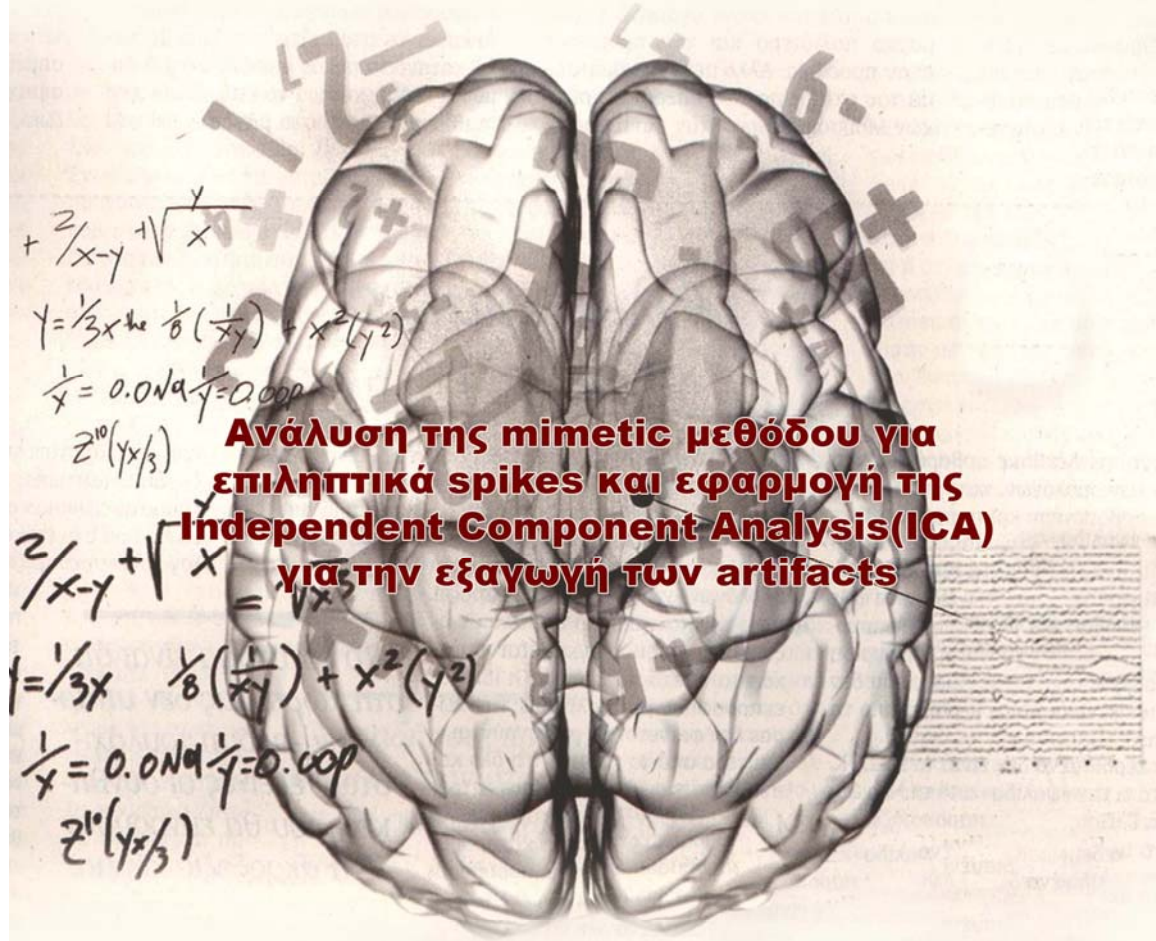




# Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Κρήτης

Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών

Τμήμα Εφαρμοσμένης Πληροφορικής και Πολυμέσων



**Ανάλυση της mimetic μεθόδου για  
επιληπτικά spikes και εφαρμογή της  
Independent Component Analysis (ICA)  
για την εξαγωγή των artifacts**

Πτυχιακή Εργασία  
Κοκαράκης Εμμανουήλ Α.Μ. :367



**ΗΡΑΚΛΕΙΟ 2007**

Περιεχόμενα.....	1
Πρόλογος.....	3
Ευχαριστίες.....	4
1 Εισαγωγή.....	5
2 Θεωρία.....	6
2.1 Ανατομία.....	6
2.2 Ηλεκτρική Δραστηριότητα Εγκεφάλου.....	9
2.3 Ηλεκτροεγκεφαλογραφία.....	10
2.4 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG).....	10
2.5 Artifacts.....	13
2.5.1 Οπτικά artifacts.....	14
2.5.2 Μυικά artifacts.....	15
2.5.3 Άλλα artifacts.....	16
2.6 Επιληψία.....	16
2.7 Επιληπτικές κρίσεις.....	17
2.8 Επιληπτική Δραστηριότητα στο EEG.....	18
3 Γενικές πληροφορίες για τα δεδομένα.....	19
3.1 Περιβάλλον Υλοποίησης και Πακέτα Λογισμικού.....	20
4 Mimetic μέθοδος.....	21
4.1 Κατασκευή ROC καμπύλων.....	22
4.2 Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG του ενός ασθενή.....	25
4.3 Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG των τριών ασθενών.....	25
4.4 Απόφαση του καλύτερου Working Point.....	26
4.5 Μείωση Δεδομένων.....	26

4.6	Ποιοτική διερεύνηση των False Positives.....	26
4.7	Εύρεση και σχεδίαση των False Positives.....	27
5	Αποτελέσματα της Mimetic Μεθόδου.....	27
5.1	Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG του ενός ασθενή.....	27
5.2	Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG των τριών ασθενών.....	30
5.3	Απόφαση του καλύτερου Working Point.....	31
5.4	Μείωση κορυφών.....	32
5.5	Ποιοτική διερεύνηση των False Positives.....	33
6	Ανάλυση Ανεξαρτήτων Συνιστωσών (ICA).....	42
6.1	Ο Λόγος που απαγορεύονται οι Gaussian μεταβλητές.....	44
6.2	Infomax.....	44
6.3	Whitening.....	45
6.4	Προεπεξεργασία δεδομένων.....	46
6.5	Καθορισμός μεγέθους παραθύρου για την εφαρμογή της ICA.....	47
6.6	Εφαρμογή της ICA.....	48
6.7	Επιλογή και εξαγωγή των Ανεξάρτητων Συνιστωσών ( ICs).....	48
6.8	Αποτελέσματα ICA.....	50
7	Σχολιασμός αποτελεσμάτων.....	62
8	Βιβλιογραφία.....	63
9	Παράρτημα.....	64
9.1	Δείγμα κώδικα υλοποίησης.....	64

## **Πρόλογος**

Η πτυχιακή εργασία πραγματοποιήθηκε , στο εργαστήριο ευφών συστημάτων του τμήματος Εφαρμοσμένης Πληροφορικής και Πολυμέσων του ΤΕΙ Κρήτης, υπό την επίβλεψη του καθηγητή Γ.Παπαδουράκη και στο εργαστήριο Biomed του τμήματος SCD/ESAT του πανεπιστημίου του Leuven στο Βέλγιο υπό την επίβλεψη του Ph.D. Bart Vanrumste.

## **Ευχαριστίες**

Για την πραγματοποίηση της συγκεκριμένης πτυχιακής εργασίας, υπήρξε πολύτιμη βοήθεια και επιστημονική καθοδήγηση από ειδήμονες του συγκεκριμένου ερευνητικού τομέα τους οποίους και θα ήθελα να ευχαριστήσω : Prof. Γ.Παπαδουράκη, Ph.D M.Βούρκα και το Biomed Group της Prof. Sabine Van Huffel, Anneleen Vergult, Bart Vanrumste, Wim De Clercq.

# 1 Εισαγωγή

Οι ασθενείς με επιληψία έχουν συχνά αιφνίδιες μεταβολές τάσης στα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα (EEG) τους που συνδέονται με την αρρώστια τους. Ο νευρολόγος (EEGer) διαβάζει τα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα (EEG) και προσπαθεί να ανιχνεύσει αυτά τα γεγονότα. Είναι προφανές ότι αυτό είναι λογικό να πραγματοποιηθεί μόνο για μικρής διάρκειας ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα (EEG) μέχρι 20 λεπτά. Για μεγαλύτερης διάρκειας EEG (μέχρι αρκετές ημέρες) εφαρμόζεται αλγόριθμος ανίχνευσης. Ένας από τους πιο συνηθέστερα χρησιμοποιημένους ανιχνευτές είναι η mimetic μέθοδος, η οποία αρχικά αναπτύχθηκε από τον Jean Gotman και αργότερα αναπτύχθηκε και από άλλους. Ο σκοπός αυτής της εργασίας είναι να αξιολογηθεί η απόδοση της mimetic μεθόδου στην βάση των τριών EEGer στα σημειωμένα EEG και να αξιολογηθούν ποιοτικά οι False Positives ανιχνεύσεις(δηλαδή οι ανιχνεύσεις οι οποίες ανιχνεύθηκαν από τον αλγόριθμο αλλά όχι από τον EEGer).

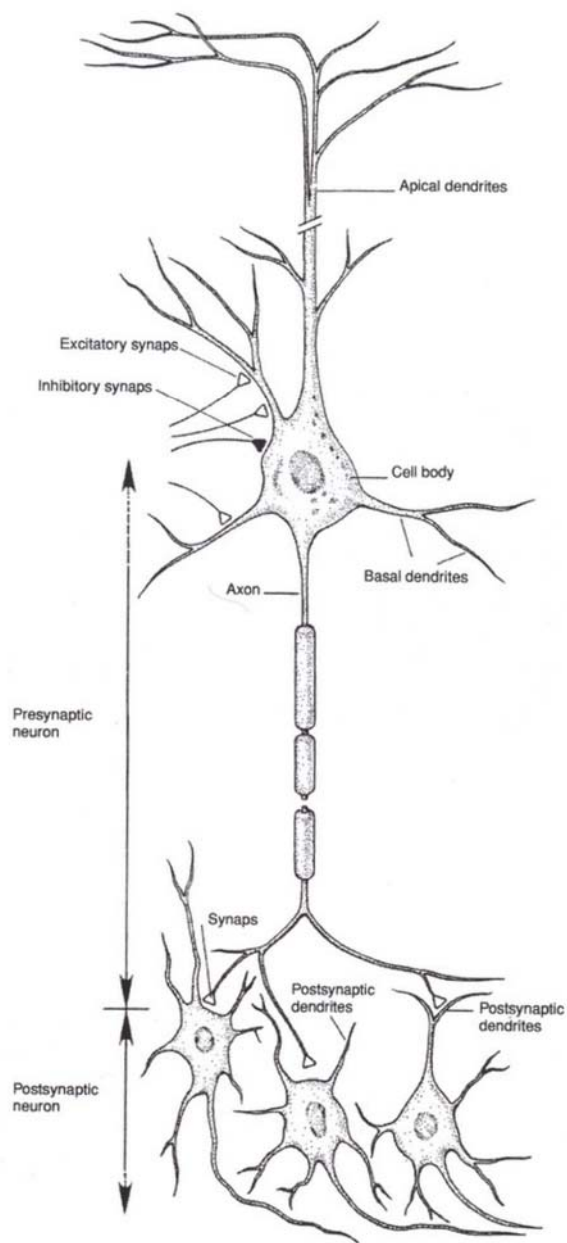
Επίσης ένας δεύτερος στόχος αυτής της εργασίας στηριζόμενος στα αποτελέσματα του προηγούμενου σκοπού είναι να εφαρμοσθεί ο αλγόριθμος της Ανάλυσης Ανεξαρτήτων Συνιστωσών (ICA) αφού επιλέχθηκε ως καταλληλότερος με σκοπό την εξαγωγή των artifacts που οφείλονται σε κινήσεις των ματιών τα λεγόμενα eye blinks.

## 2 Θεωρία

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή για το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα(EEG) και για την επιληψία. Γίνεται σύντομη περιγραφή των νευροφυσιολογικών φαινομένων τα οποία είναι αρμόδια για την παραγωγή του EEG.

### 2.1 Ανατομία

Ο εγκέφαλος αποτελείται περίπου  $10^{10}$  νευρικά κύτταρα ή νευρώνες. Οι νευρώνες είναι πιο διαφορετικοί στο μέγεθος και το σχήμα από τα κύτταρα σε οποιοδήποτε άλλο ιστό του σώματος. Εντούτοις έχουν ορισμένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα από κοινού: κατέχουν συνήθως τους δενδρίτες, ένα σώμα κυττάρων, ένας νευρίτη και συναπτικές απολήξεις, όπως απεικονίζονται στο σχήμα 2.1. Οι δενδρίτες επεκτείνονται από το σώμα κυττάρων και το μοιράζονται με τη λειτουργία της λήψης των πληροφοριών από τις συναπτικές συνδέσεις με τους γειτονεύοντες νευρώνες. Το σώμα κυττάρων, επίσης γνωστό ως soma, περιέχει τον πυρήνα, ο οποίος συνθέτει τις πρωτεΐνες για την εξαγωγή τους στο νευρίτη.



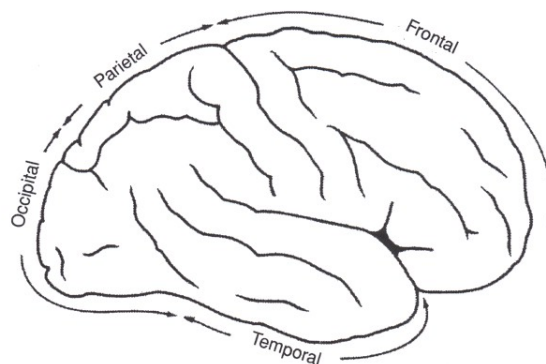
**Σχήμα 2.1** Τα βασικά μέρη ενός νευρώνα: σώμα κυττάρων (*cell body*), δενδρίτες (*dendrites*), νευρίτης (*axon*) και συναπτικές απολήξεις (*synaptic terminals*).



Ο νευρίτης είναι ένας λεπτός σωλήνας που κυμαίνεται στο μήκος από μερικές εκατοντάδες μικρόμετρα μέχρι περισσότερο από ένα μέτρο. οι νευρίτες είναι συνήθως μακρύτερη από τους δενδρίτες και στις άκρες τους διακλαδίζονται για να διαμορφώσουν τις απολήξεις που κάνουν την επαφή με άλλα κύτταρα στις συνάψεις.

Συναπτικές απολήξεις είναι οι περιοχές απελευθέρωσης των χημικών ουσιών και είναι συνήθως σε στενή αμεσότητα με έναν άλλο νευρώνα.

Ο ιστός του εγκεφάλου διαιρείται σε δύο τύπους: gray matter και white matter. Αυτά τα ονόματα προέρχονται πολύ απλά από την εμφάνισή τους στο γυμνό μάτι. Το gray matter αποτελείται από τα σώματα κυττάρων και τους δενδρίτες των νευρικών κυττάρων. Το gray matter μπορεί να βρεθεί στην πιο εξωτερική επιφάνεια του εγκεφάλου, στον φλοιό, και σε μερικές βαθύτερες δομές. Το πάχος του φλοιού ποικίλλει μεταξύ 1 mm και 4 mm. Το μεγαλύτερο εσωτερικό μέρος του εγκεφάλου περιέχει το white matter, το οποίο αποτελείται μόνο από τους νευρίτες των νευρικών κυττάρων. Το white matter και το gray matter διακρίνονται εύκολα. Ο εγκέφαλος διαιρείται σε δύο ημισφαίρια και σε κάθε ημισφαίριο, ο φλοιός υποδιαιρείται σε τέσσερις λοβούς, στον μετωπικό (frontal), στον πλευρικό (parietal), στον ινιακό (occipital), και στον χρονικό (temporal) λοβό, όπως παρουσιάζονται στο σχήμα 2.2. Κάθε ένας από αυτούς τους λοβούς περιέχει πολλές ευδιάκριτες περιοχές που ελέγχουν διαφορετικές λειτουργίες.



**Σχήμα 2.2** Οι τέσσερις διαφορετικοί λοβοί.

## 2.2 Ηλεκτρική Δραστηριότητα Εγκεφάλου

Οι νευρώνες, όπως άλλα κύτταρα, είναι ηλεκτρικά πολωμένοι έτσι ώστε το εσωτερικό τους φορτίζεται αρνητικά όσον αφορά το εξωτερικό του κύτταρου. Αυτή η διαφορά δυναμικού, ονομάζεται δυναμικό ηρεμίας (resting potential), οφείλεται σε μια άνιση διανομή ιόντων  $Na^+$ ,  $K^+$  και  $Cl^-$  πέρα από τη κυτταρική μεμβράνη. Οι χαρακτηριστικές τιμές ηρεμίας για τους νευρώνες είναι περίπου  $-70mV$ .

Τα κύτταρα επικοινωνούν το ένα με το άλλο μέσω χημικών και ηλεκτρικών σημάτων. Η άφιξη μιας δράσης δυναμικού στην προσυναπτική περιοχή ακολουθείται από την απελευθέρωση των χημικών διαβιβαστών, ονομάζονται νευροδιαβιβαστές, τα οποία διάχυτε πέρα από το συναπτικό διαχωρισμό. Οι νευροδιαβιβαστές αλληλεπιδρούν με τους δέκτες στη μετασυναπτική μεμβράνη και παράγουν μια αλλαγή στην αγωγιμότητα της μεμβράνης. Αυτό προκαλεί μια τοπική αλλαγή στο δυναμικό ηρεμίας ή στο μετασυναπτικό δυναμικό (PSP). Ανάλογα με την αλλαγή αγωγιμότητας η μεμβράνη μπορεί είτε να αποπόλωνεται είτε να υπερπολώνεται. Ένα διεγερμένο μετασυναπτικό δυναμικό (EPSP) είναι μια παροδική μερική μείωση στο δυναμικό της μεμβράνης που οφείλεται συνήθως στην αυξανόμενη τοπική διαπερατότητα των ιόντων ( $Na^+$ ). Επειδή το νάτριο είναι θετικά φορτισμένο στο εξωτερικό του κυττάρου, η είσοδος του μέσα στο κύτταρο καθιστά την αρνητική ενδοκυτταρική ηρεμίας δυναμικού λιγότερο αρνητική. Αντίθετα, τα ανασταλτικά μετασυναπτικά δυναμικά (IPSP) είναι μια παροδική αύξηση στην ενδοκυτταρική αρνητικότητα που παράγεται από την είσοδο των αρνητικά φορτισμένων ιόντων χλωριδίου ( $Cl^-$ ) μέσα στο κύτταρο.

Τα μετασυναπτικά δυναμικά αλλάζουν το δυναμικό της νευρωνικής μεμβράνης από μερικά millivolts και διαρκούν πέρα από  $\sim 10$  ms. Όταν η νευρωνική μεμβράνη αποπολώνεται πάνω από το κρίσιμο επίπεδο ή το κατώτατο όριο παράγεται μια δράση δυναμικού που πολλαπλασιάζεται κατά μήκος του νευρίτη σε άλλους νευρώνες. Αυτό το κατώτατο όριο μπορεί να ληφθεί από το χωρικό ή χρονικό άθροισμα των μετασυναπτικών δυναμικών.

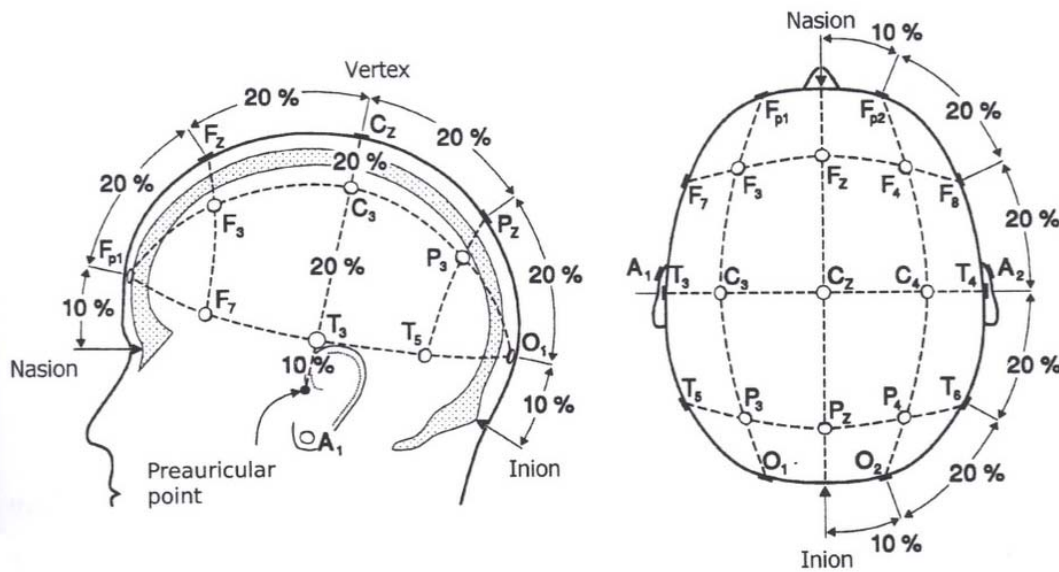
### 2.3 Ηλεκτροεγκεφαλογραφία

Το άθροισμα των ηλεκτρικών δυναμικών στο φλοιό εμφανίζεται κυρίως στα προσανατολισμένα προς την κατακόρυφο μεγάλα πυραμιδικά κύτταρα του φλοιού. Οι χωρικές ιδιότητες αυτών των νευρώνων είναι έτσι ώστε να ενισχύουν ο ένας του άλλου το υπερκυτταρικό πεδίο. Τα ρεύματα που παράγονται από αυτούς τους νευρώνες συναθροίζονται στο υπερκυτταρικό διάστημα και ένα μικρό μέρος διαπερνάει μέσω των meningeal καλυμμάτων, νωτιαίο υγρό και κρανίο όπου αναγκάζει τα διαφορετικά μέρη του κρανίου για να είναι σε διαφορετικά επίπεδα δυναμικού. Αυτές οι διαφορές δυναμικού, συνήθως μονο10 έως 100  $\mu\text{V}$ , μπορούν να καταγραφούν μεταξύ δύο ηλεκτροδίων και να αποτελέσουν το EEG. Θεωρείται ότι το συγχρονισμένο πυραμιδικό κύτταρο που τα μετασυναπτικά δυναμικά είναι γεννήτριες των δυναμικών πεδίων που καταγράφονται στο κρανίο. Παρόλο που το εύρος τους (0.1-10mV) είναι πολύ μικρότερο από το εύρος των δράσεων δυναμικού (70-110mV), το χρονικό διάστημα τους 10-20 ms τους επιτρέπει την αθροισμένη δραστηριότητα των γειτονικών νευρώνων. Οι δράσεις δυναμικού έχουν ένα μικρό διάστημα του χρόνου (0,3 ms), το οποίο καθιστά μια σύγχρονη ριπή των δράσεων δυναμικού απίθανη. Ο ηλεκτρικός τομέας που παράγεται από μια ομάδα πυραμιδικών κυττάρων μπορεί να προσεγγιστεί αρκετά από ένα ενιαίο δίπολο.

