

**Σελίδα τίτλου**

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΜΕ ΣΤΟΧΑΣΤΙΚΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ**

Παρασκευή Τοκμακίδου

Επιβλέπων: Ιωάννης Τσούλος

τίτλος, βαθμίδα

Τόπος έκδοσης, Μήνας, Έτος ολοκλήρωσης

**Ο ΤΙΤΛΟΣ ΤΗΣ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ ΜΕ ΚΕΦΑΛΑΙΑ ΓΡΑΜΜΑΤΑ ΣΤΗΝ ΑΓΓΛΙΚΗ ΓΛΩΣΣΑ ΚΑΙ ΣΤΟΙΧΙΣΗ ΣΤΟ ΚΕΝΤΡΟ**

**Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή**

Τόπος, Ημερομηνία

**ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ**

1. Επιβλέπων καθηγητής

Όνοµα Επίθετο,

1. Μέλος επιτροπής

Όνοµα Επίθετο,

1. Μέλος επιτροπής

Όνοµα Επίθετο,

**©** Τοκμακίδου, Παρασκευή, 2024.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

**Δήλωση μη λογοκλοπής**

Δηλώνω υπεύθυνα και γνωρίζοντας τις κυρώσεις του Ν. 2121/1993 περί Πνευματικής Ιδιοκτησίας, ότι η παρούσα πτυχιακή εργασία είναι εξ ολοκλήρου αποτέλεσμα δικής μου ερευνητικής εργασίας, δεν αποτελεί προϊόν αντιγραφής ούτε προέρχεται από ανάθεση σε τρίτους. Όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν (κάθε είδους, μορφής και προέλευσης) για τη συγγραφή της περιλαμβάνονται στη βιβλιογραφία.

Τοκμακίδου, Παρασκευή

Υπογραφή

# ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Είναι σημαντική η αναγνώριση της βοήθειας που έλαβε ο φοιτητής/ η φοιτήτρια κατά τη διάρκεια της προπαρασκευής της εργασίας του. Η βοήθεια μπορεί να είναι ακαδημαϊκή, τεχνική, γραμματειακή, διοικητική και προσωπική (π.χ. οικογένεια). Δεν υπερβαίνει τη μία παράγραφο.

*[Διαγράψτε αυτή τη σελίδα αν δεν τη χρειάζεστε.]*

Στην συγγραφή αυτής της πτυχιακής εργασίας είχα την πρακτική και ηθική υποστήριξη διάφορων συνεργατών και φίλων. Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω την οικογένεια μου που έκαναν υπομονή καθώς αφιέρωνα σημαντικό κομμάτι του χρόνου μου για την ολοκλήρωση του έργου αυτού.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Τσούλο Ιωάννη για την δυνατότητα

που μου έδωσε να πραγματοποιήσω την παρούσα εργασία όπως σε ένα τέτοιο ενδιαφέρον

τομέα όπως είναι τα Νευρωνικά Δίκτυα καθώς και για την σημαντική βοήθειά του.

Αφιερώνεται στον/στην

για την υπομονή και την ανεκτικότητα της, καθώς και στους αμέτρητους ερευνητές που ασχολούνται με το πεδίο των νευρωνικών δικτύων.

# ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η περίληψη (στην ελληνική γλώσσα) αποτελεί μια συνοπτική παρουσίαση των κύριων στοιχείων και συμπερασμάτων της εργασίας, μαζί με μια σύντομη αναφορά στους στόχους και τις μεθοδολογίες που ακολουθήθηκαν. Δεν θα πρέπει να υπερβαίνει τις 300 λέξεις.

**Λέξεις-κλειδιά**: Καταχωρίστε τρεις έως πέντε λέξεις ή φράσεις-κλειδιά στα ελληνικά που περιγράφουν το θέμα της εργασίας.

# ABSTRACT

Η περίληψη στην αγγλική γλώσσα. Δεν θα πρέπει να υπερβαίνει τις 300 λέξεις.

**Keywords**: Καταχωρίστε τρεις έως πέντε λέξεις ή φράσεις-κλειδιά στα αγγλικά που περιγράφουν το θέμα της εργασίας.

# ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

[ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ 6](#_Toc27079)

[ΠΕΡΙΛΗΨΗ 7](#_Toc13334)

[ABSTRACT 8](#_Toc3335)

[ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ 9](#_Toc19144)

[ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ 11](#_Toc10039)

[ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ/ΕΙΚΟΝΩΝ 12](#_Toc17031)

[ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ 13](#_Toc18860)

[ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ / ΓΛΩΣΣΑΡΙΟ 14](#_Toc10283)

[ΕΙΣΑΓΩΓΗ 15](#_Toc29525)

[1. Εισαγωγή 17](#_Toc22163)

[1.1 Βιολογικός Νευρώνας 18](#_Toc13459)

[1.2 Τεχνητός Νευρώνας 19](#_Toc16792)

[1.3 Μάθηση με επίβλεψη 21](#_Toc10993)

[1.4 Μάθηση συναρτήσεων 24](#_Toc27995)

[1.5 Κατηγοριοποίηση δεδομένων 27](#_Toc23463)

[1.6 Βελτιστοποίηση συναρτήσεων 28](#_Toc7511)

[1.7 Σκοπός της εργασίας 29](#_Toc27390)

[2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 30](#_Toc24726)

[2.1 Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης 32](#_Toc24596)

[2.2 Τα δίκτυα Perceptron 33](#_Toc3323)

[2.3 Τα δίκτυα Adaline 35](#_Toc24470)

[2.4 Τα δίκτυα MLP 36](#_Toc2437)

[2.5 Η μέθοδος Back Propagation 38](#_Toc23908)

[2.6 Η μέθοδος Gradient Descent 40](#_Toc2033)

[2.7 Παραδείγματα εφαρμογής νευρωνικών δικτύων 41](#_Toc1086)

[3. Γενετικοί αλγόριθμοι 45](#_Toc4137)

[3.1 Ιστορική Αναδρομή 45](#_Toc19431)

[3.2 Μέθοδοι κωδικοποίησης 45](#_Toc5210)

[3.3 Γενετικοί τελεστές 46](#_Toc14698)

[3.4 Παράλληλοι γενετικοί αλγόριθμοι 47](#_Toc15027)

[3.5 Εφαρμογές γενετικών αλγορίθμων 48](#_Toc25177)

[4. Μέθοδος - αποτελέσματα 50](#_Toc12822)

[4.1 Τα dataset που χρησιμοποιήθηκαν 50](#_Toc21316)

[4.2 Η προτεινόμενη μέθοδος 51](#_Toc20796)

[4.3 Πειραματικά αποτελέσματα 51](#_Toc15039)

[5. Συμπεράσματα 52](#_Toc31777)

[ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 53](#_Toc1449)

[ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 54](#_Toc27062)

# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1. [Τίτλος]…………………………………………………………….αρ. σελίδας

Πίνακας 2. [Τίτλος]…………………………………………………………….αρ. σελίδας

*[Διαγράψτε αυτή τη σελίδα αν δεν τη χρειάζεστε. Αν έχει εφαρμογή, η αρίθμηση των Πινάκων γίνεται με βάση τον αριθμό του κεφαλαίου που ανήκουν π.χ. Πίνακας 1.1, Πίνακας 1.2, Πίνακας 3.1]*

# ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 01. Βιολογικός νευρώνας……………………………………………..…αρ. σελίδας

Εικόνα 02. Τεχνητός νευρώνας...……………………………………………..…αρ. Σελίδας

Εικόνα 03. Γραφική παράσταση της γραμμικής συνάρτησης...….........…...……αρ. Σελίδας

Εικόνα 04. Γραφική παράσταση της βηματικής συνάρτησης 0/1...…......………αρ. Σελίδας

Εικόνα 05. Γραφική παράσταση της βηματικής συνάρτησης -1/1...….....………αρ. Σελίδας

Εικόνα 06. Γραφική παράσταση της συνάρτησης σιγμοειδής συνάρτησης......…αρ. Σελίδας

Εικόνα 07. Γραφική παράσταση της συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης.…αρ. Σελίδας

# ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ

ΤΝΔ..………………………………………………..........…….Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

