



Πανεπιστήμιο Πειραιώς
Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΨΗΦΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΚΑΙ ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ
Κατεύθυνση: Μεγάλα Δεδομένα και Αναλυτική

ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΤΕΧΝΗΤΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗ
ΑΤΟΜΩΝ ΜΕ ΤΗΝ ΑΣΘΕΝΕΙΑ
PARKINSON

Σωτηρόπουλος Χρήστος
Αριθμός Μητρώου: ME1733

Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία

Επιβλέπων: Ανδριάννα Πρέντζα, Καθηγήτρια

Πειραιάς 2020

Περίληψη

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα είναι μια επιστημονική περιοχή, η οποία έχει αναπτυχθεί κατά τις τελευταίες δεκαετίες και επικαλύπτει σχεδόν όλες τις θετικές επιστήμες και τη μηχανολογία. Με τον όρο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, εννοούμε ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκεύασμα, το οποίο εδράζεται στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και νευροεπιστήμης των υπολογιστών. Στόχος του τεχνητού νευρωνικού δικτύου είναι η επίλυση υπολογιστικών προβλημάτων αξιοποιώντας διάφορες τεχνικές και μαθηματικούς αλγορίθμους. Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η εκπαίδευση τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη ατόμων με την ασθένεια του Parkinson, κάνοντας χρήση συνόλου δεδομένων που περιλαμβάνει μετρήσεις των χαρακτηριστικών φωνής από υγιή άτομα και από άτομα με την ασθένεια του Parkinson. Η υλοποίηση του ως άνω εγχειρήματος θα πραγματοποιηθεί με τη γλώσσα προγραμματισμού python και με την χρήση βιβλιοθηκών για την μηχανική μάθηση όπως NumPy, Matplotlib, Pandas, Sklearn και Keras.

Στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας μελετήθηκαν επτά επιστημονικά άρθρα για τη χρήση διαφορετικών τύπων νευρωνικών δικτύων σε δεδομένα ασθενών με Parkinson. Στη συνέχεια, εκπαιδεύσαμε 12 διαφορετικούς τύπους νευρωνικών δικτύων με τέσσερις διαφορετικούς τρόπους μάθησης. Τα αποτελέσματα της απόδοσης των νευρωνικών δικτύων διατυπώνονται με τη χρήση των ακόλουθων μέτρων: ορθότητα, ακρίβεια και ανάκληση.. Αξιολογώντας τα αποτελέσματα των νευρωνικών δικτύων συγκρίναμε τους αλγορίθμους, τις δομές καθώς και τις μεθόδους προεπεξεργασίας που χρησιμοποιήσαμε για την ανάπτυξή τους. Τέλος, παρουσιάζουμε αναλυτικά εκείνα τα νευρωνικά δίκτυα τα οποία παρουσιάζουν τα καλύτερα αποτελέσματα των μετρήσεων (ορθότητα: 98%, ακρίβεια: 100%, ανάκληση: 100%) για την πρόβλεψη ασθενών με τη νόσο Parkinson.

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο πλαίσιο ολοκλήρωσης των σπουδών μου στο Μεταπτυχιακό Πρόγραμμα του τμήματος *Ψηφιακών Συστημάτων* του Πανεπιστημίου Πειραιώς με κατεύθυνση *Μεγάλα Δεδομένα και Αναλυτική*. Γενικότερα, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους εκείνους τους ανθρώπους που συνέβαλαν σημαντικά για την ολοκλήρωση της διπλωματικής εργασίας.

Αρχικά, και ειδικότερα, θα ήθελα ολόθερμα να ευχαριστήσω την επιβλέπουσα, Καθηγήτρια *κα. Ανδριάννα Πρέντζα*, για την εμπιστοσύνη και την καθοδήγηση, που μου προσέφερε καθ' όλη την διάρκεια της εκπόνησης της εργασίας. Χωρίς την πολύτιμη υποστήριξη της, δεν θα είχα καταφέρει να ολοκληρώσω με επιτυχία το εγχείρημα αυτό.

Επιπρόσθετα, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές ευχαριστίες μου σε όλους τους καθηγητές των μεταπτυχιακών μου σπουδών για τις πολύτιμες γνώσεις που μου προσέφεραν σε όλη τη διάρκεια των σπουδών μου.

Τέλος, θα ήθελα θερμά να μνημονεύσω την οικογένειά μου για την καθημερινή στήριξη και συμπαράσταση της σε όλο αυτό το εκπαιδευτικό και επιστημονικό «ταξίδι» που εν τέλει έφτασε στο προορισμό του.

Πίνακας Περιεχομένων

Περίληψη	2
Ευχαριστίες	3
Πίνακας Περιεχομένων	4
Λίστα Πινάκων	8
Λίστα Εικόνων.....	8
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή.....	11
1.1 Ορισμός του Προβλήματος	11
1.2 Δομή της Μεταπτυχιακής Διπλωματικής Εργασίας.....	12
1.3 Συνεισφορά της Μεταπτυχιακής Διπλωματικής Εργασίας	12
Κεφάλαιο 2 Βιβλιογραφική Επισκόπηση	13
2.1 Εισαγωγή.....	13
2.2 Νόσος του Parkinson	14
2.2.1 Συμπτώματα νόσου Parkinson	16
2.2.2 Διάγνωση και θεραπεία νόσου Parkinson	18
2.2.3 Αίτια της νόσου Parkinson.....	21
2.2.4 Επιπτώσεις νόσου Parkinson.....	22
2.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ).....	23
2.3.1 Εισαγωγή στα ΤΝΔ	23
2.3.2 Ιστορική Αναδρομή των ΤΝΔ.....	24
2.3.3 Αρχιτεκτονικές ΤΝΔ.....	25

2.3.4 Δομή των Νευρώνων	27
2.3.5 Εκπαίδευση ΤΝΔ	29
2.3.6 Αξιολόγηση ΤΝΔ	31
2.4 Διάγνωση νόσου Parkinson με χρήση ΤΝΔ.....	32
2.4.1 Μελέτη 1	34
2.4.2 Μελέτη 2	34
2.4.3 Μελέτη 3	35
2.4.4 Μελέτη 4	36
2.4.5 Μελέτη 5	37
2.4.6 Μελέτη 6	39
2.4.7 Μελέτη 7	40
2.4.8 Συγκεντρωτικός πίνακας ΤΝΔ από όλες τις μελέτες	42
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - Σχεδιασμός και ανάπτυξη ΤΝΔ.....	48
3.1 Εισαγωγή.....	48
3.2 Γλώσσα προγραμματισμού Python	48
3.3 Σύνολο Δεδομένων για την νόσο του Parkinson	49
3.4 Εισαγωγή και χρήση Βιβλιοθηκών.....	51
3.5 Προεπεξεργασία δεδομένων	52
3.6 Διαχωρισμός δεδομένων	56
3.6.1 Σύνολο δοκιμών και σύνολο εκπαίδευσης	56
3.6.2 Εξαρτημένες και ανεξάρτητες μεταβλητές	56
3.6.3 Διαχωρισμός μεταβλητών συνόλου	57
3.7 Δημιουργία ΤΝΔ	58

3.7.1 Σχεδιασμός των επιπέδων	58
3.7.2 Σχεδιασμός νευρώνων κάθε επιπέδου	59
3.7.3 Σύνταξη κώδικα ΤΝΔ.....	61
3.7.4 Διαδικασία εκπαίδευσης ΤΝΔ.....	63
3.8 Εκτίμηση του ΤΝΔ	64
3.8.1 Πρόβλεψη των αποτελεσμάτων και αξιολόγηση του ΤΝΔ.....	64
3.8.2 Μέθοδος <i>k-fold cross validation</i>	65
3.8.3 Μέθοδος <i>Grid Search</i>	65
3.9 Δημιουργία γραφημάτων	66
 ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 – Παρουσίαση των ΤΝΔ	 66
4.1 Εισαγωγή.....	66
4.2 ΤΝΔ με ένα στρώμα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης <i>Stochastic Gradient Descent</i>.....	67
4.3 ΤΝΔ με δύο επίπεδα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης <i>Stochastic Gradient Descent</i>.....	71
4.4 ΤΝΔ με τρία επίπεδα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης <i>Stochastic Gradient Descent</i>.....	75
4.5 ΤΝΔ με δύο επίπεδα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης <i>Adam</i>.....	79
4.6 ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα και αλγόριθμο βελτιστοποίησης <i>Rmsprop</i>.....	83
4.7 ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα και αλγόριθμο βελτιστοποίησης <i>Rmsprop</i> και προεπεξεργασία <i>PCA</i> και <i>LDA</i>.....	87
 Κεφάλαιο 5 - Συμπεράσματα και μελλοντικές κατευθύνσεις	 91
5.1 Εισαγωγή.....	91

5.2 Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων	91
5.3 Συμπεράσματα βάση των αποτελεσμάτων	95
5.3.1 Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων	95
5.3.2 Προεπεξεργασία συνόλου δεδομένων	95
5.3.3 Δομή του ΤΝΔ	96
5.4 Βέλτιστα μοντέλα ΤΝΔ	98
5.5 Μελλοντικές βελτιώσεις	101
Κεφάλαιο 6 – Βιβλιογραφία	102
6.1 Πηγές Συγγραμμάτων	102
6.2 Πηγές Διαδικτύου	107

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1 - Ενοποιημένη κλίμακα βαθμολόγησης της νόσου του Parkinson.....	19
Πίνακας 2 - Βασικές Συναρτήσεις ενεργοποίησης	29
Πίνακας 3 - Μελέτες επιστημονικών άρθρων	33
Πίνακας 4 - Σύνολα δεδομένων και η αντίστοιχη ακρίβεια ταξινόμησης των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson.....	38
Πίνακας 5 - Η μέση τιμή SBR για caudate right, Caudate left, Putamen right and Putamen left για ασθενείς με πρώιμη Νόσο Parkinson και υγιή ομάδα.	41
Πίνακας 6 - Συγκεντρωτικός πίνακας ΤΝΔ από όλες τις μελέτες.....	43
Πίνακας 7 - Εκτίμηση ΤΝΔ με επίπεδο εισόδου 22 νευρώνες, κρυφό επίπεδο με 20 νευρώνες, επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα	68
Πίνακας 8 - Εκτίμηση νευρωνικού δικτύου με 22 νευρώνες εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα με 36 και 12 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα.	72
Πίνακας 9 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 22 νευρώνες εισόδου,3 κρυφά επίπεδα με 14, 26 και 11 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα.	76
Πίνακας 10 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 22 νευρώνες εισόδου,2 κρυφά επίπεδα με 26 και 22 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα.	80
Πίνακας 11 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 22 νευρώνες εισόδου,2 κρυφά επίπεδα με 34 και 34 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα.	84
Πίνακας 12 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 1 νευρώνα εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα με 3 και 1 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα.....	88
Πίνακας 13 - Πίνακας εκτίμησης αποτελεσμάτων ΤΝΔ.....	91

Λίστα Εικόνων

Εικόνα 1 - Βασικά γάγγλια.....	14
Εικόνα 2 - Νευρώνας.....	15
Εικόνα 3 - Δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου (Perceptrons).....	25
Εικόνα 4 - Δίκτυο πολλαπλών επιπέδων (3-4-2), εμπρόσθιας διάδοσης.....	26

Εικόνα 5 - ΤΝΔ Αναδρομικό ενός επιπέδου.....	27
Εικόνα 6 - Δομικά στοιχεία του νευρώνα	28
Εικόνα 7 - Πίνακας Σύγχυσης.....	31
Εικόνα 8 - Δομή Πιθανοτικού Νευρωνικού Δικτύου (PNN).....	37
Εικόνα 9 - Γραφική παράσταση της συνάρτησης ReLU.	60
Εικόνα 10 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).....	69
Εικόνα 11 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).....	69
Εικόνα 12 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).....	70
Εικόνα 13 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).....	70
Εικόνα 14 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).....	73
Εικόνα 15 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).	73
Εικόνα 16 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).....	74
Εικόνα 17 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).	74
Εικόνα 18 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).....	77
Εικόνα 19 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).....	77
Εικόνα 20 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).....	78

Εικόνα 21 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).....	78
Εικόνα 22 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).....	81
Εικόνα 23 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).....	81
Εικόνα 24 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).....	82
Εικόνα 25 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).....	82
Εικόνα 26 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).	85
Εικόνα 27 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, StandarScaler, Dropout).	85
Εικόνα 28 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).	86
Εικόνα 29 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, StandarScaler, Dropout).	86
Εικόνα 30 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).....	89
Εικόνα 31 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).	89
Εικόνα 32 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).....	90
Εικόνα 33 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).	90

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

1.1 Ορισμός του Προβλήματος

Η νόσος του Parkinson θεωρείται μια σοβαρή νευροεκφυλιστική ασθένεια εξίσου σημαντική με τη Νόσο του Αλτσχάιμερ, η οποία προκαλεί πολλές επιπτώσεις στην υγεία των ατόμων που νοσούν αλλά και επηρεάζει τον καθημερινό τρόπο ζωής τους. Η ασθένεια του Parkinson δεν μπορεί να γιατρευτεί αλλά υπάρχει αποτελεσματική αντιμετώπιση των συμπτωμάτων μέσω φαρμακευτικής αγωγής. Για το λόγο αυτό θα πρέπει να αναγνωρισθεί άμεσα αν το άτομο πάσχει από την ασθένεια και να ακολουθήσει μια θεραπεία με την επίβλεψη νευρολόγου. Το πρόβλημα με τη νόσο είναι ότι δεν υπάρχει κάποια ακριβής διαδικασία διάγνωσης των πρώιμων συμπτωμάτων, ούτε αιματολογικά ή εργαστηριακά τεστ που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να υποστηρίξουν την διάγνωση. Ο νευρολόγος πρέπει να εξετάσει το ιστορικό του ασθενή, τα κλινικά συμπτώματα καθώς και να τον παραπέμψει σε διάφορες άλλες επιπλέον εξετάσεις και γιατρούς προκειμένου να γίνει η διάγνωση (Ζαφειροπούλου Ειρήνη, n.d).

Η μελέτη της εργασίας γίνεται με σκοπό να βρούμε μια λύση για την έγκαιρη και σωστή διάγνωση της νόσου του Parkinson. Για την επίτευξη του στόχου θα χρησιμοποιήσουμε την μηχανική μάθηση και πιο συγκεκριμένα θα κατασκευάσουμε τεχνητά νευρωνικά δίκτυα ώστε να διαγνώσουμε αν ένα άτομο πάσχει ή είναι υγιές μέσω της ομιλίας. Πιο συγκεκριμένα το σύνολο δεδομένων που θα εκπαιδεύσουμε τα μοντέλα ΤΝΔ περιλαμβάνει 195 φωνητικά αρχεία, τα οποία έχουν παρθεί από 23 διαφορετικές μεταβλητές που αφορούν 31 άτομα εκ των οποίων τα 23 πάσχουν με τη νόσο του Parkinson και τα υπόλοιπα 8 είναι υγιή. Με σκοπό να κατασκευάσουμε ένα ακριβή μοντέλο ΤΝΔ, το οποίο θα μπορεί να κάνει αποτελεσματικά τις προβλέψεις θα πρέπει να μελετηθούν οι τεχνικές προεπεξεργασίας των δεδομένων, οι μέθοδοι εκπαίδευσης, η αρχιτεκτονική, ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης καθώς και οι υπόλοιποι υπερπαραμέτροι που το αποτελούν. Τέλος θα πρέπει να υπάρχει μια σύγκριση των αποτελεσμάτων με σκοπό να προτείνουμε το ΤΝΔ που θα μπορεί να μας δώσει τη βέλτιστη δυνατή διάγνωση -λύση.

1.2 Δομή της Μεταπτυχιακής Διπλωματικής Εργασίας

Στο σημείο αυτό θα παρουσιαστεί η δομή της διπλωματικής εργασίας, δηλαδή τα επιμέρους κεφάλαια και το περιεχόμενο αυτών σε μορφή περίληψης.

Στο δεύτερο κεφάλαιο της εργασίας γίνεται η βιβλιογραφική επισκόπηση για τη χρήση νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη ατόμων με την ασθένεια του Parkinson. Ουσιαστικά στο κεφάλαιο δύο παρουσιάζονται η νόσος Parkinson και τα βασικά χαρακτηριστικά της, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και κάποιες μελέτες εφαρμογής τεχνητών νευρωνικών δικτύων για την διάγνωση της νόσου.

Στο τρίτο κεφάλαιο αναλύεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την προεπεξεργασία των δεδομένων και την εκπαίδευση διαφορετικών νευρωνικών δικτύων με βάση τα συμπεράσματα της βιβλιογραφικής επισκόπησης.

Στο τέταρτο κεφάλαιο παρουσιάζονται αναλυτικά τα νευρωνικά δίκτυα που εκπαιδεύτηκαν καθώς και τα αποτελέσματά τους στη διάγνωση της νόσου Parkinson.

Στο πέμπτο κεφάλαιο γίνεται συνοπτική παρουσίαση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων των νευρωνικών δικτύων και προτείνονται μελλοντικές κατευθύνσεις.

1.3 Συνεισφορά της Μεταπτυχιακής Διπλωματικής Εργασίας

Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να δημιουργηθούν μέσω πολλών προγραμμάτων και λογισμικών. Η παρούσα διπλωματική εργασία είναι μια προσπάθεια ανάδειξης της σημασίας που έχουν τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη και διάγνωση των ατόμων εκείνων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson σε πρώιμο στάδιο, έτσι, ώστε τα άτομα αυτά να αντιμετωπίζουν τα συμπτώματα της νόσου και να αποφεύγουν τις συνέπειες της νόσου που τις περισσότερες φορές είναι ο θάνατος. Γι' αυτό το σκοπό, συγκρίνονται διάφοροι τύποι τεχνητών νευρωνικών δικτύων, τεχνικές προεπεξεργασίας των δεδομένων όπως Standard Scaling, Min-max scaling, pca και lda, μέθοδοι εκπαίδευσης του ΤΝΔ καθώς και η μέθοδος Dropout Regularization.

Συγκρίνοντας τις τιμές εξόδου των αποτελεσμάτων που προέρχονται από διαφορετικά τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που υλοποιήθηκαν, τελικά επιλέχθηκαν εκείνα που έχουν τη μεγαλύτερη ορθότητα, ακρίβεια και ανάκληση. Τόσο η μελέτη όσο και τα αποτελέσματά θα συνεισφέρουν στην κατασκευή ιατρικής εφαρμογής που θα χρησιμοποιεί το ΤΝΔ για την πρόβλεψη της νόσου σε άτομα που βρίσκονται στο αρχικό στάδιο της ασθένειας. Συνεπώς, θα βοηθήσει τους νευρολόγους στην έγκαιρη διάγνωση της ασθένειας καθώς το σύστημα θα επεξεργάζεται αυτόματα τα δεδομένα των ασθενών και θα τυπώνει το πόρισμα της ιατρικής έρευνας με το λιγότερο οικονομικό κόστος, κερδίζοντας έτσι και χρόνο και ανθρώπινο ιατρικό εξειδικευμένο δυναμικό.

Κεφάλαιο 2 Βιβλιογραφική Επισκόπηση

2.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται περιγραφή της ασθένειας, και ειδικότερα παρουσιάζονται στατιστικά στοιχεία που αφορούν τη νόσο, όπως έχουν προκύψει τα τελευταία χρόνια.

Επιπρόσθετα, παρουσιάζονται οι διαδικασίες που ακολουθούνται για την διάγνωση και τη θεραπεία της νόσου Parkinson, καθώς και οι επιπτώσεις της ασθένειας στους νοσούντες, αλλά και στον περίγυρό τους, όπως είναι η οικογένεια και το ευρύτερο κοινωνικό περιβάλλον.

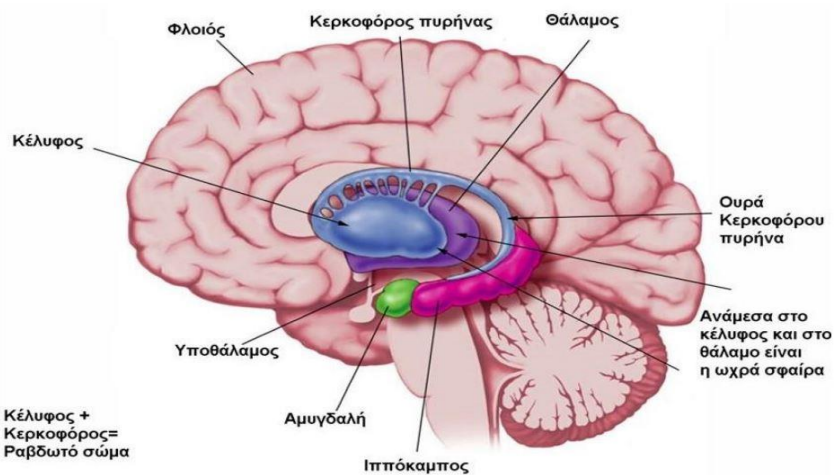
Επιπλέον παρουσιάζεται η θεωρία κατασκευής και δομής των ΤΝΔ. Πιο αναλυτικά γίνεται σύντομη περιγραφή της ιστορίας των νευρωνικών δικτύων, αναλύεται η αρχιτεκτονική των ΤΝΔ και παρουσιάζονται τα δομικά συστατικά τους. Στην συνέχεια μελετώνται οι τρόποι εκπαίδευσης των ΤΝΔ καθώς και οι μέθοδοι αξιολόγησής τους.

Τέλος αναφέρονται περιληπτικά οι μελέτες επιστημονικών άρθρων σχετικά με την χρήση των ΤΝΔ για την αποτελεσματική διάγνωση της νόσου Parkinson και συνοψίζονται τα αποτελέσματα των διαφορετικών ΤΝΔ σε ένα συγκεντρωτικό πίνακα.

2.2 Νόσος του Parkinson

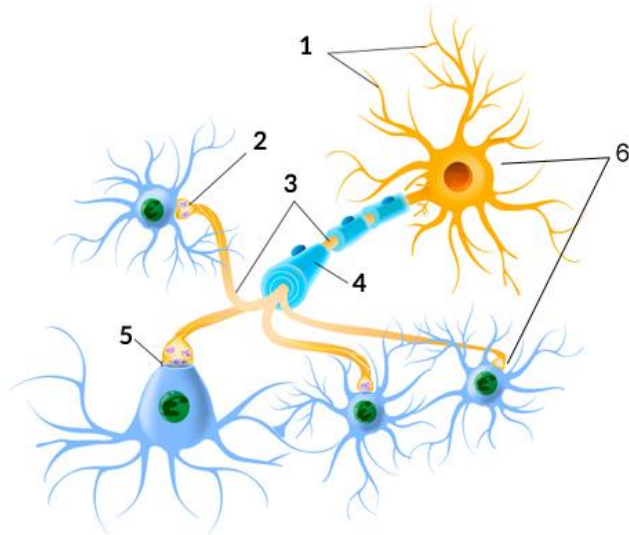
Η νόσος αναφέρεται πρώτη φορά στη βιβλιογραφία το 1817 με τον όρο «Τρομώδης παράλυση» (*An Essay on the Shaking Palsy*), από τον Άγγλο ιατρό James Parkinson, από τον οποίο πήρε και το σημερινό όνομα.

Η **νόσος του Parkinson** επηρεάζει τη μέλαινα ουσία (*substantia nigra*), (Εικόνα 1), η οποία είναι μια περιοχή στο εσωτερικό του εγκεφάλου, που αποτελείται από νευρώνες (Εικόνα 2) και κατηγοριοποιείται στα βασικά γάγγλια. Η επίδραση της νόσου στη μέλαινα ουσία έχει ως αποτέλεσμα τον εκφυλισμό των νευρώνων, ο οποίος γίνεται προοδευτικά με αποτέλεσμα η νόσος να καθίσταται ως χρόνια.



Εικόνα 1 - Βασικά γάγγλια

Πηγή:(Λεονάρδος,n.d.)



Εικόνα 2 - Νευρώνας

Πηγή: (“Ο ανθρώπινος εγκέφαλος”, “Χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου”, n.d.)

Οι νευρώνες είναι εξειδικευμένα νευρικά κύτταρα που λειτουργούν με στόχο τη λήψη, την επεξεργασία και τη μετάδοση πληροφοριών από τα αισθητήρια όργανα στον εγκέφαλο για περαιτέρω επεξεργασία και ανάληψη δράσης. Οι νευρώνες, (Εικόνα 2), αποτελούνται από τα εξής μέρη:

- 1. Δενδρίτες** είναι οι νευρικές προεκτάσεις του κυτταρικού σώματος. Οι δενδρίτες παραλαμβάνουν και μεταδίδουν τις πληροφορίες μεταξύ των νευρώνων.
- 2. Τερματικό κουμπί** ονομάζεται η κατάληξη του νευροάξονα που συνδέεται με τις συνάψεις των νευρικών κυττάρων.
- 3. Νευροάξονες** είναι οι προεκτάσεις του σώματος, οι οποίες καταλήγουν στις συνάψεις (5). Κάποια νευρικά κύτταρα επικαλύπτονται από μυελίνη (4).
- 4. Μυελίνη** επικαλύπτει τους κινητικούς και αισθητικούς νευρώνες με σκοπό τη διευκόλυνση της μετάδοσης των πληροφοριών.
- 5. Συνάψεις** είναι τα συναπτικά σημεία επαφής μέσω των οποίων μεταδίδεται η πληροφορία στα άλλα νευρικά κύτταρα.
- 6. Σώμα** είναι το βασικότερο μέρος του νευρικού κυττάρου. Περιλαμβάνει τον πυρήνα, το ενδοπλασματικό δίκτυο, τα ριβοσώματα και τα μιτοχόνδρια (“Ο ανθρώπινος εγκέφαλος”, “Χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου”, n.d.).

Οι νευρώνες στην περιοχή του εγκεφάλου που ονομάζεται μέλαινα ουσία, παράγουν τη ντοπαμίνη, μια οργανική χημική ουσία. Η **ντοπαμίνη** λειτουργεί ως νευροδιαβιβαστής βοηθώντας έτσι τα νευρικά κύτταρα να επικοινωνούν μεταξύ τους, δηλαδή συμβάλλει στη μεταφορά πληροφοριών σε όλα τα μέρη του εγκεφάλου.

Ο ρόλος της ντοπαμίνης στο συντονισμό των κινήσεων είναι καθοριστικός. Μεταφέρει τα νευρικά μηνύματα και ως εκ τούτου αποτελεί το συνδετικό κρίκο μεταξύ της μέλαινας ουσίας και του ραβδωτού σώματος του εγκεφάλου. Ο βασικός ρόλος του ραβδωτού σώματος είναι η ομαλότητα και ο συντονισμός, αλλά και ο έλεγχος των κινήσεων.

Εάν δεν εκκρίνεται επαρκής ποσότητα ντοπαμίνης, το αποτέλεσμα είναι μη επαρκής έλεγχος και συντονισμός των κινήσεων του σώματος. Η εμφάνιση των συμπτωμάτων της νόσου προκύπτει με την καταστροφή του 60% με 80% των κυττάρων που παράγουν τη ντοπαμίνη (Karunanithi and Rodrigues, 2017).

2.2.1 Συμπτώματα νόσου Parkinson

Τα κυριότερα και πιο γνωστά συμπτώματα της νόσου είναι:

Τρέμουλο (Τρόμος): αρχικά ένα μέρος του σώματος του ασθενούς, (π.χ. πόδι, χέρι, κεφάλι) αρχίζει να τρέμει.

Άκαμπτοι μύες: ο ασθενής αισθάνεται τους μύες του, ειδικότερα αυτούς που είναι υπεύθυνοι για την κίνηση, να είναι σφιχτοί και να μη μπορούν να συσπασθούν με αποτέλεσμα ο ίδιος να μη μπορεί να κινηθεί.

Αργή κίνηση: ο ασθενής δυσκολεύεται να κινηθεί και να βαδίζει σέρνοντας τα πόδια του.

Ισορροπία: ο ασθενής δυσκολεύεται να παραμείνει όρθιος και δυσκολεύεται να διατηρήσει την ισορροπία του.

Κούραση ή εξάντληση χωρίς να έχει προηγηθεί κάποια δραστηριότητα, ο ασθενής νιώθει κόπωση.

Λύπη ή κατάθλιψη: ως επί πλείον σύμπτωμα της νόσου, εμφανίζεται η λύπη ως συναίσθημα, αλλά και η κατάθλιψη.

Δυσκοιλιότητα: η λειτουργία του εντέρου εξαρτάται από τη λειτουργία του νευρικού συστήματος, η δυσλειτουργία του οποίου οδηγεί σε συμπτώματα δυσκοιλιότητας.

Δυσκολία στην ομιλία ή στην κατάποση τροφής ή ποτού: σε πιο προχωρημένο στάδιο επηρεάζονται οι λειτουργίες της μάσησης, της κατάποσης, αλλά και της ομιλίας.

Προβλήματα στην εκτέλεση περισσότερων του ενός πραγμάτων ταυτόχρονα: η αδυναμία των νευρικών κυττάρων να επεξεργαστούν επαρκώς τις πληροφορίες που λαμβάνουν δυσχεραίνει την εκτέλεση πολλαπλών εντολών (Βεκρελλής, n.d.).

Τα συμπτώματα της νόσου Parkinson δεν εμφανίζονται ταυτόχρονα στον ασθενή, ούτε όλοι οι ασθενείς εμφανίζουν σε κάθε στάδιο τα ίδια συμπτώματα. Ως εκ τούτου, με γνώμονα τη βαρύτητα των συμπτωμάτων έχουν δημιουργηθεί τα παρακάτω στάδια της πάθησης με σκοπό τη βελτιστοποίηση των προσφερομένων ιατρικών υπηρεσιών (Υπουργείο Υγείας, 2012).

Υπάρχουν πέντε στάδια στη νόσο Parkinson (Karunanithi and Rodrigues, 2017), τα ακόλουθα:

- **Στάδιο 0.** Παρόλο που οι διαγνωστικές εξετάσεις εμφανίζουν ευρήματα, δεν εμφανίζεται κανένα σύμπτωμα της νόσου.
- **Στάδιο 1.** Είναι η περίοδος που κάνουν την εμφάνισή τους τα πρώτα συμπτώματα της νόσου. Σε αυτό το στάδιο επηρεάζεται μόνο η μια πλευρά του σώματος του ασθενούς.
- **Στάδιο 2.** Η ασθένεια έχει πλέον προχωρήσει και έχουν προσβληθεί και οι δύο πλευρές του σώματος με αποτέλεσμα να δημιουργούνται προβλήματα στο βάδισμα του ασθενούς.
- **Στάδιο 3.** Το βάδισμα του ασθενούς γίνεται όλο και πιο αργό και ο ασθενής χάνει συχνά την ισορροπία του, όταν είναι σε όρθια στάση.
- **Στάδιο 4.** Ο ασθενής δεν μπορεί πλέον να βαδίσει χωρίς υποστήριξη.
- **Στάδιο 5.** Ο ασθενής δεν μπορεί πλέον όχι μόνο να βαδίσει, αλλά ούτε και να σταθεί και ως εκ τούτου βρίσκεται καθηλωμένος είτε σε αναπηρικό αμαξίδιο είτε κλινήρης.

Παρ' όλο που η εξέλιξη της νόσου Parkinson είναι πολύ βραδεία, τα βαριά συμπτώματα της νόσου εμφανίζονται μετά από πολλά χρόνια και αυτό το γεγονός προκαλεί πολλά προβλήματα στη ζωή του ασθενούς (Karunanithi and Rodrigues, 2017).

Στατιστικά στοιχεία

Οι άνθρωποι που πάσχουν από νόσο του Parkinson στην Ευρώπη σήμερα, υπερβαίνουν το 1,5 εκατομμύριο και αυτός ο αριθμός μέχρι το 2030 προβλέπεται να διπλασιαστεί. Οι ασθενείς από νόσο Parkinson στην Ελλάδα υπολογίζονται σε 25000. Παγκόσμια, οι ασθενείς με Parkinson ανέρχονται σε 7 – 10 εκατομμύρια.

