ήχους ενώ η δεύτερη και στα τρία ήδη επιπρόσθετων ήχων, εμφανίζοντας βελτιωμένα χαρακτηριστικά σε σχέση με το ST-NST. Οι δύο αυτές μέθοδοι παρουσιάζουν το μειονέκτημα ότι απαιτούν ορισμό των παραμέτρων τους, ο οποίος γίνεται εμπειρικά.

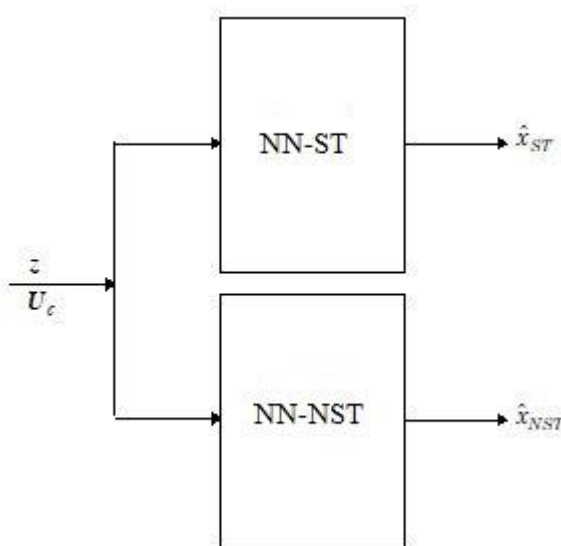
Το *στάσιμο-μη στάσιμο φίλτρο, βασιζόμενο στον μετασχηματισμό κυματιδίων* WTST-NST (Wavelet Transform-based Stationary-Nonstationary filter) των Χατζηλεοντιάδη και Πανά, αποτελεί την πλέον αποτελεσματική πρόταση στο πρόβλημα του διαχωρισμού των αναπνευστικών ήχων. Το φίλτρο αυτό διαχωρίζει τους πνευμονικούς ήχους σε βαθμίδες (επίπεδα) και υπολογίζει την ισχύ τους σε κάθε βαθμίδα και θέση. Εφαρμόζοντας ένα κατώφλι σε κάθε βαθμίδα γίνεται μία επεξεργασία των συντελεστών του μετασχηματισμού κυματιδίων (WT), σύμφωνα με τη δομή του σήματος. Ο διαχωρισμός του «θορύβου μικρού πλάτους» (κυψελιδικοί ήχοι) από το «σήμα» (DAS) επιτυγχάνεται μέσω μίας επαναληπτικής διαδικασίας, κατά την οποία υπολογίζονται οι συντελεστές WT. Το μειονέκτημα της μεθόδου αυτής είναι το υπολογιστικό κόστος και η παρελκόμενη αδυναμία να εφαρμοσθεί εύκολα σε πραγματικό χρόνο.

Η μέθοδος διαχωρισμού που προτάθηκε από τον Τόλια, με τη μορφή του *στάσιμο-μη στάσιμου φίλτρου, βασιζόμενου σε ασαφή βάση κανόνων* FST-NST (Fuzzy rule-based Stationary-Nonstationary filter), επιτυγχάνει τον διαχωρισμό των τρίζοντων DAS από τους VS σε πραγματικό χρόνο. Το φίλτρο FST-NST αποτελείται από δύο συστήματα ANFIS, που λειτουργούν παράλληλα, και εκπαιδεύονται με τον υβριδικό αλγόριθμο που πρότεινε ο Jang, για την εκτίμηση του στάσιμου και του μη-στάσιμου τμήματος των αναπνευστικών ήχων.

### 1.3 Εξωτερική δομή του φίλτρου

Στην εξωτερική δομή του φίλτρου NN που απεικονίζεται στο Σχ. 2 χρησιμοποιούνται δύο νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση του στάσιμου και του μη στάσιμου τμήματος του σήματος εισόδου, τα οποία συμβολίζονται ως FIS-ST και FIS-NST, αντίστοιχα. Τα δύο NN λειτουργούν παράλληλα. Τροφοδοτούνται με το ίδιο διάνυσμα εισόδου  $z$ , το οποίο αποτελείται από ηχογραφημένα αναπνευστικά ηχητικά σήματα  $x(k)$ , μέσης

τιμής μηδέν, και ορισμένες καθυστερήσεις των  $x(k)$ . Εφόσον το NN-ST στοχεύει στη μοντελοποίηση του στάσιμου τμήματος του σήματος, η έξοδος του  $\hat{x}_{ST}(k)$  είναι η εκτιμώμενη στάσιμη έξοδος του ηχογραφημένου αναπνευστικού ήχου, δηλαδή ο VS. Κατ' αντιστοιχία, η έξοδος του NN-NST  $\hat{x}_{NST}(k)$  αποτελεί την εκτίμηση του μη στάσιμου τμήματος του ηχογραφημένου αναπνευστικού ήχου, δηλαδή του DAS. Ως επιθυμητές εξόδους λαμβάνονται οι εξόδους του φίλτρου WTST-NST.



**Σχ. 2 Σχηματική απεικόνιση του φίλτρου NN**

Από την παραπάνω περιγραφή καθίσταται προφανές ότι το φίλτρο NN αποτελεί μία ιδιαίτερα απλοποιημένη διαδικασία, η οποία βασίζεται στην ανάπτυξη ξεχωριστών ασαφών μοντέλων για την εκτίμηση του στάσιμου και μη στάσιμου τμήματος του αναπνευστικού σήματος, και απαιτεί γνώση μόνο της ηχογραφημένης εισόδου και ορισμένων καθυστερημένων τιμών της. Κατά συνέπεια το φίλτρο OLS-FF είναι εύκολα υλοποιήσιμο και παρέχει τις εξόδους  $\hat{x}_{ST}(k)$  και  $\hat{x}_{NST}(k)$  μετά από περιορισμένο αριθμό αθροίσεων και πολλαπλασιασμών, γεγονός που το καθιστά ικανό να διαχωρίζει τους DAS από τους VS σε πραγματικό χρόνο.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

### 2.1 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

#### 2.1.1 Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι απλοποιημένα μοντέλα της δομής και της λειτουργίας του κεντρικού νευρικού συστήματος. Αποτελούνται από διασυνδεδεμένα υπολογιστικά στοιχεία που έχουν την ικανότητα να ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα που δέχονται στην είσοδο τους, να μαθαίνουν και να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους.

Κίνητρο για την έρευνα σχετικά με τα Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα αποτέλεσε η επιδίωξη ανάπτυξης ενός υπολογιστικού μοντέλου που θα επιλύει προβλήματα μέσω μιας διαδικασίας εκμάθησης παρόμοια με αυτή που πραγματοποιείται στο δίκτυο νευρώνων του εγκεφάλου.

Ένα τυπικό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο αποτελείται από ένα σύνολο συνδεδεμένων μονάδων ή κόμβων που ονομάζονται τεχνητοί νευρώνες, οι οποίοι μοντελοποιούν αδρά τους νευρώνες σε ένα βιολογικό εγκέφαλο, διατηρώντας μόνο τα βασικά λειτουργικά χαρακτηριστικά των λεπτομερέστερων μοντέλων που χρησιμοποιούνται στη νευρολογία.

Με την αξιοποίηση αυτών των μοντέλων μπορούν να αναπτυχθούν ενδιαφέροντα δίκτυα αρκεί να ικανοποιούνται δύο βασικά χαρακτηριστικά:

1. Οι νευρώνες να έχουν ρυθμιζόμενες παραμέτρους ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία μάθησης – ιδιότητα γνωστή ως πλαστικότητα των νευρώνων.
2. Το δίκτυο να αποτελείται από αρκετούς νευρώνες ώστε να πετυχαίνεται παραλληλισμός της επεξεργασίας και κατανομή της πληροφορίας.

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο προσομοιάζει στη λειτουργία του εγκεφάλου καθώς αποκτά γνώση μέσα από μια διαδικασία μάθησης – εκπαίδευσης η οποία, ανάλογα, αποθηκεύεται στη δομή του δικτύου, στα συναπτικά βάρη.

Το αντικείμενο των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων έχει απομακρυνθεί από τον αρχικό στόχο επίλυσης προβλημάτων με τρόπο που ένας ανθρώπινος εγκέφαλος θα

έκανε, και έχει μετατεθεί στην ανάπτυξη κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης και ανάκλησης της πληροφορίας που αυτά περιέχουν. Η επιλογή του κριτηρίου εκμάθησης, του περιβάλλοντος εκπαίδευσης και της δομής του δικτύου αποτελούν κρίσιμα στοιχεία για την επιτυχή προσομοίωση μιας ευφυούς διαδικασίας.

### 2.1.2 Ιστορική Αναδρομή

Το 1943 σε εργασία του νευροφυσιολόγου McCulloch και του μαθηματικού Pitts παρουσιάζεται για πρώτη φορά η ιδέα του Νευρωνικού Δικτύου που αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό νευρώνων, περιγράφοντας ακόμα πώς θα μπορούσαν να λειτουργούν αυτοί με τις διασυνδέσεις τους. Οι ίδιοι συγγραφείς το 1947 θα παρουσιάσουν ένα εξελιγμένο πρότυπο του μοντέλου τους για την αναγνώριση σχημάτων. Το πρότυπο αυτό περιέχει πολλά από τα χαρακτηριστικά που ενσωματώθηκαν και σε μεταγενέστερα πρότυπα, όπως η μοναδικότητα της κατάστασης εξόδου, που οδηγεί υποχρεωτικά σε άλλο νευρώνα, η απόληξη των οποίων βρίσκεται σε μία εκ των δύο πιθανών καταστάσεων, είτε πυροδοτεί είτε ηρεμεί, ελέγχοντας έτσι τη ροή της πληροφορίας. Οι λειτουργίες αυτές γίνονται σε διακριτό χρόνο ενώ η κατάσταση του νευρώνα εξαρτάται από την προηγούμενη του κατάσταση και τις τιμές εισόδου. Τα δίκτυα McCulloch/Pitts αποτελούν μια πρώτη προσπάθεια ερμηνείας του τρόπου με τον οποίο λειτουργεί η μνήμη, θεωρώντας ως πιθανή την ύπαρξη κλειστών διαδρομών που δημιουργούν ένα μηχανισμό ανάδρασης (feedback).

Οι εργασίες αυτές αξιοποιήθηκαν από τον J. von Neumann ως παράδειγμα για υπολογιστικές μηχανές κατά τη διάρκεια της δεκαετίας του '50 όταν άρχισε να διαδίδεται ο ηλεκτρονικός υπολογιστής και έγιναν οι πρώτες προσπάθειες να αντληθούν πληροφορίες από τα βιολογικά δίκτυα που θα μπορούσαν να είναι χρήσιμες στην ανάπτυξη τεχνητών δικτύων. Το 1949 στο έργο του D. Hebb «The organization of behavior» εισάγεται ο κανόνας μάθησης δικτύων σύμφωνα με τον οποίο κάθε φορά που το δίκτυο χρησιμοποιεί τις νευρωνικές του συνδέσεις, οι συνδέσεις αυτές ενισχύονται και το δίκτυο πλησιάζει περισσότερο στο να μάθει το πρότυπο το οποίο παρουσιάζεται.

Το πρώτο μοντέλο που έφερνε στην πράξη αυτές τις ιδέες ήταν ο αισθητήρας (perceptron) από τον F. Rosenblatt. Ο αισθητήρας ήταν ένα απλό μοντέλο με μία είσοδο και μία έξοδο ενώ η υλοποίηση του χρησιμοποιούσε υλικό άλλων εφαρμογών. Το μοντέλο αυτό παρουσίασε επιτυχίες που γέννησαν αρχικό ενθουσιασμό, γρήγορα



όμως φάνηκαν οι περιορισμοί του μοντέλου, ενώ το 1969 διατυπώθηκε μια ολοκληρωμένη και εμπειριστατωμένη εικόνα στο βιβλίο «Perceptrons» των Minsky και Papert, και ο αρχικός ενθουσιασμός οδηγήθηκε σε αποθάρρυνση. Το 1959 οι Widrow και Hoff ανέπτυξαν δύο νέα μοντέλα, το Adaline και το Madaline, τα οποία ήταν τα πρώτα που χρησιμοποιήθηκαν επιτυχώς σε πρακτικές εφαρμογές ως φίλτρα για την εξάλειψη της ηχούς σε τηλεφωνικές γραμμές.

Η έρευνα στα νευρωνικά δίκτυα απέκτησε νέα πνοή όταν το 1982 ο βιολόγος J. Hopfield παρουσίασε σε εργασία του, προσκομίζοντας αυστηρά μαθηματική απόδειξη, πως τα δίκτυα αυτά μπορούν να χρησιμοποιούν ως αποθηκευτικός χώρος πληροφορίας, η οποία μπορεί να ανακτηθεί με χρήση ακόμα και τμημάτων και όχι ολόκληρου του συστήματος.

Επόμενο σημαντικό βήμα αποτέλεσε η ανακάλυψη του κανόνα της διόρθωσης σφάλματος (error correction learning) για την εκπαίδευση δικτύων. Έγινε κατανοητό ότι κατά την εκπαίδευση ενός δικτύου σημασία έχει η απόκλιση της εξόδου από την επιθυμητή τιμή, για συγκεκριμένη είσοδο.

$$\Delta w(n) = \Delta_i = \eta \delta_i$$

Κανόνας αυτός για την εκτίμηση της διόρθωσης του βάρους μιας σύναψης βάση της εισόδου ονομάζεται κανόνας  $\Delta$  ή κανόνας Widrow-Hoff και βρίσκει ευρεία χρήση σε διάφορες μεθόδους εκπαίδευσης.

Οι McClelland και Rumelhart δημοσιεύουν το 1986 το «Parallel Distributed Processing», στο οποίο προτείνεται η ιδέα πως ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως παράλληλος επεξεργαστής. Ακόμα στο έργο προβλέπεται η ύπαρξη και άλλων επιπέδων νευρώνων υπερβαίνοντας το μοντέλο του Perceptron, μια νέα διαδικασία εκπαίδευσης αυτή της οπισθοδιάδοσης (back-propagation), η οποία αναδεικνύεται σήμερα η πιο χρήσιμη.

