



Ακαδημία Εμπορικού Ναυτικού Ασπροπύργου
Σχολή Μηχανικών



Πτυχιακή εργασία
Εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης στην ιατρική

Σπουδαστές: Θειακός Σπυρίδων-Συμέων (AM 9037)
Βαπορίδης Γεώργιος (AM 9018)

Επιβλέπων Καθηγητής: Στέφανος Ι. Καρναβάς, Μαθηματικός (M.Ed.),
Επίκουρος Καθηγητής

Ακαδημαϊκό έτος: 2024–2025

Ημερομηνία ανάθεσης: **15.12.2023**
 Ημερομηνία κατάθεσης: **....09.2024**
 Ημερομηνία εξέτασης: **....10.2024**

A/A	Ονοματεπώνυμο	Χαρακτηρισμός	Υπογραφή
1	Στέφανος Ι. Καρναβάς Μαθηματικός (M.Ed.) Επίκουρος Καθηγητής	Άριστα 10	
2	Τσαγκανός Γεώργιος Αυτοματιστής (M.sc.) ΕΔΙΠ		
3	Πετεινάτος Ηλίας Ηλεκτρονικός (M.sc.) ΕΔΙΠ		
Τελικός χαρακτηρισμός			

Λέξεις κλειδιά

Τεχνητή νοημοσύνη–TN (artificial intelligence–AI), συμβολική TN (symbolic artificial intelligence), υπολογιστική νοημοσύνη (computational intelligence–CI), κλινικά συστήματα υποστήριξης αποφάσεων, DXplain, Germ Watcher, σακχαρώδης διαβήτης, νευρώνες (neurons), χρόνια αποφρακτική πνευμονοπάθεια (ΧΑΠ), επιληψία, ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ), ταξινόμηση καρκινικών όγκων, μηχανική μάθηση, συστήματα παραγωγής, τόνοι S_1 και S_2 , τεχνητά νευρωνικά δίκτυα– ΤΝΔ (artificial neural networks– ANN), γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms), ασαφής λογική (fuzzy logic), αυτοδύναμα ρομπότ, διαγνωστικοί βοηθοί (diagnostic assistant), infoboot, διασυνδεδεμένα συστήματα (connectionist systems), παράλληλα καταναμεμημένα συστήματα (parallel distributed systems), προσαρμοσίμα συστήματα (adaptive systems), αρχιτεκτονική von Neumann, αναγνώριση προτύπων (pattern recognition), οξύ έμφραγμα του μυοκαρδίου (ΟΕΜ), ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ), λογιστική παλινδρόμησης (logistic regression), ευφυής αναζήτηση (intelligence search), βελτιστοποίηση (optimization), μηχανική μάθηση (machine learning), αντικειμενική συνάρτηση ή συνάρτηση καταλληλότητας (objective ή fitness function), μάθηση με επίβλεψη ή εποπτευόμενη μάθηση, μάθηση χωρίς επίβλεψη ή μη εποπτευόμενη μάθηση, συναρτήσεις μεταφοράς (transfer functions), ανταγωνιστική συνάρτηση (competitive transfer function), συνάρτηση Hard limit, συμμετρική συνάρτηση Hard limit (symmetric hard limit function), συνάρτηση Log sigmoid, αντίστροφη συνάρτηση (inverse function), θετικά γραμμική συνάρτηση (positive linear output function), γραμμική συνάρτηση (linear function), συνάρτηση ακτινικής βάσης (Radial Basis Function–RBF), συνάρτηση τριγωνικής βάσης (triangular basis function), κορεσμένη γραμμική συνάρτηση (saturating linear function), συμμετρική κορεσμένη γραμμική συνάρτηση (symmetric saturating linear function), Soft Max συνάρτηση, Hyperbolic tangent sigmoid συνάρτηση,

Περίληψη

«Πεποίθηση μου ότι ένας από τους πιο υποσχόμενους τομείς για την πιο χρήσιμη εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης για τον άνθρωπο, είναι ο τομέας της υγείας. Και στα διαγνωστικά, αλλά και στην ανάπτυξη καινούργιων φαρμάκων.»

-«Δηλαδή τι μπορεί να κάνει η τεχνητή νοημοσύνη σε σχέση με την υγεία;»

«Ο τομέας που χρησιμοποιούμε αυτή τη στιγμή είναι η μηχανική μάθηση, γιατί μαθαίνει μεγάλα δεδομένα. Για παράδειγμα, όπου ήδη τα καταφέρνει καλύτερα από τον άνθρωπο είναι ότι αν δει πάρα πολλές, χιλιάδες εικόνες από ελιές στο πρόσωπο, μαζί με τις σχετικές διαγνώσεις, ποια ελιά είναι απλή και ποια μοιάζει με μελάνωμα, θα μπορεί να διαγνώσει και να δει τι είναι καρκίνος και τι δεν είναι. Με πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια από τον άνθρωπο. Και μπορεί να δράσει επικουρικά, πιάνοντας περιπτώσεις τις οποίες δεν πιάνει ο άνθρωπος. Το ίδιο προσπαθούμε να κάνουμε τώρα στην Ελλάδα με κάποια διαγνωστικά, τα οποία εκτιμούν το ρίσκο από μια διαγνωστική μαστογραφία. Ένα από τα μεγάλα προβλήματα που υπάρχουν είναι τότε λέμε στη γυναίκα να εξεταστεί ξανά. **Εκείνο που μπορούμε να κάνουμε, με την τεχνητή νοημοσύνη, είναι να εκτιμήσουμε ένα ρίσκο** κοιτώντας τη μαστογραφία και να πούμε σε μια γυναίκα «εσύ, έλα σε ένα χρόνο» ή «εσύ, πήγαινε κάνε περαιτέρω εξετάσεις σήμερα». Από συνέντευξη του Μιχάλη Μπλέτσα

«Τα δεδομένα, είναι η πηγή από την οποία θα αντλήσουμε πληροφορία για να φτιάξουμε την τεχνολογία μας και σε δεύτερο επίπεδο, θα την τεστάρουμε και θα την εφαρμόσουμε. Στην Ελλάδα αυτή τη στιγμή, δίνεται μια μεγάλη ευκαιρία. Η συλλογή δεδομένων (ο ηλεκτρονικός φάκελος του ασθενούς), αποτελεί τη μεγάλη ευκαιρία για να το κάνουμε σωστά. Αν φτιάξουμε το σύστημά μας με τέτοιο τρόπο, ώστε να συγκεντρώνουμε δεδομένα εναρμονισμένα σε όλο το πληθυσμό και να φτιάξουμε συστήματα που υποστηρίζουν την έρευνα πάνω σε αυτά και τις κλινικές μελέτες πάνω στα εργαλεία που φτιάχνονται, μπορούμε να γίνουμε ένα έθνος το οποίο θα καινοτομεί παγκοσμίως, στη χρήση της τεχνητής νοημοσύνης. Πιστεύω πάρα πολύ στη συμμετοχικότητα, δηλαδή συμπληρωματικότητα τεχνητής νοημοσύνης και ιατρού ή συστήματος υγείας. Αυτό που πρέπει να σκεφτούμε είναι πως η τεχνολογία, μπορεί να διευκολύνει τον ιατρό π.χ. στη διάγνωση. Ωστόσο, πρέπει να υπάρχει αξιολόγηση από τον ιατρό για την τελική απόφαση».

Από ομιλία του κ. Δασκαλάκη στο 5^ο συνέδριο υγείας.

Πίνακες περιεχομένων

Περιεχόμενα

Λέξεις κλειδιά	2
Περίληψη	3
Πίνακες περιεχομένων	4
Κατάλογος πινάκων	5
Κατάλογος εικόνων.....	6
1. Η τεχνητή νοημοσύνη– TN (Artificial Intelligence–AI)	7
1.1 Η συμβολική TN (symbolic artificial intelligence).....	7
1.2 Η υπολογιστική νοημοσύνη –YN (computational intelligence –CI)	8
2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα –ΤΝΔ (artificial neural networks –ANNs)	9
2.1 Χαρακτηριστικά των ΤΝΔ	10
2.2 Αρχιτεκτονική των ΤΝΔ	11
3. Το κεντρικό νευρικό σύστημα	12
3.1 Σύναψη	15
4. Μοντέλο τεχνητού νευρώνα	17
4.1.1 Ανταγωνιστική συνάρτηση (competitive transfer function)	18
4.1.2 Συνάρτηση Hard limit.....	18
4.1.3 Συμμετρική συνάρτηση Hard limit (symmetric hard limit function)	19
4.1.4 Συνάρτηση Log sigmoid.....	19
4.1.5 Αντίστροφη συνάρτηση (inverse function)	19
4.1.7 Γραμμική συνάρτηση (linear function)	20
4.1.8 Συνάρτηση ακτινικής βάσης (Radial Basis Function–RBF)	20
4.1.9 Κορεσμένη γραμμική συνάρτηση (Saturating linear function).....	21
4.1.10 Συμμετρική κορεσμένη γραμμική συνάρτηση (Symmetric saturating linear function).....	21
4.1.11 Soft Max συνάρτηση	21
4.1.12 Hyperbolic tangent sigmoid συνάρτηση.....	22
4.1.13 Συνάρτηση τριγωνικής βάσης (Triangular basis function).....	22
4.2 Τοπολογίες νευρωνικών δικτύων	22
4.2.1 Επίπεδα νευρωνικού δικτύου	22
4.2.2 Στατικά (static) και δυναμικά (dynamic ή recurrent–RNNs) νευρωνικά δίκτυα.....	23
4.2.3 Αισθητήριο (Perceptron)	24
5. Γενετικοί αλγόριθμοι	26
5.1 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί των γενετικών αλγόριθμων	28
5.2 Λειτουργία του γενετικού αλγόριθμου.....	29
6. Τεχνικές ανακάλυψης και οπτικοποίησης γνώσης από βάσεις δεδομένων	30
6.1 Μηχανική μάθηση.....	30
6.2 Εξόρυξη δεδομένων και ανακάλυψη γνώσης	31
6.2.1 Τα στάδια της ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων	31
7. Βιοπληροφορική	33
7.1 Αντικείμενα μελέτης της βιοπληροφορικής.....	34
7.1.1 Ανάλυση– στοίχιση των βιολογικών ακολουθιών	34
7.1.2 Ανάπτυξη των βιολογικών βάσεων δεδομένων.....	34
7.1.3 Πρωτεϊνική ανάλυση	34
7.1.4 Φυλογενετική ανάλυση	34
7.1.5 Μοριακή μοντελοποίηση.....	35
7.1.6 Σχεδιασμός φαρμάκων μέσω υπολογιστή	35
7.1.7 Γονιδιωματική –πρωτεομική	35

7.1.8 Βιολογικές βάσεις δεδομένων	35
7.1.9 Κατηγορίες βιολογικών βάσεων.....	36
7.1.10 Εργαλεία βιοπληροφορικής	37
8. Εφαρμογές των ΤΝΔ.....	37
8.1 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην ιατρική	38
8.1.1 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην ογκολογία.....	38
8.1.2 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην καρδιολογία.....	39
8.1.3 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην παιδιατρική.....	40
8.1.4 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην πνευμονολογία	40
8.1.5 Εφαρμογές των ΤΝΔ στη νευρολογία	41
8.1.6 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην οφθαλμιατρική	41
8.1.7 Εφαρμογές των ΤΝΔ στη νεφρολογία.....	41
8.1.8 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην παθολογία.....	42
8.1.9 Εφαρμογές των ΤΝΔ στη δερματολογία.....	42
8.1.10 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην ενδοκρινολογία	42
8.1.11 Εφαρμογές των ΤΝΔ στο θυρεοειδή	43
9. Ιατρικές εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης (ΤΝ).....	43
9.1 Χρόνια αποφρακτική πνευμονοπάθεια (ΧΑΠ).....	44
9.2 Αυτόματη διάγνωση επιληψίας με χρήση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ)	
.....	45
9.2.1 Λειτουργία ηλεκτροεγκεφαλογράφου	45
9.2.2 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων	46
9.2.3 Η επιληψία.....	46
9.2.4 Οι ρυθμοί του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.....	48
9.3 Ταξινόμηση καρκινικών όγκων εγκεφάλου με χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης.....	49
9.4 Ανίχνευση καρδιοπαθειών μέσω ηχητικών σημάτων καρδιακής λειτουργίας ..	49
9.4.1 Μη φυσιολογικά χαρακτηριστικά του καρδιακού σήματος.....	50
9.5 Κατηγοριοποίηση των αστοχιών του ιατρικού εξοπλισμού	52
9.6 Αναφορές αστοχιών σε διεθνείς βάσεις δεδομένων.....	53
Βιβλιογραφία	54

Κατάλογος πινάκων

Πίνακας 1: Σύγκριση αρχιτεκτονικής von Neumann και τεχνητών νευρωνικών δικτύων.....	12
Πίνακας 2: Στόχοι της βιοπληροφορικής.....	33

Κατάλογος εικόνων

Εικόνα 1: Μοντελοποίηση ενός υπολογιστή αρχιτεκτονικής von Neumann	11
Εικόνα 2: Η δομή ενός βιολογικού νευρώνα	14
Εικόνα 3: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα	18
Εικόνα 4: Ανταγωνιστική συνάρτηση μεταφοράς	18
Εικόνα 5: Hard limit συνάρτηση μεταφοράς	19
Εικόνα 6: Symmetric hard limit συνάρτηση εξόδου	19
Εικόνα 7: Συνάρτηση μεταφοράς Log sigmoid	19
Εικόνα 8: Αντίστροφη συνάρτηση μεταφοράς	20
Εικόνα 9: Θετικά γραμμική συνάρτηση μεταφοράς	20
Εικόνα 10: Ακτινικής βάσης συνάρτηση μεταφοράς	20
Εικόνα 11: Συμμετρική κορεσμένη γραμμική συνάρτηση μεταφοράς	21
Εικόνα 12: Soft max συνάρτηση μεταφοράς	21
Εικόνα 13: Hyperbolic tangent sigmoid συνάρτηση μεταφοράς	22
Εικόνα 14: Τριγωνικής βάσης συνάρτηση εξόδου	22
Εικόνα 15: Τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου	23
Εικόνα 16: Στατικό νευρωνικό δίκτυο (feedforward)	23
Εικόνα 17: Δυναμικό νευρωνικό δίκτυο (recurrent)	24
Εικόνα 18: Νευρώνας Perceptron	24
Εικόνα 19: Δίκτυο Perceptron	25
Εικόνα 20: Γραφική απεικόνιση της συμπεριφοράς ενός Perceptron	26
Εικόνα 21: Λειτουργία γενετικού αλγόριθμου	30
Εικόνα 22: Τα βήματα της διαδικασίας ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων–KDD	32
Εικόνα 23: Η βιοπληροφορική	33
Εικόνα 24: Δείγμα φυλογενετικής ανάλυσης	35
Εικόνα 25: Τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής σύμφωνα με το Διεθνές σύστημα όπως φαίνεται από (Α) πλάγια αριστερά και (Β) πάνω από το κεφάλι	46
Εικόνα 26: Πάνω, φυσιολογικό ΗΕΓ και κάτω, επιληπτικό ΗΕΓ	47
Εικόνα 27: ΗΕΓ επιφάνειας επιληπτικού ασθενούς. Η κατακόρυφη γραμμή υποδεικνύει το δευτερόλεπτο έναρξης της κρίσης	47
Εικόνα 28: Οι ρυθμοί του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος	48
Εικόνα 29: Οι δυο φάσεις καρδιακής λειτουργίας	50
Εικόνα 30: Το φωνοκαρδιογράφημα (PCG) 4 κύκλων του καρδιακού ήχου	50
Εικόνα 31: Καρδιακός κύκλος με επιπρόσθετους ήχους S_3 και S_4	51
Εικόνα 32: Καρδιακός κύκλος με διαχωρισμό του τόνου S_2	51
Εικόνα 33: Συστολικό φύσημα	51
Εικόνα 34: Διαστολικό φύσημα	52
Εικόνα 35: Δύο καρδιακοί κύκλοι με συστολικό φύσημα και διαχωρισμό του S_2	52

1. Η τεχνητή νοημοσύνη– TN (Artificial Intelligence–AI)

Οι εξελίξεις στον τομέα των υπολογιστών και της πληροφορικής, τα μειονεκτήματα των κλασικών μεθόδων αναζήτησης και βελτιστοποίησης και η επιθυμία χρησιμοποίησης μη συμβολικών μεθόδων για την επίλυση των προβλημάτων, συνετέλεσαν στην ανάπτυξη της TN, η οποία είναι ένα πολλά υποσχόμενο επιστημονικό πεδίο που προσελκύει το έντονο ενδιαφέρον πολλών ερευνητών. Τα συστήματα και οι αλγόριθμοι που προέρχονται από αυτές τις κατηγορίες, επιδεικνύουν ιδιαίτερα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα όταν εφαρμόζονται σε προβλήματα του πραγματικού κόσμου. Η TN είναι ένα από τα νεότερα επιστημονικά πεδία, που στόχος της είναι, πέρα από την κατανόηση του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου, η κατασκευή νοημόνων οντοτήτων.

Με τον κλάδο της TN ασχολούνται επιστήμονες πληροφορικής, φυσιολογίας και φιλοσοφίας, με επεκτάσεις σε ένα μεγάλο εύρος επιμέρους πεδίων που συνδέονται με το κοινό στοιχείο της δημιουργίας σκεπτόμενων μηχανών.

Για την έννοια της TN, που επινοήθηκε από τον John McCarthy περίπου πριν από τέσσερις δεκαετίες, δεν έχει δοθεί ένας περιεκτικός και σαφής ορισμός μέχρι σήμερα. Ένας αντιπροσωπευτικός ορισμός, στρέφεται γύρω από τη σύγκριση μεταξύ της νοημοσύνης των υπολογιστικών μηχανών και του ανθρώπινου είδους. Ένας άλλος ορισμός, αφορά στην απόδοση των μηχανών, οι οποίες «έχουν εκτιμηθεί ιστορικά, ότι υπάγονται στην κυριότητα της νοημοσύνης». Όμως, κανένας από αυτούς τους ορισμούς ή παρόμοιός τους, δεν έχει γίνει παγκοσμίως αποδεκτός, ενδεχομένως λόγω της αναφοράς τους στη λέξη «νοημοσύνη», η οποία προς το παρόν είναι μία αφηρημένη έννοια και μη μετρήσιμη ποσότητα. Συνεπώς, για το σαφέστερο προσδιορισμό της TN απαιτείται η τυποποίηση του όρου «νοημοσύνη». Ψυχολόγοι και ειδικοί που ασχολούνται με θέματα γνώσης, υποστηρίζουν την άποψη ότι η νοημοσύνη βοηθάει στην αναγνώριση του σωστού τμήματος της γνώσης, κάτω από τις κατάλληλες περιστάσεις για τη λήψη αποφάσεων. Για αυτό το λόγο, ο όρος TN μπορεί να οριστεί ως η προσομοίωση της ανθρώπινης νοημοσύνης σε μια μηχανή, προκειμένου να γίνει η μηχανή ικανή να αναγνωρίζει και να χρησιμοποιεί το σωστό γνωστικό μέρος, σε ένα δεδομένο βήμα, ενός επιλυόμενου προβλήματος. Ένα σύστημα, ικανό για σχεδιασμό και εκτέλεση της σωστής διεργασίας την κατάλληλη χρονική στιγμή, καλείται σύστημα που ενσωματώνει λογική.

Η TN διαιρείται στη **συμβολική TN**, η οποία επιχειρεί να εξομοιώσει την ανθρώπινη νοημοσύνη αλγοριθμικά, χρησιμοποιώντας σύμβολα και λογικούς κανόνες και στην **υπολογιστική νοημοσύνη**, η οποία προσπαθεί να αναπαράγει την ανθρώπινη νοημοσύνη χρησιμοποιώντας μαθηματικές μεθόδους που προσομοιώνουν πραγματικές βιολογικές διαδικασίες (όπως η εξέλιξη των ειδών και η λειτουργία του εγκεφάλου).

1.1 Η συμβολική TN (symbolic artificial intelligence)

Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό της TN είναι η συμβολική επεξεργασία. Οι άνθρωποι, συνηθίζουν να σκέφτονται συμβολικά, καθώς η νοημοσύνη τους οφείλεται στην ικανότητα τους να διαχειρίζονται σύμβολα, σε αντίθεση με τους υπολογιστές που αρχικά σχεδιάστηκαν ειδικά για την επεξεργασία μεγάλου όγκου αριθμών. Τα συστήματα παραγωγής (production systems), που δημιουργήθηκαν για να περιγράψουν τον τρόπο με τον οποίο ο άνθρωπος επεξεργάζεται τη συμβολική πληροφορία, αποτελούνται από τους κανόνες παραγωγής (if-then-else κανόνες) και τη μνήμη εργασίας. Συνεπώς, η TN εναλλακτικά, θα μπορούσε να εκφραστεί ως ένα πεδίο που διαχειρίζεται υπολογιστικά μοντέλα, τα οποία μπορούν να σκέφτονται και να λειτουργούν ενσωματώνοντας λογική. Χαρακτηριστικό των συστημάτων που

ενσωματώνουν γνώση, είναι ότι πρέπει να την αποκτήσουν μέσω περιστατικών του πραγματικού κόσμου. Διευρύνοντας το χαρακτηριστικό αυτό, μπορεί να προκύψει ότι μια μηχανή χωρίς τη δυνατότητα μάθησης δε μπορεί να αποκτήσει αντίληψη. Άρα, έχει ιδιαίτερη σπουδαιότητα η συσχέτιση της ΤΝ με υπολογιστικά μοντέλα ικανά να σκέφτονται και να πράττουν λογικά.

1.2 Η υπολογιστική νοημοσύνη –YN (computational intelligence –CI)

Ο όρος ΤΝ είναι αυτός με τον οποίο έχει γίνει ευρέως γνωστό το επιστημονικό πεδίο που καλείται υπολογιστική νοημοσύνη και κύριος επιστημονικός σκοπός της είναι η κατανόηση των φυσικών και των τεχνητών συστημάτων. Η ΥΝ, συνδυάζοντας στοιχεία μάθησης, προσαρμογής (adaptation), εξέλιξης (evolution) και ασαφούς λογικής (fuzzy logic) μπορεί να σχεδιάζει συστήματα και προγράμματα, τα οποία εκτελούν διεργασίες που κατά μια έννοια είναι ευφυείς. Η έρευνα γύρω από την ΥΝ δεν απορρίπτει τις κλασικές μεθόδους, αλλά συχνά αποτελεί μια εναλλακτική τεχνική στην επίλυση προβλημάτων όπου η εφαρμογή των παραδοσιακών μεθόδων δεν είναι εφικτή. Η συμβολική ΤΝ καθώς επίσης τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (artificial neural networks), οι γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms) και η ασαφής λογική (fuzzy logic) είναι σύγχρονες κατηγορίες του ανερχόμενου πεδίου της υπολογιστικής νοημοσύνης. Οι θεωρίες αναφορικά με την αναπαράσταση της γνώσης και με το συλλογισμό είναι χρήσιμες στο βαθμό που παρέχουν εργαλεία για την αυτοματοποίηση των διεργασιών επίλυσης προβλημάτων. Το πεδίο της ΥΝ βρίσκεται εφαρμογή σε ένα τεράστιο και ποικιλόμορφο πλήθος προβλημάτων και δραστηριοτήτων. Τα πρώτα προβλήματα που προσπάθησε να λύσει η ΥΝ ήταν τα παιχνίδια και η απόδειξη θεωρημάτων. Ένα άλλο σκέλος της ΥΝ ασχολήθηκε με προβλήματα κοινής λογικής, όπως οι συνέπειες απλών ενεργειών και η εξαγωγή συμπερασμάτων. Επιπρόσθετα, η ΥΝ βρήκε εφαρμογή σε τομείς που απαιτούν εξειδικευμένη γνώση, όπως η ιατρική διαγνωστική, η οικονομική ανάλυση, ο χρονοπρογραμματισμός βιομηχανικών διαδικασιών, η ρομποτική, τα αυτοδύναμα οχήματα, τα συστήματα μετάφρασης της φυσικής γλώσσας και τα συνεργατικά συστήματα (cooperative systems). Οι εφαρμογές όπου αποδεικνύεται καθοριστικής σημασίας η συμβολή της ΥΝ, μπορούν να ταξινομηθούν σε τρεις τομείς, ανάλογα με τις βασικές αρχές που τις διέπουν και οι οποίες είναι:

- τα **αυτοδύναμα ρομπότ** που εκτελούν διανομές (autonomous delivery robots). Ένα αυτοδύναμο ρομπότ που εκτελεί διανομές, μπορεί να περιπλανείται σε ένα κτίριο παραδίδοντας πακέτα και καφέ στους ανθρώπους του κτιρίου. Αυτός ο πράκτορας μεταφοράς, χρειάζεται να είναι ικανός να βρίσκει διαδρομές, να κατανέμει πόρους, να δέχεται αιτήματα από τους ανθρώπους, να λαμβάνει αποφάσεις προτεραιοτήτων και να μεταφέρει τα πακέτα, χωρίς να τραυματίζει τους ανθρώπους και τον εαυτό του.

- οι **διαγνωστικοί βοηθοί** (diagnostic assistant). Ένας διαγνωστικός βοηθός έχει ως στόχο του να βοηθάει τον άνθρωπο σε συγκεκριμένους τομείς, όπως έναν ασθενή, στο ηλεκτρικό σύστημα ενός σπιτιού, ή ενός αυτοκινήτου, όταν εμφανιστεί κάποιο σύμπτωμα. Αυτός, πρέπει να ειδοποιήσει για ενδεχόμενα σφάλματα ή ασθένειες, για το είδος των ελέγχων που πρέπει να εκτελεστούν, ή για τη θεραπεία που χρειάζεται να ακολουθήσει. Για να μπορέσει ο βοηθός να δώσει κάποια συμβουλή, πρέπει να έχει αρκετά μοντέλα του συστήματος, γνώση των ενδεχόμενων αιτιών, διαθέσιμους ελέγχους, θεραπείες και εξετάσεις του συγκεκριμένου προβλήματος που καλείται να επιλύσει. Για να είναι εφικτή η βοήθεια προς τον άνθρωπο, πρέπει το σύστημα να παρέχει προστιθέμενη αξία, να είναι εύχρηστο και αξιόπιστο. Επιπρόσθετα, ο διαγνωστικός βοηθός χρειάζεται να έχει την ικανότητα να

τεκμηριώνει την καταλληλότητα της προτεινόμενης διάγνωσης ή ενέργειας. Οι άνθρωποι, είναι και πρέπει να είναι, δύσπιστοι για το ότι τα υπολογιστικά συστήματα είναι αδιάτρητα. Όταν οι άνθρωποι είναι υπεύθυνοι για αυτό που κάνουν, ακόμη και αν βασίζεται στη συμβουλή ενός υπολογιστικού συστήματος, χρειάζεται να έχουν λογικές δικαιολογίες για τις προτεινόμενες ενέργειες.

- τα **infobots**. Ένα infobot μοιάζει με ένα ρομπότ, αλλά αντί να αλληλεπιδρά με το φυσικό περιβάλλον, αυτό αλληλεπιδρά με ένα περιβάλλον πληροφοριών. Αποστολή του είναι η εξαγωγή πληροφοριών από ένα δίκτυο ποικίλων πηγών πληροφορίας όπως το διαδίκτυο (Internet) ή μια πολυμεσική εγκυκλοπαίδεια. Το infobot, πρέπει να διακρίνει την πληροφορία που προέρχεται από ένα ερώτημα μιας τυπικής γλώσσας ενός έμπειρου χρήστη, ή από ένα ερώτημα μιας φυσικής γλώσσας ενός κοινού ανθρώπου. Επιπρόσθετα, πρέπει να προσδιορίσει το σημείο από το οποίο θα λάβει την πληροφορία, να ανακτήσει την πληροφορία και να την παρουσιάσει με ένα κατάλληλο τρόπο στον χρήστη. Έντονη είναι η παρουσία συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης στο χώρο της ιατρικής και συγκεκριμένα στην παρακολούθηση ασθενών, στην επεξεργασία ιατρικών δεδομένων, στην έρευνα, αλλά και στη διάγνωση και θεραπεία. Το πεδίο της χειρουργικής, εισέρχεται σε καιρούς μεγάλων αλλαγών που προκαλούνται από αξιοσημείωτες προόδους στη χειρουργική τεχνολογία και στους υπολογιστές. Πολλά ερευνητικά προγράμματα, βρίσκονται σε εξέλιξη και υπόσχονται να ανοίξουν νέες προοπτικές στη χρήση αυτού του είδους υψηλής τεχνολογίας στη χειρουργική αλλά και γενικότερα στην ιατρική επιστήμη. Βέβαια ποτέ δε θα αντικατασταθούν οι χειρουργοί, απλά η ρομποτική και η τεχνητή νοημοσύνη θα συνεισφέρει στο κλινικό έργο τους.

Συστήματα τεχνητής νοημοσύνης, έχουν αξιοποιηθεί στην ακτινολογία, και συγκεκριμένα, εφαρμόστηκαν σε ακτινογραφίες, σπινθηρογραφήματα, αξονικές τομογραφίες (CT scans) και μαγνητικές (MRIs) τομογραφίες. Ο ρόλος των τεχνικών αυτών, ήταν αφενός η βελτίωση της λαμβανόμενης εικόνας από την απεικονιστική μέθοδο και αφετέρου η εκτίμηση της πάθησης του ασθενούς, βασιζόμενη σε συγκεκριμένα χαρακτηριστικά ευρήματα. Η καρδιολογία, αποτελεί μια ειδικότητα όπου έχουν χρησιμοποιηθεί μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης για την αποτελεσματικότερη διάγνωση καρδιολογικών παθήσεων και για την εκτίμηση της μετεγχειρητικής πορείας ασθενών με καρδιολογικά προβλήματα. Η διαγνωστική ικανότητα των συγκεκριμένων μεθόδων ήταν ικανοποιητική, με αποτέλεσμα να χρησιμοποιούνται όλο και περισσότερο από ειδικούς καρδιολόγους σαν ένα συμβουλευτικό εργαλείο. Άρα, γίνεται σαφές ότι τα προβλήματα που καλείται να αντιμετωπίσει ο άνθρωπος, εντείνουν την ανάπτυξη συστημάτων που αξιοποιούν τις δυνατότητες της υπολογιστικής νοημοσύνης και συντελούν ώστε να εφαρμοστεί σε ακόμη περισσότερους τομείς τόσο της επιστήμης όσο και της καθημερινότητας.

2. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα –TNA (artificial neural networks–ANNs)

Αποτελούν ένα ανερχόμενο επιστημονικό πεδίο. Το πλήθος των εφαρμογών στις οποίες έχουν χρησιμοποιηθεί τα TNA, αποδεικνύει την πολύτιμη συνεισφορά τους και ενδυναμώνει την περαιτέρω έρευνα στην περιοχή αυτή. Τα TNA είναι παράλληλα καταναεμημένα υπολογιστικά συστήματα αποτελούμενα από απλές προσαρμόσιμες μονάδες επεξεργασίας, ονομαζόμενες **νευρώνες (neurons)** πλήρως διασυνδεδεμένες μεταξύ τους, και έχουν την ικανότητα να χρησιμοποιούν αποθηκευμένη εμπειρική γνώση. Η δομή και η λειτουργία των TNA, είναι εμπνευσμένα από το βιολογικό νευρικό σύστημα των ζώντων οργανισμών και ιδιαίτερα του ανθρώπου, τόσο από λειτουργικής όσο και από δομικής πλευράς.

Τα ΤΝΔ, αποκαλούνται επίσης διασυνδεδεμένα συστήματα (connectionist systems), παράλληλα κατανεμημένα συστήματα (parallel distributed systems) ή προσαρμόσιμα συστήματα (adaptive systems) λόγω του παράλληλου τρόπου λειτουργίας των μονάδων επεξεργασίας. Στα ΤΝΔ δεν υπάρχει κεντρικός έλεγχος με την κλασική μορφή, καθώς όλες οι διασυνδεδεμένες μονάδες επεξεργασίας τροποποιούνται ή «προσαρμόζονται» ταυτόχρονα με τη ροή της πληροφορίας και τους κανόνες που επικρατούν. Η υπολογιστική ισχύς ενός ΤΝΔ προκύπτει από:

- τη συμπαγή, παράλληλη, κατανεμημένη δομή του και
- την ικανότητά του να μαθαίνει και εν συνεχεία να γενικεύει, παράγοντας λογικά αποτελέσματα για δεδομένα που δεν είχε αντιμετωπίσει κατά τη διαδικασία μάθησης.

2.1 Χαρακτηριστικά των ΤΝΔ

Τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά των ΤΝΔ είναι:

- **Μη γραμμικότητα (non-linearity).** Ένας νευρώνας είναι μια μη γραμμική μονάδα επεξεργασίας και ως εκ τούτου, ένα νευρωνικό δίκτυο που αποτελείται από διασυνδεδεμένους νευρώνες παρουσιάζει μη γραμμική συμπεριφορά. Αυτό το χαρακτηριστικό δίνει τη δυνατότητα στα ΤΝΔ να υπολογίζουν μη γραμμικές συναρτήσεις και να εκτελούν πολύπλοκους μετασχηματισμούς στα δεδομένα τους. Η μη γραμμικότητα είναι πολύ σημαντική ιδιότητα, ιδιαίτερα αν ο φυσικός μηχανισμός παραγωγής των σημάτων εισόδου του νευρωνικού δικτύου είναι μη γραμμικός.

- **Προσαρμοστικότητα (adaptability, adaptation).** Τα ΤΝΔ έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων. Μπορούν να ανακαλύπτουν συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων εισόδου και των αντίστοιχων επιθυμητών αποτελεσμάτων, προσαρμόζοντας τις παραμέτρους τους, στις αλλαγές του περιβάλλοντος τους. Η προσαρμοστικότητα, καθιστά ικανό ένα σύστημα να αναζητά τη βέλτιστη απόδοση, αλλά τα προσαρμόσιμα συστήματα, παρουσιάζουν δυσκολία να ανταποκρίνονται με έναν επαναληπτικό τρόπο σε απόλυτες ποσότητες, με αποτέλεσμα μερικές φορές να παρατηρείται μείωση της απόδοσής τους.

- **Γενίκευση (generalization).** Τα νευρωνικά δίκτυα δεν απομνημονεύουν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευσή τους, αλλά ανακαλύπτουν θεμελιώδεις σχέσεις, ώστε να μπορούν να γενικεύουν από το σύνολο εκπαίδευσης, σε νέα δεδομένα.

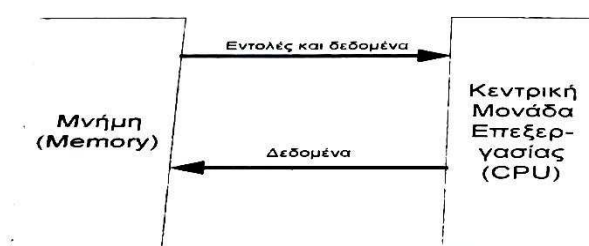
- **Ανοχή σε σφάλματα (fault tolerance) ή ευρωστία (robustness).** Τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν ανοχή, σε φυσικές βλάβες και στην ύπαρξη θορύβου στα δεδομένα. Αυτό, έχει σαν αποτέλεσμα να μειώνεται η απόδοση τους κάτω από αντίξοες λειτουργικές συνθήκες, χωρίς όμως να διακόπτεται η εργασία που επιτελούν. Αυτό είναι χρήσιμο χαρακτηριστικό, επειδή τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται από το νευρωνικό δίκτυο, συνήθως περιέχουν θόρυβο.

- **Υλοποίηση σε VLSI.** Η συμπαγής παράλληλη φύση των νευρωνικών δικτύων, κάνει δυνατή την υλοποίησή τους σε συστήματα VLSI (Very Large Scale Integration) τεχνολογίας, έτσι ώστε τα ΤΝΔ να μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

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

2.2 Αρχιτεκτονική των ΤΝΔ

Η αρχιτεκτονική των ΤΝΔ, είναι πολύ διαφορετική από αυτή των κλασσικών υπολογιστών που περιέχουν έναν επεξεργαστή. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν την ικανότητα για παράλληλη επεξεργασία, όταν υλοποιούνται σε παράλληλους ψηφιακούς υπολογιστές ή προσαρμοσμένο υλικό, σε αντίθεση με την αρχιτεκτονική von Neumann, όπου επικρατεί η σειριακή επεξεργασία. Τα νευρωνικά δίκτυα, αποτελούν μια διαφορετική μέθοδο για την ανάλυση δεδομένων και την αναγνώριση προτύπων από τις συμβατικές μεθόδους. Τα νευρωνικά δίκτυα, επεξεργάζονται τις πληροφορίες με τρόπο παρόμοιο με αυτόν του ανθρώπινου εγκεφάλου. Καθώς τα ΤΝΔ «μαθαίνουν μέσω παραδειγμάτων», αποτελούν πολύ ελκυστική τεχνική σε εφαρμογές που παρατηρείται ελάχιστη ή ανολοκλήρωτη κατανόηση του προς επίλυση προβλήματος, εντούτοις, υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα για την προσαρμογή τους. Ένας συμβατικός υπολογιστής (conventional computer) μπορεί να μοντελοποιηθεί όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 1: Μοντελοποίηση ενός υπολογιστή αρχιτεκτονικής von Neumann

Αρχικά, ο υπολογιστής της αρχιτεκτονικής von Neumann φορτώνει από τη μνήμη, μια εντολή. Στη συνέχεια, λαμβάνει τα δεδομένα που απαιτούνται για την εκτέλεση της ενέργειας από τη μνήμη, τα επεξεργάζεται εκτελώντας τη συγκεκριμένη εντολή, αποθηκεύει τα αποτελέσματα στη μνήμη και η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να εκτελεστούν όλες οι εντολές. Συνεπώς, οι συμβατικοί υπολογιστές, χρησιμοποιούν μια γνωσιακή προσέγγιση (cognitive approach) για την επίλυση ενός προβλήματος. Η μέθοδος αυτή, επίλυει πολλά προβλήματα που μπορούν να τυποποιηθούν με έναν αλγόριθμο, που είναι μια σαφώς ορισμένη διαδικασία, εγγυώμενη την απόδοση λύσης για ένα πρόβλημα.

Στα χαρακτηριστικά ενός συμβατικού υπολογιστή, υπάγεται το γεγονός ότι η σειρά και τα βήματα που απαιτούνται για την εκτέλεση του αλγορίθμου πρέπει να είναι γνωστά και ακριβή. Αυτή η σειρά βημάτων, καλείται πρόγραμμα. Αν τα συγκεκριμένα βήματα δεν είναι γνωστά, τότε το πρόβλημα δεν μπορεί να λυθεί από τον υπολογιστή. Επιπρόσθετα, ο τύπος των δεδομένων πρέπει να έχει συγκεκριμένη μορφή, βάση των αναγκών του προβλήματος και να μην υπάρχει θόρυβος στα δεδομένα, ώστε να προκαλείται σύγχυση στον υπολογιστή. Το υλικό του υπολογιστή, μπορεί εύκολα να υποστεί φθορά, με αποτέλεσμα η καταστροφή και λίγων μόνο διευθύνσεων μνήμης να είναι ικανή για να σταματήσει τη λειτουργία του. Υπάρχει μια σαφής αντιστοιχία μεταξύ των σημασιολογικών αντικειμένων (αριθμοί, λέξεις, καταχωρήσεις βάσεων δεδομένων κλπ) με το υλικό της μηχανής, καθώς όλα τα αντικείμενα οδηγούν σε ένα τμήμα της μνήμης του υπολογιστή. Ο παρακάτω πίνακας συνοψίζει τα χαρακτηριστικά μεταξύ της αρχιτεκτονικής von Neumann και των τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Χαρακτηριστικά	Αρχιτεκτονική von Neumann	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
Επεξεργαστές	VLSI (συμβατικοί επεξεργαστές)	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα: Ποικίλες τοπολογίες, ανάπτυξη υλικού
Μνήμη	Χωριστή	Τα ίδια τα ΤΝΔ
Υπολογιστικός Τύπος	Σειριακός	Παράλληλος
Συνδέσεις	Προγραμματιζόμενες εξωτερικά	Δυναμικά αυτό-προγραμματιζόμενες
Αυτό-εκμάθηση (self Learning)	Μόνο αλγοριθμική τροποποίηση των παραμέτρων	Συνεχώς προσαρμοζόμενη
Μέθοδος μάθησης	Μέσω κανόνων (διδασκτικά)	Μέσω παραδειγμάτων (Σωκρατικά)
Ανοχή σε σφάλμα	Όχι	Ναι
Προγραμματισμός	Μέσω ενός συνόλου εντολών και κανόνων: Πολύπλοκος	Αυτο-προγραμματισμός, σε ένα σωστά σχεδιασμένο δίκτυο
Ταχύτητα	Απαιτούνται ισχυροί επεξεργαστές	Απαιτεί πολλαπλά ολοκληρωμένα κυκλώματα

Πίνακας 1: Σύγκριση αρχιτεκτονικής von Neumann και τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

3. Το κεντρικό νευρικό σύστημα

Το νευρικό σύστημα διαιρείται ανατομικά σε δύο τμήματα, το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ), που αποτελείται από τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό, και το Περιφερικό Νευρικό Σύστημα (ΠΝΣ), που περιλαμβάνει τα νευρικά κύτταρα που βρίσκονται εκτός εγκεφάλου και νωτιαίου μυελού και είναι τα νεύρα που εισέρχονται ή εξέρχονται από το ΚΝΣ. Ο εγκέφαλος, αποτελεί το σπουδαιότερο και μεγαλύτερο τμήμα του ΚΝΣ. Βρίσκεται εντός του εγκεφαλικού κρανίου και περιβάλλεται από τρεις προστατευτικούς υμένες, τις μήνιγγες. Από την κάτω επιφάνεια του εγκεφάλου εκφύονται οι εγκεφαλικές συζυγίες ή νεύρα και ξεκινά ο νωτιαίος μυελός. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος δεν είναι ομοιογενής. Σε ανατομική κλίμακα, διακρίνονται ο φλοιός του (cortex), ο μέσος εγκέφαλος (midbrain) και η παρεγκεφαλίδα (cerebellum). Κάθε ένα από τα τμήματα αυτά μπορεί ιεραρχικά να υποδιαιρεθεί σε πολλές περιοχές (regions) και πεδία (areas), μέσα στις περιοχές, είτε σύμφωνα με την ανατομική δομή, είτε βάση της λειτουργίας που αυτά εκτελούν.

Πριν 100 χρόνια, ο Ισπανός ιστολόγος Santiago Ramon y Cajal, πατέρας της σύγχρονης επιστήμης του εγκεφάλου, συνειδητοποίησε πως ο ανθρώπινος εγκέφαλος, αποτελείται από διακριτές δομικές μονάδες που ονόμασε νευρώνες (neurons), από την ελληνική λέξη που περιγράφει τα νεύρα. Οι νευρώνες αποτελούν μόνο το 10% περίπου του συνολικού αριθμού των κυττάρων στο ΚΝΣ. Η τεράστια πλειοψηφία των υπολοίπων κυττάρων απαρτίζεται από τα **νευρογλοιακά κύτταρα**, με αποτέλεσμα ο εγκεφαλικός ιστός να έχει παρομοιαστεί με ένα νευρωνικό δίκτυο βυθισμένο σε μία «νευρογλοιακή θάλασσα», ενώ το ίδιο ισχύει και για το νωτιαίο μυελό. Τα νευρογλοιακά κύτταρα είναι τοποθετημένα τόσο κοντά στους νευρώνες, ώστε συχνά χαρακτηρίζονται ως δορυφόρα κύτταρα (satellite cells). Στα περιφερικά νεύρα, το ρόλο των νευρογλοιακών κυττάρων του ΚΝΣ έχουν αναλάβει τα κύτταρα του Schwann. Μεταξύ των νευρώνων και των νευρογλοιακών κυττάρων που τους περιβάλλουν, υπάρχει σαφής μεταβολικός συντονισμός. Ο φυσιολογικός ρόλος που αποδίδεται στα νευρογλοιακά κύτταρα συνιστάται σε:

- Περιορισμό των δυνατοτήτων επαφής, μεταξύ των νευρώνων αποκλειστικά στις συνάψεις.

- Ρύθμιση της χημικής και ιοντικής σταθερότητας, του εξωκυττάριου περιβάλλοντος των νευρώνων (π.χ. απομάκρυνση περίσσειας νευροδιαβιβαστών ή ιόντων K⁺).

- Απομάκρυνση των υπολειμμάτων κατεστραμμένων νευρώνων (φαγοκυττάρωση) από τα υγιή νευρικά κύτταρα.

- Πιθανώς, συμβολή σε ορισμένες βραδείες εξελίξεις ή μακροχρόνιες μεταβολές που χαρακτηρίζουν το νευρικό σύστημα (π.χ. μάθηση, ωρίμανση, γήρας).

Οι **νευρώνες (neurons)** ή **νευρικά κύτταρα (nerve cells)**, αποτελούν ανεξάρτητες ανατομικές και λειτουργικές μονάδες με πολύπλοκα μορφολογικά χαρακτηριστικά, που έχουν την ικανότητα να αντιδρούν σε μεταβολές που συμβαίνουν στο περιβάλλον και στο εσωτερικό τους. Οι μεταβολές αυτές ονομάζονται ερεθίσματα, και προκαλούν μεταβολή της διαφοράς ηλεκτρικού δυναμικού που υπάρχει μεταξύ της εξωτερικής και της εσωτερικής επιφάνειας της μεμβράνης του νευρικού κυττάρου. Εφόσον η μεταβολή του ηλεκτρικού δυναμικού δεν περιοριστεί τοπικά, αλλά απλωθεί σε ολόκληρο το νευρώνα με τη μεμβράνη, τότε η επέκταση αυτή καλείται δυναμικό ενέργειας ή νευρική ώση και μεταφέρει πληροφορίες σε άλλα νεύρα, μύες και αδένες. Το νευρικό κύτταρο, είναι ένας εξειδικευμένος τύπος κυττάρου, που αποτελεί τη βασική μονάδα επεξεργασίας της πληροφορίας του εγκεφάλου. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος περιλαμβάνει περίπου 10^{11} νευρικά κύτταρα, από τα οποία το καθένα συνδέεται με άλλους νευρώνες μέσω περίπου 10.000 νευρικών συνδέσεων, που ονομάζονται **συνάψεις**. Το δίκτυο του εγκεφάλου με τους νευρώνες, σχηματίζει ένα παράλληλο σύστημα επεξεργασίας και αποθήκευσης πληροφοριών, διαφοροποιώντας το από τους συμβατικούς υπολογιστές όπου ένας μόνο επεξεργαστής εκτελεί μια απλή σειρά από ενέργειες. Επιπρόσθετα, ο χρόνος που απαιτείται για κάθε στοιχειώδη λειτουργία του νευρώνα, τυπικά φτάνει ένα μέγιστο ρυθμό περίπου 100 Hz, ενώ μια συμβατική κεντρική μονάδα (Central processing unit-CPU), εκτελεί αρκετές εκατοντάδες εκατομμύρια λειτουργίες επιπέδου μηχανής σε ένα δευτερόλεπτο. Παρόλο που ο εγκέφαλος είναι κατασκευασμένος από πολύ αργό υλικό, εντούτοις, παρουσιάζει πολλές αξιοσημείωτες δυνατότητες.

Συγκεκριμένα, η απόδοσή του τείνει να υποβαθμίζεται ομοιόμορφα κάτω από μερική καταστροφή. Αντίθετα, τα περισσότερα προγράμματα και μηχανικά συστήματα είναι εύθραυστα, δηλαδή, αν κάποιος αφαιρέσει ορισμένα τυχαία τμήματα, πολύ πιθανόν ολόκληρα θα σταματήσουν να λειτουργούν. Αυτό σημαίνει ότι είναι πιθανή η μερική ανάκαμψή του αν οι υγιείς μονάδες μπορούν να μάθουν και να αναλάβουν την εκτέλεση των λειτουργιών, οι οποίες εκτελούνταν, προηγούμενα, από τις περιοχές που έχουν πρόβλημα. Σημαντική είναι η ικανότητα του να μαθαίνει από την εμπειρία και οι εξαιρετικές απόδοσης παράλληλοι υπολογισμοί του.

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος παρουσιάζει νοημοσύνη και αυτογνωσία, χωρίς όμως, να είναι γνωστός ο μηχανισμός με τον οποίο επιτυγχάνονται. Το μοντέλο του «τυπικού» νευρώνα προέκυψε από τη σύνθεση των δεδομένων που υπάρχουν για τους πραγματικούς νευρώνες και είναι ένα νοητικό κατασκεύασμα της δεκαετίας του 1960, επηρεασμένο από μελέτες επάνω στον κινητικό νευρώνα και στο γιγάντιο νευράξονα του καλαμαριού *Loligo forbesi*. Σήμερα, νεότερα δεδομένα έχουν ανατρέψει ορισμένες από τις παραδοχές του αρχικού μοντέλου, αλλά έχουν επίσης υπογραμμίσει την ορθότητα των βασικών στοιχείων του. Τα κύρια τμήματα από τα οποία αποτελούνται οι νευρώνες είναι:

- το **κυτταρικό σώμα (cell body)** ή **περικάρυο**. Είναι το μέρος του νευρώνα που περιέχει τον πυρήνα και το περιβάλλον κυτταρόπλασμα, χωρίς τις αποφυάδες του κυττάρου. Αποτελεί το τροφικό κέντρο για ολόκληρο το νευρικό κύτταρο και είναι

δεκτικό σε ερεθίσματα. Οι περισσότεροι νευρώνες, έχουν ένα σφαιρικό, μεγάλο, αραιοχρωματικό πυρήνα, που συχνά είναι τοποθετημένος στο κέντρο του κυτταρικού σώματος. Μέσα στον πυρήνα, βρίσκεται όλο το γενετικό υλικό του οργανισμού. Η παρουσία του άφθονου κοκκώδους ενδοπλασματικού δικτύου και των ελεύθερων ριβοσωματιδίων, δηλώνει τη μεγάλη πρωτεϊνική σύνθεση που γίνεται μέσα στο νευρικό κύτταρο. Μέσα στο κυτταρόπλασμα βρίσκονται:

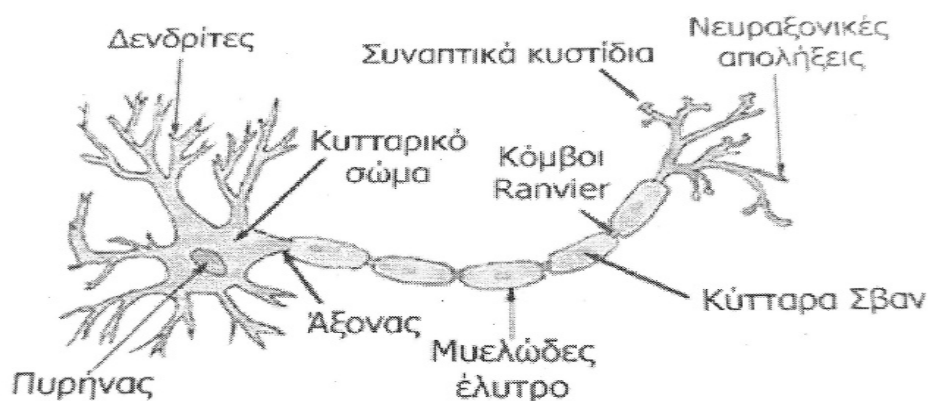
➤ πολυπληθή μιτοχόνδρια, που αποτελούν την πηγή ενέργειας για το κύτταρο, ➤ τα νευρονημάτια, που είναι νημάτια διαμέτρου 10 nm και

➤ οι μικροσωληνίσκοι διαμέτρου 24 nm.

Το σύμπλεγμα Golgi που μοιάζει με ένα δίκτυο από ακανόνιστα νημάτια, βρίσκεται μόνο στο κυτταρικό σώμα και αποτελείται από πολλαπλές παράλληλες σειρές λείων δεξαμενών που είναι τοποθετημένες γύρω από την περιφέρεια του πυρήνα. Μέσα στο κυτταρόπλασμα βρίσκονται άφθονα λυσοσώματα και αρκετά συχνά, κοκκία χρωστικής.

- οι **δενδρίτες** (dendrites). Οι δενδρίτες (dendrites), είναι ίνες με χημικούς υποδοχείς (receptors) που εκτείνονται από το κυτταρικό σώμα του νευρώνα και είναι ειδικευμένοι να δέχονται ερεθίσματα από το περιβάλλον, μέσω των αισθητικών επιθηλιακών κυττάρων ή από άλλους νευρώνες, τα οποία μεταφέρουν παθητικά (χωρίς ενίσχυση) στο περικάρυο. Οι δενδρίτες, παρουσιάζουν την ίδια υφή με το κυτταρικό σώμα, περιέχουν δηλαδή μικροσωληνάρια, μικροϊνίδια, μιτοχόνδρια, λυσοσώματα, ριβοσώματα και ενδοπλασματικό δίκτυο. Είναι συνήθως βραχείς και μοιάζουν με διακλαδώσεις δένδρου. Οι δενδρίτες, γίνονται πιο λεπτοί καθώς διακλαδίζονται. Η διακλάδωση των δενδριτών, επιτρέπει σε ένα νευρώνα να δέχεται και να ενσωματώνει ένα μεγάλο αριθμό απολήξεων νευραξόνων, από άλλα νευρικά κύτταρα. Παρόλο που η σύνθεση του κυτταροπλάσματος των δενδριτών μοιάζει πολύ με αυτή του κυτταρικού σώματος, εντούτοις, οι δενδρίτες δεν έχουν σύμπλεγμα Golgi.

Οι δενδρίτες είναι συνήθως καλυμμένοι με μεγάλο αριθμό από βλαστίδια που είναι μικρές δενδριτικές προεκβολές και αντιπροσωπεύουν περιοχές συναπτικής επαφής.



Εικόνα 2: Η δομή ενός βιολογικού νευρώνα

- ο **νευράξονας** (axon) ή **νευρική ίνα** ή **άξονας** (axon). Είναι ένα μακρύ κυτταροπλασματικό και κυλινδρικό νημάτιο, ειδικευμένο να διαβιβάζει νευρικές ώσεις (νευρικούς παλμούς) σε δενδρίτες άλλων νευρώνων με κατεύθυνση τον εγκέφαλο (αισθητικός) ή τους μύες (κινητικός). Οι νευρικές ώσεις, που καλούνται και ενεργά δυναμικά (action potentials), διαδίδονται κατά μήκος του νευράξονα χωρίς εξασθένιση. Οι νευράξονες, καταλήγουν σε ειδικά μορφώματα, ονομαζόμενα τελικά

κομβία, που είναι προσκολλημένα σε άλλα κύτταρα. Στις περιπτώσεις που ο νευράξονας εκφύεται κατευθείαν από το σώμα, το αρχικό παχύτερο τμήμα του, που διαφοροποιείται από το υπόλοιπο σώμα, ονομάζεται εκφυτικός κώνος.

3.1 Σύναψη

Όταν οι νευράξονες διεγερθούν, μεταφέρουν τη νευρική ώση στο κυτταρικό σώμα και στην τελική διακλάδωση του νευράξονα. Όμως, η ώση που κατευθύνεται στο κυτταρικό σώμα δε διεγείρει άλλους νευρώνες, σε αντίθεση με τη δεύτερη, η οποία μπορεί να διεγείρει το επόμενο νευρικό, μυϊκό ή αδενικό κύτταρο.

Η θέση που γίνεται η λειτουργική σύνδεση των τελικών κομβίων ενός νευράξονα με ένα άλλο νευρικό ή «εκτελεστικό» κύτταρο (π.χ. μυϊκό ή αδενικό) ονομάζεται σύναψη. Στις συνάψεις πραγματοποιείται η προώθηση μιας «πληροφορίας– εντολής» με τη μορφή δυναμικού δράσης από ένα νευρώνα στον επόμενο. Κάθε νευράξονας, σχηματίζει ένα ορισμένο αριθμό συνάψεων με άλλους νευρώνες και κάθε νευρώνας δέχεται συνάψεις από έναν ορισμένο αριθμό νευραξόνων. Μια σύναψη, αποτελείται από το:

- προσυναπτικό τμήμα. Περιλαμβάνει τα τελικά κομβία μαζί με την προσυναπτική μεμβράνη.
- συναπτικό χάσμα ή συναπτική σχισμή. Είναι μια περιοχή του εξωκυττάριου χώρου, που παρεμβάλλεται μεταξύ των συναπτικών κυστιδίων και της μεμβράνης του επόμενου νευρώνα ή του εκτελεστικού κυττάρου. Η σχισμή επικοινωνεί με τον ελάχιστο εξωκυττάριο χώρο που βρίσκεται μεταξύ των νευρικών κυττάρων. Το συναπτικό χάσμα έχει πλάτος 10–50 nm.
- μετασυναπτικό τμήμα. Είναι η μεμβράνη ενός δενδρίτη, κυτταρικού σώματος, νευράξονα γειτονικού νευρώνα ή μυϊκού ή αδενικού κυττάρου, και η οποία ονομάζεται μετασυναπτική μεμβράνη.

Το κυτταρόπλασμα στο προσυναπτικό τελικό άκρο, περιέχει πολυάριθμα συναπτικά κυστίδια, διαμέτρου 20–65nm. Τα συναπτικά κυστίδια, περιέχουν χημικές ουσίες που λέγονται νευροδιαβιβαστικές ουσίες ή νευροδιαβιβαστές, υπεύθυνες για τη μεταβίβαση των νευρικών ώσεων διαμέσου της σύναψης. Η ουσία αυτή, απελευθερώνεται στη συναπτική σχισμή όταν εκπολωθεί ο προσυναπτικός νευρώνας, με αποτέλεσμα, ανάλογα με τη φύση της, να “διεγείρει” (εκπολώνει) ή να “αναστέλλει” (υπερπολώνει) τη μετασυναπτική μεμβράνη. Οι μεμβράνες των συναπτικών κυστιδίων, υφίστανται ενδοκυττάρωση για να σχηματίσουν καινούρια συναπτικά κυστίδια. Κάθε συναπτικό κυστίδιο περιέχει από 10.000 μέχρι 100.000 μόρια νευροδιαβιβαστικής ουσίας, ανάλογα με τον τύπο του νευρώνα και τη φύση του νευροδιαβιβαστή. Οι νευροδιαβιβαστές, μπορούν να ταξινομηθούν σε διεγερτικούς και ανασταλτικούς, ανάλογα με τη φύση της δράσης που ασκούν. Οι διεγερτικοί νευροδιαβιβαστές προκαλούν μία κίνηση ιόντων που έχει ως αποτέλεσμα την εκπόλωση της μετασυναπτικής μεμβράνης, ενώ ο ερεθισμός των ανασταλτικών νευρώνων προκαλεί μια κίνηση ιόντων που έχει ως αποτέλεσμα την υπερπόλωση της μετασυναπτικής μεμβράνης. Το πλήθος των νευροδιαβιβαστών ανερχόταν, το 1960, σε τέσσερις, ενώ σήμερα ο αντίστοιχος αριθμός ξεπερνάει τους 50, περιλαμβάνοντας τους «κλασσικούς νευροδιαβιβαστές» και μια σειρά πεπτιδίων με αποδεδειγμένη νευροδιαβιβαστική δράση. Οι κυριότεροι, όσον αφορά τη σημασία τους στην κλινική πράξη, νευροδιαβιβαστές είναι: ακετυλοχολίνη (Ach), νοραδρεναλίνη (NADR) ή νορεπινεφρίνη, σεροτονίνη, ντοπαμίνη (DA) και γ-αμινοβουτυρικό οξύ.