Τα συμπτώματα της ασθένειας του Parkinson εμφανίζονται σε ηλικία μεταξύ 50 και 60 ετών, παρόλο που μπορεί να συμβεί και σε μικρότερη ηλικία. Η νόσος του Parkinson εμφανίζεται πιο συχνά στους άνδρες παρά στις γυναίκες. Ο αριθμός των ατόμων που εμφανίζει τη νόσο Parkinson μπορεί να είναι μικρότερος από τα άτομα που εμφανίζουν τη νόσο του Alzheimer. Επειδή αυξάνεται ο αριθμός των ηλικιωμένων, προβλέπεται να αυξηθεί και ο αριθμός των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson.

Η ετήσια ευρωπαϊκή οικονομική δαπάνη για τη νόσο Parkinson υπολογίζεται σε 16 δισεκατομμύρια €. Προβλέπεται η νόσος του Parkinson να ξεπεράσει τον καρκίνο σε συχνότητα εμφάνισης μέχρι το 2040.

Για την αντιμετώπιση της νόσου η επιστημονική έρευνα και η εξέλιξη της ιατρικής έχουν κάνει σημαντικά βήματα, αλλά χρειάζεται να γίνουν ακόμα περισσότερα, ώστε να καθυστερήσουν ή να σταματήσουν ή ακόμα και να αντιστρέψουν την εξέλιξη της ασθένειας (Υπουργείο Υγείας, 2012).

2.2.2 Διάγνωση και θεραπεία νόσου Parkinson

Διάγνωση της νόσου Parkinson

Τα αρχικά συμπτώματα των ατόμων που ασθενούν από τη νόσο Parkinson είναι χαρακτηριστικά συμπτώματα και άλλων ασθενειών, (όπως π.χ. η νόσος Alzheimer κ.α.) με αποτέλεσμα να υπάρχουν πολλές λανθασμένες διαγνώσεις. Στα πρώιμα συμπτώματα της νόσου Parkinson περιλαμβάνονται δυσκοιλιότητα, οσφρητική δυσλειτουργία, κατάθλιψη, άγχος, διαταραχές ύπνου και αισθητικές διαταραχές τα οποία δεν έχουν σχέση με τα κινητικά συμπτώματα της νόσου, γι' αυτό και ονομάζονται προκινητικά. Όταν η νόσος εξελιχθεί, τότε εμφανίζονται τα κινητικά συμπτώματα που είναι ακινησία, βραδυκινησία, δυσκαμψία, τρόμος και διαταραχές

της στάσης και της βάδισης (Μεντενόπουλος και Μπούρας, 2008). Παρακάτω αναφέρουμε μεθόδους διάγνωσης της ασθένειας Parkinson.

Η διάγνωση της ασθένειας επιτυγχάνεται με τη βοήθεια κλινικών κριτηρίων. Τα συμπτώματα της ασθένειας εκδηλώνονται, αφού ένα μεγάλο μέρος 60-80% των ντοπαμινεργικών νευρώνων της μέλαινας ουσίας έχει ήδη καταστραφεί μέχρι τη διάγνωση της νόσου, καθ' ότι δεν υπάρχουν ασφαλείς μέθοδοι εργαστηριακών βιοδεικτών και νευροαπεικόνισης. Η Ενοποιημένη Κλίμακα Βαθμολόγησης της νόσου Parkinson (UPDRS) πρωτοχρησιμοποιήθηκε το 1987 (Πίνακας 1) για την επιτυχή διάγνωση της νόσου από εξειδικευμένο ιατρικό προσωπικό και απαιτείται αρκετός χρόνος για να γίνει η διάγνωση (Τσίντου και Δαλαμάγκας, 2011).

Πίνακας 1 - Ενοποιημένη κλίμακα βαθμολόγησης της νόσου του Parkinson.

Όνοματεπώνυμο		Ημερομηνία: Φάρμακα: με () χωρίς ()	
1. Νόηση		23. Επίκρουση δακτύλων: δεξιά	
2. Σκέψη		Επίκρουση δακτύλων: αριστερά	
3. Κατάθλιψη		24. Κινήσεις παλάμης: δεξιό	
4. Κίνητρα		Κινήσεις παλάμης: αριστερό	
Υποσύνολο 1-4 (max = 16)		25. Πρηνισμός / υππιασμός χεριού δεξιό	
5. Ομιλία		Πρηνισμός / υππιασμός χεριού αριστερό	
6. Σιελόρροια		26. Ευκινησία ποδιών: δεξιό	
7. Κατατόπιση		Ευκινησία ποδιών: αριστερό	
8. Γραφή		27. Έγερση από καρέκλα	
9. Τεμαχισμός τροφής		28. Στάση σώματος	
10. Ένδυση		29. Βάδιση	
11. Υγιεινή		30. Ισοροπία σώματος	
12. Πλάγιασμα στο κρεβάτι		31. Βραδυκινησία σώματος	
13. Πτώσεις		Υποσύνολο 18-31 (max=108)	
14. Πάγωμα		Σύνολο βαθμών: 1-31 (max =176)	
15. Βάδιση		32. Δυσκινησία (διάρκεια)	
16. Τρόμος		33. Δυσκινησία (ανικανότητα)	
17. Αισθητικά συμπτώματα		34. Δυσκινησία (πόνος)	
Υποσύνολο 5-17 (max = 52)		35. Πρωινή δυστονία	
18. Ομιλία		36. "Offs" (προβλέψιμα)	
19. Έκφραση προσώπου		37. "Offs" (μη προβλέψιμα)	
20. Τρόμος ηρεμίας:		38. "Offs" (αιφνίδια)	
Πρόσωπο, χείλη, πηγούνι		39. "Offs" (διάρκεια)	
Χέρια: δεξιό		40. Ανορεξία, ναυτία, έμετος	
Χέρια: αριστερό		41 Διαταραχές ύπνου	
Πόδια: δεξιό		42 Συμπτωματική ορθόσταση	
Πόδια: αριστερό		Υποσύνολο 32-42 (max=23)	
21. Τρόμος ενεργείας: δεξιά		Σύνολο βαθμών: 1 – 42(max =199)	
Τρόμος ενεργείας: αριστερά		Αρτηριακή πίεση: καθιστός	
22. Δυσκαμψία: αυχένιας		Αρτηριακή πίεση: ύπτιος	
Άνω άκρο: δεξιό		Αρτηριακή πίεση: όρθιος	
Άνω άκρο: αριστερό		Σφυγμός: καθιστός	

Κάτω άκρο: δεξιό		Σφυγμός: όρθιος	
Κάτω άκρο: αριστερό		Βάρος	

Πηγή:(Unified Parkinson’s Disease Rating Scale – UPDRS, Fahn & Elton, 1987).

Η διάγνωση της νόσου Parkinson μπορεί να πραγματοποιηθεί με εξέταση της ομιλίας των ατόμων που ασθενούν και καταγράφεται (όπως συλλαβές, προτάσεις, ανάλυση της φωνής και τα χαρακτηριστικά της). Έχει γίνει προσπάθεια να εγγραφούν διάφορα χαρακτηριστικά της φωνής (Pezard, et al., 2001) και της ομιλίας ατόμων που ασθενούν. Αυτή η μέθοδος διάγνωσης της νόσου χρησιμοποιείται από παλιά και είναι εύκολη, και δεν απαιτεί χειρουργική επέμβαση (Duffy, 2005), καθ’ ότι τα περισσότερα άτομα που πάσχουν από τη νόσο εμφανίζουν προβλήματα ομιλίας (Ho et al., 1998), (Sapir et al., 2007). Συνεπώς, αυτή η μέθοδος θεωρείται ένας λογικός τρόπος για τη διάγνωση της νόσου Parkinson (Rahn et al., 2007).

Νεώτερες εξελίξεις στην ιατρική οδήγησαν στην εύρεση νέων μεθόδων διάγνωσης της νόσου Parkinson με τη βοήθεια απεικόνισης της περιοχής του εγκεφάλου που παράγεται η ντοπαμίνη (δηλ. των νευρώνων στη μέλαινα ουσία). Οι νευροαπεικονίσεις αυτές πραγματοποιούνται με αξονικούς και μαγνητικούς τομογράφους και διακρίνονται σε: α) τομογραφία εκπομπής ποζιτρονίων (PET), β) υπολογιστική τομογραφία εκπομπής απλών φωτονίων (SPECT), γ) διακρανιακή υπερηχογραφία (TCS) του εγκεφαλικού παρεγχύματος. Το σημαντικότερα μειονεκτήματα των μεθόδων αυτών είναι η μη έγκαιρη διάγνωση της νόσου Parkinson, το υψηλό κόστος και τα ανακριβή αποτελέσματα (Βεκρελλης, n.d, Τσίντου και Δαλαμάγκας, 2011).

Δυστυχώς μέχρι σήμερα, όσοι πάσχουν από τη νόσο, ανακαλύπτουν τη συγκεκριμένη νευρολογική διαταραχή όταν τα συμπτώματα έχουν προχωρήσει και είναι ήδη αρκετά «βαριά». Γι’ αυτό γίνονται προσπάθειες για την έγκαιρη διάγνωση της νόσου Parkinson με τεχνικές που βρίσκονται σε πειραματικό ή ερευνητικό στάδιο, όπως με τη βοήθεια μαγνητικών τομογράφων MRI ή τεστ αίματος, αλλά και η εφαρμογή αυτόματων μεθόδων βασισμένες στην τεχνητή νοημοσύνη, έτσι ώστε να αυξηθεί η ακρίβεια της έγκαιρης διάγνωσης της νόσου Parkinson και να βοηθηθούν οι γιατροί στη λήψη καλύτερων αποφάσεων με μεγαλύτερη ακρίβεια και σε σύντομο χρονικό διάστημα για τη διάγνωση της νόσου (Ene, 2008).

Θεραπεία νόσου Parkinson

• Φαρμακευτική Θεραπεία

Μέχρι σήμερα δεν έχει βρεθεί μέθοδος για τη θεραπεία της νόσου Parkinson, ούτε για την έγκαιρη διάγνωσή της ή για την αναστολή της. Τα φάρμακα που υπάρχουν μειώνουν τη σοβαρότητα των συμπτωμάτων και χρησιμοποιούνται είτε μόνα τους, είτε συνδυαστικά, έτσι, ώστε να ελεγχθούν τα συμπτώματα της νόσου.

1. Χορήγηση λεβοντόπα για αναπλήρωση του ελλείμματος ντοπαμίνης στον εγκέφαλο.
2. Αναστολή του ενζύμου COMT στο πεπτικό σύστημα που μεταβολίζει την ντοπαμίνη.
3. Απενεργοποίηση του ενζύμου MAO-B που διασπά την ντοπαμίνη στον εγκέφαλο.
4. Λήψη ουσιών που έχουν την ίδια δράση με την ντοπαμίνη, (DAVERIUM, MIRAPEXIN, PARLODEL κλπ).
5. Μείωση της ποσότητας της ακετυλοχολίνης, επειδή τα επίπεδα της ντοπαμίνης και της ακετυλοχολίνης πρέπει να βρίσκονται σε ισορροπία.
6. Χορήγηση φαρμάκων που μειώνουν την υπερβολική δράση του γλουταμινικού οξέος (Πασχάλη, 2008).

• Χειρουργική θεραπεία – Εν τω βάθει εγκεφαλική διέγερση (DBS)

Χειρουργική επέμβαση στον εγκέφαλο του ασθενούς και εμφύτευση ηλεκτροδίων σε συγκεκριμένες ανατομικές θέσεις του εγκεφάλου που διεγείρονται με ηλεκτρικό ρεύμα. Είναι μια δύσκολη μέθοδος και απαιτεί άρτια τεχνική και επιλογή των κατάλληλων ασθενών (Τσίντου και Δαλαμάγκας, 2011).

2.2.3 Αίτια της νόσου Parkinson

Οι αιτίες πρόκλησης της νόσου είναι άγνωστες και αποτελούν αντικείμενο ερευνών.

Σε όλους τους ανθρώπους, καθώς αυξάνεται η ηλικία τους καταστρέφεται ένας αριθμός νευρώνων της μέλαινας ουσίας που παράγει την ντοπαμίνη. Έχει διαπιστωθεί ότι οι ασθενείς με Parkinson έχουν χάσει το 50% ή περισσότερο των νευρώνων της μέλαινας ουσίας.

Επειδή δεν είναι γνωστές οι αιτίες που προκαλούν την καταστροφή των νευρώνων που παράγουν την ντοπαμίνη, το να ανακαλύψουμε αυτές τις αιτίες έχει πολύ μεγάλη σημασία για τη θεραπεία της νόσου.

Η επικρατέστερη θεωρία σήμερα, είναι ότι η πάθηση οφείλεται σε ένα συνδυασμό γενετικών παραγόντων και περιβαλλοντικών επιδράσεων.

- Γονιδιακοί παράγοντες, κληρονομικότητα και οικογενειακή προδιάθεση

Από παρατηρήσεις προέκυψε, ότι συγγενείς πρώτου βαθμού με ασθενείς που πάσχουν από νόσο Parkinson, έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να εμφανίσουν τη νόσο σε σχέση με άλλα άτομα που δεν έχουν συγγενείς που πάσχουν από τη νόσο.

Έχει παρατηρηθεί ότι τα άτομα με αυξημένη ηλικία έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να εμφανίσουν την ασθένεια. Η συχνότητα με την οποία εμφανίζεται η ασθένεια στους άνδρες είναι μεγαλύτερη από ότι στις γυναίκες.

- **Ο ρόλος των περιβαλλοντικών επιδράσεων**

Τα άτομα που έρχονται σε επαφή με τα μικροβιοκτόνα φάρμακα, εντομοκτόνα και φυτοφάρμακα, εμφανίζουν με μεγαλύτερη συχνότητα τη νόσο Parkinson σε σύγκριση με άτομα που δεν εκτίθενται σε αυτά.

Έρευνες στις Ευρωπαϊκές χώρες έδειξαν ότι άτομα όπως πυγμάχοι, ποδοσφαιριστές ή άλλοι αθλητές, που τραυματίζονται συχνά στο κεφάλι, έχουν μεγάλες πιθανότητες να εμφανίσουν τη νόσο Parkinson (Ασθένεια Parkinson: Οι αιτίες και οι παράγοντες που αυξάνουν τον κίνδυνο προσβολής από τη νόσο, n.d.).

2.2.4 Επιπτώσεις νόσου Parkinson

Στη ζωή του ατόμου που ασθενεί γίνονται μεγάλες αλλαγές που οφείλονται στα συμπτώματα της νόσου.

Επιπτώσεις στο άτομο που νοσεί:

Δυσκολία στην έκφραση και στην επικοινωνία λόγω των διαταραχών που προκαλεί η ασθένεια στην ομιλία, ξεχνά ή δε μπορεί να ανταποκριθεί στην καθημερινή φροντίδα του εαυτού του (φαγητό, φάρμακα, ατομική υγιεινή κλπ.), λόγω της κατάθλιψης που βιώνει, εάν εργάζεται τότε δύσκολα ανταποκρίνεται στην εργασία του λόγω των συμπτωμάτων της ασθένειας, με κίνδυνο να απολυθεί και να δυσχεράνει η διαβίωση του ιδίου καθώς και της οικογένειάς του, σταματά τις δραστηριότητες που απαιτούν

κίνηση λόγω των κινητικών προβλημάτων που έχει με αποτέλεσμα να απομονώνεται κοινωνικά.

Επιπτώσεις στο περιβάλλον του ατόμου που νοσεί:

Η φροντίδα του ατόμου με νόσο Parkinson είναι απαιτητική και ως εκ τούτου ο/η σύντροφος του ασθενή αρχικά δύσκολα αποδέχεται τη διάγνωση και πρέπει να καταβάλλει ιδιαίτερη προσπάθεια για να ανταπεξέλθει τόσο σωματικά όσο και συναισθηματικά. Κατακλύζεται από συναισθήματα δυσανασχέτησης, οργής, χάσιμο της ιδιωτικότητας, κούρασης αλλά και συναισθήματα αγάπης και ικανοποίησης που μπορεί και φροντίζει το σύντροφο ασθενή.

Επίσης δύσκολα αποδέχονται τη διάγνωση και οι έφηβοι της οικογένειας. Κατακλύζονται από αρνητικά συναισθήματα και εκφράζονται αρχικά με πίκρα, θυμό, ντροπή και απαιτείται χρόνος και υπομονή για να αποδεχθούν την ασθένεια και τις αλλαγές που φέρνει αυτή στην οικογένεια.

Όλα όμως τα παραπάνω προβλήματα αντιμετωπίζονται πιο εύκολα όταν υπάρχει η συμπαράσταση, η βοήθεια και η συνεργασία της οικογένειας του ασθενή, των ευρύτερων συγγενών και του φιλικού περιβάλλοντος (Καραντία, 2011).

2.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ)

2.3.1 Εισαγωγή στα ΤΝΔ

Το Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) αποτελεί ένα μαθηματικό μοντέλο επεξεργασίας πληροφοριών, η λειτουργία του οποίου προσομοιάζει στους βιολογικούς νευρώνες του εγκεφάλου του ανθρώπου. Προκειμένου να επιλύσει συγκεκριμένα προβλήματα, ένα ΤΝΔ χρησιμοποιεί μεγάλο αριθμό διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας. Τα ΤΝΔ «εκπαιδεύονται» όπως οι άνθρωποι μέσω παραδειγμάτων και συγκεκριμένων εφαρμογών (π.χ. αναγνώριση προτύπων, ταξινόμηση δεδομένων κ.α.). Είναι χαρακτηριστικό ότι, όπως στα βιολογικά συστήματα η μαθησιακή διαδικασία είναι συνυφασμένη με την προσαρμογή των συνοπτικών συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, έτσι και στα ΤΝΔ η εκπαίδευση είναι άμεσα συνδεδεμένη με τη ρύθμιση της διασύνδεσης των νευρώνων (Βιδάλη, 2011).

2.3.2 Ιστορική Αναδρομή των ΤΝΔ

Το 1943 οι Mc Culloch και Pitts, σύμφωνα με την αντίληψη που είχαν για τον τρόπο λειτουργίας των βιολογικών νευρώνων και τη νευρολογία, κατασκεύασαν το πρώτο μοντέλο νευρωνικών δικτύων. Το μοντέλο αυτό περιείχε πολλούς νευρώνες που λειτουργούσαν συνδεδεμένοι μεταξύ τους. Το 1947 κατασκεύασαν μοντέλα τα οποία ήταν ικανά για την αναγνώριση σχημάτων καθώς μπορούσαν να κάνουν την διαδικασία κατηγοριοποίησης για δύο κατάστασης ενεργή και μη ενεργή. Αργότερα το 1949, ο D Hebb εξέδωσε το βιβλίο του «The organization of behavior», στο οποίο περιγράφει την διαδικασία μάθησης βασισμένη στα μοντέλα των McCulloch-Pitts και υποστηρίζει την διαδικασία εκπαίδευσης του μοντέλου.

Ο F Rosenblatt το 1957, σχεδίασε και ανέπτυξε το πρώτο νευρωνικό δίκτυο με μοντέλο αισθητήρα γνωστό και ως “Perceptron”. Το “Perceptron” αποτελείται από το επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου όπου οι πληροφορίες μεταφέρονται από την είσοδο προς την έξοδο.

Στην ίδια περίπου χρονική περίοδο, το 1959, με την ανάπτυξη του Perceptron οι Widrow και Hoff κατασκεύασαν δυο νέα μοντέλα το Adaline και το Madaline με πρακτική εφαρμογή στα τηλεφωνικά δίκτυα για το καθάρισμα του ήχου.

Το 1974 ο Paul Werbos ανέπτυξε και χρησιμοποίησε τη μέθοδο της οπίσθιας τροφοδότησης, (back-propagation), που σήμερα αποτελεί την πιο γνωστή εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων παρόλο που στην αρχή δεν έγινε δεκτή και η εφαρμογή στα ΤΝΔ άρχισε στα μέσα του 1980 από άλλους επιστήμονες του τομέα.

Σημαντική πρόοδος υπήρξε από το 1985 και μετά, όταν επανήλθε το ενδιαφέρον για τα νευρωνικά δίκτυα, κυρίως λόγω της ανταπόκρισης στα συνέδρια που διοργάνωναν εταιρίες όπως η American Physical Society και η IEEE. Παράλληλα, αναπτύχθηκαν εταιρίες Νευρωνικών δικτύων που απασχολούσαν μεγάλο σε αριθμό εξειδικευμένο προσωπικό. Τέλος εμφανίστηκαν τα πρώτα ακαδημαϊκά προγράμματα και εισήχθησαν τα πρώτα μαθήματα στο πρόγραμμα σπουδών των περισσότερων μεγάλων Πανεπιστημίων στις ΗΠΑ και στην Ευρώπη.

Η σημερινή εποχή είναι σημαντική στον τομέα των νευρωνικών δικτύων, διότι η εξέλιξή τους γίνεται ολοένα και ταχύτερη. Συμπερασματικά, η επιστημονική πρόοδος που διαφαίνεται είναι πέρα από τις σημερινές εμπορικές εφαρμογές και

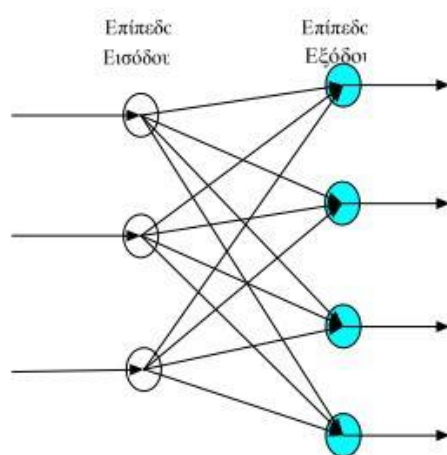
αναπτύσσεται ολοένα με την ημέρα, καθώς η έρευνα στον τομέα αυτόν προχωράει ραγδαία (Σταθοπούλου, 2010).

2.3.3 Αρχιτεκτονικές ΤΝΔ

Ένα σύνολο από νευρώνες με τα ίδια χαρακτηριστικά ονομάζεται επίπεδο νευρώνων (Παπαδόπουλος, 2016). Ένα ΤΝΔ δίκτυο αποτελείται από ένα πλήθος νευρώνων που διαχωρίζονται σε επίπεδα και συνδέονται μεταξύ τους. Ανάλογα με τον αριθμό των επιπέδων και τον τρόπο σύνδεσης των νευρώνων χωρίζονται στις εξής 3 αρχιτεκτονικές:

- ΤΝΔ εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου

Το επίπεδο αυτό αποτελείται από νευρώνες εισόδου όπου εισάγονται τα δεδομένα και νευρώνες εξόδου στους οποίους πραγματοποιείται η επεξεργασία και εξάγονται τα αποτελέσματα. Στο δίκτυο αυτό η διαδικασία ροής της εκπαίδευσης του ΤΝΔ αρχίζει από το επίπεδο εισόδου και κατευθύνεται στην έξοδο για το λόγο αυτό ονομάζεται και δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης (Εικόνα 3) (Σταθοπούλου, 2010, Τσορτανίδης, 2005).

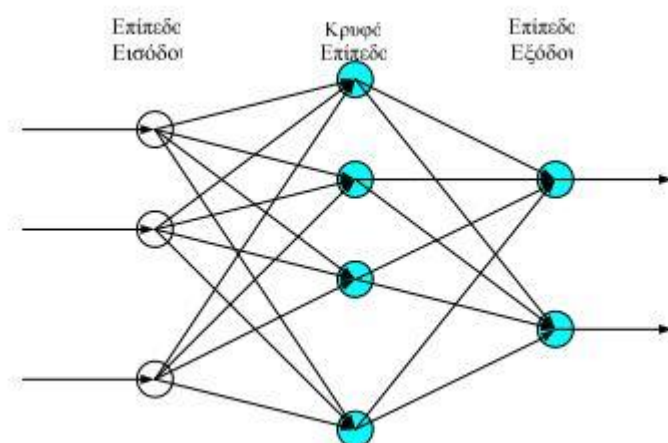


Εικόνα 3 - Δίκτυο εμπρόσθιας τροφοδότησης ενός επιπέδου (Perceptrons).

Πηγή: (Σταθοπούλου,2010).

- ΤΝΔ εμπρόσθιας τροφοδότησης πολλαπλών επιπέδων

Η διαφορά αυτού του δικτύου σε σχέση με το προηγούμενο είναι η ύπαρξη ενός ή περισσότερων κρυφών επιπέδων ανάμεσα στο επίπεδο εισόδου και στο επίπεδο εξόδου αυτός είναι και ο λόγος ονομασίας του. Τα κρυφά αυτά επίπεδα είναι χρήσιμα διότι μέσω αυτών γίνεται η επεξεργασία δεδομένων χρησιμοποιώντας διαφορετικές μαθηματικές συναρτήσεις (Εικόνα 4) (Σταθοπούλου, 2010, Τσορτανίδης 2005).

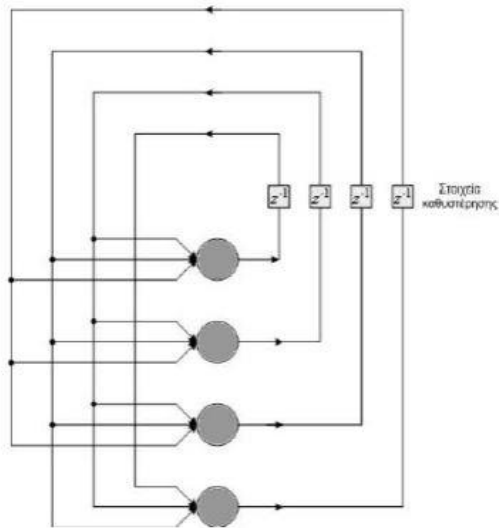


Εικόνα 4 - Δίκτυο πολλαπλών επιπέδων (3-4-2), εμπρόσθιας διάδοσης.

Πηγή:(Σταθοπούλου, 2010).

- ΤΝΔ Αναδρομικό

Στο αναδρομικό ΤΝΔ το οποίο μπορεί να αποτελείτε από ένα ή πολλαπλά επίπεδα νευρώνων η διαδικασία ροής της εκπαίδευσης είναι κυκλική. Δηλαδή το σήμα εισόδου επηρεάζεται από το σήμα εξόδου ή και τους νευρώνες του κάθε κρυφού επιπέδου (Εικόνα 5). (Σταθοπούλου 2011, Τσορτανίδης 2005)



Εικόνα 5 - ΤΝΔ Αναδρομικό ενός επιπέδου

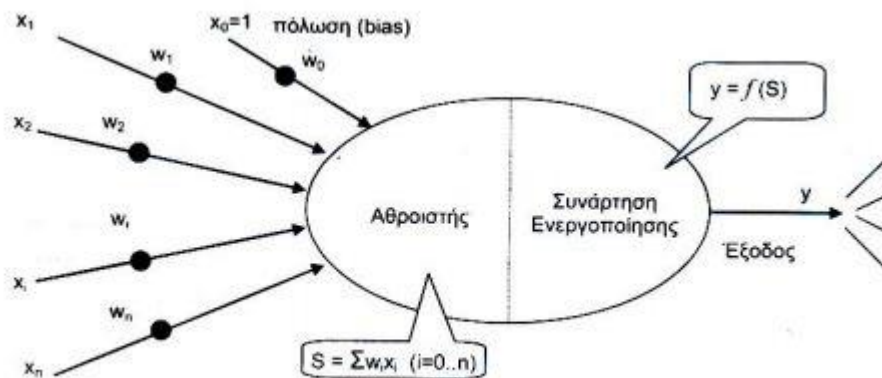
Πηγή (Σταθόπουλου, 2011)

Τα ΤΝΔ διαχωρίζονται σε δυο επιπλέον κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο σύνδεσης των νευρώνων των επιπέδων. Οι δυο αυτές κατηγορίες είναι οι εξής:

- Στην πρώτη κατηγορία οι νευρώνες είναι «Πλήρως συνδεδεμένοι» που σημαίνει ότι κάθε νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.
- Στη δεύτερη κατηγορία οι νευρώνες είναι «Μερικώς συνδεδεμένοι» οπότε υπάρχουν νευρώνες που δεν συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου.

2.3.4 Δομή των Νευρώνων

Οι νευρώνες του επίπεδου εισόδου περιέχουν τα διανύσματα εισαγωγής του συνόλου δεδομένων. Αντίστοιχα οι νευρώνες του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου, περιλαμβάνουν τα διανύσματα εισαγωγής του συνόλου δεδομένων, τα συνοπτικά βάρη που καθορίζονται κατά την διαδικασία εκπαίδευσης, τον αθροιστή ο οποίος αθροίζει τα δεδομένα εισόδου με τα συνοπτικά βάρη καθώς και την συνάρτηση ενεργοποίησης που καθορίζει την έξοδο του νευρώνα. Τα δομικά στοιχεία ενός νευρώνα αναπαρίστανται (Εικόνα 6), (Θεοδόση-Κοκκίνου, 2013).



Εικόνα 6 - Δομικά στοιχεία του νευρώνα

Πηγή (Θεοδόση-Κοκκίνου, 2013).

Τα διανύσματα εισαγωγής του συνόλου δεδομένων περιέχουν τις τιμές των μεταβλητών του συνόλου δεδομένων και των συνοπτικών βαρών που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του ΤΝΔ (Θεοδόση-Κοκκίνου, 2013).

Τα συνοπτικά βάρη καθορίζουν την δυναμική ενός νευρώνα στο ΤΝΔ, δηλαδή οι νευρώνες με μεγαλύτερη τιμή βάρους έχουν μεγαλύτερο καθοριστικό ρόλο στο τελικό αποτέλεσμα. Τα βάρη περιλαμβάνουν τιμές μεταξύ των συνόλων $[0,-1]$ ή $[-1,1]$ (Σταθοπούλου, 2010)

Ο αθροιστής είναι η μαθηματική εξίσωση που προσθέτει τις τιμές των διανυσμάτων εισαγωγής του συνόλου δεδομένων και τα συναπτικά βάρη. Το αποτέλεσμα είναι γραμμικό και πάνω σε αυτό χρησιμοποιείτε η συνάρτηση ενεργοποίησης. Ακόμα ο αθροιστής περιέχει μια παράμετρο που ονομάζεται πόλωση (bias) και βοηθά το ΤΝΔ να έχει καλύτερη ικανότητα ταξινόμησης (Θεοδόση-Κοκκίνου, 2013).

Η συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιεί ένα μη-γραμμικό μετασχηματισμό που προσαρμόζει το άθροισμα της εξίσωσης. Ανάλογα με την τιμή του αθροίσματος και την συνάρτηση ενεργοποίησης καθορίζεται το τελικό αποτέλεσμα τις τιμές της εξόδου του νευρώνα. Σκοπός της συνάρτησης είναι η μείωση των τιμών εξόδου που περιλαμβάνονται σε ένα ΤΝΔ. Ο πίνακας 2 περιλαμβάνει τις βασικές συναρτήσεις ενεργοποίησης (Θεοδόση-Κοκκίνου, 2013).

Πίνακας 2 - Βασικές Συναρτήσεις ενεργοποίησης

Όνομα Συνάρτησης	Ορισμός
Βηματική συνάρτηση	$f(s) = 0, \text{ αν } s \leq 0$ $f(s) = 1, \text{ αν } s > 0$
Συνάρτηση προσήμου	$f(s) = -1, \text{ αν } s \leq 0$ $f(s) = 1, \text{ αν } s > 0$
Γραμμική συνάρτηση	$f(s) = x$
Σιγμοειδής συνάρτηση	$f(s) = \frac{1}{1+e^s}$
Υπερβολική εφαπτομένη	$f(s) = \tanh(s) = \frac{1-e^{-s}}{1+e^{-s}}$
Θετικά Γραμμική συνάρτηση	$f(s) = 0, \text{ αν } s < 0$ $f(s) = s, \text{ αν } s \geq 0$
Ανταγωνιστική συνάρτηση	$f(s) = 1$ για τους νευρώνες με μέγιστο s $f(s) = 0$ για όλους του άλλους νευρώνες

Πηγή (Σταθοπούλου, 2010)

2.3.5 Εκπαίδευση ΤΝΔ

Η διαδικασία της εκπαίδευσης των ΤΝΔ τους δίνει τη δυνατότητα να προσαρμόζονται στο εκάστοτε σύνολο δεδομένων τους και σταδιακά να βελτιώνουν τα αποτελέσματα τους με κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση του ΤΝΔ έχει ως αποτέλεσμα με κάθε επανάληψη την προσαρμογή των βαρών στο σύνολο τιμών. Συνεπώς, τα ΤΝΔ μπορούν να εκπαιδευτούν με διαφορετικές μεθόδους. Κάθε αλγόριθμος μάθησης προσφέρει έναν άλλο τρόπο προσαρμογής (επιλογής/ανανέωσης) των συναπτικών βαρών.