Από το 1985 αρχίζουν να πραγματοποιούνται τα πρώτα εξειδικευμένα συνέδρια για τα νευρωνικά δίκτυα, εκδίδονται νέα επιστημονικά περιοδικά και δημιουργούνται επαγγελματικές εταιρείες χιλιάδων μελών. Από τη δεκαετία του '90 τα νευρωνικά δίκτυα καταξιώνονται ως τεχνολογικό πεδίο με ευρύ πεδίο εφαρμογών.

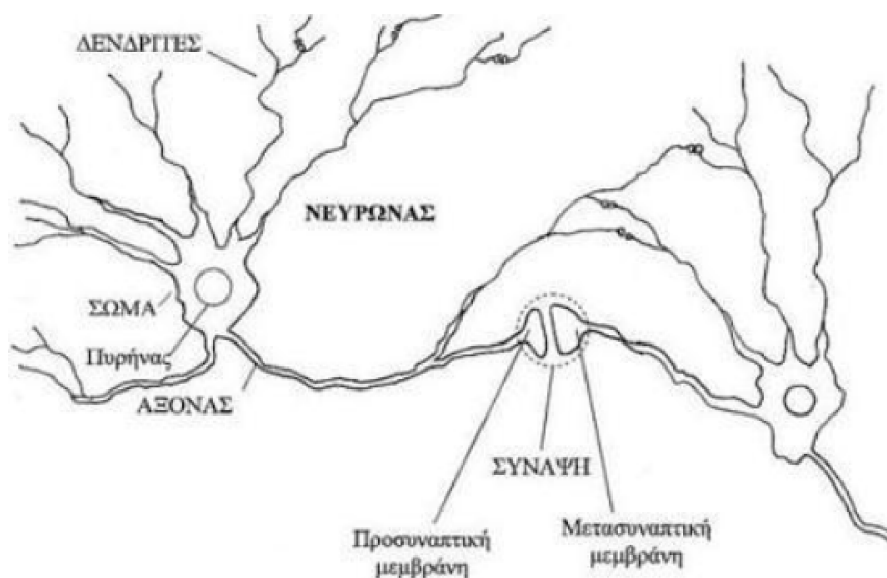
### 2.1.3 Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα βιολογικά νευρωνικά παίζουν σημαντικό ρόλο στην επιστήμη των νευρωνικών δικτύων καθώς έδωσαν έδωσαν έμπνευση και ιδέες για τη λειτουργία τους.

Το βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας, ένας εξειδικευμένος τύπος κυττάρου που αποτελεί τη βασική μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες ο καθένας εκ των οποίων συνδέεται με χιλιάδες άλλους.

Ανατομικά ο νευρώνας αποτελείται από: i) το σώμα, ii) τους δενδρίτες (πύλες εισόδου δεδομένων), μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες, iii) τον άξονα (πύλη εξόδου πληροφοριών), μέσω του οποίου συνδέεται με άλλους νευρώνες, iv) συνάψεις, τα σημεία ενώσεις του άξονα με τους δενδρίτες άλλων δενδριτών.

Ο άξονας επικοινωνεί μέσω ηλεκτρικών σημάτων σταθερού πλάτους αλλά μεταβλητής συχνότητας τα οποία λαμβάνουν οι δενδρίτες άλλων νευρώνων μέσω των συνάψεων. Οι συνάψεις είναι κύστες ηλεκτροχημικού υλικού (ιόντα κυρίως καλίου και νατρίου). Η διάδοση του ηλεκτρικού σήματος εξαρτάται το πλάτος της σύναψης, την απόσταση από τον δενδρίτη και την πυκνότητα του ηλεκτροχημικού υλικού. Το ποσοστό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που μεταδίδεται είναι το συναπτικό βάρος. Οι συνάψεις διακρίνονται σε διεγερτικές και ανασταλτικές ανάλογα με το αν προκαλούν αύξηση ή μείωση της συχνότητας με την οποία παράγει παλμούς ο νευρώνας .



Σχήμα 1: Ένας βιολογικός νευρώνας

Το βασικότερο χαρακτηριστικό του νευρώνα είναι η ευαισθησία του, δηλαδή η ικανότητα του να αντιδρά σε ερεθίσματα και να παράγει παλμούς. Οι παλμοί αυτοί διαδίδονται σε όλο το μήκος του άξονα του νευρώνα και μέσω των συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες των παραληπτών νευρώνων. Μέσω των δενδριτών ο κάθε νευρώνας συλλέγει το σύνολο του ηλεκτρικού φορτίου που εκπέμπεται από τους συνδεδεμένους, όσο πιο ισχυρή μια σύναψη τόσο πιο έντονα συμμετέχει στη διαμόρφωση του. Όταν το άθροισμα του φορτίου περνά ένα κατώφλι τότε ο νευρώνας διεγείρεται και παράγει παλμούς με μεγάλη συχνότητα, διαφορετικά ηρεμεί και παράγει παλμούς στοχαστικά.

Ο αριθμός των νευρώνων και των συνάψεων στον ανθρώπινο εγκέφαλο είναι σε τάξη μεγέθους πολύ μεγαλύτερος από αυτόν ενός ΤΝΔ, ενδεικτικό της πολυπλοκότητας και των διεργασιών που επιτελεί. Το ΤΝΔ πετυχαίνει πολύ μεγαλύτερες ταχύτητες διάδοσης σήματος σε σχέση με το βιολογικό, καταφέροντας να επιλύει πολύπλοκα μαθηματικά προβλήματα και ανάλυση σήματος πιο πετυχημένα. Η μεγάλη διαφορά στη δομή είναι στις συνάψεις, που στο βιολογικό δίκτυο είναι εξαιρετικά πολύπλοκες ενώ στο ΤΝΔ εξαιρετικά απλές. Σημαντική είναι η διαφορά στο χρόνο εκπαίδευσης που για τον ανθρώπινο εγκέφαλο είναι μικρός καθώς μπορεί να ενημερώνει τις μονάδες του σε συνεχή χρόνο, σε αντίθεση με το ΤΝΔ που γίνεται σε διακριτό .

#### **2.1.4 Πλεονεκτήματα Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων**

Το νευρωνικό δίκτυο αντλεί την υπολογιστική του ισχύ από την παράλληλη, κατανεμημένη δομή του και από την ικανότητα του να μαθαίνει και να γενικεύει. Η γενίκευση αναφέρεται στην ικανότητα παραγωγής λογικών εξόδων για εισόδους που το δίκτυο δεν έχει συναντήσει κατά την εκπαίδευση. Αυτά τα χαρακτηριστικά δίνουν τη δυνατότητα εξεύρεσης ικανοποιητικών προσεγγιστικών λύσεων σε πολύπλοκα προβλήματα μη επιδεκτικά σε ακριβείς λύσεις.

Τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν τα ακόλουθα χρήσιμα χαρακτηριστικά:

- 1. Μη γραμμικότητα.** Ένα δίκτυο που αποτελείται από μη γραμμικούς νευρώνες είναι και το ίδιο μη γραμμικό. Ιδιότητα που βρίσκεται κατανεμημένη σε όλο το δίκτυο, γεγονός πολύ σημαντικό όταν ο υποκείμενος φυσικός μηχανισμός παραγωγής του σήματος εισόδου (πχ ομιλία) είναι από τη φύση μη γραμμικός.

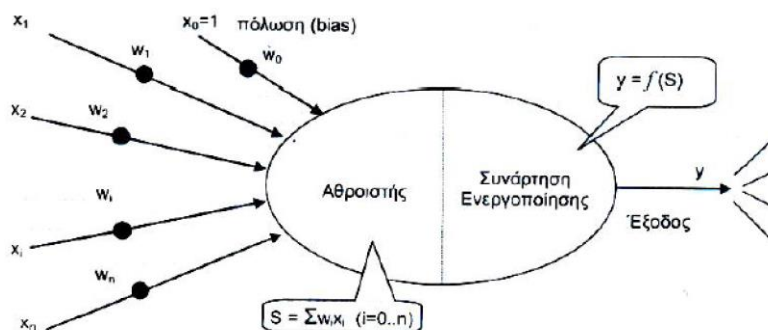
2. **Αντιστοίχιση εισόδου – εξόδου.** Κατά την μάθηση με επίβλεψη τα συναπτικά βάρη του νευρωνικού δικτύου τροποποιούνται μέσω της εφαρμογής ενός συνόλου παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Τα παραδείγματα αποτελούνται από ένα μοναδικό σήμα εισόδου και μια αντίστοιχη επιθυμητή έξοδο. Το δίκτυο υποβάλλεται σε ένα τυχαίο παράδειγμα από το δίκτυο και τα συναπτικά βάρη τροποποιούνται για να μειώσουν το σφάλμα ώσπου το δίκτυο φτάνει σε μια σταθερή κατάσταση. Τα παραδείγματα μπορεί να υποβληθούν ξανά με μια τυχαία διαφορετική σειρά στο δίκτυο, το οποίο μαθαίνει να αντιστοιχεί την είσοδο με συγκεκριμένη έξοδο.
3. **Προσαρμοστικότητα.** Η ενσωματωμένη ιδιότητα των νευρωνικών δικτύων να προσαρμόζουν τα συναπτικά τους βάρη, τους δίνει τη δυνατότητα να προσαρμόζονται σε αλλαγές στις συνθήκες. Όταν ένα νευρωνικό δίκτυο λειτουργεί σε μη στάσιμο περιβάλλον μπορεί να σχεδιαστεί να προσαρμόζει τα συναπτικά του βάρη σε πραγματικό χρόνο. Σε αυτή την περίπτωση πρέπει να τονιστεί ότι απαιτείται ιδιαίτερη προσοχή στην επιλογή των χρονικών σταθερών του συστήματος έτσι ώστε να μην επηρεάζεται από τυχαίες διαταραχές αλλά να συλλαμβάνει όλες τις σημαντικές.
4. **Στοιχειοθετημένη απόκριση.** Στην περίπτωση της κατηγοριοποίησης προτύπων ένα νευρωνικό δίκτυο μπορεί να σχεδιαστεί έτσι ώστε να παρέχει πληροφορίες όχι μόνο για την επιλογή του προτύπου αλλά και το βαθμό εμπιστοσύνης της απόφασης αυτής, συνεισφέροντας στην απόρριψη αμφιλεγόμενων προτύπων.
5. **Συγκείμενη πληροφορία.** Η γνώση αναπαριστάται από την ίδια τη δομή και το επίπεδο δραστηριότητας του δικτύου, κάθε νευρώνας επηρεάζεται εν δυνάμει, από την συνολική δραστηριότητα όλων των νευρώνων του δικτύου, έτσι το εννοιολογικό πλαίσιο της πληροφορίας αντιμετωπίζεται φυσικά.
6. **Ανοχή σε βλάβες.** Ένα νευρωνικό δίκτυο εκτελεσμένο σε μορφή hardware έχει τη δυνατότητα να εμφανίζει ομαλή υποβάθμιση της απόδοσης του και όχι καταστροφική βλάβη, καθώς η πληροφορία είναι κατανεμημένη στο δίκτυο έτσι χρειάζεται η βλάβη να είναι εκτενής πριν εμφανιστεί σημαντική απώλεια απόδοσης.
7. **VLSI Εφαρμογές.** Η μαζικά παράλληλη δομή ενός νευρωνικού δικτύου του δίνει τη δυνατότητα να είναι γρήγορος σε συγκεκριμένες εφαρμογές, ακόμα το κάνει κατάλληλο για εκτέλεση σε πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκληρώσεις (VLSI).
8. **Ομοιομορφία ανάλυσης και σχεδίασης.** Τα νευρωνικά δίκτυα απολαμβάνουν καθολικότητα ως επεξεργαστές πληροφοριών, αυτό εμφανίζεται καθώς ο

νευρώνας αποτελεί στοιχείο κοινό σε όλα τα νευρωνικά δίκτυα, αυτό δίνει τη δυνατότητα διαμοιρασμού θεωριών και αλγορίθμων εκπαίδευσης μεταξύ διαφορετικών εφαρμογών των δικτύων.

**9. Νευροβιολογική αναλογία.** Ο σχεδιασμός των τεχνητών νευρωνικών δικτύων εμπνέεται από την αναλογία με τον εγκέφαλο, νευροβιολόγοι χρησιμοποιούν τα δίκτυα αυτά ως ερευνητικό εργαλείο για την ερμηνεία νευροβιολογικών φαινομένων ενώ οι μηχανικοί παρατηρώντας τη νευροβιολογία προσπαθούν να εμπνευστούν νέες ιδέες για την επίλυση πολυπλοκότερων προβλημάτων από αυτά που αντιμετωπίζονται σήμερα.

## 2.1 Το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα

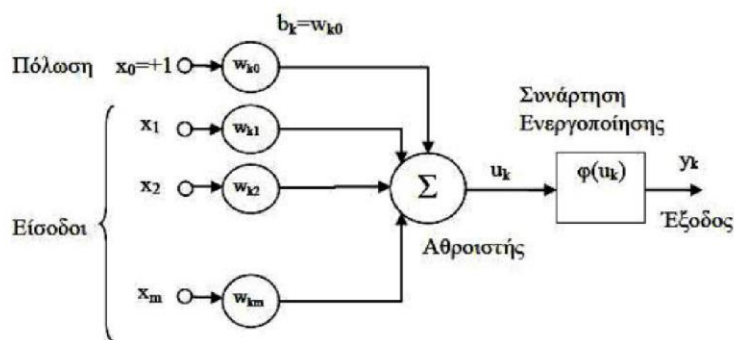
Ένας τεχνητός νευρώνας δέχεται σήματα εισόδου  $x_1, x_2, \dots, x_n$  κάθε τέτοιο σήμα μεταβάλλεται από μια τιμή βάρους  $w_i$ , ο ρόλος της οποίας είναι ανάλογος της σύναψης στο βιολογικό νευρώνα, η οποία μπορεί να είναι θετική ή αρνητική σε αντιστοιχία με την διεγερτική ή ανασταλτική λειτουργία της σύναψης.



