



ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΣΧΟΛΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ

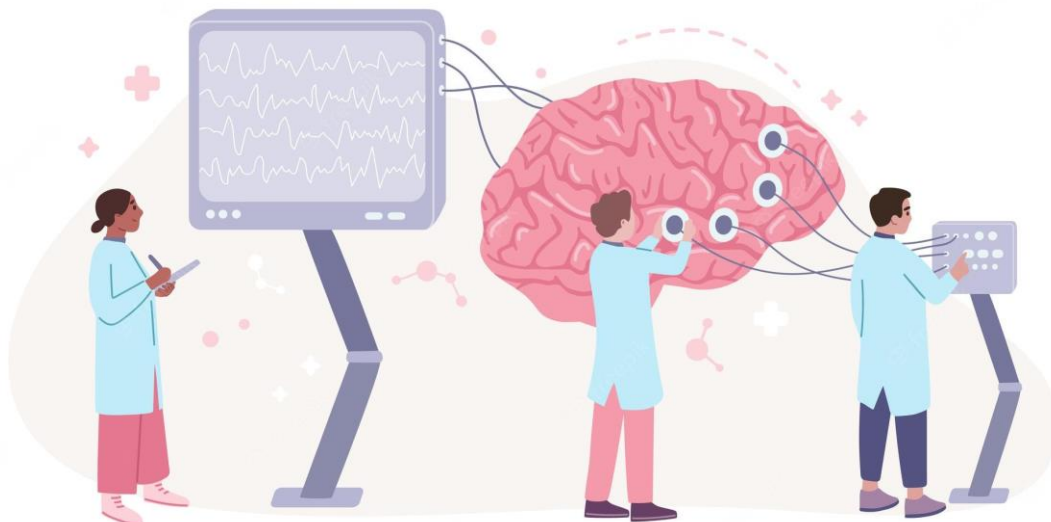


ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΜΟΝΟΔΙΑΣΤΑΤΩΝ ΠΟΛΥΚΑΝΑΛΙΚΩΝ
ΣΗΜΑΤΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΣΥΝΕΛΙΚΤΙΚΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΩΝ
ΔΙΚΤΥΩΝ »

Περσεφόνη Πατσέα - 1731



Επιβλέπων: Νικόλαος Γιαννακάς

Αρτα, Σεπτέμβριος 2022

**PROCESSING OF 1D MULTICHANNEL SIGNALS USING
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS**

Εγκρίθηκε από τριμελή εξεταστική επιτροπή

Άρτα, 15/09/2022

ΕΠΙΤΡΟΠΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

1. Επιβλέπων καθηγητής

Νικόλαος Γιαννακέας, Επίκουρος Καθηγητής

2. Μέλος επιτροπής

Αλέξανδρος Τζάλλας, Επίκουρος Καθηγητής

3. Μέλος επιτροπής

Κατερίνα Τζημούρτα, Πανεπιστημιακός Υπότροφος

Ο Προϊστάμενος του Τμήματος

Ευριπίδης Γλαβάς,

Καθηγητής, Α' βαθμίδα

Υπογραφή

© Περσεφόνη Πατσέα, 2022

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Δήλωση μη λογοκλοπής

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

Περσεφόνη Πατσέα

Υπογραφή

Περίληψη

Η παρούσα εργασία μελετά την δυνατότητα της κατηγοριοποίησης Μονοδιάστατων Σημάτων, κατόπιν μετατροπής τους σε δισδιάστατες εικόνες, με σκοπό τη χρήση Συνελκτικών Νευρωνικών Δικτύων (CNNs). Ειδικότερα, στόχος είναι η παραγωγή εικόνων από τα σήματα με αξιοποίηση τεχνικών που αναδεικνύουν την πληροφορία του σήματος στο χρόνο και στο φάσμα, όπως η ανάλυση χρόνου-συχνότητας (time-frequency ανάλυση) και ο μετασχηματισμός κυματιδίων (Wavelet Transform). Στο πλαίσιο της εργασίας, αρχικά αναλύεται η έννοια του ανθρώπινου εγκεφάλου και του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος, γνωστό και ως ΗΕΓ ή EEG. Έπειτα, περιγράφονται τα στάδια που ακολουθούνται για την εξαγωγή του ΗΕΓ, καθώς και οι τύποι επεξεργασίας του. Εν συνεχεία, παρουσιάζονται τεχνικές Μηχανικής Μάθησης και Νευρωνικών Δικτύων, με έμφαση στα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs), τις αρχές λειτουργίας, τις αρχιτεκτονικές τους, αλλά και τις βιβλιοθήκες που έχουν αναπτυχθεί. Για την εκπόνηση της εργασίας υλοποιήθηκε μεθοδολογία κατά την οποία παράγονται εικόνες από EEG, με δεδομένα που λαμβάνονται από τη Βάση της Βόννης. Η Βάση της Βόννης περιέχει δεδομένα από επιληπτικούς και μη, ασθενείς. Η μεθοδολογία της εργασίας επικεντρώθηκε στην κατηγοριοποίηση των εικόνων από τις επιληπτικές κρίσεις στις πέντε κατηγορίες της βάσης. Για την αξιολόγηση της κατηγοριοποίησης χρησιμοποιήθηκαν 100 σήματα μονοκαναλικά EEG, διάρκειας 23.6 sec, τα οποία αξιολογήθηκαν με βάσει σε τυπικά μέτρα αξιολόγησης.

Λέξεις – κλειδιά: Μονοδιάστατα Πολυκαναλικά και Μονοκαναλικά Σήματα, Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα, Βαθιά Μηχανική Μάθηση, Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, Επιληψία.

ABSTRACT

This work studies the probability of categorizing One – Dimensional Signals, after converting them into hesitant images, with the aim of using Convolutional Neural Networks (CNNs). In particular, the goal is to produce images from the signals using techniques that highlight the information of the signal in time and spectrum, such as time – frequency analysis and wavelet transform. In the context of the work, the concept of the human brain and the electroencephalogram, also known as EEG, is first analyzed. Then, the steps followed to extract the EEG, as well as the types of its processing, are described. Then, Machine Learning and Neural Networks techniques are presented, with an emphasis on Convolution Neural Networks (CNNs) the principles of operation, their architectures, but also the libraries that have been developed. For the preparation of the work, a methodology was implemented in which images are produced from EEG, with data obtained from Bonn Base. The Bonn Database contains data from epileptic and non-epileptic patients. The methodology of the work focused on the categorization of images from epileptic seizures into the five basic categories. To evaluate the categorization, 100 single-channel EEG signals, lasting 23.6 seconds, were used, which were evaluated based on standard evaluation measures.

Keywords: One-Dimensional Multichannel and Single-Channel Signals, Convolutional Neural Networks, Deep Machine Learning, EEG, Epilepsy

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	6
ABSTRACT.....	7
Πίνακας περιεχομένων.....	8
Πίνακας Εικόνων	11
Πίνακας Εξισώσεων.....	13
Κεφάλαιο 1	15
1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος.....	15
1.1 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος	15
1.1.1 Διαίρεση Εγκεφάλου	16
1.1.2 Τμήματα του εγκεφάλου.....	20
1.1.3 Χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου	21
1.1.4 Νευρώνες.....	22
1.1.5 Νευρογλοιακά Κύτταρα	24
1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ).....	27
1.2.1 Καταγραφή του Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος – ΗΕΓ	27
1.2.2 Οι ρυθμοί του εγκεφάλου	31
1.3 Επιδράσεις στον εγκέφαλο σε εξωτερικά ερεθίσματα	34
1.4 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως διαγνωστικό μέσο (π.χ. επιληψία, αλτσχάιμερ, κτλ.).....	37
Κεφάλαιο 2	40
2. Επεξεργασία Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος	40
2.1 Συχνотική Ανάλυση	40
2.2.1 Ανάλυση Χρόνο – Συχνότητας (Time – frequency analysis).....	42
2.2.2 Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Wavelets – Transform).....	45
2.3 Επιστημονική Στάθμιση.....	48
Κεφάλαιο 3	52

3. Μηχανική Μάθηση και Νευρωνικά Δίκτυα	52
3.1 Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης	52
3.2 Κατηγοριοποίηση	55
3.3 Γνωστοί Αλγόριθμοι Κατηγοριοποίησης	56
3.3.1 Κατηγοριοποίηση κατά Bayes – Μπεϋζιανός Ταξινομητής	57
3.3.2 Naive Bayes Classifier – Απλός κατηγοριοποιητής / ταξινομητής Bayes ..	57
3.3.3 Κατηγοριοποιητής K – πλησιέστερων γειτόνων (KNN).....	59
3.3.4 Κατηγοριοποιητής με δέντρο Απόφασης – Δέντρα Ταξινόμησης / Απόφασης	60
3.3.5 Αλγόριθμος Απαλοιφής Υποψηφίων.....	62
3.3.6 Αλγόριθμος ID3 – Εντροπία Πληροφορίας.....	63
3.3.7 Αλγόριθμος C4.5 – Κέρδος Πληροφορίας	65
3.4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	66
Κεφάλαιο 4	71
4. Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα – CNN	71
4.1 Εφαρμογή στα CNNs	71
4.2 Αρχές Λειτουργίας	78
4.3 Αρχιτεκτονικές Συνελκτικών δικτύων	87
4.4 Βιβλιοθήκες για Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα.....	95
Κεφάλαιο 5	102
5.1 Εισαγωγή – Σύνολο Δεδομένων.....	102
5.2 Υλοποίηση – Παραμετροποίηση.....	104
Κεφάλαιο 6	114
6. Αποτελέσματα.....	114
6.1 Μέτρα Αξιολόγησης (Ακρίβεια, Ευαισθησία, Εξειδίκευση, Πίνακας Σύγχυσης)	114
6.2 Αποτελέσματα.....	118
Κεφάλαιο 7	120

7. Συμπεράσματα	120
Βιβλιογραφία	122

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1: Διαίρεση Εγκεφάλου	17
Εικόνα 2: Ανθρώπινος Εγκέφαλος	19
Εικόνα 3: Τμήματα Εγκεφάλου	21
Εικόνα 4: Τμήματα Νευρώνα	23
Εικόνα 5: Θέση Νευρογλοιακού & Νευρικού Κυττάρου	24
Εικόνα 6: Πλαστικότητα Εγκεφάλου.....	27
Εικόνα 7: Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)	28
Εικόνα 8: Αποτέλεσμα ΗΕΓ	31
Εικόνα 9: Εγκεφαλικά Κύματα.....	33
Εικόνα 10: Θέση Δενδρίτη	35
Εικόνα 11: Περιοδικά βραδέα κύματα ενός εγκεφαλογραφήματος	38
Εικόνα 12: Πορεία του ύπνου	40
Εικόνα 13: Στάδια Ύπνου	42
Εικόνα 14: Time - Frequency Analysis	44
Εικόνα 15: Wavelet.....	45
Εικόνα 16: Μηχανική Μάθηση.....	55
Εικόνα 17: Θεωρία Απόφασης του Bayes	59
Εικόνα 18: Κατηγοριοποιητής K - πλησιέστερων γειτόνων.....	60
Εικόνα 19: Παράδειγμα Κατηγοριοποίησης με Δένδρο Απόφασης (Με δεδομένα εταιρείας κινητής τηλεφωνίας)	61
Εικόνα 20: Παράδειγμα Κατηγοριοποίησης με Δένδρο Απόφασης.....	62
Εικόνα 21: Σχηματική Περιγραφή του Τρόπου Λειτουργίας.....	63
Εικόνα 22: Παράδειγμα Εντροπίας Πληροφορίας.....	64
Εικόνα 23: Παράδειγμα Κέρδους Πληροφορίας	66
Εικόνα 24: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο	68
Εικόνα 25: Παράδειγμα Λειτουργίας Συνελκτικού Επιπέδου	73
Εικόνα 26: Παράδειγμα Πλήρους Συνδεδεμένου Επιπέδου.....	78
Εικόνα 27: Γενική Αρχιτεκτονική Συνελκτικού Δικτύου.....	80
Εικόνα 28: Λειτουργία Συνάρτησης ReLU	83
Εικόνα 29: Παράδειγμα Λειτουργίας Συγκεντρωτικού Επιπέδου.....	85
Εικόνα 30: Ιεραρχία Χαρακτηριστικών που έχει μάθει ένα βαθύ CNN.....	87

Εικόνα 31: Αρχιτεκτονική Δικτύου VGGNet-19, μετά από επεξεργασία.....	94
Εικόνα 32: Διάγραμμα Ροής	102
Εικόνα 33: Φάκελοι, αρχεία txt και δεδομένα της Βάσης της Βόννης.....	104
Εικόνα 34: Wavelet Morlet, read_table & Φασματογράφημα	106
Εικόνα 35: Βιβλιοθήκες tkinter & pandas	106
Εικόνα 36: Γραφικές παραστάσεις εξόδου	107
Εικόνα 37: Εξαγόμενο παράθυρο	107
Εικόνα 38: Input & Conv. Layer 1	109
Εικόνα 39: Conv. Layer 2	110
Εικόνα 40: Conv. Layer 3	111
Εικόνα 41: Conv. Layer 4	112
Εικόνα 42: FC Layer.....	113
Εικόνα 43: 1 ^ο Παράδειγμα Πίνακα Σύγκρισης	115
Εικόνα 44: 2 ^ο Παράδειγμα Πίνακα Σύγκρισης	116
Εικόνα 45: Αποτέλεσμα CNN	118

Πίνακας Εξιτώσεων

Εξίσωση 1	46
Εξίσωση 2	47
Εξίσωση 3	47
Εξίσωση 4	57
Εξίσωση 5	58
Εξίσωση 6	58
Εξίσωση 7	58
Εξίσωση 8	60
Εξίσωση 9	60
Εξίσωση 10	60
Εξίσωση 11	60
Εξίσωση 12	64
Εξίσωση 13	64
Εξίσωση 14	65
Εξίσωση 15	65
Εξίσωση 16	81
Εξίσωση 17	82
Εξίσωση 18	84
Εξίσωση 19	84
Εξίσωση 20	85
Εξίσωση 21	86
Εξίσωση 22	87
Εξίσωση 23	90
Εξίσωση 24	91
Εξίσωση 25	91
Εξίσωση 26	116
Εξίσωση 27	116
Εξίσωση 28	116
Εξίσωση 29	117
Εξίσωση 30	117
Εξίσωση 31	117

Εξίσωση 32 117

Κεφάλαιο 1

1. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

1.1 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

Το μεγαλύτερο και σπουδαιότερο τμήμα του ΚΝΣ (Κεντρικού Νευρικού Συστήματος) αποτελείται από τον εγκέφαλο. Ο εγκέφαλος ορίζεται σαν ένα πολύπλοκο όργανο, που εντοπίζεται στο εσωτερικό του εγκεφαλικού κρανίου, περικλείεται από τρεις προστατευτικούς υμένες, τις μήνιγγες, ρυθμίζοντας έτσι τις δραστηριότητες του ΝΣ (Νευρικού Συστήματος). Ο εγκέφαλος συγκροτείται από δύο ημισφαίρια που χωρίζονται από τη επιμήκη σχισμή. Τα νεύρα, ή αλλιώς εγκεφαλικές συζυγίες, εκφύονται από την κάτω επιφάνεια του εγκεφάλου. Από εκεί και μετά συναντάται ο νωτιαίος μυελός. Η αφετηρία του εγκεφαλικού κρανίου ενώνεται με την κατώτατη επιφάνεια του εγκεφάλου διαθέτοντας αντίστοιχα τμήματα για τη δίοδο του νωτιαίου μυελού και των κρανιακών νευρών. Ειδικότερα, από τα προαναφερθέντα τμήματα περνούν διάφορα αγγεία, που έχουν σκοπό την αιμάτωση του εγκεφάλου. Ο εγκεφαλικός φλοιός συγκροτείται από την άνω και τις πλάγιες επιφάνειες του εγκεφάλου, ενώνοντάς τον έτσι, με το θόλο του κρανίου. Οι νευρώνες, οι οποίοι αποτελούν τον εγκέφαλο, αποδέχονται, επεξεργάζονται, αλλά και διαβιβάζουν ερεθίσματα. Τα κέντρα είναι εξειδικευμένες περιοχές του εγκεφάλου, που ευθύνονται για τις αισθήσεις, τον έλεγχο, το συντονισμό και την αντίληψη των ανώτερων πνευματικών λειτουργιών και των μυϊκών κινήσεων. (Wikipedia, 2022)

Επιπλέον, ο εγκέφαλος απαρτίζεται στο ΚΝΣ (Κεντρικό Νευρικό Σύστημα), αποτελώντας έτσι το πιο ογκώδες τμήμα του εγκεφάλου. Σε όλα τα σπονδυλωτά όντα, ο εγκέφαλος είναι τοποθετημένος στο ανώτερο και μπροστινό τμήμα της κρανιακής κοιλότητας. Στο εσωτερικό του κρανίου, περιτριγυρίζεται από ένα διαυγές υγρό, το οποίο καλείται ως εγκεφαλονωτιαίο υγρό, όπου εκτελεί λειτουργίες προστασίας, όχι μόνο φυσικές, αλλά και ανοσολογικές.

Αξίζει να σημειωθεί πως ο εγκέφαλος δεν ανήκει στην κατηγορία των μυών. Αυτό συμβαίνει γιατί δεν απαρτίζεται από μυϊκά κύτταρα, ή αλλιώς μυοκύτταρα, αλλά από εκατομμύρια νευρώνες, που συνδέονται με δενδρίτες και άξονες. Οι νευρώνες αυτοί, και μαζί και μεμονωμένα, έχουν τη δυνατότητα να ρυθμίζουν λειτουργίες εγκεφάλου, μυαλού και σώματος. Πιο συγκεκριμένα, στοιχειώδεις λειτουργίες, λόγου χάρη, η αναπνοή, η τροφή, ο ύπνος, μέχρι και η διαφωνία με κάποιο άλλο άτομο, ελέγχονται από τον εγκέφαλο, κάνοντας το με αυτό τον τρόπο, μόνο ένα μέρος των εγκεφαλικών λειτουργιών. (Αnon., 2022)

Στον εγκέφαλο συναντώνται νευρικοί οδοί και νεύρα, οι οποίοι έχουν άμεση σχέση με τη ρύθμιση της δραστηριότητας των σπλάχνων. Ανατομικά απαρτίζεται από τρεις περιοχές το στέλεχος, την παρεγκεφαλίδα και τα εγκεφαλικά ημισφαίρια. Ο εγκέφαλος, μπορεί να εκπροσωπεί το 2% περίπου του βάρους ενός ατόμου, όμως εκμεταλλεύεται το 20% των θερμίδων και του οξυγόνου του.

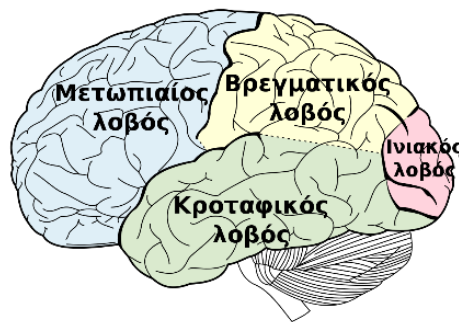
Από το 1945 είναι γνωστό από τους επιστήμονες, πως ο ανθρώπινος εγκέφαλος, αποτελείται περίπου από 73% νερό. Μία αφυδάτωση της τάξης του 2% έχει την ικανότητα να επηρεάσει το άτομο ως προς την εκτέλεση των καθηκόντων που αφορούν την προσοχή, τις κινητικές δεξιότητες και τη μνήμη. Γι' αυτό άλλωστε η καλή ενυδάτωση του εγκεφάλου είναι αναγκαία.

Ένας είδος λίπους, που συχνά θεωρείται επιβλαβής για την υγεία του ατόμου, είναι η χοληστερόλη. Μπορεί η υπερβολική χοληστερόλη να είναι επικίνδυνη για την καρδιά, όμως παίζει σπουδαίο ρόλο στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Χωρίς χοληστερόλη, τα εγκεφαλικά κύτταρα δε μπορούν να επιβιώσουν. Το ποσοστό της χοληστερόλης του σώματος, η οποία περιέχεται στα εγκεφαλικά κύτταρα, ανέρχεται στο 25% περίπου.

1.1.1 Διαίρεση Εγκεφάλου

Τελεγκέφαλος (Πρόσθιος Εγκέφαλος): Απαρτίζει το μεγαλύτερο μέρος, και συγκροτείται από τα δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια, τις πλάγιες κοιλίες του εγκεφάλου και τους συνδέσμους των ημισφαιρίων.

- I. **Ημισφαίρια:** Κάθε ένα ημισφαίριο αποτελείται από πέντε διαφορετικούς λοβούς (Μετωπιαίο, Βρεγματικό, Ινιακό, Κροταφικό και Νήσο του Reil), βασικά γάγγλια και λευκή ουσία.
- II. **Σύνδεσμοι Ημισφαιρίων:** Πρόσθιος σύνδεσμος του εγκεφάλου, Μεσολόβιο, Διαφανές Διάφραγμα, Σύνδεσμος των Ιππόκαμπων, και ψαλίδα.
- III. **Ρινικός Εγκέφαλος:** Απαρτίζεται από μία περιφερική μοίρα (Οσφρητική ταινία, οσφρητικό τρίγωνο, οσφρητικός βολβός, πρόσθια διάτρητη ουσία, οσφρητικές χορδές, παροσφρητική άλως, υπομεσολόβια έλικα) και μία κεντρική μοίρα (ιπποκάμπειος σχηματισμός και απιοειδής λοβός).



Εικόνα 1: Διάρθρωση Εγκεφάλου

Διάμεσος Εγκέφαλος: Συνίσταται από τους δύο θαλάμους, τον επιθάλαμο, τον υποθάλαμο, το μεταθάλαμο, καθώς και την τρίτη κοιλία του εγκεφάλου.

- I. **Θάλαμοι:** Απαρτίζουν δύο μάζες φαιάς ουσίας σε ωσειδές σχήμα.
- II. **Επιθάλαμος:** Συγκροτείται από το επιθηλιακό πέταλο της τρίτης κοιλίας, το τρίγωνο της ηνίας, την επίφυση και τον οπίσθιο σύνδεσμο του εγκεφάλου.
- III. **Υποθάλαμος:** Συνίσταται από τον ιδίως υποθάλαμο (φαιό φύμα, μαστία, υπόφυση, μίσχος υπόφυσης, τελικό πέταλο, οπτικό χάσμα)
- IV. **Μεταθάλαμος:** Αποτελείται από το έξω και έσω γονατώδες σώμα.

Μέσος Εγκέφαλος: Συγκροτείται από το τετραδύμο πέταλο, τον υδραγωγό του Sylyius και τα δύο εγκεφαλικά σκέλη.

- I. **Τετραδύμο Πέταλο:** Οπίσθια και πρόσθια διδύμια, κάτω και άνω βραχίονας του τετραδύμου, που αποτελούνται από πέταλο φαιάς ουσίας.

- II. **Εγκεφαλικά Σκέλη:** Συνιστούν 90 λεπτές αποπεπλατυσμένες ταινίες λευκής ουσίας.

Οπίσθιος Εγκέφαλος: Αποτελείται από την παρεγκεφαλίδα, τη γέφυρα και την τέταρτη κοιλία του εγκεφάλου.

- I. **Παρεγκεφαλίδα:** Στο κέντρο της εμφανίζεται ο σκώληκας, και στα πλάγια τα ημισφαίρια της παρεγκεφαλίδας
- II. **Γέφυρα:** Αποπεπλατυσμένο όγκωμα που αποτελείται από λευκή ουσία

Έσχατος Εγκέφαλος: Αποτελούμενος από το κάτω τριτημόριο της τέταρτης κοιλίας και τον προμήκη μυελό

- I. **Προμήκης Μυελός:** Έχει σχήμα αποπεπλατυσμένου κώνου. Προς τα πάνω συνδέεται με τη γέφυρα, και προς τα κάτω με τον νωτιαίο μυελό

Το εγκεφαλικό στέλεχος, απαρτίζεται από τον προμήκη μυελό, τη γέφυρα και το μέσο εγκέφαλο.

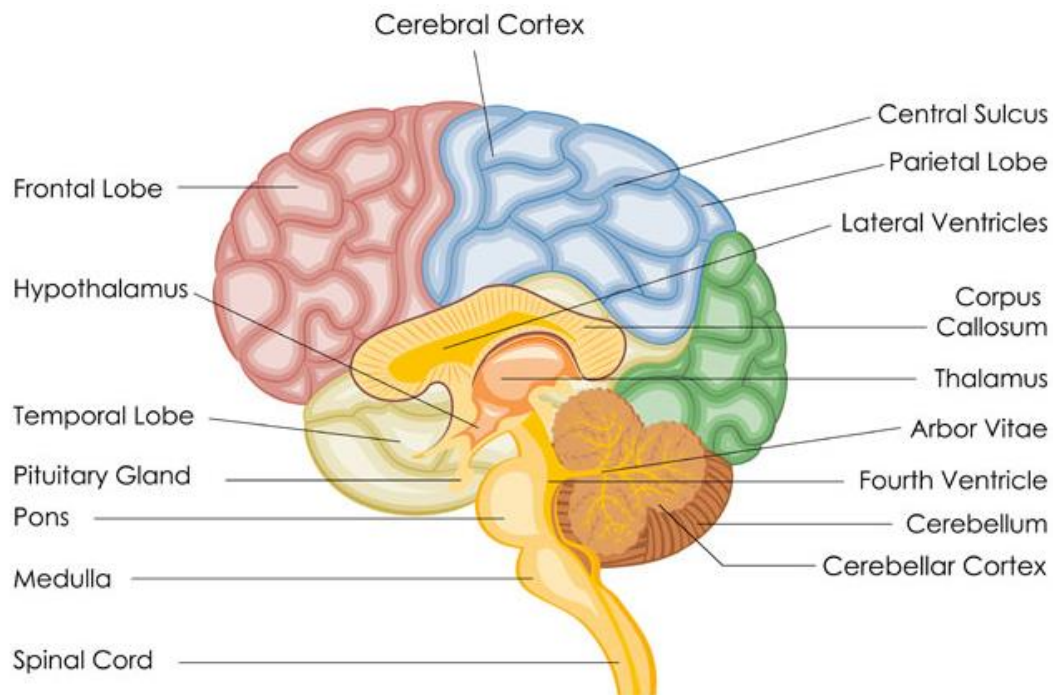
Αρτηρίες: Οι δύο έσω καρωτίδες αρτηρίες, και οι δύο σπονδυλικές αρτηρίες, αγγειώνουν τον εγκέφαλο.

Η έσω καρωτίδα αρτηρία διασχίζει το σηραγγώδη χώρο και υπεισέρχονται στην σκληρά μήνιγγα, η οποία χορηγεί την πρόσθια χοριοειδή και την οπίσθια αναστομωτική αρτηρία. Διαμοιράζεται σε δύο κατηγορίες. Την πρόσθια και τη Μέση εγκεφαλική αρτηρία.

Στο κρανίο εισρέουν οι σπονδυλικές αρτηρίες, μέσω του μείζονος ινιακού τρήματος και στο μπροστινό μέρος του προμήκη μυελού συγχωνεύονται και σχηματίζουν ένα

μεγάλο αγγείο, το οποίο αποτελεί τη βασική αρτηρία, όπου στο ύψος της γέφυρας διαμοιράζεται στις δύο οπίσθιες αρτηρίες του εγκεφάλου.

Μόνιμες παθολογοανατομικές αλλοιώσεις μπορούν να προκληθούν με παύση της κυκλοφορίας αίματος στον εγκέφαλο, των οχτώ πρώτων λεπτών ή και περισσότερων. (Wikipedia, 2022)



Εικόνα 2: Ανθρώπινος Εγκέφαλος

Οι εγκεφαλικές λειτουργίες αποτελούν το βασικότερο τμήμα του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος και του εγκεφάλου. Γενικότερα, οι εγκεφαλικές λειτουργίες, συνοψίζονται στον έλεγχο και στη ρύθμιση των περισσότερων σωματικών και νοητικών λειτουργιών. Από τις πιο σημαντικές εγκεφαλικές λειτουργίες είναι:

- **Ο έλεγχος των ζωτικών λειτουργιών**, όπως για παράδειγμα ο έλεγχος των καρδιακών ρυθμών, της αρτηριακής πίεσης, της αναπνοής, κοκ.
- **Ο έλεγχος των κινήσεων και της σωματικής στάσης**, όπως είναι λόγου χάρη η ορθοστασία, η ομιλία και το περπάτημα.
- Η όραση, η οσμή και η γεύση, δηλαδή **η σύλληψη, η επεξεργασία, η συγχώνευση και η επεξήγηση όλων των δεδομένων που λαμβάνονται από τις αισθήσεις.**
- **Συναισθηματικές και συμπεριφορικές ευθύνες.**

- **Έλεγχος των ανώτερων νοητικών λειτουργιών:** μάθηση, εκτελεστικές λειτουργίες, αντίληψη
- **Επιτρέπει** στο άτομο να συλλογίζεται, να σκέφτεται, να νιώθει, να υπάρξει, ...

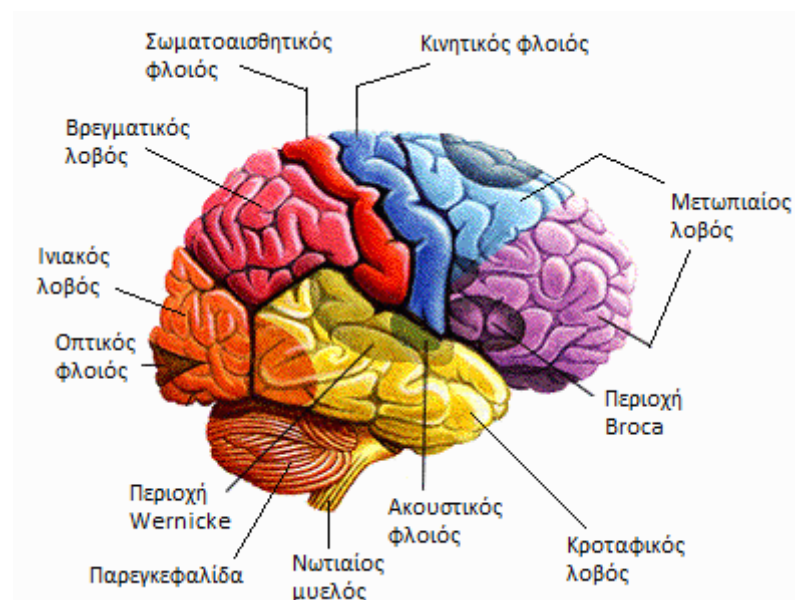
1.1.2 Τμήματα του εγκεφάλου

Εγκέφαλο διαθέτουν όλα τα σπονδυλωτά ζώα. Όμως από το ένα είδος στο άλλο, μπορεί να διαφέρει ως προς το μέγεθος, τη μορφή, καθώς και ορισμένα χαρακτηριστικά. Ο εγκέφαλος του ανθρώπινου είδους αποτελείται από την παρεγκεφαλίδα, τον υποθάλαμο, την υπόφυση, την επίφυση και το εγκεφαλικό στέλεχος. Πιο συγκεκριμένα:

- Ο **εγκέφαλος** συγκροτείται από τις υποφλοιώδεις και φλοιώδεις δομές, οι οποίες είναι κρυμμένες κάτω από τον εγκεφαλικό φλοιό. Ο εγκεφαλικός φλοιός, ή αλλιώς φλοιώδεις δομές, χωρίζονται σε διαφορετικούς λοβούς: βρεγματικό, μετωπιαίο, ινιακό, χρονικό, κροταφικό φλοιό και νησιωτικό φλοιό. Επιπρόσθετα, οι λοβοί αυτοί απαρτίζονται από δύο ημισφαίρια, το αριστερό και το δεξί. Οι δομές που βρίσκονται κάτω από τον εγκεφαλικό φλοιό, αποτελούν τις υποφλοιώδεις δομές, και σ' αυτές κατατάσσονται ο μεσολόβιος, ο οποίος ενώνει τα δύο ημισφαίρια, τα βασικά γάγγλια, τα θηλαστικά σώματα και η αμυγδαλή. Ο εγκέφαλος έχει την ευθύνη για την ενσωμάτωση των λαμβανόμενων πληροφοριών από τα αισθητήρια όργανα, και με αυτόν τον τρόπο οργανώνει μία απάντηση. Τέλος, ελέγχει τις συναισθηματικές, τις κινητικές, και γενικότερα όλες τις ανώτερες γνωστικές λειτουργίες, όπως για παράδειγμα το συλλογισμό, τη μάθηση, τη μνήμη και τη συναισθηματική έκφραση.
- Η **παρεγκεφαλίδα** αποτελεί το δεύτερο μεγαλύτερο εγκεφαλικό όργανο. Ευθύνεται για την κυκλοφορία και τον ορθοστατικό έλεγχο.
- Ο **υποθάλαμος** συνδέεται με την **επίφυση** και την **υπόφυση** μέσω των απελευθερωμένων ορμονών, που έχουν στόχο τη ρύθμιση των σπλαχνικών λειτουργιών, όπως ρύθμιση θερμοκρασίας και βασικών συμπεριφορών, παραδείγματος χάριν επιθετικής απόκρισης, αναζήτησης της ευχαρίστησης, διατροφή. Ο σημαντικότερος ρόλος της επίφυσης είναι ο συγχρονισμός

απελευθέρωσης μιας συγκεκριμένης ορμόνης, με το όνομα μελατονίνη, καθώς και στη ρύθμιση της εγρήγορσης και του ύπνου, στο οποίο συντονίζεται και το οπτικό χίασμα.

- Το **εγκεφαλικό στέλεχος** απαρτίζεται από το άνω άκρο του νωτιαίου μυελού. Συντονίζεται από την προεξοχή, τη σπονδυλική στήλη και το μεσεγκέφαλο. Είναι αξιοσημείωτο ότι το εγκεφαλικό στέλεχος διαθέτει τον πλήρη έλεγχο των αυτόματων λειτουργιών. Στις αυτόματες λειτουργίες περιλαμβάνονται ο καρδιακός ρυθμός ή πίεση του αίματος, οι κινήσεις των άκρων και οι σπλαχνικές λειτουργίες – πέψη, ούρηση -.



Εικόνα 3: Τμήματα Εγκεφάλου

1.1.3 Χαρακτηριστικά του ανθρώπινου εγκεφάλου

Ο εγκεφαλικός φλοιός αποτελεί τον πιο προηγμένο και πολύπλοκο φλοιό του ανθρώπινου εγκεφάλου. Διαθέτει το μεγαλύτερο μέγεθος συγκριτικά με αυτόν των υπόλοιπων ειδών, και έχει την ικανότητα να διπλώνει και να τυλίγεται γύρω από τον ίδιο του τον εαυτό περισσότερες φορές, με αποτέλεσμα να σχηματίζει αύλακες και περικυκλώσεις οι οποίες προσδίδουν το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό τσαλάκωμα στην εμφάνισή του.

Ο εγκέφαλος ενός ανθρώπου ζυγίζει περίπου 1,4 έως 1,5 κιλά, ενώ ο όγκος του ανέρχεται περίπου στα 1130 cm^3 για τις γυναίκες, και στα 1260 cm^3 για τους άνδρες, αντίστοιχα.

Ο εγκέφαλος, όπως και ο νωτιαίος μυελός, προστατεύονται από μεμβράνες, τις λεγόμενες μήνιγγες, που προστατεύουν από χτυπήματα στο κρανίο. Ο εγκέφαλος “επιπλέει” στο εγκεφαλονωτιαίο υγρό, ώστε να υπάρχει μεγαλύτερη προστασία. Αποτιμάται πως ο εγκέφαλος ενός ανθρώπου συντονίζεται, ως επί των πλείστων, από 100 δισεκατομμύρια νευρικά, νευρογλοιακά κύτταρα και νευρώνες.

1.1.4 Νευρώνες

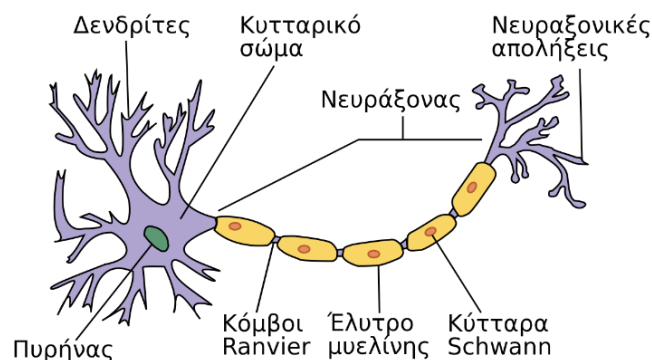
Οι νευρώνες είναι κύτταρα με ιδιαίτερα χαρακτηριστικά. Πιο συγκεκριμένα, είναι εξειδικευμένα κύτταρα, υπεύθυνα για τη λήψη, την επεξεργασία καθώς και τη μετάδοση των δεδομένων, σε ενδοκυτταρικά και μεσοκυτταρικά κύτταρα. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω νευρικών ωθήσεων, ηλεκτροχημικών σημάτων, γνωστά ως δυναμικό δράσης. Οι νευρώνες, ως προς τη δομή τους, έχουν τις ίδιες γενετικές πληροφορίες και κυτταροπλασματικά στοιχεία, όπως και τα υπόλοιπα κύτταρα του οργανισμού. Αποτελούνται από τρία μέρη το σώμα, τους άξονες και τους δενδρίτες.

- Το **σώμα** είναι το βασικό τμήμα του κυττάρου, που εμπεριέχει τον πυρήνα με το γενετικό υλικό (DNA), τα ριβοσώματα που παρασκευάζουν πρωτεΐνες, το ενδοπλασματικό δίκτυο και τα μιτοχόνδρια που παράγουν ενέργεια. Στο σώμα διεκπεραιώνονται οι περισσότερες λειτουργίες του μεταβολισμού ενός κυττάρου. Εξαιτίας αυτού, το σώμα είναι αναγκαίο για την επιβίωση ενός νευρωνικού κυττάρου.
- Οι **άξονες** είναι μία προέκταση που εξέρχονται του κυτταρικού σώματος. Αν υποθεθεί πως οι άξονες είναι ένα “καλώδιο”, στο τέλος αυτού υπάρχουν τερματικά κουμπιά, τα οποία είναι τα σημεία στα οποία εκτελείται η σύναψη, ή αλλιώς η μετάδοση των πληροφοριών, μεταξύ των νευρώνων. Δηλαδή από το προσυναπτικό στο μετασυναπτικό στοιχείο. Τα μήκη των αξόνων, από νευρώνα σε νευρώνα ποικίλουν. Υπάρχουν οι πολύ μικροί, οι οποίοι είναι μικρότεροι από 1 mm, και φτάνουν μέχρι τους μακρύτερους, όπου το μήκος

τους ξεπερνά το ένα μέτρο. Οι μακρύτεροι άξονες είναι συνήθως περιφερειακά νεύρα, λόγω χάρη αυτά των κινητικών νευρώνων. Αρκετοί άξονες, κυρίως εκείνοι των αισθητικών και κινητικών νευρώνων, σκεπάζονται από ένα στρώμα μυελίνης, όπου επιταχύνει και βοηθά τη μετάδοση των πληροφοριών. Ο άξονας, όσο περισσότερη μυελίνη περιέχει, τόσο πιο τελέσφορα θα πραγματοποιηθεί η μετάδοση στο νευρικό ερέθισμα. Οι κινητικοί και αισθητικοί νευρώνες που περιέχουν περισσότερη μυελίνη, είναι πιο απομακρυσμένοι διότι οι πληροφορίες πρέπει να πραγματοποιήσουν μεγαλύτερες διαδρομές.

- Οι **δενδρίτες** αποτελούν κάποιες νευρικές απολήξεις οι οποίες εξέρχονται του κυτταρικού σώματος, και διακλαδίζονται υπό τη μορφή ενός δέντρου. Αποτελούν το σημαντικότερο και κυριότερο συστατικό λήψης πληροφοριών, ή αλλιώς μετασυναπτικό στοιχείο, και είναι υπεύθυνοι για την επικοινωνία ανάμεσα στους νευρώνες.

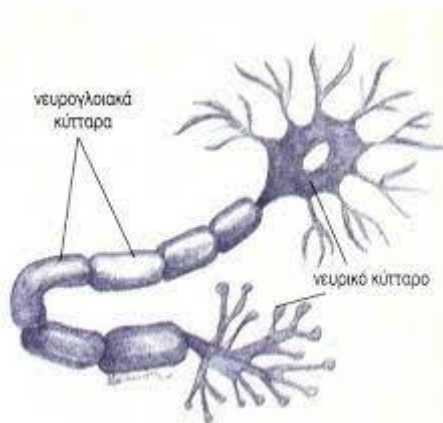
Επιπροσθέτως, ευρέως γνωστά είναι η φαιά και η λευκή ουσία, που συναντώνται σε δύο διαφορετικά μέρη του εγκεφάλου. Η φαιά ουσία συναντάται κυρίως στο σώμα και στους δενδρίτες των νευρώνων, ενώ η λευκή ουσία περιλαμβάνει το φάσμα που δεσπόζουν οι άξονες των νευρώνων. Το χρώμα σ' αυτά τα σημεία είναι πιο λευκό, λόγω της επίστρωσης της μυελίνης.



Εικόνα 4: Τμήματα Νευρώνα

1.1.5 Νευρογλοιακά Κύτταρα

Τα νευρογλοιακά κύτταρα, είναι από αυτά τα κύτταρα που υπάρχουν σε αφθονία στο ΚΝΣ (Κεντρικό Νευρικό Σύστημα). Τα συγκεκριμένα κύτταρα έχουν την ικανότητα της νευρογένεσης, δηλαδή της διαίρεσης στον ενήλικα εγκέφαλο, και η ύπαρξή τους είναι αναγκαία για την άρτια λειτουργία του εγκεφάλου. Συγκροτούν την κύρια δομική υποστήριξη για τους νευρώνες. Ενισχύουν τους άξονες τους με μυελίνη, με σκοπό την καλύτερη συναπτική διαβίβαση, συμμετέχουν και αποκαθιστούν τους μηχανισμούς της νευρικής αναγέννησης, εμπλέκονται στη διατροφική συνεισφορά του κυττάρου, στη διατήρηση του αιματοεγκεφαλικού φραγμού, στους μηχανισμούς της ανοποίησης, κα. Τα νευρογλοιακά κύτταρα συναντώνται και στο Κεντρικό Νευρικό Σύστημα, ολιγοδενδροκύτταρα, αστροκύτταρα, μικρογλοία, αλλά και στο Περιφερικό Νευρικό Σύστημα, μακροφάγα, δορυφορικά, κύτταρα Schwann.



