

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΑΠΟ ΑΠΟΣΤΑΣΗ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ : *ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ*
ΣΠΟΥΔΩΝ
ΘΕΜΑΤΙΚΗ : *ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ*
ΕΝΟΤΗΤΑ P-INF-003 : *ΓΕΝΕΤΙΚΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ*

ΕΚΠΑΙΔΕΥΤΙΚΟ ΥΛΙΚΟ

ΔΕΥΤΕΡΟ ΚΕΦΑΛΑΙΟ

ΣΥΓΓΡΑΦΕΙΣ : **Σ. ΛΥΚΟΘΑΝΑΣΗΣ**
ΕΠ. ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΗΧ/ΚΩΝ Η/Υ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΥ ΠΑΤΡΩΝ

Ε. ΓΕΩΡΓΟΠΟΥΛΟΣ
ΜΗΧΑΝΙΚΟΣ Η/Υ ΚΑΙ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

- ΠΑΤΡΑ 1999 -

1. ΔΥΝΑΤΟΤΗΤΕΣ ΚΑΙ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΚΑΙ ΓΕΝΕΤΙΚΩΝ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ

Σκοπός

Στο πρώτο κεφάλαιο, έγινε πρώτα μία σύντομη αναφορά στις τεχνολογίες της Τεχνητής Νοημοσύνης (Τ.Ν.) και ακολούθησε σύντομη εισαγωγή στα Νευρωνικά Δίκτυα (Ν.Δ.) και στους Γενετικούς Αλγορίθμους (Γ.Α.). Στόχος αυτού του κεφαλαίου ήταν η σύνδεση των Ν.Δ. και των Γ.Α. με την Τ.Ν. από την οποία προήλθαν.

Σε αυτό το κεφάλαιο θα ασχοληθούμε με την εξέλιξη των Ν.Δ. και τις γνωστές αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιούνται. Πρώτα θα γίνει μια σύντομη ιστορική αναδρομή και θα ακολουθήσει η παρουσίαση του μαθηματικού μοντέλου του τεχνητού νευρώνα. Στη συνέχεια θα παρουσιαστούν οι διάφορες κατηγορίες νευρωνικών δικτύων σε σχέση με την αρχιτεκτονική τους και τη λειτουργία που εκτελούν.

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να παρέχει όλη την απαραίτητη πληροφορία, έτσι ώστε ο αναγνώστης να είναι έτοιμος για τη μελέτη των αλγορίθμων εκπαίδευσης των Νευρωνικών Δικτύων.

Προσδοκώμενα Αποτελέσματα:

Όταν θα έχετε τελειώσει τη μελέτη αυτού του κεφαλαίου, θα μπορείτε να:

- κάνετε μια σύντομη ιστορική αναδρομή της εξέλιξης των Ν.Δ.,
- δώσετε το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα,
- να παρουσιάσετε τις βασικές αρχιτεκτονικές των Ν.Δ.

Έννοιες Κλειδιά:

- μοντέλο τεχνητού νευρώνα
- συνάρτηση ενεργοποίησης
- αρχιτεκτονική Ν.Δ.
- δίκτυα ενός επιπέδου

- δίκτυα πολλών επιπέδων
- αναδρομικά δίκτυα
- δίκτυα Hopfield

Εισαγωγικές Παρατηρήσεις:

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει τα Νευρωνικά Δίκτυα (Ν.Δ.) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή. Έχουν την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων. Αυτές οι ιδέες αν και ήταν γνωστές από την αρχή του αιώνα, άρχισαν να υλοποιούνται στα μέσα της δεκαετίας του 1940, όταν πρωτοπαρουσιάστηκε το μαθηματικό μοντέλο του νευρώνα το οποίο εξομοίωνε την λειτουργία του βιολογικού νευρώνα. Στη συνέχεια με την εμφάνιση των πρώτων υπολογιστών έγινε η πρώτη προσπάθεια υλοποίησής τους. Μεγάλη ώθηση της εφαρμογής τους έδωσε η εμφάνιση των ψηφιακών υπολογιστών. Τότε άρχισε η ευρεία υλοποίησή τους, τόσο με λογισμικό όσο και με υλικό. Έτσι, τα απλά δίκτυα ενός επιπέδου εξελίχθηκαν σε δίκτυα πολλών επιπέδων. Παράλληλα παρουσιάστηκε στην διεθνή βιβλιογραφία μια μεγάλη ποικιλία αλγορίθμων εκπαίδευσης και εφαρμογών τους στην επίλυση πρακτικών προβλημάτων.

2.1 Ιστορική αναδρομή

Η μοντέρνα περίοδος των νευρωνικών δικτύων λέγεται [1] ότι άρχισε με την πρωτοποριακή δουλειά των *McCulloch και Pitts (1943)*. Ο πρώτος ήταν ψυχίατρος και ο δεύτερος μεγαλοφυής μαθηματικός. Σύμφωνα με τον Rall (1990) η κλασσική εργασία των McCulloch και Pitts έγινε μέσα σε μια κοινωνία που ασχολούνταν με τους νευρώνες στο πανεπιστήμιο του Σικάγο, για πάνω από 5 χρόνια. Αυτή η εργασία περιέγραφε το *λογικό λογισμό των νευρωνικών δικτύων*. Είναι αξιοσημείωτο το ότι ο von Neumann χρησιμοποίησε ιδεατά στοιχεία καθυστέρησης τα οποία είχαν υπολογιστεί από τα ιδεατά στοιχεία νευρώνων των McCulloch και Pitts, για την κατασκευή του EDVAC (Electronic Discrete Variable Automatic Computer), ο οποίος κατάληξε στον ENIAC, τον πρώτο γενικού σκοπού υπολογιστή.

Η επόμενη μεγάλη ανάπτυξη πάνω στα νευρωνικά δίκτυα, ήρθε το 1949 με την

έκδοση του βιβλίου του Hebb με τίτλο “The Organization of Behavior”, στο οποίο έγινε για πρώτη φορά μια ιδιαίτερη δήλωση ενός *φυσιολογικού κανόνα μάθησης για συναπτικές τροποποιήσεις*. Πιο συγκεκριμένα ο Hebb πρότεινε ότι *η συνδετικότητα του εγκεφάλου συνεχώς αλλάζει καθώς ο οργανισμός μαθαίνει διάφορες εργασίες, και ότι οι νευρωνικοί συγκεντρωτές δημιουργούνται από τέτοιες αλλαγές*. Επίσης πρότεινε το διάσημο *αίτημα μάθησης* σύμφωνα με το οποίο *η αποτελεσματικότητα μιας σύναψης μεταβλητής ανάμεσα σε δύο νευρώνες αυξάνεται από την επαναλαμβανόμενη ενεργοποίηση του ενός νευρώνα από τον άλλο κατά μήκος της σύναψης*.

Η αναφορά των Rochester , Holland , Habit και Duda (1956) είναι ίσως η πρώτη προσπάθεια για *χρήση υπολογιστή που χρησιμοποιεί την εξομοίωση* , για να ελεγχθεί μια καλά σχηματισμένη νευρωνική θεωρία βασισμένη στο αίτημα μάθησης του Hebb. Η εξομοίωση έδειξε ότι χρειαζόταν να προστεθεί παρεμπόδιση ώστε η θεωρία να δουλέψει πραγματικά. Τον ίδιο χρόνο ο Uttley παρουσίασε την αποκαλούμενη “διαρρέουσα ολοκλήρωση” ή “νευρώνας φωτιάς” που αργότερα αναλύθηκε από τον Caianiello.

Το 1952 εκδόθηκε το βιβλίο του Ashby με τίτλο “Design for a brain: The Origin of Adaptive Behavior”, το οποίο ασχολήθηκε με την *βασική έννοια ότι η προσαρμοζόμενη συμπεριφορά δεν είναι έμφυτη αλλά μαθαίνεται*. Το 1954 ο Minsky έγραψε τη διδακτορική του διατριβή με τίτλο “Theory of Neural-Analog Reinforcement Systems and Its Application to the Brain-Model Problem” και το 1961 ο ίδιος έγραψε μια εργασία με τίτλο “Steps Toward Artificial Intelligence”. Επίσης το 1954 η ιδέα των *μη γραμμικών προσαρμοζόμενων φίλτρων* προτάθηκε από τον Gabor (πρωτοπόρος της θεωρίας επικοινωνιών και εφευρέτης του *ολογραφήματος*), ο οποίος υλοποίησε μια τέτοια μηχανή στην οποία η μάθηση επιτυγχανόταν με τροφοδότηση δειγμάτων στοχαστικών διαδικασιών στη μηχανή, μαζί με τη συνάρτηση-στόχο, την οποία ήταν αναμενόμενο να παράγει η μηχανή.