Σχήμα 2: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Το σώμα του νευρώνα αποτελείται από δύο μέρη, τον αθροιστή (sum) που αθροίζει τις προσαρμοσμένες από τα βάρη τιμές εισόδου, και τη συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) η οποία διαμορφώνει την τιμή εξόδου συναρτήσει του αθροίσματος ( $S$ ) της τιμής κατωφλιού. Η μοναδικότητα της εξόδου αναφέρεται στην τιμή της, ενώ μπορεί να υπάρχουν γραμμές που να συνδέονται σε περισσότερους νευρώνες.

Εναλλακτική μορφή του μοντέλου τεχνητού νευρώνα παρουσιάζεται παρακάτω .



Σχήμα 3: Εναλλακτική μορφή ενός μοντέλου τεχνητού νευρώνα

1. Ένα σύνολο **συνάψεων** η κάθε μία με τα δικό της βάρος. Τα συναπτικά βάρη είναι θετικοί ή αρνητικοί πραγματικοί αριθμοί για ενισχυτικές και ανασταλτικές συνάψεις αντίστοιχα.
2. Στον **αθροιστή** έχουμε γραμμική άθροιση.
3. Η **συνάρτηση ενεργοποίησης** είναι μη-γραμμικός μετασχηματισμός για την κανονικοποίηση του πλάτους του σήματος εξόδου, συνήθως βρίσκεται στο εύρος τιμών  $[0,1]$  ή  $[1,1]$ .

Το μοντέλο περιλαμβάνει ακόμα μια εξωτερικά εφαρμοζόμενη πόλωση, η οποία αποτελεί εξωτερική παράμετρο του δικτύου.

Οι πιο βασικές από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι:

### 1. Γραμμική συνάρτηση: $f(x) = x$

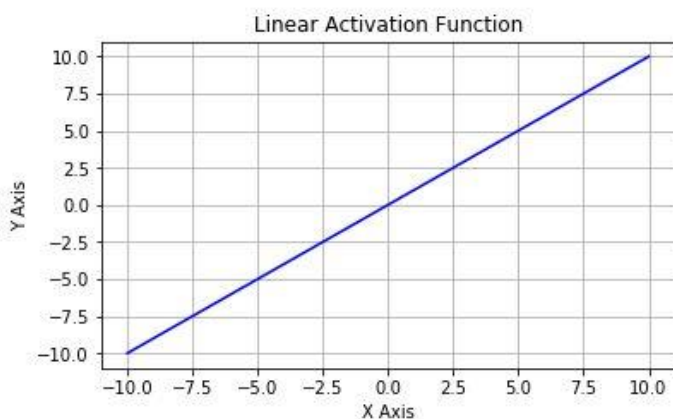


Figure : Linear Activation Function

2. Σιγμοειδής συνάρτηση (Sigmoid):  $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

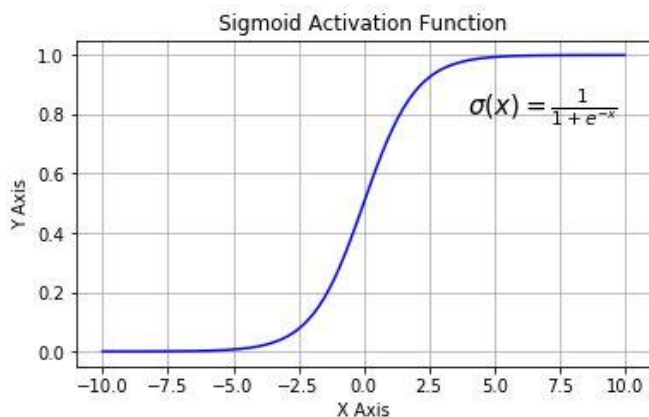


Figure: Sigmoid Activation Function

3. Συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης (Tanh):  $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

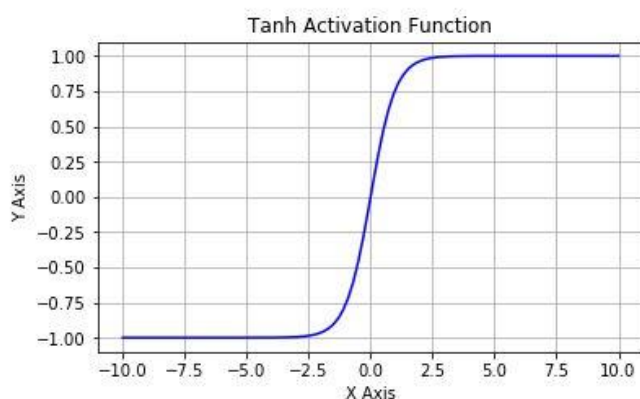
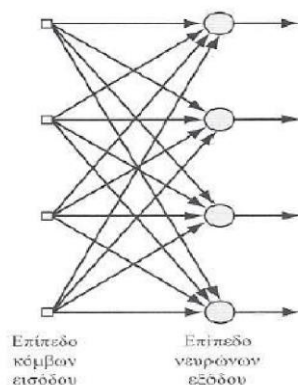


Figure: Tanh Activation Function

## 2.2 Αρχιτεκτονικές Νευρωνικών Δικτύων

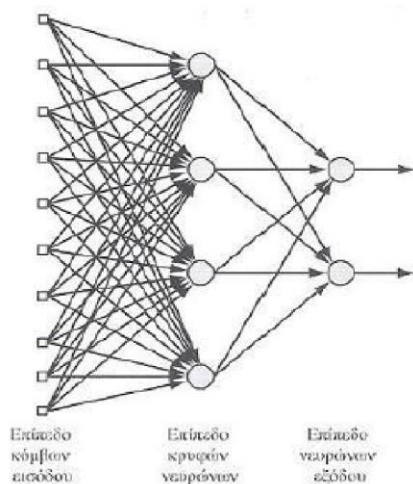
Τα νευρωνικά δίκτυα χαρακτηρίζονται από την αρχιτεκτονική τους, τη λειτουργία που επιτελούν και την μέθοδο εκπαίδευσης. Η αρχιτεκτονική καθορίζει τη διάταξη, τον αριθμό και τον τύπο των νευρώνων. Υπάρχουν 3 κατηγορίες αρχιτεκτονικών δικτύων:

1. Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου. Αποτελούν την πιο απλή μορφή δικτύου αποτελούνται μόνο από το επίπεδο εισόδου και εξόδου[5].



Σχήμα 4: Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου

2. Πολυεπίπεδα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης. Αυτά τα δίκτυα περιέχουν ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα νευρώνων. Οι νευρώνες κάθε επιπέδου δέχονται ως είσοδο τα σήματα εξόδου μόνο από το αμέσως προηγούμενο επίπεδο, δίνουν έξοδο στο αμέσως επόμενο[5].

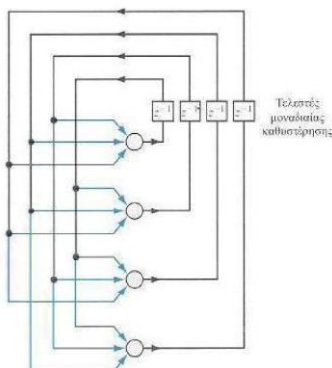


Σχήμα 5: Δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο

3. Αναδρομικά δίκτυα (recurrent neural network). Σε αυτήν την κατηγορία δικτύων υπάρχει τουλάχιστον ένας βρόχος ανάδρασης, δηλαδή ένας νευρώνας τροφοδοτεί την είσοδο άλλων νευρώνων του ίδιου επιπέδου, σε κάποιες περιπτώσεις και τη δική του (αυτο-ανάδραση). Η παρουσία των βρόχων ανάδρασης επηρεάζει τη δυνατότητα



μάθησης και την απόδοση του δικτύου. Στο σχέδιο παρουσιάζεται ένα αναδρομικό δίκτυο χωρίς κρυφό επίπεδο και βρόχο αυτό-ανάδρασης.



Σχήμα 6: Αναδρομικό δίκτυο

### 2.2.1 Διαδικασίες μάθησης Νευρωνικών Δικτύων

Τα ΤΝΔ επιτελούν δύο βασικές λειτουργίες για να μπορούν να υπηρετούν το σκοπό τους, τη μάθηση και την ανάκληση. Ανάκληση ονομάζεται ο υπολογισμός ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου [15], μάθηση ονομάζεται η διαδικασία τροποποίησης των βαρών ώστε δεδομένου του διανύσματος εισόδου να παράγεται η επιθυμητή έξοδος.

Η μάθηση γίνεται με τη χρήση ενός συνόλου παραδειγμάτων εκπαίδευσης και ενός αλγορίθμου, δηλαδή μιας επαναληπτικής διαδικασίας με την οποία αλλάζουν οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου.

Η μάθηση περιλαμβάνει τα παρακάτω βήματα:

1. Το ΤΝΔ διεγείρεται από το περιβάλλον
2. Υφίσταται αλλαγές των παραμέτρων
3. Αντιδρά με νέο τρόπο στο περιβάλλον

Ο τρόπος με τον οποίο γίνεται η τροποποίηση των βαρών επιτρέπει τη διάκριση 3 ειδών μάθησης:

- Μάθηση με επίβλεψη. Σε αυτή τη μέθοδο το δίκτυο τροφοδοτείται με ζεύγη σημάτων εισόδου και επιθυμητής εξόδου, το δίκτυο παράγει μια αρχική έξοδο

διαφορετική από την επιθυμητή. Με τη βοήθεια του εκπαιδευτή υπολογίζεται το σφάλμα, η διαφορά δηλαδή επιθυμητής από την πραγματική έξοδο. Το σήμα σφάλματος χρησιμοποιείται, μαζί με την είσοδο για τη διόρθωση των βαρών του νευρωνικού δικτύου.

- Βαθμολογημένη ή ενισχυτική μάθηση. Η έξοδος αξιολογείται ως καλή ή κακή βάση μιας αριθμητικής κλίμακας και τα βάρη αναπροσαρμόζονται ανάλογα. Δεν υπολογίζεται σφάλμα εξόδου αλλά χρησιμοποιείται ένα συνολικό μέτρο επάρκειας (δείκτης συμπεριφοράς), το νευρωνικό δίκτυο ανατροφοδοτείται με ενισχυτικό σήμα για να επιβραβεύει ορθές ή να τιμωρεί λανθασμένες συμπεριφορές, σύμφωνα με τον νόμο Thornlike.
- Μάθηση χωρίς επίβλεψη. Σε αυτήν το δίκτυο δεν τροφοδοτείται με παραδείγματα επιθυμητής εξόδου και το δίκτυο αυτοοργανώνεται αναζητώντας κανονικότητα στα σήματα εισόδου. Το δίκτυο ελέγχει τον εαυτό του και διορθώνει τα σφάλματα μέσω μηχανισμού ανατροφοδότησης.

Συνηθέστερη είναι η μάθηση με επίβλεψη για την οποία έχουν αναπτυχθεί αρκετοί αλγόριθμοι για τον τρόπο που αναπροσαρμόζονται τα βάρη. Μερικοί από αυτούς, ο αλγόριθμος που βασίζεται στον κανόνα Δέλτα, ο αλγόριθμος ανάστροφης μετάδοσης λάθους, η ανταγωνιστική μάθηση και η τυχαία μάθηση.

### **Ικανότητα Γενίκευσης**

Η γενίκευση, όρος δανεισμένος από τη ψυχολογία, δηλώνει την ικανότητα του νευρωνικού δικτύου να παράγει κατάλληλες εξόδους για εισόδους εκτός του συνόλου εκπαίδευσης και αποτελεί τη θεμελιώδη διαφορά αυτών με τις κλασσικές μεθόδους επεξεργασίας πληροφορίας.

Η ικανότητα γενίκευσης επηρεάζεται από τους εξής παράγοντες:

- Το μέγεθος του συνόλου εκπαίδευσης και το βαθμό που αυτό αναπαριστά ικανοποιητικά το χώρο από τον οποίο προέρχεται.
- Την πολυπλοκότητα του προβλήματος.
- Το μέγεθος του νευρωνικού δικτύου.

### **2.2.2 Εφαρμογές των Νευρωνικών Δικτύων**

Η ικανότητα των νευρωνικών δικτύων στην αντιμετώπιση πολύπλοκων μη γραμμικών προβλημάτων και στην αναγνώριση σχέσεων μεταξύ ποσοστών που είναι δύσκολο να μοντελοποιηθούν έδωσε τη δυνατότητα χρήσης σε ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών που περιλαμβάνει την αναγνώριση προτύπων, βελτιστοποίηση, πρόβλεψη, αυτόματο έλεγχο και άλλα θέματα. Η ευκολία υλοποίησης, η άμεση απόκριση και η αξιόπιστη λειτουργία των νευρωνικών δικτύων βρήκε εφαρμογή σε ζητήματα πολλών επιστημονικών τομέων, μερικά από αυτά:

#### Βιολογία

- Καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας του εγκεφάλου
- Μοντέλα για την όραση (την αίσθηση στην οποία έχει γίνει η μεγαλύτερη έρευνα σήμερα και για την οποία έχουμε την καλύτερη κατανόηση)

#### Επιχειρήσεις

- Εκτίμηση για την ύπαρξη κοιτασμάτων πετρελαίου σε γεωλογικά πετρώματα
- Για την επιλογή του κατάλληλου προσωπικού σε σημαντικές θέσεις στην επιχείρηση

#### Ιατρική

- Ανάγνωση και ανάλυση των ακτίνων X
- Κατανόηση των επιληπτικών κρίσεων
- Παρακολούθηση εγχείρησης
- Προβλέψεις για αντιδράσεις οργανισμών στην λήψη φαρμάκων
- Διάγνωση και θεραπεία από τα συμπτώματα
- Ανάλυση ομολίας σε ακουστικά βαρηκοΐας κωφών ατόμων

#### Βιομηχανία

- Αυτοματοποίηση ρομπότ και συστημάτων ελέγχου
- Επιλογή ανταλλακτικών κατά την συναρμολόγηση
- Έλεγχος της γραμμής παραγωγής
- Επιθεώρηση της ποιότητας κατά την κατασκευή

#### Περιβάλλον

- Πρόβλεψη καιρού
- Ανάλυση των τάσεων και παρατηρήσεων

## Κεφάλαιο 3

### 3.1 Γενετικός αλγόριθμος

#### 3.1.1 Ιστορική αναδρομή

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) εφευρέθηκαν από τον καθηγητή John Holland τη δεκαετία του 1960 και αναπτύχθηκαν από εκείνον και τους συνεργάτες του, στο πανεπιστήμιο του Michigan τη δεκαετία του '60 και '70. Σε αντίθεση με τις Εξελικτικές Στρατηγικές και τον Εξελικτικό προγραμματισμό, αρχικός στόχος του Holland ήταν να μελετήσει επίσημα τους μηχανισμούς της προσαρμογής των οργανισμών όπως συμβαίνει στη φύση και να αναπτύξει τρόπους όπου αυτοί οι μηχανισμοί θα μπορούσαν να εισαχθούν σε συστήματα ηλεκτρονικών υπολογιστών. Μέσα στο βιβλίο του *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (1975) παρουσίασε ο γενετικός αλγόριθμος ως μια αφαίρεση της βιολογικής εξέλιξης και πρότεινε ένα μοντέλο λειτουργίας του. Εισήγαγε, δηλαδή ένα τυποποιημένο πλαίσιο για την πρόβλεψη της ποιότητας της επόμενης γενιάς, γνωστό ως Holland's Schema Theorem. Το πρώτο Διεθνές Συνέδριο για τους Γενετικούς Αλγορίθμους πραγματοποιήθηκε στο Πίτσμπουργκ της Πενσυλβάνιας. Καθώς το ακαδημαϊκό ενδιαφέρον μεγάλωνε, η δραματική αύξηση της υπολογιστικής ισχύος επέτρεψε την δημιουργία νέων πρακτικών εφαρμογών. Στα τέλη του 1980, η General Electric άρχισε να πουλά το πρώτο γενετικό αλγόριθμο, ένα mainframe βασισμένο να σχεδιάζει βιομηχανικές διεργασίες.

