



Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ

ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

## **Διπλωματική Εργασία**

**Ανάπτυξη αλγορίθμου επεξεργασίας  
ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων με στόχο την ανίχνευση της  
επιληψίας σε παιδιά**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

**Ιωάννη Μισιρλή**

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ:

**Μάρκος Τσίπουρας**

ΚΟΖΑΝΗ, ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2022



## Δήλωση Πνευματικών Δικαιωμάτων

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν. 1599/1986 και τα άρθρα 2,4,6 παρ. 3 του Ν. 1256/1982, η παρούσα Διπλωματική Εργασία με τίτλο

“Ανάπτυξη αλγορίθμου επεξεργασίας ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων με στόχο την ανίχνευση της επιληψίας σε παιδιά”

καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας και αναφέρονται ρητώς μέσα στο κείμενο που συνοδεύουν, και η οποία έχει εκπονηθεί στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, υπό την επίβλεψη του μέλους του Τμήματος κ. Μάρκου Τσίπουρα αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής εργασίας και δεν προσβάλλει κάθε μορφής πνευματικά δικαιώματα τρίτων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή / και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και μόνο.

Copyright (C) Ιωάννης Μισιρλής, Μάρκος Τσίπουρας, 2022, Κοζάνη

Υπογραφή Φοιτητή:

Ιωάννης Μισιρλής



# Ευχαριστίες

Με την παρούσα διπλωματική εργασία ολοκληρώνονται οι σπουδές μου στο τμήμα των Μηχανικών Πληροφορικής και τηλεπικοινωνιών του πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας.

Θέλω να ευχαριστήσω τον επιβλέπων καθηγητή μου Μάρκο Τσίπουρα για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε αναθέτοντας μου το θέμα της διπλωματικής εργασίας και για την καθοδήγηση του σε όλη την διάρκεια της εκπλήρωσης της έρευνας. Επίσης θέλω να ευχαριστήσω και τα υπόλοιπα μέλη της τριμελούς επιτροπής για τον χρόνο που αφιέρωσαν στην παρουσίαση και στην βαθμολόγηση της διπλωματικής εργασίας.

Επίσης, πρέπει να ευχαριστήσω την μεταδιδακτορική ερευνήτρια Αικατερίνη Τζημούρτα για την στήριξη της, για τις καίριες παρατηρήσεις της και την συμβολή της στην ολοκλήρωση της διπλωματικής εργασίας.

Τέλος, ευχαριστώ την οικογένεια μου για την ψυχολογική και την οικονομική στήριξη τους που μου παρείχαν σε όλη την διάρκεια των σπουδών μου.



# Περίληψη

Η επιληψία είναι μια από τις πιο συχνές χρόνιες νευρολογικές παθήσεις, συναντάται σε όλες τις χώρες του κόσμου ανεξαρτήτως του επιπέδου του συστήματος υγείας και του επιπέδου διαβίωσης του πληθυσμού, ενώ παρατηρείται σε όλες τις ηλικιακές ομάδες. Η επιληψία είναι μια διαταραχή του εγκεφάλου η οποία προκαλείται από εκρήξεις ηλεκτρικής δραστηριότητας ειδικού τύπου. Η επιληπτική κρίση είναι ένα επεισόδιο ανώμαλης ηλεκτρικής δραστηριότητας σε κάποιο σημείο του εγκεφάλου. Κατά την διάρκεια της επιληπτικής κρίσης επηρεάζονται οι νοητικές και σωματικές λειτουργίες του ασθενή. Ο μεγάλος όγκος δεδομένων που μπορούμε να λάβουμε από το εγκεφαλογράφημα και η αδυναμία της ανίχνευσης της επιληπτικής κρίσης πριν αυτή συμβεί, οδηγεί στην ανάπτυξη αλγορίθμων για την ανίχνευση της επιληπτικής κρίσης.

Η έλλειψη γνώσης που έχουμε για τον ανθρώπινο εγκέφαλο, και κατά συνέπεια η δυσκολία της δημιουργίας αλγορίθμου ανίχνευσης των επιληπτικών κρίσεων έχει προκαλέσει το ενδιαφέρον της ερευνητικής κοινότητας τα τελευταία χρόνια. Οι διάφορες τεχνικές δημιουργίας αλγορίθμου για την ανίχνευση της επιληψίας ακολουθούν την ίδια διαδικασία. Τα εγκεφαλικά σήματα αναλύονται στο πεδίο του χρόνου ή στο πεδίο χρόνου-συχνότητας, ύστερα λαμβάνουμε και επιλέγουμε τα χαρακτηριστικά που βοηθάνε περισσότερο στην ανίχνευση της κρίσης και με αυτά τα χαρακτηριστικά εκπαιδεύουμε έναν ταξινομητή.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη των τεχνικών που έχουν χρησιμοποιηθεί, και στην συνέχεια η ανάπτυξη η δημιουργία ενός αλγορίθμου για την ανίχνευση των επιληπτικών κρίσεων.

## Λέξεις Κλειδιά

επιληψία, επιληπτική κρίση, εγκεφαλογράφημα, ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, Ανάλυση στο πεδίο του χρόνου, φίλτρα, CHB-MIT, επιληψία σε παιδιά, Weka, Random Forest





# Abstract

Epilepsy is one of the most common chronic neurological diseases, it occurs in all countries of the world regardless of the level of the health system and the standard of living of the population, while it is observed in all age groups. Epilepsy is a disorder of the brain caused by outbursts of electrical activity of a specific type. A seizure is an episode of abnormal electrical activity somewhere in the brain. During a seizure, the patient's mental and physical functions are affected. The large amount of data that can be obtained from the encephalogram and the inability to detect a seizure before it occurs, leads to the development of algorithms for detecting a seizure.

The lack of knowledge we have about the human brain, and consequently the difficulty of creating an algorithm for detecting seizures has aroused the interest of the research community in recent years. The various algorithm building techniques for detecting epilepsy follow the same procedure. The brain signals are analyzed in the time field or in the time-frequency field, then we take and select the characteristics that help most in the detection of the crisis and with these characteristics we train a classifier.

The purpose of this master's thesis is to study the techniques used, and then to develop an algorithm for detecting seizures.

## Keywords

epilepsy, epileptic seizure, encephalogram, electroencephalogram, time analysis, filters, CHB-MIT, epilepsy in children, Weka, Random Forest



# Πίνακας περιεχομένων

Ευχαριστίες .....	v
Περίληψη .....	vii
Abstract.....	ix
Πίνακας περιεχομένων .....	xi
Πίνακας εικόνων .....	xiv
Κεφάλαιο 1 .....	1
Εισαγωγή .....	1
1.1 Εισαγωγή στην επιληψία.....	1
1.2 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.....	3
1.3 Καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος .....	4
1.4 Κατηγοριοποίηση των εγκεφαλικών κυμάτων .....	6
1.4.1 Δέλτα ρυθμός.....	6
1.4.2 Θήτα ρυθμός.....	6
1.4.3 Άλφα ρυθμός .....	6
1.4.4 Βήτα ρυθμός .....	6
1.4.5 Γάμμα ρυθμός.....	7
1.5 Θόρυβος στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα .....	7
1.6 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στην επιληψία .....	10
Κεφάλαιο 2 .....	13
Ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων.....	13
2.1 Αυτόματη ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων.....	13
2.2 Ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας.....	13
2.3 Ανάλυση στο πεδίο χρόνου-συχνότητας.....	14
2.3.1 Ανάλυση Κυματιδίων.....	15
2.3.2 Εμπειρική μέθοδος αποσύνθεσης.....	16
2.4 Ανάλυση στο πεδίο του χρόνου .....	17
Κεφάλαιο 3 .....	19
Ανάλυση σήματος .....	19

3.1 Μετασχηματισμός Fourier .....	19
3.2 Μετασχηματισμός Wavelet.....	20
3.2.1 Ιστορία των Wavelet .....	20
3.2.2 Ιδιότητες των wavelet.....	20
3.3 Εφαρμογές των Wavelet .....	21
3.4 Φίλτρα .....	22
3.5 Οι τύποι των φίλτρων.....	23
3.5.1 Antialiasing.....	24
3.5.2 Low-Pass Filter .....	24
3.5.3 High-Pass Filter .....	25
3.5.4 Band-Stop Filter .....	25
3.5.5 Band-Pass Filter.....	26
3.6 Οι μέθοδοι σχεδίασης των φίλτρων.....	27
3.6.1 Chebyshev filter .....	27
3.6.2 Elliptic filter .....	28
3.6.3 Bessel filter.....	28
3.6.4 Butterworth filter.....	28
Κεφάλαιο 4 .....	31
Μέθοδος ανίχνευσης επιληπτικών κρίσεων.....	31
4.1 Επιλογή βάσης δεδομένων .....	31
4.2 Εφαρμογή φίλτρων .....	34
4.3 Χαρακτηριστικά σήματος .....	38
4.4 Κατηγοριοποίηση δεδομένων.....	39
4.4.1 Δένδρα απόφασης.....	40
4.4.2 Bootstrap aggregating .....	41
4.4.3 Feature Bootstrap aggregating .....	41
Κεφάλαιο 5 .....	43
Αποτελέσματα.....	43
5.1 Εισαγωγή στο περιβάλλον Weka .....	43
5.2 Εισαγωγή δεδομένων στο περιβάλλον Weka .....	43
5.3 Ταξινομητής δεδομένων στο περιβάλλον Weka.....	46
5.4 Επιλογή χαρακτηριστικών .....	47

Κεφάλαιο 6 .....	55
Συμπεράσματα και μελλοντικοί στόχοι .....	55
6.1 Συμπεράσματα .....	55
6.2 Μελλοντικοί στόχοι .....	57
Βιβλιογραφία.....	59

# Πίνακας εικόνων

Εικόνα 1.1 Θερμική απεικόνιση επιληπτικής κρίσης και φυσιολογικής κατάστασης .....	3
Εικόνα 1.2 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων σύμφωνα με το σύστημα 10-20.....	5
Εικόνα 1.3 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα σε ασθενή. Οι κάθετες γραμμές οριοθετούν χρονικά το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στο ένα δευτερόλεπτο.....	7
Εικόνα 1.4 Θόρυβος στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα λόγω μυϊκής δραστηριότητας .....	8
Εικόνα 1.4 Θόρυβος στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα λόγω κίνησης των ματιών .....	9
Εικόνα 1.5 Θόρυβος γραμμής στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στα 50 – 60 Hz .....	10
Εικόνα 3.2 Τα χαρακτηριστικά ενός Low-Pass φίλτρου.....	25
Εικόνα 3.3 Τα χαρακτηριστικά ενός High-Pass φίλτρου.....	25
Εικόνα 3.4 Τα χαρακτηριστικά ενός Band-Pass φίλτρου .....	26
Εικόνα 3.5 Τα χαρακτηριστικά ενός Band-Pass φίλτρου .....	26
Εικόνα 3.6 Υλοποίηση ενός Bypass IIR Butterworth το οποίο επιτρέπει μόνο στην δέλτα συχνότητα να περάσει. ....	30
Εικόνα 4.1 Συνάρτηση φίλτρου η οποία εξαλείφει της συχνότητες έξω από το όριο συχνοτήτων 0.3-0.7 Hz έως 48.8-49.2 Hz .....	34
Εικόνα 4.2 Συνάρτηση φίλτρου δέλτα ρυθμού .....	35
Εικόνα 4.3 Συνάρτηση φίλτρου θήτα ρυθμού.....	35
Εικόνα 4.4 Συνάρτηση φίλτρου άλφα ρυθμού.....	36
Εικόνα 4.5 Συνάρτηση φίλτρου βήτα ρυθμού.....	37
Εικόνα 4.6 Συνάρτηση φίλτρου γάμμα ρυθμού .....	38
Εικόνα 4.7 Δένδρο απόφασης .....	41
Εικόνα 5.1 Το αρχείο με το διάνυσμα χαρακτηριστικών με κατάληξη .arff.....	44
Εικόνα 5.2 Το περιβάλλον Weka .....	45
Εικόνα 5.3 Το περιβάλλον Weka .....	45
Εικόνα 5.4 Η καρτέλα Classify στο περιβάλλον Weka .....	46
Εικόνα 5.5 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest με χρήση Cross-validation .....	47
Εικόνα 5.6 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια της συχνότητας γάμμα. ....	50
Εικόνα 5.7 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια των συχνοτήτων γάμμα και βήτα. .....	51
Εικόνα 5.8 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια των συχνοτήτων γάμμα και βήτα και τα χαρακτηριστικά mean, kurtosis, skewness.....	52
Εικόνα 5.9 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια των συχνοτήτων γάμμα και βήτα και τα χαρακτηριστικά mean, kurtosis, skewness.....	52

# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

### 1.1 Εισαγωγή στην επιληψία

Τα πρώτα δείγματα επιληψίας βρέθηκαν σε πλάκα από την Βαβυλώνια από το 2000 πχ. Στην πλάκα περιγράφονται διάφορες περιπτώσεις επιληψίας που αναγνωρίζουμε στους ασθενείς ακόμη και σήμερα. Λόγω του πρώιμου σταδίου της ιατρικής εκείνο τον καιρό οι ιατροί αντιλαμβάνονταν την επιληψία ως ένα μεταφυσικό φαινόμενο και η θεραπεία της αναγόταν σε πνευματικό πρόβλημα. Η πρώτη αναφορά που έχουμε προς την επιληψία ως εγκεφαλική διαταραχή και όχι ως θρησκευτική νόσο είναι από τον Ιπποκράτη στην αρχαία Ελλάδα περίπου τον 5<sup>ο</sup> αιώνα προ χριστού. Ο Ιπποκράτης πίστευε ότι τα αίτια της επιληψίας προέρχονται από την ενδομητριακή ζωή του εμβρύου και προσπαθούσε να θεραπεύσει την νόσο με φαρμακευτική αγωγή. Επίσης είχε την πεποίθηση ότι η ασθένεια θα μπορούσε να είναι θανατηφόρα αν εμφανιστεί σε νεαρή ηλικία αλλά πιο ήπια αν εμφανιζόταν σε ενήλικα άνθρωπο.

Η επιστημονική κοινότητα ξεκίνησε να ερευνά την επιληψία ως εγκεφαλική διαταραχή τον 18<sup>ο</sup> με 19<sup>ο</sup> αιώνα μετά χριστού. Τα προηγούμενα 2000 χρόνια η νόσος λογιζόταν ως θρησκευτική ασθένεια και οι ασθενείς με επιληψία λογίζονταν ως δαιμονισμένοι. Αυτή η αντίληψη για την επιληψία εδραιώθηκε σε μεγάλο βαθμό από τα ευαγγέλια, κατά τα οποία ο Ιησούς εκδίωξε έναν δαίμονα από μια κοπέλα με επιληψία. Σε αυτό το διάστημα οι ασθενείς με επιληψία θεωρούνταν παρείσακτοι από τον κοινωνικό περίγυρο αντιμετωπιζόνταν με φόβο και περιφρόνηση

Τον 19<sup>ο</sup> αιώνα όταν η νευρολογία αποσπάστηκε από την ψυχιατρική επιστήμη. Η πεποίθηση ότι η επιληψία είναι εγκεφαλική διαταραχή έγινε ευρέως αποδεκτή. Το 1857 ο Sir Charles Locock ήταν ο πρώτος ερευνητής που χρησιμοποίησε το Βρωμιούχο Κάλιο [1] ως θεραπεία για την επιληψία. Το οποίο ακόμη και σήμερα χρησιμοποιείται ως αντιεπιληπτικό φάρμακο για σκύλους και γάτες. Ο πρώτος επιστήμονας που κατέγραψε την επιληψία ως διαφορά δυναμικού μεταξύ δύο νευρώνων ήταν ο Hughlings Jackson το 1873 [2]. Την ίδια περίοδο οι Gustav Theodor Fritsch και Eduard hitzig στην Γερμανία και ο David Ferrier στην Αγγλία ανακάλυψαν την ηλεκτρική διέγερση του φλοιού σε ζώα και ανθρώπους. Το 1924 ο Hans Berger κατέγραψε το πρώτο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα σε άνθρωπο [3]. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα βοήθησε να καταγράψουμε τα σημεία του εγκεφάλου που ξεκινούσαν οι επιληπτικές κρίσεις και συνέβαλε τα μέγιστα στην ανακάλυψη νέων θεραπειών.

Η Επιληψία είναι η τέταρτη πιο κοινή νευρολογική ασθένεια που συναντάμε μετά την ημικρανία το εγκεφαλικό και την νόσο Alzheimer. Περίπου 50 εκατομμύρια άνθρωποι στον κόσμο πάσχουν από επιληψία ενώ υπολογίζεται ότι περίπου το 70% των ασθενών με επιληψία μπορούν να ζήσουν χωρίς να έχουν επιληπτικές κρίσεις αν η επιληψία διαγνωστεί γρήγορα και αντιμετωπιστεί σωστά. Το 80% αυτών ζουν σε χώρες με χαμηλό ή μεσαίο εισόδημα και το 75% των ανθρώπων με επιληψία που ζουν σε χώρα χαμηλού εισοδήματος δε λαμβάνουν επαρκή ή και καθόλου θεραπεία για την επιληψία. Ο πρόωρος θάνατος σε ανθρώπους με επιληψία είναι 3 φορές πιο πιθανός από ότι στον γενικό πληθυσμό.

Τα επιληπτικά επεισόδια είναι αποτέλεσμα ηλεκτρικών εκκενώσεων σε νευρικά κύτταρα του εγκεφάλου. Η επιληψία εμφανίζεται με διαφορετικά συμπτώματα ανάλογα με το μέρος του εγκεφαλικού φλοιού από το οποίο ξεκινάει. Η κρίση μπορεί να διαρκέσει χιλιοστά του δευτερολέπτου μέχρι και μερικά λεπτά. Στις μικρής διάρκειας κρίσεις μπορεί τα συμπτώματα να είναι σχεδόν απαρατήρητα όπως τίναγμα ενός μυ ή απώλεια προσοχής. Στις μεγάλης διάρκειας κρίσεις υπάρχουν πολλά προσωρινά συμπτώματα όπως απώλεια της συνείδησης, κινητικές διαταραχές, απώλεια αισθήσεων όπως η γεύση, η ακοή και η όραση και άλλες γνωστικές λειτουργίες. Οι ασθενείς με επιληψία τείνουν να έχουν περισσότερους τραυματισμούς όπως κατάγματα και μώλωπες σαν αποτέλεσμα των κρίσεων, και μεγαλύτερα ποσοστά ψυχολογικών ασθενειών με κύριες το άγχος και την κατάθλιψη. Μία επιληπτική κρίση δεν συνεπάγεται με επιληψία, το International League Against Epilepsy ορίζει την επιληψία ως: Η επιληψία είναι μια ασθένεια του εγκεφάλου η οποία προκαλεί τουλάχιστον 2 απρόκλητες ή ανακλαστικές κρίσεις με χρονική διαφορά τουλάχιστον 24 ωρών ή εφόσον συμβεί μία κρίση και ο κίνδυνος της επανάληψης είναι μεγαλύτερος από 60% [4].

Η επιληψία δεν είναι μεταδοτική ασθένεια, αν και έχουμε αναγνωρίσει κάποιους υποκείμενους μηχανισμούς που προκαλούν επιληψία, το 50% των επιληπτικών περιπτώσεων παγκοσμίως έχουν άγνωστα αίτια. Τα αίτια της επιληψίας χωρίζονται σε έξι κατηγορίες, αυτά είναι τα δομικά, τα γενετικά, τα μολυσματικά, τα μεταβολικά, τα ανοσοποιητικά και τα άγνωστα. Κάποια παραδείγματα είναι οι εγκεφαλικές βλάβες από προγεννητικές αιτίες, κάποια γενική κατάσταση με εγκεφαλικές δυσπλασίες, όγκος στον εγκέφαλο, σοβαρός τραυματισμός στον κεφάλι, το εγκεφαλικό και λοιμώξεις του εγκεφάλου όπως η μηνιγγίτιδα.

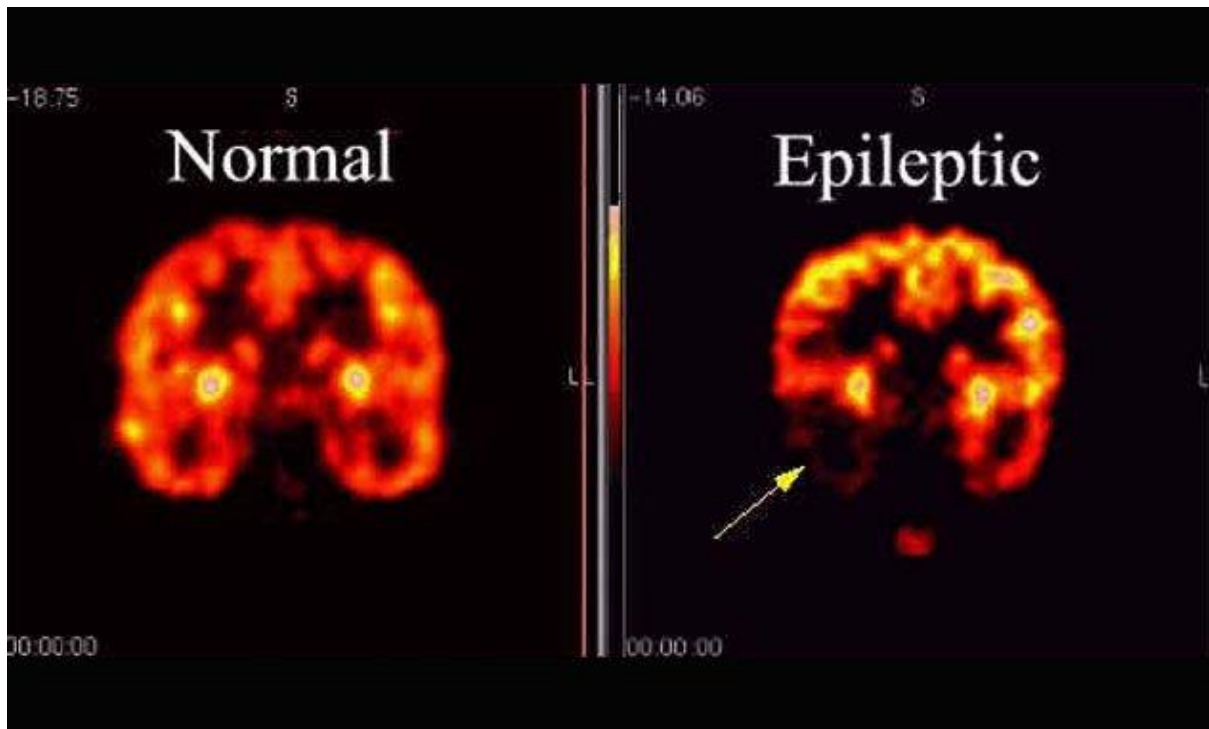
Οι επιληπτικές κρίσεις χωρίζονται σε κατηγορίες ανάλογα με την εστία της κρίσης, το ποσοστό του εγκεφάλου που καλύπτεται από τις ηλεκτρικές εκκενώσεις και τα κλινικά συμπτώματα. Ο γιατρός μπορεί να κάνει τριών διαφορετικών τύπων διάγνωση, την ιδιοπαθή όταν υπάρχει προφανής αιτία επιληψίας, την κρυπτογενή όταν πιστεύει ότι υπάρχει μία αιτία επιληψίας αλλά δεν μπορεί να την εντοπίσει και την συμπτωματική όταν γνωρίζει την αιτία της επιληψίας. Έτσι με βάση την διάγνωση του γιατρού οι επιληπτικές κρίσεις σε δύο μεγάλες κατηγορίες, τις μερικές και τις γενικευμένες.

Οι μερικές κρίσεις αφορούν ένα μέρος του εγκεφαλικού ημισφαιρίου και χωρίζονται σε δύο υποκατηγορίες, τις απλές κατά τις οποίες η ηλεκτρική διαταραχή δεν εξαπλώνεται, ο ασθενής δεν παρουσιάζει απώλεια συνείδησης. Η άλλη κατηγορία είναι η σύνθετη μερική επιληπτική κρίση κατά την οποία ο ασθενής παρουσιάζει νοητικές διαταραχές, απώλεια συνείδησης και κινητική δυσλειτουργία.

Οι γενικευμένες επιληπτικές κρίσεις αφορούν το σύνολο του εγκεφάλου και χωρίζονται στις παρακάτω κατηγορίες. Η τονικοκλονική (grand mal) είναι η πιο συχνή και έχει ως αποτέλεσμα απώλεια συνείδησης, την τονική φάση και τέλος την κλωνική φάση. Η Αφαίρεση (petit mal) είναι σύντομη και έχει ως αποτέλεσμα την απώλεια συνείδησης. Η μυοκλονική η οποία περιλαμβάνει επεισόδια σύσπασης των μυών. Οι πυρετικοί σπασμοί που εμφανίζεται σε βρέφη ηλικίας 3-5 μηνών και προκαλούνται από ασθενείς που συνοδεύονται από υψηλό πυρετό. Τέλος είναι η επιληπτική κατάσταση κατά την οποία οι παροξυσμοί επανέρχονται κατά σύντομα χρονικά διαστήματα.

Η επιστημονική κοινότητα τις τελευταίες δεκαετίες έχει καταφέρει να διακρίνει αρκετά από τα αίτια της επιληψίας και να χωρίσει τα είδη της επιληψίας σε κατηγορίες. Σε αυτό βοήθησε σε μεγάλο βαθμό η εξέλιξη που υπάρχει στην νευροαπεικόνιση. Η αξονική τομογραφία(ct), η μαγνητική τομογραφία(mri) και η φασματοσκοπία εγκεφάλου. Αυτές οι τεχνικές έχουν αποκαλύψει τις περισσότερες από εγκεφαλικές βλάβες έχουν ως συνέπεια την επιληψία. Τέλος, η εξέταση που θέτει την σφραγίδα της διάγνωσης της επιληψίας το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Στην εικόνα 1.1 παρατηρούμε την θερμική απεικόνιση των δύο καταστάσεων των ασθενών.





Εικόνα 1.1 Θερμική απεικόνιση επιληπτικής κρίσης και φυσιολογικής κατάστασης

## 1.2 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Ο εγκέφαλος είναι το πλέον πολύπλοκο όργανο στον ανθρώπινο οργανισμό το οποίο ρυθμίζει όλες τις δραστηριότητες του νευρικού συστήματος. Βρίσκεται στο κρανίο και πλέει μέσα στο εγκεφαλονωτιαίο υγρό για να προστατεύεται. Έχει βάρος 1250-1600 γραμμάρια και αιματώνεται από τις δύο έσω καρωτίδες αρτηρίες και τις σπονδυλικές αρτηρίες. Σε περίπτωση παύσης της κυκλοφορίας του αίματος για πάνω από 8 λεπτά προκαλούνται μόνιμες βλάβες. Έχει περίπου 100 δις νευρικά κύτταρα τα οποία είναι υπεύθυνα για τις διάφορες λειτουργίες του εγκεφάλου. Από τις πρώτες μελέτες που γίνανε στο νευρικό σύστημα έγινε αντιληπτό ότι τα νευρικά κύτταρα επικοινωνούν μεταξύ τους με ηλεκτρικά σήματα, εξαιτίας αυτού χρησιμοποιήθηκαν ηλεκτροφυσιολογικές τεχνικές για να τα μελετήσουμε και ανακαλύψαμε ότι τα νευρικά κύτταρα επικοινωνούν μεταξύ τους με δυναμικό ενέργειας.

Η πρώτη καταγραφή ηλεκτρικής δραστηριότητας στον εγκέφαλο έγινε από τον Ρώσο επιστήμονα Pravdich-Neminsky το 1912, ο οποίος δημοσίευσε το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα από τον εκτεθειμένο εγκέφαλο ενός σκύλου, και ήταν αυτός που επινόησε και τον όρο «ηλεκτροεγκεφαλογράφημα». Η τεχνολογία της εποχής δεν βοηθούσε τους ερευνητές να στην ηλεκτροφυσιολογική έρευνα τους καθώς για να καταγράψουν ηλεκτρική δραστηριότητα στον εγκέφαλο οποιουδήποτε θηλαστικού έπρεπε ο εγκέφαλος να είναι εκτεθειμένος. Η πρώτη καταγραφή σε ανθρώπινο εγκέφαλο έγινε από τον Hans Berger το 1924.