Ένα θέμα ιδιαίτερου ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα είναι αυτό της *σχεδίασης ενός αξιόπιστου δικτύου με νευρώνες που μπορούν να θεωρηθούν σαν μη αξιόπιστα στοιχεία*. Αυτό το σημαντικό πρόβλημα λύθηκε από τον von Neumann (1956) χρησιμοποιώντας την ιδέα του πλεονασμού. 15 χρόνια μετά την έκδοση της εργασίας των McCulloch και Pitts, μια νέα προσέγγιση πάνω στο πρόβλημα της αναγνώρισης προτύπων έγινε από τον Rosenblatt (1958) στην εργασία του πάνω στο αισθητήριο (perceptron). Το ιδιαίτερο επίτευγμα του ήταν το αποκαλούμενο *θεώρημα*

σύγκλισης αισθητηρίου (perceptron convergence theorem). Το 1960 οι Widrow και Hoff πρότειναν τον *αλγόριθμο ελάχιστου μέσου τετραγώνου* (least mean-square-LMS) και τον χρησιμοποίησαν για να σχηματίσουν το *Adaline (adaptive linear element)*. Η διαφορά ανάμεσα στο αισθητήριο και στο Adaline βρίσκεται στον τρόπο μάθησης. Ένα από τα από τα πρόσφατα εκπαιδευσιμα νευρωνικά δίκτυα με πολλαπλά στοιχεία είναι η δομή Madaline (Widrow). Κατά την διάρκεια της κλασσικής περιόδου του perceptron ('60) πιστευόταν ότι τα νευρωνικά δίκτυα μπορούσαν να κάνουν τα πάντα. Αλλά τότε εκδόθηκε το βιβλίο των Minsky και Papert που με τη βοήθεια των μαθηματικών απέδειξε ότι υπάρχουν όρια πάνω στο τι μπορεί να υπολογιστεί από τα αισθητήρια. Ένα σημαντικό πρόβλημα πάνω στη σχεδίαση ενός πολυεπίπεδου αισθητηρίου είναι το *πρόβλημα της ανάθεσης εμπιστοσύνης* (credit assignment problem), το οποίο βρήκε την λύση του μόλις την δεκαετία του 1980.

Κατά την δεκαετία του '70 λόγω των προβλημάτων εγκαταλείφτηκε το ενδιαφέρον πάνω στα νευρωνικά δίκτυα. Μια σημαντική ενέργεια την δεκαετία αυτή ήταν οι *χάρτες αυτοοργάνωσης με ανταγωνιστική μάθηση*.

Το 1980 έγιναν πολλές εργασίες πάνω στην θεωρία αλλά και στον σχεδιασμό των νευρωνικών δικτύων. Ο Grossberg (1980) ανέπτυξε μια καινούργια αρχή αυτοοργάνωσης που συνδυάζει φιλτράρισμα από “κάτω προς τα πάνω” και αντίθετη αύξηση σε μικρή μνήμη με από “πάνω προς τα κάτω” ταίριασμα προτύπων και σταθεροποίηση του κώδικα μάθησης. Δεδομένης μιας τέτοιας ικανότητας, και αν το πρότυπο εισόδου ταιριάζει με την ανάδραση μάθησης, λαμβάνει χώρα μία δυναμική κατάσταση που καλείται adaptive resonance. Αυτό το φαινόμενο δίνει την βάση για μια νέα κατηγορία νευρωνικών δικτύων γνωστά σαν *adaptive resonance theory (ART)*.

Το 1982 ο Hopfield χρησιμοποίησε την ιδέα μια συνάρτησης ενέργειας για να φτιάξει ένα νέο τρόπο κατανόησης του υπολογισμού που γίνεται από τα δίκτυα με συμμετρικές συναπτικές συνδέσεις. Επιπλέον καθιέρωσε τον *ισομορφισμό* ανάμεσα σε τέτοια *περιοδικά δίκτυα* και σε ένα *Ising μοντέλο* που χρησιμοποιείται στην στατιστική. Αυτή η αναλογία άνοιξε τον δρόμο για ένα κατακλυσμό θεωριών για τα νευρωνικά δίκτυα. Αυτή η συγκεκριμένη τάξη νευρωνικών δικτύων με ανατροφοδότηση έτυχε ιδιαίτερης προσοχής κατά τη δεκαετία του '80 και με το χρόνο έγιναν γνωστά σαν δίκτυα Hopfield.

Το 1983 οι Cohen και Grossberg έδωσαν μια νέα αρχή για σχεδίαση μιας *διευθυνσιοδοτούμενης μνήμης* (content-addressable memory) που περιλαμβάνει την

έκδοση συνεχούς χρόνου του δικτύου Hopfield σαν μια ιδιαίτερη περίπτωση. Μια ακόμα σημαντική ανάπτυξη το 1982 ήταν η έκδοση της εργασίας του Kohonen πάνω στους χάρτες αυτοοργάνωσης, χρησιμοποιώντας *μιας ή δύο διαστάσεων δικτυωτές δομές*. Το 1983 οι Kirkpatrick, Gallat και Vecchi περιέγραψαν μια νέα διαδικασία που λέγεται *εξομοιωμένη ανόπτηση* για λύση προβλημάτων συνδυαστικής βελτιστοποίησης. Η εξομοιωμένη ανόπτηση χρησιμοποιείται στην στατιστική θερμοδυναμική και βασίζεται σε μια απλή τεχνική. Την ίδια χρονιά εκδόθηκε μια εργασία από τους Burto, Sutton και Anderson πάνω στην *ενισχυμένη μάθηση*, η οποία δημιούργησε μεγάλο ενδιαφέρον πάνω στην ενισχυμένη μάθηση και την εφαρμογή της. Το 1984 ο Braitenberg εξέδωσε ένα βιβλίο με τίτλο “Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology” το οποίο περιγράφει διάφορες μηχανές με απλή εσωτερική αρχιτεκτονική, και το οποίο ενσωματώνει μερικές σημαντικές αρχές της αυτοοργανούμενης απόδοσης. Το 1986 η ανάπτυξη του αλγορίθμου για πίσω διάδοση (back-propagation algorithm) παρουσιάστηκε για πρώτη φορά από τον Rumelhart. Αυτός ο αλγόριθμος έγινε πολύ δημοφιλής και έδωσε νέα ώθηση στις εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων.

Το 1988 ο Linsker περιέγραψε μια νέα αρχή για την αυτοοργάνωση σε ένα δίκτυο αισθητηρίων (perceptrons). Η αρχή αυτή σχεδιάστηκε ώστε να διατηρεί μέγιστη πληροφορία σχετικά με την με τα πρότυπα ενεργειών, που υπόκεινται σε περιορισμούς όπως συναπτικές συνδέσεις και δυναμικές περιοχές σύναψης. Ο Linsker χρησιμοποίησε αφηρημένες έννοιες πάνω στη θεωρία πληροφοριών ώστε να σχηματίσει τη αρχή της διατήρησης μέγιστης πληροφορίας.

Επίσης το 1988 οι Broomhead και Lowe περιέγραψαν μία διαδικασία για το σχεδιασμό “προς τα εμπρός τροφοδότησης” (feedforward) δικτύων χρησιμοποιώντας *συναρτήσεις ακτινικής βάσης (Radial Basis Functions - RBF)*, που είναι μια παραλλαγή των πολυεπίπεδων αισθητηρίων. Το 1989 εκδόθηκε το βιβλίο του Mead με τίτλο “VLSI and Neural Systems”. Αυτό το βιβλίο δίνει μια ασυνήθιστη μίξη περιεχομένων από την νευροβιολογία και την τεχνολογία VLSI. Ίσως περισσότερο από κάθε άλλη έκδοση, η εργασία του Hopfield (1982) και το δίτομο βιβλίο των Rumelhart και McClelland (1986), να ήταν οι πιο σημαίνουσες εκδόσεις υπεύθυνες για την αναζωογόνηση του ενδιαφέροντος για τα νευρωνικά δίκτυα στην δεκαετία του ‘80.

Τα νευρωνικά δίκτυα έχουν σίγουρα διανύσει πολύ δρόμο από την εποχή των McCulloch και Pitts. Πραγματικά έχουν εγκαθιδρυθεί σαν ενδοπειθαρχικό αντικείμενο

με βαθιές ρίζες στην επιστήμη των νευρώνων, στην ψυχολογία, στα μαθηματικά, στις φυσικές επιστήμες και στην μηχανική. Δεν είναι αναγκαίο να πούμε ότι είναι εδώ για να μείνουν και θα συνεχίσουν να αναπτύσσονται σε θεωρία, σχεδιασμό και εφαρμογές.