### 2.4 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, όταν οι φλοιώδεις νευρώνες είναι ταυτόχρονα ενεργοί, παράγεται μια διαφορά δυναμικού μεταξύ των ηλεκτροδίων που τοποθετούνται στο κρανίο. Ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα μετρά αυτές τις διαφορές δυναμικού ως συνάρτηση του χρόνου. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται σε τυποποιημένες θέσεις στο κεφάλι σύμφωνα με το διεθνές σύστημα 10-20. Αυτή η τοποθέτηση ηλεκτροδίων προβλέπει την ομοιόμορφη κάλυψη ολόκληρου του κρανίου.

Χρησιμοποιεί τις αποστάσεις μεταξύ των οστεωδών ορόσημων του κεφαλιού για να παραγάγει ένα σύστημα γραμμών το οποίο διατρέχει κατά μήκος του κεφαλιού και κόβονται σε διαστήματα 10 ή 20% του συνολικού τους μήκους. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στις διατομές. Το σχήμα 2.3 παρουσιάζει το 10-20 διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων. Τα nasion, inion και preauricular σημεία χρησιμοποιούνται ως ορόσημα. Σε αυτήν την εργασία χρησιμοποιήθηκε το 10-20 διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων.



**Σχήμα 2.3** 10-20 Διεθνές σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων.

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα δείχνει την χρόνο σειρά (time course) της διαφοράς δυναμικού μεταξύ των ηλεκτροδίων. Η επιλογή των ηλεκτροδίων στις εισαγωγές 1 και 2 οποιουδήποτε καναλιού ενίσχυσης αναφέρεται ως παραγωγή. Το montage αποτελείται από συνδυασμό παραγωγών χρησιμοποιώντας πολλαπλά κανάλια καταγραφής. Υπάρχουν 5 βασικά είδη montage: διπολική (bipolar), κοινή αναφορά ηλεκτροδίων (common electrode reference), μέση αναφορά (average reference), σταθμισμένα μέση αναφορά (weighted average reference) και Laplacian. Τα Montage

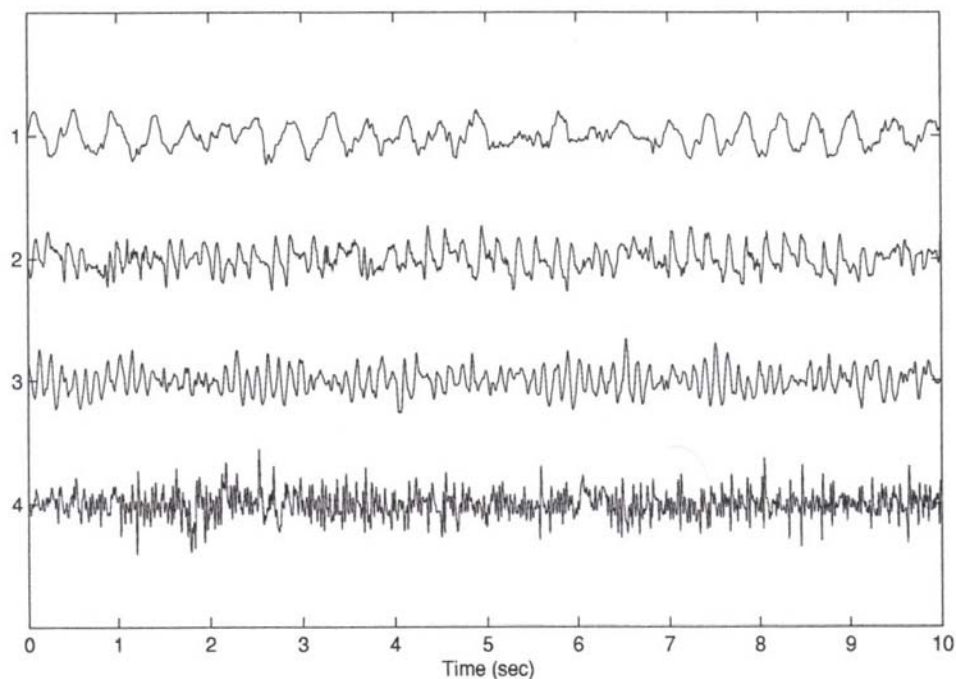
εκτελούν τη λειτουργία του χωρικού φιλτραρίσματος. Μερικά montage(π.χ. διπολικός ή Laplacian)

είναι καταλληλότερα για την απεικόνιση της υψηλής εντοπισμένης δραστηριότητας πέρα από μια περιορισμένη περιοχή του κρανίου και για το φιλτράρισμα έξω των διαδεδομένων κυματοειδών που είναι συνεπή (δηλ., εμφανίζετε με παρόμοιο εύρος και φάση). Άλλα (π.χ. η κοινή αναφορά, η μέση αναφορά, η σταθμισμένη μέση αναφορά) είναι καλύτερα για την εξέταση των διαδεδομένων συνεπών κυματοειδών από τα εντοπισμένα κυματοειδή. Ο σύγχρονος εξοπλισμός απόκτησης , παίρνει δείγματα του EEG και τα αποθηκεύει ψηφιακά. Το ποσοστό δειγμάτων(sample rate) κυμαίνεται μεταξύ 100 Hz και 1 KHz. Υπάρχει ένας αριθμός από εξαναγκαστικούς λόγους για να εγκαταλειφθεί η αναλογική τεχνολογία.

Το κανονικό EEG ενός ενήλικου μπορεί να παρουσιάσει διάφορους τύπους δραστηριοτήτων μόνους ή σε συνδυασμό. Οι συνήθως χρησιμοποιημένοι όροι EEG των ζωνών συχνοτήτων  $f$  είναι:

- Delta:  $0.5 \leq f < 4$  Hz
- Theta:  $4 \leq f < 8$  Hz
- Alpha:  $8 \leq f < 13$  Hz
- Beta:  $13 \leq f < 30$  Hz.

Το σχήμα 2.4 απεικονίζει τα ίχνη των EEG σημάτων με τα ρυθμούς που απαριθμούνται παραπάνω. Οι EEG ρυθμοί συνδέονται με τις διάφορες φυσιολογικές και διανοητικές διαδικασίες. Ο άλφα ρυθμός είναι η αρχή που στηρίζεται ο ρυθμός ηρεμίας του εγκεφάλου, και είναι κοινό στους άγρυπνους, ήρεμους ενήλικους με κλειστά μάτια, ειδικά στην ινιακή περιοχή με διμερή συγχρονισμό. Το Alpha κύμα αντικαθίσταται από πιο αργούς ρυθμούς στα διάφορα στάδια του ύπνου, τα Theta κύματα εμφανίζονται στα αρχικά στάδια του ύπνου, τα Delta κύματα εμφανίζονται στα στάδια βαθύ-ύπνου. Τα υψηλής συχνότητας Beta κύματα εμφανίζονται στις μετωπικές περιοχές όταν είναι κάποιος συγκεντρωμένος και ως background δραστηριότητα στα έντονα και ανήσυχα θέματα.



**Σχήμα 2.4** Από πάνω προς τα κάτω: (1) *delta rhythm* (0.5 - 4Hz), (2) *theta rhythm* (4 – 8Hz), (3) *alpha rhythm* (8-13Hz), (4) *beta rhythm*(13-30Hz).

## 2.5 Artifacts

Δυναμικά που παράγονται από πηγές εκτός από τον εγκέφαλο τα οποία λαμβάνονται από τα ηλεκτρόδια του κρανίου και καταγράφονται μαζί με το EEG, αναφέρονται ως artifacts. Τα artifacts μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες ανάλογα με την προέλευσή τους: φυσιολογικά artifacts ή μη-φυσιολογικά artifacts. Για παράδειγμα τα κρανιακά ηλεκτρόδια που βρίσκονται πάνω από το μύ καταγράφουν συχνά τη δραστηριότητα των μυηκών ινών. Οι κινήσεις των ματιών, της γλώσσας και άλλων μεγάλων και ηλεκτρικά φορτισμένων δομών παράγουν επίσης ηλεκτρικά πεδία, τα οποία καταγράφονται από τα κρανιακά ηλεκτρόδια. Η συστολή των καρδιακών μυών

μπορεί να προκαλέσει αλλαγές δυναμικού στα ηλεκτρόδια κρανίων παρόμοια με τις αλλαγές δυναμικού που καταγράφονται στο ElectroCardioGram (ECG). Οι ισχυρές πηγές εναλλασσόμενου ρεύματος κοντά στην περιοχή καταγραφής μπορούν να παρεμποδίσουν την καταγραφή. Παρακάτω, τα δύο πιο συνηθισμένα artifacts, τα ocular artifacts και τα muscle artifacts, συζητούνται λεπτομερώς, στην συνέχεια ακολουθεί μια συνοπτική επισκόπηση των άλλων artifacts που βρίσκονται στις καταγραφές των scalp EEG.

### **2.5.1 Οπτικά artifacts**

Υπάρχουν τρία artifacts που προέρχονται από το μάτι: τα eyeblinks, οι κάθετες και οριζόντιες κινήσεις ματιών. Τα eyeblinks artifacts προέρχονται από τις αλλαγές στην οφθαλμική αγωγιμότητα που προκύπτει από το την επαφή του βλέφαρου με την κόρη. Οι αλλαγές παράγουν ένα σύντομο υψηλού πλάτους σήμα, πολλές φορές μεγαλύτερο από τα σήματα EEG ενδιαφέροντος. Η συμβολή τους είναι μεγαλύτερη στα μετωπικά Fp1 και Fp2 ηλεκτρόδια και μειώνεται γρήγορα όσο η απόσταση μεγαλώνει από τα μάτια. Οι κινήσεις του ματιού προκαλούν αλλαγές δυναμικού που λαμβάνονται κυρίως από τα frontal ηλεκτρόδια, αν και μπορούν να επεκταθούν στα central και temporal ηλεκτρόδια. Ένας απλός τρόπος να καταλάβουμε το eye movement artifact είναι να απεικονιστεί το μπροστινό του ματιού που είτε κινείται προς ή μακριά από τα ηλεκτρόδια καταγραφής. Τα ηλεκτρόδια που καταγράφουν τις μεγαλύτερες διαφορές δυναμικού με την κάθετη μετακίνηση ματιών(vertical eye movement) είναι τα Fp1 και Fp2 επειδή τοποθετούνται επάνω από το μάτι.

Τα ηλεκτρόδια που καταγράφουν τις μεγαλύτερες διαφορές δυναμικού με τις οριζόντιες μετακινήσεις ματιών είναι τα F7 και F8 επειδή είναι περίπου πλευρικά στα μάτια. Τα eye movements artifacts στο EEG μπορεί συνήθως να προσδιοριστούν από τη μετωπική διανομή τους, τη συμμετρία τους και από την χαρακτηριστική μορφή τους. Τα eye blinks και οι μετακινήσεις ματιών(eye movements) μπορούν να καταγράφουν από τα ηλεκτρόδια που είναι τοποθετημένα κοντά στα μάτια και συνδεδεμένα έτσι ώστε η

οφθαλμική δραστηριότητα μπορεί να διακριθεί από την εγκεφαλική δραστηριότητα. Αυτή η καταγραφή, λέγεται επίσης ElectroOculoGram (EOG), επιδεικνύεται συχνά ταυτόχρονα με το EEG. Η σύγκριση αυτών των καταγραφών επιτρέπει το σαφή προσδιορισμό των ocular artifacts. Όμως, στο δικό μας EEG κανένα EOG σήμα δεν ήταν διαθέσιμο.

### **2.5.2 Μυϊκά artifacts**

Το EEG συχνά μολύνεται από ηλεκτροφυσιολογικά δυναμικά που συνδέονται με τη συστολή των μυών λόγω του δαγκώματος, του μασήματος και του συνοφρυώματος. Τα muscle artifacts, επίσης γνωστά ως ElectroMyoGram (EMG) artifacts, κρύβουν το EEG και περιπλέκουν την ερμηνεία του EEG ή και ακόμα καταστούν απραγματοποίητη την ερμηνεία του. Οι μύες αποτελούνται από διαφορετικές μονάδες μηχανών, κάθε μια περιλαμβάνει μια μονάδα μηχανών και μια ομάδα εννευρωμένων μυϊκών ινών.

Η δραστηριότητα των μυών προκαλεί πολύ σύντομη διάρκειας δυναμικό το οποίο εμφανίζεται συνήθως σε ομάδες ή περιοδικά τρεξίματα. Εάν επαναλαμβάνονται σε γρήγορα ξεσπάσματα αποφόρτισης, μπορούν να παραγάγουν διάφορους τύπους δυναμικών που μπορούν να συγχωνεύσουν και να κρύψουν την καταγραφή της εγκεφαλικής δραστηριότητας. Είναι γνωστό ότι τα EMG artifacts έχουν μια ευρεία διανομή συχνότητας από 0 έως > 200 Hz, η οποία επικαλύπτεται με τη διανομή συχνότητας της εγκεφαλικής δραστηριότητας.

Τα muscle artifacts από το κρανίο και τους μυς του προσώπου εμφανίζονται κυρίως στις frontal και temporal περιοχές αλλά μπορούν να καταγραφούν από ηλεκτρόδια σχεδόν οπουδήποτε στο κεφάλι. Ένα muscle artifact μπορεί εύκολα να προσδιορισθεί από τη μορφή και την επανάληψή του. Μπορεί να μειωθεί με το να ζητηθεί από τον ασθενή να χαλαρώσει, να ρίξει το σαγόνι ή να ανοίξει το στόμα ελαφρώς, ή να αλλάξει θέση.



### 2.5.3 Άλλα artifacts

Τα υπόλοιπα artifacts τα διαχωρίζουμε σύμφωνα με την προέλευσή τους: φυσιολογικά ή μη-φυσιολογικά. Τα φυσιολογικά artifacts προκύπτουν από μια μεγάλη ποικιλία της δραστηριότητας του σώματος, που οφείλονται στις κινήσεις του κεφαλιού, του σώματος ή του κρανίου, από την κίνηση των electrical potentials μέσα στο σώμα ή από τις αλλαγές αντίστασης του δέρματος λόγω του ιδρώτα.

Τα μη-φυσιολογικά artifacts προκύπτουν από δύο κυρίως πηγές: την εξωτερική ηλεκτρική παρέμβαση από άλλες πηγές ενέργειας όπως τα ηλεκτροφόρα καλώδια ή τον ηλεκτρικό εξοπλισμό, και από την εσωτερική ηλεκτρική δυσλειτουργία του συστήματος καταγραφής, που προκύπτει από τα ηλεκτρόδια, τον προσδιορισμό της θέσης των ηλεκτροδίων, τα καλώδια ή τους ενισχυτές.

## 2.6 Επιληψία

Η επιληψία είναι μια νευρολογική αναταραχή που χαρακτηρίζεται από τις ανώμαλες αποφορτίσεις στον εγκέφαλο. Μια επιληπτική κρίση είναι η κλινική εκδήλωση της επιληψίας, που χαρακτηρίζεται από μια διαταραχή διανοητική, μηχανική, αισθητήρια ή αυτόνομη δραστηριότητας. Διάφορες αιτίες της επιληψίας μπορούν να βρεθούν, π.χ., ζημία εγκεφάλου λόγω τραύματος του κεφαλιού, έλλειψη οξυγόνου στη γέννηση, μόλυνση του εγκεφάλου, παρουσία όγκων εγκεφάλου, δηλητηρίαση ή δυσλειτουργία εγκεφάλου. Αλλά στις περισσότερες περιπτώσεις η αιτία της επιληψίας δεν είναι γνωστή.

## 2.7 Επιληπτικές Κρίσεις

Ο χαρακτήρας μιας επιληπτικής κρίσης λίγο πολύ είναι έντονα καθοριζόμενη από την σχετική εγκεφαλική περιοχή. Η περιοχή και η προέλευση των επιληπτικών κρίσεων στον εγκέφαλο είναι μεγάλου ενδιαφέροντος δεδομένου ότι οι εστίες προέλευσης μπορούν να είναι χειρουργικά θεραπεύσιμοι. Και η φλοιώδης και υποφλοιώδης εστίαση έχουν βρεθεί αλλά σε πολλούς ασθενείς δεν υπάρχουν σημάδια ή συμπτώματα ενδεικτικά μιας εστίασης.

Η πιο ευρύτατη χρησιμοποιημένη και γενικά αποδεκτή ταξινόμηση των κρίσεων είναι αυτή που προτείνεται από την Επιτροπή στην ταξινόμηση και την ορολογία της Διεθνούς Ένωσης Ενάντια στην Επιληψία (ILAE). Καθορίζει τους τύπους κρίσης σε επίπεδο κλινικών εκδηλώσεων και συμπερασμάτων EEG. Διαφέρει από τις προηγούμενες ταξινομήσεις επειδή είναι βασισμένο στη μελέτη των καταγραφών μαγνητοταϊνιών ταυτόχρονου καταγραμμένου EEG και κλινικών επιληπτικών κρίσεων. Οι κρίσεις μπορούν να ταξινομηθούν κλινικά σε δύο κατηγορίες: μερικές (partial) και γενικευμένες (generalized). Οι μερικές κρίσεις, η πρώτη σημαντική κατηγορία, δημιουργούνται σε μια μικρή ομάδα νευρώνων που αποτελούν μια εστία κρίσης. Αυτές οι κρίσεις παράγουν συμπτώματα που περιλαμβάνουν μέρη σωμάτων ή διανοητικές λειτουργίες που επηρεάζονται από την περιοχή συμμετοχής της κρίσης.

Οι μερικές κρίσεις μπορεί να είναι είτε απλές μερικές (simple partial) είτε σύνθετες μερικές (complex partial). Μια τρίτη υποομάδα μερικών κρίσεων είναι οι μερικές κρίσεις που εξελίσσονται σε δευτερεύοντες γενικευμένες seizures. Αυτή η κρίση αρχίζει όπως άλλες μερικές κρίσεις και έπειτα εξελίσσεται σε μια γενικευμένη κρίση είτε ξαφνικά είτε μετά από βαθμιαία διάδοση σε μεγαλύτερες περιοχές του εγκεφάλου. Οι γενικευμένες κρίσεις περιλαμβάνουν και τα δύο ημισφαίρια από το ξεκίνημα. Οι περισσότερες γενικευμένες κρίσεις αρχίζουν και παραμένουν συνδεδεμένες με την απώλεια της συνείδησης. Οι γενικευμένες κρίσεις μπορούν να συνδεθούν με την εξασθένηση της συνείδησης χωρίς απώλεια μυικών τόνων, ρυθμικών μετακινήσεων, συστολή μυών ή ξαφνικής απώλειας μυικών τόνων.

Μια τρίτη κατηγορία, αταξινόμητες επιληπτικές κρίσεις, συμπεριλαμβάνεται επειδή ορισμένα είδη κρίσεων δεν μπορούν ακόμα να χαρακτηριστούν κατάλληλα λόγω είτε έλλειψης δεδομένων είτε έλλειψης μιας συναινετικής γνώμης των εξεταστών.

## **2.8 Επιληπτική δραστηριότητα στο EEG**

Χαρακτηριστικές κυματομορφές εμφανίζονται στο EEG των επιληπτικών ασθενών. Η Ictal δραστηριότητα, επιληπτοειδείς αποφορτίσεις κατά την διάρκεια μιας κρίσης, και η interictal δραστηριότητα, επιληπτοειδείς αποφορτίσεις ανάμεσα σε κρίσεις, μπορούν να ξεχωρίσουν. Το σχήμα της κυματομορφής της Interictal δραστηριότητας αποτελείται από spikes ή απότομα κύματα που μπορούν να συνδυαστούν με τα αργά κύματα και να διαμορφώσουν το σύνθετο spike-and-wave. Αυτές οι αποφορτίσεις είναι συνήθως ασυνεχής αλλά μπορούν να επαναληφθούν εν συντομία με ελάχιστη ή καμία παραλλαγή της μορφής τους.