Οι σκοποί της έρευνάς του είχαν διπλή κατεύθυνση:

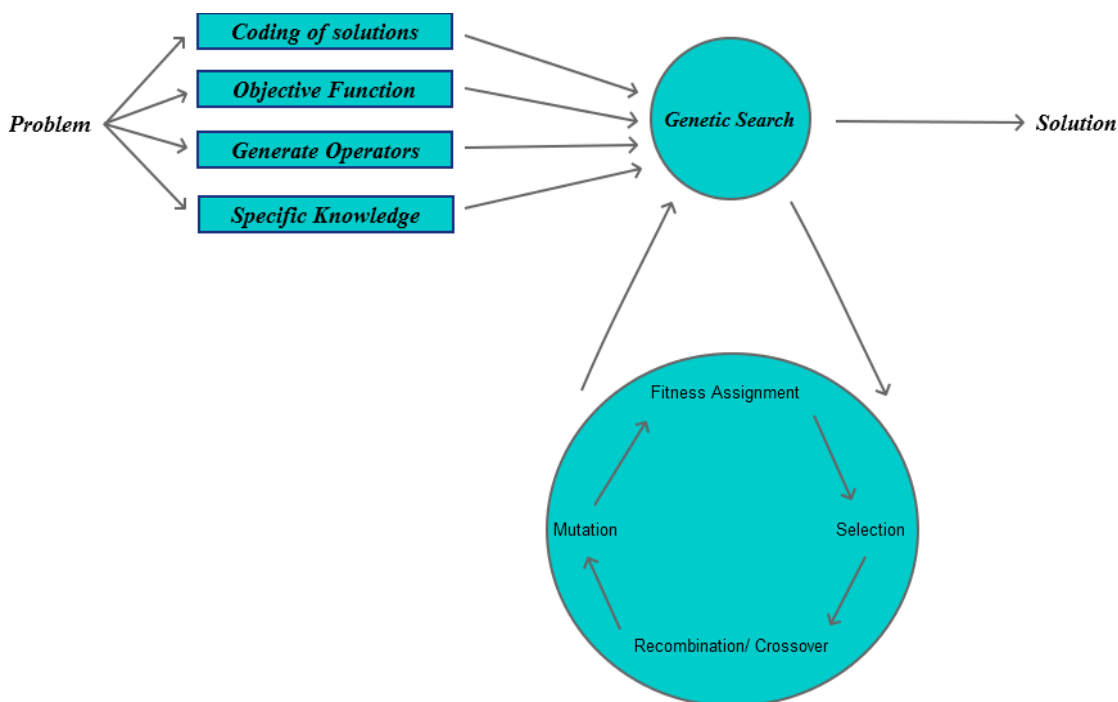
- Να συνοψίσουν και να εξηγήσουν τον τρόπο που λειτουργεί το φαινόμενο της προσαρμογής των οργανισμών και η διαδικασία της αναπαραγωγής.
- Να αναπτυχθούν τρόποι έτσι ώστε οι παραπάνω μηχανισμοί να εισαχθούν σε συστήματα ηλεκτρονικών υπολογιστών.

Πολλά υπολογιστικά προβλήματα απαιτούν από ένα σύστημα να είναι προσαρμοστικό για να μπορεί να συνεχίσει και να αποδίδει καλά σε ένα μεταβαλλόμενο περιβάλλον. Χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο έλεγχος ενός ρομπότ που πρέπει να εκτελεί κάποιες εργασίες σε ένα δυναμικό περιβάλλον μεταβλητών (Variable Environment). Επίσης υπάρχουν προβλήματα που απαιτούν από ένα πρόγραμμα να είναι εφευρετικό - να μπορεί να κατασκευάζει κάτι από την αρχή, όπως για παράδειγμα να δημιουργεί αλγόριθμους για την επίλυση αυτών των προβλημάτων.

Τελικά, πολλά υπολογιστικά προβλήματα απαιτούν σύνθετες λύσεις που είναι δύσκολο να προγραμματιστούν με το χέρι. Ένα εντυπωσιακό παράδειγμα είναι το πρόβλημα δημιουργίας τεχνητής νοημοσύνης. Παλιότερα, οι επιστήμονες που ασχολούνταν με την τεχνητή νοημοσύνη, πίστευαν ότι ήταν σχετικά εύκολο να κωδικοποιηθούν οι κανόνες που θα παρείχαν νοημοσύνη σε ένα πρόγραμμα, πλέον σήμερα είναι κοινώς αποδεκτό ότι οι κανόνες αυτοί είναι πάρα πολύ πολύπλοκοι και μια προσέγγιση «από πάνω προς τα κάτω» δεν είναι αποτελεσματική. Αντιθέτως, η προσέγγιση «από κάτω προς τα πάνω», όπου καταγράφονται απλοί κανόνες, και πολύπλοκες συμπεριφορές, όπως η νοημοσύνη, αναδύονται μαζικά μέσα από την αλληλεπίδραση των κανόνων αυτών, αποδεικνύεται πιο αποτελεσματική. Ο συνδεσμισμός (Connectionism – η μελέτη προγραμμάτων που η λειτουργία τους είναι εμπνευσμένη από νευρωνικά συστήματα) και η εξελικτική υπολογιστική είναι δύο παραδείγματα αυτής της προσέγγισης. Στην πρώτη περίπτωση οι κανόνες είναι πάρα πολύ απλοί – ένα νευρώνας σε ένα τέτοιο δίκτυο αποτελείται από μια είσοδο, μια έξοδο και δύο πιθανές καταστάσεις (ενεργή, μη ενεργή), ενώ στη δεύτερη περίπτωση, οι κανόνες είναι ουσιαστικά η διαδικασία της διασταύρωσης και της μετάλλαξης.

Παραδοσιακά οι γενετικοί αλγόριθμοι (ΓΑ) χρησιμοποιούν μια αναπαράσταση η οποία είναι ανεξάρτητη από το πρόβλημα, δηλ. συμβολοσειρές δυαδικών ψηφίων. Ωστόσο, αρκετές πρόσφατες εφαρμογές χρησιμοποιούν άλλους τρόπους αναπαράστασης όπως γράφοι, εκφράσεις LISP, διατεταγμένες λίστες και διανύσματα πραγματικών αριθμών.

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζεται ο κύκλος διαδικασιών του Γενετικού Αλγορίθμου



Όταν αρχικοποιείται ο πληθυσμός δημιουργείται στη μνήμη ένα τυχαίο σύνολο από συμβολοσειρές (χρωμοσώματα) και μέσω της συνάρτησης κόστους βρίσκει το κόστος της κάθε συμβολοσειράς. Μετά την αρχικοποίηση επιλέγονται οι γονείς σύμφωνα με μια συνάρτηση πιθανότητας που σχετίζεται με την ποιότητα του κάθε γονέα. Όσο πιο καλή είναι η ποιότητα του κάθε χρωμοσώματος (κόστος) τόσο πιο πιθανό είναι να επιλεγεί περισσότερες φορές για να γίνει γονέας. Μέσα σε όλη αυτή τη διαδικασία μπορεί να προκύψει κάποια μετάλλαξη μιας συμβολοσειράς η οποία αν έχει καλή ποιότητα θα ενταχθεί στον πληθυσμός για αναπαραγωγή.

Παρακάτω φαίνεται η μέθοδος αρχικοποίησης του πληθυσμού σε ψευδοκώδικα.

### Initialize the population

**Begin**

Input: memory  $\leftarrow$  empty set

**for** ( $i = 0$  to  $i < \text{memory size}, i++$ ) **do**

**create** random Vector

**add** Vector to memory

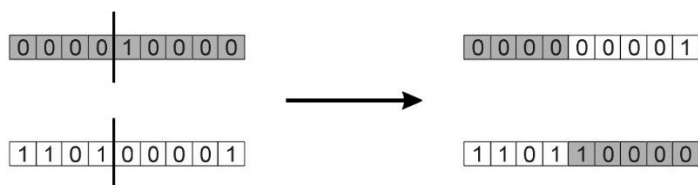
**end for**

**end**

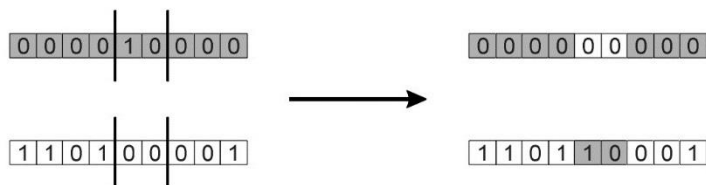
### 3.1.1 Τελεστής διασταύρωσης

Γενικά, κατά τη διασταύρωση, επιλέγεται μια ή περισσότερες τυχαίες θέσεις του χρωμοσώματος και γίνεται ανταλλαγή αυτών των τμημάτων μεταξύ των γονέων. Οι πιο συνηθισμένοι τελεστές περιγράφονται παρακάτω.

- **Διασταύρωση ενός σημείου:** Σύμφωνα με αυτόν τον τρόπο για κάθε ζεύγος χρωμοσωμάτων που επιλέχθηκε για διασταύρωση παράγεται τυχαία ένας ακέραιος  $k$  από το διάστημα  $[1, m-1]$  όπου  $m$  το μήκος του δυαδικού ψηφίου σε χρωμοσώματα. Ο αριθμός  $k$  προσδιορίζει το σημείο κοπής ή αλλιώς σημείο διασταύρωσης των χρωμοσωμάτων. Από το σημείο αυτό, μέχρι και το τέλος του μήκους των χρωμοσωμάτων γίνεται ανταλλαγή των γονιδίων τους.



- **Διασταύρωση πολλών σημείων:** Επιλέγονται πάνω από ένα σημεία διασταύρωσης και οι γονείς χωρίζονται σε πολλαπλά μέρη και αντιγράφονται εναλλάξ στον απόγονο.



- **Ομοιόμορφη διασταύρωση:** Στη ομοιόμορφη διασταύρωση οι δύο γονείς θα ανταλλάξουν το γενετικό υλικό με βάση μια μάσκα από δυαδικά ψηφία. Η μάσκα αυτή είναι μήκους  $m$  όσο το μήκος των χρωμοσωμάτων και επιλέγεται με τυχαίο τρόπο. Ανάλογα με την τιμή του δυαδικού ψηφίου στην κάθε θέση της μάσκας καθορίζεται για κάθε παιδί από ποιόν γονέα θα προέρχεται το γενετικό υλικό στην αντίστοιχη θέση. Για παράδειγμα αν το δυαδικό ψηφίο στην 1η θέση της μάσκας έχει τιμή 1 τότε το 1ο παιδί θα πάρει την τιμή της αντίστοιχης θέσης του 1ου γονέα αλλιώς αν είναι 0 τότε θα πάρει την τιμή της αντίστοιχης θέσης του

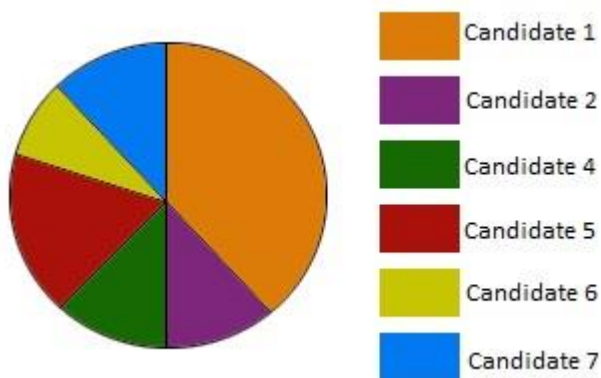
2ου γονέα. Για το 2ο παιδί ισχύει το αντίστροφο, δηλαδή από όποιον γονέα πάρει γενετικό υλικό το 1ο παιδί, το 2ο παιδί θα πάρει από τον άλλον γονέα.

- **Διασταύρωση 3 γονέων:** Το παιδί προέρχεται από τρεις τυχαία επιλεγμένους γονείς. Κάθε bit του πρώτου γονέα συγκρίνεται με το αντίστοιχο bit του δεύτερου γονέα. Εάν είναι τα ίδια, το bit θα συμπεριληφθεί στο παιδί. Εάν είναι διαφορετικά, τότε στο παιδί θα συμπεριληφθεί το αντίστοιχο bit από τον τρίτο γονέα.

Η επιλογή των γονέων γίνεται με πολλούς τρόπους.