Τα φυσικοχημικά γεγονότα, που συμβαίνουν κατά τη συναπτική μετάδοση πραγματοποιούνται ως εξής: Όταν η προσυναπτική μεμβράνη εκπολωθεί, ως αποτέλεσμα της άφιξης μίας νευρικής ώσης, τότε ανοίγουν διάυλοι Ca^{2+} , με

αποτέλεσμα τα εισερχόμενα Ca^{2+} να προκαλούν μία μετακίνηση των συναπτικών κυστιδίων από τις θέσεις τους στο κυτταρόπλασμα, του προσυναπτικού κυττάρου προς την προσυναπτική μεμβράνη. Η επαφή των συναπτικών κυστιδίων με την προσυναπτική μεμβράνη, συνεπάγεται την ενεργοποίηση ενός μηχανισμού εξωκυττάρωσης, με αποτέλεσμα συναπτικά κυστίδια να απελευθερώνουν τους νευροδιαβιβαστές τους στη συναπτική σχισμή. Είναι χαρακτηριστικό ότι η εξωκυττάρωση του περιεχομένου των συναπτικών κυστιδίων γίνεται μόνο από συγκεκριμένες περιοχές της νευρωνικής απολήξεως που συνολικά αντιπροσωπεύουν ένα πολύ μικρό ποσοστό της προσυναπτικής μεμβράνης. Οι περιοχές αυτές, ονομάζονται δραστικές ζώνες και εκεί ακριβώς υπάρχουν μορφώματα της κυτταρικής μεμβράνης που συμπεριφέρονται ως διάλυτοι Ca^{2+} . Αντίστοιχες περιοχές υπάρχουν και στη μετασυναπτική μεμβράνη. Η νευροδιαβιβαστική ουσία που εκλύεται με αυτόν τον τρόπο, διαχέεται στο εξωκυττάριο υγρό που υπάρχει στο συναπτικό χάσμα και μόρια της φθάνουν μέχρι την μετασυναπτική μεμβράνη, όπου συνδέονται με ειδικούς υποδοχείς. Αποτέλεσμα της σύνδεσης αυτής, είναι η μεταβολή της διαπερατότητας της μετασυναπτικής μεμβράνης στα διάφορα ιόντα.

Ορισμένοι νευροδιαβιβαστές, μειώνουν το βαθμό πόλωσης της μετασυναπτικής μεμβράνης, οπότε δημιουργείται εκεί το καλούμενο ερεθιστικό μετασυναπτικό δυναμικό, ενώ άλλοι νευροδιαβιβαστές τον αυξάνουν, με αποτέλεσμα τη δημιουργία του ανασταλτικού μετασυναπτικού δυναμικού. Στις ερεθιστικές συνάψεις η δημιουργία εκπολώσης οφείλεται σε διάνοιξη διαύλων Na^{+} ή σε ελάττωση της διαβατότητας διαύλων K^{+} ή Cl^{-} . Στις ανασταλτικές, η υπερπόλωση οφείλεται αντίστοιχα σε διάνοιξη διαύλων K^{+} ή Cl^{-} . Ειδικά στην περίπτωση των ερεθιστικών μετασυναπτικών δυναμικών, εφόσον επιτύχουν τη διέγερση του μετασυναπτικού νευρώνα, προκαλούν δυναμικά ενέργειας που με τη σειρά τους οδεύουν προς τον επόμενο σταθμό επεξεργασίας και ολοκλήρωσης της πληροφορίας.

Στις περιπτώσεις που μία σύναψη βρίσκεται κοντά στον εκφυτικό κώνο, δηλαδή κοντά σε εκείνη τη ζώνη της επιφάνειας του μετασυναπτικού νευρώνα που παρουσιάζει τη μεγαλύτερη διεγερσιμότητα, είναι δυνατή η πρόκληση ενός δυναμικού δράσης στο μετασυναπτικό κύτταρο από την «εφ' άπαξ» δραστηριοποίηση αυτής της σύναψης. Σπάνια όμως συμβαίνει μία σύναψη να βρίσκεται σε τέτοια προνομιακή θέση και έτσι για την έκλυση ενός δυναμικού ενέργειας, συνήθως απαιτείται η ταυτόχρονη διέγερση πολλών συνάψεων στην επιφάνεια του μετασυναπτικού νευρώνα, δηλαδή χρειάζεται μία άθροιση των μετασυναπτικών δυναμικών στο χώρο. Ανάλογα, τα μετασυναπτικά δυναμικά μπορούν να εμφανίσουν και άθροιση στο χρόνο, δεδομένου ότι τα δυναμικά αυτά αποτελούν ηλεκτροτονικές διαταραχές της τοπικής πόλωσης της μετασυναπτικής μεμβράνης που έχουν μία κάποια χρονική εξέλιξη και διάρκεια. Έτσι, εφόσον η ίδια σύναψη ερεθισθεί με τέτοιους ρυθμούς ώστε τα μετασυναπτικά δυναμικά που προκαλούνται κάθε φορά να μην έχουν εξαντληθεί πριν από την άφιξη της νέας ώσης, μπορεί να παρατηρηθεί στη μετασυναπτική μεμβράνη μία χρονική άθροισή τους που θα οδηγήσει σε διέγερση του μετασυναπτικού κυττάρου. Είναι φανερό ότι για ένα νευρώνα, η άθροιση των μετασυναπτικών δυναμικών τόσο στο χώρο (δηλαδή στην έκταση της επιφάνειας του), όσο και στο χρόνο, αποτελούν τη «μέθοδο» με τη οποία ο νευρώνας αυτός αποφασίζει πότε να «αποδώσει» ένα δικό του δυναμικό ενέργειας. Η «λογική» αυτή επεξεργασία των εισόδων που δέχεται ένας νευρώνας είναι μία διαβαθμισμένη (graded) διαδικασία, σε αντίθεση με την τελική διαδικασία παραγωγής των δυναμικών δράσης η οποία ανήκει στον τύπο όλων ή ουδέν. Οι συνάψεις, μπορούν να ταξινομηθούν ανάλογα με την εντόπιση, τη μορφολογία και τη λειτουργία τους. Ανάλογα με την εντόπιση τους, δηλαδή, το σημείο στο οποίο απολήγει το τελικό

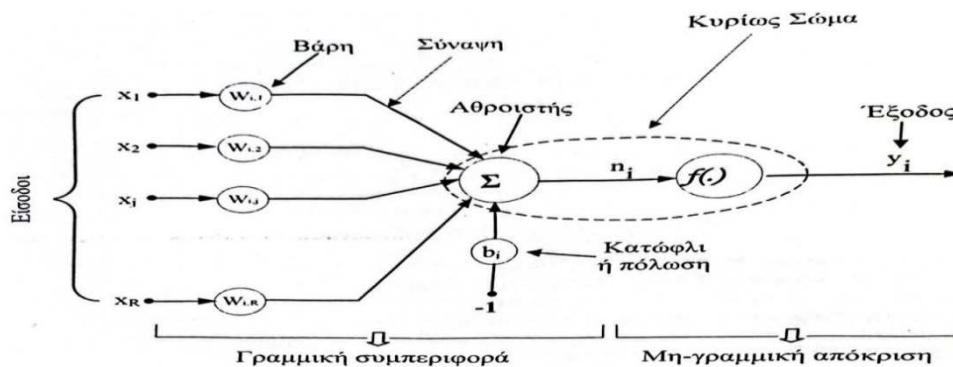
κομβίο ενός νευράξονα, οι συνάψεις διακρίνονται σε αξονοδενδριτικές, σε αξονοσωματικές και αξονοαξονικές συνάψεις. Στις αξονοδενδριτικές συνάψεις, η τελική απόληξη του νευράξονα έρχεται σε επαφή με ένα δενδρίτη. Στην αξονοσωματική σύναψη, το τελικό κομβίο του νευράξονα συνάπτεται με το σώμα ενός νευρικού κυττάρου ενώ, στην αξονοαξονική σύναψη η τελική απόληξη ενός νευράξονα σχηματίζει σύναψη με τον νευράξονα ενός άλλου κυττάρου. Ανάλογα με τη μορφολογία τους, οι συνάψεις διακρίνονται σε συνάψεις τύπου I και σε συνάψεις τύπου II. Η σύναψη τύπου I παρουσιάζει φαρδιά συναπτική σχισμή (30 nm).

Η προσυναπτική και η μετασυναπτική μεμβράνη παρουσιάζουν σημαντική πάχυνση που επεκτείνεται σε όλο το μήκος της συνάψεως. Η σύναψη τύπου II έχει στενότερη συναπτική σχισμή (20 nm). Η προσυναπτική και η μετασυναπτική μεμβράνη παρουσιάζουν παχύνσεις κατά τόπους, που είναι λιγότερο έντονες από εκείνες της συνάψεως τύπου I. Ανάλογα με τη λειτουργία τους, οι συνάψεις μπορούν να καταταγούν σε διεγερτικές και ανασταλτικές. Οι περισσότερες από τις διεγερτικές συνάψεις, είναι συνάψεις αξονοδενδριτικού τύπου.

Αντίθετα, οι περισσότερες ανασταλτικές συνάψεις είναι αξονοσωματικού τύπου. Οι αξονοαξονικές συνάψεις, είναι πιθανώς επίσης ανασταλτικές συνάψεις. Είναι γενικά αποδεκτό ότι στις διεγερτικές συνάψεις, τα προσυναπτικά κυστίδια έχουν σχήμα σφαιρικό ενώ στις ανασταλτικές συνάψεις τα κυστίδια αυτά παρουσιάζονται με σχήμα ωοειδές.

4. Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

Η θεμελιώδης μονάδα για τη λειτουργία και την επεξεργασία της πληροφορίας ενός νευρωνικού δικτύου, είναι ο νευρώνας. Κάθε νευρώνας, δέχεται ένα πλήθος δεδομένων σαν εισόδους μέσω ενός συνόλου συνδέσεων που ονομάζονται συνάψεις. Το μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα περιέχει τις συνάψεις, το κυρίως σώμα (cell body ή soma) και την έξοδο του νευρώνα. Οι συνάψεις, αποτελούν το μέσο για τη λήψη των πληροφοριών που θα οδηγηθούν στο κυρίως σώμα του νευρώνα για επεξεργασία. Τα δεδομένα, μπορεί να προέρχονται από εξωτερικές πηγές ή από άλλους νευρώνες. Σε κάθε σύναψη, αντιστοιχεί μια τιμή που αποτελεί το συντελεστή βαρύτητας του αντίστοιχου λαμβανόμενου σήματος και ονομάζεται συναπτικό βάρος ή βάρος. Το κυρίως σώμα του νευρώνα περιλαμβάνει έναν κόμβο άθροισης (summation junction) Σ και μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) f . Ο αθροιστής, προσθέτει αλγεβρικά τα σταθμισμένα λαμβανόμενα σήματα που δέχθηκε ο νευρώνας στις εισόδους του. Η συνάρτηση ενεργοποίησης, εκτελεί μια μαθηματική πράξη στο προκύπτον σήμα (n_i), ενώ παράλληλα διαμορφώνει το σήμα εξόδου του νευρώνα (y_i). Στο παρακάτω σχήμα, διακρίνονται δυο βασικά τμήματα του νευρώνα, ένα γραμμικής αντιστοίχισης (linear map) κι ένα μη γραμμικής απόκρισης (non linear map). Το πρώτο τμήμα, υπολογίζει τη γραμμική συνδυαστική έξοδο του νευρώνα (n_i) αθροίζοντας αλγεβρικά τα γινόμενα κάθε σήματος εισόδου (x_i) με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος (w_{ij}) και μια ποσότητα αντιστάθμισης (magnitude offset), που ονομάζεται κατώφλι (threshold) ή πόλωση (bias) b , και επιδρά στην ενεργοποίηση της εξόδου του νευρώνα. Η τιμή του σήματος δίνεται από τη σχέση: $n_i = \sum_{j=1}^R w_{ij} x_j + b_i$. Το τμήμα της μη γραμμικής απόκρισης, μετασχηματίζει το σήμα n_i ώστε να προκύψει η έξοδος του νευρώνα y_i , σύμφωνα με τη σχέση: $y_i = f(\sum_{j=1}^R w_{ij} x_j + b_i)$.



Εικόνα 3: Μοντέλο τεχνητού νευρώνα

4.1 Συναρτήσεις μεταφοράς (Transfer functions)

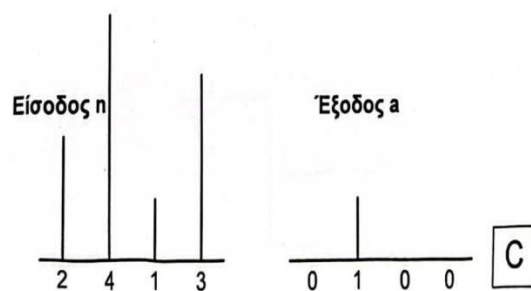
Η έρευνα για τα νευρωνικά δίκτυα, δίνει ιδιαίτερη έμφαση:

- στους κανόνες εκμάθησης, που προσδιορίζουν τον τρόπο εκπαίδευσης των νευρωνικών δικτύων και
- στις αρχιτεκτονικές τους, που είναι ο τρόπος διάταξης των νευρώνων και οι μεταξύ τους συνδέσεις, αδιαφορώντας για τη σπουδαιότητα των συναρτήσεων μεταφοράς (transfer functions).

Οι συναρτήσεις μεταφοράς, διακρίνονται σε συναρτήσεις ενεργοποίησης (activation functions) και συναρτήσεις εξόδου (output functions). Η συνάρτηση ενεργοποίησης προσδιορίζει το σήμα που λαμβάνει ο νευρώνας από τις εισόδους του. Η τιμή της συνάρτησης ενεργοποίησης είναι συνήθως βαθμωτό μέγεθος και τα ορίσματά της διανύσματα. Η συνάρτηση εξόδου $o(I)$, καθορίζει την επεξεργασία του σήματος από το νευρώνα, λειτουργώντας με βαθμωτές ενεργοποιήσεις και επιστρέφοντας βαθμωτές τιμές. Οι δυο αυτοί τύποι συναρτήσεων, καθορίζουν τον τρόπο επεξεργασίας των σημάτων και διαμορφώνουν τις τιμές των σημάτων εξόδου των νευρώνων. Ο συνδυασμός της συνάρτησης ενεργοποίησης και της συνάρτησης εξόδου, καλείται συνάρτηση μεταφοράς $o(I(x))$. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης και εξόδου, διαφέρουν μεταξύ των επιπέδων των νευρωνικών δικτύων. Μεγάλο μέρος της βιβλιογραφίας που αναφέρεται στα νευρωνικά δίκτυα, ταυτίζει τους όρους συνάρτηση ενεργοποίησης, συνάρτηση εξόδου και συνάρτηση μεταφοράς, χωρίς καμία διάκριση μεταξύ τους. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι συχνότερα χρησιμοποιούμενες συναρτήσεις εξόδου, κατά αλφαβητική σειρά, με τους μαθηματικούς τύπους και τις γραφικές τους παραστάσεις.

4.1.1 Ανταγωνιστική συνάρτηση μεταφοράς (competitive transfer function)

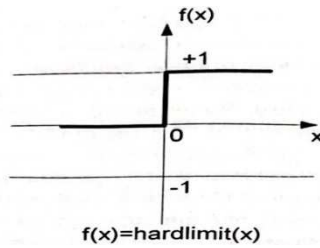
Δέχεται ένα πλήθος τιμών και επιστρέφει μονάδα στη θέση που παρατηρήθηκε η μέγιστη τιμή και μηδέν σε όλες τις άλλες θέσεις.



Εικόνα 4: Ανταγωνιστική συνάρτηση μεταφοράς

4.1.2 Συνάρτηση Hard limit

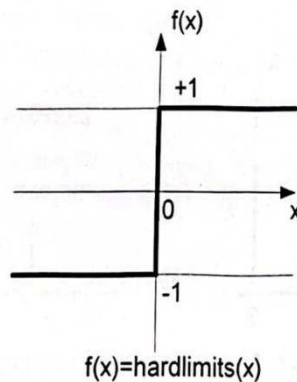
Δέχεται μια είσοδο x και επιστρέφει 1 εφόσον το x είναι μεγαλύτερο ή ίσο με το μηδέν. $f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$



Εικόνα 5: Hard limit συνάρτηση μεταφοράς

4.1.3 Συμμετρική συνάρτηση Hard limit (symmetric hard limit function)

Δέχεται μια είσοδο x και επιστρέφει 1 εφόσον το x είναι μεγαλύτερο ή ίσο με το μηδέν και -1 , αν το x είναι μικρότερο του μηδενός. $f(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$

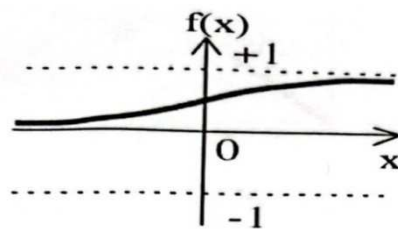


Εικόνα 6: Symmetric hard limit συνάρτηση εξόδου

4.1.4 Συνάρτηση Log sigmoid

Επιστρέφει μια τιμή στο ανοιχτό διάστημα $(0, 1)$ σύμφωνα με την τιμή του x .

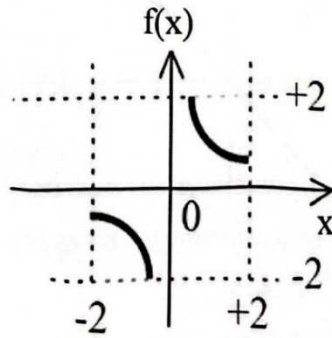
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



Εικόνα 7: Συνάρτηση μεταφοράς Log sigmoid

4.1.5 Αντίστροφη συνάρτηση (inverse function)

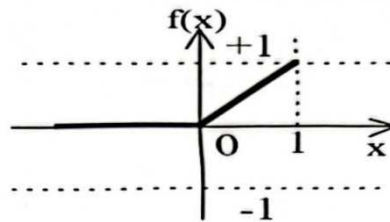
Επιστρέφει την αντίστροφη μιας τιμής x . $f(x) = \frac{1}{x}$



Εικόνα 8: Αντίστροφη συνάρτηση μεταφοράς

4.1.6 Θετικά γραμμική συνάρτηση (positive linear output function)

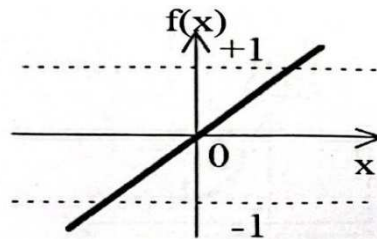
Για μια τιμή x , επιστρέφει τη ίδια τιμή x , αν το x είναι μεγαλύτερο ή ίσο του μηδενός και δίνει 0 αν το x είναι αρνητικό. $f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases}$



Εικόνα 9: Θετικά γραμμική συνάρτηση μεταφοράς

4.1.7 Γραμμική συνάρτηση (linear function)

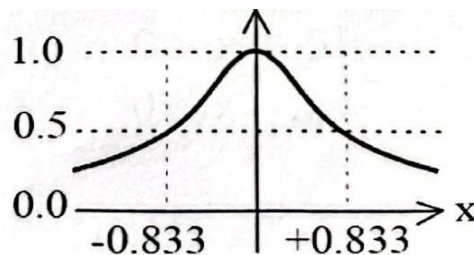
Για μια τιμή x , επιστρέφει την ίδια τιμή x . $f(x) = x$



Σχήμα : Γραμμική συνάρτηση μεταφοράς

4.1.8 Συνάρτηση ακτινικής βάσης (Radial Basis Function–RBF)

Το αποτέλεσμα για μια τιμή του x δίνεται από την ακόλουθη μαθηματική σχέση $f(x) = e^{-x^2}$.



Εικόνα 10: Ακτινικής βάσης συνάρτηση μεταφοράς

4.1.9 Κορεσμένη γραμμική συνάρτηση (Saturating linear function)

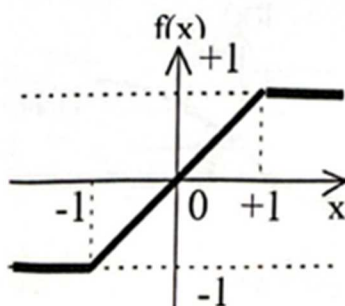
Το αποτέλεσμα για μια τιμή του x δίνεται από την ακόλουθη μαθηματική σχέση

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

4.1.10 Συμμετρική κορεσμένη γραμμική συνάρτηση (Symmetric saturating linear function)

Έχει γραμμική συμπεριφορά στο διάστημα $[-1, 1]$, ενώ για τιμές μικρότερες του -1 ή μεγαλύτερες του 1 , δίνει σαν αποτέλεσμα -1 ή 1 , αντίστοιχα.

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

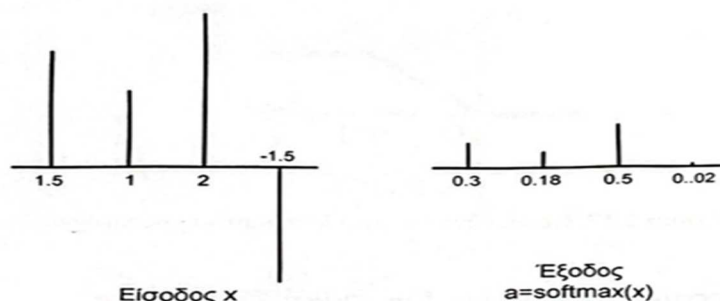


Εικόνα 11: Συμμετρική κορεσμένη γραμμική συνάρτηση μεταφοράς

4.1.11 Soft Max συνάρτηση

Με αυτή τη συνάρτηση, ο νευρώνας που δέχεται τη μεγαλύτερη είσοδο δίνει μια έξοδο πλησιέστερα στο 1, ενώ οι άλλοι νευρώνες έχουν εξόδους κοντά στο μηδέν. Αυτή η συνάρτηση εξόδου είναι απλοποιημένη έκδοση της ανταγωνιστικής συνάρτησης. Για έναν πίνακα X με n στοιχεία, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, το αποτέλεσμα

της συνάρτησης για κάθε στοιχείο του X δίνεται από τη σχέση $f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{x_j}}$.

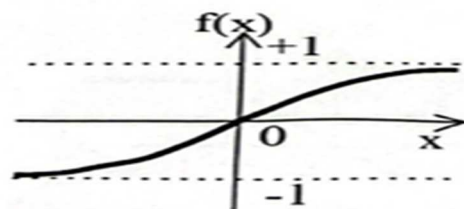


Εικόνα 12: Soft max συνάρτηση μεταφοράς

4.1.12 Hyperbolic tangent sigmoid συνάρτηση

Επιστρέφει μια τιμή στο ανοικτό διάστημα $(-1, 1)$, ανάλογα με την τιμή του x

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

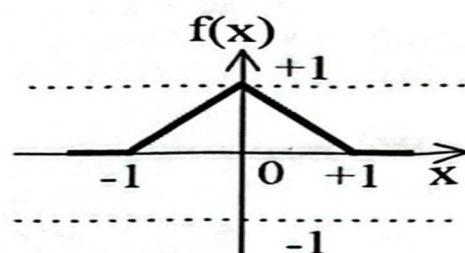


Εικόνα 13: Hyperbolic tangent sigmoid συνάρτηση μεταφοράς

4.1.13 Συνάρτηση τριγωνικής βάσης (Triangular basis function)

Το αποτέλεσμα για μια τιμή του x δίνεται από τη μαθηματική σχέση

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



Εικόνα 14: Τριγωνικής βάσης συνάρτηση εξόδου

4.2 Τοπολογίες νευρωνικών δικτύων

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

4.2.1 Επίπεδα νευρωνικού δικτύου

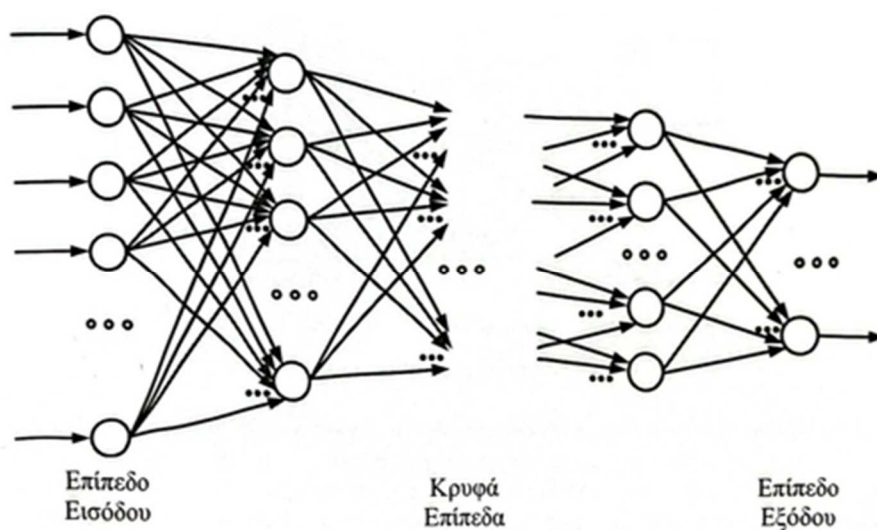
Οι νευρώνες ενός ΤΝΔ κατανέμονται σε επίπεδα ή στρώματα (layers). Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία επίπεδα, το:

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

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

αναπαράστασης των δεδομένων ενός δικτύου και του θορύβου που το τελευταίο θα ενσωματώσει.

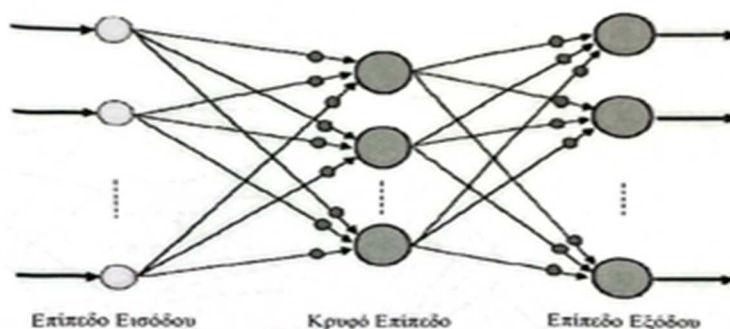
- **επίπεδο εξόδου** (output layer). Το επίπεδο εξόδου, είναι αυτό που παράγει τα διανύσματα εξόδου του νευρωνικού δικτύου. Το επίπεδο εξόδου, όπως και το επίπεδο εισόδου είναι αυτά που έρχονται σε επαφή με το περιβάλλον, για την εμφάνιση των αποτελεσμάτων που προέκυψαν από την επεξεργασία των ληφθέντων δεδομένων. Οι ζητούμενες πληροφορίες μιας εφαρμογής, είναι αυτές που καθορίζουν τον αριθμό των νευρώνων στο επίπεδο εξόδου. Επιπρόσθετα, ανάλογα με το πλήθος των επιπέδων τα νευρωνικά δίκτυα διακρίνονται σε ενός στρώματος (single layer) και πολλαπλών στρωμάτων (multilayer) ή πολυστρωματικά ή πολυεπίπεδα. Το παρακάτω σχήμα παρουσιάζει τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου.



Εικόνα 15: Τα επίπεδα ενός νευρωνικού δικτύου

4.2.2 Στατικά (static) και δυναμικά (dynamic ή recurrent-RNNs) νευρωνικά δίκτυα

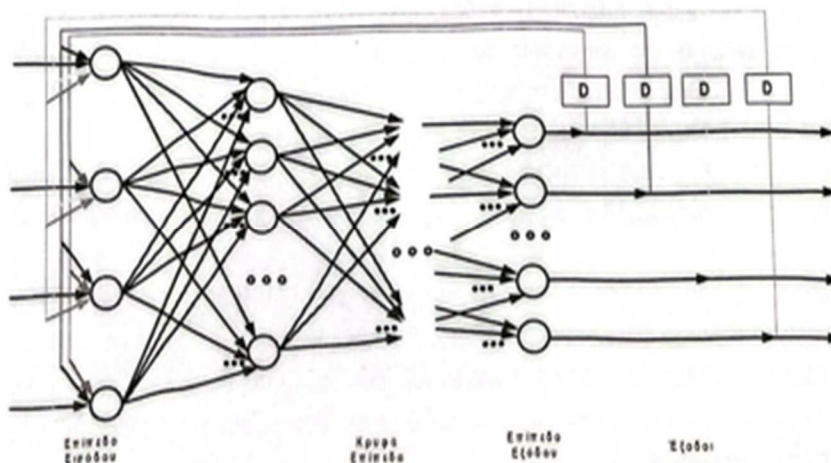
Τα νευρωνικά δίκτυα, διακρίνονται σε στατικά και δυναμικά, βάση της δυνατότητας ανατροφοδότησης των εξόδων του νευρωνικού δικτύου. Στα στατικά νευρωνικά δίκτυα, τα δεδομένα κινούνται μόνο προς μια κατεύθυνση, προς τα εμπρός (forward) από το επίπεδο εισόδου μέσω των κρυφών επιπέδων προς το επίπεδο εξόδου. Λόγω της εμπρόσθιας μετάδοσης των δεδομένων, τα στατικά δίκτυα αποκαλούνται δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (feedforward neural networks). Τα δίκτυα αυτά δεν έχουν ανάδραση, με αποτέλεσμα τα δεδομένα εισόδου να είναι ανεξάρτητα της χρονικής ακολουθίας εισαγωγής τους στο νευρωνικό δίκτυο.



Εικόνα 16: Στατικό νευρωνικό δίκτυο (feedforward)

Τα δυναμικά νευρωνικά δίκτυα) είναι μοντέλα που τα δεδομένα μετακινούνται και προς τις δυο κατευθύνσεις. Ενώ ένα εμπρόσθιας διάδοσης νευρωνικό δίκτυο διαδίδει τα δεδομένα του προς μια κατεύθυνση, το δυναμικό δίκτυο έχει ανάδραση, με αποτέλεσμα τα δεδομένα εξόδου να τροφοδοτούν την είσοδό του.