Ο Hans Berger μετά από 30 χρόνια ανεπιτυχής έρευνας αποφάσισε το 1924 να προσπαθήσει να καταγράψει την ηλεκτρική δραστηριότητα από ανθρώπους στους οποίους είχε γίνει τρυπανισμός ή είχαν κάποιο τραυματισμό στον εγκέφαλο. Πίστευε ότι επειδή ο εγκεφαλικός ιστός σε αυτούς τους ανθρώπους ήταν αρκετά λεπτός λόγω των επεμβάσεων που είχαν προηγηθεί θα μπορούσε να μετρήσει την ηλεκτρική δραστηριότητα κάτι που μέχρι τότε ήταν δύσκολο λόγω των ασθενών ηλεκτρικών σημάτων που κατέγραφε σε φυσιολογικούς ασθενείς. Στις 6 Ιουλίου το 1924 κατάφερε να καταγράψει

σχεδόν ένα λεπτό ηλεκτρικής δραστηριότητας στον εγκέφαλο ενός ασθενή 17 χρονών που είχε υποστεί τρυπανισμό [5].

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι μια καταγραφή της δραστηριότητας του εγκεφάλου, κατά της διάρκεια αυτού τοποθετούνται αισθητήρες στο δέρμα της κεφαλής του ασθενή για να καταγράψουν τα ηλεκτρικά σήματα που στέλνουν τα κύτταρα μεταξύ τους. Η εξέταση χωρίζεται σε 4 κατηγορίες. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ρουτίνας είναι η πιο απλή εξέταση και διαρκεί 20-30 λεπτά. Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ύπνου, το οποίο πραγματοποιείται με τον ασθενή να κοιμάται. Χρησιμοποιείται όταν δε μπορούμε να λάβουμε επαρκείς πληροφορίες από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ρουτίνας ή για να εξετάσουμε για διαταραχές ύπνου. Το Κινητό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται για να καταγράψουμε την εγκεφαλική δραστηριότητα του ασθενή σε εξωτερικούς χώρους και στο σπίτι του και διαρκεί συνήθως 1-3 μέρες. Η Μακροχρόνια καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος στο θάλαμο είναι μια καταγραφή κατά την οποία ο ασθενής μένει στο νοσοκομείο σε ειδικά διαμορφωμένο δωμάτιο για μερικές μέρες και βιντεοσκοπείται.

Το Επιφανειακό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (scalp eeg) είναι μία μέθοδος καταγραφής της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Είναι κατά κανόνα μία μη επεμβατική μέθοδος κατά την οποία τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται κατά μήκος του τριχωτού της κεφαλής. Η δεύτερη μέθοδος είναι η ηλεκτροκορτικογραφία κατά την οποία τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στην εκτεθειμένη επιφάνεια του εγκεφάλου για να καταγράψουν την ηλεκτρική δραστηριότητα που υπάρχει στον φλοιό του εγκεφάλου. Το πλεονέκτημα της ηλεκτροκορτικογραφίας είναι ότι μειώνονται τα τεχνικά σφάλματα και το σήμα είναι πιο καθαρό καθώς στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα τα δυναμικά εξασθενούν γρήγορα λόγω της χαμηλής αγωγιμότητας των οστών.

Κατά την διάρκεια του εγκεφαλογραφήματος τα ηλεκτρόδια καταγράφουν την ηλεκτρική δραστηριότητα των νευρώνων. Οι νευρώνες αποτελούνται από τρία κύρια στοιχεία, το σώμα, τους δενδρίτες, τον νευροάξονα. Για να μεταδωθεί το σήμα μεταξύ των νευρώνων πρέπει να διασχίσει πρώτα τον άξονα, οι άξονες μεταδίδουν ηλεκτρικές ώσεις που ονομάζονται δυναμικά ενέργειας. Η διαφορά δυναμικού παρατηρείται στους άξονες των νευρώνων όπου έχουμε την ένωση μεταξύ δύο ή και χιλιάδων νευρώνων, η ένωση αυτή ονομάζεται σύναψη. Η μετάδοση του δυναμικού ενέργειας μεταξύ των νευρώνων γίνεται εφικτή γιατί μεμβράνη του άξονα περιέχει ιοντικά κανάλια τα οποία επιτρέπουν το πέρασμα σε ηλεκτρικά φορτισμένα ιόντα. Τα ιόντα νατρίου (Na<sup>+</sup>) και τα ιόντα καλίου (K<sup>+</sup>).

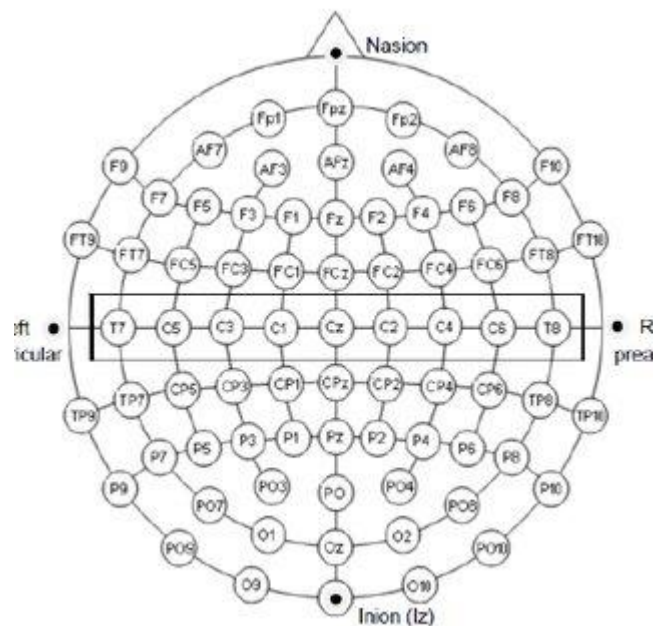
### **1.3 Καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος**

Η καταγραφή του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος γίνεται με την τοποθέτηση ηλεκτροδίων περιμετρικά του τριχωτού της κεφαλής. Υπάρχον διάφορα ηλεκτρόδια που ποικίλουν σε μέγεθος και σχήμα και χρησιμοποιούνται ανάλογα με τις ανάγκες του ασθενή και διακρίνονται σε: επιφανειακά ηλεκτρόδια, βελονοειδή ηλεκτρόδια, σφηνοειδή ηλεκτρόδια υποσκληρίδια ηλεκτρόδια λωρίδας και εν τω βάθει ηλεκτρόδια. Τα πιο ευρέως χρησιμοποιούμενα είναι τα επιφανειακά ηλεκτρόδια τα οποία προσκολλώνται στο δέρμα με ζελέ. Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων είναι πολύ σημαντική καθώς από αυτή εξαρτώνται το πλάτος, η φάση και η συχνότητα του εγκεφαλογραφήματος. Το τυπικό σύνολο ηλεκτροδίων για ενήλικες είναι 21 ηλεκτρόδια καταγραφής και 1 ηλεκτρόδιο γείωσης. Το πιο διαδεδομένο σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων είναι το σύστημα 10-20.

Το σύστημα 10-20, το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως τα τελευταία 50 χρόνια προτάθηκε πρώτη φορά από τον Herbert Henri Jasper το 1958. Ο αρχικός σκοπός του συστήματος 10-20 ήταν να παράσχει στην επιστημονική κοινότητα μία αναπαραγώγιμη μέθοδο για την τοποθέτηση ενός σχετικά μικρού αριθμού ηλεκτροδίων για διάφορες μελέτες, και ο λόγος που έγινε το κυρίαρχο σύστημα είναι ότι προσαρμόζεται

σε οποιοδήποτε τύπο και μέγεθος κεφαλιού. Έως σήμερα έχουν προταθεί πολλές επεκτάσεις του μοντέλου 10-20, όπως τα μοντέλα 10-10 και 10-5, στα οποία οι θέσεις στις οποίες μπορούν να τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια παρεμβάλλονται των θέσεων του συστήματος 10-20 και χρησιμοποιούνται για να αυξηθεί ο αριθμός των καναλιών και η χωρική ανάλυση.

Η ονομασία προέρχεται από την απόσταση των ηλεκτροδίων όταν τοποθετηθούν στο τριχυτό της κεφαλής. Σύμφωνα με το σύστημα 10-20 το οποίο φαίνεται αναλυτικά στην εικόνα 1.2 οι αποστάσεις μεταξύ των ηλεκτροδίων από τελούν το 10% ή το 20% της απόστασης μεταξύ των οδηγών σημείων τα οποία είναι το ριζορίνιο, το ινιακό όγκωμα και οι τράγοι των δύο αυτιών. Οι ονομασίες των ηλεκτροδίων δίνεται από το μέρος στο οποίο τοποθετείται το ηλεκτρόδιο σε συνδυασμό με τους αριθμούς που θα αναλύσουμε παρακάτω. Οι ονομασίες αυτές είναι : Fronto-polar (Fp), Frontal (F), Central(C), Temporal (T), Parietal (P), Occipital (O) και Auricular (A). Οι μονοί αριθμοί αναφέρονται στο αριστερό ημισφαίριο του εγκεφάλου και οι ζυγοί αριθμοί αναφέρονται στο δεξιό ημισφαίριο του εγκεφάλου, ενώ το γράμμα “z” αναφέρεται στο μεσολόβιο, την δέσμη νευρικών ινών που συνδέει τα δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια. Οι αριθμοί αυξάνονται με βάση την απόσταση από το μεσολόβιο. Έτσι τα ηλεκτρόδια F1 και F2 επί παραδείγματι είναι μετωπιαία ηλεκτρόδια κοντά στο μεσολόβιο και τα T7 T8 είναι κροταφιαία ηλεκτρόδια. Τα ηλεκτρόδια A1 και A2 είναι τα ηλεκτρόδια αναφοράς, καθώς οι λοβοί των αυτιών διαπερνούνται από μικρό αριθμό νευρικών και κυττάρων και έχουν πάντα σταθερό και χαμηλό δυναμικό.



Εικόνα 1.2 Τοποθέτηση ηλεκτροδίων σύμφωνα με το σύστημα 10-20

## 1.4 Κατηγοριοποίηση των εγκεφαλικών κυμάτων

Τα εγκεφαλικά σήματα του ασθενή έχουν εύρος πλάτους 10μν έως 300 μν και εύρος φάσματος 0,5 Hz έως 100 Hz. Υπάρχουν 5 κύριοι τύποι συνεχούς εγκεφαλικής δραστηριότητας. Η ηλεκτρική εγκεφαλική δραστηριότητα όπως απεικονίζεται στην εικόνα 1.3 αλλάζει ανάλογα με την ηλικία και την νοητική κατάσταση στην οποία βρίσκεται το άτομο, όπως ο ύπνος και η συγκέντρωση. Παρακάτω θα αναλυθούν οι εγκεφαλικοί ρυθμοί που διακρίνονται με βάση το φάσμα συχνοτήτων, σημειώνοντας ότι δεν υπάρχει απόλυτη συμφωνία στην επιστημονική κοινότητα για το εύρος κάθε περιοχής. Οι κύριοι ρυθμοί είναι:

- Δέλτα, για συχνότητες από 0,5 Hz έως 4 Hz
- Θήτα, για συχνότητες από 4 Hz έως 8 Hz
- Άλφα, για συχνότητες από 8 Hz έως 13 Hz
- Βήτα, για συχνότητες από 13 Hz έως 30 Hz
- Γάμμα, για συχνότητες από 30 Hz και πάνω.

### 1.4.1 Δέλτα ρυθμός

Εντοπίζεται στους ενήλικες και σε παιδιά. Ο ρυθμός Δέλτα χαρακτηρίζεται από μεγάλο πλάτος και χαμηλή συχνότητα και εντοπίζεται σε φυσιολογική κατάσταση σε ενήλικες στη διάρκεια ύπνου 3<sup>ου</sup> σταδίου, σε βρέφη και έχει παρατηρηθεί σε κάποιες εργασίες που χρειάζονται συνεχή προσοχή. Σε παθολογική κατάσταση παρατηρείται σε υποφλοιώδεις βλάβες, διάχυτες αλλοιώσεις, υδροκεφαλία και σε βαριές βλάβες του μεσολόβιου.

### 1.4.2 Θήτα ρυθμός

Εντοπίζεται σε διάφορα μέρη του εγκεφάλου, χωρίς να μπορούμε να κατανοήσουμε απολύτως την σημασία της λειτουργίας της. Ο ρυθμός Θήτα παρατηρείται φυσιολογικά κυρίως σε νεαρά παιδιά, σε ενήλικες και εφήβους σε κατάσταση υπνηλίας, σε αδράνεια και τέλος έχουν παρατηρηθεί αιχμές σε κατάσταση κατά την οποία κάποιος προσπαθεί να καταστείλει μία απάντηση ή μια ενέργεια. Σε παθολογική κατάσταση παρατηρείται σε εστιακές υποφλοιώδεις βλάβες, μεταβολική εγκεφαλοπάθεια, βαριές διαταραχές του μεσολόβιου και σε μερικές περιπτώσεις υδροκεφαλίας.

### 1.4.3 Άλφα ρυθμός

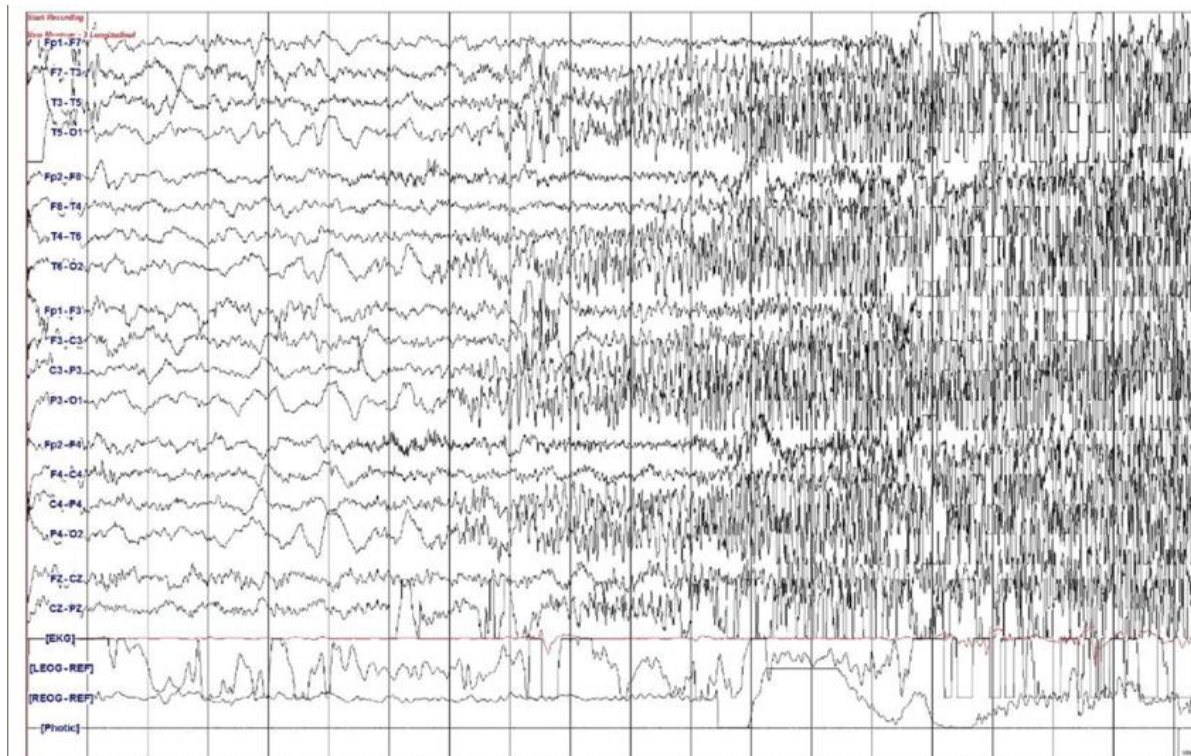
Εντοπίζεται στο πίσω μέρος του εγκεφάλου και στην κεντρική περιοχή σε κατάσταση ξεκούρασης. Ο ρυθμός άλφα παρατηρείται φυσιολογικά σε κατάσταση ξεκούρασης, όταν κλείνουμε τα μάτια και επίσης συνδέεται με τον έλεγχο της αναστολής. Σε παθολογική κατάσταση παρατηρείται κατά την διάρκεια που το άτομο βρίσκεται σε κόμα.

### 1.4.4 Βήτα ρυθμός

Εντοπίζεται και στις δύο μεριές του εγκεφάλου σε συμμετρική κατανομή και είναι πιο εμφανής στο εμπρόσθιο μέρος του εγκεφάλου, επίσης χαρακτηρίζεται από κύματα χαμηλού πλάτους. Σε φυσιολογική κατάσταση παρατηρείται σε μεγάλο εύρος καταστάσεων του εγκεφάλου όπως η ηρεμία με τα μάτια ανοιχτά, ένταση, νευρικότητα, εμμονή, ενεργή σκέψη, εστίαση. Σε παθολογική κατάσταση παρατηρείται μετά από την λήψη Βενζοδιαζεπίνων και σε άτομα με σύνδρομο Dup15q.

### 1.4.5 Γάμμα ρυθμός

Εντοπίζεται στον σωματοαισθητικό φλοιό. Σε φυσιολογική κατάσταση παρατηρείται κατά την διάρκεια αισθητικής επεξεργασίας που συνδυάζει 2 διαφορετικές αισθήσεις, του ύπνου REM και αντιστοίχισης στην μνήμη αντικείμενων ή ήχων τα οποία ήδη γνωρίζουμε.



Εικόνα 1.3 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα σε ασθενή. Οι κάθετες γραμμές οριοθετούν χρονικά το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στο ένα δευτερόλεπτο.

### 1.5 Θόρυβος στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

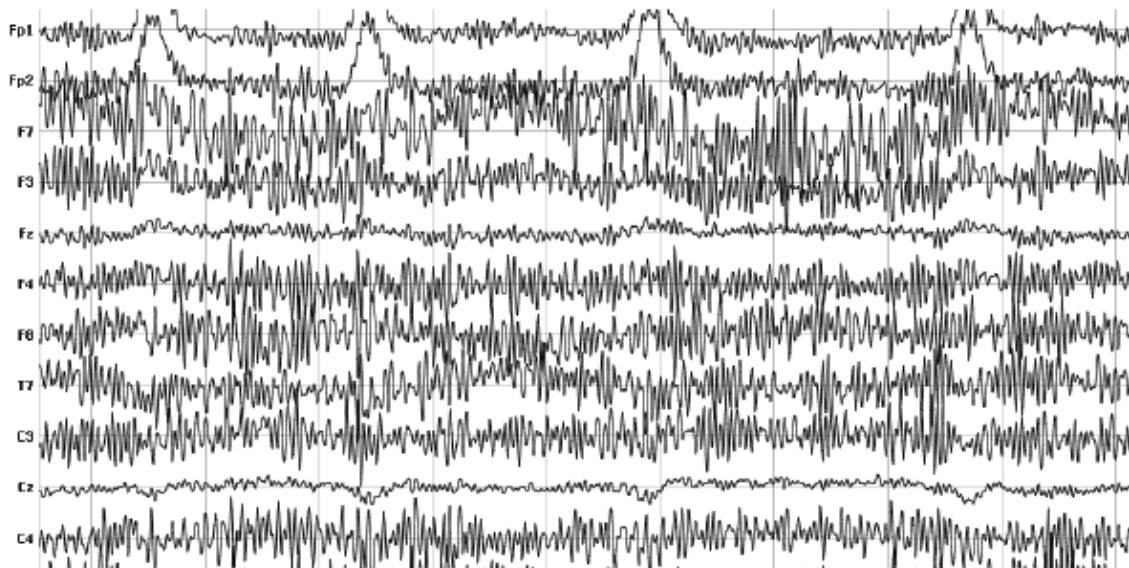
Θόρυβος ονομάζονται τα ηλεκτρικά δυναμικά τα οποία δε προέρχονται από εγκεφαλική δραστηριότητα και εμφανίζονται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Ο θόρυβος δυσκολεύει την διάκριση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε φυσιολογικό ή μη φυσιολογικό καθώς παραμορφώνει τις κυματομορφές και αλλοιώνει τα αποτελέσματα της ανάλυσης ου τεχνικού ή του νευρολόγου. Τα τεχνικά αυτά σφάλματα διακρίνονται σε δύο κατηγορίες τα βιολογικά και τα μη βιολογικά.

Βιολογικά σφάλματα ονομάζονται αυτά που εμφανίζονται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και προέρχονται από τον εξεταζόμενο. Αυτά τα σφάλματα μπορούν να εμφανιστούν γιατί ο εξεταζόμενος κούνησε τα μάτια του ή είχε κάποια μυϊκή δραστηριότητα, επίσης μπορούν να επηρεαστούν από την καρδιακή λειτουργία και την επίδραση του ιδρώτα στα ηλεκτρόδια που καταγράφουν την εγκεφαλική δραστηριότητα.

#### Μυϊκή Δραστηριότητα

Τα δυναμικά που προκαλούνται από την μυϊκή δραστηριότητα του μετωπιαίου και του κροταφικού μυ είναι τα πιο κοινά τεχνικά σφάλματα που παρατηρούνται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα της εικόνας 1.4. Τα δυναμικά που προκαλούνται από την κίνηση των μυών είναι μικρής διάρκειας και μπορούν να εντοπισθούν εύκολα με βάση την διάρκεια, την μορφολογία και την συχνότητα τους. Επίσης τεχνικά

σφάλματα μπορούν να προκαλέσουν κάποιες διαταράξεις κίνησης όπως ο Ιδιοπαθής τρόμος και η νόσος Parkinson, οι οποίες παράγουν ρυθμικό ημιτονοειδή θόρυβο 4 έως 6 Hz ο οποίος μπορεί να μιμηθεί την εγκεφαλική δραστηριότητα.



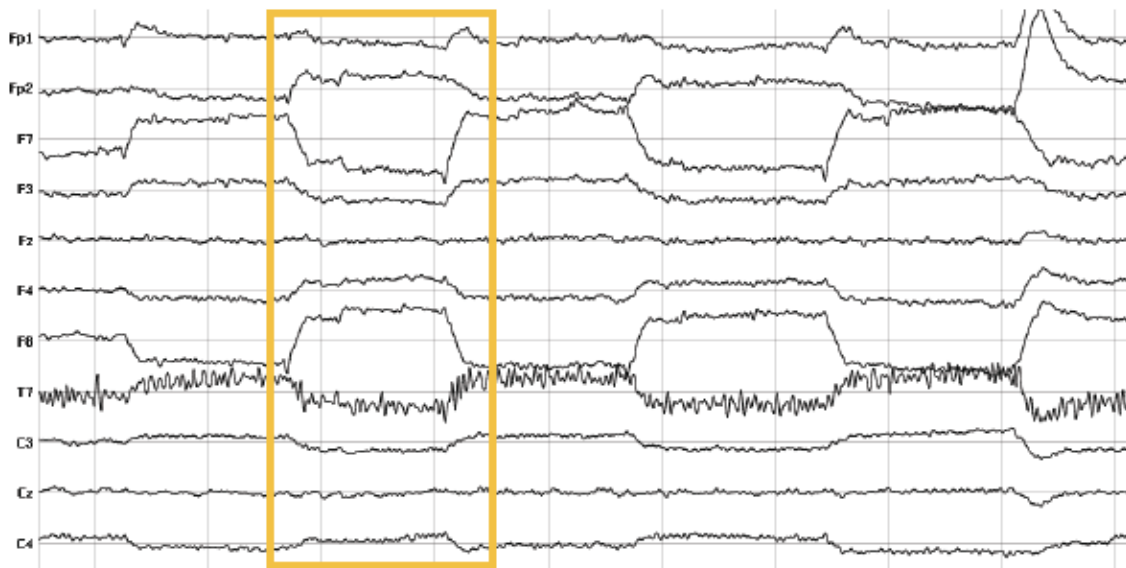
**Εικόνα 1.4** Θόρυβος στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα λόγω μουσικής δραστηριότητας

### **Γλωσσοκινητική Δραστηριότητα**

Τα τεχνικά σφάλματα που παράγονται από την κίνηση της γλώσσας του ασθενή έχουν ευρύ δυναμικό πεδίο και παρατηρούνται από την μετωπική έως και την ινιακή περιοχή. Η συχνότητα είναι μεταβλητή αλλά είναι συνήθως στο εύρος του Γάμμα ρυθμού και μπορεί να επιβεβαιωθεί εύκολα από τον τεχνικό. Τα γλωσσοκινητικά σφάλματα παρατηρούνται κυρίως σε ηλεκτροεγκεφαλογράφημα νεαρών ασθενών ή σε ασθενείς με άνοια.

### **Κίνηση Ματιών**

Οι κινήσεις των ματιών παρατηρούνται σε όλα τα ηλεκτροεγκεφαλογράφηματα όπως φαίνεται στην εικόνα 1.4 και είναι χρήσιμα ώστε να αναγνωριστεί το στάδιο ύπνου που βρίσκεται ο ασθενής. Ο βολβός του ματιού λειτουργεί σαν ένα δίπολο, με το εμπρόσθιο τμήμα του βολβού να λειτουργεί ως θετικός πόλος και το οπίσθιο ως αρνητικός πόλος, έτσι όταν περιστρέφεται ο βολβός παράγει εναλλασσόμενο ρεύμα μεγάλου πλάτους το οποίο ανιχνεύεται από τα ηλεκτρόδια που βρίσκονται κοντά στα μάτια. Οι κάθετες κινήσεις των ματιών και το ανοιγοκλείσιμο των ματιών κατά το οποίο το εμπρόσθιο μέρος του βολβού μετακινείται προς τα πάνω ανιχνεύονται από τα ηλεκτρόδια Fp1 και Fp2. Οι οριζόντιες κινήσεις των ματιών ανιχνεύονται από τα μετωπιαία πλευρικά ηλεκτρόδια F7 και F8.



**Εικόνα 1.4** Θόρυβος στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα λόγω κίνησης των ματιών

### **Καρδιακή Λειτουργία**

Ο θόρυβος που εμφανίζεται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα λόγω της καρδιακής λειτουργίας του ασθενή σχετίζεται με την διαφορά δυναμικού που εμφανίζεται στο τριχωτό της κεφαλής λόγω του χτύπου της καρδιάς. Η τάση και τα ηλεκτρόδια στα οποία εμφανίζονται αυτά τα δυναμικά διαφέρουν ανάλογα με το μοντάζ και την μορφολογία του κεφαλιού του ασθενή. Τα τεχνικά σφάλματα που εμφανίζονται λόγω της καρδιακής λειτουργίας είναι εύκολα αναγνωρίσιμα από τον τεχνικό, οποίος μαζί με το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα λαμβάνει και μαζί και ηλεκτροκαρδιογράφημα, λόγω της κανονικότητας που έχουν.

Μη βιολογικά σφάλματα ονομάζονται αυτά που εμφανίζονται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και προέρχονται από κάποιο πρόβλημα λειτουργίας του συστήματος καταγραφής. Αυτά τα σφάλματα μπορούν να εμφανιστούν γιατί υπάρχει κάποια βλάβη στο μηχάνημα καταγραφής, σε λάθος τοποθέτηση των ηλεκτροδίων από τον τεχνικό ή σε επίδραση που μπορούν να έχουν στο σύστημα καταγραφής εξωτερικοί παράγοντες όπως μία οθόνη ή ένας άνθρωπος που περνάει κοντά από τον ασθενή κατά την λήψη του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

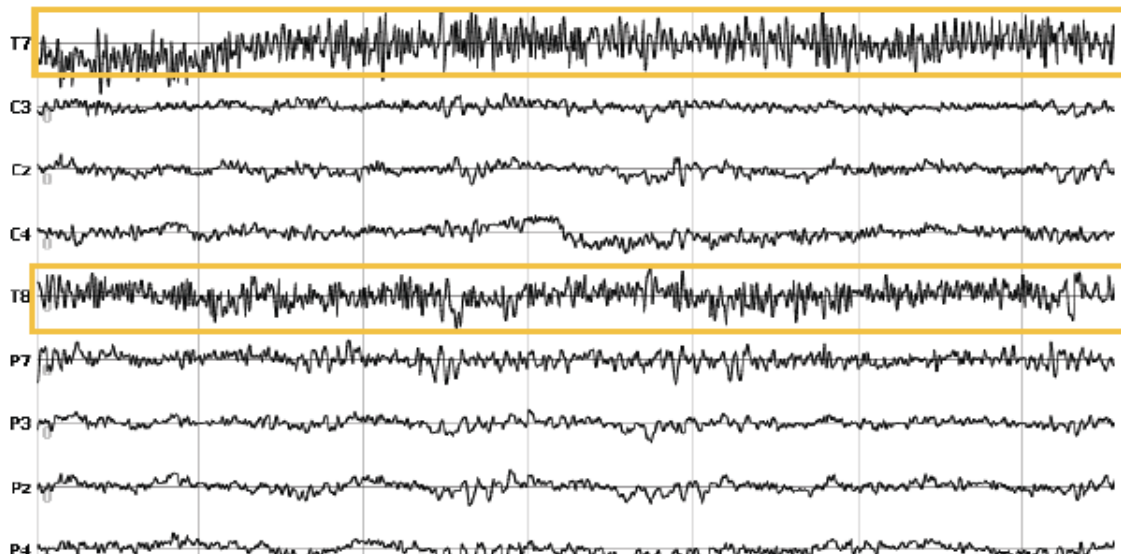
### **Ηλεκτρόδια**

Το πιο συνηθισμένο τεχνικό σφάλμα που μπορεί να συμβεί είναι να σταματήσει να κάνει καλή επαφή ένα ηλεκτρόδιο. Μορφολογικά εμφανίζεται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα σαν μία ή πολλαπλές αιχμηρές κυματομορφές και είναι εύκολα αναγνωρίσιμο καθώς η αλλαγή στην κυματομορφή περιορίζεται σε ένα μόνο ηλεκτρόδιο και γενικά στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα όταν υπάρχει απότομη αλλαγή στην κυματομορφή ενός μόνο ηλεκτροδίου θεωρείται τεχνικό σφάλμα μέχρι να αποδειχθεί το αντίθετο.