Δραστηριότητα 2.1 / 1:

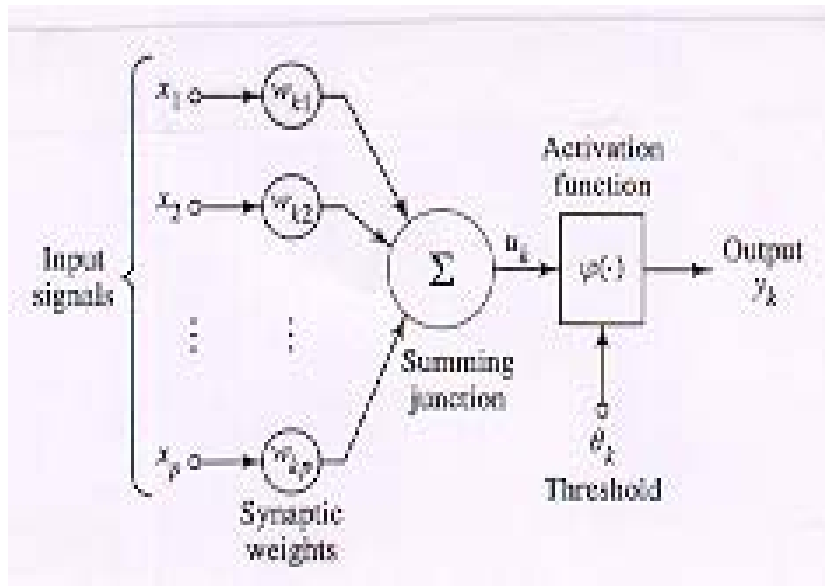
Ποία ήταν κατά τη γνώμη σας τα ορόσημα στην εξέλιξη των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων; Να γράψετε μία αναφορά, 2-3 σελίδες.

Υπόδειξη: Αφού μελετήσετε καλά την ενότητα 2.1, να ανατρέξετε στη σχετική βιβλιογραφία.

2.2 Το μοντέλο του τεχνητού νευρώνα

Ένας νευρώνας είναι μια μονάδα επεξεργασίας πληροφορίας, που είναι θεμελιακή για την λειτουργία ενός νευρωνικού δικτύου. Το σχήμα 1 δείχνει το μοντέλο ενός νευρώνα. Τα τρία βασικά στοιχεία αυτού του μοντέλου είναι :

1. Ένα σύνολο από *συναψεις ή συνδεδετικούς κρίκους*, κάθε μια από τις οποίες χαρακτηρίζεται από ένα βάρος” ή “δύναμη”. Συγκεκριμένα, ένα σήμα x_j στην είσοδο της σύναψης j που συνδέεται στον νευρώνα k , πολλαπλασιάζεται με το συναπτικό βάρος w_{kj} . Το βάρος w_{kj} είναι θετικό αν η σύναψη είναι διεγερτική (δηλαδή ωθεί τον νευρώνα να αποκριθεί στη διέγερση) και αρνητικό αν σύναψη είναι απαγορευτική (δηλαδή αποτρέπει την νευρώνα να παράγει μια απόκριση).
2. Έναν *αθροιστή* για την πρόσθεση των σημάτων εισόδου, που παίρνουν βάρος από την αντίστοιχη σύναψη. Αυτές οι λειτουργίες αποτελούν το γραμμικό συνδυαστή.
3. Μια *συνάρτηση ενεργοποίησης* για τη μείωση του εύρους της εξόδου του νευρώνα.



Σχήμα 1: Το μη-γραμμικό μοντέλο ενός τεχνητού νευρώνα.

Το μοντέλο επίσης περιλαμβάνει ένα εξωτερικά εφαρμοζόμενο κατώφλι θ_k , που έχει επίδραση στην ελάττωση της εισόδου στην εφαρμοζόμενη συνάρτηση ενεργοποίησης, που ακολουθεί. Στην βιβλιογραφία, το κατώφλι αναφέρεται και σαν πόλωση (bias). Με μαθηματικούς όρους, ένας νευρώνας k περιγράφεται από τις παρακάτω εξισώσεις:

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \quad (1)$$

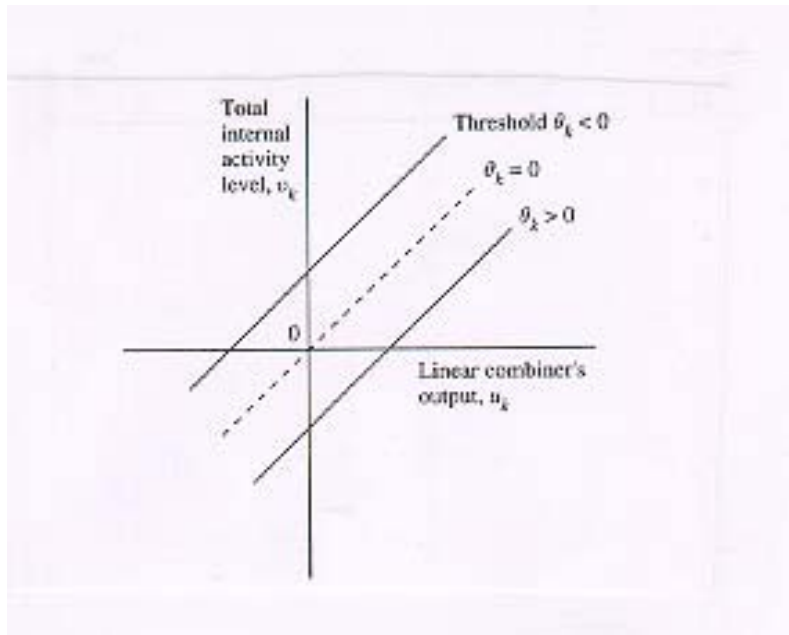
$$y_k = \phi(u_k - \theta_k) \quad (2)$$

όπου x_j είναι τα σήματα εισόδου και τα w_{kj} είναι τα synaptic βάρη του k .

Το u_k είναι η γραμμική συνδυαστική έξοδος του νευρώνα, θ_k είναι το κατώφλι, $\phi(\cdot)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και y_k είναι το σήμα εξόδου του νευρώνα, που αναφέρεται και σαν πραγματική έξοδος. Η χρήση του κατωφλίου θ_k έχει σαν αποτέλεσμα την εφαρμογή ενός εγγενούς (affine) μετασχηματισμού της εξόδου u_k του γραμμικού συνδυαστή του σχήματος 1, όπως φαίνεται από την παρακάτω σχέση:

$$v_k = u_k - \theta_k \quad (3)$$

Η έξοδος u_k , ανάλογα με το θ_k αν είναι θετικό ή αρνητικό μεταβάλλεται όπως φαίνεται στο σχήμα 2.



Σχημα 2: Εγγενής μετασχηματισμός που παράγεται από την παρουσία κατωφλίου.

Το κατώφλι θ_k είναι εξωτερική παράμετρος του νευρώνα k . Έτσι μπορούμε να διαμορφώσουμε το συνδυασμό των εξισώσεων (1), (2) ως εξής:

$$v_k = \sum_{j=0}^p w_{kj} x_j \quad (4)$$

και

$$y_k = \phi(v_k) \quad (5)$$

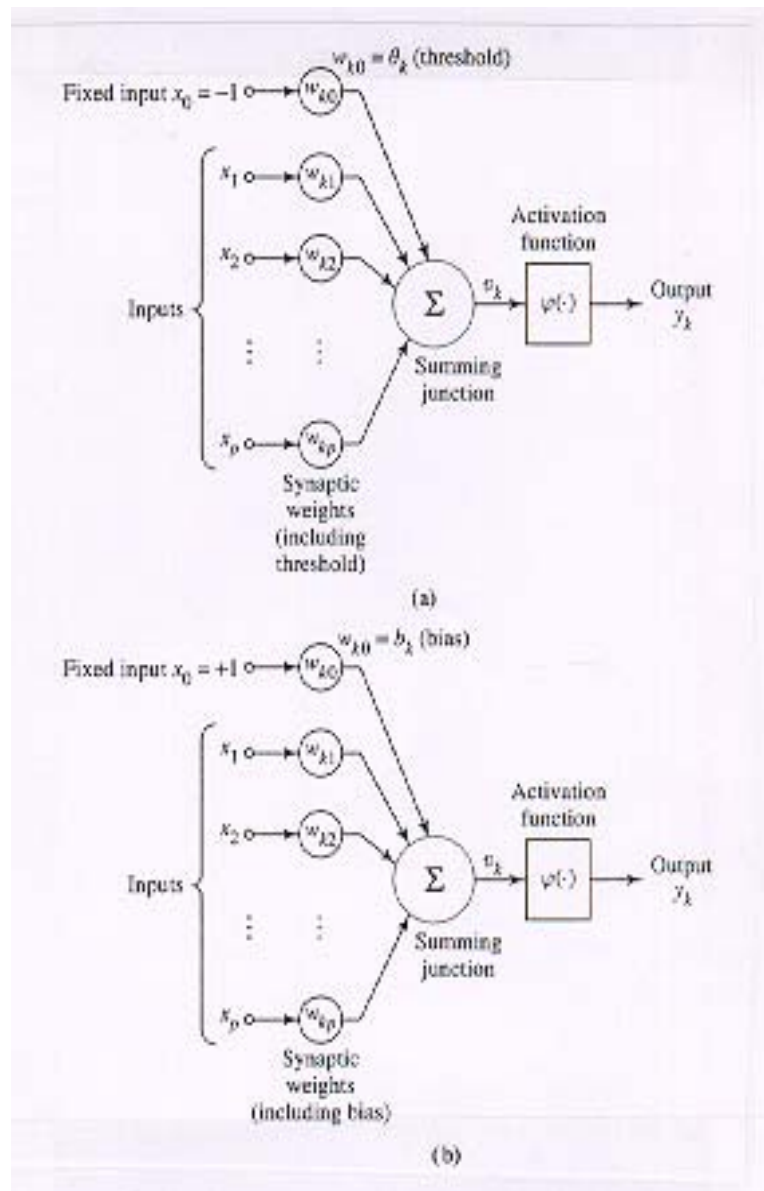
Στην εξίσωση (4) έχουμε προσθέσει μια νέα σύναψη, της οποίας η είσοδος είναι

$$x_0 = -1 \quad (6)$$

και της οποίας το βάρος είναι:

$$w_{k0} = \theta_k \quad (7)$$

Έτσι μπορούμε να αναδιαμορφώσουμε το μοντέλο του νευρώνα k , όπως φαίνεται στα σχήματα 3a και 3b που είναι ισοδύναμα με το σχήμα 1.



Σχήμα 3: Δύο άλλα μη-γραμμικά μοντέλα ενός νευρώνα.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.2 /1:

Η χρήση κατωφλίου στο μοντέλο του τεχνητού νευρώνα χρησιμοποιείται για:

1. να επιβληθεί μια εξωτερική έξοδος στο νευρώνα,
2. να γραμμικοποιήσει την έξοδο του νευρώνα,
3. να ελαττώσει την είσοδο στη συνάρτηση ενεργοποίησης,
4. να μετασχηματίσει την γραμμική έξοδο του νευρώνα,
5. τα 2 και 3,
6. τα 3 και 4.

Απάντηση: Η σωστή απάντηση είναι η 6.

2.2.1 Τύποι συναρτήσεων ενεργοποίησης

Η συνάρτηση ενεργοποίησης $\phi(\cdot)$, ορίζει την έξοδο ενός νευρώνα συναρτήσει του επιπέδου ενεργοποίησης της εισόδου. Έχουμε 3 βασικούς τύπους συναρτήσεων ενεργοποίησης.

1. Συνάρτηση Κατωφλιού.

Για αυτόν τον τύπο συνάρτησης ενεργοποίησης, που περιγράφεται στο σχήμα 4a, έχουμε:

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, v \geq 0 \\ 0, v < 0 \end{cases} \quad (8)$$

Επομένως η έξοδος ενός νευρώνα k , που έχει την παραπάνω συνάρτηση ενεργοποίησης, έχει τη μορφή:

$$y_k = \begin{cases} 1, v_k \geq 0 \\ 0, v_k < 0 \end{cases} \quad (9)$$

όπου v_k είναι το εσωτερικό επίπεδο ενεργοποίησης του νευρώνα και δίνεται από τη σχέση:

$$v_k = \sum_{j=0}^p w_{kj} x_j - \theta_k \quad (10)$$

2. Τμηματικά Γραμμική Συνάρτηση.

Για την τμηματικά γραμμική συνάρτηση, που περιγράφεται στο σχήμα 4b, έχουμε:

$$\phi(v) = \begin{cases} 1, v \geq 1/2 \\ v, 1/2 > v > -1/2 \\ 0, v \leq -1/2 \end{cases} \quad (10)$$

Αυτή η μορφή συνάρτησης ενεργοποίησης μπορεί να θεωρηθεί σαν μια προσέγγιση ενός μη-γραμμικού ενισχυτή.

4. Σιγμοειδής.

Είναι η πιο συνηθισμένη μορφή συνάρτησης ενεργοποίησης που χρησιμοποιείται στην κατασκευή τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Ορίζεται σαν αυστηρά αύξουσα συνάρτηση, η οποία παρουσιάζει εξομάλυνση και ασυμπτωτικές ιδιότητες. Ένα παράδειγμα είναι η *λογιστική συνάρτηση*, που ορίζεται από τη σχέση:

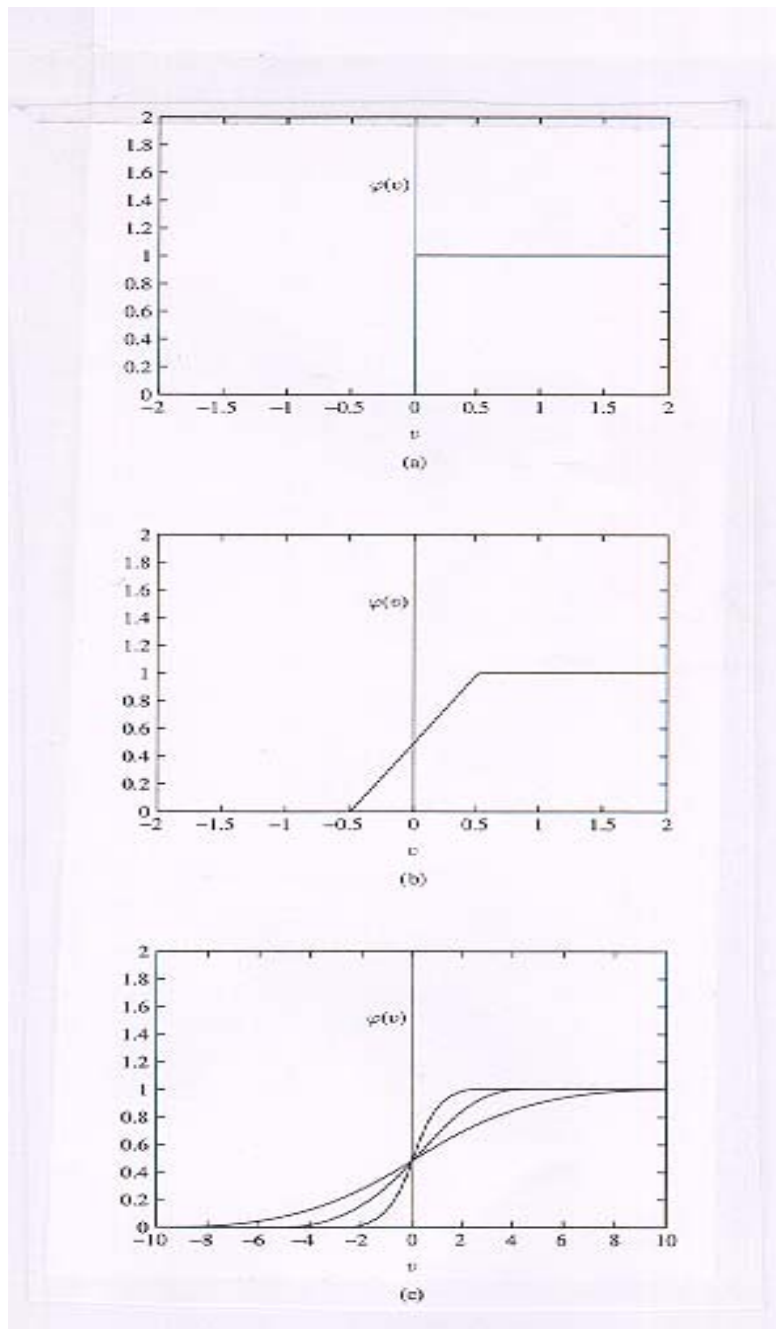
$$\phi(\nu) = \frac{1}{1 + \exp(-a\nu)} \quad (11)$$

Μεταβάλλοντας την παράμετρο a παίρνουμε διαφορετικές συναρτήσεις, όπως φαίνεται στο σχήμα 4c.

