**(ΠΡΟΛΟΓΟΣ)**

Η τ.ν. έχει διεισδύσει σε όλες τις καθημερινές δραστηριότητες του ανθρώπου με τη μορφή των “έξυπνων” συσκευών, σκοπός των οποίων είναι να κάνουν τη χρήση της τεχνολογίας ευκολότερη, δημιουργώντας συστήματα που επικοινωνούν με τον άνθρωπο σε φυσική γλώσσα, αντιλαμβάνονται το περιβάλλον, μαθαινουν και προσαρμόζονται στις απαιτήσεις του χρήστη, αποθηκεύουν γνώση, συλλογίζονται και σχεδιάζουν ενέργειες για την επίλυση ενός προβλήματος.  
  
Επιπλέον, η τ.ν. καλείται να “δαμάσει” το χώρο του Διαδικτύου, ο οποίος περιέχει μια χαοτική ποσότητα πληροφορίας που απαιτεί έξυπνη οργάνωση και αναζήτηση για να είναι προσπελάσιμη, απαιτεί ειδικές τεχνικές ώστε τα δεδομένα να γίνουν πληροφορία και γνώση και απαιτεί νέους τρόπους ανάπτυξης λογισμικού όπως τα προγράμματα πράκτορες. Επίσης, στο Διαδίκτυο δημιουργήθηκαν νέες εφαρμογές όπως το ηλεκτρονικό εμπόριο, η ηλεκτρονική διακυβέρνηση και η ηλεκτρονική εκπαίδευση, που απαιτούν ανθρωποκεντρικούς τρόπους επικοινωνίας για να γίνουν βιώσιμες, δεδομένου ότι απευθύνονται στον καθημερινό πολίτη.

**(ΠΡΟΛΟΓΟΣ ΤΩΝ ΣΥΓΓΡΑΦΕΩΝ)**

Τ.Ν. είναι ο τομέας της επιστήμης των υπολογιστών, που ασχολείται με τη σχεδίαση ευφυών (νοημόνων) υπολογιστικών συστημάτων, δηλαδή συστημάτων που επιδεικνύουν χαρακτηριστικά που σχετίζουμε με τη νοημοσύνη στην ανθρώπινη συμπεριφορά. Ο ορισμός αυτός που διατυπώθηκε από τους Barr και Feigenbaum, είναι ένας από τους πολλούς που έχουν δωθεί για την ΤΝ και δείχνει τα ασαφή όρια της περιοχής αλλά και την έκταση της, καθώς δεν είναι επακριβώς ορισμένο τι εννοούμε με τον όρο νοημοσύνη.

Τ.Ν. = Αναπαράσταση Γνώσης + Αναζήτηση

**(ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 - ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ)**

Σε αρκετές περιπτώσεις το μέγεθος ενός προβλήματος καθιστά απαγορευτική τη χρήση κλασσικών μεθόδων αναζήτησης για την επίλυση του. Το παραπάνω ζήτημα εμφανίζεται σε μία μεγάλη κατηγορία προβλημάτων και ειδικότερα σε προβλήματα βελτιστοποίησης (optimization) που συναντώνται συχνά σε βιομηχανικές εφαρμογές, όπως για παράδειγμα στη σχεδίαση VLSI κυκλωμάτων. Στις περιπτώσεις αυτές, βρίσκουν εφαρμογή πιθανοκρατικοί αλγόριθμοι οι οποίοι αν και δεν εγγυώνται ότι θα βρουν τη βέλτιση λύση, είναι ικανοί να επιστρέψουν μία αρκετά καλή λύση σε εύλογο χρονικό διάστημα. Το γεγονός αυτό έκανε την εφαρμογή τους ιδιαίτερα δημοφιλή τις τελευταίες δεκαετίες.

Μία ενδιαφέρουσα κατηγορία τέτοιων αλγορίθμων επίλυσης προβλημάτων αποτελούν οι γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms), των οποίων ο βασικός μηχανισμός είναι εμπνευσμένος από την Δαρβινική θεωρία της εξέλιξης (evolution) της φύσης. Οι γενετικοί αλγόριθμοι εκτελούν μία αναζήτηση στο χώρο των υποψηφίων λύσεων, με στόχο την εύρεση αποδεκτών, σύμφωνα με κάποιο κριτήριο, λύσεων. Έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς σε προβλήματα βελτιστοποίησης, όπως δρομολόγηση καλωδιών (wire routing), χρονοπρογραμματισμό (scheduling), προσαρμοστικό έλεγχο (adaptive control), παίγνια (game playing), γνωστική μοντελοποίηση (cognitive modeling), προβλήματα εφοδιαστικής (logistics), προβλήματα πλανώδιου πωλητή, προβλήματα βέλτιστου ελέγχου, βελτιστοποίηση ερωτήσεων σε βάσεις δεδομένων, κτλ.

Η εισαγωγή των γ.α. έγινε το 1958 από τον Friedberg, ο οποίος επιχείρησε την αυτόματη παραγωγή σύνθετων προγραμμάτων FORTRAN με το συνδυασμό μικρότερων προγραμμάτων. Ωστόσο τα προγράμματα που προέκυπταν, τις περισσότερες φορές δεν ήταν εκτελέσιμα. Η διαδικασία αυτή είναι μία ειδική περίπτωση των γ.α. και αναφέρεται ως γενετικός προγραμματισμός (genetic programming). Ο Holland το 1975 έδωσε νέα ώθηη στο χώρο, χρησιμοποιώντας σειρές δυαδικών ψηφίων (bits) για να αναπαραστήσεις λειτουργίες με τρόπο τέτοιο, ώστε κάθε συνδυασμός bit να είναι μία έγκυρη λειτουργία.

**(7.1) - ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΩΝ Γ.Α.**

H φύση έχει έναν πολύ ισχυρό μηχανισμό εξέλιξης των οργανισμών, που βασίζεται στον ακόλουθο κανόνα της φυσικής επιλογής: Οι οργανισμοί που δεν μπορούν να επιβιώσουν στο περιβάλλον τους πεθαίνουν, ενώ οι υπόλοιποι πολλαπλασιάζονται μέσω της αναπαραγωγής. Οι απόγονοι παρουσιάζουν μικρές διαφοροποιήσεις από τους προγόνους τους, ενώ συνήθως υπερισχύουν αυτοί που συγκεντρώνουν τα καλύτερα χαρακτηριστικά.

Αν το περιβάλλον μεταβάλλεται με αργούς ρυθμούς, τα διάφορα είδη μπορούν να εξελίσσονται σταδιακά ώστε να προσαρμόζονται σε αυτό. Αν όμως συμβούν ραγδαίες μεταβολές, αρκετά είδη οργανισμών θα εξαφανιστούν. Σταδιακά, συμβαίνουν τυχαίες μεταλλάξεις, από τις οποίες οι περισσότερες οδηγούν τα μεταλλαγμένα άτομα στο θάνατο, αν και είναι πιθανό, πολύ σπάνια όμως, να οδηγήσουν στη δημιουργία νέων “καλύτερων” οργανισμών.

Ο γ.α. εκτελεί μία αναζήτηση στο χώρο των υποψηφίων λύσεων, με στόχο την εύρεση κάποιας λύσης που μεγιστοποιεί τη συνάρτηση καταλληλότητας, Η αναζήτηση αυτή είναι παράλληλη, καθώς σε κάθε υποψήφια λύση μπορεί να εκτελεστεί ξεχωριστή αναζήτηση. Η μέθοδος της αναζήτησης μπορεί να θεωρηθεί σαν αναρρίχηση λόφου (hill climbing), καθώς δε γίνεται εξερεύνση όλου του χώρου αναζήτησης αλλά γίνονται μικρές αλλαγές στις υποψήφιες λύσεις του πληθυσμού και επιλέγονται πάντα οι καλύτερες, βάσει της συνάρτησης καταλληλότητας. Η αναζήτηση επικεντρώνεται στις περισσότερο κατάλληλες λύσεις, χωρίς όμως να αγνοούνται οι υπόλοιπες, καθώς υπάρχει πάντα ο κίνδυνος να παγιδευτεί η διαδικασία σε τοπικό μέγιστο (local maximum).

Ένας γ.α. για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα περιλαμβάνει 4 συστατικά:  
1. Ένα μηχανισμό για τη δημιουργία ενός αρχικού πληθυσμού πιθανών λύσεων (συνήθως δημιουργείται τυχαία)

1. Ένα τρόπο αναπαράστασης των υποψήφιων λύσεων
2. Ένα μηχανισμό επιλογής γονέων
3. Ένα σύνολο γενετικών τελεστών για τη διαδικασία της αναπαραγωγής  
     
   Ο μηχανισμός δημιουργίας αρχικού πληθυσμού εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα.

**(7.1.1) - ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΥΠΟΨΗΦΙΩΝ ΛΥΣΕΩΝ**

Στην κλασσική προσέγγιση των γενετικών αλγορίθμων, κάθε υποψήφια λύση αναπαρίσταται με μία συμβολοσειρά (string) ενός πεπερασμένου αλφάβητου. Συνήθως χρησιμοποιείται το δυαδικό αλφάβητο, οπότε οι συμβολοσειρές ονομάζονται και δυαδικές συμβολοσειρές (bit-strings). Ωστόσο υπάρχουν περιπτώσεις που χρησιμοποιούν πιο σύνθετες μορφές αναπαράστασης. Στα περισσότερα προβλήματα οι λύσεις περιγράφονται με μεταβλητές διαφόρων τύπων δεδομένων, επομένως η διαδικασία της κωδικοποίησης περιλαμβάνει τη μετατροπή των τιμών αυτών των μεταβλητών στις αντίστοιχες δυαδικές.

Κατ’ αναλογία με τη βιολογία, η συμβολοσειρά συνήθως αναφέρεται και σαν χρωμόσωμα (chromosome) ενώ τα επιμέρους τμήματα της που κωδικοποιούν κάποιο χαρακτηριστικό, δηλαδή κάποια μεταβλητή, ονομάζονται γονίδια (gene). Στους γενετικούς αλγορίθμους έχουμε μόνο ένα χρωμόσωμα.

Στη γενετική, το σύνολο των παραμέτρων που αναπαρίστανται από ένα συγκεκριμένο γονίδιο που μας ενδιαφέρει ή έναν αριθμό γονιδίων (ενδεχομένως και όλων) αναφέρεται σαν γονότυπος (genotype).Ένα γονίδιο μπορεί να κωδικοποιεί κάποιο χαρακτηριστικό του οργανισμού, όπως το χρώμα των ματιών, και προσδιορίζει ως ένα βαθμό την εμφάνιση του. Η συνολική φυσική εμφάνιση ή συγκεκριμένη εκδήλωση ενός χαρακτηριστικού (πχ το χρώμα των ματιών) ονομάζεται φαινότυπος (phenotype).  
  
Κάθε γονότυπος (δηλ. Ένα χρωμόσωμα στους γ.α.) θα μπορούσε να αποτελεί μία πιθανή λύση στο πρόβλημα, η σημασία της οποίας (δηλ. Ο φαινότυπος) καθορίζεται από τον χρήστη.

**(7.1.2) - ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ ΚΑΤΑΛΛΗΛΟΤΗΤΑΣ**

Η συνάρτηση καταλληλότητας αποτελεί το κριτήριο για την αξιολόγηση των χρωμοσωμάτων, δηλαδή των υποψηφίων λύσεων. Η αξιολόγηση αυτή χρησιμοποιείται είτε από τη συνθήκη τερματισμού ή από τη διαδικασία της πιθανοκρατικής επιλογής τους για να συμπεριληφθούν ( ή όχι ) στον πληθυσμό της επόμενης γενιάς.

Η συνάρτηση δέχεται ως είσοδο ένα χρωμόσωμα και επιστρέφει έναν αριθμό που υποδηλώνει το βαθμό καταλληλότητας του. Το πεδίο τιμών της συνάρτησης καταλληλότητας είναι συνήθως το διάστημα των πραγματικών αριθμών από το 0 έως το 1, αν και ανάλογα με την υλοποίηση θα μπορούσε να διαφέρει. Η τιμή 1 υποδηλώνει ότι το συγκεκριμένο χρωμόσωμα είναι τέλειο, δηλαδή ικανοποιεί όλες τις προϋποθέσεις του προβλήματος και αποτελεί αποδεκτή λύση ενώ οι ενδιάμεσες τιμές υποδηλώνουν το πόσο κοντά σε μία αποδεκτή λύση βρίσκεται.

Ο τρόπος υλοποίησης της συνάρτησης εξαρτάται από το εκάστοτε πρόβλημα και μπορεί να είναι από απλός εως εξαιρετικά πολύπλοκος. Η ιδανική συνάρτηση καταλληλότητας θα πρέπει να είναι συνεχής και μονότονη Στην περίπτωση αυτή θα αρκούσε μία απλή αναζήτηση αναρρίχησης λόφου για να βρεθεί η βέλτιστη λύση. Ωστόσο αυτό σπάνια συμβαίνει, οπότε αυτό που επιζητείται είναι μία συνάρτηση καταλληλότητας που δεν έχει πολλά τοπικά μέγιστα ή ένα απομονωμένο ολικό μέγιστο.