### **Εξωτερικοί παράγοντες**

Η παρεμβολή από ηλεκτρονικές συσκευές οι οποίες εκπέμπουν ακτινοβολία υψηλής συχνότητας όπως η τηλεόραση ή το ραδιόφωνο μπορεί να υπερφορτώσει τους ενισχυτές του ηλεκτροκαρδιογραφήματος και να σταματήσει η καταγραφή. Επίσης, η κίνηση άλλων ανθρώπων κοντά στον ασθενή μπορεί να

προκαλέσει ηλεκτροστατικά τεχνικά σφάλματα τα οποία πρέπει να αποφευχθούν όσο είναι δυνατό. Ένα άλλο τεχνικό σφάλμα που πρέπει να αποφευχθεί είναι ο θόρυβος γραμμής που εμφανίζεται στις συχνότητες μεταξύ 50 HZ – 60 HZ και φαίνεται στην εικόνα 1.5



Εικόνα 1.5 Θόρυβος γραμμής στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στα 50 – 60 Hz

Είναι εύκολα αντιληπτό ότι η απομάκρυνση του θορύβου είναι εξέχουσας σημασίας, καθώς μερικές φορές μπορεί ακόμα και να μιμηθεί κάποια γνωστική ή παθολογική δραστηριότητα και να οδηγήσει σε λάθος διάγνωση. Εφόσον δεν γίνεται τα αποφύγουμε τα τεχνικά λάθη καθώς είναι ιδιαίτερα δύσκολο για τον ασθενή να μείνει ακίνητος για μεγάλο χρονικό διάστημα και να αποφύγει τις ηλεκτρικές συσκευές, αφαιρούμε τα σφάλματα κατά την επεξεργασία του σήματος. Μια προσέγγιση για την απομάκρυνση θορύβου είναι η artifact laden-trials, κατά την οποία απομακρύνουμε ολόκληρο το τμήμα δεδομένων που περιέχει τεχνικά σφάλματα, με αυτό τον τρόπο όμως χάνουμε μεγάλο μέρος πληροφορίας που χρειαζόμαστε για την ανάλυση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Η επικρατούσα προσέγγιση προτείνει την απομόνωση και απομάκρυνση του θορύβου ώστε να μη χαθεί η ζητούμενη εγκεφαλική δραστηριότητα.

Η αφαίρεση των σφαλμάτων γίνεται είτε χειροκίνητα είτε αυτόματα με την χρήση αλγορίθμου. Η χειροκίνητη αφαίρεση γίνεται από τον ερευνητή ο οποίος εξετάζει τις μετρήσεις και διαχωρίζει ποια δεδομένα είναι τεχνικό σφάλμα. Η αυτόματη απόρριψη γίνεται από έναν αλγόριθμο, ο οποίος έχει εκπαιδευθεί για να διακρίνει ποιες κυματομορφές είναι σφάλματα και ποιες όχι. Είναι εύκολα κατανοητό, χωρίς να υπάρχει πρόθεση να υποβαθμιστεί η ικανότητα των τεχνικών ή των νευρολόγων, ότι όσο αναπτύσσεται η τεχνολογία και οι τεχνικές εκπαίδευσης αλγορίθμων μπορούμε να μειώσουμε τα τεχνικά σφάλματα σε απόλυτο βαθμό.

## 1.6 Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στην επιληψία

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι το πλέον σημαντικό εργαλείο για την διάγνωση της επιληψίας. Υπάρχουν 3 διαφορετικές χρονικές κατηγορίες στην οποίες η επιστημονική κοινότητα χωρίζει το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ενός ασθενή που πάσχει από επιληψία.



**Inter-ictal Period**

Είναι η περίοδος μεταξύ δύο επιληπτικών κρίσεων, για έναν ασθενή με επιληψία είναι η κατάσταση στην οποία βρίσκεται όλη του την ζωή. Στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα κατά την inter-ictal περίοδο μπορεί να εμφανιστούν μικρές παρεμβολές στις κυματομορφές οι οποίες αναγνωρίζονται από τους ως υποκλινικές επιληπτικές κρίσεις, αλλά αυτές οι παρεμβολές δεν σχετίζονται με τις επιληπτικές κρίσεις.

**Ictal Period**

Είναι η περίοδος κατά την οποία ο ασθενής έχει επιληπτική κρίση. Στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα κατά την Ictal περίοδο παρατηρούνται αλλαγές στα πλάτη και τις συχνότητες της κυματομορφής.

**Pre-ictal Period**

Είναι η περίοδος πριν την κρίση κατά την οποία εμφανίζονται κάποια συμπτώματα που μπορεί να σχετίζονται με την κρίση, όπως πονοκέφαλος ή απλά αλλαγή στην διάθεση του ασθενή. Το χρονικό κατά το οποία ο ασθενής εισέρχεται στην pre-ictal περίοδο δεν είναι ακριβές, καθώς μπορεί να είναι από μερικά δευτερόλεπτα πριν την κρίση έως και μερικές ώρες και υπάρχει μεγάλη δυσκολία ως προς τον εντοπισμό του [6].



# Κεφάλαιο 2

## Ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων

### 2.1 Αυτόματη ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων

Η ανίχνευση των επιληπτικών κρίσεων με την χρήση αλγορίθμων είναι μία σχετικά καινούρια μέθοδος και εστιάζει στην εύρεση των κρίσεων με βάση τα επιληπτικά πρότυπα που εμφανίζονται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Η ακρίβεια της ανίχνευσης όμως συνήθως δεν είναι ικανοποιητική καθώς μπορούν να εμφανιστούν πολλά διαφορετικά πρότυπα κατά την διάρκεια μίας κρίσης.

Η έρευνα στην αυτόματη ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων έχει ξεκινήσει από το 1970 και έχουν υπάρξει πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις για την αντιμετώπιση του προβλήματος. Αρχικά εφαρμόστηκαν τεχνικές επεξεργασίας σήματος και αλγόριθμοι οι οποίοι ανιχνεύουν τις κυματομορφές αιχμής που δημιουργούνται στην διάρκεια της κρίσης. Στην συνέχεια οι ερευνητές επικεντρώθηκαν στην εύρεση της pre-ictal περιόδου και στην πρόβλεψη της κρίσης. Πλέον η ερευνητική κοινότητα έχει στραφεί στα νευρωνικά δίκτυα για την ανίχνευση των επιληπτικών κρίσεων. Οι κατηγορίες στις οποίες χωρίζονται οι μεθοδολογίες που έχουν προταθεί είναι οι παρακάτω.

- Ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας
- Ανάλυση στο πεδίο χρόνου-συχνότητας
- Ανάλυση στο πεδίο του χρόνου

### 2.2 Ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας

Η συχνότητα ενός σήματος είναι ο αριθμός εμφάνισης του γεγονότος σε καθορισμένο χρόνο. Το συνεχές ηλεκτροεγκεφαλογράφημα περιλαμβάνει γεγονότα τα οποία έχουν διαφορετικές συχνότητες, αν ο ερευνητής υπολογίζει τα συχνοτικά χαρακτηριστικά του σήματος τότε η ανάλυση λαμβάνει μέρος στο πεδίο της συχνότητας. Το κύριο εργαλείο που χρησιμοποιείται στην ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας είναι ο γρήγορος μετασχηματισμός Fourier (Fast Fourier Transform). Επίσης αλλά δυο εργαλεία που χρησιμοποιούνται είναι τα φίλτρα και ο διακριτός μετασχηματισμός κύματος.

Οι Birjandtalab et al. [7] χρησιμοποιούν ανάλυση φασματικής ισχύος για να εξάγουν δεδομένα από κάθε κανάλι. Χωρίζουν τα κανάλια σε παράθυρα των 10 δευτερολέπτων και υπολογίζουν την φασματική πυκνότητα ισχύος αυτών των παραθύρων χρησιμοποιώντας μετασχηματισμό Fourier. Υπολογίζουν την φασματική πυκνότητα ισχύος για ένα κανάλι  $c$  με συχνότητα  $f_s$  ως εξής:

$$P^c(f) = \frac{1}{f_s N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x_n^c e^{-j2\pi f n} \right|^2 \quad \frac{-f_s}{2} < f < \frac{f_s}{2}$$

Όπου το  $x_n^c$  αντιπροσωπεύει το  $n^{th}$  δείγμα του καναλιού  $c$  από  $N$  σύνολο δειγμάτων. Μετά χρησιμοποιούν αλγόριθμο τυχαίου δάσους για να βρουν και να επιλέξουν τα 3 πιο χρήσιμα κανάλια και να εξάγουν τα χαρακτηριστικά. Επιλέχθηκαν για κάθε ασθενή 8 ώρες δεδομένων χωρίς κρίση και

χρησιμοποιούν αλγόριθμο κατηγοριοποίησης KNN, εκπαιδεύοντας τον με τα δεδομένα κάθε ασθενή ξεχωριστά, για να κατηγοριοποιήσουν τα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα με κρίση και χωρίς κρίση. Αυτή η μέθοδος πέτυχε μέση ευαισθησία 80,87% η οποία υπολογίστηκε με την χρήση 10-fold cross validation επαναλαμβανόμενη 10 φορές.

Οι Kaleem et al. [8] χωρίζουν όλα τα δεδομένα που έχουν σε παράθυρα των τεσσάρων δευτερολέπτων και χρησιμοποιούν διακριτό μετασχηματισμό Fourier για να χωρίσουν τα σήματα στους εγκεφαλικούς ρυθμούς Δέλτα, Θήτα, Άλφα και Βήτα. Ο τύπος του διακριτού μετασχηματισμού Fourier είναι ο παρακάτω:

$$x[n] = \sum_k a_{j,k} 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}n - k) + \sum_{j,k} d_{j,k} 2^{-j/2} \psi(2^{-j}n - k)$$

Μετά επιλέγονται τα τρία χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από τον μετασχηματισμό τα οποία είναι η Ενέργεια, η αραιότητα του φασματικού πλάτους και το άθροισμα της παραγώγου του φασματικού πλάτους. Οι ερευνητές χρησιμοποιούν 5 διαφορετικούς ταξινομητές για να επιβεβαιώσουν την μεθοδολογία τους. Οι ταξινομητές αυτοί είναι οι LDA, SVM, NB, k-NN, CT και χρησιμοποιούν 5-fold cross validation για να τους προπονήσουν. Η παραπάνω μέθοδος πέτυχε ακρίβεια 99,6%.

Οι Hu et al. [9] προτείνουν την εύρεση των κρίσεων με βάση το pre-ictal κομμάτι των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων. Οι ερευνητές θεωρούν ως pre-ictal περίοδο την μία ώρα που μεσολαβεί πριν ο ασθενής εκδηλώσει κρίση, χωρίζουν αυτή την μία ώρα σε παράθυρα των είκοσι λεπτών και ταξινομούν την επιληψία στις 5 εξής κατηγορίες: interictal, Pre1, Pre2, Pre3, seizure. Οι καταστάσεις Pre1, Pre2, Pre3 αντιστοιχούν στα χρονικά διαστήματα 40-60 min, 20-40 min, 0-20 min αντίστοιχα. Ύστερα κάνουν γρήγορο μετασχηματισμό Fourier, κόβουν το σήμα σε παράθυρα των 2 δευτερολέπτων και χωρίζουν τις συχνότητες έως 70 hz σε 19 υποζώνες συχνότητας, υπολογίζουν το φασματικό πλάτος και το μέσο φασματικό πλασματικό πλάτος (MAS) των 18 καναλιών. Στη συνέχεια, κατασκευάζουν έναν πίνακα 18\*19 ο οποίος εισάγεται σε ένα νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών, τα οποία μετά βάζουν σε έναν αλγόριθμο SVM για την κατηγοριοποίηση των καταστάσεων των ασθενών. Οι ερευνητές με αυτή τη μέθοδο πέτυχαν ακρίβεια 86,25%.

Οι Tsiouris et al. [10] χρησιμοποιούν επίσης νευρωνικά δίκτυα για την πρόβλεψη των κρίσεων. Αρχικά, χωρίζουν τα σήματα σε παράθυρα 5 δευτερολέπτων και χωρίζουν τα σήματα στις κατηγορίες interictal, preictal και ictal. Τα σήματα που περιέχουν κρίσεις απορρίπτονται καθώς δεν χρειάζονται για την πρόβλεψη των κρίσεων. Στη συνέχεια τα σήματα εισάγονται σε μία λογιστική μονάδα που εξαγει τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά και αυτά εισάγονται σε ένα δίκτυο LSTM για να αποφασίσει πια χαρακτηριστικά χρειάζονται για την πρόβλεψη των κρίσεων και η απόδοση αξιολογείται χρησιμοποιώντας 10-fold cross validation. Ως pre-ictal καταγραφές χρησιμοποιήθηκαν τέσσερα παράθυρα 15, 30, 60 και 120 λεπτών και οι ερευνητές πέτυχαν παρόμοια ποσοστά ευαισθησίας και ακρίβειας για τα τέσσερα pre-ictal παράθυρα που έθεσαν, της τάξης του 99,5%.

## 2.3 Ανάλυση στο πεδίο χρόνου-συχνότητας

Η ανάλυση στο πεδίο χρόνου-συχνότητας συνδυάζει τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται στην ανάλυση στα πεδία του χρόνου και της συχνότητας, και μελετάει το αρχικό σήμα ως ένα διδιάστατο καινούριο σήμα σε αντίθεση με τις δύο προηγούμενες αναλύσεις οι οποίες μελετάνε ένα μονοδιάστατο σήμα. Η ανάλυση στο πεδίο χρόνου-συχνότητας γίνεται με τον βραχύ μετασχηματισμό Fourier (Short-Time Fourier Transform), την ανάλυση κυματιδίων και την Εμπειρική μέθοδο αποσύνθεσης.

### 2.3.1 Ανάλυση Κυματιδίων

Οι Ahammad et al. [11] στην μέθοδο που προτείνουν κάνουν αποσύνθεση κυματιδίου τεσσάρων επιπέδων χρησιμοποιώντας δεύτερης τάξης μητρικό κυματίδιο Daubechies και εξάγουν την ενέργεια, την εντροπία, την τυπική απόκλιση, την μέση τιμή, το ελάχιστο και το μέγιστο. Επίσης εξάγουν και το διατεταρτημοριακό εύρος(IQR) και την απόλυτη μέση απόκλιση(MAD) που βασίζονται στα κυματίδια χωρίς να κάνουν αποσύνθεση κυματιδίου. Παρακάτω σημειώνονται οι τύποι που χρησιμοποιήθηκαν για την εύρεση των χαρακτηριστικών σε κάθε επίπεδο αποσύνθεσης του κυματιδίου.

Ενέργεια:

$$ED_i = \sum_{j=1}^N |D_{ij}|^2, \quad i = 1, 2, \dots, l,$$

$$EA_i = \sum_{j=1}^N |A_{ij}|^2$$

Εντροπία:

$$ENT_i = \sum_{j=1}^N D_{ij}^2 \log(D_{ij}^2), \quad i = 1, 2, \dots, l$$

Τυπική απόκλιση:

$$\sigma_i = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (D_{ij} - \mu_i)^2 \right)^{1/2}$$

Μέση τιμή:

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, l$$

Όπου το  $i=1,2,\dots,l$  είναι το επίπεδο αποσύνθεσης κυματιδίου από επίπεδο 1 ως επίπεδο  $l$ .

Στην συνέχεια, τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά εισάγονται σε έναν γραμμικό ταξινομητή για να γίνει η ταξινόμηση μεταξύ φυσιολογικού και επιληπτικού ηλεκτροκαρδιογραφήματος. Στον ταξινομητή το 60% των κρίσεων χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και το υπόλοιπο 40% για δοκιμή. Στην βάση της MIT η προτεινόμενη μέθοδος πέτυχε ποσοστό ευαισθησίας 98,5% και καθυστέρηση της τάξεως των 1,76 δευτερολέπτων.

Οι Khan et al. [12] χωρίζουν το σήμα σε παράθυρα του ενός δευτερολέπτου και χρησιμοποιούν ανάλυση κυματιδίου χρησιμοποιώντας τέταρτης τάξης μητρικό κυματίδιο Daubechies για να χωρίσουν το σήμα και να εξάγουν τρία χαρακτηριστικά από το interictal και το ictal, την κύρτωση, την ασυμμετρία και το NCOV το οποίο είναι η αναλογία της διακύμανσης και του απόλυτου μέσου όρου. Η ταξινόμηση ανάμεσα σε φυσιολογικό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και σε κρίση έγινε με την χρήση ενός γραμμικού ταξινομητή ο οποίος έβρισκε την κρίση εφόσον ταξινομούσε ως κρίση τουλάχιστον τα 60% των καναλιών και η εκπαίδευση έγινε με 10-fold cross validation. Η παραπάνω μέθοδος κατάφερε να ανιχνεύσει όλες τις κρίσεις με μέση καθυστέρηση 3,2 δευτερόλεπτα και 1,1 λάθη ανά ώρα.

Οι Chen et al. [13] ακολουθούν την μέθοδο της αποσύνθεσης κυματιδίου και εξάγουν από την κάθε υποζώνη την κατά προσέγγιση εντροπία (Approximate Entropy), την εντροπία του δείγματος (Sample Entropy), την ανάλυση ποσοτικοποίησης επαναληψιμότητας (Recurrence quantification analysis) και την ενέργεια ώστε να γίνει σύγκριση με τα μη γραμμικά χαρακτηριστικά που εξήγαγαν παραπάνω. Τα χαρακτηριστικά στη συνέχεια εισάγονται σε μια μηχανή ακραίας μάθησης (Extreme Learning Machine) και σε μία Μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machine) ώστε να γίνει σύγκριση των δύο ταξινομητών και των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται. Για την εκπαίδευση των ταξινομητών εισάγουν τα δεδομένα όλων των ασθενών εκτός από έναν, του οποίου τα δεδομένα θα χρησιμοποιηθούν για την δοκιμή, και επαναλαμβάνουν την διαδικασία όσες φορές χρειάζεται ώστε να εκπαιδευτεί ο ταξινομητής με τα δεδομένα όλων των ασθενών. Η πιο αποδοτική μέθοδος ήταν η εισαγωγή της εντροπίας του δείγματος στην μηχανή ακραίας μάθησης καθώς πέτυχαν ποσοστό ευαισθησίας 92,6% και ψευδές ποσοστό ανακάλυψης 0.078 ανά ώρα.

Οι Khan et al. [14] χρησιμοποιούν τις 68 από τις 129 διαθέσιμες καταγραφές καθώς τηρούν τα κριτήρια που οι ίδιοι έχουν θέσει δηλαδή η καταγραφή να περιέχει μία μόνο κρίση και να υπάρχουν τουλάχιστον 30 λεπτά φυσιολογικής καταγραφής πριν συμβεί η κρίση, επίσης επέλεξαν 50 τυχαίες καταγραφές για να ελέγξουν την ακρίβεια του μοντέλου. Αρχικά οι ερευνητές μετατρέπουν το σήμα χρησιμοποιώντας ανάλυση κυματιδίου και εισάγουν τα νέα σήματα σε ένα νευρωνικό δίκτυο για να εξάγουν χαρακτηριστικά και να βρουν την pre-ictal περίοδο χρησιμοποιώντας αναζήτηση πλέγματος. Για την εκπαίδευση του ταξινομητή οι ερευνητές χρησιμοποιούν 10-fold cross validation. Η μέθοδος αυτή κατάφερε να προβλέψει το 83,3% των κρίσεων κατά μέσο όρο 6 λεπτά πριν την κρίση.

### 2.3.2 Εμπειρική μέθοδος αποσύνθεσης

Οι Alickovic et al. [15] εξάγουν 1000 παράθυρα των 8 δευτερολέπτων για καθεμιά από τις παρακάτω κατηγορίες: ictal, inter-ictal, pre-ictal. Τα Pre-ictal παράθυρα τα εξήγαγε από το χρονικό διάστημα 15-30 λεπτά πριν την κρίση. Στη συνέχεια χρησιμοποιούν Εμπειρική μέθοδο αποσύνθεσης για την αποσύνθεση του σήματος επιλέγουν τα παρακάτω χαρακτηριστικά για κάθε υποζώνη:

1. Μέσο όρο των απόλυτων τιμών των συντελεστών
2. Μέση ισχύ των απόλυτων τιμών των συντελεστών
3. Τυπική απόκλιση των απόλυτων τιμών των συντελεστών
4. Αναλογία των απόλυτων μέσων τιμών για κάθε γειτονική υποζώνη
5. Ασυμμετρία
6. Κύρτωση

Στην ερευνά τους εισήγαγαν τρεις διαφορετικές ομάδες χαρακτηριστικών στους ταξινομητές που χρησιμοποιούν, την F1 η οποία έχει τα χαρακτηριστικά 1,2,3 και 4, την F2 η οποία έχει τα χαρακτηριστικά 1,3,5,6 και την F3 η οποία έχει και τα 6 χαρακτηριστικά. Οι ταξινομητές που χρησιμοποιούν είναι οι παρακάτω:

- Αλγόριθμος τυχαίου δάσους (Random Forest)
- Μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machine)
- Πολυεπίπεδο Δίκτυο Perceptron (Multilayer Perceptron)
- Ταξινομητής k πλησιέστερων γειτόνων (k-Nearest Neighbor)

Η συνολική ακρίβεια της μεθόδου που χρησιμοποίησαν οι ερευνητές καταγράφεται στον παρακάτω πίνακα.

Ταξινομητής	F1	F2	F3
k-NN	83,97%	80,13%	87,2%
MLP	86,97%	83,37%	89,67%
SVM	91,6%	85,1%	91,43%
RF	89,27%	82,5%	92,83%

Πίνακας 1.1 Η ακρίβεια στις διαφορετικές μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν από τους Emina Alickovic et al.

## 2.4 Ανάλυση στο πεδίο του χρόνου

Η ανάλυση στο πεδίο του χρόνου είναι η πρώτη τεχνική που χρησιμοποιήθηκε στην αυτόματη ανίχνευση επιληπτικών κρίσεων και βασίζεται στην εξαγωγή χαρακτηριστικών από το σήμα χωρίς να έχει γίνει προηγουμένως οποιοσδήποτε μετασχηματισμός. Προσφέρεται για ταχύτατους υπολογισμούς καθώς απαιτεί λιγότερα πολύπλοκους αλγόριθμους και εξαρτήματα, αλλά διακρίνεται για τα πολύ χαμηλά ποσοστά ευαισθησίας και ακρίβειας για τους ίδιους ακριβής λόγους όπως θα παρατηρήσουμε παρακάτω.

Οι Zhou et al. [16] κάνουν σύγκριση της αποτελεσματικότητας της ανάλυσης στο πεδίο του χρόνου έναντι του πεδίου της συχνότητας και τριών διαφορετικά προβλημάτων, το Interictal-Preictal, το Interictal-Ictal και το Interictal-Ictal-Preictal. Αρχικά κόβουν τα σήματα σε κομμάτια τους ενός δευτερολέπτου και για την ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας χρησιμοποιούν γρήγορο μετασχηματισμό Fourier (FFT), στην συνέχεια εισάγουν το αναλυμένο και το ωμό σήμα σε ένα νευρωνικό δίκτυο το οποίο θα αποφασίσει ποια χαρακτηριστικά θα εξάγει για τις δύο περιπτώσεις, και θα προσδιορίσει τον pre-ictal χρόνο και κάνουν 6-fold cross validation εκπαίδευση στον ταξινομητή. Στα δύο πρώτα προβλήματα στην ανάλυση στο πεδίο του χρόνου η μέση ακρίβεια είναι 59,5% και 62,3% ενώ στο τριαδικό πρόβλημα η μέση ακρίβεια στο πεδίο της συχνότητας ήταν 93% και η μέση ακρίβεια στο πεδίο του χρόνου ήταν 47,9%. Όπως προκύπτει από τα παραπάνω αποτελέσματα οι αναλυτές εξάγουν το συμπέρασμα ότι στην ανάλυση στο πεδίο του χρόνου η ακρίβεια της ταξινόμησης κυμαίνεται σε τυχαία επίπεδα. Αξίζει να σημειώσουμε ότι τα παραπάνω αποτελέσματα αφορούν ηλεκτροεγκεφαλογράφημα από την βάση CHB-MIT στην οποία τα ηλεκτρόδια έχουν τοποθετηθεί στο τριχωτό της κεφαλής, ενώ χρησιμοποιώντας στην ίδια έρευνα την βάση της Freiburg ή οποία έχει ενδοκρανικά ηλεκτροεγκεφαλογράφημα τα αποτελέσματα στο πεδίο του χρόνου ήταν αισθητά καλύτερα με την μέση ακρίβεια στα τρία προβλήματα να είναι 91,1% 83,8% και 85,1% αντίστοιχα.

Οι Wei et al [17] κόβουν τα σήματα σε κομμάτια των 5 δευτερολέπτων με βήμα 1 δευτερόλεπτο ώστε να κάνουν τα σήματα να μοιάζουν με εικόνες. Οι ερευνητές αρχικά χρησιμοποιούν τα ωμά δεδομένα και τα εισάγουν σε ένα νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών και την εκπαίδευση του ταξινομητή και πετυχαίνουν μέση ακρίβεια της τάξεως του 81,49%. Στην συνέχεια οι ερευνητές χρησιμοποιούν δύο διαφορετικές μεθόδους για την επεξεργασία των σημάτων στο πεδίο του χρόνου, την τεχνική της συγχώνευσης των αυξανόμενων και μειούμενων ακολουθιών (MIDS) και την τεχνική αύξησης δεδομένων Wasserstein GANs. Η τεχνική MIDS επισημαίνει τα χαρακτηριστικά των κυματομορφών με βάση την αντιληπτική οργανωτική αρχή και περιλαμβάνει δύο διαδικασίες, την συνένωση του συμπλέγματος και των συγχώνευση των ημιτελών κυμάτων. Η τεχνική Wasserstein GANs χρησιμοποιείται για να δημιουργηθούν περισσότερα δείγματα και να μπορεί το νευρωνικό δίκτυο να εκπαιδευτεί καλύτερα τον ταξινομητή. Η τεχνική MIDS είχε μέση ακρίβεια 83,27% και η τεχνική Wasserstein GANs είχε μέση ακρίβεια 84%.





# Κεφάλαιο 3

## Ανάλυση σήματος

### 3.1 Μετασχηματισμός Fourier

Ο Joseph Fourier ήταν Γάλλος Μαθηματικός ο οποίος το 1807 ανακάλυψε ότι όλες οι περιοδικές συναρτήσεις μπορούν να εκφραστούν ως σταθμισμένο άθροισμα βασικών τριγωνομετρικών συναρτήσεων, οι ιδέες όμως δέχθηκαν κριτική και δεν έγιναν αποδεκτές από τους Lagrange, Legendre και Laplace καθώς θεώρησαν ότι είχαν έλλειψη μαθηματικής αυστηρότητας και οι έρευνες του δεν δημοσιεύθηκαν. Ο Fourier χρειάστηκε 15 χρόνια για να τους πείσει και δημοσιευθούν τελικά οι έρευνες του. Στα επόμενα 150 χρόνια οι έρευνες του επεκτάθηκαν για τις μη περιοδικές συναρτήσεις και ακολουθίες διακριτού χρόνου.

Ο μετασχηματισμός Fourier είναι ένας μαθηματικός μετασχηματισμός ο οποίος αποσυνθέτει τις συναρτήσεις ανάλογα με το χώρο ή τον χρόνο σε συναρτήσεις ανάλογα με την χωρική ή την χρονική συχνότητα και δίνεται από τον κάτω ορισμό:

Έστω  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C}$  μια δοσμένη συνάρτηση. Ορίζουμε την  $F(s)$  με  $s \in \mathbb{R}$  ως εξής

$$F(s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-ist} dt \quad (3.1)$$

Αν το ολοκλήρωμα είναι πεπερασμένο. Η συνάρτηση  $F(s)$  ονομάζεται ο μετασχηματισμός Fourier της  $f$ . Συχνά, συμβολίζεται και με  $F(f)(s)$ .