Οι προηγούμενες συναρτήσεις ενεργοποίησης κυμαίνονται από 0 ως +1. Αν θέλουμε συνάρτηση που να κυμαίνεται από -1 ως +1, επαναπροσδιορίζουμε την συνάρτηση κατωφλιού ως:

$$\phi(\nu) \begin{cases} 1, \nu > 0 \\ 0, \nu = 0 \\ -1, \nu < 0 \end{cases} \quad (12)$$

που ονομάζεται συνάρτηση προσήμου (*signum*) και συμβολίζεται σαν $\text{sgn}(\cdot)$.



Σχήμα 4: (α) Συνάρτηση καωφλίου, (β) Τμηματικά γραμμική συνάρτηση, (γ) Σιγμοειδής συνάρτηση.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.2 /2:

Στη λογιστική συνάρτηση, η παράμετρος a χρησιμοποιείται για:

1. να κάνει τη συνάρτηση αυστηρά αύξουσα,
2. να παίρνουμε συναρτήσεις με διαφορετικές κλίσεις,
3. να εξομαλύνουμε τη συνάρτηση,
4. να δίνει ασυμπτωτικές ιδιότητες στη συνάρτηση.

Απάντηση: Η σωστή απάντηση είναι η 2, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4b.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.2 /3:

Μια περιττή (odd) σιγμοειδής συνάρτηση είναι το αλγεβρικό σιγμοειδές, το οποίο δίνεται από τη σχέση:

$$\varphi(v) = \frac{v}{\sqrt{1+v^2}}$$

της οποίας οι οριακές τιμές είναι -1 και $+1$. Να δείξετε ότι η παράγωγος της $\varphi(v)$ ως προς v , δίνεται από τη σχέση:

$$\frac{d\varphi}{dv} = \frac{\varphi^3(v)}{v^3}$$

Ποία είναι η τιμή αυτής της παραγώγου στην αρχή;

Απάντηση: Για τον υπολογισμό της παραγώγου, να χρησιμοποιήσετε τον κανόνα παραγωγίσης συνθέτων συναρτήσεων. Επίσης είναι $\varphi'(0)=1$.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.2 /4:

Ένας νευρώνας j δέχεται εισόδους από τέσσερις άλλους νευρώνες, των οποίων τα επίπεδα ενεργοποίησης είναι 10, -20, 4 και -2 . Τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη του νευρώνα j είναι 0.8, 0.2, -1.0 και -0.9 . Να υπολογίσετε την έξοδο του νευρώνα j , για τις επόμενες δύο καταστάσεις:

(α) Ο νευρώνας είναι γραμμικός.

(β) Ο νευρώνας παριστάνεται από το μοντέλο McCulloch-Pitts.

Να υποθέσετε ότι το κατώφλι που εφαρμόζεται στο νευρώνα είναι μηδενικό.

Απάντηση: Από τη σχέση (1), για $p=4$, υπολογίζεται το επίπεδο ενεργοποίησης $y_j=1.8$.

Άρα είναι: (α) από την (4), $y_j=1.8$ και (β) από την (5), $y_j=+1$.

2.2.2 Θεωρώντας τα Ν.Δ. σαν κατευθυνόμενους γράφους

Απλοποιούμε εδώ την εμφάνιση των μοντέλων των νευρώνων, χρησιμοποιώντας την ιδέα των γράφων ροής σημάτων, χωρίς να θυσιάζουμε τίποτα από τις

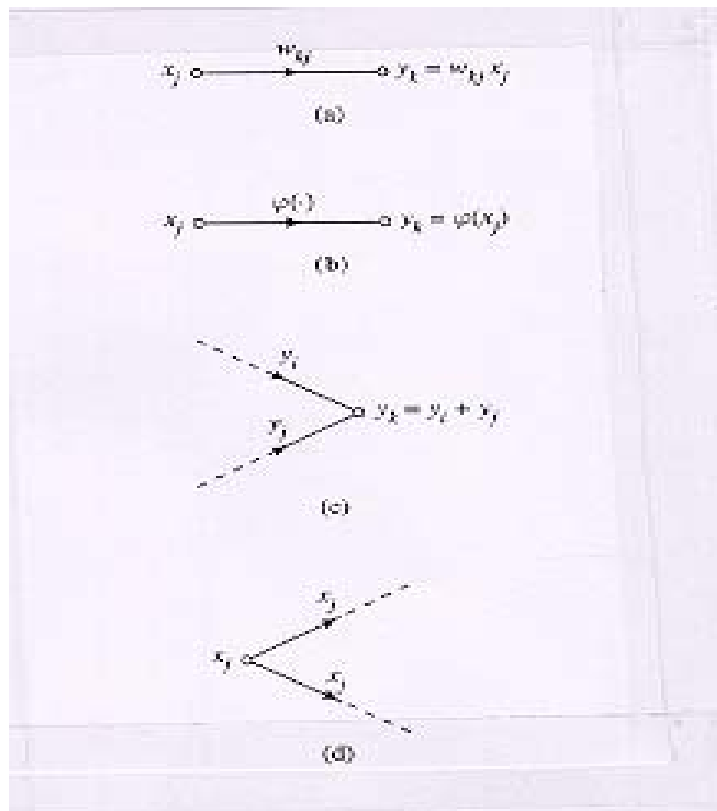
λειτουργικές λεπτομέρειες του μοντέλου. Ένας γράφος ροής σημάτων, είναι ένα δίκτυο με κατευθυνόμενα κλαδιά, που συνδέονται σε συγκεκριμένα σημεία τους "κόμβους". Ένας τυπικός κόμβος j σχετίζεται με ένα σήμα κόμβου x_j

Ακολουθούνται 3 βασικοί κανόνες:

ΚΑΝΟΝΑΣ 1. Ένα σήμα ρέει κατά μήκος της σύνδεσης μόνο στην κατεύθυνση που ορίζεται από το βέλος.

Υπάρχουν 2 τύποι σύνδεσης:

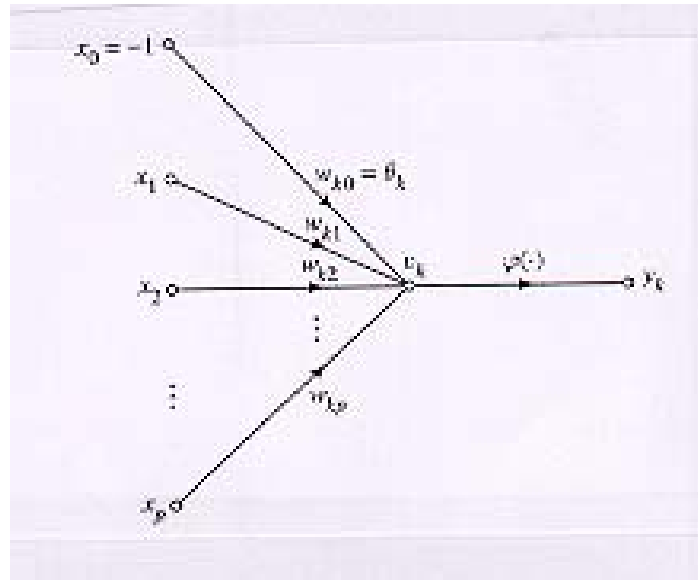
1. *Συναπτικές συνδέσεις*, όπου το σήμα x_j πολλαπλασιάζεται με το βάρος w_{kj} για να παράγει το σήμα y_k , όπως φαίνεται στο σχήμα 5a.
2. *Συνδέσεις ενεργοποίησης*, που περιγράφει μια συνάρτηση $\varphi(\cdot)$, που δεν είναι γραμμική και φαίνεται στο σχήμα 5b.



Σχήμα 5: Βασικοί κανόνες για κατασκευή διαγραμμάτων ροής σήματος.

ΚΑΝΟΝΑΣ 2. Το σήμα κόμβου, ισούται με το αλγεβρικό άθροισμα όλων των σημάτων που φτάνουν στον κόμβο, σχήμα 5c.

ΚΑΝΟΝΑΣ 3. Το σήμα σε έναν κόμβο μεταβιβάζεται σε κάθε εξερχόμενη σύνδεση που ξεκινά από αυτόν, με την μεταβίβαση να είναι ανεξάρτητη από τις συναρτήσεις μεταφοράς των εξερχόμενων συνδέσεων, σχήμα 5d. Στο σχήμα 6 περιγράφεται το διάγραμμα του σχήματος 3a.