Ο γενικός κανόνας στην κατασκευή της συνάρτησης καταλληλότητας είναι ότι αυτή πρέπει να αντικατοπτρίζει ρεαλιστικά την αξία του χρωμοσώματος, δηλ. Την ποιότητα της υποψήφιας λύσης. Ωστόσο η έννοια της αξίας ενός χρωμοσώματος σε ορισμένα προβλήματα ορίζεται διαφορετικά. Πχ σε προβλήματα βελτιστοποίησης με περιορισμούς που υπάρχουν πολλά χρωμοσώματα, δηλ. Πολλές υποψήφιες λύσεις, που παραβιάζουν περιορισμούς, έχουν δηλ. Μηδενική αξία. Κλασσικό παράδειγμα είναι το πρόβλημα της δημιουργίας του ωρολόγιου προγράμματος, όπου οι αίθουσες και οι διδάσκοντες πρέπει να κατανεμηθούν στα τμήματα, με περιορισμούς όπως ότι μια αίθουσα ή ένας διδάσκων δεν μπορεί να συνδεθεί την ίδια ώρα με δύο διαφορετικά τμήματα. Σε αυτή την περίπτωση η συνάρτηση καταλληλότητας δεν πρέπει να εκφράζει την αξία του χρωμοσώματος (αφού άλλωστε δεν αποτελεί λύση) αλλά το πόσο κοντά βρίσκεται σε μία έγκυρη λύση. Έτσι, υπολογίζεται ο αριθμός των περιορισμών που παραβιάζει και γίνεται μια εκτίμηση για την προσπάθεια που απαιτείται για να επιδιορθωθεί.

Μία προσέγγιση που ακολουθείται πολλές φορές είναι αυτή της προσεγγιστικής συνάρτησης καταλληλότητας (approximate fitness function). Το κρίσιμο θέμα είναι η επιθυμητή ακρίβεια της συνάρτησης καταλληλότητας και το υπολογιστικό κόστος που θεωρείται αποδεκτό για μια συνάρτηση καταλληλότητας που δίνει ενδεχομένως άριστα αποτελέσματα. Αν λοιπόν υπάρχουν διαθέσιμες δυο συναρτήσεις καταλληλότητας, μια ακριβής και μία προσεγγιστική, όπου όμως η ακριβής έχει δεκαπλάσιο χρόνο υπολογισμού από την προσεγγιστική, ενδεχομένως να είναι αποδοτικότερη η χρήση της προσεγγιστικής, αφού αυτή θα επιτρέπει την πραγματοποίηση δεκαπλάσιας ποσότητας υπολογισμών (δηλ. Αναπαραγωγών) στον ίδιο χρόνο, σε σχέση με τη χρονοβόρα συνάρτηση. Αυτό γίνεται ιδιαίτερα αντιληπτό λαμβάνοντας υπόψη το γεγονός ότι η διαδικασία αξιολόγησης εκτελείται πάρα πολλές φορές.

**(7.1.3) - ΕΠΙΛΟΓΗ ΓΟΝΕΩΝ**

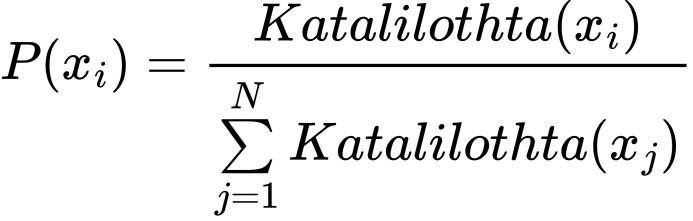
Η διαδικασία επιλογής χρωμοσωμάτων-γονέων σχετίζεται με την απόδοση πιθανοτήτων επιλογής προς αναπαραγωγή στα μέλη ενός πληθυσμού χρωμοσωμάτων, δηλ. Των υποψηφίων λύσεων. Κατά τη διαδικασία αυτή, κάποια χρωμοσώματα με υψηλή τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας ενδέχεται να επιλεγούν προς αναπαραγωγή περισσότερες από μία φορές, ενώ κάποια άλλα με χαμηλή καταλληλότητα ενδέχεται να μην επιλεγούν καθόλου.

Κατά τη διαδικασία της επιλογής, αρχικά τα χρωμοσώματα αντιγράφονται σε μία δεξαμενή ζευγαρώματος (maiting pool). Η δεξαμενή αυτή έχει μέγεθος ίσο με τον αρχικό πληθυσμό εκτός από τις περιπτώσεις μερικής ανανέωσης, όπου είναι μικρότερη. Σε αυτήν αντιγράφονται μέλη του αρχικού πληθυσμού, με πιθανότητα ανάλογη της καταλληλότητας τους.  
  
Για την επιλογή των χρωμοσωμάτων που θα αντιγραφούν στη δεξαμενή ζευγαρώματος χρησιμοποιούνται αρκετές τεχνικές με πιο συνηθισμένη αυτήν της επιλογής ρουλέτας (roulette wheel selection), η οποία συνοψίζεται στα ακόλουθα βήματα:

1. Παράγεται το άθροισμα S όλων των τιμών αξιολόγησης των υποψηφίων λύσεων
2. Επιλέγεται ένας τυχαίος αριθμός n, από το 0 μέχρι το S, χρησιμοποιώντας συνάρτηση ομοιόμορφης κατανομής για τη δημιουργία των τυχαίων αριθμών.
3. Επαναληπτικά εξετάζεται κάθε υποψήφια λύση και η τιμή της προστίθεται σε έναν καταχωρητή Κ.
4. Αν η τιμή του Κ γίνει μεγαλύτερη ή ίση του n, η λύση επιλέγεται και ο Κ μηδενίζεται. Στην αντίθετη περίπτωση εκτελείται πάλι το βήμα 3.
5. Αν δεν έχει επιλεγεί ικανοποιητικός αριθμός υποψηφίων λύσεων εκτελείται το βήμα 2, αλλιώς ο αλγόριθμος τερματίζει.

Η λογική του παραπάνω αλγορίθμου είναι ότι οι υποψήφιες λύσεις με μεγάλη τιμή καταλληλότητας έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να αυξήσουν την τιμή του καταχωρητή Κ ώστε να υπερβεί την τιμή n και συνεπώς να επιλεγούν. Επίσης, κάποιες υποψήφιες λύσεις μπορεί να επιλεγούν περισσότερο από μία φορές. Μετά την ολοκλήρωση της παραπάνω διαδικασίας, από τα μέλη της δεξαμενής ζευγαρώματος δημιουργούνται ζευγάρια με τυχαίο τρόπο και οι απόγονοι που προκύπτουν αποτελούν το νέο πληθυσμό.

Μία άλλη τεχνική είναι η επιλογή αναλογικής καταλληλότητας (fitness proportionate selection) όπου η πιθανότητα επιλογής ενός χρωμοσώματος wps υπολογίζεται από τη σχέση:



Δηλαδή, η πιθανότητα να επιλεγεί ένα χρωμόσωμα είναι ευθέως ανάλογη της καταλληλότητας του και αντιστρόφως ανάλογη της καταλληλότητας των υπόλοιπων χρωμοσωμάτων.

Σε μία άλλη τεχνική, που ονομάζεται επιλογή τουρνουά (tournament selection) επιλέγονται τα καταλληλότερα χρωμοσώματα με μία προκαθορισμένη πιθανότητα φ και τα λιγότερα κατάλληλα με πιθανότητα 1-q. Αυτό οδηγεί σε πληθυσμούς που παρουσιάζουν μεγαλύτερη ποικιλία από ότι οι δυο προηγούμενες τεχνικές.

**(7.1.4) - ΑΝΑΠΑΡΑΓΩΓΗ**

Αναπαραγωγή είναι η διαδικασία δημιουργίας απογόνων. Σε αυτή εμπλέκονται ένα σύνολο από τελεστές τελεστών οι οποίοι αντιστοιχούν σε διαδικασίες της βιολογικής εξέλιξης. Οι πιο συνηθισμένοι τελεστές είναι η διασταύρωση (crossover) και η μετάλλαξη (mutation).

Ο τελεστής διασταύρωσης παράγει 2 απογόνους από 2 ακολουθίες-γονείς, αντιγράφοντας επιλεγμένα bit από κάθε γονέα με τρόπο τέτοιο ώστε το i-οστό bit του απογόνου να είναι το i-οστό bit ενός εκ των γονέων του. Το ποιο γονέας θα συνεισφέρει το κάθε bit αποφασίζεται βάσει ενός μηχανισμού που ονομάζεται μάσκα διασταύρωσης (crossover mask). Ο τελεστής μετάλλαξης αλλοιώνει ένα χρωμόσωμα του νέου πληθυσμού, μεταβάλλοντας την τιμή κάποιου bit.

Οι πιο συνηθισμένοι τελεστές είναι οι εξής:

1. Διασταύρωση ενός σημείου (single-point crossover)
2. Διασταύρωση δύο σημείων (two-point crossover)
3. Ομοιόμορφη διασταύρωση (uniform crossover)
4. Μετάλλαξη σημείου (point mutation)

Στη διασταύρωση ενός σημείου, η μάσκα διασταύρωσης ξεκινά με έναν αριθμό συνεχόμενων άσσων (1) που ακολουθούνται από τόσα μηδενικά όσα χρειάζονται για να συμπληρωθεί η ακολουθία. O ένας απόγονος παίρνει τα bit (το γενετικό υλικό) που δεν χρησιμοποιήθηκε στη δημιουργία του άλλου.

Στη διασταύρωση δύο σημείων, οι απόγονοι δημιουργούνται αντικαθιστώντας ενδιάμεσα bit του ενός γονέα στη μέση της ακολουθίας, με εκείνα του άλλου γονέα. Η μάσκα διασταύρωσης ξεκινά με έναν αριθμό μηδενικών, ακολουθεί ένας αριθμός άσσων και ολοκληρώνεται η ακολουθία με τον απαιτούμενο αριθμό μηδενικών. Οι αριθμοί των μηδενικών και των άσσων επιλέγονται κάθε φορά με τυχαίο τρόπο.

Στην ομοιόμορφη διασταύρωση, τα bit των γονέων συνδυάζονται ομοιόμορφα. Η μάσκα διασταύρωσης είναι μία τυχαία παραγόμενη ακολουθία bit (δηλ. Το κάθε bit επιλέγεται τυχαία και ανεξάρτητα από τα υπόλοιπα)

Στη μετάλλαξη σημείου, επιλέγεται τυχαία ένα bit και αλλάζει τιμή. Συνήθως ο τελεστής μετάλλαξης εφαρμόζεται μετά τον τελεστή διασταύρωσης.

**(7.1.5) - ΣΥΓΚΛΙΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΝΕΩΣΗ ΤΟΥ ΠΛΗΘΥΣΜΟΥ**

Ο τρόπος επιλογής των χρωμοσωμάτων (γονένων) που θα ζευγαρώσουν επηρεάζει σημαντικά την απόδοση των γενετικών αλγορίθμων. Δύο προβλήματα που εμφανίζονται συχμά στους γ.α. και τα οποία μπορεί να αντιμετωπιστούν με τροποποίησης της διαδικασίας επιλογής, είναι η πρόωρη σύγκλιση (premature convergence) και η αργή σύγκλιση (slow convergence). Σύγκλιση είναι η επικράτηση ενός χρωμοσώματος ή μικρών παραλλαγών του, σε μεγάλο ποσοστό του πληθυσμού.

Με έναν αποδοτικό γ.α., ο πληθυσμός θα πρέπει μετά από αρκετές επαναλήψιες να συγκλίνει προς το ολικό μέγιστο. Η σύγκλιση αυτή αφορά είτε στο καλύτερο στοιχείο ή στο μ.ο. του πληθυσμού. Κατά την πρόωρη σύγκλιση, ο πλυθησμός πολύ γρήγορα συγκλίνει γύρω από κάποιο χρωμόσωμα, το οποίο όμως αποτελεί τοπικό μέγιστο. Το αποτέλεσμα είναι αν μην μπορεί πλέον ο γ.α. να ξεφύγει από αυτό, παρά μόνο με τη διαδικασία της μετάλλαξης, η οποία όμως έχει ελάχιστη πιθανότητα να συμβεί. Το φαινόμενο αυτό εμφανίζεται σε περιπτώσεις που η συνάρτηση καταλληλόλητας εμφανίζει πολύ απότομες μεταβολές και έντονα τοπικά μέγιστα και μπορεί να αντιμετωπιστεί με 2 τρόπους. Ο πρώτος είναι η απεικόνιση της συνάρτησης καταλληλότητας σε μία νέα συνάρτηση, λιγότερο απότομη (fitness remapping). Ο Δεύτερος είναι ο καθορισμός ελαχίστων και μέγιστων ορίων, όσον αφορά το πόσες φορές επιλέγεται ένα χρωμόσωμα για αναπαραγωγή σε κάθε νέο κύκλο ανανέωσης του πληθυσμού.

Η αργή σύγκλιση είναι το ακριβώς αντίθετο φαινόμενο της πρόωρης σύγκλισης. Σε αυτήν, μετά από έναν μεγάλο αριθμό επαναλήψεων, ο πληθυσμός εξακολουθεί να μην έχει συγκλίνει. Το φαινόμενο εμφανίζεται όταν η συνάρτηση καταλληλότητας έχει μικρές κλίσεις, με αποτέλεσμα τα μέγιστα και τα ελάχιστα της να έχουν μικρές διαφορές. Η λύση είναι και πάλι η απεικόνιση της συνάρτησης σε μία νέα με πιο έντονες διακυμάνσεις.

Ένα άλλο θέμα που εξετάζεται στους γ.α. είναι η ανανέωση του πληθυσμού σε κάθε γενιά. Το ποσοστό των χρωμοσωμάτων κάθε γενιάς που ανανεώθηκε, προς το σύνολο των χρωμοσωμάτων, ορίζεται ως χάσμα γενεών (generation gap). Στους τυπικούς γ.α., ο συντελεστής αυτός ισούται με τη μονάδα. Ωστόσο μία νέα τάση είναι η ανανέωση μέρους του πληθυσμού και μάλιστα, στην πιο ακραία περίπτωση μόνο 2 μελών. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται μέθοδος μερικής ανανέωσης (steady-state replacement).

