

**Σελίδα τίτλου**

**ΣΧΟΛΗ ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΩΝ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ**

**ΤΜΗΜΑ ……………………………………**

**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.]*

# 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 ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ/ΕΙΚΟΝΩΝ

Διάγραμμα/Εικόνα 1. [Τίτλος]..…………………………………………………αρ. σελίδας

Διάγραμμα/Εικόνα 2. [Τίτλος]..…………………………………………………αρ. σελίδας

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

# ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ

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

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

# ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ / ΓΛΩΣΣΑΡΙΟ

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

# ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Τα πρώτα μοντέλα των ΤΝΔ έκαναν την εμφάνιση τους τη δεκαετία του 1940 και του 1950, ξεκινώντας από το βασικό μοντέλο του νευρώνα των McCulloch - Pitts και τον πρώτο αλγόριθμο εκπαίδευσης ενός νευρώνα, το γνωστό Perceptron του Frank Rorenblatt. Ο αρχικός ενθουσιασμός που δημιουργήθηκε από το μοντέλο Perceptron δεν κράτησε πολύ καθώς αποδείχτηκαν οι περιορισμένες δυνατότητες του από τους Minsky και Papert το 1969. Την αναγέννηση των ΤΝΔ σημάδεψαν το μοντέλο του Hopfield και το MLP σε συνδυασμό με τον αλγόριθμο εκπαίδευσης Back Propagation. Σήμερα υπάρχει μία πληθώρα νευρωνικών μοντέλων που ακολουθούν διάφορα πρότυπα μάθησης, όπως εκπαίδευση με επίβλεψη, εκπαίδευση χωρίς επίβλεψη, ανταγωνιστικά μοντέλα καθώς και αυτό-οργανούμενα μοντέλα.

Η έρευνα σχετικά με τα ΤΝΔ είναι εμπνευσμένη από τη δομή και τη λειτουργία του εγκεφάλου, του οποίου βασικό δομικό στοιχείο αποτελούν οι νευρώνες. Οι νευρώνες είναι τα νευρικά κύτταρα που 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 αυτή του εγκεφάλου. Αυτή η καινούργια υπολογιστική πλατφόρμα - γνωστή ως Connectionist model - θα είναι πιο κατάλληλη για ανάπτυξη ευφυών αλγορίθμων και γενικότερα διαδικασιών σχετιζόμενων με τη νοημοσύνη όπως η μάθηση, η μνήμη, η γενίκευση, η ομαδοποίηση προτύπων, και άλλα.

Τα συνήθη ΤΝΔ χρησιμοποιούν πολύ απλοποιημένα μοντέλα νευρώνων τέτοια ώστε να διατηρούν μόνο τα πολύ αδρά χαρακτηριστικά των λεπτομερών μοντέλων που χρησιμοποιούνται στη νευρολογία. Θα έλεγε κανείς ότι τα συνήθη ΤΝ (?) μοντέλα έχουν ελάχιστη σχέση με τα βιολογικά νευρωνικά συστήματα. Ωστόσο πιστεύεται πως οι λεπτομέρειες δεν έχουν ιδιαίτερη σημασία στην κατανόηση της ευφυούς συμπεριφοράς των βιολογικών νευρωνικών συστημάτων. Ακόμη και αυτά τα απλά μοντέλα νευρώνων μπορούν να δημιουργήσουν ιδιαίτερα ενδιαφέροντα δίκτυα αρκεί να πληρούν 2 βασικά χαρακτηριστικά:

1. Οι νευρώνες να έχουν ρυθμιζόμενες παραμέτρους ώστε να διευκολύνεται η διαδικασία της μάθησης - ιδιότητα γνωστή ως πλαστικότητα των νευρώνων,
2. Το δίκτυο να αποτελείται από μεγάλο πλήθος νευρώνων ώστε να επιταχύνεται παραλληλισμός της επεξεργασίας και κατανομή της πληροφορίας.

Η πρόκληση που αντιμετωπίζει η θεωρία των ΤΝΔ είναι η εύρεση κατάλληλων αλγορίθμων εκπαίδευσης των δικτύων και ανάκλησης της πληροφορίας που αυτά περιέχουν έτσι ώστε να προσομοιάζονται ευφυείς διαδικασίες. Για την επίτευξη αυτού του στόχου απαιτείται ο ορισμός του κατάλληλου περιβάλλοντος εκπαίδευσης. Για παράδειγμα, αν το δίκτυο θα εκπαιδεύεται με επίβλεψη, δηλαδή με τη χρήση κάποιων δεδομένων οδηγών - δασκάλων ή αν το δίκτυο θα αφήνεται μόνο του να αυτό-οργανωθεί και με ποιο συγκεκριμένο κριτήριο και στόχο.