Αντίθετα, η ictal δραστηριότητα αποτελείται από ρυθμικά κύματα που συνεχίζουν να αλλάζουν σε μορφή, συχνότητα, εύρος και τη διανομή καθώς η αποφόρτιση προοδεύει. Πολλές Ictal αποφορτίσεις αρχίζουν με χαμηλή ρυθμική δραστηριότητα πλάτους η οποία αυξάνεται στο εύρος και μειώνεται στη συχνότητα.

Η επιληπτική δραστηριότητα παρουσιάζεται κυρίως στα ηλεκτρόδια T2, F8 και T4.

Το EEG της κρίσης είναι μολυσμένο με eye blinks και muscle artifacts. Οι διαφορές δυναμικού μεταξύ των ηλεκτροδίων που βρίσκονται κοντά στη ζώνη αρχής έχουν χαρακτηριστικά ένα υψηλότερο εύρος από τις διαφορές δυναμικού που είναι πιο μακριά από αυτήν την ζώνη.

### 3 Γενικές πληροφορίες για τα δεδομένα

Χρησιμοποιήθηκαν τα EEG τριών ασθενών με επιληψία. Ένας πειραμένος νευρολόγος (EEGer) κλήθηκε να σημαδέψει τα definite(σίγουρα) και questionable (ερωτηματικά) επιληπτικά σήματα στο EEG. Ο πίνακας 3.1 απεικονίζει των αριθμό των σημειωμένων γεγονότων definite και questionable από τον EEGer. Επίσης παρουσιάζει το μήκος των EEG αρχείων σε λεπτά.

	Minutes	# definite γεγονότα	# questionable γεγονότα
Ασθενής A	14	47	97
Ασθενής B	21	1	36
Ασθενής C	21.5	19	55

**Πίνακας 3.1** Ο αριθμός των definite και questionable γεγονότων που υπάρχουν στο EEG και το μήκος των αρχείων σε λεπτά(minutes).

Το EEG μετρήθηκε σε 19 ηλεκτρόδια που τοποθετήθηκαν σύμφωνα με τη διεθνή τοποθέτηση ηλεκτροδίων 10-20. Το EEG ήταν φιλτραρισμένο με ένα band pass φίλτρο μεταξύ 1- 30Hz και αποθηκεύτηκε στην μέση αναφορά. Ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι 256Hz. Μια περίληψη της αναφοράς της διερεύνησης των EEG δίνεται παρακάτω.

Ο ασθενής A είναι 40 χρονών και η καταγραφή του EEG του έγινε στο νοσοκομείο Christchurch. Κατά τη διάρκεια ενός μεγάλου μέρους της καταγραφής συχνές απομονωμένες paroxysmal και παροδικές αλλαγές προκύπτουν στις anteriorπεριοχές και πέρα από το δεξιό ημισφαίριο, αυτές οι αλλαγές γίνονται μεγαλύτερες πέρα από την δεξιά frontotemporal περιοχή, όπου προκύπτουν με ένα μέγιστο στις anterior-temporal και mid-temporal περιοχές. Η background καταγραφή περιέχει μία μέτρια γενικευμένη μη συγκεκριμένη ανωμαλία που είναι μεγαλύτερη στις anterior περιοχές και ελαφρώς πιο διαδεδομένη πέρα από το δεξιό ημισφαίριο. Αυτά τα συμπεράσματα

δείχνουν μια επιληπτική τάση επιληπτική τάση και είναι σύμφωνα με την διαδικασία της εγκεφαλοπάθειας .

Ο ασθενής Β είναι 88 χρονών. Η καταγραφή του έγινε στο νοσοκομείο Christchurch. Υπάρχουν διαλείπουσες απομονωμένες πιθανές paroxysmal και παροδικές αλλαγές που προκύπτουν με ένα μέγιστο πέρα από τη δεξιά parietal περιοχή κατά την διάρκεια όλης της καταγραφής, ενώ σε μερικές περιπτώσεις παρόμοιες αλλαγές προκύπτουν είτε συγχρόνως είτε ανεξάρτητα πέρα από την αριστερή parietal περιοχή. Αυτά τα συμπεράσματα υποδηλώνουν μία επιληπτική τάση .

Ο ασθενής C είναι 50 χρονών . Η καταγραφή του έγινε στο νοσοκομείο Christchurch. Κατά τη διάρκεια της καταγραφής απομονώθηκαν paroxysmal και παροδικές αλλαγές προέκυψαν με μέγιστο πέρα από τη δεξιά mid-temporal περιοχή, επίσης καταγράφηκαν παρόμοιες απομονωμένες αλλαγές ανεξάρτητα με ένα μέγιστο πέρα από την αριστερή posterior-temporal περιοχή. Αυτά τα αποτελέσματα υποδηλώνουν μια επιληπτική τάση.

### **3.1 Περιβάλλον Υλοποίησης και Πακέτα Λογισμικού**

Η συγκεκριμένη εργασία υλοποιήθηκε στο προγραμματιστικό πακέτο του Matlab. Το Matlab είναι υψηλής απόδοσης γλώσσα για τεχνικούς υπολογισμούς. Ενσωματώνει τον υπολογισμό, την απεικόνιση, και τον προγραμματισμό σε ένα εύχρηστο περιβάλλον όπου τα προβλήματα και οι λύσεις εκφράζονται στην γνωστή μαθηματική σημείωση.

Για την μελέτη των δεδομένων έχει χρησιμοποιηθεί και δοκιμαστεί κώδικας με αλγόριθμους και μεθοδολογίες από διάφορα ερευνητικά εργαστήρια που δραστηριοποιούνται στον ίδιο τομέα. Κυρίως τα πακέτα που έχουν χρησιμοποιηθεί περισσότερο είναι το EEGLAB (Salk Institute, San Diego), και ICAEPTtoolbox

(Biopattern Research Group). Ο κώδικας αυτών των πακέτων έχει τροποποιηθεί και έχουν υλοποιηθεί επιπλέον συναρτήσεις για την τελική ανάλυση των δεδομένων.

## 4 Mimetic Μέθοδος

Η μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση της επιληπτικής κρίσης είναι η mimetic μέθοδος. Αυτή ανιχνεύει επιληπτικές κορυφές στο ακατέργαστο(raw) EEG. Το πρώτο στάδιο είναι η εξαγωγή των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, που λειτουργεί ως διαδικασία μείωσης δεδομένων αφερώντας τις σχετικές πληροφορίες για την χρησιμοποίηση από το έξυπνο σύστημα. Επομένως, ο εξαγωγέας χαρακτηριστικών γνωρισμάτων χρειάζεται να ανιχνεύσει μεγάλη αναλογία από επιληπτοειδείς μεταβολές τάσεις και να παρέχει πληροφορίες για το περιεχόμενο τους, χωρίς να ανιχνεύσει κανένα μεγάλο αριθμό μη απαραίτητης πληροφορίας των μη-επιληπτοειδών κυμάτων. Η mimetic προσέγγιση εφαρμόστηκε με την γλώσσα προγραμματισμού C.

Το EEG χωρίζεται σε halfwaves(μισοκύματα) (ένα wave(κύμα) αποτελείται από δύο παρακαείμενα halfwaves) από έναν απλό αλγόριθμο ανίχνευσης κορυφών. Οι παράμετροι του wave ,τα συστατικά των halfwaves υπολογίζονται, οροθετούνται, και συγκρίνονται με τις μετρήσεις της background δραστηριότητας. Τα Waves των οποίων οι παράμετροι υπερβαίνουν όλα τα κατώτατα όρια αναφέρονται ως υποψήφια επιληπτοειδείς μεταβολές τάσεις. Οι παράμετροι στις οποίες εφαρμόσαμε ένα όριο(threshold) είναι το amplitude, sharpness και duration. Καθορίζονται ως εξής:

Το amplitude είναι η διαφορά μεταξύ της κορυφής και του float μέσου όρου. Sharpness είναι το άθροισμα των κλίσεων των μεγεθών των κορυφών από καθένα από τα δύο halfwaves. Η κλίση κορυφής του κάθε halfwave είναι: a) η peak-to-peak κλίση όταν η διάρκεια του halfwave είναι μικρότερη από 20 ms, ή b) αποκτιέται από τα ελάχιστα τετράγωνα η εκτίμηση βασίζεται σε τέσσερα δείγματα.

Το Duration είναι το άθροισμα της διάρκειας των halfwaves. Η διάρκεια του κάθε halfwave είναι η διάρκεια από την κορυφή μέχρι το σημείο που η κλίση του halfwave αλλάζει ραγδαία. Ένα επιληπτοειδής κορυφή ανιχνεύεται όταν το amplitude(πλάτος) είναι μεγαλύτερο από ένα ορισμένο όριο, το sharpness είναι και αυτό μεγαλύτερο από ένα ορισμένο threshold, και το duration της κορυφής να βρίσκεται ανάμεσα σε ένα ελάχιστο και ένα μέγιστο όριο. Τελικά έχουμε να καθορίσουμε τέσσερα thresholds πριν εφαρμοσθεί η mimetic μέθοδος.

Το matlab αρχείο “mimetic” υπολογίζει αυτές τις μετρήσεις για όλα τα peaks για ένα δεδομένο montage. Σε αυτό το στάδιο χρησιμοποιήσαμε το longitudinal montage το οποίο δείχνει την διαφορά δυναμικού μεταξύ των ηλεκτροδίων: FP2-FP4,.....

#### 4.1 Κατασκευή ROC καμπύλων

Για να καθιερωθεί η απόδοση της mimetic μεθόδου εφαρμόστηκαν οι Receiver Operating Characteristic(ROC)-καμπύλες. Οι ROC-καμπύλες μπορούν να εφαρμοστούν όταν υπάρχει διαθέσιμο μία Gold-Standard κατάταξη. Στην δικιά μας περίπτωση αυτό είναι ο EEGer ο οποίος έχει σημαδέψει τις επιληπτικές κορυφές στο EEG. Ο πίνακας 4.1 τις τέσσερις πιθανότητες που μπορούν να εμφανιστούν: True positive(TP) ορίζεται ως το γεγονός που σημαδεύτηκε από τον Detector και τον EEGer ως επιληπτικό γεγονός. False positive (FP) ορίζεται ως το γεγονός που σημαδεύτηκε από τον detector αλλά όχι από τον EEGer. False Negative (FN) ορίζεται ως το γεγονός που σημαδεύτηκε από τον EEGer αλλά όχι από τον detector. Και τέλος το True Negative (TN) ορίζεται ως το γεγονός που δεν έγινε marked από τον detector ούτε από τον EEGer.

	EEGer → Epileptic Event	EEGer → No Epileptic Event
Detector → Epileptic Event	TP	FP
Detector → No Epileptic Event	FN	TN

**Πίνακας 4.1** Οι τέσσερις πιθανές περιπτώσεις που μπορούν να συμβούν όταν συγκρίνουμε τις ανιχνεύσεις της *mimetic* μεθόδου με εκείνες του *EEGer*.

Ο ιδανικός detector έχει μόνο TP και TN, και καθόλου FP και FN. Στην πραγματικότητα το θέμα δεν είναι αυτό. Επομένως εισάγονται το sensitivity και το selectivity τα οποία ορίζονται ως εξής :

$$\text{Sensitivity} = \left( \frac{\#TP}{\#TP + \#FN} \right)$$

Είναι η διαίρεση των True Positives δια το άθροισμα των True Positives συν των False Negatives. Είναι το ποσοστό των ασθενών με επιληπτικά γεγονότα που βρέθηκαν θετικοί.

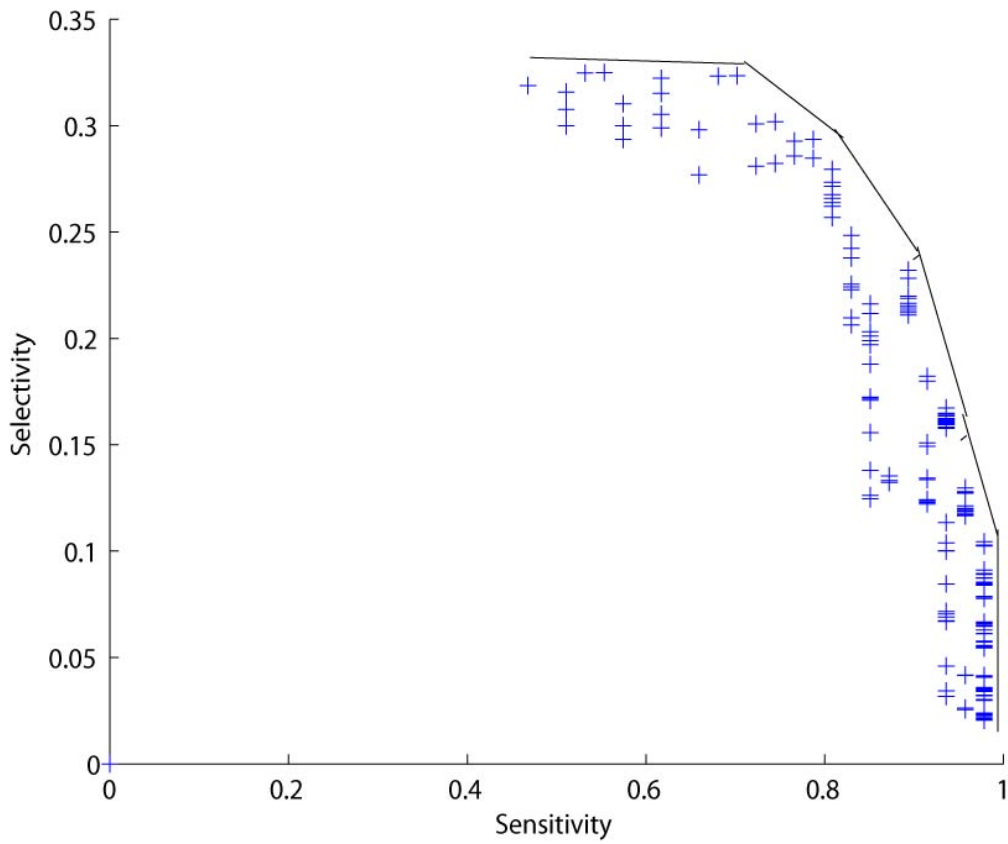
$$\text{Selectivity} = \left( \frac{\#TP}{\#TP + \#FP} \right)$$

Και το selectivity ορίζεται ως η διαίρεση των True Positives δια το άθροισμα των True Positives συν τα False Positives. Είναι το ποσοστό των ανιχνεύσεων τα οποία εξελίχτηκαν σε True Positives.

Για ένα δεδομένο set από τιμές ορίων, επιτυγχάνεται ένα ορισμένο sensitivity και selectivity. Το selectivity μπορεί να σχεδιαστεί σε συνάρτηση του sensitivity. Για ένα μεγάλο αριθμό παραλλαγών από τιμές ορίων θα αποκτηθεί ένα σύννεφο από σημεία. Το περίβλημα κατά μήκος αυτού του σύννεφου ονομάζεται ROC καμπύλη, όπως απεικονίζεται στο σχήμα 4.1.



Το τι δείχνει η ROC καμπύλη είναι η συσχέτιση μεταξύ sensitivity και selectivity, και όσο πιο κοντά ακολουθεί η καμπύλη την δεξιά πλευρά και προς τα πάνω της γραφικής παράστασης τόσο καλύτερη απόδοση έχει η μέθοδος. Το sensitivity και το selectivity παρήχθησαν από τον matlab κώδικα “mimetic\_sens\_spec”.



**Σχ.4.1** Παράδειγμα μιας ROC καμπύλης.

## 4.2 Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG του ενός ασθενή

Αρχικά εφαρμόστηκε η mimetic μέθοδος στο κάθε EEG ξεχωριστά και στην συνέχεια υπολογίστηκε το selectivity και το sensitivity με την βοήθεια του  $results = mimetic(sig in, montage); [sensitivity, selectivity, numbofclus] = mimetic sens spec(results, events definite);$

Όπου τα “events\_definite” αντιπροσωπεύουν τα definite events που σημαδεύτηκαν από τον EEGer. Τα definite και questionable events ομαδοποιήθηκαν μαζί για τον B ασθενή (και μόνο για τον B ασθενή) καθώς μόνο ένα definite event είχε σημειωθεί από τον EEGer. Έχοντας αποκτήσει το sensitivity και το selectivity για ένα μεγάλο αριθμό συνδυασμών από όρια τιμών ( $16*10*9*6$ ), προχωρήσαμε στην σχεδίαση των ROC καμπύλων. Βασιζόμενη σε αυτήν την καταγραφή καθιερώθηκε το βέλτιστο όριο, δηλαδή αυτό που οδήγησε σε υψηλό sensitivity αποδεκτό selectivity.

## 4.3 Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG των τριών ασθενών

Ενώθηκαν όλα τα EEG's προκειμένου να βρεθούν τα καλύτερα όρια των παραμέτρων για το σύνολο. Ο σκοπός είναι να ερευνηθεί εάν μπορεί να καθοριστεί ένα γενικό working point (μπορεί ο detector να χρησιμοποιηθεί σαν γενικός detector χωρίς να οριστούν τα συγκεκριμένα όρια του ασθενή). Έγιναν τα ίδια βήματα όπως στο 4.2. Πρώτα εφαρμόστηκε η mimetic μέθοδος στο συνενωμένο EEG και στην συνέχεια υπολογιστικέ το sensitivity και το selectivity για έναν μεγάλο αριθμό από threshold τιμές. Στην συνέχεια φτιάχτηκαν οι ROC καμπύλες. Να σημειωθεί ότι δεν ενσωματώθηκαν τα questionable events από τους ασθενείς, επιτράπηκε μόνο το μοναδικό definite γεγονός.

#### **4.4 Απόφαση του καλύτερου Working Point**

Επίσης η mimetic μέθοδος είναι μια γρήγορη μέθοδος διαλογής η οποία ενεργεί στα raw δεδομένα. Χρησιμοποιείται χαρακτηριστικά σαν βήμα προεπεξεργασίας για να μειώσει την ποσότητα των δεδομένων για τα ακόλουθα βήματα. Επομένως είναι σημαντικό ότι δεν χάνει τις επιληπτοειδής κορυφές. Εάν χαθούνε στο βήμα διαλογής δεν θα μπορέσουν να ανακτηθούν ποτέ ξανά. Εδώ το sensitivity πρέπει να είναι όσο το δυνατόν υψηλότερο, δευτερεύουσα σπουδαιότητα είναι το selectivity καθώς τα False Positive μπορούν να μειωθούν σε ένα διαδοχικό βήμα. Επομένως επιλέχθηκε το sensitivity με 70% τουλάχιστον στην ενωμένη ROC καμπύλη των ασθενών.

#### **4.5 Μείωση Δεδομένων**

Αφού έχει επιλεγθεί ένα κατάλληλο working point( σύνολο από τιμές ορίων), ερευνήθηκε η μείωση των δεδομένων για περαιτέρω ανάλυση. Αυτό πραγματοποιήθηκε συγκρίνοντας το συνολικό αριθμό των κορυφών στο raw EEG με το συνολικό αριθμό των κορυφών μετά την εφαρμογή της mimetic μεθόδου.

#### **4.6 Ποιοτική Διερεύνηση των FALSE POSITIVES**

Οι false positives ανιχνεύσεις ερευνηθήκαν περισσότερο. Είναι σημαντικό να παρουσιαστεί τι τύπος των False Positives παράγεται κατά την εφαρμογή της mimetic μεθόδου. Εάν ένας μεγάλος αριθμός από αυτά οφείλεται σε artifacts του EEG ( όπως eye blinks ή muscle artifacts) στην συνέχεια θα ήταν ενδιαφέρον να εφαρμοστεί ένας αλγόριθμος (μετά την mimetic μέθοδο) ο οποίος με την σειρά του θα ανιχνεύει artifacts. Έπειτα αυτά τα peaks θα αφαιρεθούν από τις ανιχνεύσεις των επιληπτικών κορυφών.