Εικόνα 5: Θέση Νευρογλοιακού & Νευρικού Κυττάρου

Η λειτουργία του εγκεφάλου επιτυγχάνεται μέσω της μεταφοράς των πληροφοριών ανάμεσα στους νευρώνες, ή άλλων τελεστών ή και κυττάρων – δεκτών, με τη βοήθεια ηλεκτροχημικών ερεθισμάτων. Η διαβίβαση αυτή των πληροφοριών, διεκπεραιώνεται κατά τη διάρκεια των συνενώσεων. Όσο διαρκεί αυτή η συνένωση τα κύτταρα και οι νευρώνες έρχονται σε επαφή και ανταλλάζουν νευροδιαβιβαστές, μέσω χημικών λήψεων, οι οποίοι ευθύνονται για την αναστολή της δράσης ή ακόμη και για τη διέγερση του άλλου κυττάρου. Ένας πρώτος νευρώνας θεσπίζει την επικοινωνία με το κυτταρικό σώμα, τους δενδρίτες καθώς επίσης και με έναν άλλο άξονα, ο οποίος ανήκει στο δεύτερο νευρώνα. Η παραπάνω διαδικασία πραγματοποιείται μέσω των τερματικών πλήκτρων των αξόνων.

Η μεταφορά των πληροφοριών μέσα από τους νευρώνες επιτυγχάνεται αρκετά γρήγορα, σε μερικά μόλις χιλιοστά του δευτερολέπτου. Ταυτόχρονα και συντονισμένα, επιτυγχάνονται πολυάριθμες συνδέσεις, οι οποίες επιτρέπουν επαρκώς την αντίληψη, την κατανόηση και την ανταπόκριση στον κόσμο. Γίνεται λήψη χιλιάδων εισροών πληροφοριών, “inputs”, και δημιουργούνται χιλιάδες αποστολές πληροφοριών, “outputs”, και όλα αυτά σε μερικά μόνο δευτερόλεπτα. Παρόλη την τεράστια ταχύτητα που απαιτούν οι συγκεκριμένες διαδικασίες, οι νευρώνες τις πραγματοποιούν με υψηλή ακρίβεια.

Η ανάπτυξη του εγκεφάλου ενός ανθρώπου, αρχίζει από το εμβρυακό στάδιο και σταματάει στο νεανικό στάδιο. Μόλις 4 εβδομάδες κατόπιν της σύλληψης ξεκινά ο σχηματισμός του νευρικού σωλήνα. Ο συγκεκριμένος σωλήνας παίζει καθοριστικό ρόλο όχι μόνο στην ανάπτυξη του εγκεφάλου, αλλά και στο νευρικό σύστημα, αφού απ’ αυτόν θα δημιουργηθούν ο νωτιαίος μυελός και ο εγκέφαλος. Από αυτό το σημείο και ύστερα, ξεκινάει μία αρκετά γρήγορη διαδικασία, η διαδικασία της μετανάστευσης, του πολλαπλασιασμού, και της κυτταρικής διαφοροποίησης, που στη συνέχεια θα καταλήξει στο σχηματισμό και αργότερα στην ανάπτυξη του εγκεφάλου. Αρχικά οι νευρώνες κατασκευάζονται στο κοιλιακό τμήμα του νευρικού σωλήνα, και κατόπιν διαβιβάζονται στον τερματικό προορισμό τους, στον εγκέφαλο. Ύστερα, οι νευρώνες του εγκεφάλου, κατηγοριοποιούνται και εξειδικεύονται βάσει της λειτουργίας που θα αποκτήσουν στον εγκέφαλο.

Υπολήπτεται ότι σε προγεννητικό στάδιο, ανά λεπτό, μπορούν να δημιουργηθούν έως και 250.000 εγκεφαλικά κύτταρα. Πλέον έχει αποδειχθεί πως τη στιγμή της γέννησης, ο εγκέφαλος ενός νεογέννητου, ενέχει όλα τα νευρικά κύτταρα που θα έχει ανάγκη στην πορεία. Όμως, αυτά τα νευρικά κύτταρα, δεν έχουν ακόμη συνδεθεί σωστά. Στο διάστημα των δύο πρώτων ετών της ζωής ενός ανθρώπου, τα νευρικά του κύτταρα ξεκινούν την εδραίωση τους με συνδέσεις, βάσει των παραγόντων που στέλνουν το γενετικό του υλικό (DNA). Εντούτοις, η αμοιβαία επίδραση με το περιβάλλον, έχει καθοριστική σημασία για την επιβίωση των ήδη υπάρχουσών συνδέσεων και για την παραγωγή νέων. Η διαδικασία κατά την οποία οι νευρικές ίνες ενισχύονται με ένα μονωτικό στρώμα λίπους το οποίο διευκολύνει τη μετάδοση των πληροφοριών, ονομάζεται μυελίνωση. Οι διαδικασίες της μυελίνωσης βοηθούν ώστε να αναπτυχθεί γρηγορότερα, και είναι υπαίτιες για το αυξανόμενο μέγεθος του εγκεφάλου. Η

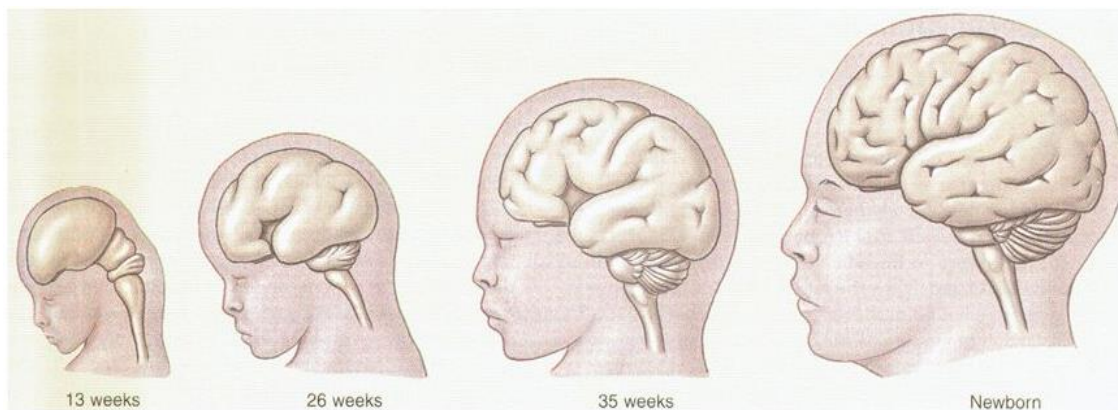
ανάπτυξη του εγκεφάλου, επιφέρει διαφορές, σύμφωνα με την ηλικιακή κλίμακα που κατατάσσεται. Αναλυτικότερα:

Στο διάστημα των **0 έως 12 μηνών**, τα νεογέννητα αναπτύσσουν μόνον το εγκεφαλικό στέλεχος και το νωτιαίο μυελό, αφού ανταποκρίνονται σε βασικές λειτουργίες επιβίωσης και σε αντανακλαστικά ερεθίσματα, μόνο. Μετά τη συσχέτισή τους με το περιβάλλον, αναπτύσσουν καινούριες συνδέσεις και κατανοούν γρήγορα στοιχειώδη πράγματα, όπως είναι για παράδειγμα η κατεύθυνση βλέμματος, η εκτέλεση συνθετότερων κινήσεων, η κατανόηση γλώσσας, κοκ.

Στα **3 έτη** πλέον, ο ανθρώπινος εγκέφαλος, καλύπτει το 80% σχεδόν, του τελικού μεγέθους. Ο εγκεφαλικός φλοιός και το μεταιχμιακό σύστημα, έχουν ήδη εξελιχθεί σημαντικά. Αυτό δίνει στα παιδιά τη δυνατότητα να εκφράζουν και να αναγνωρίζουν συναισθήματα, να παίζουν, να διηγούνται και να ομιλούν. Έως αυτή την ηλικία η πλαστικότητα του εγκεφάλου τοποθετείται στο μέγιστο επίπεδο, πράγμα που σημαίνει πως αν κάποια περιοχή πάθει κάποια βλάβη, είναι πολύ πιθανό κάποια άλλη να επωμιστεί τις λειτουργίες της, αφού ακόμη δεν είναι εξειδικευμένη σε όλα.

Όπως προαναφέρθηκε ο εγκέφαλος σταματάει να αναπτύσσεται στο νεανικό στάδιο. Οι προμετωπικοί φλοιοί είναι η περιοχή του εγκεφάλου που αντλεί περισσότερο χρόνο για να ωριμάσει. Το συγκεκριμένο τμήμα του φλοιού συνδέεται με τον έλεγχο τη συμπεριφοράς, της επίλυσης προβλημάτων, της λογικής, σε μεγάλο βαθμό.

Εντούτοις, μολονότι η ωρίμαση του εγκεφάλου διακόπτεται στη νεαρή ηλικία, υπάρχουν κάποιες συγκεκριμένες εγκεφαλικές περιοχές όπου συνεχίζεται η δημιουργία νέων νευρώνων, νευρογένεση. Επίσης, η πλαστικότητα παραμένει σταθερή, παρότι από την παιδική ηλικία μπορούν ακόμη να παραχθούν νέες εγκεφαλικές συνδέσεις μέσω της ενίσχυσης νευρικών συνδέσεων και της εξάσκησης, αλλά σε μικρότερο βαθμό. Το παραπάνω απαρτίζει τη βάση της εγκεφαλικής πλαστικότητας. (Αnon., 2022)



Εικόνα 6: Πλαστικότητα Εγκεφάλου

1.2 Το ηλεκτρικό εγκεφαλογράφημα (Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ΗΕΓ)

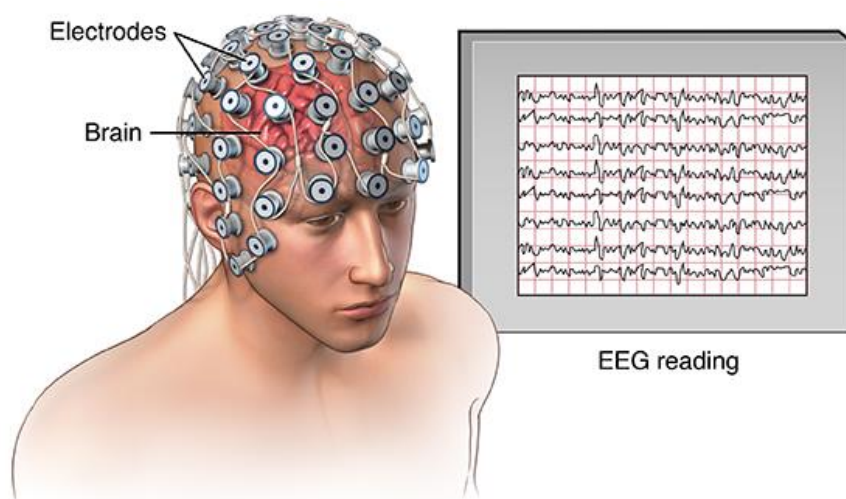
Ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, “ΗΕΓ”, είναι μία εξέταση η οποία προσμετρά την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου, και αποτυπώνει τα μοτίβα που ανήκουν στα εγκεφαλικά κύματα. Συγκεκριμένες καταστάσεις του εγκεφάλου έχουν τη δυνατότητα να επιδράσουν στα πρότυπα των εγκεφαλικών κυμάτων ενός ανθρώπου. (Βάσω, 2022)

1.2.1 Καταγραφή του Ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος – ΗΕΓ

Η εγκεφαλική δραστηριότητα έχει τη δυνατότητα να καταγραφεί με τη χρήση ηλεκτροδίων, που τοποθετούνται σε ποικίλα τμήματα της κρανιακής επιφάνειας του δέρματος, και κατόπιν συνενώνονται με ένα ειδικό όργανο, τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο.

Τα καταγραφόμενα εγκεφαλικά κύτταρα παρουσιάζουν διαφορές ως προς τη συχνότητα και την ένταση, αναλόγως με τη δραστηριότητα που παρουσιάζουν διάφορες ομάδες νευρώνων. Καθώς το άτομο βρίσκεται σε κατάσταση εγρήγορσης, στην καταγραφή συναντώνται δύο διαφορετικά είδη κυμάτων, τα κύματα α, αλλά και τα κύματα β. Αρχικά, τα κύματα α, εμφανίζονται όταν ένα άτομο βρίσκεται σε ήρεμη κατάσταση με κλειστά μάτια, και χάνονται καθ’ όλη τη διάρκεια του ύπνου. Τα κύματα

αυτά παρουσιάζουν διαφορά δυναμικού 45 mV, και εύρος τιμών συχνότητας 6 έως 13 Hz. Αντιθέτως, για τα κύματα β ισχύει πως έχουν συχνότητα μεγαλύτερη των 13 Hz, όμως η έντασή τους είναι μικρότερη συγκριτικά με αυτήν των κυμάτων α. Συναντώνται όταν το άτομο επιτελεί κάποια πνευματική εργασία. Συμπληρωματικά, υπάρχουν και τα κύματα θ, τα οποία παρατηρούνται κυρίως σε παιδιά, και ελάχιστες φορές σε ενήλικες. Κάνουν την εμφάνισή τους σε καταστάσεις συναισθηματικής φόρτισης και σε αρχικά στάδια ύπνου, και έχουν εύρος συχνοτήτων 4 με 7 Hz. Τέλος, σ' αυτή την κατηγορία των κυμάτων, κατατάσσονται και τα κύματα δ, με συχνότητα να είναι μικρότερη των 4 Hz, όπου παρουσιάζονται καθ' όλη τη διάρκεια του βαθέου ύπνου, στην οποία κάθε 90 λεπτά περίπου, αποτυπώνεται έντονη ηλεκτρική δραστηριότητα, με διάρκεια από 5 έως 20 λεπτά. Ο παράδοξος ύπνος, ή ειδικότερα οι δραστηριότητες ορισμένων εγκεφαλικών περιοχών, είναι υπεύθυνες για την εμφάνιση της συγκεκριμένης ηλεκτρικής δραστηριότητας. Τον παράδοξο ύπνο συνοδεύουν ακανόνιστοι καρδιακοί και αναπνευστικοί ρυθμοί, όνειρα, καθώς και από γρήγορη κίνηση των οφθαλμικών βολβών. Το ΗΕΓ είναι ένα μέσο διάγνωσης. Αυτό σημαίνει ότι μπορεί να χρησιμοποιηθεί προκειμένου να πραγματοποιηθούν διαγνώσεις διαφόρων μορφών επιληψίας αλλά και ύπαρξης εγκεφαλικών όγκων. Συνοψίζοντας, μπορεί να γίνει χρήση του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος, με σκοπό τον καθορισμό εγκεφαλικού θανάτου ασθενών που βρίσκονται σε κώμα. Αυτό συμβαίνει επειδή η παύση της εγκεφαλικής δραστηριότητας έχει ως απότοκο την απουσία κάθε είδους ηλεκτρικής δραστηριότητας. (Wikipedia, 2021)



Εικόνα 7: Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)

Ένας γιατρός προκειμένου να διαγνώσει μία εγκεφαλική κατάσταση ή για να πάρει περισσότερες πληροφορίες που έχουν σχέση με μία γνωστή κατάσταση του εγκεφάλου, θα ζητήσει ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, μπορεί να πραγματοποιηθεί εάν κάποιος έχει:

- **Επιληπτικές κρίσεις**, οι οποίες κύματα ανώμαλης ηλεκτρικής εγκεφαλικής δραστηριότητας. Οι κρίσεις αυτές, μπορεί να προκαλέσουν σε ένα άτομο σπασμούς, λιποθυμίες, ακόμη και παράξενη συμπεριφορά. Το “HEG” έχει την ικανότητα να δίνει στο γιατρό πληροφορίες σχετιζόμενες με τις κρίσεις του ασθενούς.
- Εγκεφαλικό **τραύμα**, **όγκο** στον εγκέφαλο, **προβλήματα** μνήμης ή ύπνου.
- Υποβληθεί σε εγκεφαλική **εγχείρηση**.
- Ο ασθενής έχει κάποια άλλα **νευρολογικά θέματα**, λόγου χάρη πονοκεφάλους, διαταραχές με τη μνήμη του, κτλ.
- Δραστηριότητα εγκεφάλου ενός ανθρώπου που βρίσκεται σε **κώμα**.

Για να προετοιμαστεί κάποιος για ένα “HEG”, θα πρέπει:

- Σε διάστημα 8 έως 12 ωρών πριν από το “HEG”, να μη φάει ή πιει κάτι που περιέχει καφεΐνη.
- Να πλύνει τα μαλλιά του μόνο με σαμπουάν, και να μη βάλει κάποιο άλλο προϊόν για τα μαλλιών, τζελ, σαμπουάν, τη νύχτα πριν από το “HEG”.
- Να ακολουθεί τις οδηγίες του γιατρού του όσον αφορά τη λήψη φαρμάκων. Ενδεχομένως ο ασθενής να χρειαστεί να πάρει ή ακόμη και να αλλάξει τα φάρμακά του.
- Να ακολουθήσει τις οδηγίες σχετικά με τον ύπνο. Υπάρχει περίπτωση να χρειαστεί να παραμείνει ξύπνιος το βράδυ, εφόσον ο γιατρός παραγγείλει εξέταση με ονομασία “Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα με στέρηση ύπνου”. Εάν ο ασθενής επιβληθεί στη συγκεκριμένη εξέταση, θα χρειαστεί εκτός από το να παραμείνει ξύπνιος, να μην καταναλώσει καφέ ή κάποιο ενεργειακό ποτό.

Κατά την έναρξη ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, καλώδια θα τοποθετηθούν στο τριχωτό της κεφαλής του ασθενούς, από τον τεχνικό, με τη βοήθεια ειδικής πάστας, η οποία αφαιρείται απλά με ένα λούσιμο. Εάν ο γιατρός δεν προτιμά ηλεκτρόδια στο κεφάλι του ασθενούς, υπάρχει και η επιλογή ενός ειδικού σκουφιού. Τα ηλεκτρόδια

αυτά, ενώνονται με ειδικά καλώδια όπου γνωστοποιούν τα δεδομένα, δηλαδή τη δραστηριότητα του εγκεφάλου, σε έναν υπολογιστή, και κατ' αυτό τον τρόπο πραγματοποιείται η καταγραφή των δεδομένων.

Αφότου ενταχθούν τα ηλεκτρόδια, ο ασθενής θα ξαπλώσει σε μία καρέκλα ή ένα κρεβάτι, με την προϋπόθεση να παραμείνει ακίνητος και με κλειστά μάτια. Ο τεχνικός θα του ζητήσει να κάνει διάφορες δραστηριότητες σε διαφορετικούς χρόνους, καθ' όλη τη διάρκεια της εξέτασης. Ενδεχομένως, να του ζητήσει να παρακολουθήσει ένα φως που θα αναβοσβήνει, ή και να εισπνέει γρήγορα και βαθιά.

Η διάρκεια της εξέτασης βρίσκεται συνήθως στο διάστημα των 30 με 45 λεπτών, περίπου, και σε ορισμένες περιπτώσεις ενδέχεται να διαρκέσει περισσότερο. Υπάρχει πιθανότητα να ζητηθεί από τον ασθενή ΗΕΓ με διάρκεια μερικών ωρών, ή ακόμη και ενός ολόκληρου εικοσιτετράωρου. Τέλος, υπάρχει και μία ειδική κατηγορία ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, που παρέχει περισσότερες πληροφορίες, και ονομάζεται “Βίντεο – ΗΕΓ”, καθώς πραγματοποιείται με τη βοήθεια καταγραφής βίντεο.

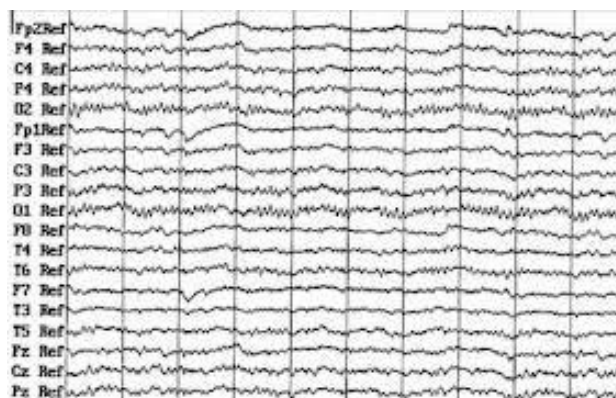
Μετά το πέρας του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, ο τεχνικός θα προχωρήσει στην αφαίρεση των ηλεκτροδίων ή του σκούφου. Η πλειοψηφία των ανθρώπων συνεχίζουν κανονικά την ημέρα τους με τις σύνηθες δραστηριότητές τους.

Έχει παρατηρηθεί πως η διεξαγωγή ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, δεν επιφέρει παρενέργειες, και η διεργασία του είναι εντελώς ανώδυνη. Αυτό συμβαίνει γιατί σε ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα αντλούνται μόνο δεδομένα της ηλεκτρικής ενέργειας που παράγεται από τον εγκέφαλο. Είναι εντελώς ακίνδυνο, αφότου δεν έχει τη δυνατότητα να διαβάσει συναισθήματα ή σκέψεις.

Είναι απαραίτητο να γνωστοποιηθεί πως ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα δεν προσφέρει πάντα ωφέλιμες πληροφορίες στον ιατρό του ασθενούς. Απόρροια αυτού είναι η απλή καταγραφή της εγκεφαλικής δραστηριότητας μόνο για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, το διάστημα δηλαδή που είναι τοποθετημένα τα ηλεκτρόδια στο κεφάλι του ασθενούς.

Συνεπώς, αρκετοί άνθρωποι έχουν την πιθανότητα να έχουν φυσιολογικό αποτέλεσμα, μετά το πέρας της εξέτασης, ακόμη και αν εντοπίζουν επιληπτικές κρίσεις ή άλλες

εγκεφαλικές καταστάσεις. Ο θεράπωντας ιατρός θα κάνει χρήση του αποτελέσματος του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος σε συνδυασμό με τις εξετάσεις και άλλων αποτελεσμάτων του ασθενούς, προκειμένου να προχωρήσει στη διάγνωση και στη διαχείριση της τρέχουσας κατάστασης του. Πιθανώς, να ζητηθεί από τον ιατρό να επαναληφθεί η διαδικασία του ΗΕΓ, εφόσον πιστεύει ότι θα είναι ωφέλιμο, με την προϋπόθεση να διαρκέσει περισσότερο. (Βάσω, 2022)



Εικόνα 8: Αποτέλεσμα ΗΕΓ

1.2.2 Οι ρυθμοί του εγκεφάλου

Μελέτες στη Βιονευρολογική έχουν αποδείξει πως η εγκεφαλική δραστηριότητα είναι η κύρια προϋπόθεση για την ύπαρξη της ζωής. Στα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά ευρήματα, η εγκεφαλική δραστηριότητα εκδηλώνεται με ποικίλους ρυθμούς, οι οποίοι στο εγκεφαλογράφημα, αποτυπώνονται με διάφορες κυματομορφές.

Ο βασικός ρυθμός, ειδικά ο α ρυθμός, αποτελεί μία συγκεκριμένη μορφή κυμάτων, ο οποίος εμφανίζεται πιο συχνά από άλλους ρυθμούς στον εγκέφαλο.

Ο κύριος ρυθμός των κυματομορφών παρουσιάζεται αποκλειστικά κατά την καταγραφή του ινιακού λοβού, εφόσον το άτομο βρίσκεται σε σωματική και ψυχική χαλάρωση, αλλά ταυτόχρονα είναι απόλυτα ξύπνιο και με κλειστά μάτια.

Το βασικότερο “κλειδί” για τις παθολογικές και φυσιολογικές καταστάσεις του εγκεφάλου, αποτελούν οι έρευνες του βασικού ρυθμού σε ένα άτομο, υπό διαφορετικές καταστάσεις, οι οποίες δε, καταγράφονται ηλεκτροεγκεφαλογραφικά.

Οι παθολογικές καταστάσεις που συνοδεύονται από διαταραχές του βασικού ρυθμού, εκπροσωπούν κυρίως κλινικές εικόνες. Επεξηγηματικά, αν κάποιος μελετήσει το βασικό ρυθμό έχει τη δυνατότητα να φτάσει στη λύση αρκετών παθολογικών καταστάσεων του οργανισμού. (Portal Νευρο-Ψυχιατρικών Παθήσεων, χ.χ.)

Εγκεφαλικά κύματα καλούνται τα αποτελέσματα της ηλεκτρικής εγκεφαλικής δραστηριότητας. Ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα αποτελείται από την καταγραφή των ηλεκτρικών δραστηριοτήτων του εγκεφάλου, με τη βοήθεια ηλεκτροδίων, τα οποία τοποθετούνται στο δέρμα του κεφαλιού. Κατά τη διάρκεια της ηλεκτρικής δραστηριότητας γίνονται αντιληπτές διάφορες συχνότητες, όπου ανάλογα με το πότε κάνουν την εμφάνισή τους, χωρίζονται σε κατηγορίες. Το ΗΕΓ αποτελείται από 4 διαφορετικά κύματα:

- Κύματα α
- Κύματα β
- Κύματα δ
- Κύματα θ

Με συχνότητες, 8 έως 13 Hz, 13 έως 30 Hz, 1 έως 4 Hz και 4 έως 8 Hz, αντίστοιχα. Το φάσμα ενός ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος φανερώνει ακόμη μία κατηγορία κυμάτων, αυτή των κυμάτων γ, με συχνότητες 30 έως 70 Hz.

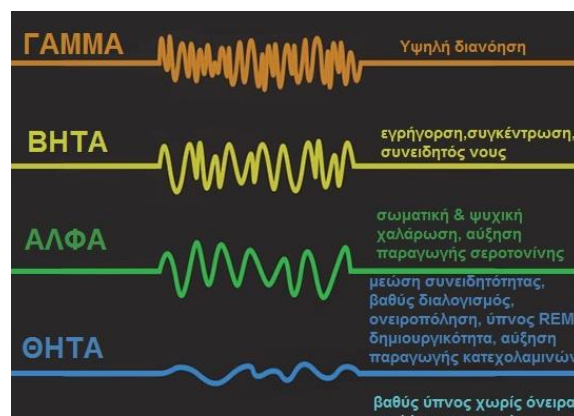
Η εγκεφαλική ηλεκτρική δραστηριότητα πλέον αποτυπώνεται με τη χρήση πιο σύγχρονων μέσων, όπως λόγω χάρη μαγνητικοί τομογράφοι, οι οποίοι προσδίδουν τη δυνατότητα εντοπισμού του εγκεφαλικού σημείου με ακρίβεια, όπου απεικονίζει την ηλεκτρική δραστηριότητα, καθώς τη μετανάστευσή της από περιοχή σε περιοχή. Ειδικότερα, οι περιοχές που δραστηριοποιούνται έχουν τη δυνατότητα να γίνονται εμφανής καθ' όλη τη διάρκεια του ύπνου. Οι περιοχές αυτές συναντώνται σε μικρότερο όγκο συγκριτικά με τη λειτουργία του εγκεφάλου που βρίσκεται σε εγρήγορση, δηλαδή σε ξυπνητή κατάσταση.

Στα πρώτα χρόνια της ζωής ενός ανθρώπου, το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα αποτελείται αποκλειστικά από χαμηλές συχνότητες, πλην κάποιων βασικών εξαιρέσεων. Όταν ένα άτομο βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας, έχοντας τα μάτια του κλειστά, το καταγραφόμενο, από την πίσω περιοχή του εγκεφάλου, ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

εμφανίζει κύματα α. Αντιθέτως, οι συχνότερες που παρουσιάζονται από το μπροστινό τμήμα του εγκεφάλου αντιστοιχίζονται σε κύματα β. Αξίζει να σημειωθεί πως κατά τη διάρκεια της εγρήγορσης τα κύματα α αντικαθίστανται από τα κύματα β, στα οποία παρατηρούνται υψηλότερη συχνότητα και χαμηλότερη τάση. Στα πρώτα στάδια του ύπνου παρατηρούνται τα κύματα θ, ενώ στη συνέχεια, στα βαθύτερα στάδια ύπνου, κάνουν την εμφάνισή τους τα κύματα δ.

Τα κύματα γ

Σε πιθήκους, οι οποίοι βρίσκονταν σε ξυπνητή κατάσταση, εμφυτεύθηκαν ηλεκτρόδια στο οπτικό τους κέντρο, προκειμένου να καταγραφεί η ηλεκτρική τους δραστηριότητα. Αυτή ήταν μια από τις παλαιότερες αναφορές για τα κύματα γ, που πραγματοποιήθηκε το 1964. Τα κύματα γ σχετίζονται άμεσα με τη συνείδηση. Η συνείδηση είναι μία λειτουργία η οποία κεντρίζει το ενδιαφέρον πολλών επιστημόνων διαφόρων επιστημονικών κλάδων, παρόλο που δεν είναι ακόμη αρκετά κατανοητή. Σύμφωνα με έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί, τα κύματα γ είναι παρόντα κατά τη διάρκεια της LVFA (Low Voltage Fast Neocortical Activity, Χαμηλής Τάσεως Γρήγορης Νεοφλοιικής Δραστηριότητας), που κάνουν την εμφάνισή τους κατά τη διάρκεια του ύπνου REM και της διαδικασίας του ξυπνήματος. Τελευταία πειράματα έχουν αποδείξει πως τα κύματα γ είναι παρόντα κατά τη διάρκεια της LVFA, σε αρουραίους, η οποία παρουσιάζεται στη διάρκεια της χειρουργικής αναισθησίας. Ωστόσο, κάποιοι ερευνητές δεν κατατάσσουν τα κύματα γ σε ξεχωριστή κατηγορία, διότι τα τοποθετούν στην ίδια κατηγορία με αυτή των κυμάτων β. (Wikipedia, 2019)



Εικόνα 9: Εγκεφαλικά Κύματα

1.3 Επιδράσεις στον εγκέφαλο σε εξωτερικά ερεθίσματα

Οι ικανότητες του ανθρώπινου εγκεφάλου είναι αποδοχή, επεξεργασία και αποθήκευση όλων των ερεθισμάτων και πληροφοριών που δέχεται από το εξωτερικό περιβάλλον, με τη βοήθεια αισθητήριων οργάνων, που ονομάζονται υποδοχείς, και αποτελούν την πηγή των συμπεριφορών, το κέντρο ελέγχου, σχεδιασμού και εκτέλεσης των δραστηριοτήτων. Ο ανθρώπινος εγκέφαλος συγκροτεί την πολυπλοκότερη μορφή οργάνου στο σώμα, καθώς περιέχει δισεκατομμύριο αριθμό από νευρικά κύτταρα.

Τα μέρη του εγκεφάλου μεγαλώνουν με διαφορετικούς ρυθμούς. Το εξωτερικό στρώμα του εγκεφάλου, ή αλλιώς εγκεφαλικός φλοιός, είναι υπεύθυνος για την ανώτερη γνωστική επεξεργασία. Το πάχος του φλοιού ανέρχεται στα 1,5 έως 4,5 mm, με το μεγαλύτερο μέρος του να απαρτίζεται από νευρικά κύτταρα.

Ο νεοφλοιός, που αποτελεί το νεότερο κομμάτι του εγκεφαλικού φλοιού, κατά τη διάρκεια της κύησης, διαπλάθεται στο σύνολο των νευρικών κυττάρων του. Ο νεοφλοιός, μέχρι τη στιγμή της γέννησης του ατόμου, έχει αναπτυχθεί πλήρως, όσον αφορά τα νευρικά κύτταρα. Όσα χρόνια και να ζήσει το άτομο, δεν αποκτάται κανένα νέο κύτταρο, στο συγκεκριμένο σημείο του εγκεφάλου. Εντούτοις, ο νεοφλοιός αναπτύσσεται γρηγορότερα στα πρώτα δέκα χρόνια ζωής του ανθρώπου.

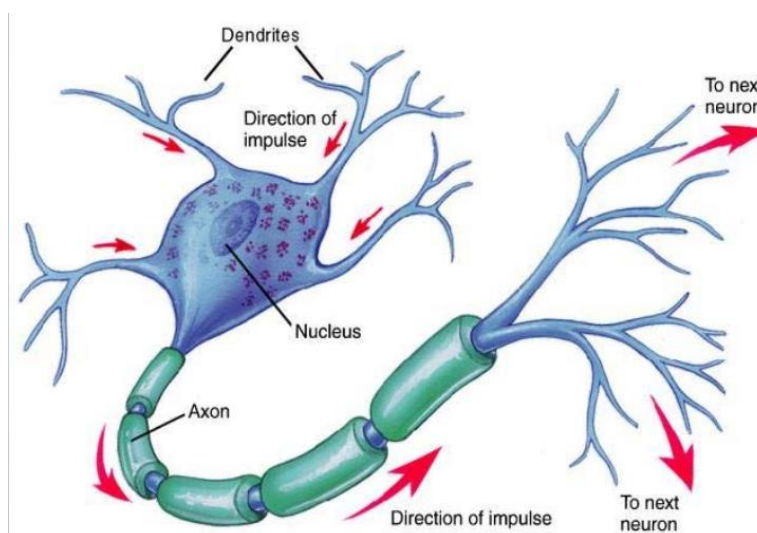
Οι δενδρίτες, οι οποίοι αποτελούν τους υποδοχείς των νευρικών κυττάρων, έχουν την ευθύνη για την ανάπτυξη του νευρικού συστήματος και του νεοφλοιού, μετά τη γέννηση. Το νευρικό σύστημα θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως το “hardware” της νοημοσύνης. Η μεμβράνη των νευρικών κυττάρων αποτελεί επέκταση των δενδριτών, και λαμβάνουν τα ερεθίσματα των άλλων νευρικών κυττάρων. Οι συγκεκριμένοι κλάδοι έχουν σημαντική ανταπόκριση, μειώνονται σε αριθμό όσο δε δέχονται ερεθίσματα, και αυξάνονται όσο δέχονται. Αυτό σημαίνει, πως όσο το άτομο τους χρησιμοποιεί τόσο αυξάνονται, ενώ όσο τους αφήνει να «τεμπελιάζουν», τόσο μειώνονται.

Η συνεχής έκθεση του ατόμου σε περιβάλλον με συνεχόμενα ερεθίσματα, έχει ως επακόλουθο την ανάπτυξη των δενδριτών, ακόμη και σε ηλικιωμένους ανθρώπους. Άτομα που εμφανίζουν δραστήρια ζωή και αλληλοεπιδρούν με το περιβάλλον τους, έχουν την τάση να αναπτύσσουν το συγκεκριμένο τμήμα του εγκεφάλου τους, ολόένα

και περισσότερο. Το άτομο όσο μεγαλώνει, χάνει σε ένα βαθμό τις αντοχές και τις ικανότητες που είχε παλιότερα, γι' αυτό θα πρέπει να δραστηριοποιείται και να κινείται, σύμφωνα με τις δυνατότητές του.

Όμως απ' ότι έχει αποδειχθεί, ο εγκεφαλικός φλοιός έχει την τάση να αναπτύσσεται ταχύτερα, στα πρώτα δέκα χρόνια της ζωής του ατόμου. Οι δενδρίτες παρέχουν ερεθίσματα στα παιδιά μέσα από την εκπαίδευση και το περιβάλλον. Κατ' αυτόν τον τρόπο, ξεκινούν την ανάπτυξή τους με τον καλύτερο τρόπο, έχοντας τα κατάλληλα εφόδια.

Κανένας εγκέφαλος δεν είναι πανομοιότυπος με κάποιον άλλον. Απότοκο αυτού έχουν τα εξωτερικά ερεθίσματα, να επηρεάζουν με διαφορετικό τρόπο τον κάθε άνθρωπο. Το εύρος των ερεθισμάτων και των εμπειριών είναι αναρίθμητο. Οι μορφές αλληλεπίδρασης στον καθένα είναι διαφορετικές. Δεν έχει σημασία ποια μορφή αλληλεπίδρασης διαλέγει ο καθένας, π.χ. ανάγνωση βιβλίων, χειρωνακτική εργασία. Αυτό που έχει σημασία είναι να δίνεται κάποιο ερέθισμα στα νευρικά κύτταρα, και αυτό το ερέθισμα να μην είναι η παθητική παρατήρηση. Σημαντικό είναι να υπάρχει μία συνεχής αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Καθ' όλη τη διάρκεια της ζωής ενός ανθρώπου, η τόνωση, η διατήρηση της περιέργειας και η ενεργητικότητα σε υψηλά επίπεδα, αποτελούν ένα σίγουρο τρόπο για τη συνεχή ανάπτυξη των εγκεφαλικών κυττάρων. (Κιναίσθησης, χ.χ.)



Εικόνα 10: Θέση Δενδρίτη

Επιστήμονες από το ENS-PSL (Εργαστήριο Γνωστικών και Ψυχογλωσσικών Επιστημών) και από το CNRS (Εθνικό Ερευνητικό Κέντρο της Γαλλίας), απέδειξαν

πως ο ανθρώπινος εγκέφαλος μειώνει εξωτερικά ερεθίσματα, παραδείγματος χάριν ήχος μιας συνομιλίας, στο διάστημα της φάσης του ύπνου REM, ο οποίος συσχετίζεται με τα όνειρα. Οι ερευνητές υποστηρίζουν πως η συγκεκριμένη ικανότητα, θα μπορούσε να αποτελέσει έναν από τους πιο προστατευτικούς μηχανισμούς ονείρων.

Όταν ο άνθρωπος κοιμάται, ο εγκέφαλός του ενδεχομένως να ξεκουράζεται, χωρίς όμως να παύει να ελέγχει τις ταχύτητες ανταπόκρισης. Οι επιστήμονες ισχυρίζονται πως κατά τη διάρκεια του ύπνου, ο ανθρώπινος εγκέφαλος έχει τη δυνατότητα να φράζει τα εξωτερικά ερεθίσματα, στο επίπεδο του θαλάμου, με τη βοήθεια του μηχανισμού απομόνωσης. Τα όνειρα που βλέπει κάποιος κατά τη διάρκεια του ύπνου REM, γίνεται γιατί η λειτουργία του εγκεφάλου είναι σα να βρίσκεται σε ξύπνια κατάσταση. Σ' αυτή τη φάση, το ΗΕΓ αποτυπώνει σπουδαία εγκεφαλική δραστηριότητα, στη διάρκεια της φάσης του ύπνου. Υπάρχουν συγκεκριμένες φάσεις ύπνου, στις οποίες τα μάτια εξακολουθούν να κινούνται. Έρευνες έχουν αποδείξει πως οι συγκεκριμένες κινήσεις των ματιών συσχετίζονται με την εμφάνιση των ονείρων.

Οι ερευνητές των ENS-PSL και CNRS, προσκάλεσαν 18 εθελοντές προκειμένου να κοιμηθούν για ένα βράδυ στο Κέντρο Ύπνου και Επαγρύπνησης. Σκοπός ήταν η μελέτη του εγκεφάλου σχετικά με την αλληλεπίδραση των ονείρων σε εξωτερικούς ήχους. Οι επιστήμονες αυτοί, παραχώρησαν στους εθελοντές ηχογραφημένες ομιλίες στα γαλλικά, οι οποίες ήταν ανακατεμένες με ακαταλαβίστικη γλώσσα.

Οι επιστήμονες πιστοποίησαν πως ακόμη και κατά τη διάρκεια του ύπνου, ο εγκέφαλος εξακολουθεί να καταγράφει όλα όσα συμβαίνουν γύρω του. Την πιστοποίηση αυτή την πραγματοποίησαν με το συνδυασμό ενός ΗΕΓ και με μίας τεχνικής μηχανικής μάθησης. Επιπλέον, στο διάστημα του ελαφρύ ύπνου, ο εγκέφαλος διευκολύνει την ομιλία με νόημα, όπως συμβαίνει και με την αφύπνιση. Κατ' αυτό τον τρόπο, κατά τη διάρκεια του ύπνου, ο εγκέφαλος έχει τη δυνατότητα από το εξωτερικό του περιβάλλον, να επιλέξει πληροφορίες, να τις ενισχύσει και να τις καταστείλει, σύμφωνα με το αν βλέπει όνειρα ή όχι.

Η ομάδα των ερευνητών υποστηρίζει πως ο συγκεκριμένος μηχανισμός παρέχει στον εγκέφαλο την προστασία της φάσης των ονείρων, που είναι αναγκαία για τη συναισθηματική ισορροπία, καθώς επίσης και την οργάνωση κι ερμηνεία των πληροφοριών που συλλέχθηκαν στη διάρκεια της ημέρας.

Ο ύπνος έχει τη δυνατότητα να αποσυνδέει το άτομο από τον εξωτερικό κόσμο. Ελάχιστες εξωτερικές πληροφορίες συσσωματώνονται στο περιεχόμενο των ονείρων, κατά τη διάρκεια του ύπνου Rapid Eye Movement (REM). Είναι γεγονός πως μία ολική αποσύνδεση από το περιβάλλον, είναι ικανή να θέσει σε κίνδυνο το άτομο, επειδή δε θα έχει την ικανότητα να ανταποκριθεί αμέσως σε κάποια απειλή, λόγω χάρη. (Εύη, 2022)

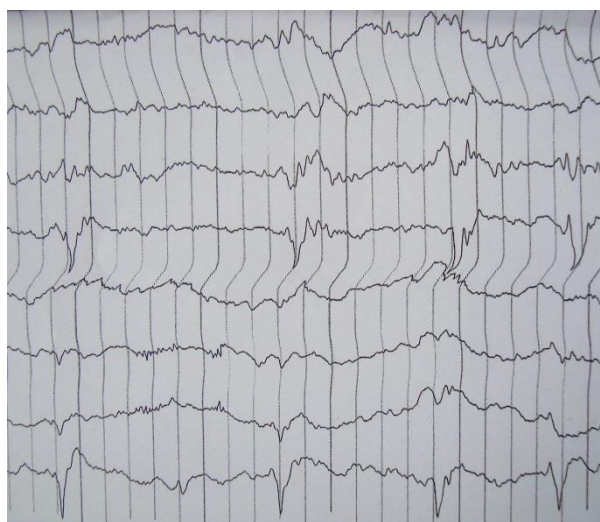
1.4 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως διαγνωστικό μέσο (π.χ. επιληψία, αλτσχάιμερ, κτλ.)

Το εγκεφαλογράφημα είναι ένα είδος διαγνωστικής εξέτασης, στην οποία καταγράφονται οι εγκεφαλικές λειτουργίες και η ηλεκτρική του δραστηριότητα. Το εγκεφαλογράφημα αποτελεί μία από την πιο συχνή εξέταση που είναι προορισμένη για την παρακολούθηση των εγκεφαλικών εκφυλιστικών παθήσεων, καθώς και για την ταξινόμηση και διερεύνηση των επιληψιών.