MLP……………………………………………....Μοντέλο Perceptron πολλών στρωμάτων

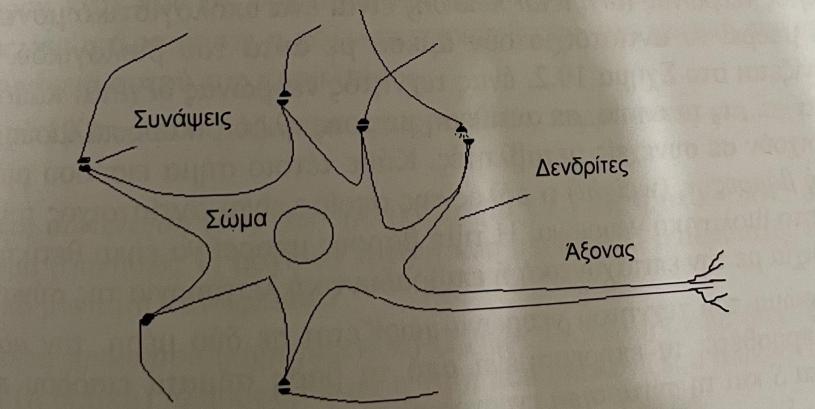
# ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ / ΓΛΩΣΣΑΡΙΟ

*[Διαγράψτε αυτή τη σελίδα αν δεν τη χρειάζεστε.]*

# Εισαγωγή

## 1.1 Βιολογικός Νευρώνας

Το βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου τόσο για τους ανθρώπους όσο και για τα ζώα, είναι το νευρικό κύτταρο ή αλλιώς νευρώνας. Ο νευρώνας είναι ένα μεγάλο σε μέγεθος κύτταρο, και παρόλο το ότι υπάρχουν αρκετές παραλλαγές, ανατομικά αποτελείται από τέσσερα βασικά συστατικά. Το σώμα, τους δενδρίτες, τον άξονα και τις συνάψεις. Στους βιολογικούς νευρώνες, οι φορείς πληροφορίας είναι ηλεκτρικοί παλμοί. Οι δενδρίτες λειτουργούν ως πύλες εισόδου του νευρώνα. Το σώμα επεξεργάζεται στη συνέχεια αυτά τα εισερχόμενα σήματα με την πάροδο του χρόνου και στη συνέχεια μετατρέπει αυτή την επεξεργασμένη τιμή σε έξοδο που αποστέλλεται σε άλλους νευρώνες μέσω του άξονα των συνάψεων. Στόχος των συνάψεων είναι η μετάδοση της ηλεκτρικής δραστηριότητας από τον άξονα (αποστολέα) στους δενδρίτες (παραλήπτες), δημιουργώντας έτσι ένα νευρωνικό δίκτυο. Κατά τη μετάδοση αυτής της ηλεκτρικής δραστηριότητας, το ποσοστό που μεταδίδεται τελικά ονομάζεται συναπτικό βάρος. Κάθε νευρώνας συλλέγει όλο το ηλεκτρικό φορτίο που δέχεται από κάθε σύναψη στους δενδρίτες του ζυγίζοντας το εισερχόμενο φορτίο με το αντίστοιχο συναπτικό βάρος. Όσο πιο ισχυρή είναι η συναπτική ζεύξη τόσο πιο έντονα συμμετέχει το συγκεκριμένο φορτίο εισόδου στο συνολικό άθροισμα. Αν το άθροισμα του φορτίου ξεπερνάει κάποιο κατώφλι τότε ο άξονας αρχίζει να παράγει ηλεκτρικούς παλμούς με μεγάλη συχνότητα, οπότε λέμε ότι ο νευρώνας πυροβολεί και θεωρούμε τη σύναψη ενισχυτική. Αλλιώς ο νευρώνας παράγει πολύ αραιά παλμούς σε τυχαίες στιγμές οπότε λέμε ότι ο νευρώνας είναι αδρανής και έτσι θεωρούμε τη σύναψη ως ανασταλτική. [2, 6]



(Εικόνα 1) Αναπαράσταση βιολογικού νευρώνα [1]

## 1.2 Τεχνητός Νευρώνας

Ο τεχνητός νευρώνας είναι ένα υπολογιστικό μοντέλο τα μέρη του οποίου μπορεί να αντιστοιχιστούν άμεσα με αυτά του βιολογικού νευρώνα. Δέχεται κάποια σήματα εισόδου, τα οποία σε αντίθεση με τους ηλεκτρικούς παλμούς του εγκεφάλου, αντιστοιχούν σε συνεχείς μεταβλητές. Κάθε σήμα εισόδου, μεταβάλλεται από μία τιμή βάρους, που αντιστοιχεί στο ρόλο της σύναψης σε έναν 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 τμήματα, τον αθροιστή και την συνάρτηση ενεργοποίησης. Ο αθροιστής, όπως λέει και το όνομα του, προσθέτει τα επηρεασμένα από τα βάρη σήματα εισόδου. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι ένα είδος φίλτρου που διαμορφώνει την τελική τιμή του σήματος εξόδου. 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. Υπάρχουν αρκετές περιπτώσεις, συνήθως οι περισσότερες, κατά τις οποίες θα θεωρούμε πως υπάρχει και ένα επιπλέον βάρος, το οποίο χαρακτηρίζεται ως πόλωση (bias) ή παράγοντας προδιάθεσης του νευρώνα. Η μόνη διαφορά του από τα υπόλοιπα είναι ότι επιδρά συνεχώς σε μία τιμή εισόδου με τιμή ένα (1). Ο όρος αυτός πρόκειται για εξωτερικό ερέθισμα το οποίο προστίθεται με τα εισερχόμενα σήματα, επομένως δεν πρέπει να αποδίδεται στο εσωτερικό του νευρώνα. [1]



(Εικόνα 2) Τεχνητός νευρώνας [4]

## 1.3 Μάθηση συναρτήσεων

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, η συνάρτηση ενεργοποίησης αποτελεί ένα από τα δύο βασικά τμήματα του τεχνητού νευρώνα. Υπάρχουν αρκετά είδη συναρτήσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν, με πιο δημοφιλή τις παρακάτω.



Γραμμική συνάρτηση:

C:/Users/Evita/AppData/Local/Temp/wps.jMZJNzwps

(Εικόνα 3) Γραφική παράσταση της γραμμικής συνάρτησης [5]

Βηματική συνάρτηση:



(Εικόνα 4) Γραφική παράσταση της βηματικής συνάρτησης 0/1 [5]

Περισσότερο χρησιμοποιείται σε θεωρητικές μελέτες. [7]

Αλλά και με την μορφή

(Εικόνα 5) Γραφική παράσταση της βηματικής συνάρτησης -1/1 [5]

Σιγμοειδής συνάρτηση:



(Εικόνα 6) Γραφική παράσταση της σιγμοειδής συνάρτησης [5]

Χρησιμοποιείται περισσότερο σε πρακτικές εφαρμογές. [7]



Υπερβολική εφαπτομένη:

(Εικόνα 7) Γραφική παράσταση της συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης [5]

## 1.4 Μάθηση με επίβλεψη

Ένας άνθρωπος μπορεί να μάθει με διαφορετικούς τρόπους από το περιβάλλον του. Τα ΤΝΔ βασίζονται στη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, και έτσι η πρόκληση που αντιμετωπίζουν είναι η εύρεση κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης των δικτύων και ανάκλησης της πληροφορίας που περιέχεται προκειμένου να προσομοιάζονται ευφυείς διαδικασίες. Για αυτόν τον λόγο, απαιτείται ο ορισμός του κατάλληλου περιβάλλοντος εκπαίδευσης μία διαδικασία που μπορεί να κατηγοριοποιηθεί βάσει της λειτουργίας τους σε αυτή της μάθησης με εκπαιδευτή και αυτή χωρίς εκπαιδευτή.