Στη συγκεκριμένη υλοποίηση ο χρήστης μπορεί να επιλέξει ανάμεσα σε δύο τρόπους επιλογής γονέων:

- **Τη μεροληπτική ρουλέτα (Roulette Wheel Selection)** όπου σε κάθε άτομο στη μνήμη δίνεται ένα βάρος ανάλογα με το κόστος. Όσο καλύτερη ποιότητα έχει ένα άτομο τόσο πιο πιθανό είναι να γίνει γονιός. Στο παρακάτω σχήμα φαίνεται πως διαμορφώνεται η πιθανότητα επιλογής του κάθε υποψήφιου γονέα με βάση την ποιότητά του.



Η μέθοδος Roulette Wheel\_υλοποιείται βάσει του παρακάτω αλγορίθμου:

1. Αθροίζονται όλα τα κόστη του πληθυσμού.
2. Υπολογίζεται το κόστος του κάθε χρωμοσώματος του πληθυσμού και διαιρείται με το συνολικό κόστος. Αυτή είναι η πιθανότητα επιλογής του κάθε χρωμοσώματος.
3. Παράγεται ένας τυχαίος αριθμός από το 0 έως και το συνολικό κόστος.



4. Έπειτα ξεκινώντας από τον τυχαίο αριθμό αφαιρούμε τα κόστη των χρωμοσωμάτων μέχρις ότου η αφαίρεση γίνει αρνητική. Μόλις γίνει αυτό, τότε, επιστρέφεται το χρωμόσωμα που βρίσκεται στη θέση στην οποία η αφαίρεση γίνεται αρνητική.
- **Την επιλογή διαγωνισμού (Tournament Selection)** όπου επιλέγεται τυχαία σύνολο χρωμοσωμάτων από τον πληθυσμό και το χρωμόσωμα με την καλύτερη ποιότητα γίνεται γονέας. Η μέθοδος “τουρνουά” αποτελεί τη δεύτερη πιο δημοφιλή μέθοδο επιλογής. Σε αυτή  $N$  άτομα επιλέγονται τυχαία από τον πληθυσμό. Η επιλογή πραγματοποιείται διαλέγοντας έναν αριθμό από το ένα έως τον αριθμό των ατόμων του πληθυσμού. Ο αριθμός αυτός καθορίζει το χρωμόσωμα που θα πάρει μέρος στο τουρνουά και η διαδικασία συνεχίζει έως ότου να συμπληρώσουμε τα  $N$  άτομα της ομάδας. Εναλλακτικά μπορούμε να επιλογή ρουλέτα για να συμπληρώσουμε την ομάδα (Wetzel ranking). Για κάθε μέλος της ομάδας αυτής έπειτα υπολογίζεται η τιμή της συνάρτησης κόστους και το χρωμόσωμα με τη μεγαλύτερη τιμή κερδίζει το τουρνουά και γίνεται ο επίλεκτος. Τα υπόλοιπα μέλη της ομάδας επιστρέφουν στον αρχικό πληθυσμό και η διαδικασία επαναλαμβάνεται. Η πιο συνηθισμένη μορφή τουρνουά είναι αυτή όπου το  $N$  είναι ίσο με δύο δηλαδή η κάθε ομάδα αποτελείται από δύο χρωμοσώματα. Η μέθοδος χρησιμοποιεί την επιλογή με αντικατάσταση ώστε τα άτομα να παίζουν περισσότερες από μία φορές το ρόλο του γονέα. Κάτι τέτοιο συμβαίνει πολύ συχνά όταν ο πληθυσμός συγκλίνει στη βέλτιστη λύση. Τα πλεονεκτήματα αυτής της μεθόδου είναι ότι παρουσιάζει καλύτερη σύγκλιση σε μία λύση στα πρώτα στάδια του αλγόριθμου και είναι γενικότερα πιο γρήγορη.
  - **Τον Ελιτισμό (Elitism)** ο οποίος ανήκει στη κατηγορία των μεθόδων επιλογής που αναγκάζουν τον γενετικό αλγόριθμο να κρατάει έναν αριθμό των καλύτερων ατόμων της κάθε γενιάς. Τα άτομα αυτά μπορεί να καταστραφούν με τη μετάλλαξη και τη διασταύρωση αν επιλεγούν για αναπαραγωγή ή να χαθούν αν δεν επιλεγούν καθόλου, για αυτό και ο αλγόριθμος τα μεταφέρει αυτούσια στην επόμενη γενιά.
  - **Την επιλογή βαθμονόμησης (rank selection)** όπου η εισαγωγή της μεθόδου αυτής έγινε με σκοπό την αποτροπή του φαινομένου της πρώιμης σύγκλισης. Η

μέθοδος αυτή μειώνει την πίεση της επιλογής όταν η διασπορά των τιμών της συνάρτησης κόστους είναι μεγάλη και την αυξάνει σε αντίθετη περίπτωση. Σύμφωνα με τον Baker(1985) τα άτομα του πληθυσμού βαθμολογούνται σε αναλογία με τη τιμή της συνάρτησης κόστους. Εάν ο πληθυσμός αποτελείται από  $N$  άτομα, το λιγότερο κατάλληλο θα βαθμολογηθεί με 1 ενώ το καλύτερο με  $N$ . Ο χρήστης επιλέγει την μέγιστη (Max) αναμενόμενη τιμή του καλύτερου χρωμοσώματος της κάθε γενιάς, με βαθμό  $N$ , όπου  $Max \geq 0$ .

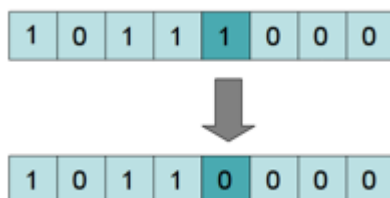
### 3.1.2 Τελεστής μετάλλαξης

Ο τελεστής της μετάλλαξης εφαρμόζεται με μια πιθανότητα μετάλλαξης. Η πιθανότητα μετάλλαξης υποδεικνύει πόσο συχνά θα μεταλλαχθούν τα γονίδια ενός χρωμοσώματος. Εάν δεν υπάρχει καθόλου μετάλλαξη, οι απόγονοι θα παραχθούν αμέσως μετά τη διασταύρωση ή θα αντιγραφούν κατευθείαν χωρίς καμία αλλαγή. Εάν εφαρμοστεί μετάλλαξη, ένα ή περισσότερα γονίδια του χρωμοσώματος θα αλλάξουν. Εάν η πιθανότητα μετάλλαξης είναι 1, τότε όλα τα γονίδια του χρωμοσώματος θα μεταλλαχθούν, ενώ εάν είναι 0, κανένα γονίδιο δεν θα μεταλλαχθεί.

Η μετάλλαξη λαμβάνει χώρα μετά τη διασταύρωση και όπως συμβαίνει και στους φυσικούς οργανισμούς πραγματοποιείται αραιά γιατί σε διαφορετική περίπτωση ο αλγόριθμος εκφυλίζεται σε εντελώς τυχαία αναζήτηση. Όταν συμβαίνει, εξασφαλίζει ότι κανένα σημείο του χώρου αναζήτησης δεν αποκλείεται από την διαδικασία αναζήτησης και διορθώνει τυχόν απώλεια γενετικών πληροφοριών στο στάδιο της επιλογής και διασταύρωσης. Υπάρχουν αρκετές μέθοδοι μετάλλαξης. Δύο από αυτές είναι οι ακόλουθες:

- **Μετάλλαξη ενός σημείου:** Απλή αντιστροφή ενός τυχαίου δυαδικού ψηφίου του γονέα, από 0 σε 1 ή το αντίστροφο και δημιουργία ενός παιδιού. Η επιλογή γίνεται τυχαία με μια μικρή προκαθορισμένη πιθανότητα την λεγόμενη πιθανότητα μετάλλαξης.
- **Μετάλλαξη πολλών σημείων:** Παρόμοια φιλοσοφία με την μετάλλαξη ενός σημείου με τη διαφορά ότι επιλέγονται πάνω από σημεία μετάλλαξης για έναν γονέα.

Για παράδειγμα στη μετάλλαξη ενός σημείου, εάν στην συμβολοσειρά 10111000 γίνει μετάλλαξη στο πέμπτο δυαδικό ψηφίο της θα γίνει 10110000. Η μετάλλαξη μπορεί να συμβεί σε οποιαδήποτε θέση μιας συμβολοσειράς με κάποια πιθανότητα, συνήθως πολύ μικρή όσον αφορά τους ΓΑ (π.χ. 0.001)



Απαιτείται προσοχή στην επιλογή της τιμής της πιθανότητας μετάλλαξης, αφού αν είναι μεγάλη τα χρωμοσώματα δεν θα μπορούν να διατηρήσουν τα καλά δομικά στοιχεία τους, με κίνδυνο ο ΓΑ να μετατραπεί σε αλγόριθμο τυχαίας αναζήτησης και να μη συγκλίνει σε κανένα ακρότατο. Η τιμή που της ανατίθεται συνήθως είναι σχετικά χαμηλή. Σε περίπτωση άλλων αναπαραστάσεων πολλές φορές είναι αρκετά μεγαλύτερη.

Είναι σημαντικό να σημειώσουμε ότι στους ΓΑ η έμφαση δίνεται στον τελεστή ανασυνδυασμού και όχι στον τελεστή μετάλλαξης. Όπως ήδη ειπώθηκε η πιθανότητα μετάλλαξης (δηλ. αντιστροφής) των δυαδικών ψηφίων είναι πολύ μικρή και συχνά θεωρείται τελεστής που λειτουργεί στο παρασκήνιο. Ο ανασυνδυασμός, από την άλλη, θεωρείται ως ο κύριος τελεστής διερεύνησης.

Ένας απλός ΓΑ ο οποίος αποφέρει καλά αποτελέσματα σε πολλά πρακτικά προβλήματα,

στηρίζεται σε τρεις τελεστές:

- *Επιλογή,*
- *Διασταύρωση (Ανασυνδυασμός), και*
- *Μετάλλαξη.*

Η αναπαραγωγή είναι μια διαδικασία κατά την οποία ξεχωριστές συμβολοσειρές (άτομα) επιλέγονται σύμφωνα με τις τιμές ποιότητας που τους έχει ανατεθεί από την συνάρτησης ποιότητας  $f$  (οι βιολόγοι καλούν αυτή τη συνάρτηση, συνάρτηση

προσαρμογής- καταλληλότητας). Μπορούμε να σκεφτόμαστε τη συνάρτηση ποιότητας  $f$  ως κάποιο μέσο μέτρησης του κέρδους, της χρησιμότητας της ποιότητας ή της καταλληλότητας που επιθυμούμε να βελτιστοποιήσουμε. Η επιλογή συμβολοσειρών ανάλογα με τις τιμές ποιότητάς τους σημαίνει ότι, σειρές με μια υψηλότερη τιμή έχουν και υψηλότερη πιθανότητα συνεισφοράς ενός ή περισσοτέρων απογόνων στην επόμενη γενιά. Αυτός ο χειρισμός, φυσικά, είναι μία τεχνητή έκδοση της φυσικής επιλογής, θα λέγαμε μία Δαρβινική επιβίωση του βέλτιστου ανάμεσα σε σειρές πλασμάτων. Σε φυσικούς πληθυσμούς η ποιότητα καθορίζεται από την ικανότητα ενός πλάσματος να επιβιώνει από αρπαγές, λοιμούς και άλλα εμπόδια στο δρόμο προς την ενηλικίωση και τη μεταγενέστερη αναπαραγωγή. Μέσα στο ακλόνητα τεχνητό μας πλαίσιο, η συνάρτηση ποιότητας είναι ο τελικός ρυθμιστής της ζωής ή του θανάτου των συμβολοσειρών-πλασμάτων.

### 3.2 Παράμετροι Γενετικών αλγορίθμων

Η **πιθανότητα διασταύρωσης ( $p_c$ )** καθορίζει τη συχνότητα της διασταύρωσης, δηλαδή πόσα μέλη του πληθυσμού που επεξεργάζεται ο ΓΑ θα διασταυρωθούν. Η πιθανότητα αυτή ποικίλει ανάλογα με το είδος του προβλήματος. Πιθανότητα διασταύρωσης ίση με 1 σημαίνει όλα τα μέλη του πληθυσμού θα διασταυρωθούν μεταξύ τους, ενώ αν είναι 0, τότε οι απόγονοι θα είναι πιστά αντίγραφα των γονέων εκτός αν συμβούν αλλαγές στη φάση της μετάλλαξης. Η πιθανότητα μετάλλαξης ( $p_m$ ) καθορίζει το πόσο συχνά τα γονίδια των χρωμοσωμάτων θα αλλάζουν κατάσταση (από 0 σε 1 ή το αντίστροφο).

Η **τιμή της πιθανότητας μετάλλαξης** θα πρέπει να είναι  $1/n$  όπου  $n$  ο αριθμός των μεταβλητών παραμέτρων του υποεξέτασης προβλήματος. Σε γενικές γραμμές το ποσοστό της μετάλλαξης θα πρέπει να είναι χαμηλό, αλλιώς ο αλγόριθμος εγκλωβίζεται σε ένα βρόγχο τυχαίας αναζήτησης. Διάφορες μελέτες έχουν γίνει για τη σωστή προσέγγιση του ποσοστού της μετάλλαξης. Ο Holland υποστήριξε ότι η μετάλλαξη είναι δευτερογενής τελεστής ενώ ο Goldberg προτείνει να αντιστρέφεται ένα στα χίλια δυαδικά ψηφία κατά μέσο όρο σε κάθε επανάληψη. Η μετάλλαξη αντιμετωπίζει τα δυαδικά ψηφία όλων των μελών του πληθυσμού σαν μια ενωμένη συμβολοσειρά και η αναφορά του Goldberg μιλάει για το σύνολο των δυαδικών ψηφίων του πληθυσμού.

**Το μέγεθος του πληθυσμού** δηλώνει τον αριθμό των υποψηφίων λύσεων κάθε γενιάς. Ο καθορισμός του μεγέθους αυτού είναι συνάρτηση του είδους του προβλήματος που θα επιλυθεί και των διαθέσιμων υπολογιστικών πόρων. Το μέγεθος του πληθυσμού είναι κρίσιμο για την εύρεση της βέλτιστης λύσης. Οι μικροί πληθυσμοί συγκλίνουν πιο γρήγορα σε τοπικά βέλτιστα αλλά εγκλωβίζονται σε αυτά, ενώ οι μεγάλοι πληθυσμοί είναι πολύ πιθανόν να μην εγκλωβίσουν τον αλγόριθμο σε τοπικό βέλτιστο αλλά θέλουν περισσότερο υπολογιστικό χρόνο και πόρους για την εξεύρεση της λύσης.