Το εγκεφαλογράφημα υλοποιείται αποκλειστικά και μόνο από νευρολόγο. Είναι η καλύτερη τεχνική για:

- Πολύ έντονη ζάλη και πονοκεφάλους
- Διάγνωση και προσδιορισμό είδους επιληψίας
- Διερεύνηση διαταραχών που εκδηλώνονται στον ύπνο, π.χ. ναρκοληψία
- Όγκους εγκεφάλων

Με το εγκεφαλογράφημα γίνεται η καταγραφή των προβληματικών επικοινωνιών μεταξύ των εγκεφαλικών κυττάρων, είτε αυτό πραγματοποιείται σε ενήλικες, είτε σε παιδιά. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω συνδεδεμένων ηλεκτροδίων, που με τη σειρά τους μεταβιβάζουν τα ανάλογα σήματα στον κεντρικό υπολογιστή και καταγράφουν τα αποτελέσματα. Λόγω της επιστημονικής προόδου, η ακρίβεια της συγκεκριμένης εξέτασης είναι πολύ αποτελεσματική και ικανοποιητική.



Εικόνα 11: Περιοδικά βραδέα κύματα ενός εγκεφαλογραφήματος

Το εγκεφαλογράφημα αποτελεί μία ανώδυνη και άνετη εξέταση είτε υποβάλλεται σε ενήλικους, είτε σε παιδιά. Η συγκεκριμένη εξέταση δεν προϋποθέτει συγκεκριμένη προετοιμασία την προηγούμενη ή τη ίδια ημέρα. Αναγκαίο είναι να μην έχει καταναλωθεί από την προηγούμενη ή ακόμη και 8 ώρες πριν την εξέταση, ποσότητα καφεΐνης. Ενδεχομένως ο ιατρός να δώσει στο εξεταζόμενο άτομο κάποιο είδους ήπιου ηρεμιστικού, προκειμένου να χαλαρώσει εντελώς καθ' όλη τη διάρκεια της εξέτασης.

Οι γιατροί επιλέγουν το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα για τη μελέτη και διάγνωση ατόμων που πάσχουν από ψυχοκινητικά προβλήματα, νοητική στέρηση, τετραπληγία ή εγκεφαλική παράλυση.

Η άνετη και ανώδυνη εξέταση θα μπορούσαν κάλλιστα να χαρακτηρίσουν το εγκεφαλογράφημα, ακόμη και για τα παιδιά. Σκοπός του είναι να εξετάσει τον εγκέφαλο και τις μεταβολές του, με τη χρήση ηλεκτροδίων που τοποθετούνται στην επιφάνεια του κρανίου.

Εκτός από επιληπτικές καταστάσεις, το εγκεφαλογράφημα έχει τη δυνατότητα να παραχωρεί σαφές απαντήσεις και για αυτοάνοσες παθήσεις, ή ψυχιατρικά εγκεφαλικά

ζητήματα. Γενικότερα το εγκεφαλογράφημα προορίζεται για οτιδήποτε συνδέεται στενά με την εγκεφαλική λειτουργία.

Η καταγραφή μπορεί να διαρκέσει μέχρι και ένα ολόκληρο εικοσιτετράωρο, προσδίδοντας έτσι σημαντικές πληροφορίες για το Alzheimer και την άνοια. (Κοσμοιατρική, 2022)

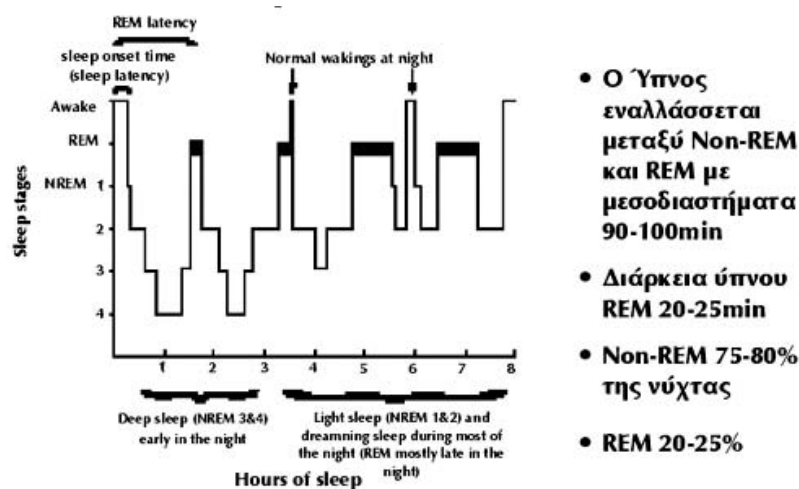
Συνοψίζοντας, το εγκεφαλογράφημα απαρτίζει την καταγραφή των εγκεφαλικών ηλεκτρικών δυναμικών. Αποτελεί μία αναίμακτη και ανώδυνη διαγνωστική εξέταση, που συνιστάται σε ανατομικά προβλήματα, όγκοι εγκεφάλου, ή λειτουργικές διαταραχές, επιληψία. Πραγματοποιείται με την τοποθέτηση ηλεκτροδίων στο δέρμα του κρανίου. Τα δυναμικά ισχυροποιούνται και καταμετρούνται σε χαρτί, ή ακόμη και στη μνήμη ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή. Τέλος, η προετοιμασία δεν απαιτεί κάτι πολύπλοκο, εκτός από την καθαριότητα του τριχωτού της κεφαλής, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η καλύτερη δυνατή επαφή ανάμεσα στα ηλεκτρόδια και στο δέρμα της κεφαλής. (ιατροnet, 2022)

Κεφάλαιο 2

2. Επεξεργασία Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος

2.1 Συχοτική Ανάλυση

Τα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα είναι συνεχή και διακρίνονται από μία ρυθμικότητα, χωρίς όμως να επαναλαμβάνονται από κύκλο σε κύκλο. Επομένως έχουν μία τυχαία εξέλιξη. Σύμφωνα με τα μαθηματικά, απαρτίζουν τιμές μιας συνάρτησης με απρόβλεπτη στο χρόνο εξέλιξη, ή αλλιώς στοχαστικής ανέλιξης, η οποία είναι εξαναγκασμένη να συμπεριφέρεται με στατιστική ομαλότητα. Κατά τη διαχρονική εξέλιξη τα στοχαστικά φαινόμενα είναι υποχρεωμένα να κρατούν σταθερή κατανομή φασματικής ισχύος, το οποίο όμως δεν ισχύει για την ηλεκτροεγκεφαλογραφική δραστηριότητα. Ο ιδανικότερος τρόπος να αποδειχθεί κάθε περιοδικότητα που ενδεχομένως να είναι κρυμμένη στο εσωτερικό του σήματος, είναι με τον υπολογισμό του φάσματος του σήματος, δηλαδή με το μετασχηματισμό Fourier του. Το φάσμα ενός εξαρτώμενου χρονικά σήματος, δίνει πληροφορίες για το πόσο έντονο, σε μία δεδομένη συχνότητα, είναι το σήμα.

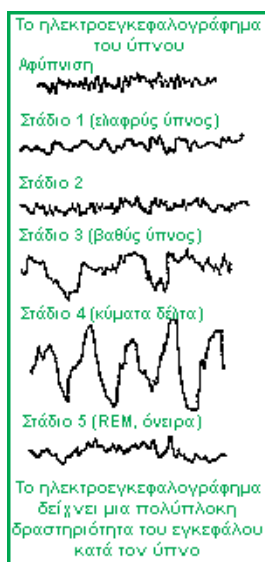


Εικόνα 12: Πορεία του ύπνου

Οι συχνοτικές περιοχές, ειδάλως οι κυριότεροι ρυθμοί, που περιλαμβάνονται σε ένα ηλεκτροεγκεφαλογραφικό σήμα, και φανερώνονται όταν πραγματοποιηθεί η φασματική του ανάλυση, είναι:

- **Ρυθμός Δέλτα:** Έχει περιοχή συχνοτήτων έως 4 Hz, και πλάτος έως 100 με 200 μV . Σε φυσιολογική κατάσταση συναντάται στα μωρά έως το 2^ο έτος της ηλικίας τους και στο βαθύ ύπνο στους ενήλικες. Σε παθολογική κατάσταση απαντάται με μερικές εγκεφαλοπάθειες και βαθιά εγκεφαλικά τραύματα.
- **Ρυθμός Θήτα:** Έχει περιοχή συχνοτήτων από 4 έως 7 Hz, και πλάτος μικρότερο από 30 μV . Σε φυσιολογική κατάσταση συναντάται υπνηλία στην παιδική ηλικία, την εφηβεία και τη νεαρή ενηλικίωση. Στην ύπνωση, τα βαθιά όνειρα κατά τη διάρκεια της ημέρας και στον ελαφρύ ύπνο κατά το ξύπνημα και ακριβώς πριν τον ύπνο. Σε παθολογική κατάσταση απαντάται με οργανική εγκεφαλική βλάβη.
- **Ρυθμός Άλφα:** Έχει περιοχή συχνοτήτων από 8 έως 12 Hz, και πλάτος από 30 έως 50 μV . Σε φυσιολογική κατάσταση συναντάται άγρυπνη, χαλαρή κατάσταση. Ανιχνεύεται καλύτερα με τα μάτια κλειστά και καταστέλλεται όταν τα μάτια είναι ανοιχτά ή όταν το άτομο είναι συναισθηματικά διεγερμένο ή επιτελεί πνευματική εργασία. Σε παθολογική κατάσταση κατατάσσονται ασθενείς σε κώμα.
- **Ρυθμός Αργός Βήτα:** Έχει περιοχή συχνοτήτων από 12 έως 19 Hz, και πλάτος μικρότερο από 20 μV . Σε φυσιολογική κατάσταση υπάρχει πλήρης εγρήγορση, μεγάλη συγκέντρωση και έντονη σκέψη. Δεν συναντάται κάποια παθολογική κατάσταση.
- **Ρυθμός Ταχύς Βήτα:** Έχει περιοχή συχνοτήτων από 20 έως 30 Hz, και πλάτος μικρότερο από 20 μV . Σε φυσιολογική κατάσταση υπάρχει πλήρης εγρήγορση, μεγάλη συγκέντρωση και έντονη σκέψη. Η παθολογική κατάσταση εμφανίζεται με χρήση ναρκωτικών ουσιών.

- **Ρυθμός Γάμμα:** Έχει περιοχή συχνοτήτων από 30 έως 100 + Hz, και πλάτος μικρότερο από 20 μV . Σε φυσιολογική κατάσταση συναντάται ανώτερη πνευματική δραστηριότητα, όπως π.χ. επίλυση προβλημάτων, φόβος, αντίληψη θεμάτων και συνείδησης. Είναι παρών κατά τη διαδικασία της αφύπνισης καθώς και κατά τη διάρκεια του ύπνου REM. Δεν συναντάται κάποια παθολογική κατάσταση. (Χριστίνα, 2009)



Εικόνα 13: Στάδια Ύπνου

2.2.1 Ανάλυση Χρόνου – Συχνότητας (Time – frequency analysis)

Στον τομέα της επεξεργασίας σήματος, η ανάλυση χρόνου – συχνότητας, περικλείει τις τεχνικές εκείνες, οι οποίες μελετούν ταυτόχρονα, ένα σήμα στον τομέα του χρόνου, καθώς και στον τομέα της συχνότητας, με τη βοήθεια διάφορων αναπαραστάσεων χρόνου – συχνότητας. Η ανάλυση μελετά και αναφέρεται σε ένα δισδιάστατο σήμα, δηλαδή μία συνάρτηση η οποία έχει πεδίο ορισμού ένα δισδιάστατο πραγματικό επίπεδο, που δέχεται σήμα από έναν μετασχηματισμό χρόνου – συχνότητας.

Σύμφωνα με τα μαθηματικά, για τη συγκεκριμένη μελέτη ισχύει ότι οι συναρτήσεις αλλά και η αναπαράστασή του μετασχηματισμού είναι λεπτά συνδεδεμένες και μπορούν να κατανοηθούν πλήρως αν μελετηθούν από κοινού, σαν ένα δισδιάστατο αντικείμενο, και όχι ξεχωριστά. Ειδικότερα, η τετραπλάσια περιοδικότητα του μετασχηματισμού Fourier, μπορεί να επεξηγηθεί, αν θεωρηθεί ότι ο μετασχηματισμός

Fourier αντιστοιχίζεται σε περιστροφή 90° στο επίπεδο χρόνου – συχνότητας. Αξίζει να σημειωθεί πως ο διπλός μετασχηματισμός Fourier έχει την τάση να αντιστρέφει την κατεύθυνση. Οι περιστροφές ερμηνεύουν την ταυτότητα, και οι συγκεκριμένες περιστροφές απλά αντιστρέφουν την κατεύθυνση, γι' αυτό και καλείται «Αντανάκλαση μέσω της Αρχής».

Όσον αφορά το πρακτικό κομμάτι, για την ανάλυση χρόνου – συχνότητας, η κλασσική ανάλυση Fourier υποστηρίζει πως τα σήματα είναι άπειρα, περιοδικά ή χρονικά, αν και στην πράξη πολλά σήματα έχουν ελάχιστη διάρκεια και κατά τη συγκεκριμένη διάρκεια, αλλάζουν ουσιαστικά.

Ο μετασχηματισμός STFT, ειδάλλως Μετασχηματισμός Fourier Βραχείας Διάρκειας, αποτελεί την πιο βασική μορφή ανάλυσης χρόνου – συχνότητας.

Η ανάλυση χρόνου – συχνότητας, στην επεξεργασία σήματος, αποτελεί ένα σύνολο μεθόδων και τεχνικών οι οποίοι χρησιμοποιούνται για το χειρισμό και χαρακτηρισμό σημάτων, που στατιστικά διαφέρουν χρονικά, όπως είναι λόγου χάρη τα μεταβατικά σήματα.

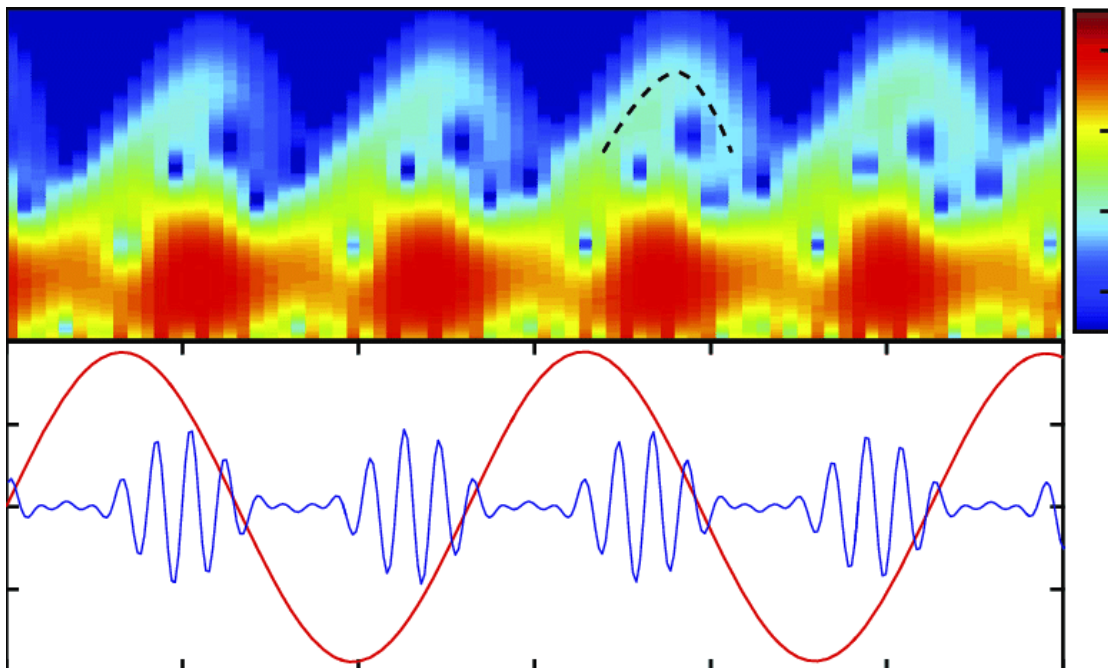
Αποτελεί μία τελειοποίηση και μία γενίκευση της ανάλυσης Fourier, σε περίπτωση που τα χαρακτηριστικά συχνότητας σήματος διαφέρουν με το χρόνο. Είναι γνωστό πως υπάρχουν σήματα ενδιαφέροντος, εικόνες, ιατρικά σήματα, ομιλία, που κατέχουν μεταβαλλόμενα χαρακτηριστικά συχνοτήτων, ενώ σε αντίθεση με την ανάλυση χρόνου – συχνότητας, που κατέχει ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών.

Η τεχνική του μετασχηματισμού Fourier, έχει τη δυνατότητα να επεκταθεί για να λάβει το φάσμα συχνοτήτων οποιουδήποτε τοπικά ενσωματωμένου σήματος, που αναπτύσσεται αργά. Η συγκεκριμένη τεχνική απαιτεί μία ολοκληρωμένη περιγραφή ανά πάσα στιγμή, όσον αφορά τη συμπεριφορά του σήματος.

Για την αξιοποίηση της ισχύος μια αναπαράστασης συχνότητας, χωρίς όμως να υπάρχει ένας πλήρης χαρακτηρισμός στο πεδίο του χρόνου, πρέπει πρώτα να ληφθεί μία κατανομή σήματος χρόνου – συχνότητας, όπου θα αντιπροσωπεύει το σήμα, τόσο στον τομέα του χρόνου, όσο και στον τομέα της συχνότητας, την ίδια στιγμή. Σε μία αναπαράσταση, σαν κι αυτή, ο τομέας συχνότητας αντικατοπτρίζει αποκλειστικά τη συμπεριφορά μίας παροδικά εντοπισμένης έκδοσης που κυριαρχεί στο σήμα. Αυτό

κάνει επιτρεπτό σε κάποιον να αναφέρεται σε σήματα που οι συχνότητες συστατικών τους ποικίλλουν χρονικά.

- Για να διαμορφωθεί μία αξιόπιστη συνάρτηση κατανομής – χρόνου, υπάρχουν αρκετοί και διαφορετικοί τρόποι, με αποτέλεσμα να προκύπτουν αρκετές γνωστές κατανομές χρόνου – συχνότητας. Πιο συγκεκριμένα:
- Μετασχηματισμός κυματιδίων,
- Μετασχηματισμός Fourier μικρού χρόνου (Εδώ συμπεριλαμβάνεται και ο μετασχηματισμός Gabor)
- Μετασχηματισμός Hilbert – Huana
- Συνάρτηση κατανομής Gabor – Wigner, τροποποιημένη συνάρτηση διανομής Wigner



Εικόνα 14: Time - Frequency Analysis

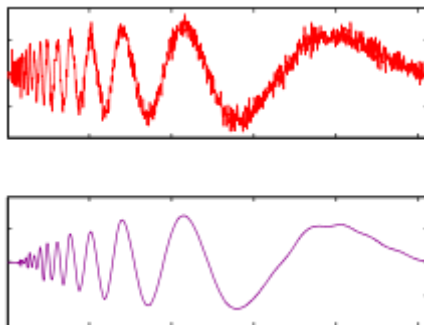
Οι ιδιότητες που εμφανίζει μία συνάρτηση κατανομής – χρόνου, είναι οι κάτωθι:

- 1) Η υψηλή ανάλυση και σε συχνότητα και σε χρόνο, με σκοπό την ευκολότερη ερμηνεία και ανάλυση
- 2) Δεν υπάρχουν διασταυρωμένοι όροι, ώστε να αποφεύγεται η σύγχυση των πραγματικών στοιχείων από θόρυβο ή τεχνουργήματα.

- 3) Λίστα με επιθυμητές μαθηματικές ιδιότητες, προκειμένου να υπάρχει διασφάλιση πως οι συγκεκριμένες μέθοδοι οφείλουν να έχουν την πραγματική εφαρμογή.
- 4) Χαμηλότερη υπολογιστική πολυπλοκότητα, για να διασφαλιστεί ο χρόνος που απαιτείται για να αναπαρασταθεί και επεξεργαστεί ένα σήμα σε ένα επίπεδο χρόνου – συχνότητας, που επιτρέπει υλοποιήσεις σε πραγματικό χρόνο. (Wikipedia, 2022)

2.2.2 Μετασχηματισμός Κυματιδίων (*Wavelets – Transform*)

Το Wavelet αποτελεί μία κυματοειδή ταλάντωση που τοποθετείται στο χρόνο, όπου το πλάτος ξεκινάει από το μηδέν, έπειτα αυξάνεται και στο τέλος μειώνεται πάλι στο μηδέν. Πολλές φορές μπορεί να αναπαρασταθεί ως μία «σύντομη ταλάντωση», όπως είναι αυτές που καταγράφονται σε ένα καρδιογράφημα, ή σε ένα σειсмоγράφο. Γενικότερα, για την επεξεργασία σήματος, τα κυματίδια παράγονται σκόπιμα με σκοπό να έχουν συγκεκριμένες ιδιότητες, όπου τα καθιστούν χρήσιμα (Αθηνά, 2018). Τα κυματίδια έχουν δύο βασικές ιδιότητες: κλίμακα και θέση. Η κλίμακα, ή διαστολή, καθορίζει πόσο «τεντωμένο» ή πόσο «συμπιεσμένο» είναι ένα κυματίδιο. Αυτή η



Εικόνα 15: Wavelet

ιδιότητα σχετίζεται με τη συχνότητα, όπως αυτή ορίζεται για τα κύματα. Η τοποθεσία καθορίζει τη θέση του κυματιδίου σε χρόνο, ή σε χώρο.

Ένα κύριο μειονέκτημα του μετασχηματισμού Fourier είναι ότι συλλαμβάνει πληροφορίες παγκόσμιας συχνότητας, που σημαίνει ότι οι συχνότητες αυτές επιμένουν σε ένα ολόκληρο σήμα. Αυτό το είδος σήματος που αποσυντίθεται μπορεί να μην εξυπηρετεί όλες τις εφαρμογές σωστά, όπως για παράδειγμα το

ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ), όπου τα σήματα έχουν μικρά διαστήματα χαρακτηριστικής ταλάντωσης. Μία εναλλακτική προσέγγιση είναι ο Μετασχηματισμός Κυματιδίων, ο οποίος αποσυνθέτει μία λειτουργία σε ένα σύνολο κυματιδίων. (Shawhin, 2005)

Υπάρχει ένας ποικίλος αριθμός από μετασχηματισμούς κυματιδίων, οι οποίοι είναι κατάλληλοι για διαφορετικές εφαρμογές. Οι συνηθισμένοι τύποι μετασχηματισμών, είναι:

- Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (DWT)
- Συνεχής Μετασχηματισμός Κυματιδίων (CWT)
- Κλασσικός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (FRWT)
- Γρήγορος Μετασχηματισμός Κυματιδίων (FWT)
- Κλασσικός Μετασχηματισμός Fourier (FRFT)
- Lifting Scheme & Generalized Lifting Scheme
- Στατικός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (SWT)
- Αποσύνθεση Πακέτων Κυματιδίων (WPD)

Οι Διακριτοί Μετασχηματισμοί (DWT) και οι Συνεχείς Μετασχηματισμοί Κυματιδίων (CWT), είναι υποκατηγορίες των μετασχηματισμών κυματιδίων. Αξίζει να σημειωθεί πως και ο CWT και ο DWT, είναι αναλογικοί, δηλαδή Μετασχηματισμοί Συνεχούς Χρόνου. Οι μετασχηματισμοί κυματιδίων χρησιμοποιούνται για να αναπαρασταθούν σήματα συνεχούς χρόνου (αναλογικά). Οι DWT εκμεταλλεύονται ένα πεπερασμένο υποσύνολο τιμών μετάφρασης και κλίμακας, ή πλέγματος αναπαράστασης (κυματιδίων). Αντιθέτως, οι CWT εκτελούνται σε κάθε δυνατή μετάφραση και κλίμακα. (Wikipedia, 2022)

Πρώτη παράγωγος της Γκαουσιανής Συνάρτησης:

$$-(x - b)e^{-\frac{(x-b)^2}{2a^2}}$$

(Εξίσωση 1)

Η παράμετρος “a” στην παραπάνω έκφραση, ορίζει την κλίμακα του κυματιδίου. Αν μειωθεί η τιμή του “a”, το κυματίδιο θα φαίνεται πιο «στρυμωγμένο». Αυτό με τη σειρά του μπορεί να συλλάβει υψηλής συχνότητας πληροφορίες. Αντίθετα, αν αυξηθεί η τιμή του “a”, το κυματίδιο θα τεντώσει και θα συλλάβει χαμηλής συχνότητας πληροφορίες.

Η παράμετρος “b”, καθορίζει τη θέση του κυματιδίου. Αν μειωθεί η τιμή του “b”, θα προκύψει η μετατόπιση του κυματιδίου προς τα αριστερά. Αν αυξηθεί το “b”, θα μετατοπιστεί προς τα δεξιά. Η τοποθεσία είναι απαραίτητη, γιατί σε αντίθεση με τα κύματα, τα κυματίδια είναι μη μηδενικά σε ένα μόνο μικρό διάστημα. Επιπλέον, όταν αναλύεται ένα σήμα δεν έχουν σημασία μόνο οι ταλαντώσεις του, αλλά και που πραγματοποιούνται αυτές οι ταλαντώσεις.

Η βασική ιδέα είναι να υπολογιστεί πόσο ένα κυματίδιο βρίσκεται σε ένα σήμα, για μία συγκεκριμένη κλίμακα και τοποθεσία. Θα μπορούσε να χαρακτηριστεί ως συνέλιξη, αφότου είναι το ίδιο πράγμα. Ένα σήμα συμπλέκεται με ένα σύνολο κυμάτων σε διάφορες κλίμακες.

Με άλλα λόγια, επιλέγεται ένα κυματίδιο μίας συγκεκριμένης κλίμακας. Τότε σύρεται το συγκεκριμένο κυματίδιο σε ολόκληρο το σήμα, δηλαδή μεταβάλλεται η θέση του, που σε κάθε χρονικό βήμα πολλαπλασιάζεται το κυματίδιο με το σήμα. Από τον συγκεκριμένο πολλαπλασιασμό προκύπτει ένα γινόμενο που δίνει το συντελεστή γι’ αυτή την κλίμακα κυματιδίων, σε εκείνο το συγκεκριμένο χρονικό βήμα. Στη συνέχεια αυξάνεται η κλίμακα κυματιδίων και επαναλαμβάνεται η διαδικασία. (Shawhin, 2005)

Συνεχής Μετασχηματισμός Κυματιδίων (CWT):

$$T(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi * \frac{(t-b)}{a} dt \quad (\text{Εξίσωση 2})$$

Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίων (DWT):

$$T_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{m,n}(t) dt \quad (\text{Εξίσωση 3})$$

2.3 Επιστημονική Στάθμιση

Η επιληπτική κρίση είναι μία χρόνια ασθένεια με ξαφνική μη φυσιολογική εκκένωση εγκεφαλικών νευρώνων, που οδηγεί σε παροδική εγκεφαλική δυσλειτουργία. Για την ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων, έχει προταθεί μία νέα ιδέα βασισμένη στο μοντέλο δυναμικής ενσωμάτωσης γραφήματος. Το δυναμικό γράφημα δημιουργείται με τον προσδιορισμό της συσχέτισης μεταξύ των πολυκαναλικών σημάτων ΗΕΓ. Η μέτρηση εντροπίας γραφήματος χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της ομοιότητας μεταξύ του γραφήματος σε κάθε χρονικό διάστημα και για την κατασκευή του χώρου ενσωμάτωσης γραφήματος. Αν θεωρηθεί δεδομένο πως η μη φυσιολογική ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου προκαλεί την επιληπτική κρίση, η εντροπία του γραφήματος κατά τη διάρκεια του χρονικού διαστήματος των κρίσεων είναι διαφορετική συγκριτικά με άλλα χρονικά διαστήματα. Γι' αυτό προτείνεται ένα μοντέλο δυναμικής ενσωμάτωσης γραφήματος βασισμένο στην εντροπία για να ομαδοποιούνται και να διακρίνονται τα γραφήματα με επιληπτικές κρίσεις. Η προτεινόμενη προσέγγιση εφαρμόστηκε στη βάση δεδομένων Scalp EEG του Children Hospital Boston – Massachusetts Institute of Technology Scalp, και τα αποτελέσματα έδειξαν πως η συγκεκριμένη προσέγγιση, όσον αφορά την ακρίβεια, ξεπέρασε το 1.4%. (Gen Li, 2021)

Σύμφωνα με έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί, έχει φτάσει στο σημείο να προταθεί πως οι επιληπτικές κρίσεις θα είναι προτιμότερο να ανιχνεύονται βάσει της βαθιάς μάθησης (DL) και της δημιουργίας εικόνων 2D υποτροπής (RP) σημάτων EEG, για συγκεκριμένους όμως εγκεφαλικούς ρυθμούς. Το DL παρουσιάζει την ιδιαιτερότητα της παράκαμψης των χειροποίητων μηχανικών χαρακτηριστικών, όμως η λειτουργία εξαγωγής από τις εικόνες εισόδου έχει αυτόματα επιδείξει σημαντική απόδοση σε ποικίλες εργασίες ταξινόμησης τομέα. Εντούτοις, από σήματα 1D ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ), η δημιουργία εικόνων 2D, καθώς και η αξιολόγηση της ποιότητας αυτών για τον αγωγό DL, δεν έχουν αντιμετωπιστεί ορθά, κάτι που είναι αρκετά σημαντικό μιας και η απόδοση του DL είναι βασισμένο σε μεγάλο βαθμό στην ποιότητα εισόδου. Επιπροσθέτως, ο κατάλληλος εγκεφαλικός ρυθμός για να αναλυθούν επιληπτικές κρίσεις δεν έχει διερευνηθεί σωστά. Γι' αυτό το

λόγο, σύμφωνα με μία από τις έρευνες η οποία χρησιμοποιεί για τη δημιουργία εικόνων εισόδου 2D με την τεχνική RP από σήματα EEG για συγκεκριμένους εγκεφαλικούς ρυθμούς διατηρώντας κατ' αυτόν τον τρόπο τα μη γραμμικά χαρακτηριστικά του ΗΕΓ και χρησιμοποιώντας ένα πολύ γνωστό DL, εν ονόματι νευρωνικό δίκτυο συνέλιξης (CNN), υποστηρίζει πως σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προκύπτουν, η συγκεκριμένη προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να επιτύχει ακρίβεια ταξινόμησης έως και 93%, κάτι που είναι σημαντικά υψηλό. Επίσης, ο ρυθμός δ βρέθηκε κατάλληλος για την ανίχνευση των επιληπτικών κρίσεων. Τέλος, η εντροπία του RP έχει βρεθεί ως η καταλληλότερη παράμετρος προκειμένου να αξιολογείται η ποιότητα της εικόνας σε συνδυασμό με δύο παγκόσμιες στατιστικές παραμέτρους, όπως είναι παραδείγματος χάριν η λοξότητα του μέσου τετραγώνου της ρίζας και το πρωτότυπο των εικόνων RP. (Anand Shankar, 2021)

Ο ΠΟΥ (Παγκόσμιος Οργανισμός Υγείας) πρόσφατα έκανε μία δήλωση πως η επιληψία επηρεάζει σχεδόν 65 εκατομμύρια ανθρώπους του παγκόσμιου πληθυσμού. Αν η πρόβλεψη των επερχόμενων αυτών κρίσεων πραγματοποιηθεί εγκαίρως, αποτελεί υψίστης σημασίας για τη διάσωση της ζωής των επιληπτικών ασθενών. Σύμφωνα με μία ακόμη έρευνα που έχει γίνει, η προσέγγιση πρόβλεψης επιληπτικών κρίσεων υλοποιείται βάσει των μεταβάσεων φάσης από πολυκαναλικές καταγραφές ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος που πραγματοποιήθηκε στο τριχωτό της κεφαλής. Στη συγκεκριμένη έρευνα διακρίνονται τα σήματα ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος χωρίς επιληπτικές κρίσεις, μαθαίνοντας έτσι τη δυναμική της ικταλικής, πρικταλικής και μεσοπυρηνικής περιόδου. Έτσι, προτείνεται μία προσέγγιση προσαρμοστικής βελτιστοποίησης κάνοντας χρήση μίας τεχνικής μη γραμμικής συζυγούς διαβάθμισης συνδυαστικά με την Ανακατασκευή ΗΕΓ με βάση τον Sparsity (SER) και τον ταξινομητή τρισδιάστατου βελτιστοποιημένου συνελκτικού νευρωνικού δικτύου (3D OCNN), με τη βοήθεια του αλγορίθμου Fletcher Reeves (FR). Αυτή η προσέγγιση αφαίρεσης αντικειμένων βάσει της αραιότητας σε συνδυασμό με έναν τρισδιάστατο ταξινομητή OCNN, ταξινομεί τις διάφορες καταστάσεις επιληπτικών κρίσεων. Το μοντέλο που προτείνεται αξιολογείται χρησιμοποιώντας τρεις διαφορετικές βάσεις δεδομένες: CHB-MIT, NINC και SRM. Τα εμπειρικά αποτελέσματα σε αυτές στις τρεις βάσεις δεδομένων ΗΕΓ από 300 έγγραφα, υπερτερούν των προσεγγίσεων της τελευταίας τεχνολογίας, που φέρουν βαθμολογία ακριβείας 0.98, βαθμολογία ευαισθησίας 0.99 και ποσοστό ψευδούς πρόβλεψης (FPR) 0.07 FP/h. Ο προτεινόμενος

προγνωστικός παράγοντας κερδίζει στη στατιστική αξιολόγηση OSPH περίπου 1.1 ώρα πριν από την έναρξη της επιληπτικής κρίσης. Τα αποτελέσματα της έρευνας αποδεικνύουν πως η προσέγγιση πρόβλεψης επιληπτικών κρίσεων βάσει των μεταβάσεων φάσης είναι ελπιδοφόρα για την ακριβή πρόβλεψη σε πραγματικό χρόνο της επιληψίας με τη χρήση δεδομένων ΗΕΓ στο τριχωτό της κεφαλής. (Banu Priya Prathaban, 2020)

Η βαθιά μάθηση χρησιμοποιείται ευρέως και με πολύ μεγάλη επιτυχία μάλιστα, σε έρευνες τελευταίας τεχνολογίας για την ταξινόμηση διαφόρων τύπων εικόνας. Εντούτοις, μέχρι τώρα οι εφαρμογές μεθόδων βαθιάς μάθησης για την ταξινόμηση ΗΕΓ είναι αρκετά περιορισμένες. Στη συγκεκριμένη έρευνα προτείνεται ένας αλγόριθμος προ-επεξεργασίας προκειμένου να αναπαρίστανται σήματα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Επίσης, ο αλγόριθμος αυτός συσχετίζεται με μία αρχιτεκτονική PCNN (παράλληλου συνελκτικού νευρωνικού δικτύου), ώστε να ταξινομούνται τα σήματα απεικόνισης κινητήρα. Με σκοπό να αναπαρίστανται ακατέργαστα σήματα ΗΕΓ, έχει δημιουργηθεί μία νέα μορφή εικόνων προκειμένου να προχωρά στο συνδυασμό του χωρικού φιλτραρίσματος και των ζωνών συχνοτήτων που εξάγονται μαζί. Με την τροφοδοσία των απεικονιζόμενων εικόνων στο PCNN, στοιβάζονται τρία μοναδικά υπό-μοντέλα, που έχουν στόχο τη βελτιστοποίηση της απόδοσης της ταξινόμησης. Η μέση ακρίβεια της συγκεκριμένης μεθόδου πετυχαίνει $83,0 \pm 3,4\%$ στο σύνολο δεδομένων BCI Competition IV 2b, όπου ξεπερνά τις συγκριτικές μεθόδους κατά τουλάχιστον $5,2\%$. Η μέση τιμή Kappa της προτεινόμενης μεθόδου επιτυγχάνει $0,659 \pm 0,067$ στο σύνολο δεδομένων 2b, παρέχοντας έτσι $20,5\%$ βελτίωση σε σχέση με τους αλγόριθμους που έχουν συγκριθεί. Τα αποτελέσματα έχουν αποδείξει πως η προτεινόμενη μέθοδος αποδίδει καλύτερα στην ταξινόμηση των σημάτων απεικόνισης κινητήρα ΗΕΓ. (Yuexing Han, 2021)

Τέλος, οι HFOs (ταλαντώσεις υψηλής συχνότητας) είναι αυθόρμητα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά μοτίβα που θεωρούνται ως πιθανοί βιοδείκτες των ζωνών έναρξης των επιληπτικών κρίσεων (SOZs). Τα ανιχνευμένα με ακρίβεια HFO χρησιμοποιούνται για να εντοπίζουν τα SOZs, τα οποία είναι κρίσιμα και χρήσιμα για την προεγχειρητική αξιολόγηση. Αν θεωρηθεί δεδομένο πως η οπτική σήμανση των HFO είναι χρονοβόρα, πρέπει να εφαρμοστεί μία μέθοδος ώστε να ανιχνεύει αυτόματα τα HFO, για τον εντοπισμό των SOZs στην κλινική πράξη. Όμως, σύμφωνα με τις

υπάρχουσες μεθόδους δε μπορεί να επιτευχθεί ικανοποιητική απόδοση, με σκοπό να μην καθίστανται κατάλληλες για κλινική εφαρμογή. Προκειμένω οι ερευνητές να προχωρήσουν στη λύση του προβλήματος, παρουσιάζουν μία νέα μέθοδο η οποία θα εντοπίζει τις επιληπτικές SOZs. Αρχικά, γίνεται χρήση μίας μεθόδου κατωφλίου για να ανιχνεύονται γεγονότα ενδιαφέροντος (Eols). Ύστερα, υιοθετούν μία μέθοδο ανάλυσης χρόνου και συχνότητας, για να αποκτηθούν κανάλια ενδιαφέροντος (Cols) με τη βοήθεια του υπολογισμού της μέσης ισχύος των Eol σε κάθε κανάλι. Έπειτα, χρησιμοποιείται η μέθοδος ομαδοποίησης k-medoids, για την ανίχνευση HFO των Cols. Τελικά, γίνεται χρήση των συγκεντρώσεων των ανιχνευθέντων HFO, ώστε να εντοπίζονται οι SOZs. Η υπεροχή αυτής της μεθόδου εντοπισμού είναι ευδιάκριτη αν συγκριθεί με την ειδικότητα και την ευαισθησία της με ορισμένες υπάρχουσες μεθόδους. (Min Wu, 2020)

Κεφάλαιο 3

3. Μηχανική Μάθηση και Νευρωνικά Δίκτυα

3.1 Κατηγορίες Μηχανικής Μάθησης

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning), είναι μία υποκατηγορία της επιστήμης των υπολογιστών, η οποία αναπτύχθηκε στην τεχνητή νοημοσύνη, με τη βοήθεια μελετών αναγνώρισης προτύπων και υπολογιστικής θεωρίας μάθησης. Ρόλος της μηχανικής μάθησης είναι η διερεύνηση μελέτης και κατασκευής αλγορίθμων, όπου μπορούν, όχι μόνο να μάθουν από τα δεδομένα αλλά και να κάνουν σχετικές προβλέψεις με αυτά. Οι συγκεκριμένοι αλγόριθμοι εκτελούνται από την κατασκευή μοντέλων πειραματικών δεδομένων, με σκοπό την πρόβλεψη που βασίζεται στα δεδομένα ή στην εξαγωγή αποφάσεων που αποδίδονται ως το αποτέλεσμα.

Η υπολογιστική στατιστική είναι στενά συνδεδεμένη, γι' αυτό άλλωστε και συγχέεται με τη μηχανική μάθηση. Είναι ένας κλάδος που επικεντρώνεται κυρίως στην πρόβλεψη με τη χρήση υπολογιστών. Συνδέεται επίσης με τη μαθηματική βελτιστοποίηση, που παρέχει θεωρία, τομείς και μεθόδους εφαρμογών.

Στις υπολογιστικές εργασίες εφαρμόζεται η μηχανική μάθηση, στην οποία είναι ανέφικτος ο σχεδιασμός και ο ρητός προγραμματισμός των αλγορίθμων. Μερικά παραδείγματα εφαρμογών απαρτίζουν οι μηχανές αναζήτησης, τα φίλτρα spam – spam filtering - , η οπτική αναγνώριση χαρακτήρων – OCR – και η υπολογιστική όραση. Ορισμένες φορές η μηχανική μάθηση συγχέεται με την εξόρυξη δεδομένων. Η εξόρυξη δεδομένων επικεντρώνεται στην εξερευνητική ανάλυση δεδομένων, ή αλλιώς μη επιτηρούμενη μάθηση. Ένας πιο επίσημος ορισμός προτάθηκε από τον Tom M. Mitchell, ο οποίος μάλιστα χρησιμοποιείται ευρέως: *«Ένα υπολογιστικό πρόγραμμα θεωρείται πως μαθαίνει από μία εμπειρία E σε μία κλάση εργασιών T , και ένα μέτρο επίδοσης P . Αν η επίδοση που έχει σε εργασίες της κλάσης T , όπως αυτό αποτιμάται από το μέτρο P , τότε βελτιώνεται με την εμπειρία E .»*

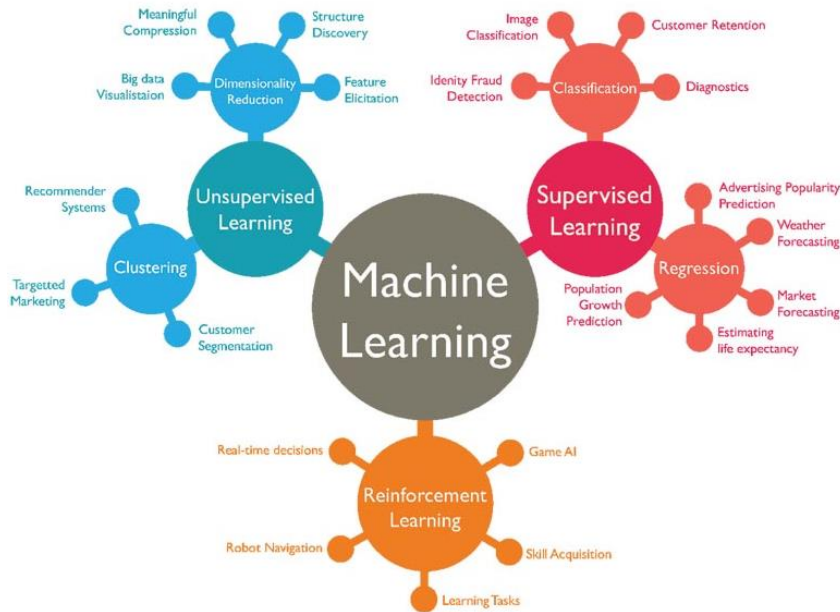
Ο παραπάνω ορισμός είναι απαραίτητος για τον προσδιορισμό της μηχανικής μάθησης, σε στοιχειώδες λειτουργικό πλαίσιο, σε αντίθεση με γνωστικούς όρους, ακολουθώντας με αυτόν τον τρόπο την πρόταση στην εργασία του Alan Turing, «Υπολογιστικές Μηχανές και Νοημοσύνη», πως στο ερώτημα *αν οι μηχανές έχουν τη δυνατότητα να σκεφτούν*, μπορεί να τεθεί το ερώτημα *αν οι μηχανές έχουν τη δυνατότητα να πραγματοποιήσουν αυτό που οι σκεπτόμενες οντότητες μπορούν να κάνουν*.