Στην περίπτωση της μάθησης χωρίς εκπαιδευτή, δεν υπάρχει εκπαιδευτής που να επιβλέπει τη διαδικασία της μάθησης και υπάρχουν δύο υποκατηγορίες μάθησης, ενισχυτική και η μη επιβλεπόμενη. Περιληπτικά, στην ενισχυτική μάθηση, η εκμάθηση μιας αντιστοίχισης εισόδου - εξόδου εκτελείται μέσω συνεχούς αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον, με στόχο την ελαχιστοποίηση ενός βαθμωτού δείκτη απόδοσης. Στη μη επιβλεπόμενη μάθηση, γνωστή και ως αυτο-οργανούμενη δεν υπάρχει εξωτερικός εκπαιδευτής ή κριτής που να επιβλέπει τη διαδικασία μάθησης αλλά υπάρχει ένα ανεξάρτητο από την εργασία μέτρο της ποιότητας της αναπαράστασης που καλείται να μάθει το δίκτυο και με βάση αυτό βελτιστοποιούνται οι ελεύθερες παράμετροι του δικτύου. [3] Σύμφωνα με τον Διαμαντάρα, η μάθηση χωρίς επίβλεψη μπορεί να κατηγοριοποιηθεί στα συσχετιστικά μοντέλα, γνωστά και με τον κανόνα του Hebb (δίκτυα PCA, ICA) αλλά και στα ανταγωνιστικά μοντέλα όπως τα δίκτυα Kohonen (SOM), Learning VQ και ART. [2]

Η μάθηση με εκπαιδευτή αναφέρεται επίσης ως επιβλεπόμενη μάθηση. Σε αυτή την κατηγορία μάθησης, μπορούμε να θεωρήσουμε ότι ο εκπαιδευτής έχει γνώση του περιβάλλοντος, η οποία αντιπροσωπεύεται από ένα δείγμα εκπαίδευσης προτύπων έχοντας αντιστοίχηση μεταξύ ενός σήματος εισόδου και την αντίστοιχη επιθυμητή απόκριση. Αυτή η πληροφορία είναι γνωστή και ως a-priori (εκ των προτέρων). Ωστόσο το περιβάλλον είναι άγνωστο στο νευρωνικό δίκτυο. Η εργασία της συλλογής όμως αυτού του δείγματος είναι χρονοβόρα και ακριβή, ειδικά όταν αντιμετωπίζουμε μεγάλης κλίμακας προβλήματα μάθησης. Αυτό το πρόβλημα λύνει μία άλλη κατηγορία μάθησης, που αποκαλείται ημι-επιβλεπόμενη, πρόκληση της οποίας είναι ο σχεδιασμός ενός συστήματος μάθησης το οποίο θα μπορεί να κλιμακώνεται αρκετά καλά ώστε η υλοποίηση του να είναι πρακτικά εφικτή όταν αντιμετωπίζουμε μεγάλης κλίμακας προβλήματα ταξινόμησης προτύπων. Θα μπορούσαμε να πούμε πως η ενισχυτική μάθηση βρίσκεται ενδιάμεσα από την επιβλεπόμενη και μη μάθηση διότι λειτουργεί μέσω συνεχών αλληλεπιδράσεων μεταξύ ενός συστήματος μάθησης (πράκτορας, agent) και του περιβάλλοντος. Το σύστημα μάθησης εκτελεί μία ενέργεια και μαθαίνει από την απόκριση που του παρέχει το περιβάλλοντος προς αυτή την ενέργεια. Ουσιαστικά, ο ρόλος που έχει ο εκπαιδευτής στην επιβλεπόμενη μάθηση αντικαθίσταται από το ρόλο ενός κριτή, ο οποίος μπορεί να είναι ενσωματωμένος στο μηχανισμό μάθησης. Συνήθως χρησιμοποιείται σε εφαρμογές κοινωνικών επιστημών και τεχνολογίας όπως η τηλεπισκόπηση (remote sensing), κατάτμηση εικόνας (image segmentation) και η κωδικοποίηση εικόνας και φωνής. [3, 10]

Ας εστιάσουμε όμως λίγο περισσότερο στη μάθηση με επίβλεψη, διότι χρησιμοποιείται από τον μεγαλύτερο όγκο των δικτύων. Όπως αναφέρθηκε, σε αυτή την κατηγορία μάθησης υπάρχει αντιστοίχιση ανάμεσα στην είσοδο και στην έξοδο. Έτσι, το δίκτυο συνέχεια επεξεργάζεται τις εισόδους και τις συγκρίνει το αποτέλεσμα της εξόδου με το επιθυμητό. Τα σφάλματα στη συνέχεια διαδίδονται πίσω μέσω του συστήματος, προκαλώντας το σύστημα να προσαρμόσει να βάρη που ελέγχουν το δίκτυο. Αυτή είναι μία επαναλαμβανόμενη διαδικασία, κάνοντας αρκετές φορές επεξεργασία το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης καθώς τα βάρη βελτιώνονται συνεχώς. Πρέπει να σημειωθεί βέβαια ότι κάποια δίκτυα δεν μαθαίνουν ποτέ. Ένας βασικός λόγος που μπορεί να προκύψει ένα τέτοιο αποτέλεσμα από λανθασμένα σύνολα δεδομένων ή μη επαρκείς πληροφορίες. Όσο περισσότερα δεδομένα έχουμε στη διάθεση μας, τόσο το καλύτερο διότι αρκετά δεδομένα να μπορούν να κρατηθούν για δοκιμή. [6]

Παραδείγματα αλγορίθμων εκπαίδευσης με επίβλεψη είναι οι εξής: Perceptron, Adaline, δίκτυα Back-Propagation αλλά και τα αναδρομικά Back-Propagation, δίκτυα RBF, μοντέλα SVM καθώς και οι στοχαστικές μηχανές. [2]

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.

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.

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

Οι κυριότερες τεχνικές μάθησης με επίβλεψη είναι η μάθηση εννοιών, τα δένδρα ταξινόμησης ή απόφασης, η μάθηση κανόνων, η μάθηση κατά περίπτωση, η μάθηση κατά Bayes, η γραμμική παρεμβολή, τα νευρωνικά δίκτυα καθώς και οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines). [1]

## 1.5 Κατηγοριοποίηση δεδομένων

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

## 1.6 Βελτιστοποίηση συναρτήσεων

Κυρίως ένα σημαντικό πρόβλημα που εμφανίζεται σε πολλούς τομείς της επιστήμης είναι η εύρεση κατάλληλης τιμής εισόδου w\* σε μία συνάρτηση J(w) ώστε η τιμή συνάρτησης να είναι η βέλτιστη δυνατή σύμφωνα με κάποιο κριτήριο. Συνήθως βέλτιστη τιμή θεωρείται είτε η μέγιστη είτε η ελάχιστη τιμή που είναι δυνατόν να λάβει το J. Προβλήματα βελτιστοποίησης συναντάμε σε πάρα πολλούς επιστημονικούς κλάδους. Ενδεικτικά αναφέρουμε τη Θεωρία Συστημάτων, την Επεξεργασία Σήματος και Εικόνας, την Τεχνητή Νοημοσύνη και φυσικά τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα.

Αν η συνάρτηση J(w) είναι μία συνάρτηση κόστους (cost function) τότε συνήθως το ζητούμενο είναι η εύρεση της ελάχιστης τιμής της. Η συνάρτηση αυτή καλείται και συνάρτηση ενέργειας (energy function).

Αν η συνάρτηση J(w) είναι μία συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) τότε συνήθως το ζητούμενο είναι η μεγιστοποίηση της.

## 1.7 Σκοπός της εργασίας

Αυτή η πτυχιακή αποσκοπεί ..

# Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

## Ιστορική Αναδρομή

Τη δεκαετία του 1940 υπήρξε μία εντονότατη δραστηριότητα προς την κατεύθυνση της μελέτης των βιολογικών νευρωνικών δικτύων και την μαθηματικής μοντελοποίησης. Πρωτοπόροι στον τομέα αυτό οι Αμερικανοί επιστήμονες McCulloch και Pitts που περιέγραψαν ένα απλό μοντέλο της δραστηριότητας του νευρώνα. Η κατάσταση του νευρώνα περιγράφεται από ένα δυαδικό αριθμό ο οποίος όταν έχει την τιμή 0 σημαίνει πως ο νευρώνας είναι αδρανής (δε πυροβολεί) ενώ όταν έχει την τιμή 1 σημαίνει πως ο νευρώνας πυροβολεί στη μέγιστη ταχύτητα.

(Βλαχάβας)

Εχουν το μεγάλο πλεονέκτημα της ανοχής που παρουσιάζουν σε δεδομένα εκπαίδευσης με θόρυβο, δηλαδή δεδομένα που περιστασιακά έχουν λανθασμένες τιμές (πχ λάθη καταχώρησης). Από την άλλη όμως αδυνατούν να εξηγήσουν ποιοτικά τη γνώση που μοντελοποιούν.

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).

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 χρησιμοποιούνται δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης.

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 κατεστραμμένων 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.