Όλες οι μέθοδοι εκπαίδευσης του ΤΝΔ μπορούν να διαχωριστούν στις παρακάτω κατηγορίες, (Σταθοπούλου, 2010):

- **Εκπαίδευση ΤΝΔ με επίβλεψη (supervised learning).**

Στη εκπαίδευση με επίβλεψη (supervised learning), κάθε σύνολο δεδομένων που εισάγεται στο ΤΝΔ περιλαμβάνει δεδομένα για τον καθορισμό των αποτελεσμάτων καθώς και τα ίδια τα αποτελέσματα που προκύπτουν από την έξοδο. Ο επιβλέπων έχει τη δυνατότητα να παρέχει στο ΤΝΔ το αποτέλεσμα της εξόδου που αποτελεί το στόχο επίτευξης του ΤΝΔ. Μέσω της διαδικασίας, οι τιμές των βαρών ενημερώνονται

σταδιακά, έτσι ώστε να μειώνεται το σφάλμα μεταξύ της απόκρισης του δικτύου και των επιθυμητών αποτελεσμάτων.

Ωστόσο η ύπαρξη του επιβλέποντα μπορεί να σταθεί περιοριστική καθώς εάν αυτός δεν υπάρχει η εκπαίδευση με επίβλεψη δεν μπορεί να υλοποιηθεί αποτελεσματικά. (Τσορτανίδης, 2005).

- **Εκπαίδευση ΤΝΔ χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning).**

Στη διαδικασία εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη (unsupervised learning) η λειτουργία του ΤΝΔ βασίζεται στην αυτοοργάνωσή του με βάση το σύνολο δεδομένων, καθώς δεν υπάρχουν αντίστοιχες τιμές εξόδου. Η αυτοοργάνωση του ΤΝΔ γίνεται μέσω εσωτερικού ελέγχου με σκοπό ένας συγκεκριμένος νευρώνας να αποκρίνεται σε ένα συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων. Αυτή η διαδικασία εκπαίδευσης πραγματοποιείται χωρίς επιβλέποντα. Συμπερασματικά το ΤΝΔ διορθώνει τα σφάλματα στα δεδομένα με ένα μηχανισμό ανατροφοδότησης (feedback). Όταν ολοκληρωθούν οι ενημερώσεις των τιμών των βαρών, τότε η διαδικασία εκπαίδευσης έχει τελειώσει. (Θεοδόση-Κοκκίνου, 2013).

- **Ενισχυτική εκπαίδευση ΤΝΔ.**

Κατά την ενισχυτική εκπαίδευση των ΤΝΔ εισάγονται σε αυτά σύνολα δεδομένων, χωρίς αυτά να συμπεριλαμβάνουν τα αποτελέσματα των εξόδων και υπάρχει ένα μέτρο που ονομάζεται ενισχυτικό σήμα για να παρέχει στο ΤΝΔ ανατροφοδότηση. Το σήμα αυτό ανταμείβει τα σωστά αποτελέσματα και επιβάλλει κυρώσεις στα λάθος. Η διαδικασία αυτή ολοκληρώνεται όταν η ενισχυτική εκπαίδευση σταματά να ανανεώνει τα βάρη (Σταθοπούλου, 2010).

Κατά την εκπαίδευση ενός ΤΝΔ χρησιμοποιούνται τρία σύνολα δεδομένων:

Δεδομένα εκπαίδευσης (training data): Χρησιμοποιούνται για τη διαδικασία εκπαίδευσης του ΤΝΔ. Συγκεκριμένα χρησιμοποιούμε το σύνολο δεδομένων για να καθορίσουμε τις τιμές των συναπτικών βαρών του κάθε νευρώνα.

Δεδομένα επαλήθευσης (validation data): Αυτά χρησιμοποιούνται για τη σταδιακή μείωση των σφαλμάτων. Σε κάθε επανάληψη της διαδικασίας εκπαίδευσης το ΤΝΔ αποθηκεύει την τιμή του σφάλματος σε περίπτωση που μειωθεί αποθηκεύει την νέα τιμή, όταν το ΤΝΔ δεν μπορεί να μειώσει την τιμή μετά από έναν αριθμό

επαναλήψεων τότε προκύπτει η μικρότερη τιμή σφάλματος και το δίκτυο σταματά την διαδικασία εκπαίδευσης.

Δεδομένα δοκιμής (test data): Τα δεδομένα αυτά χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της επίδοσης του ΤΝΔ. Στο ΤΝΔ εισάγουμε τα δεδομένα δοκιμής και σύμφωνα με την διαδικασία εκπαίδευσης εξάγουμε το σύνολο δεδομένων με τις προβλέψεις των αποτελεσμάτων. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα που εξάγουμε με τα πραγματικά αποτελέσματα μπορούμε να αξιολογήσουμε το τρέχον ΤΝΔ (Βόντας, 2015).

2.3.6 Αξιολόγηση ΤΝΔ

Αφού κατασκευαστεί ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου, αξιολογούμε την ποιότητα της ακρίβειας της ταξινόμησης που πετυχαίνει. Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα της πρόβλεψης του μοντέλου με τα πραγματικά αποτελέσματα προκύπτει ο Πίνακας Σύγχυσης (Εικόνα 7), (Confusion Matrix) καθώς και τα μέτρα εκτίμησης.

Ο πίνακας Σύγχυσης περιέχει τις παρακάτω τιμές:

	Predicted class		
	Class = Yes	Class = No	
Actual Class	Class = Yes	True Positive	False Negative
	Class = No	False Positive	True Negative

Εικόνα 7 - Πίνακας Σύγχυσης.

- True Positive (TP): Το πλήθος των θετικών δειγμάτων που προβλέφθηκαν σωστά από το μοντέλο κατηγοριοποίησης.
- False Negative (FN): Το πλήθος των θετικών δειγμάτων που προβλέφθηκαν εσφαλμένα ως αρνητικά από το μοντέλο κατηγοριοποίησης.
- False Positive (FP): Το πλήθος των αρνητικών δειγμάτων που προβλέφθηκαν εσφαλμένα ως σωστά από το μοντέλο κατηγοριοποίησης.

- True Negative (TN): Το πλήθος των αρνητικών δειγμάτων που προβλέφθηκαν σωστά από το μοντέλο κατηγοριοποίησης.

Αναλύοντας τις τιμές του πίνακα προκύπτουν τα παρακάτω μέτρα εκτίμησης:

- Ορθότητα (Accuracy): Η ορθότητα είναι ένα από τα πιο αποτελεσματικά μέτρα απόδοσης και συνήθως χρησιμοποιείται ως μέτρο σύγκρισης των περισσότερων αλγορίθμων, προκύπτει από την αναλογία των σωστών προβλεπόμενων παρατηρήσεων προς τις συνολικές παρατηρήσεις και δίνεται από τον τύπο $Accuracy = (TP+TN)/(TP+FP+FN+TN)$.
- Ακρίβεια (precision): Η ακρίβεια προκύπτει από την αναλογία των σωστών προβλεπόμενων θετικά παρατηρήσεων προς τις συνολικές προβλεπόμενες θετικές παρατηρήσεις. Όσο μεγαλύτερη ακρίβεια έχουμε, τόσο μικρότερος είναι ο αριθμός των θετικών σφαλμάτων που κάνει ο κατηγοριοποιητής. Η ακρίβεια δίνεται από τον τύπο $Precision = TP/(TP+FP)$.
- Ανάκληση (Recall): Η ανάκληση προκύπτει από την αναλογία των σωστών προβλεπόμενων θετικά παρατηρήσεων προς όλες τις παρατηρήσεις στην πραγματική τάξη. Όσο πιο μεγάλη είναι η ανάκληση, τόσο λιγότερα θετικά παραδείγματα έχουν κατηγοριοποιηθεί λάθος. Η ανάκληση δίνεται από τον τύπο $Recall = TP/(TP+FN)$.
- Αρμονικός μέσος (F1 score): Ο αρμονικός μέσος προκύπτει από τον σταθμισμένο μέσο όρο μεταξύ της ακρίβειας και της ανάκλησης. Υψηλή τιμή σημαίνει ότι και τα δυο είναι ικανοποιητικά μεγάλα. Ο αρμονικός μέσος δίνεται από τον τύπο $F1 = 2TP/(2TP+FP+FN)$ ομοίως $F1\ Score = 2*(Recall * Precision) / (Recall + Precision)$ (Θεοδωρίδης, Σέργιος & Κουτρομπάς, Κωνσταντίνος, (n.d)).

2.4 Διάγνωση νόσου Parkinson με χρήση ΤΝΔ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία μελετήθηκαν 7 επιστημονικές μελέτες όπου χρησιμοποιούν τα ΤΝΔ για την διάγνωση των αποτελεσμάτων της ασθένειας του Parkinson. Κάθε μελέτη μελετά διαφορετικές αρχιτεκτονικές των ΤΝΔ καθώς και μεθόδους βελτίωσης των αποτελεσμάτων παρακάτω στον Πίνακα 3 αναφέρουμε επιγραμματικά τις μελέτες και τους τίτλους των άρθρων.

Πίνακας 3 - Μελέτες επιστημονικών άρθρων

Μελέτες	Όνομα άρθρου
Μελέτη 1	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs), με συναρτήσεις ενεργοποίησης την υπερβολική εφαπτομένη σιγμοειδή συνάρτηση (hyperbolic tangent) και την ακτινικής βάσης –RBF (συνάρτηση Gauss).
Μελέτη 2	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs) που χρησιμοποιούνται σύνολα δεδομένων με διαφορετικό αριθμό χαρακτηριστικών
Μελέτη 3	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Μηχανών Επιτροπής (Committee Machine Neural Network).
Μελέτη 4	Πιθανοτικό Νευρωνικό Δίκτυο (PNN)
Μελέτη 5	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs) και μέθοδος Ευρετικής Μείωσης Προτύπων (Heuristic Pattern Reduction), ατόμων και χαρακτηριστικών
Μελέτη 6	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs) και Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs)
Μελέτη 7	Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs)

Οι ερευνητές για την ταξινόμηση των ομάδων και τη διαφοροποίηση των ατόμων που νοσούν με Parkinson, χρησιμοποίησαν φωνητικά χαρακτηριστικά από υγιή άτομα, που είχαν ήδη καταγραφεί από ερευνητές στο Πανεπιστήμιο Irvine Καλιφόρνιας (UCI), καταγραφές 31 ατόμων, εκ των οποίων οι 23 πάσχουν από τη Νόσο του Parkinson. (2.4.1 ως και 2.4.6) και στο Markers Progress Markers Initiative (PPMI) (2.4.7). Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα που χρησιμοποιήθηκαν διαφέρουν ως προς τη δομή τους, τον αριθμό των νευρώνων τους, την είσοδο των στοιχείων, τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης, τις συναρτήσεις ενεργοποίησης και προφανώς ως προς τα αποτελέσματά που δίνουν. Μια συνοπτική εικόνα παρατίθεται στον Πίνακα 4. Έχει γίνει μια ενδεικτική προσπάθεια ομαδοποίησης των ΤΝΔ που μελετήθηκαν στην

παρούσα εργασία, καθώς και καταγραφή κοινών σημείων και διαφορών τους με σκοπό τη διεξαγωγή συμπερασμάτων αναφορικά με την ακρίβεια των προβλέψεων, έχοντας πάντα ως στόχο την αξιόπιστη διάγνωση των ατόμων με τη νόσο Parkinson.

2.4.1 Μελέτη 1

Οι Farhad Soleimanian Gharehchorogh και Peyman Mohammadi χρησιμοποίησαν από τα δεδομένα του UCI 195 φωνητικές εγγραφές, από 23 φωνητικά χαρακτηριστικά. Το 70% του αρχικού συνόλου αξιοποιήθηκε για την εκπαίδευση του ΤΝΔ και το υπόλοιπο 30% του αρχικού συνόλου ως σύνολο δοκιμών. Σε αυτή τη μελέτη για την ανάλυση των δεδομένων έγινε χρήση δύο ΤΝΔ:

- Το πρώτο ΤΝΔ Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs), το οποίο αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου με 22 νευρώνες, ένα κρυφό επίπεδο με 5 νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα. Χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation με αλγόριθμο Levenberg-Marquardt). Η συνάρτηση ενεργοποίησης για τους νευρώνες του κρυφού επιπέδου καθώς και του επιπέδου εξόδου είναι η υπερβολική εφαπτομένη συνάρτηση (hyperbolic tangent).
- Το δεύτερο ΤΝΔ αποτελείται επίσης από ένα επίπεδο εισόδου με 22 νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα, ενώ στο κρυφό επίπεδο έχει 136 νευρώνες. Η συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου είναι ακτινικής βάσης (RBF).

Τα αποτελέσματα της χρήσης των δύο αυτών ΤΝΔ που προέκυψαν από την επεξεργασία του συνόλου δεδομένων, όσο αφορά την ακρίβεια ταξινόμησης είναι:

1. για το ΤΝΔ Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs) 93,22% και
2. για το ΤΝΔ με RBF 86,44%.

(Farhad Soleimanian Gharehchorogh και Peyman Mohammadi, 2013)

2.4.2 Μελέτη 2

Οι Karunanithi D και Rodrigues Paul αξιοποίησαν επίσης τη βάση δεδομένων του UCI από την οποία επιλέχθηκαν δύο σύνολα δεδομένων, το κάθε ένα εκ των οποίων περιλαμβάνει 4 διαφορετικά φωνητικά χαρακτηριστικά, καθώς και τις αντίστοιχες καταγεγραμμένες φωνητικές μετρήσεις. Και τα δύο σύνολα διαχωρίστηκαν σε σύνολο

δεδομένων εκπαίδευσης (75% του αρχικού συνόλου) και σύνολο δοκιμών (25% του αρχικού συνόλου).

Σε αυτήν τη μελέτη, όπως και στην προηγούμενη χρησιμοποιήθηκε ΤΝΔ πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs) αποτελούμενο από τρία επίπεδα. Ωστόσο, υπάρχει διαφοροποίηση στον αριθμό των νευρώνων. Σε αυτήν την έρευνα, το επίπεδο εισόδου αποτελείται από 4 νευρώνες, το κρυφό επίπεδο επίσης από 4 νευρώνες και τέλος το επίπεδο εξόδου από 2 νευρώνες. Τόσο οι 4 νευρώνες της εισόδου όσο και οι 2 της εξόδου είναι πλήρως συνδεδεμένοι με τους 4 νευρώνες του κρυφού επιπέδου. Επιπρόσθετα κοινά σημεία είναι η αξιοποίηση του αλγόριθμου προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation με αλγόριθμο Levenberg-Marquardt) και της συνάρτησης ενεργοποίησης υπερβολικής εφαπτομένης (hyperbolic tangent) για τους νευρώνες που ανήκουν στα επίπεδα κρυφό και εξόδου.

Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την επεξεργασία των δύο συνόλων δεδομένων με τη χρήση του παραπάνω ΤΝΔ, όσο αφορά την ακρίβεια ταξινόμησης είναι:

Για το σύνολο δεδομένων με τα φωνητικά χαρακτηριστικά (1) MDVP: Fo (Hz), (2) DFA, (3) Spread1 και (4) Status η ακρίβεια είναι 98,53% για το σύνολο εκπαίδευσης και 99,44% για το σύνολο δοκιμής.

Για το σύνολο δεδομένων με τα φωνητικά χαρακτηριστικά (1) MDVP: Fo (Hz), (2) shimmer:APQ3, (3) Status και (4) Spread 2, 97, η ακρίβεια είναι 22% για το σύνολο εκπαίδευσης και 97,35% για το σύνολο δοκιμής, (Karunanithi και Rodrigues, 2017).

2.4.3 Μελέτη 3

Στην επιστημονική μελέτη, ο Mehmet Can κατασκεύασε ΤΝΔ Μηχανών Επιτροπής και χρησιμοποίησε το ίδιο σύνολο δεδομένων του UCI από την οποία αξιοποιήθηκαν καταγεγραμμένες φωνητικές μετρήσεις από 11 φωνητικά χαρακτηριστικά και η χρήση του αλγόριθμου προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (back propagation algorithm).

Το συγκεκριμένο σύστημα είναι πιο σύνθετο, καθώς αποτελείται από 11 διαφορετικά παράλληλα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα που ονομάζονται *εμπειρογνώμονες* (experts), εκ των οποίων το κάθε ένα περιέχει 2 κρυφά επίπεδα με 11 νευρώνες έκαστο. Τα 11 διαφορετικά παράλληλα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα συνδέονται με το επίπεδο εισόδου, που περιλαμβάνει 11 νευρώνες, ενώ οι μεμονωμένες έξοδοι

των διαφορετικών νευρωνικών δικτύων συνδέονται με ένα νευρώνα εξόδου, ο οποίος συνδυάζεται με ένα πλειοψηφικό σύστημα αναγνώρισης (majority voting system-combiner), προκειμένου να αυξηθεί περισσότερο η προγνωστική ακρίβεια διάγνωσης της νόσου του Parkinson που βασίζεται στην αξιοποίηση των φωνητικών εγγραφών. Μια τέτοια τεχνική αναφέρεται ως μέθοδος μέτρησης του μέσου όρου του συνόλου. Επίσης, για τη μείωση του σφάλματος χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation). Η συνάρτηση ενεργοποίησης που εφαρμόζεται για τους νευρώνες που ανήκουν στα 11 διαφορετικά παράλληλα εκπαιδευμένα νευρωνικά δίκτυα και στο νευρώνα εξόδου είναι η σιγμοειδής συνάρτηση.

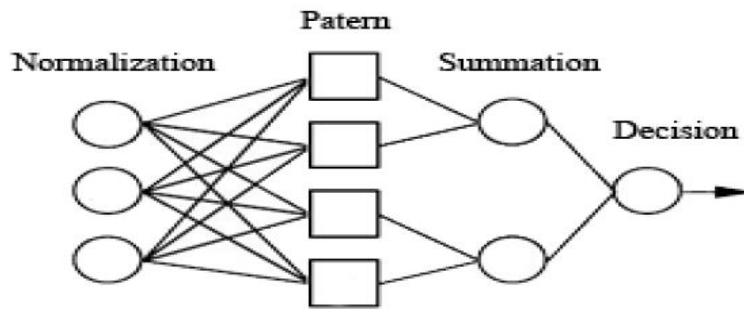
Τα αποτελέσματα των εμπειρογνομώνων έχουν κλιμακωτές τιμές. Παρά τη μη ισορροπημένη κατανομή του συνόλου δεδομένων, τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την επεξεργασία του ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson και υγιών ατόμων ανέρχεται στο 92%. (Mehmet Can, 2018).

2.4.4 Μελέτη 4

Το σύνολο δεδομένων που αξιοποιήθηκε σε αυτή τη μελέτη προέρχεται επίσης από το UCI και αποτελείται από 195 καταγεγραμμένες περιπτώσεις βιοϊατρικών φωνητικών μετρήσεων από 23 διαφορετικά φωνητικά χαρακτηριστικά, τα οποία διαχωρίστηκαν σε δύο υποσύνολα 70% και 30%. Τα δεδομένα του πρώτου χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του πιθανοτικού νευρωνικού δικτύου και του δεύτερου για τις δοκιμές. Τελικός σκοπός της επεξεργασίας των δεδομένων είναι πάντα η διάκριση των ασθενών με Parkinson από τα υγιή άτομα.

Η δομή ενός PNN, σύμφωνα με τον Marius Ene (2008), είναι παρόμοια με αυτή ενός ΤΝΔ πρόσθιας τροφοδότησης, αλλά είναι πιο σύνθετη καθώς αποτελείται πάντοτε από τέσσερα επίπεδα, όπως φαίνεται και στην εικόνα 8. Τα PNN χρησιμοποιούνται κυρίως σε προβλήματα ταξινόμησης και τα επίπεδά του είναι:

- Επίπεδο Εισόδου (Input Layer) που περιλαμβάνει 3 νευρώνες εισόδου.
- Επίπεδο Προτύπων (Pattern Layer) που περιέχει 4 πρότυπα.
- Επίπεδο Άθροισης (Summation Layer) με 2 νευρώνες.
- Επίπεδο Εξόδου (Output Layer) με 1 νευρώνα.



Εικόνα 8 - Δομή Πιθανοτικού Νευρωνικού Δικτύου (PNN)

Πηγή: (Ene, 2008)

Η ενεργοποίηση των νευρώνων έγινε με την εφαρμογή της συνάρτησης ακτινικής βάσης (RBF- συνάρτηση Gauss). Από την εφαρμογή του πιθανοτικού νευρωνικού δικτύου με διαφορετική διαδικασία ταξινόμησης κάθε φορά, προέκυψαν τα εξής αποτελέσματα όσο αφορούν την ακρίβεια ταξινόμησης:

1. Πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο με διαδοχική αναζήτηση (IS): Εκπαίδευση: 81,73% και Δοκιμή: 79,78%.
2. Πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο με αναζήτηση Monte Carlo (MCS): Εκπαίδευση: 81,48% και Δοκιμή: 80,92%.
3. Πιθανοτικό νευρωνικό δίκτυο με υβριδική αναζήτηση (HS): Εκπαίδευση: 81,74% και Δοκιμή: 81,28%.

Από την σύγκριση των αποτελεσμάτων για τη διάγνωση των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson, διαπιστώνεται ότι οι συγκεκριμένες εφαρμογές παρέχουν ακρίβεια διάγνωσης που κυμαίνεται από 79,78% έως 81,28%. Ενώ οι διαφορές μεταξύ των τριών τεχνικών αναζήτησης είναι μικρή, διαπιστώνεται ότι η υβριδική τεχνική λειτουργεί καλύτερα (Ene, 2008).

2.4.5 Μελέτη 5

Το ΤΝΔ που αξιοποίησε στη μελέτη του ο Joseph Ritchie χρησιμοποιεί, όπως και οι προηγούμενες τέσσερις (4) μελέτες, τα δεδομένα του UCI και συγκεκριμένα την καταγραφή φωνητικών χαρακτηριστικών της ομιλίας ασθενών από νόσο Parkinson και υγιών ατόμων. Τα δεδομένα αυτά διακρίνονται σε δύο σύνολα, το σύνολο εκπαίδευσης και το σύνολο δοκιμών. Η διαφοροποίηση αυτής της μεθόδου εδράζεται στη συνεκτίμηση των δεδομένων του UCI με τα ευρήματα της ενοποιημένης κλίμακας

βαθμολόγησης της νόσου Parkinson (UPDRS), οι οποίες υλοποιήθηκαν από εξειδικευμένο ιατρικό προσωπικό και αφορούν το κάθε άτομο χωριστά.

Όπως και στις προηγούμενες μελέτες, έτσι και εδώ έγινε διαχωρισμός δεδομένων σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών. Ωστόσο, στην εφαρμογή του συγκεκριμένου ΤΝΔ χρησιμοποιείτε το σύνολο εκπαίδευσης και δοκιμών που περιέχουν 26 φωνητικές εγγραφές για κάθε ασθενή. Σύμφωνα με την μέθοδο ευρετικής μείωσης προτύπων προκύπτουν νέα σύνολα δεδομένων με μικρότερο αριθμό ατόμων. Το σύνολο δεδομένων δοκιμών επιλέγει κάθε φορά ένα τυχαίο αριθμό ασθενών με Parkinson από το αρχικό σύνολο δεδομένων. Τα αποτελέσματα ακρίβειας ταξινόμησης των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson για τα διαφορετικά σύνολα δεδομένων λόγω της πολυπλοκότητάς τους παρουσιάζονται στον πίνακα 4.

Το συγκεκριμένο ΤΝΔ αποτελείται τρία (3) επίπεδα, το επίπεδο εισόδου, το κρυφό επίπεδο που περιέχει 24 νευρώνες με συνάρτηση ενεργοποίησης τη σιγμοειδή συνάρτηση (sigmoid function) και το επίπεδο εξόδου που περιέχει δύο νευρώνες με γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης. Αποτελέσματα προκύπτουν κάθε φορά, μετά από 4000 εποχές (επαναλήψεις).

Πίνακας 4 - Σύνολα δεδομένων και η αντίστοιχη ακρίβεια ταξινόμησης των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson.

	Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης	Ακρίβεια Συνόλου Εκπαίδευσης	Σύνολο Δεδομένων Δοκιμών	Ακρίβεια Συνόλου Δοκιμών
1	40 ασθενείς από τους οποίους 20 με Parkinson και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	77%	28 ασθενείς και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	96%
2	40 ασθενείς από τους οποίους 20 με PD χωρίς τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	62%	28 ασθενείς χωρίς τις βαθμολογίες της κλίμακας	64%

			UPDRS	
3	30 ασθενείς από τους οποίους 15 με Parkinson και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	85%	21 ασθενείς και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	93%
4	25 ασθενείς από τους οποίους 5 με Parkinson και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	80%	17 ασθενείς και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS	89%

Δηλαδή, η ακρίβεια της διάγνωσης ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson από 96% για ένα πλήρες σύνολο δεδομένων μειώνεται σε 89% για σύνολα δεδομένων των οποίων έχει μειωθεί ο αριθμός χαρακτηριστικών και ατόμων (37,5% μείωση), (Joseph Ritchie, 2018).

2.4.6 Μελέτη 6

Κάνοντας εφαρμογή ενός ΤΝΔ (MLPs) και μηχανών διανυσμάτων υποστήριξης (SVMs) με διαφορετικούς πυρήνες λειτουργίας, οι David Gil και Magnus Johnson (2018) χρησιμοποιώντας επίσης τη βάση δεδομένων του UCI συγκρίνουν την ακρίβεια διάγνωσης των ατόμων που πάσχουν από τη νόσο Parkinson. Εργάστηκαν με 195 καταγεγραμμένες βιοϊατρικές φωνητικές μετρήσεις, εκ των οποίων 147 ανήκουν σε άτομα με νόσο Parkinson και 48 σε υγιή άτομα, αποτελούμενες από 23 φωνητικά χαρακτηριστικά. Στη συνέχεια εξετάζονται χωριστά τα MLPs και τα SVMs:

1. Το ΤΝΔ πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs) αποτελείται από τρία (3) επίπεδα:

- 1^ο επίπεδο, το επίπεδο εισόδου από το οποίο εισάγονται τα πεδία παραμέτρων του συνόλου δεδομένων των ασθενών, περιέχει 23 νευρώνες όσα και τα φωνητικά χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων.
- 2^ο επίπεδο (κρυφό επίπεδο), αποτελείται από 13 νευρώνες και προέκυψε μετά από δοκιμές και

- το 3^ο επίπεδο εξόδου με 2 νευρώνες για την κατάταξη των ατόμων σε υγιή και ασθενή.

Η εκπαίδευση του ΤΝΔ γίνεται με τον αλγόριθμο προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation), ενώ η συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων είναι η σιγμοειδής συνάρτηση.

2. Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs).

A. Με γραμμικό πυρήνα (linear kernel) και

B. με πυρήνα βασισμένο στη λειτουργία Pearson VII (rbk kernel).

Τα αποτελέσματα ακρίβεια διάγνωσης των ατόμων με νόσο Parkinson που προέκυψαν από την εφαρμογή των τριών μεθόδων ταξινόμησης για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων είναι:

- ΤΝΔ πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs), ακρίβεια 92,31%.
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs) με γραμμικό πυρήνα (linear kernel), ακρίβεια 93,88%.
- Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs) με πυρήνα βασισμένο στη λειτουργία Pearson VII (rbk kernel), ακρίβεια 93,33%.

Διαπιστώνεται ότι η ακρίβεια διάγνωσης της νόσου Parkinson και με τις τρεις μεθόδους είναι πολύ υψηλή, και στις τρεις μεθόδους είναι μεγαλύτερη από 90% (David Gil και Magnus Johnson, 2018).

2.4.7 Μελέτη 7

Η βάση δεδομένων για τις 4 μεταβλητές (Caudate left, Caudate Right, Putamen left και Putamen right) και τις αντίστοιχες τιμές SBRs (οι γραμμικές σχέσεις δέσμησης - Striatal Binding Ratios) για κάθε περιοχή των τεσσάρων ραβδωτών περιοχών του εγκεφάλου – Caudate right, Caudate left, Putamen right and Putamen left), που υπολογίσθηκαν προέρχεται από την πρωτοβουλία Markers Progress Markers Initiative (PPMI), μια βάση δεδομένων που επικεντρώνεται στην έγκαιρη διάγνωση της νόσου Parkinson, λεπτομέρειες ακολουθούν στον πίνακα 5.

Πίνακας 5 - Η μέση τιμή SBR για caudate right, Caudate left, Putamen right and Putamen left για ασθενείς με πρώιμη Νόσο Parkinson και υγιή ομάδα.

Cases	No. of observations	Caudate(R)	Caudate(L)	Putamen(R)	Putamen(L)
Early PD	360	1.91	1.87	0.810	0.729
HG	163	2.96	3.07	2.16	2.23

Πηγή: (Anita and Priya, 2016)

Το ΤΝΔ Πολλαπλών επιπέδων Perceptron (MLPs), σύμφωνα με τις Anita S. and Aruna Priya P. (2016), αποτελείται από τρία επίπεδα και τους αντίστοιχους νευρώνες.

- Το 1^ο επίπεδο, το επίπεδο εισόδου, από το οποίο εισάγονται τα πεδία μεταβλητών του συνόλου δεδομένων των ασθενών, περιέχει 4 νευρώνες όσες και οι μεταβλητές **Caudate (L), Caudate (R), Putamen (L) και Putamen (R) που αντιπροσωπεύουν περιοχές του εγκεφάλου που έχουν σχέση με τον έλεγχο των κινήσεων.**
- το 2^ο, κρυφό, επίπεδο αποτελείται από 30 νευρώνες και
- το 3^ο επίπεδο, εξόδου, με ένα νευρώνα για την πρόβλεψη της συγκέντρωσης GABA για τα άτομα που πάσχουν από νόσο Parkinson και για τα άτομα που είναι υγιή. Η εκπαίδευση του ΤΝΔ και σε αυτήν τη μελέτη έγινε με τη μέθοδο της μάθησης με επίβλεψη, με τον αλγόριθμο προς τα πίσω διάδοσης σφάλματος (backpropagation – Levenberg-Marquardt), ενώ η συνάρτηση ενεργοποίησης για τους νευρώνες του κρυφού επιπέδου και του επιπέδου εξόδου είναι η σιγμοειδής συνάρτηση.

Στη συνέχεια, ακολουθεί η μέτρηση του επιπέδου συγκέντρωσης GABA για τα άτομα της βάσης δεδομένων, με τη βοήθεια ραδιο-υποδοχέα. Το γ-άμινο Βουτυρικό Οξύ (Gamma-Amino Butyric Acid-GABA) είναι ένας από τους νευροδιαβιβαστές πολύ σημαντικός για το κεντρικό νευρικό σύστημα, ο οποίος συμβάλλει στη ρύθμιση της διέγερσης του εγκεφάλου, ενώ έχει διαπιστωθεί ότι η χαμηλή συγκέντρωση GABA είναι υπεύθυνη για νευρολογικές διαταραχές καθώς και για τη νόσο του Parkinson.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν χωρίστηκαν σε τρία σύνολα με αναλογία 70:15:15. Το σύνολο εκπαίδευσης, το σύνολο επικύρωσης και το σύνολο δοκιμών.

Εφαρμόζοντας τα παραπάνω δεδομένα στο συγκεκριμένο ΤΝΔ χρησιμοποιώντας τη συγκέντρωση GABA και τις τιμές SBRs, όσο αφορά τη διάγνωση των ατόμων που πάσχουν από νόσο Parkinson και υγιών ατόμων, προέκυψαν τα εξής συμπεράσματα:

1. Για τα άτομα με νόσο Parkinson, οι προβλεπόμενες τιμές της συγκέντρωσης GABA συμφωνούν με τις αντίστοιχες τιμές εξόδου του ΤΝΔ, διότι η μέση τιμή παλινδρόμησης που προέκυψε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμών είναι σχεδόν 1 ($R = 0.99954$).
2. Για τα άτομα που δεν πάσχουν από νόσο Parkinson (υγιή), πάλι η μέση τιμή παλινδρόμησης που προέκυψε κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμών είναι σχεδόν 1 ($R = 0.9981$). Αυτό σημαίνει ότι οι προβλεπόμενες τιμές και οι τιμές εξόδου που αφορούν τις τιμές συγκέντρωσης GABA συμφωνούν μεταξύ τους.