Όσον αφορά την ανάλυση δεδομένων, η μηχανική μάθηση αποτελεί μία μέθοδο η οποία απασχολείται για την εφεύρεση πολύπλοκων αλγορίθμων και μοντέλων οι οποίοι οδηγούν στην πρόβλεψη. Στους ερευνητές, μηχανικούς, επιστήμονες δεδομένων και αναλυτές, επιτρέπεται από τα αναλυτικά μοντέλα να δημιουργούν αποτελέσματα και αποφάσεις που είναι αξιόπιστες, και να προβάλλουν μέσω της μάθησης από ιστορικές τάσεις και σχέσεις στα δεδομένα, αλληλοσυσχετίσεις. Συνήθως, οι εργασίες μηχανικής μάθησης ταξινομούνται σε τρεις κατηγορίες, αναλόγως την «ανατροφοδότηση» και τη φύση του εκπαιδευτικού «σήματος», που διατίθενται σε ένα σύστημα εκμάθησης. Οι κατηγορίες μάθησης είναι:

- **Ενισχυτική Μάθηση:** Ένα υπολογιστικό πρόγραμμα επιδρά αμοιβαία με ένα δυναμικό περιβάλλον, στο οποίο πρέπει να πραγματοποιηθεί ένας συγκεκριμένος στόχος, χωρίς όμως να υπάρχει κάποιος δάσκαλος ο οποίος θα του λέει αν κοντεύει να φτάσει στο στόχο του. Επιπρόσθετα, ένα ακόμη παράδειγμα είναι να παίζει ένα παιχνίδι ενάντια σε κάποιον αντίπαλο. Στο συγκεκριμένο παιχνίδι ο αλγόριθμος αντιλαμβάνεται μία στρατηγική ενεργειών μέσω άμεσων αλληλεπιδράσεων με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται αποκλειστικά σε *Planning – Προβλήματα Σχεδιασμού* - , παραδείγματος χάριν έλεγχος κίνησης ρομπότ και βελτιστοποίηση εργασιών σε εργοστασιακούς χώρους.
- **Μη Επιτηρούμενη Μάθηση -Μάθηση χωρίς επίβλεψη ή Επίβλεπτη Μάθηση (Unsupervised Learning)- :** Σ' αυτό το είδος μάθησης δεν προσφέρεται στον αλγόριθμο μάθησης κάποια εμπειρία, αλλά πρέπει να βρεθεί η δομή δεδομένων εισόδου. Η μάθηση χωρίς επίβλεψη θα μπορούσε να είναι αυτοσκοπός ή μέσο για ένα τέλος. Στη μη επιτηρούμενη μάθηση ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα μοντέλο για ένα σύνολο εισόδων, κάτω από μία μορφή παρατηρήσεων, χωρίς ωστόσο να κατέχει τις επιθυμητές εξόδους. Η συγκεκριμένη μάθηση

χρησιμοποιείται σε προβλήματα ομαδοποίησης (*Clustering*) και ανάλυσης Συσχετισμών (*Association Analysis*).

- **Επιτηρούμενη / Επιβλεπόμενη Μάθηση – Μάθηση με Επίβλεψη ή Επιβλεπόμενη Μάθηση (*Supervised Learning*)**: Το πρόγραμμα του υπολογιστή λαμβάνει από έναν «δάσκαλο», τις παραδειγματικές εισόδους αλλά και τα επιθυμητά αποτελέσματα. Ο στόχος είναι να αντιληφθεί έναν γενικό κανόνα με σκοπό να αντιστοιχίσει τα αποτελέσματα με τις εισόδους. Στην επιτηρούμενη μάθηση ο αλγόριθμος δημιουργεί μία συνάρτηση όπου απεικονίζονται δεδομένες εισοδοί σε γνώριμες επιθυμητές εξόδους, με απώτερο σκοπό τη γενίκευση της συγκεκριμένης συνάρτησης και για είσοδο με άγνωστη έξοδο. Η επιβλεπόμενη μάθηση χρησιμοποιείται σε προβλήματα διερμηνείας (*Interpretation*), πρόγνωσης (*Prediction*) και ταξινόμησης (*Classification*).
- Ανάμεσα στην επιτηρούμενη και μη επιτηρούμενη μάθηση ταξινομείται η **Ημι-επιτηρούμενη μάθηση**, στην οποία ο καθηγητής προσφέρει ένα ελλιπές εκπαιδευτικό σήμα, δηλαδή ένα σύνολο εκπαίδευσης, όπου αρκετά από τα αποτελέσματα – στόχους απουσιάζουν.
- Μία ειδική περίπτωση της συγκεκριμένης αρχής είναι η Μεταγωγή, στην οποία το σύνολο των καταστάσεων του προβλήματος είναι γνώριμα ως προς το χρόνο εκμάθησης, στην οποία πάλι ένα τμήμα των στόχων απουσιάζουν.
- **Development Robotics, – Αναπτυξιακή Μάθηση -**, η οποία αναπτύχθηκε από ρομπότ για την εκμάθηση. Παράγει τη δικιά της ακολουθία από μαθησιακές καταστάσεις, με σκοπό το ρομπότ συσσωρευτικά να αποκτήσει μία ποικιλία από δεξιότητες μέσω αυτόνομων αυτοεξερεύνητων και κοινωνικών αλληλεπιδράσεων, με εκπαιδευτές, χρησιμοποιώντας έτσι μηχανισμούς καθοδήγησης, όπως είναι για παράδειγμα η ωρίμανση, η ενεργητική μάθηση και η μίμηση.
- Τέλος υπάρχει μία ακόμη κατηγορία μηχανικής μάθησης που είναι η **meta Learning – Μηχανική Μάθηση -**, η οποία μαθαίνει τη μηχανή να επεκτείνει τις επαγωγικές μεθόδους της. (Kallipos, n.d.)



Εικόνα 16: Μηχανική Μάθηση

3.2 Κατηγοριοποίηση

Τα προβλήματα μηχανικής μάθησης, μπορούν να κατηγοριοποιηθούν βάσει των επιθυμητών αποτελεσμάτων του συστήματος μηχανικής μάθησης:

- **Ταξινόμηση:** Τα δεδομένα της εισόδου διακρίνονται σε δύο ή και περισσότερες κλάσεις. Οπότε η μηχανή πρέπει να δημιουργήσει ένα μοντέλο, που θα συσχετίζει τα δεδομένα σε μία ή περισσότερες κλάσεις (multi – label ταξινόμηση). Συνήθως αυτό περιλαμβάνεται στην επιβλεπόμενη μάθηση. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα ταξινόμησης είναι τα φίλτρα spam, στα οποία emails ή άλλα μηνύματα αποτελούν την είσοδο, και τα “spam” ή “non – spam”, αποτελούν τις κλάσεις.
- **Συσταδοποίηση:** Ένα σύνολο εισόδων επίκειται να ομαδοποιηθεί. Αντίθετα με την ταξινόμηση, οι ομάδες είναι άγνωστες από την αρχή, καθιστώντας με αυτόν τον τρόπο το διαχωρισμό απλά μία τυπική εργασία επίβλεπτης μάθησης.
- **Dimensionality Reduction –Μείωσης Διαστασιμότητας-:** Τα δεδομένα αφού πρώτα απλοποιηθούν, ύστερα αντιστοιχίζονται σε ένα χώρο μικρότερων διαστάσεων. Το topic modeling –στατικό μοντέλο θεμάτων-, είναι ένα παρόμοιο πρόβλημα, στο οποίο ζητείται από τη μηχανή να βρει έγγραφα που

να καλύπτουν σχετικά θέματα, από μία ομάδα εγγράφων που είναι γραμμένα σε φυσική γλώσσα.

- **Παλινδρόμηση:** Στη συγκεκριμένη κατηγορία κατατάσσονται προβλήματα επιβλεπόμενης μάθησης. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι αδιάκριτα και συνεχή.
- **Εκτίμηση Ποκνότητας:** Εντοπίζει την κατανομή δεδομένων εισόδου σε κάποιο χώρο. (Κωνσταντίνος, 2018)

3.3 Γνωστοί Αλγόριθμοι Κατηγοριοποίησης

Η βασικότερη τεχνική της εξόρυξης δεδομένων, είναι η κατηγοριοποίηση. Η κατηγοριοποίηση εξετάζει τα χαρακτηριστικά ενός στιγμιότυπου, και έπειτα το τοποθετεί σε μία κλάση η οποία έχει προκαθοριστεί. Έτσι δημιουργείται ένα μοντέλο κατηγοριοποίησης, παίρνοντας ένα πλήθος από ταξινομημένα δεδομένα και με τη χρήση κατάλληλων αλγορίθμων, πετυχαίνει τη σωστή απόδοση κατηγορίας άγνωστων δεδομένων. Κι όλο αυτό λαμβάνονται ως σύνολο εκπαίδευσης. Ο προσδιορισμός αν ένα email είναι spam ή όχι, είναι ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα της κατηγοριοποίησης. Στο σύστημα δίνεται ένα σύνολο από email spam, και με τη βοήθεια μιας διαδικασίας μάθησης, γίνεται δυνατή η διάκριση των μηνυμάτων.

Η μηχανική μάθηση κατηγοριοποιείται σε μία σειρά από βασικούς αλγορίθμους. Ειδικότερα:

- I. Κατηγοριοποίηση κατά Bayes ή Μπεϋζιανό Ταξινομητή
- II. Naive Bayes classifier - Απλός κατηγοριοποιητής Bayes
- III. Κατηγοριοποιητής K-πλησιέστερων γειτόνων (KNN)
- IV. Κατηγοριοποιητής με δέντρο απόφασης – Δένδρα Ταξινόμησης / Απόφασης
- V. Αλγόριθμος Απαλοιφής Υποψηφίων
- VI. Αλγόριθμος ID3 – Εντροπία Πληροφορίας
- VII. Αλγόριθμος C4.5 – Κέρδος Πληροφορίας

3.3.1 Κατηγοριοποίηση κατά Bayes – Μπεϋζιανός Ταξινομητής

Η συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση είναι βασισμένη στην ιδέα της κατηγοριοποίησης νέου στιγμιότυπου που σχετίζεται με την κατανομή πιθανοτήτων που κατέχουν τα υπολειπόμενα στιγμιότυπα των συνόλων δεδομένων σχετικά με την κλάση που το απαρτίζουν. Στην ουσία αυτό που πραγματοποιείται είναι η αναζήτηση της κλάσης του στιγμιότυπου που κατέχει την πιο μεγάλη πιθανότητα να ταξινομηθεί σε μία από τις κλάσεις με τα συγκεκριμένα γνωρίσματα. Ο Μπεϋζιανός Ταξινομητής είναι βασισμένος στο θεώρημα του Bayes που διατυπώνεται ως εξής:

$$P(a | X) = \frac{P(X|a)P(a)}{P(X)} \quad (\text{Εξίσωση 4})$$

Όπου:

- X : το στιγμιότυπο που θα ταξινομηθεί
- a : Δυνατές τιμές της κλάσης
- $P(a)$: η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί το a
- $P(X)$: η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί το X ανεξάρτητα από το a , ή ειδικά ως η εκ των προτέρων πιθανότητα του X
- $P(a | X)$: η πιθανότητα να πραγματοποιηθεί το X δεδομένου του a , ή ειδικά ως η εκ των υστέρων πιθανότητα του X

Για να προβλεφθεί η κλάση ενός στιγμιότυπου, από έναν ταξινομητή Bayes, απλώς επιλέγεται η κλάση που βοηθά στην μεγιστοποίηση της εκ των υστέρων πιθανότητας.

3.3.2 Naive Bayes Classifier – Απλός κατηγοριοποιητής / ταξινομητής Bayes

Ο απλός ταξινομητής είναι βασισμένος στο θεώρημα του Bayes και εικάζει πως τα γνωρίσματα είναι μεταξύ τους ανεξάρτητα. Με αυτό τον τρόπο προκύπτει ένας απλούστερος αλλά εξίσου αποτελεσματικός κατηγοριοποιητής.

Έστω ένα X στιγμιότυπο και τα γνωρίσματα $\langle x_1, x_2, x_3, \dots, x_n \rangle$ που το περιγράφουν, και αναζητείται η κλάση που ανήκει.

Οι κατηγορίες αυτής της κλάσης συμβολίζονται με $\langle k_1, k_2, \dots, k_m \rangle$. Έτσι βάσει του θεωρήματος Bayes αρκεί απλά να υπολογιστεί για κάθε μία κατηγορία της κλάσης, η πιθανότητα ένα στιγμιότυπο X να ανήκει σ' αυτή την κατηγορία, δηλαδή:

$$P(k_d | X = (x_1, x_2, \dots, x_n)) = \frac{P(k_d) \cdot P(X|k_d)}{P(X)}, d \in (1, \dots, m) \quad (\text{Εξίσωση 5})$$

- Για κατηγορίες που διαθέτουν μεγαλύτερη πιθανότητα $P(k_d | X = (x_1, x_2, \dots, x_n))$ για $d \in (1, \dots, m)$, τότε το στιγμιότυπο ανήκει σ' αυτή την κατηγορία.
- Αν οι ποσότητες $P(k_d) \cdot P(X | k_d)$ και $P(k_d | X = (x_1, x_2, \dots, x_n))$ είναι ανάλογες, αρκεί να βρεθεί για ποια κατηγορία της κλάσης μεγιστοποιείται το γινόμενο των πιθανοτήτων $P(k_d) \cdot P(X | k_d)$.
- Επίσης είναι γνωστό πως τα γνωρίσματα είναι μεταξύ τους ανεξάρτητα, επομένως ισχύει ότι:

$$\begin{aligned} P(X | k_d) &= P(x_1, x_2, \dots, x_n | k_d) = \\ &= P(x_1 | k_d) \cdot P(x_2 | k_d) \cdot P(x_3 | k_d) \cdots P(x_n | k_d) = \\ &\quad \prod_{i=1}^n P(x_i | k_d) \end{aligned} \quad (\text{Εξίσωση 6})$$

ή

$$P(c | x) = P(c) \cdot \prod_i P(x_i | c) \quad (\text{Εξίσωση 7})$$

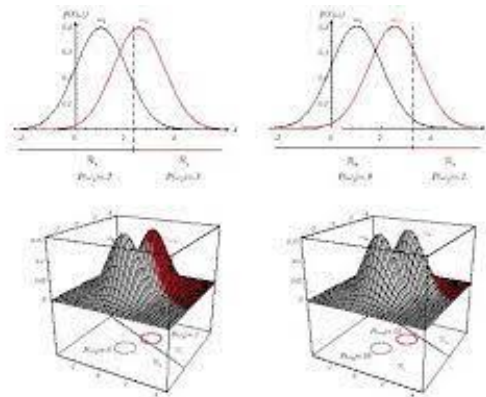
Όπου:

- $P(c) = N(c)/N$
- $P(x_i | c) = N(x_i, c)/N(c)$, που ισχύει για διακριτές τιμές χαρακτηριστικών x_i
- $P(x_i | c) = g(x_i, \mu_c, \sigma_c^2)$, που ισχύει για αριθμητικές τιμές χαρακτηριστικών x_i

Με:

- $N(c)$: αριθμός παραδειγμάτων με εξαρτημένη μεταβλητή την τιμή c
- $N(x_i, c)$: αριθμός παραδειγμάτων που αντιστοιχεί στην εξαρτημένη μεταβλητή και στο χαρακτηριστικό x_i , τιμές c και x_i , αντίστοιχα.
- $g(x_i, \mu c, \sigma c^2)$: απεικονίζει τη συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας του Gauss, με μc μέσο όρο και σc ως διασπορά, για το χαρακτηριστικό X_i .

Επομένως, ο απλός κατηγοριοποιητής Bayes ερευνά για ποια κατηγορία k_d των κλάσεων μεγιστοποιείται η ποσότητα $\prod_{i=1}^n P(x_i | k_d) \cdot P(k_d)$, με σκοπό να ταξινομηθεί μία νέα παρατήρηση X .

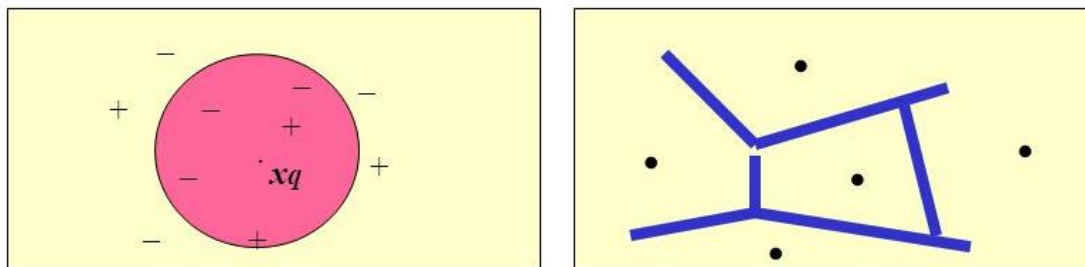


Εικόνα 17: Θεωρία Απόφασης του Bayes

3.3.3 Κατηγοριοποιητής K – πλησιέστερων γειτόνων (KNN)

Ο κατηγοριοποιητής KNN είναι βασισμένος στη μάθηση με τη βοήθεια απομνημόνευσης των στιγμιότυπων του συνόλου εκπαίδευσης, με σκοπό τον προσδιορισμό της κλάσης ενός νέου στιγμιότυπου. Ο συγκεκριμένος ταξινομητής κατηγοριοποιείται στους αλγόριθμους σκληρής μάθησης, αφού δεν υπάρχει κάποιο στάδιο εκπαίδευσης.

Έστω ότι υπάρχει ένα νέο στιγμιότυπο. Σ' αυτό θα προσδοθεί η ίδια κατηγορία με τα στιγμιότυπα που είναι πιο όμοια με αυτό. Για την επίτευξη της συγκεκριμένης διαδικασίας, χρειάζεται ο προσδιορισμός των κοντινότερων στιγμιότυπων που θα χρησιμοποιηθούν για την κατηγοριοποίηση, δηλαδή το k , καθώς και την μετρική απόσταση προκειμένου να υπολογιστεί η απόσταση.



Εικόνα 18: Κατηγοριοποιητής K - πλησιέστερων γειτόνων

Οι μετρικές αποστάσεις που μπορούν να εφαρμοστούν είναι αρκετές. Συγκεκριμένα παραδείγματα είναι:

Ευκλείδια Απόσταση: $d(x, y) = (\sum_{i=1}^m |x_i - y_i|^2)^{1/2}$ (Εξίσωση 8)

Απόσταση Chebychev: $d(x, y) = \max_{i=1, \dots, m} |x_i - y_i|$ (Εξίσωση 9)

Απόσταση Minkowsky: $d(x, y) = (\sum_{i=1}^k |x_i - y_i|^r)^{2/r}$ (Εξίσωση 10)

Απόσταση Manhattan: $d(x, y) = \sum_{i=1}^m |x_i - y_i|$ (Εξίσωση 11)

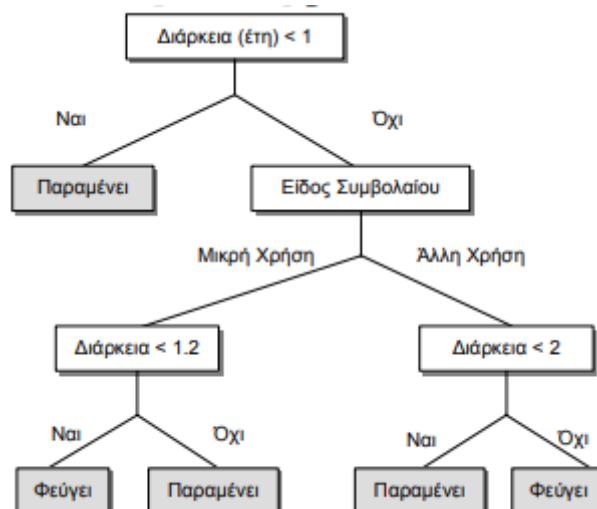
3.3.4 Κατηγοριοποιητής με δέντρο Απόφασης – Δέντρα Ταξινόμησης / Απόφασης

Η χρήση του κατηγοριοποιητή με δέντρο Απόφασης είναι αρκετά συχνή σε προβλήματα που σχετίζονται με την ταξινόμηση, μιας και η δενδρική δομή αναπαριστά το μοντέλο εκπαίδευσης, κάτι που το κάνει εύκολα κατανοητό στη διαδικασία της κατηγοριοποίησης. Κάθε δένδρο απόφασης διαθέτει δύο ειδών κόμβους: τους εσωτερικούς και τους τερματικούς. Οι εσωτερικοί κόμβοι στους οποίους αντιστοιχίζεται το γνώρισμα των δεδομένων με αποτέλεσμα να λειτουργούν σαν έλεγχος, και από την άλλη οι τερματικοί που αναθέτουν στα στιγμιότυπα που καταλήγουν σ' αυτό, την κατηγορία που πιθανώς ανήκει. Από τους κόμβους φεύγουν κάποιες ακμές. Σε κάθε ακμή αναγράφονται οι κατηγορίες των γνωρισμάτων που διαθέτουν οι κόμβοι, με εξαίρεση αν η ακμή απολήγει στην τελική κατηγορία της κλάσης του στιγμιότυπου. Επομένως, τα δέντρα απόφασης / ταξινόμησης διαθέτουν δενδροειδή δομή που περιγράφουν τα δεδομένα με γραφικό τρόπο.

Μία αναπαράσταση σε δένδρο έχει τη εξής μορφή:

- Οι κόμβοι ορίζουν τις συνθήκες ελέγχου της τιμής κάποιου χαρακτηριστικού
- Τα κλαδιά φεύγουν από έναν κόμβο αντιστοιχίζονται σε διαφορετικές διακριτές τιμές του χαρακτηριστικού που σχετίζονται με τους κόμβους
- Τα φύλλα αντιπροσωπεύουν το τι συνέβη

Κλασικό παράδειγμα κατηγοριοποίησης με δένδρο απόφασης είναι τα δεδομένα μίας εταιρείας κινητής τηλεφωνίας, όπου περιγράφουν περιπτώσεις των συνδρομητών που έφυγαν ή παρέμειναν μετά της λήξης συμβολαίου τους, βάσει της διάρκειας και του είδους αυτού.



Εικόνα 19: Παράδειγμα Κατηγοριοποίησης με Δένδρο Απόφασης (Με δεδομένα εταιρείας κινητής τηλεφωνίας)

Εναλλακτικά, τα δέντρα μπορούν να αναπαρασταθούν και ως σύνολα κανόνων *if-then*, τα οποία ονομάζονται *classification rules* (κανόνες ταξινόμησης).

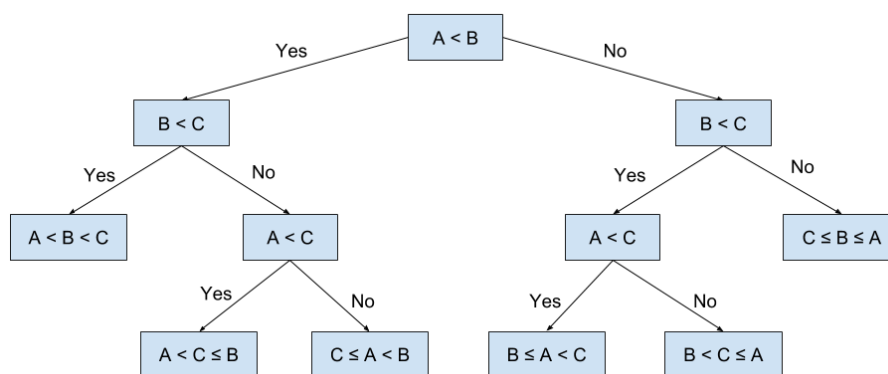
Με τη χρήση μόνο του τελεστή **AND**, οι κανόνες που προκύπτουν είναι τόσοι, όσοι και τα φύλλα του δένδρου (Για το παραπάνω παράδειγμα, για τα δεδομένα της εταιρείας προκύπτουν πέντε κανόνες, οπότε ισχύει:)

- **if** διάρκεια_έτη<1
- **then** παραμένει

- **if** διάρκεια_έτη>1 **and** είδος_συμβολαίου=μικρή_χρήση **and** διάρκεια<1.2 **then** φεύγει
- **if** διάρκεια_έτη>1 **and** είδος_συμβολαίου=μικρή_χρήση **and** διάρκεια>1.2 **then** παραμένει
- **if** διάρκεια_έτη>1 **and** είδος_συμβολαίου=άλλη_χρήση **and** διάρκεια<2 **then** παραμένει
- **if** διάρκεια_έτη>1 **and** είδος_συμβολαίου=άλλη_χρήση **and** διάρκεια>2 **then** φεύγει

Αν χρησιμοποιηθεί και ο τελεστής **OR**, ορισμένοι από τους παραπάνω κανόνες ενοποιούνται, με αποτέλεσμα οι κανόνες που παραμένουν να είναι τόσοι, όσες είναι και οι διαθέσιμες κατηγορίες.

Συνεπώς, τα δένδρα ταξινόμησης χρησιμεύουν στην πρόβλεψη της τιμής της μεταβλητής που μοντελοποιούν βάσει των τιμών των θεωρούμενων χαρακτηριστικών (μεταβλητών), με κάποιο βαθμό ακριβείας.



Εικόνα 20: Παράδειγμα Κατηγοριοποίησης με Δένδρο Απόφασης

3.3.5 Αλγόριθμος Απαλοιφής Υποψηφίων

Ο αλγόριθμος απαλοιφής υποψηφίων περιορίζει το χώρο αναζήτησης, εκτελώντας εξειδικεύσεις και γενικεύσεις σε ορισμένες αρχικές έννοιες / υποθέσεις, βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης.

Σκοπός είναι η διατήρηση δύο συνόλων G και S , τα οποία περιγράφουν από κοινού ολόκληρο το χώρο αναζήτησης, και ορίζονται με τον εξής τρόπο.

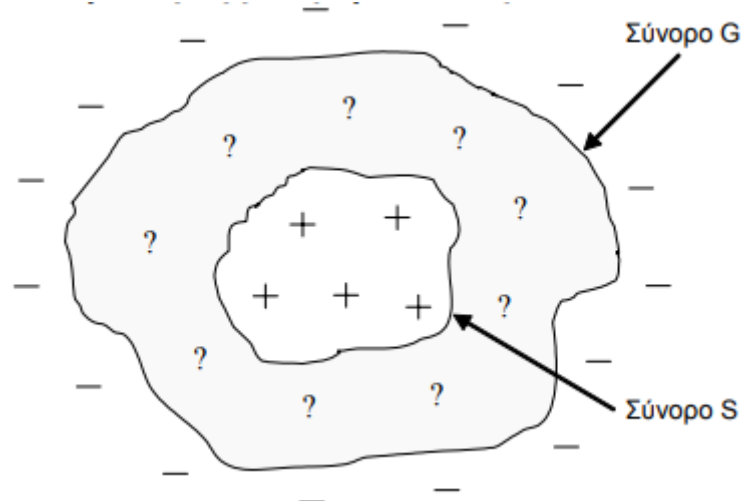
Όπου:

- G: Το σύνολο των γενικότερων υποψήφιων εννοιών / υποθέσεων (maximally general)
- S: Το σύνολο των πιο εξειδικευμένων υποψήφιων εννοιών / υποθέσεων (maximally specific)

Τα σύνολα G και S προχωρούν στον ορισμό κάποιων συνόρων στο χώρο των εννοιών / υποθέσεων, που τον χωρίζουν σε περιοχές με απροσδιόριστης φύσης, αρνητικά και θετικά παραδείγματα.

Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης το σύνορο S επεκτείνεται και το σύνορο G συρρικνώνεται, μέχρις ότου τα παραδείγματα να εξαντληθούν.

Ο αλγόριθμος ανά πάσα στιγμή παρέχει μία αποδεκτή περιγραφή του σταδίου της εκπαίδευσης, χωρίς όμως να είναι η καλύτερη, αφού χρησιμοποιεί τα δεδομένα της εκπαίδευσης σταδιακά.



Εικόνα 21: Σχηματική Περιγραφή του Τρόπου Λειτουργίας

3.3.6 Αλγόριθμος ID3 – Εντροπία Πληροφορίας

Ο αλγόριθμος ID3 αποτελεί τον πιο γνωστό αλγόριθμο μάθησης των δένδρων ταξινόμησης. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί σαν κριτήριο το κέρδος πληροφορίας (Information Gain) και την εντροπία (Entropy), με σκοπό να προχωρήσει στον

καλύτερο διαχωρισμό των δεδομένων και στη μέτρηση της ποσότητας της αταξίας σε καθένα υποσύνολο, αντίστοιχα. Αναλυτικότερα, η εντροπία προσμετρά την ποσότητα αταξίας που υπάρχει σε μία περιοχή. Όσο αυξάνεται η τιμή της εντροπίας, τόσο αυξάνεται και η αταξία που υπάρχει στο σύνολο των δεδομένων. Η εντροπία μπορεί να αξιοποιηθεί σα μέτρο καθαρότητας, μιας και με χαμηλή εντροπία περιοχές περιέχουν δείγματα που από τα οποία τα περισσότερα ανήκουν στην ίδια κλάση.

Μέσα από ένα σύνολο παρατηρήσεων D , η εντροπία μπορεί να υπολογιστεί ως:

$$E(D) = - \sum_{i=1}^k P(c_i | D) \log_2 P(c_i | D) \quad (\text{Εξίσωση 12})$$

Όπου:

- $P(c_i | D)$: Πιθανότητα ύπαρξης της c_i κατηγορίας στο σύνολο D
- k : Πλήθος κατηγοριών της κλάσης

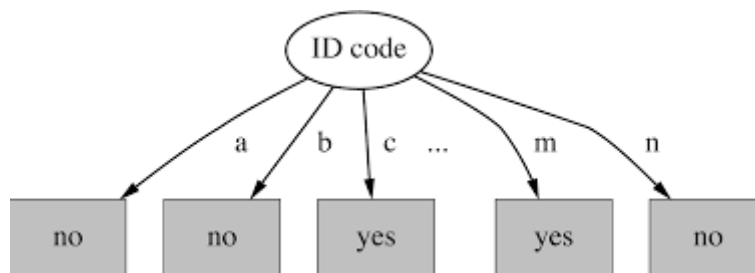
Για να εξακριβωθεί εάν το γνώρισμα που έχει επιλεγεί μειώνει τη συνολική εντροπία ορίζεται για ένα συγκεκριμένο γνώρισμα το κέρδος πληροφορίας:

$$\text{InformationGain}(X_i, D) = E(D) - \sum_{i,j} P(X_{ij}) \cdot E(X_i) \quad (\text{Εξίσωση 13})$$

Όπου:

- X_i : Κάθε γνώρισμα του συνόλου των παρατηρήσεων D
- X_{ij} : Κάθε κατηγορία του γνωρίσματος

Όσο αυξάνεται η τιμή κέρδους της πληροφορίας, τόσο αυξάνεται και η μείωση της εντροπίας. Επομένως στο σύνολο αυξάνεται η καθαριότητα του. Άρα κάθε φορά θα επιλέγεται το γνώρισμα εκείνο που παράγει το μεγαλύτερο πληροφοριακό κέρδος.



Εικόνα 22: Παράδειγμα Εντροπίας Πληροφορίας

3.3.7 Αλγόριθμος C4.5 – Κέρδος Πληροφορίας

Ο αλγόριθμος C4.5 αποτελεί μία βελτιωμένη έκδοση του αλγορίθμου ID3. Έχει παρατηρηθεί ότι κατά τη διάρκεια κατασκευής δένδρων αποφάσεων με κριτήριο το κέρδος πληροφορίας, ως καλύτερα γνώρισμα συνόλου δεδομένων επιλέγονταν εκείνα που διέθεταν μεγαλύτερο σύνολο τιμών, αφού κατείχαν την υψηλότερη τιμή του πληροφοριακού κέρδους. Αποτέλεσμα αυτού ήταν το γνώρισμα που υποτίθεται πως ήταν το καλύτερο, να τοποθετείται στη ρίζα του δένδρου και να δημιουργεί ικανοποιητικά υποσύνολα αλλά με μικρή εντροπία. Έτσι, το δένδρο που πρόκυπτε ήταν αρκετά πλατύ και είχε τη δυνατότητα να ταξινομήσει τις παρατηρήσεις του συνόλου εκπαίδευσης με μεγάλη επιτυχία. Όμως, όσον αφορά τα άγνωστα στιγμιότυπα, δε μπορούσε να τα ταξινομήσει σωστά. Αποτόκο αυτού ήταν το υπερταίριασμα, αφού σε κάθε γνώρισμα του συνόλου εκπαίδευσης καθορίζεται η κατάταξή του στο σύνολο εκπαίδευσης, χωρίς αυτό να σημαίνει ότι είναι ικανό να καταχωρεί κάθε νέο στιγμιότυπο.

Κατ' αυτό τον τρόπο δημιουργήθηκε η ανάγκη εύρεσης ενός νέου κριτηρίου το οποίο θα είναι κατάλληλο να διαχωρίζει τα γνώρισμα. Το όνομα αυτού είναι Information Gain (Κέρδος Πληροφορίας) το οποίο χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο C4.5. Ορίζεται ως εξής:

$$GainRatio(X_i, D) = \frac{InformationGain(X_i, D)}{SplitInformation(X_i, D)} \quad (Εξίσωση 14)$$

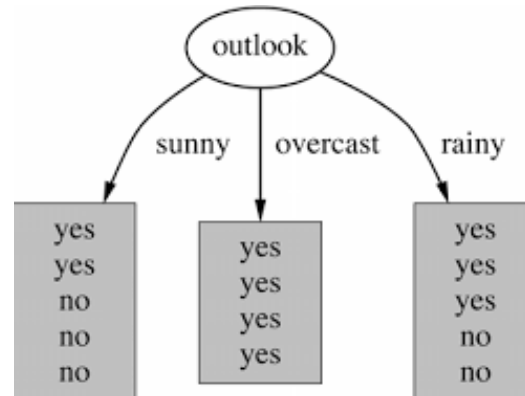
Όπου:

- D : Σύνολο στιγμιότυπων
- X_i : Γνώρισμα συνόλου
- $SplitInformation(X_i, D)$: ονομάζεται χωρισμός πληροφορίας, και ορίζεται ως:

$$SplitInformation(X_i, D) = - \sum_{i,j} \frac{|X_{ij}|}{|X_i|} \log_2 \frac{|X_{ij}|}{|X_i|} \quad (Εξίσωση 15)$$

Όπου:

- D : Σύνολο στιγμιότυπων
- X_i : Γνώρισμα συνόλου
- X_{ij} : Κατηγορία γνώριματος



Εικόνα 23: Παράδειγμα Κέρδους Πληροφορίας

Ο χωρισμός της πληροφορίας εκφράζει κατά πόσο χωρίζεται ένα σύνολο από ένα γνώρισμα. Το γνώρισμα με τη μεγαλύτερη ικανότητα διαχωρισμού επιλέγεται από το λόγο κέρδους πληροφορίας, αποφεύγοντας όμως τα γνωρίσματα που τείνουν να δημιουργήσουν δένδρα με αρκετές διακλαδώσεις. (Ευτυχία, 2019) (Ι. Βλαχάβας, χ.χ.)

3.4 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Νευρωνικό δίκτυο καλείται ένα κύκλωμα αποτελούμενο από διασυνδεδεμένους νευρώνες. Οι βιολογικοί νευρώνες αποτελούν ένα τμήμα του νευρικού ιστού. Όσον αφορά τους τεχνητούς νευρώνες, αναφέρονται σε ένα αφηρημένο αλγοριθμικό κατασκευάσμα που περιλαμβάνεται στον κλάδο της υπολογιστικής νοημοσύνης, όταν σκοπός του νευρωνικού δικτύου είναι η εύρεση λύσης μίας υπολογιστικής νευροεπιστήμης, ή ενός υπολογιστικού προβλήματος, όταν έχει σαν στόχο, βάσει κάποιων μαθηματικών μοντέλων, την υπολογιστική προσομοίωση, ως προς τη λειτουργία των βιολογικών νευρωνικών δικτύων. (Wikipedia, 2022)

Ένα «Νευρωνικό Δίκτυο», ειδάλλως ένας αλγόριθμος εκμάθησης Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου, αποτελεί έναν αλγόριθμο μάθησης, ο οποίος εμπνέεται από τις λειτουργικές πτυχές και τη δομή των βιολογικών νευρωνικών δικτύων (Κωνσταντίνος,

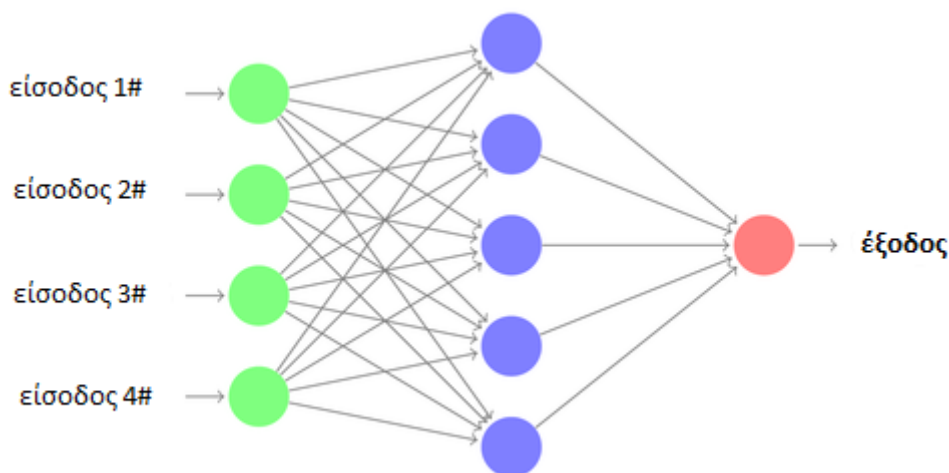
2018). Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από απλούς υπολογιστικούς κόμβους, δηλαδή από νευρώνες και νευρώνια, τα οποία διασυνδέονται μεταξύ τους. Απαρτίζεται από μία έμπνευση του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ), το οποίο μάλιστα προσπαθεί να προσομοιώσει. (Wikipedia, 2022)

Η υπολογιστική δομή βασίζεται σε μία ομάδα από εσωτερικούς διασυνδεδεμένους τεχνητούς νευρώνες, που κατεργάζεται πληροφορίες και εκτελούν υπολογισμούς, με τη μεταξύ τους επικοινωνία. Τα σύγχρονα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν αντικείμενα μη γραμμικής στατικής μοντελοποίησης δεδομένων.

Συχνά για τη μοντελοποίηση σύνθετων σχέσεων χρησιμοποιούνται σύνθετες σχέσεις ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και εξόδου, προκειμένου να ανακαλυφθούν πρότυπα στα δεδομένα, ή να εντοπιστούν στατιστικές δομές σε μία άγνωστη συνηθισμένη κατανομή πιθανότητας, στις παρατηρούμενες μεταβλητές. (Κωνσταντίνος, 2018)

Νευρώνες ονομάζονται τα δομικά στοιχεία ενός δικτύου. Κάθε κόμβος λαμβάνει ένα σύνολο από αριθμητικές εισόδους διαφορετικών πηγών, τόσο δηλαδή από το περιβάλλον, όσο και από άλλους νευρώνες, επιτελώντας με αυτόν τον τρόπο έναν υπολογισμό βάσει αυτών των εισόδων και παράγοντας μία έξοδο. Η συγκεκριμένη έξοδος εκτός του ότι καθοδηγείται στο περιβάλλον, τροφοδοτείται και ως είσοδος σε άλλους νευρώνες στο δίκτυο. Οι νευρώνες ομαδοποιούνται σε τρεις κατηγορίες: νευρώνες εισόδου και εξόδου, και υπολογιστικοί ή κρυμμένοι νευρώνες. Οι νευρώνες εισόδου δεν εκτελούν κανέναν υπολογισμό, απλώς παρεμβαίνουν ανάμεσα στις εισόδους του περιβάλλοντος δικτύου καθώς και στους υπολογιστικούς νευρώνες. Επιπρόσθετα, οι νευρώνες εξόδου μεταφέρουν στο περιβάλλον τις καταληκτικές αριθμητικές εξόδους των δικτύων. Τέλος, οι υπολογιστικοί ή κρυμμένοι νευρώνες πολλαπλασιάζουν κάθε είσοδο με το ανάλογο συναπτικό βάρος, και με αυτόν τον τρόπο υπολογίζουν το συνολικό άθροισμα των γινομένων. Το συγκεκριμένο άθροισμα ενισχύεται σαν όρισμα στη συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία υλοποιείται στο εσωτερικό κάθε κόμβου. Η τιμή που δέχεται η συνάρτηση για το συγκεκριμένο όρισμα,

αποτελεί και την έξοδο του νευρώνα για τα τρέχουσα βάρη και τις τρέχουσες εισόδους.



Εικόνα 24: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο

Τα Νευρωνικά Δίκτυα εφαρμόζονται σε κάθε κατάσταση σχεδόν, όπου ισχύει μία σχέση ανάμεσα στις μεταβλητές πρόβλεψης και στις προβλεπόμενες μεταβλητές. Τουτέστιν ανάμεσα στις ανεξάρτητες εισροές και στις εξαρτημένες εκροές. Η κατάσταση αυτή εφαρμόζεται ακόμη και αν αυτή η σχέση είναι πολύπλοκη για να ερμηνευτεί με τους συνήθεις ορισμούς των «διαφορετικών ομάδων» ή της «συσχέτισης». Μερικά σημαντικά παραδείγματα προβλημάτων, όπου η ανάλυση νευρωνικών δικτύων εφαρμόζεται με επιτυχία, είναι:

- **Πιστωτική Ανάθεση:** Ποικίλες πληροφορίες, που συνήθως είναι γνωστές για ένα δάνειο που απαιτείται. Λόγου χάρη δεδομένα για τη ζωή του αιτούντος: επάγγελμα, εκπαίδευση, ηλικία και λοιπά στοιχεία, που ενδεχομένως να είναι διαθέσιμα. Κατόπιν της εκπαίδευσης ενός νευρωνικού δικτύου πάνω σε ιστορικά δεδομένα, η ανάλυση έχει τη δυνατότητα να εκτοπίσει τα καταλληλότερα και σχετικότερα χαρακτηριστικά, χρησιμοποιώντας τα για να ταξινομήσει τους αιτούντες ως υψηλού ή χαμηλού κινδύνου.
- **Ιατρική Διάγνωση:** Ένα ευρύ σύνολο ιατρικά σχετικών ενδείξεων, όπως είναι τα επίπεδα διαφόρων ουσιών στο αίμα, ο συνδυασμός καρδιακής συχνότητας, ο ρυθμός της αναπνοής, και γενικότερα ότι μπορεί να παρακολουθηθεί. Η εμφάνιση μιας ορισμένης ιατρικής δραστηριότητας, επιτυγχάνεται με τη συσχέτιση ενός πολύπλοκου συνδυασμού μεταβολών σε ένα υποσύνολο μεταβλητών, οι οποίες παρακολουθούνται. Σκοπός της χρήσης των νευρωνικών

δικτύων ήταν η αναγνώριση του συγκεκριμένου πρότυπου πρόβλεψης, με σκοπό να χορηγηθεί η καταλληλότερη θεραπεία.