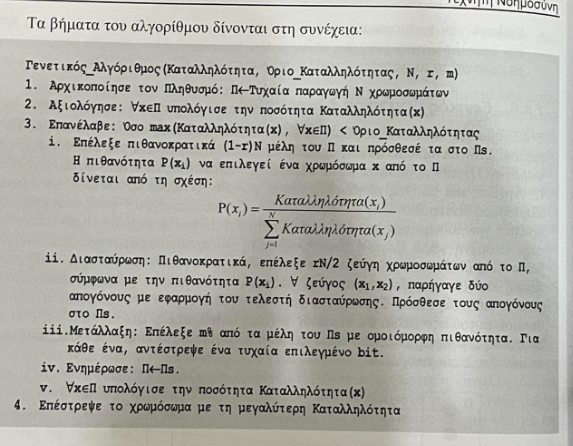
Η μέθοδος της μερικής ανανέωσης προσεγγίζει πιο πολύ στην πραγματικότητα, αφού εκεί συνυπάρχουν πάντα σε κάποιο βαθμό οι διαφορετικές γενιές. Μάλιστα, δίνεται η δυνατότητα στους απογόνους να ανταγωνιστούν τους γονείς τους, με σκοπό την επικράτηση του καλύτερου. Υπάρχουν 2 θέματα στην προσέγγιση της μερικής ανανέωσης: πως θα επιλεγούν τα χρωμοσώματα που θα ζευγαρώσουν και πως θα επιλεγεί ισάριθμος αριθμός χρωμοσωμάτων που θα αποχωρήσουν, παραχωρώντας χώρο για τους απογόνους. Οι μεθοδολογίες που ακολουθούνται είναι οι εξής:  
  
1. Επιλογή των χρωμοσωμάτων προς αναπαραγωγή με πιθανότητα ανάλογη προς την καταλληλότητα τους και τυχαία επιλογή των χρωμοσωμάτων που θα αποχωρήσουν.

1. Τυχαία επιλογή των χρωμοσωμάτων προς αναπαραγωγή και επιλογή των χρωμοσωμάτων που θα αποχωρήσουν με πιθανότητα αντιστρόφως ανάλογη προς την καταλληλότητα τους.
2. Επιλογή των χρωμοσωμάτων προς αναπαραγωγή με πιθανότητα ανάλογη προς την καταλληλότητα τους και επιλογή των χρωματοσωμάτων που θα αποχωρήσουν με πιθανότητα αντιστρόφως ανάλογη προς την καταλληλότητα τους.

**(7.1.6) - ΓΕΝΙΚΟΣ ΓΕΝΕΤΙΚΟΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ**

Σε έναν γ.α. πρέπει να ορισθούν οι ακόλουθες παράμετροι:  
1. Καταλληλότητα: Η συνάρτηση καταλληλότητας.

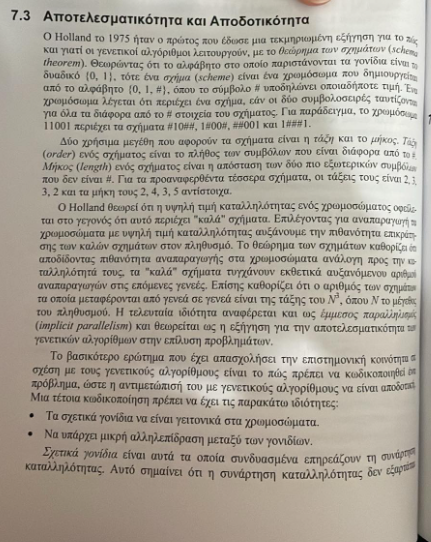
1. Όριο καταλληλότητας: Η ελαχιστη τιμη καταλληλότητας που πρέπει να επιτευχθεί από ένα χρωμόσωμα, ώστε να τερματίσει η διαδικασία.
2. N: Ο αριθμός των χρωμοσωμάτων του πληθυσμού
3. r: Το ποσοστό του πληθυσμού που αντικαθίστανται σε κάθε κύκλο
4. m: Το ποσοστό μετάλλαξης.

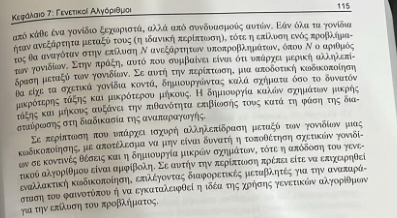


ΠΟΛΛΕΣ ΦΟΡΕΣ ΣΕ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΑ ΜΕΓΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗΣ ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΩΝ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ, ΔΕ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΕΙΤΑΙ Η ΑΠΛΗ ΔΥΑΔΙΚΗ ΚΩΔΙΚΟΠΟΙΗΣΗ, ΑΛΛΑ ΑΛΛΕΣ ΠΙΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΕΣ, ΟΠΩΣ Ο ΚΩΔΙΚΑΣ GRAY ΚΑΤΑ ΤΟΝ ΟΠΟΙΟ ΓΕΙΤΟΝΙΚΟΙ ΑΡΙΘΜΟΙ ΔΙΑΦΕΡΟΥΝ ΚΑΤΑ 1ΜΟΝΟ BIT ΣΤΗΝ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΤΟΥΣ. ΥΠΑΡΧΟΥΝ ΚΑΙ ΕΝΑΛΛΑΚΤΙΚΕΣ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΕΙΣ ΕΚΤΟΣ ΑΠΟ ΑΥΤΗ ΤΩΝ ΔΥΑΔΙΚΩΝ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΩΝ. ΑΥΤΕΣ ΕΙΝΑΙ: ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΑ ΑΚΕΡΑΙΩΝ, ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΑ ΣΥΜΒΟΛΩΝ Ή ΑΚΟΜΗ ΚΑΙ ΠΟΛΥΔΙΑΣΤΑΤΟΙ ΠΙΝΑΚΕΣ.

**(7.3) - ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ ΚΑΙ ΑΠΟΔΟΤΙΚΟΤΗΤΑ**

Ο Holland το 1975 ήταν ο πρώτος που έδωσε μία τεκμηριωμένη εξήγηση για το πως και γιατί οι γ.α. λειτουργούν με το θεώτημα των σχημάτων (schema theorem).





**(7.4) - EΦΑΡΜΟΓΕΣ**

Μερικές αντιπροσωπευτικές εφαρμογές των γ.α.:

ΕΥΡΕΣΗ ΜΕΓΙΣΤΗΣ ΤΙΜΗΣ ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΩΝ ΣΥΝΑΡΤΗΣΕΩΝ

Πρόκειται για την πιο καλά μελετημένη εφαρμογή των γ.α. Η εύρεση του μεγίστου μιας συνάρτησης δεν είναι καθόλου εύκολη υπόθεση για συναρτήσεις πολλών μεταβλητών, οι οποίες εμφανίζουν ασυνέχειες, θόρυβο, κτλ. Το πλεονέκτημα που εμφανίζει η εφαρμογή τους σε αυτά τα προβλήματα είναι ότι η συνάρτηση καταλληλότητας είναι δεδομένη.

ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΩΝΩΝ

Οι γ.α. χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση προτύπων, όπως ακμές, επιφάνειες, ακόμη και αντικείμενα, σε ψηφιοποιημένες εικόνες. Το αποτέλεσμα αυτής της επεξεργασίας μπορεί να αποτελέσει τη βάση για τη μηχανική όραση.

ΣΥΝΔΥΑΣΤΙΚΗ ΒΕΛΤΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ

Πρόκειται για το κλασικό πρόβλημα κατανομής πόρων σε δραστηριότητες, με σκοπό την μεγιστοποίηση του οφέλους ή την ελάττωση του κόστους. Τα προβλήματα αυτής της κατηγορίας παρουσιάζουν το φαινόμενο της συνδυαστικής έκρηξης του χώρου αναζήτησης, ως προς το μέγεθος του προβλήματος, με αποτέλεσμα ο έλεγχος όλων των υποψηφίων λυσεων να είναι αδύνατος. Το πιο γνωστό πρόβλημα αυτής της κατηγορίας είναι αυτό του πλανώδιου πωλητή.ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΟΥ ΠΛΑΝΩΔΙΟΥ ΠΩΛΗΤΗ ΣΥΝΙΣΤΑΤΑΙ ΣΤΗΝ ΕΥΡΕΣΗ ΤΗΣ ΣΕΙΡΑΣ ΜΕ ΤΗΝ ΟΠΟΙΑ ΕΝΑΣ ΠΩΛΗΤΗΣ ΠΡΕΠΕΙ ΝΑ ΠΕΡΑΣΕΙ ΑΠΟ ΟΛΕΣ ΤΙΣ ΠΟΛΕΙΣ ΕΝΟΣ ΣΥΝΟΛΟΥ ΠΟΛΕΩΝ ΚΑΙ ΝΑ ΕΠΙΣΤΡΕΨΕΙ ΣΤΗΝ ΑΡΧΙΚΗ, ΩΣΤΕ ΝΑ ΕΧΕΙ ΤΟ ΜΙΚΡΟΤΕΡΟ ΔΥΝΑΤΟ ΚΟΣΤΟΣ, ΟΠΩΣ ΕΚΦΡΑΖΕΤΑΙ ΚΑΘΕ ΦΟΡΑ, ΓΙΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ ΣΕ ΧΡΟΝΟ Ή ΣΕ ΧΡΗΜΑ. Οι γ.α.μπορούν να δώσουν σε αυτό το πρόβλημα πολλές λύσεις κοντά στη βέλτιστη. Ένα άλλο πρόβλημα είναι η αποθήκευση κιβωτίων (bin packing) και αφορά την εύρεση του βέλτιστου τρόπου αποθήκευσης ενός αριθμού κιβωτίων σε περιορισμένο χώρο και έχει μεγάλη πρακτική σημασία στη βιομηχανία. Ανάλογα προβλήματα εμφανίζονται και στη σχεδίαση VLSI κυκλωμάτων. Τέλος, στην κατηγορία αυτών των εφαρμογών εντάσσονται και τα προβλήματα καταμερισμού εργασιών (job-… scheduling) και κατασκευής ωρολογιών προγραμμάτων (timetabling).

ΣΧΕΔΙΑΣΗ

Ο γ.α. μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη σχεδίαση κατασκευών και εξαρτημάτων, όπως για παράδειγμα γέφυρες ή μηχανολογικά εξαρτήματα όπου ζητούμενο μπορεί να είναι τόσο η εύρεση μίας λύσης, όσο και η βελτιστοποίηση της. Οι αλγόριθμοι μπορούν να δοκιμάσουν συνδυασμούς και ιδέες που ο άνθρωπινος νους δε θα δοκίμαζε ποτέ, δίνοντας ενίοτε αρκετά πρωτότυπα αποτελέσματα.

ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Στα συστήματα μηχανικής μάθησης οι γα μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την προσέγγιση συναρτήσεων. Η πιο γνωστή εφαρμογή είναι αυτή των συστημάτων ταξινίμησης (classifier systems), ωσόστο οι γ.α. έχουν χρησιμοποιηθεί και σε παιχνίδια, επίλυση λαβυρίνθων, καθώς και για πολιτικές και οικονομικές αναλύσεις.

Γίνεται φανερό λοιπόν πως οι γα έχουν εφαρμοστεί σε διάφορα προβλήματα της τ.ν. και ιδιαίτερα σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Όπως και τα ν.δ. έτσι και οι γ.α. αποτελούν έναν εύκολο τρόπο επίλυσης προβλημάτων με μεγάλη δυνατότητα προσαρμογής. Χαρακτηριστικό είναι το σχόλιο του Decker ότι “τα ν.δ. είναι ο 2ος καλύτερος τρόπος για να κάνεις οτιδήποτε” επεκτάθηκε με το “και οι γ.α. είναι ο τρίτος”.

(ΚΕΦΑΛΑΙΟ 18) - ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Ένα φυσικό ή τεχνητό σύστημα επεξεργασίας πληροφορίας συμπεριλαμβανομένων εκείνων με δυνατότητες αντίληψης, μάθησης, συλλογισμού, λήψης απόφασης, επικοινωνίας και δράσης ονομάζεται γνωστικό σύστημα (cognitive system). Η έννοια της μάθησης σε ένα γνωστικό σύστημα όπως γίνεται αντιληπτή στην καθημερινή ζωή, μπορεί να συνδεθεί με 2 βασικές ιδιότητες:

1. Την ικανότητα του στην πρόσκτηση γνώσης κατά την αλληλεπίδταση του με το περιβάλλον, μέσα στο οποίο δραστηριοποιείται, και
2. Την ικανότητα του να βελτιώνει με την επανάληψη τον τρόπο με τον οποίο εκτελεί μία ενέργεια (και συνεπώς και την απόδοση του).

Έχουν προστεθεί διάφοροι ορισμοί για τη μάθηση, όπως των:

1. Simon (1983) “η μάθηση σηματοδοτεί προσαρμοστικές αλλαγές σε ένα σύστημα με την έννοια ότι αυτές του επιτρέπουν να κάνει την ίδια εργασία, ή εργασίες τις ίδιας κατηγορίας, πιο αποδοτικά και αποτελεσματικά την επόμενη φορά”.
2. Minsky (1985) “μάθηση είναι να κάνουμε χρήσιμες αλλαγές στο μυαλό μας”
3. Michalski (1986) μάθηση είναι η δημιουργία ή η αλλαγή της αναπαράστασης των εμπειριών”.