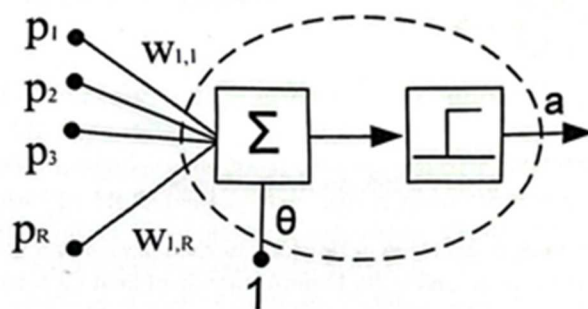
Τα δίκτυα αυτά, είναι χρήσιμα για την επεξεργασία χρονικά εξαρτημένων σημάτων. Ένα δυναμικό δίκτυο μπορεί να θεωρηθεί σαν στατικό δίκτυο, με στοιχεία καθυστέρησης (delay elements) που αποθηκεύουν προηγούμενες τιμές του σήματος εισόδου.



Εικόνα 17: Δυναμικό νευρωνικό δίκτυο (recurrent)

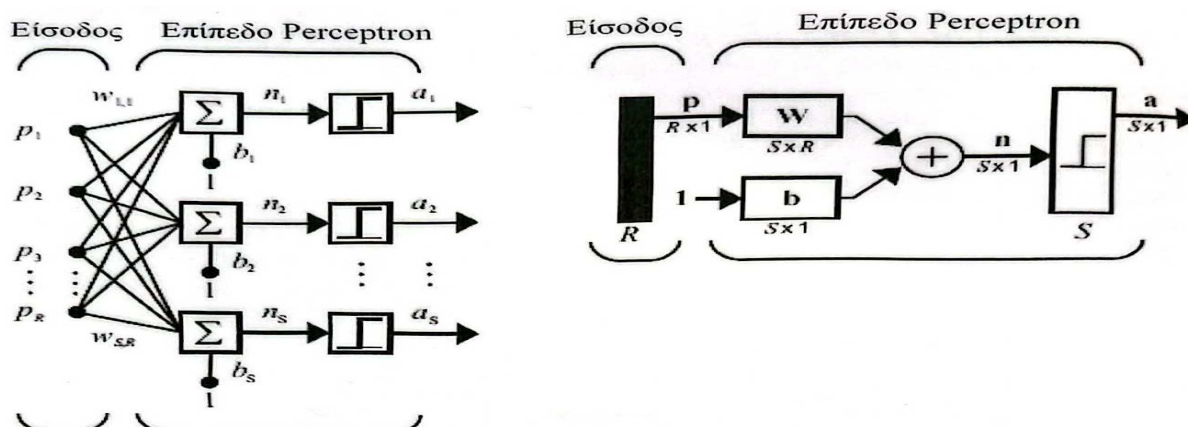
4.2.3 Αισθητήριο (Perceptron)

Ήταν πιθανά η πρώτη επιτυχής προσπάθεια δημιουργίας νευρωνικού δικτύου. Το perceptron, είναι ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας διάδοσης, χωρίς κρυφό επίπεδο που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση γραμμικά διαχωριζόμενων προτύπων. Το δίκτυο perceptron, έχει ένα επίπεδο εισόδου και ένα επίπεδο εξόδου που οι νευρώνες του έχουν σαν συνάρτηση εξόδου την hard limit. Ένας νευρώνας perceptron που χρησιμοποιεί σαν συνάρτηση εξόδου την hard limit παρουσιάζεται στο παρακάτω σχήμα. Διακρίνεται η είσοδός του με ένα διάνυσμα R στοιχείων και ο νευρώνας perceptron. Σε κάθε στοιχείο εισόδου αντιστοιχεί μια τιμή βάρους, που συμβολίζεται με $W_{i,j}$. Ο δείκτης, δείχνει το νευρώνα στον οποίο καταλήγει το j στοιχείο του διανύσματος εισόδου. Με τον τρόπο αυτό, σχηματίζεται ένας πίνακας W διαστάσεων $S \times R$, όπου το S ισούται με το πλήθος των νευρώνων στο επίπεδο που ακολουθεί και το R με το πλήθος των στοιχείων του διανύσματος εισόδου. Στο παρακάτω σχήμα ο πίνακας W έχει διαστάσεις $1 \times R$.



Εικόνα 18: Νευρώνας Perceptron

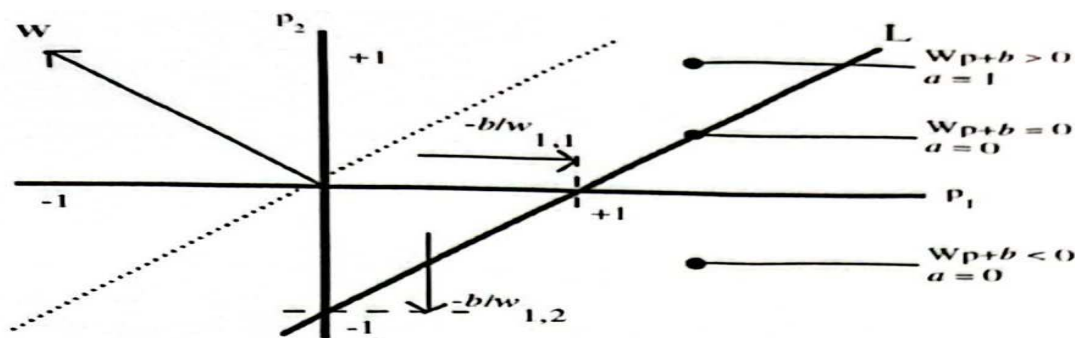
Η έξοδος του νευρώνα υπολογίζεται από τη σχέση $a = \text{hardlim}(\mathbf{Wp} + \theta)$. Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει ένα perceptron με περισσότερους από ένα νευρώνες. Οι δυο απεικονίσεις είναι ακριβώς ταυτόσημες. Η διαφορά τους έγκειται στον τρόπο αποτύπωσης της απαραίτητης πληροφορίας για το δίκτυο perceptron. Το αριστερό σχήμα, δείχνει κάθε κόμβο ξεχωριστά με τις συνδέσεις, τα βάρη, την πόλωση, τη συνάρτηση εξόδου και την έξοδο. Το δεξί σχήμα, απεικονίζει το ίδιο ακριβώς δίκτυο, αλλά πιο περιεκτικά. Συγκεκριμένα, αντί να απεικονίσει τους 5 κόμβους άθροισης και τις 5 συναρτήσεις εξόδου, δημιουργεί έναν αθροιστή και μια συνάρτηση εξόδου κι αναφέρει το μέγεθός τους. Η δεξιά αναπαράσταση, είναι αυτή που χρησιμοποιείται λόγω της ευκολίας στη γραφική αποτύπωση των νευρωνικών δικτύων.



Εικόνα 19: Δίκτυο Perceptron

Ο νευρώνας perceptron παράγει ένα (1) αν η είσοδός του είναι μεγαλύτερη ή ίση του μηδενός, διαφορετικά η έξοδός του ισούται με το μηδέν (0). Η συνάρτηση hard limit, δίνει τη δυνατότητα στο perceptron να ταξινομεί τα διανύσματα εισόδου χωρίζοντας το χώρο εισόδου (input space) σε δυο περιοχές. Συγκεκριμένα, αν η είσοδος $n < 0$, η έξοδος ισούται με μηδέν, διαφορετικά, αν $n \geq 0$, η έξοδος του δικτύου είναι ένα (1). Ο χώρος εισόδου για ένα νευρώνα δύο εισόδων με βάρη $w_{1,1} = -1$, $w_{1,2} = 1$ και $b = 1$, διαμορφώνεται όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα.

Η γραμμή καθορισμού του ορίου L (decision boundary), στην $\mathbf{Wp} + \mathbf{b} = 0$ διαμορφώνει τις δυο περιοχές ταξινόμησης. Η γραμμή αυτή είναι κάθετη στον πίνακα βαρών W και μετατοπίζεται σύμφωνα με την πόλωση b. Τα διανύσματα εισόδου που είναι επάνω και αριστερά από τη γραμμή L, θα έχουν ως αποτέλεσμα η είσοδος στον perceptron να είναι μεγαλύτερη του μηδενός, άρα η συνάρτηση hard limit θα δώσει έξοδο ίση με 1. Διανύσματα εισόδου κάτω και δεξιά της γραμμής L, έχουν ως αποτέλεσμα η έξοδος του νευρώνα να ισούται με 0. Η γραμμή διαχωρισμού, μπορεί να προσανατολιστεί και να μετακινηθεί οπουδήποτε για να ταξινομεί το χώρο εισόδου όπως απαιτείται από την εφαρμογή, επιλέγοντας τις κατάλληλες τιμές βαρών και πόλωσης. Η πόλωση, είναι αυτή που επιτρέπει στη γραμμή καθορισμού του ορίου να μετακινείται από την αρχική. Τα δίκτυα perceptron έχουν ορισμένους περιορισμούς. Πρώτον, οι τιμές εξόδου ενός perceptron μπορούν να έχουν μόνο δυο τιμές (0 ή 1) λόγω της συνάρτησης εξόδου hard limit. Δεύτερον, τα δίκτυα perceptron μπορούν να ταξινομήσουν μόνο γραμμικά διαχωρίσιμα σύνολα διανυσμάτων. Αν τα διανύσματα εισόδου δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, το δίκτυο perceptron δεν θα μπορέσει να εκπαιδευτεί ώστε να ταξινομεί σωστά όλα τα διανύσματα. Ένα νευρωνικό δίκτυο με περισσότερους από έναν νευρώνες perceptron, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επίλυση δύσκολων προβλημάτων.



Εικόνα 20: Γραφική απεικόνιση της συμπεριφοράς ενός Perceptron

4.2.4 Νευρωνικά δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων (Multilayer Perceptrons–MLPs)

Τα MLPs είναι μια από τις ευρέως χρησιμοποιούμενες τοπολογίες νευρωνικών δικτύων, αποτελούνται από περισσότερα από ένα στρώματα νευρώνων και χρησιμοποιούν μη γραμμικά διαφορίσιμες συναρτήσεις εξόδου. Τα MLPs, είναι νευρωνικά δίκτυα εμπρόσθιας διάδοσης (feedforward) που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε εφαρμογές που τα διανύσματα εισόδου είναι μη γραμμικά διαχωρίσιμα. Ένα δίκτυο MLP, έχει συχνά ένα ή περισσότερα κρυφά επίπεδα με σιγμοειδής νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με γραμμικούς νευρώνες. Τα MLPs με μη γραμμικές συναρτήσεις εξόδου έχουν την ικανότητα να μαθαίνουν μη γραμμικές και γραμμικές συσχετίσεις, μεταξύ των διανυσμάτων εισόδου και εξόδου.

Το γραμμικό επίπεδο εξόδου, επιτρέπει στο δίκτυο να παράγει τιμές που κυμαίνονται από -1 ως 1 . Στην περίπτωση που απαιτείται περιορισμός των εξόδων ενός δικτύου, τότε πρέπει σαν συνάρτηση εξόδου του επιπέδου εξόδου να χρησιμοποιηθεί μια σιγμοειδής συνάρτηση, όπως η log– sigmoid. Η αρχιτεκτονική ενός MLP, δεν είναι πλήρως προσδιορισμένη από το πρόβλημα. Ενώ ο αριθμός των νευρώνων για τα επίπεδα εισόδου και εξόδου καθορίζονται από το πρόβλημα, ανάλογα με τις παραμέτρους των διανυσμάτων εισόδου και την επιθυμητή έκβαση, απαιτείται ο προσδιορισμός ενός πλήθους χαρακτηριστικών. Ενδεικτικά χαρακτηριστικά που πρέπει να προσδιορισθούν, είναι ο αριθμός των κρυφών επιπέδων και των νευρώνων τους και οι συναρτήσεις εξόδου τους. Τα MLPs, είναι ευαίσθητα στον αριθμό των νευρώνων των κρυφών επιπέδων τους. Συγκεκριμένα, μικρός αριθμός νευρώνων έχει ως αποτέλεσμα το νευρωνικό δίκτυο να μη μπορεί να μάθει, ενώ ένας μεγάλος αριθμός νευρώνων οδηγεί στην αδυναμία του δικτύου να γενικεύει, αναγνωρίζοντας μόνο τα δείγματα με τα οποία εκπαιδεύτηκε (overfitting).

5. Γενετικοί αλγόριθμοι

Τις τελευταίες δεκαετίες, παρατηρείται ένα έντονο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη συστημάτων βασισμένων στις αρχές της φυσικής εξέλιξης. Τα συστήματα αυτά, λειτουργούν διατηρώντας έναν πληθυσμό πιθανών κωδικοποιημένων λύσεων ενός προβλήματος και εφαρμόζουν πάνω του διαδικασίες που προέρχονται από τη βιολογική εξέλιξη. Με αυτό τον τρόπο, από γενιά σε γενιά, τα συστήματα δημιουργούν νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων, εξελίσσοντας τους προηγούμενους πληθυσμούς. Το 1975, ο John Holland πρότεινε μια ελκυστική ομάδα υπολογιστικών μοντέλων, ονομαζόμενοι γενετικοί αλγόριθμοι– ΓΑ (Genetic Algorithms–GAs) που μιμούνται τη διαδικασία της βιολογικής εξέλιξης, για την επίλυση ενός μεγάλου εύρους προβλημάτων. Οι ΓΑ, προσομοιώνουν εκείνες τις λειτουργίες των φυσικών πληθυσμών οι οποίες είναι απαραίτητες για την εξέλιξή τους. Ακόμη και σήμερα αποτελεί αντικείμενο έρευνας, ποιες ακριβώς βιολογικές λειτουργίες είναι απαραίτητες για την εξέλιξη και ποιες λειτουργίες είναι μικρής σημασίας.

Οι ΓΑ έχουν τρεις κύριες εφαρμογές, που είναι η ευφυής αναζήτηση (intelligence search), η βελτιστοποίηση (optimization) και η μηχανική μάθηση (machine learning). Συγχρόνως, οι ΓΑ χρησιμοποιούνται μαζί με τα νευρωνικά δίκτυα και την ασαφή λογική (fuzzy logic) για την επίλυση πιο πολύπλοκων προβλημάτων. Εξαιτίας της συνδυασμένης χρήσης τους σε πολλά προβλήματα, συχνά αναφέρονται με την γενική ονομασία soft computing .

Οι ΓΑ, στηρίζονται στη μίμηση των μηχανισμών της βιολογικής εξέλιξης. Στη φύση, τα άτομα (individuals) ενός πληθυσμού (population) συναγωνίζονται μεταξύ τους για πηγές, όπως η τροφή, το νερό και το καταφύγιο. Επίσης, μέλη του ίδιου είδους (φύλου) συνήθως συναγωνίζονται για να προσελκύσουν το σύντροφό τους. Αυτά τα άτομα, τα οποία έχουν μεγαλύτερη επιτυχία στην επιβίωση και στην προσέλκυση συντρόφου, θα έχουν σχετικά μεγαλύτερο αριθμό απογόνων (offsprings). Τα φτωχά σε απόδοση άτομα, θα παράγουν λίγους ή ακόμη και καθόλου απογόνους. Αυτό, σημαίνει ότι οι γενιές που προέρχονται από γενετικώς καταλληλότερα άτομα, θα παράγουν ολοένα και μεγαλύτερο αριθμό ατόμων σε κάθε γενιά. Ο συνδυασμός των καλών χαρακτηριστικών, από διαφορετικούς προγόνους, μπορεί να παράγει βέλτιστους γόνους, των οποίων η ισχύς είναι καλύτερη από αυτή των γονιών τους. Με αυτό τον τρόπο, τα άτομα εξελίσσονται με σκοπό να γίνουν καταλληλότερα (fit) στο περιβάλλον που αναπτύσσονται. Οι ΓΑ, χρησιμοποιούν μια απευθείας αναλογία της φυσικής συμπεριφοράς καθώς η ορολογία τους προέρχεται από τη γενετική. Συγκεκριμένα, αναφέρονται σε άτομα (individuals) ή γονότυπους (genotypes) μέσα σε έναν πληθυσμό. Κάθε άτομο, αποτελείται από χρωμοσώματα (chromosomes). Το αποκωδικοποιημένο περιεχόμενο ενός χρωμοσώματος, ονομάζεται φαινότυπος (phenotype). Τα χρωμοσώματα, αποτελούνται από γονίδια (genes) διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Το κάθε γονίδιο, επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών. Τα γονίδια που επηρεάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά του ατόμου, βρίσκονται σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωμοσώματος που καλούνται loci. Κάθε χαρακτηριστικό γνώρισμα του ατόμου, έχει τη δυνατότητα να εμφανιστεί με διάφορες μορφές, ανάλογα με την κατάσταση που βρίσκεται το αντίστοιχο γονίδιο που το επηρεάζει.

Οι διαφορετικές αυτές καταστάσεις, που μπορεί να πάρει το γονίδιο, λέγονται αλληλόμορφες. Οι ΓΑ, λειτουργούν με έναν πληθυσμό ατόμων που το κάθε άτομο αντιπροσωπεύει μια πιθανή λύση σε ένα δοθέν πρόβλημα. Σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης που εστιάζουν σε ένα μόνο σημείο του χώρου αναζήτησης, οι ΓΑ αναζητούν τη λύση σε έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων. Συνεπώς, ένας ΓΑ πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις, καταγράφοντας και ανταλλάσσοντας πληροφορίες, ανάμεσα στις συγκεκριμένες κατευθύνσεις.

Ο πληθυσμός, υφίσταται προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη. Σε κάθε άτομο, ανατίθεται μια βαθμολογία καταλληλότητας (fitness score) σύμφωνα με το πόσο καλή λύση αποτελεί για το πρόβλημα η τιμή της μεταβλητής την οποία αντιπροσωπεύει. Η αποτίμηση των διαφόρων λύσεων, γίνεται με τη βοήθεια μιας αντικειμενικής συνάρτησης ή συνάρτησης καταλληλότητας (objective ή fitness function), η οποία παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός. Στα άτομα με υψηλό βαθμό καταλληλότητας δίνονται ευκαιρίες για να αναπαραχθούν, μέσω διασταύρωσης με άλλα άτομα στον πληθυσμό. Αυτό παράγει νέα άτομα σαν γόνους, οι οποίοι μοιράζονται ορισμένα χαρακτηριστικά που τα έχουν πάρει από τον κάθε γονέα. Τα μέλη με τον μικρότερο βαθμό καταλληλότητας του πληθυσμού είναι λιγότερο πιθανό να επιλεγούν για αναπαραγωγή και οδηγούνται στην εξαφάνιση. Συνεπώς, επιλέγοντας τα καταλληλότερα άτομα από την τρέχουσα γενιά παράγεται ένας καινούριος πληθυσμός από πιθανές λύσεις και στο επόμενο

ζευγάριωμα παράγεται μια νέα, καλύτερη ομάδα ατόμων. Αυτή η νέα γενιά περιέχει σε μεγαλύτερη αναλογία τα χαρακτηριστικά των ισχυρών μελών της προηγούμενης γενιάς. Με αυτό τον τρόπο, για πολλές γενιές τα ισχυρά χαρακτηριστικά εξαπλώνονται μέσα στον πληθυσμό αναμειγνυόμενα και ανταλλάσσόμενα με άλλα εξίσου ισχυρά χαρακτηριστικά. Επιλέγοντας τον συνδυασμό των καταλληλότερων ατόμων (με τον καλύτερο βαθμό καταλληλότητας), ανακαλύπτονται οι περισσότερες υποσχόμενες περιοχές του πεδίου αναζήτησης. Εάν τέλος, ο ΓΑ έχει σχεδιαστεί με σωστό τρόπο ο πληθυσμός συγκλίνει σε μια ικανοποιητική λύση για το πρόβλημα.

5.1 Πλεονεκτήματα και περιορισμοί των γενετικών αλγόριθμων

Οι ΓΑ παρουσιάζουν σημαντικά πλεονεκτήματα που τους καθιστούν κατάλληλους στην επίλυση προβλημάτων. Συγκεκριμένα, η ταχύτητα και η αξιοπιστία τους είναι ουσιώδεις λόγοι για τη χρήση τους. Οι ΓΑ παρουσιάζουν μεγάλη αποδοτικότητα με αποτέλεσμα να αντιμετωπίζουν καλύτερα προβλήματα με πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες λύσεις. Επιπρόσθετα, οι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις κι ο εντοπισμός των ακρότατών τους με άλλες μεθόδους καθίσταται ανεπαρκής, για τους ΓΑ δεν είναι σημείο δυσχέρειας.

Οι ΓΑ παρουσιάζουν ευελιξία με αποτέλεσμα να συνεργάζονται με τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται χωρίς να απαιτείται η επανασχεδίαση των τελευταίων. Μπορούν να ενσωματωθούν στον υπάρχοντα κώδικα διότι αντλούν πληροφορίες μόνον της διαδικασίας ή της συνάρτησης που πρόκειται να βελτιστοποιήσουν χωρίς να εμπλέκονται στο σύστημα. Επιπρόσθετα, μπορούν να εμφανίζονται σε υβριδικές μορφές όταν άλλες μέθοδοι έχουν υψηλότερη αποδοτικότητα από τους ΓΑ. Οι ΓΑ είναι εύκολα επεκτάσιμοι. Επομένως, μπορούν να δεχθούν αλλαγές ανάλογα με τις απαιτήσεις του προβλήματος. Σε πολλές εφαρμογές οι λειτουργίες των ΓΑ δεν προέρχονται από τη φύση, αλλά έχουν τροποποιηθεί ώστε να γίνουν αποδοτικότερες για την επίλυση των προβλημάτων.

Η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων μέσα στο τεχνικό περιβάλλον καθιστά τους ΓΑ σαν μια μέθοδο με πολύ περισσότερα πεδία εφαρμογής από τις άλλες. Έτσι, οι ΓΑ μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων και σε άλλους τομείς. Οι κλασικές μέθοδοι είναι δύσκαμπτες και ακατάλληλες για πολλά προβλήματα καθώς απαιτούν περιορισμούς όπως η ύπαρξη συνέχειας και παραγώγων. Αυτοί οι περιορισμοί είναι αδιάφοροι για τους ΓΑ με αποτέλεσμα να καθίστανται κατάλληλοι για ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών. Ο ΓΑ εστιάζει στην αντικειμενική συνάρτηση, αδιαφορώντας για τη σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας. Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από τη σημασία του προβλήματος. Πρέπει να τονιστεί ότι υπάρχουν άλυτα προβλήματα για τους ΓΑ, όμως αιτία είναι η φύση του χώρου που ερευνούν και δεν σχετίζεται με το περιεχόμενο του προβλήματος. Οι ΓΑ ενσωματώνουν το χαρακτηριστικό του παραλληλισμού, με αποτέλεσμα σε κάθε βήμα τους να επεξεργάζονται μεγάλες ποσότητες πληροφορίας, αφού το κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων. Έχει υπολογιστεί ότι η αναλογία αυτή, είναι της τάξης του (n^3). Συνεπώς, οι ΓΑ μπορούν να καλύψουν με αποδοτική αναζήτηση μεγάλους χώρους, σε μικρό χρόνο. Λόγω του παραλληλισμού, οι ΓΑ μπορούν να υλοποιηθούν σε παράλληλο υλικό αυξάνοντας ακόμη περισσότερο την απόδοσή τους.

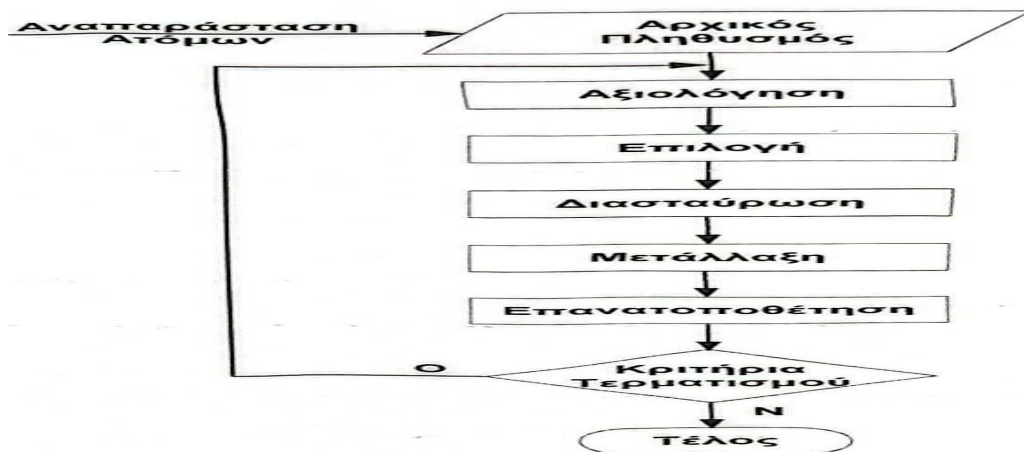
Οι ΓΑ, αποτελούν μια μέθοδο που συνδυάζει την εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης και την αξιοποίηση της αποκτηθείσας πληροφορίας. Ο συγκερασμός αυτός, σπάνια συναντάται σε άλλες μεθόδους. Με την τυχαία αναζήτηση, γίνεται πολύ καλή εξερεύνηση του χώρου αλλά δε γίνεται εκμετάλλευση της πληροφορίας. Αντίθετα, με το hill climbing γίνεται καλύτερη εκμετάλλευση της πληροφορίας, αλλά

όχι καλή εξερεύνηση. Οι ΓΑ επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και αξιοποίησης της, με αποτέλεσμα να καθίστανται ιδιαίτερα αποδοτικοί στην επίλυση προβλημάτων. Παρά τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζουν οι ΓΑ για την επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων, υπάρχουν λόγοι που αποτελούν τροχοπέδη στην ανάπτυξη και την ευρεία χρήση τους. Οι λόγοι αυτοί αφορούν κυρίως την εξοικείωση με τη γενετική και το πρόβλημα του χρόνου. Όσοι ασχολούνται με την επιστήμη των υπολογιστών δεν είναι εξοικειωμένοι με τις έννοιες της εξέλιξης και της φυσικής επιλογής. Όμως, η βιολογία δεν έχει άμεση σχέση με τους υπολογιστές διότι οι ΓΑ μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο τις διαδικασίες που συμβαίνουν στη φύση, αδιαφορώντας για τη λεπτομερή τους λειτουργία. Επειδή οι ΓΑ είχαν σαν έναυσμα φυσικές διαδικασίες, δανείστηκαν και διατήρησαν την αυθεντική ορολογία. Η εξέλιξη των ΓΑ, δεν εξαρτάται από τις αντίστοιχες θεωρίες της βιολογίας. Παρόλο που το αρχικό μοντέλο προέρχεται από αυτές τις θεωρίες, η εφαρμογή του στα τεχνητά συστήματα απαιτούσε ένα μεγάλο αριθμό τροποποιήσεων με στόχο τη βελτίωση της απόδοσης των ΓΑ.

Στη φύση, η εξέλιξη πραγματοποιείται με πολύ αργούς ρυθμούς. Για να αλλάξουν τα χαρακτηριστικά των ειδών και να διαφοροποιηθούν οι ικανότητες και η συμπεριφορά τους, χρειάζεται να περάσουν χιλιάδες γενιές και συνεπώς αρκετός χρόνος. Προκύπτει μια αντίθεση ανάμεσα στο μοντέλο αναζήτησης λύσεων και τις καλές επιδόσεις του, αναφορικά με το χρόνο, δεδομένου ότι προέρχεται από μια φυσική διαδικασία που εξελίσσεται με αργούς ρυθμούς. Η φαινομενική αυτή αντίθεση, μπορεί να εξηγηθεί αν ληφθούν υπόψη ορισμένα στοιχεία. Κατ' αρχήν, ακόμη και στη φύση, η εξέλιξη δεν είναι από μόνη της μια αργή διαδικασία. Η εξέλιξη των ειδών, πραγματοποιείται όταν αλλάζει το περιβάλλον τους και πρέπει να προσαρμοστούν στις νέες καταστάσεις για να επιβιώσουν. Όμως, οι αλλαγές στο περιβάλλον γίνονται με πολύ αργούς ρυθμούς και συνεπώς η εξέλιξη ακολουθεί αυτούς τους ρυθμούς. Αν οι αλλαγές αυτές είναι ταχύτερες, τότε η εξέλιξη επιταχύνεται. Αυτό, έχει παρατηρηθεί στα βιολογικά εργαστήρια όπου οι μικροοργανισμοί τροποποιούν τη συμπεριφορά τους όταν τοποθετηθούν σε νέες περιβαλλοντικές συνθήκες. Στο πεδίο των υπολογιστών, τα άτομα κωδικοποιούνται σαν συμβολοσειρές ενώ το περιβάλλον στο οποίο εξελίσσονται, περιγράφεται με μαθηματικές συναρτήσεις. Το πλήθος των ατόμων που εξετάζονται, είναι από λίγες δεκάδες μέχρι μερικές χιλιάδες, δηλαδή αρκετές τάξεις μεγέθους κάτω από το πλήθος των γονιδίων των χρωμοσωμάτων, μιας έμβιας οντότητας. Ο ρυθμός που διασταυρώνονται τα άτομα σε έναν γρήγορο υπολογιστή, μπορεί να φτάσει μέχρι το ένα εκατομμύριο ανά δευτερόλεπτο. Η επεξεργασία μερικών μόνο ατόμων, αρκεί για την επιτάχυνση των διαδικασιών των ΓΑ.

5.2 Λειτουργία του γενετικού αλγόριθμου

Η εκτέλεση ενός αλγόριθμου, απαιτεί την κωδικοποίηση των δεδομένων ενός προβλήματος, την επιλογή μιας συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function), για την αξιολόγηση κωδικοποιημένης λύσης και τον τρόπο επιλογής των ατόμων που θα συμμετάσχουν στην αναπαραγωγή, για να προκύψουν οι γόνοι. Εφόσον ο αριθμός των γόνων είναι μικρότερος ή μεγαλύτερος από το μέγεθος του αρχικού πληθυσμού θα πρέπει να γίνει επανατοποθέτηση (reinsertion) γονέων, από τον αρχικό πληθυσμό στον παραγόμενο πληθυσμό. Ο πυρήνας ενός ΓΑ, αποτελείται από πέντε βήματα. Το παρακάτω σχήμα απεικονίζει γραφικά τα βήματα που ακολουθεί ένας γενετικός αλγόριθμος.



