

**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](#_Toc21006)

[ΠΕΡΙΛΗΨΗ 7](#_Toc32696)

[ABSTRACT 8](#_Toc17223)

[ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ 9](#_Toc10468)

[ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ 11](#_Toc25953)

[ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ/ΕΙΚΟΝΩΝ 12](#_Toc11618)

[ΠΙΝΑΚΑΣ ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΩΝ 13](#_Toc19620)

[ΑΠΟΔΟΣΗ ΟΡΩΝ / ΓΛΩΣΣΑΡΙΟ 14](#_Toc31224)

[ΕΙΣΑΓΩΓΗ 15](#_Toc15841)

[1. Εισαγωγή 17](#_Toc1772)

[1.1 Βιολογικός Νευρώνας 18](#_Toc17448)

[1.2 Μάθηση με επίβλεψη 19](#_Toc32587)

[1.3 Μάθηση συναρτήσεων 20](#_Toc400)

[1.4 Κατηγοριοποίηση δεδομένων 22](#_Toc31520)

[1.5 Βελτιστοποίηση συναρτήσεων 23](#_Toc31490)

[1.6 Σκοπός της εργασίας 24](#_Toc11417)

[2. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα 25](#_Toc24398)

[2.1 Τα δίκτυα Perceptron 25](#_Toc7987)

[2.2 Τα δίκτυα Adaline 27](#_Toc3108)

[2.3 Τα δίκτυα MLP 28](#_Toc24929)

[2.4 Η μέθοδος Back Propagation 30](#_Toc26536)

[2.5 Η μέθοδος Gradient Descent 32](#_Toc29770)

[2.6 Παραδείγματα εφαρμογής νευρωνικών δικτύων 33](#_Toc7088)

[3. Γενετικοί αλγόριθμοι 35](#_Toc31374)

[3.1 Ιστορική Αναδρομή 35](#_Toc26610)

[3.2 Μέθοδοι κωδικοποίησης 35](#_Toc9788)

[3.3 Γενετικοί τελεστές 36](#_Toc10925)

[3.4 Παράλληλοι γενετικοί αλγόριθμοι 36](#_Toc10071)

[3.5 Εφαρμογές γενετικών αλγορίθμων 36](#_Toc31637)

[4. Μέθοδος - αποτελέσματα 37](#_Toc10138)

[4.1 Τα dataset που χρησιμοποιήθηκαν 37](#_Toc21247)

[4.2 Η προτεινόμενη μέθοδος 38](#_Toc1380)

[4.3 Πειραματικά αποτελέσματα 38](#_Toc18345)

[5. Συμπεράσματα 39](#_Toc20205)

[ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ 40](#_Toc32662)

[ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ 41](#_Toc18482)

# 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 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

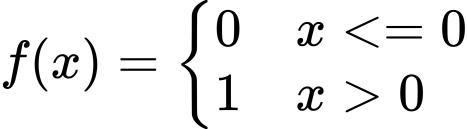
## 1.3 Μάθηση συναρτήσεων

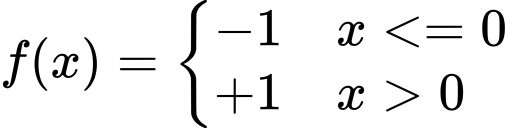
Υπάρχουν πολλές διαφορετικές μοντελοποιήσεις του νευρώνα με την πιο σημαντική διαφορά να είναι στη μορφή της συνάρτησης που χρησιμοποιείται στην έξοδο. Η συνάρτηση αυτή, ονομάζεται και συνάρτηση ενεργοποίησης (neuron activation function). Υπάρχουν διάφορα είδη συναρτήσεων που μπορούν να χρησιμοποιηθούν,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

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

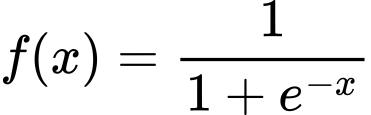
Άλλες συναρτήσεις που αξίζει να σημειωθούν είναι:

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

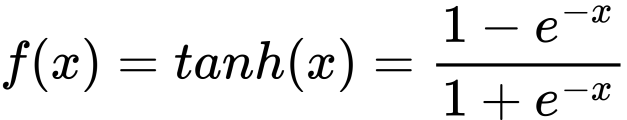


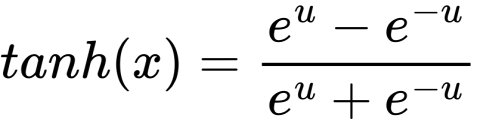


Η σιγμοειδής (sigmoid) συνάρτηση με την παρακάτω μορφή:

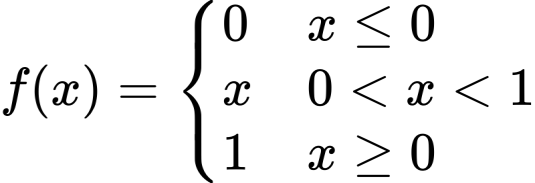


H υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent) συνάρτηση με την παρακάτω μορφή:

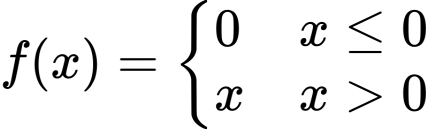




Η συνάρτηση κατωφλιού (threshold) με την παρακάτω μορφή:



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



## 1.4 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.

## 1.5 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.

## 1.6 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.

## 2.1 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.

## 2.2 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.

## 2.3 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.

## 2.4 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.

## 2.5 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).

## 2.6 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)

# 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

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]

# 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*

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

*Συγγραφέας Επίθετος, Α.Β. (Έτος έκδοσης). Τίτλος του βιβλίου. Τόπος έκδοσης: Εκδοτικός Οίκος.*

[Οπισθόφυλλο. Κενή σελίδα]