Ένα σύστημα με δυνατότητα μάθησης μεταβάλλεται διαρκώς προς το “καλύτερο” όπως και αν αυτό ορίζεται, αναφορικά με τις λειτουργίες που είναι σε θέση να εκτελέσει. Αυτό που είναι δύσκολο να προσδιοριστεί είναι η ακριβής φύση αυτών των αλλαγών καθώς και ο τρόπος με τον οποίο αυτές μπορούν να αναπαρασταθούν. Στη γενικότερη περίπτωση, η μάθηση προσδιορίζεται ως πρόσκτηση επιπλέον γνώσης σε μία κατάλληλη αναπαράσταση. Ένα μη βιολογικό σύστημα με δυνατότητα μάθησης δομεί ή μετασχηματίζει, σε μία αυστηρά καθορισμένη γλώσσα αναπαράστασης, προτάσεις τις οποίες και αποθηκεύει για μελλοντική χρήση. Δηλαδή, η βασική παραδοχή είναι ότι η λειτουργία του συστήματος επιφέρει μεταβολές στη βάση γνώσης του.

Η μάθηση με βάση το παραπάνω πλαίσιο αφορά τα συστήματα που ανήκουν στην συμβολική προσέγγιση της τ.ν. και δεν αποτελεί τη μόνη λύση. Πχ τα τ.ν.δ. που ανήκουν στην δεύτερη προσέγγιση της τ.ν., τη μη συμβολική ( ή συνδετική), έχουν δυνατότητα μάθησης μετασχηματίζοντας την εσωτερική τους δομή, παρά καταχωρώντας κατάλληλα αναπαριστάμενη γνώση.

Η βελτίωση του τρόπου εκτέλεσης μιας ενέργειας με την επανάληψη είναι κάτι εξίσου δύσκολο. Εκτός του οτι πρεπει να προσδιοριστούν με ακρίβεια οι παράμετροι που περιγράφουν αυτή τη βελτίωση, μεγάλη προσοχή απαιτεί η επίδραση της μεταβολής αυτής στις υπόλοιπες ενέργειες που μπορεί να εκτελέσει το σύστημα.

ΟΡΙΣΜΟΣ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Ο άνθρωπος προσπαθεί να κατανοήσει το περιβάλλον του παρατηρώντας το και δημιουργώντας μια απλοποιημένη (αφαιρετική) εκδοχή του που ονομάζεται μοντέλο (model). Η δημιουργία ενός τέτοιου μοντέλου ονομάζεται επαγωγική μάθηση (indactive. learning) ενώ η διαδικασία γενικότερα ονομάζεται επαγωγή (induction) Επιπλέον ο άνθρωπος έχει τη δυνατότητα να οργανώνει και να συσχετίζει τις εμπειρίες και τις παραστάσεις του δημιουργώντας νέες δομές που ονομάζονται πρότυπα (patterns). Η δημιουργία μοντέλων ή προτύπων από ένα σύνολο δεδομένων, από ένα υπολογιστικό σύστημα, ονομάζεται μηχανική μάθηση (machine learning). Έχουν προταθεί διάφοροι ορισμοί για τη μηχανική μάθηση όπως των:

1. Carbonell (1987) “.. η μελέτη υπολογιστικών μεθόδων για την απόκτηση νέας γνώσης, νεων δεξιοτήτων και νέων τρόπων οργάνωσης της υπάρχουσας γνώσης”.
2. Mitchell (1997): “Ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από την εμπειρία Ε σε σχέση με μία κατηγορία εργασιών Τ και μία μετρική απόδοσης P, αν η απόδοση του σε εργασίες της Τ, οπως μετριούνται από την P, βελτιώνονται με την εμπειρία Ε”.
3. Witten & Frank (2000): “Κάτι μαθαίνει όταν αλλάζει τη συμπεριφορά του κατά τέτοιο τρόπο ώστε να αποδίδει καλύτερα στο μέλλον”.

ΕΙΔΗ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Έχουν αναπτυχθεί πολλές τεχνικές μηχανικής μάθησης οι οποίες χρησιμοποιούνται ανάλογα με τη φύση του προβλήματος και εμπίπτουν σε ένα από τα παρακάτω δυο είδη:  
1. Μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) ή μάθηση με παραδείγματα (learning from examples).

1. Μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) ή μάθηση από παρατήρηση (learning from observation).

Στη μάθηση με επίβλεψη το σύστημα καλείται να “μάθει” μια έννοια ή συνάρτηση από ένα σύνολο δεδομένων, η οποία αποτελεί περιγραφή ενός μοντέλου. Ονομάζεται έτσι επειδή θεωρείται ότι υπάρχει κάποιος “επιβλέπων”, ο οποίος παρέχει τη σωστή τιμή εξόδου της συνάρτησης, για τα δεδομένα που εξετάζονται.

Αντίθετα, στη μάθηση χωρίς επίβλεψη το σύστημα πρέπει μόνο του να ανακαλύψει συσχετίσεις ή ομάδες σε ένα σύνολο δεδομένων, δημιουργώντας πρότυπα, χωρίς να είναι γνωστό αν υπάρχουν, πόσα και ποια είναι.  
  
Τα μοντέλα περιγράφουν το σύνολο των δεδομένων και χαρακτηρίζονται και ως μοντέλα πρόβλεψης (predictive models) επειδή προβλέπουν την τιμή μιας μεταβλητής. Εκτός από τις δυνατότητες της πρόβλεψης επιπλέον έχουν και κάποιες δυνατότητες πληροφόρησης επειδή δίνουν και ποιοτικές πληροφορίες για τα δεδομένα. Αντίθετα, τα πρότυπα έχουν τοπικό χαρακτήρα, δηλ. Το καθένα περιγράφει ένα μέρος των δεδομένων και χαρακτηρίζονται ως πρότυπα πληροφόρησης (informative patterns) επειδή περιγράφουν συσχετίσεις μεταξύ των δεδομένων

(18.1) - ΜΑΘΗΣΗ ΜΕ ΕΠΙΒΛΕΨΗ

Στη μάθηση με επίβλεψη το σύστημα πρέπει να “μάθει” επαγωγικά μία συνάρτηση που ονομάζεται συνάρτηση στόχος (target function) και αποτελεί έκφραση του μοντέλου που περιγράφει τα δεδομένα. Η συνάρτηση στόχος (συμβολίζεται συνήθως με c) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της τιμής μιας μεταβλητής, που ονομάζεται εξαρτημένη μεταβλητή ή μεταβλητή εξόδου, βάσει των τιμών ενός συνόλου μεταβλητών, που ονομάζονται ανεξάρτητες μεταβλητές ή μεταβλητές εισόδου ή χαρακτηριστικά.

Το σύνολο των διαφορετικών δυνατών τιμών εισόδου της συνάρτησης, δηλ. Το πεδίο ορισμού της, ονομάζεται το σύνολο των περιπτώσεων ή στιγμιοτύπων (instances) και συμβολίζεται με X. Κάθε περίπτωση (ή στιγμιότυπο) περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών (attributes ή features). Ένα υποσύνολο του συνόλου των περιπτώσεων για τα οποία γνωρίζουμε την τιμή της μεταβλητής εξόδου, ονομάζεται σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης ή παραδείγματα και συμβολίζεται με D.

Για να προσεγγίσει το σύστημα όσο το δυνατόν καλύτερα τη συνάρτηση στόχο εξετάζει διάφορες εναλλακτικές συναρτήσεις οι οποίες ονομάζονται υποθέσεις και συμβολίζονται με h. Το σύνολο όλων των δυνατών υποθέσεων που το πρόγραμμα μάθησης πρέπει να εξετάσει προκειμένου να βρει τη συνάρτηση στόχο ονομάζεται σύνολο υποθέσεων και συμβολίζεται με H.

Η επαγωγική μάθηση στηρίζεται στην υπόθεση επαγωγικής μάθησης (inductive learning hypothesis), σύμφωνα με την οποία κάθε υπόθεση h που έχει βρεθεί να προσεγγίζει καλά τη συνάρτηση στόχο για ένα αρκετά μεγάλο σύνολο παραδειγμάτων, θα προσεγγίζει το ίδιο καλά τη συνάρτηση στόχο και για περιπτώσεις που δεν έχει εξετάσει.

Στη μάθηση με επίβλεψη διακρίνονται 2 είδη προβλημάτων (learning tasks), τα προβλήματα ταξινόμησης, και τα προβλήματα παρεμβολής. Η ταξινόμηση (classification) αφορά τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης διακριτών τάξεων (κλάσεων/κατηγοριών) όπως για παράδειγμα η ομάδα αίματος, ενώ η παρεμβολή (regression) αφορά στη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης αριθμητικών τιμών.

Οι κυριότερες τεχνικές μηχανικής μάθησης με επίβλεψη είναι:  
1. Μάθηση εννοιών (Concept learning)

1. Δένδρα ταξινόμησης ή απόφασης (Classification or Decision Trees)
2. Μάθηση Κανόνων (Rule Learning)
3. Μάθηση κατά περίπτωση (Instance Based Learing)
4. Μάθηση κατά Bayes
5. Γραμμική παρεμβολή (Linear Regression)
6. Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)
7. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines, SVMs)

Η ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΜΕ ΕΠΙΒΛΕΨΗ ΩΣ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΑΝΑΖΗΤΗΣΗΣ

Μία από τις περισσότερο συνηθισμένες προσεγγίσεις του προβλήματος της μηχανικής μάθησης με επίβλεψη είναι αυτή της αντιμετώπισης του ως προβλήματος αναζήτησης (search problem). Σύμφωνα με αυτή την προσέγγιση, η μηχανική μάθηση (μμ) μπορεί να θεωρηθεί ως η αναζήτηση σε ένα χώρο πιθανών υποθέσεων, ώστε να βρεθεί εκείνη που ταιριάζει καλύτερα στα υπό εξέταση δεδομένα και στην πιθανώς προϋπάρχουσα γνώση.

1. **ΔΕΝΔΡΑ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ/ΑΠΟΦΑΣΗΣ**

Οι αλγόριθμοι μάθησης ή επαγωγής δέντρων ταξινόμησης/απόφασης (classification/decision trees) είναι από τους πιο δημοφιλείς αλγορίθμους μάθησης και έχουν εφαρμοστεί αποτελεσματικά σε διάφορους τομείς, όπως διάγνωση ιατρικών περιστατικών, αξιολόγηση ρίσκου αποδοχής αίτησης για πιστωτική κάρτα, πρόβλεψη συμπεριφοράς καταναλωτή, κ.τ.λ. Είναι μία μέθοδος για την προσέγγιση συναρτήσεων στόχος, που έχουν ως έξοδο διακριτές τιμές. Το αποτέλεσμα τους είναι μία δενδροειδής δομή που με γραφικό τρόπο περιγράφει τα δεδομένα και εναλλακτικά, για τη βελτίωση της αναγνωσιμότητας του, μπορεί να αναπαρασταθεί και ως σύνολο κανώνων if-then, που ονομάζονται κανόνες ταξινόμησης (classification rules). Τα δέντρα ταξινόμησης χρησιμοποιούνται για να προβλέψουν με κάποιο βαθμό ακρίβειας την τιμή της μεταβλητής που μοντελοποιούν με βάση τις τιμές των θεωρούμενων ανεξάρτητων μεταβλητών (χαρακτηριστικών). Ένα σημαντικό πλεονέκτημα τους είναι η ευκολία με την οποία ερμηνεύονται.

1. **ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΝΟΝΩΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ**

Μία από τις πιο εκφραστικές και κατανοητές για τον άνθρωπο αναπαραστάσεις για μάθηση υποθέσεων είναι τα σύνολα if-then κανόνων. Υπάρχουν δύο μεγάλες κατηγορίες κανόνων, οι προτασιακοί (propositional rules) και οι κατηγορηματικοί κανόνες πρώτης τάξης (first order predicate rules).

Οι προτασιακοί κανόνες δεν περιέχουν μεταβλητές και μπορεί να προκύψουν από άλλες μορφές αναπαράστασης (π.χ. δέντρα, γενετικοί αλγόριθμοι) αλλά και από απ’ ευθείας μάθηση με αλγόριθμους σειριακής κάλυψης. Κάθε γεγονός χαρακτηρίζεται είτε ως αληθές (true) ή ως ψευδές (false). Δεν περιλαμβάνονται μεταβλητές και έτσι δεν μπορεί να αναπαρασταθούν γενικές σχέσεις ανάμεσα στις τιμές των χαρακτηριστικών.

Οι κατηγορηματικοί κανόνες πρώτης τάξης, περιέχουν μεταβλητές, έχουν μεγάλη εκφραστική ικανότητα, και προκύπτουν με απ’ ευθείας μάθηση μέσω αλγορίθμων μάθησης κανόνων 1ης τάξης.

1. **ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΤΑ ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ**

Σε αντίθεση με τις μεθόδους μ.μ. που αναφέρθηκαν ως τώρα και οι οποίες κωδικοποιούν τα παραδείγματα εκπαίδευσης σε μία συμπαγή περιγραφή, στη μάθηση κατά περίπτωση (instance-based learning) τα δεδομένα εκπαίδευσης διατηρούνται αυτούσια. Όταν ένα τέτοιο σύστημα κληθεί να αποφασίσει για την κατηγορία μιας νέας περίπτωσης, εξετάσει εκείνη την στιγμή τη σχέση της με τα ήδη αποθηκευμένα παραδείγματα. Δηλ. Η μέθοδος αυτή αναβάλλει τη μάθηση έως ότου εμφανιστεί μια νέα περίπτωση (στιγμιότυπο) και γι ατο λόγο αυτό ονομάζεται αναβλητική μάθηση (lazy learning) σε αντίθεση με τις άλλες οι οποίες μπορεί να χαρακτηριστούν ως έγκαιρες μέθοδοι μάθησης (eager learners), αφού μαθαίνουν το μοντέλο από τα αποθηκευμένα παραδείγματα του συνόλου εκπαίδευσης, χωρίς να περιμένουν την άφιξη της νέας περίπτωσης.