- **Παρακολούθηση κατάστασης μηχανημάτων:** Τα νευρωνικά δίκτυα συνεισφέρουν στη μείωση του κόστους εξασφαλίζοντας πρόσθετη εμπειρογνωμοσύνη για τον προληπτικό προγραμματισμό συντήρησης μηχανημάτων. Επομένως, ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορεί να διακρίνει από τους παραγόμενους ήχους μιας μηχανής, αν οι λειτουργίες της εκτελούνται κανονικά, είτε αν βρίσκεται στην αρχή εμφάνισης κάποια δυσλειτουργίας. Ύστερα της περιόδου εκπαιδευτικής κατάρτισης, η εμπειρία του συγκεκριμένου δικτύου έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί με σκοπό να προειδοποιεί τον τεχνικό για οποιαδήποτε επικείμενη βλάβη, πριν καν συμβεί, και πιθανόν να προκληθεί κάποια πολυδάπανη και απρόβλεπτη χρονική καθυστέρηση.
- **Προβλέψεις Χρηματιστηρίου:** Η διακύμανση των χρηματιστηριακών δεικτών και των μετοχικών τιμών αποτελούν ακόμη ένα παράδειγμα μίας πολυδιάστατης, πολύπλοκης και εν μέρει ντετερμινιστικής διεργασίας. Αρκετοί τεχνικοί αναλυτές χρησιμοποιούν τα νευρωνικά δίκτυα, με σκοπό να επιτύχουν προβλέψεις που βασίζονται σε πολυάριθμους παράγοντες που έχουν σχέση με τις τιμές των μετοχών. Παραδείγματος χάρη, τις προγενέστερες επιδόσεις άλλων οικονομικών δεικτών και αποθεμάτων.

Συστήματα διαχειρίσεων κινητήρα: Πολλάκις τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται για την ανάλυση των δεχόμενων εισροών των αισθητήρων ενός κινητήρα. Τα νευρωνικά δίκτυα ελέγχουν μία ποικιλία από παραμέτρους που αφορούν τις λειτουργίες του κινητήρα, με σκοπό να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος σκοπός. Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα, αποτελεί το δίκτυο που επιχειρεί την ελάχιστη κατανάλωση καυσίμων. (Wikipedia, 2022)

Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο ορίζεται ένας παράλληλος και κατανεμημένος επεξεργαστής όπου παρουσιάζει μία φυσική κλίση, τόσο στην αποθήκευση, όσο και στην απόδοση της εμπειρικής γνώσης.

Τα κοινά χαρακτηριστικά που εμφανίζει με τον εγκέφαλο είναι ως προς:

- Τη λαμβανόμενη από το δίκτυο γνώση μέσω μίας εκπαιδευτικής διαδικασίας.

- Την αποθήκευση της γνώσης, που πραγματώνεται με τη βοήθεια βαρών, που περιλαμβάνονται στις συνδέσεις ανάμεσα στους νευρώνες. (Αντωνία, 2012)

Κεφάλαιο 4

4. Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα – CNN

4.1 Εφαρμογή στα CNNs

Ένα ΣΝΔ, επεκτείνει το μοντέλο «Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου», και ο σκοπός σχεδίασης του αποτελεί αποκλειστικά την αναγνώριση ομιλίας ή αντικειμένων σε εικόνες. Έχει δημιουργηθεί ώστε να επιλύσει θέματα που αντιμετώπιζε ένα τυπικό μοντέλο ΤΝΔ (Αθανάσιος, 2017). Επιπρόσθετα, ένα ΣΝΔ είναι γνωστό ως τεχνητό νευρωνικό δίκτυο αμετάβλητης μετατόπισης ή αμετάβλητου χώρου (SIANN), που βασίζεται στην αρχιτεκτονική κοινού βάρους ανάμεσα στους πυρήνες συνέλιξης ή στα ολισθόνοντα κατά μήκος χαρακτηριστικών εισόδου φίλτρα που προσφέρουν ισοδύναμες αποκρίσεις μετάφρασης, γνωστές και ως χάρτες χαρακτηριστικών. Σπανίως, τα πιο πολλά CNN δεν είναι αμετάβλητα, αλλά ισοδύναμα. Ωστόσο, δεν παρουσιάζουν εφαρμογές σε συστάσεις συστημάτων, εικόνα και αναγνώριση βίντεο, κατάτμηση και ταξινόμηση εικόνας, επεξεργασία φυσικής γλώσσας, οικονομικές χρονολογικές σειρές, ανάλυση ιατρικών εικόνων και διεπαφές εγκεφάλου υπολογιστή. (Wikipedia, 2022)

Τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα, ειδάλλως CNN, κατηγοριοποιούνται ως εξής:

- I. Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα, Deep Neural Networks και
- II. Αβαθή Νευρωνικά Δίκτυα, Shallow Neural Networks.

Η κύρια διαφορά τους αφορά τον αριθμό των επιπέδων που αποτελούνται. Η αρχιτεκτονική των CNN εμφανίζει αρκετές ομοιότητες, με την αρχιτεκτονική των απλών νευρωνικών δικτύων. Συνίσταται από τα επίπεδα εισόδου, εξόδου καθώς και από πολλά κρυφά επίπεδα. Όμως, παρουσιάζουν διαφορές σε ότι αφορά το είδος των επιπέδων, τα οποία συνδυάζονται για τη λειτουργία τους. (Αριστείδης, 2021)

Το μοντέλο CNN προσθέτει επιπλέον δύο τύπους επιπέδων στα επίπεδα που υπάρχουν ήδη στο ANN:

- Επίπεδο υποδειγματοληψίας, subsampling / pooling layer
- Συνελικτικό επίπεδο, convolutional layer.

Η αξιοποίηση της δισδιάστατης τοπικής δομής των εικόνων, ειδικά τα γειτονικά pixels είναι υψηλά συσχετισμένα, απαρτίζει τη βασική ιδέα στην οποία βασίζονται τα νέα είδη επιπέδων. Με αυτή την αξιοποίηση τοπικής συσχέτισης, έχουν τη δυνατότητα να διεξαχθούν μικρά τοπικά χαρακτηριστικά, ακμές, σημεία, γωνίες, κοκ. Ο συνδυασμός αυτών των χαρακτηριστικών έχει τη δυνατότητα να παράγει χαρακτηριστικά υψηλότερης τάξης, στόμα, μέτωπο, μύτη, κοκ, τα οποία σε ένα τελικό στάδιο μπορούν να αναγνωριστούν σαν ένα αντικείμενο, πρόσωπο. (Αθανάσιος, 2017)

Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα αποτελούν κανονικοποιημένες εκδόσεις των πολυστρωματικών perceptions. Συνήθως πολυστρωματικό perception σημαίνει πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο, τουτέστιν κάθε ένας νευρώνας συνδέεται με όλους τους νευρώνες από ένα επίπεδο σε ένα επόμενο επίπεδο. Τα δίκτυα αυτά λόγω της «πλήρους συνδεσιμότητας», είναι επιρρεπή στην υπερπροσαρμογή δεδομένων. Η πρόληψη της υπερβολικής προσαρμογής και οι τυπικοί τρόποι τακτοποίησης περιέχουν:

- I. Περικοπή συνδεσιμότητας (παράληψη συνδέσεων, εγκατάλειψη, κοκ)
- II. Τιμωρία παραμέτρων καθ' όλη τη διάρκεια της προπόνησης (μείωση βάρους)

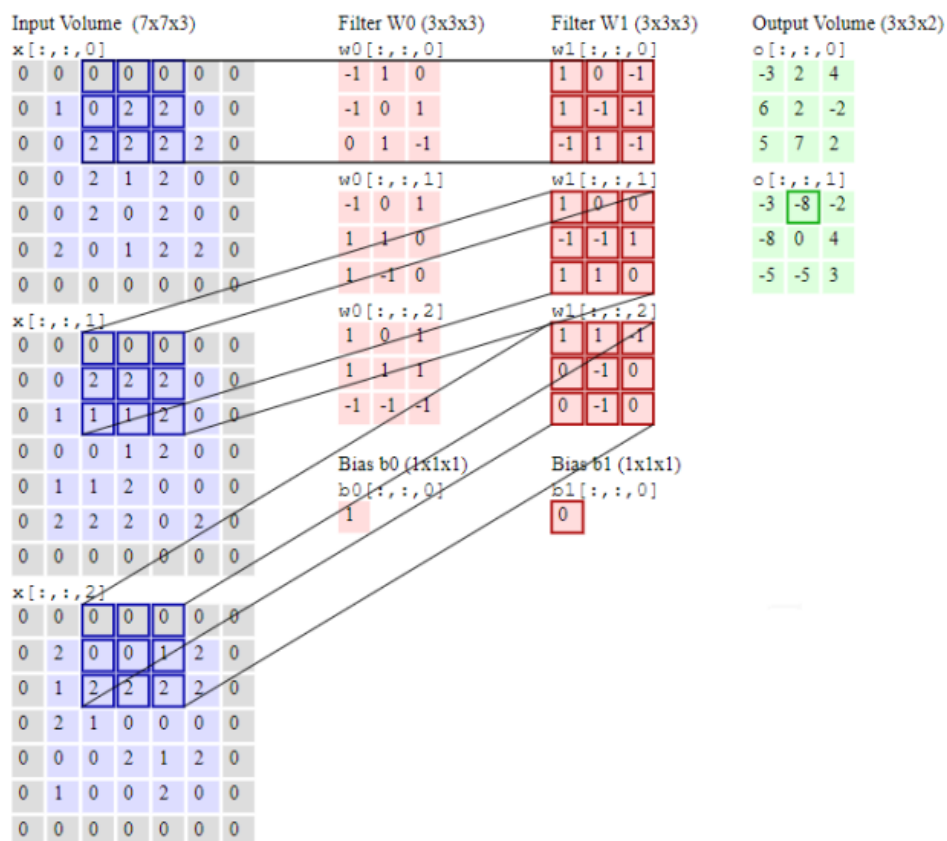
Ένα συνελικτικό νευρωνικό δίκτυο αναλαμβάνει μία διαφορετική προσέγγιση ως προς την τακτοποίηση. Πιο συγκεκριμένα, εκμεταλλεύεται το ιεραρχικό μοτίβο δεδομένων και συναρμολογεί μοτίβα αυξανόμενης πολυπλοκότητας με τη χρήση μικρότερων και απλούστερων μοτίβων, ανάγλυφα στα φίλτρα τους. Συνεπώς, σε μία κλίμακα πολυπλοκότητας και συνδεσιμότητας, τα συνελικτικά νευρωνικά δίκτυα τοποθετούνται στο κατώτερο άκρο.

Τα CNN είναι εμπνευσμένα από βιολογικές διεργασίες όπου το μοτίβο συνδεσιμότητας ανάμεσα στους νευρώνες μοιάζει με την οργάνωση των οπτικών φλοιών των ζώων. Οι μοναδικοί νευρώνες του φλοιού αντιδρούν στα ερεθίσματα που βρίσκονται σε περιορισμένη περιοχή στο οπτικό πεδίο, η οποία καλείται και ως δεκτικό πεδίο. Το

δεκτικό πεδίο διαφορετικών νευρώνων επικαλύπτεται κατά κάποιον τρόπο με σκοπό να καλύψει ολόκληρο το οπτικό πεδίο.

Συγκριτικά με τους υπόλοιπους αλγορίθμους ταξινόμησης εικόνων, τα CNN κάνουν χρήση σχετικά μικρής προεπεξεργασίας. Αναλυτικότερα, το δίκτυο αρχίζει να μαθαίνει να βελτιστοποιεί τους πυρήνες ή τα φίλτρα με τη βοήθεια αυτοποιημένης εκμάθησης, ενώ τα συγκεκριμένα φίλτρα είναι υλοποιημένα στο χέρι, στους παραδοσιακούς αλγορίθμους. Η συγκεκριμένη ανεξαρτησία από προηγούμενη ανθρώπινη παρέμβαση και γνώση, όσον αφορά την εξαγωγή των χαρακτηριστικών αποτελεί ένα σημαντικό προτέρημα.

Ο όρος μαθηματικός όρος συνέλιξη υποδηλώνει πως χρησιμοποιείται από ένα CNN. Τα συνελκτικά δίκτυα απαρτίζουν έναν εξειδικευμένο τύπο νευρωνικών δικτύων, όπου κάνουν χρήση της συνέλιξης αντί για πολλαπλασιασμό γενικής μήτρας σε ένα τουλάχιστον από τα στρώματά τους. (Wikipedia, 2022)



Εικόνα 25: Παράδειγμα Λειτουργίας Συνελκτικού Επιπέδου

Τα CNN χρησιμοποιούνται κυρίως για εργασίες, όπως είναι λόγω χάρη η αναγνώριση αντικειμένων, η ταξινόμηση εικόνων και η μεταφορά στυλ, κάτι που έχει γνωρίσει μεγάλη πρόοδο την τελευταία δεκαετία. Πλέον έχει καθιερωθεί σαν μέθοδο μηχανικής μάθησης η οποία χρησιμοποιείται για τέτοια προβλήματα και ενδεχομένως απαρτίζει τη δημοφιλέστερη μέθοδο βαθιάς μάθησης.

Το κυριότερο χαρακτηριστικό των CNN, είναι η δυνατότητα τους όσον αφορά την επεξεργασία δεδομένων που δεν είναι όμως απαραίτητα διανυσματικής μορφής, δεν είναι δηλαδή τοποθετημένα σειριακά, αλλά δεδομένα που βρίσκονται σε δισδιάστατη ή τρισδιάστατη μορφή μητρώου. Επιτρέπει έτσι την ανάλυση και την επεξεργασία εικόνων οι οποίες μάλιστα αποτελούνται από εικονοστοιχεία, και κατ' αυτόν τον τρόπο προκύπτει ο τύπος **πλάτος x μήκος x 3**.

Αναφορικά με τον εξειδικευμένο κλάδο που σχετίζεται με την επεξεργασία και την αναγνώριση εικόνας, η χρήση των CNN είναι πλέον καθιερωμένη. Ενώ η δόμηση τους είναι βασισμένη σε μία αρχιτεκτονική πρόσθιας τροφοδότησης, feed forward network, υλοποιούνται με απόλυτη επιτυχία σε αρκετά προβλήματα που σχετίζονται με την αναγνώριση και ταξινόμηση μοτίβων εικόνων, καθώς και για επεξεργασία αναγνώρισης φυσικής γλώσσας. Η χρήση των συγκεκριμένων δικτύων επιλέγεται συγκριτικά με τα συνήθη νευρωνικά δίκτυα, μιας και έχουν την ικανότητα να γενικεύουν και να κλιμακώνουν μεγαλύτερη ποιότητα. Τα δεδομένα αυτά πηγάζονται από μεγαλύτερες εικόνες.

Σε ένα σύνηθες νευρωνικό δίκτυο, σε εικόνες που κατέχουν ελαφρώς αυξημένη ανάλυση, υπάρχει η πιθανότητα να παρουσιαστεί το πρόβλημα του overfitting, υπερμοντελοποίησης. Αν λόγω χάρη μία εικόνα είχε φαινομενικά διαχειρίσιμες διαστάσεις, δηλαδή $100 \times 100 \times 3$, τουτέστιν **πλάτος x μήκος x βάθος**, κάθε ένας νευρώνας θα είχε να διαχειριστεί, όσον αφορά το επίπεδο εισόδου, ένα σύνολο από συναπτικά βάρη της τάξεως των 30.000 (σ.σ. ισοδυναμεί στο αποτέλεσμα του γινομένου). Προκειμένου να είναι επιτεύξιμη η εκπαίδευση του δικτύου, είναι απαραίτητοι αρκετοί νευρώνες και πολυάριθμα επίπεδα, τα οποία δε απαιτούνται προκειμένου να γίνει επιτευκτό ένα συγκεκριμένο βάθος, που είναι αναγκαίο για την εξαγωγή των λεπτομερειών μιας εικόνας που θα μετατρέψουν το μοντέλο της σε ποιοτικό. Τέλος, το πλήθος των παραμέτρων θα έφτανε σε τέτοιο αριθμό, ο οποίος θα

ήταν μη διαχειρίσιμος από τον αλγόριθμο, και εκτός των άλλων, θα απάρτιζε και μία τεράστια υπολογιστική δαπάνη.

Αντιθέτως, τα συνελκτικά δίκτυα διαχειρίζονται μία είσοδο από δεδομένα προερχόμενα από εικονοστοιχεία, περιορίζοντας έτσι την αρχιτεκτονική που απαιτείται με σκοπό να είναι διαχειρίσιμο, όσον αφορά την επεξεργαστική ισχύ και τους απαιτούμενους πόρους. Βάσει της ιδιαιτερότητας των συνελίξεων, κάτι τέτοιο καθίσταται εφικτό αφού οι νευρώνες του δικτύου αν και έχουν 3 διαστάσεις, πραγματοποιούν, στο προηγούμενο επίπεδο, σύνδεση σε μία μόνο μικρή περιοχή, και όχι μεταξύ όλων των νευρώνων όπως όφειλε να συμβεί σε ένα σύνηθες νευρωνικό δίκτυο που κατέχει πλήρη σύνδεση.

Τέλος, η βασικότερη διαφορά βρίσκεται στο επίπεδο εξόδου μίας επεξεργασμένης εικόνας. Το τυπικό νευρωνικό δίκτυο προσφέρει ένα αποτέλεσμα από μειωμένες διαστάσεις στην αρχική εικόνα, όπου συγκροτεί ένα διάνυσμα με τύπο $1 \times 1 \times$ (αριθμό κλάσεων), και είναι διατεταγμένα στη διάσταση του βάθους.

Αντίθετα στα συνελκτικά δίκτυα, πραγματοποιείται σε κάθε επίπεδο από ένας μετασχηματισμός με όγκο εισόδου τριών διαστάσεων, σε έναν επιπλέον τρισδιάστατο όγκο εξόδου, που προκύπτει κατόπιν ενεργοποιήσεων των νευρώνων. Ο όγκος της εισόδου προκύπτει με το αποτέλεσμα του γινομένου του βάθους με τις διαστάσεις, που βάσει του προαναφερθέντος παραδείγματος είναι 3, όσα άλλωστε είναι και τα κανάλια χρώματος μίας έγχρωμης RGB εικόνας.

Στα συνελκτικά δίκτυα, η αρχιτεκτονική τους, επιτρέπει την εκτίμηση προσώπων και αντικειμένων, με τη χρήση συνόλων δεδομένων αναφοράς με ακρίβεια μέχρι και 95%, που πλέον απαρτίζει τη μεγαλύτερη ικανότητα ανίχνευσης, συγκριτικά με τις δυνατότητες του ανθρώπου που η ακρίβειά τους αγγίζει έως και το 94%. Όμως, τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα δεν παύουν να παρουσιάζουν κάποιους περιορισμούς. Αναλυτικότερα:

- Υπάρχει πιθανότητα αποτυχίας αν οι εικόνες οι οποίες χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση έχουν κλίση ή περιστρέφονται ή παρουσιάζουν τα χαρακτηριστικά ενός επιθυμητού αντικειμένου, χωρίς όμως να είναι σε σωστή σειρά. Παραδείγματος χάριν ένα πρόσωπο με το στόμα και τη μύτη να

περιστρέφονται. Η νέα αρχιτεκτονική CAPSNet δημιουργήθηκε για την αντιμετώπιση του συγκεκριμένου περιορισμού.

- Η επεξεργαστική ισχύς που απαιτείται είναι υψηλή. Τα μοντέλα της συγκεκριμένης αρχιτεκτονικής εκπαιδεύονται σε υψηλού κόστους μηχανήματα, που χρησιμοποιούν εξειδικευμένες μονάδες επεξεργασίας γραφικών (GPU).

Οι συνδέσεις ενδιάμεσα στους νευρώνες και το πλήθος των στρωμάτων, αποτελούν τις βασικότερες ιδιότητες αρχιτεκτονικής νευρωνικού δικτύου. Η σημαντικότερη παράμετρος απαρτίζει την εκπαίδευση του δικτύου, που χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο εκμάθησης. (Ανδρέας, 2020)

Τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα κάνουν χρήση ενός έξυπνου τεχνάσματος, για τη μείωση του όγκου των δεδομένων εκπαίδευσης που είναι απαιτούμενα προκειμένου να αντιμετωπίσουν αντικείμενα σε διάφορες συνθήκες. Αρχικά, το τέχνασμα εδραιώνεται στο να χρησιμοποιούνται τα ίδια βάρη εισόδου για αρκετούς νευρώνες, με σκοπό το ίδιο πρότυπο να ενεργοποιεί όλους τους νευρώνες, με διαφορετικά ωστόσο εικονοστοιχεία εισόδου.

Ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα θα μπορούσε να είναι το σύνολο των νευρώνων οι οποίοι ενεργοποιούνται εξαιτίας του μυτερού αυτιού μίας γάτας. Όταν έχουμε σαν είσοδο τη φωτογραφία μίας γάτας, γίνεται ενεργοποίηση δύο νευρώνων. Ένας για το δεξί αυτί, και ο άλλος για το αριστερό. Επιπρόσθετα, μπορεί να επιτευχθεί η λήψη εικονοστοιχείων εισόδου του νευρώνα, από μία μεγαλύτερη ή μικρότερη περιοχή, με σκοπό η ενεργοποίηση διαφορετικών νευρώνων να πραγματοποιείται από το αυτί που θα απεικονίζεται σε διαφορετικά μεγέθη / κλίμακες. Κατ' αυτόν τον τρόπο μπορούν να εντοπιστούν τα αυτιά μίας μικρής γάτας, σε περίπτωση που στα δεδομένα εκπαίδευσης περιλαμβάνονται μόνο εικόνες από μεγάλες γάτες.

Η επεξεργασία εικόνας αποτελεί έναν τομέα όπου η βαθιά μάθηση σημειώνει θεαματική επιτυχία. Ένας απλός ταξινομητής επιδέχεται σοβαρούς περιορισμούς, χωρίς όμως να είναι εφικτή η σωστή ταξινόμηση των γελαστών προσώπων. Όσα περισσότερα δίκτυα προστίθενται στο δίκτυο και η ανάστροφη διάδοση επιλύει το πρόβλημα εκμάθησης των βαρών, παρουσιάζεται ένα άλλο πρόβλημα: αυξάνεται υπερβολικά ο αριθμός των βαρών, με αποτέλεσμα ο απαιτούμενος όγκος δεδομένων

εκπαίδευσης για την επιτυχία μίας ικανοποιητικής ακρίβειας, μπορεί να καταστεί εκτός από υπερβολικά μεγάλος, αλλά και μη ρεαλιστικός.

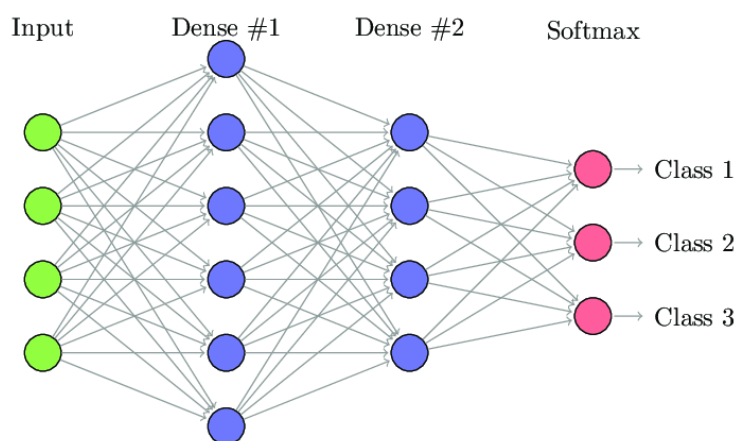
Στο πρόβλημα ενός αρκετά μεγάλου αριθμού βαρών, έχει βρεθεί η εξής λύση: ένα νευρωνικό δίκτυο που συμπεριλαμβάνει ένα ειδικό είδος επιπέδου, που ονομάζεται συνελικτικό επίπεδο. Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα ονομάζονται τα δίκτυα που περιέχουν συνελικτικά επίπεδα. Η ιδιότητά τους είναι ο εντοπισμός χαρακτηριστικών σε εικόνες, όπως για παράδειγμα συγκεκριμένα χρώματα, σκοτεινά ή φωτεινά σημεία, ακμές διαφόρων προτύπων και προσανατολισμών, κοκ. Τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά συγκροτούν τη βάση για να εντοπίζουν αφηρημένα χαρακτηριστικά, λόγου χάρη αυτιά γάτας, ρύγχος σκύλου, οκταγωνικό σχήμα μίας πινακίδας “STOP”, ή μάτι ανθρώπου. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι εκπαιδευμένα για να εντοπίζουν τέτοιου είδους χαρακτηριστικά. Ωστόσο βάσει των εικονοστοιχείων μίας εικόνας εισόδου, κάτι τέτοιο είναι δύσκολο, αφού τα χαρακτηριστικά έχουν τη δυνατότητα να κάνουν την εμφάνισή τους σε ποικίλες θέσεις, με διαφορετικό μέγεθος στη εικόνα και προσανατολισμό. Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα έχουν τη ικανότητα να αναγνωρίζουν ένα αντικείμενο, οπουδήποτε και αν βρίσκεται, ανεξάρτητα από τις εικόνες εκπαίδευσης που έχει παρατηρηθεί.

Η τοποθέτηση των συνελικτικών νευρώνων συνήθως πραγματοποιείται στα κάτω επίπεδα του δικτύου, στα οποία πραγματώνεται η επεξεργασία των εικονοστοιχείων εισόδου που είναι ανεπεξέργαστα. Στα ανώτερα επίπεδα τοποθετούνται οι βασικοί νευρώνες, στα οποία γίνεται η επεξεργασία εξόδου των κατώτερων επιπέδων. Τα εν λόγω επίπεδα εκπαιδεύονται μέσω μίας μη επιβλεπόμενης μάθησης, χωρίς όμως αυτό να αποσκοπεί σε κάποια ορισμένη εργασία πρόβλεψης. Τα βάρη αυτά εκπαιδεύονται στον εντοπισμό χαρακτηριστικών που κάνουν την εμφάνισή τους στα δεδομένα εισόδου. Γι' αυτό σε περιπτώσεις φωτογραφιών ζώων, τα τυπικά χαρακτηριστικά θα απαρτίζονται από ρύγχη και αυτιά, ενώ αντιθέτως σε φωτογραφίες κτηρίων, τα χαρακτηριστικά θα συνίστανται από αρχιτεκτονικά στοιχεία, λόγου χάρη στέγες, παράθυρα, τοίχους, κα. Στην περίπτωση που τα δεδομένα εισόδου απαρτίζονται από έναν συνδυασμό διάφορων σκηνών και αντικειμένων, τα χαρακτηριστικά που θα συγκροτούνται στα κατώτατα επίπεδα θα είναι γενικού χαρακτήρα. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα, τα προ-εκπαιδευμένα επίπεδα συνέλιξης να χρησιμοποιούνται σε αρκετές και συνάμα διαφορετικές εργασίες που αφορούν την επεξεργασία εικόνας. Κάτι τέτοιο

είναι αρκετά σημαντικό επειδή η συγκέντρωση απεριόριστων ποσοτήτων δεδομένων εκπαίδευσης, που είναι μη επισημασμένοι, δηλαδή αποτελούνται από εικόνες χωρίς ετικέτες, είναι εύκολη, και μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην εκπαίδευση των κατώτατων επιπέδων. Τέλος, τα ανώτερα επίπεδα εκπαιδεύονται πάντα με τη βοήθεια τεχνικών επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης, όπως άλλωστε συμβαίνει και στην ανάστροφη διάδοση. (AI, n.d.)

4.2 Αρχές Λειτουργίας

Τα Fully Connected Layers (Πλήρως Συνδεδεμένα Επίπεδα) αποτελούν μία παραδοσιακή αρχιτεκτονική αρκετών επιπέδων με νευρώνες, που κάνουν χρήση μία συνάρτηση ενεργοποίησης στην έξοδό της. Αυτή η συνάρτηση είναι συνήθως η SoftMax. Κάθε ένα επίπεδο που απαρτίζεται στη συγκεκριμένη αρχιτεκτονική έχει την εξής ιδιότητα: Κάθε περιλαμβανόμενος νευρώνας εξαρτάται από όλους τους νευρώνες προηγούμενων επιπέδων. Η έξοδος των συγκεντρωτικών και συνελκτικών επιπέδων απεικονίζει υψηλών στρωμάτων χαρακτηριστικά. Στην περίπτωση που το πρόβλημα κατατάσσεται στην κατηγορία classification (ταξινόμησης), στόχος του fully connected layer είναι να εκμεταλλευτεί τα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, με σκοπό να κατατάξει την εικόνα εισόδου σε διαφορετικές κλάσεις, που να βασίζεται στο σύνολο δεδομένων που έχουν χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του μοντέλου.

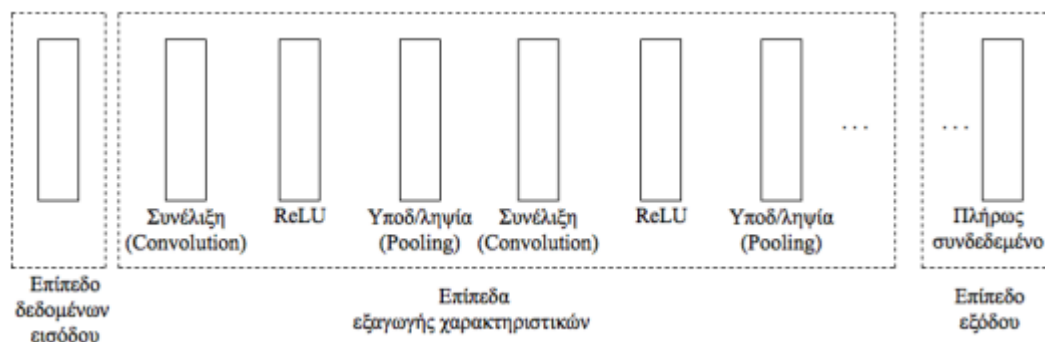


Εικόνα 26: Παράδειγμα Πλήρους Συνδεδεμένου Επιπέδου

Εκτός της ταξινόμησης, η προσθήκη ενός fully connected layer συγκροτεί ακόμη ένα «φτηνό» τρόπο εκμάθησης μη – γραμμικών συνδυασμών των δεδομένων χαρακτηριστικών. Τα πιο πολλά χαρακτηριστικά απ' τα στρώματα συγκέντρωσης και συνένωσης, ενδεχομένως να είναι ικανοποιητικά για την εργασία ταξινόμησης, όμως οι συνδυασμοί αυτών πιθανότατα να είναι πολύ καλύτεροι. Σε ένα πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο, το άθροισμα πιθανών εξόδων είναι 1, αφού συγκροτούν το άθροισμα όλων των πιθανοτήτων. Αυτό επιτυγχάνεται στο επίπεδο εξόδου του fully connected layer, με τη συνάρτηση ενεργοποίησης SoftMax. Η συγκεκριμένη συνάρτηση λαμβάνει σαν είσοδο ένα διάνυσμα αποτελούμενο από τυχαίες πραγματικές τιμές και τις αντιστοιχεί σε ένα διάνυσμα με τιμές από 0 έως 1. Και σε αυτή την περίπτωση το άθροισμα στοιχείων των διανυσμάτων εξόδου ισούται με 1. Τέλος, το fully connected layer έχει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί σε προβλήματα regression (παλινδρόμησης), αρκεί μόνο στο τελευταίο επίπεδο να εμφανίζεται μόνο ένας νευρώνας, και η έξοδος του να αποτελείται από την τελική έξοδο του μοντέλου. (Χρήστος, 2018)

Συνοψίζοντας, κάθε ένας νευρώνας σε ένα επίπεδο συνδέεται με όλους τους άλλους νευρώνες που υπάρχουν στο αμέσως επόμενο επίπεδο. Τα επίπεδα αυτά παρουσιάζουν το εξής πλεονέκτημα: Κατά τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας προσαρμόζονται όλοι οι ενδεχόμενοι συνδυασμοί των χαρακτηριστικών. Ταυτόχρονα ωστόσο αυξάνεται και η πολυπλοκότητα, και κατά συνέπεια ο χρόνος εκτέλεσης.

Τοπικά Συνδεδεμένα: Local Connected Layers (Τοπικά Συνδεδεμένα Επίπεδα): Αντίθετα με τα πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα, τα τοπικά συνδεδεμένα επίπεδα ελαττώνουν τις συνάψεις ανάμεσα σε νευρώνα και επόμενο επίπεδο. Κάθε νευρώνας εντάσσεται σε ένα μικρότερο αριθμό από νευρώνες του επόμενου επιπέδου. (Αριστείδης, 2021)



Εικόνα 27: Γενική Αρχιτεκτονική Συνελκτικού Δικτύου

Επίπεδα Επεξεργασίας: Στο παραπάνω σχήμα, απεικονίζονται όλα τα βασικά επίπεδα δομής σε ένα συνελκτικό δίκτυο. Ο τρόπος λειτουργίας σε κάθε επίπεδο είναι σημαντικός να κατανοηθεί, προκειμένου να υπάρξει ορθή και αποδοτική δημιουργία σε ένα συνελκτικό δίκτυο.

Επίπεδο εισόδου (Input Layer): Το επίπεδο εισόδου απαρτίζει το αρχικό επίπεδο δικτύου. Αποθηκεύει και φορτώνει μη κατεργασμένα δεδομένα. Αν τα δεδομένα εισόδου είναι εικόνες, που πλέον αποτελεί την συνηθέστερη περίπτωση, τότε προσδιορίζουν το ύψος, τον αριθμό καναλιών και το πλάτος. Για τις τιμές RGB, τα κανάλια είναι τρία, για κάθε εικονοστοιχείο.

Συνέλιξη – Συνελκτικά Επίπεδα (Convolution – Convolution Layer): Ως συνέλιξη μπορεί να οριστεί η μαθηματική διαδικασία κατά την οποία περιγράφεται ένας κανόνας, σύμφωνα με τον οποίο η πληροφορία ενώνεται από δύο διαφορετικά μέρη. Αλλιώς η συνέλιξη, στα συνελκτικά δίκτυα, ονομάζεται και ως feature detector (ανιχνευτής χαρακτηριστικών). Η είσοδος της συνέλιξης ενδεχομένως να είναι raw data (ακατέργαστα δεδομένα), ή ένα feature map (χάρτης χαρακτηριστικών), ο οποίος προήλθε από προηγούμενο επίπεδο δικτύου.

Στα δεδομένα εισόδου ολισθαίνει ο kernel (Πυρήνας) ή φίλτρο, με σκοπό να κατασκευαστεί το convoluted feature (συνελκτικό χαρακτηριστικό). Όσο προχωρά η διαδικασία τα στοιχεία του φίλτρου ακολουθούν τη διαδικασία element wise, δηλαδή πολλαπλασιάζονται ένα προς ένα, με τα αντίστοιχα στοιχεία που εμφανίζονται στον πίνακα εισόδου. Στην πραγματικότητα, η διαδικασία της εξόδου έχει μεγαλύτερη τιμή,

εφόσον το χαρακτηριστικό που αποζητείται, ανιχνεύεται στην είσοδο. Έτσι προκύπτει ένας πίνακας εξόδου. Ο πίνακας αυτός έχει την ονομασία activation map (χάρτης ενεργοποίησης) ή feature map (χάρτης χαρακτηριστικών). Σε αυτή τη λειτουργία της συνέλιξης γίνεται εφαρμογή πολλών διαφορετικών φίλτρων, ούτως ώστε να γίνει εξαγωγή αρκετής πληροφορίας μέσω των δεδομένων εισόδου. Οι πίνακες των χαρακτηριστικών που παράγονται συνενώνονται με τέτοιο τρόπο ώστε να γίνει εξαγωγή μίας τρισδιάστατης εξόδου.

Επομένως, τα Convolutional Layers (Συνελικτικά Επίπεδα), συγκροτούν το βασικότερο δομικό μέρος στην αρχιτεκτονική ενός συνελικτικού νευρωνικού δικτύου. Πραγματοποιούν την αποδοχή και το μετασχηματισμό δεδομένων, με τη χρήση ενός συνόλου από συνδεδεμένους νευρώνες του προηγούμενου επιπέδου. Στο συγκεκριμένο επίπεδο πραγματοποιείται με προκαθορισμένα φίλτρα, η συνέλιξη της εικόνας. Τα είδη των φίλτρων που χρησιμοποιούνται διαφέρουν αναλόγως το πρόβλημα που αντιμετωπίζονται. Το συγκεκριμένο επίπεδο έχει σαν κύριο στόχο να εξάγει χαρακτηριστικά από τις εικόνες εισόδου. (Χρήστος, 2018)

Το επίπεδο συνέλιξης κάνει χρήση ενός συνόλου φίλτρων που εντοπίζουν την παρουσία συγκεκριμένων μοτίβων ή χαρακτηριστικών, τα οποία εμφανίζονται στην αυθεντική εικόνα, η οποία δίνεται στην είσοδο (input). Συχνά εμφανίζουν μικρότερες διαστάσεις συγκριτικά με αυτές της αυθεντικής εικόνας, ωστόσο διατηρούν ίδια τη διάσταση βάθους με αυτή. Επομένως, το κάθε φίλτρο «γλιστρά» κατά ύψος και κατά πλάτος της εικόνας εισόδου, και υπολογίζεται ένα εσωτερικό γινόμενο για να δοθεί ένας χάρτης ενεργοποίησης. Σαν έξοδος προκύπτει ένα σύνολο από χάρτες ενεργοποίησης, από διαφορετικά φίλτρα που εντοπίζουν διαφορετικά χαρακτηριστικά τα οποία περιστρέφονται στην εικόνα εισόδου, και περνούν στο επόμενο επίπεδο του Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου, σύμφωνα με τα παρακάτω:

Η σχέση που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό των διαστάσεων στους χάρτες ενεργοποίησης είναι:

$$\frac{N+2*P - F}{S+1}$$

(Εξίσωση 16)

Όπου:

- N: διάσταση της εικόνας εισόδου
- P: Padding (Γέμισμα περιθωρίου με μηδενικά)
- F : διαστάσεις του φίλτρου
- S : Stride (Άλμα)

Συναρτήσεις Ενεργοποίησης (Μη γραμμικότητα – ReLU): Στην πράξη η συνάρτηση ενεργοποίησης αποτελεί έναν κόμβο ο οποίος τοποθετείται ανάμεσα ή στο τέλος του νευρωνικού δικτύου. Με αυτό τον τρόπο βοηθά να αποφασιστεί για το αν ένας νευρώνας θα πυροδοτηθεί ή όχι. «*Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι ο μη-γραμμικός μετασχηματισμός που εφαρμόζουμε στο σήμα εισόδου. Η μετασχηματισμένη έξοδος στέλνεται στο επόμενο επίπεδο, για το οποίο και αποτελεί σήμα εισόδου*» - (Analytics Vidhya, χ.χ).

Υπάρχουν αρκετές συναρτήσεις ενεργοποίησης, με την πιο ευρέως διαδεδομένη να είναι η Rectified Linear Unit (ReLU). Αυτό έχει συμβεί διότι με τη συγκεκριμένη συνάρτηση δεν γίνεται ενεργοποίηση όλων των νευρώνων ταυτόχρονα, διότι όλες τις τιμές που είναι μικρότερες του μηδενός, τις μηδενίζει, με αποτέλεσμα ο εκάστοτε νευρώνας να μην ενεργοποιείται. Αποτέλεσμα αυτού είναι η αποδοτικότερη λειτουργία του συστήματος, αφού κάθε φορά δε λειτουργούν όλοι οι νευρώνες, και επίσης πρακτικά συγκλίνει έξι φορές γρηγορότερα από τη συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης και τη σιγμοειδή συνάρτηση. (Στέφανος, 2019)

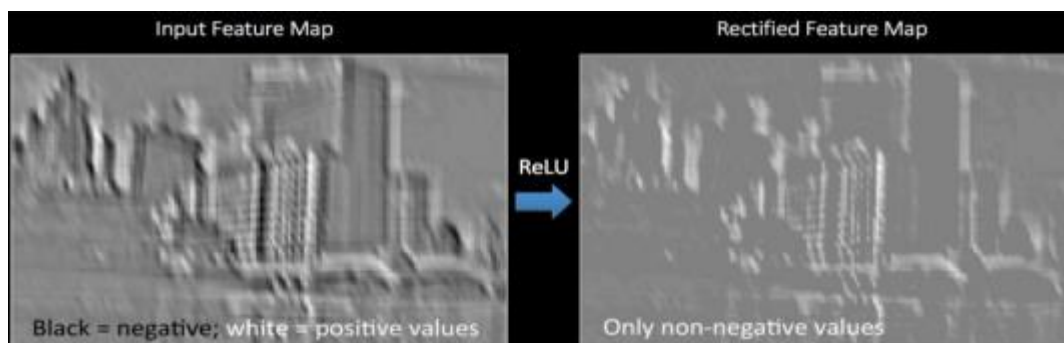
Επίπεδο ReLU: Η είσοδος x^1 , συμβολίζεται κατ' αυτόν τον τρόπο στο 1-οστό επίπεδο του δικτύου. Η είσοδος αποτελείται από τρεις διαστάσεις, γι' αυτό άλλωστε και απαιτείται μία τριάδα τιμών (i^1, j^1, k^1), με σκοπό να προσδιοριστεί ένα ορισμένο σημείο της. Το επίπεδο επεξεργασίας Rectified Linear Unit (ReLU), δεν επιδρά στο μέγεθος της εισόδου, το οποίο σημαίνει πως και η είσοδος (x^1), και η έξοδος (y), διατηρούν το ίδιο μέγεθος. Στην πραγματικότητα το ReLU αποτελεί μία αποκοπή, η οποία υλοποιείται σε κάθε στοιχείο της εισόδου με τον εξής τρόπο:

$$y_{i,j,k} = \max(0, x_i^1, j, k) \quad (\text{Εξίσωση 17})$$

Στο συγκεκριμένο επίπεδο οι παράμετροι απουσιάζουν, επομένως δεν υπόκειται κάποια εκπαιδευτική διαδικασία. Στόχος αυτού του επιπέδου είναι να αυξήσει τη μη

γραμμικότητα του CNN, αφού τα περισσότερα πραγματικά δεδομένα που εκπαιδεύουν τα νευρωνικά δίκτυα είναι μη - γραμμικά.