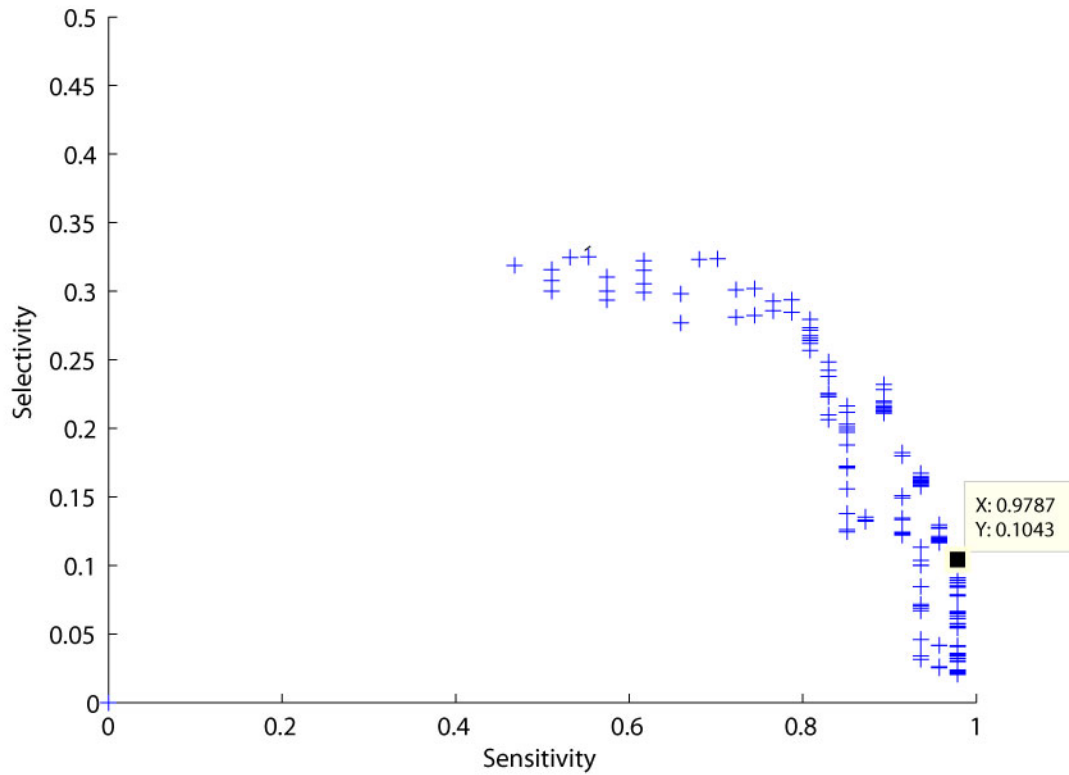
## **4.7 Εύρεση και σχεδίαση των FALSE POSITIVES**

Για να υποψιαστούν τα False Positives πρέπει πρώτα να ομαδοποιηθούν οι ανιχνευμένες κορυφές. Εάν δυο διαδοχικά ανιχνευμένες κορυφές ( αξιολογούμενα σε όλα τα κανάλια) δεν απέχουν μεταξύ τους πάνω από 125ms τότε ανήκουν στην ίδια ομάδα. Αν η απόσταση μεταξύ τους είναι πάνω από 125ms τότε ανήκουν σε διαφορετικές ομάδες. Εάν ο EEGer έχει σημειώσει ένα γεγονός που βρίσκεται μέσα σε μία ομάδα έπειτα η ομάδα(cluster) είναι ένα True Positive. Εάν ο EEGer δεν σημείωσε γεγονός που να βρίσκεται μέσα σε μία ομάδα τότε η ομάδα(cluster) είναι ένα False Positive. Από τον κάθε ασθενή παρουσιάζονται είκοσι False Positives ομάδες (cluster) σε έναν έμπειρο neurophysiologist. Του ζητήθηκε να ταξινομήσει τις ανιχνευμένες κορυφές σε ομάδες όπως στα spikes(επιληπτοειδής κορυφές), eye blinks, άλλα artifacts και background EEG.

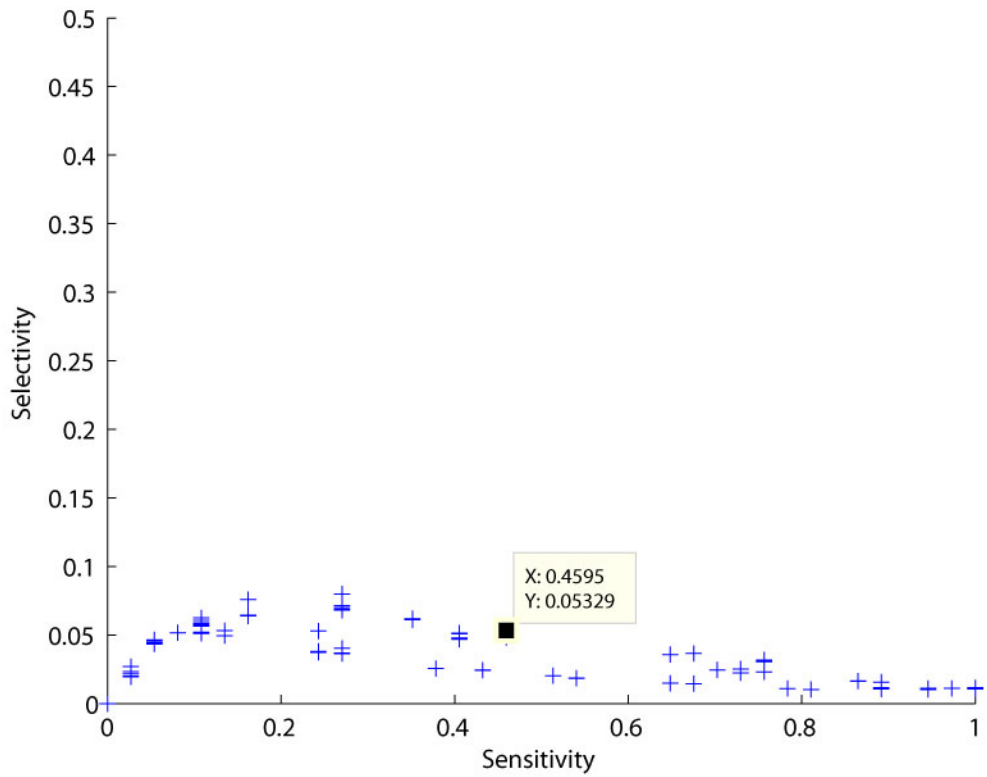
## **5 Αποτελέσματα της Mimetic Μεθόδου**

### **5.1 Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG του ενός ασθενή**

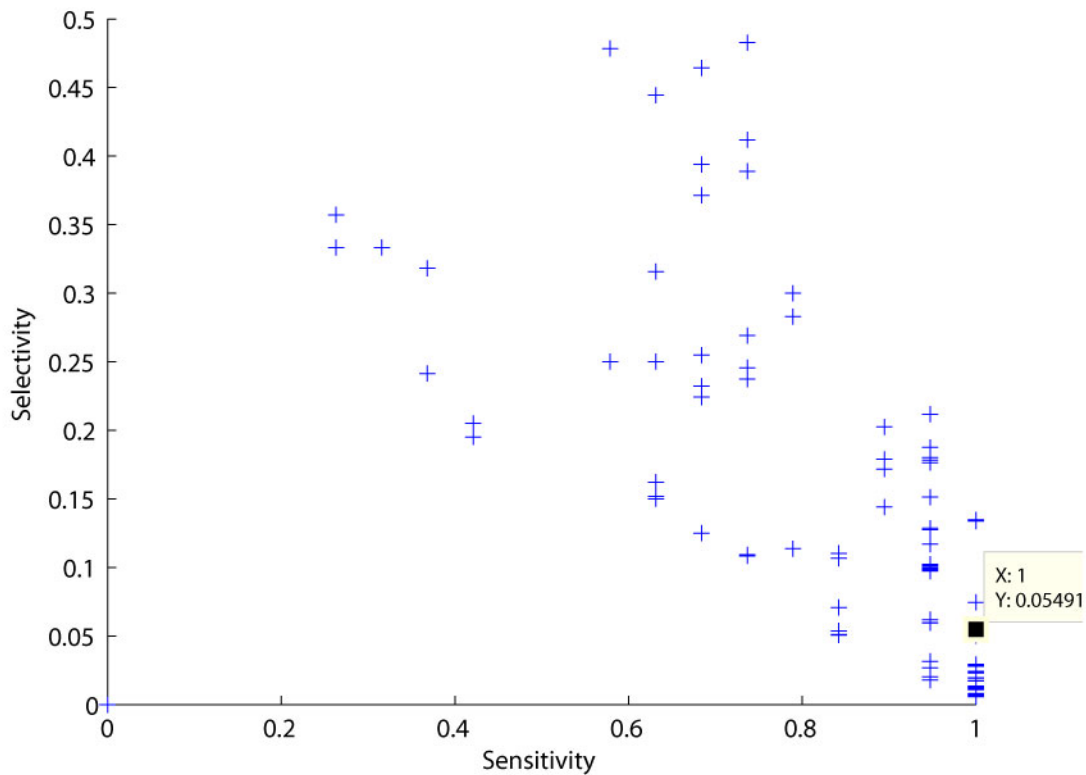
Τα σχήματα 5.1, 5.2 και 5.3 δείχνουν το selectivity vs το sensitivity. Για τους ασθενείς A , B και C, αντίστοιχα. Κάθε σημάδι αντιπροσωπεύει μία ορισμένη τιμή από τις τέσσερις threshold παραμέτρους. Για sensitivity 90% βρέθηκε sensitivity 20%, 1.5%, και 23% για τους ασθενείς A, B ,C, αντίστοιχα. Αυτά τα σημεία δεν αντιπροσωπεύουν τις ίδιες τέσσερις παραμέτρους . Διαφέρουν από ασθενή σε ασθενή.



**Σχήμα 5.1** *Selectivity vs Sensitivity για τον ασθενή A. Τα σημάδια αντιπροσωπεύουν την απόδοση μέσω του Selectivity και Sensitivity για μία ορισμένη τιμή ορίου. Το τονισμένο σημάδι αντιπροσωπεύει το working point του EEG όλων των ασθενών.*



**Σχήμα 5.2** *Selectivity vs Sensitivity* για τον ασθενή B. Τα σημάδια αντιπροσωπεύουν την απόδοση μέσω του *Selectivity* και *Sensitivity* για μία ορισμένη τιμή ορίου. Το τονισμένο σημάδι αντιπροσωπεύει το *working point* του EEG όλων των ασθενών.

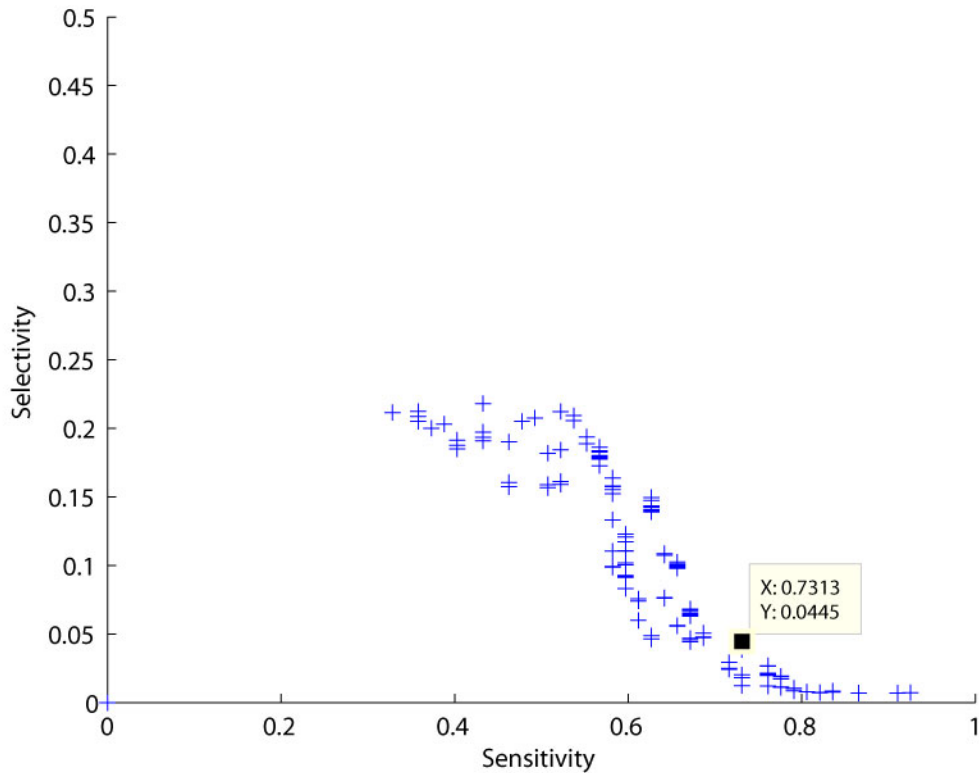


**Σχήμα 5.3** *Selectivity vs Sensitivity* για τον ασθενή C. Τα σημάδια αντιπροσωπεύουν την απόδοση μέσω του *Selectivity* και *Sensitivity* για μία ορισμένη τιμή ορίου. Το τονισμένο σημάδι αντιπροσωπεύει το *working point* του EEG όλων των ασθενών.

## 5.2 Κατασκευή ROC Καμπύλων βασισμένες στο EEG των τριών ασθενών

Το Σχήμα 5.4 δείχνει την ROC καμπύλη των 56.5 EEG από τους τρεις ασθενείς μαζί με 57 definite events τα οποία είναι επιληπτικά. Σημείωση ότι για τον ασθενή B χρησιμοποιήθηκε μόνο ένα definite event, το οποίο είναι και το μοναδικό το οποίο υπάρχει για τον ασθενή αυτόν. Αυτό σημαίνει ότι μόνο μία True Positive ανίχνευση μπορεί να υπάρχει στην διάρκεια του EEG του B ασθενή, όλες οι άλλες ανιχνεύσεις είναι False Positives. Δεν χρησιμοποιήθηκαν τα questionable events του B ασθενή

δεδομένου ότι έπρεπε να κρατηθεί μια ομοιόμορφη προσέγγιση για όλους τους ασθενείς.



**Σχήμα 5.4** *Selectivity vs Sensitivity για το EEG όλων των τριών ασθενών. Το επιλεγμένο working point είναι επίσης απεικονισμένο. Τα σημάδια αντιπροσωπεύουν την απόδοση μέσω του Selectivity και Sensitivity για μία ορισμένη τιμή ορίου. Το τονισμένο σημάδι αντιπροσωπεύει το working point του EEG όλων των ασθενών.*

### 5.3 Απόφαση του καλύτερου Working Point

Επιλέχθηκαν σαν working points sensitivity = 0.7313 (73%) και selectivity = 0.0445 (4%) τα οποία αντιστοιχούν με threshold παραμέτρους (11, 7, 2, 6). Στην συνέχεια εφαρμόστηκε αυτό το working point στις ROC's καμπύλες του κάθε ασθενή, όπως απεικονίζεται στον πίνακα 5.1 και στα σχήματα 5.1, 5.2 και 5.3.



Threshold Parameters	Sensitivity Selectivity
<b>Ασθενής A</b>	
(11,7,2,6)	(0.9787 , 0.1043)
<b>Ασθενής B</b>	
(11,7,2,6)	(0.4595 , 0.0553)
<b>Ασθενής C</b>	
(11,7,2,6)	(1 , 0.0549)

**Πίνακας 5.1** *sensitivity και selectivity που λήφθηκε από τα μεμονωμένα EEG κάθε ασθενή.*

## 5.4 Μείωση κορυφών

Ο πίνακας 5.2 δείχνει την μείωση των peaks μετά την εφαρμογή της mimetic μεθόδου. Στην πρώτη στήλη του πίνακα 5.2 παρουσιάζετε ο αριθμός των peaks που επεξεργαστήκανε από την mimetic μέθοδο. Η δεύτερη στήλη δίνει τον αριθμό των peaks που ανιχνεύτηκαν από την mimetic μέθοδο για ένα δεδομένο working point. Είναι σαφές ότι η mimetic μέθοδος μπορεί να εφαρμοστεί σε raw δεδομένα καθώς είναι γρήγορη ( εδώ δεν δούλεψε ) και παράγει σημαντική μείωση δεδομένων ακόμα και για ένα υψηλό sensitivity.

	Ασθενής A	Ασθενής B	Ασθενής C
<b>Peaks στο raw EEG</b>	323879	327470	591714
<b>Peaks μετά την ανίχνευση</b>	884	386	540

**Πίνακας 5.2** *Απεικονίζει την μείωση των δεδομένων για τους 3 ασθενείς.*

## 5.5 Ποιοτική διερεύνηση των False Positives

Τώρα θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα της διερεύνησης των False Positives. Ο πίνακας 5.3 δείχνει τις False Positives ομάδες και τις True Positives ομάδες για τον κάθε ασθενή.

	<b>FP</b>	<b>TP</b>
<b>Ασθενής A</b>	$\langle 395 \times 2 \rangle$	$\langle 46 \times 2 \rangle$
<b>Ασθενής B</b>	$\langle 318 \times 2 \rangle$	$\langle 1 \times 2 \rangle$
<b>Ασθενής C</b>	$\langle 327 \times 2 \rangle$	$\langle 19 \times 2 \rangle$

**Πίνακας 5.3** Ο αριθμός των False positive (FP) και True Positive (TP) ομάδων (clusters).

Τα False Positives ταξινομήθηκαν από ένα EEGer σε spikes (επιληπτοειδής κορυφές), eye-blinks, άλλα artifacts και background activity. Οι πίνακες 5.4, 5.5 και 5.6 δείχνουν τα αποτελέσματα της ταξινόμησης για τους ασθενείς A, B και C αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης λεπτομερειακά είναι: στον ασθενή A 18 False Positives είναι eye blinks, 1 artifact και 1 background activity. Στον B ασθενή 14 False Positives είναι eye blinks, 5 background activity και 1 artifact. Στον C ασθενή 10 False Positives είναι artifacts, 1 artifact ταυτόχρονα με eye blink, 2 background activities (alpha), 1 spike και άλλο ένα το οποίο δεν είναι σίγουρο, 4 eye-blinks και 1 spike ταυτόχρονα με 1 eye blink τα οποία δεν ήταν σίγουρα. Κάποια τυπικά παραδείγματα δίνονται στα σχήματα 5.5-5.12.

	False Positives	Αιτίες που προκάλεσαν τα FP			
		Spike	Eyeblink	Artifact	Background activity
1	FP(1)		<b>v</b>		
2	FP (2)		<b>v</b>		
3	FP (3)			<b>v</b>	
4	FP (4)		<b>v</b>		
5	FP (5)		<b>v</b>		
6	FP (6)				<b>v</b>
7	FP (7)		<b>v</b>		
8	FP (8)		<b>v</b>		
9	FP (9)		<b>v</b>		
10	FP (10)		<b>v</b>		
11	FP (11)		<b>v</b>		
12	FP (12)		<b>v</b>		
13	FP (13)		<b>v</b>		
14	FP (14)		<b>v</b>		
15	FP (15)		<b>v</b>		
16	FP (16)		<b>v</b>		
17	FP (17)		<b>v</b>		
18	FP (18)		<b>v</b>		
19	FP (19)		<b>v</b>		
20	FP (20)		<b>v</b>		

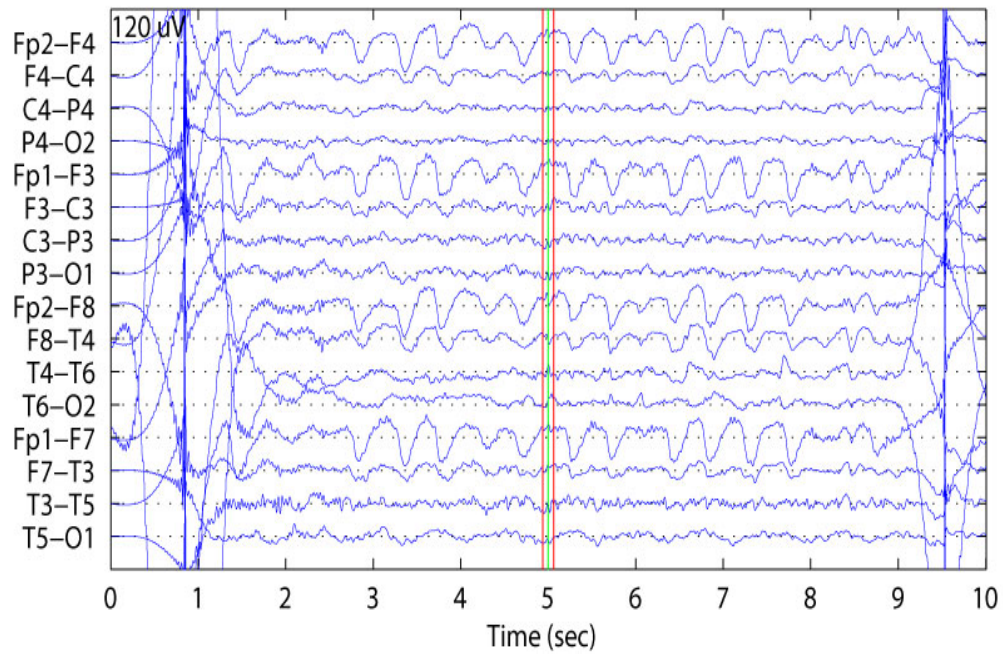
**Πίνακας 5.4** *False Positive* ανιχνεύσεις από τον ασθενή Α ταξινομημένες από τον EEGer σε *spikes*, *eye blinks*, *artifacts* και *background activity*.