Εμπνευσμένη από τη δομή και τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι και η έρευνα σχετικά με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Τ.Ν.Δ.) Το πιο βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου είναι οι νευρώνες, δηλαδή τα νευρικά κύτταρα τα οποία δημιουργούν ένα πυκνό δίκτυο επικοινωνίας μεταξύ τους. Κίνητρο για τη μελέτη του νευρώνα και των νευρωνικών δικτύων είναι η ελπίδα ανακάλυψης ενός νέου υπολογιστικού μοντέλου βασισμένου σε μία δικτυακή δομή παρόμοια με αυτού του εγκεφάλου.[1]

Σύμφωνα με τον Haykin ένα ν.δ. ως προσαρμόσιμη μηχανή είναι ένας τεράστιος παράλληλος επεξεργαστής με κατανεμημένη αρχιτεκτονική, ο οποίος αποτελείται από απλές μονάδες επεξεργασίας και έχει από τη φύση του τη δυνατότητα να αποθηκεύει εμπειρική γνώση και να την καθιστά διαθέσιμη για χρήση.

Υπάρχουν δύο κοινά σημεία με τον ανθρώπινο εγκέφαλο. Αρχικά, το δίκτυο προσλαμβάνει τη γνώση από το περιβάλλον του, μέσω μίας διαδικασίας μάθησης. Επίσης, η ισχύς των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, που αποκαλείται αλγόριθμος μάθησης και η λειτουργία του είναι να τροποποιεί τα συναπτικά βάρη του δικτύου με τον κατάλληλο τρόπο για την επίτευξη του επιθυμητού στόχου.

Είναι προφανές ότι ένα ν.δ. οφείλει την υπολογιστική ισχύ του κατά πρώτον στην παράλληλη, κατανεμημένη δομή του και κατά δεύτερον στην ικανότητα του να μαθαίνει, και ως εκ τούτου να γενικεύει. Λόγω της μάθησης και της γενίκευσης τα ν.δ. έχουν την δυνατότητα να βρίσκουν καλές προσεγγιστικές λύσεις σε πολύπλοκα (μεγάλης κλίμακας) προβλήματα, τα οποία είναι μη επιδεκτικά σε λύσεις. Ωστόσο, τα ν.δ. δεν μπορούν να παρέχουν λύση αν λειτουργούν ατομικά. Συγκεκριμένα, ένα πολύπλοκο πρόβλημα αποσυντίθεται σε έναν αριθμό σχετικά απλών εργασιών και τα νευρωνικά δίκτυα αναλαμβάνουν ένα υποσύνολο των εργασιών που ταιριάζουν με τις εγγενείς δυνατότητες τους. Θα πρέπει ωστόσο, να αποδεχτούμε ότι έχουμε να διανύσουμε πολύ δρόμο ακόμη μέχρι να μπορέσουμε να κατασκευάσουμε μία αρχιτεκτονική υπολογιστών που θα μιμείται τον ανθρώπινο εγκέφαλο.

Μερικές από τις πιο χρήσιμες ιδιότητες και δυνατότητες που μας προσφέρουν τα τ.ν.δ. είναι η μη γραμμικότητα, η αντιστοίχιση εισόδου - εξόδου κυρίως για τη μάθηση που αναφέρουμε ως επιβλεπόμενη. Όσο πιο προσαρμοστικό κάνουμε ένα σύστημα, διασφαλίζοντας ταυτόχρονα ότι παραμένει διαρκώς σταθερό, τόσο πιο εύρωστο θα είναι και τόσο καλύτερα θα αποδίδει όταν θα κληθεί να λειτουργήσει σε ένα μη σταθερό περιβάλλον. Στο πλαίσιο της ταξινόμησης προτύπων ένα Ν.Δ. μπορεί να σχεδιαστεί ώστε να παρέχει πληροφορία όχι μόνο για το ποιο συγκεκριμένο πρότυπο θα επιλεγεί, αλλά επίσης σχετικά με τον βαθμό εμπιστοσύνης στην ληφθείσα απόφαση, κάτι το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την απόρριψη των διφορούμενων μοτίβων, εάν προκύψουν και κατ’ επέκταση τη βελτίωση της απόδοσης του δικτύου. Επίσης, το ν.δ. μπορεί να χειριστεί με φυσικό τρόπο τη σχετική με το περιεχόμενο πληροφορία (contextual information) καθώς η γνώση αντιπροσωπεύεται από την ίδια τη δομή και κατάσταση ενεργοποίησης του. Κάθε νευρώνας στο δίκτυο ενδεχομένως να επηρεάζεται από τη συνολική δραστηριότητα όλων των άλλων νευρώνων του δικτύου. Επιπλέον, λόγω της κατανεμημένης φύσης της πληροφορίας που αποθηκεύεται στο δίκτυο, ένα ν.δ. υλοποιημένο σε μορφή hardware, έχει την εγγενή δυνατότητα να είναι ανεκτικό σε βλάβες, ή εύρωστο υπό την έννοια ότι η απόδοση του μειώνεται βαθμιαία και ομαλά υπό αντίξοες συνθήκες λειτουργίας. Ένα ακόμη χαρακτηριστικό είναι πως η μαζικά παράλληλη φύση ενός ν.δ. το καθιστά ενδεχομένως γρήγορο για τον υπολογισμό συγκεκριμένων εργασιών, κάτι το οποίο το κάνει να είναι ιδιαίτερα κατάλληλο για χρήση τεχνολογίας πολύ μεγάλης κλίμακας ολοκλήρωσης (VLSI).Τέλος, η σχεδίαση ενός ν.δ. δανείζεται στοιχεία από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, ο οποίος είναι η ζωντανή απόδειξη ότι η εύρωστη, παράλληλη επεξεργασία δεν είναι μόνο φυσικά εφικτή, αλλά επίσης γρήγορη και ισχυρή.

Μεταξύ των δεκαετιών 1940 και 1950, έκαναν την εμφάνιση τους και τα πρώτα μοντέλα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Τ.Ν.Δ.), ξεκινώντας από το βασικό μοντέλο του νευρώνα των Αμερικανών επιστημόνων McCulloch-Pitts και τον πρώτο αλγόριθμο εκπαίδευσης ενός νευρώνα, το γνωστό Perceptron του Frank Rosenblatt. To 1969 όμως αποδείχτηκε από τους Minsky και Papert πως αυτός ο αλγόριθμος είχε περιορισμένες δυνατότητες. To 1980 αναπτύχθηκε το μοντέλο του Hopfield και το μοντέλο Perceptron πολλών στρωμάτων (Multi-Layer Perceptron ή MLP) σε συνδυασμό με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Back-Propagation. Για πρώτη φορά, εμφανίζεται ένας αλγόριθμος ικανός να εκπαιδεύσει ένα δίκτυο με περισσότερους από έναν νευρώνες. Ένα νέο υπολογιστικό μοντέλο εμφανίζεται, το οποίο προσφέρει μία νέα προσέγγιση στο πρόβλημα της Τεχνητής Νοημοσύνης μέσω της μάθησης, το λεγόμενο Connectionist model, με κύριο χαρακτηριστικό την διασύνδεση πολλών απλών υπολογιστικών κόμβων σε δίκτυο και τη δυνατότητα αυτοπροσαρμογής των συνδέσεων του δικτύου χρησιμοποιώντας δεδομένα χωρίς να βασίζεται σε κάποιους προκαθορισμένους κανόνες λογικής για την εξαγωγή συμπερασμάτων. Αυτή η καινούργια υπολογιστική πλατφόρμα, θα είναι πιο κατάλληλη για ανάπτυξη ευφυών αλγορίθμων και γενικότερα διαδικασιών σχετιζόμενων με τη νοημοσύνη όπως η μάθηση, η μνήμη, η γενίκευση, καθώς και η ομαδοποίηση προτύπων.[ Haykin & Διαμαντάρας]

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι ένας εξαιρετικά πολύπλοκος, μη γραμμικός, παράλληλος υπολογιστής. Θα μπορούσαμε να τον αναφέρουμε και ως ένα σύστημα επεξεργασίας πληροφορίας. Έχει τη δυνατότητα να οργανώνει τα δομικά του στοιχεία, γνωστά ως νευρώνες με τρόπο ώστε να εκτελούν συγκεκριμένους υπολογισμούς όπως είναι η αναγνώριση προτύπων καθώς και η αντίληψη και ο έλεγχος της κίνησης [2]

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι η ανθρώπινη όραση, η οποία είναι μία διαδικασία επεξεργασίας πληροφοριών. Είναι ευθύνη του οπτικού συστήματος να μας παρέχει μία αναπαράσταση του περιβάλλοντος μας, και ακόμη πιο σημαντικό, να μας προμηθεύει με τις πληροφορίες που χρειαζόμαστε για να επικοινωνήσουμε μ’ αυτό. Συγκεκριμένα, ο εγκέφαλος εκτελεί διαρκώς και ασταμάτητα εργασίες αναγνώρισης που βασίζονται στην αντίληψη όπως είναι η αναγνώριση ενός οικείου προσώπου που βρίσκεται σε μία άγνωστη σκηνή, την ίδια στιγμή που εργασίες πολύ μικρότερου βαθμού πολυπλοκότητας απαιτούν πολύ μεγαλύτερους χρόνους για να εκτελεστούν από έναν ισχυρό υπολογιστή.