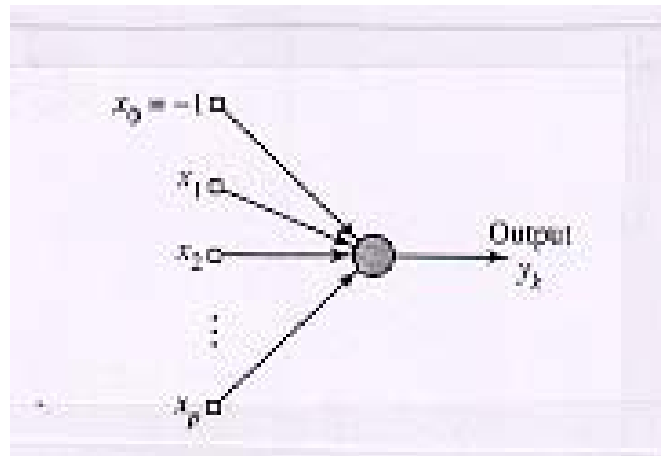
Σχήμα 6: Γράφος ρής σήματος ενός νευρώνα.

Μπορούμε τώρα να αναφέρουμε τους παρακάτω μαθηματικούς ορισμούς ενός νευρωνικού δικτύου :

Ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ένας κατευθυνόμενος γράφος, που αποτελείται από κόμβους με συναπτικές διασυνδέσεις και συνδέσεις ενεργοποίησης και χαρακτηρίζονται από τις ακόλουθες ιδιότητες :

- Κάθε νευρώνας, παριστάνεται από ένα σύνολο γραμμικών συναπτικών συνδέσεων, ένα εξωτερικά εφαρμοζόμενο κατώφλι και μια μη-γραμμική σύνδεση ενεργοποίησης. Το κατώφλι παριστάνεται από συναπτικές συνδέσεις με σήμα εισόδου σταθερής τιμής -1.
- Οι συναπτικές συνδέσεις ενός νευρώνα ζυγίζουν τα αντίστοιχα σήματα εισόδου.
- Το άθροισμα των βαρών των σημάτων εισόδου καθορίζει το συνολικό εσωτερικό επίπεδο ενεργοποίησης του νευρώνα που ζητείται.
- Η σύνδεση ενεργοποίησης συνθλίβει (περιορίζει) το εσωτερικό επίπεδο ενεργοποίησης, για την παραγωγή της εξόδου που παριστάνει την κατάσταση του νευρώνα.

Υπάρχουν όμως και μερικώς ολοκληρωμένοι κατευθυνόμενοι γράφοι που είναι γνωστοί σαν " αρχιτεκτονικοί γράφοι". Ένας τέτοιος γράφος παριστάνεται στο παρακάτω σχήμα 7.



Σχήμα 7: Αρχιτεκτονικός γράφος ενός νευρώνα.

Πρέπει να σημειωθεί ότι, τόσο στους κατευθυνόμενους όσο και τους αρχιτεκτονικούς γράφους, οι κόμβοι που παριστάνονται με τετράγωνο, δεν πραγματοποιούν καμία λειτουργία. Χρησιμοποιούνται απλώς για το πέρασμα των εισόδων στο δίκτυο.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.2 /5:

Οι συναπτικές συνδέσεις διαφέρουν από τις συναρτήσεις ενεργοποίησης στο ότι:

1. δεν επιτρέπουν καμία λειτουργία,
2. ζυγίζουν τα αντίστοιχα σήματα εισόδου, ενώ οι συνδέσεις ενεργοποίησης συνθλίβουν το εσωτερικό επίπεδο ενεργοποίησης,
3. δεν παράγουν έξοδο.

Απάντηση: η σωστή απάντηση είναι η 2.

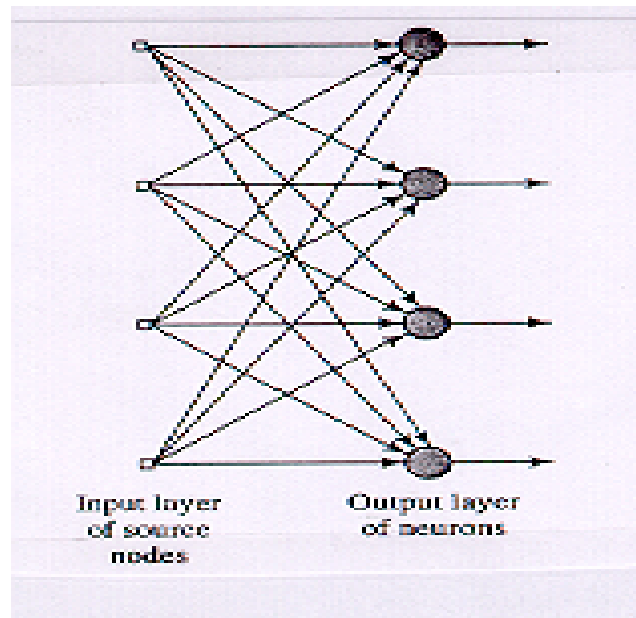
2.3 Αρχιτεκτονικές των Νευρωνικών Δικτύων

Ο τρόπος με τον οποίο οι νευρώνες ενός νευρωνικού δικτύου δομούνται, είναι στενά συνδεδεμένος με τον αλγόριθμο εκμάθησης που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του δικτύου. Σαν εμπρός τροφοδότησης, αναφέρονται τα δίκτυα, στα οποία τα σήματα κατευθύνονται από την είσοδο στην έξοδο. Όταν οι έξοδοι κάποιων νευρώνων, γίνονται εισοδοί σε νευρώνες προηγούμενων επιπέδων (προς το μέρος της εισόδου του δικτύου), τότε έχουμε ανάδραση.

Μπορούμε να διακρίνουμε 4 διαφορετικές κλάσεις αρχιτεκτονικών δομών:

Ενός-επιπέδου Εμπρός-Τροφοδότησης Δίκτυα.

Σε ένα τέτοιο δίκτυο, οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε μορφή επιπέδων. Οι νευρώνες του πηγαίου επιπέδου δείχνουν στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου αλλά όχι αντίστροφα, όπως στο Σχήμα 8.

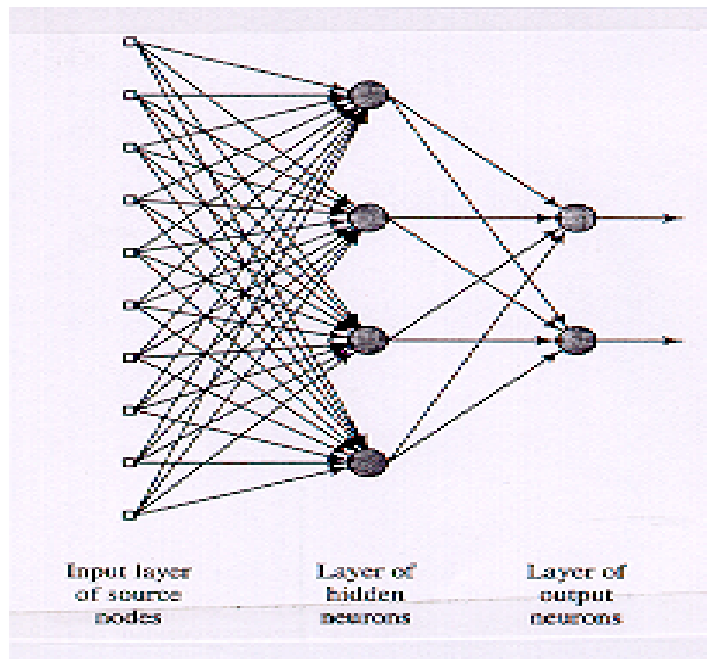


Σχήμα 8: Εμπρός-Τροφοδότησης δίκτυο με ένα επίπεδο νευρώνων.

Πολλαπλών-Επιπέδων Εμπρός-Τροφοδότησης Δίκτυα.

Εδώ έχουμε περισσότερα του ενός κρυφά επίπεδα, των οποίων οι κόμβοι υπολογισμού ονομάζονται "κρυφοί νευρώνες". Τυπικά, οι νευρώνες σε κάθε επίπεδο έχουν σαν εισόδους τα σήματα εξόδου του προηγούμενου μόνο επιπέδου.