# Εισαγωγή

Κυρίως κείμενο της εργασίας. Η δομή του κυρίως σώματος της εργασίας εξαρτάται από το είδος της εργασίας π.χ. πτυχιακή, διπλωματική εργασία ή διδακτορική διατριβή.

## 1.1 Βιολογικός Νευρώνας

Το νευρικό κύτταρο ή νευρώνας είναι το βασικό δομικό στοιχείο του εγκεφάλου τόσο στον άνθρωπο όσο και στα ζώα. Ο νευρώνας είναι ένα μεγάλο σε μέγεθος κύτταρο το οποίο, ανατομικά αποτελείται από τα εξής τμήματα:

1. Σώμα
2. Δενδρίτες. Είναι οι πύλες εισόδου του νευρώνα και δέχονται ηλεκτρικά σήματα από άλλους νευρώνες.
3. Άξονας. Είναι η πύλη εξόδου του νευρώνα και στέλνει σήματα προς άλλους νευρώνες.
4. Συνάψεις. Συνδέουν τις διακλαδώσεις του άξονα με τους δενδρίτες άλλων νευρώνων δημιουργώντας έτσι ένα νευρωνικό δίκτυο. Είναι κύστες με ηλεκτροχημικό υλικό - ιόντα, κυρίως Νατρίου και Καλίου και μεταδίδουν την ηλεκτρική δραστηριότητα του άξονα - αποστολέα στους δενδρίτες - παραλήπτες. Το ποσοστό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που μεταδίδεται τελικά στον δενδρίτη λέγεται συναπτικό βάρος, Οι συνάψεις χωρίζονται σε ενισχυτικές (exitatory) και σε ανασταλτικές (inhibitory) ανάλογα με το αν το φορτίο που ελκύεται από τη σύναψη ερεθίζει ή καταστέλλει τον νευρώνα.

Στους βιολογικούς νευρώνες, φορείς πληροφορίας είναι ηλεκτρικοί παλμοί που ταξιδεύουν στον άξονα κάθε νευρώνα και μέσω συνάψεων διαδίδονται στους δενδρίτες των παραληπτών νευρώνων. 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 (fires). Αλλιώς ο νευρώνας παράγει πολύ αραιά παλμούς σε τυχαίες στιγμές οπότε λέμε ότι ο νευρώνας είναι αδρανής.

## 1.2 Τεχνητός Νευρώνας

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

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

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

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

## 1.3 Μάθηση με επίβλεψη

Υπάρχουν διάφορες κατηγορίες μάθησης όπως μάθηση με ή χωρίς επίβλεψη καθώς και μάθηση με σταθερά βάρη. Στη μάθηση με επίβλεψη ανήκουν τα εξής:

* Perceptron
* ADALINE
* Back Propagation
* Αναδρομικά δίκτυα Back Propagation
* Δίκτυα RBF
* Μοντέλα SVM
* Στοχαστικές μηχανές

(Βλαχάβας)

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.

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

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

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

Οι κυριότερες τεχνικές μηχανικής μάθησης με επίβλεψη είναι:

1. Μάθηση εννοιών (Concept learning)

2.Δένδρα ταξινόμησης ή απόφασης (Classification or Decision Trees)

3.Μάθηση Κανόνων (Rule Learning)

4.Μάθηση κατά περίπτωση (Instance Based Learing)

5.Μάθηση κατά Bayes

6.Γραμμική παρεμβολή (Linear Regression)

7.Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks)

8.Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines, SVMs)

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

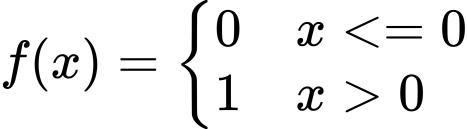
## 1.4 Μάθηση συναρτήσεων

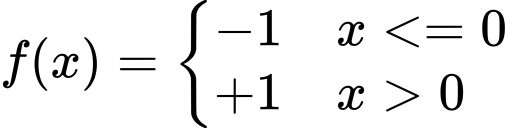
Υπάρχουν πολλές διαφορετικές μοντελοποιήσεις του νευρώνα με την πιο σημαντική διαφορά να είναι στη μορφή της συνάρτησης που χρησιμοποιείται στην έξοδο. Η συνάρτηση αυτή, ονομάζεται και συνάρτηση ενεργοποίησης (neuron activation function). Υπάρχουν διάφορα είδη συναρτήσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν, με την πιο απλή να είναι η γραμμική (linear) συνάρτηση.