Το ως άνω συμπέρασμα που προκύπτει από την εφαρμογή του ΤΝΔ για την πρώιμη διάγνωση της νόσου Parkinson με τη βοήθεια των τιμών συγκέντρωσης GABA και τις τιμές SBR είναι ότι αυτή η μέθοδος ταυτοποιεί απόλυτα ή σχεδόν απόλυτα τα άτομα που πάσχουν από νόσο Parkinson ή είναι υγιή, αποφεύγοντας τις εσφαλμένες διαγνώσεις (Anita S. και Aruna Priya P., 2016).

2.4.8 Συγκεντρωτικός πίνακας ΤΝΔ από όλες τις μελέτες

Στον παρακάτω πίνακα 6, αναφέρουμε τις διαφορετικές αρχιτεκτονικές των ΤΝΔ, τον αριθμό των νευρώνων που περιέχονται σε κάθε επίπεδο, την συνάρτηση ενεργοποίησης, το σύνολο δεδομένων, τις μεθόδους διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων καθώς και τα αποτελέσματα ταξινόμησης των ΤΝΔ.

Πίνακας 6 - Συγκεντρωτικός πίνακας ΤΝΔ από όλες τις μελέτες

Μελέτη 1					
Αρχιτεκτονική ΤΝΔ	Αριθμός Νευρώνων	Συναρτήσεις Ενεργοποίησης	Σύν. Δεδομένων	Διαχωρισμός του Συν. Δεδομένων	Αποτελέσματα Ταξινόμησης
<p>1. ΤΝΔ - MLPs με αλγόριθμο εκπαίδευσης back-propagation</p> <p>2. ΤΝΔ με RBF</p>	<p>1. Επίπεδο εισόδου με 22 νευρώνες</p> <p>Κρυφό επίπεδο με 5 νευρώνες</p> <p>Επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα</p> <p>2. Επίπεδο εισόδου με 22 νευρώνες</p> <p>Κρυφό επίπεδο με 136 νευρώνες</p> <p>Επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα</p>	<p>hyperbolic tangent</p> <p>RBF- Gaussian function</p>	<p>Πανεπιστήμιο Καλιφόρνιας Irvine (UCI) από Maxlittle, 22 καταγραφέντα φωνητικά χαρακτηριστικά, ατόμων που πάσχουν από νόσο Parkinson και υγιών</p>	<p>70% training set, 136 άτομα</p> <p>30% test set, 59 άτομα</p>	<p>1. Accuracy: 93,22%</p> <p>2. Accuracy: 86,44%</p>
Μελέτη 2					
<p>ΤΝΔ με MLPs, και αλγόριθμο backpropagation – Levenberg Marquardt</p>	<p>Επίπεδο εισόδου με 4 νευρώνες</p> <p>Κρυφό επίπεδο με 10 νευρώνες</p> <p>Επίπεδο εξόδου με 2 νευρώνες</p>	<p>hyperbolic tangent</p>	<p>Πανεπιστήμιο της Καλιφόρνια στο Irvine (UCI).</p> <p>1. Σύνολο δεδομένων με 4 φωνητικά χαρακτηριστικά και οι αντίστοιχες καταγραμμένες φωνητικές μετρήσεις 31 ατόμων, από τα οποία 23 πάσχουν από Parkinson.</p> <p>2. Σύνολο δεδομένων με 4 διαφορετικά φωνητικά χαρακτηριστικά από το σύνολο δεδ.1, και οι αντίστοιχες καταγραμμένες βιοϊατρικές φωνητικές μετρήσεις 31 ατόμων, από τα οποία 23 πάσχουν από Parkinson.</p>	<p>Χρησιμοποιείται περίπου το 75% των δεδομένων για εκπαίδευση και το 25% των δεδομένων χρησιμοποιείται για δοκιμές.</p>	<p>1. Accuracy: Εκπαίδευση:98,53% Δοκιμή: 99,44%</p> <p>2. Accuracy: Εκπαίδευση:97,22% Δοκιμή: 97,35%</p>

Μελέτη 3					
<p>TNΔ Μηχανών Επιτροπής (Committee Machine Neural Network) με αλγόριθμο επιβλεπόμενης μάθησης back propagation</p>	<p>Επίπεδο εισόδου με 11 νευρώνες</p> <p>11 TNΔ (experts). Κάθε TNΔ-expert περιέχει 2 κρυφά επίπεδα με 11 νευρώνες το κάθε ένα.</p> <p>Επίπεδο εξόδου 1 νευρώνας εξόδου συνδυαζόμενος με ένα πλειοψηφικό σύστημα αναγνώρισης.</p>	<p>σιγμοειδής συνάρτηση (Sigmoid)</p>	<p>Πανεπιστήμιο Καλιφόρνιας Irvine (UCI) από Maxlittle. Τα δεδομένα αποτελούνται από μετρήσεις φωνητικών καταγραφών που προέρχονται από 11 φωνητικά χαρακτηριστικά, 31 ατόμων που τα 23 πάσχουν από νόσο Parkinson.</p>		<p>Accuracy: 92%</p>
Μελέτη 4					
<p>Πιθανοτικά Νευρωνικά Δίκτυα (PNN)</p> <p>1. PNN με διαδοχική αναζήτηση (IS),</p> <p>2. PNN με αναζήτηση Monte Carlo (MCS) και</p> <p>3. PNN με υβριδική αναζήτηση (HS).</p>	<p>Επίπεδο εισόδου με 3 νευρώνες.</p> <p>Επίπεδα προτύπων (Pattern Layer) με 4 πρότυπα.</p> <p>Επίπεδο άθροισης (Summation Layer) με 2 νευρώνες.</p> <p>Επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα</p>	<p>Συνάρτηση ακτινικής βάσης -RBF (συνάρτηση Gaus),</p>	<p>Πανεπιστήμιο Καλιφόρνιας Irvine (UCI) από Maxlittle. Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από 195 περιπτώσεις βιοϊατρικών φωνητικών μετρήσεων, 23 διαφορετικών χαρακτηριστικών, από 31 άτομα, από τα οποία 23 πάσχουν από τη νόσο του Parkinson.</p>	<p>Εκπαίδευση: 70%</p> <p>Δοκιμή: 30%</p>	<p>1. Εκπαίδευση: Accuracy: 81,73% Δοκιμή: Accuracy: 79,78%</p> <p>2. Εκπαίδευση: Accuracy: 81,48% Δοκιμή: Accuracy: 80,92%</p> <p>3. Εκπαίδευση:</p>

					Accuracy: 81,74% Δοκιμή: Accuracy: 81,28%
Μελέτη 5					
TND με MLPs και μέθοδος Ευρετικής Μείωσης Προτύπων (Heuristic Pattern Reduction), ατόμων και χαρακτηριστικών	Επίπεδο εισόδου με το εκάστοτε σύνολο ατόμων Κρυφό επίπεδο με 24 νευρώνες. Επίπεδο εξόδου με 2 νευρώνες	1. Σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid function) για τους κρυφούς νευρώνες 2. Γραμμική συνάρτηση για τους νευρώνες εξόδου.	Πανεπιστήμιο Καλιφόρνιας Irvine (UCI) από Maxlittle. αποτελείται από φωνητικές εγγραφές 26 χαρακτηριστικών για κάθε ένα από τους 40 ασθενείς	1. Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης , αποτελείται από 40 ασθενείς από τους οποίους 20 με PD και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS Σύνολο Δεδομένων Δοκιμής αποτελείται από 28 ασθενείς, και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS 2. Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης το παραπάνω σύνολο εκπαίδευσης (1) χωρίς τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS Σύνολο Δεδομένων Δοκιμής το παραπάνω σύνολο δοκιμής (1) χωρίς τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS 3. Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης αποτελείται, από 30 άτομα ασθενείς από τους οποίους 15 με PD και τις	1. Accuracy: 77% Recall : 95% Precision: 61% Accuracy: 96% Recall : 96% Precision: 100% 2. Accuracy: 62% Recall : 50% Precision: 40% Accuracy: 64% Recall : 64% Precision: 100% 3. Accuracy: 85% Recall : 80% Precision: 47%

				<p>βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS</p> <p>Σύνολο Δεδομένων Δοκιμής αποτελείται από 21 ασθενείς, και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS</p> <p>4. Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης αποτελείται, από 25 ασθενείς από τους οποίους 5 με PD και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS</p> <p>Σύνολο Δεδομένων Δοκιμής αποτελείται από 17 ασθενείς και τις βαθμολογίες της κλίμακας UPDRS</p>	<p>Accuracy:93% Recall : 93% Precision: 100%</p> <p>4. Accuracy:80% Recall :100% Precision:100%</p> <p>Accuracy:89% Recall :89% Precision:100%</p>
Μελέτη 6					
<p>1.ΤΝΔ (MLPs) με αλγόριθμο επιβλεπόμενης μάθησης back propagation</p> <p>2.Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVMs).</p>	<p>Επίπεδο Εισόδου με 23 νευρώνες</p> <p>Κρυφό Επίπεδο με 13 νευρώνες.</p> <p>Επίπεδο εξόδου με 2 νευρώνες</p>	<p>Η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid function)</p> <p>α) με γραμμικό πυρήνα (linear kernel)</p> <p>β) με πυρήνα βασισμένο στη λειτουργία Pearson VII (puk kernel)</p>	<p>Πανεπιστήμιο Καλιφόρνιας Irvine (UCI) από Maxlittle</p>	<p>Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από καταγεγραμμένες φωνητικές μετρήσεις (147 καταγραφές με νόσο Parkinson και 48 καταγραφές υγιών), 23 φωνητικών χαρακτηριστικών που προέρχονται από 31 άτομα, που τα 23 πάσχουν με νόσο Parkinson</p>	<p>1- ΤΝΔ (MLPs) Accuracy:92,31% Precision: 93,88% Recall: 87,50%</p> <p>2- α (SVMs-LK) Accuracy: 91,79% Precision: 99,32% Recall: 90,68%</p>

						2-β (SVMs-Puk) Accuracy: 93,33% Precision: 94,56% Recall: 89,58%
Μελέτη 7						
ΤΝΔ (MLPs) με αλγόριθμο επιβλεπόμενης μάθησης back propagation.	Επίπεδο εισόδου με 4 νευρώνες Κρυφό επίπεδο με 30 νευρώνες. Επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνας	Η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid function)	Προέρχεται από την πρωτοβουλία Markers Progress Markers Initiative (PPMI) βάση δεδομένων που επικεντρώνεται στην έγκαιρη διάγνωση της νόσου Parkinson.	A. ΥΓΙΗ ΑΤΟΜΑ 1. Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης 2. Σύνολο Δεδομένων Επικύρωσης 3. Σύνολο Δεδομένων Δοκιμής B. ΑΤΟΜΑ με PD 1. Σύνολο Δεδομένων Εκπαίδευσης 2. Σύνολο Δεδομένων Επικύρωσης 3. Σύνολο Δεδομένων Δοκιμής	A. Η μέση τιμή παλινδρόμησης που υπολογίζεται από τα 3 σύνολα δεδομένων είναι: R = 0.9981 , σχεδόν 1, που υποδηλώνει ότι οι προβλεπόμενες τιμές και οι τιμές εξόδου βρίσκονται σε συμφωνία δηλ 100% σχεδόν. B. Η μέση τιμή παλινδρόμησης που υπολογίζεται από τα 3 σύνολα δεδομένων είναι: R = 0.99954 , σχεδόν 1, που υποδηλώνει ότι οι προβλεπόμενες τιμές και οι τιμές εξόδου βρίσκονται σε συμφωνία δηλ 100% σχεδόν.	

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 - Σχεδιασμός και ανάπτυξη ΤΝΔ

3.1 Εισαγωγή

Σε αυτό το κεφάλαιο μελετάμε τεχνικές για τον σχεδιασμό, την ανάπτυξη και τη δημιουργία των ΤΝΔ. Αρχικά παρουσιάζουμε την ιστορία της γλώσσας `python`, τις δυνατότητες και το εργαλείο συγγραφής κώδικα `snyder`. Επιπλέον περιγράφουμε και αναλύουμε το σύνολο δεδομένων της νόσου του Parkinson και εξηγούμε τα χαρακτηριστικά που περιέχει.

Στη συνέχεια αναλύουμε τις βιβλιοθήκες που αξιοποιήσαμε για την κατασκευή του ΤΝΔ καθώς και τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για την προεπεξεργασία του συνόλου δεδομένων.

Έπειτα σχεδιάζουμε το ΤΝΔ, δηλαδή καθορίζουμε τη δομή του καθώς και τις τεχνικές και τους αλγόριθμους που θα αξιοποιήσουμε για τη διαδικασία της εκπαίδευσης του ΤΝΔ. Παράλληλα δοκιμάζουμε διάφορες παραμετροποιήσεις και τεχνικές με σκοπό να παράγουμε το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Για κάθε αλγόριθμο ή τεχνική την οποία θα χρησιμοποιήσουμε εξηγούμε αναλυτικά τις διαδικασίες χρήσης της.

Τέλος κάνουμε μια σύντομη αναφορά στους τρόπους με τους οποίους θα αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα του ΤΝΔ καθώς και στον σχεδιασμό των γραφημάτων του ΤΝΔ.

3.2 Γλώσσα προγραμματισμού Python

Στα τέλη της δεκαετίας του 1980, ο Ολλανδός Γκίντο βαν Ρόσσουμ (Guido van Rossum) σχεδίασε τη γλώσσα προγραμματισμού Python όπου βασίστηκε στην ήδη υπάρχουσα γλώσσα προγραμματισμού ABC. Η Python έφθασε στην έκδοση Python 1.0 το 1994, όπου πλέον περιλάμβανε λειτουργίες όπως λάμδα, μείωση, φίλτρο και χάρτη. Αργότερα, το 2000, κυκλοφόρησε η έκδοση Python 2.0 όπου περιέχει χαρακτηριστικά από τις γλώσσες προγραμματισμού SETL και Haskell, όπως εισαγωγή στοιχείων κατανόησης και καταλόγων. Η Python 3.0 κυκλοφόρησε το 2008 και είναι μια βελτιωμένη έκδοση της γλώσσας Python, όμως αυτή δεν συμβαδίζει με τις άλλες εκδόσεις όπως η Python 2. Η Python 3.8

είναι η τελευταία έκδοση της Python, κυκλοφόρησε το 2019 με νέα χαρακτηριστικά, όπως εκφράσεις εκχώρησης, επιχειρήματα τοποθέτησης, άγκιστρα ελέγχου χρόνου εκτέλεσης, πρωτόκολλο κλήσης για την CPython και με βελτιωμένα διάφορα χαρακτηριστικά σε σχέση με προηγούμενες εκδόσεις.

Η Python είναι μια γλώσσα η οποία αναπτύσσεται ως ανοιχτό λογισμικό (open source) και η διαχείρισή της γίνεται από τον μη κερδοσκοπικό οργανισμό Python Software Foundation. Το όνομα της γλώσσας προέρχεται από την ομάδα των Άγγλων κωμικών Μόντυ Πάιθον και δεν έχει καμιά σχέση με το φίδι πύθωνα, παρότι το λογότυπό της παραπέμπει σε κάτι τέτοιο. Σκοπός της Python είναι η αναγνωσιμότητα του κώδικά της και η ευκολία αξιοποίησής της. Το συντακτικό της επιτρέπει στους προγραμματιστές να εκφράσουν πιο εύκολα έννοιες σε σχέση με άλλες γλώσσες προγραμματισμού όπως Java και C++. Ξεχωρίζει ως γλώσσα διότι περιέχει πολλές βιβλιοθήκες που διευκολύνουν ιδιαίτερα αρκετές συνηθισμένες εργασίες και βοηθάνε στην ταχύτητα εκμάθησής της (Wood, 2015).

Για τη συγγραφή του κώδικα χρησιμοποιήσαμε από το anaconda studio το εργαλείο Spyder. Το Spyder είναι ένα ισχυρό επιστημονικό περιβάλλον γραμμένο σε Python, για Python, σχεδιασμένο από και για επιστήμονες, μηχανικούς και αναλυτές δεδομένων. Διαθέτει στοιχεία για επεξεργασία, ανάλυση, εντοπισμό σφαλμάτων, ακόμα επιτρέπει την ανάλυση δεδομένων, την οπτικοποίηση και τη χρήση επιστημονικών πακέτων μέσω διαφόρων βιβλιοθηκών (Spyder The scientific Python Development Environment, 2018).

3.3 Σύνολο Δεδομένων για την νόσο του Parkinson

Το σύνολο δεδομένων για τη νόσο του Parkinson που χρησιμοποιείται για να διεξάγουμε την έρευνα πάνω στα ΤΝΔ προέρχεται από το πανεπιστήμιο της Καλιφόρνιας στο Irvine(UCI). Το σύνολο δεδομένων βρίσκεται στην ηλεκτρονική αρχαιοθήκη του πανεπιστημίου της Καλιφόρνιας στο Irvine(UCI) και παρέχεται δωρεάν στους χρήστες με σκοπό την έρευνα. Το σύνολο δεδομένων δημιουργήθηκε από τον Max Little από το Πανεπιστήμιο της Οξφόρδης με τη συνεργασία του Εθνικού Κέντρου Φωνής και Ομιλίας του Ντένβερ Κολοράντο το οποίο κατέγραψε τα σήματα ομιλίας. Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από μια σειρά βιοϊατρικών φωνητικών μετρήσεων από 31 άτομα, εκ των οποίων τα 23

είναι ασθενείς με τη νόσο του Parkinson. Η στήλη του πίνακα περιέχει τα 23 χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων, όπως το όνομα του ασθενή, την κατάσταση του ασθενή και πληροφορίες σχετικά με τις φωνητικές μετρήσεις. Αντίστοιχα η σειρά περιέχει ένα από τα 195 φωνητικά αρχεία, κάθε φωνητικό αρχείο περιέχει τις φωνητικές μετρήσεις για έναν ασθενή. Υπάρχουν περίπου έξι φωνητικές εγγραφές ανά ασθενή με το όνομα του ασθενή που αναγνωρίζεται στην πρώτη στήλη. Τα δεδομένα έχουν στόχο να διακρίνουν τους υγιείς ανθρώπους από εκείνους με τη νόσο του Parkinson, σύμφωνα με τη στήλη κατάσταση "status" έχει οριστεί σε 0 για υγιείς ανθρώπους και 1 για τους ανθρώπους με τη νόσο του Parkinson. Τα δεδομένα είναι σε μορφή ASCII CSV.

Πληροφορίες των χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων:

Καταχωρίσεις στηλών (χαρακτηριστικά):

Name - όνομα υποκειμένου ASCII και αριθμός εγγραφής.

MDVP: Fo (Hz) - Μέση φωνητική θεμελιώδη συχνότητα.

MDVP: Fhi (Hz) - Μέγιστη φωνητική βασική συχνότητα.

MDVP: Flo (Hz) - Ελάχιστη φωνητική βασική συχνότητα.

MDVP: Jitter (%), MDVP: Jitter (Abs), MDVP: RAP, MDVP: PPQ, Jitter: DDP - Διάφορα μέτρα παραλλαγής στη θεμελιώδη συχνότητα.

MDVP: Shimmer, MDVP: Shimmer (dB), Shimmer: APQ3, Shimmer: APQ5, MDVP: APQ, Shimmer: DDA -

NHR, HNR - Δύο μέτρα αναλογίας θορύβου προς ηχητικά συστατικά της φωνής.

RPDE, D2 - Δύο μη γραμμικά δυναμικά μέτρα πολυπλοκότητας.

DFA - Ένδειξη κλασματικής κλίμακας σημάτων.

spread1, spread2, PPE - Τρία μη γραμμικά μέτρα βασικής διακύμανσης της συχνότητας.

Status - Υγειονομική κατάσταση του ατόμου **1** (ένα) - Parkinson, **0** (μηδέν) – υγιής.

(Dheeru και Casey, 2017)

3.4 Εισαγωγή και χρήση Βιβλιοθηκών

Η γλώσσα προγραμματισμού Python έχει ως κύριο χαρακτηριστικό την ανάπτυξη βιβλιοθηκών για κάθε είδους προγραμματιστή εργασία. Συγκεκριμένα οι βιβλιοθήκες της γλώσσας προγραμματισμού Python περιέχουν συλλογές λειτουργιών και μεθόδων που επιτρέπει να εκτελούνται πολλές ενέργειες χωρίς τη συγγραφή κώδικά. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα η γλώσσα Python να είναι πιο απλή και εύκολη στη χρήση από άλλες γλώσσες προγραμματισμού. Η γλώσσα python αποτελείται από έναν βασικό πυρήνα με 200+ ενσωματωμένες βιβλιοθήκες καθώς και σχεδόν αναρίθμητες βιβλιοθήκες οι οποίες έχουν δημιουργηθεί από εξωτερικούς χρήστες. Παρακάτω αναφέρουμε επιγραμματικά τις βιβλιοθήκες τις οποίες αξιοποιήσαμε για την ανάλυση των δεδομένων και την κατασκευή του ΤΝΔ.

- **NumPy**

Η NumPy είναι μια βιβλιοθήκη όπου περιέχει ένα θεμελιώδες πακέτο σχετικά με την επιστημονική πληροφορική. Λόγω της επιστημονικής χρήσης αξιοποιείται για τη διαχείριση διαφόρων τύπου δεδομένων. Κάποια από τα στοιχεία που περιέχει είναι: ένα αντικείμενο n διαστάσεων τύπου πίνακα, εξελιγμένες συναρτήσεις μετάδοσης, εργαλεία για την ενσωμάτωση C/C++ και Fortran κώδικα, συναρτήσεις γραμμικής άλγεβρας και μετασχηματισμού Fourier και δυνατότητες τυχαίων αριθμών (Numpy Introduction, 2019).

- **Matplotlib**

Η Matplotlib είναι μια βιβλιοθήκη σχεδίασης Python 2D η οποία χρησιμοποιείται για την οπτικοποίηση των δεδομένων. Επιπλέον περιέχει μαθηματικά στοιχεία και θεωρείται μια αριθμητική επέκταση της NumPy. Αξιοποιώντας τις εργαλειοθήκες GUI, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία γραφικών παραστάσεων όπως ιστογράμματα, φάσματα ισχύος, ραβδογράμματα, διαγράμματα σφαλμάτων και άλλα. Τέλος περιλαμβάνει στοιχεία παρόμοια με το γραφικό περιβάλλον matlab επιτρέποντας στο χρήστη να μπορεί να δημιουργήσει και να παραμετροποιήσει εύκολα τις γραφικές παραστάσεις (John D. Hunter, 2008).

- **Pandas**

Η Panda είναι μια βιβλιοθήκη που χρησιμοποιείται με σκοπό την ανάλυση και την επεξεργασία των δεδομένων στο κομμάτι της μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα χρησιμοποιεί δομές δεδομένων και λειτουργίες για τη διαχείριση αριθμητικών πινάκων και χρονοσειρών. Επιτρέπει την αξιοποίηση και κατηγοριοποίηση διάφορων τύπων δεδομένων, όπως αρχεία csv, excel και άλλα μέσω αντικειμένων 'dataframe'. Τέλος είναι ικανή να εκτελεί λειτουργίες χειρισμού δεδομένων, όπως group by, join, merge, melt, concatenation, καθώς και επιτρέπει τον καθαρισμό δεδομένων με λειτουργίες όπως το φιλτράρισμα, τη συμπλήρωση και την καταγραφή των κενών τιμών (Python community, 2020, pandas 1.0.5).

- **Scikit-learn (Sklearn)**

Η Scikit-learn είναι μια βιβλιοθήκη η οποία υποστηρίζει αλγορίθμους που έχουν να κάνουν με τη μηχανική μάθηση. Η Scikit-learn είναι σχεδιασμένη έτσι ώστε να μπορεί να ενσωματώσει στοιχεία από άλλες βιβλιοθήκες της Python, όπως matplotlib και plotly για σχεδιασμό, numpy για διάνυσμα array, pandas dataframes, scipy και πολλές ακόμα. Επιπλέον αξιοποιεί λειτουργίες γραμμικής άλγεβρας και περιέχει διάφορους αλγόριθμους ταξινόμησης, παλινδρόμησης, και ομαδοποίησης όπως και support vector machines, random forests, gradient boosting, k-means και DBSCAN (Pedregosa, 2011).

- **Keras**

Η keras είναι μια βιβλιοθήκη ανοιχτού κώδικα που αξιοποιεί μια διεπαφή υψηλού επιπέδου νευρωνικών δικτύων χρησιμοποιώντας λειτουργίες και δομές κώδικα από βιβλιοθήκες της TensorFlow, της CNTK ή της Theano. Η βιβλιοθήκη keras περιλαμβάνει στοιχεία και εφαρμογές που απαιτούνται για την εύκολη συγγραφή κώδικα του νευρωνικού δικτύου, όπως στρώματα, συναρτήσεις ενεργοποίησης, εργαλεία βελτιστοποίησης και εργαλεία για την επεξεργασία κειμένου, εικόνων και δεδομένων ("About Keras", n.d).

3.5 Προεπεξεργασία δεδομένων

Αφού έχουμε εισάγει το σύνολο δεδομένων μέσω του κώδικα της python, το επόμενο βασικό βήμα πριν το σχεδιασμό και την υλοποίηση του νευρωνικού

δικτύου είναι η προεπεξεργασία δεδομένων. Σε αρκετές περιπτώσεις, τα δεδομένα που παράγονται μπορούμε να τα χαρακτηρίσουμε ως «βρώμικα» δηλαδή μπορεί να είναι ελλιπή, να έχουν θόρυβο ή να είναι ασυνεπή, για αυτό το λόγο κάνουμε χρήση της προεπεξεργασίας των δεδομένων.

Η διαδικασία της προεπεξεργασίας δεδομένων αποτελείται από τα παρακάτω στάδια:

- **Καθαρισμός Δεδομένων – Data Cleaning**

Το βήμα αυτό περιέχει τις διαδικασίες για τον καθαρισμό των δεδομένων, όπως είναι η συμπλήρωση χαμένων τιμών, η απαλοιφή του θορύβου, η απομάκρυνση των outliers, η διόρθωση ασυνεπειών και η απαλοιφή πλεονασμού από τα δεδομένα.

- **Ενοποίηση Δεδομένων – Data Intergration**

Στο βήμα αυτό καλούμαστε να εκτελέσουμε διαδικασίες για την ενοποίηση των δεδομένων, κύβων δεδομένων ή αρχείων και να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα του πλεονασμού των δεδομένων.

- **Μετασχηματισμός Δεδομένων και Διακριτοποίηση Δεδομένων – Data Transformation and Data discretization**

Ο μετασχηματισμός δεδομένων μας επιτρέπει να επεξεργαζόμαστε τα δεδομένα και να τα φέρνουμε στην επιθυμητή μορφή για περαιτέρω επεξεργασία. Στο βήμα αυτό περιέχονται διαδικασίες όπως είναι η κανονικοποίηση των δεδομένων, η μετατροπή των χαρακτήρων σε αριθμητικές τιμές καθώς και η διακριτοποίηση των δεδομένων.

Η κανονικοποίηση χρησιμοποιείται κυρίως για να μειώσουμε το εύρος τιμών των χαρακτηριστικών και να έχουμε ένα καλύτερο αποτέλεσμα στην αξιολόγηση του ΤΝΔ και επιτυγχάνεται με μια από τις παρακάτω **ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΚΑΝΟΝΙΚΟΠΟΙΗΣΗΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ**.

1. Κανονικοποίηση μέγιστου και ελαχίστου (min-max):

Είναι η πιο απλή μορφή κανονικοποίησης και χρησιμοποιείται όταν θέλουμε να αναδιατάξουμε το εύρος τιμών στο σύνολο τιμών μεταξύ [0,1] ή [-1,1] ή κάποιου

άλλου συνόλου $[a,b]$ με a,b να αντιστοιχούν στο ελάχιστο και το μέγιστο νόμμερο του συνόλου. Η εξίσωση ορίζεται από τον τύπο:

$$x' = a + \frac{(x - \min(x))(b - a)}{\max(x) - \min(x)}$$

όπου x' είναι η κανονικοποιημένη τιμή και x είναι η τιμή του συνόλου.

2. Κανονικοποίηση z-score:

Η μέθοδος κανονικοποίησης z-score πραγματοποιείται με τη χρήση της μέσης τιμής και της τυπικής απόκλισης και δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}$$

Όπου x είναι η τιμή του συνόλου χαρακτηριστικών, \bar{x} είναι ο μέσος όρος και σ είναι η τυπική απόκλιση.

3. Κανονικοποίηση με δεκαδική κλίμακα:

Οι τιμές κανονικοποιούνται με τάξεις μεγέθους του 10 και δίνονται από τον παρακάτω τύπο:

$$x' = \frac{x}{10^i}$$

όπου x είναι η τιμή του συνόλου τιμών που κανονικοποιούμε και i είναι ο μικρότερος ακέραιος αριθμός τέτοιος ώστε να ισχύει η σχέση:

$$\max(x') < 1$$

• Μείωση δεδομένων - Data Reduction

Με το βήμα αυτό καλούμαστε να μειώσουμε τον όγκο πληροφοριών που θέλουμε να επεξεργαστούμε με διεργασίες όπως είναι η μείωση των διαστάσεων, της επιλογής μεταβλητών, μείωση του πλήθους και της συμπίεσης των δεδομένων, εφαρμόζοντας τις παρακάτω τεχνικές μείωσης των διαστάσεων.

1. Ανάλυση κυρίων συνιστωσών – Principal Component Analysis (PCA)

Η Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών αποτελεί μια στατιστική μέθοδο μείωσης των διαστάσεων του συνόλου δεδομένων, χωρίς να έχει μεγάλη απώλεια πληροφοριών. Βασικό χαρακτηριστικό της είναι η αξιοποίηση του ορθογώνιου μετασχηματισμού, ο οποίος μετατρέπει το αρχικό σύνολο δεδομένων σε ένα σύνολο με λιγότερες μεταβλητές, οι οποίες δεν σχετίζονται μεταξύ τους. Οι καινούργιες μεταβλητές ονομάζονται κύριες συνιστώσες και αποτελούνται από τους γραμμικούς συνδυασμούς του αρχικού μας συνόλου. Η πρώτη κύρια συνιστώσα έχει τη μεγαλύτερη δυνατή διακύμανση (δηλαδή αντιπροσωπεύει το μεγαλύτερο μέρος της μεταβλητότητας των δεδομένων), κάθε επόμενη κύρια συνιστώσα που έχει την αμέσως μεγαλύτερη δυνατή διακύμανση ορίζεται με περιορισμό ότι είναι ορθογώνια σε σχέση με τις προηγούμενες κύριες συνιστώσες. Το αποτέλεσμα είναι ένα ορθογώνιο σύνολο βάσης το οποίο αποτελείται από μη συσχετισμένα διανύσματα κυρίων συνιστωσών. (Σφακιανάκη, 2013, Παπαδουράκης και Μαριάς, 2020)

2. Γραμμική Διακριτική ανάλυση – Linear Discriminant Analysis (LDA)

Η Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA - Linear Discriminant Analysis) είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για τη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων. Στόχος της είναι να προβάλει τα χαρακτηριστικά του χώρου υψηλότερων διαστάσεων σε ένα χώρο μικρότερων διαστάσεων προκειμένου να μειωθούν οι διαστάσεις, οι πόροι και το κόστος.

Η αρχική τεχνική αναπτύχθηκε το έτος 1936 από τον Ronald A. Fisher και ονομάστηκε Linear Discriminant ή Fisher's Discriminant Analysis. Ο αρχικός γραμμικός διαχωρισμός περιγράφηκε ως τεχνική δύο τάξεων. Η έκδοση πολλαπλών τάξεων γενικεύθηκε αργότερα από τον C.R Rao ως Πολλαπλή Διακριτική Ανάλυση.