Στο επίπεδο ReLU, η είσοδος έχει τη δυνατότητα να είναι μεγαλύτερη, μικρότερη ή ίση του μηδενός. Η συγκεκριμένη συνάρτηση μετατρέπει όλες τις τιμές που δεν είναι θετικές σε μηδενικές, προκειμένου να αναδειχθούν οι μη - γραμμικές συσχετίσεις στα δεδομένα εισόδου. Παραδείγματος χάριν, αν σε μία περιοχή της εικόνας, στην οποία απεικονίζεται ένα συγκεκριμένο μοτίβο (π.χ. ανθρώπινο πρόσωπο), οι τιμές της εισόδου είναι θετικές τότε έχει τη δυνατότητα να λαμβάνει μηδενικές ή αρνητικές τιμές, σε περιοχές οι οποίες δεν έχουν το συγκεκριμένο μοτίβο. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, το επίπεδο ReLU θέτει όλες τις τιμές που είναι μικρότερες του μηδενός, ίσες με το μηδέν, ούτως ώστε να προχωρήσει στην ενεργοποίηση της εξόδου των περιοχών που προβάλλουν το επιθυμητό μοτίβο. Στην παρακάτω εικόνα απεικονίζεται η λειτουργία της συνάρτησης ReLU.



Εικόνα 28: Λειτουργία Συνάρτησης ReLU

Η συνάρτηση ReLU θεωρείται ως η καλύτερη συνάρτηση ενεργοποίησης, διότι αποδείχθηκε πως λειτουργεί σε αρκετές διαφορετικές καταστάσεις. Η συγκεκριμένη συνάρτηση δεν παρουσιάζει συχνά, ως προς την κλίση της, το πρόβλημα της υπερβολικής αύξησης, εξαιτίας της κλίσης της που είναι είτε σταθερή, είτε μηδενική. Αρκετές εφαρμογές έχουν καταλήξει στο συμπέρασμα ότι ένα νευρωνικό δίκτυο εκπαιδεύεται καλύτερα αν χρησιμοποιηθεί η συνάρτηση ReLU, συγκριτικά με οποιαδήποτε άλλη συνάρτηση ενεργοποίησης, όπως είναι λόγω χάρη η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid).

Επίπεδα Συγκέντρωσης: Το Pooling Layer (Επίπεδο Συγκέντρωσης), συνήθως εισάγεται ανάμεσα στα διαδοχικά συνελκτικά επίπεδα. Σκοπός είναι η προοδευτική

ελάττωση του χωρικού μεγέθους, δηλαδή του ύψους και του πλάτους, της αναπαράστασης παραμέτρων και δεδομένων δικτύου, με σκοπό τον έλεγχο της υπερπροσαρμογής του μοντέλου (overfitting). Συνεπώς, το συγκεντρωτικό επίπεδο μειώνει τις διαστάσεις σε κάθε χάρτη χαρακτηριστικών, όμως διατηρεί τις σημαντικότερες πληροφορίες. Αξίζει να σημειωθεί πως η συγκεκριμένη λειτουργία δεν επιδρά στη διάσταση του βάρους.

Στο συγκεκριμένο επίπεδο επισημαίνεται ένας πίνακας – παράθυρο, ο οποίος μετατοπίζεται πάνω στο χάρτη χαρακτηριστικών και κρατά αποκλειστικά το max pooling (μεγαλύτερο στοιχείο), από την εκάστοτε περιοχή. Θα μπορούσε να υπολογιστεί το sum pooling (άθροισμα) ή ο average pooling (μέσος όρος) των στοιχείων της περιοχής, από τα να επιλεγθεί το μεγαλύτερο στοιχείο. Είναι αξιοσημείωτο πως στην πράξη αυτό που έχει αποδειχθεί είναι πως η πιο αποδοτική τεχνική είναι η επιλογή του max pooling (μέγιστου στοιχείου).

Τα στρώματα αυτά επιτελούν κατά μήκος της χωρικής διάστασης λειτουργίες υποδειγματοληψίας, στα δεδομένα εισόδου. Απότοκο αυτού θα ήταν, για παράδειγμα, η εικόνα εισόδου με διαστάσεις 32 x 32, η προσκοπτόμενη εικόνα εξόδου θα ήταν μικρότερη και ως προς το ύψος και ως προς το πλάτος. Για ένα επίπεδο συγκέντρωσης, η πιο κοινή ρύθμιση, είναι η εφαρμογή φίλτρων 2 x 2, με βήμα 2. Με αυτή την πρακτική θα μειωθούν οι χωρικές διαστάσεις, ύψος και πλάτος, κατά ένα συντελεστή δύο. Η περίπτωση του max pooling θα οδηγήσει στην απόρριψη των ενεργοποιήσεων περί του 75%.

Το συγκεντρωτικό επίπεδο παρουσιάζει τις εξής προδιαγραφές: (Χρήστος, 2018)

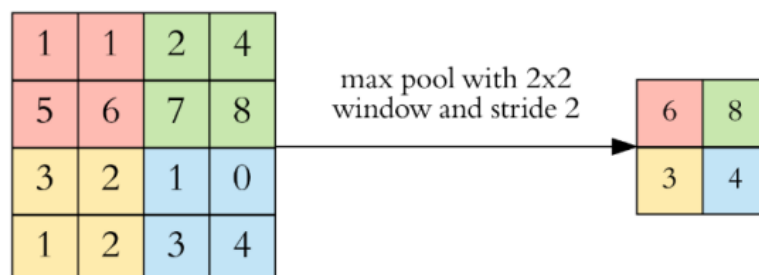
- Υπερπαραμέτροι:
 - Βήμα S
 - Χωρικό μέγεθος φίλτρου F
- Είσοδος διαστάσεων: $I_1 \times J_1 \times W_1$
- Έξοδος διαστάσεων: $I_2 \times J_2 \times W_2$, όπου:

$$\bullet \quad I_2 = \frac{I_1 - F}{S} + 1 \quad (\text{Εξίσωση 18})$$

$$\bullet \quad J_2 = \frac{J_1 - F}{S} + 1 \quad (\text{Εξίσωση 19})$$

- $W2 = W1$

(Εξίσωση 20)



Εικόνα 29: Παράδειγμα Λειτουργίας Συγκεντρωτικού Επιπέδου

Συνοψίζοντας, το συγκεντρωτικό επίπεδο ελαττώνει τις διαστάσεις των δεδομένων, με αποτέλεσμα να συνοψίζουν τις εξόδους των γειτονικών νευρώνων με κάποιου είδους αντιπροσωπευτικής τιμής. Ο αριθμός των επιλεγόμενων νευρώνων, υπολογίζει την αντιπροσωπευτική τιμή που ορίζεται από το προκαθορισμένο παράθυρο. Το επίπεδο αυτό τροφοδοτείται με τη βοήθεια ενός πλέγματος νευρώνων του προηγούμενου επιπέδου, το οποίο έχει ως έξοδο μία τιμή που είναι αντιπροσωπευτική. Η συγκεκριμένη τιμή ενδεχομένως να είναι η μέγιστη τιμή που έχει το πλέγμα (max-pooling), το άθροισμα που έχει το πλέγμα (sum-pooling), ή μέση τιμή (average-pooling). (Αριστείδης, 2021)

Dilution – Dropout – DropConnect: Dilution, Dropout ή DropConnect καλείται μία τεχνική που τακτοποιεί τη μείωση της υπερπροσαρμογής σε ΤΝΔ (Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα), με σκοπό την αποτροπή πολύπλοκων συν-προσαρμογών σε εκπαιδευτικά δεδομένα. Η τεχνική αυτή ονομάζεται αραίωση, και αποτελεί έναν αποτελεσματικό τρόπο εκτέλεσης του μέσου όρου μοντέλων με ΝΔ (Νευρωνικά Δίκτυα). Η ορολογία της αραίωσης, επικεντρώνεται στην αραίωση των βαρών, ενώ η εγκατάλειψη, στην τυχαία παράλειψη ή «απόρριψη» μονάδων, είτε αυτές είναι ορατές, είτε κρυφές, καθ' όλη τη διάρκεια της εκπαιδευτικής διαδικασίας ενός νευρωνικού δικτύου. Ο ίδιος τύπος τακτοποίησης προκαλείται τόσο από την εγκατάλειψη των μονάδων, όσο και από την αραίωση των βαρών, και συνήθως η ορολογία της εγκατάλειψης χρησιμοποιείται για την αναφορά στην αραίωση των βαρών.

Η αραίωση συχνά κατηγοριοποιείται σε ισχυρή και σε ασθενή αραίωση. Η διαδικασία κατά την οποία περιγράφεται ένα πεπερασμένο κλάσμα συνδέσεων, οι οποίες αφαιρέθηκαν και το κλάσμα αυτό είναι μεγάλο, αποτελεί την ισχυρή αραίωση, ενώ αντίθετα για μικρό κλάσμα αφαιρούμενων συνδέσεων αποτελεί την ασθενή αραίωση. Όσον αφορά την ισχυρή αραίωση δεν υπάρχει σαφής διάκριση αναφορικά με τα όρια ανάμεσα σε ασθενή και ισχυρή αραίωση, γι' αυτό άλλωστε η διάκριση αυτή δεν έχει κάποιο ιδιαίτερο νόημα, έχοντας όμως επιπτώσεις για ακριβείς λύσεις στον τρόπο επίλυσης.

Επιπρόσθετα, η χρήση της αραίωσης γίνεται στις εισόδους, στην προσθήκη θορύβου απόσβεσης. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η ισχυρή αραίωση κάνει λόγο για την προσθήκη μεγαλύτερης ποσότητας θορύβου απόσβεσης, ενώ αντίθετα η ασθενής αραίωση κάνει λόγο για την προσθήκη μίας μικρής ποσότητας θορύβου απόσβεσης. Και στις δύο περιπτώσεις η αραίωση μπορεί να γραφεί σαν παραλλαγές αραίωσης βάρους.

Οι συγκεκριμένες τεχνικές μπορούν να αναφερθούν ως ένα τυχαίο κλάδεμα βαρών, κι αυτό συνήθως αποτελεί μία μη επαναλαμβανόμενη και μονόδρομη λειτουργία. Αυτό το δίκτυο κλαδεύεται και κατόπιν διατηρείται εφόσον πρόκειται για βελτίωση συγκριτικά με το προηγούμενο μοντέλο. Η εγκατάλειψη και η αραίωση κάνουν αναφορά σε μία επαναληπτική διαδικασία. Μετά το κλάδεμα των βαρών συνήθως το δίκτυο δε συνεχίζει να μαθαίνει, όπως γίνεται αντιθέτως με την αποχώρηση / αραίωση, όπου το δίκτυο εξακολουθεί να μαθαίνει και μετά το πέρας της εφαρμογής της τεχνικής.

Η περιγραφή εξόδου ενός στρώματος γραμμικών κόμβων, σε ένα ΤΝΔ (Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο), γίνεται ως εξής:

$$y_i = \sum_j w_{ij} x_j \quad (\text{Εξίσωση 21})$$

Όπου:

- y_i : Η έξοδος από τον κόμβο i
- w_{ij} : Το πραγματικό βάρος πριν από την αραίωση, που καλείται επίσης και ως δύναμη σύνδεσης Hebb
- x_j : Η είσοδος από τον κόμβο j

Ο παραπάνω τύπος μπορεί επίσης να γραφεί και σε διανυσματική συμβολοσειρά, με τον τύπο: (Wikipedia, 2022)

$$y = Wx \quad (\text{Εξίσωση 22})$$

Όπου:

- y : Το διάνυσμα εξόδου
- W : Ο πίνακας βάρους
- x : Το διάνυσμα εισόδου

4.3 Αρχιτεκτονικές Συνελκτικών δικτύων

Τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα, εφαρμόζονται στις πρακτικές εφαρμογές που περιέχουν πολλαπλά συνελκτικά επίπεδα, τα οποία φιλτράρουν τις εικόνες εισόδου, προκειμένου να γίνει εξαγωγή όλο και πιο αφηρημένης πληροφορίας κατόπιν κάθε επιπέδου. Πολύ συχνά, στα βαθύτερα συνελκτικά επίπεδα, ο αριθμός των εφαρμοζόμενων φίλτρων αυξάνεται, επομένως αυξάνεται και ο αριθμός των παραγόμενων χαρακτηριστικών των χαρτών. Με την εναλλαγή των διαδοχικών υπολογιστικών επιπέδων του δικτύου, ανάμεσα στη συνέλιξη και στην υποδειγματοληψία, αντλείται ένα «διπυραμιδικό» αποτέλεσμα. Σε κάθε συνελκτικό ή επίπεδο συγκέντρωσης, ο αριθμός των χαρακτηριστικών των χαρτών αυξάνεται, καθώς η χωρική ανάλυση μειώνεται συγκριτικά με το αντίστοιχο προηγούμενο επίπεδο.



Εικόνα 30: Ιεραρχία Χαρακτηριστικών που έχει μάθει ένα βαθύ CNN

Η παραπάνω εικόνα απεικονίζει τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την κατηγοριοποίηση εικόνων προσώπων, τα οποία έχουν διεξαχθεί από ένα βαθύ Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο, που παράγει χαρακτηριστικά, τα οποία μπορούν να ερμηνευτούν εύκολα. Κάτι τέτοιο είναι πολύ σπάνιο. Σε βαθιά Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα τα παραγόμενα χαρακτηριστικά ερμηνεύονται εξαιρετικά δύσκολα από κάποιον άνθρωπο. Τέλος, στις πρακτικές εφαρμογές πετυχαίνουν ξεχωριστά αποτελέσματα, σε κάποιες φάσεις είναι αρκετά δύσκολο να καθοριστεί ο ακριβής τρόπος που θα φτάσουν τα αποτελέσματα σε αυτά.

Κατόπιν της εξαγωγής των αφαιρετικών χαρακτηριστικών εισόδου υψηλού επιπέδου, πρέπει να κατηγοριοποιηθούν τα χαρακτηριστικά της εικόνας εισόδου. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση πλήρως διασυνδεδεμένων επιπέδων στα τελικά στάδια ενός συνελκτικού νευρωνικού δικτύου, με το πρώτο επίπεδο από αυτά να δέχεται τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά και το επίπεδο εξόδου να εκδηλώνει την πιθανότητα η εικόνα να απαρτίζεται στην εκάστοτε κλάση του προβλήματος. Αξίζει να σημειωθεί πως η κύρια διαφορά ανάμεσα στα πλήρως συνδεδεμένα και στα συνελκτικά επίπεδα, είναι το γεγονός πως στα συνελκτικά επίπεδα οι νευρώνες συνδέονται με μία μόνο μικρή τοπική περιοχή της εισόδου, καθώς επίσης και ο όγκος σε ένα συνελκτικό επίπεδο μοιράζεται στα ίδια βάρη. Επομένως, και στα δύο επίπεδα η λειτουργία των νευρώνων είναι ταυτόσημη, αφού εφαρμόζουν τη συνάρτηση ενεργοποίησης και υπολογίζουν το εσωτερικό γινόμενο μεταξύ εισόδου και βαρών. Συνεπώς, είναι εφικτή η μετατροπή ανάμεσα στα πλήρως διασυνδεδεμένα και συνελκτικά επίπεδα.

Η συνάρτηση SoftMax έχει τη δυνατότητα να προσδίδει στην εικόνα ότι ανήκει στις εκάστοτε κλάσεις του προβλήματος, όταν υπάρχουν προβλήματα ταξινόμησης που περιέχουν περισσότερες από δύο κλάσεις. Για προβλήματα που αφορούν τη δυαδική ταξινόμηση, επαρκεί ένας νευρώνας στο επίπεδο εξόδου, που να αποτελείται από σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης. Επομένως, ένα συνελκτικό νευρωνικό δίκτυο το οποίο χρησιμοποιείται για την κατάταξη των εικόνων, απαρτίζεται στην ουσία από δύο διακριτές φάσεις επεξεργασίας. Η πρώτη φάση, είναι η φάση εκμάθησης ισχυρών και αφαιρετικών αναπαραστάσεων, με τη βοήθεια των συνελκτικών επιπέδων, καθώς επίσης και των επιπέδων συγκέντρωσης, προκειμένου να εξαχθούν τα χαρακτηριστικά. Τέλος, τα πλήρως διασυνδεδεμένα επίπεδα της ορθής κατηγοριοποίησης τις εικόνας εισόδου, της φάσης εκμάθησης της σημαντικότητας, αλλά και των μη γραμμικών

συνδυασμών των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών, κατατάσσονται στη δεύτερη διακριτή φάση επεξεργασίας. Είναι σημαντικό να αναφερθεί πως η κύρια αρχιτεκτονική σε κάθε ένα στάδιο ενός Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου, ορίζεται από τον καθορισμό του αριθμού των χαρτών χαρακτηριστικών, αν και τι είδους επίπεδα pooling θα χρησιμοποιηθούν. Επιπρόσθετα, είναι απαραίτητος ο προσδιορισμός των διαστάσεων του pooling, των φίλτρων, αλλά και του βήματος της συνέλιξης. Σε ένα στάδιο ενός Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου, σαν μέρος ορισμού προσδιορίζονται όλες οι χωρικές διαστάσεις των φίλτρων ενός συνελκτικού επιπέδου, οι οποίες μάλιστα είναι και ίδιες. Μάλιστα, το ίδιο αληθεύει για τον τύπο και το μέγεθος του pooling, όταν αυτό τίθεται σε εφαρμογή. (Κωνσταντίνος, 2020)

Πλέον στο χώρο της Βαθιάς Μηχανικής Μάθησης είναι ευρέως διαδεδομένα ορισμένα συνελκτικά δίκτυα, τα οποία μάλιστα χρησιμοποιούνται αρκετά. Αυτά τα δίκτυα είναι:

LetNet: Αναπτύχθηκε τη δεκαετία του 1990 από τον Yann LeCun, και απαρτίζει την πρώτη εφαρμογή Συνελκτικών Δικτύων, που ήταν επιτυχημένη. Η LetNet αρχιτεκτονική χρησιμοποιείται κυρίως για αναγνώριση ψηφίων, κωδικών, κοκ.

ZF Net: Το συγκεκριμένο δίκτυο αποτελεί μία βελτιωμένη έκδοση του AlexNet, έχοντας μάλιστα υποστεί κάποιες διορθώσεις στις υπερπαραμέτρους της αρχιτεκτονικής. Αναλυτικότερα, πραγματοποιήθηκε επέκταση του μεγέθους, του μεσαίου συνελκτικού επιπέδου, καθώς ταυτόχρονα το μέγεθος και το βήμα του φίλτρου, του πρώτου επιπέδου, τα έκαναν μικρότερα. Στο διαγωνισμό ILSVRC 2013, το δίκτυο ZF Net, απέσπασε την πρώτη θέση.

GoogleNet: Στο διαγωνισμό ILSVRC 2014, νικητής αναδείχθηκε το δίκτυο GoogleNet, το οποίο αναπτύχθηκε από τη Google. Το μεγαλύτερό του προτέρημα, συγκριτικά με όλα τα προαναφερθέντα μοντέλα, έγκειται στη σημαντική μείωση των παραμέτρων του δικτύου. Σαφέστερα, στο δίκτυο AlexNet ο αριθμός των παραμέτρων βρίσκονταν στα 60 εκατομμύρια, ενώ στο δεδομένο δίκτυο ο αριθμός των παραμέτρων τοποθετείται στα 4 εκατομμύρια.

Δίκτυο VGGNet: Στο διαγωνισμό του ILSVRC 2014, το δίκτυο VGGNet απέσπασε την πρώτη θέση στο πρόβλημα εντοπισμού 32 αντικειμένων, εντός μίας εικόνας, καθώς και τη δεύτερη θέση στο πρόβλημα κατηγοριοποίησης εικόνων. Το δίκτυο VGGNet αναπτύχθηκε από τη Visual Geometry Group, του πανεπιστημίου της Οξφόρδης, ενώ

είναι αξιοσημείωτο πως η συγκεκριμένη ομάδα αποδίδει εξαιρετικά σε αρκετές εργασίες στην Όραση των Υπολογιστών. Η βασική συνεισφορά του συγκεκριμένου δικτύου είναι η χρήση ενός απλούστερου και μικρότερου 3 x 3 παραθύρου συνέλιξης, στα εμπεριεχόμενα επίπεδα συνέλιξης, και παρουσιάζει βελτιωμένες αποδόσεις όσο αυξάνεται το βάθος του. Το δίκτυο VGGNet παρουσιάζεται σε τέσσερις εκδόσεις χάριν του βάθους του, αφού το βάθος ενός δικτύου είναι απαραίτητο συστατικό για την αποτελεσματική απόδοσή του. Οι εκδόσεις αυτές είναι το VGG-11, το VGG-13, το VGG-16 και το VGG-19.

Δίκτυο ResNet και δίκτυο DenseNet: Στις κλασσικές αρχιτεκτονικές των συνελκτικών δικτύων, είναι γνωστό πως η πληροφορία διασχίζει διαδοχικά από ένα επίπεδο στο επόμενο του. Ένα παράδειγμα τέτοιου δικτύου είναι το VGGNet-19. Υπάρχει η τάση για αύξηση της ακρίβειας ενός δικτύου, όσο βρίσκεται στα πρώιμα στάδια αύξησης του βάθους του. Μερικά από τα προβλήματα που έχουν παρατηρηθεί είναι αρχικά πως όσο αυξάνεται το βάθος του δικτύου, τόσο το δίκτυο πάσχει από το πρόβλημα των εμφανιζόμενων κλίσεων. Επιπρόσθετα, ένα ακόμη πρόβλημα είναι το γεγονός πως όσο προστίθενται καινούρια επίπεδα, το πλήθος των παραμέτρων τόσο αυξάνεται δραματικά, κάτι που έχει σαν αποτέλεσμα στην αύξηση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας.

Το 2015 οι He et al. πρότειναν το δίκτυο Residual Network (ResNet), για την επίλυση των προαναφερθέντων προβλημάτων, το οποίο μάλιστα νίκησε και το διαγωνισμό ILSVRC το 2015. Το συγκεκριμένο δίκτυο για πρώτη φορά εισήγαγε τη μάθηση των Residual Functions (Συναρτήσεων Κατάλοιπων), ως λογική στην εκπαίδευση ενός δικτύου, με τη βοήθεια skip connections (παραλειπόμενων συνδέσεων). Ο κύριος στόχος είναι η αύξηση της απόδοσης, όσο αυξάνεται το βάθος του δικτύου. Συνεπώς, πιστεύεται πως τα επιπλέον συνελκτικά επίπεδα που δεν είναι αναγκαία θα πρέπει να εξετάζουν την ταυτοτική απεικόνιση και να μην επιδρούν στην απόδοση του δικτύου, ορίζεται ως:

$$x \rightarrow H(x) = x$$

(Εξίσωση 23)

Με x να αναπαρίσταται η είσοδος του Συνελκτικού Επιπέδου H . Επιπρόσθετα, F , τα κατάλοιπα ενός συνελκτικού επιπέδου, το οποίο διατηρεί τη διάσταση της εισόδου του, μπορεί να τεθεί και ως εξής:

$$F(x) = H(x) - x \quad (\text{Εξίσωση 24})$$

Το αποτέλεσμα είναι όλα τα επίπεδα τα οποία δε συμμετέχουν στην επίλυση του προβλήματος, να παρουσιάζουν κατάλοιπα: (Ανδρέας-Γεώργιος, 2019) , (Στέφανος, 2019)

$$F(x) = 0 \Leftrightarrow H(x) = x \quad (\text{Εξίσωση 25})$$

LeNet-5: Το 1998 αναπτύχθηκε το μοντέλο LeNet-5, το οποίο ταυτοποιεί σε υπηρεσίες ταχυδρομείου χειρόγραφα ψηφία ταχυδρομικών κωδίκων. Το συγκεκριμένο εδραιωμένο μοντέλο σύστησε τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα. Τα συνελκτικά επίπεδα προκειμένου να μειωθεί ο υπολογισμός και να κάνει αναγκαστικό ένα σπάσιμο συμμετρίας στο δίκτυο, εκμεταλλεύεται ένα υποσύνολο από κανάλια προηγούμενου επιπέδου, για κάθε ένα φίλτρο. Η average pooling (μορφή μέσης συγκέντρωσης) χρησιμοποιείται από τα επίπεδα υπό-δειγματοληψίας. Οι παράμετροι που χρησιμοποιούνται από το δίκτυο ανέρχονται στους 60.000 περίπου.

AlexNet: Ο Alex Krizhevsky ανέπτυξε το 2012 το AlexNet, προκειμένου να συμμετάσχει στο διαγωνισμό ImageNet. Η συγκεκριμένη αρχιτεκτονική παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με αυτή του LeNet-5, με τη μόνη διαφορά να είναι αισθητά μεγαλύτερο. Το αποτέλεσμα ήταν το μοντέλο να αποσπάσει την πρώτη θέση του διαγωνισμού, με αποτέλεσμα πολλοί από αυτοί ασχολούνταν με τη μηχανική όραση, να μεταστραφούν στη βαθιά εκμάθηση, σε μία μέθοδο για ζητήματα που αφορούσαν το αντικείμενό τους. Το συγκεκριμένο δίκτυο διαθέτει γύρω στους 60.000.000 παραμέτρους.

SENet: Το VGGface2 ήταν ένα σύνολο από δεδομένα μεγάλης κλίμακας με πρόσωπα, που έκανε την εμφάνισή του στα τέλη του 2017, και περιείχε ποικιλία από φωτισμό, πόζες, ηλικίες, επαγγέλματα και εθνικότητες. Έτσι, ο Cao με το σύνολο δεδομένων MS-celeb-1M, εκπαίδευσε το SENet και στη συνέχεια το συντόνισε με το VGGface2, νικώντας κατ' αυτόν τον τρόπο το διαγωνισμό ILSVRC που πραγματοποιήθηκε το 2017. Ακριβέστερα, στο μοντέλο εισάγεται το “Squeeze – and - Excitation block”, που είναι μία αρχιτεκτονική μονάδα η οποία σχεδιάστηκε για τη βελτίωση της αντιπροσωπευτικής ισχύς ενός δικτύου, με το να του επιτρέπει την εκτέλεση της επαναβαθμονόμησης των χαρακτηριστικών channel-wise feature recalibration (κανάλι-προς-κανάλι). Με τη βοήθεια πειραμάτων αποδείχθηκε η αποτελεσματικότητα των δικτύων SENet, η οποία πλησιάζει τις state-of-the-art performance(βέλτιστες αποδόσεις), όσον αφορά διάφορες εργασίες και διάφορα σύνολα δεδομένων που βασίζονται σε αυτά. (Στέφανος, 2019)

U-Net: Το U-Net αποτελεί ένα ΣΝΔ (Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο), το οποίο δημιουργήθηκε για την τμηματοποίηση βιοϊατρικών εικόνων. Το συγκεκριμένο δίκτυο στηρίζεται στο πλήρως συνελικτικό δίκτυο και η αρχιτεκτονική του μετατράπηκε και διευρύνθηκε έτσι ώστε η λειτουργία του να πραγματοποιείται με λιγότερες εικόνες εκπαίδευσης και να προσφέρει ακριβέστερες τμηματοποιήσεις. Σε μία σύγχρονη GPU, η τμηματοποίηση μίας 512 x 512 εικόνας, διαρκεί λιγότερο από 1 δευτερόλεπτο.

Η αρχιτεκτονική U-Net προέρχεται από το πλήρως συνελικτικό δίκτυο, το οποίο πρότειναν για πρώτη φορά οι Long, Darrell και Shelhamer.

Η βασική ιδέα είναι η συμπλήρωση ενός συνηθισμένου δικτύου συμβάσεων διαδοχικών στρωμάτων, στο οποίο οι τελεστές upsampling, αντικαθιστούν τις λειτουργίες ομαδοποίησης. Κατά συνέπεια, τα συγκεκριμένα επίπεδα να αυξάνουν την ανάλυση της εξόδου τους. Επιπρόσθετα, ένα διαδοχικό συνελικτικό επίπεδο έχει τη δυνατότητα στη συνέχεια να συναρμολογήσει μία ακριβή έξοδο, βάσει αυτών των πληροφοριών.

Μία σπουδαία μετατροπή στο U-Net είναι ο μεγάλος αριθμός καναλιών χαρακτηριστικών που υπάρχει στο τμήμα upsampling, ο οποίος επιτρέπει στο δίκτυο να διαδίδει πληροφορίες που σχετίζονται με το περιβάλλον σε επίπεδα πιο υψηλής

ανάλυσης. Αποτέλεσμα αυτού, είναι η επεκτατική διαδρομή να είναι λιγότερο ή περισσότερο συμμετρική προς το συστατικό τμήμα, αποδίδοντας μία αρχιτεκτονική σε σχήμα U. Το δίκτυο κάνει χρήση μόνο του έγκυρου τμήματος κάθε συνέλιξης, χωρίς να εμπεριέχονται πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα. Για να προβλεφθούν τα εικονοστοιχεία στις περιοχές περιγράμματος της εικόνας, γίνεται παρέκταση στο πλαίσιο που απουσιάζει, αντικατοπτρίζοντας κατ' αυτόν τον τρόπο την εικόνα εισόδου. Η συγκεκριμένη στρατηγική πλακιδίων είναι απαραίτητη για να εφαρμοστούν στο δίκτυο μεγάλες εικόνες, διότι αλλιώς η μνήμη GPU, θα περιόριζε την ανάλυση. (Wikipedia, 2022)

VGG16: Το VGG16, όπως και το ImageNet χρησιμοποιούν την ίδια αρχιτεκτονική CNN (Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου), το οποίο είναι ένα τεράστιο έργο οπτικής βάσης δεδομένων όπου χρησιμοποιεί η έρευνα λογισμικού αναγνώρισης των οπτικών αντικειμένων. Την αρχιτεκτονική VGG16 ανέπτυξαν και εισήγαγαν, από το πανεπιστήμιο της Οξφόρδης, η Karen Simonyan και ο Andrew Zisserman, το 2014 από το άρθρο τους με όνομα “Very Deep Convolutional Networks for Large – Scale Image Recognition”. Τα αρχικά «VGG» προέρχονται από το «Visual Geometry Group», η οποία είναι μία ερευνητική ομάδα που ανέπτυξε τη συγκεκριμένη αρχιτεκτονική, του πανεπιστημίου της Οξφόρδης. Τέλος, το 16 υποδηλώνει πως η αρχιτεκτονική αυτή αποτελείται από 16 Συνελικτικά – Πλήρη επίπεδα. Το μόνο μειονέκτημα που παρουσιάζει η αρχιτεκτονική του VGGNet είναι ως προς το κόστος της στην αξιολόγηση, και η περισσότερη μνήμη και παράμετροι που χρησιμοποιεί (138 εκατομμύρια), συγκριτικά με τα υπόλοιπα δίκτυα.

Το VGG16 χρησιμοποιείται ευρύτερα σε εφαρμογές εκμάθησης, εξαιτίας του πλεονεκτήματος που παρουσιάζει. Ας σημειωθεί πως εξακολουθεί μέχρι σήμερα να αποτελεί μία από τις καλύτερες αρχιτεκτονικές όρασης. (Medium, 2021)

Αν κάποιος εξαλείψει την ασάφεια του μεγέθους του πυρήνα, του φίλτρου και της πλήρωσης, το VGG16 δομείται ως εξής:

Όλα τα επίπεδα συνέλιξης στο VGG16, διαθέτουν:

- Μέγεθος φίλτρου – 3 x 3

- Διασκελισμός – 1
- Padding – Ίδιο

Όλα τα επίπεδα Max – Pooling στο VGG16, διαθέτουν:

- Μέγεθος φίλτρου – 2 x 2
- Διασκελισμός – 2

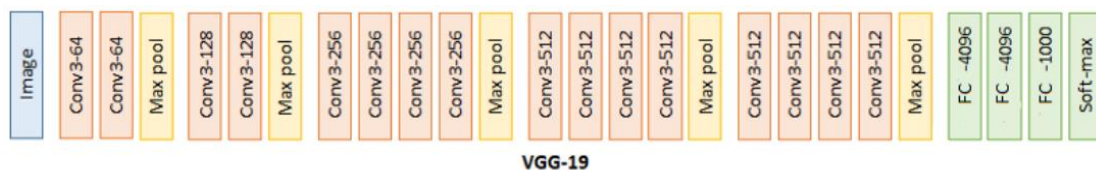
2 Conv - 1 Maxpool - 2 Conv - 1 Maxpool - 3 Conv - 1 Maxpool - 3 Conv - 1
Maxpool - 3 Conv - 1 Maxpool - 1 FC - 1 FC - 1 FC

Η αρχιτεκτονική έχει 13 συνελκτικά επίπεδα, τα οποία αποτελούνται από 3 πλήρως συνδεδεμένα επίπεδα, προσθέτοντας έως και 16 επίπεδα, προκειμένου να μάθουν τα βάρη και τις κλίσεις παραμέτρων.

VGG19: Η αρχιτεκτονική του δικτύου VGG19, παρουσιάζει αρκετές ομοιότητες με αυτή του VGG16. Η μόνη διαφορά συναντάται στα τρία επιπλέον συνελκτικά επίπεδα που εμφανίζει το δίκτυο VGG16. Τα επίπεδα του VGG16 είναι:

2 Conv - 1 Maxpool - 2 Conv - 1 Maxpool - 4 Conv - 1 Maxpool - 4 Conv - 1
Maxpool - 4 Conv - 1 Maxpool - 1 FC - 1 FC - 1 FC

Οι VGG16 και VGG19 αρχιτεκτονικές, εξαιτίας του βάθους τους καθυστερούν να εκπαιδευτούν και να παράγουν μοντέλα πολύ μεγάλου μεγέθους. (Kumar, 2021)



Εικόνα 31: Αρχιτεκτονική Δικτύου VGGNet-19, μετά από επεξεργασία

4.4 Βιβλιοθήκες για Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα

Η Python είναι μία γενικού σκοπού και υψηλού επιπέδου γλώσσα προγραμματισμού. Η φιλοσοφία σχεδιασμού της προσδίδει βαρύτητα στην ανάγνωση του κώδικα, με την αξιοπρόσεκτη χρήση κενού χώρου. Η αντικειμενοστραφής προσέγγιση και οι γλωσσικές δομές έχουν στόχο τη βοήθεια των προγραμματιστών, ώστε να γράψουν λογικό και σαφή κώδικα, για μεγάλα και μικρά έργα. Η Python αρκετά συχνά περιγράφεται σαν γλώσσα «με μπαταρίες», εξαιτίας της πλήρως τυποποιημένης βιβλιοθήκης της. Τέλος, συνήθως χρησιμοποιείται σε προγράμματα μηχανικής μάθησης και σε έργα τεχνητής νοημοσύνης, με τη βοήθεια διαφόρων βιβλιοθηκών, όπως είναι για παράδειγμα η Pytorch, η Keras, η Tensorflow και η Scikit-learn. (EITCI Institute Certified, χ.χ.)

Ένας μεγάλος αριθμός βιβλιοθηκών προσαρμοσμένες στα πεδία της μηχανικής και βαθιάς μάθησης έχει δημιουργηθεί με κύριο χαρακτηριστικό τη γλώσσα προγραμματισμού Python. Συνοπτικά παραδείγματα αντίστοιχων βιβλιοθηκών αποτελούν:

- **Tensorflow**: συνοδεύεται από δύο αρκετά χρήσιμα εργαλεία. Το Tensorflow Serving και το TensoBoard, αντίστοιχα. Το πρώτο είναι ένα βοηθητικό σύστημα το οποίο επιτρέπει τη δημιουργία νέων αλγορίθμων χωρίς βέβαια απαραίτητη αλλαγή των API και των server, Το TensoBoard από την άλλη, χρησιμοποιείται για να απεικονίζει γραφήματα και χαρακτηριστικά μοντέλου, τα οποία βοηθούν στην κατανόηση και στην περαιτέρω ανάλυση για τον τρόπο που λειτουργεί το μοντέλο.
- **Scikit – Learn**: Το Scikit-learn είναι μια βιβλιοθήκη Python που παρέχει διεπαφή για υλοποίηση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Περιλαμβάνει άλλες βοηθητικές λειτουργίες οι οποίες ενσωματώνονται στον πυρήνα της διαδικασίας μηχανικής μάθησης, όπως προεπεξεργασία δεδομένων, τεχνικές επαναδειγματοληψίας δεδομένων, παραμέτρους αξιολόγησης και διεπαφές αναζήτησης για τον συντονισμό/βελτιστοποίηση της απόδοσης ενός αλγορίθμου.

- **Keras**: Είναι μία ανοιχτού κώδικα βιβλιοθήκη, που γράφηκε σε γλώσσα Python. Σα βάση του χρησιμοποιεί τα Theano και Tensorflow. Είναι μία βιβλιοθήκη αρκετά εύκολη και γρήγορη ως προς τη δημιουργία μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης, καθώς υποστηρίζει πληθώρα από βαθιά νευρωνικά δίκτυα, παραδείγματος χάριν LSTM, RNN, CNN. Η εκπαίδευση μοντέλων υποστηρίζεται σε TPU και GPU. Η Google το 2017 πήρε την απόφαση να το συμπεριλάβει στη βιβλιοθήκη του Tensorflow. (Αθανάσιος, 2018)
- **PyTorch**: Είναι μία ανοιχτού κώδικα βιβλιοθήκη, που γράφηκε σε γλώσσα Python, και χρησιμοποιείται ευρύτερα για την ανάπτυξη αλγορίθμων βαθιάς μηχανικής μάθησης. Δημιουργήθηκε από την εταιρεία Facebook, και χρησιμοποιείται στη NLP (φυσική επεξεργασία γλώσσας). Στην PyTorch γίνεται χρήση μίας τεχνικής αυτόματου διαφορικού λογισμού, μέσα από μία μονάδα εν ονόματι Autograd Module. Καταγράφει αλλαγές κατά τη διάρκεια του πρώτου περάσματος στα δεδομένα, και μπορεί να υπολογίζει τις παραγώγους καθώς και τη διόρθωσή τους.

Keras

Μερικά από τα πλεονεκτήματα της Keras είναι:

- I. *Η φιλικότητα προς το χρήστη*: Η Keras εστιάζει την παροχή ευκολίας μεταχείρισης διάφορων Application Programming Interface (API) προς τον τελικό χρήστη, με σκοπό να είναι εφικτή η εύκολη ανάπτυξη μοντέλων και κώδικα. Με αυτό άλλωστε σχετίζεται η φιλικότερη καμπύλη εκμάθησής της.
- II. *Η αρθρωτή δομή*: Στην Keras οικοδομούνται μοντέλα που είναι «συναρμολογήσιμα» από διάφορα απομονωμένα συστατικά, όπου έχουν τη δυνατότητα να μετατρέπονται αυτόνομα και να τελειοποιούνται ξανά, εύκολα, σε μοντέλα από το σύνολο των μερών τους, λόγω χάρη βελτιστοποιήσεις, συναρτήσεις κόστους, στρώματα νευρωνικών δικτύων, κοκ..
- III. *Η ευχερής επεκτασιμότητα*: Η συγκεκριμένη ιδιότητα είναι παρόμοια με την προηγούμενη («Αρθρωτή Δομή»). Συνεπώς έχει και αυτή τη δυνατότητα

εύκολης προσθήκης των νέων συστατικών, σε υπάρχοντα μοντέλα. Αυτό συνεισφέρει στην κλιμακωτή ανάπτυξη που υπάρχει στην Keras.

- IV. *Η ευχέρεια στη συνεργασία με την Python:* Οι κώδικες Python χρησιμοποιούνται για την περιγραφή μοντέλων, το οποίο βοηθάει στην επεκτασιμότητα και στη φορητότητα τους.

Tensorflow

Η Tensorflow αποτελεί μία από τις γνωστότερες δομές για την υλοποίηση νευρωνικών δικτύων. Μερικές από τις πιο μεγάλες εταιρείες στον κόσμο τη χρησιμοποιούν, όπως είναι το Twitter και η Google. Ένα από τα σημαντικότερα στοιχεία της βιβλιοθήκης Tensorflow είναι η δυνατότητα που δίνει στον προγραμματιστή να αξιοποιεί γράφους ροής δεδομένων, έτσι ώστε να εκτελούνται ταχύτερα οι αριθμητικοί υπολογισμοί. Σε γράφος ορίζεται μία μαθηματική κατασκευή, η οποία αναπαριστά ένα σύνολο από στοιχεία, στο οποίο κάποια ζευγάρια στοιχείων συσχετίζονται. Σε ένα γράφημα τα στοιχεία αυτά μπορούν να αναπαρασταθούν σαν κόμβοι και η μεταξύ τους σχέση σαν ακμή. Συνεπώς, οι μαθηματικές πράξεις συσχετίζονται με τους κόμβους ενός γράφου, ενώ οι ακμές με πολυδιάστατους πίνακες δεδομένων, γνωστοί και ως tensors (τανυστές), και εκφράζουν το συσχετισμό των δεδομένων των κόμβων. Η συγκεκριμένη δομή περιγράφει την κίνηση των δεδομένων στο γράφο κατά την εκτέλεση του κώδικα, επιτρέποντας την κατανομημένη και παράλληλη επεξεργασία σε αρκετά πληροφοριακά συστήματα GPU, TPU και πολλαπλές συσκευές CPU.

Επιπρόσθετα, τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζει η Tensorflow, σύμφωνα με άρθρο της Cassie Kozyrkov, είναι:

- *Αποτελεί ένα ισχυρό πακέτο μηχανικής μάθησης (framework):* Επρόκειτο για ένα ισχυρό εργαλείο της μηχανικής μάθησης. Ειδικεύεται στα μεγάλα σύνολα δεδομένων και στη βαθιά μάθηση. Οι εφαρμογές της επεκτείνονται σε πιο ευρέα πεδία, από τη δασολογία και τη διαστημική μέχρι και την ιατρική.
- *Δεν είναι απαραίτητη η αξιοποίηση της από ακαδημαϊκό:* Χάριν του περιβάλλοντος Tensorflow Eager, ο χρήστης εύκολα μπορεί να αναπτύξει

γραμμή προς γραμμή κώδικα, όντας προγραμματιστής σε Python. Επρόκειτο για ένα χαρακτηριστικό που η Tensorflow απέκτησε με την πάροδο του χρόνου.