False Positives		Αιτίες που προκάλεσαν τα FP			
		Spike	Eyeblink	Artifact	Background activity
1	FP(1)			<b>v</b>	
2	FP (2)		<b>v</b>		
3	FP (3)		<b>v</b>		
4	FP (4)		<b>v</b>		
5	FP (5)				<b>v</b>
6	FP (6)		<b>v</b>		
7	FP (7)		<b>v</b>		
8	FP (8)		<b>v</b>		
9	FP (9)		<b>v</b>		
10	FP (10)		<b>v</b>		
11	FP (11)		<b>v</b>		
12	FP (12)		<b>v</b>		
13	FP (13)		<b>v</b>		
14	FP (14)		<b>v</b>		
15	FP (15)				<b>v</b>
16	FP (16)				<b>v</b>
17	FP (17)		<b>v</b>		
18	FP (18)				<b>v</b>
19	FP (19)		<b>v</b>		
20	FP (20)				<b>v</b>

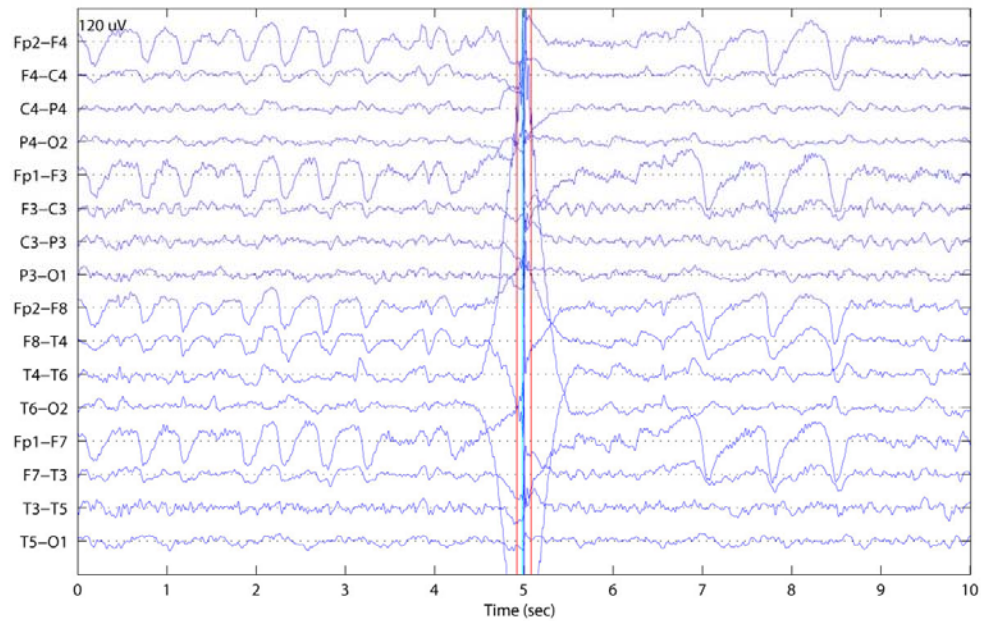
**Πίνακας 5.5** *False Positive* ανιχνεύσεις από τον ασθενή B ταξινομημένες από τον EEGer σε *spikes, eye blinks, artifacts* και *background activity*.

	False Positives	Αιτίες που προκάλεσαν τα FP			
		Spike	Eyeblink	Artifact	Background activity
1	FP(1)	?	?		
2	FP (2)		v		
3	FP (3)		v		
4	FP (4)		v		
5	FP (5)			v	
6	FP (6)			v	
7	FP (7)			v	
8	FP (8)			v	
9	FP (9)				v(alpha)
10	FP (10)	v(?)			
11	FP (11)			v	
12	FP (12)			v	
13	FP (13)			v	
14	FP (14)			v	
15	FP (15)			v	
16	FP (16)			v	
17	FP (17)	v			
18	FP (18)		v	v	
19	FP (19)			v	
20	FP (20)				v(alpha)

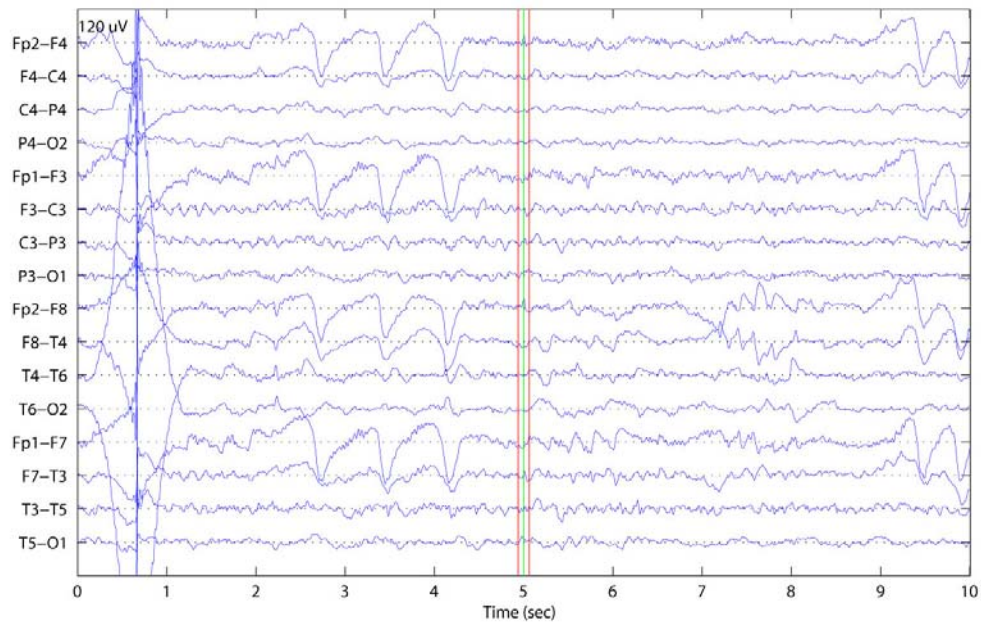
**Πίνακας 5.6** *False Positive* ανιχνεύσεις από τον ασθενή C ταξινομημένες από τον EEGer σε *spikes*, *eye blinks*, *artifacts* και *background activity*.



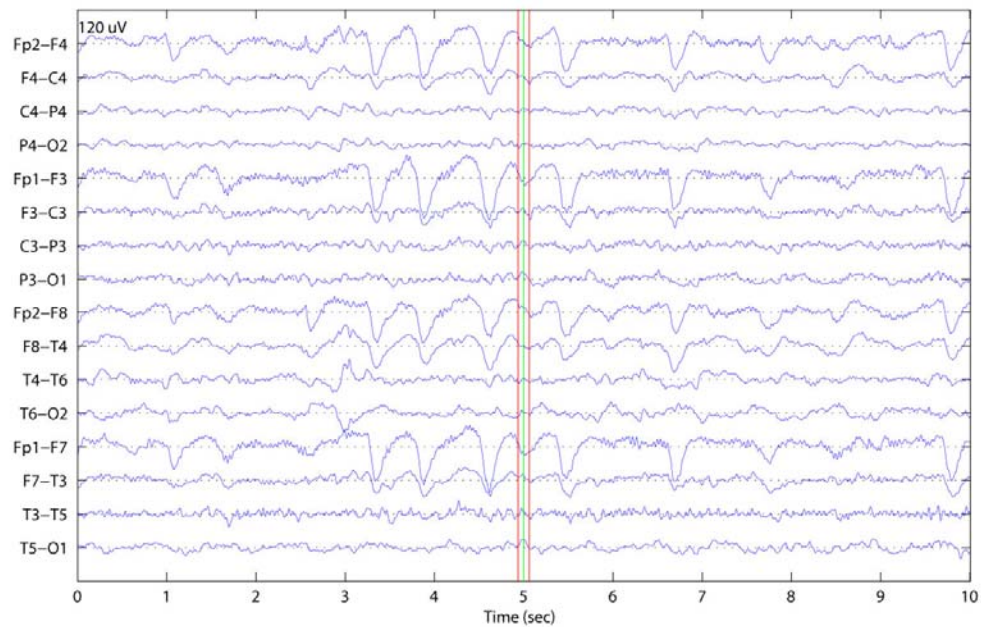
**Σχήμα 5.5** *False Positive(1) Eye-Blink* από τον ασθενή A. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν τον cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή.



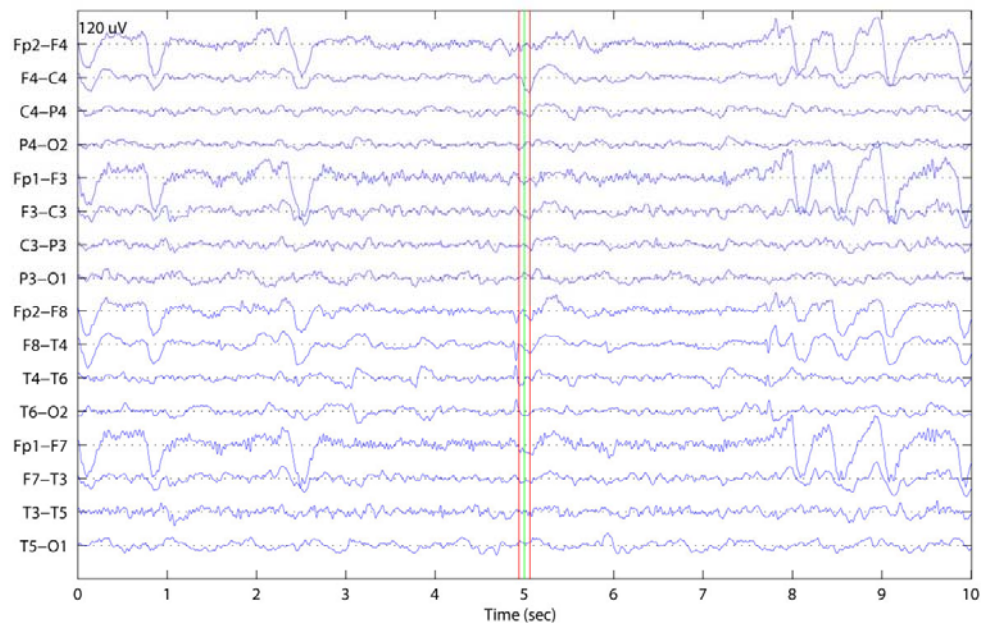
**Σχήμα 5.6** *False Positive(3) Artifact* από τον ασθενή Α. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν το cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή.



**Σχήμα 5.7** *False Positive(6) Background Activity* από τον ασθενή Α. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν τον cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή.

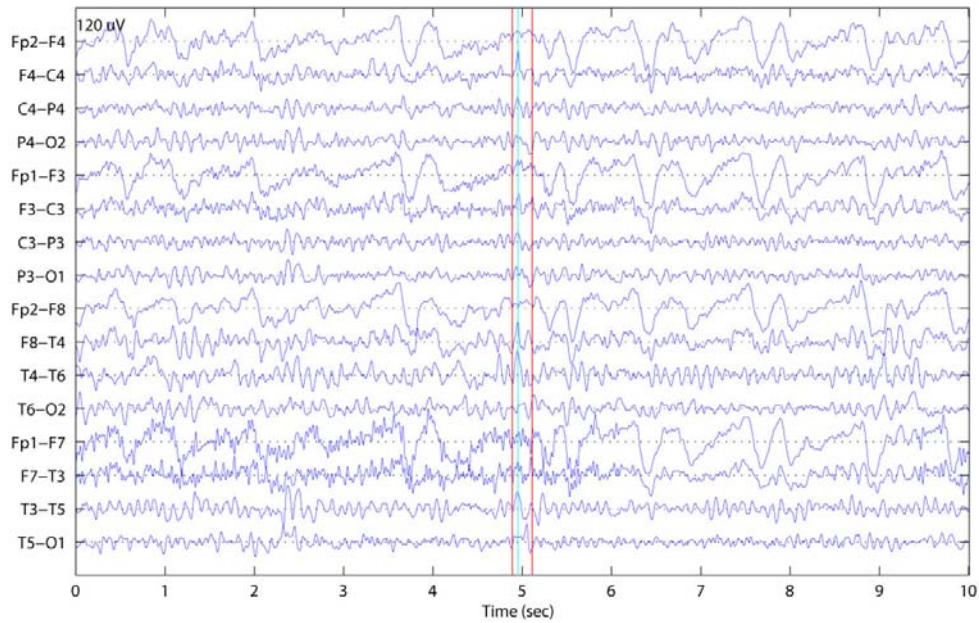


**Σχήμα 5.8** *False Positive(7) Eye-Blink* από τον ασθενή B. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν το cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή.

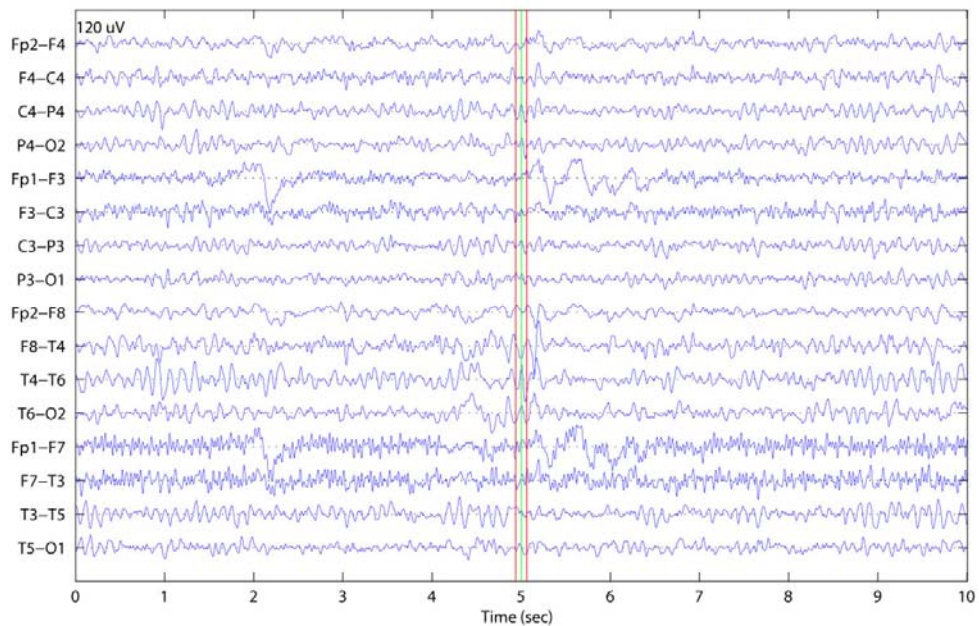


**Σχήμα 5.9** *False Positive(15) Background Activity* από τον ασθενή C. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν το cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή..

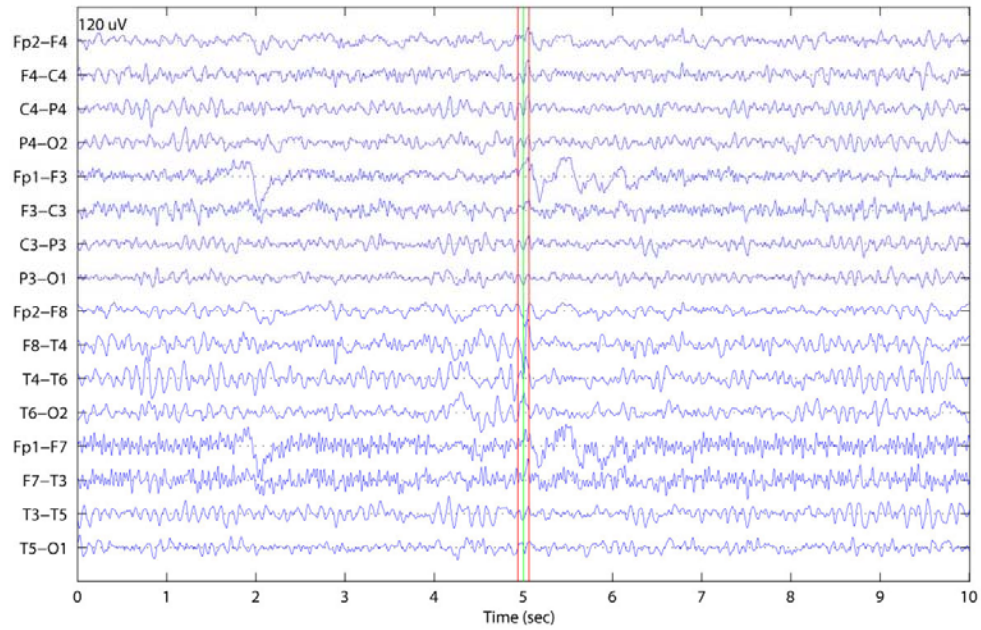




**Σχήμα 5.10** *False Positive(1) Eye Blink ή Artifact αλλά όχι σίγουρα από τον ασθενή C. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν το cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή..*



**Σχήμα 5.11** *False Positive(17) Spike από τον ασθενή C. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν το cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή..*



**Σχήμα 5.12** *False Positive(18) Eye Blink και Artifact* από τον ασθενή C. Οι δυο εξωτερικές κάθετες γραμμές αντιπροσωπεύουν το cluster, η κεντρική κάθετη γραμμή σημαδεύει την ανιχνευμένη κορυφή..

## 6 Ανάλυση Ανεξαρτήτων Συνιστωσών (ICA)

Για να οριστεί η ICA, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα στατιστικό “latent variables” μοντέλο. Η υπόθεση που παρατηρείται είναι  $\mathbf{n}$  γραμμικές μείξεις  $x_1, \dots, x_n$  από  $\mathbf{n}$  ανεξάρτητες συνιστώσες (independent components)

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n, \text{ για όλα τα } j. \quad (1)$$

Έχουμε ρίξει τώρα το χρονικό δείκτη  $t$ . Στο ica πρότυπο, υποθέτουμε ότι κάθε μίγμα  $x_j$  καθώς επίσης και κάθε ανεξάρτητο συστατικό  $s_k$  είναι μια τυχαία μεταβλητή, αντί ενός κατάλληλου χρονικού σήματος.

Δηλώνετε με  $\chi$  το τυχαίο διάνυσμα του οποίου τα στοιχεία είναι οι μείξεις  $x_1, x_2, \dots, x_n$  και επιπλέον με  $s$  το τυχαίο διάνυσμα με στοιχεία  $s_1, \dots, s_n$ . Ορίζεται με  $A$  ο πίνακας με στοιχεία  $a_{ij}$ . Χρησιμοποιώντας αυτό το διάνυσμα-πίνακα το παραπάνω μοντέλο

$$\text{μείξης γράφεται : } x = \sum_{i=1}^n a_i s_i$$

$$x = As \quad (2)$$

Επειδή μερικές φορές χρειάζονται οι στήλες του πίνακα  $A$ , τις δηλώνουμε με  $a_j$  το μοντέλο μπορεί επίσης να γραφτεί σαν

$$x = \sum_{i=1}^n a_i s_i \quad (3)$$

Το στατιστικό μοντέλο στην εξίσωση 2 ονομάζεται Ανάλυση Ανεξάρτητων συνιστωσών (Independent Component Analysis), η ICA είναι ένα παραγωγικό μοντέλο, το οποίο σημαίνει ότι περιγράφει πως τα παρατηρούμενα δεδομένα παράγονται από την διαδικασία μίξης των ανεξάρτητων συνιστωσών  $s_i$ . Οι ανεξάρτητες συνιστώσες είναι latent μεταβλητές, εννοώντας ότι δεν μπορούν κατευθείαν να παρατηρηθούν. Επίσης ο πίνακας μείξης υποτίθεται ότι είναι άγνωστος. Το μόνο που παρατηρείται είναι το τυχαίο διάνυσμα  $\chi$ , και θα πρέπει να υπολογίσουμε

και τον  $A$  και τον  $s$  χρησιμοποιώντας το. Αυτό πρέπει να γίνει κάτω από όσο το δυνατόν γενικότερες υποθέσεις.

Το αρχικό σημείο για την ICA είναι η απλή υπόθεση ότι οι ανεξάρτητες συνιστώσες  $s_i$  είναι στατιστικά ανεξάρτητα. Για να οριστεί η έννοια του ανεξάρτητου, θεωρούνται 2 κλιμακωτές- εκτιμώμενες τυχαίες μεταβλητές  $y_1$  και  $y_2$ . Βασικά, οι μεταβλητές  $y_1$  και  $y_2$  θεωρούνται ανεξάρτητες εάν η πληροφορία για την τιμή  $y_1$  δεν δίνει καμία πληροφορία για την τιμή  $y_2$ , και αντιστρόφως. Αυτή είναι η περίπτωση με τις μεταβλητές  $s_1, s_2$  αλλά όχι για τις μεταβλητές μείξης  $x_1, x_2$ . Τεχνικά η ανεξαρτησία μπορεί να καθοριστεί από την πιθανότητα πυκνότητας. Με  $p(y_1, y_2)$  δηλώνεται η κοινή συνάρτηση πιθανότητας πυκνότητας (pdf) της  $y_1$  και  $y_2$ . Με  $p(y_1)$  δηλώνεται η οριακή pdf της  $y_1$ .

$$p_1(y_1) = \int p(y_1, y_2) dy_2$$

Όμοια και για την  $y_2$ . Στην συνέχεια ορίζουμε ότι η  $y_1$  και  $y_2$  είναι ανεξάρτητες αν και μόνο αν η κοινή pdf είναι παραγοντοποιημένη με τον ακόλουθο τρόπο:

$$p(y_1, y_2) = p_1(y_1) p_2(y_2)$$

Επίσης γίνεται η υπόθεση ότι τα ανεξάρτητες συνιστώσες πρέπει να έχουν no Gaussian κατανομές. Ωστόσο, στο βασικό μοντέλο δεν υποθέτουμε αυτές τις κατανομές γνωστές ( επειδή αν οι κατανομές αυτές ήταν γνωστές το πρόβλημα θα ήταν αρκετά απλουστευμένο). Επίσης γίνεται η υπόθεση ότι ο άγνωστος πίνακας μείξης είναι τετραγωνικός. Στην συνέχεια, αφού υπολογισθεί ο πίνακας  $A$ , μπορεί να υπολογισθεί ο αντίστροφος του, ο  $W$ , και λαμβάνονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες με :

$$s = Wx$$

Η ICA συσχετίζεται πολύ με την μέθοδο Blind Source Separation (BSS). Η ICA είναι μία μέθοδος, ίσως η πιο ευρύτατη χρησιμοποιημένη, για την εκτέλεση της Blind Source Separation.