Σε αυτό τον ορισμό χρησιμοποιούμε την σχέση (φόρμουλα του Euler)

$$e^{ix} = \cos x + i \sin x \quad (3.2)$$

Η πρώτη τροποποίηση του μετασχηματισμού Fourier για να μπορεί να γίνει ανάλυση των μη στατικών σημάτων ήταν ο βραχύς μετασχηματισμός Fourier (STFT) από τον Dennis Gabor το 1946. Ο βραχύς μετασχηματισμός Fourier εφευρέθηκε για να μπορεί να γίνει τμηματοποίηση του σήματος χρησιμοποιώντας ένα παράθυρο με εντοπισμό χρόνου και εκτέλεση της ανάλυσης για κάθε τμήμα, έτσι ο βραχύς μετασχηματισμός Fourier προσέφερε ανάλυση στο πεδίου χρόνου-συχνότητας. Ο βραχύς μετασχηματισμός Fourier δίνεται από τον παρακάτω τύπο

$$X_m(\omega) = \sum_{-\infty}^{\infty} x(n)w(n - mR) e^{-j\omega n} \quad (3.3)$$

Όπου

- $x(n)$  = σήμα εισόδου στον χρόνο  $n$ .
- $w(n)$  = παράθυρο συνάρτησης μήκους  $M$ .
- $X_m(\omega)$  = Μετασχηματισμός Fourier διακριτού χρόνου του παράθυρου δεδομένων με επίκεντρο τον χρόνο  $mR$ .
- $R$  = μέγεθος άλματος στα δείγματα μεταξύ διαδοχικών επιτυχών Μετασχηματισμών Fourier διακριτού χρόνου.

Το πρόβλημα που υπήρχε με τον βραχύ μετασχηματισμό Fourier είναι ότι χρησιμοποιούν το ίδιο μήκος παραθύρου για όλο το σήμα και ως συνέπεια είναι δύσκολη η ανίχνευση σημάτων τόσο με υψηλές όσο και με χαμηλές συχνότητες. Μία εναλλακτική του γρήγορου μετασχηματισμού Fourier είναι ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier (discrete Fourier transform) ο οποίος επιτρέπει να οριστεί με ακρίβεια το εύρος στο οποίο θα υπολογιστεί ο μετασχηματισμός, αλλά υπολογιστικά είναι πολύ αργός. Ο διακριτός μετασχηματισμός Fourier δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$X(\omega_k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(t_n) e^{-j\omega_k t_n}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.4)$$

Το 1965 οι James Cooley και John Tukey επινόησαν τον γρήγορο μετασχηματισμό Fourier (fast Fourier transform). Ο γρήγορος μετασχηματισμός Fourier είναι υπολογιστικά μια πολύ αποτελεσματική και γρήγορη μέθοδος δημιουργίας μετασχηματισμού Fourier, αυτό το πλεονέκτημα το αποκτάει ο γρήγορος μετασχηματισμός Fourier μειώνοντας τον αριθμό των υπολογισμών που χρειάζεται για την ανάλυση μιας κυματομορφής. Το μεγάλο μειονέκτημα του όμως είναι το περιορισμένο εύρος δεδομένων της κυματομορφής που μπορούν να μετασχηματιστούν και η ανάγκη εφαρμογής μιας συνάρτησης στάθμισης παραθύρου για να αντισταθμιστεί η φασματική διαρροή.

Όπως γίνεται αντιληπτό δημιουργήθηκε η ανάγκη στην επιστημονική κοινότητα για έναν μετασχηματισμό με μεταβλητό μέγεθος ανάλογα με την συχνότητα του σήματος που αναλύεται. Ο μετασχηματισμός wavelet επιτρέπει την χρήση μικρών χρονικών παραθύρων για πιο ακριβή πληροφορία σε μετασχηματισμό σημάτων υψηλότερων συχνοτήτων και την χρήση μεγαλύτερων χρονικών παραθύρων για πιο ακριβή πληροφορία σε μετασχηματισμό σημάτων χαμηλότερων συχνοτήτων.

## 3.2 Μετασχηματισμός Wavelet

Στην εφαρμογή του αλγορίθμου έχει χρησιμοποιηθεί ανάλυση διακριτού μετασχηματισμού wavelet καθώς θα γίνει επεξεργασία των σημάτων στο πεδίο χρόνου-συχνότητας και θα χρησιμοποιηθούν φίλτρα.

### 3.2.1 Ιστορία των Wavelet

Η πρώτη έρευνα σχετικά με τα Wavelet έγινε το 1909 από τον Ούγγρο μαθηματικό Alfred Haar ο οποίος εφηύρε το Haar wavelet ωστόσο η έννοια των wavelet δεν υπήρχε μέχρι το 1981 όταν και προτάθηκε η ιδέα από τον γεωφυσικό Jean Morlet ο οποίος μαζί με τον Γάλλο φυσικό Alexander Grossmann εφηύραν τον όρο Wavelet το 1984 [18]. Το 1988 η Βελγίδα φυσικομαθηματικός Ingrid Daubechies εφηύρε τις κυματομορφές Daubechies τα οποία επιτρέπουν την παραμετροποίηση του χρόνου και της κλίμακας του μετασχηματισμού το οποίο επέτρεψε περισσότερη ελευθερία στην επιλογή των βασικών συναρτήσεων. Έτσι η Ingrid Daubechies έχτισε τα θεμέλια της σύγχρονης θεωρίας των κυματομορφών και ο μετασχηματισμός Wavelet έχει γίνει ένας από τους πιο υποσχόμενους μετασχηματισμούς συναρτήσεων τις τελευταίες δεκαετίες

### 3.2.2 Ιδιότητες των wavelet

Το wavelet είναι μια κυματοειδής ταλάντωση η οποία έχει πεπερασμένο πλάτος και μήκος, αυξάνεται μέχρι ένα συγκεκριμένο μέγιστο και έχει μέση τιμή 0. Ένα wavelet είναι μία συνάρτηση  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$  η οποία ικανοποιεί την συνθήκη

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty, (3.5)$$

Όπου  $\hat{\psi}(\omega)$  είναι ο μετασχηματισμός Fourier του  $\psi(t)$  και εξασφαλίζει ότι το σήμα μπορεί να ανακατασκευαστεί στην αρχική του μορφή χωρίς να υπάρχει απώλεια πληροφορίας.

Εάν  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$ , τότε  $\psi_{a,b} \in L^2(\mathbb{R})$  για όλα τα  $a, b$  για

$$\|\psi_{a,b}(t)\|^2 = |a|^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \left| \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \right|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(x)|^2 dx = \|\psi\|^2. (3.6)$$

Ο μετασχηματισμός Fourier του  $\psi_{a,b}(t)$  δίνεται από τον τύπο

$$\hat{\psi}_{a,b}(\omega) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i\omega t} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = |a|^{-\frac{1}{2}} e^{-ib\omega} \hat{\psi}(a\omega). (3.7)$$

Στη συνέχεια το σήμα πρέπει να αποσυντεθεί συνελίσσοντας το με τα wavelet. Τα wavelet είναι μια οικογένεια συναρτήσεων κατασκευασμένη από μεταφράσεις(translations) και διαστολές μιας συνάρτησης που ονομάζεται μητρικό κυματίδιο το οποίο κατασκευάζεται σύμφωνα με τον τύπο

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0, (3.8)$$

Όπου το  $a$  είναι η παράμετρος κλιμάκωσης που μετρά τον βαθμό κλίμακας και το  $b$  είναι μια παράμετρος μετάφρασης η οποία καθορίζει την χρονική θέση του κύματος. Όταν  $|a| < 1$  το κυματίδιο (3.8) είναι η συμπιεσμένη έκδοση του μητρικού κυματιδίου και αντιστοιχεί σε υψηλότερες συχνότητες, ενώ όταν το  $|a| > 1$  το κυματίδιο (3.8) έχει μεγαλύτερο χρονικό πλάτος από το μητρικό κυματίδιο και αντιστοιχεί σε χαμηλότερες συχνότητες. Έτσι τα κυματίδια έχουν προσαρμοσμένο το πλάτους του χρόνου στις συχνότητες τους. Γενικά καθώς το  $|a|$  μειώνεται η ανάλυση στον τομέα του χρόνου γίνεται πιο λεπτομερής και η ανάλυση στον τομέα της συχνότητας γίνεται πιο τραχιά.

### 3.3 Εφαρμογές των Wavelet

#### Συμπίεση δεδομένων

Τα κυματίδια δημιουργήθηκαν για την ανάλυση μη στάσιμων σημάτων παρόλα αυτά έχουν χρησιμοποιηθεί με μεγάλη επιτυχία στην επεξεργασία εικόνας [19], η οποία στην ουσία είναι ένα δισδιάστατο σήμα, και σε εφαρμογές συμπίεσης καθώς τα κυματίδια έχουν καλές ιδιότητες συγκέντρωσης της ενέργειας, και οι συντελεστές του διακριτού μετασχηματισμού κυματιδίων είναι μικροί επομένως μπορούν να απορριφθούν χωρίς να υπάρχουν σημαντικά λάθη κατά την ανοικοδόμηση.

#### Απομάκρυνση θορύβου

Οι Iain Johnstone και David Donoho [20] εφάρμοσαν τις ιδιότητες της συμπίεσης και επινόησαν το wavelet shrinkage denoising(WSD) για την απομάκρυνση θορύβου από τα σήματα. Το wavelet shrinkage denoising αναγνωρίζει ότι ο θόρυβος θα εμφανιστεί σε πιο λεπτομερής κλίμακες, δηλαδή όταν στο (3.8) το  $|a|$  μειώνεται, και απορρίπτει τους συντελεστές του κυματιδίου που είναι κάτω από ένα ορισμένο όριο αφαιρώντας τον θόρυβο.

## Βιοιατρική

Τα κυματίδια γνωρίζουν μεγάλη επιτυχία στην βιοιατρική καθώς τα βιολογικά σήματα είναι μη στάσιμα. Τα κυματίδια έχουν χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα στην ανάλυση του ηλεκτροκαρδιογραφήματος για την διάγνωση καρδιαγγειακών διαταραχών και στην ανάλυση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος για την διάγνωση νευροφυσιολογικών διαταραχών όπως η επιληψία. Επίσης έχουν χρησιμοποιηθεί στην μαστογραφία, την τομογραφία και στις εικόνες μαγνητικού συντονισμού

## Οικονομική ανάλυση

Τα οικονομικά στοιχεία όπως οι μετοχές αναλύονται στον τομέα του χρόνου ή της συχνότητας και έχουν την μορφή μη στάσιμων σημάτων [21]. Λόγω των παραπάνω η οικονομική κοινότητα χρησιμοποιεί την κυματοειδή ανάλυση πολλαπλών λύσεων (MRA) αναλύοντας στον τομέα του χρόνου και της συχνότητας ταυτόχρονα για να εξάγουν σημαντικές πληροφορίες.

## Μελέτη μακρινών συμπάντων

Ο Albert Bijaoui [22] αναγνώρισε ότι η κατανομή των γαλαξιών σχηματίζει ιεραρχικές δομές σε διάφορες κλίμακες, και χρησιμοποίησε τα κυματίδια για να αναπτύξει ένα μοντέλο φάσματος πολλαπλής κλίμακας για να ταξινομήσει τα μέρη του εκάστοτε γαλαξία σε αυτή την ιεραρχία.

## Αξιολόγηση αποτροπής καταστροφών

Τα κυματίδια έχουν χρησιμοποιηθεί με μεγάλη επιτυχία στην ανάλυση σημάτων υπερήχων και κυκλωμάτων EDI, για την ανίχνευση ελαττωμάτων σε σωλήνες πυρηνικής ενέργειας, αγωγούς φυσικού αερίου και εξαρτήματα αεροσκαφών [23].

## Κωδικοποίηση πηγής και καναλιού

Η χρήση των κυματιδίων είναι μια εξαιρετική λύση για την αντιμετώπιση του προβλήματος της κωδικοποίησης πηγής (source coding) [24] και καναλιού, καθώς η κωδικοποίηση πηγής απαιτεί την ανάπτυξη συμπαγούς αναπαράστασης της πληροφορίας που μεταδίδεται και η κωδικοποίηση καναλιού απαιτεί την ελεγχόμενη ενσωμάτωση πλεονασμού στην αναπαράσταση ώστε να μειωθούν οι αρνητικές επιπτώσεις του θορύβου στο κανάλι. Με βάση τα παραπάνω γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι τα κυματίδια ταιριάζουν στην λύση των προβλημάτων που αναλύσαμε.

## 3.4 Φίλτρα

Ένα φίλτρο είναι μια διαδικασία που παράγει κάθε δείγμα της εξόδου  $y$  ως σταθμισμένο άθροισμα πολλών δειγμάτων της εισόδου  $x$ . Για ένα ψηφιακό φίλτρο ισχύει:

$$y(t) = \sum_{n=0}^N h(n)x(t-n)$$

Όπου το  $t$  είναι το σημείο ανάλυσης στον χρόνο και τα  $h(n)$ ,  $n=0, \dots, N$  είναι η κρουστική απόκριση του φίλτρου. Αυτή η διαδικασία ονομάζεται συνέλιξη.

Ο τρόπος με τον οποίο η έξοδος ενός φίλτρου διαφέρει από την είσοδό του, εξαρτάται από το φίλτρο, δηλαδή από τις τιμές της κρουστικής απόκρισης. Ορισμένα φίλτρα μπορεί να εξομαλύνουν την κυματομορφή εισόδου ενώ άλλα μπορεί να ενισχύσουν τις γρήγορες παραλλαγές.

Τα φίλτρα μπορούν να σχεδιαστούν έτσι ώστε να έχουν πεπερασμένη κρουστική απόκριση (FIR) ή άπειρη κρουστική απόκριση (IIR). Η κρουστική απόκριση είναι ο τρόπος με τον οποίο το φίλτρο διαχειρίζεται μια μονάδα τους κρουστικού σήματος στο πεδίο του χρόνου ο μετασχηματισμός Fourier του είναι γνωστός ως απόκριση συχνότητας. Η γνώση της κρουστικής απόκρισης μπορεί να μας υποδείξει τα δεδομένα που πρέπει να γνωρίζουμε για να χαρακτηρίσουμε την συμπεριφορά του φίλτρου.

Ένα φίλτρο FIR έχει κρουστική απόκριση για πεπερασμένη χρονική διάρκεια, μετά την οποία η έξοδος γίνεται μηδέν και παράγει ίση καθυστέρηση σε όλες τις συχνοτικές περιοχές. Αντίθετα τα φίλτρα IIR τα οποία είναι γνωστά και ως αναδρομικά φίλτρα έχουν άπειρη κρουστική απόκριση όπου μέρος της εξόδου του φίλτρου χρησιμοποιείται ως ανατροφοδότηση. Αυτή η τεχνική παράγει ίσες καθυστερήσεις σε διαφορετικά συχνοτικές περιοχές και έχει μη γραμμικά χαρακτηριστικά φάσης. Αυτό σημαίνει ότι το σήμα εξόδου μετατοπίζεται στον χρόνο σε σχέση είσοδο ενώ κάποια στοιχεία συχνότητας μετατοπίζονται περισσότερο από άλλα.

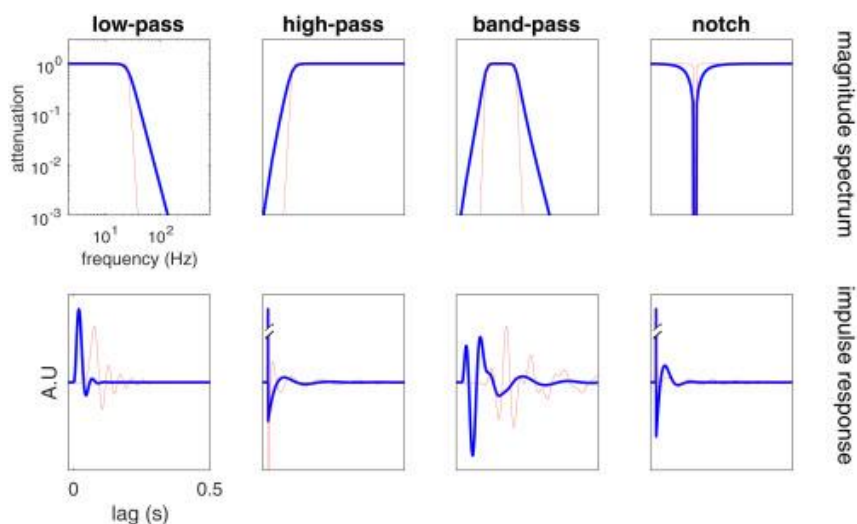
Για τον σχεδιασμό του φίλτρου πρέπει να λάβουμε υπόψιν μας την κατεύθυνση του σήματος που χρησιμοποιείται ως είσοδος. Τα φίλτρα που περιλαμβάνουν μόνο πληροφορίες από το παρελθόν και το παρόν είναι γνωστά ως αιτιώδη φίλτρα (causal filter) ενώ τα φίλτρα που βασίζονται σε είσοδο από το παρελθόν και το μέλλον είναι γνωστά ως μη αιτιώδη φίλτρα (acausal filter). Τα αιτιώδη φίλτρα παράγουν έξοδο μετά την έναρξη δηλαδή μετά την τιμή  $t=0$  ενώ τα μη αιτιώδη φίλτρα παράγουν απόκριση πριν από την έναρξη  $t=0$  λόγω του φιλτραρίσματος προς τα πίσω, επίσης παράγουν μεγαλύτερους πλευρικούς λοβούς.

Η χρήση ενός μη αιτιώδους φίλτρου επιτυγχάνεται με το φιλτράρισμα των δεδομένων αρχικά προς τα εμπρός και στην συνέχεια προς τα πίσω, αυτό μπορεί να βοηθήσει στην ελαχιστοποίηση της εισαγωγής καθυστερήσεων φάσεων στο σήμα. Δεδομένου ότι για την χρήση του μη αιτιώδους φιλτραρίσματος χρειάζεται να εισάγουμε όλα τα δεδομένα, δεν μπορούμε να το χρησιμοποιήσουμε αυτή την τεχνική για δεδομένα που λαμβάνουμε σε πραγματικό χρόνο, όπως στα αιτιώδη φίλτρα, αλλά μόνο για δεδομένα που έχουμε ήδη συλλέξει.

Μία ακόμα σημαντική παράμετρος είναι η τάξη, η οποία εξαρτάται από την ποσότητα της παρελθοντικής πληροφορίας που συμπεριλαμβάνεται και καθορίζει πόσο απότομα μειώνεται το πλάτος των συχνοτήτων μετά την αποκοπή του φίλτρου, αυτό ονομάζεται roll off. Καθώς η τάξη του φίλτρου αυξάνεται η αιχμηρότητα του roll off αυξάνεται. Η αύξηση της τάξης του φίλτρου ενώ θεωρητικά είναι χρήσιμη για την εξαγωγή καλύτερων συμπερασμάτων έχει ως τίμημα το μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος και εισάγει χρονικές καθυστερήσεις στα δεδομένα.

### 3.5 Οι τύποι των φίλτρων

Παρακάτω θα δούμε κάποια φίλτρα όπως αυτά της εικόνας 3.1 και θα αναλύσουμε τον τρόπο με τον οποία λειτουργούν.



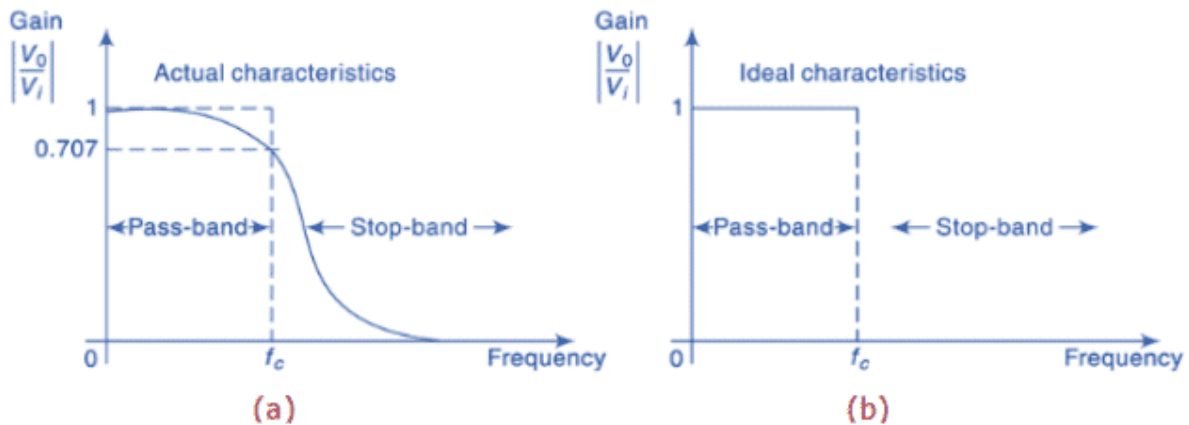
Εικόνα 3.1 Σχήματα συνάρτησης μεταφοράς μεγέθους(πάνω), σχετικές κρουστικές αποκρίσεις(κάτω)

### 3.5.1 Antialiasing

Το παραπάνω φίλτρο είναι υπεύθυνο για την μετατροπή του αναλογικού σήματος σε ψηφιακό. Η επεξεργασία δεδομένων γίνεται στον ψηφιακό τομέα όποτε απαιτείται να γίνει η δειγματοληψία των σημάτων σε διακριτά σημεία στον χρόνο ώστε να μετατραπούν σε ψηφιακή αναπαράσταση. Για τον λόγο που αναφέραμε παραπάνω η ψηφιακή αναπαράσταση μπορεί να είναι διφορούμενη καθώς το ίδιο σύνολο αριθμών στα διακριτά σημεία μπορεί να αντικατοπτρίζει διαφορετικά πρωτογενή σήματα. Η ασάφεια αυτή μπορεί να εξαφανιστεί αν το πρωτογενές σήμα ακολουθεί ορισμένες συνθήκες, με την πιο γνωστή να είναι αυτή που δίνεται από το θεώρημα δειγματοληψίας: Αν το φάσμα του αρχικού σήματος δεν περιέχει ισχύ πέρα από την συχνότητα Nyquist, δηλαδή το μισό του ρυθμού δειγματοληψίας, τότε το σήμα μπορεί να ανασκευαστεί τέλεια από τα δείγματα. Το φίλτρο antialiasing λοιπόν επιβάλλει την παραπάνω συνθήκη. Συνήθως εφαρμόζεται ένα φίλτρο antialiasing πριν την δειγματοληψία, ενώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα δεύτερο φίλτρο antialiasing και μετά την δειγματοληψία εφόσον υπάρχει μείωση στα δεδομένα του δείγματος.

### 3.5.2 Low-Pass Filter

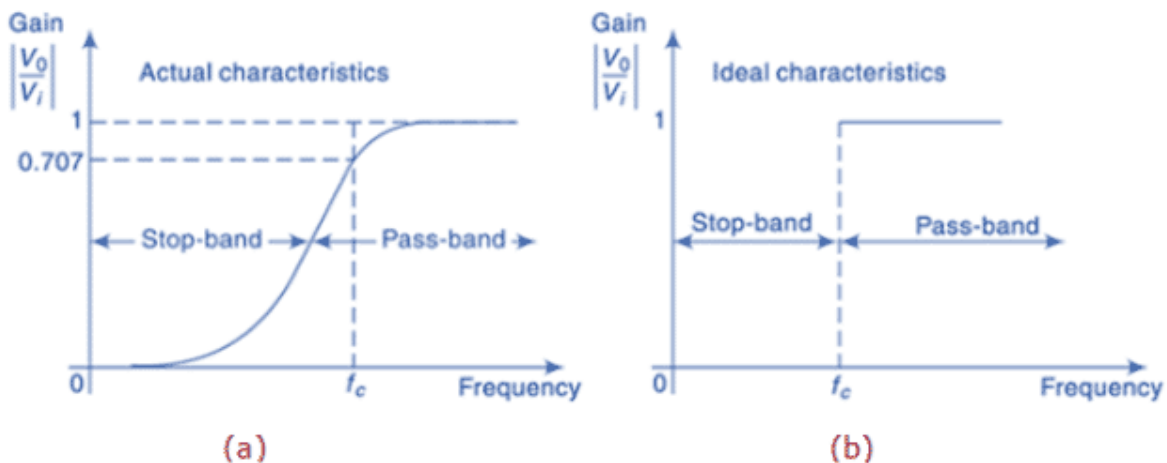
Το Low-Pass filtering του οποίου τα χαρακτηριστικά διακρίνονται στην εικόνα 3.2 ή αλλιώς το χαμηλοπερατό φίλτρο εφαρμόζεται συνήθως όταν υπάρχουν φαινόμενα ενδιαφέροντος τα οποία έχουν αργή δυναμική. Σε αυτή την περίπτωση. Η υψηλές συχνότητες μπορούν να θεωρηθούν άσχετες διακυμάνσεις θορύβου και να εξασθενήσουν από ένα χαμηλοπερατό φίλτρο. Τα χαμηλοπερατά φίλτρα χρησιμοποιούνται επίσης ώστε να κάνουν τα διαγράμματα δεδομένων καλύτερα οπτικά ή για να δοθεί μεγαλύτερη έμφαση σε μακροπρόθεσμες τάσεις παρά σε μικρές λεπτομέρειες.



Εικόνα 3.2 Τα χαρακτηριστικά ενός Low-Pass φίλτρο

### 3.5.3 High-Pass Filter

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως τρόπος εγγραφής είναι επιρρεπές σε μετατοπίσεις dc<sup>1</sup> και σε αργά δυναμικά μέσα στα οποία υπάρχουν σήματα ενδιαφέροντος μεγαλύτερης συχνότητας. Δηλαδή στις εξωκτωταρικές εγγραφές, όπως το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα οι αιχμές ορισμένων νευρώνων έχουν μικρότερη συχνότητα η οποία συχνά προηγείται από τις αιχμές λόγω της ανάπτυξης δυναμικού μεταξύ του ηλεκτροδίου και του εγκεφαλικού ιστού. Τα υψηλοπεράτα φίλτρα όπως φαίνονται στην εικόνα 3.3 χρησιμοποιούνται για την αφαίρεση αυτών των στοιχείων χαμηλής συχνότητας. Ένα υψηλοπερατό φίλτρο μπορεί να προστεθεί στην συσκευή μέτρησης για την αφαίρεση των μετατοπίσεων dc πριν την μετατροπή του σήματος ώστε να αξιοποιηθεί καλύτερα το περιορισμένο εύρος ψηφιακής αναπαράστασης.



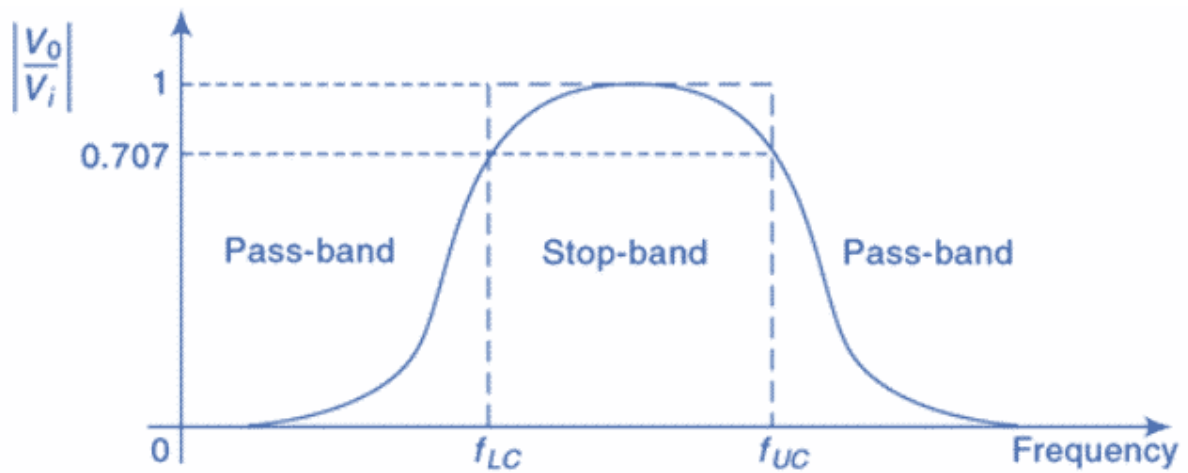
Εικόνα 3.3 Τα χαρακτηριστικά ενός High-Pass φίλτρου

### 3.5.4 Band-Stop Filter

Τα ηλεκτροφυσιολογικά σήματα συχνά έχουν θόρυβο γραμμής ισχύος στα 50-60Hz. Αυτός ο θόρυβος είναι καλύτερο να εξαλείφεται από την αρχή με καλύτερο σχεδιασμό και θωράκιση του εξοπλισμού,

<sup>1</sup> Ο όρος DC αναφέρεται σε μια τιμή σήματος που δεν αλλάζει.