Επιπλέον η μέθοδος LDA είναι μια εποπτευόμενη τεχνική ταξινόμησης που χρησιμοποιείται για τη δημιουργία μοντέλων μηχανικής μάθησης. Αυτή η κατηγορία μείωσης των διαστάσεων χρησιμοποιείται σε τομείς όπως η αναγνώριση εικόνας και η ανάλυση πρόβλεψης των δεδομένων (Σκούρα Αγγελική, 2020).

3.6 Διαχωρισμός δεδομένων

3.6.1 Σύνολο δοκιμών και σύνολο εκπαίδευσης.

Για την αποτελεσματική εκπαίδευση του ΤΝΔ θα πρέπει να διαχωρίσουμε το σύνολο δεδομένων. Ο διαχωρισμός γίνεται συνήθως σε δυο σύνολα, στο σύνολο εκπαίδευσης (training set) και στο σύνολο δοκιμών (test set).

Το σύνολο εκπαίδευσης (training set) αποτελείται από το μεγαλύτερο μέρος του συνόλου δεδομένων και χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου. Στην περίπτωση του νευρωνικού δικτύου εκπαιδεύεται σύμφωνα με το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και προσαρμόζει τα βάρη και τις υπόλοιπες παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου.

Το σύνολο δοκιμών (test set) αποτελείται από τα υπόλοιπα δεδομένα τα οποία δεν τα χρησιμοποιήσαμε για να εκπαιδεύσουμε το μοντέλο μας. Ο βασικός στόχος του συνόλου δοκιμών είναι να αξιολογεί και να εξετάζει το μοντέλο το οποίο δημιουργήθηκε χρησιμοποιώντας το σύνολο εκπαίδευσης.

Για την αναλογία διαχωρισμού των δεδομένων σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο δοκιμών δεν υπάρχει κάποια επαρκής θεωρία. Με βάση τα αποτελέσματα και την εμπειρία, χωρίζουμε το σύνολο δεδομένων συνήθως σε 80% συνόλου εκπαίδευσης και 20% συνόλου δοκιμών ή σε 70% συνόλου εκπαίδευσης και 30% συνόλου δοκιμών. Στην περίπτωση ΤΝΔ θα δοκιμάσουμε και τις δυο περιπτώσεις (Tarang Shah, 2017).

3.6.2 Εξαρτημένες και ανεξάρτητες μεταβλητές

Οι μεταβλητές αποτελούνται από ιδιότητες ή χαρακτηριστικά κάποιου γεγονότος, αντικειμένου ή προσώπου που μπορεί να πάρει διαφορετικές τιμές ή ποσότητες.

Στα μαθηματικά, οι μεταβλητές αποτελούν τα δομικά στοιχεία μιας συνάρτησης και χωρίζονται σε δυο κατηγορίες μεταβλητών, την εξαρτημένη και την ανεξάρτητη. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές αποτελούν τις τιμές εισόδου της εξίσωσης, ενώ η εξαρτημένη μεταβλητή αποτελεί το αποτέλεσμα της εξίσωσης και προσδιορίζεται από τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Στη βασική μαθηματική εξίσωση $y=f(x)$, έχουμε τις ανεξάρτητες μεταβλητές που τις συμβολίζουμε με το γράμμα x , ενώ η εξαρτημένη συμβολίζεται με το γράμμα y .

Το ίδιο και στη στατιστική ή σε ένα πείραμα έχουμε την εξαρτημένη τιμή που είναι το μετρήσιμο αποτέλεσμα του πειράματος το οποίο εκτελούμε, και τις ανεξάρτητες που είναι οι μεταβλητές που καθορίζουν το πείραμα και συνήθως τις ελέγχει ο παρατηρητής του πειράματος (Helmenstine Anne Marie, 2020).

3.6.3 Διαχωρισμός μεταβλητών συνόλου

Στην επιστήμη των δεδομένων καλούμαστε να διαχωρίσουμε τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων σε εξαρτημένα και ανεξάρτητα τα οποία χρησιμοποιούμε για την εκπαίδευση και την παραγωγή των αποτελεσμάτων του αλγορίθμου.

Στο σύνολο δεδομένων για την νόσο του Parkinson έχουμε συνολικά 23 μεταβλητές. Από αυτές τις 23, η πρώτη μεταβλητή με τα ονόματα των ασθενών δεν θα χρησιμοποιηθεί στην εκπαίδευση των ΤΝΔ, διότι περιέχει τα ονόματα των ασθενών και χρησιμοποιείται για λόγους ταυτοποίησης των μετρήσεων. Τις επόμενες 22 μεταβλητές θα τις χωρίσουμε σε ανεξάρτητες και εξαρτημένες. Οι τιμές που περιέχουν τις φωνητικές μετρήσεις των ασθενών τις θεωρούμε ανεξάρτητες μεταβλητές «x» και θα τις χρησιμοποιήσουμε για να εκπαιδεύσουμε το ΤΝΔ. Αναλυτικότερα οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι η MDVP: Fo (Hz), MDVP: Fhi (Hz), MDVP: Flo (Hz), MDVP: Jitter (%), MDVP: Jitter (Abs), MDVP: RAP, MDVP: PPQ, Jitter: DDP, MDVP: Shimmer, MDVP: Shimmer (dB), Shimmer: APQ3, Shimmer: APQ5, MDVP: APQ, Shimmer: DDA, NHR, HNR, RPDE, D2, DFA, spread1, spread2, PPE. Τέλος έχουμε την εξαρτημένη μεταβλητή «y» με το όνομα status η οποία περιέχει τις αριθμητικές τιμές 0 «υγιής» και 1 «ασθενής» οι οποίες προκύπτουν ως αποτέλεσμα των μετρήσεων του πειράματός μας.

Αφού έχουμε διαχωρίσει το σύνολο δεδομένων, προκύπτουν τα εξής υποσύνολα δεδομένων, σύνολο εκπαίδευσης με ανεξάρτητες μεταβλητές (X_train), σύνολο εκπαίδευσης με εξαρτημένες μεταβλητές (y_train). Τα σύνολα εκπαίδευσης θα χρησιμοποιηθούν για να εκπαιδεύσουμε το ΤΝΔ. Έπειτα έχουμε το σύνολο δοκιμών με τις ανεξάρτητες μεταβλητές (X_test) το οποίο θα χρησιμοποιήσουμε για να παράγουμε τις προβλέψεις του ΤΝΔ. Τέλος έχουμε το

σύνολο δοκιμών με τις εξαρτημένες μεταβλητές (y_{test}) το οποίο το συγκρίνουμε με τις προβλέψεις και βάση των αποτελεσμάτων προκύπτουν τα μέτρα αποτελεσματικότητας όπως η ορθότητα η ακρίβεια και η ανάκληση.

3.7 Δημιουργία ΤΝΔ

3.7.1 Σχεδιασμός των επιπέδων

Για τη δημιουργία του ΤΝΔ, το πρώτο που πρέπει να σχεδιάσουμε είναι τα επίπεδα από τα οποία θα αποτελείται το ΤΝΔ. Τα βασικά επίπεδα είναι τρία, το επίπεδο εισόδου, το κρυφό επίπεδο και το επίπεδο εξόδου.

Το επίπεδο εισόδου χρησιμοποιείται για να στέλνει τα σήματα εισόδου στους νευρώνες του κρυφού επιπέδου. Τα σήματα που στέλνονται αποτελούνται από τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων που θα αξιοποιήσουμε στο πείραμα δηλαδή τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Στην περίπτωση μας έχουμε 22 σήματα εισόδου που αντιστοιχούν στις 22 ανεξάρτητες μεταβλητές, αργότερα μέσω δοκιμών μπορεί να τις μειώσουμε.

Το κρυφό επίπεδο βρίσκεται ανάμεσα στο επίπεδο εισόδου και το επίπεδο εξόδου και είναι το επίπεδο στο οποίο γίνονται οι υπολογισμοί. Ένα ΤΝΔ μπορεί να περιέχει και πάνω από ένα κρυφά επίπεδα. Δεν υπάρχει κάποιος κανόνας για τον προσδιορισμό κρυφών επιπέδων και νευρώνων ανά επίπεδο. Συνήθως υπολογίζεται εμπειρικά με τον αριθμό νευρώνων στα κρυφά επίπεδα να είναι μικρότερος από τον αριθμό των παραδειγμάτων εκπαίδευσης ή με δοκιμές του ΤΝΔ.

Στην περίπτωση μας θα δοκιμάσουμε ΤΝΔ με ένα κρυφό επίπεδο, 2 κρυφά επίπεδα και 3 κρυφά επίπεδα. Για το κάθε ένα ΤΝΔ θα χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο Grid Search για να καθορίσουμε τον αριθμό νευρώνων σε κάθε κρυφό επίπεδο με σκοπό τη βελτίωση του ΤΝΔ.

Το επίπεδο εξόδου παράγει ως έξοδο το αποτέλεσμα των υπολογισμών του ΤΝΔ. Στην περίπτωση μας όπου πρέπει να κατατάξουμε τους ασθενείς ανάλογα με την υγεία τους θα χρειαστούμε έναν κόμβο ο οποίος θα παράγει ως έξοδο τις τιμές 0 «υγιής» και 1 «ασθενής». Το κάθε ένα επίπεδο θα αποτελείται από νευρώνες που θα είναι πλήρως συνδεδεμένοι μεταξύ τους, αργότερα θα

χρησιμοποιήσουμε την τεχνική Dropout Regularization για να μειώσουμε τις συνδέσεις και να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα.

Για την κατασκευή ενός απλού, πλήρως συνδεδεμένου ΤΝΔ από τη βιβλιοθήκη Keras χρησιμοποιούμε το μοντέλο `tf.keras.Sequential`. Το μοντέλο `Sequential` API είναι κατάλληλο για τη δημιουργία μοντέλων βαθιάς μάθησης, για τη δημιουργία του χρησιμοποιούμε μια κλάση `Sequential` στην οποία μπορούμε να προσθέσουμε τα επίπεδα του Νευρωνικού δικτύου (Brownlee, 2017).

3.7.2 Σχεδιασμός νευρώνων κάθε επιπέδου

Για την κατασκευή των επιπέδων του ΤΝΔ από τη βιβλιοθήκη `keras` από τα «Layers» χρησιμοποιούμε την κλάση `tf.keras.layers.Dense`. Το `Dense` είναι ένα από τα πιο συνηθισμένα στρώματα, χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εισόδου μέσω της λειτουργίας

$$\text{output} = \text{activation}(\text{dot}(\text{input}, \text{kernel}) + \text{bias})$$

επιστρέφει το αποτέλεσμα του νευρώνα.

Όπου:

`Input`: Αντιπροσωπεύει τα δεδομένα εισόδου.

`Kernel`: Αντιπροσωπεύει τη μήτρα των βαρών που δημιουργήθηκαν από το επίπεδο.

`Dot`: Αντιπροσωπεύει το `numpy dot` που παράγεται μέσω των εισροών και των αντίστοιχων βαρών του.

`Bias`: Αντιπροσωπεύει το διάνυσμα «Bias» όπου δημιουργήθηκε μέσα στο επίπεδο για τη βελτιστοποίηση του μοντέλου.

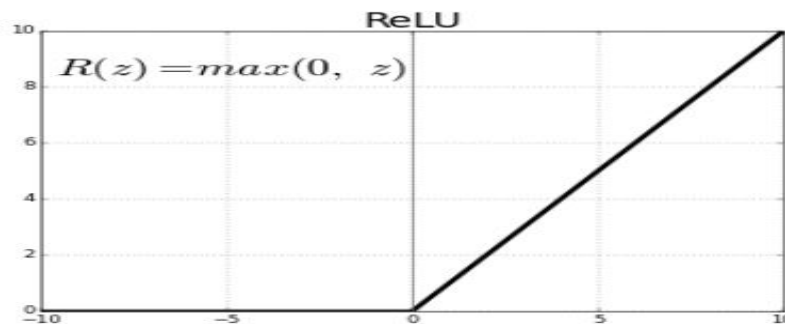
`Activation`: Αντιπροσωπεύει τη συνάρτηση ενεργοποίησης του κάθε νευρώνα.

(Tensor Flow, 2015).

Στο επίπεδο εισόδου γίνεται η εισαγωγή των πληροφοριών από το σύνολο δεδομένων μας στο κρυφό επίπεδο. Κατασκευάζοντας το ΤΝΔ καλούμαστε να αποφασίσουμε τον αριθμό των κόμβων που θα εισαχθούν στο επίπεδο εισόδου. Στην περίπτωση μας ο αριθμός των κόμβων θα είναι ίσος με τον αριθμό των ανεξάρτητων μεταβλητών του πειράματος. Στο κρυφό επίπεδο όπου γίνονται οι

υπολογισμοί καλούμαστε να επιλέξουμε τον αριθμό των κόμβων, τη συνάρτηση ενεργοποίησης καθώς και τον αριθμό των κρυφών επιπέδων. Για τον αριθμό των κόμβων και των επιπέδων θα δοκιμάσουμε διάφορους συνδυασμούς, για συνάρτηση ενεργοποίησης θα χρησιμοποιήσουμε τη συνάρτηση rectifier linear (ReLU).

Η συνάρτηση Rectified Linear θεωρείται μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιημένες συναρτήσεις στην κατασκευή των ΤΝΔ. Η συνάρτηση Rectified Linear για τιμές μικρότερες ή ίσες με το μηδέν δίνει την τιμή 0 αλλιώς επιστρέφει την τιμή της συνάρτησης, εικόνα 9. Μπορούμε να την περιγράψουμε μαθηματικά $R(z) = \max(0, z)$ όπου z είναι η τιμή εισόδου (Brownlee,2019).



Εικόνα 9 - Γραφική παράσταση της συνάρτησης ReLU.

Πηγή: (Brownlee,2019).

Το επίπεδο εξόδου θα αποτελείται από έναν κόμβο που θα περιέχει για συνάρτηση τη σιγμοειδή συνάρτηση (Sigmoid function). Η σιγμοειδής συνάρτηση υπολογίζει το αποτέλεσμα της εξόδου με τιμές που ανήκουν στο εύρος πεδίου (0,+1). Για αυτόν τον λόγο είναι κατάλληλη για την επίλυση προβλημάτων δυαδικής ταξινόμησης.

Σε κάποια από τα πειράματα στο κρυφό επίπεδο εισάγουμε την τεχνική Dropout Regularization για να μειώσουμε το πλήθος των νευρώνων και αποφύγουμε την υπερβολική τοποθέτηση (overfitting). Η τεχνική Dropout επιλέγει και απενεργοποιεί τυχαία κάποιους νευρώνες του επιπέδου, όσο διαρκεί η διαδικασία της εκπαίδευσης για μια επανάληψη. Οι γειτονικοί νευρώνες χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των χαρακτηριστικών και τα βάρη προσαρμόζονται σύμφωνα με τους ενεργοποιημένους νευρώνες του ΤΝΔ. Η

διαδικασία επαναλαμβάνεται σε όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης και έχει σαν αποτέλεσμα το ΤΝΔ να γίνεται λιγότερο ευαίσθητο στα συγκεκριμένα βάρη των νευρώνων. Το ΤΝΔ που εκπαιδεύεται είναι ικανό για καλύτερη γενίκευση και είναι λιγότερο πιθανό να παρουσιαστούν προβλήματα υπερβολικής τοποθέτησης (Brownlee, 2019).

3.7.3 Σύνταξη κώδικα ΤΝΔ

Αφού έχουμε σχεδιάσει την αρχιτεκτονική του ΤΝΔ πρέπει να ορίσουμε τη διαδικασία μάθησης καλώντας τη μέθοδο `compile`. Από τη βιβλιοθήκη `keras` χρησιμοποιούμε τη μέθοδο `tf.keras.Model.compile` ή οποία δέχεται τρία σημαντικά ορίσματα `optimizer`, `loss function` και `Metrics`.

`optimizer`: Είναι ένα αντικείμενο που μέσω της διαδικασίας της βελτιστοποίησης (Optimization) προσδιορίζει τη μάθηση του ΤΝΔ. Η βελτιστοποίηση είναι μια σημαντική διαδικασία που βελτιστοποιεί τα βάρη συγκρίνοντας την πρόβλεψη και τη λειτουργία απώλειας (`loss function`). Η βιβλιοθήκη `Keras` παρέχει αρκετά μοντέλα βελτιστοποίησης (`optimizer`), για τη μελέτη έχουμε κατασκευάσει ΤΝΔ με τους συγκεκριμένους αλγόριθμους `Stochastic Gradient Descent`, `Adam` και `Rmsprop`.

- **Stochastic Gradient Descent**

Ο αλγόριθμος `Gradient Descent` είναι μια δημοφιλής τεχνική βελτιστοποίησης στη μηχανική μάθηση καθώς και στη βαθιά μάθηση. Βασίζεται σε μια κυρτή συνάρτηση και τροποποιεί τις παραμέτρους της επαναληπτικά για να ελαχιστοποιήσει μια δεδομένη συνάρτηση στο τοπικό της ελάχιστο. Στη μηχανική μάθηση χρησιμοποιούμε τον αλγόριθμο `Gradient Descent` για την εύρεση των τιμών των παραμέτρων μιας συνάρτησης που να ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση κόστους όσο το δυνατόν περισσότερο. Υπάρχουν τρία είδη `Gradient Descent`, ο `Batch gradient descent`, ο `mini-batch gradient descent` και ο `stochastic gradient descent`. Για την έρευνα μας από τους τρεις αλγορίθμους έχουμε χρησιμοποιήσει τον `Stochastic gradient descent`. Ο αλγόριθμος `stochastic gradient descent` επιλέγει τυχαία από το σύνολο δεδομένων τη σειρά που θα εκπαιδεύσει τα δεδομένα και η διαδικασία ενημέρωσης των παραμέτρων γίνεται μετά από κάθε δείγμα εκπαίδευσης. Η διαδικασία της

εκμάθησης μπορεί να είναι πολύ πιο γρήγορη για πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και συχνά χρειαζόμαστε μόνο έναν μικρό αριθμό περάσεων μέσω του συνόλου δεδομένων για να φτάσουμε σε ένα καλό ή αρκετά καλό σύνολο παραμέτρων (Brownlee, 2019).

- **Adam**

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Adam μπορεί να χρησιμοποιηθεί αντικαθιστώντας τον stochastic gradient descent για την ενημέρωση των βαρών του ΤΝΔ σύμφωνα με το σύνολο εκπαίδευσης. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος υπολογίζει έναν εκθετικό κινούμενο μέσο όρο της διαβάθμισης και την τετραγωνική διαβάθμισή του, καθώς οι παράμετροι β_1 και β_2 ελέγχουν τους ρυθμούς αποσύνθεσης αυτών των κινητών μέσων όρων (Brownlee, 2019).

- **RmsProp**

Ο αλγόριθμος Rmsprop ή όπως ονομάζεται Root Mean Square Propagation εμφανίστηκε για πρώτη φορά στις διαφάνειες διαλέξεων μιας διαδικτυακής τάξης του Coursera σε ΤΝΔ που δίδαξε ο Geoffrey Hinton του Πανεπιστημίου του Τορόντο. Ο Hinton δεν δημοσίευσε το RMSprop σε μια επίσημη ακαδημαϊκή εργασία, αλλά έγινε ακόμα ένας από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους βελτιστοποίησης στη βαθιά μάθηση. Ο Rmsprop έχει προέλθει από τη χρήση του αλγόριθμου `grprop` σε συνδυασμό με την χρήση των mini-batches, όπου πρέπει να προσαρμόζει τα βάρη ανάλογα με το μέγεθος κλήσης του mini-batch. Η κεντρική ιδέα του αλγορίθμου είναι η διατήρηση του κινούμενου μέσου όρου της τετραγωνικής κλίσης για κάθε βάρος και μετά διαιρούμε τη διαβάθμισή της με το μέσο τετράγωνο της τετραγωνικής ρίζας (Hinton, Srivastava and Swersky 2020)

loss function: Η συνάρτηση απώλειας χρησιμοποιείται στη μηχανική μάθηση για την εύρεση σφάλματος ή την απόκλιση στη διαδικασία της μάθησης του μοντέλου. Επειδή πρόκειται για ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης από τη βιβλιοθήκη Keras επιλέγουμε τη συνάρτηση `binary_crossentropy`. Η συνάρτηση `binary_crossentropy` υπολογίζει πόσο μακριά είναι η πρόβλεψη από την πραγματική τιμή (που είναι είτε 0 ή 1) για κάθε μία από τις κατηγορίες στη συνέχεια υπολογίζει το μέσο όρο των λανθασμένων σφαλμάτων για να

διατυπώσει την τελική απώλεια. Ο παρακάτω τύπος διατυπώνει τη μαθηματική εξίσωση της binary cross entropy με \hat{y} την προβλεπόμενη τιμή.

$$L(y, \hat{y}) = -\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (y * \log(\hat{y}_i) + (1 - y) * \log(1 - \hat{y}_i))$$

(Algorithmia, 2018).

Metrics: Οι μετρήσεις είναι συναρτήσεις που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου μάθησης και την παρακολούθηση της διαδικασίας. Για τις μετρήσεις του μοντέλου μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια ή παραπάνω μετρήσεις. Μέσω της βιβλιοθήκης keras θα χρησιμοποιήσουμε την ορθότητα «accuracy» καθώς και θα υλοποιήσουμε μετρήσεις όπως η ακρίβεια «precision» και η ανάκληση «recall».

(Tutorialspoint, n.d, Keras - Model Compilation)

3.7.4 Διαδικασία εκπαίδευσης ΤΝΔ

Το επόμενο βήμα στη δημιουργία του ΤΝΔ είναι η εκπαίδευση του ΤΝΔ με τη χρήση του συνόλου εκπαίδευσης. Με σκοπό την εκπαίδευση του ΤΝΔ από τη βιβλιοθήκη Keras χρησιμοποιούμε τη μέθοδο `tf.keras.Model.fit` η οποία περιέχει τα παρακάτω ορίσματα που είναι απαραίτητα για τη διαδικασία της εκπαίδευσης:

x: Η μεταβλητή x αντιστοιχεί στα δεδομένα εισόδου και αποτελείται από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με τις ανεξάρτητες μεταβλητές. Τα δεδομένα μπορεί να είναι της μορφής σειρά NumPy, δάνυσμα TensorFlow ή σύνολο `tf.data`.

y: Η μεταβλητή y αντιστοιχεί στα δεδομένα εξόδου και αποτελείται από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με την εξαρτημένη μεταβλητή (Brownlee, 2020, TensorFlow 2 Tutorial: Get Started in Deep Learning With tf.keras).

batch_size: Το `batch_size` καθορίζει τον αριθμό των δειγμάτων που πρέπει να επεξεργαστούν σε μια επανάληψη πριν από την ενημέρωση των εσωτερικών παραμέτρων του μοντέλου. Είναι ένας τρόπος διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων καθώς ο αλγόριθμος εξετάζει τα δεδομένα ανά batch.

Epochs: Ο αριθμός των epochs καθορίζει τον αριθμό των φορών που ο αλγόριθμος εκμάθησης θα λειτουργεί σε ολόκληρο το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Ένα epoch αντιστοιχεί σε μια μεταβίβαση των τιμών του συνόλου εκπαίδευσης προς τα εμπρός και προς τα πίσω μέσω του νευρωνικού δικτύου (Brownlee, 2018).

Validation_data: Αποτελείται από το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της απώλειας (loss) καθώς και των μετρήσεων (metrics) στο τέλος κάθε epoch. Τα validation_data δεν χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του μοντέλου (Brownlee, 2017).

3.8 Εκτίμηση του ΤΝΔ

Στην ενότητα αυτή θα αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα του ΤΝΔ. Δηλαδή θα χρησιμοποιήσουμε το ΤΝΔ που εκπαιδεύσαμε και μέσω του συνόλου δοκιμών θα κάνουμε την πρόβλεψη των αποτελεσμάτων. Έπειτα θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα της πρόβλεψης με τα αληθινά αποτελέσματα του πειράματός μας και θα αξιολογήσουμε το ΤΝΔ βάση των μέτρων εκτίμησης. Στη συνέχεια, θα χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο k-fold cross validation στο ΤΝΔ που έχουμε κατασκευάσει για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, καθώς και τη μέθοδο Grid Search ή οποία πραγματοποιεί δοκιμές στις παραμέτρους του ΤΝΔ με σκοπό τη βελτιστοποίησή του.

3.8.1 Πρόβλεψη των αποτελεσμάτων και αξιολόγηση του ΤΝΔ

Αρχικά χρησιμοποιούμε το εκπαιδευμένο ΤΝΔ για να κάνουμε την πρόβλεψη στο σύνολο δοκιμών. Εισάγοντας το σύνολο δοκιμών με τις ανεξάρτητες μεταβλητές στο ΤΝΔ το επεξεργάζεται και παράγει ένα σύνολο με τις τιμές εξόδου, το οποίο ονομάζουμε και σύνολο με τις προβλέψεις. Στο σύνολο αυτό μπορούμε να δούμε αν ο ασθενής είναι υγιής ή άρρωστος σύμφωνα με τις μετρήσεις που έχουμε εισάγει. Με αυτό τον τρόπο προκύπτουν δυο σύνολα τιμών, το σύνολο με τις προβλέψεις και το σύνολο με τα πραγματικά δεδομένα το οποίο δημιουργήθηκε κατά τη διάρκεια διαχωρισμού των δεδομένων. Συγκρίνοντας τα δύο σύνολα δεδομένων και χρησιμοποιώντας μεθόδους από τη βιβλιοθήκη Sklearn.metrics μπορούμε να προβάσουμε τον πίνακα σύγχυσης

καθώς και τα αποτελέσματα των μέτρων εκτίμησης, της ορθότητας, της ακρίβειας και της ανάκλησης. Με αυτό τον τρόπο καταφέρνουμε να αξιολογήσουμε το ΤΝΔ που έχουμε κατασκευάσει. Τέλος συγκρίνοντας τις τιμές των μέτρων εκτίμησης του ΤΝΔ με τις τιμές των άλλων μοντέλων των ΤΝΔ που έχουμε κατασκευάσει μπορούμε να καταλήξουμε στην εύρεση του πιο αποδοτικού μοντέλου για το σύνολο δεδομένων που επεξεργαζόμαστε.

3.8.2 Μέθοδος k-fold cross validation

Αρκετές φορές εκπαιδεύοντας το ΤΝΔ, μπορεί να βγάλουμε διαφορετικά αποτελέσματα σε μέτρα όπως η ορθότητα, η ακρίβεια και η ανάκληση. Αυτό συμβαίνει διότι κάθε φορά που εκπαιδεύεται το ΤΝΔ μπορεί και χρησιμοποιεί διαφορετικές τιμές από το σύνολο εκπαίδευσης και μετέπειτα το σύνολο δοκιμών. Η μέθοδος k-fold cross validation μας βοηθά να αξιοποιήσουμε όλο το σύνολο δεδομένων και να παράγουμε αποτελέσματα πιο ακριβή. Μέσω της μεθόδου χρησιμοποιούμε την παράμετρο k που αντιστοιχεί στον αριθμό των τμημάτων που θα διαχωρίσουμε το σύνολο δεδομένων. Η διαδικασία αρχίζει χωρίζοντας το σύνολο δεδομένων σε k τυχαία τμήματα, από αυτά χρησιμοποιεί τα k-1 τμήματα ως σύνολα εκπαίδευσης του μοντέλου και το k τμήμα ως σύνολο δοκιμών για τη διαδικασία της αξιολόγησης. Αφού γίνει η διαδικασία εκπαίδευσης και αξιολόγησης του μοντέλου, η μέθοδος αποθηκεύει τις μετρήσεις του μοντέλου και επαναλαμβάνεται μέχρι όλα τα τμήματα k να χρησιμοποιηθούν ως σύνολα δοκιμών. Υπολογίζοντας το μέσο όρο των μετρήσεων των αποτελεσμάτων παράγουμε αποτελέσματα που αντιπροσωπεύουν πιο αξιόπιστα το μοντέλο που έχουμε κατασκευάσει. (Sanjay, 2018).

3.8.3 Μέθοδος Grid Search

Ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης περιέχει δύο είδη παραμέτρων. Το πρώτο είδος περιλαμβάνει τις παραμέτρους που μαθαίνονται κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του μοντέλου. Το δεύτερο είδος των παραμέτρων που ονομάζονται και υπέρ-παραμέτροι (hyperparameters) είναι οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται για την κατασκευή του μοντέλου. Η μέθοδος grid search είναι η διαδικασία εκτέλεσης του συντονισμού των υπέρ-παραμέτρων, προκειμένου να προσδιοριστούν οι βέλτιστες τιμές για ένα συγκεκριμένο μοντέλο. Αυτό είναι

σημαντικό καθώς η απόδοση ολόκληρου του μοντέλου βασίζεται στις καθορισμένες τιμές των υπέρ-παραμέτρων. Στην περίπτωση των ΤΝΔ που έχουμε ένα πλήθος υπέρ-παραμέτρων που καλούμαστε να καθορίσουμε, χρησιμοποιούμε από τη βιβλιοθήκη Sklearn τη μέθοδο Grid Search CV προκειμένου να αυτοματοποιήσουμε τη διαδικασία. Με στόχο τη μέγιστη ορθότητα(accuracy), χρησιμοποιούμε τη μέθοδο Grid Search CV για να συντονίσουμε τις υπέρ-παραμέτρους, όπως το μέγεθος batch και τα epochs, τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης, την συνάρτηση ενεργοποίησης, τον αριθμό των νευρώνων στο κρυφό επίπεδο, την κανονικοποίηση dropout και τη μέθοδο k-fold validation (Krishni, 2019).

3.9 Δημιουργία γραφημάτων

Για να διατυπώσουμε μια καλύτερη εικόνα του ΤΝΔ έχουμε σχεδιάσει γραφικές παραστάσεις για τη διαδικασία της εκπαίδευσης του ΤΝΔ. Με τη χρήση της pyplot και μέσω της βιβλιοθήκης matplotlib, χρησιμοποιούμε τη μέθοδο pyplot που μας επιτρέπει να σχεδιάζουμε διαγράμματα πάνω στους άξονες συμμετρίας x και y. Πιο αναλυτικά, κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης του ΤΝΔ, αποθηκεύουμε τις τιμές των μέτρων για κάθε epoch. Έπειτα χρησιμοποιούμε την pyplot για να αποτυπώσει τον αριθμό των epochs στο άξονα x καθώς και τα μέτρα της ορθότητας, ακρίβειας και ανάκλησης στον άξονα y. Οι γραφικές παραστάσεις που σχηματίζονται παρουσιάζουν την πορεία της εκπαίδευσης του ΤΝΔ με τη χρήση του συνόλου εκπαίδευσης. Τέλος, έχουμε σχεδιάσει ένα ακόμα διάγραμμα όπου αποτυπώνουμε τη σχέση της απώλειας σε κάθε epoch, με τον άξονα x να περιέχει τον αριθμό των epochs και τον άξονα y να περιέχει τις τιμές της συνάρτησης της απώλειας κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Τα διαγράμματα είναι πολύ σημαντικά διότι μέσω της διαδικασίας της οπτικοποίησης έχουμε καλλίτερη κατανόηση του ΤΝΔ καθώς μας βοηθάνε στη διαδικασία αξιολόγησής του.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 – Παρουσίαση των ΤΝΔ

4.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζουμε αναλυτικά την έρευνα πάνω στα ΤΝΔ. Αφού έχουμε υλοποιήσει τον κώδικα και αποθηκεύσει τα αποτελέσματα της έρευνας,

παρουσιάζουμε τις περιπτώσεις των ΤΝΔ που έχουμε πραγματοποιήσει. Πιο αναλυτικά παρουσιάζουμε τη μέθοδο προεπεξεργασίας του συνόλου δεδομένων καθώς και τις τεχνικές που υλοποιήσαμε σε κάθε ΤΝΔ. Έπειτα διατυπώνουμε τη δομή του ΤΝΔ, τα επίπεδα, τους νευρώνες και τις μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν, καθώς και τη διαδικασία εκπαίδευσης. Οι τιμές των υπέρ-παραμέτρων του ΤΝΔ έχουν προέλθει με τη χρήση της μεθόδου Grid Search. Τέλος προβάλλουμε τις τιμές των μέτρων στο σύνολο τιμών, τα αποτελέσματα από τη μέθοδο k-fold validation καθώς και τις γραφικές παραστάσεις που προέκυψαν από τη διαδικασία εκπαίδευσης του αλγορίθμου.