**Ποσοστό μετανάστευσης** δηλώνει πόσα χρωμοσώματα από τον πληθυσμό θα περάσουν στην επόμενη γενιά.

## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

### 4.1 Συνδυασμός Εξελικτικών Αλγορίθμων και Νευρωνικών Δικτύων

Τα Νευρωνικά Δίκτυα και οι Εξελικτικοί Αλγόριθμοι εμφανίζουν πολλά σημεία αλληλεπίδρασης. Ο συνδυασμός αυτών των δύο μας οδηγεί σε αλγόριθμους πιο αποτελεσματικούς και ακριβείς. Μπορούμε, είτε να χρησιμοποιήσουμε εξελικτικούς αλγόριθμους, για να εξελίξουμε τα συνδετικά βάρη ή τη συνάρτηση μεταφοράς, για να οδηγηθούμε σε καλύτερο αποτέλεσμα από το νευρωνικό δίκτυο, είτε να χρησιμοποιήσουμε το νευρωνικό δίκτυο ως συνάρτηση αξιολόγησης ενός χρωμοσώματος.

Κύριες προκλήσεις στην εφαρμογή των ΓΑ σε αυτό το πρόβλημα αποτελούν η επιλογή του τρόπου κωδικοποίησης των πιθανών λύσεων ο ορισμός των γενετικών τελεστών της διασταύρωσης και της μετάλλαξης καθώς και ο τρόπος αξιολόγησης της κάθε πιθανής λύσης του πληθυσμού . Οι δημοφιλέστερες παραλλαγές παρουσιάζονται παρακάτω:

#### 4.1.1 Κωδικοποίηση με βάση τους κόμβους:

Η κωδικοποίηση αυτής της μορφής είναι κομβοκεντρική . Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι περιλαμβάνει όλες τις απαραίτητες πληροφορίες οι οποίες αφορούν ένα νευρώνα , όπως ο αριθμός του κόμβου , το επίπεδο στο οποίο βρίσκεται , οι νευρώνες με τους οποίους συνδέεται , τα βάρη των συνδέσεων κ.α. Κάνοντας χρήση αυτής της κωδικοποίησης , ο ΓΑ είναι πλέον σε θέση εκτός από τα βάρη των συνδέσεων να μεταβάλλει πλέον πλήρως και την αρχιτεκτονική του ΤΝΔ . Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα κωδικοποίησης με βάση τους κόμβους είναι η κωδικοποίηση που πρότειναν οι Schiffmann , Joost και Werner ( Schiffmann 1991 , 1992 , 1993 ) . Τα γονίδια τα οποία αποτελούν την κωδικοποιημένη συμβολοσειρά είναι ακέραιοι αριθμοί , οι οποίοι αντιστοιχούν στα αναγνωριστικά των νευρώνων του ΤΝΔ . Μπροστά από κάθε αναγνωριστικό υπάρχει μία λίστα με τα αναγνωριστικά των νευρώνων που παρέχουν είσοδο στον τρέχων νευρώνα . Αν επιθυμούμε να αποθηκεύεται και το βάρος της σύνδεσης , δίπλα από κάθε αναγνωριστικό ενός νευρώνα που δίνει είσοδο στον τρέχων νευρώνα , μπορούμε να αποθηκεύουμε και την τιμή του βάρους .

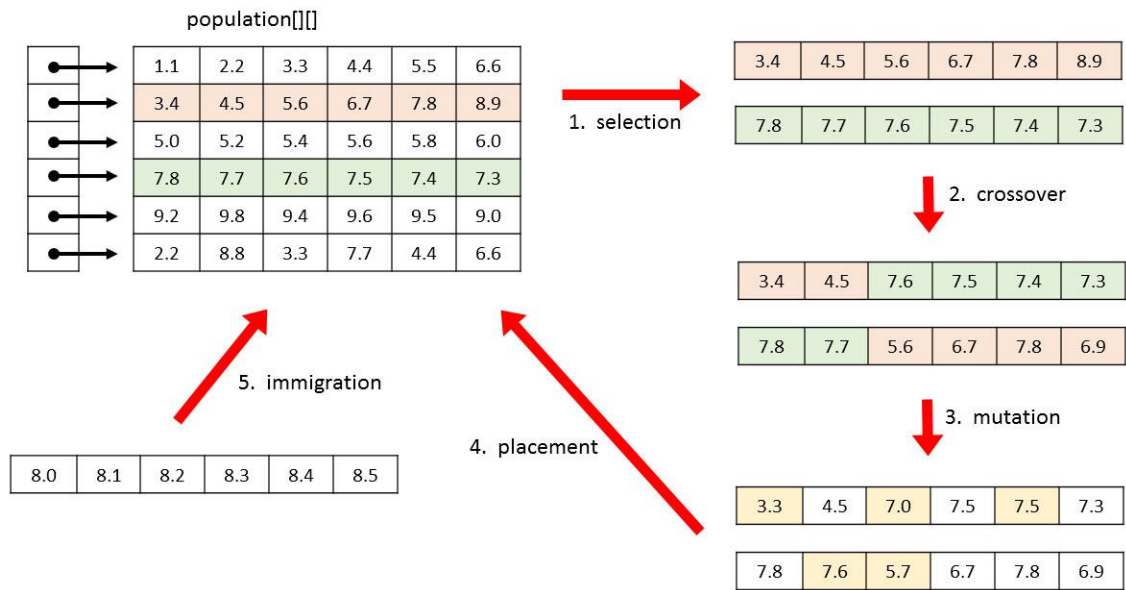
Αντίθετα , αν επιθυμούμε να επικεντρωθούμε μόνο στην αρχιτεκτονική του ΤΝΔ , η κωδικοποιημένη συμβολοσειρά αποτελείται μόνο από τα αναγνωριστικά των νευρώνων.

#### 4.1.2 Κωδικοποίηση με βάση τις συνδέσεις

Η κωδικοποίηση με βάση τις συνδέσεις αποτελεί τον πλέον απλούστερο τρόπο κωδικοποίησης . Η κωδικοποίηση αυτή μπορεί να εφαρμοστεί μόνο στην περίπτωση όπου η αρχιτεκτονική του ΤΝΔ είναι εξ' αρχής προσδιορισμένη και επιδέχεται μικρές ή καθόλου αλλαγές . Αν υποθέσουμε ότι το ΤΝΔ συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής αποτελείται από  $n$  στον αριθμό συνδέσεις , όπου η τιμή της κάθε σύνδεσης κωδικοποιείται από  $m$  στον αριθμό bits , τότε μπορούμε να κωδικοποιήσουμε όλα τα βάρη του δικτύου ως μία δυαδική συμβολοσειρά μήκους  $n*m$  bits . Με την κωδικοποίηση αυτή , οι κλασικοί δυαδικοί τελεστές της διασταύρωσης και της μετάλλαξης μπορούν να εφαρμοστούν χωρίς καμία παραλλαγή. Μία διαφορετική προσέγγιση προτάθηκε από τον Montana ( Montana 1989 ) . Ο Montana υπέθεσε ότι η δυαδική κωδικοποίηση σε ΤΝΔ με πολλές συνδέσεις δημιουργεί δυαδικές συμβολοσειρές αρκετά μεγάλου μήκους με αποτέλεσμα την μη αποδοτική χρονικά εφαρμογή των γενετικών τελεστών . Για τον λόγο αυτό πρότεινε την κωδικοποίηση των βαρών του ΤΝΔ με την χρήση πραγματικών αριθμών . Όπως είναι φυσικό , η προσέγγιση αυτή μειώνει κατά πολύ το μήκος της κωδικοποίησης των πιθανών λύσεων . Επίσης δίνει την δυνατότητα επιλογής οποιασδήποτε ακρίβειας στο δεκαδικό μέρος , αφού τυχόν αύξηση των δεκαδικών ψηφίων στην περίπτωση της δυαδικής κωδικοποίησης θα είχε ως αποτέλεσμα την αύξηση του μήκους της δυαδικής συμβολοσειράς . Το κύριο μειονέκτημά της προσέγγισης είναι η μη δυνατότητα άμεσης εφαρμογής των δυαδικών τελεστών της διασταύρωσης και της μετάλλαξης . Για τον λόγο αυτό έπρεπε να οριστούν ( Montana 1989 ) εκ νέου οι τελεστές της διασταύρωσης και της μετάλλαξης , αυξάνοντας χρονικά την απόδοσή τους , καθώς η δυαδική έκδοση των τελεστών αυτών είναι προτιμότερη .

Στην παρούσα εργασία έχει υιοθετηθεί η κωδικοποίηση με βάση τις συνδέσεις με την χρήση πραγματικών αριθμών αντί για δυαδική συμβολοσειρά.

Παρακάτω παρουσιάζεται η κωδικοποίηση των πιθανών λύσεων





## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

### 5.1 Υλοποίηση Συστήματος

Ο αλγόριθμος υλοποιήθηκε σε Python version 3.4.1. Η Python είναι μια γλώσσα προγραμματισμού υψηλού επιπέδου. Ο κύριος στόχος της είναι η αναγνωσιμότητα του κώδικά της και η ευκολία χρήσης της και το συντακτικό της επιτρέπει στους προγραμματιστές να εκφράσουν έννοιες σε λιγότερες γραμμές κώδικα απ' ότι θα ήταν δυνατόν σε άλλες γλώσσες.

Ο αλγόριθμος υλοποιήθηκες ώστε να μπορούμε να προσθέσουμε χαρακτηριστικά, χωρίς να χρειάζεται να γραφτεί από την αρχή. Γι αυτό το λόγο, δημιουργήθηκαν αυτόνομες οντότητες με συγκεκριμένες λειτουργίες. Επίσης, έγινε προσπάθεια ο κώδικας να είναι όσο το δυνατόν βέλτιστος και εύκολα κατανοητός.

Το Νευρωνικό Δίκτυο αποτελείται από 4 εισόδους, 1 κρυφό στρώμα και 1 έξοδο.

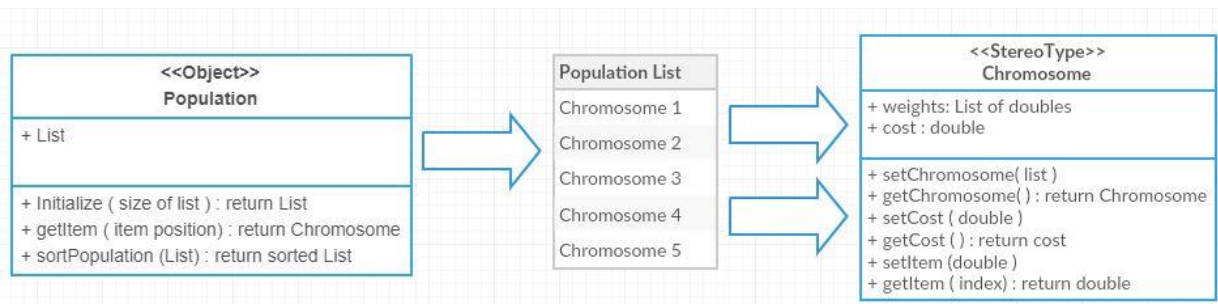
Οι τελεστές διασταύρωσης και μετάλλαξης του Γενετικού Αλγορίθμου είναι ενός σημείου και ο τρόπος επιλογής των γονέων γίνεται είτε με μεροληπτική ρουλέτα (**Roulette Wheel Selection**) είτε με επιλογή διαγωνισμού (**Tournament Selection**).

Παρακάτω, ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή της υλοποίησης του αλγορίθμου.

#### Αναπαράσταση λύσης

Ο πληθυσμός είναι ένα αντικείμενο τύπου Population. Το κάθε στοιχείο του πίνακα είναι ένα αντικείμενο τύπου Chromosome το οποίο περιέχει ένα διάνυσμα από βάρη και το κόστος.

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζονται οι οντότητες Population και Chromosome όπως και η μεταξύ του σχέση.