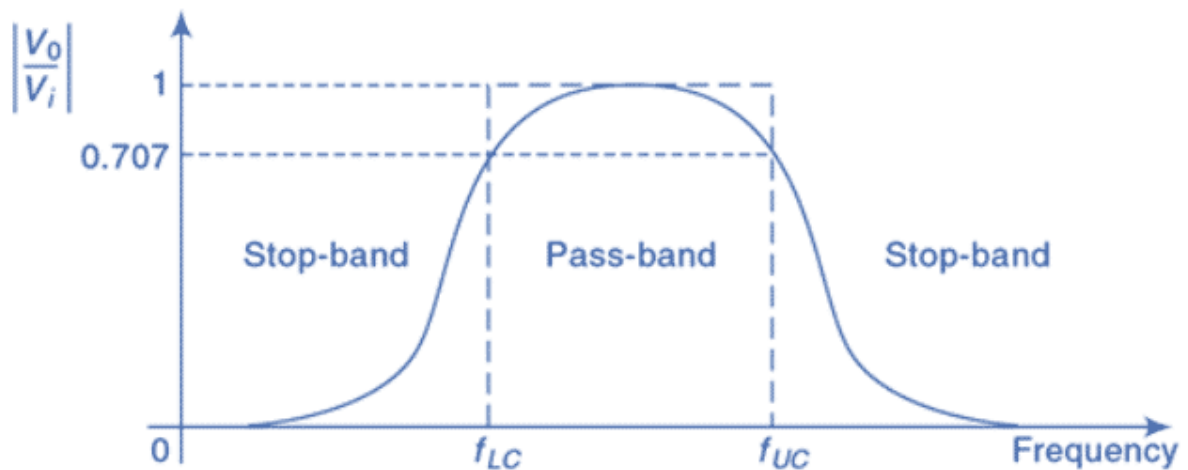
αυτό όμως δεν είναι πάντα εφικτό και δεν μπορεί να ισχύει για δεδομένα που έχουν ήδη ληφθεί. Το Notch filter το οποίο διακρίνεται στην εικόνα 3.4 χρησιμοποιείται για την αφαίρεση ή τον μετριασμό αυτού του θορύβου από την γραμμή ισχύος.



Εικόνα 3.4 Τα χαρακτηριστικά ενός Band-Stop φίλτρου

### 3.5.5 Band-Pass Filter

Τα φίλτρα Band-Pass των οποίων τα χαρακτηριστικά φαίνονται στην εικόνα 3.5 χρησιμοποιούνται για τον διαχωρισμό των ζωνών συχνοτήτων.



Εικόνα 3.5 Τα χαρακτηριστικά ενός Band-Pass φίλτρου



Συχνότητες (Hz)	Ρυθμοί
32 – 64	γάμμα
16 – 32	βήτα
8 – 16	άλφα
4 – 8	θήτα
0 – 4	δέλτα

**Πίνακας 3.1 Παρουσίαση συχνοτήτων και ρυθμών ενός σήματος με συχνότητα δειγματοληψίας 256 Hz.**

Παραπάνω, στον πίνακα 1 βλέπουμε τις συχνότητες και τους ρυθμούς με βάση τα οποία εφαρμόζουμε τα Band-Pass φίλτρα στην παρούσα διπλωματική εργασία ώστε να εξάγουμε την ενέργεια και τα χαρακτηριστικά που επιθυμούμε από την κάθε συχνοτική περιοχή.

### 3.6 Οι μέθοδοι σχεδίασης των φίλτρων

Τα φίλτρα IIR και FIR έχουν διαφορετικούς τρόπους σχεδίασης τους οποίους επιλέγουμε ανάλογα με το αρχικό σήμα που θέλουμε να επεξεργαστούμε. Παρακάτω θα δούμε τους πιο σημαντικούς τρόπους σχεδίασης αυτών των φίλτρων.

#### 3.6.1 Chebyshev filter

Τα φίλτρα Chebyshev είναι αναλογικά ή ψηφιακά φίλτρα με πιο απότομη απόκριση συχνότητας από τα φίλτρα Butterworth και έχουν κυματισμό passband αν πρόκειται για φίλτρο Chebyshev τύπου 1 και κυματισμό stopband αν πρόκειται για φίλτρο Chebyshev τύπου 2. Τα φίλτρα Chebyshev μπορούν να επιτύχουν πιο έντονη μετάβαση μεταξύ της ζώνης passband και stopband με χαμηλότερη τάξη φίλτρου, επίσης η απότομη μετάβαση μεταξύ της ζώνης passband και stopband ενός φίλτρου Chebyshev παράγει μικρότερα απόλυτα σφάλματα και μεγαλύτερη ταχύτητα από το φίλτρο Butterworth. Γενικά τα φίλτρα Chebyshev όμως έχουν κακή απόκριση φάσης. Η απόκριση πλάτους του φίλτρου Butterworth n-οστής τάξης δίνεται από τον εξής τύπο:

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1}{\sqrt{\left\{1 + E^2 C_n^2 \left(\frac{f}{f_c}\right)\right\}}}$$

Όπου το n είναι ο αριθμός των πόλων στο κύκλωμα. Όσο αυξάνεται η τιμή του n αυξάνεται και η επιπεδότητα της απόκρισης του φίλτρου. Το f είναι η συχνότητα λειτουργίας του κυκλώματος και το  $f_c$  είναι η κεντρική συχνότητα του κυκλώματος. Οι συναρτήσεις  $C_n$  είναι τα πολυώνυμα Chebyshev.

### 3.6.2 Elliptic filter

Το ελλειπτικό φίλτρο είναι ένα φίλτρο επεξεργασίας σήματος το οποίο έχει εξισωτική συμπεριφορά στην ζώνη passband και stopband. Το μέγεθος του κυματισμού στις δύο ζώνες ρυθμίζεται ανεξάρτητα και έχει ταχύτερη μεταβολή ανάμεσα στις δύο ζώνες σε σχέση με οποιοδήποτε άλλο φίλτρο. Η κλίση αποκοπής του ελλειπτικού φίλτρου είναι πιο απότομη από τα δύο παραπάνω φίλτρα που αναλύσαμε, αλλά η απόκριση φάσης είναι μη γραμμική. Καθώς λοιπόν ο κυματισμός στην ζώνη stopband πλησιάζει το μηδέν το φίλτρο συμπεριφέρεται ως φίλτρο Chebyshev τύπου 1, όταν ο κυματισμός στην ζώνη passband πλησιάζει το μηδέν το φίλτρο συμπεριφέρεται ως φίλτρο Chebyshev τύπου 2 και τέλος όταν και οι δύο αυτές τιμές φτάνουν πλησιάζουν στο μηδέν το φίλτρο συμπεριφέρεται ως φίλτρο Butterworth. Το παραπάνω γεγονός ευθύνεται για την ευρεία χρήση του ελλειπτικού φίλτρου. Το ελλειπτικό φίλτρο ορίζεται από την παρακάτω συνάρτηση:

$$G = \frac{1}{\sqrt{1 - \varepsilon^2 R_n^2 \left( \xi \frac{\omega}{\omega_c} \right)}}$$

Όπου το  $\omega$  είναι η γωνιακή συχνότητα, το  $\omega_c$  είναι η συχνότητα αποκοπής, το  $\varepsilon$  και το  $\xi$  είναι οι παράμετροι που ελέγχουν το μέγεθος του κυματισμού στις ζώνες passband και stopband και το  $R_n$  είναι η n-οστής τάξης ελλειπτική ορθολογική συνάρτηση.

### 3.6.3 Bessel filter

Το φίλτρο Bessel είναι ένα αναλογικό γραμμικό φίλτρο με μέγιστη επίπεδη καθυστέρηση φάσης το οποίο διατηρεί το σχήμα του κύματος των σημάτων που έχουν φιλτραριστεί στην ζώνη passband. Τα φίλτρα Bessel μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να μειωθεί η γραμμική παραμόρφωση φάσης η οποία είναι παρούσα σε όλα τα φίλτρα IIR. Το φίλτρο Bessel χαρακτηρίζεται από τον την παρακάτω συνάρτηση:

$$H(s) = \frac{\theta_n(0)}{\theta_n\left(\frac{s}{\omega_0}\right)}$$

Όπου το  $\theta$  είναι το αντίστροφο πολυώνυμο Bessel και το  $\omega_0$  είναι η συχνότητα που επιλέγεται για να δώσει την επιθυμητή συχνότητα αποκοπής.

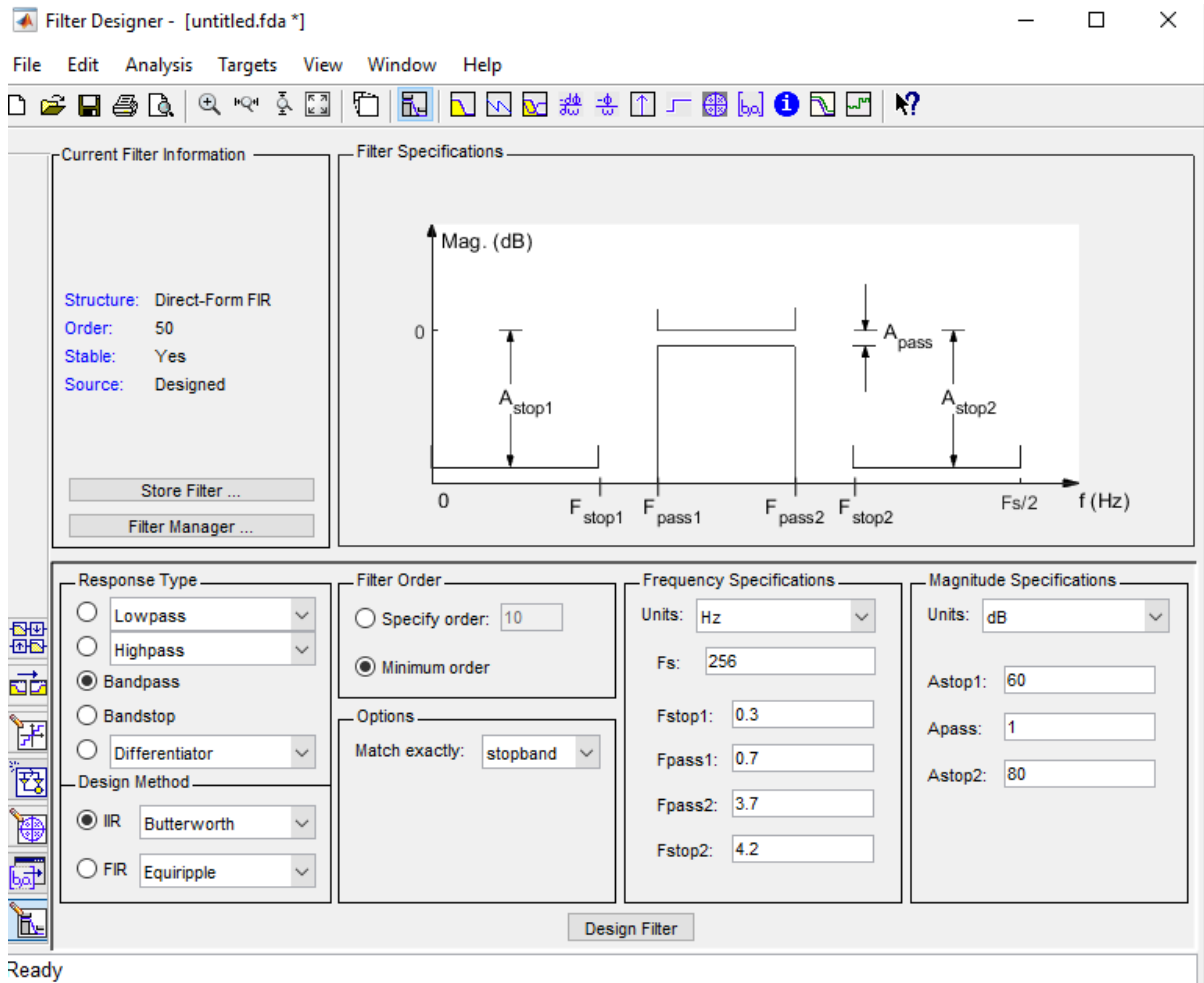
### 3.6.4 Butterworth filter

Το φίλτρο Butterworth είναι ένα τύπος φίλτρου επεξεργασίας σήματος το οποίο έχει σχεδιαστεί ώστε η απόκριση συχνότητας να είναι όσο το δυνατό πιο επίπεδη γίνεται στο σημείο passband και μεταβάλλεται προς το μηδέν στο stopband. Το παραπάνω φίλτρο εφευρέθηκε από τον Βρετανό μηχανικό Stephen Butterworth το 1930. Τα φίλτρα Butterworth χρησιμοποιούνται κυρίως σε συστήματα ελέγχου καθώς δεν έχουν αιχμή. Η απόκριση πλάτους του φίλτρου Butterworth n-οστής τάξης δίνεται από τον εξής τύπο:

$$\frac{V_{out}}{V_{in}} = \frac{1}{\sqrt{\left\{1 + \left(\frac{f}{f_c}\right)^{2n}\right\}}}$$

Όπου το  $n$  είναι ο αριθμός των πόλων στο κύκλωμα. Όσο αυξάνεται η τιμή του  $n$  αυξάνεται και η επιπεδότητα της απόκρισης του φίλτρου. Το  $f$  είναι η συχνότητα λειτουργίας του κυκλώματος και το  $f_c$  είναι η κεντρική συχνότητα του κυκλώματος.

Για την υλοποίηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας θα χρησιμοποιηθούν αιτιατά φίλτρα Butterworth με άπειρη κρουστική απόκριση (IIR). Τα φίλτρα άπειρης κρουστικής απόκρισης έχουν χαμηλό κόστος υλοποίησης καθώς απαιτούν λιγότερους συντελεστές και μνήμη από τα αντίστοιχα φίλτρα πεπερασμένης κρουστικής απόκρισης, επίσης έχουν χαμηλή χρονική καθυστέρηση οπότε είναι κατάλληλα για έλεγχο σε πραγματικό χρόνο. Το φίλτρο Butterworth επιλέχθηκε καθώς έχει την πιο γραμμική απόκριση σε σχέση με τα άλλα φίλτρα και θεωρούμε ότι είναι ιδανικό για την ανάλυση ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Στην εικόνα 3.6 φαίνεται ο τρόπος με τον οποίο υλοποιείται ένα φίλτρο που αποκλείει όλες τις συχνότητες εκτός από την Δέλτα.



**Εικόνα 3.6** Γλοποίηση ενός Bandpass IIR Butterworth το οποίο επιτρέπει μόνο στην δέλτα συχνότητα να περάσει.

# Κεφάλαιο 4

## Μέθοδος ανίχνευσης επιληπτικών κρίσεων

### 4.1 Επιλογή βάσης δεδομένων

Η βάση δεδομένων που έχουμε επιλέξει για την παρούσα επιστημονική μελέτη είναι η CHB-MIT [25]. Διατίθεται δωρεάν στο διαδίκτυο. Τα εγκεφαλικά σήματα της βάσης έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως από την επιστημονική κοινότητα για την ανάπτυξη αλγορίθμων εύρεσης επιληπτικών κρίσεων, ενδεικτικά αναφέρονται οι μελέτες [26], [27], [28].

Η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγηση του ανιχνευτή επιληπτικών κρίσεων περιέχει 960 ώρες καταγραφής συνεχούς ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος στο τριχωτό της κεφαλής με δειγματοληψία στα 256 Hz από τις οποίες έχει αφαιρεθεί ο θόρυβος. Η βάση δεδομένων περιέχει καταγραφές από 23 ασθενείς του παιδιατρικού νοσοκομείου της Βοστώνης και έναν ασθενή από το νοσοκομείο Beth Israel Deaconess της Βοστώνης. Κατά την διάρκεια των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων παρατηρήθηκαν 198 επιληπτικές κρίσεις οι οποίες βεβαιώθηκαν από ειδικούς. Οι καταγραφές έχουν κυρίως διάρκεια μίας ώρας ενώ υπάρχουν και καταγραφές που έχουν διάρκεια δύο και τέσσερις ώρες αντίστοιχα. Παρακάτω εμφανίζεται ένας πίνακας με τα δεδομένα των ασθενών.

subject ID	Age	Total EEG recordings	No. of Interictal EEG recordings	No. of Ictal EEG recordings	Interictal duration (sec)	Ictal duration (sec)	Comments
1	11	42	42	7	148.988	442	Ίδιος με τον 21
2	11	36	36	3	127.019	199	
3	14	38	38	7	136.806	402	
4	22	42	42	4	566.634	378	
5	7	39	39	5	140.410	618	
6	1.5	18	18	10	240.246	153	
7	14.5	19	19	3	227.177	325	
8	3.5	20	20	5	72.023	919	
9	10	19	19	4	244.336	276	
10	3	25	25	7	180.064	447	
11	12	35	35	3	125.257	806	
12	2	24	24	40	85.298	1.475	
13	3	33	33	12	118.800	535	
14	9	26	26	8	93.600	169	
15	16	40	40	20	144.036	1.992	
16	7	19	19	10	68.400	84	
17	12	21	21	3	75.624	293	
18	18	36	36	6	128.285	317	
19	19	30	30	3	107.742	236	
20	6	29	29	8	99.374	294	
21	13	33	33	4	118.189	199	Ίδιος με τον 1
22	9	31	31	3	111.611	204	
23	6	9	9	7	82.983	424	
24	-	12	12	16		529	Δεν υπάρχουν δεδομένα για την διάρκεια των καταγραφών, το φύλο και την ηλικία του ασθενή
<b>Σύνολο</b>		676	676	198	3.442.902	11.716	

**Πίνακας 4.1 Συγκεντρωτική παρουσίαση των δεδομένων του κάθε ασθενή.**

Από την βάση δεδομένων που έχουμε στην διάθεση μας η οποία έχει αναλυθεί στον πίνακα 2 έχουν αποκλειστεί οι ασθενείς 4,15,18,19 ως μη παιδιατρικοί ασθενείς και ο ασθενής 24 λόγω έλλειψης δεδομένων, και συγκεκριμένα της ηλικίας ώστε να μπορέσουμε να αναγνωρίσουμε τον εν λόγω ασθενή ως παιδιατρικό.

Τα σήματα έχουν την κατάληξη .edf, η οποία χρησιμοποιείται για καταγραφές μακράς διάρκειας. Η επεξεργασία των καταγραφών γίνεται στο περιβάλλον της Matlab με την εγκατάσταση του toolbox eeglab. Η χρήση του eeglab κρίνεται απαραίτητη για την ανάλυση των δεδομένων λόγω ανεπάρκειας μνήμης του υπολογιστή.

Η καταγραφή των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων δεν γίνεται με το ίδιο σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων για κάθε ασθενή, ενώ για τους ασθενείς 9, 11, 12, 13, 16, 17 το σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων αλλάζει κατά την διάρκεια ανίχνευσης των επιληπτικών κρίσεων. Τα σήματα υπέστησαν την κατάλληλη επεξεργασία ώστε να χωριστούν τα δεδομένα που λαμβάνουμε από το κάθε ηλεκτρόδιο σε διαφορετικά αρχεία κατάληξης .mat και ύστερα μετατράπηκαν σε αρχεία με κατάληξη .txt ώστε να έχουν την λιγότερη δυνατή πολυπλοκότητα και να χρησιμοποιηθούν στην Matlab. Στην συνέχεια τα σήματα που περιείχαν επιληπτική κρίση κόπηκαν 1 λεπτό πριν την κρίση έως και το τελευταίο δευτερόλεπτο της κρίσης ώστε να πάρουμε την πληροφορία που χρειαζόμασταν για να ανιχνεύσουμε την επιληψία.

Από τα δεδομένα των 19 ασθενών που χρησιμοποιήσαμε τελικά για την εκπαίδευση του αλγορίθμου, πήραμε ως είσοδο 2 δευτερόλεπτα inter-ictal κατάστασης και 2 δευτερόλεπτα ictal κατάστασης για κάθε ασθενή όπως φαίνεται στον πίνακα 4.2

subject ID	Interictal data taken (sec)	Ictal data taken (sec)	No. of characteristics used
1	2	2	6
2	2	2	6
3	2	2	6
5	2	2	6
6	2	2	6
7	2	2	6
8	2	2	6
9	2	2	6
10	2	2	6
11	2	2	6
12	2	2	6
13	2	2	6
14	2	2	6
16	2	2	6
17	2	2	6
20	2	2	6
21	2	2	6
22	2	2	6
23	2	2	6

Σύνολο	38	38	114
--------	----	----	-----

Πίνακας 4.2 Ανάλυση των δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε για κάθε ασθενή.

## 4.2 Εφαρμογή φίλτρων

Στην παρούσα διπλωματική εργασία εφαρμόστηκαν φίλτρα για την επεξεργασία των σημάτων. Αρχικά εφαρμόστηκε μία Bandpass συνάρτηση φίλτρου με όνομα filter49 και FIR(απόκριση πεπερασμένης ώθησης) η οποία επιτρέπει να περάσουν μόνο συχνότητες που ανήκουν στο φάσμα 0.5 Hz έως 49 Hz όπως διακρίνεται στην εικόνα 4.1 ώστε να αποκλείσουμε συχνότητες που θα δημιουργούσαν θόρυβο και θα χαλούσαν την πληροφορία που λαμβάνουμε από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Συγκεκριμένα έπρεπε να αποκλείσουμε την συχνότητα των 60 Hz από την πληροφορία καθώς σε περίπτωση μη επαρκής γείωσης του ασθενή δημιουργούνται σφάλματα στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα στην παραπάνω συχνότητα.

```

1 function Hd = filter49
2
3     Fs = 256; % Sampling Frequency
4
5     Fstop1 = 0.3; % First Stopband Frequency
6     Fpass1 = 0.7; % First Passband Frequency
7     Fpass2 = 48.8; % Second Passband Frequency
8     Fstop2 = 49.2; % Second Stopband Frequency
9     Dstop1 = 0.001; % First Stopband Attenuation
10    Dpass = 0.057501127785; % Passband Ripple
11    Dstop2 = 0.0001; % Second Stopband Attenuation
12    dens = 20; % Density Factor
13
14    % Calculate the order from the parameters using FIRPMORD.
15    [N, Fo, Ao, W] = firpmord([Fstop1 Fpass1 Fpass2 Fstop2]/(Fs/2), [0 1 ...
16    0], [Dstop1 Dpass Dstop2]);
17
18    % Calculate the coefficients using the FIRPM function.
19    b = firpm(N, Fo, Ao, W, {dens});
20    Hd = dfilt.dffir(b);
21
22

```

Εικόνα 4.1 Συνάρτηση φίλτρου η οποία εξαλείφει τις συχνότητες έξω από την μπάντα 0.5 Hz έως 49 Hz .

Για τον διαχωρισμό του κυματιδίου στις διαφορετικές στους διαφορετικούς ρυθμούς συχνοτήτων χρησιμοποιήθηκαν ακόμα 5 φίλτρα. Η πρώτη συνάρτηση φίλτρου που χρησιμοποιήθηκε είναι μια bandpass συνάρτηση με όνομα filter0\_4 η οποία παρουσιάζεται στην εικόνα 4.2 με απόκριση πεπερασμένης ώθησης η οποία επιτρέπει να περάσουν συχνότητες στο εύρος 0.5 Hz έως 3.95 Hz και απομονώνει τον δέλτα ρυθμό.



```

1  function Hd = filter0_4
2  |
3  -   Fs = 256; % Sampling Frequency
4
5  -   Fstop1 = 0.3; % First Stopband Frequency
6  -   Fpass1 = 0.7; % First Passband Frequency
7  -   Fpass2 = 3.7; % Second Passband Frequency
8  -   Fstop2 = 4.2; % Second Stopband Frequency
9  -   Astop1 = 60; % First Stopband Attenuation (dB)
10 -   Apass = 1; % Passband Ripple (dB)
11 -   Astop2 = 80; % Second Stopband Attenuation (dB)
12 -   match = 'stopband'; % Band to match exactly
13
14   % Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
15 -   h = fdesign.bandpass(Fstop1, Fpass1, Fpass2, Fstop2, Astop1, Apass, ...
16   %           Astop2, Fs);
17 -   Hd = design(h, 'butter', 'MatchExactly', match);
18
19   % [EOF]
20

```

Εικόνα 4.2 Συνάρτηση φίλτρου δέλτα ρυθμού

Η δεύτερη συνάρτηση φίλτρου που χρησιμοποιήθηκε είναι μια bandpass συνάρτηση με όνομα filter4\_8 η οποία απεικονίζεται στην εικόνα 4.3 με απόκριση πεπερασμένης ώθησης η οποία επιτρέπει να περάσουν οι συχνότητες στο εύρος 4 Hz έως 7.95 Hz και απομονώνει τον θήτα ρυθμό.

```

1  function Hd = filter4_8
2  |
3  -   Fs = 256; % Sampling Frequency
4
5  -   Fstop1 = 3.8; % First Stopband Frequency
6  -   Fpass1 = 4.2; % First Passband Frequency
7  -   Fpass2 = 7.7; % Second Passband Frequency
8  -   Fstop2 = 8.2; % Second Stopband Frequency
9  -   Astop1 = 60; % First Stopband Attenuation (dB)
10 -   Apass = 1; % Passband Ripple (dB)
11 -   Astop2 = 80; % Second Stopband Attenuation (dB)
12 -   match = 'stopband'; % Band to match exactly
13
14   % Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
15 -   h = fdesign.bandpass(Fstop1, Fpass1, Fpass2, Fstop2, Astop1, Apass, ...
16   %           Astop2, Fs);
17 -   Hd = design(h, 'butter', 'MatchExactly', match);
18
19   % [EOF]
20

```

Εικόνα 4.3 Συνάρτηση φίλτρου θήτα ρυθμού

Η τρίτη συνάρτηση φίλτρου που χρησιμοποιήθηκε είναι μια bandpass συνάρτηση με όνομα filter8\_13 η οποία απεικονίζεται στην εικόνα 4.4 με απόκριση πεπερασμένης ώθησης η οποία επιτρέπει να περάσουν οι συχνότητες στο εύρος 8 Hz έως 12.95 Hz και απομονώνει τον άλφα ρυθμό.

```

1 function Hd = filter8_13
2 %FILTER8_13 Returns a discrete-time filter object.
3
4 % MATLAB Code
5 % Generated by MATLAB(R) 9.8 and Signal Processing Toolbox 8.4.
6 % Generated on: 10-Jan-2021 19:29:44
7
8 % Butterworth Bandpass filter designed using FDESIGN.BANDPASS.
9
10 % All frequency values are in Hz.
11 - Fs = 256; % Sampling Frequency
12
13 - Fstop1 = 7.8; % First Stopband Frequency
14 - Fpass1 = 8.2; % First Passband Frequency
15 - Fpass2 = 12.7; % Second Passband Frequency
16 - Fstop2 = 13.2; % Second Stopband Frequency
17 - Astop1 = 60; % First Stopband Attenuation (dB)
18 - Apass = 1; % Passband Ripple (dB)
19 - Astop2 = 80; % Second Stopband Attenuation (dB)
20 - match = 'stopband'; % Band to match exactly
21
22 % Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
23 - h = fdesign.bandpass(Fstop1, Fpass1, Fpass2, Fstop2, Astop1, Apass, ...
24 % Astop2, Fs);
25 - Hd = design(h, 'butter', 'MatchExactly', match);
26
27 % [EOF]
28

```

**Εικόνα 4.4** Συνάρτηση φίλτρου άλφα ρυθμού

Η τέταρτη συνάρτηση φίλτρου που χρησιμοποιήθηκε είναι μια bandpass συνάρτηση με όνομα filter13\_30 η οποία φαίνεται στην εικόνα 4.5 με απόκριση πεπερασμένης ώθησης η οποία επιτρέπει να περάσουν οι συχνότητες στο εύρος 13 Hz έως 29.95 Hz και απομονώνει τον βήτα ρυθμό.

```

1  function Hd = filter13_30
2  %FILTER13_30 Returns a discrete-time filter object.
3
4  % MATLAB Code
5  % Generated by MATLAB(R) 9.8 and Signal Processing Toolbox 8.4.
6  % Generated on: 10-Jan-2021 19:35:47
7
8  % Butterworth Bandpass filter designed using FDESIGN.BANDPASS.
9
10 % All frequency values are in Hz.
11 - Fs = 256; % Sampling Frequency
12
13 - Fstop1 = 12.8; % First Stopband Frequency
14 - Fpass1 = 13.2; % First Passband Frequency
15 - Fpass2 = 29.7; % Second Passband Frequency
16 - Fstop2 = 30.2; % Second Stopband Frequency
17 - Astop1 = 60; % First Stopband Attenuation (dB)
18 - Apass = 1; % Passband Ripple (dB)
19 - Astop2 = 80; % Second Stopband Attenuation (dB)
20 - match = 'stopband'; % Band to match exactly
21
22 % Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
23 - h = fdesign.bandpass(Fstop1, Fpass1, Fpass2, Fstop2, Astop1, Apass, ...
24 % Astop2, Fs);
25 - Hd = design(h, 'butter', 'MatchExactly', match);
26
27 % [EOF]
28

```

**Εικόνα 4.5 Συνάρτηση φίλτρου βήτα ρυθμού**

Η τελευταία συνάρτηση φίλτρου που χρησιμοποιήθηκε είναι μια bandpass συνάρτηση με όνομα filter30\_49 η οποία απεικονίζεται στην εικόνα 4.6 και απόκριση πεπερασμένης ώθησης η οποία επιτρέπει να περάσουν οι συχνότητες στο εύρος 30 Hz έως 49 Hz και απομονώνει τον γάμμα ρυθμό.

```

1  function Hd = filter30_49
2  %FILTER30_60 Returns a discrete-time filter object.
3
4  % MATLAB Code
5  % Generated by MATLAB(R) 9.8 and Signal Processing Toolbox 8.4.
6  % Generated on: 10-Jan-2021 19:36:27
7
8  % Butterworth Bandpass filter designed using FDESIGN.BANDPASS.
9
10 % All frequency values are in Hz.
11 - Fs = 256; % Sampling Frequency
12
13 - Fstop1 = 29.8; % First Stopband Frequency
14 - Fpass1 = 30.2; % First Passband Frequency
15 - Fpass2 = 48.7; % Second Passband Frequency
16 - Fstop2 = 49.2; % Second Stopband Frequency
17 - Astop1 = 60; % First Stopband Attenuation (dB)
18 - Apass = 1; % Passband Ripple (dB)
19 - Astop2 = 80; % Second Stopband Attenuation (dB)
20 - match = 'stopband'; % Band to match exactly
21
22 % Construct an FDESIGN object and call its BUTTER method.
23 - h = fdesign.bandpass(Fstop1, Fpass1, Fpass2, Fstop2, Astop1, Apass, ...
24 % Astop2, Fs);
25 - Hd = design(h, 'butter', 'MatchExactly', match);
26
27 % [EOF]
28

```

Εικόνα 4.6 Συνάρτηση φίλτρου γάμμα ρυθμού

### 4.3 Χαρακτηριστικά σήματος

Μετά την εφαρμογή της πρώτης συνάρτησης φίλτρου στο σήμα έγινε εξαγωγή ενός διάνυσματος χαρακτηριστικών. Αυτό το διάνυσμα χαρακτηριστικών αποτελείται από το IQR δηλαδή το διατεταρτημοριακό εύρος, το skewness δηλαδή την λοξότητα, την κύρτωση, το μέσο και την τυπική απόκλιση. Τα χαρακτηριστικά αυτά υπολογίζονται χωρίς των διαχωρισμό του σήματος στον εκάστοτε ρυθμό ανάλογα με την συχνότητα.