Εικόνα 21: Λειτουργία γενετικού αλγόριθμου

6. Τεχνικές ανακάλυψης και οπτικοποίησης γνώσης από βάσεις δεδομένων

Οι δυνατότητες του ανθρώπου για τη χρήση και επεξεργασία των διαθέσιμων δεδομένων, με σκοπό την ανακάλυψη νέας γνώσης δεν αρκούν. Παρόλα ταύτα όμως, η εξέλιξη της τεχνολογίας και η ύπαρξη υπολογιστικών συστημάτων βοήθησε στην έγκαιρη και έγκυρη άντληση δεδομένων και στη δημιουργία διαφόρων μοντέλων ή προτύπων, στα υπό εξέταση δεδομένα. Η τεχνική αυτή ονομάζεται μηχανική μάθηση ενώ η διαδικασία για τον προσδιορισμό έγκυρων, νέων και κατανοητών προτύπων σε δεδομένα, ονομάζεται ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων. Οι δύο αυτές έννοιες αρχικά είχαν ταυτιστεί, στην συνέχεια όμως διαφοροποιήθηκαν με την δεύτερη να θεωρείται ένα βήμα της πρώτης.

6.1 Μηχανική μάθηση

Το επιστημονικό πεδίο που μελετά τη σχεδίαση υπολογιστικών προγραμμάτων ικανών να μαθαίνουν, ώστε να βελτιώνεται η απόδοσή τους, μέσω της αξιοποιήσιμης προηγούμενης γνώσης και εμπειρίας ονομάζεται μηχανική μάθηση και πρωτοεμφανίστηκε στις αρχές του 1980. Σκοπός της είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων και τεχνικών για την εκπαίδευση μοντέλων. Η μηχανική μάθηση, αποτελεί μια βασική περιοχή της τεχνητής νοημοσύνης και στοχεύει στην απόκτηση της εμπειρίας και της γνώσης που προκύπτει από ένα δείγμα της βάσης δεδομένων το οποίο έχει ως σκοπό να εκπαιδεύσει το σύστημα, για να εκτελεί σωστά την επιθυμητή εργασία. Στη συνέχεια, το σύστημα εφαρμόζεται στη γενική βάση δεδομένων για να εκτελέσει σωστά την επιθυμητή εργασία και η διαδικασία αυτή διαιρείται σε δύο φάσεις:

- της εκπαίδευσης όπου χρησιμοποιούνται δεδομένα δειγματοληψίας ή ιστορικά δεδομένα, για τη δημιουργία αντιπροσωπευτικού μοντέλου που να τα αναπαριστά, και
- του ελέγχου, όπου εφαρμόζεται το αντιπροσωπευτικό μοντέλο στα υπόλοιπα δεδομένα.

Κατά καιρούς, έχουν ειπωθεί αρκετοί ορισμοί για την έννοια της μηχανικής μάθησης. Ένας από τους πιο επικρατέστερους ορισμούς είναι αυτός που διατυπώθηκε από τον Mitchell: «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E , σε σχέση με μια κατηγορία εργασιών T και με μια μετρική απόδοσης P , αν η απόδοσή του σε εργασίες της T , όπως μετριοούνται από την P , βελτιώνονται με την εμπειρία E ». Έχουν αναπτυχθεί πολλές τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι οποίες χρησιμοποιούνται ανάλογα με τη φύση του προβλήματος και κατατάσσονται στα παρακάτω δύο είδη:

- Μάθηση με επίβλεψη ή εποπτευόμενη μάθηση. Η συγκεκριμένη μάθηση, μαθαίνει από παραδείγματα. Πιο συγκεκριμένα, το υπολογιστικό μοντέλο εφαρμόζει επιτυχώς κάθε καταχώρηση στο σύνολο εκπαίδευσης εφόσον του έχει δοθεί το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, σε συνδυασμό με τις σωστές απαντήσεις.

- Μάθηση χωρίς επίβλεψη ή μη εποπτευόμενη μάθηση. Σύμφωνα με αυτήν την μάθηση, τα δεδομένα εκπαίδευσης υπάρχουν αλλά δεν υπάρχει γνώση της σωστής απάντησης εφαρμογής του υπολογιστικού μοντέλου στα δεδομένα.

6.2 Εξόρυξη δεδομένων και ανακάλυψη γνώσης

Η εξόρυξη δεδομένων, είναι άρρηκτα συνδεδεμένη με την ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases–KDD), παρόλο αυτά οι δύο αυτές έννοιες έχουν κάποιες διαφορές. Η ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων, είναι η διαδικασία εύρεσης χρήσιμων πληροφοριών και προτύπων, ενώ η εξόρυξη από δεδομένα αναφέρεται στη χρήση αλγορίθμων και την εξαγωγή των πληροφοριών και των προτύπων που παράγονται με την διαδικασία KDD. Ιστορικά, η φράση «ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων» δημιουργήθηκε στο πρώτο KDD εργαστήριο το 1989 προκειμένου να δοθεί έμφαση στο ότι η γνώση αποτελεί το τελικό προϊόν από μια οδηγούμενη από δεδομένα ανακάλυψη.

Αφορμή για την ανάπτυξη της, αποτέλεσε η ανάγκη αναζήτησης χρήσιμων πληροφοριών από μεγάλες βάσεις δεδομένων. Το συγκεκριμένο επιστημονικό πεδίο, προέκυψε ύστερα από το συνδυασμό επιμέρους επιστημονικών περιοχών, της μηχανικής μάθησης, της στατιστικής, των μαθηματικών, των βάσεων δεδομένων και της αναγνώρισης προτύπων. Ένας ακριβής ορισμός της KDD ο οποίος δόθηκε το 1991 από τους Frawley, Piatetsky–Shapiro Matheus είναι: «Ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων, είναι η ντετερμινιστική διαδικασία αναγνώρισης έγκυρων, καινοτόμων, ενδεχομένως χρήσιμων και εν τέλει κατανοητών προτύπων στα δεδομένα».

6.2.1 Τα στάδια της ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων

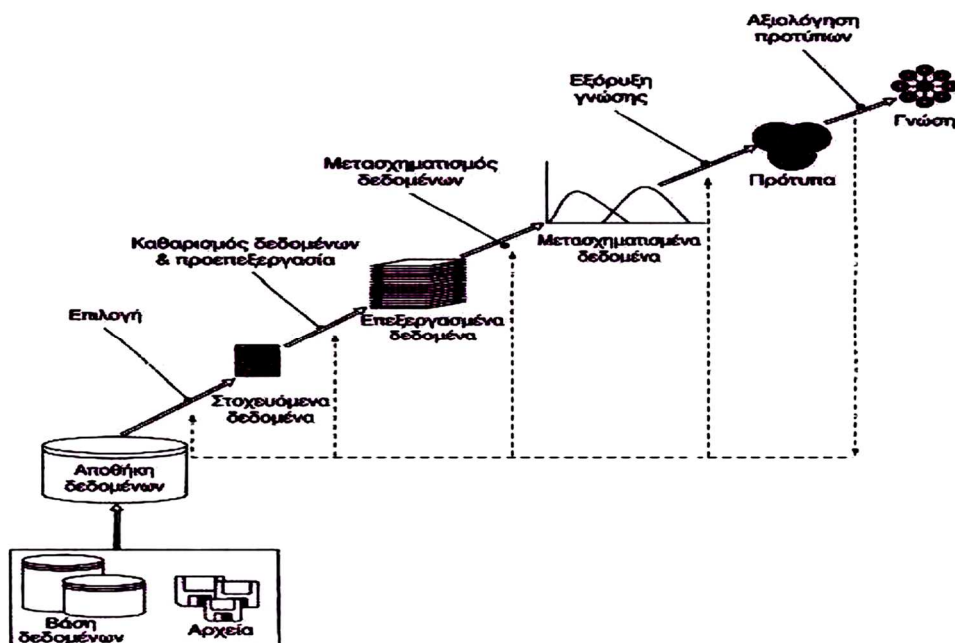
Η ανακάλυψη γνώσης σε βάσεις δεδομένων, αρχίζει με την κατανόηση του τομέα στον οποίο θα εφαρμοστεί και τον καθορισμό του στόχου, από τη σκοπιά του χρήστη των αποτελεσμάτων. Για να διασφαλιστεί η χρησιμότητα και η ακρίβεια των αποτελεσμάτων αυτής της διαδικασίας, συνήθως χρειάζεται η συνεργασία ειδικών του πεδίου εφαρμογής, με ειδικούς της διαδικασίας KDD καθ' όλη τη διάρκεια της διαδικασίας αυτής. Τα επιμέρους στάδια της διαδικασίας αυτής απεικονίζονται στο παρακάτω σχήμα και αναλύονται ως ακολούθως.

- **Επιλογή δεδομένων.** Σε αυτό το στάδιο, δημιουργείται το σύνολο δεδομένων στο οποίο θα εφαρμοστούν οι αλγόριθμοι ανακάλυψης γνώσης. Τα δεδομένα που χρειάζονται για την συγκεκριμένη διαδικασία, μπορεί να προέλθουν από διαφορετικές και ετερογενείς πηγές δεδομένων και επειδή τις περισσότερες φορές είναι οργανωμένα για άλλη χρήση και οι αλγόριθμοι που θα χρησιμοποιηθούν δε μπορούν να εφαρμοστούν σε πολλαπλούς πίνακες δεδομένων διότι απαιτείται η εξαγωγή των δεδομένων από αυτούς και η οργάνωσή τους σε απλούστερες δομές.

Συνήθως, αυτή η απαίτηση καλύπτεται από συστήματα αποθήκευσης δεδομένων τα οποία παρέχουν στους αλγόριθμους ανακάλυψης γνώσης μια ευκολότερη προσβάσιμη όψη των δεδομένων.

- **Προεπεξεργασία.** Τα δεδομένα στα οποία θα εφαρμοστούν οι αλγόριθμοι, πολλές φορές είναι λανθασμένα ή ελλιπή. Συνεπώς, είναι απαραίτητη η διόρθωση ή η απομάκρυνση των λανθασμένων δεδομένων και η απόκτηση ή πρόβλεψη των

δεδομένων που είναι ελλιπή. Εξαιτίας των ενεργειών που απαιτούνται, το στάδιο μπορεί να μετονομαστεί και σε στάδιο καθαρισμού των δεδομένων (data cleaning).



Εικόνα 22: Τα βήματα της διαδικασίας ανακάλυψης γνώσης από βάσεις δεδομένων-KDD

• **Μετασχηματισμός.** Στο συγκεκριμένο στάδιο τα δεδομένα μετασχηματίζονται ώστε να διευκολύνουν την ανακάλυψη γνώσης καθώς πολλοί αλγόριθμοι εξόρυξης απαιτούν συγκεκριμένες δομές, με αποτέλεσμα να επιβάλλεται η προσαρμογή των αρχικών δεδομένων σε αυτές τις δομές. Οι μετασχηματισμοί περιλαμβάνουν:

- την ομοιόμορφη κωδικοποίηση της ποιοτικά ίδιας πληροφορίας
- τη μείωση του αριθμού των υπό εξέταση χαρακτηριστικών, με επιλογή ορισμένων εξ αυτών
- τη διακριτοποίηση, δηλαδή τη μετατροπή συνεχόμενων αριθμητικών τιμών σε διακριτές.
- δημιουργία νέων μεταβλητών, από το συνδυασμό άλλων ήδη υπαρχόντων μεταβλητών

- απλός μετασχηματισμός της μορφοποίησης των δεδομένων

• **Εξόρυξη σε δεδομένα (data mining).** Σε αυτό το στάδιο, καθορίζεται το είδος της γνώσης που θα αναζητηθεί κάτι το οποίο έμμεσα προσδιορίζει και την κατηγορία αλγορίθμου που θα χρησιμοποιηθεί. Η εφαρμογή του αλγορίθμου είναι ένα καθαρά υπολογιστικό στάδιο, στο οποίο γίνεται η ουσιαστική ανακάλυψη γνώσης από τα δεδομένα. Υπάρχουν δύο είδη γνώσης που προκύπτουν ως αποτέλεσμα μιας διαδικασίας ανακάλυψης γνώσης, τα:

- μοντέλα πρόβλεψης και
- πρότυπα πληροφόρησης.

Πολλές φορές, προτιμούνται αλγόριθμοι που έχουν ισχυρά χαρακτηριστικά, αν και έχουν χειρότερη δυνατότητα πρόβλεψης, διότι τα αποτελέσματά τους γίνονται πιο εύκολα αντιληπτά από τον ειδικό του τομέα.

• **Ερμηνεία και αξιολόγηση.** Σε αυτό το στάδιο, γίνεται η ερμηνεία και η αξιολόγηση γνώσης που προκύπτει, με την βοήθεια γραφικών παραστάσεων των περιγραφών ή και των δεδομένων που περιγράφονται. Κρίνεται απαραίτητη

προϋπόθεση η συμμετοχή ενός ειδικού αναλυτή δεδομένων. Η γνώση που παράγεται, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε ένα σύστημα γνώσης, όμως στην περίπτωση αυτή είναι πολύ πιθανό να υπάρξουν συγκρούσεις μεταξύ της υπάρχουσας γνώσης και της παραγόμενης.

7. Βιοπληροφορική

Ο όγκος των σημερινών δεδομένων που παράγονται στο χώρο της μοριακής βιολογίας και πρέπει να αναλυθούν και να επεξεργαστούν, καθιστά απαραίτητη τη συνεργασία της με την επιστήμη της πληροφορικής. Έτσι δημιουργήθηκε ένας νέος κλάδος αυτός της βιοπληροφορικής (Bioinformatics). Η βιοπληροφορική αντιλαμβάνεται την βιολογία από την πλευρά των μορίων (με την έννοια της φυσικής και της χημείας) και εφαρμόζει «τεχνικές πληροφορικής» (προερχόμενες από επιστημονικά πεδία όπως τα εφαρμοσμένα μαθηματικά, η πληροφορική και η στατιστική) για να κατανοήσει και να οργανώσει τις πληροφορίες που συνδέονται με αυτά τα μόρια, σε μια ευρεία κλίμακα. Εν ολίγοις, η βιοπληροφορική είναι ένα σύστημα διαχείρισης πληροφοριών για τη μοριακή βιολογία και έχει πολλές πρακτικές εφαρμογές.

Υπήρχε μια σύγχυση σχετικά με τον ορισμό της βιοπληροφορικής και της υπολογιστικής βιολογίας η οποία ξεκαθάρισε κάπως γύρω στο 2000. Έτσι, η βιοπληροφορική αφορά τη μελέτη και εφαρμογή υπολογιστικών μεθόδων, σε βιολογικά δεδομένα και πληροφορίες της μοριακής βιολογίας, με σκοπό την καλύτερη επεξεργασία και κατανόησή τους, ενώ η υπολογιστική βιολογία έχει ως αντικείμενο την ανακάλυψη και πρόοδο της βιολογικής γνώσης, μέσω της ανάπτυξης μαθηματικών και πληροφοριακών θεωριών για τη μελέτη και βελτίωση βιολογικών συστημάτων. Για να εφαρμόσουμε τεχνικές και να επεξεργαστούμε δεδομένα (DNA, πρωτεΐνες) τα θεωρούμε ως ψηφιακή πληροφορία. Για παράδειγμα το DNA το θεωρούμε ως συμβολοσειρά από νουκλεοτίδια και τις πρωτεΐνες ως ακολουθία αμινοξέων.



Εικόνα 23: Η βιοπληροφορική

Στόχοι της βιοπληροφορικής
Η πολύ καλή οργάνωση των δεδομένων ώστε να μπορούν να αποθηκευτούν, να ανακτηθούν και να προσθαφαιρεθούν από τον ερευνητή
Η βελτίωση των παλιών αλλά και η ανάπτυξη νέων εργαλείων διαχείρισης των δεδομένων
Και τέλος η ανάλυση και η ερμηνεία των αποτελεσμάτων ώστε να έχουμε νέα γνώση

Πίνακας 2: Στόχοι της βιοπληροφορικής

7.1 Αντικείμενα μελέτης της βιοπληροφορικής

7.1.1 Ανάλυση– στοίχιση των βιολογικών ακολουθιών

Αποτελεί βασικό κομμάτι της βιοπληροφορικής, διότι τα περισσότερα βιολογικά δεδομένα που αναλύονται είναι σε μορφή αλληλουχιών. Η διαδικασία αυτή, έχει σκοπό την εύρεση δομικών χαρακτηριστικών που είναι σημαντικά για τους οργανισμούς. Το DNA είναι αλυσίδες νουκλεοτιδικών βάσεων. Στις ακολουθίες αυτές του DNA έχουμε περιοδικές επαναλήψεις συμβολοσειρών τα λεγόμενα μοτίβα.

Ο εντοπισμός αυτών των μοτίβων, δίνει πληροφορίες για τη δομή και λειτουργία του μορίου του DNA. Έτσι, για την εύρεση ομοιοτήτων χρησιμοποιούμε στοίχιση ακολουθιών (sequence alignment) που μπορεί να είναι:

- ολική, δηλαδή στοίχιση δύο ακολουθιών σε όλο το μήκος τους ή
- τοπική, δηλαδή κατά τμήματα.

Υπάρχουν δύο μέθοδοι για τη στοίχιση:

- κατά ζεύγη στοίχιση (pairwise), όπου έχουμε εύρεση ομοιοτήτων για δύο ακολουθίες. Η μέθοδος αυτή, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για εύρεση ομοιοτήτων ακολουθίας βάση δεδομένων, όπου υπάρχει στοίχιση με κάθε ακολουθία της βάσης. Κάποιοι από τους αλγορίθμους είναι ο Needleman–Wunsch (για ολική κατά ζεύγη στοίχιση), ο Smith–Waterman (για ολική ή τοπική κατά ζεύγη στοίχιση), ο BLAST (για τοπική κατά ζεύγη στοίχιση)

- πολλαπλή στοίχιση (multiple), όπου λαμβάνουμε μερικές αλληλουχίες και βρίσκουμε κοινές περιοχές. Το πιο γνωστό εργαλείο για πολλαπλή στοίχιση είναι το Clustal.

7.1.2 Ανάπτυξη των βιολογικών βάσεων δεδομένων

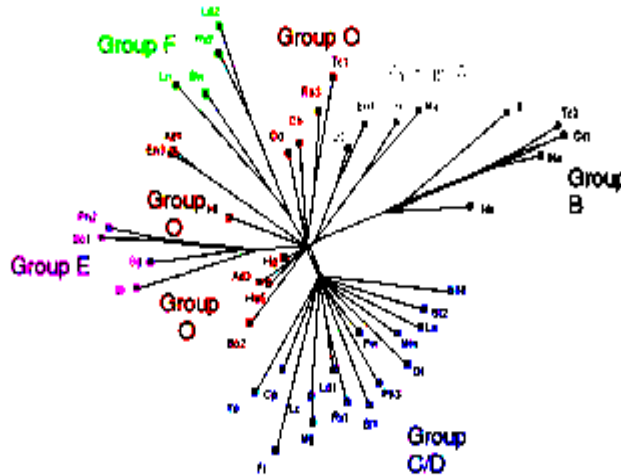
Η ανάγκη για καλύτερη επεξεργασία και ανάλυση βιολογικών δεδομένων, οδηγεί στη βελτίωση των βάσεων δεδομένων που υπάρχουν και στο σχεδιασμό εργαλείων, για ταχύτερη ανάκτηση πληροφορίας. Ουσιαστικά, αναφερόμαστε σε μοντέλα που βοηθούν στην αυτόματη ανάκτηση γνώσης, από μεγάλο πλήθος πληροφοριών με την χρήση τεχνικών ομαδοποίησης.

7.1.3 Πρωτεϊνική ανάλυση

Η πρόγνωση μιας πρωτεϊνικής δομής (που αποτελεί το κλειδί της βιολογικής λειτουργίας) ή η οπτικοποίηση της, αποτελούν μέρος της μελέτης στη βιοπληροφορική. Πολλές φορές, μόνο η δομή δεν είναι αρκετή για να καθορίσει τη λειτουργία της και χρειάζεται μελέτη των βιοχημικών ιδιοτήτων. Ένα άλλο κομμάτι με το οποίο ασχολείται η βιοπληροφορική και αφορά τις πρωτεΐνες, είναι η πρόβλεψη των αλληλεπιδράσεων μεταξύ των.

7.1.4 Φυλογενετική ανάλυση

Η φυλογενετική, μελετά την εξέλιξη της συγγένειας ανάμεσα σε ομάδες οργανισμών. Η γραφική αναπαράσταση των ομάδων, μπορεί να γίνει με φυλογενετικά δένδρα ή δενδρογράμματα. Με την παρουσίαση αυτή, μπορούμε να ομαδοποιήσουμε μονάδες με αρκετή ομοιότητα, υπό ένα κοινό κόμβο. Η όλη διαδικασία, βοηθά στη μελέτη της προέλευσης και καταγωγής των ειδών και στις αλλαγές των έμβιων όντων, στο πέρασμα του χρόνου. Με τη χρήση υπολογιστών, μπορεί να αποκρυπτογραφηθεί ο ρυθμός εξέλιξης των γονιδίων και οι αλλαγές στο DNA.



Εικόνα 24: Δείγμα φυλογενετικής ανάλυσης

7.1.5 Μοριακή μοντελοποίηση

Έχει αναπτυχθεί τα τελευταία χρόνια περισσότερο και συνδυάζει τις επιστήμες της βιολογίας και πληροφορικής. Η χρησιμότητά της, είναι σίγουρα η δισδιάστατη (2D) και τρισδιάστατη (3D) απεικόνιση μορίων, η δομή και οι ιδιότητές τους. Τα βιολογικά μόρια, μπορεί να είναι μεμονωμένα μόρια ή μακρομόρια όπως DNA. Μέσω της απεικόνισης, μπορούμε να έχουμε και συμπληρωματικές πληροφορίες όπως για τις βιοχημικές ιδιότητες των μορίων.

7.1.6 Σχεδιασμός φαρμάκων μέσω υπολογιστή

Οι υπολογιστές έχουν επηρεάσει θετικά τη βιολογία και σχετιζόμενες με αυτή επιστήμες. Έτσι δε θα μπορούσαν να μη βοηθήσουν στη σχεδίαση φαρμάτων. Μέσω των υπολογιστών, παρέχονται πληροφορίες που σχετίζονται με την παραγωγή φαρμάκων όπως για την τρισδιάστατη αρχιτεκτονική των μορίων, τις φυσικοχημικές ιδιότητες και τις αλληλεπιδράσεις με άλλα μόρια. Το κομμάτι όμως που κάνει τη βιοπληροφορική να εισχωρήσει στο σχεδιασμό των φαρμάκων, είναι η εξατομικευμένη φαρμακευτική αντιμετώπιση, δηλαδή η κατασκευή φαρμάκου ειδικά για έναν ασθενή.

7.1.7 Γονιδιωματική –πρωτεομική

Γονιδιωματική (genomics), είναι η μελέτη των γονιδιωμάτων των οργανισμών η οποία περιλαμβάνει την αλληλουχία του DNA, την προσπάθεια χαρτογράφησης του γονιδιώματος και προσδιορίζει τη λειτουργία των γονιδίων.

Πρωτεομική (proteomics), είναι η ευρείας κλίμακας μελέτη των πρωτεϊνών, ιδιαίτερα των δομών και των λειτουργιών τους. Οι πρωτεΐνες, αποτελούν ένα σημαντικό τμήμα των ζωντανών οργανισμών και έτσι η πρωτεομική θεωρείται το σημαντικότερο κομμάτι μελέτης των βιολογικών συστημάτων μετά τη γονιδιωματική.

7.1.8 Βιολογικές βάσεις δεδομένων

Όταν μιλάμε για βάσεις δεδομένων, αναφερόμαστε σε συλλογές στοιχείων με ίδια χαρακτηριστικά που είναι αποθηκευμένα σε υπολογιστικά συστήματα. Οι βάσεις δεδομένων ανήκουν σε δύο κατηγορίες:

- της επίπεδης οργάνωσης, που μπορούν να χειριστούν μόνο ένα σύνολο εγγραφών του ίδιου τύπου

- τις σχεσιακές (με συσχετιζόμενους πίνακες), που υπάρχει η δυνατότητα ταυτόχρονου χειρισμού πολλών συλλογών από εγγραφές διαφορετικών τύπων. Οι βιολογικές βάσεις δεδομένων, είναι ηλεκτρονικές βιβλιοθήκες συλλογών δεδομένων που προέρχονται από έρευνες, πειράματα, αναλύσεις, δημοσιεύσεις εργασιών και βιβλία. Τα δεδομένα, μπορεί να είναι πρωτεϊνικές ή νουκλεοτιδικές ακολουθίες, στοιχεία γονιδιακής έκφρασης, μακρομοριακές δομές και αποτελούν το σημαντικότερο εργαλείο των επιστημόνων για περεταίρω έρευνες.

Παραδείγματα βιολογικών βάσεων δεδομένων

Βάσεις νουκλεοτιδικών ακολουθιών:

- **NCBI GenBank** (U.S. National institute of health) Λειτουργεί υπό την αιγίδα του εθνικού ινστιτούτου υγείας των ΗΠΑ. Περιλαμβάνει νουκλεοτιδικές ακολουθίες που προέρχονται από έρευνες και πειράματα από όλο τον κόσμο.

- **EMBL–Bank** (European molecular biology laboratory) Εδρεύει στο ευρωπαϊκό ινστιτούτο βιοπληροφορικής και λειτουργεί υπό την αιγίδα του ευρωπαϊκού εργαστηρίου μοριακής βιολογίας. Τα στοιχεία της προέρχονται από όλο τον κόσμο.

- **DDBJ** (DNA data bank if Japan) Εδρεύει στο εθνικό ινστιτούτο γενετικής και λειτουργεί υπό την αιγίδα του Υπουργείου παιδείας, επιστημών και αθλητισμού της Ιαπωνίας. Τα δεδομένα της είναι κυρίως από έρευνες Ιαπώνων επιστημόνων.

Η επεξεργασία των νεοεισερχόμενων δεδομένων και ο σχολιασμός τους, είναι πολύ σημαντικός και πραγματοποιείται από τους επιστήμονες που είναι υπεύθυνοι για τις βάσεις. Η συνεργασία τους σε καθημερινή βάση, είναι δεδομένη ώστε να υπάρχει ανταλλαγή στοιχείων και επεξεργασία για καλύτερα αποτελέσματα.

Βάσεις πρωτεϊνικών ακολουθιών:

- **SwissProt** (Swiss bioinformatics institute) Δημιουργήθηκε στο τμήμα ιατρικής βιοχημείας του Πανεπιστημίου της Γενεύης, συντηρείται από το ελβετικό ινστιτούτο βιοπληροφορικής (Swiss institute of bioinformatics) σε συνεργασία με το ευρωπαϊκό ινστιτούτο βιοπληροφορικής (European bioinformatics institute) και θεωρείται η καλύτερη βάση δεδομένων.

- **PIR-PSD** (Protein information resource protein sequence database) Δημιουργήθηκε από το National biomedical research foundation. Η PSD αποτελεί όπως και η SWISSPROT μια βάση δεδομένων πρωτεϊνικών ακολουθιών συνοδευόμενη από συμπληρωματικά σχόλια. Έχει φτιάξει πολλές μικρότερες βάσεις δεδομένων καθώς και εργαλεία ανάλυσης πρωτεϊνικής πληροφορίας

- **TR-EMBL** (Traditional of EMBL) Είναι μια πολλή μεγάλη βάση δεδομένων, συμπληρωματική της SWISSPROT και προέκυψε από την ηλεκτρονική μετάφραση όλων των ακολουθιών που βρίσκονται στη βάση δεδομένων EMBL.

Ακόμη, υπάρχουν βιολογικές βάσεις δεδομένων με όλα τα γονιδιώματα οργανισμών όπως η GOLD (Genome on line database) και η βάση γονιδιωμάτων που υπάρχει στο NCBI (National center for biotechnology information).

7.1.9 Κατηγορίες βιολογικών βάσεων

Ανάλογα με το είδος της πληροφορίας που διαθέτουν, οι βιολογικές βάσεις δεδομένων διακρίνονται στις εξής κατηγορίες:

A Γενικευμένες ή αρχειακές βιολογικές βάσεις δεδομένων. Είναι βάσεις δεδομένων με πρωτογενή βιολογική πληροφορία και διακρίνονται σε:

- Πρωτογενείς βάσεις δεδομένων ακολουθιών, που περιέχουν νουκλεοτιδικές και αμινοξικές ακολουθίες

- Βάσεις δεδομένων, που περιέχουν τρισδιάστατες δομές νουκλεϊκών οξέων και πρωτεϊνών.

B Δευτερεύουσες βιολογικές βάσεις δεδομένων. Προκύπτουν από ανάλυση των δεδομένων των γενικευμένων βιολογικών βάσεων δεδομένων και διακρίνονται σε:

- Δευτερεύουσες βάσεις δεδομένων ακολουθιών DNA και πρωτεϊνών
- Βάσεις δεδομένων, που ασχολούνται με τις συσχετίσεις μεταξύ βιομορίων όπως οικογένειες πρωτεϊνών.

Γ Εξειδικευμένες βιολογικές βάσεις δεδομένων. Σε αυτές ανήκουν:

- Βάσεις δεδομένων μικροσυστοιχιών και
- Βάσεις δεδομένων μεταβολικών μονοπατιών, που περιέχουν πληροφορίες για τις χημικές αντιδράσεις στο εσωτερικό του κυττάρου.

Δ Βιβλιογραφικές βιολογικές βάσεις δεδομένων όπου περιέχει όλες τις δημοσιευμένες πληροφορίες από άρθρα, περιοδικά, βιβλία και πρακτικά συνεδρίων.

E Βιολογικές βάσεις δεδομένων ιστοσελίδων που περιλαμβάνουν:

- Βάσεις δεδομένων με εγγραφές,
- Συνδέσμους μεταξύ των βιολογικών βάσεων δεδομένων.

