



Technical University of Crete
*Department of Electronic & Computer
Engineering*

**«Συνδυασμός αλγορίθμων ICA και PCA για
την εξαγωγή ανεξάρτητων συνιστωσών από
απλά δείγματα εγκεφαλογραφήματος»**

Διπλωματική Εργασία

Καλημέρη Κυριακή

Χανιά 20/11/2008

Στην οικογένεια μου,

Περιεχόμενα

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1.1 Εισαγωγή.....	6
1.2 Τα συμπτώματα της νόσου Alzheimer.....	8
1.2.1 Αρχικό Στάδιο.....	8
1.2.2 Μέσο Στάδιο	8
1.2.3 Προχωρημένο Στάδιο.....	8
1.3 Οι αιτίες της νόσου Alzheimer.....	9
1.4 Εξέλιξη της νόσου Alzheimer.....	10
1.5 Παράγοντες κινδύνου της νόσου Alzheimer.....	11
1.6 Διάγνωση, Πρόγνωση και Θεραπεία.....	11

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)	13
2.1 Χαρακτηριστικά του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος	14
2.2 Η μελέτη του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος.....	17
2.3 Artifacts.....	20
2.3.1 Σωματικά – Φυσιολογικά Artifacts.....	20
2.3.2 Εξωσωματικά Artifacts	21
2.4 Επίδραση των Artifacts στο EEG	22
2.4.1. Τεχνικές απόρριψης Artifacts	22

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3 Προκλητά δυναμικά (Evoked Potentials, EP).....	24
3.1 Τύποι Evoked Potentials (EP).....	25
3.1.1 Sensory evoked potentials.....	25
3.1.2 Motor evoked potentials.....	26
3. 2 Γεγονό-σχετιστικά Event-Related Potentials (ERP)	27
3.2.1 Χαρακτηριστικά Γνωρίσματα.....	27
3.2.2 Ονομασία των event-related potentials	27
3.2.3 Μελέτη των event-related potentials.....	28
3.2.4 Σημαντικά ERPs.....	29
3.2.4.1 Contingent Negative Variation (CNV)	29
3.2.4.2 Late Positive Complex (LPC)	30
3.2.5 P300.....	32
3.2.5.1 Εφαρμογές του P300.....	33
3.2.6 Ανάκτηση Προκλητών Δυναμικών.....	33

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4. Μέθοδοι γραμμικών μετασχηματισμών.....	36
4.1 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	37
4.1.1 Περιγραφή της μεθόδου	37
4.1.2 Προϋποθέσεις της PCA	38
4.2 Μέθοδοι Ανώτερων Βαθμών.....	39
4.3 <i>Independent Component Analysis (ICA)</i>	40
4.3.1 Περιγραφή της Μεθόδου.....	40
4.3.2 Προϋποθέσεις για <i>Spatial ICA</i>	42
4.3.3 Επίλυση της <i>ICA</i> για <i>Spatial ICA</i>	43
4.3.4 <i>Infomax theory</i>	44
4.3.5 Ασάφειες της <i>ICA</i>	45
4.4 <i>ICA Vs PCA</i>	45
4.5 Εφαρμογές <i>ICA</i> σε πρόσφατες έρευνες.....	48

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5 Προτεινόμενος Αλγόριθμος Επεξεργασίας Σημάτων EEG.....	49
5.1 Μείωση Διαστάσεων.....	51
5.1.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Γνωρισμάτων.....	51
5.1.2 Υλοποίηση Της Μείωσης Διαστάσεων.....	52
5.2 Εφαρμογή της <i>ICA</i> στην ανάλυση σημάτων EEG.....	54
5.2.1 Υποθέσεις για την εφαρμογή της <i>ICA</i> στο EEG	54
5.2.2 Δομή του μοντέλου εφαρμογής της <i>ICA</i> στο EEG.....	54
5.3 Εφαρμογή της <i>PCA</i> στην ανάλυση σημάτων EEG.....	55
5.3.1 Υποθέσεις για την εφαρμογή της <i>ICA</i> στο EEG.....	56
5.3.2 Δομή του Μοντέλου Εφαρμογής της <i>ICA</i> στο EEG.....	57
5.3.3 Ευστάθεια (<i>Stability</i>)	57
5.3.4 <i>Overtraining- Φαινόμενο Overfitting</i>	58
5.4 Απαλοιφή <i>Artifacts</i> με Χρησιμοποιούμε Γραμμικών Μετασχηματισμών.....	58
5.5 Επιλογή Χαρακτηριστικών Γνωρισμάτων.....	59
5.5.1 Τοπογραφικοί Χάρτες του Εγκέφαλου.....	61
5.5.1.1 Δημιουργία αρχείου <i>Localization</i>	62
5.5.2 Ανάλυση Σήματος στο Πεδίο της Συχνότητας.....	63
5.6 Περιγραφή αλγορίθμου <i>k-means</i>	65
5.6.1 Τεχνική Αξιολόγησης της Ομαδοποίησης (<i>Clustering Evaluation Technique</i>)	65
5.7 Προτεινόμενος Αλγόριθμος Επεξεργασίας Σημάτων EEG.....	67

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6 Ανάλυση σε <i>Simulated EEG</i> καταγραφές.....	69
6.1 Δημιουργία Σήματος Θορύβου (<i>noise signal</i>).....	71
6.2 Δημιουργία δεδομένων <i>EEG</i> μιας δοκιμής (<i>single trial with simple source</i>).....	72
6.2.1 Πρώτη προσέγγιση- Εφαρμογή μεθόδου <i>PCA</i>	73
6.2.2 Δεύτερη προσέγγιση- Εφαρμογή μεθόδου <i>ICA</i>	79
6.2.3 Τρίτη προσέγγιση-Εφαρμογή μεθόδων <i>PCA</i> -μείωση διαστάσεων- <i>ICA</i>	81
6.3 Δημιουργία δεδομένων <i>EEG</i> μιας δοκιμής με διαμόρφωση πλάτους (<i>single trial with simple source, AM modulation</i>)	84
6.4 Συμπεράσματα για <i>Single trial</i> δεδομένα.....	89
6.5 Δημιουργία Σημάτων <i>EEG</i> 40 Δοκιμών (<i>40 concatenated trials με peaks σε διαφορετικό latency</i>)	94
6.5.1 Συνοπτική Περιγραφή της Μεθοδολογίας.....	96
6.5.2 Αναλυτική Περιγραφή της Διαδικασίας <i>Clustering</i>	99
6.5.3 Περιγραφή της Πειραματικής Διαδικασίας και Αποτελέσματα.....	100
6.6 Συμπεράσματ.....	109

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

7 Ανάλυση πραγματικών <i>EEG</i> καταγράφων.....	110
7.1 Συνοπτική Περιγραφή της Μεθοδολογίας και Προτεινόμενος Αλγόριθμος.....	111
7.2 Α' Προσέγγιση – Εφαρμογή <i>ICA</i>	115
7.3 Δεύτερη Προσέγγιση – Προεπεξεργασία με <i>PCA</i> και έπειτα εφαρμογή.....	116
7.4 Αποτελέσματα.....	117
7.4.1 Υγιής Εξεταζόμενος.....	117
7.4.2 Εξεταζόμενος Επιβεβαιωμένος Ασθενής του <i>Alzheimer</i>	132
7.4.3 Σύγκριση των Δυο Προσεγγίσεων.....	146
7.4.4 Σύγκριση Αποτελεσμάτων Υγιούς-Ασθενούς Εξεταζομένου.....	147
7.5 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα των Εξεταζομένων.....	148
7.5.1 Υγιείς Συμμετέχοντες.....	148
7.5.2 Ασθενείς Συμμετέχοντες.....	152
7.6 Σχολιασμός των Αποτελεσμάτων και Συγκριτική Ανάλυση Υγιών – Ασθενών Εξεταζομένων.....	156

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

8 Συμπεράσματα.....	158
---------------------	-----

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

9 Περαιτέρω Έρευνα – Επίλογος.....	160
Παράρτημα Α.....	162
Παράρτημα Β.....	164
Αναφορές.....	165
Ευχαριστίες.....	171

Κεφάλαιο 1

1.1 Εισαγωγή

Η νόσος του Alzheimer (Alzheimer Disease , AD), είναι μια προοδευτική και εκφυλιστική πάθηση του νευρικού συστήματος. Αποτελεί την πλέον διαδεδομένη μορφή άνοιας, η οποία χαρακτηρίζεται από απώλεια της μνήμης, σταδιακή επιδείνωση της ομιλίας, μείωση της ικανότητας κρίσης καθώς επίσης και περιορισμό των ικανοτήτων που χρειάζονται συντονισμό όρασης και αντίληψης χώρου. Αντίθετα οι κινητικές ικανότητες του ασθενούς διατηρούνται. Στην ουσία προσβάλλονται όλες οι εγκεφαλικές νοητικές λειτουργίες και η προσωπικότητα του ασθενούς οδηγείται σταδιακά σε πλήρη αποσύνθεση. Η πορεία του εκφυλισμού ξεκινά από την περιοχή του κροταφικού λοβού και σταδιακά επεκτείνεται προς τον βρεγματικό και στη συνέχεια προς τον μετωπιαίο λοβό. Βαθμιαία καταστρέφονται τα νευρικά κύτταρα καθώς και οι συνδέσεις μεταξύ τους.

Πήρε το όνομά της από τον Αλουνά Alzheimer, έναν Γερμανό νευρολόγο, ο οποίος το 1907 πρώτος περιέγραψε τα συμπτώματα και τα νευροπαθολογοανατομικά ευρήματα της νόσου, όπως είναι οι πλάκες και οι νευροϊνιδιακές εκφυλίσεις στον εγκέφαλο[3]. Στο παρελθόν ο όρος «νόσος του Alzheimer» αναφερόταν σε μια μορφή προγεροντικής άνοιας για ασθενείς κάτω των 65 ετών κυρίως. Ύστερα από εκτενείς έρευνες μελετήθηκε η συσχέτιση της νόσου με τον ηλικιακό παράγοντα και αποδείχθηκε ότι προσβάλλει άτομα τόσο άνω όσο και κάτω των 65 ετών [1]. Σήμερα, η νόσος καλείται «προγεροντική ή γεροντική άνοια τύπου του Alzheimer», ανάλογα με την ηλικία του ασθενούς.

Υπάρχει σαφής διαφορά μεταξύ των προβλημάτων μνήμης που προκύπτουν λόγω αύξησης της ηλικίας και της νόσου Alzheimer. Οι διαφορές αυτές τεκμηριώνονται τόσο από αντικειμενικά ευρήματα στον εγκέφαλο, όσο και από κλινικά συμπτώματα που παρουσιάζουν οι ασθενείς. Στις διάφορες μορφές άνοιας παρατηρείται μια έκπτωση μέρους ή του συνόλου των πνευματικών και γνωστικών ικανοτήτων του ατόμου. Αντίθετα τα προβλήματα μνήμης λόγω ηλικίας περιορίζονται κυρίως σε

δυσκολία των ανθρώπων να θυμούνται γεγονότα, πρόσωπα, τόπους και πράγματα που αντιμετωπίζουν καθημερινά.

Οι διάφορες μορφές άνοιας όπως και η AD δεν αποτελούν φυσιολογική εξέλιξη που προκύπτει λόγω γήρανσης, παρ' όλα αυτά δεν είναι ούτε μολυσματική ούτε μεταδοτική. Είναι μια ανίατη νόσος, η οποία προκαλεί μια γενική αποδιοργάνωση στην υγεία.

Το μεγαλύτερο ποσοστό των ασθενών είναι ηλικιακά άνω των 65 ετών. Έχουν καταγράψει όμως περιστατικά ακόμα και από την ηλικία των 40. Περίπου 3% των ανδρών και των γυναικών που πάσχουν από AD είναι ηλικίας 65 έως 74 ετών. Στα άτομα άνω των 85 ετών το ποσοστό αυτό ανέρχεται περίπου στο 50%. Σήμερα έχουν καταγραφεί παγκοσμίως περίπου 24,3 εκατομμύρια άνθρωποι που πάσχουν από άνοια. Κάθε χρόνο καταγράφονται κατά μέσο όρο 4,6 εκατομμύρια καινούργια περιστατικά. Μέχρι το έτος 2040 υπολογίζεται ότι ο αριθμός των ασθενών που θα πάσχουν παγκοσμίως από την ασθένεια του Alzheimer και από άλλες μορφές άνοιας, θα ανέρχεται στα 81,1 εκατομμύρια. Σύμφωνα με μια πρόσφατη έρευνα, μετά την ηλικία των 65 ετών, αύξηση της ηλικίας κατά 5 χρόνια προκαλεί διπλασιασμό της συχνότητας εμφάνισης. Σύμφωνα με τις επίσημες καταγραφές το 6,4% των Ευρωπαίων άνω των 65 ετών πάσχει από άνοια, ποσοστό που αντιστοιχεί σε πέντε εκατομμύρια ανθρώπους εκ των οποίων το 50% δεν έχει διαγνωσθεί. Στη χώρα μας ήδη 141.000 άνθρωποι πάσχουν από άνοια, αριθμός που ως το 2040 υπολογίζεται ότι θα έχει ανέλθει σε τουλάχιστον 250.000 ασθενείς. Οι αναπτυσσόμενες χώρες παρουσιάζουν τα μεγαλύτερα ποσοστά περιστατικών άνοιας. Σε αυτό συντελεί το γεγονός ότι ο μέσος όρος ζωής έχει αυξηθεί σημαντικά.

1.2 Τα Συμπτώματα Της Νόσου Alzheimer

1.2.1 Αρχικό Στάδιο

Στα αρχικά στάδια, ο ασθενής εμφανίζει ελαφρά εξασθένηση της μνήμης και απώλεια των νοητικών του λειτουργιών. Τα συμπτώματα αυτά μπορεί να είναι τόσο ήπια ώστε να περνούν απαρατήρητα, τόσο από το ίδιο το άτομο, όσο και από το συγγενικό του περιβάλλον. Σε αυτό το στάδιο ο ασθενής είναι σε θέση να επικοινωνεί μεν, όμως υπάρχουν όμως προβλήματα στο προφορικό και γραπτό λόγο και σε καθημερινές συνήθειες, που τις περισσότερες φορές περνούν απαρατήρητα.

1.2.2 Μέσο Στάδιο

Καθώς η νόσος εξελίσσεται τα συμπτώματα γίνονται ολοένα και πιο εμφανή. Συγκεκριμένα αρχίζουν να εμπλέκονται με την καθημερινή εργασία και τις κοινωνικές δραστηριότητες, αποδιοργανώνοντας την προσωπικότητα και καταστρέφοντας τις γνωστικές ικανότητες. Οι ασθενείς δεν μπορούν να αυτοεξυπηρετηθούν και μπορεί να θέσουν τη ζωή τους σε κίνδυνο όταν κυκλοφορούν. Σε αρκετές περιπτώσεις παρουσιάζουν έντονη σύγχυση, ανησυχία και νευρικότητα. Επηρεάζεται ιδιαίτερα η βραχυπρόθεσμη μνήμη και κατά συνέπεια η δεξιότητα στην εργασία. Τα πιο κοινά συμπτώματα [2] είναι προβλήματα στην ομιλία, αποπροσανατολισμός στο χώρο και στο χρόνο, μείωση της ικανότητας κρίσης, προβλήματα στη θεωρητική σκέψη, αλλαγές στη διάθεση, στη συμπεριφορά και στην προσωπικότητα.

1.2.3 Προχωρημένο Στάδιο

Στα τελευταία στάδια της οι ικανότητες ομιλίας και βαδίσματος αρχίζουν να εκλείπουν. Ο πάσχων εξαρτάται πλήρως από την φροντίδα κάποιου άλλου προσώπου και αυτό συμβαίνει καθώς συρρικνώνεται ο μυϊκός ιστός του σε τέτοιο σημείο, ώστε να απαιτείται κατάκλιση. Η επικοινωνία γίνεται με πολύ απλές φράσεις ή ακόμη και μόνο με λέξεις μέχρι σημείου που χάνεται η δυνατότητα επικοινωνίας. Αξίζει όμως να αναφερθεί ότι παρά τις δυσκολίες οι ασθενείς είναι σε θέση να αντιλαμβάνονται και να αντιδρούν σε συναισθηματικά ερεθίσματα.

1.3 Οι Αιτίες Της Νόσου Alzheimer

Μέχρι στιγμής η αιτιολογία της ασθένειας θεωρείται άγνωστη. Σε ένα πολύ μικρό ποσοστό των περιπτώσεων, της τάξης του 2%, υπεισέρχεται ο κληρονομικός παράγοντας. Η πλειονότητα επομένως των περιπτώσεων της νόσου δεν έχει γενετικό υπόβαθρο.

Όσον αφορά την ηλικία, παρ' όλο που οι άνθρωποι συνήθως ξεχνούν με την πάροδο των ετών, η πλειονότητα των ατόμων ηλικίας άνω των 80 ετών είναι πνευματικά διαυγής. Αυτό σημαίνει ότι, ενώ η πιθανότητα να προσβληθεί κανείς αυξάνεται με την ηλικία, το γήρας από μόνο του δεν είναι σε θέση να προκαλέσει τη νόσο. Ανεξάρτητα με το αν υπάρχουν ή όχι άτομα με νόσο του Alzheimer στην οικογένειά, ο καθένας έχει τον κίνδυνο να αναπτύξει τη νόσο σε κάποια χρονική στιγμή.

Για να κατανοήσουμε τον μηχανισμό και την εξέλιξη της, θα πρέπει να εξηγήσουμε γενικά την λειτουργία της μνήμης και των σχετικών με αυτήν λειτουργιών του εγκεφάλου. Η μνήμη είναι ψυχική λειτουργία με την οποία το άτομο επιτυγχάνει την αναγνώριση, διατήρηση και ανάκληση των εμπειριών κατά τρόπο, που η νοητική και συναισθηματική του κατάσταση να καθορίζεται σε κάθε χρονική στιγμή από αντίστοιχες καταστάσεις του παρελθόντος. [16]

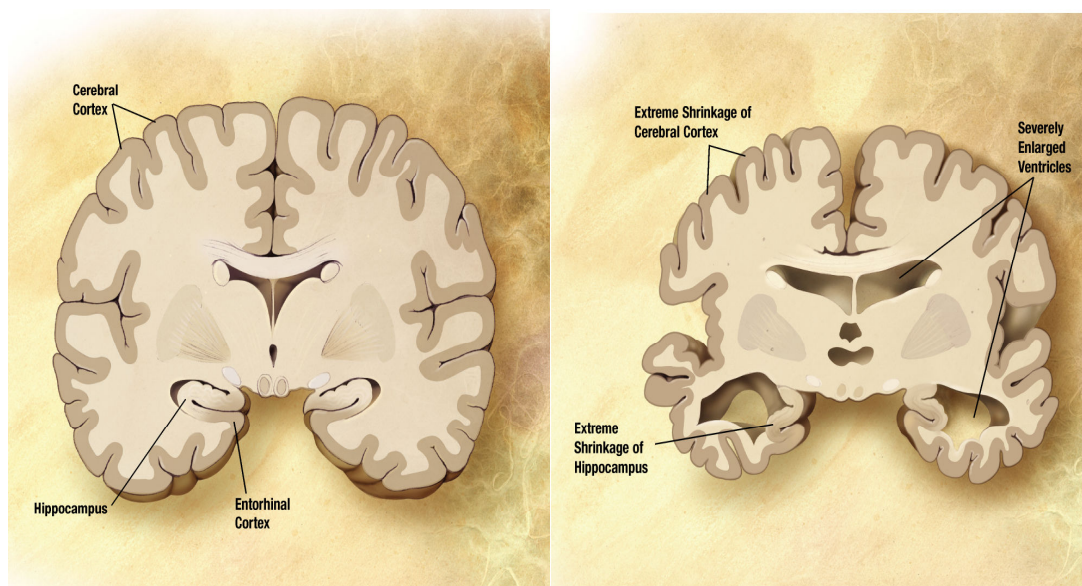
Το κεντρικό νευρικό σύστημα (ΚΝΣ) αποτελείται από τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό. Τα νευρικά κύτταρα, δηλαδή οι νευρώνες, επικοινωνούν μεταξύ τους με ηλεκτρικά σήματα, μέσω των νευρικών απολήξεων. Το ΚΝΣ περιέχει 10^{10} νευρώνες που διακλαδώνονται μεταξύ τους σε 10^{14} - 10^{15} διαφορετικά σημεία. Η επιφάνεια ενός νευρώνα καλύπτεται με 1.000-100.000 συνάψεις (Nunez, 1981). Η επικοινωνία των κυττάρων, δηλαδή η μεταβίβαση του ερεθίσματος πραγματοποιείται στις συνάψεις. Η μεταβίβαση γίνεται μέσω των νευροδιαβιβαστών που μεταδίδουν το ηλεκτρικό σήμα από νευρώνα σε νευρώνα. Τα ηλεκτρικά σήματα αυτά καταγράφονται στο εγκεφαλογράφημα.

Τελικός αποδέκτης είναι ο εγκέφαλος, ο οποίος επεξεργάζεται και ανάλογα αποθηκεύει το σήμα στη ή όχι. Το τμήμα του εγκεφάλου το είναι υπεύθυνο για τη διαδικασία της αποθήκευσης του σήματος είναι ο μεσοεγκέφαλος. Αποτελείται από μικρότερες δομικές περιοχές όπως ο θάλαμος και ο ιππόκαμπος, με τον τελευταίο να διαδραματίζει κυρίαρχο ρόλο στη λειτουργία της μνήμης.

Η ανθρώπινη μνήμη χωρίζεται σε τρία επίπεδα που αλληλεπιδρούν τους συνεχώς και κάθε ένα από αυτά εμπλέκεται στην παγίωση και στην ανάκληση της πληροφορίας. Τα επίπεδα αυτά είναι η αισθητηριακή (sensory memory), η βραχείας διάρκειας (short term memory) και η μακράς διάρκειας μνήμη (long term memory).

Βλάβες στον ιππόκαμπο οδηγούν σε αδυναμία σχηματισμού μνημονικών εμπειρικών συμβάντων. Μια μνημονική πληροφορία έχει συνιστώσες από περισσότερα του ενός αισθητήρια όργανα. Συνεπώς η μνήμη εντοπίζεται και κατανέμεται. Στον εγκέφαλο των ασθενών με AD παρατηρείται μεγάλος εκφυλισμός των νευρώνων του εγκεφαλικού φλοιού που οδηγεί σε σοβαρή εγκεφαλική ατροφία.