Το διατεταρτημοριακό εύρος είναι ένα μέτρο στατιστικής διασποράς και ως διακριτό χαρακτηριστικό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση των ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων στις 2 διαφορετικές καταστάσεις την pre-ictal και την ictal

Η λοξότητα μετράει την έλλειψη συμμετρίας ή αλλιώς την ασυμμετρία ενός συνόλου δεδομένων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Η θετική λοξότητα υποδηλώνει ότι το σύνολο δεδομένων κατανέμεται στα αριστερά από το μέσο σημείο ενώ η αρνητική λοξότητα υποδηλώνει ότι το σύνολο δεδομένων κατανέμεται στα δεξιά από το μέσο σημείο.

Η λοξότητα δίνεται από τον τύπο

$$\gamma_1 = \frac{E[(x(n) - \mu)^3]}{\sigma^3}$$

Όπου το  $\mu$  είναι το μέσο του συνόλου δεδομένων, το  $\sigma$  είναι η τυπική απόκλιση των δεδομένων και το  $E$  είναι ο εκτιμητής αναμενόμενης τιμής του σήματος  $x(n)$ .

Η κύρτωση είναι μια στατιστική ποσότητα που μετράει την πολυπλοκότητα του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Επίσης υπολογίζει ένα το σήμα έχει κορυφή ή είναι επίπεδο στο μέσο του σημείο. Οι υψηλότερες τιμές κύρτωσης υποδεικνύουν ότι το σήμα έχει μια απότομη κορυφή στο μέσο σημείο του συνόλου δεδομένων ενώ οι χαμηλές τιμές κύρτωσης υποδεικνύουν ότι το σήμα είναι σχεδόν επίπεδο στο μέσο σημείο του σήματος. Η κύρτωση για ένα σήμα  $x(n)$  δίνεται από τον τύπο

$$\gamma_2 = \frac{E[(x(n) - \mu)^4]}{[E[(x(n) - \mu)^2]]^2}$$

Όπου το  $\mu$  είναι η τυπική απόκλιση και το  $E$  είναι ο εκτιμητής αναμενόμενης τιμής του σήματος  $x(n)$ .

Η τυπική απόκλιση είναι ένα μέτρο ποσότητας της διακύμανσης. Η χαμηλή τυπική απόκλιση σημαίνει ότι οι τιμές των συχνοτήτων του σήματος τείνουν να είναι κοντά στο μέσο ενώ μεγάλη τυπική απόκλιση σημαίνει ότι οι τιμές των συχνοτήτων του σήματος κατανέμονται σε μεγαλύτερο εύρος και δίνεται από τον τύπο

$$\sigma_i = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (D_{ij} - \mu_i)^2 \right)^{1/2}$$

με μέση τιμή

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N D_{ij} \quad \text{για } i=1,2,\dots,l$$

όπου  $N$  είναι ο αριθμός των συντελεστών λεπτομερειών.

Αφού εξάγουμε τα παραπάνω χαρακτηριστικά εφαρμόζουμε τα υπόλοιπα φίλτρα για τον διαχωρισμό των ρυθμών του σήματος και εξάγουμε την ενέργεια του σήματος σε κάθε έναν από τους ρυθμούς ξεχωριστά. Η ενέργεια είναι από τα πιο σημαντικά εργαλεία που έχουμε ώστε να λάβουμε σημαντικές πληροφορίες από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Η ενέργεια είναι η δύναμη ενός σήματος σε ένα διάστημα συχνοτήτων και δίνεται από τον τύπο

$$ED_i = \sum_{j=1}^N |D_{ij}^2| \quad \text{για } i=1,2,\dots,l$$

Όπου το  $i$  είναι ο αριθμός των επιπέδων του μετασχηματισμού.

## 4.4 Κατηγοριοποίηση δεδομένων

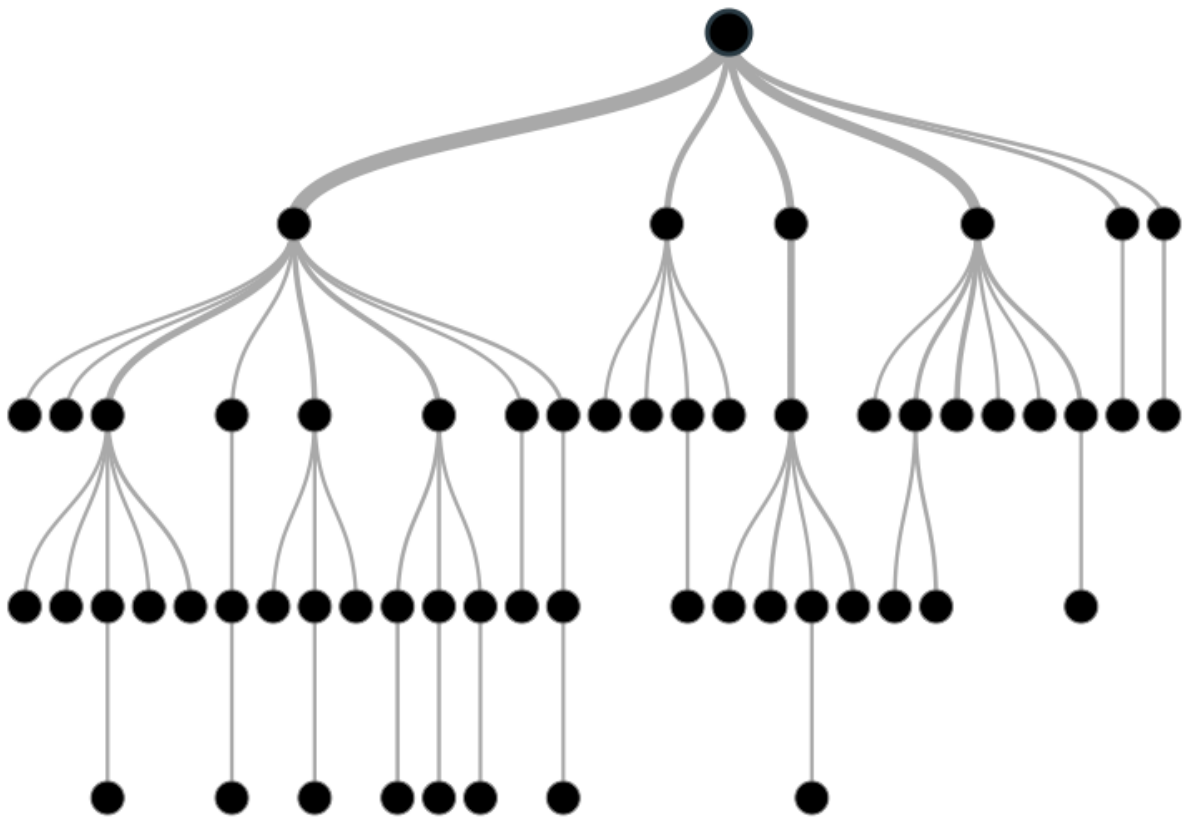
Ο αλγόριθμος Random Forest έχει αποδειχθεί πολύ αποτελεσματικός στην ταξινόμηση δυαδικών προβλημάτων και έχει χρησιμοποιηθεί από πολλούς ερευνητές στην ανίχνευση της επιληψίας μέσω του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.

Στην συνέχεια θα γίνει περιγραφή του αλγορίθμου Random Forest ώστε να κατανοηθεί η μέθοδος ταξινόμησης που επελέγη στην παρούσα ερεύνα.

Ο αλγόριθμος Random Forest είναι μια μέθοδος εκμάθησης ενός συνόλου, ο οποίος δημιουργεί δένδρα αποφάσεων ώστε να μπορέσει να γίνει ταξινόμηση των δεδομένων. Ο αλγόριθμος λαμβάνει τις αποφάσεις όλων των δέντρων και δίνει ως έξοδο την απόφαση που προτιμήθηκε από τα περισσότερα δένδρα αποφάσεων. Ο αλγόριθμος Random Forest γενικά έχει καλύτερη απόδοση από τα μεμονωμένα δένδρα αποφάσεων, ωστόσο τα χαρακτηριστικά των δεδομένων που εισάγουμε επηρεάζουν σε μεγάλο βαθμό την απόδοσή τους.

#### **4.4.1 Δένδρα απόφασης**

Όπως είπαμε παραπάνω ο αλγόριθμος Random Forest, ο οποίος διακρίνεται στην εικόνα 4.7, δημιουργεί πολλά δένδρα απόφασης, τα δένδρα απόφασης όμως τείνουν να μαθαίνουν πολύ ακανόνιστα μοτίβα τα οποία δεν είναι χρήσιμα στην ταξινόμηση. Τα δένδρα προσαρμόζονται σε ακανόνιστο βαθμό στα δεδομένα εκπαίδευσης που εισάγουμε και έτσι έχουν χαμηλή προκατάληψη και πολύ μεγάλη διακύμανση. Με την χρήση του αλγορίθμου Τυχαίου Δάσους παίρνουμε τον μέσο όρο δένδρων απόφασης τα οποία εκπαιδεύονται σε διαφορετικά δεδομένα από το ίδιο σετ εκπαίδευσης, και έτσι μειώνουμε την διακύμανση. Η χρήση του αλγορίθμου σημαίνει ότι έχουμε γενικά αύξηση στα μεροληψία και απώλεια της ερμηνείας δεδομένων αλλά γενικά έχει πολύ καλή απόδοση.



Εικόνα 4.7 Δένδρο απόφασης

#### 4.4.2 Bootstrap aggregating

Ο αλγόριθμος Τυχαίου Δάσους χρησιμοποιεί την τεχνική bootstrap aggregating ή για συντομογραφία bagging. Δίνοντας ένα σύνολο δεδομένων στον αλγόριθμο η τεχνική bagging επιλέγει ένα τυχαίο δείγμα από τα δεδομένα, το οποίο μπορεί να είναι ίδιο για διαφορετικά δένδρα αποφάσεων, το αντικαθιστά με ένα άλλο δείγμα και προσαρμόζει τα δένδρα στα καινούρια δείγματα. Έτσι χρησιμοποιούμε διαφορετικά δείγματα δεδομένων για την εκπαίδευση κάθε δένδρου και μειώνουμε το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής των δένδρων στα δεδομένα πάνω στα οποία εκπαιδεύτηκαν που είδαμε προηγουμένως. Με την χρήση της παραπάνω τεχνικής οδηγούμαστε σε καλύτερη απόδοση καθώς μειώνουμε την διακύμανση χωρίς να αυξάνεται η προκατάληψη. Αυτό σημαίνει ότι ενώ μπορεί ένα δένδρο να εμφανίσει το φαινόμενο της υπερπροκατάληψης και να είναι ευαίσθητο στις προβλέψεις του ό μέσος όρος όλων των δένδρων θα μας δώσει της σωστή απόφαση εφόσον τα δένδρα δεν συσχετίζονται.

#### 4.4.3 Feature Bootstrap aggregating

Ο αλγόριθμος Τυχαίου δάσους περιλαμβάνει την τεχνική bagging και στην περίπτωση των χαρακτηριστικών. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί έναν τροποποιημένο αλγόριθμο μάθησης δένδρου ο οποίος επιλέγει την εκμάθηση ενός τυχαίου συνόλου χαρακτηριστικών σε κάθε δένδρο. Αυτή η

διαδικασία ονομάζεται feature bagging. Αυτό γίνεται από τον αλγόριθμο ώστε να μην έχουμε το φαινόμενο συσχέτισης των δένδρων καθώς αν κάποιο χαρακτηριστικό είναι ισχυρός προγνωστικός παράγοντας θα χρησιμοποιηθεί από όλα τα δένδρα απόφασης και θα οδηγηθούμε στο πρόβλημα που αναφέραμε προηγουμένως.

Συνήθως στην ταξινόμηση εφόσον έχουμε  $a$  αριθμό χαρακτηριστικών θα χρησιμοποιηθεί  $\sqrt{a}$  αριθμός σε κάθε διαχωρισμό δένδρων. Πρακτικά όμως η επιλογή των παραπάνω αριθμών θα γίνει από τον ερευνητή και είναι ένας σημαντικός παράγοντας βελτίωσης του αλγορίθμου.

Για την εκπαίδευση του αλγορίθμου θα πρέπει για κάθε σήμα να οριστεί η κλάση που θα δηλώνει αν το σήμα είναι φυσιολογικό ή παθολογικό. Ο αλγόριθμος θα εκπαιδευτεί για να αναγνωρίσει αν το σήμα είναι φυσιολογικό ή παθολογικό βάση των χαρακτηριστικών και της κλάσης του σήματος. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου θα γίνει στο περιβάλλον Weka.



# Κεφάλαιο 5

## Αποτελέσματα

### 5.1 Εισαγωγή στο περιβάλλον Weka

Το περιβάλλον Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) αναπτύχθηκε από το πανεπιστήμιο Waikato στην Νέα Ζηλανδία και είναι ένα δωρεάν λογισμικό το οποίο περιέχει μια συλλογή εργαλείων οπτικοποίησης και αλγορίθμων για ανάλυση δεδομένων και μοντελοποίηση προβλέψεων. Η αρχική έκδοση του Weka είχε σχεδιαστεί κυρίως για να είναι ένα εργαλείο ανάλυσης δεδομένων για τους γεωργικούς τομείς παρόλα αυτά η πιο πρόσφατη έκδοση του χρησιμοποιείται σε πολλούς διαφορετικούς τομείς εφαρμογών ιδιαίτερα στην εκπαίδευση και στην έρευνα καθώς έχει σημαντικά πλεονεκτήματα. Κάποια από τα πλεονεκτήματα που προσφέρει το περιβάλλον Weka είναι η δωρεάν διαθεσιμότητα, η φορητότητα καθώς το περιβάλλον έχει υλοποιηθεί στην γλώσσα προγραμματισμού Java και έτσι μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε οποιαδήποτε υπολογιστική πλατφόρμα, η ολοκληρωμένη συλλογή τεχνικών μοντελοποίησης δεδομένων που προσφέρει και τέλος η ευκολία χρήσης λόγω του γραφικού περιβάλλοντος.

Πιο συγκεκριμένα το περιβάλλον Weka υποστηρίζει πολλές εργασίες εξόρυξης δεδομένων όπως:

- Προεπεξεργασία δεδομένων
- Ομαδοποίηση (clustering)
- Ταξινόμηση (classification)
- Παλινδρόμηση (regression)
- Οπτικοποίηση (visualization)
- Επιλογή χαρακτηριστικών (feature selection)

Τα δεδομένα που εισάγουμε στο περιβάλλον Weka πρέπει να μορφοποιηθούν και να έχουν την κατάληξη .arff, αυτό μπορεί να γίνει πολύ εύκολα μέσα από το περιβάλλον καθώς ανοίγοντας ένα αρχείο κατάληξης .csv στο Wela μπορούμε στην συνέχεια να το αποθηκεύσουμε με την κατάληξη .arff και το Weka θα κάνει την μετατροπή. Το περιβάλλον Weka μπορεί να επεξεργαστεί δεδομένα τα οποία είναι αριθμητικά (numeric), ονομαστικά (nominal), αλφαριθμητικά (string) και ημερομηνίες (date).

### 5.2 Εισαγωγή δεδομένων στο περιβάλλον Weka

Το διάνυσμα χαρακτηριστικών που εισάγουμε στο περιβάλλον Weka έχει 76 σήματα και 181 χαρακτηριστικά. Για να δημιουργηθεί αυτό το αρχείο επιλέχθηκε μία κρίση από κάθε ασθενή και από αυτή την κρίση εξάγουμε ως δεδομένα το τρίτο και το τέταρτο δευτερόλεπτο πριν την κρίση και το

έβδομο και το όγδοο δευτερόλεπτο μετά την έναρξη της κρίσης. Οπότε τα δεδομένα που έχουμε είναι τύπου pre-ictal και ictal.

Στο αρχείο .arff που έχουμε δημιουργήσει για να δώσουμε ως διάνυσμα χαρακτηριστικών στο περιβάλλον Weka όλα τα χαρακτηριστικά έχουν ως λέξη δέσμευσης το @attribute. Από αυτά τα χαρακτηριστικά το διατεταρτημοριακό εύρος, η λοξότητα, η κύρτωση, το μέσο, η τυπική απόκλιση και η ενέργεια είναι αριθμητικά δεδομένα ενώ το χαρακτηριστικό class το οποίο δηλώνει την φυσιολογική είτε την παθολογική κατάσταση του ασθενή είναι αλφαριθμητικό δεδομένο και παίρνει την τιμή 0 αν ο ασθενής παρουσιάζει παθολογική κατάσταση και την τιμή 1 αν ο ασθενής παρουσιάζει φυσιολογική κατάσταση. Στην συνέχεια του αρχείου υπάρχει το τμήμα @data και από αυτό το σημείο και μετά υπάρχουν όλα τα παραπάνω δεδομένα. Τα παραπάνω διακρίνονται στην εικόνα 5.1.

```
@attribute P0-02_Alpha numeric
@attribute T7-07_Alpha numeric
@attribute C3-03_Beta numeric
@attribute C4-04_Beta numeric
@attribute C2-02_Beta numeric
@attribute F3-03_Beta numeric
@attribute F4-04_Beta numeric
@attribute F7-07_Beta numeric
@attribute F8-08_Beta numeric
@attribute F9-09_Beta numeric
@attribute F10-10_Beta numeric
@attribute F11-11_Beta numeric
@attribute F12-12_Beta numeric
@attribute F13-13_Beta numeric
@attribute F14-14_Beta numeric
@attribute F15-15_Beta numeric
@attribute F16-16_Beta numeric
@attribute F17-17_Beta numeric
@attribute F18-18_Beta numeric
@attribute F19-19_Beta numeric
@attribute F20-20_Beta numeric
@attribute C3-03_Gamma numeric
@attribute C4-04_Gamma numeric
@attribute C2-02_Gamma numeric
@attribute F3-03_Gamma numeric
@attribute F4-04_Gamma numeric
@attribute F7-07_Gamma numeric
@attribute F8-08_Gamma numeric
@attribute F9-09_Gamma numeric
@attribute F10-10_Gamma numeric
@attribute F11-11_Gamma numeric
@attribute F12-12_Gamma numeric
@attribute F13-13_Gamma numeric
@attribute F14-14_Gamma numeric
@attribute F15-15_Gamma numeric
@attribute F16-16_Gamma numeric
@attribute F17-17_Gamma numeric
@attribute F18-18_Gamma numeric
@attribute F19-19_Gamma numeric
@attribute F20-20_Gamma numeric
@attribute class {'0','1'}

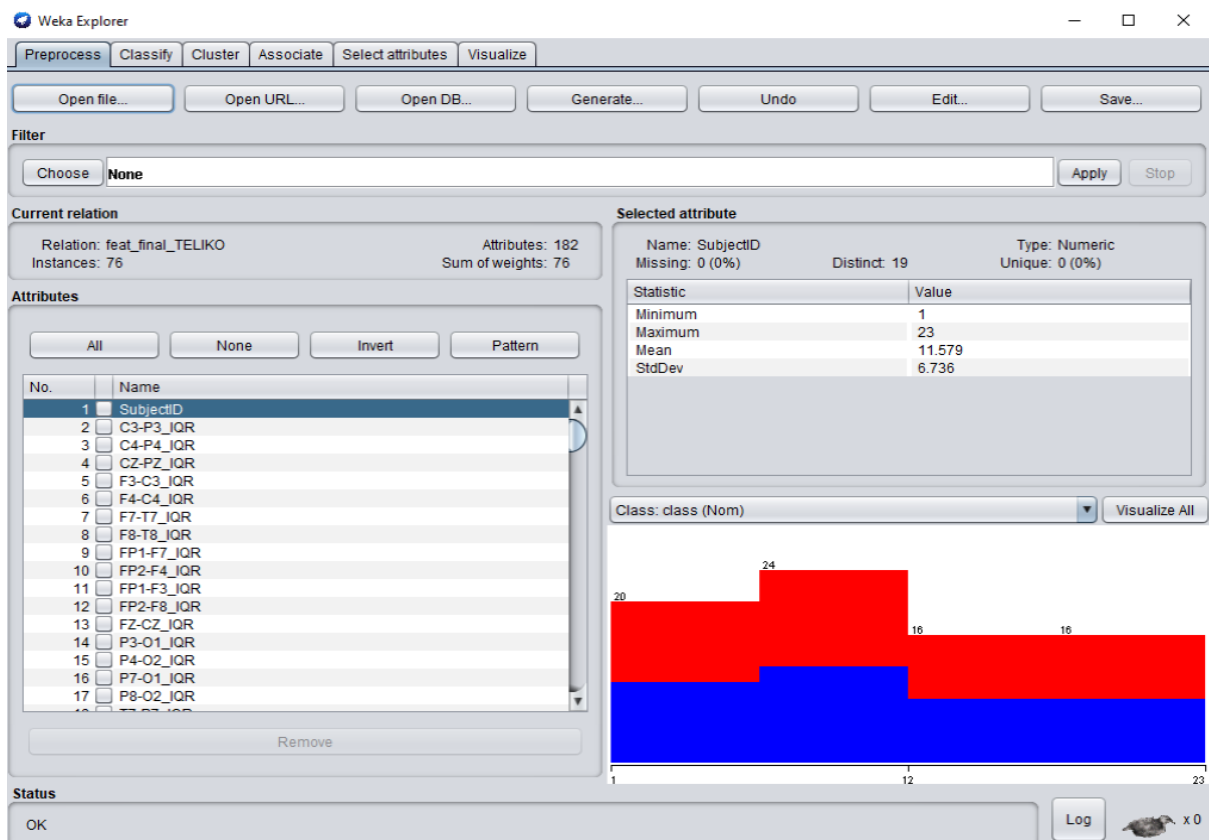
@data
1,09,441,100,524,154,98,97,527,63,697,72,249,88,712,66,045,110,891,98,882,106,144,134,112,54,639,74,094,71,862,62,667,31,68,97,096,0,137,-0,853,0,006,0,276,-0,456,0,183,0,26,-0,703,-0,073,-0,689,-0,226,-1,24,-1,001,-0,599,0,727,-0,
1,37,859,33,764,49,727,75,111,51,726,74,089,84,89,73,749,58,414,110,522,76,888,41,059,82,452,25,082,72,364,43,212,76,426,0,412,0,583,0,818,0,053,0,097,-0,384,-0,182,0,069,-0,321,-0,532,0,243,-0,568,-0,149,-0,181,0,583,-0,482
1,110,391,243,535,244,681,90,085,227,756,88,154,158,149,203,082,136,19,161,704,148,602,205,452,128,891,188,275,93,366,245,375,97,239,230,052,0,177,-0,214,0,053,-1,087,-0,39,-0,468,-0,328,0,243,-0,177,-0,754,-0,136,0,758,-0,414,-0,1
1,64,88,171,819,143,986,110,471,210,784,72,909,178,397,166,451,102,6,216,148,99,839,122,817,73,974,189,948,52,185,642,98,402,200,497,0,084,0,049,0,228,0,137,0,27,0,388,0,3,0,37,-0,198,-0,003,-0,248,1,339,0,26,0,321,-0,519,0,839,-0,
2,41,496,38,637,26,639,39,182,39,875,31,522,28,696,23,496,37,479,42,193,35,412,18,832,24,109,44,492,34,61,0,049,-0,009,0,188,0,784,0,708,0,831,1,276,-0,103,0,483,-1,602,0,317,0,094,0,772,-0,682,-0,134,0,309,-0,189,
2,45,687,64,603,26,397,32,511,38,662,41,842,48,922,36,145,28,359,29,318,82,585,35,108,47,237,48,757,29,58,30,586,38,845,46,789,0,089,-0,385,0,272,0,456,-0,26,0,139,0,276,-0,084,0,568,0,038,-0,842,-0,532,-0,239,0,217,-0,391,-0,405,-
2,64,191,84,414,43,597,46,885,32,254,64,02,44,852,54,405,43,075,36,09,41,839,22,256,70,827,82,130,36,584,23,711,80,681,37,304,-0,723,-0,071,-0,431,0,724,0,317,0,3,-0,123,-0,082,0,633,-0,231,0,126,-1,046,-0,285,-0,369,-0,38,-0,087,-
2,135,03,142,187,129,422,42,375,26,401,68,006,88,269,99,811,42,46,39,511,23,492,26,141,114,739,80,939,67,897,18,942,86,06,49,272,-0,381,-0,347,-0,563,1,076,-0,232,-0,52,0,725,0,08,-1,114,-0,39,0,389,-0,118,-0,561,0,094,-0,763,-0,43
9,5,098,11,968,10,839,17,462,17,79,42,279,48,176,62,117,35,494,18,566,39,315,56,316,9,314,12,461,11,479,0,55,16,877,18,647,-0,289,0,477,0,276,0,169,-0,046,0,812,-0,018,0,361,0,561,-0,389,0,086,0,29,-0,196,0,279,-0,381,0,721,0,136,0,
3,11,686,17,892,14,891,12,752,17,997,48,324,39,784,40,589,33,762,16,856,20,586,41,398,12,721,18,184,15,089,12,832,16,971,14,826,0,10,0,307,0,838,0,344,0,822,0,073,0,172,-0,226,-0,281,-0,84,-0,382,-0,38,0,848,-0,797,0,146,0,399,0,748
9,30,972,17,06,21,784,20,077,18,76,42,311,29,146,142,11,49,20,703,66,854,80,323,42,937,51,892,103,122,07,786,65,828,29,238,0,183,1,071,0,011,-0,294,0,733,-0,387,0,216,-0,876,0,187,-0,074,0,101,-0,77,0,818,0,269,-0,351,-0,389,0,462
9,29,422,20,377,32,462,55,59,27,173,117,833,39,286,52,825,24,09,43,674,112,807,65,711,24,149,35,008,197,483,24,234,90,076,54,655,0,232,0,201,0,376,-0,146,-1,025,0,312,-0,533,-0,142,1,128,-1,329,0,626,-1,12,-0,195,0,921,-0,757,0,097
5,49,156,47,124,42,053,131,189,113,097,113,893,103,145,110,807,109,589,133,657,82,871,82,895,94,289,80,935,84,925,84,973,94,391,94,389,0,608,0,053,-0,439,-0,034,-0,439,0,463,-0,411,0,353,-0,236,-1,24,-0,173,-0,485,-0,149,0,202,-0,
6,35,469,47,041,48,119,48,346,68,879,88,049,93,422,82,243,83,603,40,861,98,899,49,237,155,187,46,944,84,446,65,468,67,217,72,422,-1,17,0,017,0,39,0,147,0,158,0,204,-0,234,0,487,0,467,0,838,-0,182,-0,108,-0,467,0,374,-0,804,-0,189,1,
```

Εικόνα 5.1 Το αρχείο με το διάνυσμα χαρακτηριστικών με κατάληξη .arff

Όταν ανοίγουμε το περιβάλλον Weka εμφανίζεται η εικόνα 5.2 και επιλέγουμε την καρτέλα explorer στο δεξιό μενού. Στην συνέχεια στο καινούριο παράθυρο στην εικόνα 5.3 από την επιλογή open file φορτώνουμε το διάνυσμα χαρακτηριστικών στο περιβάλλον Weka. Στα αριστερά στην καρτέλα attributes εμφανίζονται όλα τα χαρακτηριστικά του αρχείου. Στη συνέχεια στο μενού με τα χαρακτηριστικά μπορούμε να επιλέξουμε ποια χαρακτηριστικά θέλουμε να αφαιρέσουμε από την εκπαίδευση του ταξινομητή. Αρχικά πρέπει να αφαιρέσουμε το χαρακτηριστικό με το όνομα subject id καθώς η ξέσδος του είναι ο αριθμός του ασθενή και είναι ένα χαρακτηριστικό το οποίο θα προκαλέσει το φαινόμενο της υπερεξάρτησης που είδαμε παραπάνω και θα έχει ως αποτέλεσμα να έχουμε μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας από το πραγματικό.