Το έργο στο επιστημονικό πεδίο των Τ.Ν.Δ. ( χάριν συντομίας, αποκαλούνται συνήθως <<νευρωνικά δίκτυα>>) βασίστηκε, από τις απαρχές του, στο γεγονός ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος εκτελεί τους υπολογισμούς με εντελώς διαφορετικό τρόπο από το συμβατικό ψηφιακό υπολογιστή. Στην πλέον γενική μορφή του, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι μία μηχανή σχεδιασμένη ώστε να μοντελοποιεί τον τρόπο με τον οποίο ο εγκέφαλος εκτελεί μία συγκεκριμένη εργασία ή λειτουργία. Για να επιτυγχάνουν καλή απόδοση τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούν τεράστιο αριθμό απλών, διασυνδεδεμένων μεταξύ τους υπολογιστικών κυττάρων, τα οποία αποκαλούνται νευρώνες ή μονάδες επεξεργασίας.

## 2.2 Δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης

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 ύπαρξη 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, αρκετά 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 φτάνει 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.

## 2.3 Τα δίκτυα Perceptron

Το πιο απλό νευρωνικό δίκτυο που μπορεί να σχεδιαστεί και να μελετηθεί είναι ασφαλώς ένα δίκτυο που αποτελείται από ένα μόνο νευρώνα. Η λέξη δίκτυο σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται καταχρηστικά αφού δεν υπάρχουν περισσότεροι του ενός νευρώνες για να συνδεθούν μεταξύ τους.  
  
Όταν 2 κατηγορίες βρίσκονται αρκετά μακριά η μία από την άλλη και μπορεί να βρεθεί μία ευθεία γραμμή η οποία να τις διαχωρίζει, τότε λέμε ότι οι κλάσεις είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Όταν υπάρχει μία τέτοια ευθεία, τότε υπάρχει και ένα δίκτυα Perceptron το οποίο αντιστοιχεί σ’ αυτή τη γραμμή.

Το ζητούμενο σε ένα νευρωνικό δίκτυο όπως το Perceptron είναι η αυτόματη εκμάθηση των παραμέτρων του συστήματος ώστε να επιτυγχάνεται ο επιθυμητός στόχος, που στην συγκεκριμένη περίπτωση είναι η εύρεση της διαχωριστικής γραμμής. Υποθέτουμε ότι δεν υπάρχει καμία εξωτερική “αυθεντία” η οποία γνωρίζει τις ορθές παραμέτρους για τη λύση του προβλήματος. Ωστόσο το δίκτυο εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή υπάρχει ένας “δάσκαλος” που μας δίνει την τιμή στόχου για κάθε πρότυπο εκπαίδευσης. Το δίκτυο μαθαίνει προσαρμόζοντας τις παραμέτρους λαμβάνοντας υπ’ όψη του τα επαυξημένα πρότυπα εκπαίδευσης και τους στόχους των προτύπων αυτών χρησιμοποιώντας κάποιον επαναληπτικό αλγόριθμο.

Ο κλασικός κανόνας εκπαίδευσης Perceptron είναι γνωστός και ως κανόνας σταθερής αύξησης (fixed increment rule). Ο κανόνας είναι επαναληπτικός: Τα πρότυπα παρουσιάζονται στο δίκτυο με κυκλική σειρά και όταν τελειώσουν επαναλαμβάνονται από την αρχή. Ένας πλήρης κύκλος χρήσης όλων των προτύπων καλείται εποχή (epoch).

Αποδεικνύεται ότι το μοντέλο Perceptron εφοδιασμένο με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης που περιγράψαμε παραπάνω συγκλίνει σε μια λύση η οποία ταξινομεί σωστά όλα τα πρότυπα αρκεί να υπάρχει μια τέτοια λύση, αρκεί, με άλλα λόγια, το πρόβλημα να είναι γραμμικά διαχωρίσιμο. Αν το πρόβλημα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμο τότε ο αλγόριθμος Perceptron δεν συγκλίνει ποτέ. Αυτό είναι ένα σοβαρό μειονέκτημα το οποίο αποτέλεσε και το βασικό σημείο κριτικής εναντίον του Perceptron. Επιπλέον, πολλά προβλήματα στον πραγματικό κόσμο είναι μη γραμμικά διαχωρίσιμα και επομένως το μοντέλο δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε αυτά.

Είναι αυτοπροσαρμοστικός αλγόριθμος.  
  
Η συνάρτηση XOR είναι ίσως η πιο χαρακτηριστική και απλή περίπτωση συνάρτησης που δεν μπορεί να υλοποιηθεί από το δίκτυο 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 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 που παράγει την επιθυμητή έξοδο για όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης, τότε ξεκινώντας από ένα τυχαίο διάνυσμα βαρών και μετά από πεπερασμένο αριθμό βημάτων, ο αλγόριθμος perceptron θα συγκλίνει σε κάποιο διάνυσμα βαρών , όχι απαραίτητα το το 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.

## 2.4 Τα δίκτυα Adaline

Ο όρος Adaline προέρχεται από τα αρχικά των λέξεων ADaptive LINear Element (Αυτοπροσαρμοζόμενο Γραμμικό Στοιχείο). Τον εισήγαγε ο Windrow για να περιγράψει ένα απλοποιημένο μοντέλο του νευρώνα όπου εκλείπει τελέιως η μη γραμμική συνάρτηση. Η διαφορά σε σχέση με τον κλασικό μη γραμμικό νευρώνα των McCulloch-Pitts είναι ότι τώρα η έξοδος παίρνει συνεχείς τιμές και όχι διακριτές (0/1 ή -1/1). Αυτό σημαίνει ότι και οι στόχοι μπορεί (αλλά δεν είναι και υποχρεωτικό) να παίρνουν τιμές από το σύνολο των πραγματικών αριθμών. Το πρόβλημα είναι πως οι τιμές των στόχων δεν είναι προφανείς αν δεν προέρχονται από ένα διακριτικό σύνολο. Αν επιθυμούμε να χρησιμοποιήσουμε το δίκτυο Adaline για να διαχωρίσουμε δύο κλάσεις, ένα δεύτερο πρόβλημα που πρέπει να αντιμετωπίσουμε είναι να ορίσουμε πότε η έξοδος δείχνει ότι το πρότυπο ανήκει στην πρώτη κατηγορία και πότε στη δεύτερη, καθώς μπορεί να πάρει άπειρες τιμές. Το πρόβλημα λύνεται εύκολα αν για παράδειγμα, πούμε πως οι θετικές τιμές ανήκουν στην πρώτη κλάση, και όλες οι υπόλοιπες στην δεύτερη κλάση.

Στην πράξη ο αλγόριθμος Adaline εξομοιώνεται στον υπολογιστή με πεπερασμένο αριθμό επαναλήψεων, και φυσικά τα πρότυπα εισόδου έχουν επίσης πεπερασμένο πλήθος. Αν το πλήθος των προτύπων είναι μικρό, τότε τα χρησιμοποιούμε με κυκλική επανάληψη έτσι ώστε να δημιουργήσουμε μία ακολουθία με άπειρο μήκος. Όπως και στον αλγόριθμο Perceptron, μία επανάληψη όλων των προτύπων λέγεται εποχή.

Είναι αυτοπροσαρμοστικός αλγόριθμος. Δε χρειάζεται το πρόβλημα να είναι γραμμικά διαχωρίσιμο.

Βασικό μειονέκτημα είναι ότι δεν εγγυάται το διαχωρισμό των κλάσεων όταν το πρόβλημα είναι γραμμικά διαχωρίσιμο. Γενικότερα υπάρχει πρόβλημα στην επιλογή των στόχων καθώς αυτοί είναι πραγματικοί αριθμοί. Στον αλγόριθμο Perceptron τέτοιο πρόβλημα δεν υφίσταται καθώς οι στόχοι είναι δυαδικοί και η επιλογή του στόχου είναι απλή. Εξαρτάται μόνο από την κλάση στην οποία ανήκει το πρότυπο.