Η αξονική ή η μαγνητική τομογραφία μπορούν να δείξουν ότι σε ασθενείς με Alzheimer υπάρχει εγκεφαλική υποφλοιώδης ατροφία. Οι νευρώνες του εγκεφάλου καταστρέφονται και σταδιακά μειώνονται σε αριθμό στη νόσο Alzheimer. Οι νευρώνες που σχηματίζουν τις λειτουργικές δομές στον ιππόκαμπο του εγκεφάλου που ελέγχουν και οργανώνουν τη μνήμη, είναι ιδιαίτερα ευάλωτοι στις καταστροφικές αλλοιώσεις που παρατηρούνται στη νόσο Alzheimer.



Σχημα 1: Εκφυλισμός των νευρώνων του εγκεφάλου[13]

1.4 Εξέλιξη Της Νόσου Alzheimer

Η παρουσίαση της ασθένειας, η σοβαρότητα, η ταχύτητα επιδείνωσης, η διαδοχική εμφάνιση των διαφόρων ανωμαλιών και η προοδευτική καταστροφή και εξέλιξη της προσωπικότητας διαφέρουν σημαντικά από ασθενή σε ασθενή. Μερικοί μπορεί να υποφέρουν από την ασθένεια για τα τελευταία 5 χρόνια της ζωής τους ενώ άλλοι μπορεί να νοσήσουν για 20 χρόνια.

Η νόσος αποτελεί την τέταρτη αιτία θανάτου στις ανεπτυγμένες χώρες μετά από τις καρδιακές παθήσεις, τον καρκίνο και τα εγκεφαλικά επεισόδια. Οι πιο συχνές αιτίες θανάτου των ασθενών της νόσου AD είναι η πνευμονία και οι λοιμώξεις, γιατί, καθώς η νόσος εξελίσσεται, το ανοσοποιητικό σύστημα αποδυναμώνεται, ενώ παρουσιάζεται απώλεια βάρους, που αυξάνει τον κίνδυνο λοιμώξεων του άνω και του κάτω αναπνευστικού συστήματος.

1.5 Παράγοντες Κινδύνου Της Νόσου Alzheimer

Η αναζήτηση των παραγόντων που δημιουργούν τις προϋποθέσεις εκδήλωσης της νόσου του Alzheimer αποτελεί πρωταρχικό στόχο για την πρόληψη και θεραπεία της.

Συγκρίνοντας μεγάλες ομάδες ατόμων με τη νόσο του Alzheimer με άλλους που δεν έχουν τη νόσο (control groups), κάποιοι ερευνητές κατάφεραν να προτείνουν ορισμένους πιθανούς παράγοντες κινδύνου. Αυτό σημαίνει ότι ορισμένοι άνθρωποι έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα από άλλους να προσβληθούν από τη νόσο. Παρ' όλα αυτά, είναι απίθανο η ασθένεια να οφείλεται σε έναν και μόνο παράγοντα. Είναι πιο πιθανό, ένας συνδυασμός παραγόντων (με διαφορετική για τη νόσο βαρύτητα από άτομο σε άτομο) να οδηγούν στην εμφάνισή της. Η φυλή, το επάγγελμα, το επίπεδο της μόρφωσης, η γεωγραφική θέση και η κοινωνικο-οικονομική κατάσταση δεν είναι καθοριστικοί παράγοντες της νόσου. Ωστόσο, υπάρχουν ισχυρές ενδείξεις ότι τα άτομα με υψηλότερο μορφωτικό επίπεδο κινδυνεύουν λιγότερο απ' αυτά με χαμηλότερο μορφωτικό επίπεδο. Υπάρχουν πρόσφατες ενδείξεις ότι τα προβλήματα που σχετίζονται με την ηλικία, όπως η αρτηριοσκλήρυνση, μπορεί να συνεισφέρουν σε σημαντικό βαθμό στην ανάπτυξη της νόσου.

Κάποιες μελέτες δείχνουν ότι, σε κάθε δεδομένη στιγμή, προσβάλλονται περισσότερες γυναίκες από άνδρες. Αυτό όμως μπορεί να οδηγήσει σε παρερμηνεία, καθώς οι γυναίκες σαν ομάδα πληθυσμού ζουν περισσότερο από τους άνδρες.

1.6 Διάγνωση, Πρόγνωση Και Θεραπεία

Η διάγνωση της ασθένειας στα πρωταρχικά στάδια είναι ανέφικτη. Καθώς η νόσος εξελίσσεται τα συμπτώματα γίνονται ολοένα και εντονότερα οδηγώντας στη διάγνωση, η οποία όμως δεν μπορεί να πιστοποιηθεί. Η ασθένεια του Alzheimer εντοπίζεται συνήθως κλινικά από το ιστορικό του, την παράλληλη ιστορία από τους συγγενείς και τις κλινικές παρατηρήσεις, βασισμένες στην παρουσία νευρολογικών και νευροψυχολογικών χαρακτηριστικών και της απουσίας εναλλακτικών διαγνώσεων. Η διάγνωση της νόσου γίνεται με αποκλεισμό άλλων εγκεφαλικών παθήσεων ή υποκατηγοριών της άνοιας με τη βοήθεια της προηγμένης ιατρικής απεικόνισης και των μεθόδων computed tomography (CT) , magnetic resonance imaging (MRI), single photon emission computed tomography (SPECT) ή positron emission tomography (PET).

Η αξιολόγηση της διανοητικής λειτουργίας με δοκιμή της μνήμης και μπορεί να χαρακτηρίσει την κατάσταση της ασθένειας. Οι ιατρικές οργανώσεις έχουν δημιουργήσει διαγνωστικά κριτήρια για να διευκολύνουν και να τυποποιήσουν τη διαγνωστική διαδικασία για τους εν ενεργεία πάσχοντες . Μερικές φορές η διάγνωση μπορεί να επιβεβαιωθεί ή να γίνει εκ των υστέρων όταν το υλικό του εγκεφάλου είναι διαθέσιμο και μπορεί να εξεταστεί ιστολογικά με τη διαδικασία της νεκροψίας. Ουσιαστικά δεν μπορεί να πιστοποιηθεί η ταυτότητα της νόσου παρά μόνο με τη διαδικασία αυτή.

Για την πρόληψη της, μελέτες παγκοσμίως έχουν καταλήξει σε συχνά ασυμβίβαστα αποτελέσματα για την αποτροπή ή την καθυστέρηση της. Αυτή τη στιγμή δεν φαίνεται να υπάρχει κανένα οριστικό στοιχείο για να υποστηριχθεί η πεποίθηση ότι οποιοδήποτε μέτρο είναι αποτελεσματικό στην παρεμπόδιση της[5,6,7]. Εντούτοις, οι επιδημιολογικές μελέτες έχουν επισημάνει ορισμένους παράγοντες, όπως η διατροφή, ο καρδιαγγειακός κίνδυνος, τα φαρμακευτικά προϊόντα ή η διανοητική δραστηριότητα, είναι μεταξύ άλλων παράγοντες που μπορεί να μειώσουν την πιθανότητα ενός πληθυσμού για ανάπτυξη της νόσου. Μόνο η περαιτέρω έρευνα, συμπεριλαμβανομένων και των κλινικών δοκιμών, θα αποκαλύψει εάν, στην πραγματικότητα, αυτοί οι παράγοντες μπορούν να βοηθήσουν ή και να αποτρέψουν την εμφάνιση της.[15]

Είναι πολύ σημαντικό να ανιχνευτεί η ασθένεια σε ένα αρχικό στάδιο επειδή δεν υπάρχει θεραπεία σήμερα που να προσφέρει ίαση και ούτε υπάρχει τρόπος με τα σύγχρονα δεδομένα να μειωθεί η ταχύτητα εξέλιξης της ασθένειας. Για ορισμένους ασθενείς στα πρώτα ή μεσαία στάδια της νόσου υπάρχουν φάρμακα που μπορούν να βοηθήσουν τα γωνιακά συμπτώματα. Όμως και σε αυτή την περίπτωση δεν υπάρχει καταπολέμηση της πάθησης αυτής καθαυτής αλλά μόνο των συμπτωμάτων που τη συνοδεύουν. Με την χρήση των φαρμάκων και ορισμένων ασκήσεων που χορηγούνται στους ασθενείς παρατείνεται η εκδήλωση και η εξέλιξη της νόσου και κατά συνέπεια η ποιότητα και η διάρκεια ζωής.

Είναι αναγκαίο, η ανίχνευση και διάγνωση των περιπτώσεων ασθένειας του Alzheimer και άλλων μορφών άνοιας να γίνονται έγκαιρα. Η διάρκεια ζωής των ανθρώπων επιμηκύνεται και παράλληλα αυξάνεται ο αριθμός των ανθρώπων που προσβάλλονται από την ασθένεια του Alzheimer. Τα περιστατικά της ασθένειας Alzheimer και άλλων μορφών άνοιας με εκφυλισμό των πνευματικών ικανοτήτων, πρόκειται να αυξηθούν δραματικά κατά τις επόμενες δεκαετίες. Γίνονται επισταμένες έρευνες για τις νευροεκφυλιστικές ασθένειες και γι' αυτές που προκαλούν άνοια.

Γίνονται συστηματικές προσπάθειες για να κατανοηθεί ο μηχανισμός δημιουργίας της νόσου. Μια από τις κλινικές διαγνωστικές μεθόδους για τη διάγνωση της ασθένειας του Alzheimer είναι η ανάλυση του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος. Από την ανάλυση αυτή μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα για την κατάσταση και τη λειτουργία του εγκεφάλου και για την εξέλιξη του εκφυλισμού. Η γνώση αυτή θα είναι ιδιαίτερα σημαντική θα δώσει ώθηση στην ερευνά και θα οδηγήσει σταδιακά στην αντιμετώπισή της.

Κεφάλαιο 2

Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) είναι η μέτρηση της ηλεκτρικής δραστηριότητας που παράγεται από τον εγκέφαλο όπως καταγράφεται από τα ηλεκτρόδια που τοποθετούνται στο κρανίο. Τα σήματα που καταγράφονται στο κρανίο, χρησιμοποιούνται για κλινικούς και ερευνητικούς λόγους. Η χρήση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος στη νευρολογία είναι ευρύτατη, καθώς αποτελεί μια μέθοδο φθηνή, ανώδυνη και απλή στην εφαρμογή της. Από την μελέτη του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος προκύπτουν εξαιρετικά χρήσιμα στοιχεία στην περίπτωση εγκεφαλοπαθειών (νόσος Alzheimer Disease κ.α.), τόσο για τη βαρύτητα της νόσου, όσο και για την υποβοήθηση της διάγνωσης και της πρόγνωσης. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα επίσης χρησιμοποιείται σε περιπτώσεις κρανιοεγκεφαλικών κακώσεων, κώματος, επιληψίας κ.α.

Η πρώτη καταγραφή του ηλεκτρικού πεδίου του ανθρώπινου εγκεφάλου έγινε από το γερμανό ψυχίατρο Hans Berger το 1924 στην Jena. Αυτός ονόμασε την καταγραφή αυτή ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG). (Berger, 1929)

Η δραστηριότητα που καταγράφεται διακρίνεται σε τρεις βασικές κατηγορίες:

1. Αυθόρμητη δραστηριότητα (spontaneous activity). Η αυθόρμητη δραστηριότητα που καταγράφεται στο κρανίο ή στον εγκέφαλο καλείται ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Το εύρος του EEG είναι περίπου 100 μ V όταν μετριέται στο κρανίο, και περίπου 1-2 mV όταν μετριέται στην επιφάνεια του εγκεφάλου. Το εύρος ζώνης αυτού του σήματος κυμαίνεται από 1 έως περίπου 50 Hz. Η φράση "αυθόρμητη δραστηριότητα" υπονοεί τη δραστηριότητα που υπάρχει συνεχώς στον εγκέφαλο ενός άτομου.
2. Προκλητα δυναμικά (EP's). Τα προκλητα δυναμικά είναι εκείνα τα συστατικά του EEG που προκύπτουν ως απάντηση σε ένα ερέθισμα (που μπορεί να είναι ηλεκτρικό, ακουστικό, οπτικό, κλπ....).

3. Bioelectric γεγονότα που παράγονται από single neurons. Η συμπεριφορά των single neurons μπορεί να εξεταστεί μέσω της χρήσης των μικροηλεκτροδίων. Μέσω των μελετών αυτών γίνεται προσπάθεια να χριστούν τα πρότυπα των δικτύων των κυττάρων που θα απεικονίσουν τις πραγματικές ιδιότητες του νευρικού ιστού.

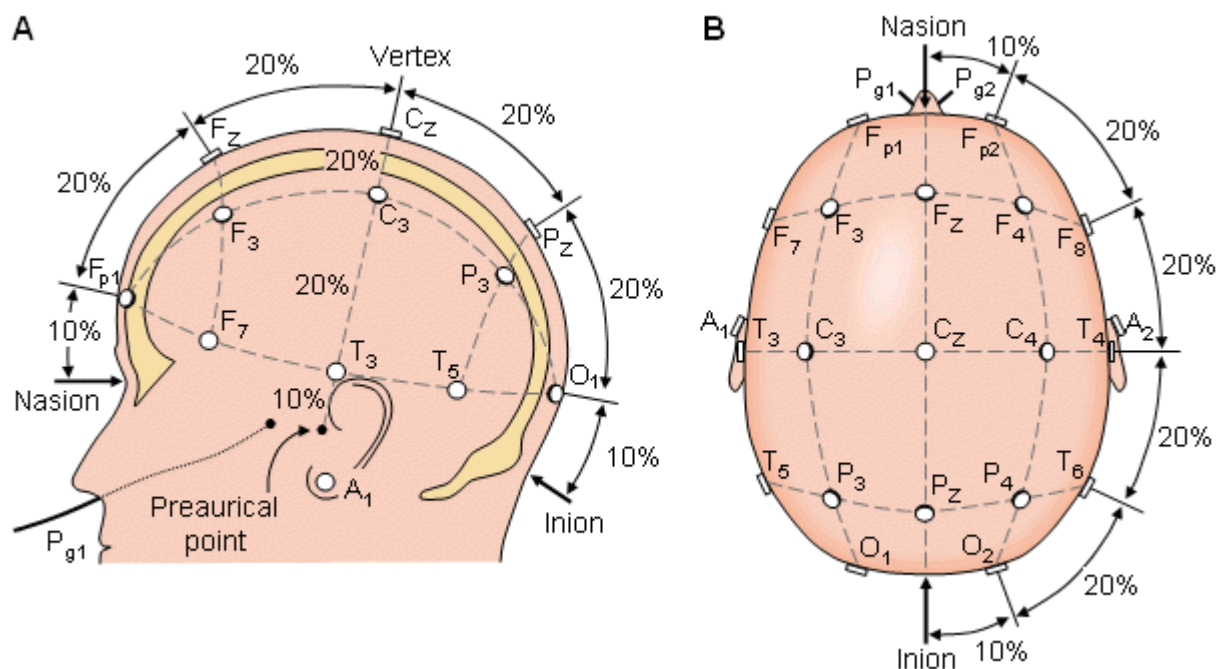
2.1 Χαρακτηριστικά Του Ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος

Μέσα στον εγκέφαλο, οι νευρώνες παράγουν τα δικά τους ηλεκτρικά πεδία, τα οποία μετρούνται σε μικροβόλτ. Το EEG είναι μία εξέταση που καταγράφει και απεικονίζει αλλαγές στην πιθανή διαφορά δυναμικού μεταξύ ζευγών ηλεκτροδίων που τοποθετούνται στο ανθρώπινο κρανίο. Ένας μη υγιής εγκέφαλος θα παρουσιάζει μεγάλες μεταβολές στο ηλεκτρικό δυναμικό, σε σύγκριση με το δυναμικό που παράγεται από ένα υγιή εγκέφαλο. Η αρχική παρατήρηση των σημάτων αυτών έγινε από τον Hans Berger το 1929 όμως ακόμη και σήμερα ο τρόπος με τον οποίο παράγονται δεν μας είναι γνωστός. Μια υπόθεση είναι, ότι παράγονται μέσω μιας διαλείπουσας διαδικασίας συγχρονισμού που σχετίζεται με τους νευρώνες του φλοιού έτσι ώστε, διαφορετικές ομάδες νευρώνων να συγχρονίζονται σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Σύμφωνα με αυτή την υπόθεση τα σήματα που καταγράφονται από τη δεξιά πλευρά του κρανίου είναι συγκρίσιμα με τα σήματα που λαμβάνονται από τα συμμετρικά σημεία στην αριστερή πλευρά του εγκέφαλου.

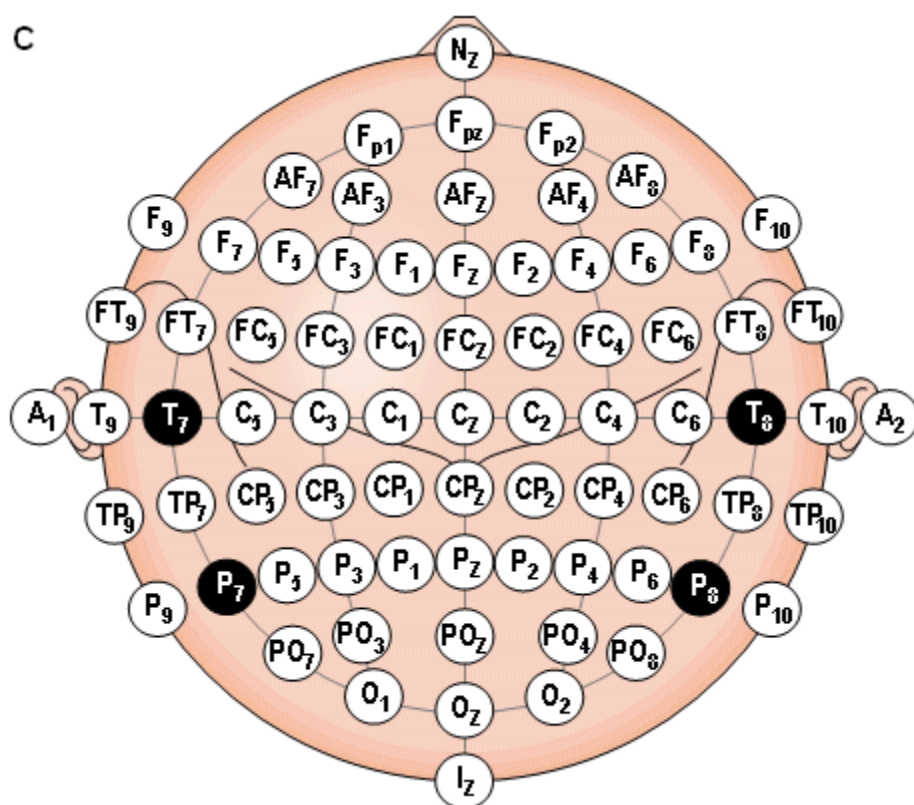
Η λειτουργία του ηλεκτροεγκεφαλογράφου στηρίζεται στην καταγραφή των διαφορών δυναμικού στην εξωτερική επιφάνεια του κρανίου ως αποτέλεσμα της λειτουργίας του εγκεφάλου. Τα μετρούμενα σήματα είναι ασθενή της τάξης περίπου του Ιμν έως ΙΟΟμν. Είναι αναγκαία λοιπόν η όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ενίσχυση των σημάτων. Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων είναι επίσης καθοριστικής σημασίας για την πλήρη καταγραφή των σημάτων.

Η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος για την περιγραφή της τοποθέτησης των ηλεκτροδίων σε συγκεκριμένες θέσεις κατά μήκος του κεφαλιού είναι το διεθνές σύστημα 10-20 (International 10-20 System of Electrode Placement).

Η ονομασία του συστήματος οφείλεται στην επιλογή του 20% της απόστασης μεταξύ των δύο αυτιών, ως απόσταση ανάμεσα σε δύο οποιαδήποτε ηλεκτρόδια και στο 10% της αποστάσεως μεταξύ των αυτιών ως την απόσταση από το αυτί στο κοντινότερο προς αυτό ηλεκτρόδιο. Κάθε περιοχή ηλεκτροδίων περιγράφεται από ένα γράμμα, το οποίο προσδιορίζει το λοβό, μαζί με έναν αριθμό ή ένα άλλο γράμμα για να προσδιορίσει την ημισφαιρική θέση. Το ηλεκτρόδιο αναφοράς συνήθως τοποθετείται στο αυτί στο σημείο A1 ή A2.



Σχήμα 2.1: Διεθνές πρότυπο σύστημα 10-20 για την τοποθέτηση των ηλεκτρόδιων στο EEG. A = λοβός αυτιών, C = κεντρικός, Pg = nasopharyngeal, P = parietal, F = μετωπικός, FP = μετωπικός πολικός, O = ινιακός.[36]



Σχήμα 2.2 Θέση και ονοματολογία των ενδιάμεσων ηλεκτροδίων 10%, όπως τυποποιείται από την American Electroencephalographic Society.[36]

Η ονομασία των ηλεκτροδίων προκύπτει ως εξής:

F - Frontal

T - Temporal

C – Central

P - Parietal

O - Occipital

"Z" αναφέρεται στα ηλεκτρόδια που βρίσκονται στην κεντρική κάθετη γραμμή

Για κάθε ένα ηλεκτρόδιο καταγράφεται μια κυματομορφή, η οποία μας δίνει πληροφορία για την δραστηριότητα του εγκεφάλου κατά τη διάρκεια μιας χρονικής περιόδου. Η πληροφορία αυτή όμως «μολύνεται» από τις κινήσεις των ματιών, το θόρυβο μυών, της καρδιάς (artifacts) και είναι ένα σοβαρό πρόβλημα για την ερμηνεία των EEG και την ανάλυση τους.

Τα σήματα που καταγράφονται είναι συνδυασμός περισσότερων από μιας πηγές του εγκεφάλου. Για να αναλύσουμε τις αντιδράσεις του εγκεφάλου και να εξάγουμε συμπεράσματα με ασφάλεια είναι απαραίτητο να ανακτήσουμε τα σήματα που προέρχονται από κάθε μια πηγή. Πρωταρχικός στόχος της εργασίας μας είναι ο διαχωρισμός των σημάτων που καταγράφονται στην επιφάνεια του κρανίου στις αρχικές πηγές από τις οποίες δημιουργήθηκαν .