## 6.1 Ο Λόγος που απαγορεύονται οι Gaussian μεταβλητές

Ο θεμελιώδης περιορισμός στην ICA είναι ότι οι ανεξάρτητες συνιστώσες θα πρέπει να είναι no Gaussian για να είναι ICA εφικτή. Γιατί οι Gaussian μεταβλητές κάνουν αδύνατη την ICA, γίνετε η υπόθεση ότι ο πίνακας μείξης είναι ορθογώνιος και το  $s_i$  είναι Gaussian. Έπειτα τα  $x_1$  και  $x_2$  είναι Gaussian, ασυσχέτιστα, και μοναδιαία διαφορά. Η συνδυασμένη πυκνότητά τους δίνεται από

$$p(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi} e^{\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2}\right)}$$

Επομένως, δεν περιέχει καμία πληροφορία στις κατευθύνσεις των στηλών του πίνακα μείξης A. Για αυτό ο A δεν μπορεί να υπολογισθεί.

## 6.2 Infomax

Αυτός ο αλγόριθμος προήλθε από ένα νευρωνικό δίκτυο. Αυτό βασίστηκε στην μεγιστοποίηση της εξόδου της εντροπίας του νευρωνικού δικτύου με μη γραμμικές εξόδους. Αν το  $x$  είναι η είσοδος του νευρωνικού δικτύου του οποίου οι έξοδοι θα είναι τις μορφής  $g_i(w_i^T x)$ , όπου το  $g_i$  είναι μερικές μη γραμμικές κλιμακωτές

συναρτήσεις , και το  $w_i$  είναι τα διανύσματα των βαρών των νευρώνων. Η μεγιστοποίηση της εντροπίας των εξόδων είναι:

$$L_2 = H(g_1(w_1^T x), \dots, g_n(w_n^T x))$$

Αν το  $g_i$  είναι καλά επιλεγμένο, αυτό το πλαίσιο επιτρέπει την εκτίμηση του ICA μοντέλου. Έχει αποδειχθεί ότι το εκπληκτικό αποτέλεσμα της αρχής του Infomax, είναι ισοδύναμο με την εκτίμηση της μέγιστης πιθανότητας. Αυτή η ισοδυναμία απαιτεί ότι οι μη-γραμμικές  $g_i$  που χρησιμοποιήθηκαν στο νευρωνικό επιλέχθηκαν ως οι

συναρτήσεις συσσωρευτικής διανομής που αντιστοιχούν στις πυκνότητες

$$f_i, i.e., g'_i(\cdot) = f_i(\cdot) \quad f_i, i.e., g'_i(\cdot) = f_i(\cdot)$$

Τα μειονεκτήματα του αλγόριθμου: 1)Χαμηλή προσαρμοστικότητα στις κατανομές των πηγών. 2)Σχετικά χαμηλή ταχύτητα σύγκλισης για αλγεβρικές τεχνικές όπως JADE ή σταθερού σημείου όπως ο FastICA. 3)Για τις ανυσματικές μεθόδους η τεχνική βελτιστοποίησης μπορεί να συγκλίνει στο τοπικό ελάχιστο της αντίστροφης συνάρτησης με αποτέλεσμα να μην επιτυγχάνει καλή εκτίμηση του πίνακα διαχωρισμού.

Τα πλεονεκτήματα: 1)Η απλότητα του αλγόριθμου 2)Οι δυνατότητα για υλοποίηση του από νευρωνικό δίκτυο, κάτι που απαιτεί μικρότερη υπολογιστική ισχύ.

### 6.3 Whitening

Άλλη μία χρήσιμη στρατηγική προεπεξεργασίας στην ICA είναι πρώτα να λευκάνουμε τις παρατηρούμενες μεταβλητές. Αυτό σημαίνει ότι πριν την εφαρμογή του αλγόριθμου της ICA , μετατρέπεται το παρατηρούμενο διάνυσμα  $x$  γραμμικά έτσι ώστε να ληφθεί ένα καινούριο διάνυσμα  $\tilde{x}$  το οποίο είναι white, δηλαδή οι ανεξάρτητες συνιστώσες του είναι ασυσχέτιστες και οι διαφορές τους είναι ίση με την μονάδα. Ο covariance πίνακας του  $\tilde{x}$  ισούται με τον μοναδιαίο πίνακα :

$$E\{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}^T\} = \mathbf{I}.$$

Ο μετασχηματισμός whitening είναι πάντα εφικτός. Το whitening μπορεί να λύσει το μισό πρόβλημα της ICA, επειδή το whitening είναι πολύ απλή τυποποιημένη διαδικασία, πολύ απλούστερο από οποιοδήποτε άλλο αλγόριθμο ICA, είναι καλή ιδέα με αυτόν τον τρόπο να μειωθεί η πολυπλοκότητα του προβλήματος.

## 6.4 Προεπεξεργασία δεδομένων

Καταρχάς πριν την εφαρμογή της ICA έγινε μια προεπεξεργασία στα δεδομένα με σκοπό την καλύτερη απόδοση του αλγορίθμου της ICA ώστε οι ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) που θα εξάγει να είναι καλά διαχωρισμένες και να μην διαχέεται η πληροφορία που καταγράφει το κάθε ηλεκτρόδιο σε περισσότερα από μία ανεξάρτητη συνιστώσα. Βέβαια αυτή θα ήταν η ιδανική περίπτωση στην οποία ο αλγόριθμος θα είχε τα βέλτιστα αποτελέσματα και η επιλογή για την εξαγωγή των ανεξαρτήτων συνιστωσών που περιέχουν την πληροφορία για τα eye- blinks θα ήταν πολύ εύκολη. Έτσι λοιπόν έγινε διερεύνηση για τυχόν artifacts τα οποία μολύνουν το σήμα και τα οποία προέρχονται είτε από κλικαρίσματα(τερματισμός της βελόνας) του ηλεκτροεγκεφαλογράφου τα οποία προέρχονται από κινήσεις του κεφαλιού όταν παθαίνει επιληπτικές κρίσεις ο ασθενής, είτε από κακή επαφή των ηλεκτροδίων. Διερευνώντας τα δεδομένα εντοπίστηκαν τέτοια artifacts, τα οποία και αφαιρέθηκαν. Μια άλλη προεπεξεργασία η οποία έγινε στα δεδομένα ήταν το φιλτράρισμα του σήματος με ένα band pass φίλτρο 1-30Hz. Αυτή η τεχνική να φιλτράρεται το σήμα πριν εφαρμοσθεί η ICA συνιστάται για την επίτευξη καλύτερων αποτελεσμάτων της ICA , η οποία είναι επιστημονικά αποδεδειγμένη. Επίσης χρησιμοποιήθηκε και ένα φίλτρο λεύκανσης (Whitening).

## 6.5 Καθορισμός μεγέθους παραθύρου για την εφαρμογή της ICA

Ένας γενικός κανόνας εύρεσης  $N$  σταθερών συνιστωσών (από δεδομένα  $N$ -καναλιών) χαρακτηριστικά ζητάει περισσότερα από  $K \times N^2$  στοιχεία (στο κάθε κανάλι), όπου  $N^2$  είναι ο αριθμός των weights στον unmixing πίνακα τον οποίο η ICA προσπαθεί να εκπαιδεύσει και το  $K$  είναι ο πολλαπλασιαστής. Η τιμή του  $K$  αυξάνει όσο ο αριθμός των καναλιών αυξάνει. Γενικά, είναι σημαντικό να δοθούν στην ICA όσο το δυνατόν περισσότερα δεδομένα γίνεται για επιτυχημένη εκπαίδευση. Η ICA δουλεύει καλύτερα όταν δίνεται ένα μεγάλο πλήθος παρόμοιων και συνήθως καθαρών δεδομένων.

Για τα συγκεκριμένα δεδομένα έγιναν πάρα πολλές δοκιμές για να βρεθεί ο κατάλληλος αριθμός στοιχείων στα οποία θα εφαρμοστεί η ICA και θα έχει τα καλύτερα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα έγιναν δοκιμές με : όλα τα στοιχεία του αρχικού πίνακα των δεδομένων, δηλαδή 215040 στοιχεία ανά κανάλι, με 7000 στοιχεία ανά κανάλι το οποίο είναι το κατώτερο όριο σύμφωνα με τον παραπάνω κανόνα, με 9000 στοιχεία ανά κανάλι και με 27000 στοιχεία ανά κανάλι.

Τελικά ο αριθμός των στοιχείων ο οποίος επιλέχθηκε για να εφαρμοσθεί η ICA ήταν 1600 στοιχεία ανά κανάλι, ο λόγος για τον οποίο έγινε αυτή η επιλογή είναι ότι βγάζει καλύτερα αποτελέσματα και πιο συγκεκριμένα διαχωρίζει καλύτερα τις πηγές ώστε να μην διαχέονται σε περισσότερα της μίας ανεξάρτητης συνιστώσας όσο αυτό μπορεί να είναι εφικτό. Περισσότερη ανάλυση σε αυτό το θέμα θα γίνει παρακάτω.



## 6.6 Εφαρμογή της ICA

Αφού χωρίστηκε ο αρχικός πίνακας του raw σήματος του κάθε ασθενή σε πίνακες των 1600 στοιχείων ανά κανάλι δηλαδή συνολικού μεγέθους  $<19 \times 1600>$ , εφαρμόστηκε η ICA σε κάθε ένα από αυτούς τους πίνακες. Με σκοπό η ICA να έχει την δυνατότητα να διαχωρίσει τις πηγές έγινε η υπόθεση ότι: 1) Οι πηγές είναι στατιστικά ανεξάρτητες 2) Η διαδικασία μείξης είναι γραμμική και στιγμιαία 3) Κάθε πηγή να μπορεί να αναπαρασταθεί 4) Οι πηγές να μην έχουν Gaussian Συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Οι πηγές δεν μπορούν να είναι Gaussian (εκτός της μονάδας) επειδή η ανεξαρτησία είναι μη συσχετιζόμενη για Gaussian κατανομές.

Αφού εφαρμόστηκε η ICA παρήχθησαν τα απαραίτητα στοιχεία για να προχωρήσει η ανάλυση τους. Πιο συγκεκριμένα η ICA υπολόγισε τον πίνακα διαχωρισμού  $W$ , ο οποίος αποσυνθέτει ή διαχωρίζει γραμμικά τα πολυκαναλικά δεδομένα σε ένα σύνολο χρονικά ανεξάρτητων και χωρικά σταθερών συνιστωσών. Στην συνέχεια πολλαπλασιάστηκε με τον πίνακα του σήματος, ο οποίος είναι ο ίδιος που είχε εισαχθεί στη ICA για να δώσει σαν αποτέλεσμα τον activation πίνακα του οποίου οι γραμμές είναι οι χρονοσειρές των ενεργοποιητών των ανεξάρτητων συνιστωσών, που στην ουσία είναι οι ανεξάρτητες συνιστώσες. Σαν αποτελέσματα είχε τους πίνακες weights και sphere βάση των οποίων παρήχθησαν οι ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs).

## 6.7 Επιλογή και εξαγωγή των Ανεξάρτητων Συνιστωσών ( ICs)

Σε αυτό το στάδιο θα επιλεγθούν οι ανεξάρτητες συνιστώσες(ICs) από τις οποίες προέρχονται τα eye blinks. Τα κριτήρια για να επιλεγούν οι ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) είναι το amplitude(πλάτος) της κορυφής, η χρονική στιγμή κατά την οποία συμβαίνει και στο πού είναι εστιασμένη η ανεξάρτητη συνιστώσα από την οποία προέρχεται η κορυφή.

Σύμφωνα με τα παραπάνω και την μεθοδολογία η οποία ακολουθήθηκε έγιναν τα εξής:

Έλεγχος σε κάθε μια ανεξάρτητη συνιστώσα (ICs) ξεχωριστά για την ύπαρξη κορυφών των οποίων η τυπική απόκλιση θα είναι 3 φορές τουλάχιστον μεγαλύτερη κατά απόλυτη τιμή από το μέσο πλάτος των υπολοίπων κορυφών που υπάρχουν στην συγκεκριμένη ανεξάρτητη συνιστώσα (ICs) που ελέγχεται κάθε φορά.

Όσες κορυφές βρίσκονται ότι πληρούν το προηγούμενο κριτήριο, σε αυτούς γίνεται έλεγχος αντιστοιχίας της χρονικής στιγμής που συμβαίνουν με την χρονική στιγμή που υπάρχει το eye blink στο raw σήμα για να διαπιστωθεί αν συμβαίνουν την ίδια χρονική στιγμή.

Στην συνέχεια επιλέγονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες(ICs) οι οποίες περιέχουν τις κορυφές που βρέθηκαν να τηρούν τις παραπάνω προϋποθέσεις και γίνεται η έξης επεξεργασία: η ανεξάρτητη συνιστώσα(IC) στην οποία έχει βρεθεί η κορυφή η οποία αναζητείται, γίνεται back projected δηλαδή προβάλετε η ανεξάρτητη συνιστώσα(IC) σε κάθε ηλεκτρόδιο για να ελεγχθεί από πού προέρχεται και πως κατανέμετε στο κάθε ηλεκτρόδιο.

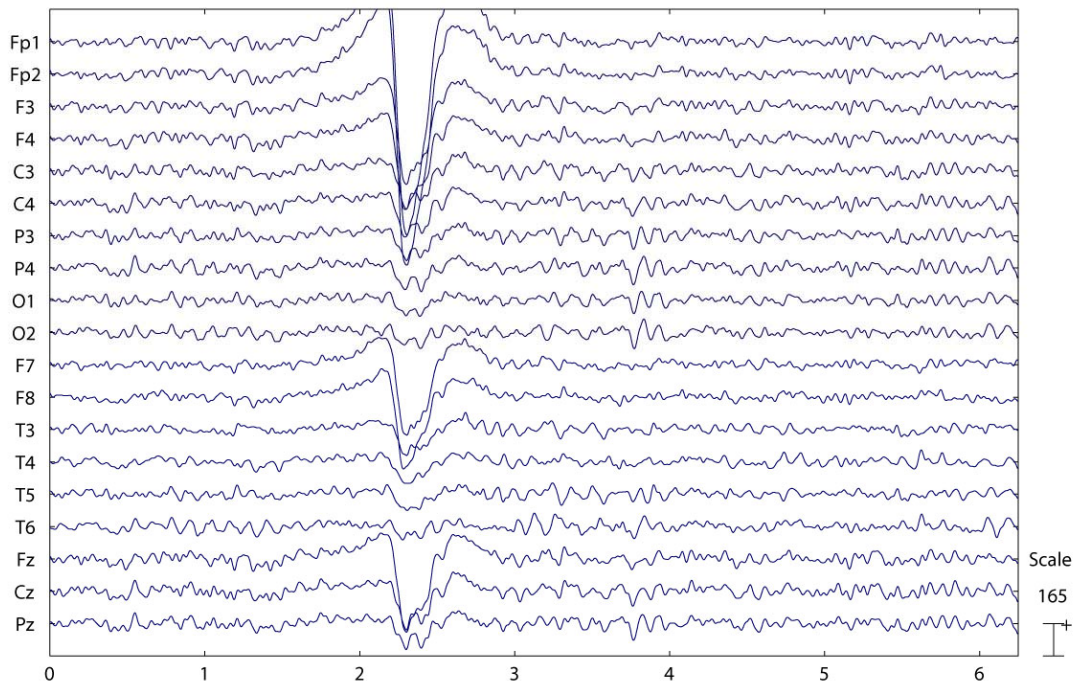
Και επίσης στο χρονικό σημείο που η τιμή της κορυφής είναι μέγιστη, φτιάχνεται ο κρανιακός χάρτης για την συγκεκριμένη ανεξάρτητη συνιστώσα για να ελεγχθεί πού βρίσκεται εστιασμένη δηλαδή από πιο ηλεκτρόδιο έχει καταγραφεί την συγκεκριμένη στιγμή. Θα πρέπει να είναι εστιασμένη στα μπροστινά ηλεκτρόδια FP1, FP2 για να απορρίψουμε αυτήν την ανεξάρτητη συνιστώσα(IC).

Στην περίπτωση που βρεθούν πάνω από μία ανεξάρτητες συνιστώσες(ICs) οι οποίες έχουν κορυφές με τα παραπάνω κριτήρια, γίνεται ο έλεγχος όπως περιγράψαμε προηγουμένως αλλά γίνεται επιπρόσθετα συνδυασμός των ελέγχων μεταξύ αυτών των συνιστωσών .

## 6.8 Αποτελέσματα ICA

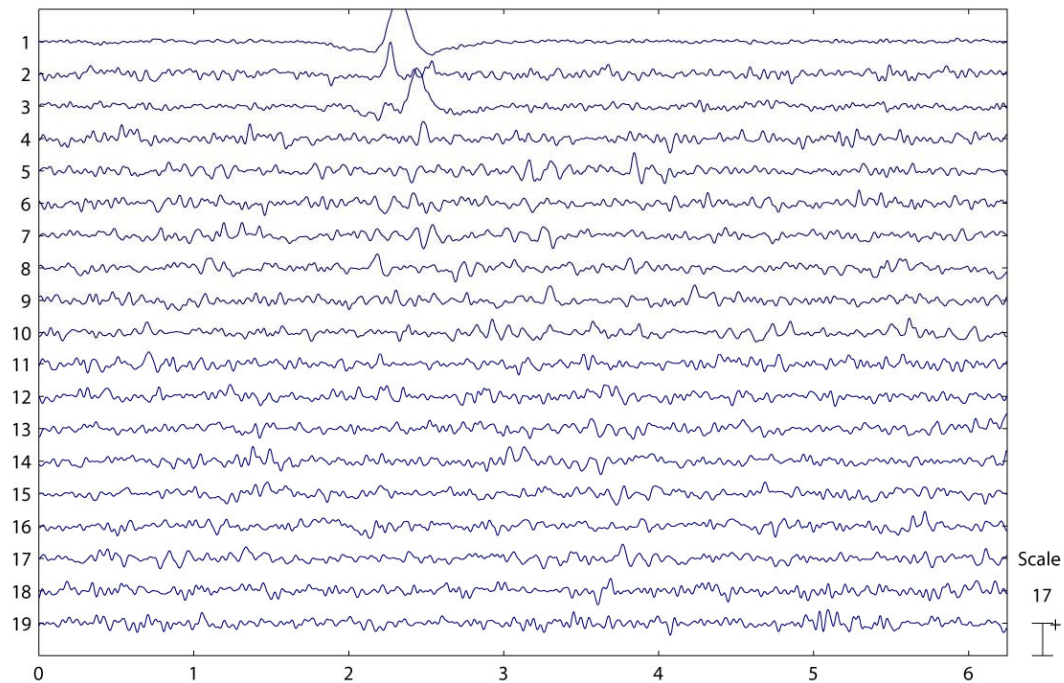
Παρακάτω θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα από τις διαδικασίες που περιγράφηκαν παραπάνω.

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα raw EEG διάρκειας 6.25 δευτερολέπτων που περιέχει ένα eye blink στα 2.3 δευτερόλεπτα από τον ασθενή C. Το σχήμα 6.1 απεικονίζει το raw EEG . Ο πίνακας του συγκεκριμένου EEG είναι 1600 στοιχεία ανά κανάλι , όπως έχει προαναφερθεί παραπάνω το μέγεθος του παραθύρου για την εφαρμογή της ICA καθορίστηκε να είναι 1600 στοιχεία ανά κανάλι. Άρα το μέγεθος του πίνακα για τον οποίον θα εφαρμοστεί η ICA <math>19 \times 1600</math> .



**Σχήμα 6.1** EEG του ασθενή C διάρκειας 6.25 s το οποίο περιέχει eye blink στα 2.3 s

Στο σχήμα 6.2 Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ICA , δηλαδή οι ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) για το EEG του ασθενή C.