- *Είναι ευχερής και εφικτή η ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων:* Συνδυαστικά η Keras και η Tensorflow παρέχουν ένα πολύ καλό πεδίο εύκολης ανάπτυξης νευρωνικών δικτύων. Η Tensorflow μπορεί να υλοποιήσει εύκολα ένα νευρωνικό δίκτυο. Το μόνο που χρειάζεται είναι αναμενόμενα χαρακτηριστικά, σε μόλις ορισμένες γραμμές.
- *Η Tensorflow, με εξαίρεση την Python, υποστηρίζει μία σειρά άλλων γλωσσών:* Πρόκειται για ένα πλαίσιο ανάπτυξης, όπου υποστηρίζει μία σειρά από πολύ χρησιμοποιούμενες και γνωστές γλώσσες. Μερικές από αυτές είναι C#, C++, R, Go, JavaScript, Java,...
- *Βελτιωμένη επεξεργασία και εισαγωγή δεδομένων:* Αδιαμφισβήτητα το σημαντικότερο στοιχείο σε ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης αποτελεί η εισαγωγή δεδομένων. Η Tensorflow κατέχει όλες τις δυνατότητες για μία άριστη απόδοση, όσον αφορά την ευκολία, την ευελιξία και την ταχύτητα στη χρήση διαμέσου.
- *Δυνατότητα υλοποίησης πάνω σε υπαρκτό κώδικα:* Η Tensorflow προσφέρει τη δυνατότητα οικοδόμησης πάνω σε υπαρκτά σημεία κώδικα. Εκτός από την ύπαρξη σχετικού κώδικα που υπάρχουν σε δημόσιες σελίδες, υπάρχει και το Tensorflow Hub, όπου στεγάζει σαν αποθετήριο, προεκπαιδευμένα συστατικά μοντέλων μηχανικής μάθησης. (Αθανάσιος, 2018)

Στην Tensorflow γίνεται συνδυασμός της υπολογιστικής άλγεβρας με τεχνικές βελτιστοποίησης ώστε να εκτελεί γρήγορα και εύκολα μαθηματικές εκφράσεις, όπου σε διαφορετική περίπτωση θα είχαν αυξημένες χρονικές απαιτήσεις εξαιτίας της πολυπλοκότητάς τους. Έτσι η απόδοση αυξάνεται, αφού όταν η Tensorflow εκτελείται έχει τη δυνατότητα να κατανέμει τις διεργασίες machine learning σε μία ποικιλία από συσκευές. Μολονότι η Tensorflow προσφέρει C++ API και Python, πιο ορθό μπορεί να θεωρηθεί η Keras, η οποία έχει αναπτυχθεί σε C/C++, το οποίο την καθιστά ιδιαίτερα γρήγορη συγκριτικά με άλλες βιβλιοθήκες deep learning. (Νικόλαος, 2019)

Η βιβλιοθήκη Keras απαρτίζει για την Python, μία deep learning Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών (API), η οποία διευκολύνει την εκπαίδευση και τον προορισμό μοντέλων βαθιάς μάθησης κάθε «είδους». Αρχικά, αναπτύχθηκε από τον

Francois Chollet, που ήταν ερευνητής της Google AI, μόνο για έρευνα, 8 μήνες πριν αναπτυχθεί το Tensorflow. Προκειμένου να εκπαιδευτούν τα νευρωνικά δίκτυα, η Keras απαιτούσε μία υπολογιστική μηχανή, ειδικά backend, με σκοπό να δημιουργεί γραφήματα και τοπολογία του δικτύου, για να εκτελεί τις βελτιστοποιήσεις, κ.α.. Καταρχάς, το backend της Keras ήταν η βιβλιοθήκη Theano, που χειρίζεται επίσης τανυστές, ενώ στη συνέχεια υποστήριξε άλλα backend, όπως είναι το mxnet και το CNTK. Αφού κυκλοφόρησε η Tensorflow, η Keras ξεκίνησε να υποστηρίζει ως backend της το Tensorflow, όπου σταδιακά έγινε το δημοφιλέστερο backend. Αποτέλεσμα αυτού ήταν το Tensorflow από την έκδοση του Keras v1.1.0, να είναι το πιο προεπιλεγμένο. Από αυτό το σημείο και έπειτα, η χρήση των Keras και Tensorflow αυξήθηκε παράλληλα. (ARPOLIS - Augmented Reality Polis Stories, χ.χ.)

PyTorch

Η PyTorch αποτελεί μία βιβλιοθήκη μηχανικής μάθησης, ανοικτού κώδικα, η οποία βασίζεται σε μία βιβλιοθήκη με όνομα Torch, όπου χρησιμοποιείται για διάφορες εφαρμογές, λόγω χάρη επεξεργασία φυσικής γλώσσας και όραση με υπολογιστή. Αναπτύχθηκε κυρίως από το εργαστήριο FAIR (AI Research του Facebook). Διατίθεται δωρεάν και είναι ανοικτού κώδικα λογισμικό, το οποίο κυκλοφορεί υπό την άδεια τροποποιημένης BSD. Παρόλο που η διεπαφή Python είναι πρωταρχική εστίαση της ανάπτυξης και πιο στιλβωμένη, η PyTorch κατέχει επίσης μία διεπαφή C++. Συγκεκριμένα κομμάτια λογισμικού Βαθιάς Μάθησης δημιουργήθηκαν πάνω από το PyTorch στο οποίο συμπεριλαμβάνονται τα Catalyst, PyTorch Lightning, HuggingFace's Transformer, Uber's Pyro και Tesla Autopilot. (EITCI Institute Certified, χ.χ.)

Χαρακτηριστικά Pytorch:

- Είναι γνωστή για τη διακεκριμένη βιβλιοθήκη της Facebook, δηλαδή για εφαρμογές βαθιάς μάθησης
- Χρησιμοποιείται περισσότερο στον κόσμο, καθώς είναι η δεύτερη πλατφόρμα τεχνητής νοημοσύνης

- Χρησιμοποιείται ευρύτερα σε διαδικασίες που αφορούν την ανάπτυξη και την έρευνα στον τομέα της βαθιάς μάθησης. Μέσω μίας απλής διεπαφής εστιάζει κυρίως στην ανάπτυξη των νευρωνικών δικτύων.
- Επρόκειται για ένα πακέτο της Python το οποίο έχει σχεδιαστεί προκειμένου να εκτελεί αριθμητικούς υπολογισμούς με τη χρήση προγραμματισμού τανυστών. Επιπρόσθετα, χρησιμεύει σαν αντικαταστάτης του πακέτου Numpy.
- Προκειμένου να επιτύχει τους υπολογισμούς που πραγματοποιήθηκαν, επιτρέπει την εκτέλεσή του σε GPU. Εσωτερικά του χρησιμοποιεί το CUDA, που είναι ένα API, το οποίο συνδέει την GPU που αναπτύχθηκε από τη NVIDIA με την CPU, επιτρέποντας έτσι την επιτάχυνση των παραδοσιακών αργών διαδικασιών, όπως λόγου χάρη η εκπαίδευση των μοντέλων.
- Ο χρήστης είναι αναγκαίο να γνωρίζει τη γλώσσα προγραμματισμού “Lua”, εφόσον πρόκειται να τη χρησιμοποιήσει.
- Η Pytorch δε λειτουργεί με στατικά γραφήματα, αλλά με δυναμικά.

Χαρακτηριστικά Tensorflow:

- Χρησιμοποιείται περισσότερο από κάθε άλλη πλατφόρμα Τεχνητής νοημοσύνης, στον κόσμο
- Το όνομά της προέρχεται από τις εκτελούμενες λειτουργίες των νευρωνικών δικτύων του συστήματος σε πολυδιάστατες συστοιχίες δεδομένων, εν ονόματι Tensors.
- Δημιουργήθηκε για εσωτερική χρήση από τη Google (Brain), και τέθηκε σε κυκλοφορία στις 9 Νοεμβρίου του 2015, με την άδεια ανοικτού κώδικα Apache 2.0, αντικαθιστώντας έτσι τον κλειστό κώδικα, τον προκάτοχό του το DistBelief.
- Τη δεδομένη στιγμή χρησιμοποιείται όχι μόνο για την έρευνα αλλά και για την παραγωγή προϊόντων της Google, αντικαθιστώντας το ρόλο του κλειστού κώδικα, του προκάτοχού του DistBelief.
- Στόχος της Tensorflow είναι η ικανοποίηση αναγκών συστημάτων, ικανών να προχωρήσουν σε οικοδόμηση και εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, για να

ανιχνεύουν και να αποκρυπτογραφούν μοτίβα και συσχετίσεις, αναλόγως της μάθησης και της συλλογιστικής που χρησιμοποιούν οι άνθρωποι.

- Διαμορφώνεται σε βιβλιοθήκη ανοικτού κώδικα, που έχει στόχο τη βαθιά μάθηση, που είναι ωστόσο διαθέσιμη για MacOS, Linux, Windows και πλατφόρμες κινητών συσκευών που περιλαμβάνουν iOS και Android. (Anon., 2020)

MATLAB

Η MATLAB συγκροτεί ένα λογισμικό περιβάλλον προγραμματισμού από αριθμητικές μεθόδους, γραφικής οπτικοποίησης και μεθόδους προσομοίωσης. Η βασική μεταβλητή της MATLAB είναι ο πίνακας, πράγμα που σημαίνει πως ο χρήστης της οφείλει να γνωρίζει τις βασικές αρχές της γραμμικής άλγεβρας και τις αρχές πινάκων.

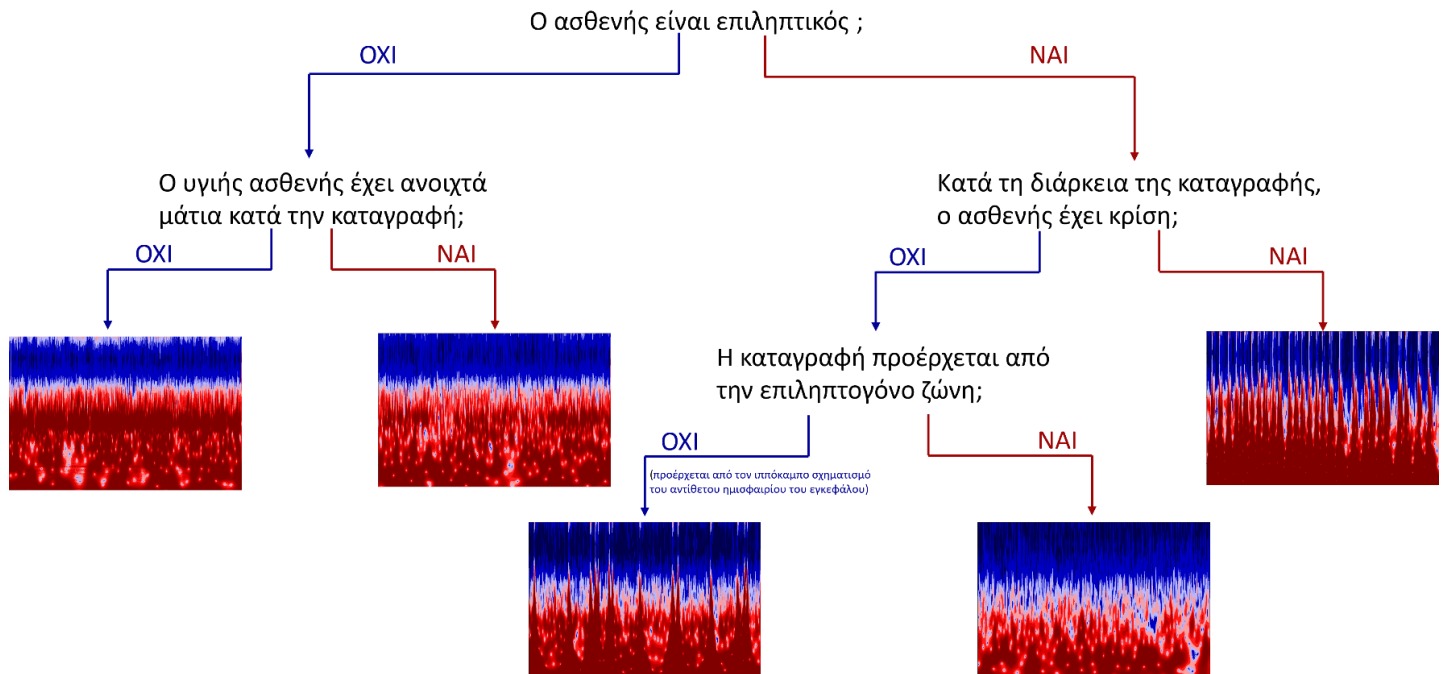
Είναι αξιοσημείωτο πως η MATLAB αναπτύχθηκε για την πλατφόρμα των Windows, όπου το ποντίκι (mouse) είναι το κυριότερο μέσο επικοινωνίας. Αρκετές από τις εντολές της, μπορούν να δοθούν είτε μέσω εντολών στο περιβάλλον Command Prompt, είτε από το menu. (Ευάγγελος, 2012)

Η γλώσσα προγραμματισμού MATrix LABoratory (MATLAB) λειτουργεί σαν command interpreter (διερμηνέας εντολών), οι οποίες δίνονται μέσα από το MATLAB command window (παράθυρο εντολών της MATLAB). Οι εντολές αυτές έχουν την πιθανότητα να είναι:

- Κλήση των εγκατεστημένων toolboxes (εργαλειοθηκών) της MATLAB και των ενσωματωμένων συναρτήσεων της
- Ορισμός μεταβλητών και πράξεων
- Κλήση scripts (αρχείων εντολών) MATLAB ή functions (συναρτήσεων), οι οποίες κατασκευάζονται από το χρήστη και έχουν τη μορφή *m-file*. (Νεκτάριος, 2005)

Κεφάλαιο 5

5.1 Εισαγωγή – Σύνολο Δεδομένων



Εικόνα 32: Διάγραμμα Ροής

Το παραπάνω διάγραμμα ροής περιγράφει τον τρόπο που τα δεδομένα περιέχονται στη Βάση της Βόννης. Η Βάση της Βόννης, είναι μία βάση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, που αντλεί τα δεδομένα της από το Πανεπιστήμιο της Βόννης. Συγκροτείται από πέντε διαφορετικά καταγραφικά υποσύνολα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, τα οποία διακρίνονται με τα κεφαλαία γράμματα του λατινικού αλφαβήτου A, B, C, D και E, και σχετίζονται με τα σήματα τα οποία αρχίζουν με τα γράμματα Z, O, N, F και S αντίστοιχα. Προκειμένου να συμβαδίζεται η διεθνή βιβλιογραφία, οι ονομασίες συνόλων και σημάτων θα ταυτίζονται, γι' αυτό και θα καλούνται υποσύνολα Z, O, N, F και S. Τα συγκεκριμένα σύνολα έχουν δημιουργηθεί από ηλεκτροεγκεφαλογραφικές καταγραφές, που λήφθηκαν από πέντε υγιείς και πέντε επιληπτικούς εθελοντές. Κάθε ομάδα απαρτίζεται από 100 μονοκαναλικές καταγραφές, διάρκειας 23,6 sec, με μήκος σήματος 4.096 δείγματα. Τα δεδομένα αυτά, έχουν συχνότητα δειγματοληψίας ίση με 173,61 Hz και είναι αξιοσημείωτο πως οποιαδήποτε παρεμβολή εξαιτίας μυϊκής

κίνησης και δραστηριότητας των ματιών, αφαιρέθηκαν, αφού πρώτα απομονώθηκαν. Η συγκεκριμένη αφαίρεση επιτεύχθηκε κατόπιν οπτικής επιθεώρησης των εθελοντών.

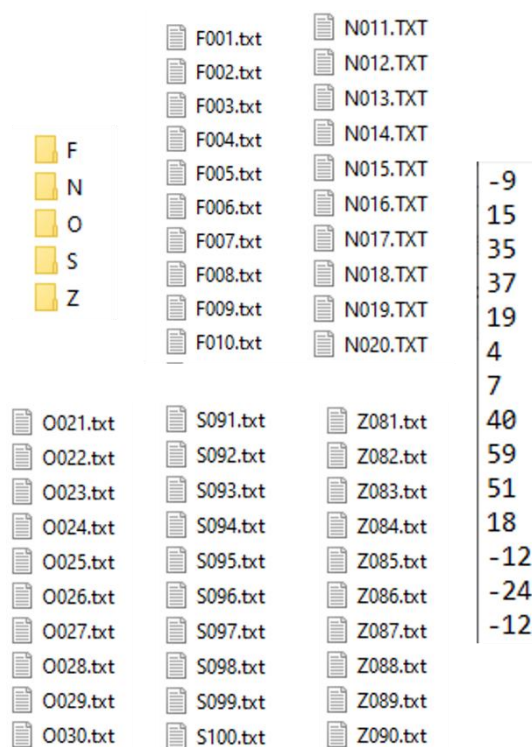
Αρχικά, στο 1^ο επίπεδο του διαγράμματος ροής γίνεται η ερώτηση αν ο ασθενής είναι επιληπτικός. Αν δεν είναι κατευθύνεται στο αριστερό μέρος του, όπου ο ασθενής – εθελοντής είναι υγιής, και ακολουθεί η επόμενη ερώτηση αν έχει ανοιχτά μάτια κατά την καταγραφή. Στο 3^ο επίπεδο απεικονίζονται οι ζητούμενες γραφικές παραστάσεις των υποσυνόλων O και Z, αντίστοιχα (από αριστερά προς τα δεξιά). Τα υποσύνολα O και Z συγκροτούνται από επιφανειακά ηλεκτροεγκεφαλογραφικά τμήματα, τα οποία αντλήθηκαν από εθελοντές που ήταν υγιείς, που καθ' όλη τη διάρκεια της ηλεκτροεγκεφαλογραφικής καταγραφής ήταν καθιστοί, χαλαροί με κλειστά και ανοιχτά μάτια, αντίστοιχα. Αξίζει να επισημανθεί πως οι ΗΕΓ καταγραφές έχουν ληφθεί χρησιμοποιώντας επιφανειακά ηλεκτρόδια, τα οποία ήταν τοποθετημένα σύμφωνα με το Διεθνές Σύστημα Ηλεκτροδιακής Τοποθέτησης 10-20.

Επίσης, κατόπιν της ερώτησης που πραγματοποιείται στο 1^ο επίπεδο, σε περίπτωση που ο ασθενής είναι επιληπτικός, κατευθύνεται στο δεξί μέρος, όπου ο ασθενής – εθελοντής έχει επιληψία, και ακολουθεί η ερώτηση αν κατά τη διάρκεια της καταγραφής έχει κρίση. Αν η απάντηση είναι θετική, οδηγείται πάλι στο δεξί τμήμα του γραφήματος, ενώ αν είναι αρνητική στο αριστερό, όπου γίνεται η 3^η και τελευταία ερώτηση, αν προέρχεται από την επιληπτογόνο ζώνη. Αν όντως προέρχεται από την επιληπτογόνο ζώνη, κατευθύνεται στο δεξί μέρος του 4^{ου} επιπέδου, ειδικά στο αριστερό, που σημαίνει πως η καταγραφή προέρχεται από τον ιππόκαμπο σχηματισμό του αντίθετου ημισφαιρίου του εγκεφάλου. Στο 3^ο και 4^ο επίπεδο απεικονίζονται οι ζητούμενες γραφικές παραστάσεις των υποσυνόλων F, N και S αντίστοιχα (από αριστερά προς τα δεξιά). Τα υποσύνολα F, N και S συγκροτούνται από ενδοκρανιακές ηλεκτροεγκεφαλογραφικές καταγραφές, οι οποίες έχουν ληφθεί από πέντε ασθενείς με επιληψία, κατά τη διάρκεια προ-εγχειρητικού ελέγχου. Αναλυτικότερα, το υποσύνολο F περιλαμβάνει τμήματα από μεσοκριτικές ενδοκρανιακές ηλεκτροεγκεφαλογραφικές καταγραφές, προερχόμενες από την επιληπτογόνο ζώνη – ιππόκαμπο σχηματισμό του αντίθετου ημισφαιρίου του εγκεφάλου. Επιπλέον, το υποσύνολο N περιέχει τμήματα από μεσοκριτικές ενδοκρανιακές ηλεκτροεγκεφαλογραφικές καταγραφές, οι οποίες αντλήθηκαν από τη ζώνη επιληπτογένεσης. Τέλος, το υποσύνολο S, εμπεριέχει 100 διαφορετικές ενδοκρανιακές ηλεκτροεγκεφαλογραφικές καταγραφές, οι οποίες

αντλήθηκαν από την επιληπτογόνο ζώνη, ενώ συνέβαινε επιληπτική δραστηριότητα – κρίση. Αξίζει να σημειωθεί πως η ζώνη επιληπτογένεσης ή επιληπτογόνος ζώνη είναι ο υπόκαμπος σχηματισμός, ενώ δεν παρέχεται καμία περαιτέρω πληροφορία για τους ασθενείς (Αικατερίνη, 2020).

5.2 Υλοποίηση – Παραμετροποίηση

Για την υλοποίηση του πειράματος αντλήθηκαν δεδομένα από τη Βάση της Βόννης, η οποία είναι διαθέσιμη στο διαδίκτυο ([Διαθέσιμο Εδώ](#)). Τα συγκεκριμένα δεδομένα έχουν ρυθμό δειγματοληψίας ίσο με 173,61 Hz, ενώ οι χρονοσειρές αρχικά δεν ήταν φιλτραρισμένες. Πιο συγκεκριμένα, η Βάση της Βόννης περιλαμβάνει πέντε διαφορετικά σετ αρχείων (A – E), τα οποία περιέχουν 100 μονοκαναλικά κομμάτια ΗΕΓ, διάρκειας 23,6 sec. Τα σετ αυτά αποτελούνται από πέντε διαφορετικούς φακέλους, με ονόματα Z, O, N, F και S.



Εικόνα 33: Φάκελοι, αρχεία txt και δεδομένα της Βάσης της Βόννης

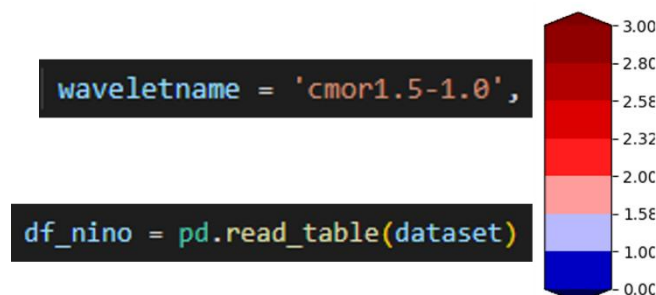
Όπως αναπτύχθηκε λεπτομερώς στο Κεφάλαιο 5.1, κάθε φάκελος έχει διαφορετικό όνομα, διότι προέρχονται από διαφορετικές καταγραφές. Αναλυτικότερα, ο φάκελος Z προέρχεται από καταγραφές υγιών ασθενών, που κατά τη διάρκεια του ΗΕΓ είχαν

ανοιχτά μάτια, ενώ στο φάκελο O, τα μάτια των υγιών ασθενών ήταν κλειστά. Επιπροσθέτως, οι φάκελοι N, F και S, εμπεριέχουν καταγραφές επιληπτικών ασθενών. Όμως, στους δύο πρώτους φακέλους (N και F), οι ασθενείς τη στιγμή της καταγραφής δεν είχαν κάποια κρίση, όπως συμβαίνει στον 5^ο και τελευταίο φάκελο (S). Επίσης, στο φάκελο N, οι καταγραφές προέρχονται από την επιληπτογόνο ζώνη, ενώ στο φάκελο F από τον ιππόκαμπο σχηματισμό του αντίθετου ημισφαιρίου του εγκεφάλου. Ο κάθε φάκελος εμπεριέχει 100 διαφορετικά αρχεία *txt*, και το κάθε *txt* απαρτίζεται από 4.096 δείγματα μίας χρονοσειράς ΗΕΓ σε κώδικα ASCII.

Για την εμφάνιση των διαγραμμάτων (Wavelet Transform) των καταγραφών των ΗΕΓ, χρησιμοποιήθηκαν ειδικές βιβλιοθήκες σε γλώσσα *python* και προσφέρουν πολλές επιλογές στην απεικόνιση των σημάτων. Επιπλέον, έγινε χρήση του πακέτου *tkinter* που συνιστά την τυπική διεπαφή *python* για την εργαλειοθήκη *Tcl/Tk GUI*, προκειμένου να εμφανιστεί ένα παράθυρο, εφόσον τρέξει ο κώδικας, το οποίο ζητά από το χρήστη να εισάγει ποιο φάκελο και ποιο αρχείο *txt*, αντίστοιχα, επιθυμεί να οπτικοποιηθεί. Οι συγκεκριμένες βιβλιοθήκες είναι πλήρως παραμετροποιήσιμες, επεκτάσιμες και πλήρως εύχρηστες.

Η μεθοδολογία της εργασίας διεκπεραιώνεται σε τρεις διαφορετικές ενότητες, γραμμένες και οι τρεις σε γλώσσα *python*. Στο πρώτο μέρος πραγματοποιείται η περιγραφή της γραφικής παράστασης που ζητείται να εμφανιστεί, στο δεύτερο, με τη βοήθεια παραθύρου, οπτικοποιούνται σε γραφικές παραστάσεις τα αποτελέσματα, ενώ στο τρίτο κομμάτι εκτελείται η ανάλυση του Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου (CNN). Η υλοποίηση πραγματοποιείται με μετασχηματισμό κυματιδίων (Wavelet Transform), το οποίο διατηρεί υψηλή ανάλυση τόσο στη συχνότητα, όσο και στον τομέα του χρόνου. Επίσης, υπενθυμίζει τις λεπτομέρειες της συχνότητας που υπάρχουν στο σήμα καθώς και τη χρονική της θέση. Το συγκεκριμένο επιτυγχάνεται με την ανάλυση του σήματος σε διάφορες κλίμακες, όπως αντιθέτως συμβαίνει με το μετασχηματισμό Fourier, ο οποίος χρησιμοποιεί μία σειρά ημιτονοειδών κυμάτων διαφόρων συχνοτήτων, ο Wavelet Transform κάνει χρήση μίας σειράς συναρτήσεων εν ονόματι κυματίδια, καθεμία με διαφορετικές κλίμακες, για την ανάλυση ενός σήματος.

Με αυτόν τον τρόπο εφαρμόζεται η έννοια της ανάλυση wavelet στα δείγματα μίας χρονοσειράς ΗΕΓ σε κώδικα ASCII. Το χρωματικό σχέδιο στο φασματογράφημα κυματιδίων λαμβάνεται ως ισχύς (\log_2). Το Wavelet που χρησιμοποιείται γι' αυτή την ανάλυση είναι το σύνθετο Wavelet Morlet με εύρος ζώνης 1,5 και κανονικοποιημένη κεντρική συχνότητα 1,0 (“waveletname = ‘cmor1.5-1.0’”). Τέλος, αν η κλίμακα είναι πολύ μεγάλη, ο υπολογισμός κυματιδίων μπορεί να είναι υπολογιστικά εντατικός, ενώ αν είναι πολύ χαμηλή, λόγω παραβίασης της συχνότητας Nyquist, μπορεί να προκύψει αλλοίωση.



Εικόνα 34: Wavelet Morlet, read_table & Φασματογράφημα

Από την άλλη πλευρά, στη δεύτερη ενότητα χρησιμοποιήθηκε η **tkinter** βιβλιοθήκη για την εξαγωγή του παραθύρου και με τη μέθοδο pandas, έγινε χρήση του read_table, έτσι ώστε να διαβάζονται τα δεδομένα. Η μέθοδος **pandas** είναι ένα πακέτο της Python, που παρέχει ευέλικτες, γρήγορες και εκφραστικές δομές δεδομένων που έχουν σχεδιαστεί για να κάνουν την εργασία με «επισημασμένα» ή «σχεσιακά» δεδομένα τόσο διαισθητική όσο και εύκολη. Στόχος της είναι να απαρτίσει το θεμελιώδες δομικό στοιχείο υψηλού επιπέδου, προκειμένου να πραγματοποιείται πρακτική ανάλυση δεδομένων πραγματικού κόσμου στην Python. Επιπροσθέτως, έχει τον ευρύτερο στόχο να γίνει το πιο ευέλικτο και ισχυρό εργαλείο ανάλυσης και χειρισμού δεδομένων ανοιχτού κώδικα διαθέσιμο σε οποιαδήποτε γλώσσα.

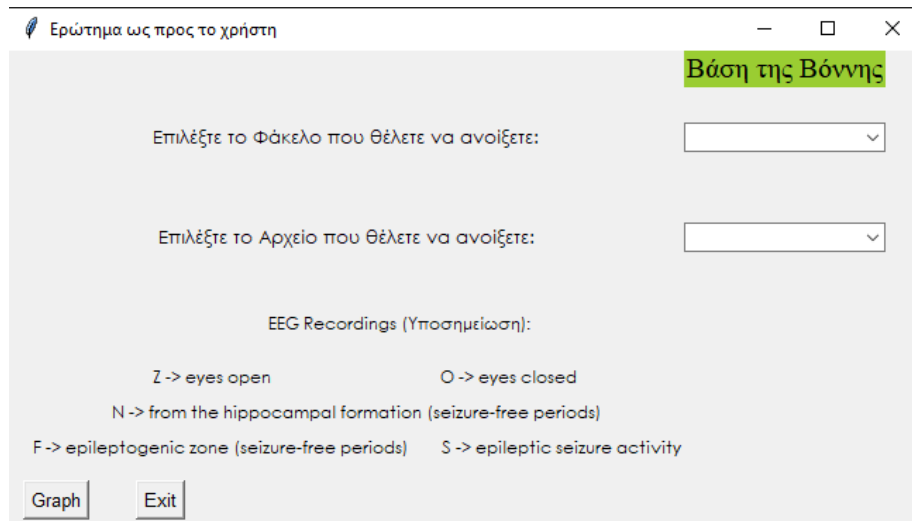
Για την καλύτερη οργάνωση των δεδομένων και την αυτονομία του κώδικα, δημιουργήθηκε ένα αποθετήριο στην πλατφόρμα του [GitHub](https://github.com), ούτως ώστε να μην είναι αναγκαία η ύπαρξη των αρχείων στον τοπικό φάκελο. Αυτό επιτυγχάνει την εκτέλεση του προγράμματος με ένα μόνο κλικ.



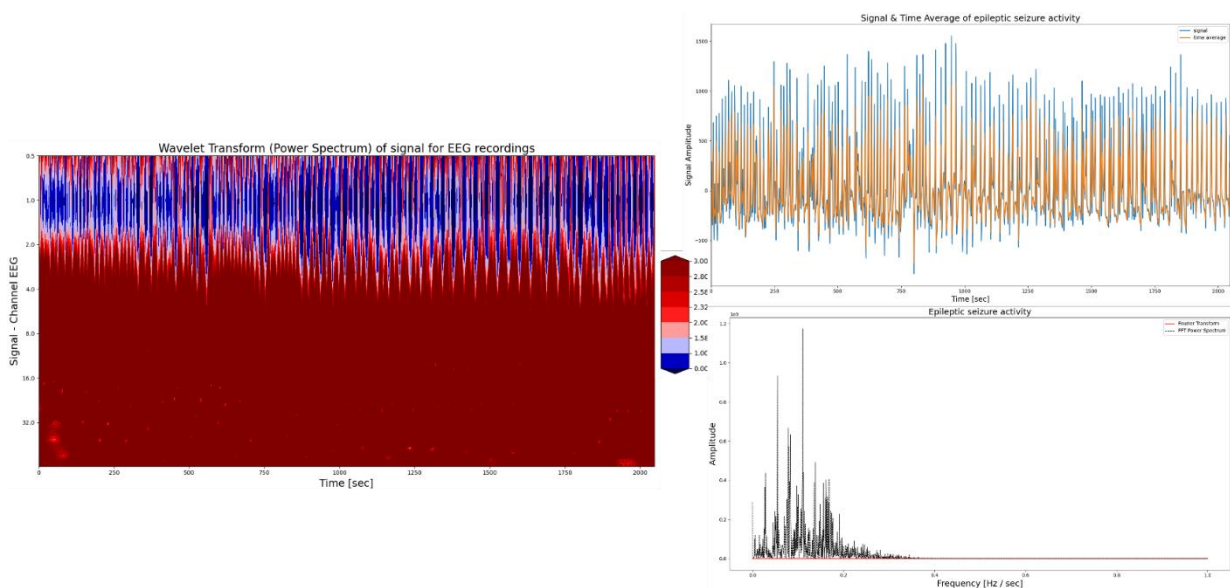
Εικόνα 35: Βιβλιοθήκες tkinter & pandas

Τελικό Αποτέλεσμα (δεύτερου μέρους):

Για την ανάλυση του συνόλου δεδομένων, μπορεί να παρατηρηθεί πως τα αποτελέσματα διαφέρουν από φάκελο σε φάκελο, και από αρχείο σε αρχείο. Όμως, η μόνη ομοιότητα που συναντάται είναι η μετατόπιση από μεγαλύτερες σε μικρότερες περιόδους, αλλά και το αντίστροφο, καθώς προχωρά ο χρόνος. Για το σύνολο δεδομένων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, αν και η ισχύς κατανέμεται ομοιόμορφα σε διαφορετικές περιόδους, υπάρχει επίσης μία μικρή μετατόπιση της ισχύς από μεγαλύτερες σε μικρότερες περιόδους καθώς προχωρά ο χρόνος. Το παραγόμενο αποτέλεσμα είναι η οπτικοποίηση αυτού του είδους δυναμικής συμπεριφοράς των σημάτων, με τη βοήθεια του Μετασχηματισμού Κυματιδίων.



Εικόνα 37: Εξαγόμενο παράθυρο



Εικόνα 36: Γραφικές παραστάσεις εξόδου

Τέλος, στο τρίτο και τελευταίο μέρος πραγματοποιήθηκε η υλοποίηση του Συνελκτικού Νευρωνικού Δικτύου των παραγόμενων εικόνων, και των πέντε κατηγοριών, της Βάσης της Βόνης (οι παραγόμενες εικόνες ήταν από την γραφική παράσταση του “Wavelet Transform (Power Spectrum) of signal for EEG recordings”). Το Συνελκτικό Νευρωνικό Δίκτυο αξιολογήθηκε με αναλογία διαχωρισμού 80:20. Πιο συγκεκριμένα, το 80% των συνολικών εικόνων χρησιμοποιήθηκαν στην εκπαίδευση του συνόλου δεδομένων, ενώ το υπολειπόμενο 20%, στη δοκιμή του συνόλου δεδομένων. Ειδικότερα, το πρώτο ποσοστό αντιστοιχίζεται στο train set και το δεύτερο στο test set, αντίστοιχα.

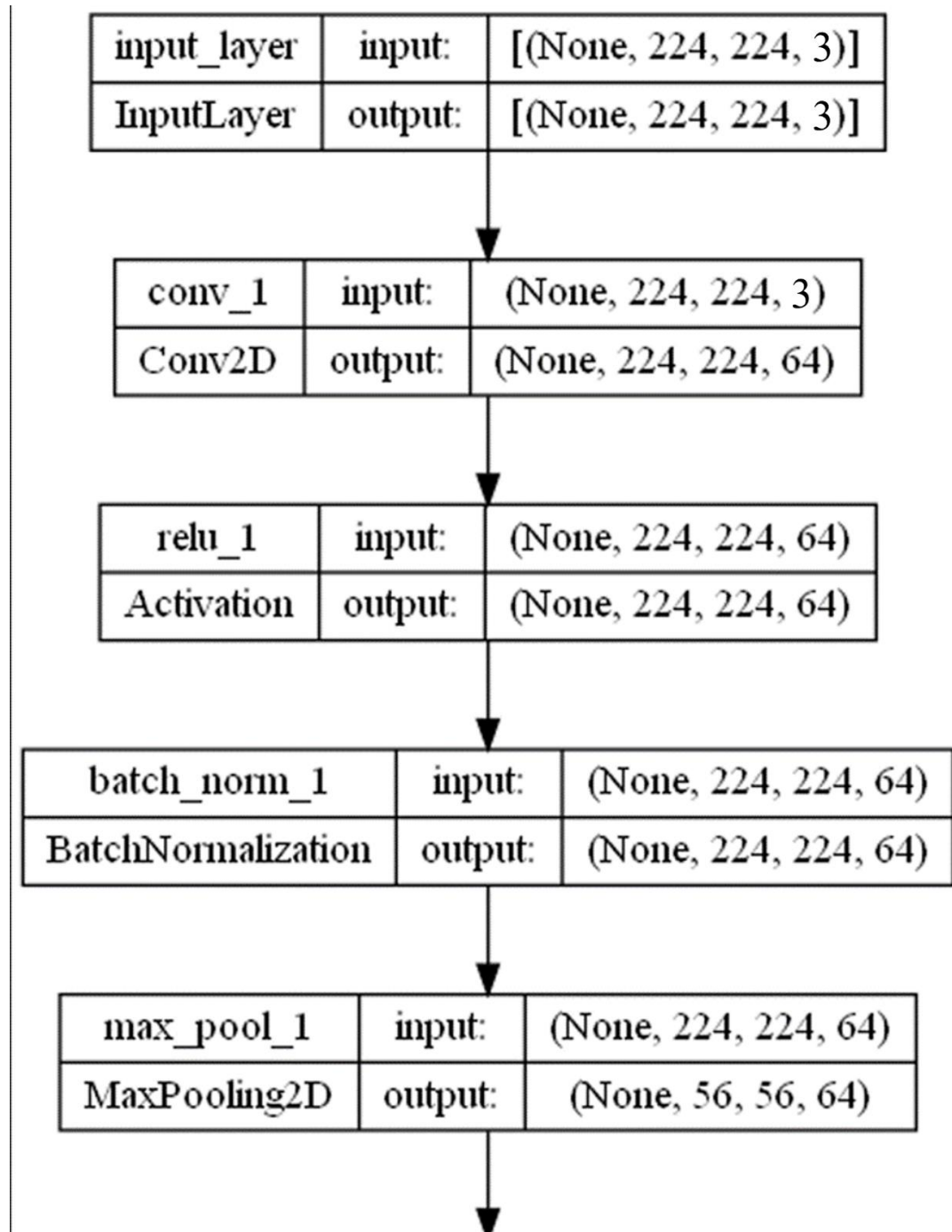
Στο πρώτο βήμα, προσδιορίστηκαν πολλαπλά στρώματα ΣΝΔ, τα οποία γενικεύουν τις λεπτομέρειες, οι οποίες θα μπορούσαν να οδηγήσουν στην ταξινόμηση των εικόνων. Όλοι οι υπολογισμοί του επιπέδου συνέλιξης πραγματοποιήθηκαν με τη μονάδα επεξεργασίας γραφικών NVIDIA GeForce RTX 2070 SUPER. Οι εικόνες Εικόνα 38 Εικόνα 42 παρουσιάζουν τις τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν σε κάθε στρώμα συνέλιξης της προτεινόμενης βαθιάς αρχιτεκτονικής, όπου ορίστηκε για να εκπαιδευτεί σε δεδομένα εικονοστοιχείων $224 \times 224 \times 3$, τα οποία αντιστοιχούν σε πλάτος \times ύψος \times βάθος. Τα συγκεκριμένα δεδομένα αλλάζουν μέγεθος όσο εξελίσσεται ο αλγόριθμος.

Έπειτα, διαμορφώθηκαν τέσσερα επίπεδα συνέλιξης για τις διαστάσεις της εικόνας εισόδου και για το σκοπό μείωσης της υπερπροσαρμογής. Τα στρώματα αυτά περιλαμβάνουν διαφορετικούς συνδυασμούς αναφορικά με τον αριθμό και το μέγεθος του πυρήνα συνέλιξης, προκειμένου να εντοπιστούν κρίσιμα χαρακτηριστικά από κάθε δείγμα εικόνας. Κάθε μία από τις λειτουργίες συνέλιξης έκανε χρήση της τεχνικής zero – padding ώστε να προστίθεται ένα περίγραμμα εικονοστοιχείων μηδενικής αξίας γύρω από τις άκρες, και να διατηρείται σταθερό το αρχικό μέγεθος εισόδου κάθε φίλτρου του πυρήνα. Επίσης, η συνάρτηση «τυχαίας κανονικοποίησης» αρχικοποίησης βάρους επιλέχθηκε με σκοπό να εκχωρούνται τυχαίες μεμονωμένες τιμές, που θα προέρχονται κατόπιν μίας κανονικής κατανομής.

Επιπλέον, η ReLU εφαρμόστηκε ως μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης, επειδή θεωρείται ιδανική ώστε να ελαχιστοποιεί το πρόβλημα της κλίσης. Όμως, το φιλτράρισμα max – pooling εφαρμόστηκε σε κάθε επίπεδο περιέλιξης, ώστε να μειωθεί

η υπερπροσαρμογή, ελαχιστοποιώντας έτσι το χωρικό μέγεθος (πλάτος και ύψος) της αναπαράστασης των δεδομένων. Τελικά, συμπεριλήφθηκαν τρία πλήρως συνδεδεμένα στρώματα, όπου τροφοδοτούσαν το διάνυσμα των χαρακτηριστικών στη συνάρτηση SoftMax για τη δημιουργία προβλέψεων σε κάθε ετικέτα επιληπτικής και μη εικόνας.