## 2.5 Τα δίκτυα MLP

Το δίκτυo MLP έχει απεριόριστες δυνατότητες αναπαράστασης συναρτήσεων και διαχωρισμού κλάσεων.

Προκειμένου να υλοποιήσουμε την πύλη eXclusive OR (XOR), δεν υπάρχει καμία ευθεία γραμμή που να διαχωρίζει τις δύο κλάσεις άρα το δίκτυο Perceptron αδυνατεί να λύσει αυτό το πρόβλημα. Αυτό οδήγησε στην μελέτη του δικτύου Perceptron πολλών στρωμάτων.

Όπως είδαμε οι δυνατότητες αναπαράστασης διαχωριστικών επιφανειών είναι περιορισμένες στο δίκτυο Perceptron καθώς με ένα μόνο νευρώνα το δίκτυο μπορεί να αναπαραστήσει μόνο επίπεδες επιφάνειες. Ο περιορισμός αυτός αίρεται με τη χρήση περισσότερων νευρώνων. Δίκτυα τέτοιου τύπου καλούνται δίκτυα Perceptron πολλών στρωμάτων (Multi-Layer Perceptron - MLP). Το χαρακτηριστικό των δικτύων αυτών είναι ότι οι νευρώνες του οποιουδήποτε στρώματος l τροφοδοτούν αποκλειστικά τους νευρώνες του επόμενου στρώματος (l + 1) και τροφοδοτούνται αποκλειστικά από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος (l - 1). Για λόγους ευκολίας καλούμε το στρώμα εισόδου καταχρηστικά, μηδενικό στρώμα. Οπότε ο κανόνας γενικεύεται και για το πρώτο στρώμα, δηλαδή το πρώτο στρώμα τροφοδοτείται και αυτό αποκλειστικά από το μηδενικό στρώμα ή από το στρώμα εισόδου.

Τα MLP δίκτυα όπου οι νευρώνες χρησιμοποιούν τη βηματική συνάρτηση 0/1 ή -1/1, μπορούν να υλοποιήσουν συναρτήσεις που δεν μπορεί να υλοποιήσει ένα απλό δίκτυο Perceptron. Ωστόσο, η χρήση της βηματικής συνάρτησης δεν προτιμάται διότι οι περισσότεροι κανόνες εκπαίδευσης βασίζονται σε μεθόδους βελτιστοποίησης, όπως πχ η μέθοδος της κατάβασης δυναμικού, οι οποίες χρησιμοποιούν παραγώγους, ενώ η βηματική συνάρτηση δεν είναι παραγωγίσιμη. Αυτή είναι μία τεχνική δυσκολία η οποία παρ’ όλα αυτά ξεπερνιέται με τη χρήση της σιγμοειδούς συναρτήσεως, η οποία είναι παραγωγίσιμη και πρακτικά μοιάζει πολύ με τη βηματική 0/1.

Για τους παραπάνω λόγους, το ενδιαφέρον των επιστημόνων που μελετούν δίκτυα Perceptron πολλών στρωμάτων σχεδόν μονοπωλείται από δίκτυα των οποίων οι νευρώνες χρησιμοποιούν τη σιγμοειδή συνάρτηση. Μία άλλη συνάρτηση που χρησιμοποιείται εναλλακτικά και μοιάζει με τη βηματική συνάρτηση -1/1 είναι η λεγόμενη υπερβολική εφαπτομένη, η οποία είναι παραγωγίσιμη.

Η χρήση των “μαλακών” συναρτήσεων κατωφλίωσης όπως η σιγμοειδής συνάρτηση ή υπερβολική εφαπτομένη δημιουργεί ομαλές επιφάνειες χωρίς απότομες μεταβολές στην τιμή της εξόδου του δικτύου.

Τα δίκτυα MLP που ενσωματώνουν τη σιγμοειδή συνάρτηση αποδεικνύεται ότι έχουν πολλές δυνατότητες αναπαράστασης συναρτήσεων. Το βασικό θεώρημα ουσιαστικά λέει ότι δίκτυα αυτής της μορφής μπορούν να προσεγγίσουν οποιαδήποτε ομαλή συνάρτηση, όσο κοντά επιθυμούμε. Για το λόγο αυτό τα δίκτυα αυτά καλούνται και “Universal Approximators” (Καθολικοί Προσεγγιστές). Το ενδιαφέρον είναι ότι αρκεί να χρησιμοποιηθούν μόλις δύο στρώματα νευρώνων πέρα από το στρώμα εισόδου.

Το MLP δίκτυο μπορεί να υλοποιήσει οποιαδήποτε συνεχή διαχωριστική επιφάνεια σε n διαστάσεις σε αντίθεση με το απλό δίκτυο Perceptron το οποίο μπορεί να υλοποιήσει μόνο γραμμικές επιφάνειες.

## 2.6 Η μέθοδος Back Propagation

Αλγόριθμος ικανός να εκπαιδεύσει ένα δίκτυο με περισσότερους από έναν νευρώνες.

Η εκπαίδευση ενός δικτύου MLP είναι η διαδικασία ρύθμισης των συναπτικών βαρών του έτσι ώστε να ικανοποιείται κάποιο κριτήριο καταλληλότητας. Άλλωστε αυτός είναι και ο στόχος της εκπαίδευσης σε οποιοδήποτε νευρωνικό δίκτυο όπως για παράδειγμα σε ένα απλό Perceptron. Αυτό που κάνει την εκπαίδευση ενός MLP δικτύου πολύ πιο ενδιαφέρουσα είναι η ιδιότητα του καθολικού προσεγγιστή. Με απλά λόγια, αυτή λέει πως αν έχουμε το κατάλληλο σε μέγεθος δίκτυο μπορούμε να το εκπαιδεύσουμε να μάθει οποιαδήποτε συνάρτηση εμείς επιθυμούμε. Θυμίζουμε σε αντιδιαστολή, ότι το απλό Perceptron μπορεί να υλοποιήσει μόνο γραμμικές διαχωριστικές επιφάνειες. Κυριότερος εκπρόσωπος των αλγορίθμων εκπαίδευσης MLP είναι ο Back Propagation.

O αλγόριθμος Back-Propagation προτάθηκε από τον Paul Werbos στη δεκαετία του 1970 στα πλαίσια της ανάλυσης μοντέλων οικονομικής και πολιτικής πρόβλεψης. Τότε, αυτά τα μοντέλα δεν είχαν σχεδιαστεί για να έχουν σχέση ή να θυμίζουν νευρωνικά δίκτυα. Παρόμοια μοντέλα είχαν προταθεί ανεξάρτητα και από άλλους ερευνητές όπως οι Bryson & Ho. Τη δεκαετία του 80, έγινε αντιληπτό ότι η μέθοδος μπορούσε να μεταφερθεί αυτούσια στην εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων MLP και έκτοτε έγινε η πιο γνωστή και η πιο διαδεδομένη μέθοδος.

Βασικό χαρακτηριστικό της μεθόδου αυτής είναι η ύπαρξη στόχων, όπως ακριβώς και στο απλό δίκτυο Perceptron. Συνεπώς το μοντέλο ανήκει στην κατηγορία των δικτύων που εκπαιδεύονται με επίβλεψη.

Ο αλγόριθμος αυτός έχει στην πράξη διάφορα μειονεκτήματα, το βασικότερο των οποίων είναι η αργή σύγκλιση. Το πρόβλημα των τοπικών ελαχίστων είναι επίσης κρίσιμο αλλά πρακτικά η αντιμετώπιση του είναι ιδιαίτερα δύσκολη. Διάφορες μέθοδοι έχουν αναπτυχθεί με στόχο την επιτάχυνση της σύγκλισης όπως:

1. Η χρήση της ορμής (momentum)
2. Η αναζήτηση σε μία ευθεία γραμμή (line search)  
   3. Η συζυγής κατάβαση δυναμικού (conjugate gradient)

Και οι διάφορες παραλλαγές τις μεθόδου Newton.

## 2.7 Η μέθοδος Gradient Descent

Η κατάβαση δυναμικού (gradient descent) είναι μια κλασική μέθοδος εύρεσης της ελάχιστης τιμής μίας συνάρτησης κόστους n μεταβλητών. Αν επιθυμούμε την εύρεση του μέγιστου σημείου της συνάρτησης τότε η ίδια μέθοδος μπορεί να χρησιμοποιηθεί πάλι με μόνη διαφορά το πρόσημο της κατεύθυνσης αναζήτησης του βέλτιστου σημείου. Στη περίπτωση αυτή, η μέθοδος καλείται ανάβαση δυναμικού (gradient ascent).