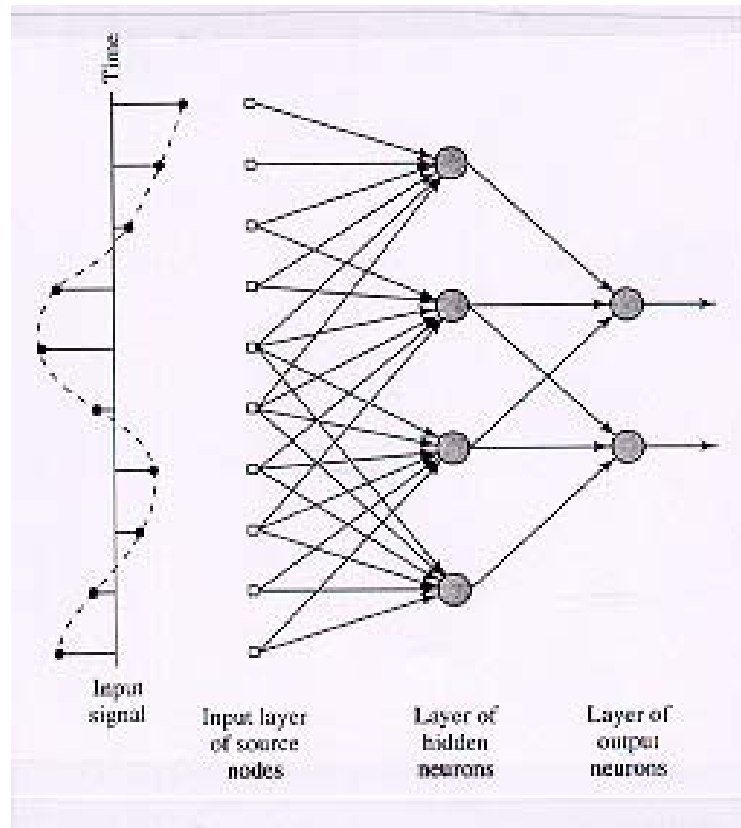
Στο σχήμα 9 έχουμε ένα πλήρως συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο, με την έννοια ότι κάθε κόμβος συνδέεται με όλους τους κόμβους του αμέσως επόμενου επιπέδου.



Σχήμα 9: Πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο εμπρός-τροφοδότησης με ένα κρυφό επίπεδο και ένα επίπεδο εξόδου.

Ένα τέτοιο δίκτυο περιγράφεται συνοπτικά με το συμβολισμό 10-4-2. Αυτός ο συμβολισμός σημαίνει ότι το Ν.Δ. έχει δέκα εισόδους, ένα κρυφό επίπεδο με τέσσερις νευρώνες (κόμβους) και το επίπεδο εξόδου έχει δύο νευρώνες ή κόμβους. Γενικά, ένα πολυεπίπεδο δίκτυο εμπρός τροφοδότησης με p εισόδους, m κρυφά επίπεδα με h_j , $j=1, \dots, m$ κόμβους ανά επίπεδο και n κόμβους εξόδου, συμβολίζεται σαν: $p-h_1, h_2, \dots, h_m-n$.

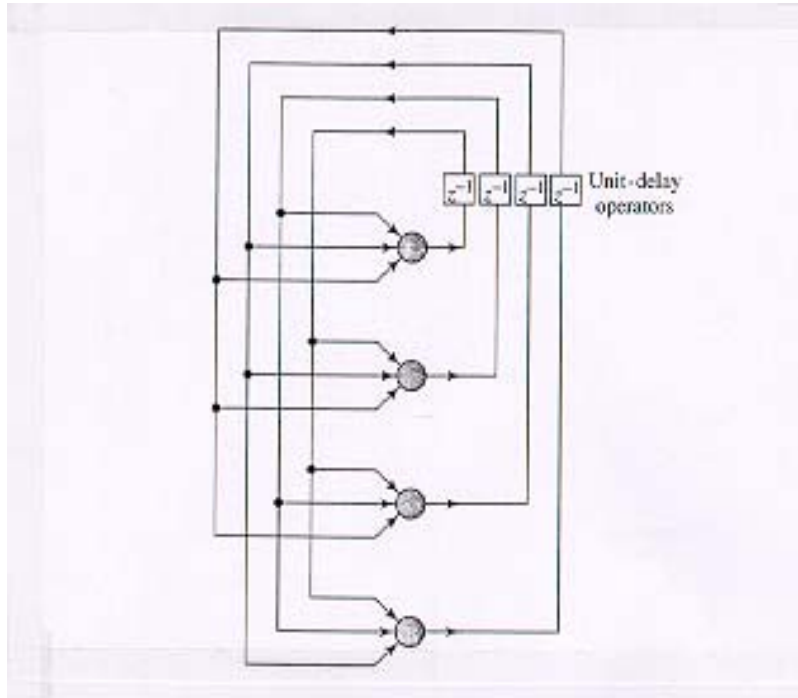
Αντίθετα στο σχήμα 10 έχουμε ένα μερικώς συνδεδεμένο νευρωνικό δίκτυο.



Σχήμα 10: Μερικώς συνδεδεμένο δίκτυο εμπρός-τροφοδότησης.

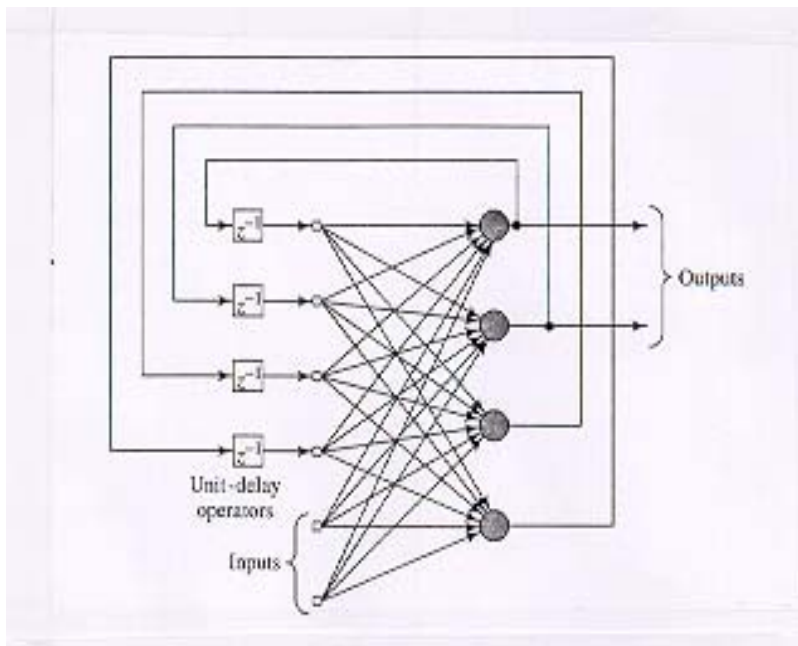
Αναδρομικά Δίκτυα.

Η διαφορά με τα Δίκτυα Επανατροφοδότησης είναι ότι έχει ένα τουλάχιστον βρόχο ανάδρασης. Στα σχήματα 11 και 12 φαίνονται δύο αναδρομικά δίκτυα το πρώτο χωρίς και το δεύτερο με κρυφούς νευρώνες.



Σχήμα 11: Αναδρομικό δίκτυο χωρίς ανατροφοδότηση και χωρίς κρυφούς νευρώνες.