2.2 Η Μελέτη Του Ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος

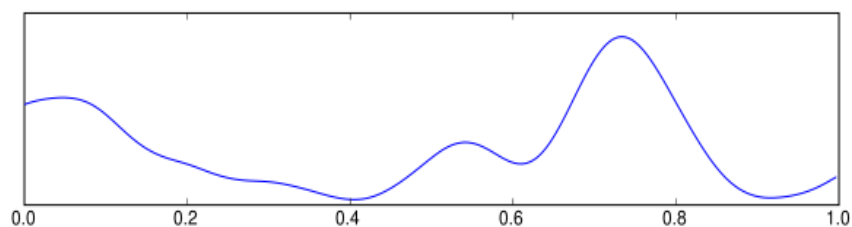
Η μελέτη του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος βασίζεται στη διάκριση της ύπαρξης ή όχι συγκεκριμένων κυματομορφών, των λεγόμενων ρυθμών. Κύριο χαρακτηριστικό τους είναι οι συχνότητες των αρμονικών από τις οποίες αποτελούνται. Η κατηγοριοποίηση γίνεται με βάση τη συχνότητα και είναι προσεγγιστική. Στη νευρολογία, υπάρχουν πέντε ευδιάκριτες συχνότητες κυμάτων εγκεφάλου η δέλτα, η θήτα, η άλφα, η βήτα και η γάμμα. Κάθε συχνότητα, μετριέται σε κύκλους ανά δευτερόλεπτο (Hz), και το σύνολο των χαρακτηριστικών της αντιπροσωπεύουν ένα συγκεκριμένο επίπεδο δραστηριότητας εγκεφάλου και ως εκ τούτου μια μοναδική κατάσταση της συνείδησης. Οι συχνότητες των σημάτων εξαρτώνται από τη νοητική δραστηριότητα του εξεταζομένου.[48]

Οι κύριοι ρυθμοί που εμφανίζονται είναι οι παρακάτω :

Ρυθμός	Συχνότητα (Hz)
Δέλτα (δ)	0.5-4 (0.5-3.5)
Θήτα (θ)	4-8 (4-7)
Αλφα(α)	8-13 (8-14)
Βήτα (β)	13-30
Γάμα	30-45
Γάμα2 (γ2)	45-90

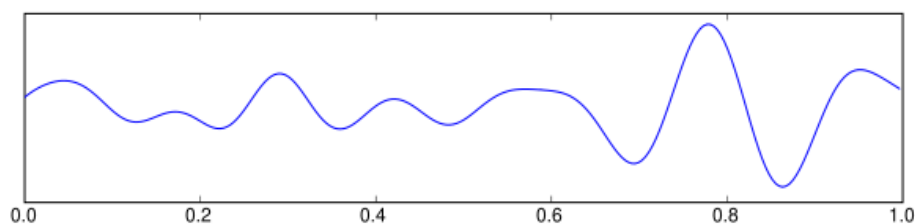
Πινάκας 2: Εγκεφαλικοί ρυθμοί και οι αντίστοιχες συχνότητες. Σε παρένθεση είναι ορισμένες παραλλαγές στα διαχωριστικά όρια των ρυθμών. [48]

Δέλτα (0.5-4Hz): Η συχνότητα του δέλτα είναι η πιο αργή και είναι παρούσα στο βαθύ ύπνο και στην πολύ βαθιά περισυλλογή. Σχετίζεται με τον ύπνο στον φυσιολογικό άνθρωπο και είναι επίσης ο κυρίαρχος ρυθμός στα νεογένητα έως το δεύτερο έτος της ηλικίας τους. Ο ρυθμός δέλτα φαίνεται να έχει σχέση με μηχανισμούς καταστολής, είτε στην είσοδο σε φάση χαλάρωσης, είτε σε συνδυασμό με τον β ρυθμό σε φάση εγρήγορσης. [26,27]



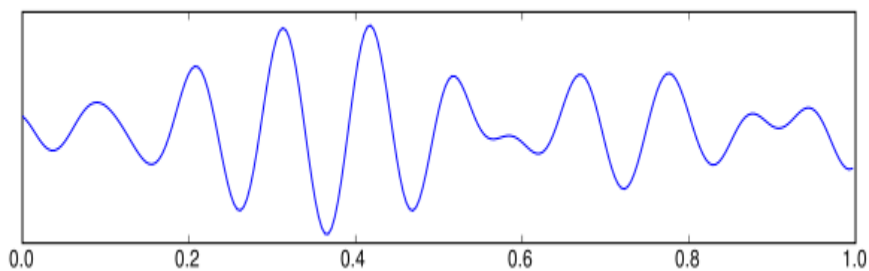
Σχήμα 2.1 : Παράδειγμα εγκεφαλικής δραστηριότητας ρυθμού δέλτα.[27]

Θήτα (4- 8Hz): Τα κύματα εγκεφάλου θήτα συναντώνται κατά τη διάρκεια της βαθιάς περισυλλογής και του ελαφρού ύπνου, συμπεριλαμβανομένων των ονείρων. Το θήτα είναι η σφαίρα του υποσυνείδητου μυαλού μας. Οι ζωηρές απεικονίσεις, η μεγάλη έμπνευση, η βαθιά δημιουργικότητα, η εξαιρετική διορατικότητα καθώς επίσης και τα πιο βαθιά προγράμματα του μυαλού είναι όλα στο θήτα. [26,27]. Η δραστηριότητα στη συχνότητα θήτα του EEG φανερώνεται επίσης κατά τη διάρκεια της λειτουργίας της βραχυπρόθεσμης μνήμης[62]. Διάφορες μελέτες έχουν δείξει ότι η λειτουργία του εγκεφάλου σε αυτή τη συχνότητα απεικονίζει μια κατάσταση «ετοιμότητας» του ιπόκαμπου να επεξεργαστεί τα εισερχόμενα ερεθίσματα.[63]. Έχει επίσης αποδειχθεί ότι ο ρυθμός θήτα περιλαμβάνεται πιθανά στη χωρική αντίληψη και στον προσανατολισμό.[64]



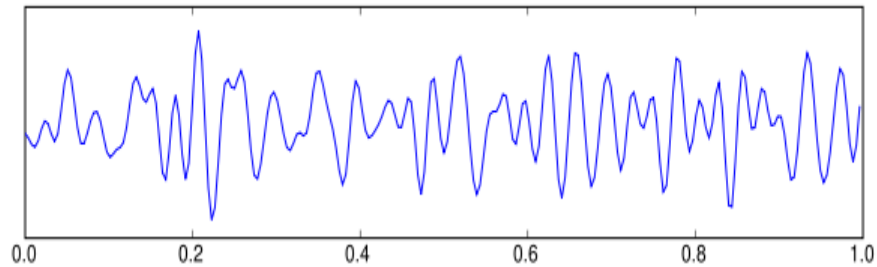
Σχήμα 2.2 : Παράδειγμα εγκεφαλικής δραστηριότητας ρυθμού θήτα. [27]

Άλφα (8-13Hz): Τα άλφα κύματα εγκεφάλου συναντώνται σε βαθιά χαλάρωση. Στην άλφα συχνότητα έχουμε έντονο το στοιχείο της φαντασίας και την απεικόνιση. Εμφανίζεται στο 75% των ενηλίκων. Το κλείσιμο το ματιών προκαλεί αύξηση του α ρυθμού (το άνοιγμα το αντίστροφο). Η μείωση της δραστηριότητας άλφα έχει συσχετισθεί με αισθητηριακό ερεθισμό ή πνευματική δραστηριότητα. Ο ρυθμός άλφα πήρε το όνομα του γιατί ήταν ο πρώτος που μελετήθηκε.[26,27]



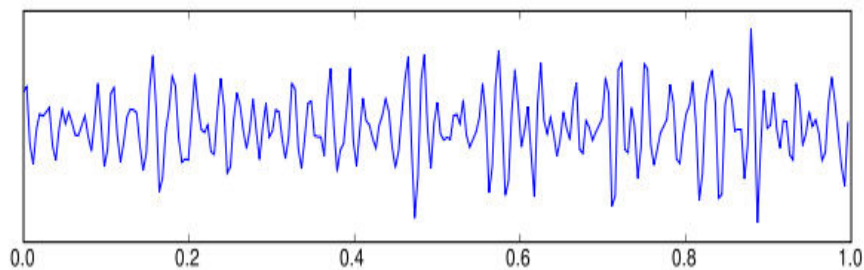
Σχήμα 2.3 : Παράδειγμα εγκεφαλικής δραστηριότητας ρυθμού άλφα. [27]

Βήτα (13-30Hz): Τα βήτα κύματα εγκεφάλου συνδέονται με την κανονική συνείδηση και μια υψηλή κατάσταση επαγρύπνησης της λογικής και του κρίσιμου συλλογισμού. Καταγράφεται κατά τη διάρκεια των καθημερινών δραστηριοτήτων του ατόμου. Είναι ο κυρίαρχος ρυθμός που εμφανίζεται κατά τη φάση πλήρους εγρήγορσης ενός φυσιολογικού ατόμου.[26,27]



Σχήμα 2.4 : Παράδειγμα εγκεφαλικής δραστηριότητας ρυθμού βήτα. [27]

Γάμμα (επάνω από 30Hz): Η σειρά γάμμα έχει τη γρηγορότερη συχνότητα άνω των 40Hz. Αν και λίγα είναι γνωστά για αυτήν την κατάσταση του μυαλού, η αρχική έρευνα εμφανίζει, ότι τα κύματα γάμμα συνδέονται με τις εκρήξεις της διορατικότητας και της υψηλού επιπέδου επεξεργασίας πληροφοριών. [26,27]



Σχήμα 2.5 : Παράδειγμα εγκεφαλικής δραστηριότητας ρυθμού γάμμα. [27]

2.3 Artifacts

Τα σήματα του EEG που είναι μη-εγκεφαλικής προέλευσης καλούνται artifacts. Το EEG σχεδόν πάντα μολύνεται από τέτοια σήματα. Χωρίζονται σε δυο κύριες κατηγορίες, τα σωματικά και τα εξωσωματικά. Η διάκριση γίνεται ανάλογα με την αιτία της δημιουργίας τους. Έτσι έχουμε artifacts που οφείλονται σε ηλεκτρική δραστηριότητα που δημιουργείται από τον ίδιο τον ασθενή και δεν αποτελούν δραστηριότητα του εγκεφάλου. Παραδείγματος χάριν τέτοια σήματα είναι σωματικά ή καρδιακά artifacts ή και σήματα που οφείλονται σε άλλους παράγοντες και όχι στον ασθενή, για παράδειγμα στον εξοπλισμό.

2.3.1 Σωματικά – Φυσιολογικά Artifacts

Πρόκειται για artifacts τα οποία έχουν είτε σωματική είτε φυσιολογική προέλευση. Προκαλούνται δηλαδή από φυσιολογικές λειτουργίες του ασθενή.

Artifacts ματιών (συμπεριλαμβανομένου του βολβού του ματιού, των οφθαλμικών μυών και του βλέφαρου)

Προκαλούνται από διαφορά δυναμικού μεταξύ του κερατοειδούς χιτώνα και του αμφιβληστροειδούς, η οποία είναι αρκετά μεγάλη συγκρινόμενη με αυτή των εγκεφαλικών διαφορών δυναμικού. Όταν το μάτι είναι εντελώς ήρεμο, αυτό δεν αποτελεί πρόβλημα. Υπάρχουν σχεδόν πάντα μικρές ή μεγάλες αυτοπαθείς κινήσεις ματιών, οι οποίες παράγουν μια διαφορά δυναμικού που καταγράφεται στα frontopolar και μετωπικά ηλεκτρόδια. Οι ακούσιες κινήσεις ματιών προκαλούνται από τους μυς του ματιού, οι οποίοι παράγουν επίσης και ηλεκτρομυογραφικά δυναμικά. Το σκόπιο ή αυτοπαθές μάτι που ανοιγοκλείνει παράγει επίσης ηλεκτρομυογραφικά δυναμικά, λόγω της αυτοπαθούς κίνησης του βολβού του ματιού κατά τη διάρκεια του ανοίγματος και κλεισίματος που δίνει μια χαρακτηριστική artifactual γραφική στο EEG(φαινόμενο Bell).

Τα σήματα που προκαλούνται από την δραστηριότητά αυτή ανήκουν συνήθως στους ρυθμούς θήτα (4-7 Hz) ή άλφα (8-13 Hz). Είναι στην πραγματικότητα θόρυβος στην ανάγνωση των EEG. Μερικά από αυτά τα artifacts είναι χρήσιμα. Οι κινήσεις ματιών είναι πολύ σημαντικές στο polysomnography, και είναι επίσης χρήσιμες σε συμβατικό EEG για την αξιολόγηση των πιθανών αλλαγών στην επαγρύπνηση, την υπνηλία ή τον ύπνο.

Artifacts μυϊκής δραστηριότητας

Τα artifacts της μυϊκής λειτουργίας εμφανίζονται πολύ συχνά και οφείλονται σε μυϊκούς σπασμούς του προσώπου και των μυών στη περιοχή του κρανίου και του λαιμού. Είναι επίσης πιθανό να προκληθούν και από την αναπνευστική λειτουργία. Διακρίνονται σχετικά εύκολα όταν εμφανιστούν σε ένα εγκεφαλογράφημα από τη σχετικά σύντομη διάρκεια τους καθώς και τη μορφολογία και τη συχνότητα. Ασθενείς με Parkinson παρουσιάζουν ημιτονοειδούς μορφής σήματα παρόμοια με αυτά της εγκεφαλικής λειτουργίας καθιστώντας έτσι πιο δύσκολο τον εντοπισμό τους. Είναι δυνατό να αφιερωθεί ένα κανάλι EEG στη καταγραφή της μυϊκής δραστηριότητας EMG.[17,18]

Artifacts καρδιακής λειτουργίας

Τα artifacts της καρδιακής λειτουργίας, EKG, είναι αρκετά κοινά και μπορούν να μπερδευτούν με τη δραστηριότητα των σπινθήρων. Για αυτό το λόγο, το EEG περιλαμβάνει και ένα κανάλι EKG. Αυτό μας επιτρέπει να προσδιορίσουμε τις καρδιακές αρρυθμίες, που είναι μια σημαντική πληροφορία για την διάγνωση των καρδιακών συγχοπών ή άλλων καρδιακών δυσλειτουργιών. [17,18]

Artifacts γλωσσοκινητικής δραστηριότητας

Τα γλωσσοκινητικά artifacts προκαλούνται από την διαφορά δυναμικού μεταξύ της βάσης και της άκρης της γλώσσας. Οι κινήσεις της γλώσσας αν και ελάχιστες μπορούν να μολύνουν το EEG. [17,18]

Artifacts αναπνευστικής λειτουργίας

Κατά τη διαδικασία της αναπνοής παράγονται δυο ειδών artifacts. Το ένα είδος έχει αργή και ρυθμική δραστηριότητα και είναι συγχρονισμένο με την κίνηση του σώματος κατά τη διάρκεια της αναπνοής. Το άλλο είδος χαρακτηρίζεται από αργές ή απότομες μεταβολές που παράγονται από τη διαδικασία της αναπνοής. Όπως και στη περίπτωση των καρδιακών artifacts ένα κανάλι μπορεί και εδώ να συσχετιστεί αποκλειστικά με την αναπνευστική λειτουργία. [17,18]

Δερματικά Artifacts

Βιολογικές διεργασίες στην επιφάνεια του δέρματος μπορεί να αλλάξουν την σύνθετη αντίσταση και να προκαλέσουν artifacts. Μια συχνή αίτια είναι η εφίδρωση. [17,18]

2.3.2 Εξωσωματικά Artifacts

Πρόκειται για artifacts τα οποία έχουν εξωσωματική προέλευση και σχετίζονται με θόρυβο καταγραφής ή άλλους αστάθμητους παράγοντες.

Θόρυβος τροφοδοσίας

Το EEG μπορεί να μολυνθεί από σήματα τροφοδοσίας που μεταφέρονται από τα ηλεκτρόδια. Οι υψηλές συχνότητες είναι δυνατό να φιλτραριστούν με ένα low-pass φίλτρο όμως οι χαμηλές συχνότητες μεταφέρουν σημαντική πληροφορία και δεν είναι δυνατόν να εφαρμοστεί κάτι τέτοιο. Ένας τρόπος για να εξαιρεθούν αυτού του είδους τα artifact είναι η καλή και επαρκής γείωση. Όμως όταν σε ένα ηλεκτρόδιο η σύνθετη αντίσταση γίνει υπερβολικά μεγάλη τότε παρουσιάζεται το φαινόμενο η γείωση να μετατρέπεται σε ενεργό ηλεκτρόδιο, το οποίο ανάλογα με τη θέση του παράγει ένα artifact με συχνότητα 60 Hz. Ο θόρυβος τροφοδοσίας μπορεί να παρουσιαστεί σε ένα ή ακόμη και σε όλα τα ηλεκτρόδια. [17,18]

Περιβάλλον

Εξωτερικοί αστάθμητοι παράγοντες είναι δυνατό να επηρεάσουν το εγκεφαλογράφημα. Για παράδειγμα ηλεκτρικές παρεμβολές από άλλες ηλεκτρικές συσκευές ή ακόμα και μετακινήσεις ατόμων γύρω από τον εξεταζομένου, μπορεί να προκαλέσουν artifacts ηλεκτροστατικής προέλευσης. Τα artifacts αυτού του τύπου δεν έχουν κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά και επομένως είναι πολύ δύσκολο να εντοπιστούν. [17,18]

Σύνθετη αντίσταση ηλεκτροδίων

Τα πιο συνηθισμένα εξωτερικά artifact οφείλονται στα ηλεκτρόδια. Απότομες μεταβολές στη σύνθετη αντίσταση των ηλεκτροδίων έχει ως αποτέλεσμα την εμφάνιση artifact. Τα σήματα αυτά είναι ευδιάκριτα λόγω της μορφής τους. Χαρακτηρίζονται από χαμηλό πλάτος κύματος, δηλαδή χαμηλό δυναμικό και απότομες και αιχμηρές κορυφώσεις (peaks). [17,18]

2.4 Επίδραση Των Artifacts Στο EEG

Τα artifact σήματα που καταγράφονται κατά τη διάρκεια ενός EEG καθιστούν δύσκολη την ανάλυση του, αφού επικαλύπτουν την εγκεφαλική λειτουργία. Τα σήματα που περιγράφουν την εγκεφαλική δραστηριότητα παραποιούνται και κατά συνέπεια δεν είναι εφικτή η μελέτη του EEG, όποια και αν είναι η προέλευση των artifact σημάτων. Η λύση στο πρόβλημα αυτό είναι ο «καθαρισμός» του EEG. Η απαλοιφή των σημάτων αυτών είναι μια ιδιαίτερα πολύπλοκη διαδικασία, καθώς δεν υπάρχουν κανόνες και η επιλογή των τμημάτων γίνεται ως επί το πλείστον με οπτική θεώρηση. [17,18]

Τα πιο έντονα artifacts που προκαλούν σημαντικά σφάλματα στον εντοπισμό της πηγής λόγω των μεγάλων τιμών δυναμικού που έχουν είναι τα οπτικά. Ένας αρκετά απλός τρόπος για την απαλοιφή των artifact που οφείλονται στις κινήσεις των ματιών είναι η απόρριψη των τμημάτων των σημάτων εκείνων, που η διαφορά δυναμικού τους υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο κατώφλι δυναμικού, για παράδειγμα τα 100mV. Έχει παρατηρηθεί, ότι οι κινήσεις των ματιών παράγουν ηλεκτρικά δυναμικά πολύ μεγαλύτερα από εκείνα που προέρχονται από τις πηγές εγκεφάλου. Είναι επομένως πολύ σημαντικό να απορριφθούν.

2.4.1. Τεχνικές Απόρριψης Artifacts

Για την αποτελεσματική απόρριψη artifacts έχουν αναπτυχθεί πολλές τεχνικές. Οι περισσότερες από αυτές βασίζονται στην ύπαρξη καθαρού σήματος artifact, το οποίο και θα αφαιρεθεί. Όμως στα πραγματικά EEG σήματα, δεν καταγράφεται ποτέ αποκλειστικά και μόνο η δραστηριότητα μιας artifactual πηγής, για παράδειγμα δραστηριότητα που οφείλεται σε κίνηση ματιών. Οι πηγές αυτές είναι σχεδόν πάντα αναμειγνύμενες με πηγές που περιέχουν χρήσιμη εγκεφαλική δραστηριότητα. Προφανώς εφαρμόζοντας μια τέτοια τεχνική γνωρίζουμε εκ των πρότερων, ότι απορρίπτεται και ένα τμήμα εγκεφαλικής δραστηριότητας.

Μια καλύτερη προσέγγιση για την απαλοιφή των artifact σημάτων είναι η επεξεργασία των σημάτων με γραμμικούς μετασχηματισμούς. Η εγκεφαλική δραστηριότητα μπορεί να διαχωριστεί από το θόρυβο με τη βοήθεια στατιστικών μεθόδων όπως η Principal Component Analysis (PCA). Η μέθοδος αυτή θεωρεί ότι τα σήματα είναι χρονικά και χωρικά ασυσχέτιστα. Εφαρμόζει ένα γραμμικό μετασχηματισμό και έχει τη δυνατότητα να αναγνωρίζει συγκεκριμένες artifact κυματομορφές, οι οποίες μπορούν να απορριφθούν, χωρίς να χρειάζεται να απορρίψουμε όλο το σήματα. (Η μέθοδος θα περιγράφει διεξοδικά στο 4^ο κεφάλαιο.)

Μια ακόμα τεχνική που μπορεί να εφαρμοστεί για να απορρίψει artifactual κυματομορφές διατηρώντας το «καθαρό» σήμα, είναι η Independent Component Analysis (ICA). Η μέθοδος αυτή, αναλύει τις καταγραφές του EEG σε ανεξάρτητες συνιστώσες και έχει την ικανότητα να απορρίπτει επιλεκτικά κυματομορφές. (Η μέθοδος θα περιγραφεί διεξοδικά στο 4^ο κεφάλαιο.)

Άλλη μια τεχνική που κινείται στην κατεύθυνση αυτή είναι η Wavelet Analysis. Είναι ένα εργαλείο για την ανάλυση δυναμικών μέσα σε ένα χρονικό διάστημα και προτάθηκε ως εργαλείο για την εξέταση πολλών τμημάτων στη δομή πολλών ERPs. Με το μετασχηματισμό ενός σήματος από το πεδίο του χρόνου στο πεδίο της συχνότητας, η μέθοδος είναι σε θέση να καθορίσει τα κυρίαρχα χαρακτηριστικά διακύμανσης και πώς αυτά μεταβάλλονται στο πεδίο του χρόνου.