## 2.2 Παραδείγματα εφαρμογής νευρωνικών δικτύων

Η τρομερή πολυπλοκότητα του εγκεφάλου τον καθιστά ικανό να εκτελεί με επιτυχία διάφορες λειτουργίες που συλλογικά οδηγούν σε αυτό που αποκαλούμε νοημοσύνη. Οι εφαρμογές των νευρωνικών δικτύων καλύπτουν πλέον πολύ μεγάλο φάσμα της επιστημονικής δραστηριότητας από την αναγνώριση προσώπων μέχρι την πρόβλεψη οικονομικών μεγεθών. Κάποιες από τις εφαρμογές αυτές αναφέρονται παρακάτω.

( Όπως υπάρχουν διαφορετικοί τρόποι με τους οποίους ένας άνθρωπος μπορεί να μάθει από το περιβάλλον του, το ίδιο ισχύει και για τα νευρωνικά δίκτυα [2]. )

* Η αναγνώριση εικόνων (προσώπων, αντικειμένων και άλλα)
* Η μνήμη
* Η αναγνώριση φωνής, η κατανόηση και η παραγωγή της γλώσσας
* Η αυτόνομη πλοήγηση στο χώρο
* Η λήψη αποφάσεων
* Η κατάστρωση στρατηγικής και η επιλογή της καλύτερης με βάση διάφορα κριτήρια κόστους
* Η λογική, η ανάπτυξη επιχειρημάτων, η συνεπαγωγή
* Η μάθηση και η αυτοπροσαρμογή σε νέο περιβάλλον και σε νέες καταστάσεις

Τα ΤΝΔ είναι μοντέλα που μιμούνται τη λειτουργία των βιολογικών νευρώνων και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Το αντικείμενο των ΤΝΔ είναι η ανάπτυξη και η μελέτη μαθηματικών αλγορίθμων που μιμούνται την αρχιτεκτονική και το πρότυπο των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. Το κυριότερο αντικείμενο μελέτης τους είναι η ανάπτυξη αλγορίθμων που θα μιμούνται αυτές τις λειτουργίες όπως αναγνώριση φυσικής γλώσσας, αναγνώριση προσώπων και περιβάλλοντος, πλοήγηση ενός ρομπότ σε περιβάλλον με φυσικά εμπόδια, ανάπτυξη βέλτιστων στρατηγικών για ένα πρόβλημα, εκτέλεση συλλογισμών καταλήγοντας σε λογικά συμπεράσματα, θα έχουν μνήμη και τέλος θα αυτοπροσαρμόζονται σε νέες καταστάσεις και σε γνωστά περιβάλλοντα και θα μαθαίνουν από την εμπειρία τους.

Παρακάτω ακολουθούν μερικά παραδείγματα εφαρμογών των MLP δικτύων. Γενικά οι εφαρμογές χωρίζονται σε δύο κατηγορίες. Τα προβλήματα ταξινόμησης προτύπων καθώς και τα προβλήματα εκτίμησης συναρτήσεων. Ενδεικτικά παραδείγματα:

1. Οικονομία και εμπόριο (Πρόβλεψη οικονομικών μεγεθών, ανίχνευση απάτης σε ηλεκτρονικές συναλλαγές, εκτίμηση αξίας ακινήτων και άλλα)
2. Βιομηχανία (Βιομηχανικός έλεγχος, ρύθμιση ηλεκτρικού φορτίου, ρομποτική, εφαρμογές σε οχήματα)
3. Ιατρική (διάγνωση ασθενειών, βιοπληροφορική)
4. Υπολογιστές (Αναγνώριση προτύπων, ασφάλεια, ηλεκτρονικά παιχνίδια)

*(Βλαχάβας)*

Τα ΤΝΔ είναι ιδιαίτερα 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.

# Γενετικοί αλγόριθμοι

## 3.1 Ιστορική Αναδρομή

Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι αλγόριθμοι αναζήτησης που βασίζονται στη μηχανική της φυσικής επιλογής και της φυσικής γενετικής. Συνδυάζουν την επιβίωση του καταλληλότερου μεταξύ των δομών συμβολοσειρών με μια δομημένη αλλά τυχαιοποιημένη ανταλλαγή πληροφοριών για να σχηματίσουν έναν αλγόριθμο αναζήτησης με κάποιο από τα καινοτόμα ίχνη της ανθρώπινης αναζήτησης. κάθε γενιά, ένα νέο σύνολο τεχνητών πλασμάτων (χορδές) δημιουργείται χρησιμοποιώντας κομμάτια από τα πιο δυνατά από τα παλιά· ένα περιστασιακό νέο μέρος δοκιμάζεται για καλό μέτρο. Αν και είναι τυχαιοποιημένοι, οι γενετικοί αλγόριθμοι δεν είναι απλός τυχαίος περίπατος. Εκμεταλλεύονται αποτελεσματικά ιστορικές πληροφορίες για να κάνουν εικασίες για νέα σημεία αναζήτησης με αναμενόμενη βελτιωμένη απόδοση. Οι γενετικοί αλγόριθμοι αναπτύχθηκαν από τον John Holland, τους συναδέλφους του και τους μαθητές του στο Πανεπιστήμιο του Michigan. Οι στόχοι της έρευνάς τους ήταν δύο: (1) η αφαίρεση και η αυστηρή εξήγηση των προσαρμοστικών διαδικασιών των φυσικών συστημάτων και (2) η σχεδιάστε λογισμικό τεχνητών συστημάτων που διατηρεί τους σημαντικούς μηχανισμούς των φυσικών συστημάτων. Αυτή η προσέγγιση έχει οδηγήσει σε σημαντικές ανακαλύψεις τόσο στην επιστήμη των φυσικών όσο και των τεχνητών συστημάτων.

Το κεντρικό θέμα της έρευνας για τους γενετικούς αλγόριθμους ήταν η ευρωστία, η ισορροπία μεταξύ της αποτελεσματικότητας και της αποτελεσματικότητας που απαιτείται για την επιβίωση σε πολλές διαφορετικές. Οι γενετικοί αλγόριθμοι είναι θεωρητικά και εμπειρικά αποδεδειγμένα

παρέχουν εύρωστη αναζήτηση σε σύνθετους χώρους.Η πρωτογενής μονογραφία για το θέμα

είναι το Holland's(1975)Adaptation in Natural and Artificial Systems.Πολλές εργασίες

και οι διατριβές καθιερώνουν την εγκυρότητα της τεχνικής σε εφαρμογές βελτιστοποίησης συναρτήσεων και ελέγχου. Έχοντας καθιερωθεί ως έγκυρη προσέγγιση σε προβλήματα που απαιτούν αποτελεσματική και αποτελεσματική αναζήτηση, οι γενετικοί αλγόριθμοι βρίσκουν τώρα πιο διαδεδομένη εφαρμογή σε επιχειρηματικούς, επιστημονικούς και μηχανικούς κύκλους. Οι αλγόριθμοι πίσω από τον αυξανόμενο αριθμό εφαρμογών είναι ξεκάθαροι. Αυτοί οι αλγόριθμοι είναι υπολογιστικά απλοί αλλά ισχυροί στην αναζήτησή τους για βελτίωση. Επιπλέον, δεν περιορίζονται θεμελιωδώς από περιοριστικές υποθέσεις σχετικά με τον χώρο αναζήτησης (υποθέσεις σχετικά με τη συνέχεια, την ύπαρξη παραγώγων, τροπικότητα, και άλλα θέματα). Θα διερευνήσουμε τους λόγους πίσω από αυτές τις ελκυστικές ιδιότητες, αλλά πριν από αυτό, πρέπει να διερευνήσουμε την ευρωστία των πιο ευρέως αποδεκτών διαδικασιών αναζήτησης [8]

Οι γενετικοί αλγόριθμοι (ΓΑ) (genetic algorithms (GA)) αποτελούν τους δημοφιλέστερους από τους εξελικτικούς αλγορίθμους και βασίζονται σε αρχές της εξέλιξης των ειδών που εισήγαγε ο Δαρβίνος με το βιβλίο του «Η Καταγωγή των Ειδών» (Darwin, 2014). Οι ΓΑ προτάθηκαν τη δεκαετία του 1960 από τον Holland (1992) και τους συνεργάτες του. Παρά το γεγονός ότι η αρχική ορολογία που εισήγαγε ο Holland ήταν γενετικό σχέδιο (genetic plan), ο όρος γενετικός αλγόριθμος υιοθετήθηκε αργότερα για να υπογραμμίσει τον κεντρικό ρόλο του υπολογισμού στον καθορισμό και την υλοποίηση των σχεδίων. [9]

## 3.2 Μέθοδοι κωδικοποίησης

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

Πίνακας 3.2 [Τίτλος πίνακα]

## 3.3 Γενετικοί τελεστές

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

Πίνακας 3.2 [Τίτλος πίνακα]

## 3.4 Παράλληλοι γενετικοί αλγόριθμοι

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

Πίνακας 3.2 [Τίτλος πίνακα]

## 3.5 Εφαρμογές γενετικών αλγορίθμων

Μερικές αντιπροσωπευτικές εφαρμογές είναι:  
1. Η εύρεση μέγιστης τιμής αριθμητικών συναρτήσεων. Η εύρεση του μεγίστου μιας συνάρτησης δεν είναι καθόλου εύκολη υπόθεση για συναρτήσεις πολλών μεταβλητών, οι οποίες εμφανίζουν ασυνέχειες, θόρυβο και άλλα. Το πλεονέκτημα που εμφανίζει η εφαρμογή τους σε αυτά τα προβλήματα είναι ότι η συνάρτηση καταλληλότητας είναι δεδομένη.