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

Άλλες συναρτήσεις που αξίζει να σημειωθούν είναι:

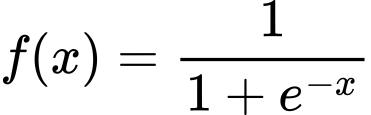
Η βηματική (step) συνάρτηση που μπορεί να έχει τις παρακάτω μορφές:



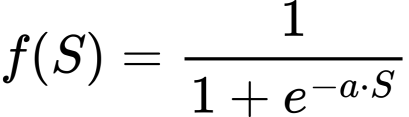


Δίνει στην έξοδο αποτέλεσμα (συνήθως 1) μόνο αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μεγαλύτερη από μία τιμή κατωφλίου Τ.

Η σιγμοειδής (sigmoid) συνάρτηση με την παρακάτω μορφή:

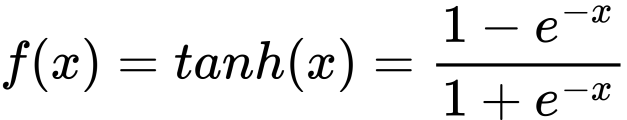


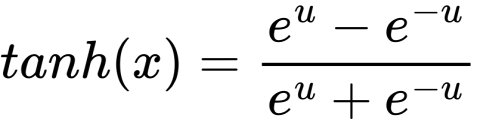
Σε αυτή την οικογένεια συναρτήσεων ανήκει και η λογιστική συνάρτηση, με τη μορφή:



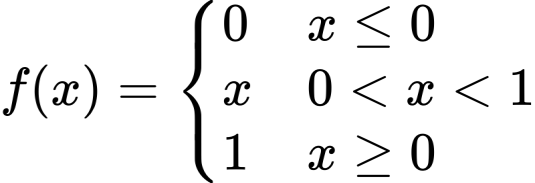
Όπου α είναι ένας συντελεστής ρύθμισης της ταχύτητας μετάβασης μεταξύ των δύο ασυμπτωτικών τιμών. Έχουν τη χαρακτηριστική γραφική παράσταση σχήματος πεπλατυσμένου S με την παράμετρο α να ελέγχει το ρυθμό μετάβασης από μικρές προς μεγάλες τιμές εξόδου.

H υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent) συνάρτηση με την παρακάτω μορφή:

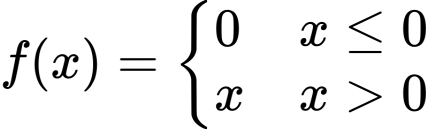




Η μεγάλη σημασία των σιγμοειδών συναρτήσεων έγκειται στην ιδιότητα που έχουν, αφενός να είναι συνεχείς και παραγωγίσιμες σε όλο το φάσμα τιμών εισόδου και αφετέρου να περιορίζουν την έξοδο μεταξύ 0 και 1 (ή -1 και 1). Επιπλέον, η παράγωγος τους έχει σχήμα “καμπάνας” με αποτέλεσμα να λειτουργεί πολύ ικανοποιητικά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



Και τέλος, η συνάρτηση ράμπας (ramp) με την παρακάτω μορφή:



Η συνάρτηση προσήμου (sign function) η οποία δίνει στην έξοδο αρνητική ( ή θετική) πληροφορία αν η τιμή που υπολογίζει ο αθροιστής είναι μικρότερη (ή μεγαλύτερη) από μία τιμή κατωφλίου Τ.

## 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

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.

# Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

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.

## 2.1 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.

## 2.2 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.

## 2.3 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.

## 2.4 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.

## 2.5 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.

## 2.6 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).

## 2.7 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.

* 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

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.

## 3.1 Ιστορική Αναδρομή

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]

## 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”.

# 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.]*

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

# 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.]*

*ΒΙΒΛΙΑ*

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

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

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

[Οπισθόφυλλο. Κενή σελίδα]