Στη στατιστική, η regression analysis είναι μια ομάδα τεχνικών για τη διαμόρφωση και την ανάλυση των αριθμητικών στοιχείων που αποτελούνται από τις τιμές μιας εξαρτώμενης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών.

Οι τεχνικές αυτές ξεκινούν από διαφορετικές αφετηρίες αλλά έχουν τον ίδιο στόχο. Πρόκειται για διαφορετικές προσεγγίσεις στην εξέταση συχνοτήτων και συνιστωσών του EEG. Οι παραπάνω τεχνικές έχουν αρκετά καλά αποτελέσματα στην απαλοιφή οπτικών artifact σημάτων, αλλά δεν είναι σε θέση να «καθαρίσουν» πλήρως το σήματα του EEG. Αναγκάζομαστε επομένως να καταφύγουμε στην οπτική επισκόπηση για την αναγνώριση των πηγών artifact. Προφανώς αυτή είναι μια διαδικασία ιδιαίτερα δύσκολη και χρονοβόρα, καθώς όπως έχουμε ήδη αναφέρει πολλά από τα artifact σήματα δεν είναι ευδιάκριτα.

Για να αξιολογηθεί η αποδοτικότητα των τεχνικών αυτών για απαλοιφή των artifactual πηγών, προτάθηκε από τους Kenemans et al.(1991) [31] το παρακάτω μαθηματικό μοντέλο:

$$eeg(t) = EEG(t) - \sum_{g=0}^T b_g * eog(t-g) \quad (2.1)$$

Όπου το b_g εκφράζει το βαθμό επιρροής του eeg από το χρόνο. $b_g = SS^{-1}sp_g$

Η τεχνική αυτή λαμβάνει υπόψιν της τις εξαρτώμενες από συχνότητα και φάση διαφορές στις EEG-to-EOG συναρτήσεις μεταφοράς. Είναι μια αρκετά διαδεδομένη τεχνική στην οποία η σχέση (2.1), η οποία εκφράζει το καθαρό σήμα εγκεφαλογραφήματος, eeg(t), όπως αυτό προκύπτει από την πραγματική καταγραφή εγκεφαλογραφήματος EEG(t), αν από αυτό αφαιρέσουμε τα οφθαλμικά artifacts. Τα σήματα eeg() και eog() είναι τα σήματα που καταγράφονται από τα κανάλια, και T είναι η μέγιστη χρονική διαφορά μεταξύ των δυο αυτών σημάτων. Η ακολουθία των b_g συνιστωσών περιγράφει τις επιδράσεις της χρονικής καθυστέρησης του σήματος eog() στο eeg(). Το διάνυσμα sp_g είναι μήκους (T+1) και περιέχει το εσωτερικό γινόμενο των σημάτων eeg(t) και eog(t-g) με $g=0, \dots, T$. Ο SS είναι ένας πινάκας διαστάσεων (T+1)x(T+1) και περιέχει το εσωτερικό γινόμενο των eog(t-g).

Κεφάλαιο 3

Προκλητά Δυναμικά (Evoked Potentials, EP)

Τα προκλητά δυναμικά είναι οι διαφορές δυναμικού, οι οποίες καταγράφονται στο EEG και προκαλούνται ως απόκριση σε κάποιο συγκεκριμένο ερέθισμα. Με τον όρο αυτό, περιγράφουμε τα δυναμικά εκείνα των οποίων το ερέθισμα προέρχεται από τον εξωτερικό κόσμο.

Με τη βοήθεια ενός EEG μετράται η ηλεκτρική δραστηριότητα των νευρών που μεταδίδεται μεταξύ των περιοχών του εγκεφάλου, του μίσχου του εγκεφάλου, ή του νωτιαίου μυελού. Ένα EP μετρά το χρόνο που παίρνει για μια ηλεκτρική ώθηση που παράγεται από ένα συγκεκριμένο ερέθισμα για να φθάσει από τα νεύρα στον εγκέφαλο, όπως καθορίζεται από το EEG.

Τα προκλητά δυναμικά έχουν συνήθως μικρά πλάτη κύματος, που κυμαίνονται από λιγότερο από ένα microvolt ως λίγα microvolts, ενώ τα σήματα του EEG είναι της τάξης των δεκάδων microvolts. Για να καταφέρουμε να εξετάσουμε τα σήματα αυτά και να τα διακρίνουμε από το θόρυβο, αφαιρούμε το μέσο όρο (average). Με τον τρόπο αυτό ο τυχαίος θόρυβος εξαλείφεται και μένει μόνο το σήμα που αντιστοιχεί στο ερέθισμα. Το σήμα είναι time-locked στο ερέθισμα και το μεγαλύτερο μέρος του θορύβου εμφανίζεται τυχαία και άρα μας δίνει την δυνατότητα να τον αφαιρέσουμε, αφαιρώντας το μέσο όρο των επαναλαμβανόμενων αντιδράσεων.

Τα σήματα αυτά μπορούν να καταγραφούν από τον εγκεφαλικό φλοιό, το μίσχο του εγκεφάλου, το νωτιαίο μυελό καθώς και τα απομακρυσμένα νεύρα. Συνήθως ο όρος «Evoked Potential» αναφέρεται στις απαντήσεις που λαμβάνονται είτε από την καταγραφή είτε από την υποκίνηση δομών του κεντρικού νευρικού συστήματος. Κατά συνέπεια τα evoked CMAP (compound motor action potentials) ή τα SNAP (sensory nerve action potentials) όπως χρησιμοποιούνται στο NCV (nerve conduction studies) γενικά δεν θεωρούνται ως evoked potentials αν και υπάγονται στην κατηγορία αυτή και συμφωνούν με τον γενικό ορισμό.

3.1 Τύποι Evoked Potentials(EP)

Ανάλογα με το είδος του ερεθίσματος τα προκλητά δυναμικά διακρίνονται σε δυο κατηγορίες στα Sensory evoked potentials και στα Motor evoked potentials. Επίσης μπορούμε να τα διακρίνουμε σε ενδογενή, αν εξαρτώνται από την ψυχολογική κατάσταση του ατόμου και τα ψυχολογικά γνωρίσματα του ερεθίσματος, και σε εξωγενή, αν σχετίζονται άμεσα με τη φύση του ερεθίσματος, δηλαδή την ένταση, την συχνότητα κ.α.. Ο χρόνος εμφάνισης των εξωγενών προκλητών δυναμικών είναι πριν τα 100msec, με χρόνο αναφοράς τα 0msec. Αντίθετα τα ενδογενή προκλητά δυναμικά εμφανίζονται σε σχέση με το εκλυτικό ερέθισμα σε χρόνο 100 – 500 msec.

3.1.1 Sensory Evoked Potentials

Τα αισθητήρια (SEP) καταγράφονται από το κεντρικό νευρικό σύστημα μετά από την υποκίνηση των οργάνων αίσθησης. Έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως στην κλινική διαγνωστική ιατρική από τη δεκαετία του '70 και επίσης στο intraoperative neurophysiology monitoring (IONM), δηλαδή στη νευροφυσιολογική χειρουργική.

Υπάρχουν τρία είδη προκλητών δυναμικών σε διαδεδομένη κλινική χρήση από τη δεκαετία του '70: τα ακουστικά, που καταγράφονται συνήθως από το κρανίο, τα οπτικά και τα σωματοαισθητηριακά, τα οποία παράγονται από την ηλεκτρική υποκίνηση του απομακρυσμένου νεύρου.

Οπτικά προκλητά δυναμικά (Visual Evoked Potentials VEP)

Ένα VEP είναι ένα προκλητό δυναμικό που προκαλείται από την αντίδραση σε κάποιο ερέθισμα στο οπτικό πεδίο του εξεταζόμενου και καταγράφεται στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Το ερέθισμα είναι ένα οπτικό σχέδιο δοκιμής παραγόμενο από υπολογιστή, που μετρά την ταχύτητα και την ποιότητα των οπτικών διαβιβάσεων των σημάτων από το μάτι στις οπτικές περιοχές του εγκεφάλου. Συνήθως για οπτικά ερεθίσματα χρησιμοποιούνται φώτα, ή checkerboards σε μια τηλεοπτική οθόνη που εναλλάσσονται μεταξύ μαύρου και λευκού. Τα οπτικά προκλητά δυναμικά χρησιμοποιούνται στην έρευνα για τις βασικές λειτουργίες της οπτικής αντίληψης.

Τα οπτικά προκλητά δυναμικά είναι πολύ χρήσιμα στην ανίχνευση της τύφλωσης στους ασθενείς που δεν μπορούν να επικοινωνήσουν, όπως τα μωρά ή τα ζώα. Εάν η επαναλαμβανόμενη υποκίνηση του οπτικού πεδίου δεν προκαλεί καμία αλλαγή στα EEG, τότε ο εγκεφαλος του εξεταζόμενου πιθανώς δεν λαμβάνει σήματα από τα μάτια του.

Σωματοαισθητηριακά προκλητά δυναμικά (Somatosensory Evoked Potentials SEP)

Τα SEPs χρησιμοποιούνται σε neuromonitoring για να καταγραφεί η λειτουργία του νωτιαίου μυελού ενός ασθενή κατά τη διάρκεια μιας χειρουργικής επέμβασης. Καταγράφονται από την αντίδραση των περιφερικών νεύρων σε κάποιο ηλεκτρικό ερέθισμα. Το ερέθισμα αυτό παράγεται από ένα ηλεκτρόδιο που τοποθετείται σε ένα από τα άκρα του ασθενή και έπειτα καταγράφεται από το κρανίο του ασθενή. Η δοκιμή μετρά την ταχύτητα και την ποιότητα των αισθητήριων διαβιβάσεων από το νεύρο, μέσω του νωτιαίου μυελού, και στις αισθητήριες περιοχές του εγκεφάλου.

Ακουστικά προκλητά δυναμικά (Auditory Evoked Potentials AEP)

Το AEP είναι ένα ακουστικό προκλητό δυναμικό που προκαλείται ως αντίδραση του εγκεφάλου σε ένα ηχητικό ερέθισμα. Το ερέθισμα αυτό μπορεί να είναι ένας ευδιάκριτος κρότος που εξετάζει την ακεραιότητα της υγιούς αίσθησης της ακοής από τα αυτιά στον ισθμό του εγκεφάλου.

Steady-state evoked potentials (SSEP) and evoked magnetic fields

Έχει αποδειχθεί ότι ο εγκεφαλος φτάνει σε μια σταθερή κατάσταση, στην οποία το εύρος και η φάση των αρμονικών (τμήματα συχνότητας) της απόκρισης είναι περίπου σταθερά κατά τη διάρκεια του χρόνου. Σε αναλογία με την απόκριση ενός κυκλώματος ορίζεται μια εξιδανικευμένη προκλητή κατάσταση (SSEP) ως μορφή απόκρισης στο επαναλαμβανόμενο ερέθισμα, στο οποίο τα τμήματα συχνότητας της απάντησης παραμένουν σταθερά ως προς το χρόνο, το εύρος και τη φάση. Η τεχνική καταγραφής τους θεωρεί αρκετά (π.χ. τέσσερα) SSEPs να καταγράφονται ταυτόχρονα από οποιαδήποτε δεδομένη θέση στις διαφορετικές περιοχές του κρανίου. Τα διαφορετικά ερεθίσματα μπορούν να προκαλούν σήματα με ελαφρώς διαφορετικές συχνότητες αλλά χωρίζονται εύκολα με την ανάλυση σειράς Fourier. Αυτή η τεχνική επιτρέπει στο SSEP να ελέγξει άμεσα το ερέθισμα που διαχωρίζει το SSEP χωρίς τη συνειδητή επέμβαση του εξεταζόμενου. Παραδείγματος χάριν, ο μέσος όρος του SSEP μπορεί να ελέγχεται συνεχώς και να αυξάνει τη φωτεινότητα ενός checkerboard ερεθίσματος εάν το εύρος του μειωθεί κάτω από κάποιο προκαθορισμένο κατώφλι, ή να τη μειώνει εάν αυξηθεί επάνω από αυτό.

3.1.2 Motor Evoked Potentials

Τα κινητικά (Motor evoked potentials MEP) καταγράφονται μετά από την άμεση ή την διακρανιακή υποκίνηση του φλοιού από τους μυς είτε μαγνητικά είτε ηλεκτρικά. Τα Transcranial magnetic MEP (TCmMEP) μελλοντικά θα χρησιμοποιηθούν σε κλινικές διαγνωστικές εφαρμογές. Τα κινητικά EP εκμαιεύονται από την υποκίνηση των αισθητήρων, ακόμα και όταν η καταγραφή τους γίνεται από τους μύες. Τα TCMEP, είτε ηλεκτρικά είτε μαγνητικά, είναι ο πρακτικότερος τρόπος να εξασφαλιστούν καθαρές κινητικές αποκρίσεις.

3.2 Γεγονό-σχετικιστικά *Event-Related Potentials (ERP)*

Ένα Event-related potential (ERP) είναι μια τυποποιημένη αντίδραση του εγκεφάλου, μια συγκεκριμένη κυματομορφή, που προκύπτει από συγκεκριμένες πειραματικές συνθήκες. Είναι δηλαδή μια απάντηση του εγκεφάλου, το άμεσο αποτέλεσμα μιας σκέψης ή μιας αντίληψης.

3.2.1 Χαρακτηριστικά Γνωρίσματα

Ένα από τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα της αντίδρασης ERP είναι η αντίδραση σε απρόβλεπτα ερεθίσματα. Τα ERPs είναι απαντήσεις εγκεφάλου που είναι «κλειδωμένες» χρονικά σε κάποιο «γεγονός», όπως ένα αισθητήριο ερέθισμα, ή ένα διανοητικό γεγονός ή ακόμη και η παράλειψη ενός ερεθίσματος.

Ενώ τα προκλητά δυναμικά απεικονίζουν την επεξεργασία του φυσικού ερεθίσματος, τα event-related potentials προκαλούνται από πιο σύνθετες διαδικασίες όπως η μνήμη, η προσδοκία, η προσοχή ή αλλαγές στη διανοητική κατάσταση.

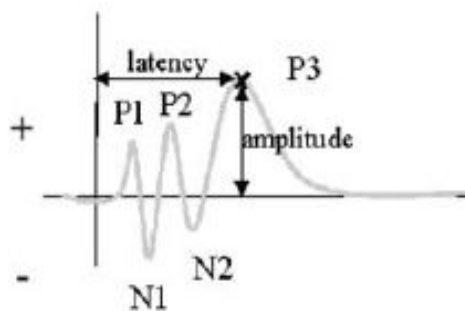
Τα ERPs σε μικρό μέρος των στοιχείων EEG είναι time-locked και εν μέρει phase-locked σε κάποιο σύνολο πειραματικών γεγονότων. Αν υπολογίσουμε όμως τον μέσο όρο ενός συνόλου δεδομένων time-locked σε ένα σύνολο πειραματικών γεγονότων, τότε η EEG δραστηριότητα αφαιρείται. Αυτό που μένει είναι τα ERP.

Ένα μεγάλο μέρος της έρευνας που πραγματοποιείται με EEG χρησιμοποιεί τα event-related potentials (ERP). Στις περισσότερες εφαρμογές παρέχεται ένα ερέθισμα για να αντιδράσουν τα άτομα είτε ανοικτά είτε συγκαλυμμένα.

3.2.2 Ονομασία Των *Event-Related Potentials*

Τα νευρικά κύτταρα προκαλούν ροή ηλεκτρικού ρεύματος. Από τις συνάψεις προκαλείται μια εκροή των αρνητικών (ενισχυτικών) ή θετικών (ανασταλτικών) ιοντικών φορτίων στο εξωκυτταρικό υγρό, οι οποίες διοχετεύονται έπειτα πίσω στο κύτταρο. Αυτή η ροή ηλεκτρικού ρεύματος, όταν αθροιστεί, δίνει τα σήματα που καταγράφονται στο κρανίο ως ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG). [20]

Τα ERP παίρνουν την ονομασία τους αρχικά με ένα γράμμα που προσδιορίζει την πολικότητα, αρνητική ή θετική (P ή N) και ακολουθείται από τη χαρακτηριστική χρονική στιγμή της κορύφωσης σε χιλιοστά του δευτερολέπτου. Κατά συνέπεια, το N400 ERP περιγράφεται ως αρνητική εκτροπή τάσης που εμφανίζεται περίπου 400ms μετά από την εμφάνιση του ερεθίσματος (onset), ενώ το P600 περιγράφει μια θετική εκτροπή τάσης 600ms μετά από την εμφάνιση του ερεθίσματος. Οι χρονικές στιγμές των τμημάτων ERP όπου αναμένεται η κορύφωση δεν είναι μια συγκεκριμένη τιμή αλλά ένα εύρος τιμών. Παραδείγματος χάριν, το N400 συστατικό μπορεί να παρουσιάσει μια κορύφωση μεταξύ 300ms - 500ms.



Σχήμα 3 Γραφική απεικόνιση του late positive complex και των τμημάτων του, στην οποία φαίνεται η κορύφωση, peak, P3 (P300) καθώς και η λανθάνουσα τιμή της κορύφωσης, latency.[32]

3.2.3 Μελέτη Των Event-Related Potentials

Η μελέτη των ERP στηρίζεται στα τμήματα των κυματομορφών δυναμικού, του συνολικού σήματος. Τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά των τμημάτων αυτών βάσει των οποίων γίνεται η μελέτη τους, είναι οι κορυφώσεις του πλάτους του δυναμικού (αρνητικές ή θετικές), η χρονική στιγμή (latency) που κατά προσέγγιση λαμβάνει χώρα η κορύφωση και το χρονικό εύρος που καταλαμβάνει το συστατικό που περιέχει τη συγκεκριμένη κορύφωση. Το πλάτος του τμήματος μετράται με βάση το επίπεδο δυναμικού κατά την έναρξη της διαδικασίας ή την ισο-ηλεκτρική γραμμή (volt=0). Οι χρόνοι εκφράζονται σε msec με αρχικό χρόνο τη χρονική στιγμή που λαμβάνει χώρα το ερέθισμα.

Η ονομασία των τμημάτων καθορίζεται από τη θετική ή την αρνητική πολικότητα (P ή N) και από τη τιμή της λανθάνουσας κατάστασης στην οποία εμφανίζεται η κορύφωση (π.χ., P50, N100). Ενδιαφέρον παρουσιάζει και το εμβαδόν που περικλείεται από τη γραμμή αναφοράς του δυναμικού και της μερικής κυματομορφής του τμήματος, ιδίως όταν δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη κορύφωση.

Τα χρονικά τμήματα του δυναμικού ERP μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να ανιχνεύσουν τα διαδοχικά στάδια της εγγραφής και της επεξεργασίας ενός ερεθίσματος στον εγκέφαλο.

3.2.4 Σημαντικά ERPs

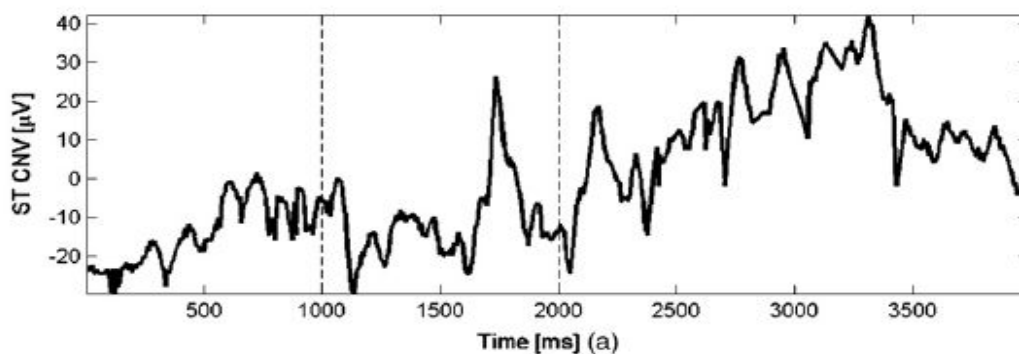
Τα πιο σημαντικά γεγονο-σχετιστικά που φαίνεται να σχετίζονται με την λειτουργία της μνήμης είναι το contingent negative variation (CNV) και το late positive complex (LPC), γνωστό και ως P300. Ανήκουν και τα δυο στα ακουστικά προκλητά δυναμικά. Τα σήματα αυτά, αν αναλυθούν στο πεδίο της συχνότητας, παρατηρείται ότι το μεγαλύτερο ποσό συχνοτικού περιεχομένου τους συγκεντρώνεται στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα. Το γεγονός αυτό εξηγείται λογικά, εφόσον ο ρυθμός αυτός σχετίζεται άμεσα με τη λειτουργία του εγκεφάλου σε κατάσταση «επαγρύπνησης» και επεξεργασίας πληροφοριών.

3.2.4.1 Contingent Negative Variation (CNV)

Πρόκειται για ένα αργό αρνητικό κύμα δυναμικού, το οποίο εμφανίζεται εν αναμονή ενός επερχόμενου γεγονότος. Αποτελεί χαρακτηριστικό παράδειγμα βραδέως δυναμικού που η χρονική του εξέλιξη διαρκεί ένα δευτερόλεπτο.

Το CNV είναι ένα δυναμικό που προκαλείται από ένα ακουστικό πείραμα .Η διαδικασία του πειράματος είναι απλή. Στον εξεταζόμενο, ο οποίος βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας, 1 sec μετά την έναρξη του πειράματος, παρουσιάζεται ένας ήχος ο οποίος αποτελεί προειδοποίηση (cognitive) για τον κύριο ήχο του ερεθίσματος (stimuli) ο οποίος έπεται. Όταν ο ήχος stimuli παρουσιαστεί, ο εξεταζόμενος θα πρέπει να ανταποκριθεί στον ήχο ερέθισμα πατώντας όσο πιο γρήγορα μπορεί ένα κουμπί. Το contingent negative variation (CNV) είναι ένα αργό κύμα δυναμικού που εμφανίζεται στο χρονικό διάστημα μεταξύ του προειδοποιητικού ήχου και του ήχου-ερέθισμα . Το σήμα αυτό εμφανίζεται πιο έντονα στο Cz κανάλι.