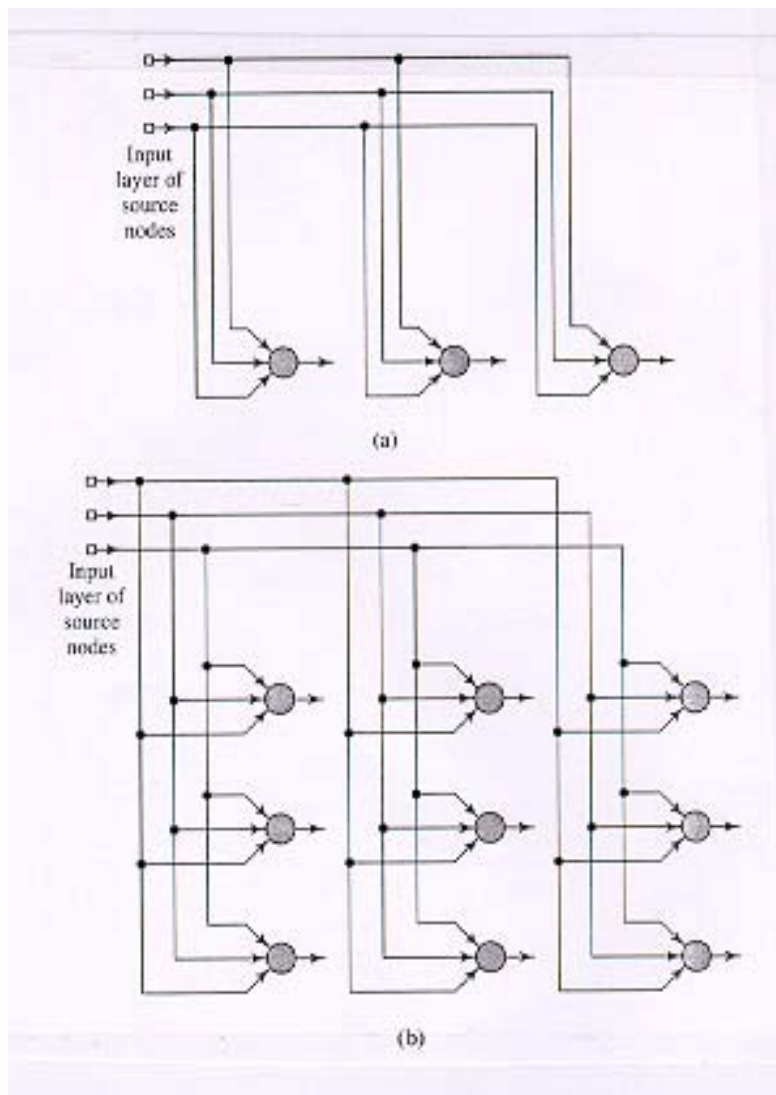
Το δίκτυο του σχήματος 11 λέγεται και δίκτυο Hopfield. Είναι μια μη-γραμμική συσχετιστική μνήμη ή μνήμη διευθυνσιοδοτούμενη από τα περιεχόμενα. Η κύρια λειτουργία μιας τέτοιας μνήμης είναι η ανάκτηση ενός προτύπου, που έχει αποθηκευθεί σε αυτήν, σαν απόκριση σε μια ελλιπή ή θορυβώδη έκδοση αυτού του προτύπου.



Σχήμα 12: Αναδρομικό δίκτυο με κρυφούς νευρώνες.

Δικτυωτές Δομές.

Ένα πλέγμα, αποτελείται από έναν πίνακα μιας, δύο ή μεγαλύτερης διάστασης από νευρώνες, με ένα αντίστοιχο σύνολο από πηγαίους κόμβους, που παρέχουν τα σήματα εισόδου στον πίνακα, όπως φαίνεται στο Σχήμα 13.



Σχήμα 13: (a) Μονοδιάστατο πλέγμα με 3 νευρώνες. (b) Δισδιάστατο πλέγμα με 3 x 3 νευρώνες.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.3 /6:

Να κατασκευάσετε τον αρχιτεκτονικό γράφο ενός πλήρως διασυνδεδεμένου νευρωνικού δικτύου εμπρός τροφοδότησης με $p=10$, $h_1=4$, $h_2=3$ και $n=1$.

Απάντηση: Θα χρησιμοποιήσετε το γράφο του σχήματος 6 και θα εργασθείτε όπως στο σχήμα 9.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.3 /7:

Να θεωρήσετε ένα πολυεπίπεδο δίκτυο εμπρός τροφοδότησης, του οποίου όλοι οι νευρώνες λειτουργούν στη γραμμική τους περιοχή. Να αποδείξετε ότι ένα τέτοιο δίκτυο είναι ισοδύναμο με ένα δίκτυο εμπρός τροφοδότησης ενός επιπέδου.

Απάντηση: θεωρείστε για παράδειγμα ένα Ν.Δ. με ένα κρυφό επίπεδο και ένα νευρώνα εξόδου. Να γράψετε πρώτα την σχέση για τον υπολογισμό της εξόδου του δικτύου και στη συνέχεια την αντίστοιχη σχέση για την έξοδο ενός νευρώνα του κρυφού επιπέδου. Στη συνέχεια συνδυάζοντας τις δύο σχέσεις προκύπτει εύκολα το ζητούμενο.

Άσκηση αυτοαξιολόγησης 2.3 /8:

Να κατασκευάσετε ένα πλήρως αναδρομικό νευρωνικό δίκτυο με πέντε νευρώνες, αλλά χωρίς αυτο-ανάδραση.

Απάντηση: Μπορείτε να εργασθείτε όπως στο σχήμα 11.

Δραστηριότητα 2.3 / 2:

Να ανατρέξετε στη βιβλιογραφία και να μελετήσετε τα δίκτυα Hopfield. Να ετοιμάσετε μια αναφορά, περίπου πέντε σελίδες, όπου να παρουσιάζετε τον αλγόριθμο εκπαίδευσης αυτών των δικτύων και ένα παράδειγμα.

Υπόδειξη: Σχετικό υλικό θα βρείτε στην αναφορά [1] στο κεφάλαιο 8.3 (σελίδα 289).

2.4 Σύνοψη κεφαλαίου

Σε αυτό το κεφάλαιο είδαμε ότι τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ.) αποτελούν μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή και έχουν την ικανότητα να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο. Η αρχιτεκτονική τους βασίζεται στην αρχιτεκτονική των Βιολογικών Νευρωνικών Δικτύων. Αυτές οι ιδέες αν και ήταν γνωστές από την αρχή του αιώνα,

άρχισαν να υλοποιούνται στα μέσα της δεκαετίας του 1940, όταν πρωτοπαρουσιάστηκε το μαθηματικό μοντέλο του νευρώνα το οποίο εξομοίωνε την λειτουργία του βιολογικού νευρώνα. Στη συνέχεια με την εμφάνιση των πρώτων υπολογιστών έγινε η πρώτη προσπάθεια υλοποίησής τους. Μεγάλη ώθηση της εφαρμογής τους έδωσε η εμφάνιση των ψηφιακών υπολογιστών. Τότε άρχισε η ευρεία υλοποίησή τους, τόσο με λογισμικό όσο και με υλικό. Έτσι, τα απλά δίκτυα ενός επιπέδου εξελίχθηκαν σε δίκτυα πολλών επιπέδων. Παράλληλα παρουσιάστηκε στην διεθνή βιβλιογραφία μια μεγάλη ποικιλία αλγορίθμων εκπαίδευσης και εφαρμογών τους στην επίλυση πρακτικών προβλημάτων.

Μετά την ιστορική αναδρομή παρουσιάσαμε το μαθηματικό μοντέλο του τεχνητού νευρώνα. Αναφερθήκαμε τόσο στο γραμμικό όσο και στο μη-γραμμικό μοντέλο. Εκεί είχαμε την ευκαιρία να δούμε διάφορες συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται σαν συναρτήσεις ενεργοποίησης του νευρώνα. Η συνέχεια και η παραγωγισιμότητα είναι οι δύο βασικές ιδιότητες, που πρέπει να έχει μια συνάρτηση για να μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν συνάρτηση ενεργοποίησης. Επίσης, όπως θα δούμε στο επόμενο κεφάλαιο, είναι επιθυμητό το να υπολογίζεται εύκολα η παράγωγός τους. Επίσης, παρουσιάστηκαν οι έννοιες του κατευθυνόμενου και του αρχιτεκτονικού γράφου, οι οποίοι βοηθούν στην απλοποίηση της αναπαράστασης των Τ.Ν.Δ..

Τέλος, παρουσιάσαμε τις βασικές γνωστές αρχιτεκτονικές των Νευρωνικών Δικτύων. Στην αρχή ορίσαμε την έννοια της εμπρός τροφοδότησης, όπου τα σήματα κατευθύνονται από την είσοδο στην έξοδο. Στη συνέχεια ορίσαμε τα δίκτυα εμπρός τροφοδότησης ενός και πολλών επιπέδων, που είναι πλήρως ή μερικά διασυνδεδεμένα. Η παρουσίαση τελείωσε με τα αναδρομικά δίκτυα, με ή χωρίς αυτο-ανάδραση και τις δικτυωτές δομές.

Για περισσότερες λεπτομέρειες, ο αναγνώστης παραπέμπεται στην αναφορά [1], από όπου προέρχεται και το βασικό υλικό αυτού του κεφαλαίου.

2.5 Βιβλιογραφία

1. "NEURAL NETWORKS: A Comprehensive Foundation", S. Haykin, Macmillan Publishing Company, N.Y., 1994 (ISBN 0-02-352761-7)
2. "NEURAL NETWORK DESIGN", M. T. Hagan, H. B. Demuth and m. Beal, PWS Publishing Company, Boston, 1996 (ISBN 0-534-94332-2)