4.2 ΤΝΔ με ένα στρώμα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης Stochastic Gradient Descent.

Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων:

1. Train set: 80% και Test set: 20%.
2. Train set: 70% και Test set: 30%.
3. 10-fold cross validation.
4. 5-fold cross validation.

Προεπεξεργασία (Data Transformation):

1. Standard Scaling.
2. Min-Max Scaling.

Δομή ΤΝΔ:

- 1) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 20 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

- 2) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 20 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: Συχνότητα 0,3

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παραμέτροι

Διαδικασία compile:

Optimizer: Stochastic Gradient Descent, learning rate = 0, 1 momentum = 0, 6.

Loss_function: Binary_cross_entropy.

Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Διαδικασία εκπαίδευσης:

Batch size: 20

Epochs: 150

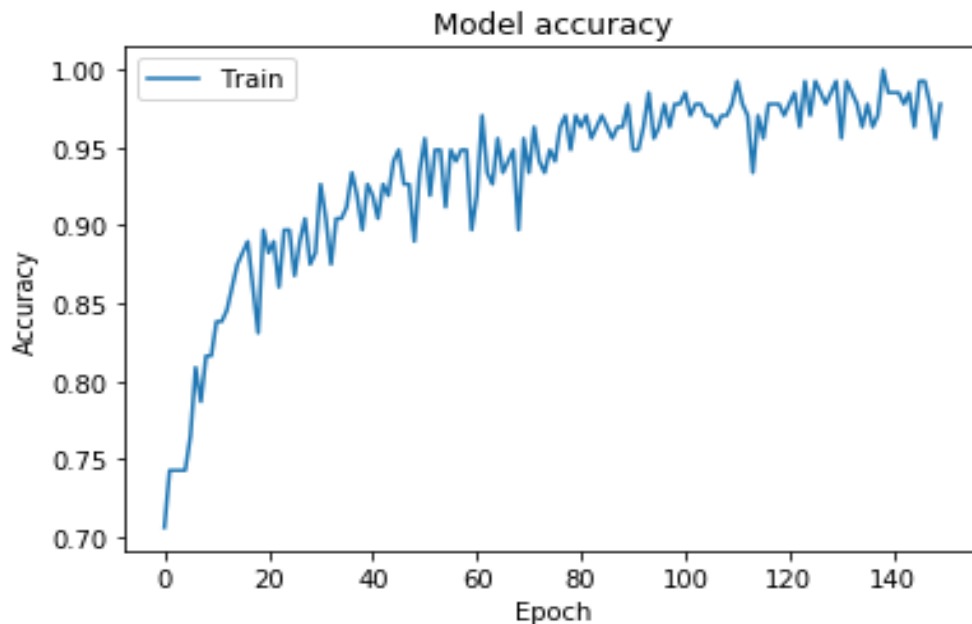
Εκτίμηση ΤΝΔ

Πίνακας 7 - Εκτίμηση ΤΝΔ με επίπεδο εισόδου 22 νευρώνες, κρυφό επίπεδο με 20 νευρώνες, επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα

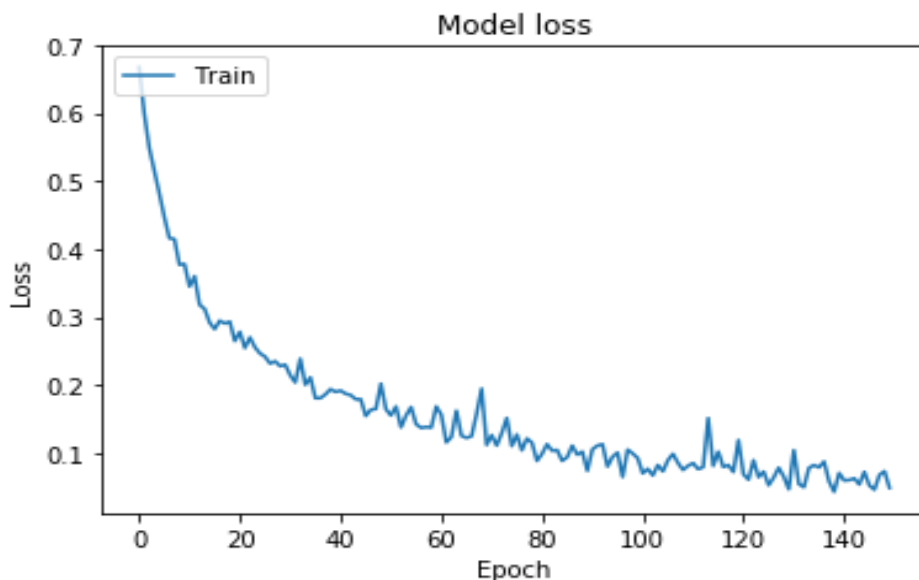
	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Average
SGD με 1 κρυφό επίπεδο					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 95% Precision: 98% Recall: 96%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 91%	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 87% Precision: 96% Recall: 86%	Accuracy: 83% Precision: 90% Recall: 86%	Accuracy mean: 77% Precision mean: 84% Recall mean: 89%	Accuracy mean: 79% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy: 82% Precision: 89% Recall: 88%
SGD με 1 κρυφό επίπεδο και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 93% Precision: 98% Recall: 93%	Accuracy mean: 79% Precision mean: 81% Recall mean: 87%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 92%	Accuracy: 86% Precision: 90% Recall: 91%
Min Max Scaler	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%	Accuracy: 85% Precision: 91% Recall: 89%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy mean: 78% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy: 85% Precision: 87% Recall: 91%

Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 85%, precision 89%, recall: 91%.

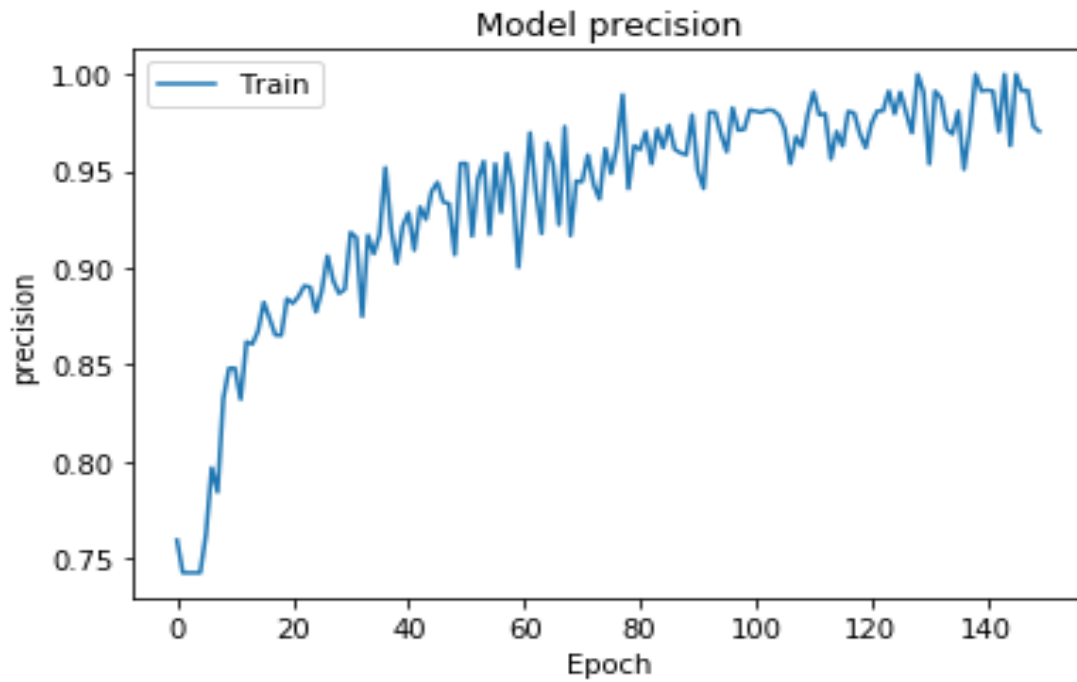
Παρουσιάσεις γραφημάτων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler) :



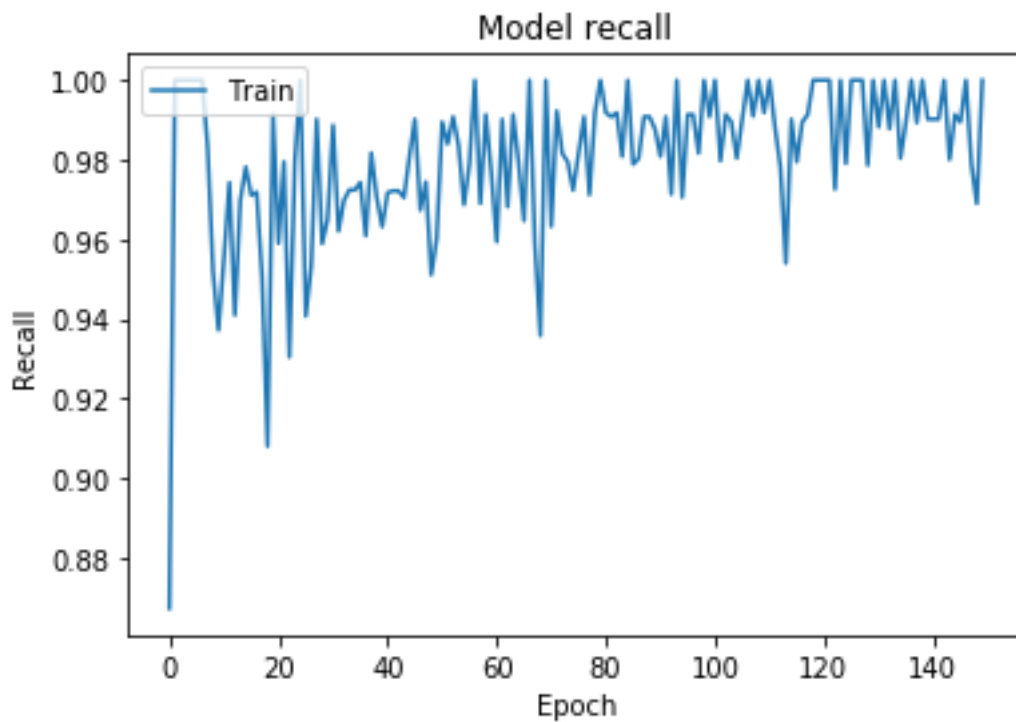
Εικόνα 10 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler)



Εικόνα 11 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).



Εικόνα 12 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).



Εικόνα 13 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με ένα κρυφό επίπεδο (70-30 Split Ratio, StandarScaler).

4.3 ΤΝΔ με δύο επίπεδα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης Stochastic Gradient Descent.

Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων:

1. Train set: 80% και Test set: 20%
2. Train set: 70% και Test set: 30%
3. 10-fold cross validation.
4. 5-fold cross validation.

Προεπεξεργασία (Data Transformation):

1. Standar Scaling.
2. Min-Max Scaling.

Δομή ΤΝΔ

- 1) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 36 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 12 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

- 2) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες

Κρυφό επίπεδο: 36 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0,2.

Κρυφό επίπεδο: 12 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0,4.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι

Διαδικασία compile:

- Optimizer: Stochastic Gradient Descent, learning rate = 0,3 momentum = 0,4.
- Loss_function: Binary_cross_entropy.
- Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Διαδικασία εκπαίδευσης:

- Batch size: 20.
- Epochs: 150.

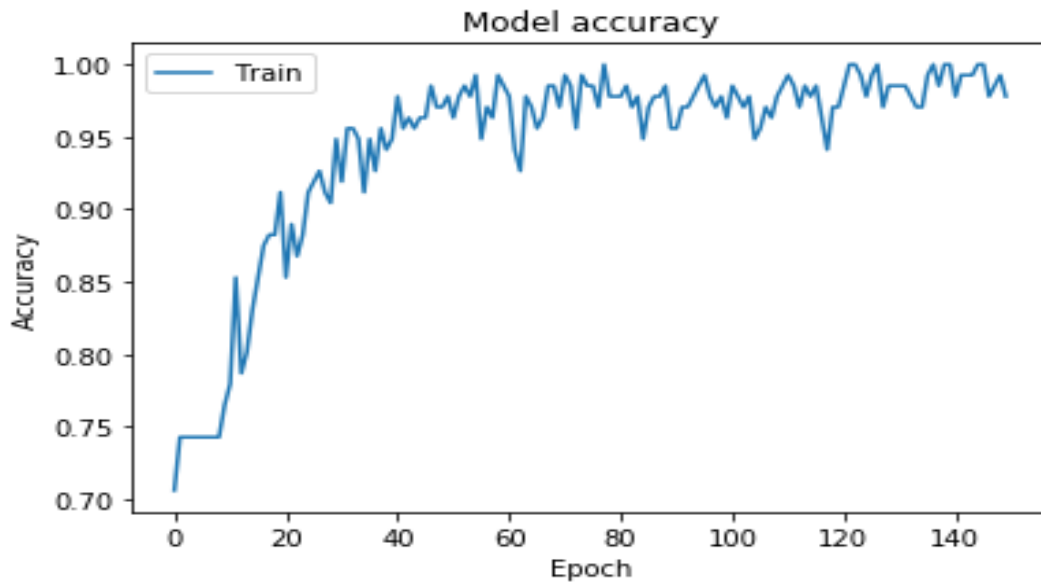
Εκτίμηση ΤΝΔ

Πίνακας 8 - Εκτίμηση νευρωνικού δικτύου με 22 νευρώνες εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα με 36 και 12 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα.

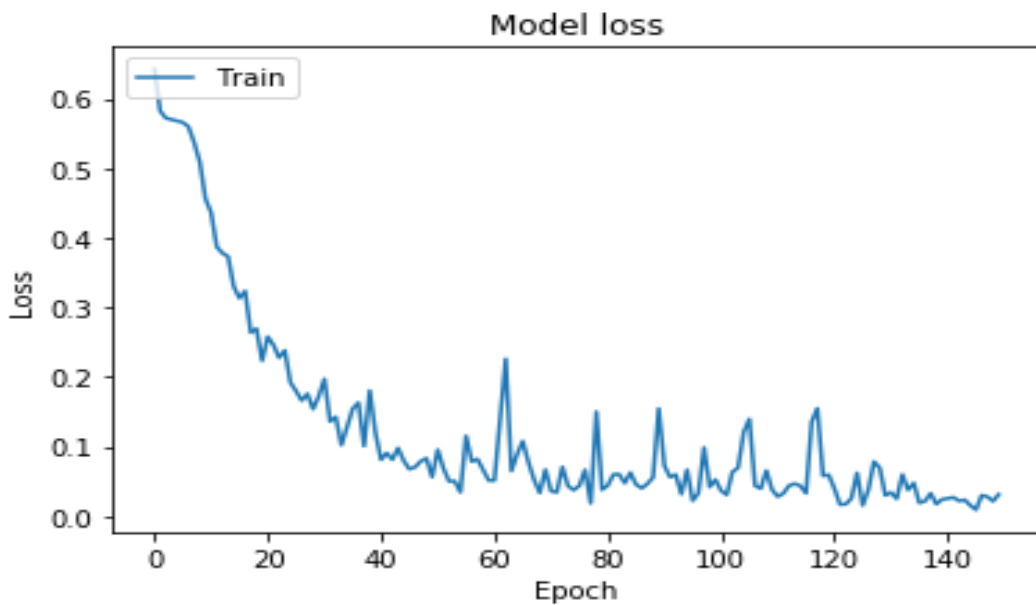
	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Total(Mean)
SGD με 2 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 95% Precision: 98% Recall: 96%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 82% Recall mean: 92%	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 92% Precision: 93% Recall: 97%	Accuracy: 97% Precision: 98% Recall: 98%	Accuracy mean: 79% Precision mean: 82% Recall mean: 85%	Accuracy mean: 78% Precision mean: 82% Recall mean: 87%	Accuracy: 87% Precision: 89% Recall: 92%
SGD με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 100% Recall: 89%	Accuracy: 95% Precision: 100% Recall: 93%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 85% Recall mean: 92%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 84% Recall mean: 94%	Accuracy: 88% Precision: 92% Recall: 92%
Min Max Scaler	Accuracy: 90% Precision: 90% Recall: 97%	Accuracy: 88% Precision: 91% Recall: 93%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 93%	Accuracy: 85% Precision: 87% Recall: 93%

Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 87% precision 90%, recall: 93%.

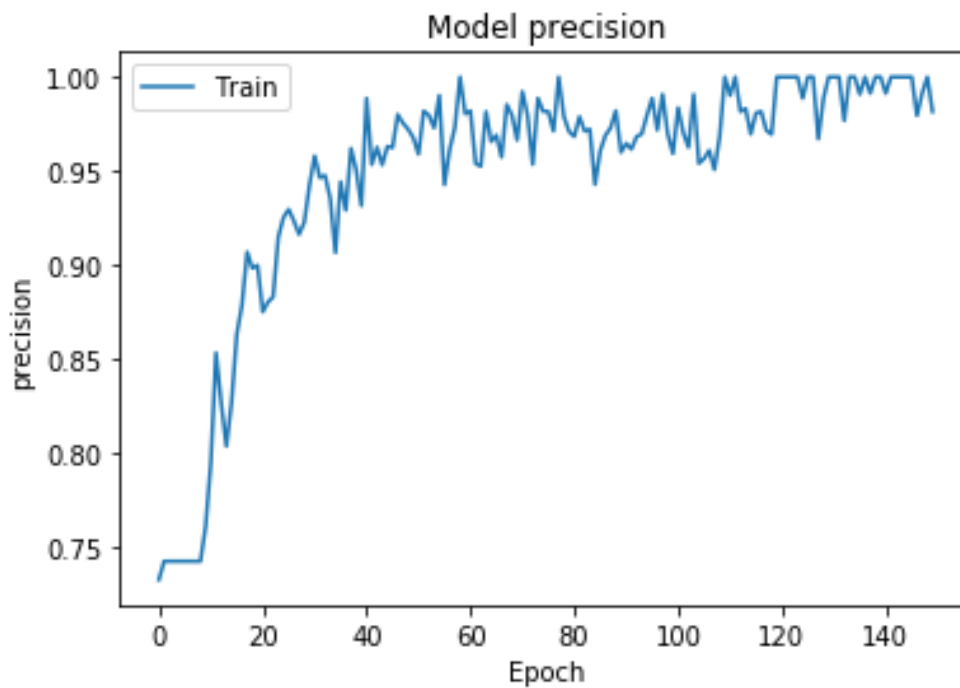
Παρουσιάσεις γραφημάτων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, StandardScaler, Dropout):



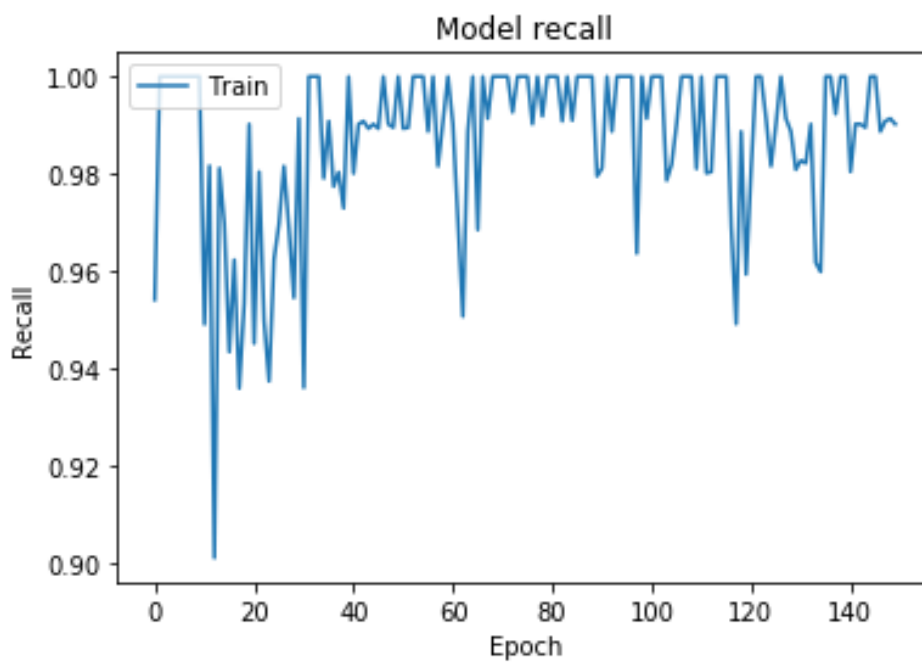
Εικόνα 14 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).



Εικόνα 15 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).



Εικόνα 16 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).



Εικόνα 17 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 2 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).

4.4 ΤΝΔ με τρία επίπεδα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης Stochastic Gradient Descent.

Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων:

1. Train set: 80% και Test set: 20%.
2. Train set: 70% και Test set: 30%.
3. 10-fold cross validation.
4. 5-fold cross validation.

Προεπεξεργασία (Data Transformation):

1. Standar Scaling.
2. Min-Max Scaling.

Δομή ΤΝΔ:

- 1) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 14 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 26 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 11 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

- 2) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 14 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0,4.

Κρυφό επίπεδο: 26 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0,2.

Κρυφό επίπεδο: 11 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0,6.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι.

Διαδικασία compile:

- Optimizer: Stochastic Gradient Descent, learning rate = 0,3 momentum = 0,4.
- Loss_function: Binary_cross_entropy
- Metrics: Accuracy, Precision, Recall

Διαδικασία εκπαίδευσης:

- Batch size: 20
- Epochs: 150

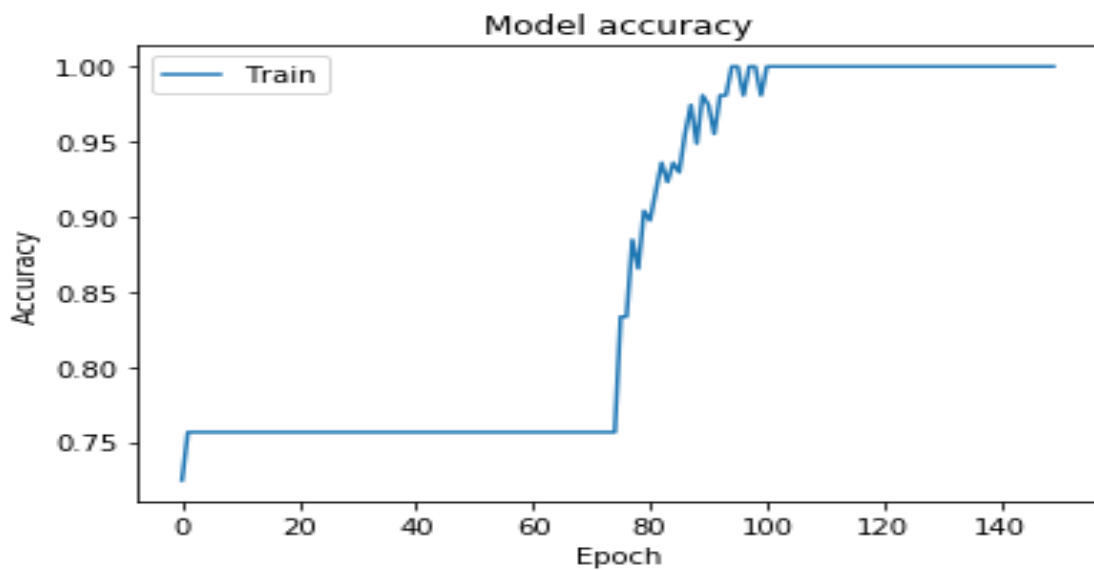
Εκτίμηση ΤΝΔ

Πίνακας 9 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 22 νευρώνες εισόδου,3 κρυφά επίπεδα με 14, 26 και 11 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα.

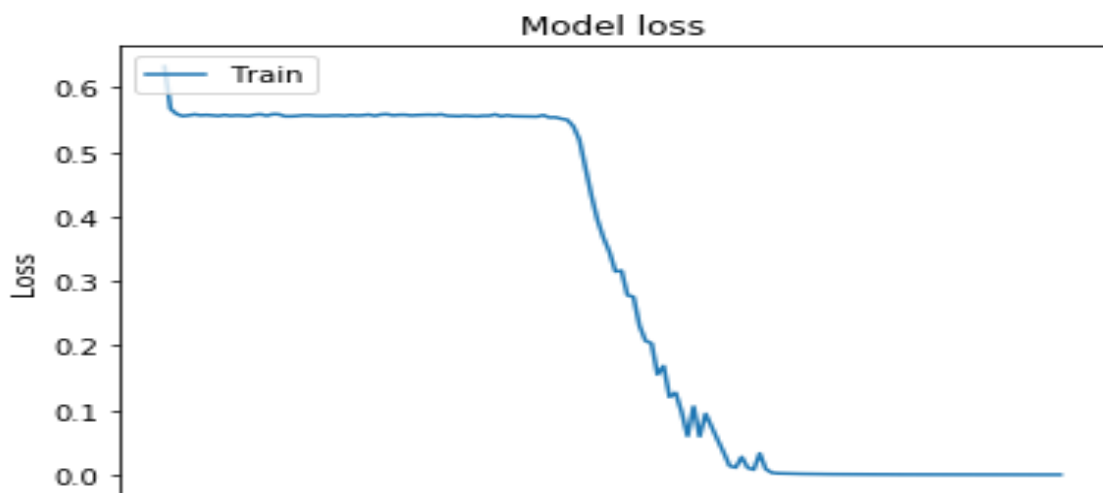
	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Total(Mean)
SGD με 3 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 98% Recall: 91%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 85% Recall mean: 91%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 84% Recall mean: 88%	Accuracy: 87% Precision: 89% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 82% Precision: 89% Recall: 86%	Accuracy: 80% Precision: 78% Recall: 95%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 82% Recall mean: 97%	Accuracy mean: 77% Precision mean: 78% Recall mean: 92%	Accuracy: 80% Precision: 81% Recall: 93%
SGD με 3 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%	Accuracy: 88% Precision: 91% Recall: 93%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 93%	Accuracy mean: 77% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy: 84% Precision: 88% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 81% Precision: 85% Recall: 89%	Accuracy: 80% Precision: 78% Recall: 91%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 82% Recall mean: 87%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 88%	Accuracy: 81% Precision: 82% Recall: 89%

Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 83% precision 85%, recall: 92%.

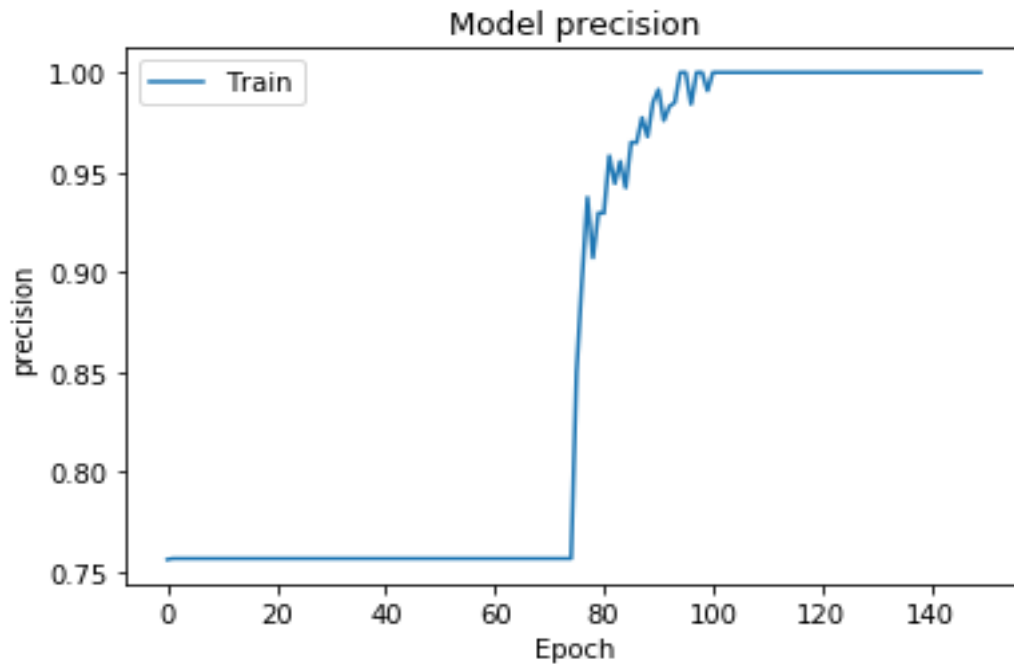
Παρουσιάσεις γραφημάτων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο SGD με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, StandarScaler):



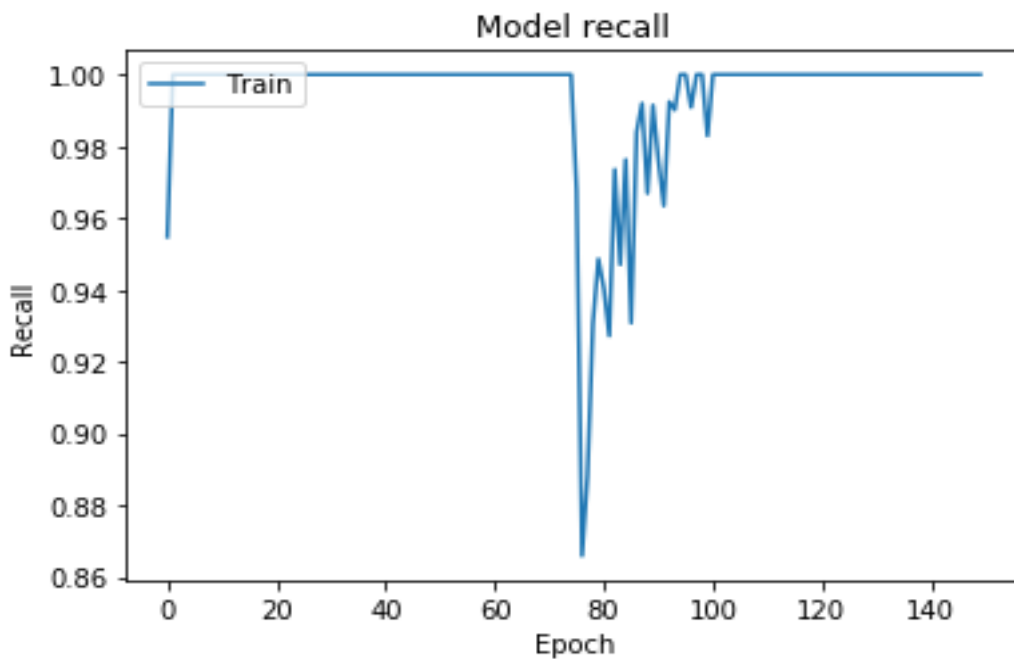
Εικόνα 18 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).



Εικόνα 19 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).



Εικόνα 20 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).



Εικόνα 21 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο SGD του ΤΝΔ με 3 κρυφά επίπεδα (80-20 Split Ratio, Standar Scaler).

4.5 ΤΝΔ με δύο επίπεδα κρυφού επιπέδου και αλγόριθμο βελτιστοποίησης Adam.

Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων:

1. Train set: 80% και Test set: 20%.
2. Train set: 70% και Test set: 30%.
3. 10-fold cross validation.
4. 5-fold cross validation.

Προεπεξεργασία (Data Transformation):

1. Standar Scaling.
2. Min-Max Scaling.

Δομή ΤΝΔ

- 1) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 26 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 22 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

- 2) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 26 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.1.

Κρυφό επίπεδο: 22 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.2.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι.

Διαδικασία compile:

- Optimizer: Adam, learning rate = 0.002
- Loss_function: Binary_cross_entropy.
- Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Διαδικασία εκπαίδευσης:

- Batch size: 20.
- Epochs: 15.