Η κλινική εφαρμογή του CNV έχει ως στόχο την αξιολόγηση της συσχέτισης των αλλαγών δυναμικού με αλλαγές στη νοητική λειτουργία του εγκεφάλου και υποδηλώνει την ύπαρξη διάφορων ασθενειών. Πολλές μελέτες έχουν επιβεβαιώσει τη δυνατότητα και τη χρησιμότητα της εφαρμογής του CNV στη διάγνωση ασθενειών όπως είναι η άνοια, η ασθένεια του parkinson, η επιληψία, η σχιζοφρένεια και πολλές άλλες ασθένειες που σχετίζονται με το νευρικό σύστημα.



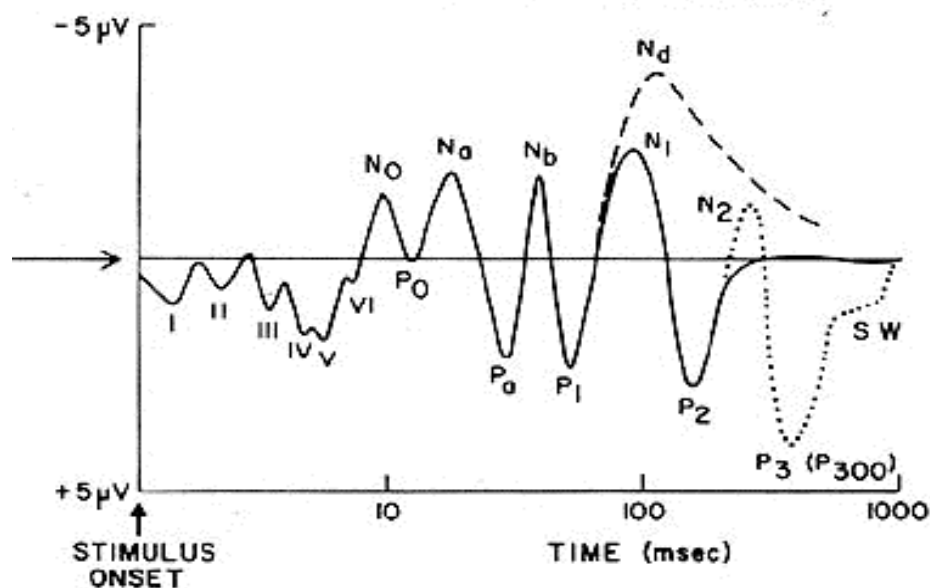
Σχήμα 3.2 : Ένα single trial CNV. Οι κάθετες διακεκομμένες γραμμές υποδηλώνουν το χρόνο του προειδοποιητικού ήχου και του ήχου- αντίστοιχα. [34]

3.2.4.2 Late Positive Complex (LPC)

Το late positive complex (LPC) ανήκει και αυτό στα ακουστικά και είναι γνωστό και ως P300. Πρόκειται για ένα δυναμικό απόκρισης σε ένα ηχητικό ερέθισμα. Το LPC διαιρείται συχνά στα αρχικά τμήματα (πρώτα 10msec), στα μέσα τμήματα λανθάνουσας κατάστασης (10 έως 90 msec) και στα τμήματα μακράς-λανθάνουσας κατάστασης (100 msec και έπειτα) [22,23].

Τα τμήματα LPC πριν τα 200 msec συνήθως ονομάζονται *εξωγενή* ή *driven-stimulus*, επειδή απεικονίζουν τις ιδιαίτερες φυσικές ιδιότητες της απόκρισης στο ερέθισμα. Σχετίζονται με την ακεραιότητα των αισθητικών οδών και τη διαβίβαση των πληροφοριών και για αυτό έχουν μεγάλο ενδιαφέρον και κλινικές εφαρμογές στη νευρολογία. Τα τμήματα μετά από τα 200 msec αναφέρονται ως *ενδογενή* ή *concept-driven*, ή *context-dependent*, επειδή επηρεάζονται έντονα από εσωτερικά ερεθίσματα και το ρόλο ή τη σημασία του ερεθίσματος. [22,23,24]. Αυτά τα δυναμικά έχουν άμεση σχέση με τα διάφορα στάδια της νοητικής επεξεργασίας των εξωτερικών ερεθισμάτων . Κάθε ένα από αυτά σχετίζεται με μια ιδιαίτερη λειτουργία του εγκεφάλου.

Μερικά από τα σημαντικότερα τμήματα με ιδιαίτερα σημαντικές εφαρμογές στην νευρολογία είναι τα N100 , N200, N400 , P200,P300, P600. Στη βιβλιογραφία πολλές φορές αναφέρονται και ως N1,N2,P2,P4,P6 για συντομία. Οι κορυφώσεις αυτές φαίνονται στο σχήμα 3.3.



Σχήμα 3.3 Εξιδανικευμένη μορφή σήματος ERP σε ακουστικό. Για χρόνο 0-50 msec έχουμε τα αρχικά τμήματα με ονομασίες από I έως VI, έπειτα τα μεσαία τμήματα No, Po,Na,Pb, Nb και τέλος τα τμήματα των λανθάνουσας κατάστασης P2,N2 και P3. [19]

P50

Πρόκειται για ένα πρόωρο θετικό τμήμα ERP, το οποίο εμφανίζεται περίπου 50 msec μετά το ερέθισμα. Αποτελεί ένα αισθητήριο μέτρο gating κατά τη διάρκεια της αρχικής επεξεργασίας του ερεθίσματος. Το τμήμα αυτό είναι ένας πιθανός δείκτης ευπάθειας για τη σχιζοφρένια. [25]

N100 (N1)

Πρόκειται για μια αρνητική κορύφωση 70 - 140 msec μετά την εμφάνιση του ερεθίσματος. Αντικατοπτρίζει την άμεση εγρήγορση λόγω του ερεθίσματος. Έχει συνδεθεί με την προσοχή και την επιλογή πληροφοριών. Επηρεάζεται επίσης από εξωγενείς παράγοντες του ερεθίσματος όπως η ένταση, η διάρκεια και η συχνότητα.

N400 (N4)

Πρόκειται για μια αρνητική κορύφωση 300-500 msec μετά την εμφάνιση του ερεθίσματος. Εξετάζεται με μη προσδοκώμενα γλωσσικά ερεθίσματα. Σε μοντέλα γλωσσικής κατανόησης, το N400 συνδέεται συχνά με τη σημασιολογική ενσωμάτωση των λέξεων στα συμφραζόμενα μιας πρότασης.

P300 (P3)

Περιγράφει τη θετική κορύφωση του μετρούμενου δυναμικού 240 - 500 msec μετά το ερέθισμα. Θεωρείται ότι αποτελείται από δύο τμήματα γνωστά ως P3a και P3b σήματα. Αυτά τα τμήματα αντιστοιχούν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές της απόκρισης στο ερέθισμα και θεωρείται ότι το κύμα Pα «προέρχεται από τους μετωπικούς μηχανισμούς προσοχής κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας του ερεθίσματος», ενώ το P3b «προέρχεται από την δραστηριότητα που συνδέεται με την προσοχή και σχετίζεται με την διαδικασία της μνήμης». Τα δύο κύματα αναφέρονται μερικές φορές ως "non-target" (Pα) και "target" (P3b) ERPs.

P300α : Εκφράζει την εκούσια αντίδραση προσανατολισμού

P300β : Εμφανίζεται στο χρονικό διάστημα 300 – 500 msec και θεωρείται μέτρο των ελεγχόμενων, σκόπιμων διαδικασιών επεξεργασίας των ερεθισμάτων.

3.2.5 P300

Στην ανάλυση των EEG για την ασθένεια του Alzheimer μας ενδιαφέρει κυρίως το τμήμα P300 και αυτό επειδή είναι ισχυρή η σύνδεση του με τη διαδικασία της μνήμης. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι η μνήμη είναι ένα εξαιρετικά πολύπλοκο φαινόμενο και είναι απίθανο ένα μόνο συστατικό να ταυτιστεί με τη λειτουργία της.

Οι νευρολογικές διαταραχές παρουσιάζουν μια χαρακτηριστική μείωση του συνολικού εύρους του τμήματος. Τέτοιες διαταραχές υποδεικνύουν προβλήματα μνήμης, όπως η ύπαρξη της ασθένειας του Alzheimer ή υποδεικνύουν ότι ο εγκέφαλος είναι υπό την επήρεια κάποιου φαρμάκου ή ναρκωτικού. Το P300 μπορεί να θεωρηθεί ως έκφραση του κεντρικού νευρικού συστήματος και περιγράφει την δραστηριότητα κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας νέων πληροφοριών.

Αλλαγές στο εύρος και στη λανθάνουσα κατάσταση του τμήματος P300 (P3) μελετώνται με ένα πείραμα κατά τη διάρκεια του οποίου μια περιστασιακή, απρόβλεπτη φυσική αλλαγή σε ένα ερέθισμα εμφανίζεται μέσα σε μια σειρά πανομοιότυπων ερεθισμάτων (oddball paradigm)[33]. Το oddball ερέθισμα μπορεί, για παράδειγμα, να διαφέρει από το επαναλαμβανόμενο τυποποιημένο ερέθισμα στο pitch ή στη διάρκεια[21]. Η P300 απόκριση σε αυτήν την κατάσταση είναι ένας δείκτης της εγκεφαλικής δραστηριότητας που σχετίζεται με την αναγνώριση και την επεξεργασία της σημασίας του σχετικά σπάνιου ερεθίσματος. Το P300 θεωρείται ένας δείκτης των συνειδητά ελεγχόμενων σταδίων της επεξεργασίας πληροφοριών.

Οι μειώσεις στο εύρος και οι αυξήσεις στο χρόνο λανθάνουσας κατάστασης (latency time) παρατηρούνται εκτός από τις περιπτώσεις άνοιας και στην κανονική γήρανση. Είναι αποδεδειγμένο ότι οι αλλαγές στο εύρος του P300 συσχετίζονται με την αύξηση ή τη μείωση στην ένταση, με την ενέργεια που απαιτείται καθώς και με το επίπεδο διέγερσης σε έναν συγκεκριμένο στόχο [29].

Πολλοί παράγοντες εμπλέκονται στη διαμόρφωση του τμήματος P300. Για το λόγο αυτό έχει προταθεί [30] η κατηγοριοποίηση τους σε τρεις ομάδες Α, Β, Γ έτσι ώστε να ισχύει σε ποιοτικό επίπεδο η σχέση :

$$P300 = A * X * (B + \Gamma)$$

Όπου Α η ποσότητα της πληροφορίας που περιέχεται στο ερέθισμα, Β η υποκειμενική εκτίμηση της πιθανότητας εμφάνισης του ερεθίσματος και Γ η νοηματική πολυπλοκότητα του ερεθίσματος. Η σχέση αυτή περιγράφει ποιοτικά την σχέση μεταξύ των παραγόντων διαμόρφωσης του τμήματος P300. Δηλαδή η πληροφορία Χ σχετίζεται αναλογικά με τον παράγοντα Α και με το άθροισμα των παραγόντων Β και Γ.

3.2.5.1 Εφαρμογές Του P300

Η επιστημονική έρευνα στηρίζεται συχνά στη μέτρηση του P300 για να εξετάσει τα ERP, ειδικά όσον αφορά στη λήψη αποφάσεων. Επειδή η γωνιακή εξασθένιση συσχετίζεται συχνά με το συστατικό P300, αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως μέτρο για την αποτελεσματικότητα των διάφορων μεθόδων επεξεργασίας της λειτουργίας μάθησης. Για αυτό το λόγο έχει προταθεί η χρήση του ως κλινικός δείκτης. Χρησιμοποιείται ήδη στην επιστημονική έρευνα για τη μελέτη της κατάθλιψης και του εθισμού φαρμάκων, τις αναταραχές ανησυχίας (ψυχαναγκαστική αναταραχή, μετα-τραυματική αναταραχή πίεσης, κλπ...) καθώς και για τη μελέτη της ασθένειας Alzheimer.

3.2.6 Ανάκτηση Προκλητών Δυναμικών

Το πλάτος των προς μέτρηση προκλητών δυναμικών είναι μικρό (της τάξης των 0,1 — 20 mV) σε σχέση με τα σήματα τα οποία μετρώνται σε ένα ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και τα οποία έχουν μέσο όρο 50μV. Κατά τη διάρκεια των μετρήσεων όμως, εκτός από τις περιοχές του εγκεφάλου που δέχονται και επεξεργάζονται το ερέθισμα, λειτουργούν και όλες οι υπόλοιπες περιοχές του εγκεφάλου που ελέγχουν τη γενικότερη λειτουργία του οργανισμού. Το επιθυμητό τμήμα ERP είναι επομένως συνδυασμένο μέσα στο συνολικό σήμα το οποίο καταγράφεται. Επομένως θα πρέπει να διαχωριστεί το σήμα του προκλητού δυναμικού που μας ενδιαφέρει από το συνολικό.

Το τμήμα της διαφοράς δυναμικού που προέρχεται από περιοχές του εγκεφάλου που δεν σχετίζονται με τη διαδικασία της μνήμης, αποτελεί στην περίπτωση αυτή ανεπιθύμητο θόρυβο, ο οποίος είναι πολύ ισχυρότερος του σήματος του προκλητού δυναμικού. Η διαφορά δυναμικού που δεν σχετίζεται με το προκλητό δυναμικό, αποτελεί την καταγραφή που θα είχαμε αν δεν λάμβανε χώρα το εκλυτικό γεγονός και ονομάζεται συμβατικό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα.

Προκειμένου να ξεπεράσουμε το πρόβλημα της χαμηλής έντασης του ERP σήματος σε σχέση με τη συνολική ένταση του σήματος, αφαιρούμε το μέσο όρο των σημάτων, αφού έχουμε εκτελέσει το πείραμα πολλές φορές, χορηγώντας κάθε φορά τον ήχο-ερέθισμα.

Έστω ότι η καταγραφή του δυναμικού, s_i , κατά την επανάληψη του πειράματος αποτελείται από το επιθυμητό σήμα, ep_i , και τον θόρυβο, n_i , που αντιπροσωπεύει το συμβατικό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και τις πηγές θορύβου, όπως περιγράφεται από τη σχέση

$$s_i = ep_i + n_i \quad (1)$$

Αθροίζουμε τις καταγραφές και εξάγουμε το μέσο όρο τους:

$$E(s_i) = \frac{\sum_{i=1}^N s_i}{N} = \frac{1}{N} * (\sum_{i=1}^N ep_i + \sum_{i=1}^N n_i) \quad (2)$$

Θεωρούμε ότι κάθε φορά το προκλητό δυναμικό επαναλαμβάνεται με ακριβώς τον ίδιο τρόπο. Δηλαδή

$$s_i(t) = s_j(t) = s(t) \quad (3)$$

Όμως ο θόρυβος δεν σχετίζεται με το εκλυτικό γεγονός, άρα μπορεί να θεωρηθεί ασυσχέτιστη τυχαία διαδικασία και επομένως θα ισχύει ότι το άθροισμα της τείνει στο μηδέν. Άρα η σχέση (2) γίνεται:

$$E(s_i) = \frac{\sum_{i=1}^N s_i}{N} = \frac{1}{N} * (\sum_{i=1}^N ep_i + \sum_{i=1}^N n_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i = \frac{1}{N} N s(t) = s(t) \quad (4)$$

Με αυτόν τον τρόπο ανακτούμε το προκλητό δυναμικό το οποίο είναι καταγεγραμμένο στο σήματα του εγκεφαλογραφήματος.[30] Για να έχουμε όσο το δυνατό καλύτερα αποτελέσματα θα πρέπει η πειραματική διαδικασία να γίνεται σε χώρο κατά το δυνατόν προστατευμένο από εξωτερικά ηλεκτρομαγνητικά πεδία. Ένας βασικός περιορισμός της μεθόδου αυτής είναι ο αριθμός των επαναλήψεων. Μεγάλος αριθμός επαναλήψεων προκαλεί κόπωση και μεταβολή του βαθμού προσοχής του εξεταζόμενου, επηρεάζοντας έτσι τα προκλητά δυναμικά τόσο στην ένταση όσο και στον χρόνο εμφάνισης.

Η παραπάνω ανάλυση αφορά στο σήμα που προκύπτει μετά τον υπολογισμό του μέσου όρου των δοκιμών, δηλαδή στο average ERP. Η τεχνική του averaging εφαρμόζεται στηριζόμενη στη θεώρηση ότι το σήμα ERP δεν μεταβάλλεται από δόκιμη σε δόκιμη [66]. Όμως όπως προαναφέραμε η υπόθεση αυτή μετα από έναν μεγάλο αριθμός επαναλήψεων μπορεί να επηρεάσει τα χαρακτηριστικά των ERP. Επίσης με τον τρόπο αυτό χάνεται και ένα ποσοστό χρήσιμης πληροφορίας που δεν είναι time-locked στο ερέθισμα [65]. Επομένως προκύπτει η ανάγκη επεξεργασίας σημάτων μιας δοκιμής (single trial). Από εκτεταμένες έρευνες σε δεδομένα single trial διαπιστώθηκε ότι το σήμα ERP μπορεί να ανακτηθεί και από αυτά τα σήματα, παρ' ότι είναι προφανές, ότι σε αυτή τη περίπτωση δεν είναι δυνατό να εφαρμοστεί η τεχνική της άθροισης.

Κάθε σήμα ERP αποτελείται από έναν αριθμό ανεξάρτητων συνιστωσών, οι οποίες διαχωρίζονται από τον αλγόριθμο ICA. Η ανάκτηση των σημάτων ERP σε αυτή την περίπτωση γίνεται από την ανακατασκευή των κατάλληλων ανεξάρτητων συνιστωσών. Η ανάλυση δεδομένων και η διαδικασία επιλογής των συνιστωσών αυτών θα αναλυθεί διεξοδικά στο κεφάλαιο 6. Με την διαδικασία αυτή προκύπτει ένα single-trial ERP. Η ανάλυση αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική γιατί δεν αφαιρεί χρήσιμο σήμα, όπως το averaging. Αντίθετα μετασχηματίζοντας γραμμικά τα δεδομένα μας με την μέθοδο ICA και κατάλληλη επιλογή συνιστωσών είναι εφικτό να «καθαρίσουμε» το σήματα από τον θόρυβο διατηρώντας παράλληλα τη χρήσιμη πληροφορία.

Κεφάλαιο 4

Μέθοδοι Γραμμικών Μετασχηματισμών

Είναι γνωστό ότι αυτόματη ανάλυση των μετρήσεων EEG είναι ένα ιδιαίτερα nontrivial θέμα. Ο θόρυβος και τα artifacts συχνά διαστρεβλώνουν τις πηγές σήματος, ο αριθμός των οποίων είναι συνήθως άγνωστος. Για την επίλυση αυτού του προβλήματος και την επεξεργασία των σημάτων έχουν προταθεί πολλές μέθοδοι. Οι πιο διαδεδομένες μέθοδοι είναι οι δεύτερης τάξης. Βρίσκουν ένα γραμμικό συνδυασμό χρησιμοποιώντας μονό την πληροφορία του πίνακα συνδιακύμανσης C των αρχικών δεδομένων, έστω x . Είναι σημαντικό η μεταβλητή μας να έχει κανονική κατανομή. Αν ισχύει αυτού τότε περιγράφεται πλήρως από τους δευτεροβάθμιους συντελεστές και έτσι είναι αρκετή μονό αυτή η πληροφορία. Οι κλασσικότερες μέθοδοι δευτέρου βαθμού είναι η factor analysis (FA) και η principal component analysis (PCA) .

Έχουν χρησιμοποιηθεί διαφορές μέθοδοι για την εύρεση κάποιου γραμμικού μετασχηματισμού τυχαίας μεταβλητής ο οποίος να είναι χρήσιμος στην επεξεργασία σήματος. Αν η μεταβλητή δεν έχει κανονική κατανομή, τότε δεν μπορούν να εφαρμοστούν οι μέθοδοι δευτέρου βαθμού και επομένως χρειαζόμαστε μεθόδους ανώτερων βαθμών. Τέτοιες μέθοδοι χρησιμοποιούν και πληροφορία της κατανομής που δεν περιέχεται στον πίνακα συνδιακύμανσης και είναι αρκετά πολύπλοκες στην εφαρμογή τους. Ευρέως χρησιμοποιούμενες μέθοδοι ανώτερου βαθμού είναι η Projection Pursuit, η Blind Deconvolution καθώς και η Redundancy Reduction.

Άλλες μέθοδοι βασίζονται σε στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων ανώτερων βαθμών όπως για παράδειγμα η στατιστική ανεξαρτησία των δεδομένων. Οι μέθοδοι αυτοί υπολογίζουν γραμμικούς μετασχηματισμούς που αποτελούνται από ανεξάρτητες συνιστώσες. Μια ιδιαίτερα διαδεδομένη μέθοδος είναι η Independent Component Analysis (ICA).

4.1 Principal Component Analysis (PCA)

Η PCA είναι μια μέθοδος ευρέως χρησιμοποιούμενη λόγω της απλότητας της και της ικανότητας της να εξάγει πληροφορία από ομάδες δεδομένων με μη παραμετρικό τρόπο. Χρησιμοποιείται για την ανάλυση στατιστικών στοιχείων και την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων λαμβάνοντας υπόψη ένα σύνολο πολλών μεταβλητών. Ο σκοπός της μεθόδου αυτής είναι να υπολογιστεί η πιο ουσιαστική βάση, πάνω στην οποία θα επανεκφραστούν τα δεδομένα. Η νέα αυτή βάση θα έχει ένα μικρότερο σύνολο μεταβλητών με το λιγότερο δυνατό πλεονασμό. Ο πλεονασμός μετριέται με βάση το συσχετισμό μεταξύ των στοιχείων. Στόχος αυτής της διαδικασίας είναι στη νέα βάση να έχει φιλτραριστεί ο θόρυβος και να είναι πιο ξεκάθαρη η δομή των δεδομένων μας. Διευκολύνει επίσης στη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων έτσι ώστε να έχουμε μικρότερο όγκο πληροφοριών.

4.1.1 Περιγραφή Της Μεθόδου

Η PCA μέθοδος είναι μια μέθοδος δευτέρου βαθμού. Οι μέθοδοι δευτέρου βαθμού χρησιμοποιούν μονό την πληροφορία που περιέχεται στον πίνακα συνδιακύμανσης των αρχικών δεδομένων \mathbf{x} , που αποτελείται από όλα τα διανύσματα των δεδομένων, με ένα διανύσματα ανά στήλη. Η μεταβλητή x περιγράφεται πλήρως από τους συντελεστές της αν έχει κανονική κατανομή.