7.1.10 Εργαλεία βιοπληροφορικής

Είναι προγράμματα λογισμικού σχεδιασμένα για να εξάγουν πολύτιμες πληροφορίες από τα βιολογικά δεδομένα και χωρίζονται στις εξής κατηγορίες:

- Ομοιότητας, όπου αναζητούν ομοιότητες μεταξύ των αλληλουχιών
- Ανάλυσης αλληλουχιών, που έχουμε πλήρη ανάλυση βιολογικών αλληλουχιών
- Ανάλυσης της λειτουργίας πρωτεϊνών, όπου έχουμε σύγκριση πρωτεϊνικών αλληλουχιών
- Διάφορα, στην οποία ανήκουν τα υπόλοιπα.

Πιο γνωστά εργαλεία, είναι τα ακόλουθα:

- Ο αλγόριθμος **BLAST** (Basic Local Alignment Search Tool) που ανήκει στην 1^η κατηγορία και δοθέντος μιας πρωτεϊνικής ή νουκλεοτιδικής αλληλουχίας και μιας βάσης δεδομένων, μας δίνει τις αλληλουχίες που παρουσιάζουν ομοιότητες με τη δοθείσα. Ουσιαστικά συγκρίνει την αλληλουχία μας με κάθε αλληλουχία της βάσης δεδομένων.

- Ο αλγόριθμος **FASTA** ανήκει στην 1^η κατηγορία και συγκρίνει αλληλουχίες πρωτεϊνικές ή νουκλεοτιδικές με πολύ μεγαλύτερες ταχύτητες.

Οι BLAST και FASTA ανήκουν στην κατηγορία της κατά ζεύγη στοίχισης.

- Ο αλγόριθμος **Clustal** είναι το πιο διάσημο εργαλείο πολλαπλής στοίχισης βιολογικών ακολουθιών, με στόχο την ανακάλυψη της συγγένειας και της εξέλιξής τους. Μπορεί να εκτελέσει πολλαπλές στοίχισεις για πάνω από 100 νουκλεοτιδικές ή πρωτεϊνικές ακολουθίες. Έχει δύο βασικές μορφές την ClustalW που περιέχει μια διεπαφή γραμμής εντολών και την ClustalX που διαθέτει το γραφικό περιβάλλον.

8. Εφαρμογές των TNA

Τα νευρωνικά δίκτυα και οι συμβατικοί αλγόριθμοι δε λειτουργούν ανταγωνιστικά, αλλά συμπληρωματικά. Υπάρχουν διεργασίες καταλληλότερες για αλγοριθμική προσέγγιση, όπως οι αριθμητικές εφαρμογές και διεργασίες που τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να τις διεκπεραιώσουν αποτελεσματικότερα.

Επιπρόσθετα, ένας μεγάλος αριθμός εφαρμογών απαιτεί συστήματα που χρησιμοποιούν ένα συνδυασμό των δυο προσεγγίσεων, (ένα συμβατικό υπολογιστή για την επίβλεψη του νευρωνικού δικτύου) με στόχο την επίτευξη μέγιστης αποδοτικότητας. Δύο ουσιαστικά χαρακτηριστικά των TNA, είναι η ικανότητα

προσαρμογής τους και η μη γραμμική συμπεριφορά τους. Το πρώτο, συνεπάγεται ότι ένα ΤΝΔ μπορεί να διαχειριστεί ένα σύστημα βασιζόμενο μόνο στην παρατηρούμενη συμπεριφορά του, χωρίς να απαιτείται η θεωρητική κατανόηση του. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα, την ανάγκη ύπαρξης ενός ικανού αριθμού δειγμάτων για το πρόβλημα που καλείται να επιλύσει το ΤΝΔ. Οι ιδιότητες αυτές, σε συνδυασμό με την ικανότητα των ΤΝΔ να επιλύουν προβλήματα στα οποία τα δεδομένα τους είναι ελλιπή, ή παρουσιάζουν θόρυβο, έχει συντελέσει ώστε τα νευρωνικά δίκτυα να χρησιμοποιούνται σε ένα μεγάλο εύρος εφαρμογών, σε περιοχές τόσο διαφορετικές μεταξύ τους όπως τα οικονομικά, η ιατρική, η επιστήμη των μηχανικών, η γεωλογία και η φυσική. Στην πραγματικότητα, οπουδήποτε υπάρχουν προβλήματα πρόβλεψης, ταξινόμησης ή ελέγχου, τα ΤΝΔ μπορούν να εισαχθούν και να χρησιμοποιηθούν.

Τα ΤΝΔ, έχουν χρησιμοποιηθεί σε ποικίλες εφαρμογές, όπως συστήματα αυτομάτου ελέγχου, ανάλυσης δεδομένων, αναγνώρισης προτύπων (pattern recognition) και σε άλλους τομείς. Συγκεκριμένα, τα ΤΝΔ έχουν εφαρμοστεί στη βιοτεχνολογία, στα εφαρμοσμένα μαθηματικά, σε συστήματα ανίχνευσης εισβολών, στην επεξεργασία σημάτων, στη ρομποτική, στη μικροηλεκτρονική, στην αεροδιαστημική, στην ηλεκτρονική κ.α. Τα νευρωνικά δίκτυα έχοντας την ικανότητα να εκτιμούν μελλοντικές καταστάσεις στηριζόμενα στην αποκτηθείσα εμπειρία από τα προϋπάρχοντα δεδομένα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών. Τα ΤΝΔ αποτελούν μια χρήσιμη τεχνική στον τομέα της επεξεργασίας εικόνας. Ειδικότερα, χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση, την αναγνώριση αντικειμένων και τη συμπίεση μιας εικόνας. Σημαντική εφαρμογή είναι η αποκατάσταση μιας εικόνας και η απομάκρυνση του θορύβου, που επιτυγχάνονται μέσω ενός αυτοσυσχετιζόμενου ΤΝΔ, το οποίο στην έξοδο παράγει την ίδια εικόνα μετά την αποκατάστασή της. Δε μπορεί να παραληφθεί ο ρόλος των νευρωνικών δικτύων στην οπτική αναγνώριση τυπωμένου ή χειρόγραφου κειμένου από τον υπολογιστή και τη μετατροπή του με βάση το μέγεθος, τη γραμματοσειρά, τη θέση των χαρακτήρων και τις μουντζούρες σε ηλεκτρονικό κείμενο.

8.1 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην ιατρική

Τα ΤΝΔ, είναι μια ερευνητική περιοχή με έντονο ενδιαφέρον για εφαρμογές στην ιατρική, καθώς έχουν αποδειχθεί ένα αποτελεσματικό εργαλείο στην ιατρική πρόγνωση και διάγνωση ασθενειών. Στη συνέχεια, επιχειρείται η αναφορά των ιατρικών ειδικοτήτων στις οποίες τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται με πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα. Τα νευρωνικά δίκτυα, χρησιμοποιούνται με ικανοποιητικά αποτελέσματα στην ουρολογία, στην παιδοχειρουργική, στη γυναικολογία, στην ακτινολογία, στην ορθοπεδική και σε άλλες ειδικότητες. Τα ΤΝΔ αποτελούν συστήματα εμπνευσμένα από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, με αποτέλεσμα να κρίνεται απαραίτητη η παρουσίαση των κυριότερων χαρακτηριστικών του.

8.1.1 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην ογκολογία

Η **ογκολογία**, αποτελεί έναν τομέα που τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν βασικό εργαλείο στην ιατρική διάγνωση. Ο καρκίνος του μαστού, είναι μια πάθηση για την οποία έχουν πραγματοποιηθεί πολλές προσπάθειες ανάπτυξης νευρωνικών δικτύων με στόχο την έγκυρη διάγνωσή του. Οι R. Nayak et al. πραγματοποίησαν πειράματα σε μια βάση δεδομένων που περιείχε περιστατικά ασθενών με καρκίνο του μαστού. Στόχος της συγκεκριμένης προσπάθειας, ήταν η ανάπτυξη ενός νευρωνικού δικτύου που θα διαχώριζε τις ήπιες και τις κακοήθεις μορφές καρκίνου βάσει εννέα χαρακτηριστικών, όπως Clump thickness, Cell size, Cell shape, Adhesion, Bare

nuclei, Nucleoli και άλλα. Στη βάση δεδομένων υπήρχαν 683 περιστατικά, εκ των οποίων τα 444 ήταν ήπιας μορφής και τα υπόλοιπα 239 κακοήθεις μορφές καρκίνου. Αναπτύχθηκε ένα νευρωνικό δίκτυο εμπρόσθιας διάδοσης, με 90 κόμβους στο στρώμα εισόδου για την εκτίμηση του **καρκίνου του μαστού**. Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν αξιοποιηθεί για την πρόγνωση του καρκίνου του μαστού σε ασθενείς με αρνητικούς λεμφαδένες. Ένα partial logistic artificial neural network (PLANNN) υλοποιήθηκε για την επεξεργασία δεδομένων 1793 ασθενών με αρνητικούς λεμφαδένες καρκίνου του μαστού. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν, αποδείκνυαν την ικανότητα του PLANNN να αποτελέσει μια αξιόπιστη μέθοδο για την εκτίμηση επανεμφάνισης του καρκίνου του μαστού σε ασθενείς με αρνητικούς λεμφαδένες.

Για τη δημιουργία ενός ολοκληρωμένου προγνωστικού μοντέλου για το καρκίνωμα του οισοφάγου, εφαρμόστηκαν ΤΝΔ που ανέλυναν ένα σύνολο από παραμέτρους τόσο της εικόνας του ασθενούς όσο και του όγκου. Κλινικά και παθολογικά δεδομένα, συγκεντρώθηκαν από 418 ασθενείς με **καρκίνωμα του οισοφάγου**, οι οποίοι υπεβλήθησαν σε εκτομή του όγκου. Κατασκευάστηκε μια βάση δεδομένων, που περιελάμβανε 199 παραμέτρους. Η ακρίβεια που προσέφεραν τα ΤΝΔ ήταν πολύ μεγαλύτερη, συγκριτικά με αυτή που προσέφεραν οι συμβατικές στατιστικές τεχνικές. Οι βέλτιστες αρχιτεκτονικές ΤΝΔ για την πρόβλεψη της έκβασης, μετά τον 1^ο χρόνο και στα επόμενα 5 χρόνια, αποτελούνταν από 65 και 60 παραμέτρους αντίστοιχα. Τα βελτιστοποιημένα σύνολα, ήταν σημαντικά πιο ακριβή στην πρόβλεψή τους σε σχέση με τα αρχικά σύνολα των 199 παραμέτρων.

8.1.2 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην καρδιολογία

Η **καρδιολογία**, αποτελεί έναν από τους τομείς της ιατρικής που βρίσκουν εφαρμογή τα ΤΝΔ. Τα ΤΝΔ χρησιμοποιήθηκαν με σκοπό να συνδράμουν στη διάγνωση του οξέος εμφράγματος του μυοκαρδίου (ΟΕΜ) σε ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) που εμφανίζει αποκλεισμό του αριστερού στελέχους (LBBB). Πραγματοποιήθηκε συγκριτική αξιολόγηση της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων, σε σχέση με έξι κριτήρια των ηλεκτροκαρδιογραφημάτων που αξιολογήθηκαν από δυο έμπειρους καρδιολόγους. Επιλέχτηκαν 518 ηλεκτροκαρδιογραφήματα, διάρκειας μεγαλύτερης από 120ms και εξακριβωμένο αριστερό αποκλεισμό, που είχαν καταγραφεί στο τμήμα επειγόντων περιστατικών, από τη βάση δεδομένων κλινικών ηλεκτροκαρδιογραφημάτων. Τα 120 ΗΚΦ προερχόταν από ασθενείς με ΟΕΜ. Υλοποιήθηκαν τεχνητά δίκτυα εμπρόσθιας τροφοδότησης (feedforward), που η έξοδος τους ταξινομούσε τα ΗΚΓ σε αυτά που έδειχναν ΟΕΜ ή μη ΟΕΜ. Η απόδοση των νευρωνικών δικτύων, ήταν μεγαλύτερη σε σχέση με αυτή των καρδιολόγων και των κριτηρίων των ΗΚΓ.

Συνεπώς, τα ΤΝΔ μπορούν να εκπαιδευτούν στην αναγνώριση του ΟΕΜ στα ΗΚΓ, ακόμη και με ταυτόχρονη παρουσία αριστερού αποκλεισμού. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα δέχονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης ΗΚΓ 12 υποδοχέων από το σύστημα Hermite, με σκοπό την αναγνώριση ΟΕΜ. Η υλοποίηση που χρησιμοποιήθηκε, ενίσχυε τις κρίσιμες περιοχές του ΗΚΓ, δίνοντας μεγαλύτερη βεβαιότητα στην επιλογή της κατάλληλης εξόδου από το ΤΝΔ. Η μέθοδος αυτή εφαρμόστηκε σε ένα σύνολο 2238 ΗΚΓ που είχαν καταγραφεί στο τμήμα επειγόντων. Τα ποσοστά επιτυχίας στη διάγνωση με τη συνεισφορά των ΤΝΔ ανήλθαν στο 84,3%, αποδεικνύοντας τη δυνατότητα της μεθόδου αυτής σαν σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για παροχή ωφέλιμων συμβουλών στη διάγνωση.

Η **στεφανιαία νόσος** είναι μια ασθένεια με πολλές παραμέτρους, που παραμένει η πιο συχνή αίτια θανάτου σε πολλές χώρες. Ο έλεγχος της μεταβλητότητας της καρδιακής συχνότητας, χρησιμοποιήθηκε για τη μη επεμβατική

μέτρηση της δραστηριότητας του παρασυμπαθητικού συστήματος και την προστασία από τον καρδιακό θάνατο. Πρόσφατα, συνδυάστηκε η μεταβλητότητα της καρδιακής συχνότητας με την αναπνευστική αρρυθμία ως δείκτης κινδύνου, για τη στεφανιαία νόσο σε ασυμπτωματικούς ασθενείς. Η αναγνώριση των ασθενών, βασιζόταν σε μικρού χρονικού διαστήματος μετρήσεις των μεταβολών της καρδιακής συχνότητας κάτω από τον έλεγχο της αναπνοής. Τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιήθηκαν για την αναγνώριση των δειγμάτων Poincare-plot που αντιστοιχούν σε μεταβολές της καρδιακής συχνότητας και σχετίζονται με τον κίνδυνο εκδήλωσης στεφανιαίας νόσου.

8.1.3 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην παιδιατρική

Στην παιδιατρική, τα ΤΝΔ έχουν χρησιμοποιηθεί βοηθώντας στην έγκυρη και έγκαιρη διάγνωση παιδικών ασθενειών. Η διάγνωση του **καρδιακού φυσήματος** αποτελεί ένα σημαντικό πρόβλημα στην παιδική καρδιολογία λόγω του υψηλού ποσοστού ασθενών (77–97%). Οι τρέχουσες διαγνωστικές τεχνικές, όπως ακτινογραφία θώρακα και ηλεκτροκαρδιογράφημα, υστερούν λόγω μειωμένης ευαισθησίας στην ανεύρεση συγγενών καρδιακών νοσημάτων. Οι ασθενείς με καρδιακό φύσημα, συχνά αξιολογούνται μετά από συσκέψεις και με τη βοήθεια εξελιγμένων απεικονιστικών τεχνικών. Την περισσότερο υποσχόμενη τεχνική αποτελεί η **ηχοκαρδιογραφία**, που είναι ακριβή μέθοδος και διατίθεται σε κέντρα υγείας αστικών περιοχών. Συνεπώς, κρίνεται επιτακτική η ανάπτυξη μιας μεθόδου μεγαλύτερης ακρίβειας, ικανής για τη διάγνωση ασθενών με καρδιακό φύσημα.

Για την υλοποίηση της συγκεκριμένης διάταξης συλλέχθηκαν δεδομένα από παιδικούς ασθενείς που είχαν εισαχθεί στην κλινική «The Children's hospital», στο Ντένβερ του Κολοράντο και είχαν υποβληθεί σε ηχοκαρδιογράφημα με σκοπό την ανεύρεση συγγενούς καρδιακού νοσήματος. Οι καταγραφές των ηχοκαρδιογραφημάτων είχαν διάρκεια 10–15 sec, στα 44.1 kHz. Από την αρχική καταγραφή, έγινε συλλογή των τριών καλύτερων κύκλων με την καλύτερη ποιότητα ήχου στα σήματα. Χρησιμοποιήθηκαν 241 δείγματα, εκ των οποίων τα 88 αντιστοιχούσαν σε αθώα φυσήματα και τα άλλα 153 σε παθολογικά φυσήματα, με σκοπό την εκπαίδευση και αξιολόγηση του συστήματος.

8.1.4 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην πνευμονολογία

Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έχουν εφαρμοστεί στην πνευμονολογία. Η διάγνωση του μικροκυτταρικού καρκίνου του πνεύμονα (ΜΚΠ) και του μη μικροκυτταρικού καρκίνου του πνεύμονα (ΜΜΚΠ), παρουσιάζει διαγνωστικές δυσκολίες λόγω των περιορισμών της ιστοπαθολογίας, με αποτέλεσμα να παρατηρείται ένα έντονο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη μοντέλων ταξινόμησης των νεοπλασμάτων του πνεύμονα. Τα μοντέλα αυτά, βασίζονται στην ανάλυση πολυποίκιλων μοριακών δεδομένων με στατιστικές μεθόδους και νευρωνικά δίκτυα.

Τα επίπεδα του μεθυλοποιημένου DNA σε 20 συγκεκριμένες θέσεις ενός γονιδίου στο χρωμόσωμα, μετρήθηκαν σε 41 ΜΚΠ και 46 ΜΜΚΠ σειρές κυττάρων σε πραγματικό χρόνο με την ποσοτική μέθοδο PCR. Για την ανάλυση των δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν νευρωνικά δίκτυα και γραμμικά διαχωρίσιμη ανάλυση (Linear Discriminant Analysis – LDA) με σκοπό την ταξινόμηση των κυτταρικών σειρών σε ΜΚΠ ή ΜΜΚΠ. Τα μοντέλα, χρησιμοποίησαν δεδομένα είτε από τις 20 συγκεκριμένες γονιδιακές θέσεις του χρωμοσώματος, είτε 5 από αυτές με μεθυλοποιημένο DNA. Τα δεδομένα, επιλέχθηκαν τυχαία από τις κυτταρικές σειρές, σχηματίζοντας 10 διαφορετικά σύνολα, με στοιχεία τόσο για την εκπαίδευση όσο και για τον έλεγχο, με αναλογία 71 προς 16, αντίστοιχα. Κατασκευάστηκαν δέκα

νευρωνικά δίκτυα, όσα ήταν και τα σύνολα, εκ των οποίων τα πέντε στην είσοδό τους δέχτηκαν 20 παραμέτρους, και τα υπόλοιπα πέντε με τις πέντε παραμέτρους.

Τα ΤΝΔ των 20 παραμέτρων, ταξινομήσαν σωστά το 100% των κυτταρικών σειρών, σε αντίθεση με τα ΤΝΔ των 5 παραμέτρων, που το ποσοστό επιτυχίας τους έφτασε το 87%. Τα ίδια σύνολα, χρησιμοποιήθηκαν για τη δημιουργία LDA μοντέλων, και ακολουθήθηκε η ίδια διαδικασία με αυτή των ΤΝΔ. Η ορθή ταξινόμηση των κυτταρικών σειρών με τα LDA μοντέλα κυμάνθηκε από 62.5% – 87.5%. Συνεπώς, τα ΤΝΔ που αξιοποιούν δεδομένα μεθυλοποιημένου DNA μπορούν να αποτελέσουν μια ισχυρή προσέγγιση στην ανάπτυξη αυτοματοποιημένων μεθόδων ταξινόμησης του καρκίνου του πνεύμονα.

8.1.5 Εφαρμογές των ΤΝΔ στη νευρολογία

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να αποτελέσουν ένα χρήσιμο εργαλείο στη νευρολογία. Σήμερα, η νόσος του **Alzheimer** επηρεάζει τον πληθυσμό των ηλικιωμένων ατόμων. Η πρόβλεψη της ασθένειας, αποτελεί ένα πολύ σημαντικό συστατικό για την παρεχόμενη ιατρική φροντίδα των ασθενών με Alzheimer. Η πρόβλεψη της συγκεκριμένης νόσου, είναι δύσκολο να γίνει λόγω των πολλαπλών παραμέτρων και της μη γραμμικής συμπεριφοράς των μεμονωμένων δειγμάτων. Για το σκοπό αυτό, συλλέχθηκαν και καταγράφηκαν δεδομένα και παρατηρήσεις από ασθενείς, τα οποία αποτέλεσαν τις εισόδους ενός Mixed Effects Neural Network (MENN), που είναι ικανό να συγχωνεύει τέτοιου τύπου πληροφορίες. Για τη μελέτη, χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα από 704 ασθενείς του Layton Aging and Research Center (LAARC) του Πανεπιστημίου του Όρεγκον. Για την εκπαίδευση του MENN χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης σφάλματος. Η απόδοση του MENN συγκρίθηκε με αυτή των μεικτών γραμμικών μοντέλων, από όπου και προέκυψε η υπεροχή της. Η μέθοδος αυτή μπορεί να αποτελέσει ένα χρήσιμο εργαλείο για τον εντοπισμό των προγνωστικών παραμέτρων και την πρόβλεψη της νόσου.

8.1.6 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην οφθαλμιατρική

Η οφθαλμιατρική είναι ακόμη ένας τομέας της ιατρικής, στον οποίο τα ΤΝΔ έχουν συνεισφέρει καθοριστικά. Νευρωνικά δίκτυα πολλαπλών στρωμάτων και ακτινωτών συναρτήσεων βάσης συνδυάστηκαν με ένα νευροφυσιολογικό μοντέλο, με στόχο την πρόβλεψη των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των οπτικών αντιλήψεων.

Τα γνωρίσματα αυτά, ενσωματώθηκαν σε ένα οπτικό νεύρο για τη μερική επανάκτηση της όρασης σε τυφλούς.

8.1.7 Εφαρμογές των ΤΝΔ στη νεφρολογία

Τα ΤΝΔ έχουν χρησιμοποιηθεί στη νεφρολογία. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται για την προσαρμογή της δόσης της κυκλοσπορίνης Α για κάθε ασθενή χωριστά. Οι ασθενείς αυτοί, έχουν υποβληθεί σε **μεταμόσχευση νεφρού**. Ο καθορισμός της κυκλοσπορίνης Α απαιτεί εντατική παρακολούθηση, με αποτέλεσμα η ακριβής πρόβλεψη των επιπέδων της στο αίμα, να μειώνει τη συχνότητα παρακολούθησης και να βελτιώνει τις κλινικές εκβάσεις. Η δημιουργία των μοντέλων πρόβλεψης, βασίστηκε σε 32 ασθενείς για τους οποίους εξετάστηκαν διαφορετικοί παράγοντες. Ένας συνδυασμός δύο αλυσιδωτών μοντέλων από τρία είδη νευρωνικών δικτύων (multi-layer perception, finite impulse response network και elman recurrent network), αναπτύχθηκε με σκοπό την πρόβλεψη του φαρμάκου στο αίμα, και έπειτα τη διαμόρφωση της χορηγούμενης δοσολογίας. Το FIR δίκτυο είχε τα καλύτερα αποτελέσματα για την εκτίμηση της συγκέντρωσης φαρμάκου στο αίμα, ενώ το δίκτυο Elman υπερεβούσε στον προσδιορισμό της δοσολογίας. Η προσέγγιση αυτή,

έδειξε ότι τα ΤΝΔ μπορούν να συμβάλλουν στη διαδικασία της κλινικής λήψης αποφάσεων.

8.1.8 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην παθολογία

Η παθολογία, έχει ενσωματώσει τα νευρωνικά δίκτυα σε διαδικασίες κλινικών εξετάσεων. Constructive probabilistic neural network (CPNN), multi-layer perception (MLP) και radial basis function neural network (RBFNN) αναπτύχθηκαν, με στόχο την αξιολόγηση της απόδοσης τους, στην εξακρίβωση και διάκριση των τραχειοβρογχικών ήχων της αναπνοής. Τα CPNN, κατάφεραν να αναγνωρίσουν και να ταξινομήσουν σωστά το 97.8% των δειγμάτων, ενώ το MLP το 77.8% και το RBFNN το 96.2%. Συνεπώς, τα CPNN και RBFNN μπορούν να αποτελέσουν ένα εργαλείο στη διάκριση ήχων της αναπνοής, γεγονός που οφείλεται στην τοπολογία και τις συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται στις συγκεκριμένες αρχιτεκτονικές.

8.1.9 Εφαρμογές των ΤΝΔ στη δερματολογία

Στη δερματολογία, το **κακοηθές μελάνωμα** του δέρματος (Malignant melanoma, MM), που είναι ο πιο επικίνδυνος τύπος καρκίνου του δέρματος, είναι μία πάθηση που μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα ΤΝΔ. Το μελάνωμα μπορεί, αν διαγνωστεί έγκαιρα, να αντιμετωπιστεί επιτυχώς και να θεραπευτεί. Η διάγνωση, είναι μια δύσκολη εργασία διότι τα ίδια χαρακτηριστικά με το μελάνωμα έχουν και άλλες παθήσεις του δέρματος. Για το σκοπό αυτό, συνήθως γίνεται βιοψία, με ότι αυτό συνεπάγεται από άποψη κόστους και ψυχικής οδύνης. Εναλλακτικά, χρησιμοποιούνται έγχρωμες εικόνες του όγκου του δέρματος από τις οποίες ένα ΤΝΔ διακρίνει το μελάνωμα από τους τρεις καλοήθεις χρωματισμένους όγκους (dysplastic nevi, intradermal nevi, seborrheic keratoses). Τα χαρακτηριστικά διάκρισης βασίζονται στο σχήμα και στο χρώμα του όγκου.

8.1.10 Εφαρμογές των ΤΝΔ στην ενδοκρινολογία

Η ασθένεια σακχαρώδης διαβήτη χαρακτηρίζεται μάλιστα της σημερινής εποχής. Το ετήσιο οικονομικό κόστος του διαγνωσμένου διαβήτη στις ΗΠΑ ανέρχονταν το 2012 σε \$245 δισεκατομμύρια, αυξημένο κατά 41% σε σχέση με το 2007 οπότε είχε φτάσει στα \$175 δισεκατομμύρια¹. Ο διαβήτης μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σύμφωνα με τα αίτια που τον προκαλούν και η πρόβλεψη της πιθανότητας εμφάνισης του μπορεί να γίνει με απλούς στατιστικούς αλγορίθμους ή για να είναι ακριβέστερη, με χρήση μεθόδων ΤΝ.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν βρει εφαρμογή στην ειδικότητα της ενδοκρινολογίας. Πολυστρωματικό perceptron δίκτυο (MLP) με οπισθοδιάδοση σφάλματος σαν κανόνα εκπαίδευσής του, τοπολογίας, αναπτύχθηκε για την ανάλυση των παραγόντων κινδύνου του **σακχαρώδους διαβήτη**. Από την ανάλυση που πραγματοποιήθηκε με το MLP δίκτυο, προέκυψε ότι οι παράγοντες κινδύνου για την εμφάνιση σακχαρώδους διαβήτη, με σειρά σπουδαιότητας, είναι οι εξής: ταχυπαλμία, οικογενειακό ιστορικό σακχαρώδους διαβήτη, μακροζωία, ιστορικό νεφροπάθειας, παχυσαρκία, φύλο, υπερλιποπρωτεϊναιμία, στεφανιαία νόσος, υπέρταση, υψηλή διαστολική πίεση, ηλικία, υψηλή συστολική πίεση, χαμηλό μορφωτικό επίπεδο, μυϊκή μάζα σώματος, φυσική άσκηση, κάπνισμα, επάγγελμα, ιστορικό εγκεφαλικού νοσήματος, και ιστορικό πάθησης του ήπατος. Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου συγκρίθηκαν με αυτά της λογιστικής παλινδρόμησης (logistic regression),

¹ American diabetes association, 2013.

από όπου προέκυψε ότι η ακολουθία της σπουδαιότητας των παραγόντων κινδύνου είναι σχεδόν ίδια. Άρα, τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να αποτελέσουν ένα χρήσιμο εργαλείο για την ανάλυση παραγόντων κινδύνου ασθενειών, κυρίως όταν υπάρχουν αλληλεπιδράσεις μεταξύ τους.

8.1.11 Εφαρμογές των ΤΝΔ στο θυρεοειδή

Ο **θυρεοειδής** είναι ένας αδένας που ελέγχει καίριες λειτουργίες του ανθρώπινου σώματος. Οι ασθένειες του θυρεοειδή μπορούν να επηρεάσουν κάθε όργανο του σώματος. Η σωστή διάγνωση της θυροειδικής πάθησης ενός ασθενούς, καθορίζει την επιλογή της θεραπευτικής αγωγής και επιτρέπει την ορθή αξιολόγηση της πρόγνωσης σε πολλά περιστατικά. Η συγκεκριμένη εργασία, εξετάζει πολυστρωματικά νευρωνικά δίκτυα και νευρωνικά δίκτυα ακτινικής βάσης για την ταξινόμηση των θυροειδικών παθήσεων. Τα πειραματικά αποτελέσματα, δείχνουν ότι οι προγνώσεις και των δυο νευρωνικών μοντέλων είναι πολύ ικανοποιητικές για τα δεδομένα εκπαίδευσης. Όσον αφορά τα δεδομένα ελέγχου, το νευρωνικό δίκτυο ακτινικής βάσης υπερτερεί του πολυστρωματικού νευρωνικού δικτύου. Η εργασία αυτή, παρουσιάζει τη μεγάλη χρησιμότητα ενός μοντέλου νευρωνικού δικτύου για την ταξινόμηση των θυροειδικών παθήσεων.