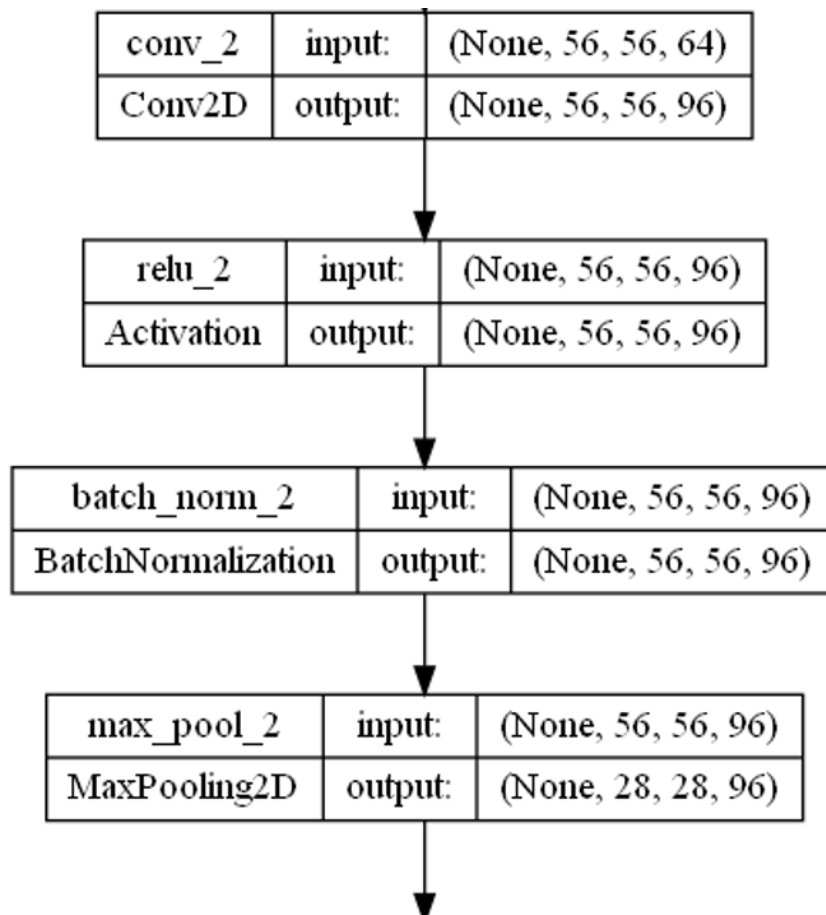
Ειδικότερα, το ΣΝΔ που προκύπτει είναι το εξής:



Εικόνα 38: Input & Conv. Layer 1

Αρχικά, στο επίπεδο εισόδου, κάθε patch εικόνας αλλάζει το μέγεθος της συγκριτικά με το αρχικό που είναι $224 \times 224 \times 3$, με τη μέθοδο της δικοβικής παρεμβολής. Παρόλο που είναι γνωστό πως η συγκεκριμένη μέθοδος δημιουργεί μεγάλο αριθμό βαρών στις συνδέσεις της μοντελοποίησης των δεδομένων της εικόνας, χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές για τη μείωση των διαστάσεων στα επόμενα επίπεδα συνέλιξης. Να σημειωθεί πως το 3 στο input layer προσδιορίζει το είδος της εικόνας, δηλαδή πως η εικόνα είναι RGB και όχι Greyscale.

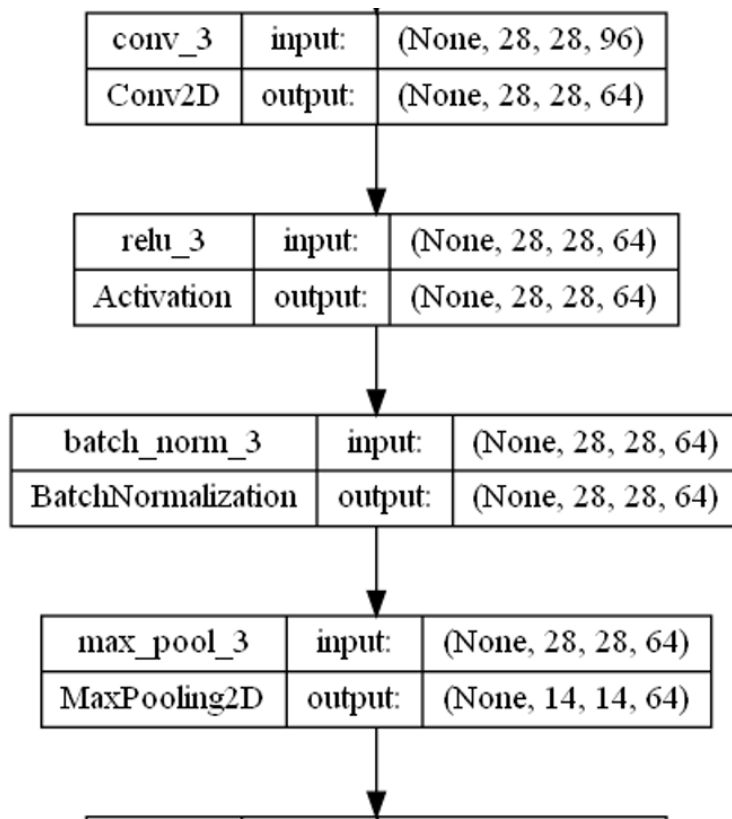
Στο πρώτο επίπεδο συνέλιξης, ορίζονται 224 φίλτρα συνέλιξης τα οποία αποτελούνται από μέγεθος πυρήνα 56×56 για την ανίχνευση των χαρακτηριστικών «χαμηλού επιπέδου», όπως ακμές από τα ακατέργαστα δεδομένα της εικόνας.



Εικόνα 39: Conv. Layer 2

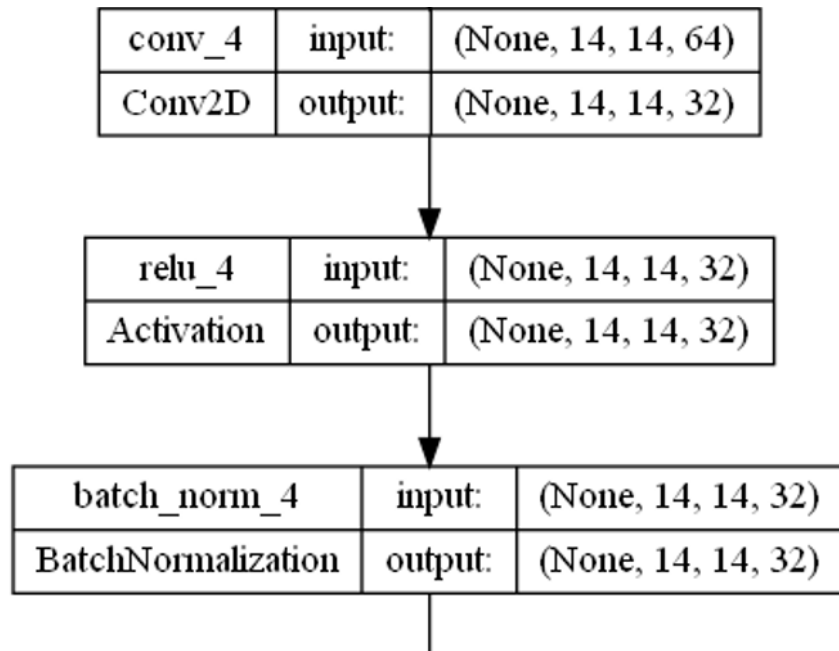
Το δεύτερο επίπεδο συνέλιξης εφαρμόζει 64 φίλτρα με μέγεθος πυρήνα 56×56 για την αναζήτηση των χαρακτηριστικών «μεσαίου επιπέδου» σε κάθε αντικείμενο

επιληπτικής και μη εικόνας. Η ομαλοποίηση παρτίδας, η λειτουργία ReLU και η μέγιστη συγκέντρωση περιλαμβάνονται ξανά.



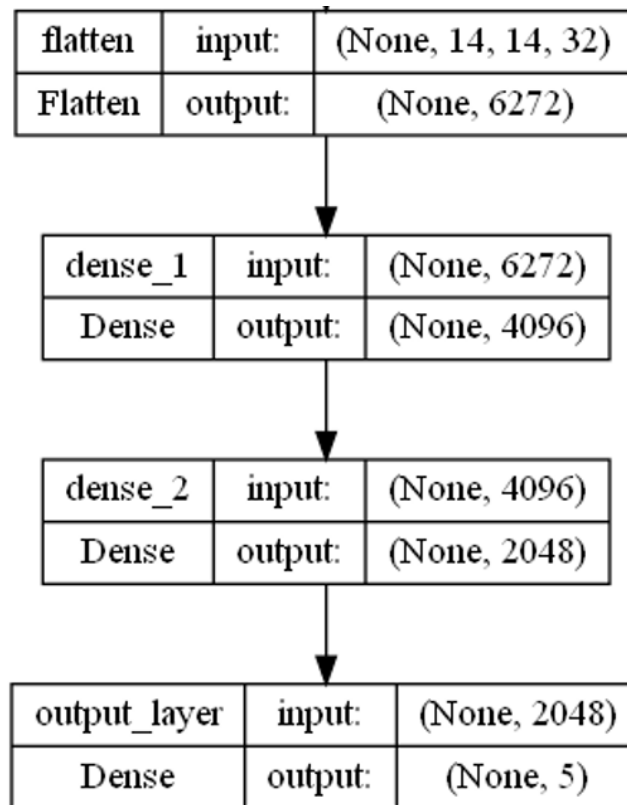
Εικόνα 40: Conv. Layer 3

Στο τρίτο επίπεδο συνέλιξης, 96 φίλτρα με μέγεθος πυρήνα 28 x 28, στοχεύουν στην αναζήτηση των χαρακτηριστικών «υψηλότερου επιπέδου» σε κάθε αντικείμενο επιληπτικής και μη εικόνας. Η ομαλοποίηση παρτίδας, η λειτουργία ReLU και η μέγιστη συγκέντρωση περιλαμβάνονται ξανά.



Εικόνα 41: Conv. Layer 4

Στο τέταρτο επίπεδο συνέλιξης, 64 φίλτρα με μέγεθος πυρήνα 14 x 14, στοχεύουν να δώσουν έμφαση σε συνδεδεμένα εικονοστοιχεία που μπορούν να διαφοροποιήσουν τα χαρακτηριστικά επιληψίας μεταξύ των πέντε διαφορετικών κατηγοριών που εξετάστηκαν. Το max pooling πλέον δεν εφαρμόζεται και η διαδικασία εκπαίδευσης κάνει μετάβαση στο πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο.



Εικόνα 42: FC Layer

Το πλήρως συνδεδεμένο στρώμα ορίζει ένα πυκνό επίπεδο με 4.096 πεπλατυσμένους νευρώνες για τη συλλογή των φιλτραρισμένων ανατομικών χαρακτηριστικών των τεσσάρων στρωμάτων συνέλιξης. Οι νευρώνες αυτοί συνδέονται περαιτέρω με το τελικό στρώμα SoftMax. Οι συνδέσεις μεταξύ πυκνού επιπέδου και στρώματος SoftMax δρουν παρόμοια με ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών στρωμάτων perceptron (MLP), με τη συνάρτηση SoftMax να εκχωρεί κατανομές πιθανοτήτων κατά την πρόβλεψη των πέντε επιληπτικών και μη κατηγοριών. (Alexandros Arjmand, 2020)

Κεφάλαιο 6

6. Αποτελέσματα

6.1 Μέτρα Αξιολόγησης (Ακρίβεια, Ευαισθησία, Εξειδίκευση, Πίνακας Σύγχυσης)

Με σκοπό να εξαχθούν ορισμένα αποτελέσματα, κατόπιν υλοποίησης μίας μεθόδου, ώστε να προχωρήσει στη διαπίστωση της αξιοπιστίας μεθόδου, είναι αναγκαίο να ελέγχονται τα κάτωθι κριτήρια:

- Ακρίβεια
- Ευαισθησία
- Εξειδίκευση
- Πίνακας Σύγχυσης

Accuracy – Ακρίβεια: Η ακρίβεια καθορίζει την απόκλιση που δύναται να έχει ένα πειραματικό αποτέλεσμα, σε σχέση με την πραγματική τιμή που εμπεριέχεται στο δείγμα. Σημαντικό είναι να αναφερθεί πως, η ακρίβεια ενός αποτελέσματος είναι μεγαλώνει, όσο μικραίνει η τιμή της απόκλισης.

→ Χρησιμοποιείται έλεγχος υψηλής ευαισθησίας, με σκοπό μία διάγνωση να αποκλειστεί.

Sensitivity – Ευαισθησία: Η ευαισθησία προσδιορίζει μία δοκιμασία ως προς την αξιοπιστία της. Αναλυτικότερα, εντοπίζει τον αριθμό των ατόμων που πάσχουν από μία πάθηση, συγκριτικά με τον σύνολο των ατόμων οι οποίοι νοσούν από τη συγκεκριμένη πάθηση. Με άλλα λόγια, καθορίζει τη μικρότερη συγκέντρωση που μπορεί να έχει ένα στοιχείο, στο οποίο η εφαρμοζόμενη μέθοδος μπορεί να το ξεχωρίσει από το μηδέν (Κωνσταντίνος, 2019).

Specificity – Εξειδίκευση: Η εξειδίκευση ορίζει μία δοκιμασία ως προς την αξιοπιστία της. Ειδικότερα, εντοπίζει τον αριθμό των ατόμων που δεν πάσχουν από μία πάθηση, συγκριτικά με τα συνολικά άτομα που είναι υγιή. Πιο συγκεκριμένα, η εφαρμοζόμενη στο δείγμα, μέθοδος, είναι απαραίτητο να προσδιορίζει μόνο τα στοιχεία της καταμέτρησης.

→ Χρησιμοποιείται έλεγχος υψηλής εξειδίκευσης, με σκοπό μία διάγνωση να επιβεβαιωθεί.

Confusion Matrix – Πίνακας Σύγχυσης: Η ιδιαιτερότητα που εμφανίζει ο πίνακας σύγχυσης είναι η αποτύπωση όλων των συνολικών προβλέψεων, λανθασμένων και σωστών, σε έναν πίνακα, ως προς το υλοποιήσιμο μοντέλο ταξινόμησης συγκριτικά με τα ουσιαστικά αποτελέσματα των δεδομένων. Οι καλύτερες λύσεις των προβλημάτων, καταγράφονται με μηδενικά, περιμετρικά της κύριας διαγώνιου του πίνακα σύγχυσης. Αντίθετα, στην κύρια διαγώνιο του πίνακα, κάνουν την εμφάνισή τους το σύνολο των στοιχείων που έχουν ταξινομηθεί. Η συγκεκριμένη ταξινόμηση υλοποιείται εφόσον τα στοιχεία είναι True Positive (TP – Αληθώς Θετικά), ή είναι True Negative (TN – Ψευδώς Αρνητικά). Τα στοιχεία TP και TN αντίστοιχα, είναι στοιχεία τα οποία βοηθούν στην αντιπροσώπευση των εσφαλμένων ταξινομήσεων για τον υπολογισμό των συνολικών σφαλμάτων.

		πρόβλεψη PREDICTED CLASS	
		Class=Yes	Class=No
πραγματική ACTUAL CLASS	Class=Yes	f_{11} TP	f_{10} FN
	Class=No	f_{01} FP	f_{00} TN

Εικόνα 43: 1^ο Παράδειγμα Πίνακα Σύγχυσης

Παραπάνω απεικονίζεται ένα απλό παράδειγμα πίνακα σύγχυσης.

Σημαντικό είναι να αναφερθεί πως:

- f_{ij} : αριθμός εγγραφών μίας κλάσης i , που προβλέπονται σαν κλάση j
- f_{11} : TP (True Positive)

- f_{10} : FN (false Negative)
- f_{01} : FP (False Positive)
- f_{00} : TN (True Negative)

		PREDICTED CLASS	
		Class=Yes	Class=No
ACTUAL CLASS	Class=Yes	TP	FN
	Class=No	FP	TN

Εικόνα 44: 2^ο Παράδειγμα Πίνακα Σύγχυσης

Τα αποτελέσματα του μοντέλου ταξινόμησης, καθορίζονται από τις κάτωθι στατιστικές μετρήσεις:

- ✓ **Εναισθησία – True Positive Rate / Sensitivity:** Το ποσοστό από τα θετικά παραδείγματα, που κατηγοριοποιούνται σωστά

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{Εξίσωση 26})$$

- ✓ **Ιδιαιτερότητα – True Negative Rate / Specificity:** Το ποσοστό από τα αρνητικά παραδείγματα, που κατηγοριοποιούνται σωστά

$$TNR = \frac{TN}{TN+FP} \quad (\text{Εξίσωση 27})$$

- ✓ **False Negative Rate:** Το ποσοστό από τα θετικά παραδείγματα, που κατηγοριοποιούνται λανθασμένα (δηλαδή είναι θετικά και κατηγοριοποιούνται ως αρνητικά)

$$FNR = \frac{FN}{TP+FN} \quad (\text{Εξίσωση 28})$$

- ✓ **False Positive Rate:** Το ποσοστό από τα αρνητικά παραδείγματα, που κατηγοριοποιούνται λανθασμένα (δηλαδή είναι αρνητικά και κατηγοριοποιούνται ως θετικά)

$$FPR = \frac{FP}{TN+FP} \quad (\text{Εξίσωση 29})$$

- ✓ **Ακρίβεια – Precision:** Το ποσοστό των παραδειγμάτων που έχουν κατηγοριοποιηθεί σαν θετικά, και είναι πράγματι θετικά. Ο αριθμός των FP εξαρτάται από την ακρίβεια. Όσο μικρότερος ο αριθμός των FP, τόσο μεγαλύτερη η ακρίβεια.

$$p = \frac{TP}{TP+FP} \quad (\text{Εξίσωση 30})$$

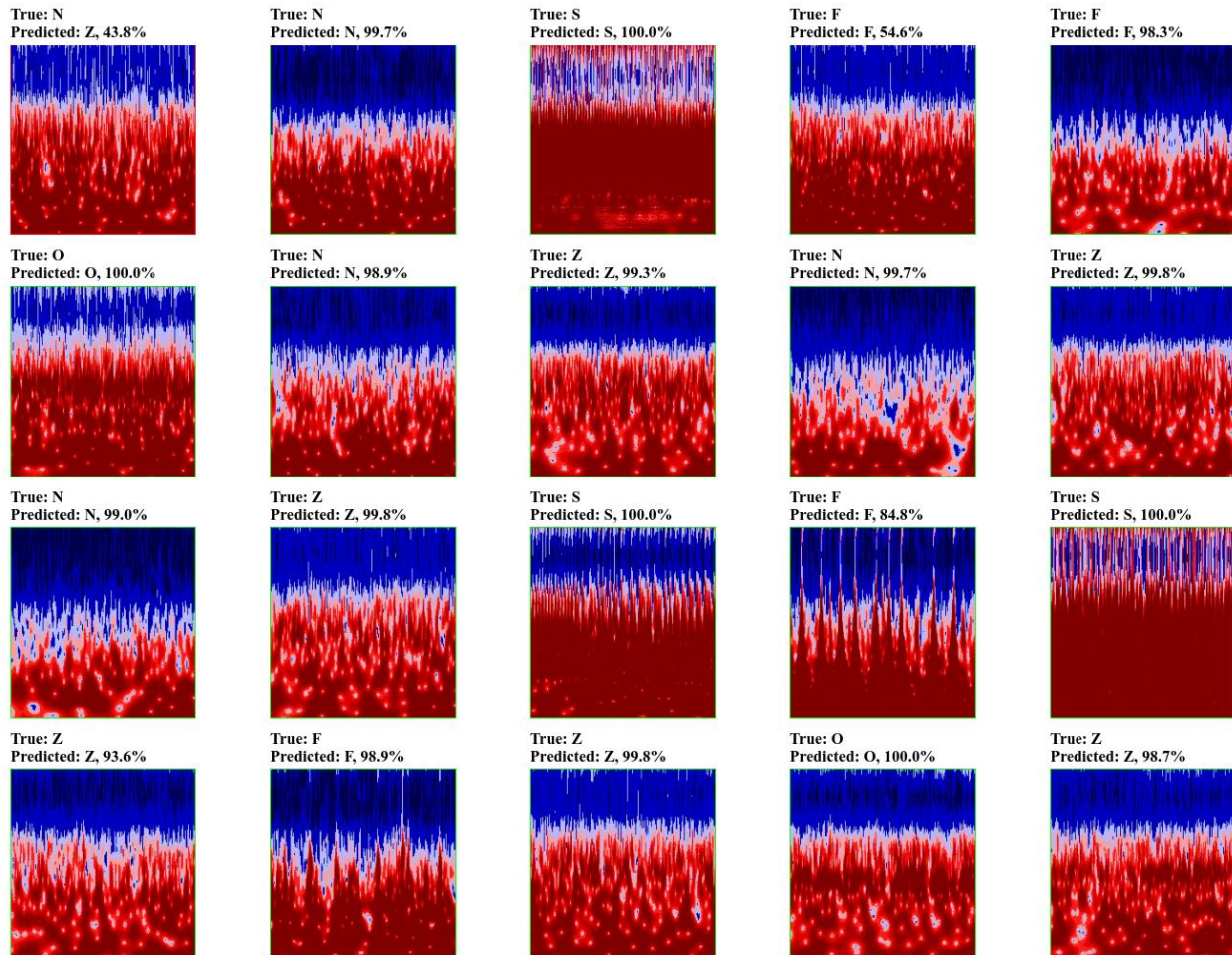
- ✓ **Ανάκληση – Recall:** Δείχνει πόσα παραδείγματα, από τα θετικά, μπόρεσε ο κατηγοριοποιητής να εντοπίσει. Όσο λιγότερα είναι τα θετικά παραδείγματα που έχουν κατηγοριοποιηθεί λανθασμένα, τόσο μεγαλύτερη είναι η ανάκληση.

$$r = \frac{TP}{TP+FN} \quad (\text{Εξίσωση 31})$$

- ✓ **Αρμονικό Μέσο – Harmonic Mean:** Είναι χρήσιμο σαν μέσο ρυθμού (rate). Επίσης, έχει την τάση να είναι κοντύτερα στο μικρότερο, συγκριτικά από τα δύο, και τέλος, η υψηλή τιμή που έχει σημαίνει πως και τα δύο ποσά είναι ικανοποιητικά υψηλά – μεγάλα (cs.uoi, 2010 - 2011).

$$F_1 = \frac{2rp}{r+p} = \frac{2TP}{2TP+FP+FN} = \frac{2}{\frac{1}{r} + \frac{1}{p}} \quad (\text{Εξίσωση 32})$$

6.2 Αποτελέσματα



Εικόνα 45: Αποτέλεσμα CNN

Κάθε μία από τις παραπάνω εικόνες συνοδεύεται από την εκτιμώμενη πιθανότητα ταξινόμησης (η εκτιμώμενη πιθανότητα συνοδεύεται από το σύμβολο %), υποδεικνύοντας κατά αυτόν τρόπο πόσο έμπιστο είναι το ΣΝΔ για τις προβλέψεις του. Σύμφωνα με το σχήμα της εικόνας Εικόνα 45, στις περισσότερες περιπτώσεις (19 στις 20, το οποίο αντιστοιχεί σε ποσοστό 95%), το αποτέλεσμα που παρουσιάζεται είναι ακριβές, κάτι που διαπιστώνεται κατόπιν της σημείωσης με πράσινο πλαίσιο που τοποθετείται γύρω από τις επιληπτικές εικόνες και μη, της παραγόμενης εικόνας εξόδου. Αντίθετα, μόνο το 5 % (ποσοστό που αντιστοιχεί σε πιθανότητα 1 στις 20),

είχε λανθασμένη πρόβλεψη, κάτι που παρατηρείται με κόκκινο πλαίσιο στο περίγραμμα της λάθος προβλεπόμενης εικόνας. (Alexandros Arjmand, 2019)

Συνοψίζοντας, στην εικόνα που προκύπτει όταν εκτελείται το ΣΝΔ, αναγράφονται τρία διαφορετικά πράγματα. Το πρώτο είναι η κατηγορία που ανήκει το δείγμα, το δεύτερο αποτελεί την πρόβλεψη του Συνελικτικού Νευρωνικού Δικτύου ως προς το ποια κατηγορία ανήκει το δείγμα, και τέλος το τρίτο κομμάτι είναι το ποσοστό της πρόβλεψης. Ακριβώς από κάτω παρουσιάζονται οι εικόνες που έχουν δοκιμαστεί για το test set, και περιμετρικά από αυτές τοποθετείται ένα πλαίσιο με κόκκινο ή πράσινο πλαίσιο, αντίστοιχα. Οι εικόνες του τεστ, που προκύπτουν κάθε φορά στην έξοδο σε αριθμό ισούνται με 20.

Κεφάλαιο 7

7. Συμπεράσματα

Συνοψίζοντας, στην συγκεκριμένη πτυχιακή έγινε αναφορά στον ανθρώπινο εγκέφαλο, ως προς τη διαίρεση, στα τμήματα και στα χαρακτηριστικά του, καθώς και στους νευρώνες και στα νευρογλοιακά κύτταρα. Έπειτα, εξηγήθηκε λεπτομερώς η έννοια του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ), όσον αφορά την καταγραφή του και τους ρυθμούς του εγκεφάλου. Στη συνέχεια, αναλύθηκαν οι επιδράσεις του εγκεφάλου, που οφείλονται στα εξωτερικά ερεθίσματα, καθώς και πως το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα μπορεί να δράσει ως διαγνωστικό μέσο.

Έπειτα, πραγματοποιήθηκε η εμβάθυνση της επεξεργασίας του ΗΕΓ. Αναλυτικότερα, περιγράφονται τα στάδια και οι τύποι επεξεργασίας του, καθώς και η συχνοτική ανάλυση σε δύο επίπεδα. Το πρώτο επίπεδο είναι η ανάλυση Χρόνου – Συχνότητας (Time – Frequency Analysis) και το δεύτερο ο Μετασχηματισμός Κυματιδίων (Wavelets – Transform).

Επιπλέον, στο τρίτο κεφάλαιο παρουσιάζονται οι τεχνικές Μηχανικής Μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται αναφορά στις κατηγορίες και στην κατηγοριοποίηση της, ενώ στη συνέχεια αναλύονται οι πιο γνωστοί αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης, με μερικούς από αυτούς να είναι ο Μπεϋζιανός Ταξινομητής (Κατηγοριοποίηση κατά Bayes), ο Κατηγοριοποιητής Κ – πλησιέστερων Γειτόνων (KNN), ο Αλγόριθμος Απαλοιφής Υποψηφίων, και ούτω καθεξής. Τέλος, γίνεται νύξη για τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, γνωστά και ως ΤΝΔ.

Επιπροσθέτως, στο επόμενο κεφάλαιο μελετήθηκαν τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs). Αναλυτικότερα, η μελέτη επικεντρώθηκε στην εφαρμογή, στις αρχές λειτουργίας, στις αρχιτεκτονικές, αλλά και στις βιβλιοθήκες τους.

Τελευταίο, αλλά εξίσου σημαντικό, στα κεφάλαια 5 και 6 αναλύεται επαρκώς η μεθοδολογία και τα αποτελέσματα. Ειδικότερα, μελετάται το σύνολο δεδομένων και η

υλοποίηση – παραμετροποίηση, καθώς και τα μέτρα αξιολόγησης και τα αποτελέσματα, αντίστοιχα. Τα μέτρα αξιολόγησης επικεντρώνονται στην ακρίβεια, στην ευαισθησία, στην εξειδίκευση και στον πίνακα σύγκυσης.

Σκοπός της εργασίας ήταν η παραγωγή εικόνων από τα σήματα με αξιοποίηση τεχνικών που αναδεικνύουν την πληροφορία του σήματος στο χρόνο και στο φάσμα, όπως η ανάλυση χρόνου-συχνότητας (time-frequency ανάλυση) και ο μετασχηματισμός κυματιδίων (Wavelet Transform), κάτι που επιτεύχθηκε με επιτυχία και με άρτιο τρόπο. Γι' αυτό το λόγο ένα μελλοντικό θέμα μελέτης ή και έρευνας θα μπορούσε να είναι η «Δημιουργία Μοντέλου Μηχανικής Μάθησης Αυτόματης Ανίχνευσης Επιληπτικών Σημάτων», έτσι ώστε να αποκτηθεί περισσότερη εμπειρία και γνώση στα επιληπτικά Σήματα και στα Μοντέλα Μηχανικής ή και Βαθιάς Μάθησης.

Βιβλιογραφία

AI, E. o., χ.χ. *Course Elements of AI*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://course.elementsofai.com/el/5/3>

[Πρόσβαση 30 Μαρτίου 2022].

Alexandros Arjmand, C. T. A. V. C. A. T. T. M. G. T. E. G. R. F. P. M. a. N. G.,

2019. Training of Deep Convolutional Neural Networks to Identify Critical Liver

Alterations in Histopathology Image Samples. *applied sciences*, 19 Δεκέμβριος, p. 19.

Alexandros Arjmand, V. C. A. T. T. M. G. T. C. T. A. G. T. E. G. R. F. P. M. N. G.,

2020. Transfer Learning versus Custom CNN Architectures in NAFLD Biopsy

Images. *IEEE Xplore*, 07 Ιούλιος, p. 4.

Anand Shankar, H. K. K. S. D. S. B., 2021. Analysis of epileptic seizures based on

EEG using recurrence plot images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 30

Μάιος, p. 11.

Anon., 2020. *TensorFlow και Pytorch: Open Source AI Platforms*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://blog.desdelinux.net/el/tensorflow-pytorch-plataformas-ia-codigo-abierto/>

[Πρόσβαση 25 Απρίλιος 2022].

Anon., 2022. *CogniFit*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.cognifit.com/>

[Πρόσβαση 22 Ιανουάριος 2022].

ARPOLIS - Augmented Reality Polis Stories, χ.χ. *διάδρασις - ανάπτυξη εφαρμογών*.

[Ηλεκτρονικό]

Available at: [https://arpolis.gr/wp-](https://arpolis.gr/wp-content/uploads/deliverables/%CE%A0%CE%B1%CF%81%CE%AC%CF%81%CF%84%CE%B7%CE%BC%CE%B1_4_6_TensorFlow_v5.pdf)

[content/uploads/deliverables/%CE%A0%CE%B1%CF%81%CE%AC%CF%81%CF%84%CE%B7%CE%BC%CE%B1_4_6_TensorFlow_v5.pdf](https://arpolis.gr/wp-content/uploads/deliverables/%CE%A0%CE%B1%CF%81%CE%AC%CF%81%CF%84%CE%B7%CE%BC%CE%B1_4_6_TensorFlow_v5.pdf)

[Πρόσβαση 13 Απρίλιος 2022].

Banu Priya Prathaban, R. B., 2020. Dynamic learning framework for epileptic seizure

prediction using sparsity. *Expert Systems With Applications*, 19 Δεκέμβριος, p. 17.

cs.uoi, 2010 - 2011. *Κατηγοριοποίηση II*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.cs.uoi.gr/~pitoura/courses/dm/classification11b.pdf>

[Πρόσβαση 01 Ιούνιος 2022].

EITCI Institute Certified, *χ.χ. EITCI Institute Certified*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://el.eitca.org/programmes/eitc-ai-dlpp-deep-learning-with-python-and-pytorch/>

[Πρόσβαση 25 Απρίλιος 2022].

Gen Li, J. J. J., 2021. Seizure detection from multi-channel EEG using entropy-based dynamic. *Artificial Intellifence In Medicine*, 26 Οκτώβριος, p. 7.

Kallipos, *χ.χ. Kallipos - Open Academic Editions*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/3382/1/02_chapter_04.pdf

[Πρόσβαση 31 Ιανουάριος 2022].

Kumar, K., 2021. *Medium*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://koushik1102.medium.com/transfer-learning-with-vgg16-and-vgg19-the-simpler-way-ad4eec1e2997>

[Πρόσβαση 03 Απρίλιος 2022].

Medium, 2021. *Medium*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://medium.com/@mygreatlearning/what-is-vgg16-introduction-to-vgg16-f2d63849f615>

[Πρόσβαση 03 Απρίλιος 2022].

Min Wu, T. W. X. W. Z. F. Y. D., 2020. A new localization method for epileptic seizure onset zones based on time-frequency and clustering analysis. *Pattern Recognition*, 06 Οκτώβριος, p. 10.

Portal Νευρο-Ψυχιατρικών Παθήσεων, *χ.χ. Βιονευρολογικά*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://bioneurologics.gr/astheneies/nevrologia/psyxiatrikh-epikoinwnia-egkefalos/einai-basikos-rythmos-eggefalikis-drastiriotitas/>

[Πρόσβαση 28 Φεβρουάριος 2022].

Shawhin, T., 2005. *Towards Data Science*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://towardsdatascience.com/the-wavelet-transform-e9cfa85d7b34>

[Πρόσβαση 06 Φεβρουάριος 2022].

Wikipedia, 2019. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%95%CE%B3%CE%BA%CE%B5%CF%86%CE%B1%CE%BB%CE%B9%CE%BA%CE%AC_%CE%BA%CF%8D%CE%BC%CE%B1%CF%84%CE%B1

[Πρόσβαση 02 Μάρτιος 2022].

Wikipedia, 2021. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%97%CE%BB%CE%B5%CE%BA%CF%84%CF%81%CE%BF%CE%B5%CE%B3%CE%BA%CE%B5%CF%86%CE%B1%CE%B%CE%BF%CE%B3%CF%81%CE%AC%CF%86%CE%B7%CE%BC%CE%B1>

[Πρόσβαση 21 Φεβρουάριος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%95%CE%B3%CE%BA%CE%AD%CF%86%CE%B1%CE%BB%CE%BF%CF%82>

[Πρόσβαση 06 Ιανουάριος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Time%E2%80%93frequency_analysis

[Πρόσβαση 18 Φεβρουάριος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://en.wikipedia.org/wiki/Wavelet>

[Πρόσβαση 26 Μάρτιος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://el.wikipedia.org/wiki/%CE%9D%CE%B5%CF%85%CF%81%CF%89%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CF%8C_%CE%B4%CE%AF%CE%BA%CF%84%CF%8

5%CE%BF

[Πρόσβαση 28 Φεβρουάριος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network

[Πρόσβαση 29 Μάρτιος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: [https://en.wikipedia.org/wiki/Dilution_\(neural_networks\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Dilution_(neural_networks))

[Πρόσβαση 05 Μάρτιος 2022].

Wikipedia, 2022. *Wikipedia*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://en.wikipedia.org/wiki/U-Net>

[Πρόσβαση 11 Μάιος 2022].

Yuexing Han, B. W. J. L. L. X. L., 2021. A classification method for EEG motor imagery signals based on parallel convolutional neural network. *Biomedical Signal Processing and Control*, 21 Σεπτέμβριος, p. 11.

Αθανάσιος, Β., 2018. *Πανεπιστήμιο Πατρών - Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Τεχνολογίας Υπολογιστών*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://nemertes.library.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/12134/1/dipl_thesis.pdf

[Πρόσβαση 01 Μάιος 2022].

Αθανάσιος, Φ., 2017. *Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης - Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών - Πολυτεχνική Σχολή*.

[Ηλεκτρονικό]

Available at: https://ikee.lib.auth.gr/record/292355/files/thesis_Fitsios_7547.pdf

[Πρόσβαση 22 Μάρτιος 2022].

Αθηνά, Σ., 2018. *Εφαρμογές των Wavelets στην Ψηφιακή Επεξεργασία Σήματος*.

[Ηλεκτρονικό]

Available at:

<http://repository.teiwest.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/7725/CIED->

[%20%CE%A3%CE%A4%CE%91%CE%9C%CE%91%CE%A4%CE%91%CE%9A](http://repository.teiwest.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/7725/CIED-%20%CE%A3%CE%A4%CE%91%CE%9C%CE%91%CE%A4%CE%91%CE%9A)

[%CE%97 %CE%91%CE%98%CE%97%CE%9D%CE%91 2055.pdf?sequence=1&isAllowed=y](#)

[Πρόσβαση 26 Μάρτιος 2022].

Αικατερίνη, Τ., 2020. *ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ - ΣΧΟΛΗ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ ΥΓΕΙΑΣ - ΤΜΗΜΑ ΙΑΤΡΙΚΗΣ*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<https://olympias.lib.uoi.gr/jspui/bitstream/123456789/30578/1/%CE%94.%CE%94.%20%CE%A4%CE%96%CE%97%CE%9C%CE%9F%CE%A5%CE%A1%CE%A4%CE%91%20%CE%91%CE%99%CE%9A%CE%91%CE%A4%CE%95%CE%A1%CE%99%CE%9D%CE%97%20%CE%94.%202020.pdf>

[Πρόσβαση 01 Ιούλιος 2022].

Ανδρέας, Γ., 2020. *Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <http://ikee.lib.auth.gr/record/326309/files/GRI-2021-29552.pdf>

[Πρόσβαση 26 Μάρτιος 2022].

Ανδρέας-Γεώργιος, Σ., 2019. *Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο - Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών & Φυσικών Επιστημών*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://dspace.lib.ntua.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/49621/Kakogeorgiou_Ioannis_thesis.pdf?sequence=1

[Πρόσβαση 02 Απρίλιος 2022].

Αντωνία, Π., 2012. Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα προσομοίωσης του ανθρώπινου εγκεφάλου - Artificial neural networks simulating human brain. Στο: Ι. Π. Τμήμα Πληροφορικής, επιμ. *Ανοικτή Εκπαίδευση: το περιοδικό για την Ανοικτή και εξ Αποστάσεως Εκπαίδευση και την Εκπαιδευτική Τεχνολογία*. s.l.:Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο - Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας, p. 9.

Αριστείδης, Κ., 2021. *Πανεπιστήμιο Πατρών - Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Τεχνολογίας Υπολογιστών*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://nemertes.library.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/14569/1/Kostopoulos_thesis_final.pdf

[Πρόσβαση 01 Απρίλιος 2022].

Βάσω, Ζ., 2022. *ΟΜΙΛΟΣ ΕΥΡΩΚΛΙΝΙΚΗΣ*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.euroclinic.gr/article/ilektroegkefalografima/>

[Πρόσβαση 01 Φεβρουάριος 2022].

Εργαστήριο Φυσιολογίας Τμήμα Ιατρικής Πανεπιστημίου Θεσσαλίας, 2010.

ΑΣΚΗΣΕΙΣ ΦΥΣΙΟΛΟΓΙΑΣ ΙΙΙ. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://www.med.uth.gr/UploadFiles/file/Mathimata/Fysiologia_III/%CE%95%CE%A1%CE%93%CE%91%CE%A3%CE%A4%CE%97%CE%A1%CE%99%CE%91%CE%9A%CE%95%CE%A3%20%CE%A3%CE%97%CE%9C%CE%95%CE%99%CE%A9%CE%A3%CE%95%CE%99%CE%A3%20%CE%A6%CE%A5%CE%A3%CE%99%CE%9F%CE%9B%CE%9F%CE%

[Πρόσβαση 5 Φεβρουάριος 2022].

Ευάγγελος, Π., 2012. *Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο - Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://nereus.mech.ntua.gr/courses/control/control_pdf/matlab_primer.pdf

[Πρόσβαση 28 Απρίλιο 2022].

Εύη, Τ., 2022. *EPT NEWS*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.ertnews.gr/eidiseis/epistimi/ereyna-otan-oneireyomaste-o-egkefalos-katastellei-epilektika-ta-exoterika-erethismata/>

[Πρόσβαση 14 Μάιος 2022].

Ευτυχία, Α., 2019. *Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης και εφαρμογές σε*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://nemertes.library.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/13208/1/eytychia_anastasiou_diplomatiki.pdf

[Πρόσβαση 01 Απρίλιος 2022].

Ι. Βλαχάβας, Π. Κ. Ν. Β. Φ. Κ. Η. Σ., *χ.χ. Μηχανική Μάθηση (Machine Learning)*.

[Ηλεκτρονικό]

Available at: <http://aibook.csd.auth.gr/include/slides/Chap18.pdf>

[Πρόσβαση 01 Απρίλιος 2022].

ιατροnet, 2022. *ιατροnet*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.iaatronet.gr/ygeia/iatrikes-exetaseis/article/730/ilektroegkefalografima.html>

[Πρόσβαση 28 Φεβρουάριος 2022].

Κιναίσθησης, χ.χ. *Κιναίσθησης*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://kinesthis.gr/>

[Πρόσβαση 15 Απρίλιος 2022].

ΚοσμοΙατρική, 2022. *ΚοσμοΙατρική*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://kosmoiatriki.com/eksetaseis/egkefalografima/>

[Πρόσβαση 24 Μάρτιος 2022].

Κωνσταντίνος, 2018. *csc.com.gr*. [Ηλεκτρονικό]

Available at: <https://www.csc.com.gr/machine-learning-%CE%BC%CE%B7%CF%87%CE%B1%CE%BD%CE%B9%CE%BA%CE%AE-%CE%BC%CE%AC%CE%B8%CE%B7%CF%83%CE%B7-%CF%84%CE%B9-%CE%B5%CE%AF%CE%BD%CE%B1%CE%B9/>

[Πρόσβαση 29 Ιανουάριος 2022].

Κωνσταντίνος, Π., 2020. *Πολυτεχνική Σχολή - Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://nemertes.library.upatras.gr/jspui/bitstream/10889/14186/1/Petrakis_Konstantinos_thesis.pdf

[Πρόσβαση 30 Ιανουάριος 2022].

Κωνσταντίνος, Σ., 2019. *ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΙΩΑΝΝΙΝΩΝ - ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ & ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

https://apothetirio.lib.uoi.gr/xmlui/bitstream/handle/123456789/9700/%CE%A3%CE%BA%CE%B5%CF%80%CE%B5%CF%84%CE%AC%CF%81%CE%B7%CF%82_final%20%281%29.pdf?sequence=1

[Πρόσβαση 01 Ιούλιος 2022].

Νεκτάριος, Α., 2005. *Πολυτεχνείο Κρήτης - Τμήμα Μηχανικών Παραγωγής & Διοίκησης*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<https://www.eclass.tuc.gr/modules/document/file.php/MPD135/%CE%A3%CE%B5%CE%BC%CE%B9%CE%BD%CE%AC%CF%81%CE%B9%CE%B1%20MATLA%CE%B.pdf>

[Πρόσβαση 02 Μάιος 2022].

Νικόλαος, Μ., 2019. *Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<https://apothesis.eap.gr/bitstream/repo/42500/1/%CE%A4%CE%B1%CE%BE%CE%B9%CE%BD%CF%8C%CE%BC%CE%B7%CF%83%CE%B7%20%CE%95%CE%B9%CE%BA%CF%8C%CE%BD%CF%89%CE%BD%20%CE%BC%CE%B5%20%CE%A7%CF%81%CE%AE%CF%83%CE%B7%20%CE%92%CE%B1%CE%B8%CE%B9%CF%8E%CE%BD%20%CE%9D%CE%B5>

[Πρόσβαση 05 Απρίλιος 2022].

Στέφανος, Κ., 2019. *Εθνικό & Καποδιστριακό Πανεπιστήμιο Αθηνών*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<https://pergamos.lib.uoa.gr/uoa/dl/frontend/file/lib/default/data/2864679/theFile>

[Πρόσβαση 21 Απρίλιος 2022].

Χρήστος, Θ., 2018. *Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο - Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Υπολογιστών*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

http://artemis.cslab.ece.ntua.gr:8080/jspui/bitstream/123456789/17103/1/Thesis_Christos_Theodoropoulos.pdf

[Πρόσβαση 01 Απρίλιος 2022].

Χριστίνα, Ψ., 2009. *Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος υπό την επίδραση Ηλεκτρομαγνητικής Ακτινοβολίας*. [Ηλεκτρονικό]

Available at:

<http://artemis.cslab.ece.ntua.gr:8080/jspui/bitstream/123456789/15528/1/DT2009-0269.pdf>

[Πρόσβαση 25 Ιανουάριος 2022].