Η PCA είναι από ένας ορθογώνιος γραμμικός μετασχηματισμός που μετασχηματίζει τα στοιχεία σε ένα νέο ισότιμο σύστημα έτσι ώστε η μέγιστη διαφορά από οποιαδήποτε προβολή των στοιχείων να βρίσκεται στην πρώτη συντεταγμένη (αποκαλούμενη πρώτο κύριο συστατικό), η δεύτερη μέγιστη διαφορά στη δεύτερη συντεταγμένη, και τα λοιπά.

Κατά τη διάρκεια του μετασχηματισμού αυτού υπολογίζονται οι μεταβλητές έστω $s = \{s_1, \dots, s_n\}$, οι οποίες αντιπροσωπεύουν το μέγιστο πόσο διακύμανσης από n μεταβλητές. Ορίζουμε $w = \{w_1, \dots, w_n\}$ τις διευθύνσεις των μεταβλητών, δηλαδή τη προβολή στην διεύθυνση της οποίας μεγιστοποιείται η προβολή. Τότε η μέθοδος ορίζεται με επαναληπτικό τρόπο και έτσι έχουμε την πρώτη μεταβλητή να είναι η προβολή στη διεύθυνση της οποίας μεγιστοποιείται η διακύμανση της προβολής, δηλαδή το κύριο συστατικό w_1 του συνόλου στοιχείων \mathbf{x} , υποθέτοντας ότι έχουμε μηδέν εμπειρικό μέσο όρο (ο εμπειρικός μέσος όρος της διανομής έχει αφαιρεθεί από το σύνολο στοιχείων).

$$\mathbf{w}_1 = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|=1} \text{var}\{\mathbf{w}^T \mathbf{x}\} = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|=1} E \left\{ (\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2 \right\}$$

Για $k-1$ μεταβλητές, δηλαδή principal components έχουμε

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \mathbf{x} - \sum_{i=1}^{k-1} \mathbf{w}_i \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}$$

Ο τελικός υπολογισμός γίνεται με τον ακόλουθο τύπο

$$\mathbf{w}_k = \arg \max_{\|\mathbf{w}\|=1} E \left\{ (\mathbf{w}^T \hat{\mathbf{x}}_{k-1})^2 \right\}.$$

Ο μετασχηματισμός από τον οποίο προκύπτουν οι κυρίες μεταβλητές είναι

$$S_i = W_i^T X$$

Ο υπολογισμός του w μπορεί πρακτικά να γίνει και από τον πίνακα συνδιακύμανσης, $E\{xx^T\} = C$. Ισχύει ότι πίνακας w των διανυσμάτων του x είναι ισοδύναμος με τον πίνακα w των ιδιοδιανυσμάτων του πίνακα συνδιακύμανσης των παρατηρήσεων $C = X X^T$. Ο πίνακας αυτός είναι μια μήτρα των διανυσμάτων βάσης, με ένα διάνυσμα ανά στήλη, όπου κάθε διάνυσμα βάσης είναι ένα ιδιοδιάνυσμα του C . Τα διανύσματα στο w όμως είναι ένα υποσύνολο των ιδιοδιανυσμάτων του C , αυτών που αντιστοιχούν στις μεγαλύτερες ιδιοτίες.

Στην πράξη, κατασκευάζεται η μήτρα συσχετισμού των στοιχείων και τα ιδιοδιανύσματα σε αυτήν την μήτρα υπολογίζονται. Ιδιοδιανύσματα που αντιστοιχούν στις μεγαλύτερες ιδιοτίες (τα κύρια συστατικά) μπορούν τώρα να χρησιμοποιηθούν για να αναδημιουργήσουν ένα μεγάλο μέρος της διαφοράς των αρχικών στοιχείων. Το αρχικό διάστημα μειώνεται με απώλεια στοιχείων, αλλά διατήρηση της σημαντικότερης πληροφορίας, σε ένα διάστημα που εκτείνεται σε μερικά ιδιοδιανύσματα, τα οποία περιέχουν τη σημαντικότερη πληροφορία.

4.1.2 Προϋποθέσεις Της PCA

1. Η μέθοδος PCA κάνει μια αυστηρή αλλά ισχυρή υπόθεση: την γραμμικότητα. Προϋποθέτει οι καταγραφές των πηγών να είναι γραμμικοί συνδυασμοί χρονικά ανεξάρτητων εγκεφαλικών και artifactual πηγών. Τα κύρια components πρέπει να είναι ορθογώνια μεταξύ τους.
Η γραμμικότητα απλοποιεί το πρόβλημα. Με αυτήν την υπόθεση η PCA περιορίζεται τώρα στην επανέκφραση των στοιχείων ως γραμμικό συνδυασμό διανυσμάτων της βάσης.
2. Η PCA χρησιμοποιεί ιδιοδιανύσματα του πίνακα συνδιακύμανσης και βρίσκει μόνο τους ανεξάρτητους άξονες των στοιχείων στις γκαουσσιανές περιπτώσεις. Για τα μη-Gaussian ή πολύμορφα γκαουσσιανά στοιχεία, η PCA απλά αποσυσχετίζει τους άξονες. Όταν χρησιμοποιείται για clustering, ο κύριος περιορισμός είναι ότι δεν εξετάζει τη διαχωριστικότητα μιας κατηγορίας, δεδομένου ότι δεν λαμβάνει υπόψη την ετικέτα κατηγορίας του διανύσματος των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Για να ισχύει αυτή η συνθήκη θα πρέπει η κατανομή των x_i να είναι εκθετική.

3. Υποθέτουμε ότι οι υψηλές variances έχουν τη σημαντική πληροφορία ενώ οι χαμηλές αντιστοιχούν σε θόρυβο. Η υπόθεση αυτή υποδηλώνει ότι δεχόμαστε ότι τα δεδομένα μας έχουν υψηλό SNR.
4. Τα κύρια συστατικά είναι ορθογώνια μεταξύ τους.

4.2 Μέθοδοι Ανώτερων Βαθμών

Projection pursuit - Αναζήτηση Προβολής

Η Projection pursuit είναι μια τεχνική ανώτερου βαθμού, η οποία προσπαθεί να βρει τις «πιο ενδιαφέρουσες» πιθανές προβολές σε πολυδιάστατα στοιχεία. Συνήθως αυτές είναι που αποκλίνουν πιο πολύ από την κανονική κατανομή. Με τον εντοπισμό της κάθε προβολής τα στοιχεία μειώνονται, αφού προηγουμένως αφαιρεθεί το συστατικό κατά μήκος της. Η ιδιαίτερα διαδικασία επαναλαμβάνεται βρίσκοντας νέες προβολές. Η μέθοδος αυτή αναπτύχθηκε από τους Jerome H. Friedman και John Tukey το 1974. [37]

Blind deconvolution- Τυφλή Αποσυνέλιξη

Στα εφαρμοσμένα μαθηματικά, η blind deconvolution είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται για την αποκατάσταση ενός αντικειμένου από ένα σύνολο «θόλων» σημάτων. Ανήκει και αυτή στις μεθόδους ανώτερης τάξης. Οι κανονικές γραμμικές και μη γραμμικές τεχνικές αποσυνέλιξης απαιτούν μια γνωστή PSF(point spread function). Ο αλγόριθμος αποσυνέλιξης είναι ικανός να αποκαταστήσει όχι μόνο το αντικείμενο αλλά και τις PSFs. Μια καλή εκτίμηση του PSF είναι χρήσιμη για τη γρηγορότερη σύγκλιση αλλά όχι απαραίτητη.

Οι επαναληπτικές μέθοδοι περιλαμβάνουν την Richardson-Lucy deconvolution και την expectation-maximization algorithm. Μερικοί από τους πιο διαδεδομένους αλγόριθμους είναι Richardson-Lucy deconvolution, Constant modulus algorithm, Decision-directed estimation, Shalvi-Weinstein algorithm, Bussgang blind deconvolution, Godard algorithm.

Redundancy Reduction

Η μέθοδος αυτή είναι μια μέθοδος ανώτερου βαθμού η οποία έχει ως ιδιαίτερο γνώρισμα της το ότι τα δεδομένα αναπαριστώνται από όσο το δυνατόν ανεξάρτητες συνιστώσες. Αν τα δεδομένα μας είναι αραιά τότε ο πλεονασμός μπορεί να μπορεί να επαλειφθεί με την τεχνική της αραιής κωδικοποίησης, ή της ελαχίστης προβλεψιμότητας.

4.3 Independent Component Analysis (ICA)

Η ICA είναι μια μέθοδος που μπορεί να ανιχνεύσει και να αφαιρέσει αποτελεσματικά ένα μεγάλο εύρος artifact πηγών καθώς και πηγές θορύβου από τα αρχεία EEG. Βασίζεται στις στατιστικές ιδιότητες των δεδομένων έτσι ώστε ο γραμμικός μετασχηματισμός τους να αποτελείται από ανεξάρτητες συνιστώσες. Σκοπός της μεθόδου αυτής είναι να βρεθεί ένας γραμμικός συνδυασμός έτσι ώστε τα στοιχεία του s , δηλαδή των αρχικών πηγών, να είναι στατιστικά ανεξάρτητα μεταξύ τους.

4.3.1 Περιγραφή Της Μεθόδου

Η ανάλυση με τη χρήση ανεξάρτητων μεταβλητών ενός τυχαίου διανύσματος x έγκειται στην εύρεση ενός γραμμικού μετασχηματισμού $s = Wx$ τέτοιου ώστε οι συνιστώσες του μετασχηματισμού s_i να είναι όσο το δυνατόν ανεξάρτητες μεταξύ τους. Δηλαδή επιδιώκουμε να μεγιστοποιήσουμε μια συνάρτηση έστω $F(s_1, s_2, \dots, s_n)$ που μας δίνει την ανεξαρτησία.

Έτσι ανάλυση με τη χρήση ανεξάρτητων μεταβλητών ενός τυχαίου διανύσματος x συνίσταται στον υπολογισμό του ακόλουθου μοντέλου για τα δεδομένα :

$$x = As + n \quad (1)$$

που οι μεταβλητές s_i στο διάνυσμα s θεωρούνται ανεξάρτητες, ο πίνακας A είναι μία $m \times n$ μήτρα μίξης και n είναι ο θόρυβος.

Το πρόβλημα της επίλυσης του παραπάνω τύπου δεν είναι καθόλου απλό και έτσι το ενδιαφέρον μας επικεντρώνεται σε μια πιο απλή μορφή του παραπάνω ορισμού, παραλείποντας το διάνυσμα του θορύβου

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

όπου οι μεταβλητές s_i στο διάνυσμα s θεωρούνται ανεξάρτητες, ο πίνακας A είναι μία $m \times n$ μήτρα μίξης.

Έστω ότι έχουμε N πηγές θορύβου $S = \{s_1(t), \dots, s_N(t)\}$ οι οποίες είναι γραμμικά αναμειγμένες πολλαπλασιαζόμενες με έναν άγνωστο πίνακα A .

Ισχύει ότι

$$x = \{x_1(t), \dots, x_N(t)\} = As.$$

Δηλαδή

$$\begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{pmatrix} = \mathbf{A} \begin{pmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{pmatrix}$$

Το ICA πρότυπο είναι ένα παραγωγικό πρότυπο, το οποίο σημαίνει ότι περιγράφει πώς τα στοιχεία των παρατηρήσεων παράγονται με μια διαδικασία από το συστατικό s_i . Τα ανεξάρτητα συστατικά είναι αφανείς μεταβλητές, που σημαίνουν ότι δεν μπορούν να παρατηρηθούν άμεσα. Επίσης η μήτρα μίξης υποτίθεται ότι είναι άγνωστη. Το μονό που μπορούμε να παρατηρήσουμε είναι το τυχαίο διάνυσμα x και από αυτό πρέπει να υπολογίσουμε τον πίνακα A καθώς και το διάνυσμα s . Αυτό πρέπει να γίνει κάτω από όσο το δυνατόν γενικότερες υποθέσεις.

Υπάρχουν τρεις κατηγορίες αλγορίθμων ανάλογα με τα κριτήρια βάση των οποίων υπολογίζεται η λύση της παραπάνω εξίσωσης.

- Χωρικοί Αλγόριθμοι ICA (Spatial ICA)
Οι αλγόριθμοι αυτοί δεν λαμβάνουν υπ' όψιν τους την χρονική εξάρτηση των δεδομένων. Θεωρούν ότι οι πηγές των δεδομένων είναι ανεξάρτητες και ομοιόμορφα κατανομημένες διαδικασίες (i.i.d.), δηλαδή απλές ανεξάρτητες μεταβλητές. Υπολογίζουν την χωρική εξάρτηση των δεδομένων με διαφορές τεχνικές, όπως η οριακή εντροπία (π.χ. RADICAL), η αμοιβαία πληροφορία (π.χ. MILCA), η εντροπία (π.χ. INFOMAX), η cross-cumulants (π.χ. JADE (Cardoso 1999) [54]) και η μη γραμμική cross-correlation (π.χ. kernel ICA).
- Χρονικοί Αλγόριθμοι ICA (Temporal ICA)
Οι αλγόριθμοι αυτοί θεωρούν ότι οι πηγές των δεδομένων δεν είναι i.i.d. και χρησιμοποιούν την χρονική εξάρτηση των δεδομένων για να διαχωρίσουν τις πηγές (π.χ. TDSEP (Ziehe and Muller 1998) [55]).
- Χωρο-χρονικοί Αλγόριθμοι ICA (Spatio- Temporal ICA)
Οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούν τις ιδιότητες και της χρονικής και της χωρικής δομής των δεδομένων και χρησιμοποιούν τη Blind Source Separation για να διαχωρίσουν τις πηγές (π.χ. Complexity Pursuit).

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει ότι τα σήματα ERP τα οποία επεξεργαζόμαστε είναι time-locked στο ερέθισμα, αραιά η κατάλληλη κατηγορία αλγορίθμων είναι οι χωρικοί αλγόριθμοι. Στη βιβλιογραφία έχουν προταθεί διάφοροι ICA αλγόριθμοι όπως ο FastICA (Hyvarinen 1999)[53], , Bayesian ICA (Hjen-Srensen *et al* 2002)[56], relative Newton (Zibulevsky 2003)[57] και Infomax algorithm[58]. Σχεδόν όλοι έχουν παρόμοια αποτελέσματα. Λόγω υπολογιστικής απλότητας επιλέξαμε τελικά τον Infomax αλγόριθμο, ο οποίος περιγράφεται αναλυτικά στο κεφάλαιο 4.3.3.1. Χαρακτηριστικό του αλγορίθμου αυτού είναι ότι μήτρες μίξης είναι σχεδόν πάντα τετραγωνικές, διευκολύνοντας τη διαδικασία του εντοπισμού των διόλων.

4.3.2 Προϋποθέσεις Για Spatial ICA

Προκειμένου να εξασφαλίσουμε τη μοναδικότητα της λύσης πρέπει να κάνουμε τις παρακάτω παραδοχές[43,44].

1. Όλες οι ανεξάρτητες μεταβλητές με εξαίρεση μία θα πρέπει να έχουν μη κανονική κατανομή.

Αν θεωρήσουμε πως οι ανεξάρτητες μεταβλητές s_1, s_2, \dots, s_n έχουν κανονική κατανομή τότε κάθε γραμμικός μετασχηματισμός τους $x = As$, θα έχει κανονική κατανομή και τα στοιχεία x_i θα είναι μη-συσχετισμένα. Σε μεταβλητές με κανονική κατανομή απλή μη-συσχέτιση συνεπάγεται και ανεξαρτησία. Επομένως οποιοσδήποτε γραμμικός μετασχηματισμός είναι και λύση του προβλήματος.

2. Ο αριθμός των παρατηρούμενων δεδομένων m πρέπει να είναι τουλάχιστον ίσος με τον αριθμό των ανεξάρτητων πηγών $m \geq n$.

Ο περιορισμός αυτός δεν είναι αναγκαίος. Ακόμα και στη περίπτωση που $m < n$ η μήτρα μίξης A μπορεί να αναγνωριστεί, αν και οι ενεργοποιήσεις των ανεξάρτητων μεταβλητών δεν μπορούν να ανακτηθούν λόγω της μη αντιστρεψιμότητας του A . Η υπάρχουσα θεωρία της ICA δεν ισχύει για αυτή την περίπτωση και έτσι είμαστε αναγκασμένοι να κάνουμε αυτή την υπόθεση.

3. Όλες οι στήλες του A πρέπει να είναι γραμμικά ανεξάρτητες.

Η προϋπόθεση αυτή είναι αναγκαία για προφανείς λόγους καθώς αν ο πίνακας δεν έχει όλες τις στήλες του γραμμικά ανεξάρτητες αυτό σημαίνει πως δύο ανεξάρτητες μεταβλητές ταυτίζονται.

4.3.3 Επίλυση Για Spatial ICA

Προκύπτει ότι το κλειδί για την επίλυση της ICA είναι η μη-κανονικότητα. Χωρίς αυτή δεν μπορεί να υπάρξει λύση. Στη στατιστική συμφωνά με το κεντρικού οριακό θεώρημα ισχύει ότι η κατανομή του αθροίσματος ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών τείνει προς την κανονική κατανομή κάτω από συγκεκριμένες προϋποθέσεις. Έτσι το άθροισμα δύο ανεξάρτητων μεταβλητών έχει πιο κανονική κατανομή από κάθε μία ξεχωριστά. Ας υποθέσουμε πως τα δεδομένα πληρούν παραπάνω προϋποθέσεις και αραιά είναι το αποτέλεσμα της μίξης ανεξάρτητων μεταβλητών. Για να υπολογίσουμε μία από τις ανεξάρτητες μεταβλητές θεωρούμε ένα γραμμικό συνδυασμό του x_i

$$y = w^T x = \sum_i w_i x_i$$

όπου w είναι το διάνυσμα προς υπολογισμό. Αν το διάνυσμα w ήταν μία από τις σειρές του αντίστροφου της μήτρας μίξης A τότε ο γραμμικός συνδυασμός θα ήταν μία από τις ανεξάρτητες πηγές. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το θεώρημα του κεντρικού ορίου για να καθορίσουμε το διάνυσμα w , έτσι ώστε να ισούται με μία σειρά του αντίστροφου του A . Στην πράξη κάτι τέτοιο είναι αδύνατο καθώς δεν γνωρίζουμε τίποτα για τον A αλλά μπορούμε να κάνουμε μια καλή προσέγγιση.

Αλλάζουμε τις μεταβλητές και ορίζουμε $Z = A^T W$. Τότε η εξίσωσης (2) γίνεται $y = W^T x = Z^T S$. Εφόσον το άθροισμα ακόμα και δύο ανεξάρτητων μεταβλητών έχει πιο κανονική κατανομή από κάθε μία ξεχωριστά τότε και ο γραμμικός συνδυασμός $y = Z^T S$ έχει περισσότερο κανονική κατανομή από κάθε s_i . Η κατανομή του γίνεται λιγότερο κανονική όταν το y ισούται με s_i . Θεωρούμε διάνυσμα w τέτοιο

ώστε να μεγιστοποιεί την μη-κανονικότητα του $W^T x$. Ένα τέτοιο διάνυσμα αντιστοιχεί σε ένα z που έχει μόνο ένα μη μηδενικό στοιχείο. Δηλαδή ο μετασχηματισμός $W^T x = z^T S$ αντιστοιχεί σε μία ανεξάρτητη πηγή.

Μεγιστοποιώντας την μη-κανονικότητα του $W^T x$ έχουμε μία από τις ανεξάρτητες πηγές. Στην πραγματικότητα ο n διαστάσεων χώρος των διανυσμάτων w έχει $2n$ τοπικά μέγιστα, δύο για κάθε ανεξάρτητη πηγή, που αντιστοιχούν στα s_i και $-s_i$. Προκειμένου να υπολογίσουμε τις ανεξάρτητες πηγές πρέπει να υπολογίσουμε όλα τα τοπικά μέγιστα.

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να ορίσουμε μια τυχαία μεταβλητή που να πολιτικοποιεί τη κανονικότητα της κατανομής μιας τυχαίας μεταβλητής. Υπάρχουν δυο κατηγορίες συναρτήσεων για τη μέτρηση της κανονικότητας, οι καθολικές και οι συναρτήσεις βήματος. Ουσιαστικά οι καθολικές συναρτήσεις αποτελούν άθροισμα νηματικών συναρτήσεων με την προσθήκη κάποιου επιπλέον περιορισμού μη-συσχέτισης, για να μη συγκλίνουν συνέχεια στην ιδιαίτερο κατεύθυνση.[28]

4.3.4 Infomax Theory

Όπως αναφέραμε προηγουμένως σχεδόν όλοι οι αλγόριθμοι για spatial ICA έχουν παρόμοια αποτελέσματα. Εμείς επιλέξαμε να επεξεργαστούμε τα δεδομένα μας με τον αλγορίθμους Infomax. Χαρακτηριστικό του αλγορίθμους αυτού είναι ότι μήτρες μίξης είναι σχεδόν πάντα τετραγωνικές, διευκολύνοντας τη διαδικασία του εντοπισμού των δίπολων.

Όπως έχουμε ήδη επισημάνει, οι χωρικοί αλγόριθμοι δεν λαμβάνουν υπ' όψιν τους την χρονική εξάρτηση των δεδομένων. Θεωρούν ότι οι πηγές των δεδομένων είναι ανεξάρτητες και ομοιόμορφα κατανεμημένες διαδικασίες (i.i.d.). Οι πιο διαδεδομένες τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του unmixing πινάκα W, είναι η ελαχιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας των σημάτων που ανακτώνται, ο υπολογισμός της maximum likelihood [39] και άλλες adaptive filtering τεχνικές. Επίσης η χωρική εξάρτηση των δεδομένων υπολογίζεται με την μεγιστοποίηση της αμοιβαία πληροφορίας.