9. Ιατρικές εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης (ΤΝ)²

Η τεχνητή νοημοσύνη, έχει επηρεάσει σημαντικά την καθημερινότητά μας και σίγουρα θα συνεχίσει να το κάνει στο μέλλον. Ο τρόπος που επιδρά στη ζωή μας, είναι εμφανής σε πολλούς τομείς της κοινωνίας μας. Στην υγεία, έχει διευκολύνει τη διάγνωση και τη θεραπεία πολλών ασθενειών. Αλγόριθμοι ΑΙ μπορούν να αναγνωρίσουν πρόωρα σημάδια ασθενειών, μέσω εικόνων ιατρικής εικονογράφησης ή αναλύοντας μεγάλα σύνολα δεδομένων ασθενών και αυτό επιτρέπει στους γιατρούς να αντιδρούν πιο γρήγορα και αποτελεσματικά. Επιπλέον, αναμένεται να επωφεληθεί ακόμη περισσότερο στο μέλλον. Ουσιαστικά οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης θα μετατραπούν σε βοηθούς των ιατρών που δε θα αναλαμβάνουν μόνο εγχειρήσεις, ως ρομπότ, αλλά και θα επιβλέπουν τη θεραπεία, ώστε να αποκλείσουν την πιθανότητα ιατρικού λάθους. Πέραν αυτού, θα εξελίσσουν φάρμακα ακόμα και για κάθε ασθενή ξεχωριστά! Οι πρώτες εφαρμογές ΤΝ στην ιατρική, εστίαζαν στη δημιουργία διαγνωστικών εργαλείων ικανών να προσφέρουν διαγνώσεις, το ίδιο καλές ή ακόμη και καλύτερες από αυτές ενός ειδικού, βασισμένες σε συμβολικά μοντέλα ασθενειών και τη συσχέτιση τους με παράγοντες των ασθενών και με κλινικές εκδηλώσεις, αντί για απλές στατιστικές και στοχαστικές μεθόδους. Προϊόντος του χρόνου, δημιουργήθηκε ένας νέος τομέας στην επιστήμη, η τεχνητή νοημοσύνη στην ιατρική (Artificial intelligence in medicine–AIM). Η ΤΝ σήμερα, χρησιμοποιείται λιγότερο στις διαγνώσεις ρουτίνας και περισσότερο στη συνταγογράφηση φαρμάκων, σε κλινικά εργαστήρια, στην κλινική παρακολούθηση και στις μονάδες εντατικής θεραπείας. Τα σύγχρονα αυτά συστήματα, χρήσης συμβολικών μοντέλων προσέγγισης των ασθενειών όσο και στατιστικών μεθόδων, περιγράφονται ως κλινικά συστήματα υποστήριξης αποφάσεων (Clinical decision support systems–CDSSs). Στην ιατρική, η ΤΝ εφαρμόζεται σε συστήματα που:

- έχοντας το ιστορικό του ασθενούς, ειδοποιούν τον ιατρό αν ανιχνευθούν κάποια μοτίβα σε κλινικά δεδομένα που υποδεικνύουν αλλαγή στην κατάσταση του ασθενούς (π.χ. εμφάνιση αντενδείξεων) σε μία συστημένη θεραπεία,

² Φαμελιάρη Β. (2016). Ιατρικές εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης, πτυχιακή εργασία, ΑΤΕΙ Πειραιά/Τμήμα μηχανικών αυτοματισμού.

- αναλύουν και διαχειρίζονται μεγάλο όγκο δεδομένων και γνώσεων, βοηθούν τους εργαζομένους στον τομέα της υγείας κάνοντας χρήση των βάσεων δεδομένων που έχουν και των σημάτων που σε πραγματικό χρόνο λαμβάνουν, προτείνοντας διασυνδέσεις μεταξύ μοτίβων που έως τότε θεωρούνταν ασυσχέτιστα.

Το **DXplain** σχεδιάστηκε για να βοηθά στη διαδικασία διάγνωσης, λαμβάνοντας ως είσοδο ένα σύνολο κλινικών ευρημάτων (όπως συμπτώματα και εργαστηριακά δεδομένα) και προσφέροντας ως έξοδο, μία ιεραρχημένη λίστα πιθανών διαγνώσεων, μαζί με αιτιολόγηση για κάθε διαφορετική διάγνωση. Με χρήση αναγνώρισης απλών εικόνων (ακτινογραφίες) ή περίπλοκων (αγγειογραφίες, αξονικές & μαγνητικές τομογραφίες) και την ερμηνεία τους από ένα σύστημα, μπορούν να σηματοδοτηθούν οι εικόνες, που πιθανώς αποκλίνουν από το φυσιολογικό, προκειμένου να γίνει παραπομπή σε ειδικό για περαιτέρω εξέταση.

Συστήματα βασισμένα στην TN, μπορούν να ελέγχουν τη συνιστώμενη θεραπεία για τυχόν ελλείψεις και λάθη και να βοηθήσουν στη δημιουργία πλάνου βασισμένου σε ειδικές ανάγκες του ασθενή (εξατομικευμένη χορήγηση χαπιού) σύμφωνα με αποδεκτές θεραπευτικές οδηγίες. Επίσης, συστήματα υποστήριξης αποφάσεων, χρησιμοποιούνται στις μονάδες βραχείας νοσηλείας για την αυτόματη λειτουργία ιατρικών συσκευών, όπως το **SmartCare/PS** που είναι σύστημα βασισμένο σε κανόνες για διαχείριση μηχανικής υποστήριξης αναπνοής, στις μονάδες εντατικής θεραπείας. Στα κλινικά εργαστήρια, τα έμπειρα συστήματα αναλύουν αναφορές από δεδομένα που λαμβάνουν, τα ερμηνεύουν και εξάγουν συμπεράσματα.

Το **Germ Watcher** ελέγχει για νοσοκομειακές λοιμώξεις, παρακολουθώντας δεδομένα μικροβιολογικών καλλιέργειών (από το εργαστηριακό σύστημα του νοσοκομείου) και ελέγχοντας μία βάση κανόνων (που περιέχει συνδυασμό εθνικών κριτηρίων και μολύνσεων του συγκεκριμένου νοσοκομείου).

Στον τομέα της ιατρικής έρευνας, με χρήση συστημάτων TN είναι δυνατό να σχεδιασθεί αυτόματο μοντέλο παθοφυσιολογίας που να περιγράφει τις συσχετίσεις διαφορετικών μετρήσεων για τις οποίες δεν ήταν προηγουμένως εμφανής κάποια κοινή κατηγοριοποίηση. Στον τομέα της δημιουργίας φαρμάκων, τα συστήματα TN βοηθούν λαμβάνοντας ένα ή περισσότερα φάρμακα που παρουσιάζουν συγκεκριμένη δράση και με βάση την περιγραφή της χημικής τους δομής, εξάγουν συμπεράσματα για το ποιά χημικά χαρακτηριστικά είναι απαραίτητα για τη συγκεκριμένη δράση, οπότε είναι εύκολο για τους ειδικούς να συνθέσουν μία νέα ένωση, με τα επιθυμητά χαρακτηριστικά, μειώνοντας το χρόνο παρασκευής ανάλογων φαρμάκων.

Ενώ είναι εμφανή τα πολλαπλά οφέλη από τη χρήση συστημάτων TN στην ιατρική, οι κύριοι λόγοι για τους οποίους αρχικά υπήρξε δυσκολία στην εισαγωγή της ήταν:

- Οικονομικοί, διότι επέβαλε αναγκαστικές αλλαγές στον τρόπο εργασίας ιατρών, νοσοκόμων, απασχολούμενων στα εργαστήρια
- Δεν υπήρχε κατάλληλη ενσωμάτωση των συστημάτων TN στην κλινική πρακτική μιας και εστίαζαν στην επίλυση προβλημάτων που δεν θεωρούνταν ότι είχαν σοβαρή επίπτωση στην παροχή υπηρεσιών υγείας.

9.1 Χρόνια αποφρακτική πνευμονοπάθεια (ΧΑΠ)

Αφορά παθήσεις που σχετίζονται με τη χρόνια βρογχίτιδα και το εμφύσημα, οι οποίες έχουν κοινό χαρακτηριστικό την απόφραξη των αεραγωγών του αναπνευστικού, με αποτέλεσμα την καθημερινή δύσπνοια. Κυριότερος παράγοντας της σταδιακής απόφραξης των αεραγωγών είναι το κάπνισμα. Ετησίως, 300 εκατομμύρια ασθενείς διαγιγνώσκονται με άσθμα το οποίο προκαλεί 250.000 θανάτους. Η ΧΑΠ, εμφανίζεται σε 330 εκατομμύρια ασθενείς παγκοσμίως,

προκαλώντας περίπου 3 εκατομμύρια θανάτους. Εύκολα συνάγεται ότι πρέπει να αναπτυχθούν εργαλεία για την έγκαιρη πρόβλεψη και διάγνωση αυτών των παθήσεων. Η απλή στατιστική ανάλυση των περασμένων δεκαετιών, δεν επαρκεί στην εποχή που όλα είναι μετρήσιμα με αυξανόμενη συσσώρευση δεδομένων (big data).

9.2 Αυτόματη διάγνωση επιληψίας με χρήση ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος (ΗΕΓ)

Το κεντρικό νευρικό σύστημα, αποτελείται από ένα σύνολο σχηματισμών που έχουν διαφορετικές λειτουργίες και διαφορετική ανατομική σύσταση. Σε αυτές τις λειτουργικές και ανατομικές διαφορές, αναλογούν διαφορές στις διαγνωστικές μεθόδους, όσον αφορά την κλινική και εργαστηριακή έρευνα. Έτσι, η ηλεκτρική ενέργεια του εγκεφάλου, που είναι το άθροισμα της ενέργειας των εκατομμυρίων νευρώνων, μελετάται διαμέσου της καταγραφής των βιοχημικών ηλεκτρικών δυναμικών με την μέθοδο του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος.

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, αναφέρεται στην αυθόρμητη ηλεκτρική ρυθμική ταλάντωση του εγκεφάλου όταν βρίσκεται σε ηρεμία και δεν δέχεται εξωτερικά ερεθίσματα. Επινοήθηκε από τον Γερμανό νευρολόγο και ψυχίατρο H. Berger το 1929. Ήταν ο πρώτος που κατάφερε να καταγράψει την αυτόματη ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου, σε χάρτινη ταινία. Είναι μια εξέταση, η οποία χρησιμοποιείται για τη διάγνωση επιληψίας, ημικρανιών, άνοιας και Alzheimer. Αποτελεί μια τεχνική καταγραφής, μέτρησης, επεξεργασίας και ερμηνείας της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Δεν έχει μόνο την άμεση διαγνωστική ικανότητα αλλά μπορεί να προβλέψει την εμφάνιση εγκεφαλικών διαταραχών 5 ως 10 χρόνια πριν από την εμφάνισή τους. Η εξέταση αυτή, γίνεται με τη βοήθεια μίας ηλεκτρικής συσκευής, τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο. Ο ηλεκτροεγκεφαλογράφος αποτελείται από έναν πίνακα συνδεσμολογίας ηλεκτροδίων που εφαρμόζονται στην επιφάνεια του εγκεφάλου και κατ' επέκταση στο δέρμα του τριχωτού της κεφαλής. Τα ηλεκτρόδια, είναι επαναχρησιμοποιούμενα και συνήθως κατασκευάζονται από άργυρο και χλωριούχο άργυρο.

Για να τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια στην επιφάνεια του κρανίου, αρχικά διαχωρίζονται οι τρίχες και καθαρίζεται το δέρμα με καθαρό οινόπνευμα για την απομάκρυνση των λιπαρών ουσιών του δέρματος. Επίσης, ο ΗΕΓράφος εκτός από τα ηλεκτρόδια αποτελείται από έναν επιλογέα απαγωγών, προενισχυτές, διατάξεις φιλτραρίσματος, την τελική διάταξη ενισχυτών, μία συσκευή πολυπλεξίας, ένα μετατροπέα αναλογικού σήματος σε ψηφιακό. Αποδίδει σε έναν ηλεκτρονικό υπολογιστή τη διαφορά δυναμικού της αυτόματης ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, υπό την μορφή κυμάτων. Για να εξασφαλιστεί η καλή καταγραφή των κυμάτων για βέλτιστη απεικόνιση, είναι απαραίτητη η ενίσχυση των σημάτων λόγω του ότι τα ηλεκτρικά σήματα του εγκεφάλου εξασθενούν κατά 10 φορές τουλάχιστον από παρεμβολές μεταξύ των ηλεκτροδίων και του εγκεφάλου που έχει ένα στρώμα πάχους 2–3 εκατοστών.

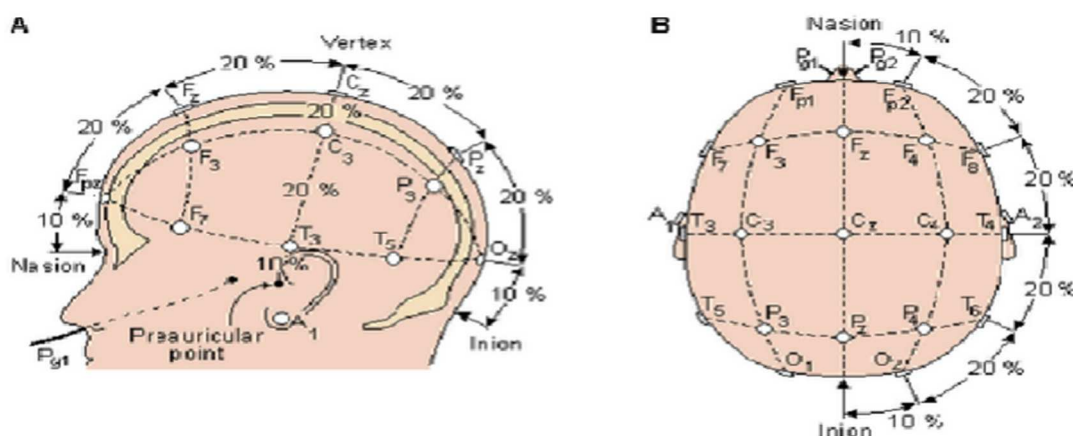
9.2.1 Λειτουργία ηλεκτροεγκεφαλογράφου

Τα ηλεκτρόδια, μετατρέπουν το ρεύμα ιόντων των εγκεφαλικών κυττάρων σε ηλεκτρικό ρεύμα, που οδηγείται στους αρχικούς ενισχυτές διάταξης (προενισχυτές). Στη συνέχεια, οδηγείται στη διάταξη φιλτραρίσματος, όπου υπάρχουν τα φίλτρα αποκοπής συχνοτήτων. Εκεί, κατασκευάζονται ηλεκτρονικές διατάξεις που χρησιμοποιούνται για να επιλέξουν ή να περιορίσουν το φάσμα συχνοτήτων, αφαιρώντας θορύβους που παρεμβάλλονται και παραμορφώνουν το σήμα. Μέσω της

συσκευής της πολυπλεξίας, οδηγείται στο μετατροπέα αναλογικού σήματος σε ψηφιακό. Το ψηφιακό σήμα που παράγεται από το μετατροπέα, καταμετράται σε ηλεκτρονικό βολτόμετρο. Ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής, λαμβάνει τα ψηφιακά δεδομένα των μετρήσεων και έτσι υπάρχει η δυνατότητα για επεξεργασία των δεδομένων αυτών και απεικόνισης του σήματος στην οθόνη ή και εκτύπωση αυτής σε χαρτί. Επίσης μπορεί να αποθηκευτεί το σήμα στο σκληρό δίσκο του υπολογιστή ή σε κάποια εξωτερική μονάδα αποθήκευσης για περαιτέρω μελέτη και σύγκριση άλλου σήματος του ίδιου ασθενή που βρίσκεται υπό παρακολούθηση.

9.2.2 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων

Η τοποθέτηση του κάθε ηλεκτροδίου στο δέρμα του κεφαλιού, δεν είναι τυχαία γιατί ανάλογα με τη θέση, εξαρτάται η συχνότητα, η φάση και το πλάτος του σήματος που θα καταγραφεί. Για την επιλογή των θέσεων καθενός από αυτά, έχουν δημιουργηθεί διάφορα πρότυπα. Το πιο διαδεδομένο σύστημα τοποθέτησης είναι η διάταξη κατά Jaspers ή 10–20. Η ονομασία του συστήματος, οφείλεται στην επιλογή του 20% της απόστασης μεταξύ των δύο αυτιών ως την απόσταση ανάμεσα σε δύο οποιαδήποτε ηλεκτρόδια και στην επιλογή του 10% της αποστάσεως μεταξύ των δύο αυτιών ως την απόσταση από το κάθε αυτί στο πλησιέστερο προς αυτό ηλεκτρόδιο του. Το πρότυπο αυτό καθιερώθηκε από τη διεθνή ομοσπονδία των ενώσεων ΗΕΓ.



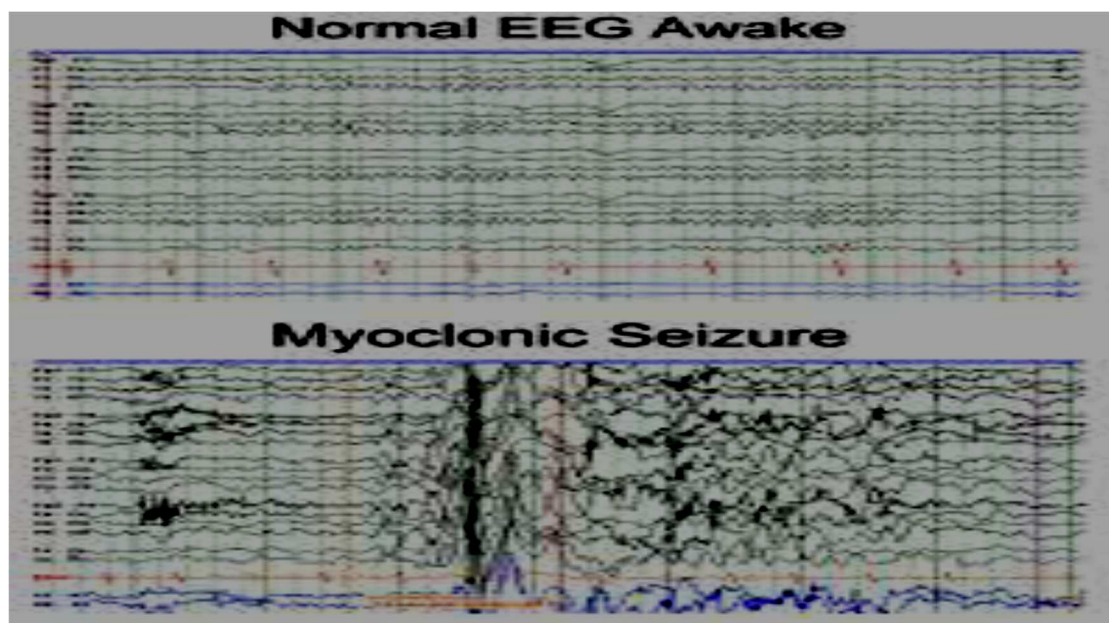
Εικόνα 25: Τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής σύμφωνα με το Διεθνές σύστημα όπως φαίνεται από (Α) πλάγια αριστερά και (Β) πάνω από το κεφάλι

9.2.3 Η επιληψία

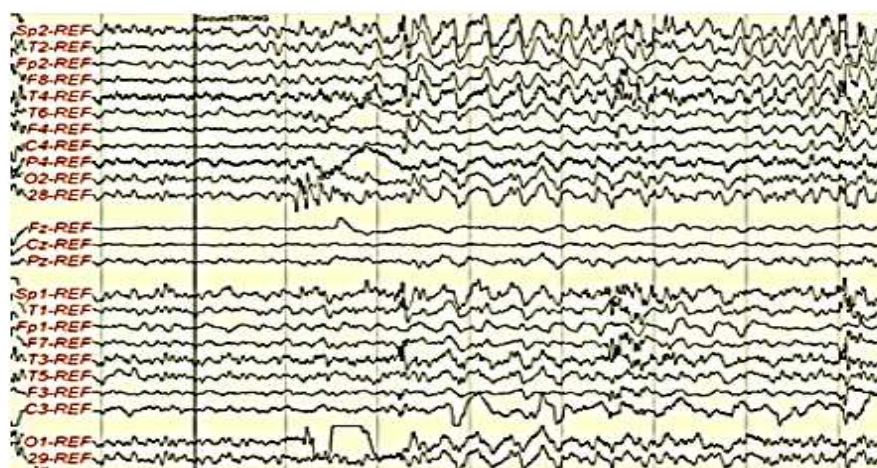
Η επιληψία, αποτελεί τη συχνότερη διαταραχή του ανθρώπινου νευρικού συστήματος, δυσκολεύει την καθημερινότητα των πασχόντων, τους φθείρει ψυχολογικά και η ευαισθησία του ΗΕΓ ρουτίνας, που διαρκεί 20–30 λεπτά, στην ανίχνευση της είναι 25%–55%. Για τη μελέτη των δεδομένων που προκύπτουν από τα ΗΕΓ χρησιμοποιούνται λογισμικά:

- Weka (Waikato environment for knowledge analysis),
- Naive Bayes,
- K κοντινότερων γειτόνων (Nearest neighbor),
- δέντρα αποφάσεων (Decision trees),
- τυχαίο δάσος (random forest),
- πολυεπίπεδο (multiplayer) perceptron και

- Matlab (Matrix laboratory).



Εικόνα 26: Πάνω, φυσιολογικό ΗΕΓ και κάτω, επιληπτικό ΗΕΓ

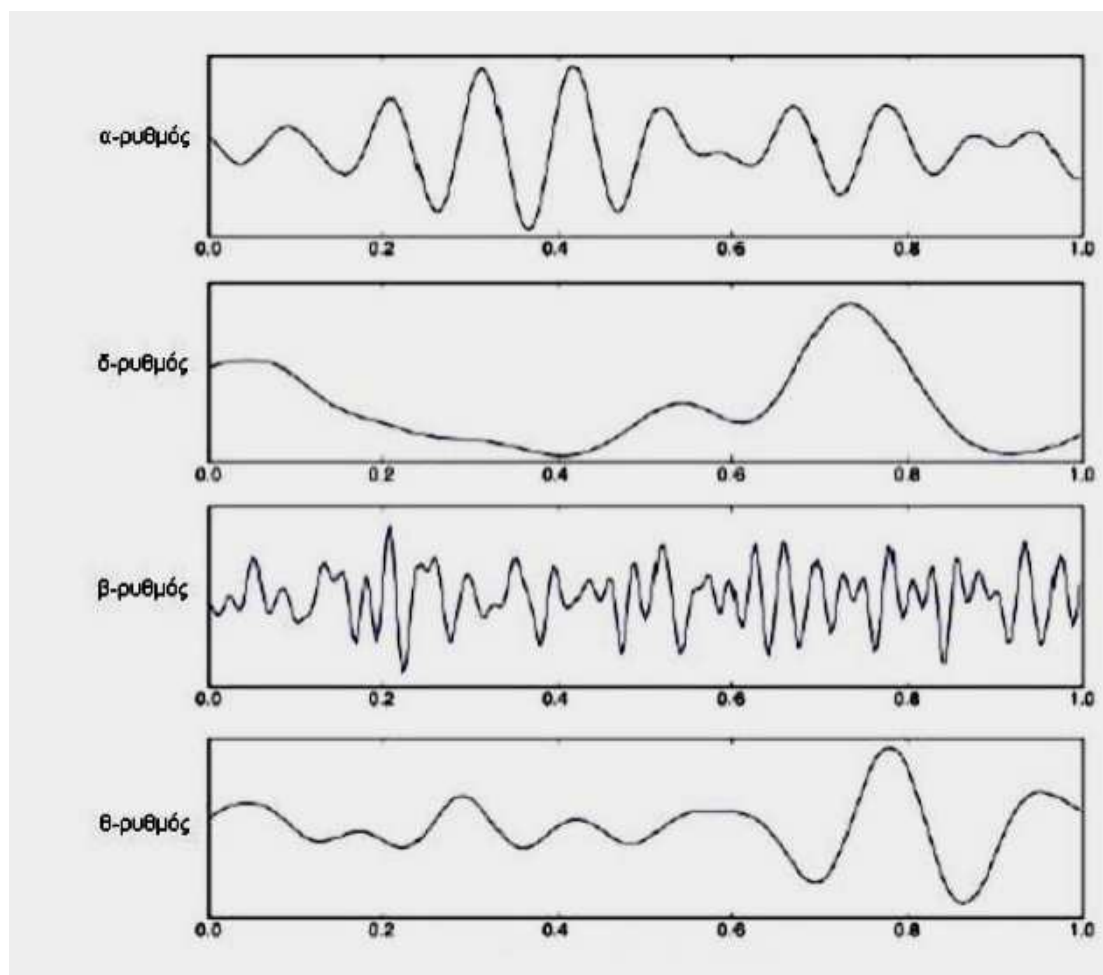


Εικόνα 27: ΗΕΓ επιφάνειας επιληπτικού ασθενούς. Η κατακόρυφη γραμμή υποδεικνύει το δευτερόλεπτο έναρξης της κρίσης

Ένα τυπικό ΗΕΓ ρουτίνας διαρκεί 20–30 λεπτά και περιλαμβάνει διαδικασίες ενεργοποίησης (υπέρπνοια, φωτεινό ερεθισμό) ή συγκεκριμένα ερεθίσματα στις σπάνιες περιπτώσεις αντακλαστικών συνδρόμων. Η ευαισθησία του ΗΕΓ ρουτίνας στην ανίχνευση της επιληψίας και στην διάκρισή της από άλλα παροξυσμικά σύνδρομα, είναι περιορισμένη στο 25–55% (βάσει δημοσιευμένων στατιστικών). Αυτό διότι, περισσότεροι από τους μισούς ασθενείς με επιληψία εμφανίζουν φυσιολογικό ΗΕΓ κατά τη ρουτίνα και σε ένα 10% των ασθενών με επιληψία δεν καταγράφονται ποτέ επιληπτόμορφα ΗΕΓ στοιχεία. Για την καλύτερη μελέτη του ΗΕΓ ενός επιληπτικού ασθενή, έχει γίνει ένας διαχωρισμός των χρονικών περιόδων στο επιληπτικό ΗΕΓ. Η περίοδος κατά την οποία εκδηλώνεται η κρίση ονομάζεται ictal (κριτική). Το χρονικό διάστημα που μεσολαβεί από τη λήξη της επιληπτικής κρίσης μέχρι την έναρξη της επόμενης, ονομάζεται inter-ictal (μεσοκριτική).

Χαρακτηρίζουμε ως περίοδο pre-ictal (προκρίτική), τη μεταβατική περίοδο από την inter-ictal στην ictal. Κατά την περίοδο αυτή, εμφανίζονται αποκλίσεις στη συμπεριφορά του ΗΕΓ σε σχέση με τις inter-ictal περιόδους και η χρονική της διάρκεια κυμαίνεται από μερικά λεπτά μέχρι ώρες.

9.2.4 Οι ρυθμοί του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος



Εικόνα 28: Οι ρυθμοί του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος

Οι ρυθμοί άλφα και βήτα θεωρούνται φυσιολογικοί, ενώ οι ρυθμοί δέλτα και θήτα, παθολογικοί στους ενήλικες. Οι ρυθμοί δέλτα και θήτα δε θεωρούνται παθολογικοί στα παιδιά, στον ύπνο και κατά την υπέρπνοια. Σε κάθε επιληπτικό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, γίνεται διαχωρισμός των χρονικών περιόδων, ανάλογα με τη μορφή που έχουν οι κυματομορφές, δηλαδή τα αιχμηρά κύματα και οι αιχμές που παρατηρούνται στις καταγραφές του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος. Η χρονική περίοδος κατά την οποία εκδηλώνεται η επιληπτική κρίση ονομάζεται ictal (κριτική-επιληπτική περίοδος). Το χρονικό διάστημα πριν από την έναρξη της επιληπτικής κρίσης ή ανάμεσα από δυο επιληπτικές κρίσεις ονομάζεται interictal (μεσοκριτική περίοδος), δηλαδή ότι αυτή τη χρονική περίοδο δεν υπάρχουν κλινικές εκδηλώσεις επιληπτικών κρίσεων.

9.3 Ταξινόμηση καρκινικών όγκων εγκεφάλου με χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης

Η έγκαιρη διάγνωση του τύπου καρκίνου, είναι σημαντική για τον κατάλληλο σχεδιασμό της θεραπείας. Η δημιουργία ενός αυτόματου εργαλείου, το οποίο βοηθά στην εκτίμηση των καρκινικών όγκων του εγκεφάλου, καθορίζοντας το βαθμό κακοήθειας των γλοιωμάτων και διαχωρίζοντας τους διαφορετικούς τύπους καρκινικών ιστών (π.χ. πρωτεύοντες –δευτερεύοντες καρκινικοί όγκοι), μπορεί να εφαρμοσθεί για:

- την παροχή πιο αξιόπιστου διαχωρισμού, κυρίως όταν οι καρκινικοί ιστοί είναι ετερογενείς και επομένως δεν είναι εύκολο να παρθούν δείγματα μέσω βιοψίας, με χρήση βελόνας
- να αποφευχθούν χειρουργικές επεμβάσεις, ιδίως σε περιπτώσεις όπου τα κατά είναι περισσότερα από τα υπέρ
- μία γρηγορότερη διάγνωση, καθώς η εξαγωγή των ιστολογικών αποτελεσμάτων είναι μία χρονοβόρα διαδικασία.