2. Επεξεργασία εικόνων. Οι γενετικοί αλγόριθμοι 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.

3. Συνδυαστική βελτιστοποίηση Πρόκειται για το κλασικό πρόβλημα κατανομής πόρων σε δραστηριότητες, με σκοπό τη 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 λύσεων να είναι αδύνατος. Το πιο γνωστό πρόβλημα αυτής της κατηγορίας είναι αυτό του πλανόδιου πωλητή. 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 ορολογιών προγραμμάτων (timetabling).

4. Σχεδίαση. 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.

5. Μηχανική Μάθηση. Στα συστήματα μηχανικής μάθησης οι γα μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την προσέγγιση συναρτήσεων. Η πιο γνωστή εφαρμογή είναι αυτή των συστημάτων ταξινόμησης (classifier systems), ωστόσο 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”. [1]

# Μέθοδος - αποτελέσματα

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

## 4.1 Τα dataset που χρησιμοποιήθηκαν

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

Πίνακας 3.1 [Τίτλος πίνακα]

## 4.2 Η προτεινόμενη μέθοδος

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

Πίνακας 3.2 [Τίτλος πίνακα]

## 4.3 Πειραματικά αποτελέσματα

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

Πίνακας 3.2 [Τίτλος πίνακα]

# Συμπεράσματα

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας. Κυρίως κείμενο της εργασίας.

# ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

*[Υλικό που είναι ογκώδες, παραδείγματος χάριν αποτελέσματα ερωτηματολογίων, σχήματα, πίνακες κ.ά. που εμποδίζουν τον αναγνώστη να κατανοήσει τη συνέχεια του κειμένου, μπορεί να τοποθετηθεί σε παραρτήματα. Η αρίθμηση των παραρτημάτων γίνεται με κεφαλαία ελληνικά γράμμα Α, Β, Γ,… ενώ σχήματα, σχέδια, πίνακες κ.λπ., που περιλαμβάνονται πρέπει να ονομάζονται Σχήμα Α1, Πίνακας Β2, κ.λπ.]*

***Κώδικας που χρησιμοποιήθηκε για την δημιουργία γραφικών παραστάσεων***

Γραμμική συνάρτηση:

x = -10:0.1:10; % Ορισμός των τιμών του x από -10 έως 10 με βήμα 0.1

y = x; % Υπολογισμός των αντίστοιχων τιμών του y

plot(x, y); % Σχεδίαση της γραφικής παράστασης

xlabel('x'); % Ετικέτα x

ylabel('f(x)'); % Ετικέτα y

title('f(x) = x'); % Τίτλος του γραφήματος

grid on; % Ενεργοποίηση του grid

*Βηματική συνάρτηση 0/1:*

*x = -10:0.1:10; % Ορισμός των τιμών του x από -10 έως 10 με βήμα 0.1*

*y = x >= 0; % Υπολογισμός των αντίστοιχων τιμών του y (1 για x >= 0, 0 για x < 0)*

*plot(x, y); % Σχεδίαση της γραφικής παράστασης*

*xlabel('x'); % Ετικέτα x*

*ylabel('f(x)'); % Ετικέτα y*

*title('Step Function'); % Τίτλος του γραφήματος*

*grid on; % Ενεργοποίηση του grid*

*Βηματική συνάρτηση -1/1*

*x = -10:0.1:10; % Ορισμός των τιμών του x από -10 έως 10 με βήμα 0.1*

*y = ones(size(x)); % Δημιουργία ενός πίνακα με μέγεθος ίδιο με τον πίνακα x και τιμές 1*

*y(x < 0) = -1; % Για τις τιμές του x που είναι μικρότερες από το 0, ορίζουμε τιμή -1*

*plot(x, y); % Σχεδίαση της γραφικής παράστασης*

*xlabel('x'); % Ετικέτα x*

*ylabel('f(x)'); % Ετικέτα y*

*title('Step Function (-1/1)'); % Τίτλος του γραφήματος*

*grid on; % Ενεργοποίηση του grid*

*Σιγμοειδής συνάρτηση:*

*x = -10:0.1:10; % Ορισμός των τιμών του x από -10 έως 10 με βήμα 0.1*

*y = 1 ./ (1 + exp(-x)); % Υπολογισμός των αντίστοιχων τιμών του y σύμφωνα με τη σιγμοειδή συνάρτηση*

*plot(x, y); % Σχεδίαση της γραφικής παράστασης*

*xlabel('x'); % Ετικέτα x*

*ylabel('f(x)'); % Ετικέτα y*

*title('Sigmoid Function'); % Τίτλος του γραφήματος*

*grid on; % Ενεργοποίηση του grid*

*Συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης:*

*x = -10:0.1:10; % Ορισμός των τιμών του x από -10 έως 10 με βήμα 0.1*

*y = tanh(x); % Υπολογισμός των αντίστοιχων τιμών της υπερβολικής εφαπτομένης*

*plot(x, y); % Σχεδίαση της γραφικής παράστασης*

*xlabel('x'); % Ετικέτα x*

*ylabel('tanh(x)'); % Ετικέτα y*

*title('Hyperbolic Tangent Function'); % Τίτλος του γραφήματος*

*grid on; % Ενεργοποίηση του grid*

# ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

*[Ο κατάλογος των έργων (έντυπων, ψηφιακών) που αναφέρθηκαν εντός του κυρίως κειμένου παρατίθενται σε αλφαβητική λίστα η οποία συντάσσεται με βάση κάποιο γνωστό πρότυπο όπως Harvard, MLA, APA, κ.ά.]*

[1] *Βλαχάβας Ι., Κεφάλας Π., Βασιλειάδης Ν., Κόκκορας Φ. και Σακελλαρίου Η. (2023). ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ, 3η έκδοση. Θεσσαλονίκη: Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας.*

[2] *Διαμαντάρας Κ.(2007). ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ. Αθήνα: Εκδόσεις Κλειδάριθμος.*

[3] *Haykin, S. (2010). ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ, 3η έκδοση. Αθήνα: Εκδόσεις Παπασωτηρίου.*

*[4] Suzuki, K. (ed.) (2011) Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications.*

*[5] MyCompiler. (2019-2024). [<https://www.mycompiler.io/new/octave>]*

*[6] Anderson, D. and McNeill, G., (1992). Artificial Neural Networks Technology: A DACS State-of-the-Art Report. Contract Number F30602-89-C-0082. Prepared for Rome Laboratory, RL/C3C, Griffiss AFB, NY. Utica, NY: Kaman Sciences Corporation. ELIN: A011.*

*[7] Chiarandini, M. "DM534 Introduction to Computer Science: Machine Learning: Linear Regression and Neural Networks." Ανακτήθηκε από το Department of Mathematics & Computer Science, University of Southern Denmark.*

*[8] Goldberg, D. E., ( 1989). “Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning”, Boston, MA: Addison Wesley Longman, Inc.*

*[9] Καμπουρλάζος, Β. Γ., & Παπακώστας, Γ. Α. (2015). Εισαγωγή στην υπολογιστική νοημοσύνη. Κεχαγιάς, Α. (Κριτικός αναγνώστης). Αθήνα: ΣΕΑΒ. ISBN: 978-960-603-078-9.*

*[10] Θεοδωρίδης*

[Οπισθόφυλλο. Κενή σελίδα]