Χαρκατηριστικός αλγόριθμος αυτής της κατηγορίας είναι ο αλγόριθμος των k-κοντινοτερων γειτόνων (k-Nearest Neighbors).---> Αυτός ο αλγόριθμος ανήκει και στην κατηγορία: αλγόριθμοι βασισμένοι σε διαχωρισμούς.

1. **ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΤΑ BAYES**

Η συλλογιστική κατά Bayes μπορεί να συνεισφέρει στο πρόβλημα της μηχανικής μάθησης γιατί παρέχει μία ποσοτική μεθοδολογία για την αξιολόγηση των διαφόρων ενδείξεων που υποστηρίζουν τις εναλλακτικές υποθέσεις, οι οποίες διερευνώνται κατά τη μάθηση Αποτελεί τη βάση για αλγορίθμους μάθησης που διαχειρίζονται πιθανότητες αλλά ακόμη και σε περιπτώσεις που η υπολογιστική πολυπλοκότητα της μεθόδου καθιστά απαγορευτική τη χρήση της, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως κριτήριο για τον έλεγχο της απόδοσης άλλων αλγορίθμων που δε διαχειρίζονται πιθανότητες.

Στη μάθηση κατά Bayes (Bayesian learning) κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης μπορεί σταδιακά να μειώσει ή να αυξήσει την πιθανότητα να είναι σωστή μια υπόθεση. Αυτό δίνει μεγάλη ευελιξία στους σχετικούς αλγορίθμους καθώς δεν απορρίπτουν αμέσως μία υπόθεση όταν προκύπτει οτι δεν είναι σε απόλυτη συμφωνία με τα παραδείγματα εκπαίδευσης. Επιπλέον, προυπάρχουσα γνώση μπορεί να συνδυαστεί με τα δεδομένα εκπαίδευσης με τη μορφή αρχικών τιμών πιθανότητας για τις υπό εξέταση υποθέσεις. Εκτός από το στάδιο της εκπαίδευσης, η μάθηση κατά Bayes δίνει ευελιξία και στο στάδιο της εφαρμογής της γνώσης που προκύπτει. Για παράδειγμα, στα προβλήματα ταξινόμησης, νέα στοιχεία μπορεί να ταξινομηθούν με χρήση της πρόβλεψης πολλαπλών υποθέσεων, κάθε μία από τις οποίες συνεισφέρει ανάλογα με την πιθανότητα της.

Μία πρακτική δυσκολία στην εφαρμογή της μάθησης κατά Bayes είναι η απαίτηση για τη γνώση πολλών τιμών πιθανοτήτων. Όταν αυτές οι τιμές δεν είναι δυνατό να υπολογιστούν επακριβώς, υπολογίζονται κατ’ εκτίμηση από παλαιότερες υποθέσεις, εμπειρική γνώση κτλ. Η παραπάνω δυσκολία έχει δώσει μεγάλη πρακτική αξία σε μία απουστευμένη εκδοχή της μάθησης κατά bayes, τον απλό ταξινομητή Bayes, στον οποίο γίνεται η παραδοχή ότι τα χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.

1. **ΠΑΡΕΜΒΟΛΗ**

Παρεμβολή ή παλινδρόμηση (regression) είναι η διαδικασία προσδιορισμού της σχέσης μίας μεταβλητής y (εξαρτημένη μεταβλητή ή έξοδος) με μία ή περισσότερες άλλες μεταβλητές x1,x2,…,xN (ανεξάρτητες μεταβλητές ή είσοδοι). Σκοπός της παρεμβολής είναι η πρόβλεψη της τιμής της εξόδου όταν είναι γνωστές οι είσοδο. Το πιο διαδεδομένο μοντέλο παρεμβολής είναι το γραμμικό (linear regression) που ονομάζεται έτσι επειδή η αναμενόμενη τιμή της εξόδου μοντελοποιείται με μία γραμμική συνάρτηση ή σταθμισμένο άθροισμα (weighted sum) των παραμέτρων εισόδου. Τα μη γραμμικά μοντέλα μπορεί να μετατραπούν σε γραμμικά με κατάλληλο μετασχηματισμό των μεταβλητών, ώστε τελικά να επιλυθούν με τη μέθοδο των ελάχιστων τετραγώνων.

1. **ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ**

Τα Τ.Ν.Δ. ή απλά ν.δ. (neural networks) παρέχουν ένα πρακτικό (εύκολο ) τρόπο για την εκμάθηση αριθμητικών και δυανυσματικών συναρτήσρων ορισμένων σε συνεχή ή διακριτά μεγέθη. Χρησιμοποιούνται τόσο για παρεμβολή (γραμική και μη) όσο και για ταξινόμηση και έχουν το μεγάλο πλεονέκτημα της ανοχής που παρουσιάζουν σε δεδομένα εκπαίδευσης με θόρυβο, δηλαδή δεδομένα που περιστασιακά έχουν λανθασμένες τιμές (πχ λάθη καταχωρησης). Από την άλλη όμως αδυνατούν να εξηγήσουν ποιοτικά τη γνώση που μοντελοποιούν.Υπάρχει μία ειδική κατηγορία ν.δ., τα δίκτυα με ανατροφοδότηση τα οποία λόγω της ειδικής τοπολογίας τους έχουν τη δυνατότητα αυτο-οργάνωσης χωρίς εξωτερική καθοδήγηση και ανήκουν στην κατηγορία μάθησης χωρίς επίβλεψη.

1. **ΜΗΧΑΝΕΣ ΔΙΑΣΝΥΣΜΑΤΩΝ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ**

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines) προτάθηκαν από τον Vladimir Vapnik και τους συνεργάτες του το 1992 ως μια νέα μέθοδος μάθησης, παρ’ όλο που η γενικότερη ιδέα στην οποία στηρίζονται είχε προταθεί αρκετά νωρίτερα από τη δεκαετία του ‘60. Στηρίζονται στη θεωρία Στατιστικής Μάθησης (Statistical Learning Theory) και στα ν.δ. τύπου Perceptron.

Τα τελευταία χρόνια, έχουν εδραιωθεί ως μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους (γραμμικής και μη) παρεμβολής και ταξινόμησης, αποτελώντας συνήθως την βέλτιστη επιλογή για εφαρμογές όπως η αναγνώριση γραφής (handwriting recognition), η ταξινόμηση κειμένων (text categorization) και η ταξινόμηση δεδομένων έκφρασης γονιδίων (gene expression data).

Στην περίπτωση της ταξινόμησης, προσπαθούν να βρούν μια υπερεπιφάνεια (hypersurface) που να διαχωρίζει στο χώρο των παραδειγμάτων τα αρνητικά από τα θετικά παραδείγματα. Η υπερεπιφάνεια αυτή επιλέγεται έτσι, ώστε να απέχει όσο το δυνατόν περισσότερο από τα κοντινότερα θετικά και αρνητικά παραδείγματα (maximun margin hypersirface). Έτσι μία SVM μπορεί και ταξινομεί περιπτώσεις που είναι παρόμοιες αλλά όζι πανομοιότυπες με κάποιο παράδειγμα εκπαίδευσης. Το αποτέλεσμα της είναι τελικά μία αρηθμιτική τιμή στο διάστημα [-1.1] και όχι μία πιθανότητα όπως σε άλλους ταξινομητές.

Το βασικό πλεονέκτημα των SVM έναντι των Τ.Ν.Δ. τύπου Perrceptron είναι ότι μπορούν και παράγουν πιο σύνθετες υπερεπιφάνειες, ενσωματώνοντας μετασχηματισμούς και συνδυασμούς των αρχικών μεταβλητών ανάλογα με το πρόβλημα και ξεπερνώντας προβλήματα όπως τα τοπικά ελάχιστα και η διασπορά των λύσεων στο χώρο αναζήτησης. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιούν ένα πεπερασμένο αριθμό υποσυνόλων του συνόλου εκπαίδευσης, που ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (support vectors) καθώς και συναρτήσεις πυρήνα (kernel functions), προκειμέου να μετασχηματίσουν τον αρχικό χώρο υποθέσεων ώστε να βρουν τη βέλτιστη μη γραμμική υπερεπιφάνεια που ελαχιστοποιεί το σφάλμα ταξινόμησης.

(18.3) - ΑΛΛΑ ΕΙΔΗ ΜΑΘΗΣΗΣ

Εκτός από τις μεθόδους που παρουσιάστηκαν, υπάρχουν και άλλες προσεγγίσεις στο πρόβλημα της μηχαν.μάθησης. Δύο από αυτές είναι οι γενετικοί αλγόριθμοι, και η ενισχυτική μάθηση.

(18.3.1) - ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ

Οι γεν. Αλγόριθμοι (genetic algorithms), είναι μία μέθοδος μάθησης που βασίζεται στην προσομοίωση του φυσικού φαινομένου της εξέλιξης (evolution). Οι υποθέσεις συνήθως αναπαριστώνται από ακολουθίες bit (bit strings) αν και υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες χρησιμοποιούνται συμβολικές αναπαραστάσεις. Η αναζήτηση της κατάλληλης υπόθεσης ξεκινάει τυχαία με έναν πληθυσμό (μια συλλογή) αρχικών υποθέσεων, τα μέλη του οποίου παράγουν τη νέα “γενιά” μέσω διαδικασιών αναπαραγωγής όπως η διασταύρωση (crossover) και η τυχαία μετάλλαξη (random mutation) που είναι αντίστοιχες των πραγματικών διαδικασιών στη βιολογική εξέλιξη. Σε κάθε βήμα, οι υποθέσεις του τρέχοντος πληθυσμού αξιολογούνται βάσει μιας προκαθορισμένης συνάρτησης καταλληλότητας (fitness function) και με βάση την αξιολόγηση επιλέγονται ή όχι για την επόμεννη γενιά. Δηλαδή η μάθηση αντιμετωπίζεται σαν μία ειδική περίπτωση βελτιστοποίησης.

Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το σύστημα GABIL (1993), το οποίο χρησιμοποιεί έναν γενετικό αλγόριθμο για την μάθηση Boolean εννοιών που αναπαρίστανται από ένα διαζευκτικό (disjunctive) σύνολο προτασιακών κανόνων. Αποδείχτηκε ότι η απόδοση του GABIL ήταν συγκρίσιμη με άλλα συστήματα, όπως ο αλγόριθμος δέντρων ταξινόμησης C4.5 και το σύστημα μάθησης κανόνων AQ14. Στο σύστημα χρησιμοποιήθηκαν τεχνητά προβλήματα μάθησης για να εξεταστεί η ακρίβεια που εφαρμόστηκε όμως και σε πραγματικό πρόβλημα (διάγνωση καρκίνου του μαστού).

ΠΛΗΕΣΤΕΡΑ ΕΙΣΑΓΩΓΙΚΑ ΒΙΒΛΙΑ ΓΙΑ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ:

1. [Mitchell, 1997]

**(ΚΕΦΑΛΑΙΟ 19 - ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ)**

Τα ν.δ. είναι μία ιδιαίτερη προσέγγιση στη δημιουργία συστημάτων με νοημοσύνη καθώς αποφεύγουν να αναπαραστήσουν ρητά τη γνώση και να υιοθετήσουν ειδικά σχεδιασμένους αλγορίθμους αναζήτησης. Αντίθετα, βασίζονται σε βιολογικά πρότυπα καθώς χρησιμοποιούν δομές και διαδικασίες που μιμούνται τις αντίστοιχες του ανθρώπινου εγκεφάλου.

(19.1 - Βιολογικά Νευρωνικά Δίκτυα)

Η ικανότητα του ανθρώπου να σκέφτεται, να θυμάται και να επιλύει προβλήματα εντοπίζεται στον εγκέφαλο του. Όπως είναι γνωστό από τη Βιολογία, η δομική μονάδα του εγκεφάλου είναι ο νευρώνας (neuron).

Ένας τυπικός βιολογικός νευρώνας αποτελείται από:

1. Το σώμα (body)  
   που αποτελεί τον πυρήνα του
2. Τους δενδρίτες (dendrites)  
   μέσω των οποίων λαμβάνει σήματα από γειτονικούς νευρώνες (σημεία εισόδου)
3. Τον άξονα (axon) που είναι η έξοδος του νευρώνα και το μέσο σύνδεσης του με τους άλλους νευρώνες.

Σε κάθε δενδρίτη υπάρχει ένα απειροελάχιστο κενό που ονομάζεται σύναψη (synapse). Οι συνάψεις μέσω χημικών διαδικασιών επιταχύνουν ή επιβραδύνουν τη ροή ηλεκτρικών φορτίων προς το σώμα του νευρώνα. Η ικανότητα μάθησης και μνήμης που παρουσιάζει ο εγκέφαλος οφείλεται στην ικανότητα των συνάψεων να μεταβάλλουν την αγωγιμότητα τους. Τα ηλεκτρικά σήματα που εισέρχονται στο σώμα των νευρώνων μέσω των δενδριτών συνδυάζονται και αν το αποτέλεσμα ξεπερνά κάποια τιμή κατωφλίου το σήμα διαδίδεται με τη βοήθεια του άξονα προς άλλους νευρώνες.

Ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου ανθρώπου αποτελείται από περίπου 100 δισεκατομμύρια νευρώνες κάθε ένας από τους οποίους συνδέεται με περίπου 1000 άλλους νευρώνες. Αυτό πραγματοποιείται μέσω του άξονα κάθε νευρώνα στον οποίο καταλήγουν ισάριθμοι δενδρίτες άλλων νευρώνων. Δεδομένου ότι κάθε τέτοια σύνδεση περιλαμβάνει και μία σύναψη, προκύπτει ότι υπάρχουν περίπου 100 τρισεκατομμύρια συνάψεις οι οποίες επηρεάζουν τη λειτουργία του εγκεφάλου. Είναι προφανές ότι κάθε προσπάθεια να αντιγραφεί η δομή και η λειτουργία του εγκεφάλου σε τέτοια κλίμακα είναι αδύνατη. Στην πραγματικότητα, τα μοντέλα τα οποία κατασκευάζονται περιλαμβάνουν μερικές χιλιάδες τεχνητούς νευρώνες, έχουν το πολύ ένα εκατομμύριο τεχνητές συνάψεις και παρουσιάζουν πολύ περιορισμένη λειτουργικότητα.