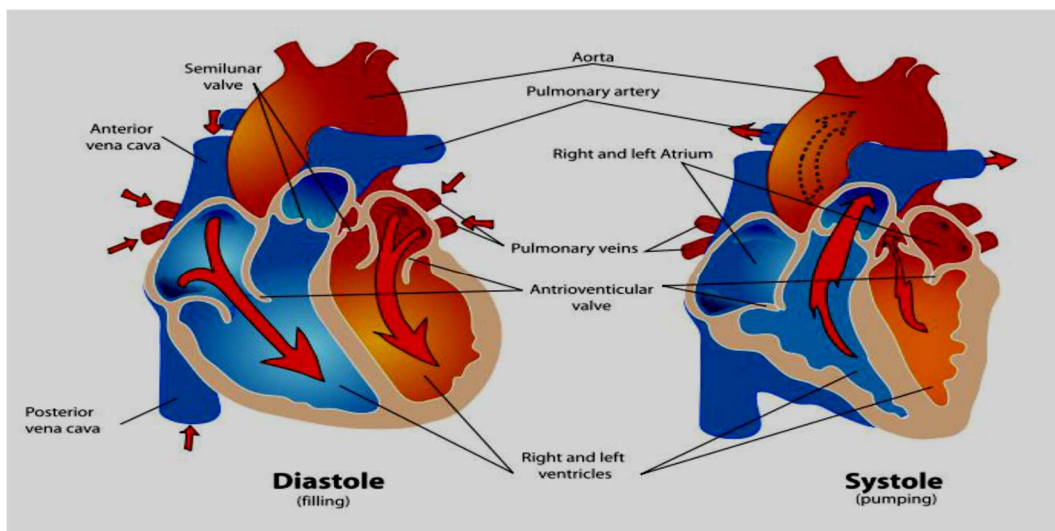
9.4 Ανίχνευση καρδιοπαθειών μέσω ηχητικών σημάτων καρδιακής λειτουργίας

Το μηχανικό ανάλογο της καρδιάς, είναι μία δεξαμενή συνδεδεμένη σε ένα σύστημα σωληνώσεων, μέσω βαλβίδων ελέγχου ροής. Το καρδιακό ηχητικό σήμα, είναι το ηχητικό αποτέλεσμα της περιοδικής μηχανικής λειτουργίας της καρδιάς.

Ο φυσιολογικός καρδιακός κύκλος, αποτελείται από τον τόνο S_1 που είναι ο ήχος που παράγεται από το κλείσιμο των κολλοκοιλιακών βαλβίδων κατά το τέλος της διαστολής και από τον τόνο S_2 που οφείλεται στο κλείσιμο των αρτηριακών βαλβίδων κατά το τέλος της συστολής. Το μεσοδιάστημα των τόνων S_1 και S_2 είναι η συστολή, όπου η καρδιά συμπιέζεται, εξωθώντας το αίμα. Πολλά συμπτώματα σχετιζόμενα με καρδιακές βλάβες (πόνος στο στήθος, πυρετός) και πολλά ευρήματα (φύσημα, κλαγγές, επιπρόσθετοι ήχοι), παρατηρούνται κατά τη διάρκεια εξετάσεων.

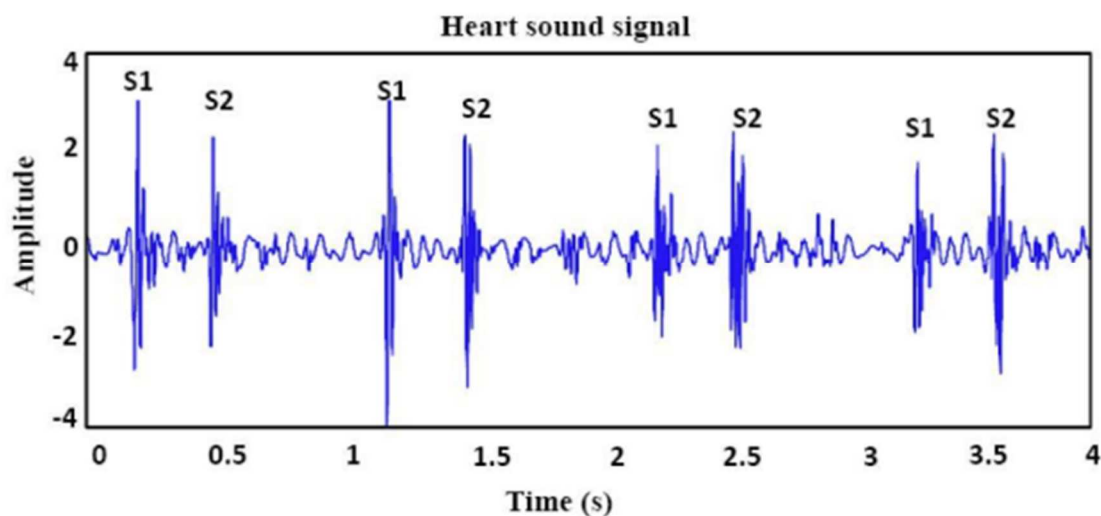
Οι επιστήμονες, ασχολούνται με τη μελέτη των καρδιακών σημάτων, την επεξεργασία και την προσπάθεια αξιολόγησης τους, μέσα από πειραματικά δεδομένα, χρησιμοποιώντας τομείς όπως η επεξεργασία σήματος, η επεξεργασία και αναγνώριση φωνής και η στατιστική μοντελοποίηση, προκειμένου να παράσχουν έναν ακριβή και πολυσχιδή υποστηρικτικό ρόλο στο ιατρικό έργο. Το καρδιακό ηχητικό σήμα, δεν είναι τίποτα άλλο από το ηχητικό αποτέλεσμα της μηχανικής λειτουργίας της καρδιάς. Η λειτουργία της καρδιάς είναι περιοδική, δηλαδή επαναλαμβάνει περιοδικά στο χρόνο ένα συγκεκριμένο σύνολο ενεργειών. Τέτοιες λειτουργίες είναι απαραίτητες για να επιτραπεί η κυκλοφορία του αίματος προς και από την καρδιά και κυρίως πρόκειται για το άνοιγμα και κλείσιμο βαλβίδων και την εισροή και εξώθηση του αίματος. Σε ένα κύκλο τεσσάρων χρόνων η καρδιά καταφέρνει να οξυγονώσει το αίμα που δέχεται από την κυκλοφορία, στέλνοντας το στους πνεύμονες μέσω της πνευμονικής αρτηρίας και να το διοχετεύσει πίσω οξυγονωμένο πια στην κυκλοφορία μέσω της αορτής. Στο παρακάτω σχήμα, φαίνονται ξεκάθαρα οι λειτουργίες αυτές, καθώς με κόκκινο παρουσιάζονται οι περιοχές που περιέχουν οξυγονωμένο αίμα και με μπλε το αντίθετο. Η καρδιά προσλαμβάνει το αίμα από την κυκλοφορία, μέσω της οπίσθιας κοίλης φλέβας και της ημισελήνοειδούς βαλβίδας και το εξωθεί προς τους πνεύμονες, μέσω της πνευμονικής αρτηρίας, προκειμένου αυτό να οξυγονωθεί. Στη συνέχεια, προσλαμβάνει το αίμα από τους πνεύμονες μέσω των πνευμονικών φλεβών και το διοχετεύει πίσω στην κυκλοφορία, εξωθώντας το στην αορτή. Το αίμα, εισέρχεται από την κυκλοφορία όσο και από τους πνεύμονες κατά τη διάρκεια της συστολής,

όπου οι κοιλίες γεμίζουν με αίμα καθώς ανοίγουν οι βαλβίδες και εξωθείται προς τους πνεύμονες και την κυκλοφορία κατά την διάρκεια της συστολής.



Εικόνα 29: Οι δυο φάσεις καρδιακής λειτουργίας

Στο παρακάτω σχήμα, φαίνεται το ηχητικό καρδιακό σήμα που παράγει μια υγιής καρδιά.



Εικόνα 30: Το φωνοκαρδιογράφημα (PCG) 4 κύκλων του καρδιακού ήχου

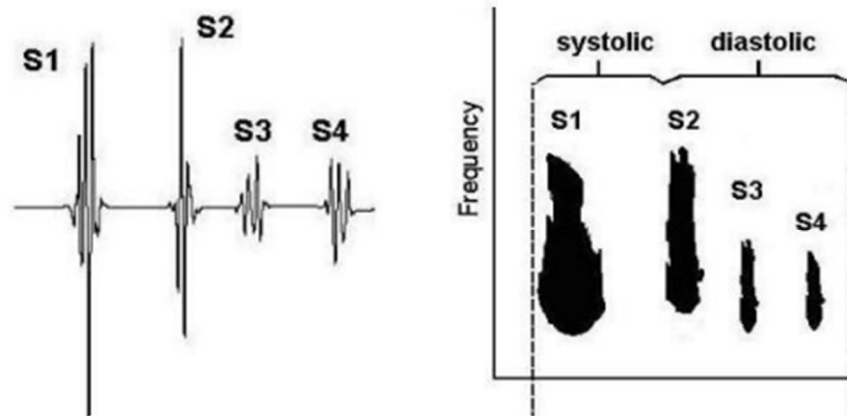
9.4.1 Μη φυσιολογικά χαρακτηριστικά του καρδιακού σήματος

Τα μη φυσιολογικά ευρήματα, σχετίζονται με ανωμαλίες των ήχων που φυσιολογικά υπάρχουν στον καρδιακό κύκλο ή με την παρουσία επιπρόσθετων ήχων, δηλαδή ήχων που φυσιολογικά έπρεπε να απουσιάζουν από τον καρδιακό κύκλο. Αν παρουσιάζονται αλλοιώσεις και ανωμαλίες σε κάποιο ήχο, πιο συχνά ευρήματα στην ακρόαση είναι τα ακόλουθα:

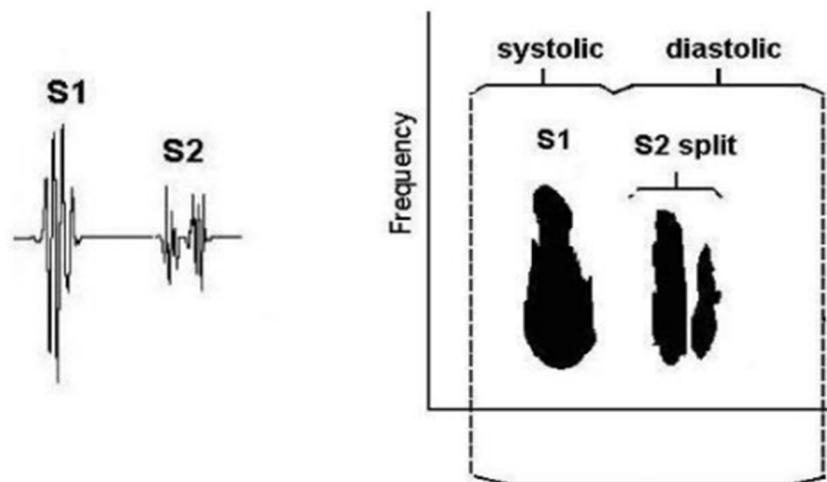
- Μεταβλητή ένταση των καρδιακών ήχων.
- Ομοιόμορφη ενίσχυση των καρδιακών ήχων.
- Ομοιόμορφη εξασθένηση των καρδιακών ήχων.
- Υψηλής έντασης καρδιακός τόνος S₂.
- Διαχωρισμός (splitting) του τόνου S₂.

- Διαχωρισμός του τόνου S_1 .
- Φλεβοκομβική ταχυκαρδία.
- Αναπνευστική αρρυθμία.
- Δυνατοί τόνοι S_3 , S_4 .

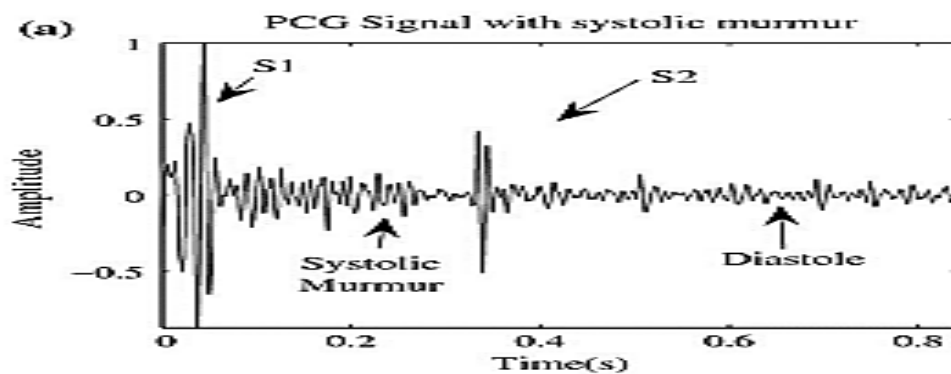
Τα παρακάτω σχήματα, απεικονίζουν κάποια από τα πιο συνηθισμένα ευρήματα



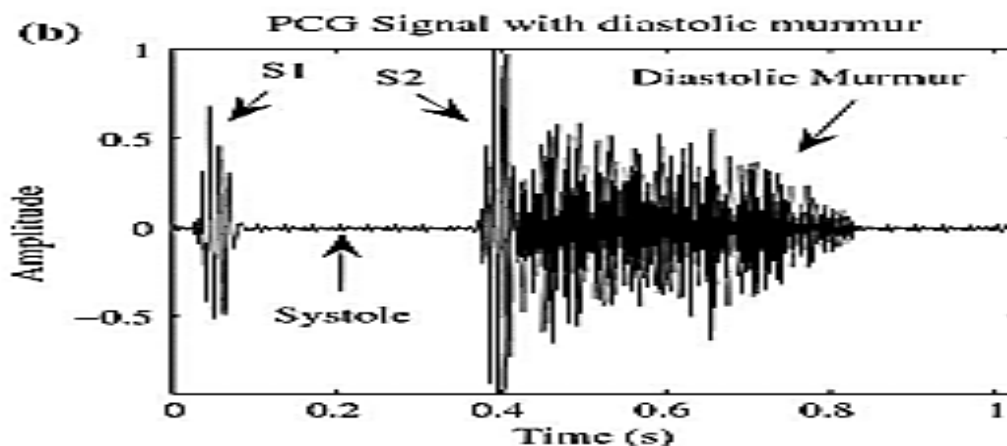
Εικόνα 31: Καρδιακός κύκλος με επιπρόσθετους ήχους S_3 και S_4



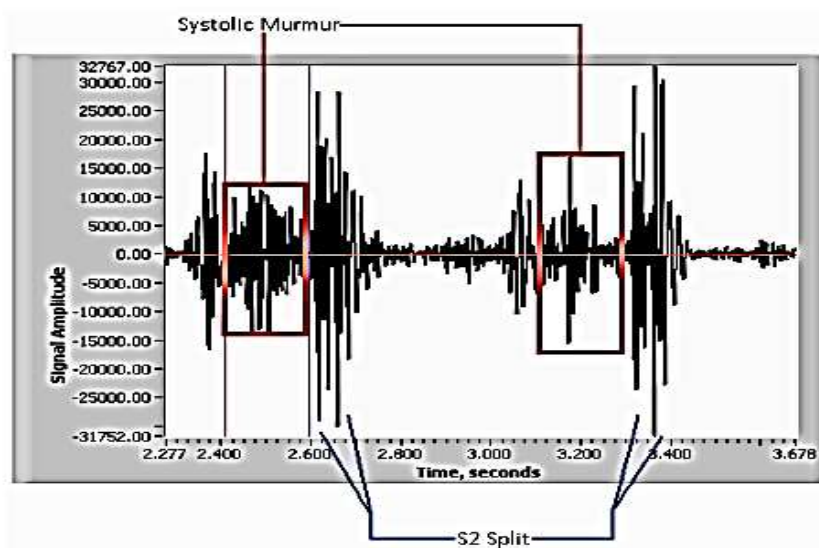
Εικόνα 32: Καρδιακός κύκλος με διαχωρισμό του τόνου S_2



Εικόνα 33: Συστολικό φύσημα



Εικόνα 34: Διαστολικό φύσημα



Εικόνα 35: Δύο καρδιακοί κύκλοι με συστολικό φύσημα και διαχωρισμό του S₂

9.5 Κατηγοριοποίηση των αστοχιών του ιατρικού εξοπλισμού

Το λογισμικό αποτελεί αναπόσπαστο κομμάτι ενός εύρους συσκευών οι οποίες πραγματοποιούν κρίσιμες για τη ζωή του ασθενούς λειτουργίες καθώς και απλούστερες οι οποίες χρειάζονται σε καθημερινή βάση. Καθώς οι ασθενείς καθίστανται όλο και περισσότερο εξαρτημένοι από ψηφιακές συσκευές, το λογισμικό συνδέεται στενά με πιθανά δυσμενή περιστατικά που μπορούν να συμβούν. Η ανάγκη για αντιμετώπιση των αδυναμιών του λογισμικού είναι ιδιαίτερα επιτακτική στις εμφυτεύσιμες συσκευές, τις χρησιμοποιούμενες από 83 εκατομμύρια ασθενείς για τη θεραπεία χρόνιων καρδιακών παθήσεων, επιληψίας, διαβήτη, παχυσαρκίας ακόμη και κατάθλιψης. Γενικά, ένα πρόβλημα λογισμικού δεν αντιμετωπίζεται τόσο εύκολα όσο το hardware. Αρκετά συχνά, είναι δύσκολος ο εντοπισμός και η επιδιόρθωση σφαλμάτων με τόσες πολλές και περίπλοκες λειτουργίες από τις οποίες αποτελείται.

Το γεγονός αυτό μπορεί να οδηγήσει ακόμα και σε θάνατο στη χειρότερη περίπτωση όπως συνέβη σε τουλάχιστον 212 ασθενείς με εμφυτευμένες καρδιακές συσκευές την περίοδο 1997–2003 από τους 450.000 παγκοσμίως που επίσης είχαν χρησιμοποιήσει συσκευές του ίδιου είδους. Το σύστημα υγείας διεθνώς, στηρίζεται σε μεγάλο βαθμό στη χρήση υψηλής τεχνολογίας ιατροτεχνολογικών προϊόντων. Υπάρχουν ορισμένες περιπτώσεις στις οποίες τα εν λόγω μηχανήματα αποτυγχάνουν να εκτελέσουν τη λειτουργία τους λόγω διαφόρων σφαλμάτων που μπορούν να

υπάρξουν, με αποτέλεσμα να τίθεται σε κίνδυνο η ζωή των ασθενών. Εν συνεχεία συντάσσονται αναφορές για τις αστοχίες αυτές των προϊόντων, στις οποίες περιγράφεται η αστοχία, οι πληροφορίες του προϊόντος (είδος, κατασκευαστής), και αποστέλλονται στη διοίκηση του νοσοκομείου και στις αρμόδιες αρχές για τη λήψη των απαραίτητων μέτρων. Οι αστοχίες του ιατρικού εξοπλισμού, ως προς τα αίτια πρόκλησής τους μπορούν να ταξινομηθούν με τρεις διαφορετικούς τρόπους ως προς:

- Τη βασική λειτουργία των ιατρικών μηχανημάτων. Οι γενικευμένες ομάδες (κλάσεις) ιατρικών προϊόντων, ορίζονται από τη διεθνώς αποδεκτή και αναγνωρισμένη ονοματολογία της GMDN (Global medical device nomenclature).
- Την αιτία αστοχίας. Αφορά προβλήματα που προκύπτουν σχετικά με τον τρόπο λειτουργίας του συστήματος, με χειρισμούς δεδομένων εισόδου και συσκευές εξόδου και οπτικοποίησης.
- Το αν φταίει το υλικό (hardware) ή το λογισμικό (software). Η ανάγκη αντιμετώπισης αδυναμιών λογισμικού, είναι επιτακτικότερη στις εμφυτευμένες συσκευές που χρησιμοποιούνται από εκατομμύρια ασθενείς, για τη θεραπεία χρόνιων καρδιακών παθήσεων, επιληψίας, διαβήτη, παχυσαρκίας, κατάθλιψης. Ένα πρόβλημα λογισμικού, αντιμετωπίζεται δυσκολότερα από ένα πρόβλημα υλικού. Είναι δύσκολος ο εντοπισμός και η επιδιόρθωση σφαλμάτων, με τόσες πολλές και περίπλοκες λειτουργίες, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει και στο θάνατο όπως συνέβη για 212 από τους 450.000 ασθενείς, παγκοσμίως, την περίοδο 1997–2003 με εμφυτευμένες καρδιακές συσκευές.

Αναλυτικότερα, οι αστοχίες του ιατρικού εξοπλισμού που προκύπτουν από τον τρόπο λειτουργίας του, ταξινομούνται ως ακολούθως:

- Behaviour (Συμπεριφορά). Το σύστημα εκτελεί μια φυσική κίνηση η οποία οφείλεται σε κάποια έξοδο μιας συνάρτησης
- Response (Απάντηση). Για μια λειτουργία που δεν έπρεπε να συμβεί
- Data (Δεδομένα). Όταν υπάρχει μια αλλαγή ή απώλεια δεδομένων
- Display (Προβολή). Αυτά τα συμπτώματα, σχετίζονται με οπτική απεικόνιση των κειμένων, των αριθμών, ή εικόνες σε διάφορα μέσα, όπως είναι οι οθόνες και εκτυπωτές
- Function (Λειτουργία). Λάθη στους υπολογισμούς και σε ορισμένες λειτουργίες του κώδικα
- General (Γενικά). Για τις περιπτώσεις που δεν έχει επαρκείς πληροφορίες
- Input (Είσοδος). Συμπτώματα που σχετίζονται με την είσοδο κάποιας λειτουργίας ή μονάδας, π.χ. δεδομένα που εισέρχονται από τον χρήστη, ή να διαβάζονται από ένα σκληρό δίσκο
- Output (Εξοδος). Συνήθως, το αποτέλεσμα μιας συνάρτησης ή μιας μονάδας
- Service (Υπηρεσία). Δυσλειτουργίες του συστήματος, με τρόπο που εμπλέκονται περισσότερα από ένα υποσυστήματα
- System (Σύστημα). Ένα συνολικό πρόβλημα του συστήματος
- User instructions (Οδηγίες χρήσης). Αναφέρεται στην έγγραφη τεκμηρίωση που δόθηκε στον χρήστη.

9.6 Αναφορές αστοχιών σε διεθνείς βάσεις δεδομένων

Τα κράτη παγκοσμίως, έχουν συμφωνήσει στην κατάρτιση του προτύπου κοινής αποδοχής GMDN για την κατηγοριοποίηση του ιατροτεχνολογικού εξοπλισμού. Οποιοδήποτε εθνικό σύστημα υγείας, περιλαμβάνει ιατρικά προϊόντα τα οποία, ανεξάρτητα από τη μάρκα και τον κατασκευαστή τους, μπορεί να είναι οφθαλμολογικές, οδοντιατρικές συσκευές, ενεργά εμφυτεύσιμα προϊόντα ή επαναχρησιμοποιήσιμα εργαλεία ή οποιαδήποτε άλλη από τις 16 καθορισμένες

κατηγορίες. Ένα από τα πλεονεκτήματα της μοντελοποίησης της ονοματολογίας του εξοπλισμού, μοντέλο το οποίο αντιπροσωπεύει τον εξοπλισμό οποιουδήποτε εθνικού συστήματος υγείας, είναι ότι οι αναφορές δυσμενών περιστατικών παύουν πλέον να έχουν μόνο τοπικό χαρακτήρα. Η περιγραφή της αστοχίας, λόγου χάριν, μιας διαγνωστικής ακτινολογικής συσκευής στη νοσοκομειακή μονάδα μιας χώρας μπορεί να κινητοποιήσει κάποιο άλλο νοσοκομείο, ακόμα και σε άλλη χώρα, για τη λήψη κατάλληλων μέτρων πάνω στις δικές του ακτινοδιαγνωστικές συσκευές.

Ειδικά στις μέρες μας, με τη ραγδαία εξέλιξη των επικοινωνιών και του διαδικτύου, υπάρχει η δυνατότητα διατήρησης ολόκληρων βάσεων δεδομένων αποτελούμενες από αναφορές αστοχιών με συχνές και διαρκείς ενημερώσεις. Τέτοιες βάσεις δεδομένων που συντηρούνται από ιατρικούς οργανισμούς είναι οι ακόλουθες:

- FDA (U.S Food and Drug Administration),
- EUDAMED (EUropean DAtabase on MEDical Devices),
- ECRI (Emergency Care Research Institute),
- MDA (Medical Devices Agency),
- IMB (Irish Medicine Board)

Βιβλιογραφία

- Γεωργούλη Α. (2015). Τεχνητή νοημοσύνη: μια εισαγωγική προσέγγιση, Σύνδεσμος Ελληνικών Ακαδημαϊκών Βιβλιοθηκών.
- Διαμαντάρας Κ. (2007). Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, Κλειδάριθμος.
- Κερανού Ε. (2000). Τεχνητή νοημοσύνη και έμπειρα συστήματα, τόμος Α, ΕΑΠ, Πάτρα.
- Λυκοθανάσης Σ. (2001). Γενετικοί αλγόριθμοι και εφαρμογές, ΕΑΠ, Σχολή θετικών επιστημών και τεχνολογίας, Πάτρα.
- Πεπινίδης Σ., Λαζάρου Α.–Μ., Χατζηδάκης Ι. –Π. (2015). Λογισμικό εξόρυξης δεδομένων WEKA: Αναλυτικό εγχειρίδιο χρήσης και εφαρμογές, Τμήμα διοίκησης επιχειρήσεων, ΤΕΙ δυτικής Ελλάδας, Πάτρα.
- Adhikari, A. and Adhikari, J. (2015). Advances in knowledge discovery in databases, Springer international publishing AG.
- Ahlemeyer–Stubbe A. and Coleman S. A practical guide to data mining for business a industry, John Wiley & sons, Ltd.
- Alpaydin, E. (2010). Introduction to machine learning, 2nd edition, The MIT press, Cambridge.
- Bench–Capon, T.J.K. (1990). Knowledge representation: An approach to artificial intelligence, Academic press.
- Bramer, M. (2013). Principles of data mining, Springer–Verlang, London.
- Cha, S. and T.C. (2009). A genetic algorithm for constructing compact binary decision trees, *Journal of pattern recognition research*, volume 1, pp. 1–13.
- Chul Kwak, Oh–Wook Kwon (2008). Cardiac disorder classification based on extreme learning machine, *World academy of science, engineering & technology*, volume 48.
- Coremen, T., Leiserson C., et al. (2009). Algorithms, 3rd edition, MIT press.
- Dean, J. (2014). Big data, data mining and machine learning, SAS Institute Inc.
- Findler, N.V. (1979). Associative networks–representation and use of knowledge by computers, Academic press.
- Gan, G. and Wu, J. (2007). Data clustering: theory, algorithms and applications, SIAM (Society for industrial and applied mathematics), Philadelphia.
- Garcia, S., Herrera, F., Luengo, J. (2015). Data preprocessing in data mining, Springer international publishing AG.
- Ghosh, J. et. al (2007). Top 10 algorithms in data mining, pp. 14–37, *Knowledge information system*.
- Giarratano, J. and Riley, G. (1994). Expert systems: Principles and programming, 2nd edition, International Thomson publishing.
- Haijian, Shi (2007). Best–first decision tree learning, Hamilton, New Zeland.
- Han, J. and Kamber, M. (2006). Data mining concepts and techniques, 2nd edition, Amsterdam, Kaufmann publishers.
- Hanson, R. et al. (1991). Artificial intelligence research branch. Bayesian classification theory, Citeseer.

- Hayden Wimmer, Loreen M. Powell (2015). A comparison of open source tools for data science, Proceedings of the conference on information systems applied research Wilmington, North Carolina, USA, ISSN: 2167–1508, volume 8, N° 3651.
- Haykin, S. (2009). Neural networks and machine learning, 3rd edition, Pearson.
- Jackson, P. (1999). Introduction to expert systems, 3rd edition, Addison–Wesley.
- Johnson, L. and Karavnou, E. (1988). Expert systems architectures, International Thomson publishing.
- Kaplana Rangra, Dr. K.L. Bansal (2014). Comparative study of data mining tools, *International journal of advanced research in computer science and software engineering*, volume 4, issue 6, ISSN: 2277 128X, www.ijarcsse.com
- Konar, A. (2000). Artificial intelligence and soft computing: Behavioral cognitive modeling of the human brain, CRC Press LLC.
- Kuncheva, L.I. (2004). Combining pattern classifiers: methods and algorithms, John Willey and Sons.
- Luger, G.F. and Stubblefield, W.A. (1998). Artificial intelligence: structures and strategies for complex problem solving, Addison–Wesley.
- Maimon, O. and Rokach, L. (2010). Data mining and knowledge discovery handbook, Springer.
- Maimon, O. and Rokach, L. (2008). Soft computing for knowledge discovery and data mining, Springer science and business media Ltd.
- Mitchell, T.M. (1997). Machine learning, McGraw Hill.
- Mitchell, T.M. (2010). Generative and discriminative classifiers: Naive bayes, logistic regression.
- Musen et al. (2014). Clinical decision support systems in biomedical informatics, pp. 643–674, Springer London.
- Neha Chauhan, Nisha Gautam (2015). Parametric comparison of data mining tools, *International journal of advanced technology in engineering & science*, volume N° 3, issue 11, ISSN: 2348-7550. www.ijates.com
- Nilsson, N.J. (1980) Principles of artificial intelligence, Tioga publishing Co.
- Ogiela, M., Jain, L., (2012). Computational intelligence paradigms in advanced pattern classification, Springer–Verlag.
- Prasad et al. (2011). A comparative study of machine learning algorithms as expert systems in medical diagnosis (Asthma) in advances in computer science and information technology”, pp. 570–576, Springer Berlin Heidelberg.
- Roiger, J.R. and Geatz W.M. (2003). Data mining: A tutorial–based primer, Addison–Wesley, 2003.
- Rich, E. and Knight, K. (1991). Artificial intelligence, 2nd edition, McGraw–Hill.
- Simovici, D.A. (2011). Data mining of medical data: Opportunities and challenges in mining association rules, University of Massachusetts Boston.
- Suh, S.C. (2012). Practical applications of data mining, Jones and Bertlett learning.
- Tan, Pang–Ning, et al, (2005). Introduction to data mining, Addison–Wesley and Longman publishing Co, Inc., Boston, MA, USA.
- Vaughan A. (2015). Adaptive machine learning for modeling and control of non–stationary, near chaotic combustion in real time, University of Michigan.
- Vercellis, C. (2009). Business intelligence: Data mining and optimization for decision making, John Wiley and sons.
- Winston, P.H. (1992). Artificial intelligence, 3rd edition, Addison–Wesley.
- Witten, I., Hall, M., Eibe, F. (2011). Data mining: practical machine learning tools and techniques, Morgan Kaufmann publishers.
- Wu, J. (2012). Advances in K–means clustering: A data mining thinking, Springer publishing company.
- Xinjie Yu–Mitsuo Gen, Introduction to evolutionary algorithms.
- Yong Joo Chung. A classification approach for the heart sound signals using hidden Markov models.