Η προσέγγιση των Bell και Sejnowski (1995)[58] θέλει την αμοιβαία πληροφορία να μεγιστοποιείται (αρχή Infomax). Σε κάθε περίπτωση ο αλγόριθμος προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει τον πλεονασμό στα δεδομένα εξόδου. Ουσιαστικά ο αλγόριθμος θα διαχωρίσει μια πηγή s_i από ένα σύνολο x_i , με κριτήριο, η δραστηριότητα της κάθε πηγής, να είναι στατιστικά ανεξάρτητη από τις άλλες. Δηλαδή ζητάμε η αμοιβαία πληροφορία τους να είναι μηδενική. Υπολογίζεται έτσι ένας γραμμικός μετασχηματισμός, ο οποίος ικανοποιεί κάθε φορά τη συνθήκη $I(u_1, u_2) = 0$ για κάθε $i \neq j$, όπου ο πίνακας u δίνεται από το γραμμικός μετασχηματισμός

$$U=Wx=Was$$

Όμως η αμοιβαία πληροφορία είναι μια αρκετά δύσκολη συνάρτηση για να ελαχιστοποιηθεί απευθείας. Ο αλγόριθμος Infomax εκμεταλλεύεται τη σχέση της αμοιβαίας πληροφορίας με την από κοινού εντροπία των σημάτων εξόδου, τα οποία πέρανε από ημιτονοειδής μη γραμμικές συναρτήσεις $g(u)$.

$$I(\mathbf{u}) = -H(\mathbf{g}(\mathbf{u})) + E \left[\sum_i \log \frac{|g'_i(u_i)|}{p_i(u_i)} \right] \quad (3) \text{ [Παράρτημα Α]}$$

Κατά συνέπεια, εάν οι απόλυτες τιμές των κλίσεων των ημιτονοειδών συναρτήσεων, $|g'_i(u_i)|$ είναι οι ίδιες με την ανεξάρτητη συνιστώσα της p.d.f., έστω $p_i(u_i)$, τότε ο Infomax, που μεγιστοποιεί την κοινή εντροπία του διανύσματος $\mathbf{g}(\mathbf{u})$, θα είναι ισοδύναμος με την ICA (που ελαχιστοποιεί τον πλεονασμό πληροφορίας του διανύσματος \mathbf{u}). Στον αλγορίθμους αυτό η επιλογή της συνάρτησης $g(u)$ είναι καθοριστική για την επίτευξη της σύγκλισης. Η ιδανική επιλογή της συνάρτησης $g(u)$ είναι η cumulative density function.

Για να μεγιστοποιήσουμε την από κοινού εντροπία θα πρέπει να μεγιστοποιήσουμε και τις εντροπίες $H(x)$ και $H(y)$ ενώ παράλληλα να ελαχιστοποιήσουμε την αμοιβαία τους πληροφορία. Ο αλγόριθμος επιδιώκει να μεγιστοποιήσει την $H(y)$ διορθώνοντας σε κάθε επανάληψη τα στοιχεία του τετραγωνικού πίνακα W .

Γενικεύοντας σε N -διαστάσεις το πρόβλημα ανάγεται στη μεγιστοποίηση του Ιακωβιανού πίνακα $[[g_i(u_i)/x_j]_{ij}]$. Οι Bell και Sejnowski (1996)[42] έδειξαν ότι ο στοχαστικός gradient descent αλγόριθμος που μεγιστοποιείται την εντροπία $H(g(u))$ είναι

$$\Delta W \propto W^{-T} + f(u)x^T$$

Όπου η f συνάρτηση δίνεται από τη σχέση

$$f_i(u_i) = \frac{\partial}{\partial u_i} \ln g'_i(u_i)$$

Όταν $g'_i(u_i) = p_i(u_i)$ για κάθε i τότε συμφωνά με τη σχέση (3) έχουμε την ιδανική λύση του ICA.

Να σημειώσουμε ότι αν και μια μη γραμμική συνάρτηση χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό του πίνακα W , όταν ο αλγόριθμος συγκλίνει και ο πίνακας W έχει υπολογιστεί, το αποτέλεσμα $U=Wx$, είναι ένας γραμμικός μετασχηματισμός.

Από τα παραπάνω συμπεραίνουμε ότι μεταβλητές με Gaussian κατανομής δεν μπορούν να διαχωριστούν από τον ICA αλγόριθμους. Πράγματι γραμμικοί συνδυασμοί στατιστικά ανεξάρτητων στοιχείων δεδομένων έχουν μη Gaussian κατανομής και γραμμικοί συνδυασμοί Gaussian σημάτων έχουν κανονική κατανομή.

Η πλειονότητα των αλγορίθμων ICA μεγιστοποιείται τη μη-κανονικότητα. Έχει αποδεδειχθεί ότι δεν υπάρχει τρόπος να καταλήξουμε στον υπολογισμό ενός πίνακα μίξης απευθείας από το αρχικό μείγμα.[38]. Το φαινόμενο ότι ο ορθογώνιος πίνακας μίξης δεν μπορεί να εκτιμηθεί για τις Gaussian μεταβλητές σχετίζεται με την ιδιότητα ότι οι από κοινού ασυσχέτιστες μεταβλητές είναι ανεξάρτητες. Ο πίνακας A δεν είναι αναγνωρίσιμος για Gaussian ανεξάρτητα στοιχεία.

4.3.5 Ασάφειες Της ICA

Η μέθοδος ICA έχει τις ακόλουθες ασάφειες στη λύση της οι οποίες είναι εύκολο να διαπιστωθούν.

1. Δεν μπορούμε να προσδιορίσουμε τις ενέργειες των ανεξάρτητων μεταβλητών.

Λόγω του γεγονότος ότι εφόσον και η μήτρα μίξης A και οι ανεξάρτητες μεταβλητές s_i είναι άγνωστες τότε οποιοσδήποτε πολλαπλασιασμός των ανεξάρτητων μεταβλητών με κάποιο αριθμό a ακυρώνεται από την διαίρεση της αντίστοιχης στήλης του A (1). Το πρόβλημα αυτό μπορεί να ξεπεραστεί αν θεωρήσουμε ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές έχουν διακύμανση ίση με 1. Έτσι η μονή ασάφεια που παραμένει έχει να κάνει με το πρόσημο των μεταβλητών. Αλλά αυτή, φαίνεται να είναι ασήμαντη στις περισσότερες εφαρμογές.

2. Δεν μπορούμε να προσδιορίσουμε τη σειρά των ανεξάρτητων συστατικών

Ο λόγος και πάλι οφείλεται στο γεγονός πως αφού η μήτρα μίξης A και οι ανεξάρτητες μεταβλητές s_i είναι άγνωστες μπορούμε ελεύθερα να αλλάξουμε τη σειρά τους στο άθροισμα (1). Τυπικά ένας αντιμεταθετός πίνακας P και ο αντίστροφος του μπορούν να εισέλθουν στο μοντέλο (1) και να μας δώσουν $x = AP^{-1}Ps$. Τα στοιχεία του Ps είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές s_i , με διαφορετική σειρά. Η μήτρα AP^{-1} είναι μία καινούργια μήτρα μίξης που πρέπει να λύσουμε με την ICA.

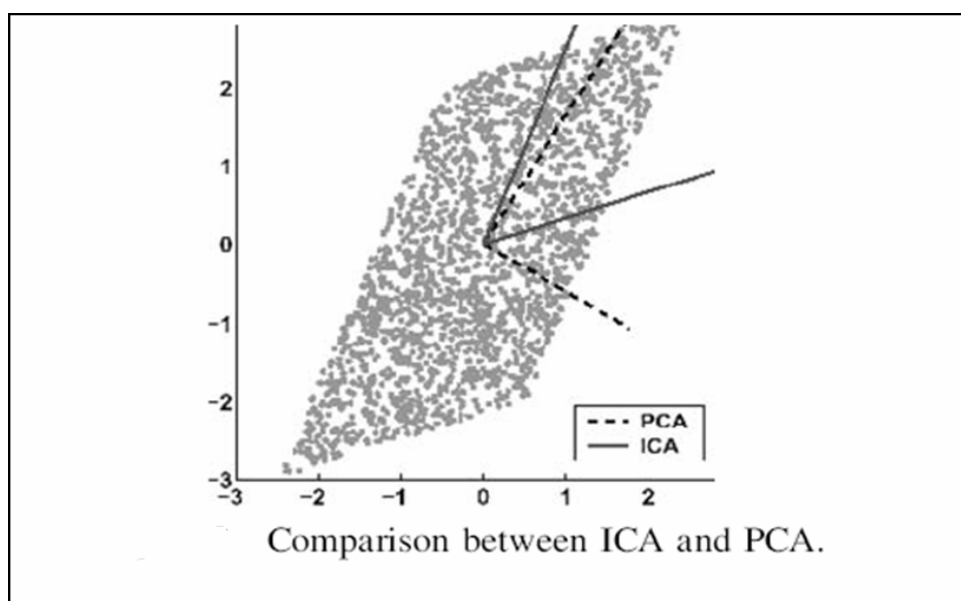
4.4 ICA Vs PCA

Στην ανάλυση μας θα ασχοληθούμε με τις πιο διαδεδομένες γραμμικές μεθόδους, την PCA και με την ICA. Μέχρι στιγμής στις περισσότερες μελέτες γίνεται επεξεργασία των δεδομένων μονό με τον αλγόριθμους ICA ή μονό με τον PCA. Σε αυτή την εργασία θα συνδυάσουμε τις δυο μεθόδους και θα μελετήσουμε την απόδοση του συνδυασμού καθώς και την απόδοση της κάθε μιας μεθόδου ξεχωριστά στο εγκεφαλογράφημα. Στο συνδυασμό αυτό η PCA θα χρησιμοποιηθεί για να επεξεργαστεί τα δεδομένα πριν από τον ICA αλγόριθμο, μειώνοντας έτσι τον όγκο των δεδομένων και κάνοντας παράλληλα και απαλοιφή μεγάλου μέρους των συνιστωσών θορύβου.

Οι δύο μέθοδοι είναι γραμμικοί συνδυασμοί οι οποίοι υπολογίζουν ένα νέο σύνολο διανυσμάτων βάσης για τα στοιχεία. Η μέθοδος ICA είναι ουσιαστικά μια γενίκευση της PCA και είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος για ανάλυση σε ανεξάρτητες μεταβλητές. Η PCA παράγει μια ορθογώνια βάση με τη βοήθεια της οποίας μετασχηματίζει τα δεδομένα. Η ICA μετασχηματίζει τα δεδομένα με τη βοήθεια ανεξάρτητων μεταβλητών.

Απο τον ορισμό η PCA προβάλλει τα δεδομένα σε ένα ορθογώνιο πλαίσιο, σε άξονες αναφοράς που ορίζονται από δευτεροβάθμιους συντελεστές. Αυτοί προκύπτουν από τη μεγιστοποίηση της διακύμανσης των προβαλλόμενων στοιχείων κατά μήκος των ορθογώνιων κατευθύνσεων. Ο υπολογισμός των components γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε η πρώτη συνιστώσα να περιέχει όσο μεγαλύτερο πολιτικοποιεί διακύμανσης γίνεται και ομοίως η δεύτερη για το εναπομένον πολιτικοποιεί διακύμανσης. Ο στόχος της μεθόδους είναι να συμπερίλαβε όσο το δυνατόν περισσότερη διακύμανσης πηγής σε κάθε συνιστώσα. Είναι μια καλή μέθοδος επομένως για μείωση του όγκου των δεδομένων, με ταυτόχρονη μείωση των διαστάσεων. Θα πρέπει όμως να τονίσουμε ότι είναι μια lossy διαδικασία και σε περιπτώσεις όπου είναι απαραίτητη η ακρίβεια στην ανάλυση των δεδομένων η εφαρμογή της θα πρέπει να περιορίζεται αρκετά.

Η ICA είναι ιδανική σε εφαρμογές όπως ο διαχωρισμός σημάτων ήχου, στις τηλεπικοινωνίες ή στην επεξεργασία των ιατρικών σημάτων. Η πιο σημαντική διάφορα μεταξύ των δυο αλγορίθμων είναι ότι οι άξονες στην ICA δεν είναι απαραίτητως ορθογώνιοι. Επίσης η κατεύθυνση των αξόνων δεν υπολογίζεται μόνο από συντελεστές δευτέρου βαθμού αλλά και μεγαλύτερων. Γι' αυτό τα δεδομένα εκφράζονται πιο σωστά και με μεγαλύτερη ακρίβεια στους μη ορθογωνίους άξονες, όπως φαίνεται και στο σχήμα 4.1. Ο υπολογισμός των συνιστωσών γίνεται με μεγιστοποίηση της εντροπίας των δεδομένων. Επομένως η ICA βρίσκει τα διανύσματα επάνω στα οποία οι προβολές είναι ανεξάρτητες. Επίσης έχουμε τη δυνατότητα να επιλέξουμε τον αριθμό των ανεξάρτητων πηγών.



Σχήμα 4.1 Σύγκριση μεταξύ ICA-PCA. Στη γραφική παράσταση φαίνεται η ορθογώνια βάση που έχει υπολογιστεί από την PCA και η μη-ορθογώνια από την ICA. Φαίνεται καθαρά ότι η ICA εκφράζει με μεγαλύτερη ακρίβεια τα δεδομένα.

Ουσιαστικά η PCA και η ICA έχουν διαφορετική και συμπληρωματική λογική. Ο στόχος της PCA είναι να συμπερίλαβε όση περισσότερη πληροφορία γίνεται σχετικά με τη διακύμανση της πηγής σε κάθε διαδοχική συνιστώσα, ενώ ο στόχος της ICA είναι να χωριστούν οι ανεξάρτητες πηγές πληροφορίας όσο το δυνατόν πιο ξεκάθαρα.

4.5 Εφαρμογές Της ICA Σε Πρόσφατες Έρευνες

Διάφορες προσπάθειες έχουν γίνει για να αναλυθούν τα σήματα EPs με βάση τον αλγόριθμο ICA. Ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια υπάρχει έντονο ενδιαφέρον στη συγκεκριμένη κατεύθυνση. Αναφέρονται συνοπτικά μερικές σημαντικές μελέτες, οι οποίες έχουν δώσει χρήσιμα συμπεράσματα στην ανάλυση σημάτων EEG.

Ο Makeig (1997) [57] εφάρμοσε τον Infomax αλγόριθμο για ICA σε συνδεδεμένα σήματα 2 καναλιών δεδομένων EPs, τα οποία είναι time-locked, με σκοπό να ανιχνεύσει τα ακουστικά ερεθίσματα. Εκτελέστηκε ο αλγόριθμος ICA ταυτόχρονα για όλα τα σημεία του EPs. Χρησιμοποιήθηκε ο μέσος Όρος των σημάτων αντί των single trials δοκιμών. Εντούτοις, οι τοπογραφίες των back-projections χρησιμοποιήθηκαν για να εξηγηθούν τα αποτελέσματα.

Ο Jung (2001) [59] παρουσιάζει μια εφαρμογή της ICA, όπου αναλύθηκαν single trial δόκιμες VEPs. Η ομαδοποίηση των συνιστωσών έγινε με μετρή την απόσταση Mahalanobis. Η απόσταση αυτή υπολογίζεται από έναν συνδυασμό των τοπογραφικών χαρτών των κρανίων και της φασματικής ισχύος των συνιστωσών.

Ο Jentzsch (2004) [60] εφάρμοσε τον Infomax αλγόριθμο για ICA στο μέσο όρο του P300 που λήφθηκε από οπτικά ερεθίσματα. Ένα χρονικό παράθυρο [0-400] σχετικά με την αρχή ερεθισμάτων χρησιμοποιήθηκε για να επιλέξει μόνο πέντε συστατικά με τη μέγιστη διακύμανση, και αγνοήθηκαν όλες οι άλλες συνιστώσες.

Περαιτέρω ανάλυση σχετική με τα οπτικά απρόκλητα δυναμικά (VEPs) που έγινε από τον Makeig (2004) [61] βασίστηκε επίσης σε EP δεδομένα, τα οποία είχαν παρόχθιε με τον ιδιότητες τρόπο. Παρατηρήθηκαν συνιστώσες οι οποίες περιείχαν ανακατεμένους εγκεφαλικούς ρυθμούς συχνότητας α και β , γεγονός το οποίο υποδηλώνει ότι δεν είναι όλες οι συνιστώσες διαχωρίσιμες.

Μια πρόσφατη ερευνά είναι αυτή των Jervis (2007) [34] όπου η ICA εφαρμόστηκε σε σήματα απρόκλητων δυναμικών LPC και CNV. Οι back-projected ανεξάρτητες συνιστώσες από τις single trial δόκιμες που υπολογιστήκαν από την ICA (χρησιμοποιήθηκαν για την ομαδοποίηση σε clusters).

Κεφάλαιο 5

Προτεινόμενος Αλγόριθμος Επεξεργασίας Σημάτων EEG

Έχουμε ήδη αναφέρει τα προβλήματα που έχουν προκύψει στην ανάλυση ενός ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος καθώς και τις θεωρητικές αρχές που αφορούν στη λειτουργία του εγκεφάλου και στις σημαντικότερες μεθόδους για ανάλυση των σημάτων του EEG. Συνθέτοντας όλα αυτά τα στοιχεία μαζί, θα προτείνουμε έναν αλγόριθμο για την επεξεργασία των σημάτων του εγκεφαλογραφήματος. Ένα γενικό πλάνο το οποίο παρατίθεται στο Σχήμα 5.1.

Για να καταλήξουμε στην υλοποίηση του αλγορίθμου αυτού, θα πρέπει πρώτα να διερευνήσουμε ποια είναι η πιο αποδοτική μέθοδος για την επεξεργασία των σημάτων (βλ. κεφάλαιο 6). Έπειτα από την διερεύνηση αυτή, ο αλγόριθμος αυτός θα ολοκληρωθεί και θα πάρει την τελική του μορφή, καθιστώντας τον ικανό να αναλύσει πραγματικές καταγραφές εγκεφαλογραφήματος και να μας δώσει πληροφορίες σχετικές με την δραστηριότητα του εγκεφάλου σε υγιείς εξεταζόμενους καθώς και εξεταζόμενους που νοσούν από την ασθένεια του Alzheimer.

Σκοπός μας είναι από το πραγματικό σημαντικότερες του εγκεφαλογραφήματος να ξεχωρίσουμε και να μελετήσουμε μονό το τμήμα εκείνο το οποίο εμπεριέχει το ERP P300. Για να το καταφέρουμε αυτό θα πρέπει αρχικά να αφαιρέσουμε τον θόρυβο καταγραφής από τα σήματα και στη συνέχεια να προσδιορίσουμε από ποιες πηγές του εγκεφάλου προέρχονται τα καταγεγραμμένα σήματα EEG και με ποιο τρόπο. Για αυτό το λόγο χρησιμοποιούμε τη μεθόδους ICA και προσπαθούμε να εντοπίσουμε τον unmixing πίνακα W , σύμφωνα με τον οποίο τα σήματα αυτά αναλύονται στις εγκεφαλικές πηγές.

Η λειτουργικότητα του εγκεφάλου βασίζεται σε δυο συμπληρωματικές αρχές, στην τοπικότητα (localization) και στη συνεκτικότητα (connectionism). Η localization αρχή υποδηλώνει ότι κάθε ψυχοκινητική λειτουργία γίνεται από μια συγκεκριμένη περιοχή του εγκεφάλου.[67] Η αρχή της συνεκτικότητας θέλει τις περιοχές του εγκεφάλου που εμπλέκονται σε μια δεδομένη ψυχοσωματική λειτουργία, να επηρεάζουν η μια την άλλη και να επικοινωνούν μεταξύ τους. Επομένως η δραστηριότητα του εγκεφάλου που απαιτείται για την ολοκλήρωση μιας δεδομένης διαδικασίας είναι το άθροισμα όλων αυτών των δραστηριοτήτων.

Σύμφωνα με αυτές τις αρχές καταλήγουμε στο συμπέρασμα ότι οι περιοχές εγκεφάλου που ενεργοποιούνται για την εκτέλεση μιας δεδομένης ψυχοκινητικής λειτουργίας πρέπει να είναι ανεξάρτητες από τις περιοχές του εγκεφάλου των οποίων τα σήματα επηρεάζονται από artifacts, όπως οι καρδιακοί παλμοί. Κάθε μια από αυτές τις χωριστές διαδικασίες μπορεί να αντιπροσωπευθεί από μια ή περισσότερες χωρικά-ανεξάρτητες συνιστώσες.

Στις συνιστώσες αυτές περιέχεται η ζητούμενη πληροφορία σχετικά με το προκλητό δυναμικό που μας ενδιαφέρει, όμως παράλληλα περιέχεται και θόρυβος καθώς και δραστηριότητα που σχετίζεται με άλλες λειτουργίες του εγκεφάλου, όπως αναφέραμε προηγουμένως. Προκύπτει επομένως η ανάγκη να διαχωρίσουμε με κάποιο τρόπο αυτές τις συνιστώσες. Η επιλογή των σημαντικών συνιστωσών γίνεται βάση ορισμένων χαρακτηριστικών τους γνωρισμάτων. Επίσης προκύπτει η ανάγκη «καθαρισμού» των σημάτων αυτών από το θόρυβο. Σε αυτή την κατεύθυνση θα χρησιμοποιήσουμε τις μεθόδους PCA καθώς και ICA.

Συχνά τα δεδομένα μας, τα οποία είναι η είσοδος σε κάποιον αλγόριθμο, είναι πάρα πολλά για να υποβληθούν σε επεξεργασία. Αν είναι εμφανές ότι υπάρχουν πολλά δεδομένα και εμπεριέχουν μικρή ποσότητα πληροφορίας, τότε προσπαθούμε να τα μετασχηματίσουμε με κάποιο τρόπο έτσι ώστε να έχουμε ένα μειωμένο σύνολο δεδομένων με τα ίδια χαρακτηριστικά γνωρίσματα, πλήρως αντιπροσωπευτικό του αρχικού. Στην αναγνώριση προτύπων και στην επεξεργασία σήματος η εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων είναι μια τεχνική για τη μείωση των διαστάσεων.

5.1 Μείωση Διαστάσεων

Η διαδικασία επιλογής των πιο σημαντικών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων ονομάζεται μείωση διαστάσεων (dimensionality reduction). Στη στατιστική η μείωση διαστάσεων είναι μια διαδικασία που μπορεί να διαιρεθεί στην επιλογή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων και στην εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων.

Η κύρια γραμμική τεχνική για τη μείωση διαστάσεων είναι η ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA). Άλλες μη γραμμικές τεχνικές είναι η Locally Linear Embedding (LLE), Laplacian eigenmaps, και Local Tangent Space Alignment (LTSA). Αυτές οι τεχνικές κατασκευάζουν μια χαμηλό-διαστατική αντιπροσώπευση στοιχείων χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση κόστους που διατηρεί τις τοπικές ιδιότητες των στοιχείων. Άλλες τεχνικές χρησιμοποιούν τις γραφικές παραστάσεις «γειτονιάς» προκειμένου να διατηρηθούν οι σφαιρικές ιδιότητες των στοιχείων. Η συντήρηση γειτονιάς μπορεί επίσης να επιτευχθεί μέσω της ελαχιστοποίησης της διαφοράς μεταξύ των αποστάσεων στα διαστήματα εισαγωγής και παραγωγής. Οι κύριες καμπύλες είναι μια γενίκευση της μεθόδους.