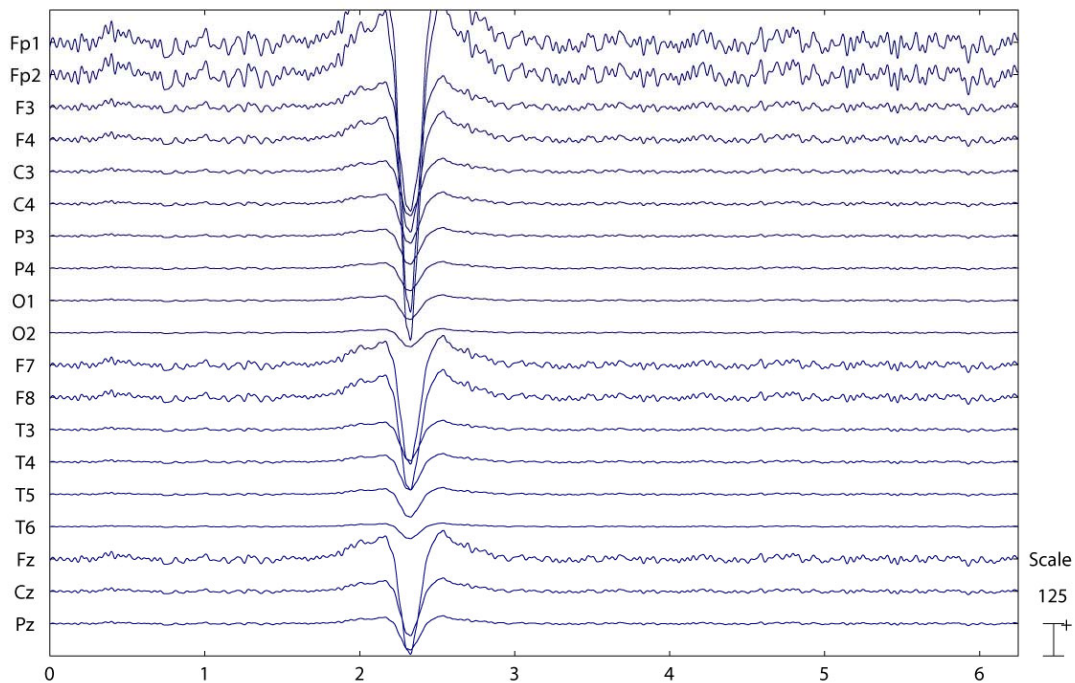


**Σχήμα 6.2** Οι ανεξάρτητες συνιστώσες του ασθενή C.

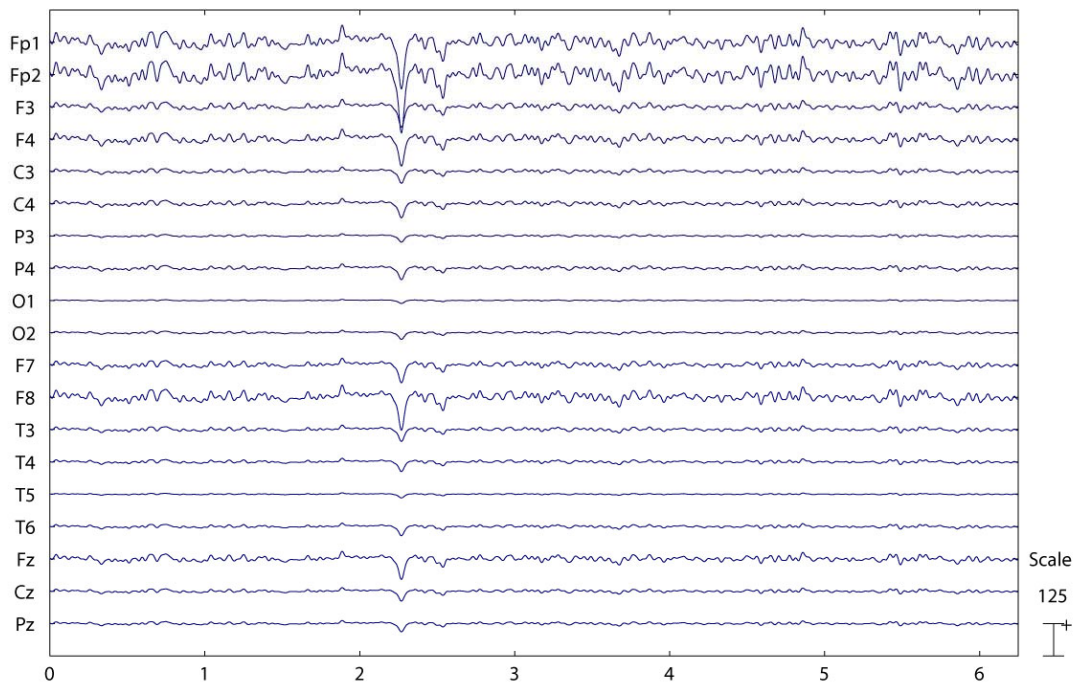
Έπειτα έγινε η διαδικασία επιλογής των ανεξάρτητων συνιστωσών ICs τα οποία περιέχουν τα eye blinks. Εφαρμόστηκαν τα κριτήρια , τα οποία έχουν προαναφερθεί παραπάνω στην επιλογή ανεξάρτητων συνιστωσών(ICs), σύμφωνα με τα οποία θα επιλεγθούν οι ανεξάρτητες συνιστώσες. Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που περιείχανε κορυφές που πληρούσαν το κριτήριο του πλάτους(amplitude) και ταυτόχρονα της χρονικής διάρκειας στην οποία συνέβησαν οι κορυφές ήταν οι τρεις πρώτες ανεξάρτητες συνιστώσες και πιο συγκεκριμένα στα 2.30s, 2.27 s , 2.44s βρέθηκαν οι κορυφές στην πρώτη, δεύτερη και τρίτη ανεξάρτητη συνιστώσα αντίστοιχα.

Αυτές οι τρεις ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) ελέγχθηκαν ως προς το τρίτο κριτήριο που είναι προβολή της ανεξάρτητης συνιστώσας (ICs) ως προς όλα τα ηλεκτρόδια για να ελεγχθεί πως κατανέμεται αυτή στα ηλεκτρόδια και η δημιουργία τοπογραφικού κρανιακού χάρτη για το χρονικό σημείο του κορυφής που παρουσιάζει μέγιστο για να ελεγχθεί σε πια ηλεκτρόδια εστιάζετε έτσι ώστε να βγει το συμπέρασμα οφείλεται σε eye blink στο τελικό στάδιο να εξαχθεί.

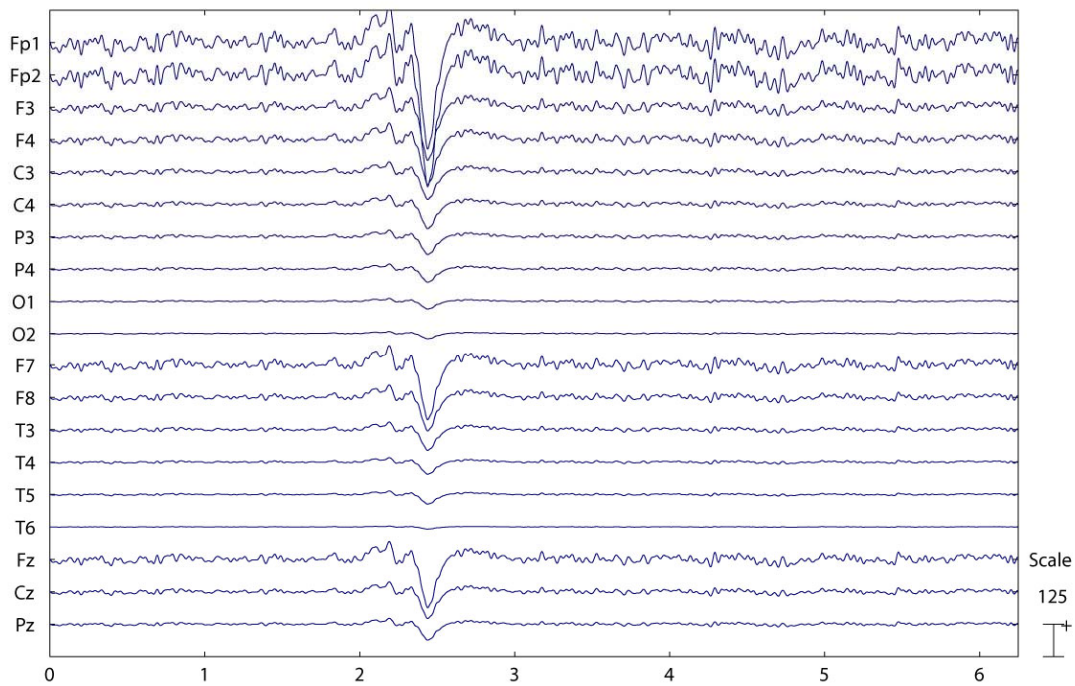
Στο σχήμα 6.3, 6.4, 6.5 απεικονίζεται η προβολή της πρώτης, δεύτερης και τρίτης ανεξάρτητης συνιστώσας (ICs) αντίστοιχα, ως προς όλα τα ηλεκτρόδια και φαίνεται ότι κατανέμονται στα μπροστινά ηλεκτρόδια.



**Σχήμα 6.3** Η προβολή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας ως προς όλα τα ηλεκτρόδια.



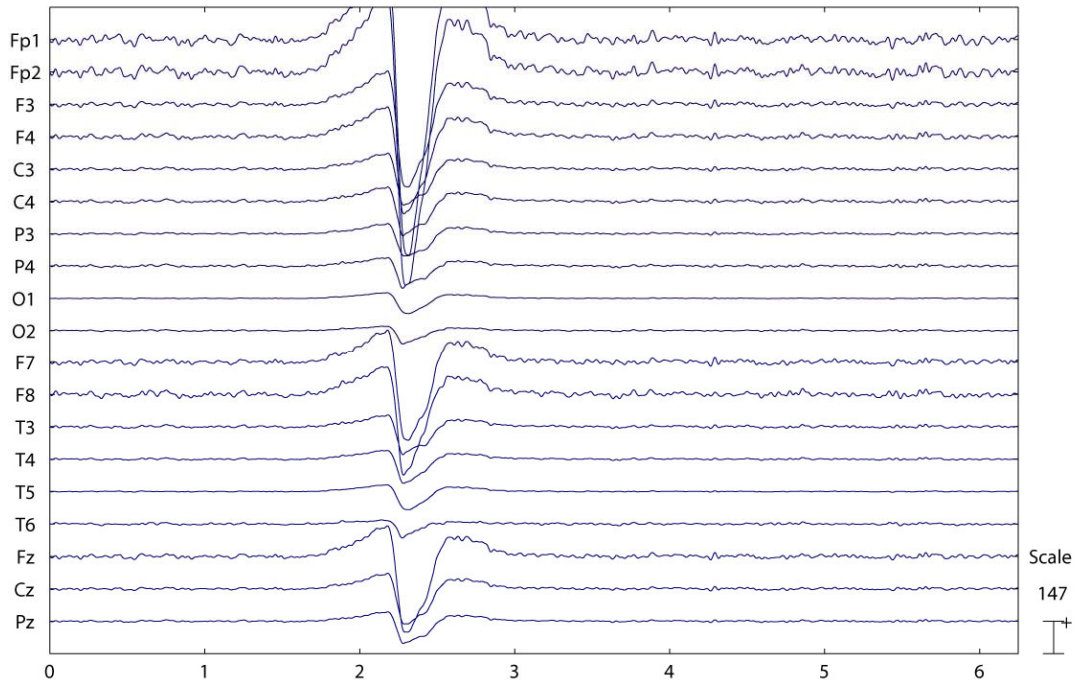
**Σχήμα 6.4** Η προβολή της δεύτερης ανεξάρτητης συνιστώσας ως προς όλα τα ηλεκτρόδια.



**Σχήμα 6.5** Η προβολή της τρίτης ανεξάρτητης συνιστώσας ως προς όλα τα ηλεκτρόδια.

Επίσης υλοποιήθηκαν όλοι οι δυνατοί συνδυασμοί μεταξύ των προβολών των τριών ανεξάρτητων συνιστωσών ως προς όλα τα ηλεκτρόδια. Αυτό έγινε για να ελεγχθεί λεπτομερέστερα πως κατανέμονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) και ότι οι συνδυασμοί τους κατανέμονται στα μπροστινά ηλεκτρόδια. Επειδή δεν είναι δυνατόν να παρουσιαστούν τα σχήματα όλων των δυνατών συνδυασμών, θα παρουσιαστεί μόνο ένα παράδειγμα από την ταυτόχρονη προβολή και των τριών ανεξάρτητων συνιστωσών το

οποίο απεικονίζεται στο σχήμα 6.6. και φαίνεται ότι κατανέμονται στα μπροστινά ηλεκτρόδια.

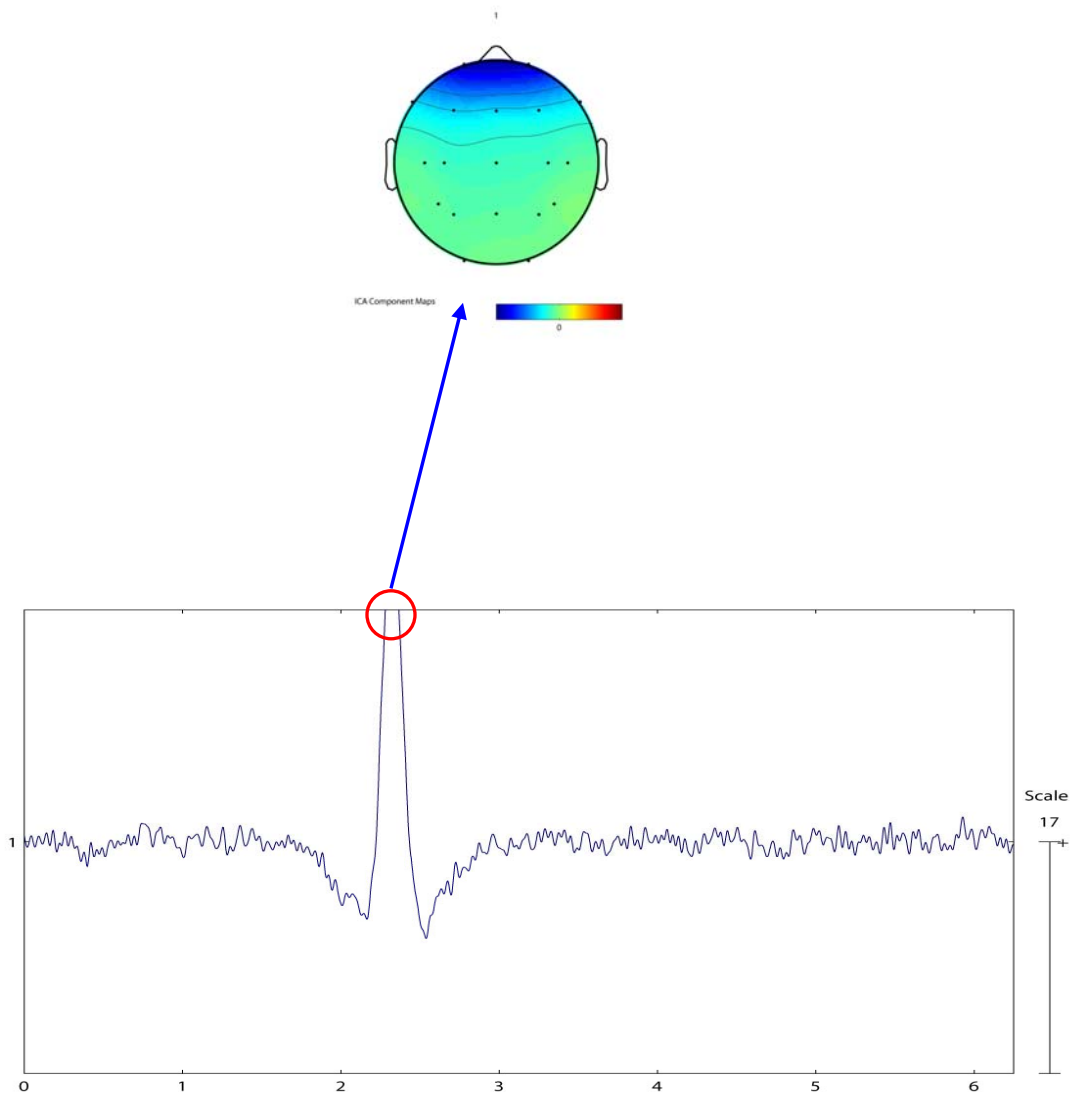


**Σχήμα 6.6** Η προβολή των τριών πρώτων ανεξάρτητων συνιστωσών ως προς όλα τα ηλεκτρόδια.

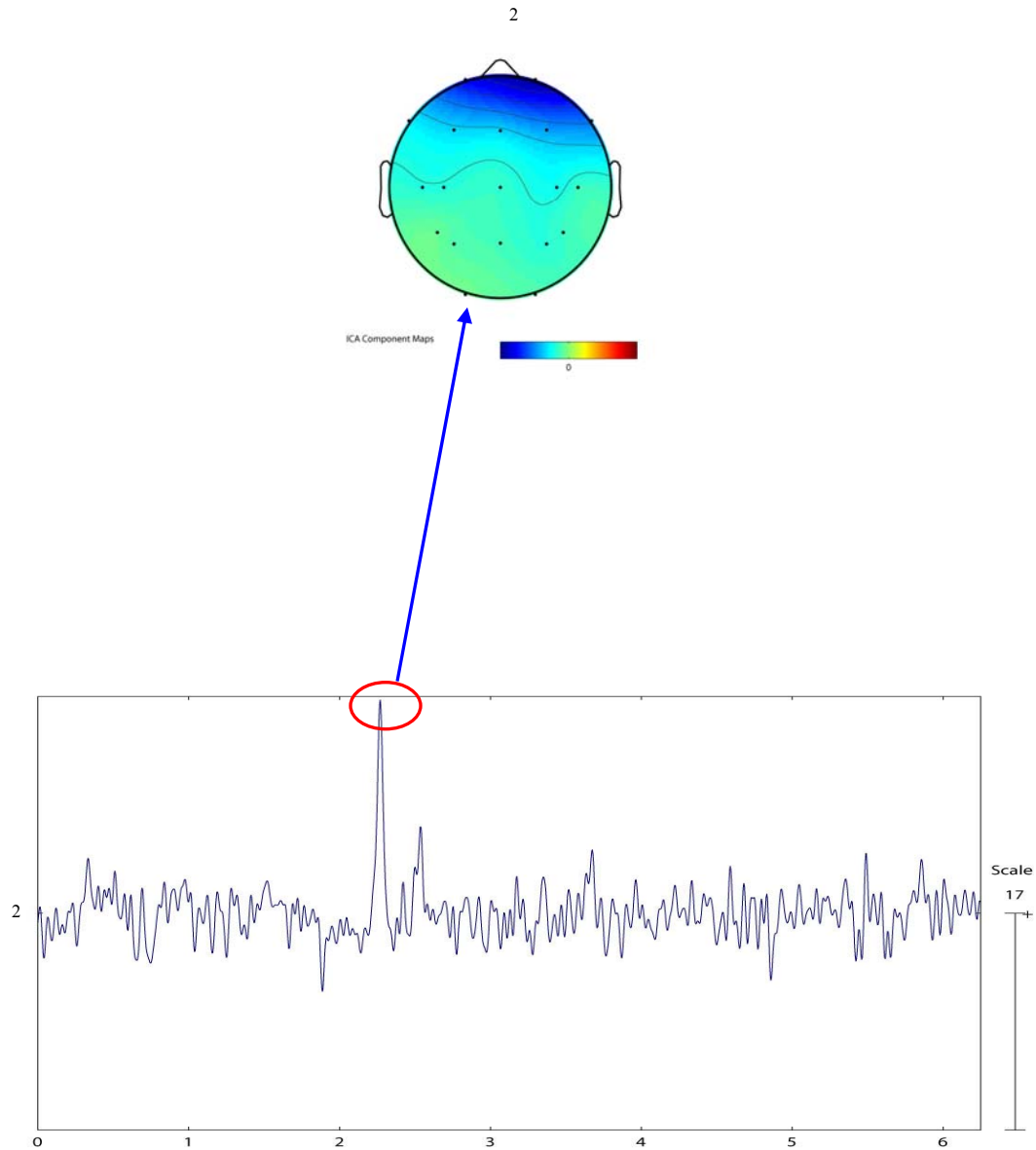
Στην συνέχεια για τις κορυφές που ανιχνεύθηκαν για την κάθε ανεξάρτητη συνιστώσα (ICs) βρέθηκαν τα χρονικά σημεία στα οποία το πλάτος είναι μέγιστο και για αυτήν την χρονική στιγμή φτιάχνετε ο τοπογραφικός κρανιακός χάρτης της εκάστοτε ανεξάρτητης συνιστώσας. Ο οποίος δείχνει σε πια ηλεκτρόδια εστιάζετε η ανεξάρτητη συνιστώσα την συγκεκριμένη στιγμή και ως τελευταίο κριτήριο και σε συνδυασμό