Αν και ο χρόνος απόκρισης των βιολογικών νευρώνων είναι της τάξης των χιλιοστών του δευτερολέπτου (msec), εντούτοις ο εγκέφαλος είναι σε θέση να λαμβάνει πολύπλοκες αποφάσεις, εκπληκτικά γρήγορα. Κατά μία άποψη, αυτό οφείλεται στο ότι η υπολογιστική ικανότητα του εγκεφάλου και η πληροφορία που περιέχει είναι διαμοιρασμένα σε όλο του τον όγκο. Πρόκειται δηλαδή για ένα παράλληλο και κατανεμημένο υπολογιστικό σύστημα. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι και το κυριότερο κίνητρο πίσω από την επιθυμία να μοντελοποιηθεί ο ανθρώπινος εγκέφαλος με τα τ.ν.δ.

(19.2 - Μοντέλο Τεχνητού Νευρώνα)

Ο τεχνητός νευρώνας (artificial neuron) είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου μπορεί να αντιστοιχιστούν άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Ένας τ.ν. δέχεται κάποια σήματα εισόδου (x1,x2,…, xN) τα οποία σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε τέτοια σήμα εισόδου μεταβάλλεται από μία τιμή βάρους (w(I)) (weight) ο ρόλος της οποίας είναι αντίστοιχος του ρόλου της σύναψης σε βιολογικό νευρώνα. Η τιμή βάρους μπορεί να είναι θετική ή αρνητική, σε αντιστοιχία με την επιταχυντική ή επιβραδυντική λειτουργία της σύναψης.

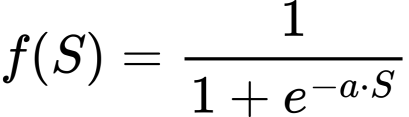
Το σώμα του τεχνητού νευρώνα χωρίζεται σε δύο μέρη, τον αθροιστή (sum) ο οποίος προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου παράγοντας ποσότητα S και τη συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function), ένα είδος φίλτρου το οποίο διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου y, σε συνάρτηση με την ποσότητα S και την τιμή κατωφλιού της συνάρτησης ενεργοποίησης. Διευκρινίζεται ότι η μοναδικότητα της εξόδου του νευρώνα έχει να κάνει με την τιμή εξόδου και όχι με το πόσες γραμμές-έξοδοι υπάρχουν. Μπορεί δηλαδή ένας νευρώνας να έχει πολλές εξόδους, όλες όμως θα έχουν την ίδια τιμή.

Μερικές φορές θεωρούμε ότι, εκτός από τα εισερχόμενα σήματα και τα αντίστοιχα βάρη, ο νευρώνας έχει και κάποιο βάρος w0, το οποίο ονομάζεται πόλωση (bias) ή παράγοντας προδιάθεσης του νευρώνα. Η μόνη διαφορά αυτού του βάρους από τα υπόλοιπα συνίσταται στο ότι επιδρά συνεχώς σε μία τιμή εισόδου x0 = 1. O όρος αυτός δεν θα πρέπει να αποδίδεται στο εσωτερικό του νευρώνα. Πρόκειται για ένα εξωτερικό ερέθισμα το οποίο προστίθεται μαζί με τα υπόλοιπα εισερχόμενα σήμερα. Μερικές φορές χρησιμοποιείται για να καθοριστεί έμμεσα και δυναμικά η θέση της συνάρτησης ενεργοποίησης στο καρτεσιανό επίπεδο x-y. Για παράδειγμα, στις βηματικές συναρτήσεις η τιμή του κατωφλίου μπορεί να τεθεί ίση με μηδέν αντί με κάποια τιμή Τ και ο ρόλος του κατωφλίου να ανατεθεί στο βάρος w0 θέτοντας του την τιμή -Τ. Προκύπτουν έτσι περισσότερο απλοποιημένες μαθηματικές εκφράσεις αλλά με την ίδια λειτουργικότητα.

Ένας νευρώνας με Ν εισόδους ορίζει ένα υπερεπίπεδο στο N-διάστατο χώρο, το οποίο τον διαχωρίζει σε δύο περιοχές. Οι τιμές των βαρών στις εισόδους αυτού του νευρώνα καθορίζουν τη θέση του υπερεπιπέδου στο N-διάστατο χώρο. Χωρίς την πόλωση το υπερεπίπεδο αυτό θα ήταν αναγκασμένο να περνά υποχρεωτικά από την αρχή του χώρου κάτι που σε ορισμένα προβλήματα μπορεί να είναι περιοριστικό. Πολλές φορές για απλοποίηση, η πόλωση παραλείπεται.

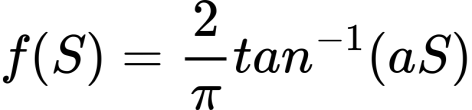
3 τυπικές περιπτώσεις για τη συνάρτηση ενεργοποίησης:

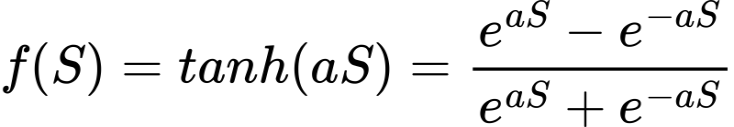
1. Η βηματική συνάρτηση (step function)  
    Δίνει στην έξοδο αποτέλεσμα (συνήθως 1) μόνο αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μεγαλύτερη από μία τιφλή κατωφλίου Τ.
2. Η συνάρτηση προσήμου (sign function) η οποία δίνει στην έξοδο αρνητική ( ή θετική) πληροφορία αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μικρότερη (ή μεγαλύτερη) από μία τιμή κατωφλίου Τ.
3. Η λογιστική συνάρτηση (logistic function) η οποία εκφράζεται από τη γενική σχέση:



Όπου α είναι ένας συντελεστής ρύθμισης της ταχύτητας μετάβασης μεταξύ των δύο ασυμπτωτικών τιμών.

Η λογιστική συνάρτηση ανήκει σε μια οικογένεια συναρτήσεων που ονομάζονται σιγμοειδής (sigmoid) και οι οποίες έχουν τη χαρακτηριστική γραφική παράσταση σχήματος πεπλατυσμένου S με την παράμετρο α να ελέγχει το ρυθμό μετάβασης από μικρές προς μεγάλες τιμές εξόδου. Άλλες τέτοιες συναρτήσεις είναι η αντίστροφη εφαπτομένη (arctan ή wps) kκαι η υπερβολική εφαπτομένη (tanh) οι οποίες χρησιμοποιούνται συνήθως με την παρακάτω μορφή:

 και



Η μεγάλη σημασία των σιγμοειδών συναρτήσεων έγκειται στην ιδιότητα που έχουν, αφενός να είναι συνεχείς και παραγωγίσιμες σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου και αφετέρου να περιορίζουν την έξοδο μεταξύ 0 και 1 (ή -1 και 1). Επιπλέον, η παράγωγος τους έχει σχήμα “καμπάνας” με αποτέλεσμα να λειτουργεί πολύ ικανοποιητικά σα φίλτρο που καταστέλλει τις μεγάλες τιμές ενώ δίνει ικανοποιητική έξοδο για μικρές τιμές εισόδου. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι πολύ χρήσιμα σε μία από τις πιο σημαντικές κατηγορίες τεχνητών νευρωνικών δικτύων.

Το κοινό χαρακτηριστικό των παραπάνω συναρτήσεων είναι η μη-γραμμικότητα, μία απαραίτητη ιδιότητα για τη μοντελοποίηση μη-γραμμικών φαινομένων. Μία γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης θα παρήγαγε πάντα έξοδο ευθέως ανάλογη της εισόδου, κάτι αρκετά περιοριστικό.

Οι τεχνητοί νευρώνες δίνουν τη δυνατότητα υλοποίησης απλών αλγεβρικών συναρτήσεων όπως AND, OR, NOT. Για παράδειγμα, στηνν υλοποίηση του NOT χρησιμοποείται σαν συνάρτηση ενεργοποίησης η βηματική συνάρτηση με κατώφλι Τ = -0.5. Οι τιμές εισόδου μπορεί να είναι 0 (ψευδές) ή 1 (αληθές). Αν η είσοδος του νευρώνα είναι 0 τότε πολλαπλασιαζόμενη με το βάρος w=-1 δίνει S = 0.Η τιμή αυτή ξεπερνά το κατώφλι του -0.5 οπότε στην έξοδο παράγεται 1. Στην περίπτωση που η τιμή εισόδου είναι 1 τότε S = -1, τιμή που βρίσκεται κάτω του κατωφλίου -0.5 με αποτέλεσμα να παράγεται στην έξοδο 0.

(19.3 - ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ)

Τα Τ.Ν.Δ. (artificial neural networks) είναι συστήματα επεξεργασίας δεδομένων που αποτελούνται από ένα πλήθος τεχνητών νευρώνων οργανωμένων σε δομές παρόμοιες με αυτές του ανθρώπινου εγκεφάλου. Συνήθως οι τεχνητοί νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μία σειρά από στρώματα ή επίπεδα (layers). Το πρώτο από αυτά τα επίπεδα ονομάζεται επίπεδο εισόδου (input layer) και χρησιμοποιείται για την εισαγωγή δεδομένων. Τα στοιχεία του δηλαδή δεν είναι ουσιαστικά νευρώνες, γιατί δεν εκτελούν κάποιον υπολογισμό (δεν έχουν βάρη εισόδου, ούτε συνάρτηση ενεργοποίησης). Στη συνέχεια, μπορεί να ακολουθούν προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα ή κρυφά επίπεδα (hidden layers), ενώ στο τέλος υπάρχει το επίπεδο εξόδου (output layer).

Μία διαδεδομένη συντομογραφία για πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα η οποία βασίζεται στη δομή τους είναι η (p, m1, m2, .. , mq, n) όπου p ο αριθμός των εισόδων, q ο αριθμός των κρυφών επιπέδων, mi ο αριθμός νευρώνων του κρυφού επιπέδου I και n ο αριθμός των εξόδων.

Ένα παράδειγμα Τ.Ν.Δ είναι το 3-4-2 το οποίο φαίνεται να έχει 1 επίπεδο εισόδου με 3 εισόδους, 4 κρυφούς νευρώνες και 1 επίπεδο εξόδου με 2 εξόδους.

Οι νευρώνες στα ΤΝΔ μπορεί να είναι πλήρως ή μερικώς συνδεδεμένοι. Πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected) είναι εκείνοι οι οποίοι συνδέονται με όλους τους υπόλοιπους νευρώνες. Σε κάθε άλλη περίπτωση οι νευρώνες είναι μερικώς συνδεδεμένοι (partially connected). Μία συνήθης περίπτωση μερικής διασύνδεσης είναι αυτή στην οποία οι νευρώνες ενός επιπέδου είναι πλήρως διασυνδεδεμένοι με αυτούς του επόμενου επιπέδου. Όταν δεν υπάρχουν συνδέσεις μεταξύ νευρώνων ενός επιπέδου και νευρώνων προηγούμενου επιπέδου (όταν δηλ. η ροή πληροφορίας είναι πρόσθιας κατεύθυνσης) τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με πρόσθια τροφοδότηση (feedforward). Στην αντίθετη περίπτωση, καθώς και στην περίπτωση συνδέσεων μεταξύ νευρώνων ίδιου επιπέδου, τα ΤΝΔ χαρακτηρίζονται ως δίκτυα με ανατροφοδότηση (feedback ή recurrent).

Αν και σε ορισμένες περιπτώσεις τα δίκτυα με ανατροφοδότηση είναι πολύ χρήσιμα, στην πλειοψηφία των εφαρμογών νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιούνταθ δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης.

(19.3.1 - ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΚΛΗΣΗ)

Τα Τ.Ν.Δ. πραγματοποιούν 2 βασικές λειτουργίες, τη μάθηση και την ανάκληση. Μάθηση (learning) είναι η διαδικασία της τροποποίησης της τιμής των βαρών του δικτύου, ώστε δοθέντος συγκεκριμένου διανύσματος εισόδου να παραχθεί συγκεκριμένο διάνυσμα εξόδου. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται επίσης και εκπαίδευση (training) του ΤΝΔ.  
Ανάκληση (recall) είναι η διαδικασία του υπολογισμού ενός διανύσματος εξόδου για συγκεκριμένο διάνυσμα εισόδου και τιμές βαρών.

Ο γενικός τρόπος με τον οποίο γίνεται η τροποποίηση των βαρών ενός ΤΝΔ κατά την εκπαίδευση του, επιτρέπει τη διάκριση τριών ειδών μάθησης στα ΤΝΔ. Στη μάθηση με επίβλεψη (supervised learning) δίνονται στο δίκτυο ζευγάρια διανυσμάτων εισόδου - επιθυμητής εξόδου και αυτό παράγει, με την τρέχουσα κατάσταση βαρών, μία έξοδο που αρχικά διαφέρει από την επιθυμητή. Αυτή η διαφορά ονομάζεται σφάλμα (error) και βάσει αυτής καθώς και ενός αλγορίθμου εκπαίδευσης γίνεται συνήθως η αναπροσαρμογή των βαρών. Τη βαθμολογημένη μάθηση (graded learning) η έξοδος χαρακτηρίζεται ως “καλή” ή “κακή” με βάση μία αρηθμιτική κλίμακα και τα βάρη αναπροσαρμόζονται με βάση αυτό το χαρακτηριστικό. Τέλος, στη μάθηση χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) η απόκριση του δικτύου βασίζεται στην ικανότητα του να αυτο-οργανώνεται με βάση τα διανύσματα εισόδου καθώς δεν υπάρχουν αντίστοιχα διανύσματα εξόδου. Αυτή η εσωτερική οργάνωση γίνεται έτσι ώστε σε συγκεκριμένο σύνολο εισόδων να αντιδρά ισχυρά ένας συγκεκριμένος νευρώνας. Τέτοια σύνολα εισόδων, αντοιστοιχούν σε έννοιες και χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου τα οποία το ΤΝΔ καλείται να μάθει. Στην πράξη, τα δίκτυα αυτής της κατηγορίας καλούνται να μάθουν να κατηγοριοποιούν τα δεδομένα εισόδου.