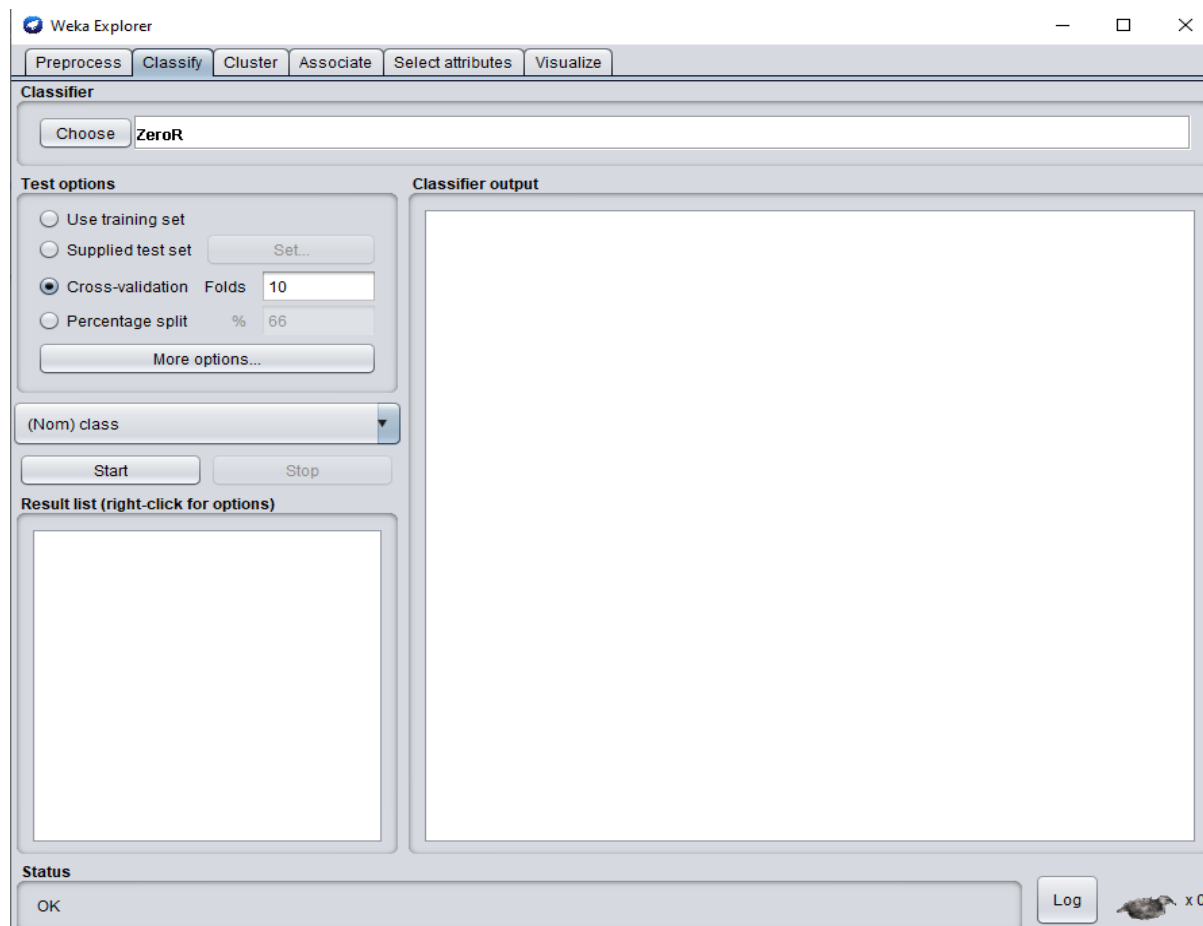
Εικόνα 5.2 Το περιβάλλον Weka



Εικόνα 5.3 Το περιβάλλον Weka

## 5.3 Ταξινομητής δεδομένων στο περιβάλλον Weka

Η επιλογή του ταξινομητή γίνεται από την καρτέλα Classify όπως φαίνεται στην εικόνα 5.4. Στην επιλογή Choose μπορούμε να επιλέξουμε τον ταξινομητή που επιθυμούμε. Στην παρούσα διπλωματική εργασία θα χρησιμοποιήσουμε τον ταξινομητή Random Forest τον οποίο αναλύσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο.



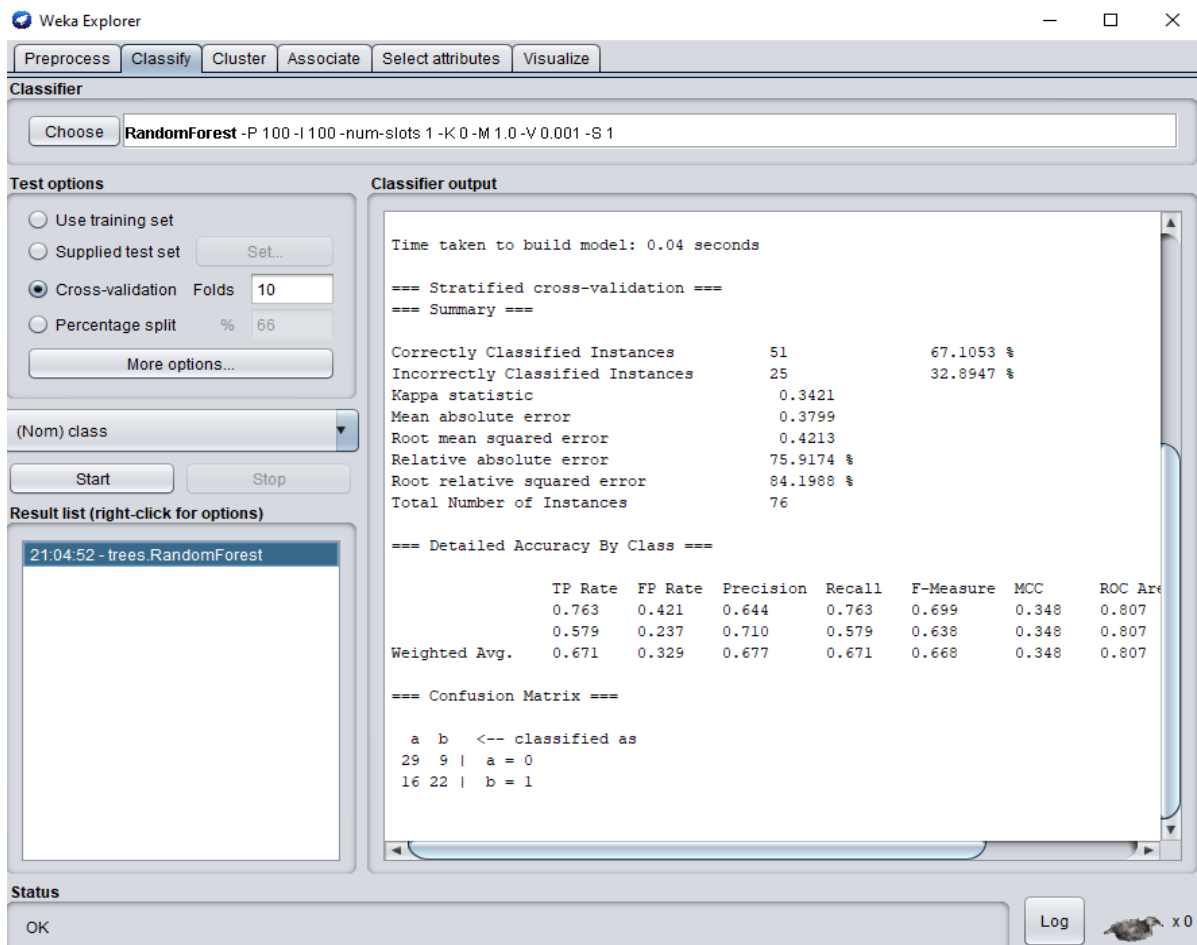
Εικόνα 5.4 Η καρτέλα Classify στο περιβάλλον Weka

Στην συνέχεια ο ερευνητής μπορεί να επιλέξει στην κατηγορία Test options τον τρόπο εκπαίδευσης που επιθυμεί για την εκπαίδευση και την δοκιμή ακρίβειας του ταξινομητή. Στην περίπτωση που ο ερευνητής έχει δημιουργήσει το δικό του μοντέλο εκπαίδευσης και δοκιμής μπορεί να επιλέξει το πλαίσιο Supplied test set και έτσι ο ταξινομητής θα εκπαιδευτεί με βάση τα μοντέλα που έχει εισάγει ο ερευνητής.

Οι επιλογές Cross-validation και Percentage split είναι αυτές που χρησιμοποιούνται σε περίπτωση που ο ερευνητής δεν έχει δημιουργήσει το δικό του μοντέλο εκπαίδευσης, και αυτές είναι οι δύο τεχνικές που χρησιμοποιούνται στην επίλυση δυαδικών προβλημάτων. Η επιλογή Percentage split χωρίζει τα δεδομένα ανάλογα με το ποσοστό που θα επιλέξουμε. Προκαθορισμένη επιλογή είναι το 66%, το οποίο σημαίνει ότι το 66% των δεδομένων θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του ταξινομητή και το υπόλοιπο 34% θα χρησιμοποιηθεί για την δοκιμή. Η παραπάνω τεχνική προτιμάται μόνο όταν έχουμε

πολύ μεγάλο αριθμό δεδομένων, στην περίπτωση μας δεν κρίνεται σκόπιμο να χρησιμοποιηθεί η παραπάνω επιλογή.

Η επιλογή Cross-validation είναι η πιο διαδεδομένη και αυτή που θα χρησιμοποιήσουμε στο πρόβλημα μας. Η προκαθορισμένη επιλογή σε αυτή την περίπτωση είναι το 10 το οποίο σημαίνει ότι τα δεδομένα μας θα χωριστούν σε δέκα ίσα κομμάτια δεδομένων, από τα οποία τα 9 θα χρησιμοποιηθούν ως δοκιμή εκπαίδευσης και το 1 ως δοκιμή ακρίβειας. Στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθούν πάλι 9 κομμάτια εκπαίδευσης και 1 κομμάτι δοκιμής μέχρι αυτό να γίνει 10 φορές. Στο τέλος όλα τα κομμάτια από τα δέκα που χωρίστηκαν αρχικά θα έχουν χρησιμοποιηθεί ως μοντέλο δοκιμής. Η επιλογή Cross-validation είναι αυτή που θα χρησιμοποιηθεί στην περίπτωση μας.



Εικόνα 5.5 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest με χρήση Cross-validation

## 5.4 Επιλογή χαρακτηριστικών

Όπως είδαμε στην εικόνα 5.3 ο ερευνητής μπορεί να επιλέξει τα χαρακτηριστικά που θα χρησιμοποιήσει για την εκπαίδευση του μοντέλου. Στην εικόνα 5.5 φαίνονται τα αποτελέσματα του ταξινομητή Random Forest αφαιρώντας μόνο το χαρακτηριστικό Subject id όπως αναφέρθηκε παραπάνω. Στην καρτέλα Classifier output υπάρχουν όλες οι πληροφορίες που αφορούν την κατηγοριοποίηση των χαρακτηριστικών. Οι πληροφορίες αυτές χωρίζονται σε 5 ενότητες :

- Run information: Περιέχει πληροφορίες σχετικά με τον ταξινομητή που χρησιμοποιήθηκε, το όνομα του αρχείου, τα χαρακτηριστικά που αφαιρέθηκαν, το αριθμητικό σύνολο των χαρακτηριστικών τα οποίες αναφέρονται και ονομαστικά εάν το πλήθος του είναι μικρότερο από 100 και τέλος αναφέρεται ο τρόπος εκπαίδευσης του ταξινομητή.
- Classifier mode (full training set): Αναφέρεται ονομαστικά ο ταξινομητής που χρησιμοποιήθηκε και παρέχει πληροφορίες για τον ταξινομητή και τον χρόνο που χρειάστηκε για να εκπαιδευτεί.
- Summary: Περιέχει τα στατιστικά στοιχεία τα οποία δίνονται ως έξοδος από τον ταξινομητή όπως τις επιτυχημένες και αποτυχημένες ταξινομήσεις.
- Detailed accuracy by Class: Περιέχει πιο λεπτομερή στατιστικά στοιχεία.
- Confusion Matrix: Περιέχει τον πίνακα απόφασης ο οποίος δημιουργείται με βάση τα στατιστικά στοιχεία που λαμβάνουμε από την προηγούμενη ενότητα.

Είναι εύκολα αντιληπτό ότι οι ενότητες που παρουσιάζουν έντονο ενδιαφέρον είναι οι Summary, Detailed accuracy by Class και Confusion Matrix καθώς με βάση τα αποτελέσματα που μας δίνουν μπορούμε να αξιολογήσουμε τον αλγόριθμο μας.

Στην ενότητα Summary βλέπουμε στις δύο πρώτες γραμμές τα πεδία Correctly Classified Instances και Incorrectly Classified Instances, το πρώτο πεδίο μας δίνει το πλήθος και το ποσοστό των σωστά κατηγοριοποιημένων ταξινομήσεων ενώ το δεύτερο πεδίο μας δίνει το πλήθος και το ποσοστό των λάθος κατηγοριοποιημένων ταξινομήσεων. Στο μοντέλο μας τα ποσοστά είναι 67,1% και 32,9% αντίστοιχα. Στην συνέχεια υπάρχει το στατιστικό Kappa statistic το οποίο μετράει το ποσοστό συμφωνίας της πρόβλεψης με το πραγματικό αποτέλεσμα. Η τιμή του Kappa μπορεί να κυμαίνεται από -1 έως 1. Ενώ το Kappa είναι από τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα στατιστικά στοιχεία για τον έλεγχο αξιοπιστίας υπάρχει αμφισβήτηση ως προς το επίπεδο της τιμής Kappa που είναι από δεκτή για την έρευνα στον χώρο υγείας, οπότε δεν θα συμπεριλάβουμε την τιμή υπ' όψη μας στην έρευνα. Οι τιμές Mean absolute error, Root mean squared error και Relative absolute error δε παρουσιάζουν ενδιαφέρον στα προβλήματα κατηγοριοποίησης και δεν θα τις λάβουμε υπ' όψη μας στην έρευνα, ενώ τέλος το Total Number of Instances μας δίνει το αριθμό των περιπτώσεων που έχουν εξαχθεί από τον αλγόριθμο.

Στην ενότητα Detailed Accuracy by Class εμφανίζονται τα παρακάτω στατιστικά στοιχεία:

- TP Rate: Αναφέρεται στο ποσοστό των περιπτώσεων οι οποίες αξιολογήθηκαν σωστά από τον ταξινομητή, δηλαδή τις περιπτώσεις που είτε ήταν όντως φυσιολογικές και κρίθηκαν ως φυσιολογικές ή ήταν παθολογικές και κρίθηκαν ως παθολογικές αντίστοιχα. Επίσης αναφέρεται στην βιβλιογραφία και ως ευαισθησία. Στην περίπτωση μας επειδή πρόκειται για δυαδικό πρόβλημα το Weighted Avg. είναι η μέτρηση της ακρίβειας. Ο τύπος που δίνει το TP Rate είναι:

$$TP Rate = \frac{\text{number of true positives}}{\text{number of true positives} + \text{number of false negatives}}$$

- FP Rate: Αναφέρεται στο ποσοστό των περιπτώσεων οι οποίες αξιολογήθηκαν λάθος από τον ταξινομητή, δηλαδή τις περιπτώσεις που είτε ήταν παθολογικές και κρίθηκαν ως φυσιολογικές ή ήταν φυσιολογικές και κρίθηκαν ως παθολογικές αντίστοιχα. Επίσης αναφέρεται στην βιβλιογραφία και ως specificity. Ο τύπος που δίνει το FP Rate είναι:

$$FP\ Rate = \frac{\text{number of true negatives}}{\text{number of true negatives} + \text{number of false positives}}$$

- Precision: Αναφέρεται στο ποσοστό των περιπτώσεων οι οποίες αξιολογήθηκαν σωστά από τον ταξινομητή σε μια κλάση ως προς τον αριθμό των περιπτώσεων που κατηγοριοποιήθηκαν σε αυτή την κλάση. Ο τύπος που δίνει το Precision είναι:

$$Precision = \frac{\text{number of true positives}}{\text{number of true positives} + \text{number of true negatives}}$$

- Recall: Είναι η ίδια στατιστική με το TP Rate.
- F-Measure: Είναι η μέτρηση ακρίβειας του ταξινομητή και υπολογίζεται από την μέτρηση Precision και την μέτρηση Recall. . Ο τύπος που δίνει το F-measure είναι:

$$F - Measure = 2 * \frac{\text{precision} * \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} = \frac{tp}{tp + \frac{1}{2}(fp + fn)}$$

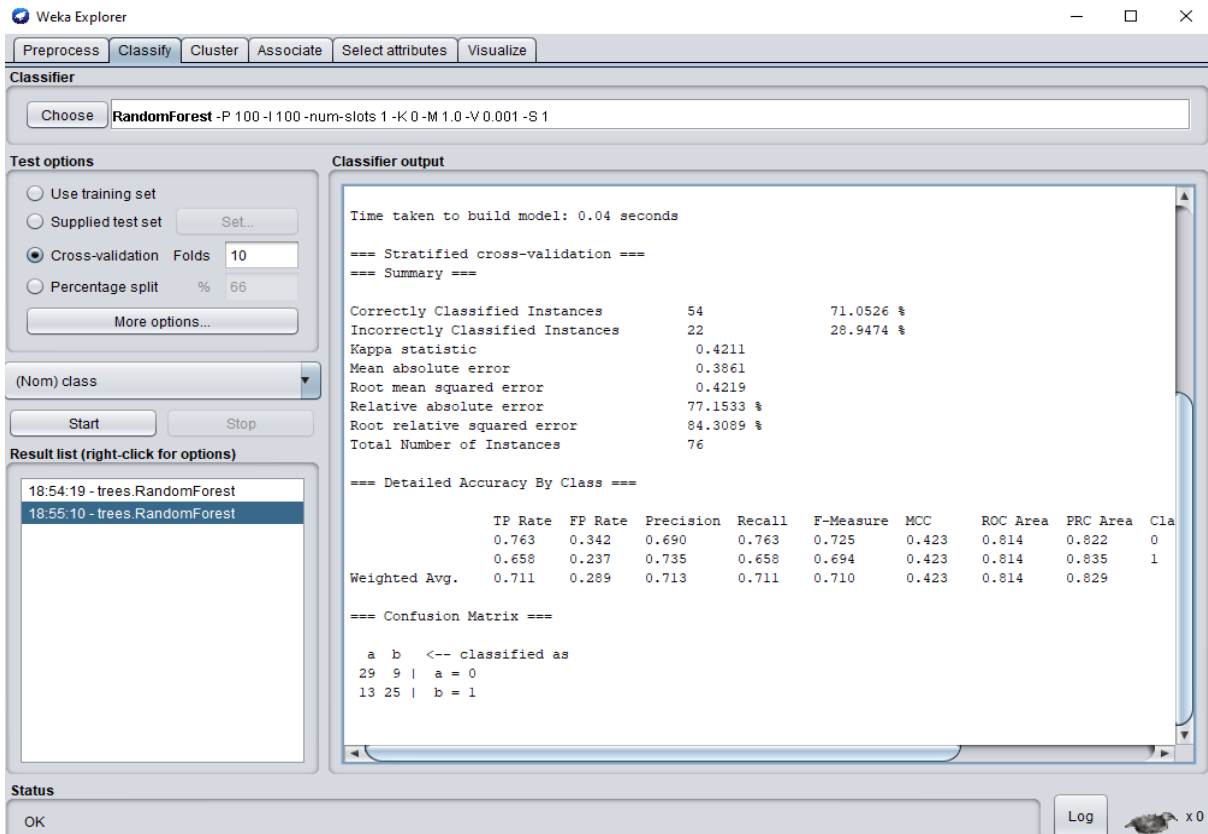
- ROC Area: Είναι μία μέτρηση η οποία μας δείχνει την ικανότητα του ταξινομητή, δηλαδή πόσο καλά μπορεί ταξινομητής να διακρίνει μεταξύ των δύο καταστάσεων.

Οι μετρήσεις MCC και PRC Area δεν παρουσιάζουν ενδιαφέρον στην έρευνα μας και αναφέρονται ονομαστικά.

Στην εικόνα 5.5 λοιπόν είναι εμφανές ότι ο ταξινομητής κατάφερε να αξιολογήσει σωστά το 67,1% των περιπτώσεων δηλαδή της 51 περιπτώσεις. Πιο συγκεκριμένα, από τις 38 φυσιολογικές περιπτώσεις

καταχώρησε τις 29 σωστά ενώ τις 9 τις καταχώρησε ως παθολογικές ενώ από τις 38 παθολογικές περιπτώσεις καταχώρησε τις 22 ως παθολογικές και τις άλλες 16 ως φυσιολογικές.

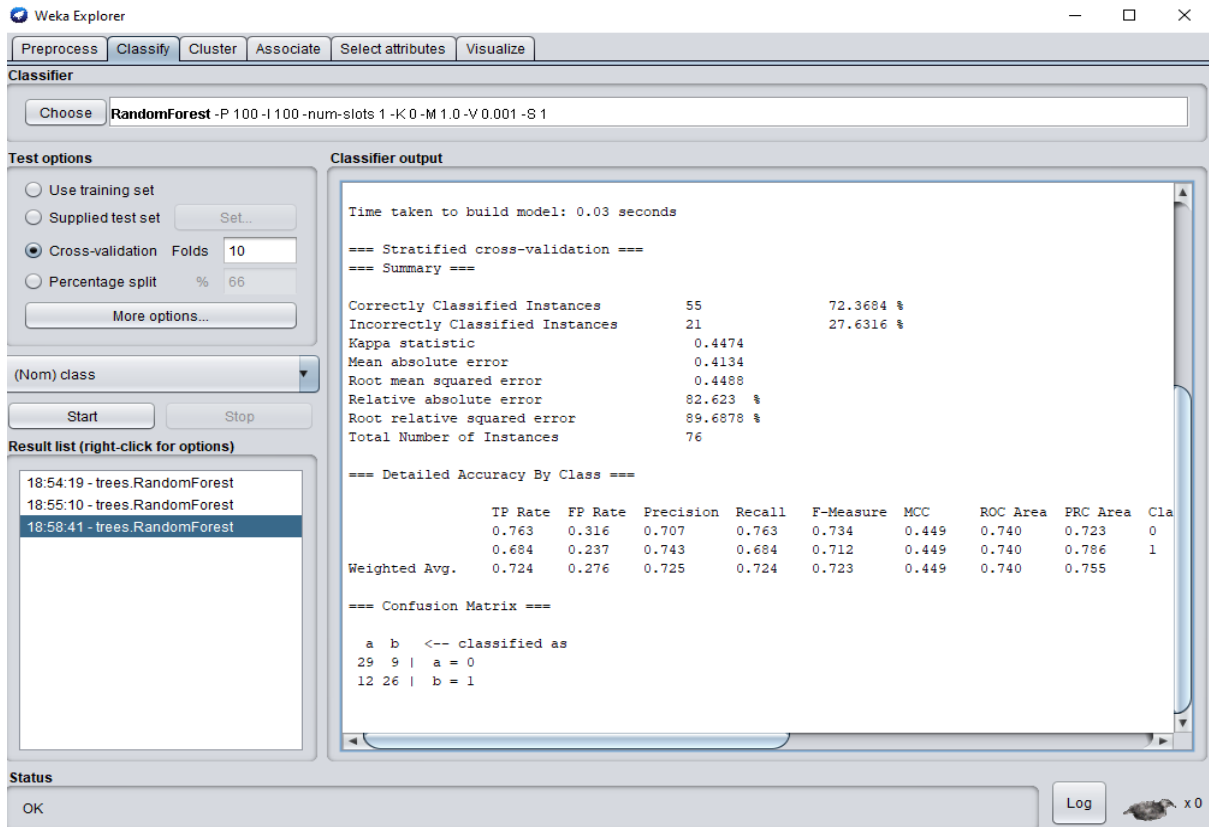
Στην συνέχεια για την βελτιστοποίηση του μοντέλου θα επιλέξουμε χειροκίνητα τα χαρακτηριστικά τα οποία θεωρούμε ότι θα εκπαιδεύσουν καλύτερα τον ταξινομητή. Αρχικά θα αφαιρέσουμε την ενέργεια των συχνοτήτων γάμμα και βήτα. Οι δύο αυτές συχνότητες θα αφαιρεθούν καθώς στην επιληψία σε παιδιά παρατηρείται έντονη εγκεφαλική δραστηριότητα κυρίως στις συχνότητες δέλτα, θήτα και άλφα. Όπως βλέπουμε στην εικόνα 5.6 αφαιρέσαμε την συχνότητα γάμμα και ο ταξινομητής ήδη αποδίδει καλύτερα ιδιαίτερα στην αναγνώριση των επιληπτικών κρίσεων. Ο ταξινομητής κατάφερε να αναγνωρίσει 3 επιληπτικές κρίσεις περισσότερες χωρίς να χρησιμοποιεί τον γάμμα ρυθμό στην εκπαίδευση, αυτό μπορούμε να το παρατηρήσουμε μελετώντας το Confusion Matrix.