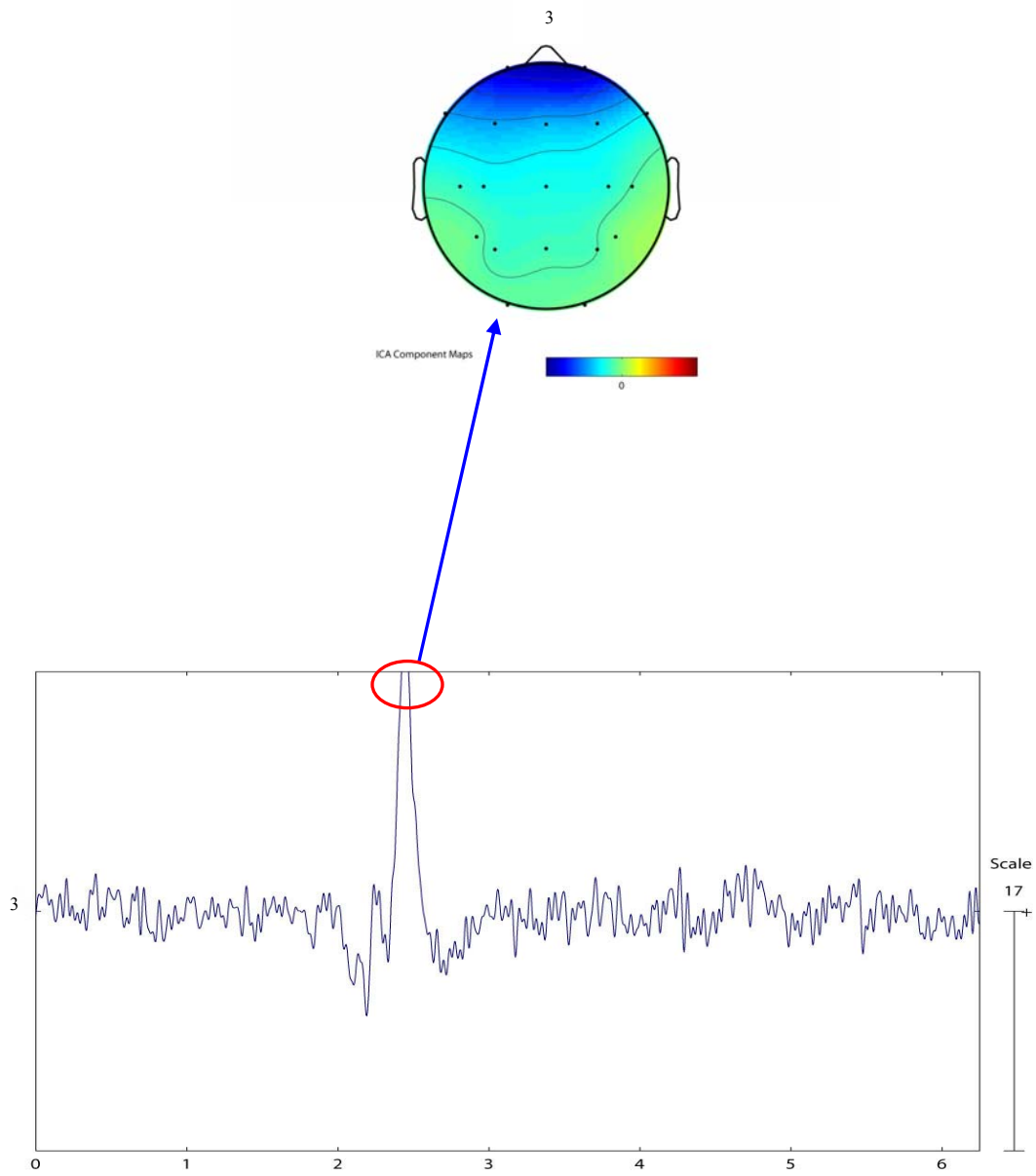
παράλληλα με τα προηγούμενα μπορεί να βγει το συμπέρασμα ότι η ανεξάρτητη συνιστώσα οφείλεται σε eye blink. Στην συγκεκριμένη περίπτωση διαπιστώνετε ότι και οι τρεις ανεξάρτητες συνιστώσες οι οποίες ήταν υποψήφιες για eye blink σύμφωνα με τα προηγούμενα κριτήρια και εξετάζοντας επίσης και τους τοπογραφικούς κρανιακούς τους χάρτες από τους οποίους διαπιστώνετε ότι και οι τρεις ανεξάρτητες συνιστώσες είναι εστιασμένες στα μπροστινά ηλεκτρόδια FP1 και FP2 , αυτό φαίνεται στα σχήματα 6.7, 6.8, 6.9 και οπότε μπορεί να βγει το τελικό συμπέρασμα ότι περιέχουν eye blink και πρέπει να εξαχθούν. Η εξαγωγή των συγκεκριμένων ανεξάρτητων συνιστωσών είναι και το τελικό βήμα.



*Σχήμα 6.7 Η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα (ICs) του ασθενή C και για την χρονική στιγμή που το πλάτος του κορυφής γίνεται μέγιστο απεικονίζεται ο τοπογραφικός κρανιακός χάρτης του.*

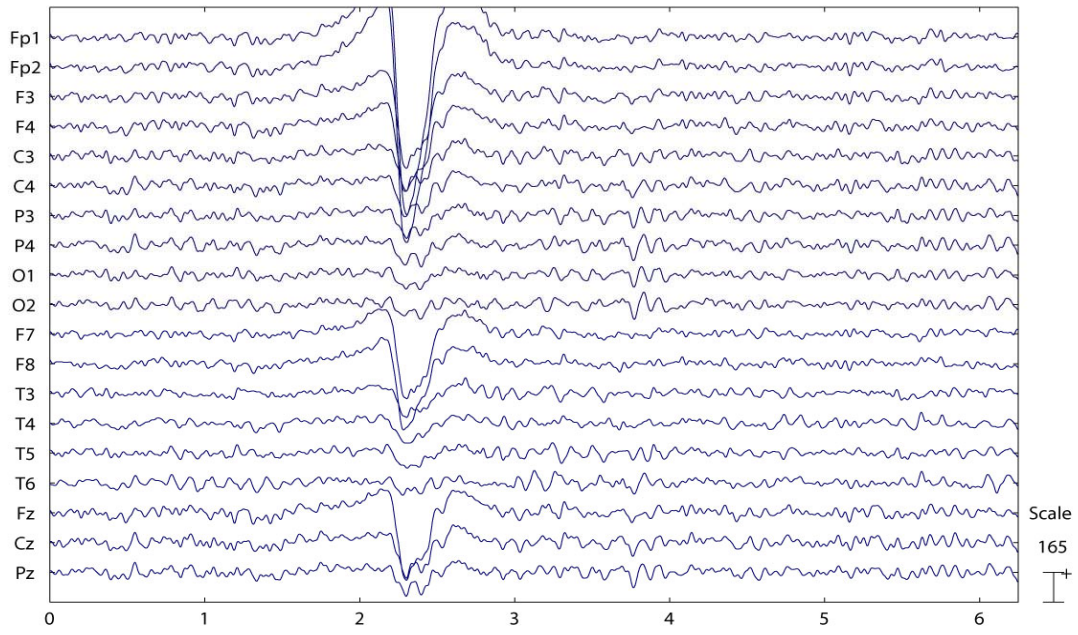


**Σχήμα 6.8** Η δεύτερη ανεξάρτητη συνιστώσα (ICs) του ασθενή C και για την χρονική στιγμή που το πλάτος της κορυφής γίνεται μέγιστο απεικονίζεται ο τοπογραφικός κρανιακός χάρτης του.

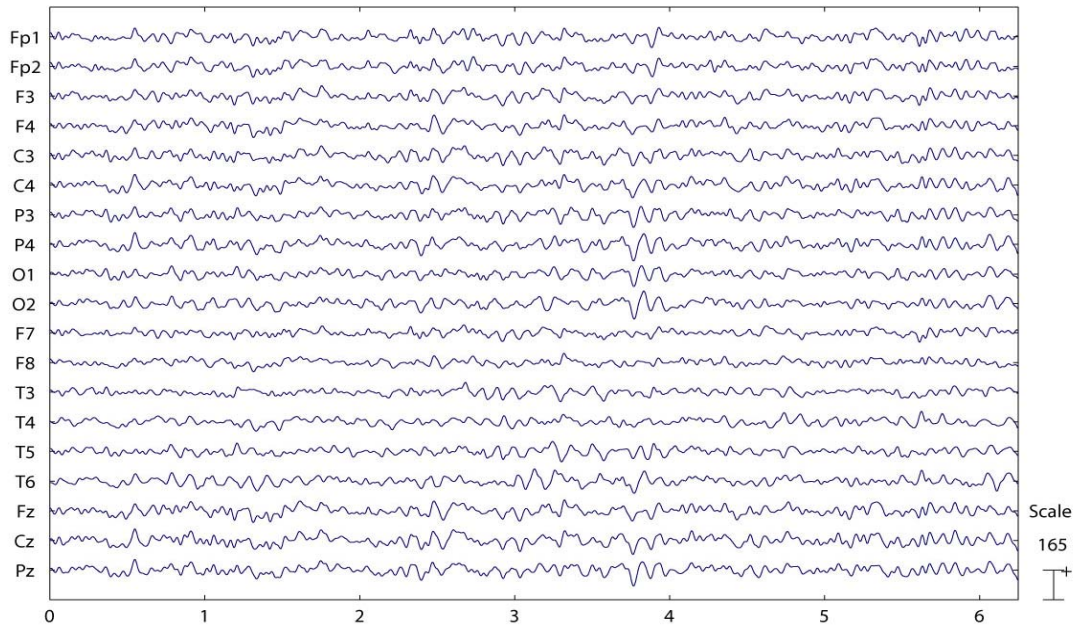


**Σχήμα 6.9** Η τρίτη ανεξάρτητη συνιστώσα (ICs) του ασθενή C και για την χρονική στιγμή που το πλάτος της κορυφής γίνεται μέγιστο απεικονίζεται ο τοπογραφικός κρανιακός χάρτης του.

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα τα οποία μόλις παρουσιάστηκαν βγήκε το συμπέρασμα ότι όντως οι τρεις αυτές ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) οφείλονται σε eye blink, για τους λόγους που προαναφερθήκανε δηλαδή ότι κατανέμονται και εστιάζονται στα μπροστινά ηλεκτρόδια FP1 και FP2 τα οποία καταγράφουν τα eye blinks όποτε και έγινε η εξαγωγή τους. Στο σχήμα 6.11 απεικονίζεται το καινούριο καθαρισμένο EEG στο οποίο δεν περιέχονται πλέον eye blinks και γενικότερα eye movements artifacts. Επίσης παρατίθεται και το αρχικό EEG (σχήμα 6.10) για να γίνει η σύγκριση μεταξύ τους και να φανεί το αποτέλεσμα το οποίο είναι εμφανές. Επειδή δεν υπήρχε η δυνατότητα να εξεταστεί το καθαρισμένο EEG από γιατρό για να αποφανθεί για το αποτέλεσμα εφαρμόστηκε ένας αλγόριθμος ανίχνευσης για ocular artifacts και στο συγκεκριμένο παράδειγμα δεν εντοπίστηκε κανένα είδους ocular artifact. Ολόκληρη η διαδικασία που περιγράφηκε έγινε για όλα τα δεδομένα των τριών ασθενών. Σε ελάχιστες περιπτώσεις η ICA δεν μπόρεσε να διαχωρίσει πλήρως τις ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) με αποτέλεσμα στην περίπτωση αυτή να μην υπάρχουν τα καλύτερα αποτελέσματα και αυτό οφείλεται διότι εκείνη την χρονική περίοδο του EEG υπήρχαν άλλου είδους artifacts (π.χ muscle).



**Σχήμα 6.10** Αρχικό EEG του ασθενή C.



**Σχήμα 6.11** Καθαρισμένο EEG του ασθενή C.

## 7 Σχολιασμός αποτελεσμάτων

Καθιερώθηκε ένα γενικό working point βάσει των τριών EEG με sensitivity μεγαλύτερο από 70 %. Για τον ασθενή A και C αυτό το working point είχε sensitivity μεγαλύτερο από 90 %. Για τον ασθενή B το sensitivity ήταν μικρότερο από 50 % ( αξιολογήθηκε στα questionable καθώς υπάρχει μόνο ένα definite event). Για να υπερνικηθεί η μεγάλη διαφορά στο sensitivity θα μπορούσε να παρθεί στο μέλλον ένα working point με μεγαλύτερο sensitivity (από 90 %) και αυτό σε συνδυασμό με περισσότερα EEG's με έναν ικανοποιητικό αριθμό από definite events που marked από τον EEGer. Κάποιος θα μπορούσε επίσης να λάβει υπόψη του τα questionable events για να καθιερώσει ένα γενικό working point.

Μειώθηκε σημαντικά η ποσότητα των peaks τα οποία χρειάστηκαν περαιτέρω εκτίμηση μετά την mimetic μέθοδο κρατώντας υψηλό sensitivity στους δυο από τους τρεις ασθενείς. Αυτό συνιστά ότι η μέθοδος είναι ιδανική για λόγους προεπεξεργασίας. Παρατηρήσαμε ότι ένας μεγάλος αριθμός από τα False Positives οφείλεται σε eye-blinks και artifacts. Αυτό προτείνει, την αφαίρεση τους από έναν άλλο αλγόριθμο, τα False Positives θα μειωθούν (και το selectivity θα αυξηθεί) διαδοχικά και για τις δύο μεθόδους. Στην συνέχεια αφού έγινε η επιλογή της Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών (ICA) για την εξαγωγή των eye blinks, έγιναν τα απαραίτητα βήματα για την προεπεξεργασία των δεδομένων, φιλτράρισμα, αφαίρεση των άχρηστων κομματιών, και εφαρμογή ενός είδους λεύκανσης(whitening). Αφού εφαρμόστηκε η ICA αποκτήθηκαν οι ανεξάρτητες συνιστώσες (ICs) και σύμφωνα με τα κριτήρια του πλάτους(amplitude) της κορυφής, την χρονική στιγμή κατά την οποία συμβαίνει και στο πού είναι εστιασμένη η ανεξάρτητη συνιστώσα από την οποία προέρχεται η κορυφή, και επιλέχθηκαν οι ανεξάρτητες συνιστώσες οι οποίες περιείχαν τα eye blinks. Αυτό έγινε και για τους τρεις ασθενείς, στην συνέχεια έγινε η εξαγωγή τους και τα αποτελέσματα τα οποία υπήρξαν ήταν αρκετά ικανοποιητικά αφού σε ελάχιστες περιπτώσεις δεν επιτεύχθηκε η πλήρης εξαγωγή των eye blinks διότι δεν μπόρεσε η ICA να διαχωρίσει πλήρως τις ανεξάρτητες συνιστώσες(ICs) λόγω της ύπαρξης σε εκείνο το χρονικό σημείο άλλου είδους artifacts που μόλυναν το EEG.

## 8 Βιβλιογραφία

- [1] A Multistage System To Detect Epileptiform Activity In The EEG. ALISON A. Dingle, RICHARD D.Jones, Senior Member, IEEE, Grant J.Carroll, and W.Richard FRIGHT, Member IEEE, IEEE TRANSACTION ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL 40
- [2] M.F. Bear, B.W. Connors, and M.A. Pradiso. Neuroscience: exploring the brain. Lippincott Williams & Wilkins, Baltimore, second edition, 2001.
- [3] A. Hyvärinen and E. Oja. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications. *Neural Networks*, 13(4-5):411:430, 2000
- [4] EEGLAB TUTORIAL, Arnaud Delorme, Toby Fernsler, Hilit Serby, and Scott Makeig, April 12, 2006, Copyright University of San Diego California
- [5] Jung T-P, Makeig S, Humphries C, Lee TW, McKeown MJ, Iragui V, and Sejnowski Tj, "Removing Electroencephalographic Artifacts by Blind Source Separation" *Psychophysiology*, 37:163-78, 2000
- [6] A. Ziehe and K.-R. Müller. TDSEP—an efficient algorithm for blind separation using time structure. In *Proc. Int. Conf. on Artificial Neural Networks (ICANN'98)*, pages 675–680, Skövde, Sweden, 1998.
- [7] Vigario RN.Extraction of ocular artifacts from EEG using independent component analysis. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 2000; 37:163-78
- [8] Iriarte J,Urrestarazu E, Valencia M, et al. Independent Component Analysis as a tool to eliminate artifacts in EEG: a quantitative study. *J Clin Neurophysiol* 2003; 20:249-57.
- [9]E. Urrestarazu,J. Iriarte, M. Alegre, M. Valencia, C. Viteri, and J. Artieda. Independent Component Analysis Removing Artifacts in Ictal Recordings, *Epilepsia*, 45(9):1071-1078,2004
- [10] H.Nam, T.Yim,S.K. Han, J. Oh, and S.K Lee, Independent Component Analysis of Ictal EEG in Medial Temporal Lobe Epilepsy, *Epilepsia*, 43(2):160-164,2002,Blackwell Publishing,Inc.
- [11] ROC Curves: <http://gim.unmc.edu/dxtests>



## 9 Παράρτημα

### 9.1 Δείγμα κώδικα υλοποίησης

Ο κώδικας, εκτός των βιβλιοθηκών του Matlab, που έχει χρησιμοποιηθεί και αναπτυχθεί συνολικά για την επίτευξη των αποτελεσμάτων είναι πολύ μεγάλος και είναι αδύνατον να παρουσιαστεί σε αυτό το κεφάλαιο, για αυτό θα παρουσιαστεί ένα μικρό δείγμα αυτού του κώδικα.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%mimetic%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
function results=mimetic(sig_in,montage);
sig=montage*sig_in;
[chan,sampl]=size(sig);
threshold=min(std(sig'))/5;
fs=256;
for i=1:chan
    i
    [peaks]=peakdetection(sig(i,:),threshold);
    % measures can not be found when not enough data is available
    ind=find(peaks>=ceil(fs/2) & peaks<=floor(sampl-fs/2));
    size(peaks(ind))

    [ampl,D1,D2,sharp]=amplitude_sharpness(sig(i,:),peaks(ind));
    results(i).peaks=peaks(ind);
    results(i).ampl=ampl;
    results(i).dur=D1+D2;
    results(i).sharp=sharp;
end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%ypologismos sensitivity & selectivity%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

function
[sensitivity,specificity,numbofclus]=mimetic_sens_spec(results,events_definite)
;
%[sensitivity,specificity,numbofclus,peaks,ampl,dur,sharp,Clus]=mimetic_sens_sp
ec(results,events_definite);
%transform datastruture
peaks=[];
ampl=[];
dur=[];
sharp=[];
fs=256;
ext=16;%extension around the peak
chan=size(results,2)
for i=1:chan
    peaks=[peaks results(i).peaks];
    ampl=[ampl results(i).ampl'];
    dur=[dur results(i).dur'];
    sharp=[sharp results(i).sharp'];
end
```

```

%sort peaks
[peaks,index]=sort(peaks);
%peaks=peaks(index);
ampl=ampl(index);
dur=dur(index);
sharp=sharp(index);
sensitivity=zeros(16,10,9,6);
specificity=zeros(16,10,9,6);% ,25);
numbofclus=zeros(16,10,9,6);% ,25);

for i=1:16 %amplitude
%for i=10:10
    for j=1:10 %sharp
        %for j=10:10
            for k=1:9%maximum duration
                %for k=10:10

                    for m=1:6%minium duration
                        %for m=3:3
                            index=find(ampl>(i-1)/2 & sharp>(j-1)/2 & dur<(50+50*k)*fs/1000
& dur>(m-1)*10*fs/1000);
                            %cluster detections
                            Clus=[];
                            if ~isempty(index)
                                if length(index)==1
                                    Clus=[peaks(index(1))-ext peaks(index(1))+ext];
                                else
                                    start=peaks(index(1))-ext;
                                    for in=1:length(index)
                                        if in==length(index)
                                            Clus=[Clus;start peaks(index(in))+ext];
                                        else
                                            % if next detection more 125 ms form
                                            % previous then start of another cluster
                                            if (peaks(index(in+1))-peaks(index(in))>32)
                                                stop=peaks(index(in))+ext;
                                                Clus=[Clus;start stop];
                                                start=peaks(index(in+1))-ext;
                                            end%if
                                        end%else
                                    end%for
                                end %else
                            end

                            % calculation of sensitivity and specificity
                            % the number of correct detections within a second of the
definite event

                            % definite events

                            event_detected=0;
                            clus_max=max(Clus(:,2)-Clus(:,1));
                            %not calculate if maximum cluster length is larger than
                            %2seconds
                            if ~isempty(Clus) & clus_max<2*fs
                                for event=1:length(events_definite)

detections=find((Clus(:,1)<events_definite(event))&(Clus(:,2)>events_definite(e
vent)));

                                    if ~isempty(detections)
                                        event_detected=event_detected+1;
                                    end
                                end
                            end
                            [(i-1)/2 (j-1)/2 (50+50*k) (m-1)*10]

```

```
[size(Clus,1),event_detected/length(events_definite),event_detected/size(Clus,1)
)]
```

```
numbofclus(i,j,k,m)=size(Clus,1);
```

```
sensitivity(i,j,k,m)=event_detected/length(events_definite);
specificity(i,j,k,m)=event_detected/size(Clus,1);
end %if
```

```
end
end
end
end
end
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%optikopoihsh FPS%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
for i=6;
figure;
k=fp(i,2)-fp(i,1);
j=(256*10-k)/2;
%plot([fp(i,1),0],[0,215692],'r');
%hold on
eegplot(sig(:,fp(i,1)-j:fp(i,2)+j),meas19chch,120)
hold on
startEEG=fp(i,1)-j;
%line(([fp(i,1)-startEEG]/256),0),([fp(i,1)-startEEG]/256),215692))
s=[fp(i,1)-startEEG]/256;
plot([s,s],[0,216424],'r')
%line([s 0],[s 216424])
hold on
r=[fp(i,2)-startEEG]/256;
plot([r,r],[0,216424],'r')
%line([r 0],[r 216424])
hold on
q=find((p>fp(i,1))&(p<fp(i,2)))
w=[p(q)-startEEG]/256
if length(w)>1
for z=1:length(w)
figure;
eegplot(sig(:,fp(i,1)-j:fp(i,2)+j),meas19chch,120)
hold on
plot([w(z),w(z)],[0,17],'c')
hold on
plot([r,r],[0,17],'r')
hold on
plot([s,s],[0,17],'r')
end
else
hold on
plot([w,w],[0,17],'g')
end
end
```