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

Στα ΤΝΔ όπως και σε άλλες μη γραμμικές μεθόδους πρόβλεψης, μπορεί να εμφανιστούν φαινόμενα υποπροσαρμογής ή ατελούς μάθησης (underfitting) ή υπερπροσαρμογής (overfitting). Ένα ΤΝΔ που δεν είναι αρκετά περίπλοκο μπορεί να αποτύχει να μοντελοποιήσει επιτυχώς τα δεδομένα εκπαίδευσης οδηγώντας σε ατελή μάθηση. Αντίθετα, ένα πολύπλοκο ΤΝΔ ενδέχεται να μοντελοποιήσει υπερβολικά τα δεδομένα εκπαίδευσης καθώς και το θόρυβο που πιθανώς υπάρχει σε αυτά, με αποτέλεσμα να τα απομνημονεύσει. Στην περίπτωση αυτή το δίκτυο δίνει σωστή πρόβλεψη για τα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά παράγει τελείως λανθασμένες προβλέψεις για άλλα δεδομένα εισόδου. Φαινόμενα υπερπροσαρμογής ενδέχεται να εμφανιστούν σε ΤΝΔ πολλών επιπέδων, ακόμη και αν τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν περιέχουν θόρυβο.

Ο καλύτερος τρόπος περιορισμού των παραπάνω ακραίων καταστάσεων είναι η χρήση ικανοποιητικού αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης. Για ΤΝΔ με κρυφά επίπεδα που χρησιμοποιούνται σε προβλήματα κατηγοριοποίησης (classfication) με δεδομένα εκπαίδευσης που περιέχουν θόρυβο, καλό είναι να υπάρχουν τουλάχιστον 30 φορές περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης από τον αριθμό των βαρών του δικτύου. Αν τα δεδομένα εκπαίδευσης δεν περιέχουν θόρυβο, ο παραπάνω αριθμός μπορεί να περιοριστεί σε τουλάχιστον 5 φορές. Προφανώς η μείωση του αριθμού των βαρών του δικτύου ώστε να εξασφαλιστούν οι παραπάνω αναλογίες λόγω έλλειψης ικανοποιητικού αριθμού δεδομένων εκπαίδευσης, δεν αποτελεί λύση. Όλα τα παραπάνω βέβαια, αποτελούν εμπειρικές εκτιμήσεις και συνήθως απαιτείται εκτενής πειραματισμός.

Ο συνηθέστερος τρόπος χρήσης των δεδομένων εκπαίδευσης είναι σε κύκλους εκπαίδευσης. Στη διάρκεια κάθε κύκλου το δίκτυο δέχεται ως είσοδο, ένα-ένα, όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης, αθροίζει τη μεταβολή στην τιμή των βαρών που προκύπτει από κάθε διάνυσμα και αναπροσαρμόζει τα βάρη στο τέλος κάθε κύκλου, χρησιμοποιώντας τη συσσωρευμένη (accumulated) μεταβολή. Η μέθοδος αυτή είναι γνωστή και με το όνομα μάθηση δέσμης (batch learning). Εναλλακτικά, η αναπροσαρμογή των βαρών μπορεί να γίνεται μετά τη χρήση ενός από τα διανύσματα εκπαίδευσης, οπότε μιλάμε για επαυξητική μάθηση (incremental learning). Οι κύκλοι εκπαίδευσης ονομάζονται και εποχές (epochs) αν και ο όρος αυτός είναι περισσότερο συνδεδεμένος με τη μάθηση δέσμης, η οποία να σημειωθεί ότι δίνει γρηγορότερα αποτέλεσμα, αλλά έχει μεγαλύτερες απαιτήσεις μνήμης. Τέλος, δε λείπουν και περιπτώσεις που χρησιμοποιείται συνδυασμός των δύο παραπάνω μεθόδων.

Ανεξάρτητα από τον τρόπο που πραγματοποιείται, η εκπαίδευση συνήθως τερματίζεται όταν το κριτήριο ελέγχου της ποιότητας του δικτύου φτάσει σε κάποια επιθυμητή τιμή. Ως τέτοιο κριτήριο χρησιμοποιείται συνήθως το μέσο σφάλμα ή η μεταβολή του μέσου σφάλματος του συνόλου εκπαίδευσης, που και στις 2 περιπτώσεις πρέπει να περιοριστεί σε κάποια χαμηλή τιμή. Αν αυτό δεν καταστεί εφικτό, η εκπαίδευση μπορεί να τερματιστεί μετά από προεπιλεγμένο αριθμό κύκλων.

Ένα άλλο σημαντικό ζήτημα που σχετίζεται με την εκπαίδευση των ΤΝΔ είνια η κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου καθώς και η κωδικοποίηση στα δεδομένα εισόδου και εξόδου, που ενδεχομένων πρέπει να γίνουν. Η κανονικοποίηση στα δεδομένα εισόδου σχετίζεται κυρίως με τον τρόπο που αυτά θα συνδυαστούν στη συνέχεια από τον αλγόριθμο εκπαίδευσης και επηρεάζει την ταχύτητα εκπαίδευσης αλλά και την ποιότητα της. Οι δύο πιο διαδεδομένοι μετασχηματισμοί για κανονικοποίηση των δεδομένων εισόδου δημιουργούν δεδομένα με μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1, ή με εύρος τιμών 2 και κεντρική τιμή 0. (δηλ. Ελάχιστο -1 και μέγιστο 1).

Η κανονικοποίηση γίνεται όχι μόνο στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά και στα δεδομένα επικύρωσης (validation data) και εφαρμογής. Οι παράμετροι όμως της κανονικοποίησης προκύπτουν αυστηρά από τα δεδομένα εκπαίδευσης λαο χρησιμοποιούνται στη συνέχεια για την κανονικοποίηση των δεδομένων ελέγχου και εφαρμογής. Γενικά, η κανονικοποίηση πρέπει να γίνεται με προσοχή, καθώς ενδέχεται να οδηγεί σε απώλεια πληροφορίας που μπορεί να αποβεί καταστροφική για την εκπαίδευση.

Η κωδικοποίηση των δεδομένων εισόδου και εξόδου σχετίζεται περισσότερο με την τοπολογία των επιπέδων εισόδου-εξόδου του δικτύου.

(19.3.2 - Βασικές Ιδότητες των Νευρωνικών Δικτύων)

Υπάρχουν 4 ιδιότητες που είναι άρηκτα συνδεδεμένες με τα ΤΝΔ.

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

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

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

Τα ΤΝΔ, όπως και τα βιολογικά, έχουν μεγάλη ανοχή σε δομικά σφάλματα. Αυτό σημαίνει ότι η κακή λειτουργία ή η καταστροφή ενός νευρώνα ή κάποιων συνδέσεων δεν είναι ικανή να διαταράξει σημαντικά τη λειτουργία τους καθώς, όπως αναφέρθηκε, η πληροφορία που εσωκλείουν δεν είναι εντοπισμένη σε συγκεκριμένο σημείο αλλά διάχυτη σε όλο το δίκτυο. Γενικά, το μέγεθος του σφάλματος λόγω “δομικών αστοχιών” είναι ανάλογο του ποσοστού των κατεσταμμένων συνδέσεων.

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

Οι τελευταίες δύο ιδιότητες κάνουν τα ΤΝΔ ιδανικά για χρήση σε αυτοματισμούς που θα λειτουργήσουν σε αντίξοες συνθήκες όπως για παράδειγμα σε διαστημικές αποστολές, σε χώρους με ραδιενέργεια και σε πεδία μάχης.

(19.4 - ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΠΡΟΣΘΙΑΣ ΤΡΟΦΟΔΟΤΗΣΗΣ)

Τα ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward) είναι η πιο απλή μορφή νευρωνικών δικτύων και το όνομα τους οφείλεται στο ότι η ροή της πληροφορίας μέσα στο δίκτυο είναι μονής κατεύθυνσης. Σε αυτά υπάρχει ένα επίπεδο εισόδου, ένα επίπεδο εξόδου και προαιρετικά, ένα ή περισσότερα ενδιάμεσα, κρυφά επίπεδα.

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

Το δεύτερο θέμα αφορά στην τοπολογία του δικτύου, δηλαδή το πόσα κρυφά επίπεδα θα έχει το δίκτυο, από πόσους νευρώνες θα αποτελείται το κάθε επίπεδο καθώς και πως θα συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους. Δεν υπάρχει κανόνας για τον προσδιορισμό αυτών των μεγεθών. Για τον προσδιορισμό του αριθμού των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου το πρόβλημα είναι σχετικά ευκολότερο καθώς τα δεδομένα του προβλήματος μπορούν να βοηθήσουν. Εάν λόγου χάρη πρέπει να αναγνωριστούν τα ψηφία 0 ως 9 σε γραπτή απεικόνιση και η αναπαράσταση τους γίνει με μήτρα 6x4 εικονοστοιχίων (pixels), τότε χρειάζονται 6x4=24 νευρώνες εισόδου, με δυνατές τιμές εισόδου 0 και 1. Αν χρησιμοποιηθεί κωδικοποίηση 4 bit για τα δέκα ψηφία 0 εως 9, τότε χρειάζονται 4 νευρώνες στο επίπεδο εξόδου. Εναλλακτικά, μπορεί να χρησιμοποιηθούν 10 νευρώνες στο επίπεδο εξόδου και να κωδικοποιηθεί για παράδειγμα το ψηφίο 1 με το διάνυσμα εξόδου (1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0), το ψηφίο 2 με το διάνυσμα εξόδου (0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0), κοκ. Τέτοιου είδους προσεγγίσεις, η αντιστοίχιση δηλ. Μιας κατηγορίας σε έναν νευρώνα εξόδου, είναι περισσότερο δημοφιλείς όταν ο αριθμός των κατηγοριών είναι γνωστός.

Πρέπει να τονιστεί εδώ ότι η χρήση ενός μόνο νευρώνα εξόδου για αντιμετώπιση προβλημάτων κατηγοριοποίησης στα οποία οι κατηγορίες δεν έχουν κάποια σειρά (unordered categories) πρέπει να αποφεύγεται, καθώς μπορεί να προκύψουν τελείως λανθασμένα αποτελέσματα.

Υποδείξεις σαν τις παραπάνω, δεν υπάρχουν όμως για τα κρυφά επίπεδα. Ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα σχετίζεται με πολύπλοκο τρόπο με παραμέτρους όπως τον αριθμό των νευρώνων στα επίπεδα εισόδου και εξόδου, τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης και την ύπαρχη ή όχι θορύβου σε αυτά, την πολυπλοκότητα της συνάρτησης ή της κατηγοριοποίησης που καλείται να μάθει το ΤΝΔ, τις συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιούνται, τον αλγόριθμο εκπαίδευσης και άλλες.

Ευτυχώς, ανάλογα με το πρόβλημα, υπάρχουν εμπειρικοί κανόνες που βάζουν κάποια όρια στην αρχιτεκτονική του δικτύου που θα χρησιμοποιηθεί. Για παράδειγμα, ο αριθμός των νευρώνων στα κρυφά επίπεδα σε προβλήματα κατηγοριοποίησης είναι καλό να είναι μικρότερος από τον αριθμό των διανυσμάτων εκπαίδευσης ώστε να αποφευχθούν φαινόμενα απομνημόνευσης, η αποκλειστική συσχέτιση δηλαδή ενός κρυφού νευρώνα με ένα διάνυσμα εκπαίδευσης. Γενικά, αποτελεί κοινή παραδοχή ότι απαιτούνται αρκετές δοκιμές και πειραματισμοί μέχρις ότου βρεθεί μία καλή δομή δικτύου για δεδομένο πρόβλημα.

Κανόνας δεν υπάρχει επίσης για την συνδεσμολογία μεταξύ των νευρώνων, αν και η μέθοδος εκπαίδευσης θέτει περιορισμούς σε αυτή. Στην πράξη, ααρκετά συνηθισμένη είναι η περίπτωση όπου κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Είναι προφανές ότι ο αριθμός των συνδέσεων μπορεί να είναι αρκετά μεγάλος, με την ακραία περίπτωση του μέγιστου αριθμού συνδέσεων για δίκτυο N νευρώνων να φτάνειτ τις N(N - 1) συνδέσεις με κατεύθυνση (ή N(N-1)/2 αν αγνοηθεί η κατεύθυνση των συνδέσεων)

Perceptron -> Η πιο απλή μορφή δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης.

Δύο άλλοι γνωστοί αλγόριθμοι εκπαίδευσης ΤΝΔ είναι ο κανόνας Δέλτα για δίκτυα χωρίς κρυφά επίπεδα και η ανάστροφη μετάδοση λάθος για ΤΝΔ με κρυφά επίπεδα.