**Εικόνα 5.6 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια της συχνότητας γάμμα.**

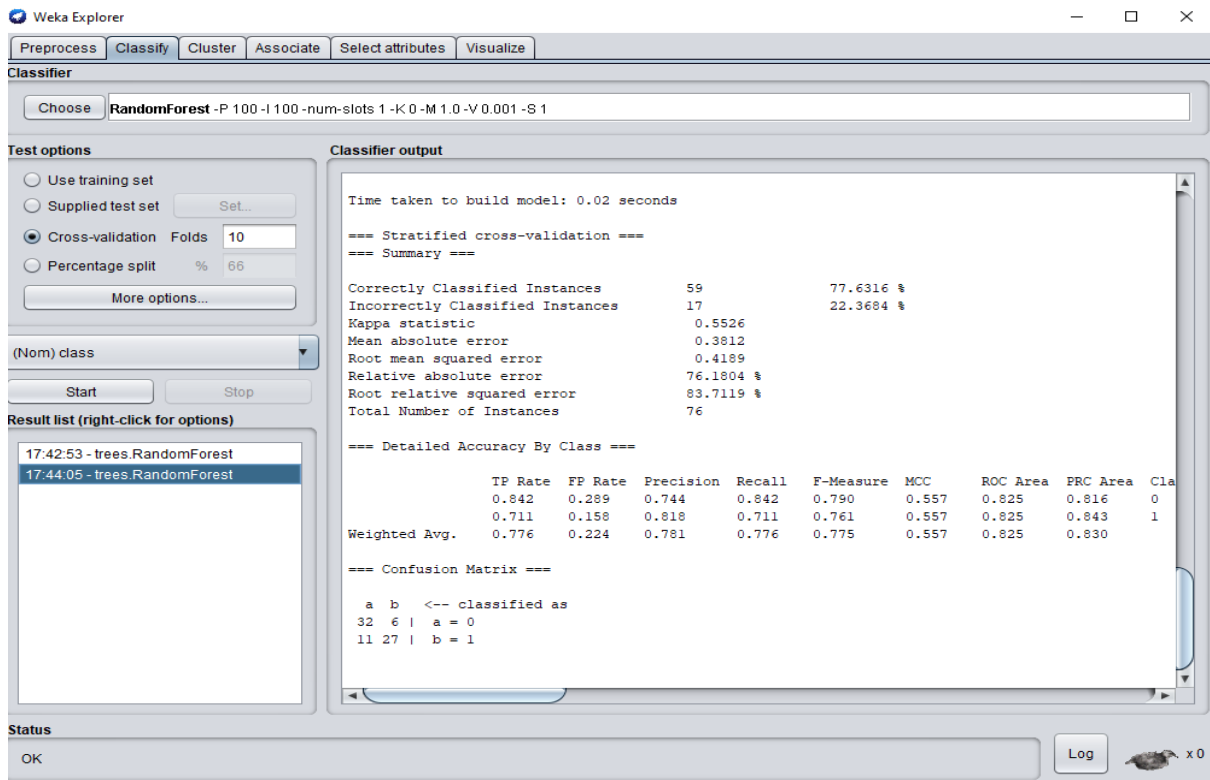
Στην συνέχεια θα αφαιρέσουμε και την συχνότητα βήτα, όπως βλέπουμε στην εικόνα 5.7 ο ταξινομητής κατάφερε να αναγνωρίσει ακόμη μια επιληπτική κρίση, την οποία πριν την αναγνώριζε ως φυσιολογική κατάσταση. Αν αφαιρέσουμε την ενέργεια από οποιαδήποτε άλλη συχνότητα το μοντέλο αρχίζει να μην αναγνωρίζει τις κρίσεις και έχει χειρότερη απόδοση από το αρχικό μοντέλο στην εικόνα 5.5.



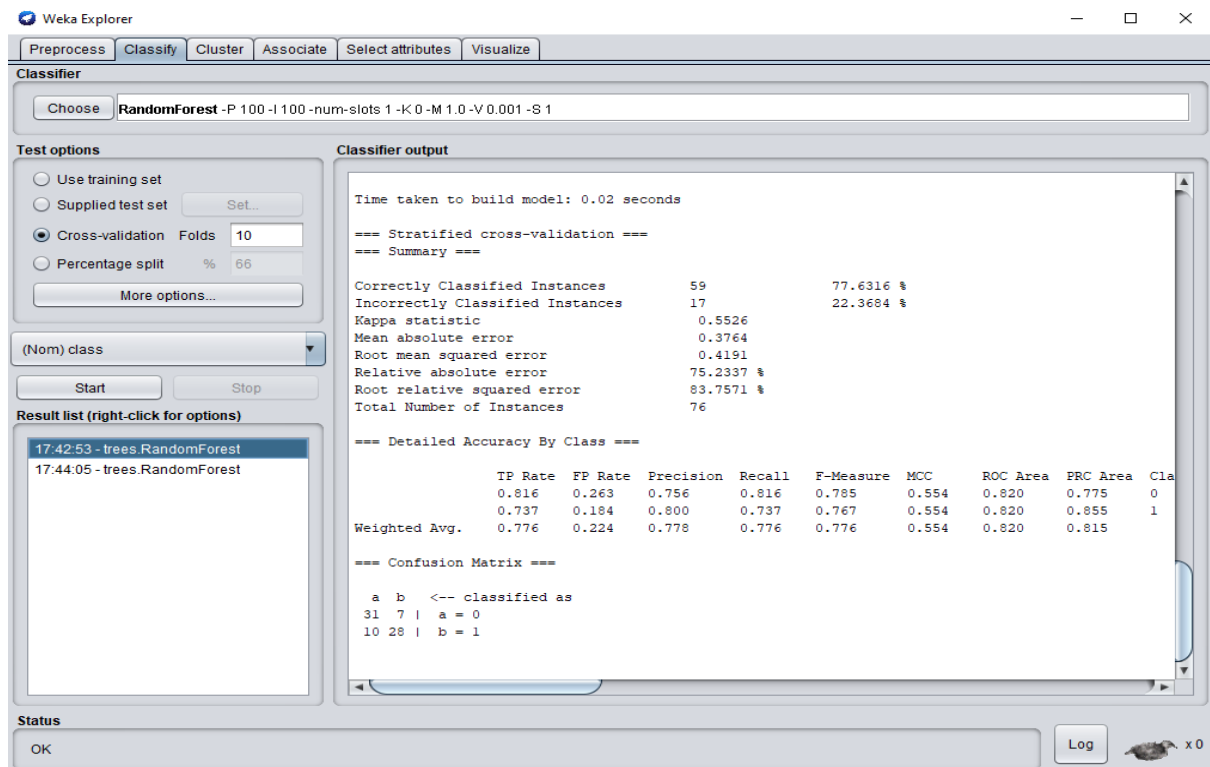


Εικόνα 5.7 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια των συχνότητων γάμμα και βήτα.

Σχετικά με τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά μετά από δοκιμές καταλήγουμε ότι το σημαντικότερο στατιστικό στοιχείο στην περίπτωση μας είναι η τυπική απόκλιση καθώς αν λείπει η τυπική απόκλιση η αποτελεσματικότητα του μοντέλου μας πέφτει 10-15%. Στις εικόνες 5.8 και 5.9 φαίνονται τα πιο αποτελεσματικά μοντέλα ταξινομήσεων. Στην εικόνα 5.8 έχουν αφαιρεθεί επιπλέον των ενεργειών το μέσο, η κύρτωση και την λοξότητα και παρατηρούμε ότι το μοντέλο επιτυγχάνει ευαισθησία 77,6% καθώς το μοντέλο καταφέρνει να αναγνωρίσει ακόμη μία επιληπτική κρίση σε σχέση με την εικόνα 5.7 αλλά και να ταξινομήσει σωστά τρεις επιπλέον φυσιολογικές περιπτώσεις. Στην εικόνα 5.9 έχουν αφαιρεθεί επιπλέον των ενεργειών το μέσο, η κύρτωση και το διατεταρτημοριακό εύρος και παρατηρούμε ότι το μοντέλο επιτυγχάνει ευαισθησία 77,6%. Σε αυτή την περίπτωση το μοντέλο σε σχέση με την εικόνα 5.7 αναγνωρίζει σωστά δύο επιπλέον παθολογικές περιπτώσεις και δύο επιπλέον φυσιολογικές περιπτώσεις.



**Εικόνα 5.8 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια των συχνότητων γάμμα και βήτα και τα χαρακτηριστικά mean, kurtosis, skewness.**



**Εικόνα 5.9 Η έξοδος του ταξινομητή Random Forest χωρίς την ενέργεια των συχνότητων γάμμα και βήτα και τα χαρακτηριστικά mean, kurtosis, skewness.**

Χαρακτηριστικά	Accuracy	FP Rate	Precision
IQR, Skewness, Kurtosis, Mean, Standard Deviation, Ενέργεια όλων των ρυθμών	67,1%	32,9%	67,7%
IQR, Skewness, Kurtosis, Mean, Standard Deviation, Ενέργεια των ρυθμών Δέλτα, Θήτα, Άλφα, Βήτα	71,1%	28,9%	71,3%
IQR, Skewness, Kurtosis, Mean, Standard Deviation, Ενέργεια των ρυθμών Δέλτα, Θήτα, Άλφα	72,4%	27,6%	72,5%
IQR, Standard Deviation, Ενέργεια των ρυθμών Δέλτα, Θήτα, Άλφα	77,6%	22,4%	78,1%
Skewness, Standard Deviation, Ενέργεια των ρυθμών Δέλτα, Θήτα, Άλφα	77,6%	22,4%	77,8%

**Πίνακας 5.1 Αποτελέσματα ταξινόμησης του μοντέλου που δημιουργήθηκε με την χρήση διαφορετικών χαρακτηριστικών.**

Όπως μπορούμε να δούμε στον πίνακα 5.1 η αύξηση των χαρακτηριστικών μεγάλωσε το υπολογιστικό κόστος του μοντέλου μας χωρίς να μας δώσει μεγαλύτερη ακρίβεια.

Η χρήση του ταξινομητή Random Forest επιλέχθηκε γιατί είναι πολύ αποτελεσματικός στην επίλυση διανυσματικών προβλημάτων και χρησιμοποιείται ευρέως στον τομέα της υγείας.

Στον Πίνακα 5.2 παρουσιάζεται η Ακρίβεια ταξινόμησης για κάθε ταξινομητή. Ο αλγόριθμος Random Forests έφερε τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης όσον αφορά την Ακρίβεια ταξινόμησης και τον χρόνο υλοποίησης του μοντέλου καθώς είχε 71,1% ακρίβεια στην εύρεση της κρίσης και 84,2% ακρίβεια στην εύρεση της φυσιολογικής κατάστασης του ασθενή.

Ταξινομητής	Accuracy	Χρόνος υλοποίησης του μοντέλου
Random Forest	77,6%	0.02 seconds
Random Tree	61,8%	0 seconds
LMT	78,9%	0.22 seconds
NaiveBayes	72,36%	0 seconds
SVM	72,36%	0.05 seconds
MLP	72,36%	2.03 seconds

**Πίνακας 5.2 σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων με βάση το διάλυμα χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήσαμε.**

Όπως βλέπουμε στον παραπάνω ενδεικτικό πίνακα 5.2 με την χρήση του ταξινομητή LMT πετυχαίνουμε μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας με την διαφορά των δύο ταξινομητών να είναι η σωστή ταξινόμηση μίας παραπάνω φυσιολογικής κατάστασης αλλά έχουμε σημαντική αύξηση του χρόνου υλοποίησης του μοντέλου η οποία δεν δικαιολογεί την μικρή διαφορά στην ακρίβεια. Στην περίπτωση του ταξινομητή Random Tree ο χρόνος υλοποίησης μηδενίζεται αλλά το αποτέλεσμα της ταξινόμησης είναι μη επαρκές. Οι ταξινομητές NaiveBayes και SVM επιτυγχάνουν ακρίβεια 72,36% με την διαφορά τους να είναι ότι ο SVM είχε 52,6% ακρίβεια στην εύρεση της κρίσης και 92,1% ακρίβεια στην εύρεση της φυσιολογικής κατάστασης, ενώ ο NaiveBayes είχε ποσοστά ακρίβειας 60,5% και 84,2% αντίστοιχα. Στην περίπτωση του ταξινομητή MLP πετυχαίνουμε ακρίβεια 72,36%, επιτυγχάνοντας ακρίβεια 65,8% στην ταξινόμηση των κρίσεων και 78,9% στην ταξινόμηση των φυσιολογικών καταστάσεων αλλά έχουμε πολύ μεγάλη αύξηση στον χρόνο υλοποίησης του μοντέλου. Επίσης έγινε χρήση του ταξινομητή J48 για την σύγκριση των ταξινομητών και υπό περιπτώσεις είχε την μεγαλύτερη ακρίβεια με μηδενικό χρόνο υλοποίησης αλλά τα αποτελέσματα του θεωρήθηκαν τυχαία καθώς είχε πολύ μεγάλες διακυμάνσεις στην απόδοση του με την μείωση χαρακτηριστικών οι οποίες δεν μπορούσαν να εξηγηθούν.

# Κεφάλαιο 6

## Συμπεράσματα και μελλοντικοί στόχοι

Στην παρούσα διπλωματική εργασία αναπτύχθηκε ένας αλγόριθμος για την εύρεση της επιληψίας σε παιδιά. Παρουσιάστηκε μια μέθοδος για την αυτόματη ανίχνευση των επιληπτικών κρίσεων χρησιμοποιώντας δεδομένα τα οποία προέρχονται από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ασθενών. Μετά την επεξεργασία των σημάτων ώστε να μπορέσει να τα διαβάσει το λογισμικό Matlab κόψαμε τα σήματα ώστε να λάβουμε την πληροφορία που θεωρήσαμε ότι χρειαζόμαστε για την δημιουργία του αλγορίθμου. Μετά την μελέτη πολλών ερευνών πάνω στην συγκεκριμένη βάση δεδομένων αποφασίστηκε να κάνουμε ανάλυση στο πεδίο του χρόνου καθώς είναι αυτή με την οποία ασχολείται λιγότερο η επιστημονική κοινότητα λόγω των αδυναμιών που έχουμε αναφέρει προηγουμένως, παρόλα αυτά προσφέρεται για ταχύτατους υπολογισμούς.

Αφού επιλέχθηκε η μέθοδος που θα χρησιμοποιήσουμε εφαρμόστηκαν τα φίλτρα και εξήχθησαν τα διάφορα χαρακτηριστικά που επιλέξαμε από τα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ώστε να μπορέσουμε να συγκρίνουμε και να δούμε ποια είναι πιο αποτελεσματικά στην ανάλυση στο πεδίο του χρόνου και να φτάσουμε στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα.

Για την αξιολόγηση του αλγορίθμου έγινε χρήση του λογισμικού Weka. Χρησιμοποιήσαμε το διάλυμα χαρακτηριστικών και το εισήγαμε σε έναν αλγόριθμο Random Forest. Ο αλγόριθμος διέκρινε σε ικανοποιητικό βαθμό το πρόβλημα 2 κλάσεων.

### 6.1 Συμπεράσματα

Η προτεινόμενη μέθοδος αξιολογείται ως ικανοποιητική στον διαχωρισμό των φυσιολογικών και παθολογικών σημάτων. Κατά την ανάπτυξη της μεθόδου προέκυψαν ζητήματα τα οποία οδήγησαν στο συγκεκριμένο μοντέλο. Αποφασίστηκε ότι το συγκεκριμένο θα έπρεπε να έχει τα χαρακτηριστικά που χρειάζεται για να λειτουργήσει σε μια εφαρμογή πραγματικού χρόνου όπως ένα μηχάνημα το οποίο διαβάζει τις κρίσεις και ενημερώνει τον ασθενή.

Το πρώτο ζήτημα που παρατηρήθηκε με βάση τα παραπάνω ήταν η επιλογή των σημείων του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος που θα εξετάσουμε ώστε να ανιχνευτεί η παθολογική κατάσταση. Όπως είπαμε παραπάνω υπάρχουν τρεις καταστάσεις στις οποίες βρίσκεται ανά πάσα στιγμή ένα επιληπτικό άτομο, αυτές είναι η interictal, η ictal και η pre-ictal. Οι περισσότερες έρευνες επικεντρώνονται στην interictal και στην ictal κατάσταση καθώς αναγνωρίζονται εύκολα από την επιστημονική κοινότητα ενώ η κατάσταση pre-ictal δεν γνωρίζουμε ακριβώς σε ποιο χρονικό σημείο ξεκινάει πριν την κρίση ώστε να εξάγουμε ασφαλή δεδομένα. Στην παρούσα έρευνα αποφασίσαμε να εξάγουμε δεδομένα ανάμεσα στην pre-ictal και την ictal.

Η αρχική επιλογή ήταν να πάρουμε δεδομένα για όλη την διάρκεια του μισού λεπτού πριν την κρίση και στην συνέχεια από την κρίση του ασθενή. Η παραπάνω επιλογή έκανε τον αλγόριθμό μας πιο αποδοτικό αλλά και πιο αργό οπότε με βάση τον σκοπό που θέλαμε να υλοποιήσουμε τον αλγόριθμο ο χρόνος υλοποίησης δεν ήταν αποδεκτός έτσι αποφασίσαμε να επεξεργαστούμε τα δεδομένα που υπήρχαν τρία και τέσσερα δευτερόλεπτα αντίστοιχα πριν την κρίση και να τα συγκρίνουμε με τα δεδομένα του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος που υπήρχαν επτά και οκτώ δευτερόλεπτα αντίστοιχα μετά την έναρξη της κρίσης. Με αυτό τον τρόπο η ταχύτητα του μοντέλου μας ήταν στα 0.02 δευτερόλεπτα με 78,1% ακρίβεια.

Το επόμενο ζήτημα που προέκυψε ήταν η επιλογή χαρακτηριστικών. Αποφασίστηκε η εξαγωγή δέκα σημαντικών χαρακτηριστικών στον χώρο του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος τα οποία στην συνέχεια θα δοκιμάζαμε ώστε να δούμε ποια μπορούν να διαχωρίζουν με μεγαλύτερη επιτυχία το σήμα στις δύο κλάσεις που θέσαμε, την παθολογική και την φυσιολογική. Αρχικά οι προβλέψεις μας ήταν σωστές και αφαιρώντας τις συχνότητες γάμμα και βήτα είχαμε μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας καθώς γνωρίζουμε ότι σε παιδιά η επιληψία εμφανίζεται κυρίως στις χαμηλότερες και όχι στις γάμμα και βήτα στις οποίες εμφανίζεται η επιληψία στους ενήλικες. Τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά στην ταξινόμηση ήταν οι ενέργειες του σήματος στους ρυθμούς δέλτα, θήτα και άλφα και η τυπική απόκλιση.

Γίνεται αντιληπτό ότι το διάλυμα χαρακτηριστικών διαδραματίζει πολύ σημαντικό ρόλο στην αξιολόγηση του μοντέλου. Η αύξηση των χαρακτηριστικών έχει μεγαλύτερο υπολογιστικό κόστος αλλά θεωρητικά αυξάνει την ακρίβεια πρόβλεψης του μοντέλου κάτι το οποίο δεν επιβεβαιώθηκε στην παρούσα έρευνα.

Στον πίνακα 6.1 παρουσιάζονται συνοπτικά μερικές έρευνες πάνω στην βάση δεδομένων που έχουμε χρησιμοποιήσει στην παρούσα μελέτη. Ο πίνακας 6.1 παρακάτω δεν προσφέρεται για ασφαλείς συγκρίσεις αποτελεσμάτων καθώς δεν γνωρίζουμε τα δεδομένα που έχουν χρησιμοποιήσει οι ερευνητές.

Συγγραφείς	Έτος	Μεθοδολογία	Ταξινομητής	Αποτελέσματα
Birjandtalab et al [7]	2017	Μετασχηματισμός Fourier, εποχές 10-δευτερολέπτων, Φασματική Πυκνότητα Ισχύος	κNN, 10-fold cross-validation	Ευαισθησία: 80.87%
Khan et al [12]	2017	Μετασχηματισμός κυματιδίου, χρήση του Mexican-hat mother wavelet	CNN, 10-fold cross-validation	Ευαισθησία: 87.8%
Hu et al [9]	2019	Διακριτός Μετασχηματισμός Fourier	SVM, τα δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμών επιλέγονται τυχαία από το σύνολο δεδομένων με αναλογία 4:1	Ακρίβεια: 86,25%
Ibrahim et al [29]	2017	Διακριτός Μετασχηματισμός Κυματιδίου	κNN	Ευαισθησία: 94,50%
Cao et al [30]	2019	Μετασχηματισμός Fourier μικρού χρόνου	CNN,ELM	Ακρίβεια: 99,33%
Παρούσα Διπλωματική Εργασία	2022	Χρήση φίλτρων, 4 δευτερόλεπτα δεδομένων από κάθε ασθενή	Random Forest, 10-fold cross-validation	Ευαισθησία: 77,63% Ακρίβεια: 77,63%

**Πίνακας 6.1 Συγκεντρωτικός πίνακας εργασιών ανίχνευσης επιληπτικών κρίσεων πάνω στην βάση δεδομένων του Children’s Hospital of Boston – Massachusetts Institute of Technology.**

## 6.2 Μελλοντικοί στόχοι

Όπως γίνεται εύκολα αντιληπτό η επιλογή του σωστού διανύσματος χαρακτηριστικών είναι το πλέον σημαντικό στοιχείο στην επιτυχή κατηγοριοποίηση των δεδομένων. Όπως είδαμε παραπάνω η αλλαγή των χαρακτηριστικών μπορεί να δώσει μεγαλύτερη ακρίβεια αλλά και ταχύτητα στον ταξινομητή. Μελλοντικά μπορεί να γίνει μεγαλύτερη και πιο αποδοτική επιλογή χαρακτηριστικών η οποία θα βελτιώσει το μοντέλο ανίχνευσης επιληπτικών κρίσεων σε παιδιά που έχουμε προτείνει.

Επίσης παρουσιάζουν μεγάλο ενδιαφέρον οι τρεις καταστάσεις interictal, ictal και pre-ictal, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν και να γίνει το πρόβλημα τριών κλάσεων ώστε να μπορέσουμε να διαχωρίσουμε αυτές τις καταστάσεις.

Τέλος, το σημαντικότερο ζήτημα που απασχολεί τους ερευνητές πάνω στο θέμα της επιληψίας είναι η πρόβλεψη των επιληπτικών κρίσεων. Με το κατάλληλο γνωστικό υπόβαθρο και τροποποιήσεις στα δεδομένα ένα μοντέλο πρόβλεψης επιληπτικών αιχμών θα μπορούσε να είναι ένας εφικτός μελλοντικός στόχος. Το πεδίο της πρόβλεψης απασχολεί μεγάλο μέρος της επιστημονικής κοινότητας και παρουσιάζει μεγάλο ενδιαφέρον καθώς οι επιληπτικές κρίσεις είναι δύσκολα διαχειρίσιμες από τον παθόντα και είναι συχνά ιδιαίτερα επικύνδινες.





# Βιβλιογραφία

- 1) M. J. Eadie, "Sir Charles Locock and potassium bromide.", *JR Coll Physicians Edinb*, vol. 42, no. 3, 2012, pp. 274-279. doi: 10.4997/JRCPE.2012.317.
- 2) G. K. York, D. A. Steinberg, "Hughlings Jackson's neurological ideas", *Brain*, vol. 134, no. 10, 2011, pp. 3106–3113. doi: 10.1093/brain/awr219
- 3) D. Millett, "Hans Berger: From Psychic Energy to the EEG.", *Perspectives in Biology and Medicine*, vol. 44, no. 4, 2001, pp. 522-542. doi:10.1353/pbm.2001.0070.
- 4) G. Krauss "Epilepsy is not resolved.", *Epilepsy Curr*, vol. 14, no. 6, 2014, pp. 339-340. doi: 10.5698/1535-7597-14.6.339
- 5) T. J. La Vaque Ph.D. (1999) "The History of EEG Hans Berger", *Journal of Neurotherapy: Investigations in Neuromodulation, Neurofeedback and Applied Neuroscience*, vol. 3, no. 2, 1999, pp. 1-9. doi: 10.1300/J184v03n02\_01
- 6) S. R. Haut, C. B. Hall, T. Borkowski, H. Tennen, R. B. Lipton. "Clinical features of the pre-ictal state: mood changes and premonitory symptoms.", *Epilepsy Behav.*, vol. 415, no. 21, 2012. doi: 10.1016/j.yebeh.2012.02.007. Epub 2012 Mar 14. PMID: 22424857.
- 7) J. Birjandtalab, M. B. Pouyan, D. Cogan, M. Nourani and J. Harvey, "Automated seizure detection using limitedchannel EEG and non-linear dimension reduction", *Computers in Biology and Medicine*, vol. 82, 2017, pp. 49-58. doi: 10.1016/j.compbiomed.2017.01.011
- 8) M. Kaleem, A. Guergachi, S. Krishnan, "Patient-specific seizure detection in long-term EEG using wavelet decomposition", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 46, 2018, pp 157-165. doi: 10.1016/j.bspc.2018.07.006.
- 9) W. Hu, J. Cao, X. Lai et al., "Mean amplitude spectrum based epileptic state classification for seizure prediction using convolutional neural networks", *Ambient Intell Human Comput*, 2019. doi: 10.1007/s12652-019-01220-6
- 10) K. M. Tsiouris, V. C. Pezoulas, M. Zervakis, S. Konitsiotis, D. D. Koutsouris, D. I. Fotiadis, "A Long Short-Term Memory deep learning network for the prediction of epileptic seizures using EEG signals", *Computers in Biology and Medicine*, vol. 99, 2018, pp. 24-37. doi: 10.1016/j.compbiomed.2018.05.019.
- 11) N. Ahammad, T. Fathima, P. Joseph, "Detection of Epileptic Seizure Event and Onset Using EEG", *BioMed Research International*, vol. 2014, 2014. <https://doi.org/10.1155/2014/450573>
- 12) Y. Khan, O. Farooq, P. Sharma. (2012). "Automatic Detection of Seizure ONSET in Pediatric EEG". *IJESA*, vol. 2, 2012. doi: 10.5121/ijesa.2012.2309.

- 13) L.-L. Chen, J. Zhang, J.-Z. Zou, C.-J. Zhao, G.-S. Wang, "A framework on wavelet-based nonlinear features and extreme learning machine for epileptic seizure detection", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 10, 2014, pp 1-10. doi: 10.1016/j.bspc.2013.11.010.
- 14) H. Khan, L. Marcuse, M. Fields, K. Swann, B. Yener, "Focal Onset Seizure Prediction Using Convolutional Networks", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 65, no. 9, 2018, pp. 2109-2118. doi: 10.1109/TBME.2017.2785401.
- 15) E. Alickovic, J. Kevric, A. Subasi, "Performance evaluation of empirical mode decomposition, discrete wavelet transform, and wavelet packed decomposition for automated epileptic seizure detection and prediction", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 39, 2018, pp 94-102. doi: 10.1016/j.bspc.2017.07.022.
- 16) M. Zhou, C. Tian, R Cao et al., "Epileptic Seizure Detection Based on EEG Signals and CNN.", *Front Neuroinform*, vol. 12, no.95, 2018. doi: 10.3389/fninf.2018.00095
- 17) Z. Wei, J. Zou, J. Zhang, J. Xu, "Automatic epileptic EEG detection using convolutional neural network with improvements in time-domain", *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 53, 2019. doi: 10.1016/j.bspc.2019.04.028.
- 18) R. Polikar, "The story of wavelets", *Physics and modern topics in mechanical and electrical engineering*, 1999, pp. 192-197.
- 19) R. Rao and A. Bopardikar, *Wavelet Transforms, Introduction to Theory and Applications*, Addison Wesley, 1998.
- 20) D. Donoho, "Denoising via Soft Thresholding", *IEEE Tran. on Information Theory*, vol. 41, no. 5, 1995, pp.613-627.
- 21) A. Rua, L. C. Nunes, "International comovement of stock market returns: A wavelet analysis", *Journal of Empirical Finance*, vol. 16, no. 4, 2009, pp. 632-639. doi: 10.1016/j.jempfin.2009.02.002.
- 22) A. Bijaoui, E. Slezak, F. Rue, and E. Lega, "Wavelets and the Study of the Distant Universe", *Proceedings of the IEEE*, vol. 84, no. 4, 1996, pp. 670-679.
- 23) R. Polikar, L. Udpa, S.S. Udpa, T. Taylor, "Frequency Invariant Classification of Weld Inspection Signals", *IEEE Tran. Ultra. Ferro and Freq. Cont.*, vol. 45, no. 3, 1998, pp.614-625.
- 24) G. Wornell, "Emerging Applications of Multirate Signal Processing and Wavelets in Digital Communications", *Proceedings of the IEEE*, vol. 84, no. 4, 1996, pp. 586-603.
- 25) A. Shoeb. "Application of Machine Learning to Epileptic Seizure Onset Detection and Treatment". PhD Thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2009. doi: <https://doi.org/10.13026/C2K01R>
- 26) M. Zhou, C. Tian, R. Cao, B. Wang, Y. Niu, T. Hu, H. Guo, J. Xiang (2018) "Epileptic Seizure Detection Based on EEG Signals and CNN.", *Front. Neuroinform*, vol. 12, no. 95, 2018. doi: 10.3389/fninf.2018.00095

- 27) N. Rafiuddin, Y. U. Khan and O. Farooq, "Feature extraction and classification of EEG for automatic seizure detection," In Proc. *2011 International Conference on Multimedia, Signal Processing and Communication Technologies*, 2011, pp. 184-187, doi: 10.1109/MSPCT.2011.6150470.
- 28) Y. U. Khan, N. Rafiuddin and O. Farooq, "Automated seizure detection in scalp EEG using multiple wavelet scales," In Proc. *2012 IEEE International Conference on Signal Processing, Computing and Control*, pp. 1-5, 2012, doi: 10.1109/ISPC.2012.6224361.
- 29) S. W. Ibrahim, R. Djemal, A. Alsuwailem, S. Gannouni, "Electroencephalography (EEG)-based epileptic seizure prediction using entropy and K-nearest neighbor (KNN)", *CST*, vol. 2, no. 1, 2017. doi: 10.21924/cst.2.1.2017.44
- 30) J. Cao, J. Zhu, W. Hu and A. Kummert, "Epileptic Signal Classification With Deep EEG Features by Stacked CNNs", *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, vol. 12, no. 4, pp. 709-722, Dec. 2020, doi: 10.1109/TCDS.2019.2936441.