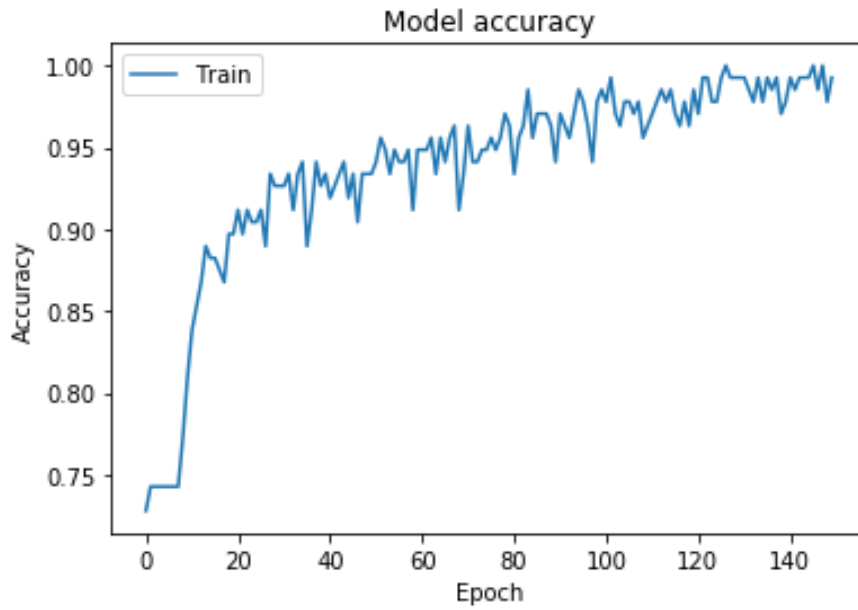
Εκτίμηση ΤΝΔ

Πίνακας 10 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 22 νευρώνες εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα με 26 και 22 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα.

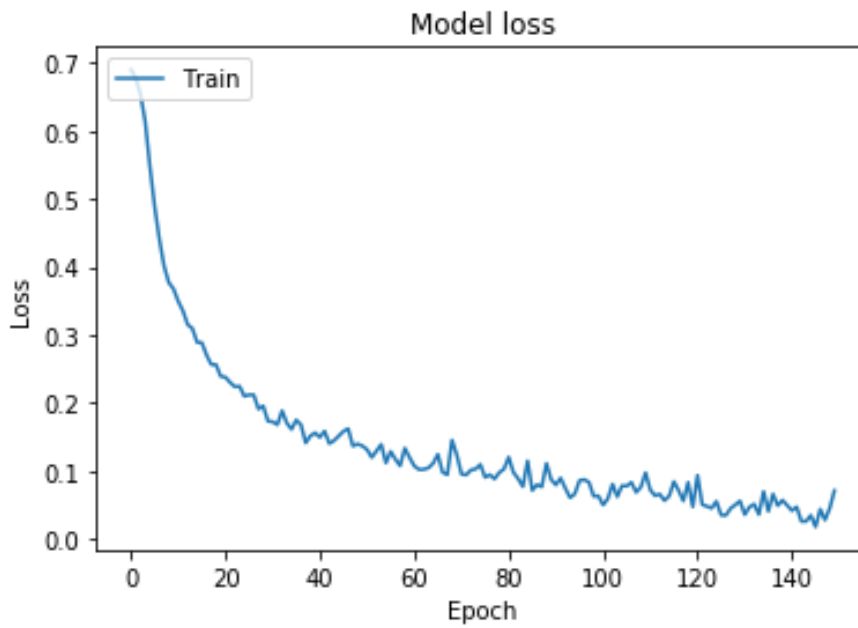
	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Total(Mean)
Adam με 2 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 93% Precision: 98% Recall: 94%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 84% Recall mean: 93%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 83% Recall mean: 94%	Accuracy: 88% Precision: 90% Recall: 94%
Min Max Scaler	Accuracy: 86% Precision: 91% Recall: 91%	Accuracy: 93% Precision: 92% Recall: 100%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy: 86% Precision: 88% Recall: 93%
Adam με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 93% Precision: 98% Recall: 93%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 92%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 92%	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%
MinMaxScaler	Accuracy: 80% Precision: 89% Recall: 85%	Accuracy: 92% Precision: 92% Recall: 98%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 89%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 89%	Accuracy: 83% Precision: 87% Recall: 90%

Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 86% precision 89%, recall: 93%.

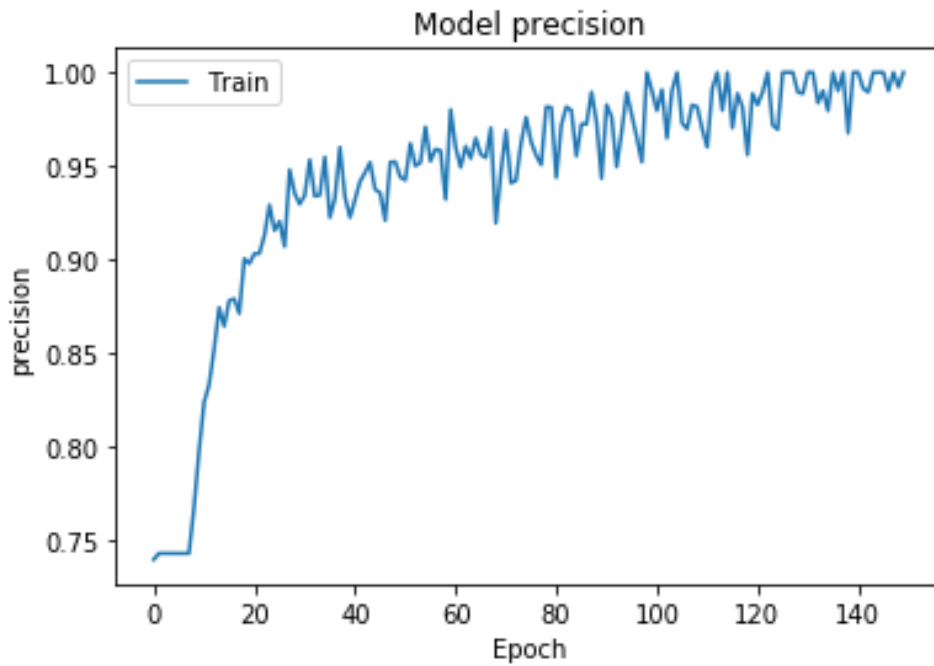
Παρουσιάσεις γραφημάτων κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης στο Adam με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, StandarScaler):



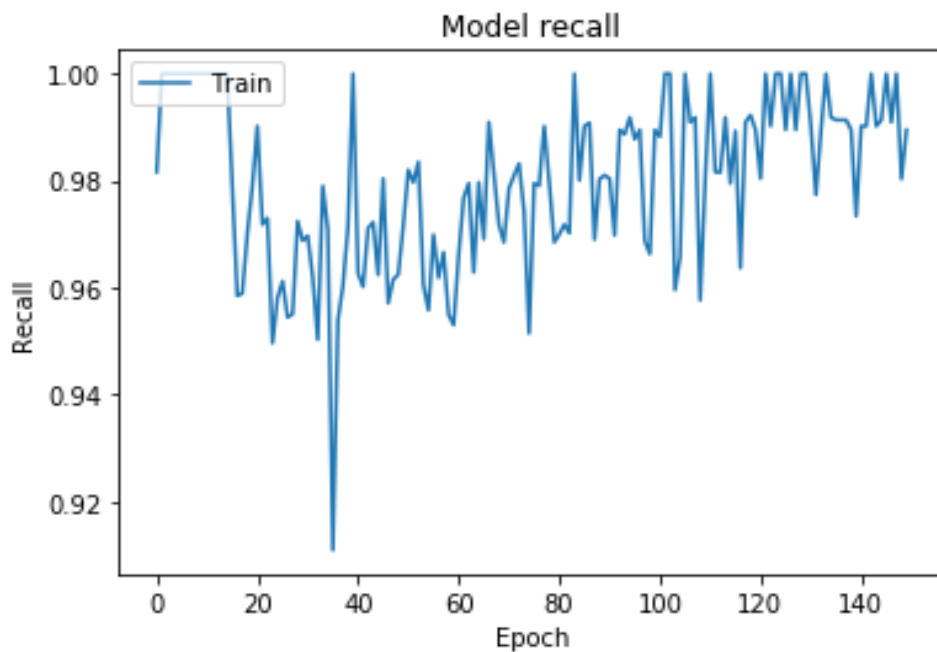
Εικόνα 22 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).



Εικόνα 23 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).



Εικόνα 24 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).



Εικόνα 25 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Adam του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler).

4.6 ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα και αλγόριθμο βελτιστοποίησης Rmsprop.

Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων:

1. Train set: 80% και Test set: 20%.
2. Train set: 70% και Test set: 30%.
3. 10-fold cross validation.
4. 5-fold cross validation.

Προεπεξεργασία (Data Transformation):

1. Standar Scaling.
2. Min-Max Scaling.

Δομή ΤΝΔ

- 1) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

- 2) Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.1.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.2.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι:

Διαδικασία compile:

- Optimizer: Adam, learning rate = 0.05
- Loss_function: Binary_cross_entropy
- Metrics: Accuracy, Precision, Recall

Διαδικασία εκπαίδευσης:

- Batch size: 20
- Epochs: 15

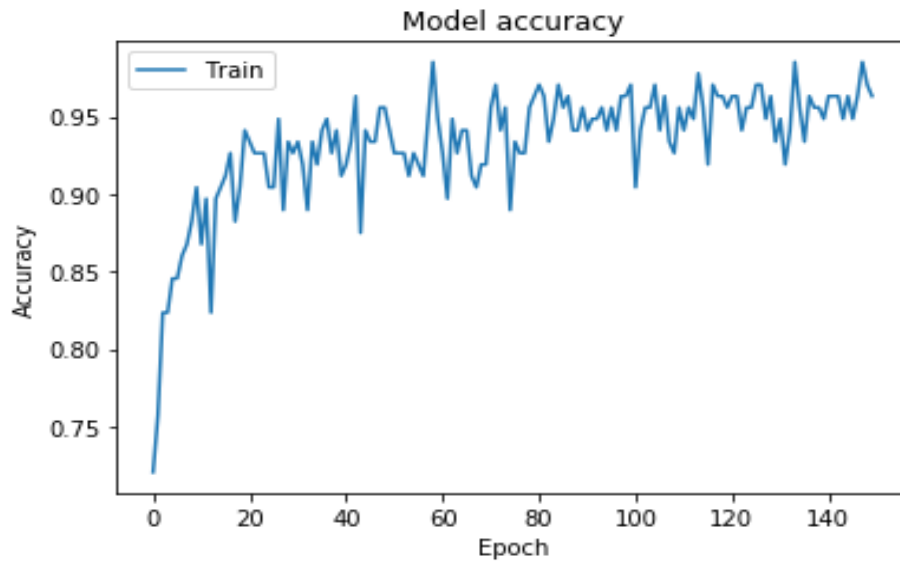
Εκτίμηση ΤΝΔ

Πίνακας 11 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 22 νευρώνες εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα με 34 και 34 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με ένα νευρώνα.

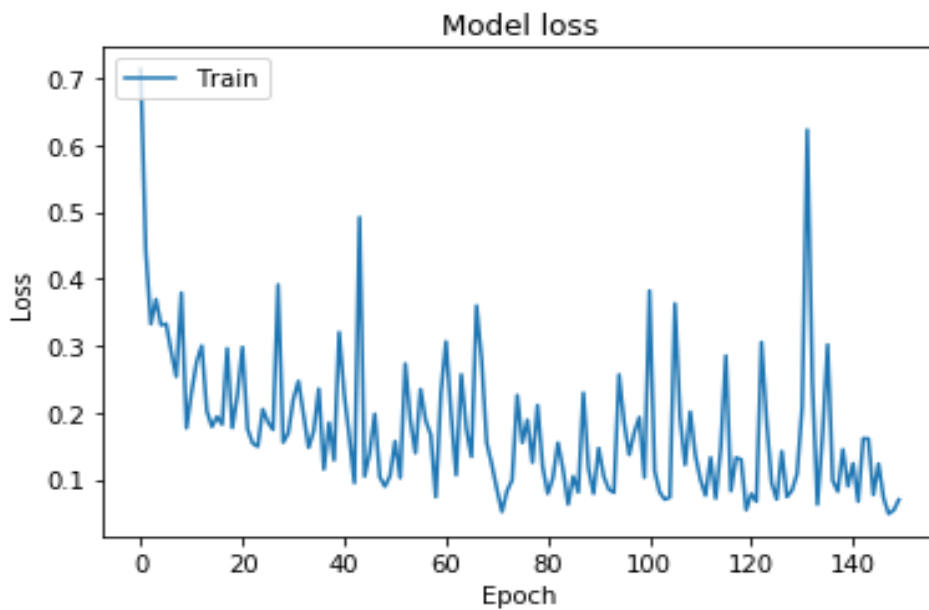
	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Total(Mean)
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 100% Recall: 90%	Accuracy: 93% Precision: 100% Recall: 91%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 84% Recall mean: 88%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 83% Recall mean: 90%	Accuracy: 88% Precision: 92% Recall: 90%
Min Max Scaler	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 92% Recall: 98%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 82% Recall mean: 87%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy: 86% Precision: 87% Recall: 92%
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 97% Recall: 90%	Accuracy: 97% Precision: 98% Recall: 98%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 82% Recall mean: 89%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 83% Recall mean: 94%	Accuracy: 89% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 90% Precision: 90% Recall: 98%	Accuracy: 93% Precision: 92% Recall: 100%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 86% Recall mean: 93%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 87% Recall mean: 96%	Accuracy: 88% Precision: 89% Recall: 97%

Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 88% precision 90%, recall: 93%.

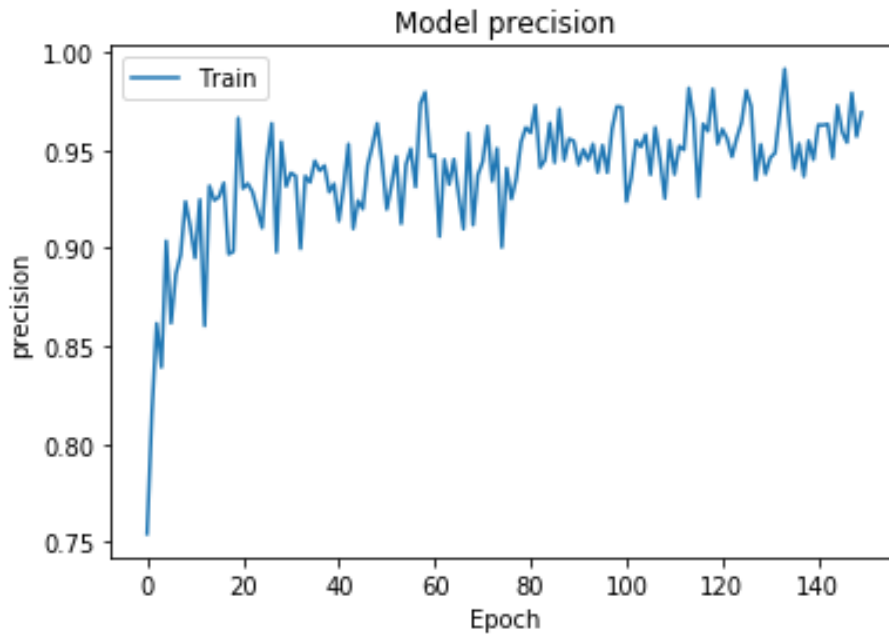
Παρουσιάσεις γραφημάτων κατά την διάρκεια της εκπαίδευσης ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα και Rmsprop (70-30 Split Ratio, StandarScaler, Dropout):



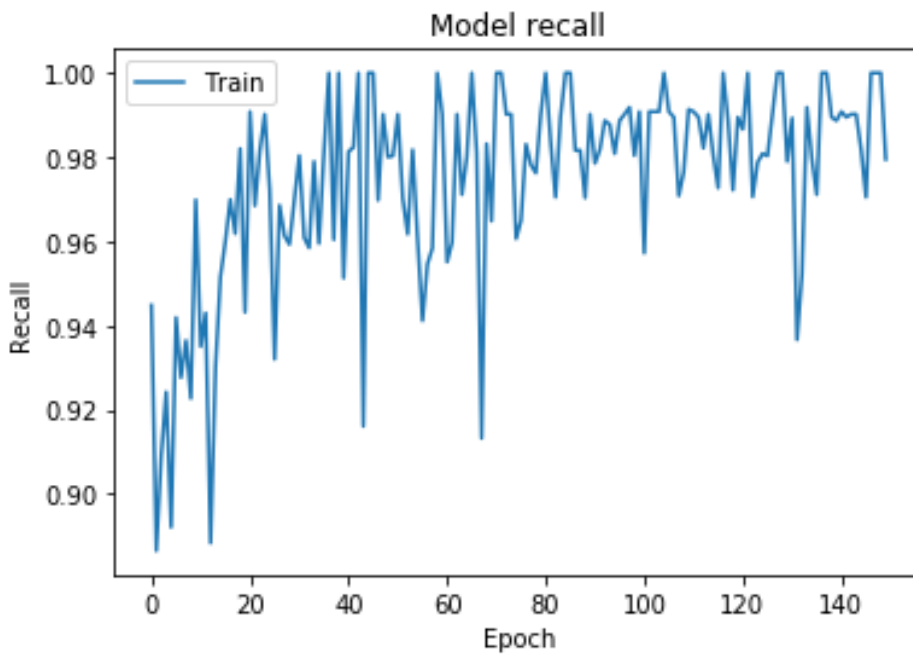
Εικόνα 26 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).



Εικόνα 27 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, StandarScaler, Dropout).



Εικόνα 28 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, Standar Scaler, Dropout).



Εικόνα 29 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, StandarScaler, Dropout).

4.7 ΤΝΔ με δύο κρυφά επίπεδα και αλγόριθμο βελτιστοποίησης Rmsprop και προεπεξεργασία PCA και LDA.

Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων:

1. Train set: 80% και Test set: 20%.
2. Train set: 70% και Test set: 30%.
3. 10-fold cross validation.
4. 5-fold cross validation.

Προεπεξεργασία (Data Reduction):

1. Principal component analysis (PCA).
2. Linear discriminant analysis (LDA).

Δομή Νευρωνικού δικτύου:

- 1) Επίπεδο εισόδου: 1 νευρώνα.

Κρυφό επίπεδο: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 3 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

- 2) Επίπεδο εισόδου: 1 νευρώνα.

Κρυφό επίπεδο: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.1.

Κρυφό επίπεδο: 3 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.1.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι:

Διαδικασία compile

- Optimizer: Adam, learning rate = 0.05.
- Loss_function: Binary_cross_entropy.

- Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Διαδικασία εκπαίδευσης

- Batch size: 20
- Epochs: 150

Εκτίμηση ΤΝΔ

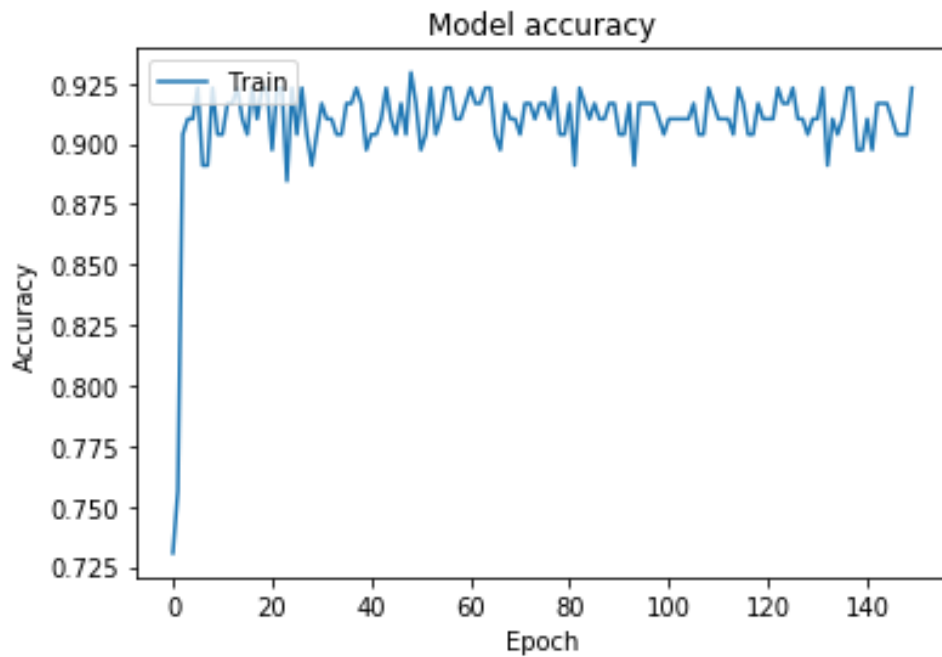
Πίνακας 12 - Εκτίμηση ΤΝΔ με 1 νευρώνα εισόδου, 2 κρυφά επίπεδα με 3 και 1 αντίστοιχα νευρώνες και επίπεδο εξόδου με 1 νευρώνα.

	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Total(Mean)
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα					
PCA	Accuracy: 85% Precision: 90% Recall: 90%	Accuracy: 83% Precision: 88% Recall: 91%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 92%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 85% Recall mean: 90%	Accuracy: 82% Precision: 87% Recall: 91%
LDA	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 87% Recall mean: 95%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 85% Recall mean: 97%	Accuracy: 87% Precision: 91% Recall: 95%
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
PCA	Accuracy: 81% Precision: 88% Recall: 82%	Accuracy: 79% Precision: 90% Recall: 80%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 82%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 82%	Accuracy: 80% Precision: 86% Recall: 82%
LDA	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 92% Recall: 98%	Accuracy mean: 85% Precision mean: 87% Recall mean: 98%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 78% Recall mean: 99%	Accuracy: 87% Precision: 88% Recall: 97%

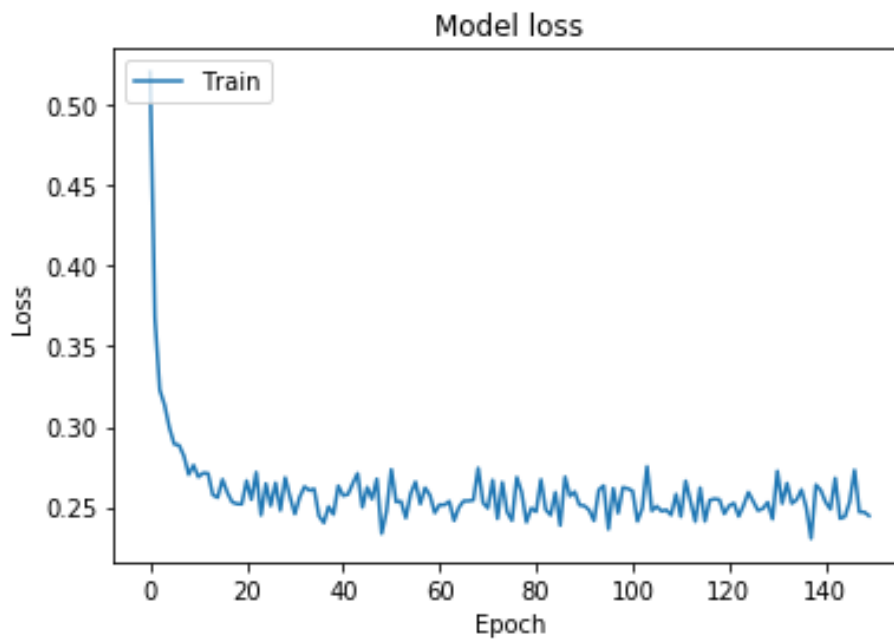
Ο συνολικός μέσος όρος των περιπτώσεων με PCA είναι accuracy: 81% precision 87%, recall: 87%.

Ο συνολικός μέσος όρος των περιπτώσεων με LDA είναι accuracy: 87% precision 90%, recall: 96%.

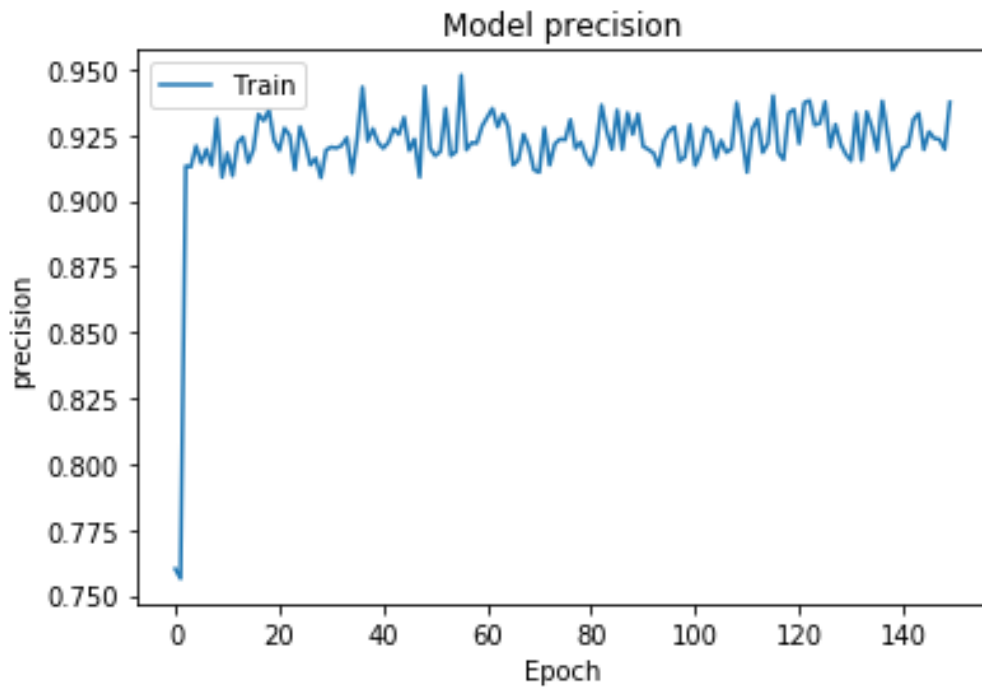
Παρουσιάσεις γραφημάτων κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα στο Rmsprop (70-30 Split Ratio, LDA):



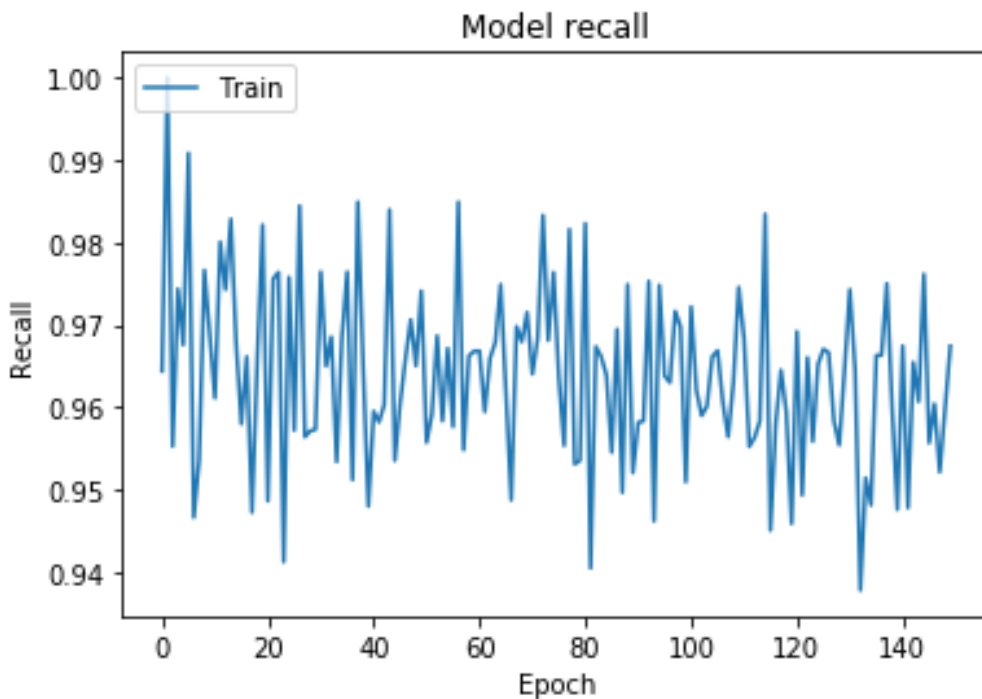
Εικόνα 30 - Γράφημα accuracy κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).



Εικόνα 31 - Γράφημα loss κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).



Εικόνα 32 - Γράφημα precision κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).



Εικόνα 33 - Γράφημα recall κατά τη διάρκεια εκπαίδευσης στο Rmsprop του ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα (70-30 Split Ratio, LDA).

Κεφάλαιο 5 - Συμπεράσματα και μελλοντικές κατευθύνσεις

5.1 Εισαγωγή

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιάσουμε και θα αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα της πειραματικής έρευνας των ΤΝΔ στο σύνολο δεδομένων των ασθενών Parkinson. Αναλυτικότερα θα παρουσιάσουμε ένα συγκεντρωτικό πίνακα με τα αποτελέσματα της έρευνας, με διαφορετικά είδη ΤΝΔ καθώς και θα αναλύσουμε τα αποτελέσματα των διαφορετικών τεχνικών που χρησιμοποιήθηκαν για την υλοποίηση των ΤΝΔ. Τέλος θα παρουσιάσουμε το βέλτιστο ΤΝΔ για την επίλυση του προβλήματος καθώς και μελλοντικές βελτιώσεις που μπορούμε να κάνουμε για να επιτύχουμε πιθανώς καλύτερα αποτελέσματα.

5.2 Συγκεντρωτικός πίνακας αποτελεσμάτων

Στον παρακάτω πίνακα καταγράφονται τα αποτελέσματα της έρευνας των ΤΝΔ. Οι στήλες περιέχουν τα αποτελέσματα των μεθόδων διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων και οι γραμμές περιέχουν τους τύπους των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν, τα κρυφά επίπεδα καθώς και τις μεθόδους προεπεξεργασίας του συνόλου δεδομένων.