(19.4.1 - Perceptron)

Τo perceptron είναι μια απλή τοπολογία δικτύου πρόσθιας τροφοδότησης χωρίς κρυφά επίπεδα και αποτελεί ιστορικά μια πρώτη προσέγγιση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Προτάθηκε το 1958 από τον Resenblatt ως ένας μηχανισμός που μπορεί να εκπαιδευτεί στην κατηγοριοποίηση προτύπων και σε διάφορες παραλλαγές, πιο απλές ή πιο σύνθετες, εξακολουθεί να υφίσταται ως σήμερα.

Η πιο απλή μορφή Perceptron είναι το στοιχειώδες perceptron (elementary perceptron), το οποίο περιλαμβάνει έναν και μοναδικό τεχνητό νευρώνα, ο οποίος χρησιμοποιεί ως συνάρτηση ενεργοποίησης τη βηματική συνάρτηση. Η μάθηση στο στοιχειώδες perceptron είναι καθοδηγούμενη από το σφάλμα (error driven) και συνίσταται στον υπολογισμό κατάλληλων τιμών βαρών wps έτσι ώστε δεδομένου ενός δυαδικού διανύσματος εισόδου (που αποτελείται δηλ. από 0 και 1) να παραχθεί η επιθυμητή έξοδος t. Πρόκειται δηλ. Για μία απλή μορφή μάθησης με επίβλεψη. Οι αρχικές τιμές για τα βάρη ορίζονται τυχαία, συνήθως στο διάστημα 0 μέχρι 1, ενώ ο αλγόριθμος μεταβολής των βαρών (αλγόριθμος μάθησης perceptron) έχει ως εξής:



Στον παραπάνω γενικό αλγόριθμο, η ποσότητα d που ονομάζεται ρυθμός μάθησης (learning rate), έχει συνήθως τιμή μεταξύ 0 και 1 και καθορίζει τον ρυθμό μεταβολής των βαρών ο οποίος μάλιστα λαμβάνει χώρα μόνο όταν η υπολογιζόμενη έξοδος y είναι διαφορετική απο την επιθυμητή έξοδο t. Είναι φανερό ότι μόνο βάρη που επιδρούν σε σήμα εισόδου διάφορο του μηδενός θα υποστούν μεταβολή (εκπαίδευση), καθώς διαφορετικά θα είναι x=0 άρα και Dw = 0. Να σημειωθεί ότι η σχέση μεταβολής των βαρών, στη γενική της μορφή, ισχύει και για την περίπτωση που οι τιμές εισόδου/εξόδου δεν είναι δυαδικές (0 ή 1) αλλά διπολικές (-1 ή 1).

Αποδεικνύεται ότι έαν υπάρχει ένα διάνυσμα βαρών wpsπου παράγει την επιθυμητή έξοδο για όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης, τότε ξεκινώντας από ένα τυχαίο διάνυσμα βαρών wpsκαι μετά από πεπερασμένο αριθμό βημάτων, ο αλγόριθμος perceptron θα συγκλίνει σε κάποιο διάνυσμα βαρών wps , όχι απαραίτητα το wpsτο οποίο επίσης θα παράγει την επιθυμητή έξοδο για όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης. Με άλλα λόγια, ο αλγόριθμος συγκλίνει για κάθε πρόβλημα που μπορεί να αναπαρασταθεί με perceptron. Η χαρακτηριστική ιδιότητα αυτής της κατηγορίας προβλημάτων ονομάζεται γραμμική διαχωρισιμότητα.

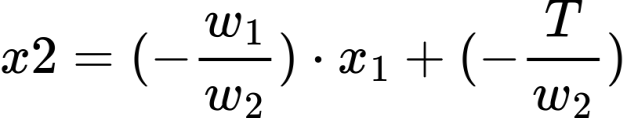
Με βάση το στοιχειώδες perceptron, είναι δυνατό να αναπτυχθούν περισσότερο προχωρημένα μοντέλα perceptron που αναγκαστικά θα περιέχουν περισσότερους από ένα νευρώνες. Ο μηχανισμός λειτουργίας τους όμως παραμένει ίδιος με αυτόν του στειχειώδους perceptron.

ΓΡΑΜΜΙΚΗ ΔΙΑΧΩΡΙΣΙΜΟΤΗΤΑ

Ένα perceptron με n γραμμές εισόδου που χρησιμοποιεί ως συνάρτηση κατωφλίου τη βηματική συνάρτηση, μπορεί να θεωρηθεί ότι αναπαριστά ένα υπερεπίπεδο n-1 διαστάσεων που διαχωρίζει τα διανύσματα εισόδου σε 2 ομάδες, τοποθετώντας από τη μία μεριά όσα παράγουν έξοδο 1 και από την άλλη όσα παράγουν έξοδο 0. Προβλήματα των οποίων οι τιμές οι τιμές εισόδου-εξόδου υπόκεινται σε αυτόν τον κανόνα ονομάζονται γραμμικών διαχωρίσιμα (linearly separable) και αποδεικνύεται ότι μπορούν να μοντελοποιηθούν με τη χρήση perceptron. Δηλαδή, μετά από πεπερασμένο χρόνο εκπαίδευσης και εφόσον η συνάρτηση που συνδέει την είσοδο με την έξοδο είναι γραμμικώς διαχωρίσιμη, επέρχεται σύγκλιση του perceptron.

Η συνάρτηση AND η οποία μπορεί να μοντελοποιηθεί με perceptron . (Σχήμα)  
Η ευθεία ε, αντιστοιχεί στην εξίσωση:

wps ή αλλιώς



Όπου Τ η τιμή κατωφλίου της συνάρτησης ενεργοποίησης χωρίζει τα ζευγάρια εισόδου-εξόδου σε ύο περιοχές. Πάνω και δεξιά της ε βρίσκονται αυτά που έχουν έξοδο 1 και κάτω-αριστερά αυτά που έχουν έξοδο 0. Η εκπαίδευση στο perceptron αποσκοπεί στο να προσδιοριστεί επακριβώς η παραπάνω εξίσωση. Εκτός από την AND, το perceptron είναι σε θέση να μοντελοποιήσει και άλλες στοιχειώδεις λογικές πύλες όπως τις OR και NOT.

Προφανώς, υπάρχουν και προβλήματα στα οποία τα ζευγάρια εισόδου-εξόδου δεν είναι γραμμικών διαχωρίσιμα. Τέτοια προβλήματα δεν είναι δυνατό να μοντελοποιηθούν με perceptron και απαιτούν τη χρήση ΤΝΔ με ενιάμεσα, κρυφά επίπεδα. Κλασσικό παράδειγμα τέτοιας συνάρτησης είναι η XOR, με μη-γραμμικό χαρακτήρα.

Στις περιπτώσεις AND, NOT, και OR υπήρχαν 2 είσοδοι (n = 2) οπότε ο διαχωρισμός γινόταν από μια ευθεία γραμμή που αποτελεί μονοδιάστατη επιφάνεια. Αν ένα πρόβλημα έχει τρεις εισόδους τότε ο διαχωρισμός θα γινόταν από ένα επίπεδο που θα χώριζε τον τρισδιάστατο χώρο κοκ. Δυστυχώς δεν υπάρχει κάποιος απλός τρόπος για να ξέρουμε εκ των προτέρων εάν η συνάρτηση που προσπαθούμε να μοντελοποιήσουμε είναι γραμμικώς διαχωρίσιμη, ειδικά όταν ο αριθμός των μεταβλητών είναι μεγάλος. Για παράδειγμα, ένας νευρώνας με n δυαδικές εισόδους μπορεί να έχει C:/Users/Evita/AppData/Local/Temp/wps.GotIMLwps διαφορετικά διανύσματα εισόδου (συνδυασμούς 0 και 1) και αν θεωρήσουμε και 2 διαφορετικές εξόδους (0 και 1), τότε προκύπτει ότι υπάρχουν wps διαφορετικές συναρτήσεις n μεταβλητών. Άρα γίνεται φανερό ότι η πιθανότητα να είναι μία συνάρτηση γραμμικώς διαχωρίσιμη είναι πολύ μικρή. Προφανώς, το ίδιο ισχύει και όταν οι είσοδοι ενός ΤΝΔ δεν είναι δυαδικές τιμές.

Η αδυναμία του perceptron να λύσει ακόμη και απλά αλλά μη-γραμμικώς διαχωρίσιμα προβλήματα είναι σοβαρό μειονέκτημα καθώς τα περισσότερα προβλήματα κάθε φύσης, τεχνικά και μη, δεν είναι γραμμικώς διαχωρίσιμα. Για την αντιμετώπιση τέτοιων προβλημάτων προτάθηκαν πιο πολύπλοκα δίκτυα νευρώνων που όχι μόνο συμπεριλάμβαναν περισσότερους νευρώνες, αλλά τους οργάνωναν και σε επίπεδα. Τέτοιες τοπολογίες ΤΝΔ παρέχουν καλύτερη διαχωρισιμότητα. Για παράδειγμα, το μοντέλο των δύο επιπέδων μπορέι να διαχωρίσει σημεία που περιλαμβάνονται σε ανοιχτές ή κλειστές κυρτές περιοχές. Στις 2 διαστάσεις, μία επίπεδη περιοχή είναι κυρτή αν δύο οποιαδήποτε σημεία της μπορεί να ενωθούν με μία ευθεία γραμμή η οποία ανήκει εξ ολοκλήρου στην περιοχή αυτή. ΤΝΔ με περισσότερα των 2 επιπέδων οργάνωσης μπορούν να διαχωρίσουν/οριοθετήσουν και μη-κυρτές περιοχές.

(19.7 - ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ)

Τα ΤΝΔ ειναι ιδιατερα δημοφιλή σε προβλήματα που περιέχουν μη-προβλέψιμες λειτουργίες και τα οποία δεν είναι πλήρως κατανοητά. Τέτοιου είδους προβλήματα υπάρχουν σε πολλές ανθρώπινες δραστηριότητες που σχετίζονται με κατηγοροποίηση (classification), αναγνώριση (recognition/identification), αποτίμηση (assessment), και πρόβλεψη (forecasting/prediction). Πιο συγκεκριμένα:  
  
- Εφαρμογές κατηγοριοποίησης

1. Ιατρικός τομέας: Κατηγοριοποίηση ιατρικών εικόνων που προέρχονται από εξετάσεις υπερήχων, ηλεκτροκαρδιογραφήματα, τεστ Παπανικολάου κτλ. Τα ΤΝΔ καλούνται να κάνουν μία πρώτη διάγνωση, επιταχύνοντας σημαντικά τη χρονοβόρα διαδικασία ελέγχου των δεδομένων ιατρικών εξετάσεων από τους ιατρούς. Οι περιπτώσεις που κρίνονται ως ύποπτες, εξετάζονται στη συνέχεια από ιατρούς.
2. Τομέας άμυνας: Κατηγοριοποίηση εικόνων προερχόμενων από συσκευές όπως radar, sonar κτλ
3. Γεωργία: Έλεγχος καλλιεργειών σε συνδυασμό με δορυφορικά συστήματα τηλε-επισκόπησης.
4. Οικονομία/Επιχειρήσεις: Κατηγοριοποίηση πελατών με βάση τις αγοραστικές τους συνήθειες.

- Αναγνώριση

1. Τραπεζικός τομέας: Γνησιότητα υπογραφής και τραπεζογραμματίων.
2. Πληροφορική και Τηλεπικοινωνίες: Αναγνώριση ήχου, εικόνας και γραπτού κειμένου (χειρόγραφου ή τυπομένου). Οι εφαρμογές οπτικής αναγνώρισης χαρακτήρων (oprical character recognition - OCR) είναι από τις πιο διάσιμες εφαρμογές ΤΝΔ.

-Αποτίμηση:

1. Τομέας άμυνας: Παρακολούθηση στόχων
2. Ασφάλεια: εντοπισμός κίνησης (motion detection), ταύτιση δακτυλικών αποτυπωμάτων, ανάλυση εικόνας σε συστήματα επιτήρησης.
3. Μηχανολογία: Παρακολούθηση, επιθεώρηση και έλεγχος προιόντων.

- Πρόβλεψη:

1. Οικονομία/επιχειρήσεις: Πρόβλεψη ισοτιμίας νομισμάτων και τιμών μετοχών (συνήθως βραχυπρόθεμη), πρόβλεψη πωλήσεων, κτλ.
2. Γεωργία: Πρόβλεψη παραγωγής, κυρίως με χρήση δορυφορικών εικόνων.
3. Μετεωρολογία: Πρόβλεψη καιρού.

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

Πρέπει να τονιστεί ότι αν και ένα εκπαιδευόμενο ΤΝΔ μπορέι να αναγνωρίσει δεδομένα τα οποία δεν έχει δει ποτέ του, αυτό δεν συμβαίνει στην περίπτωση που τα δεδομένα δεν ανήκουν στην ίδια κατηγορία προβλημάτων για την οποία έχει εκπαιδευτεί. Δεν υπάρχουν ΤΝΔ γενικού σκοπού τα οποία μπορούν να αντιμετωπίζουν διάφορα ετερογενή προβλήματα. Υπάρχουν όμως προγραμματιστικά περιβάλλοντα τα οποία επιτρέπουν τη δόμηση ΤΝΔ για διάφορους σκοπούς. Αυτό είναι πολύ σημαντικό καθώς η απάντηση στο ερώτημα “ποιο είδος ΤΝΔ είναι κατάλληλο για δεδομένο πρόβλημα” δεν είναι ούτε εύκολη, ούτε μοναδική. Συνήθως κάθε πρόβλημα είναι ειδική περίπτωση και η αντιμετώπιση του με ΤΝΔ απαιτεί μελέτη και πειραματισμό.

Βιβλιογραφία για δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης:

1. [Bishop, 1995]
2. [Ripley, 1996]
3. [Reed & Marks, 1999]
4. [Tsoukalas & Uhrig, 1997]