#### Συνοπτική περιγραφή του Αλγορίθμου

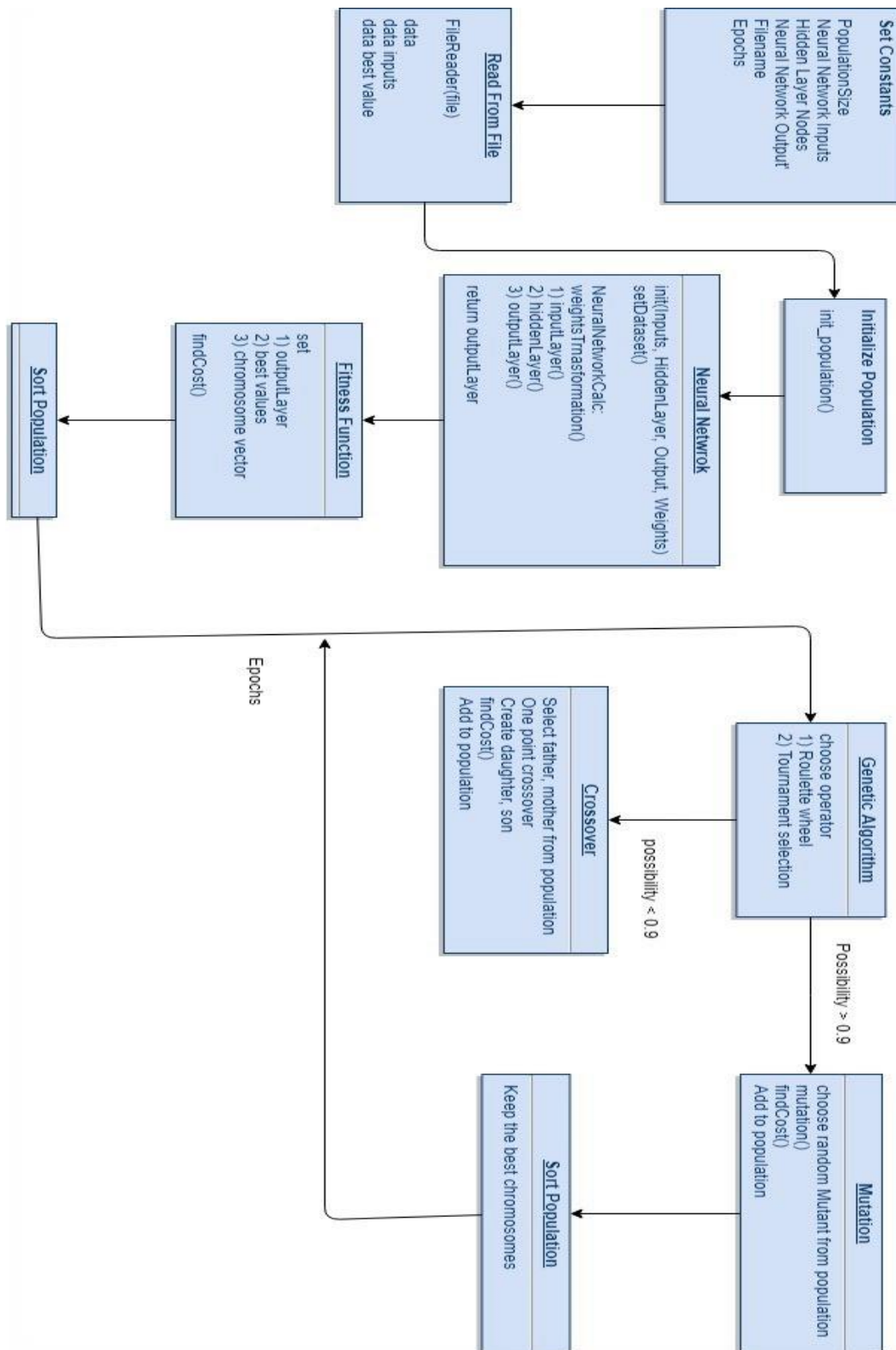
Ο αλγόριθμος χωρίζεται στα εξής μέρη:

- Την ανάγνωση των αρχείων με τα δεδομένα των αναπνευστικών ήχων όπως επίσης και παραμέτρων απαραίτητων για τους υπολογισμούς του συστήματος.
- Το Νευρωνικό Δίκτυο και τη Συνάρτηση Βελτιστοποίησης. Ως Συνάρτηση Βελτιστοποίησης, ορίζεται η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (root mean squared error):

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_k (x_{WTST/WTNST}(k) - \hat{x}_{ST/NST}(k))^2}{k - 1}}$$

- Τον Γενετικό Αλγόριθμο και τις λειτουργίες του.

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζονται οι κλάσεις και η ροή του συστήματος



Βήμα 1: Ορίζονται οι σταθερές του συστήματος

POPULATION\_SIZE: Το μέγεθος του πληθυσμού

INPUTS = Ο αριθμός των εισόδων του Νευρωνικού Δικτύου

HIDDEN\_LAYER\_NODES = Ο αριθμός του κρυφού στρώματος του Νευρωνικού Δικτύου

OUTPUT = Ο αριθμός των εξόδων του Νευρωνικού Δικτύου  
FILE = Το όνομα του αρχείου που περιέχει τα δεδομένα των αναπνευστικών ήχων  
SELECTION\_METHOD = Τρόπος επιλογής γονέων. 0 για Roulette Wheel Selection και 1 για Tournament Selection  
EPOCHS = Το πλήθος των επαναλήψεων μέχρι να τερματίσει ο αλγόριθμος

Βήμα 2: Το σύστημα φορτώνει τα δεδομένα από το αρχείο και τα αποθηκεύει σε πίνακες

Βήμα 3: Αρχικοποιείται ο πληθυσμός με τυχαίο τρόπο

Βήμα 4: Για κάθε χρωμόσωμα του πληθυσμού, καλείται το Νευρωνικό Δίκτυο με εισόδους (INPUTS, HIDDEN\_LAYER\_NODES, OUTPUT, Chromosome)

Βήμα 5: Για κάθε χρωμόσωμα καλείται η συνάρτηση βελτιστοποίησης με εισόδους (neural output, best values from data, chromosome). Η έξοδος της συνάρτησης αποτελεί το κόστος του κάθε χρωμοσώματος το οποίο και αποθηκεύεται.

Βήμα 6: Μόλις ολοκληρωθούν οι υπολογισμοί τότε ταξινομούνται τα χρωμοσώματα με βάση το κόστος του καθενός. Στην πρώτη θέση του πληθυσμού μπαίνει το χρωμόσωμα με το μικρότερο κόστος.

Βήμα 7: Καλείται ο Γενετικός Αλγόριθμος και ξεκινάει η διαδικασία επιλογής γονέων.

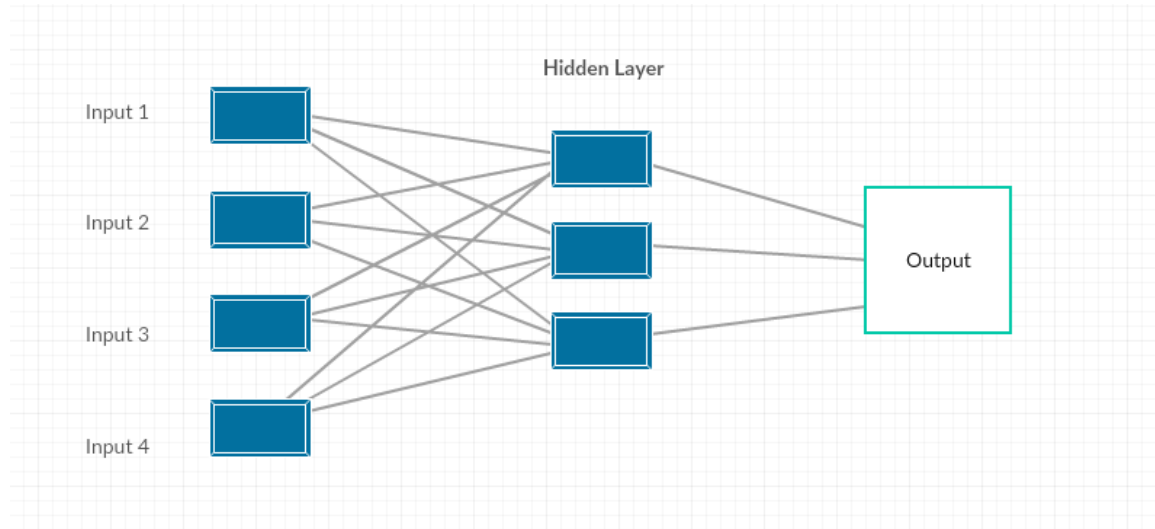
Βήμα 8: Καλείται η μέθοδος διασταύρωσης ή μετάλλαξης με είσοδο τα χρωμοσώματα που έχουν επιλεγεί από την προηγούμενη διαδικασία

Βήμα 9: Καλείται ξανά το Νευρωνικό Δίκτυο και η Συνάρτηση Βελτιστοποίησης για να βρεθεί το κόστος των καινούριων μελών του πληθυσμού.

Βήμα 10: Ταξινομείται ο πληθυσμός και κρατούνται τα καλύτερα μέλη

Βήμα 11: Ο αλγόριθμος ξαναπάει στο βήμα 7 και συνεχίζει τη διαδικασία μέχρι να ολοκληρώσει το πλήθος των επαναλήψεων που έχει οριστεί στην αρχή.

## Τοπολογία Νευρωνικού Δικτύου



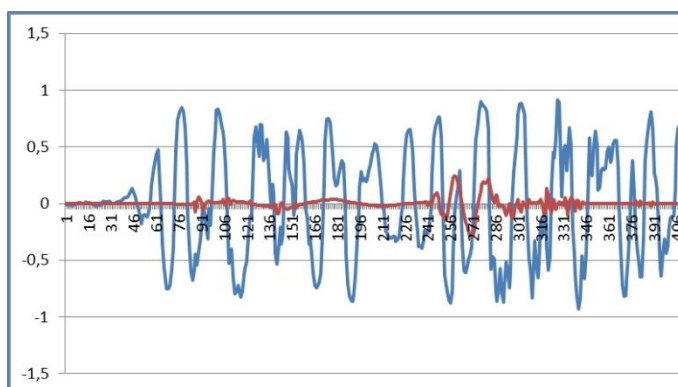
## ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

### 6.1 Αποτελέσματα Υλοποίησης και Συμπεράσματα

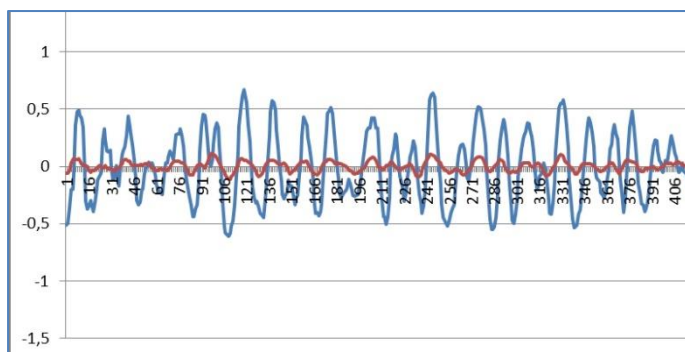
Παρακάτω παρουσιάζεται ένα τμήμα των αποτελεσμάτων του συστήματος για κάθε μοντέλο διαχωρισμού ήχου. Με κόκκινο απεικονίζεται η έξοδος του κάθε φίλτρου, ενώ με γαλάζιο η έξοδος του συστήματος. Τα αποτελέσματα έχουν παραχθεί με 2 τρόπους επιλογής γονέων (Roulette Wheel και Tournament Selection) του γενετικού αλγορίθμου.