Πίνακας 13 - Πίνακας εκτίμησης αποτελεσμάτων ΤΝΔ

	80-20 Split Ratio	70-30 Split Ratio	10-fold cross validation	5-fold cross validation	Average
SGD με 1 κρυφό επίπεδο					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 95% Precision: 98% Recall: 96%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 91%	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 87% Precision: 96% Recall: 86%	Accuracy: 83% Precision: 90% Recall: 86%	Accuracy mean: 77% Precision mean: 84% Recall mean: 89%	Accuracy mean: 79% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy: 82% Precision: 89% Recall: 88%
SGD με 1 κρυφό επίπεδο					

και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 93% Precision: 98% Recall: 93%	Accuracy mean: 79% Precision mean: 81% Recall mean: 87%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 92%	Accuracy: 86% Precision: 90% Recall: 91%
Min Max Scaler	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%	Accuracy: 85% Precision: 91% Recall: 89%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy mean: 78% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy: 85% Precision: 87% Recall: 91%
SGD με 2 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 95% Precision: 98% Recall: 96%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 82% Recall mean: 92%	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 92% Precision: 93% Recall: 97%	Accuracy: 97% Precision: 98% Recall: 98%	Accuracy mean: 79% Precision mean: 82% Recall mean: 85%	Accuracy mean: 78% Precision mean: 82% Recall mean: 87%	Accuracy: 87% Precision: 89% Recall: 92%
SGD με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 100% Recall: 89%	Accuracy: 95% Precision: 100% Recall: 93%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 85% Recall mean: 92%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 84% Recall mean: 94%	Accuracy: 88% Precision: 92% Recall: 92%
Min Max Scaler	Accuracy: 90% Precision: 90% Recall: 97%	Accuracy: 88% Precision: 91% Recall: 93%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 93%	Accuracy: 85% Precision: 87% Recall: 93%
SGD με 3 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 98% Recall: 91%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 85% Recall mean: 91%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 84% Recall mean: 88%	Accuracy: 87% Precision: 89% Recall: 93%

Min Max Scaler	Accuracy: 82% Precision: 89% Recall: 86%	Accuracy: 80% Precision: 78% Recall: 95%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 82% Recall mean: 97%	Accuracy mean: 77% Precision mean: 78% Recall mean: 92%	Accuracy: 80% Precision: 81% Recall: 93%
SGD με 3 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%	Accuracy: 88% Precision: 91% Recall: 93%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 93%	Accuracy mean: 77% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy: 84% Precision: 88% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 81% Precision: 85% Recall: 89%	Accuracy: 80% Precision: 78% Recall: 91%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 82% Recall mean: 87%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 88%	Accuracy: 81% Precision: 82% Recall: 89%
Adam με 2 κρυφά επίπεδα					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 93% Precision: 98% Recall: 94%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 84% Recall mean: 93%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 83% Recall mean: 94%	Accuracy: 88% Precision: 90% Recall: 94%
Min Max Scaler	Accuracy: 86% Precision: 91% Recall: 91%	Accuracy: 93% Precision: 92% Recall: 100%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 90%	Accuracy: 86% Precision: 88% Recall: 93%
Adam με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
StandarScaler	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 93% Precision: 98% Recall: 93%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 92%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 92%	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 80% Precision: 89% Recall: 85%	Accuracy: 92% Precision: 92% Recall: 98%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 89%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 89%	Accuracy: 83% Precision: 87% Recall: 90%
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα					

Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 100% Recall: 90%	Accuracy: 93% Precision: 100% Recall: 91%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 84% Recall mean: 88%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 83% Recall mean: 90%	Accuracy: 88% Precision: 92% Recall: 90%
Min Max Scaler	Accuracy: 87% Precision: 90% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 92% Recall: 98%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 82% Recall mean: 87%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 84% Recall mean: 91%	Accuracy: 86% Precision: 87% Recall: 92%
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
Standard Scaler	Accuracy: 92% Precision: 97% Recall: 90%	Accuracy: 97% Precision: 98% Recall: 98%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 82% Recall mean: 89%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 83% Recall mean: 94%	Accuracy: 89% Precision: 90% Recall: 93%
Min Max Scaler	Accuracy: 90% Precision: 90% Recall: 98%	Accuracy: 93% Precision: 92% Recall: 100%	Accuracy mean: 84% Precision mean: 86% Recall mean: 93%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 87% Recall mean: 96%	Accuracy: 88% Precision: 89% Recall: 97%
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα					
PCA	Accuracy: 85% Precision: 90% Recall: 90%	Accuracy: 83% Precision: 88% Recall: 91%	Accuracy mean: 81% Precision mean: 84% Recall mean: 92%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 85% Recall mean: 90%	Accuracy: 82% Precision: 87% Recall: 91%
LDA	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy mean: 82% Precision mean: 87% Recall mean: 95%	Accuracy mean: 83% Precision mean: 85% Recall mean: 97%	Accuracy: 87% Precision: 91% Recall: 95%
Rmsprop με 2 κρυφά επίπεδα και Dropout					
PCA	Accuracy: 81% Precision: 88% Recall: 82%	Accuracy: 79% Precision: 90% Recall: 80%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 82%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 83% Recall mean: 82%	Accuracy: 80% Precision: 86% Recall: 82%
LDA	Accuracy: 92% Precision: 96% Recall: 93%	Accuracy: 92% Precision: 92% Recall: 98%	Accuracy mean: 85% Precision mean: 87% Recall mean: 98%	Accuracy mean: 80% Precision mean: 78% Recall mean: 99%	Accuracy: 87% Precision: 88% Recall: 97%

5.3 Συμπεράσματα βάση των αποτελεσμάτων

5.3.1 Μέθοδοι διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων

Η πειραματική μελέτη διαχωρισμού του συνόλου δεδομένων εφαρμόστηκε σε όλες τις περιπτώσεις των ΤΝΔ.

- Train set: 80% και Test set: 20%

Ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των δοκιμών: Accuracy: 89%, Precision: 93%, Recall: 91%.

- Train set: 70% και Test set: 30%

Ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των δοκιμών: Accuracy:90%, Precision: 93%, Recall: 94%.

- 10-fold cross validation

Ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των δοκιμών: Accuracy:81%, Precision: 84%, Recall: 91%.

- 5-fold cross validation.

Ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των δοκιμών: Accuracy:80%, Precision: 83%, Recall: 91%.

Το συμπέρασμα που προέκυψε για τις μεθόδους διαχωρισμού σε όλους τους αλγορίθμους μας δείχνει ότι ο διαχωρισμός σε 70% σύνολο εκπαίδευσης και 30% σύνολο δοκιμών μας δίνει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Από τις μεθόδους k-fold cross validation η μέθοδος με 10-fold cross validation μας δίνει καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα από ότι η μέθοδος 5-fold cross validation.

5.3.2 Προεπεξεργασία συνόλου δεδομένων

Μετασχηματισμός Δεδομένων (Data Transformation)

Η πειραματική μελέτη του μετασχηματισμού δεδομένων εφαρμόστηκε σε όλες τις περιπτώσεις των ΤΝΔ.

- Standard Scaling: Ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των δοκιμών: Accuracy: 87%, Precision: 90%, Recall: 93%.

- Min-Max Scaling: Ο μέσος όρος των αποτελεσμάτων των δοκιμών: Accuracy: 85%, Precision: 87% Recall: 92%.

Παρατηρούμε ότι ο μετασχηματισμός Standard Scaling μας δίνει καλύτερα αποτελέσματα στο πλήθος δοκιμών των ΤΝΔ.

Μείωση δεδομένων (Data Reduction)

Η πειραματική μελέτη της μείωσης δεδομένων εφαρμόστηκε χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Rmsprop σε ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα και πραγματοποιώντας tuning στις υπέρ-παραμέτρους των ΤΝΔ αξιοποιώντας την μέθοδο Grid Search.

- Principal component analysis (PCA): Ο μέσος όρος των περιπτώσεων με PCA είναι accuracy: 81% precision: 87%, recall: 87%.
- Linear discriminant analysis (LDA): Ο μέσος όρος των περιπτώσεων με LDA είναι accuracy: 87% precision: 90%, recall: 96%.
- Χωρίς χρήση μείωσης δεδομένων: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 88% precision: 90%, recall: 93%.

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε έχουμε καλύτερη ορθότητα στο σύνολο δεδομένων χωρίς κάποια τεχνική μείωσης των δεδομένων. Παρόλα αυτά, μεταξύ των τεχνικών παρατηρούμε ότι με τη μέθοδο LDA είχαμε καλύτερα αποτελέσματα που είναι πολύ κοντά και σε αυτά χωρίς τη μείωση.

5.3.3 Δομή του ΤΝΔ

Αριθμός των κρυφών επιπέδων στο ΤΝΔ

Η πειραματική μελέτη σχετικά με τον αριθμό των κρυφών επιπέδων εφαρμόστηκε στα ΤΝΔ χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Stochastic Gradient Descent και πραγματοποιώντας tuning στις παραμέτρους των ΤΝΔ αξιοποιώντας τη μέθοδο Grid Search.

- Με 1 κρυφό επίπεδο: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 85%, precision: 89%, recall: 91%.
- Με 2 κρυφά επίπεδα: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 87% precision: 90%, recall: 93%.

- Με 3 κρυφά επίπεδα: Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 83% precision: 85%, recall: 92%.

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε έχουμε καλύτερα αποτελέσματα στο ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα.

Αλγόριθμος βελτιστοποίησης σε ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα

Η πειραματική μελέτη σχετικά με τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης εφαρμόστηκε σε ΤΝΔ με 2 κρυφά επίπεδα και πραγματοποιώντας tuning στις υπέρ-παραμέτρους των ΤΝΔ αξιοποιώντας τη μέθοδο Grid Search.

- Stochastic Gradient Descent: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 87% precision: 90% recall: 93%.
- Adam: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 86% precision: 89% recall: 93%.
- Rmsprop Ο συνολικός μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 88% precision: 90% recall: 93%.

Παρατηρούμε ότι τα αποτελέσματα των αλγορίθμων είναι πολύ κοντά, αλλά με βάση την ορθότητα ξεχωρίζουμε τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Rmsprop.

Μέθοδος dropout regularization

Η μέθοδος dropout regularization χρησιμοποιήθηκε για τη μελέτη όλων των μεθόδων στη διαδικασία διαχωρισμού, στην προεπεξεργασία και στη μελέτη των ΤΝΔ. Επίσης, σε κάθε μελέτη έγινε διαδικασία tuning μέσω της μεθόδου Grid search για την τιμή της υπέρ-παραμέτρου Dropout_rate.

- Χωρίς dropout regularization: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 86% precision: 89%, recall: 92%.
- Με dropout regularization: Ο μέσος όρος όλων των περιπτώσεων είναι accuracy: 85% precision: 88% recall: 92%.

Όπως μπορούμε να παρατηρήσουμε με μικρή διαφορά έχουμε καλύτερα αποτελέσματα χωρίς τη χρήση της μεθόδου Dropout Regularization.

5.4 Βέλτιστα μοντέλα ΤΝΔ

Σύμφωνα με την έρευνα και αξιοποιώντας τον πίνακα τιμών, θα παρουσιάσουμε τα μοντέλα των ΤΝΔ με τις μεγαλύτερες τιμές στην ορθότητα, ακρίβεια και ανάκληση.

Με μέγιστη ορθότητα 97% (Accuracy: 97%, Precision: 98%, Recall: 98%) έχουμε δύο τύπους ΤΝΔ.

- **ΤΝΔ με τα παρακάτω χαρακτηριστικά**

Μέθοδος διαχωρισμού δεδομένων: ποσοστό 70-30.

Μέθοδος μετασχηματισμού: Min Max Scaler.

Αριθμός κρυφών επιπέδων: 2

Δομή ΤΝΔ:

Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 36 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 12 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι:

Optimizer: Stochastic Gradient Descent, learning rate = 0, 3 momentum = 0, 4

Loss_function: Binary_cross_entropy

Metrics: Accuracy, Precision, Recall

Batch size: 20

Epochs: 150

- **ΤΝΔ με τα παρακάτω χαρακτηριστικά**

Μέθοδος διαχωρισμού δεδομένων: ποσοστό 70-30.

Μέθοδος μετασχηματισμού: Standard Scaler.

Αριθμός κρυφών επιπέδων: 2

Δομή ΤΝΔ:

Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.1.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.2.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι:

Optimizer: Adam, learning rate = 0.05.

Loss_function: Binary_cross_entropy.

Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Batch size: 20.

Epochs: 150.

Με μέγιστη ακρίβεια 100% (Accuracy: 95% Precision: 100% Recall: 93%) έχουμε το ΤΝΔ με τα εξής χαρακτηριστικά:

Μέθοδος διαχωρισμού δεδομένων: ποσοστό 70-30.

Μέθοδος μετασχηματισμού: Standard Scaler.

Αριθμός κρυφών επιπέδων: 2.

Δομή ΤΝΔ:

Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 14 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.4.

Κρυφό επίπεδο: 26 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.2.

Κρυφό επίπεδο: 11 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.6.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνα, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι.

Optimizer: Stochastic Gradient Descent, learning rate = 0,3 momentum = 0,4.

Loss_function: Binary_cross_entropy.

Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Batch size: 20.

Epochs: 150.

Με μέγιστη ανάκληση 100% (Accuracy: 93% Precision: 92% Recall: 100%) έχουμε δύο τύπους νευρωνικού δικτύου.

- **ΤΝΔ με τα παρακάτω χαρακτηριστικά**

Μέθοδο διαχωρισμού δεδομένων: ποσοστό 70-30.

Μέθοδος μετασχηματισμού: MinMaxScaler.

Αριθμός κρυφών επιπέδων: 2.

Δομή ΤΝΔ:

Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 26 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Κρυφό επίπεδο: 22 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι:

Optimizer: Adam, learning rate = 0.002.

Loss_function: Binary_cross_entropy.

Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Batch size: 20.

Epochs: 150.

- **ΤΝΔ με τα παρακάτω χαρακτηριστικά**

Μέθοδο διαχωρισμού δεδομένων: ποσοστό 70-30.

Μέθοδος μετασχηματισμού: MinMaxScaler.

Αριθμός κρυφών επιπέδων: 2.

Δομή ΤΝΔ:

Επίπεδο εισόδου: 22 νευρώνες.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.1.

Κρυφό επίπεδο: 34 νευρώνες, συνάρτηση ενεργοποίησης Rectified Linear, dropout: συχνότητα 0.2.

Επίπεδο εξόδου: 1 νευρώνας, συνάρτηση ενεργοποίησης: Sigmoid.

Υπέρ-παράμετροι:

Optimizer: Adam, learning rate = 0.05.

Loss_function: Binary_cross_entropy.

Metrics: Accuracy, Precision, Recall.

Batch size: 20.

Epochs: 150.

5.5 Μελλοντικές βελτιώσεις

Έχοντας ολοκληρώσει την έρευνα των ΤΝΔ αξιοποιώντας το σύνολο δεδομένων με νόσο Parkinson και προσπαθώντας να προσαρμόσουμε το ΤΝΔ για να πετύχουμε το βέλτιστο δυνατό αποτέλεσμα, καλούμαστε να αξιοποιήσουμε ένα μεγάλο πλήθος τεχνικών, υπερπαραμέτρων και αλγορίθμων. Μελετώντας τη θεωρία σχετικά με τα ΤΝΔ, για την έρευνά μας χρησιμοποιήσαμε τις τεχνικές και τις μεθόδους που θεωρούμε κατάλληλες και οι οποίες εξάγουν τα καλύτερα αποτελέσματα σε ένα δυαδικό πρόβλημα κατηγοριοποίησης. Παρόλα αυτά υπάρχει ένα πλήθος αλγορίθμων που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για περαιτέρω μελέτη.

Μια μελλοντική βελτίωση θα ήταν να κάνουμε επιπλέον έρευνα και με άλλους αλγόριθμους βελτιστοποίησης καθώς και τις παραμέτρους από τις οποίες αποτελούνται. Επίσης θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε ΤΝΔ με διαφορετική δομή, να δοκιμάσουμε άλλες συναρτήσεις ενεργοποίησης ή και άλλους τύπους νευρώνων. Έχοντας τη δυνατότητα να δοκιμάσουμε πολλούς συνδυασμούς θα μπορούσαμε να κάνουμε και παραπάνω δοκιμές στις υπέρ-

παραμέτρους ή να δοκιμάσουμε μια συγκεκριμένη παράμετρο και να παρατηρήσουμε τα αποτελέσματα που μας δίνει με διαφορετικούς αλγορίθμους. Τέλος θα μπορούσαμε να έχουμε και παραπάνω εγγραφές στο σύνολο δεδομένων ή να έχουμε σύνολα δεδομένων από άλλα ιατρικά κέντρα με σκοπό να συγκρίνουμε τους υπάρχοντες αλγορίθμους σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων.

Κεφάλαιο 6 – Βιβλιογραφία

6.1 Πηγές Συγγραμμάτων

Ξενόγλωσσα

- Anchana Khemphila & Veera Boonjing. (2012). Parkinson's Disease Classification using Neural Network and Feature selection. Ανακτήθηκε από <https://publications.waset.org/8538/parkinsons-disease-classification-using-neural-network-and-feature-selection>
- Anita, S. & Aruna, Priya P.(10/2016). Early Prediction of Parkinson's Disease using Artificial Neural Network. Ανακτήθηκε από https://www.researchgate.net/publication/309144104_Early_Prediction_of_Parkinson's_Disease_using_Artificial_Neural_Network
- Can, Mehmet. (n.d). Neural Networks to Diagnose the Parkinson's Disease. SOUTHEAST EUROPE JOURNAL OF SOFT COMPUTING. Ανακτήθηκε από <https://www.ius.edu.ba/sites/default/files/articles/47-139-1-PB.pdf>
- Das, Resul. (2010). A comparison of multiple classification methods for diagnosis of Parkinson disease. Ανακτήθηκε από <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417409006137>
- Dr. R.Geetha Ramani, G. Sivagami, Shomona Graciajacob. (2012). Feature Relevance Analysis and Classification of Parkinson's Disease Tele-Monitoring data Through Data Mining. Ανακτήθηκε από <https://www.semanticscholar.org/paper/Feature-Relevance-Analysis-and-Classification-of-Ramani-Sivagami/291ec451967e81db4f6b2d08090f435990d24a24>

- Duffy, R.J. (2005). Motor Speech Disorders: Substrates Differential Diagnosis and Management 2nd Edition. St. Louis: Elsevier Mosby.
- Ene, Marius. (2008). Neural network-based approach to discriminate healthy people From those with Parkinson's disease. Ανακτήθηκε από <http://inf.ucv.ro/~ami/index.php/ami/article/viewFile/250/245>
- Fahn S & Elton R. (1987). Unified Parkinson's disease Rating Scale – UPDRS. Ανακτήθηκε από https://img.medscape.com/fullsize/701/816/58977_UPDRS.pdf
- Farhad SoleimanianGharehchopogh και Peyman_Mohammadi. (2013). A Case Study of Parkinson's disease Diagnosis using Artificial Neural Networks, International Journal of Computer Applications. Ανακτήθηκε από https://www.researchgate.net/publication/271069095_A_Case_Study_of_Parkinsonaposs_Disease_Diagnosis_using_Artificial_Neural_Networks
- Hariganesh S, Gracy Annamary S,*M.Phil Scholar*. (2014). A Survey of Parkinson's Disease Using Data Mining Algorithms. Ανακτήθηκε από <http://ijcsit.com/docs/Volume%205/vol5issue04/ijcsit2014050424.pdf>
- Hinton G, Srivastava N & Swersky K. (2020). Neural Networks for Machine Learning. Ανακτήθηκε από https://www.cs.toronto.edu/~tijmen/csc321/slides/lecture_slides_lec6.pdf
- Ho, A.K., Iansek, R., Marigliani, C., Bradshaw, J.L. and Gates, S. (1998). Speech Impairment in a Large Sample of Patients with Parkinson's Disease. Ανακτήθηκε από <http://dx.doi.org/10.1155/1999/327643>.
- Joseph Ritchie. (n.d). Artificial Neural Networks for Diagnosis of Parkinson's Disease. Ανακτήθηκε από http://users.cecs.anu.edu.au/~Tom.Gedeon/conf/ABCs2018/paper/ABCs2018_paper_112.pdf
- Karunanithi, D & Rodrigues, P. (2017). Diagnosis of Disease through Voice Recordings using Artificial Neural Networks. Ανακτήθηκε από <https://issuu.com/journals.ats/docs/ijcatr06071006>

- Little, M.A., McSharry, P.E., Roberts, S.J., Costello, D.A.E., Moroz, I.M. (2007). Exploiting Nonlinear Recurrence and Fractal Scaling Properties for Voice Disorder Detection. *BioMedical Engineering OnLine*, 6(23).
- Masood, Ahmad & Gul, Muhammad Khan. (2012). Bio-signal Processing Using Cartesian Genetic Programming Evolved Artificial Neural Network (CGPANN). Ανακτήθηκε από <https://ieeexplore.ieee.org/document/6424333>
- Mohammad S.Islam, Imtiaz Parvez, Hai Deng, Parijat Goswami. (2014). Performance comparison of heterogeneous classifiers for detection of Parkinson's disease using voice disorder (dysphonia). Ανακτήθηκε από <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6850849>
- Peyman Mohammadi, Abdolreza Hatamlou & Mohammed Masdaris. (2013). A Comparative Study on Remote Tracking of Parkinson's Disease Progression Using Data Mining Methods. Ανακτήθηκε από <https://arxiv.org/abs/1312.2140>
- Pezard, L, Jech, R. and RuĚzlicĭka, E. (2001). Investigation of Non-Linear Properties of Multichannel EEG in the Early Stages of Parkinson's Disease. Ανακτήθηκε από <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/11137659/>
- Rahn, D.A, Chou, M, Jiang, J.J. and Zhang, Y. (2007). Phonatory Impairment in Parkinson's disease: Evidence from Nonlinear Dynamic Analysis and Perturbation Analysis. Ανακτήθηκε από <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0892199705001141>
- Sapir, S, Spielman, J.L, Ramig, L.O, Story, B.H and Fox, C. (2007). Effects of Intensive Voice Treatment (the Lee Silverman Voice Treatment [LSVT]) on Vowel Articulation in Dysarthric Individuals with Idiopathic Parkinson Disease: Acoustic and Perceptual Findings. *Journal of Speech Lang Hearing Research*. Ανακτήθηκε από <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/17675595/>
- Shahbakhhi, M, Far, D.T. & Tahami, E. (2014). Speech Analysis for Diagnosis of Parkinson's Disease Using Genetic Algorithm and Support Vector Machine. *J. Biomedical Science and Engineering*. Ανακτήθηκε από https://www.researchgate.net/publication/276495288_Speech_Analysis_for

[Diagnosis of Parkinson's Disease Using Genetic Algorithm and Support Vector Machine](#)

- Uma, Rani K & Mallikarjun, S. Holi. (2013). Automatic detection of neurological disordered voices using mel cepstral coefficients and neural networks. Ανακτήθηκε από <https://ieeexplore.ieee.org/document/6461288>

Ελληνόγλωσσα

- Βεκρελλής, Κ. (n.d). Νόσος του Πάρκινσον: Νεότερες εξελίξεις στη διάγνωση και θεραπεία. Ανακτήθηκε από (<https://helios-eie.ekt.gr/EIE/bitstream/10442/13274/3/VEKRELLHS.pdf>)
- Βιδάλη, Ρ. (31/03/2011). Αυτόματη Ταξινόμηση Μελωδίας σε μουσικά είδη με τη χρήση τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Πανεπιστήμιο Πειραιώς Τμήμα Πληροφορικής. Ανακτήθηκε από <http://dione.lib.unipi.gr/xmlui/bitstream/handle/unipi/4822/Vidali.pdf?sequence=2&isAllowed=y>
- Βόντας, Χ. (2015). Οπτική Αναγνώριση Χαρακτήρων με Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο. ΑΤΕΙ Θεσσαλίας. Ανακτήθηκε από <https://docplayer.gr/32419278-Optiki-anagnorisi-haraktiron-me-tehnito-neyroniko-diktyo.html>
- Θεοδόση-Κοκκίνου, Λ. (2013). Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα και εφαρμογές στα Συστήματα Αυτόματου Ελέγχου, Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας. Ανακτήθηκε από <https://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/6401/1/%ce%b4%ce%b9%cf%80%ce%bb%cf%89%ce%bc%ce%b1%cf%84%ce%b9%ce%ba%ce%b7.pdf>
- Θεοδωρίδης, Σ, Κουτρομπάς, Κ. (n.d). Αναγνώριση προτύπων (Pattern Recognition). Ανακτήθηκε από https://eclass.uoa.gr/modules/document/file.php/D67/%CE%A4%CE%B1%CE%BE%CE%B9%CE%BD%CE%BF%CE%BC%CE%B7%CF%84%CE%AD%CF%82%202017-2018/Course%20Pattern%20Recognition_2018_15th_part.pdf

- Λεονάρδος, Αθανάσιος Βλ. (n.d). Λειτουργική Ανατομία Βασικών Γαγγλίων, Ιατρικής Σχολής Πανεπιστημίου Αθηνών, Ανακτήθηκε από ([https://eclass.uoa.gr/modules/document/file.php/MED1146/ΒΑΣΙΚΑ%20ΓΑΓΓΛΙΑ Α.%20ΛΕΟΝΑΡΔΟΣ/Λειτουργική%20Ανατομία%20Βασικών%20Γαγγλίων.pdf](https://eclass.uoa.gr/modules/document/file.php/MED1146/ΒΑΣΙΚΑ%20ΓΑΓΓΛΙΑ%20Α.Α.%20ΛΕΟΝΑΡΔΟΣ/Λειτουργική%20Ανατομία%20Βασικών%20Γαγγλίων.pdf))
- Μεντενόπουλος Γ, Μπούρας Κ. (2008). Η νόσος του Parkinson, Αθήνα Σόλωνος 94: UNIVERSITY STUDIO PRESS
- Παπαδόπουλος, Α. (22/4/2016). Συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα στην υπολογιστική όραση. Ανακτήθηκε από <https://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/9623/3/PapadopoulosAth%28phys%29.pdf>
- Παπαδουράκης, Γ, Μαρίας, Κ. (2020). Η μέθοδος PCA – Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών. Ανακτήθηκε από (<https://docplayer.gr/114100717-l-methodos-pca-analysi-kyrion-synistoson.html>)
- Πασχάλη, Α. (2008). Μελέτες Αιμάτωσης Εγκεφάλου και Ακεραιότητας της Μελανοραβδωτής Οδού σε Παρκινσονικούς Ασθενείς. Ανακτήθηκε από <https://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/2020/1/PaschaliDiplomatiki.pdf>
- Ρεφανίδης, Γ. (2011). Νευρωνικά Δίκτυα, Ανακτήθηκε από <https://docplayer.gr/2640638-Refanidis-giannis-oktovrios-2011-http-users-uom-gr-yrefanid-courses-neuralnetworks.html>
- Ρούσσο, Π, Λ. (2011). Γνωστική Ψυχολογία Οι βασικές γνωστικές διεργασίες, Αθήνα Πλαπούτα 2 & Καλλιδρομίου: Εκδόσεις Τόπος
- Σκούρα, Α. (2020). Εξόρυξη Δεδομένων και Αλγόριθμοι Μάθησης Προεπεξεργασία Δεδομένων. Ανακτήθηκε από https://www.ceid.upatras.gr/webpages/courses/cplusplus/dm/1_Data_preprocessing.pdf
- Σταθοπούλου, Δ. (11/2010). Σύγκριση Μεθόδων Εκπαίδευσης Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων. Ανακτήθηκε από <https://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/4419/1/%ce%94%ce%>

[99%ce%a0%ce%9b%ce%a9%ce%9c%ce%91%ce%a4%ce%99%ce%9a%ce%97%20%ce%a3%ce%a4%ce%91%ce%98%ce%9f%ce%a0%ce%9f%ce%a5%ce%9b%ce%9f%ce%a5%20%ce%94%ce%97%ce%9c%ce%97%ce%a4%ce%a1%ce%91%ce%a3.pdf](https://gcfakianaki.github.io/docs/bachelor-thesis-sfakianaki.pdf)

- Σφακιανάκη, Γεωργία. (2013). Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών. Ανακτήθηκε από (<https://gcfakianaki.github.io/docs/bachelor-thesis-sfakianaki.pdf>)
- Τσίντου, Μ, Δαλαμάγκας, Κ. (2011). Νόσος Parkinson. Ανακτήθηκε από <http://helmedica.gr/items-pdf/items-7-7.pdf?i=1>
- Τσορτανίδης, Α Δ. (2005). Αρχιτεκτονική και Εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων με Γενετικούς Αλγόριθμους στην Πρόγνωση Οικονομικών Δεδομένων. Ανακτήθηκε από https://nemertes.lis.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/4489/1/Nimertis_Tsortanidis%28ma%29.pdf

6.2 Πηγές Διαδικτύου

Ξενόγλωσσες

- Abadi Martin και υπόλοιποι. (2015). TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems. Ανακτήθηκε από https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Dense
- About Keras. (n.d). Ανακτήθηκε από <https://keras.io/about/>
- Addison, Wesley. (2006). Introduction to Data Mining. 2007-2008,, Ανακτήθηκε από <http://www.cs.uoi.gr/~pitoura/courses/dm08/classificationIII.pdf>
- Algorithmia. (2018). Introduction to Loss Functions. Ανακτήθηκε από <https://algorithmia.com/blog/introduction-to-loss-functions>.
- Brownlee, Jason. (2017). What is the Difference Between Test and Validation Datasets. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/difference-test-validation-datasets/>

- Brownlee, Jason. (2018). Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/difference-between-a-batch-and-an-epoch/>
- Brownlee, Jason. (2019). A Gentle Introduction to the Rectified Linear Unit (ReLU). Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/rectified-linear-activation-function-for-deep-learning-neural-networks/>
- Brownlee, Jason. (2019). Dropout Regularization in Deep Learning Models With Keras. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/dropout-regularization-deep-learning-models-keras/>
- Brownlee, Jason. (2019). Gentle Introduction to the Adam Optimization Algorithm for Deep Learning. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/adam-optimization-algorithm-for-deep-learning/>
- Brownlee, Jason. (2019). Gradient Descent For Machine Learning. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/gradient-descent-for-machine-learning/>
- Brownlee, Jason. (2020). TensorFlow 2 Tutorial: Get Started in Deep Learning With tf.keras. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/tensorflow-tutorial-deep-learning-with-tf-keras/>.
- Brownlee, Jason. (October 27 2017). How to Use the Keras Functional API for Deep Learning. Ανακτήθηκε από <https://machinelearningmastery.com/keras-functional-api-deep-learning/>
- Bushaev, Vitaly (2018). Understanding RMSprop — faster neural network learning. Ανακτήθηκε από <https://towardsdatascience.com/understanding-rmsprop-faster-neural-network-learning-62e116fcf29a>
- Deep Learning & Parameter Tuning with MXnet, H2o Package in R, Multi-Layer Neural Network. (n.d). Ανακτήθηκε από

<https://www.hackerearth.com/practice/machine-learning/machine-learning-algorithms/understanding-deep-learning-parameter-tuning-with-mxnet-h2o-package-in-r/tutorial/>

- Dua Dheeru & Graff Casey. (2017). UCI Machine Learning Repository, Irvine CA: University of California, School of Information and Computer Science. Ανακτήθηκε από <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/parkinsons>
- Dua Dheeru και Graff Casey. (2017). UCI Machine Learning Repository, Parkinsons Data Set, University of California, Irvine, School of Information and Computer Sciences. Ανακτήθηκε από <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Parkinsons>
- Helmenstine, Anne Marie. (2020 February 11). What Are Independent and Dependent Variables. Ανακτήθηκε από <https://www.thoughtco.com/independent-and-dependent-variable-examples-606828>
- John D. Hunter. (2008). History. Ανακτήθηκε από <https://matplotlib.org/3.2.1/users/history.html>
- Krishni. (2019). An introduction to Grid Search. Ανακτήθηκε από <https://medium.com/datadriveninvestor/an-introduction-to-grid-search-ff57adcc0998>
- Numpy Introduction. (2019). Ανακτήθηκε από <https://python-tricks.com/numpy-tutorial/>
- Pedregosa, 2011, Scikit-learn: Machine Learning in Python. Ανακτήθηκε από <https://pypi.org/project/scikit-learn/>
- Python community. (Jun 18 2020). pandas 1.0.5. Ανακτήθηκε από <https://pypi.org/project/pandas/>
- Sam Wood. (2015). A Brief History of Python. Ανακτήθηκε από <https://hub.packtpub.com/brief-history-python/>

- Sanjay, M. (2018). Why and how to Cross Validate a Model. Ανακτήθηκε από <https://towardsdatascience.com/why-and-how-to-cross-validate-a-model-d6424b45261f>
- Spyder. (2018). The scientific Python Development Environment. Ανακτήθηκε από <https://www.spyder-ide.org/>
- Tarang, Shah. (Dec 6 2017). About Train Validation and Test Sets in Machine Learning. Ανακτήθηκε από <https://towardsdatascience.com/train-validation-and-test-sets-72cb40cba9e7>
- Tutorialspoint. (n.d). Keras - Model Compilation. Ανακτήθηκε από https://www.tutorialspoint.com/keras/keras_model_compilation.htm<https://towardsdatascience.com/why-and-how-to-cross-validate-a-model-d6424b45261f>
- Viet-Trung TRAN. (2015). From neural networks to deep learning. ανακτήθηκε από <https://www.slideshare.net/microlife/from-neural-networks-to-deep-learning>

Ελληνόγλωσσα

- Ασθένεια Πάρκινσον: Οι αιτίες και οι παράγοντες που αυξάνουν τον κίνδυνο προσβολής από τη νόσο. (n.d). Ανακτήθηκε από <https://www.medlook.net/Ασθένεια-Παρκινσον/1695.html>
- Ζαφειροπούλου, Ειρήνη. (n.d). Νόσος Parkinson. Ανακτήθηκε από <https://www.novartis.gr/our-work/therapeutic-areas/parkinson-disease>
- Καραντία, Αλίκη. (30/05/2011). Νόσο του Πάρκινσον και οικογένεια, άρθρο υγείας. Ανακτήθηκε από <https://iatro.gr/noso-toy-parkinson-kai-oikogeneia>
- Ο ανθρώπινος εγκέφαλος, Χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου. (n.d). Ανακτήθηκε από <https://www.cognifit.com/el/brain>
- Υπουργείο Υγείας. (2012). Παγκόσμια Ημέρα κατά της ασθένειας του Πάρκινσον. Ανακτήθηκε από <https://www.moh.gov.gr/articles/news/1133-pagkosmia-hmera-kata-ths-astheneias-toy-parkinson>