#### Για Roulette Wheel Selection

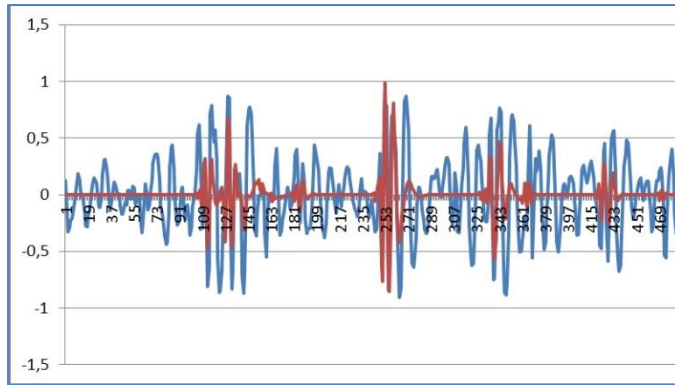
##### CCNST



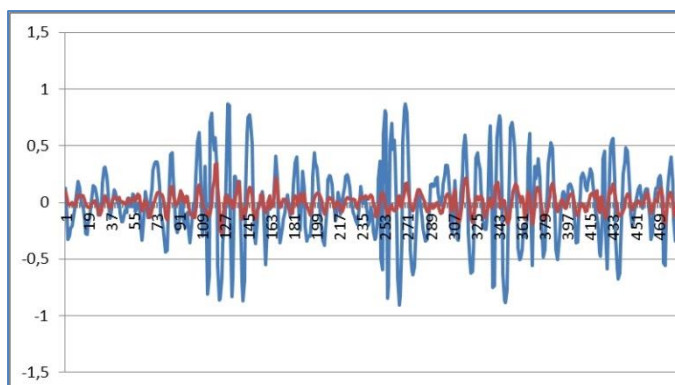
##### CCSTA



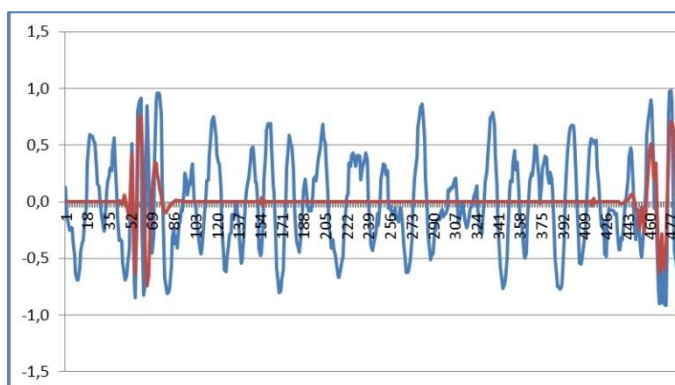
##### FCNST



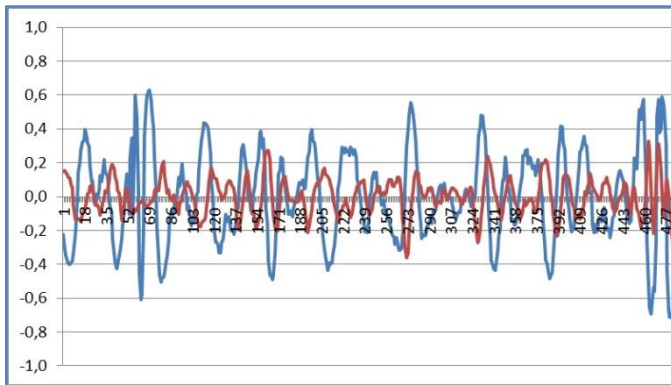
### FCSTA



### SQNST

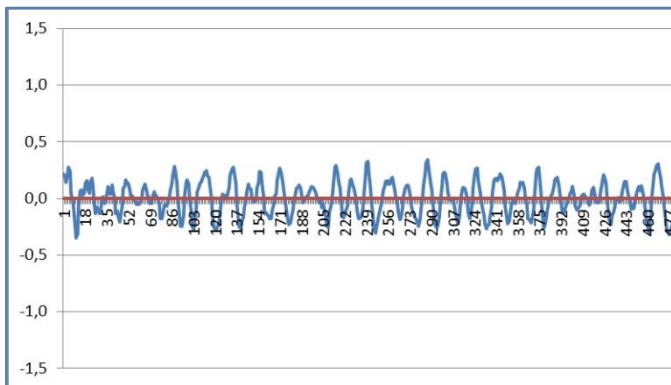


### SQSTA

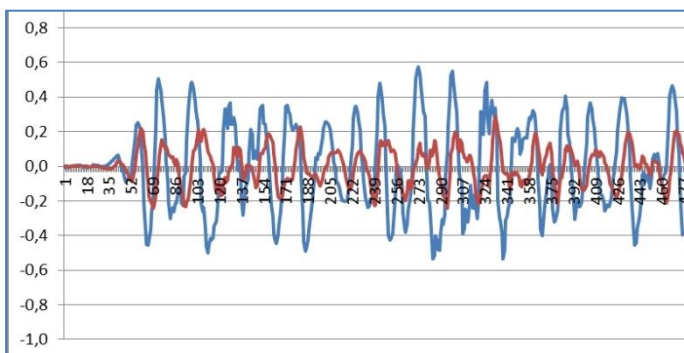


### Για Tournament Selection

### CCNST

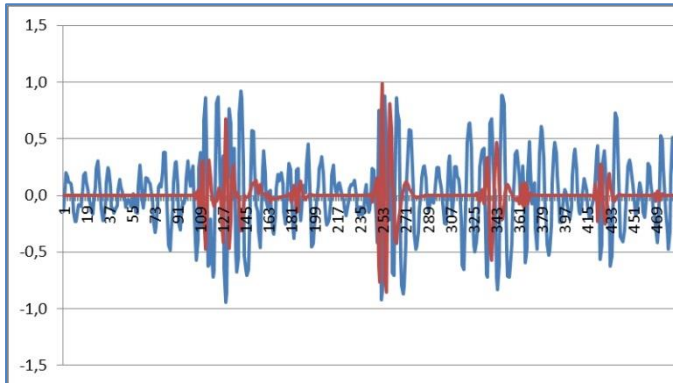


### CCSTA

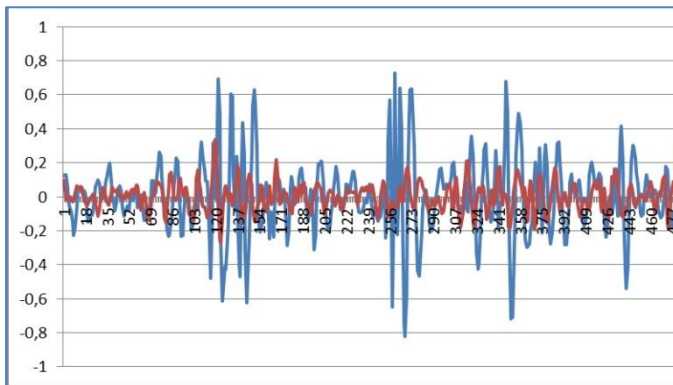




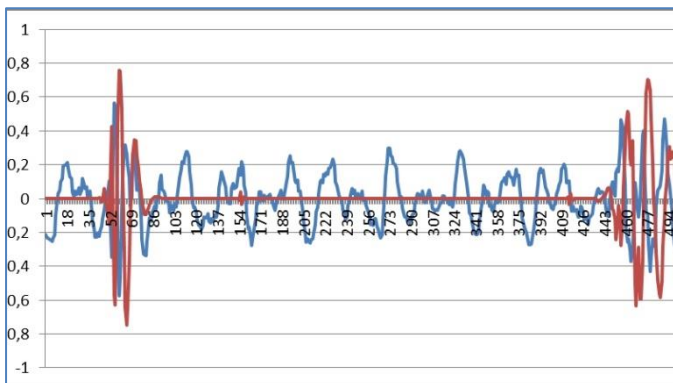
### FCNST



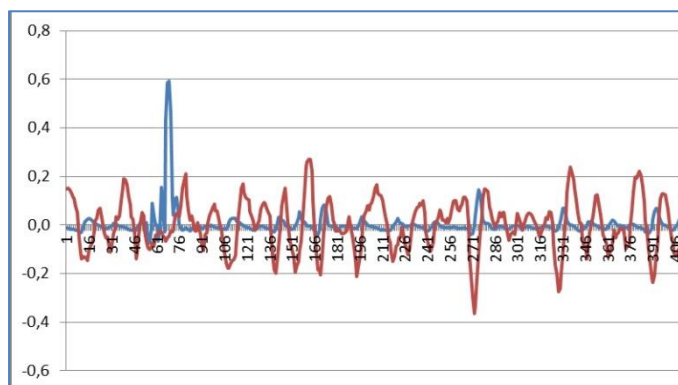
### FCSTA



### SQNST



## SQSTA



Παρατηρώντας τα διαγράμματα των αποτελεσμάτων, διαπιστώνουμε ότι το δίκτυο δεν επαρκεί για το διαχωρισμό των στάσιμων και μη στάσιμων σημάτων. Η αδυναμία του δικτύου να παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα, είναι αναμενόμενη μιας και το δίκτυο έχει αρκετά απλή δομή και οι μονάδες επεξεργασίας των δεδομένων είναι λίγες. Η προσπάθεια υπέρβασης των ορίων που θέτει η αδυναμία του συστήματος που βασίζεται σε απλούς γραμμικούς νευρώνες στην αντιμετώπιση μη-γραμμικών προβλημάτων, είναι η ανάπτυξη ενός νευρωνικού δικτύου γνωστού και ως, πολυστρωματικός (multilayer) perceptron.

Κύρια χαρακτηριστικά του πολυστρωματικού (multilayer) perceptron αποτελούν:

- Το μοντέλο κάθε νευρώνα του δικτύου περιλαμβάνει μια μη-γραμμική διαφορίσιμη συνάρτηση ενεργοποίησης.
- Το δίκτυο περιέχει ένα ή περισσότερα επίπεδα που είναι κρυφά από τους κόμβους εισόδου και εξόδου.
- Το δίκτυο παρουσιάζει υψηλό βαθμό συνδεσιμότητας, η έκταση της οποίας προσδιορίζεται από τα συναπτικά βάρη του δικτύου.

Τα χαρακτηριστικά αυτά δίνουν τη δυνατότητα προσέγγισης λύσεων σε μη-γραμμικά προβλήματα, τα ίδια όμως είναι υπεύθυνα για το έλλειμμα γνώσης της συμπεριφοράς του δικτύου. Η παρουσία μιας κατανεμημένης φόρμας μη-γραμμικότητας και η υψηλή συνδεσιμότητα του δικτύου γεννά δυσκολίες στην θεωρητική ανάλυση του πολυστρωματικού (multilayer) perceptron, ενώ η χρήση κρυφών δικτύων κάνει την οπτικοποίηση της διαδικασίας μάθησης δυσκολότερη. Υποδηλώνεται έτσι ότι η διαδικασία μάθησης είναι αυτή που θα καθορίσει ποια στοιχεία από το πρότυπο εισόδου πρέπει να παριστάνονται από τους κρυφούς νευρώνες. Επομένως, η

διαδικασία εκμάθησης καθίσταται δυσκολότερη καθώς η αναζήτηση διεξάγεται σε πολύ μεγαλύτερο χώρο πιθανών λειτουργιών και πρέπει να γίνει επιλογή μεταξύ εναλλακτικών παραστάσεων του προτύπου εισόδου.

Δημοφιλής μέθοδος εκπαίδευσης του πολυστρωματικού (multilayer) perceptron αποτελεί ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης (back-propagation). Η εκπαίδευση πραγματοποιείται σε δύο φάσεις:

- Στην πρόσθια φάση τα συναπτικά βάρη είναι σταθερά και το σήμα εισόδου διαδίδεται διά μέσου του δικτύου, στρώμα το στρώμα έως ότου φτάσει στο επίπεδο εξόδου. Έτσι, σε αυτή τη φάση, οι αλλαγές περιορίζονται στα δυναμικά ενεργοποίησης και τις εξόδους των νευρώνων στο δίκτυο.
- Στην οπίσθια φάση, παράγεται ένα σήμα σφάλματος συγκρίνοντας την έξοδο του δικτύου με την επιθυμητή απόκριση. Το προκύπτον σήμα σφάλματος διαδίδεται μέσω του δικτύου, και πάλι στρώμα το στρώμα, αλλά αυτή τη φορά η διάδοση πραγματοποιείται προς τα πίσω. Σε αυτή τη δεύτερη φάση, γίνονται διαδοχικές προσαρμογές στα συναπτικά βάρη του δικτύου. Ο υπολογισμός των προσαρμογών για το στρώμα εξόδου είναι απλός, αλλά είναι πολύ πιο δύσκολο για τα κρυμμένα στρώματα.

Το ποσό της υπολογιστικής ισχύος που απαιτείται για ένα Νευρικό Δίκτυο εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το μέγεθος των δεδομένων και από το πόσο βαθιά και πολύπλοκο είναι το δίκτυο αυτό. Για παράδειγμα, ένα νευρωνικό δίκτυο με ένα στρώμα και λίγους νευρώνες θα είναι πολύ πιο γρήγορο σε σχέση με ένα πολυστρωματικό ή πολύπλοκο δίκτυο. Μπορεί λοιπόν, τέτοιου τύπου δίκτυα να εκπαιδεύονται αποτελεσματικότερα και να δίνουν πολύ καλύτερες λύσεις, παρ' όλα αυτά, σε πολλές περιπτώσεις η πολυπλοκότητά τους γίνεται απαγορευτική για την αποτελεσματικότητά.

## **ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ**

1. A. Cohen, "Signal processing methods for upper airway and pulmonary dysfunction diagnosis," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, pp. 72-75, 1990.
2. R. Loudon and R.L. Murphy, Jr., "Lung Sounds," *Amer. Rev. Respir. Dis.*, vol. 130, pp. 663-673, 1984.
3. S. Lehrer, *Understanding Lung Sounds*. Philadelphia, PA: Saunders, 1993, workbook.
4. Λ.Ι. Χατζηλεοντιάδης, Ανάλυση και επεξεργασία των αναπνευστικών ήχων με τη χρήση της στατιστικής - φάσματος ανώτερης τάξης και του μετασχηματισμού κυματιδίων, Διδακτορική διατριβή, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο, Θεσσαλονίκη 1997.
5. M. Ono, et al., "Separation of fine crackles from vesicular sounds by a nonlinear digital filter," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 36, no. 2, pp. 286-291, 1989.
6. R.L. Murphy, Jr., S.K. Holford, and W.C. Knowler, "Visual lung sound characterization by time-expanded waveform analysis," *New England Journal of Medicine*, vol. 296, pp. 968-971, 1977.
7. L.J. Hadjileontiadis and S.M. Panas, "Nonlinear Separation of Crackles and Squawks from Vesicular Sounds using Third-Order Statistics," *Proceedings of the 18th International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society-EMBS'96*, cd-rom index 522, 1996.
8. L.J. Hadjileontiadis and S.M. Panas, "Separation of Discontinuous Adventitious Sounds from Vesicular Sounds Using a Wavelet-Based Filter," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 12, pp. 1269-1281, 1997.
9. Y.A. Toliás, L.J. Hadjileontiadis, and S.M. Panas, "A Fuzzy Rule-Based System for Real-Time Separation of Crackles from Vesicular Sounds," *Proceedings of the 19th International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society-EMBS'97*, pp. 1115-1118, 1997.
10. Π. Μαστοροκόωστας, Ανάπτυξη μεθόδων ασαφούς μοντελοποίησης και εφαρμογή σε πραγματικά προβλήματα αναγνώρισης μη γραμμικών συστημάτων, Διδακτορική διατριβή, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο, Θεσσαλονίκη 1999.
11. Αργυράκης Πάνος, *Νευρωνικά Δίκτυα και Εφαρμογές*, Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο, 2001
12. Διαμανταράς Κωνσταντίνος, *Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα*, Κλειδάριθμος, 2007
13. Thomas J. Anastasio, *Tutorial on Neural Systems Modeling*, March 2013
14. Βλαχάβας Ιωάννης, Κεφαλάς Πέτρος, Βασιλειάδης Νικόλαος, Κόκκορας Φώτης, Σακελλαρίου Ηλίας, *Τεχνητή Νοημοσύνη, Γ' έκδοση*, Εκδόσεις Β. Γκιούρδας

15. Λυκοθανάσης Σπυρίδων, Μαυρούδη Σεφερίνα, Σκάρλας Λάμπρος, Εισαγωγή στις Ευρετικές Μεθόδους, Πανεπιστημιακές σημειώσεις, Πάτρα Δεκέμβριος 2007
16. Simon Haykin, Νευρωνικά Δίκτυα και Μηχανική Μάθηση, Εκδόσεις Παπασωτηρίου, 2009
17. Γλαρόπουλος Αλέξιος, Εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα, Διπλωματική εργασία. Αθήνα, Ιούλιος 2008
18. Herbert Jaeger, A tutorial on training recurrent neural networks, covering BPPT, RTRL, EKF and the "echo state network" approach, Fraunhofer Institute for Autonomous Intelligent
19. Μάριος Σουσσούνης, Συμβολή στον έλεγχο ανεμογεννητριών μόνιμων μαγνητών με Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Διπλωματική εργασία, Αθήνα, Ιούλιος 2001.
20. [http://www.slideshare.net/Ahmed\\_hashmi/neural-network-its-applications](http://www.slideshare.net/Ahmed_hashmi/neural-network-its-applications).
21. <http://www.alyuda.com/products/forecaster/neural-network-applications.htm>.
22. Mitchell Melanie , An Introduction to Genetic Algorithms , 1999
23. Έλενα Τόπακα , Εφαρμογή γενετικών αλγορίθμων και άλλων μεθόδων επιλογής χαρακτηριστικών για την υποστήριξη λήψης κλινικής απόφασης στη διάγνωση του καρκίνου του τραχήλου της μήτρας, 2016
24. Βελτιστοποίηση Σχεδίασης Ευφυούς Κεραίας Με Τη Χρήση Γενετικών Αλγορίθμων, Γεωργία Ι. Βερυκάκη / Χρυσούλα Α. Παπαγιάννη, 2003
25. Θωμάς Αμοργιανώτης , Χρήση γενετικού αλγορίθμου για τη βελτιστοποίηση δομής, παραμέτρων τεχνητών νευρωνικών δικτύων και εφαρμογή υβριδικής μεθόδου σε προβλήματα στο χώρο της οικονομίας, Διπλωματική εργασία, 2011
26. Νικόλαος – Σπυρίδων Αναστασίου, Χρήση Εξελικτικών Αλγορίθμων για την εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, Διπλωματική εργασία, 2015