Άλλες γνωστές τεχνικές μείωσης διαστάσεων είναι οι Semidefinite embedding, Multifactor dimensionality reduction, Nonlinear dimensionality reduction, Isomap, Kernel PCA, Latent semantic analysis και Partial least squares.

Επιλεγούμε να επεξεργαστούμε τα σήματα με κύρια γραμμική τεχνική, την PCA. Παρατηρούμε, σε σήματα του EEG που έχουν υποστεί επεξεργασία με την μέθοδο PCA, ότι οι μεγάλες διακυμάνσεις συνδέονται με τις πρώτες κύριες συνιστώσες και έπειτα υπάρχει μια έντονη πτώση των τιμών διακύμανσης. Άρα η πιο ενδιαφέρουσα δυναμική εμφανίζεται στις πρώτες διαστάσεις.

5.1.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Γνωρισμάτων

Με την επιλογή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων προσπαθούμε να βρούμε ένα υποσύνολο των αρχικών στοιχείων, τα οποία να περιέχουν τη χρήσιμη πληροφορία, ενώ απορρίπτουμε άλλα που το περιεχόμενο τους μας είναι άχρηστο. Με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνουμε την μείωση του όγκου των προς επεξεργασία δεδομένων και ταυτόχρονα κάνουμε το σύστημα μας σταθερότερο. Η ανάλυση των στοιχείων μπορεί να γίνει στο μειωμένο διάστημα ακριβέστερα απ' ότι στο αρχικό διάστημα.

Η εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων κάνει μια χαρτογράφηση του πολυδιάστατου διανύσματος σε ένα σύστημα λιγότερων διαστάσεων. Αυτό σημαίνει ότι το αρχικό διάστημα χαρακτηριστικών γνωρισμάτων μετασχηματίζεται με την εφαρμογή συνήθως ενός γραμμικού μετασχηματισμού. Ο μετασχηματισμός αυτός ονομάζεται εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων.

Με την εξαγωγή των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων μειώνεται το σύνολο των απαιτούμενων πόρων που απαιτούνται για την πλήρη περιγραφή ενός μεγάλου συνόλου δεδομένων. Εάν τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα που εξάγονται επιλυθούν με προσοχή τότε θα έχουν όλη τη χρήσιμη πληροφορία και επομένως το αποτέλεσμα της επεξεργασίας θα είναι ακριβώς το ίδιο με το αν επεξεργαζόμασταν το αρχικού σύνολο δεδομένων.

Η μείωση των διαστάσεων καθώς και η εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων είναι δυο σημαντικά βήματα προκειμένου να γίνει καλύτερα και ευκολότερα η ταξινόμηση των δεδομένων μας.

5.1.2 Υλοποίηση Της Μείωσης Διαστάσεων

Η μείωση των διαστάσεων μπορεί να εφαρμοστεί εξίσου και σε σήματα που έχουμε επεξεργαστεί με την μέθοδο PCA και σε σήματα που προέρχονται από την ICA. Υποθέτουμε ότι S είναι η μήτρα των κύριων συνιστωσών (για σήματα που έχουμε επεξεργαστεί με PCA) ή η μήτρα των ανεξάρτητων πηγών (για σήματα που έχουμε επεξεργαστεί με ICA). Οι κύριες συνιστώσες ή οι ανεξάρτητες πηγές υποτίθεται ότι είναι γραμμικοί συνδυασμοί των αρχικών σημάτων. Μπορούμε να ανακτήσουμε τα σήματα ως εξής :

$$x(t) = W^{-1}s(t) = \hat{A}s(t)$$

Και η αντίστοιχη σχέση για τους πίνακες είναι

$$X = W^{-1}S = \hat{A}S$$

Η μείωση διαστάσεων μπορεί να γίνει πολύ εύκολα με απλή επιλογή των κυριών συνιστωσών ή των ανεξάρτητων πηγών που θέλουμε να ανακτήσουμε. Εν συνεχεία πολλαπλασιάζουμε τις επιλεγμένες γραμμές του πίνακα S με την αντίστοιχη επιλεγμένη στήλη του πίνακα A .

Η επιλογή της σωστής διάστασης στην οποία θα μειωθούν τα δεδομένα μας είναι ένα παράλληλα πολύ σημαντικό σημείο. Αν μειώσουμε τις διαστάσεις σημαντικά θα χάσουμε πολύτιμη πληροφορία ενώ αν τις μειώσουμε ελάχιστα τότε θα έχει παραμείνει σημαντική ποσότητα θορύβου και επομένως η διαδικασία αυτή στο σύνολο της θα είναι ανούσια. Όσο αφορά στη μέθοδο PCA είναι μάλλον εύκολο να καθοριστεί ο αριθμός των κύριων συνιστωσών που απαιτούνται.

Ένα κριτήριο για να αξιολογήσουμε την απόδοση της μείωσης που έχουμε κάνει, δηλαδή πόσο καλά οι πρώτες κύριες συνιστώσες εξηγούν τα δεδομένα μας είναι το ακόλουθο:

$$\phi_n = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (5.1)$$

Το ϕ_n είναι ένας δείκτης που μας επιτρέπει να αξιολογήσουμε το ποσό διακύμανσης που περιέχεται στις επιλεγμένες συνιστώσες. Στη σχέση 5.1 τα $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ είναι οι ιδιοτιμές του πίνακα συνδιακύμανσης $X^T X$.

Για τις ανεξάρτητες πηγές το πρόβλημα είναι πιο πολύπλοκο επειδή η διακύμανση τους δεν σχετίζεται με τις ιδιοτιμές του πίνακα συνδιακύμανσης. Οι Bugli et al.(2007) [32] προτείνουν τη χρησιμοποίηση του ακόλουθου δείκτη, ορίζοντας το ποσοστό του σήματος που έχει ανακτηθεί, με τη βοήθεια του αθροίσματος των τετραγώνων των διαφορών. Για η πηγές ορίζουμε

$$r_n = \left(\frac{1 - d_n}{\max_{1 \leq n \leq 28} (d_n)} \right) = 100 \left(\frac{1 - d_n}{d_0} \right)$$

Όπου

$$d_n = \sum_{\text{electrodes}} \sum_{\text{time}} (x - x_{\text{reconstructed with } n \text{ sources}})^2$$

Και ο όρος d_0 ισούται με το δείκτη διακύμανσης

$$s^2 = \sum_{\text{electrodes}} \sum_{\text{time}} (x)^2$$

Η τιμή του δείκτη r_n είναι 100% όταν κάνουμε ανακατασκευή του σήματος με τόσες συνιστώσες όσες και τα κανάλια μας και είναι 0% όταν ανακατασκευάζουμε μόνο με μία συνιστώσα. Σε αυτή τη περίπτωση το σφάλμα ανακατασκευής είναι μέγιστο. Επίσης από την ίδια μελέτη παρατηρήθηκε ότι για ένα δεδομένο ποσοστό ανακατασκευής, για παράδειγμα 80%, με τον δείκτη r_n χρειάζονται περισσότερες συνιστώσες από ότι με τον ϕ_n . Το φαινόμενο αυτό εξηγείται από το γεγονός ότι ο δείκτης ϕ_n σχετίζεται με τη διακύμανση ενώ ο r_n με το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE), το οποίο σχετίζεται και με τη διακύμανση αλλά και με τη πόλωση (bias). Επομένως, το κριτήριο r_n είναι πιο αυστηρό.

5.2 Εφαρμογή Της PCA Στην Ανάλυση Σημάτων EEG

Η PCA, όπως έχουμε ήδη αναφέρει, μετασχηματίζει τα δεδομένα μας με την βοήθεια ενός ορθογώνιου γραμμικού μετασχηματισμού και τα εκφράζει σε μια νέα βάση. Ο αλγόριθμος υπολογίζει τις ορθογώνιες συνιστώσες, στις οποίες συγκεντρώνεται η διακύμανση των μετασχηματισμένων στοιχείων και τις κατατάσσει σύμφωνα με την τιμή της διακύμανσης από την μεγαλύτερη στη μικρότερη. Ο σκοπός της μεθόδου αυτής είναι να βρεθεί ένας ορθογώνιος γραμμικός μετασχηματισμός τέτοιος ώστε η διακύμανση των μετασχηματισμένων στοιχείων να μεγιστοποιείται. Μετά από την επεξεργασία αυτή στις κύριες συνιστώσες συγκεντρώνεται ο μεγαλύτερος όγκος πληροφορίας. Έχει αποδειχθεί βάση των ιδιοτήτων των σημάτων EEG, ότι τα σήματα που περιέχουν χρήσιμη πληροφορία παρουσιάζουν μεγάλη διακύμανση, σε αντίθεση με τις συνιστώσες που περιέχουν κυρίως σήμα θορύβου. Επομένως απορρίπτοντας τις λιγότερο σημαντικές συνιστώσες, έχουμε απορρίψει παράλληλα και ένα πολύ μεγάλο κομμάτι του σήματος θορύβου. Στόχος αυτής της διαδικασίας είναι στη νέα ορθογώνια βάση να έχει φιλτραριστεί ο θόρυβος και να είναι πιο ξεκάθαρη και συμπαγής η δομή των δεδομένων μας. Με την διαδικασία αυτή, απορρίπτοντας συνιστώσες δεν απαλείφουμε artifactual πηγές αλλά μονό πηγές θορύβου.

5.2.1 Υποθέσεις Για Την Εφαρμογή Της PCA Στο EEG

Η PCA προϋποθέτει τα δεδομένα μας να έχουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

1. Αμελητέες Καθυστερήσεις Μετάδοσης

Η μίξη των πηγών γίνεται ακαριαία και οι καθυστερήσεις μετάδοσης των δυναμικών των πηγών θεωρείται ότι είναι αμελητέες. Η υπόθεση αυτή ισχύει εφόσον σε ένα EEG η μίξη των ρευμάτων είναι ακαριαία.

2. Γραμμικότητα

Η μέθοδος PCA προϋποθέτει την γραμμικότητα. Απαιτεί οι καταγραφές των πηγών να είναι γραμμικοί συνδυασμοί χρονικά ανεξάρτητων εγκεφαλικών και artifactual πηγών. Τα κύρια components να είναι ορθογώνια μεταξύ τους.

5.2.2 Δομή Του Μοντέλου Εφαρμογής Της PCA Στο EEG

Σε πλήρη αντιστοιχία με την μεθόδου ICA ορίζουμε τα στοιχεία του EEG. Έστω X ο πίνακας με τα αρχικά δεδομένα. Οι σειρές του X είναι τα σήματα ERP που καταγράφονται στα ηλεκτρόδια ενώ οι στήλες είναι μετρήσεις που καταγράφονται στα διαφορετικά χρονικά σημεία.

$$x = As + n \quad (1)$$

Όπου A η μήτρα μίξης (η αντίστροφη της «unmixing» μήτρα, W), s οι πηγές των σημάτων και n ο θόρυβος.

Αντίστοιχα και στην PCA η προβολή της ανεξάρτητης συνιστώσας \mathbf{i} πίσω στα αρχικά στοιχεία καλείται back-projection. Υπολογίζεται από το εξωτερικό γινόμενο της \mathbf{i} γραμμής του πίνακα των συνιστωσών ενεργοποίησης, \mathbf{u} , με την \mathbf{i} στήλη του αντίστροφου πίνακα unmixing, \mathbf{W} . Οι στήλες του αντιστρόφου πίνακα \mathbf{W} , είναι οι προβολές των αντίστοιχων συνιστωσών επάνω σε κάθε ένα κανάλια. Αυτές οι προβολές δίνουν την τοπογραφία κάθε component στον αντίστοιχο αισθητήρα ενημερώνοντας μας για την ακριβή θέση τους.

5.3 Εφαρμογή Της ICA Στην Ανάλυση Σημάτων EEG

Η ICA εφαρμόζεται κατεξοχήν στην ανάλυση των σημάτων του εγκεφαλογραφήματος και έχει ως αποτέλεσμα τον «καθαρισμό» των σημάτων EEG από τα artifacts και στην ανάλυση των προκλητών δυναμικών. Η μέθοδος αυτή έχει αποδεδειχθεί ότι μπορεί να αναγνωρίσει και να απομονώσει τα σημαντικότερα ειδή artifacts με πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα [46,47,48,49]. Η μέθοδος αυτή, σε σχέση με την PCA έχει την δυνατότητα να κάνει απαλοιφή artifactual πηγών καθώς και πηγών θορύβου. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο μετασχηματισμός των δεδομένων σε ανεξάρτητες πηγές, οι οποίες εξετάζονται ως προς το περιεχόμενο τους και είναι δυνατότητα να διαχωριστούν σε αυτές που εκφράζουν πηγές θορύβου ή και artifacts από αυτές που εκφράζουν χρήσιμη πληροφορία. Με αυτό τον τρόπο, όταν η μέθοδος αυτή εφαρμοστεί σε σήματα προκλητών δυναμικών, αναγνωρίζει και απομονώνει τις ανεξάρτητες συνιστώσες που συνεισφέρουν στο προκλητό δυναμικό. Οι προβολές των ανεξάρτητων συνιστωσών της ICA στο κρανίο ταιριάζουν τοπογραφικά με τις προβολές της δραστηριότητας που θα παραγόταν μέσα σε μια περιοχή του εγκεφάλου. Δηλαδή η δραστηριότητα της πηγής, που έχει προκύψει από την ανάλυση μας, παράγει μια διπολική μορφή σημάτων στο κρανίο αντίστοιχη με την προβολή ενός μικρού ισοδύναμου δίπολου το οποίο υπάρχει «κρυμμένο» κάτω από το πραγματικό σήματος της πηγής (Makeig 2004a). Έχει παρατηρηθεί ακόμη, ότι τοπογραφίες που προκύπτουν από ανάλυση με την μεθόδου ICA έχουν διπολική μορφή, παρόλο που η ίδια η μέθοδος δεν προσθέτει πληροφορία για τη σχετική θέση των ηλεκτροδίων. [50]

Τα artifacts είναι ανιχνεύσιμα ως ανεξάρτητες πηγές, σύμφωνα με τις φασματικές τους ιδιότητες. Η ICA χρησιμοποιεί τα χωρικά φίλτρα που παράγονται από τον αλγόριθμο και δεν απαιτεί ένα κανάλι αναφοράς για κάθε πηγή artifact. Γι' αυτό το λόγο μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως γενική μέθοδος για την απαλοιφή των artifacts σε αντίθεση με άλλες γνωστές μεθόδους που χρησιμοποιούνται κυρίως για την απαλοιφή ενός υποσύνολου των artifacts, παραδείγματος χάριν μόνο για τις κινήσεις ματιών.

5.3.1 Υποθέσεις Για Την Εφαρμογή Της ICA Στο EEG

Η ICA προϋποθέτει τα δεδομένα μας να έχουν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά:

1. Γραμμικότητα και Ανεξαρτησία.

Οι καταγραφές δυναμικών στα ηλεκτρόδια να είναι γραμμικοί συνδυασμοί ανεξάρτητων συνιστωσών που προέρχονται από στατιστικά ανεξάρτητων εγκεφαλικών και artifactual πηγών. Η ICA υποθέτει ότι τα ηλεκτρικά δίπολα στο φλοιό μπορούν να θεωρηθούν ως ανεξάρτητες πηγές. Οι πηγές που προκύπτουν μετά την εφαρμογή της ICA αποτελούν ηλεκτρική δραστηριότητα χρονικά ανεξάρτητη από οποιαδήποτε άλλη δραστηριότητα που προέρχεται από άλλες σταθερές πηγές. Η υπόθεση αυτή ισχύει εφόσον σε ένα EEG η μίξη των ρευμάτων είναι όντως γραμμική. Εάν υποθέσουμε ότι η πολυπλοκότητα των σημάτων EEG μπορεί να διαμορφωθεί με κάποιο γενικό μοντέλο ως άθροισμα των δραστηριοτήτων ενός αριθμού σχεδόν στατιστικά ανεξάρτητων διαδικασιών του εγκεφάλου, τότε τα στοιχεία του EEG μπορούν να ικανοποιήσουν την υπόθεση αυτή.

2. Αμελητέες Καθυστερήσεις Μετάδοσης

Η μίξη των πηγών γίνεται ακαριαία και οι καθυστερήσεις μετάδοσης των δυναμικών των πηγών θεωρείται ότι είναι αμελητέες. Η υπόθεση αυτή ισχύει εφόσον σε ένα EEG η μίξη των ρευμάτων είναι ακαριαία.

3. Ισάριθμες πηγές – ηλεκτρόδια

Ο αριθμός των πηγών είναι ίσος με τον αριθμό των ηλεκτροδίων. Η υπόθεση αυτή είναι αυθαίρετη και συνεπώς αμφισβητήσιμη. Δεν μπορούμε να γνωρίζουμε εκ των πρότερων τον ακριβή αριθμό των στατιστικά ανεξάρτητων σημάτων του εγκεφάλου που συμβάλλουν στο EEG που καταγράφεται στο κρανίο.

4. Επαρκές μέγεθος δεδομένων

Για την εφαρμογή της μεθόδου ICA χρειάζεται να διαθέτουμε έναν ικανοποιητικά αριθμό δειγμάτων τέτοιος ώστε να μπορούμε να περιγράψουμε τις ανεξάρτητες πηγές μας και παράλληλα να καταλήξουμε σε μια ευσταθή κατάσταση (stability). Αυτή η υπόθεση για την εφαρμογή της μεθόδου είναι αναγκαία για να αποφύγουμε το φαινόμενο του overfitting στον αλγόριθμο μας. Τα δυο αυτά προβλήματα περιγράφονται αναλυτικά σε επόμενες ενότητες.

5.3.2 Δομή Του Μοντέλου Εφαρμογής Της ICA Στο EEG

Για τα στοιχεία του EEG, έστω X ο πίνακας με τα αρχικά δεδομένα. Οι σειρές του X είναι τα σήματα ERP που καταγράφονται στα ηλεκτρόδια, ενώ οι στήλες είναι μετρήσεις που καταγράφονται στα διαφορετικά χρονικά σημεία.

Η ICA βρίσκει μια «unmixing» μήτρα, έστω W , η οποία αποσυνθέτει γραμμικά τα στοιχεία του X , σε ένα σύνολο χρονικά ανεξάρτητων και σταθερών στο χώρο συνιστωσών, $u = WX$.

Οι γραμμές του πίνακα u ονομάζονται ενεργές συνιστώσες (component activations) και είναι η πορεία στο χρόνο των σχετικών δυνάμεων ή των επίπεδων δραστηριότητας των ανεξάρτητων συνιστωσών (independent components, IC). Οι στήλες του αντίστροφου πίνακα W είναι οι προβολές των αντίστοιχων συνιστωσών επάνω σε κάθε ένα κανάλια. Αυτές οι προβολές δίνουν την τοπογραφία κάθε component στον αντίστοιχο αισθητήρα ενημερώνοντας μας για την ακριβή θέση των πηγών και έτσι μπορούμε να παρουσιάσουμε το χάρτη του κρανίου.

Η προβολή της ανεξάρτητης συνιστώσας i πίσω στα αρχικά στοιχεία καλείται back-projection της συνιστώσας στα στοιχεία. Υπολογίζεται από το εξωτερικό γινόμενο της i γραμμής του πίνακα των ενεργών συνιστωσών, u , με την i στήλη του αντίστροφου πίνακα $unmixing$, W .

Οι χάρτες κρανίων καθώς και οι συνιστώσες που προκύπτουν από την ICA δεν είναι κανονικοποιημένοι. Έτσι η πολικότητα της δραστηριότητας των συνιστωσών φαίνεται μόνο από τη back-projection. Επομένως η δραστηριότητα του εγκεφάλου που μας ενδιαφέρει μπορεί να υπολογιστεί από τις προβολές των επιλεγμένων συνιστωσών της ICA επάνω στο κρανίο.

5.3.3 Ευστάθεια (Stability)

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει ο αλγόριθμος ICA είναι επαναληπτικός και χρειάζεται κάποια αρχικοποίηση. Η αρχικοποίηση αυτή επηρεάζει λιγότερο ή περισσότερο το τελικό αποτελέσματα. Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να είμαστε σε θέση να αναγνωρίσουμε το βαθμό εξάρτησης του αποτελέσματος από την αρχική κατάσταση. Είναι γεγονός, ότι καταλήξουμε τον υπολογισμό του αλγορίθμου ICA και για διαφορετική αρχικοποίηση (initialization) ή για διαφορετικό λόγο σήματος προς θόρυβος, ο αλγόριθμος ICA μπορεί να δώσει τελείως διαφορετικές λύσεις. Στη περίπτωση αυτή ο πίνακας $unmixing$ που υπολογίζεται δεν είναι σωστός. Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό θα πρέπει να έχουμε ένας αρκετά υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβος (SNR). Για να ατυχούμε αυτή την αύξηση του SNR χρησιμοποιούμε την μέθοδο PCA και μειώνουμε το σήματος του θορύβου σε μεγάλο βαθμό. Να σημειώσουμε ότι ο θόρυβος ανεβάζει τον αριθμό των ανεξάρτητων πηγών.

5.3.4 Overtraining- Φαινόμενο Overfitting

Στην περίπτωση όπου διαθέτουμε λίγα δεδομένα για εκπαίδευση (training), ο ICA μπορεί να δώσει σήματα πηγών που δεν υπάρχουν στο πραγματικό ERP. Υπάρχει περίπτωση artifactual πηγές να παρερμηνευτούν ως πραγματικές αντιδράσεις του εγκεφάλου.

Για να αποφύγουμε τα φαινόμενα αυτά μπορούμε να εφαρμόσουμε την τεχνική του average ERP. Με τον τρόπο αυτό αυξάνουμε το SNR, με προεργασία των σημάτων με την μεθόδου PCA και κατά συνέπεια μειώνεται ο κίνδυνος για αστάθεια. Όμως όπως έχουμε ήδη αναφέρει με την εφαρμογή του averaging χάνονται κάποιες αντιδράσεις του εγκεφάλου που μπορεί να διαφοροποιούνται από την κατάσταση του ανθρώπου στο κάθε trial.

Μια ακόμη τεχνική για να μας εξασφαλίσει ευστάθεια και να αποφύγουμε το φαινόμενο του overtraining είναι η δημιουργία concatenated trials. Με τη τεχνική αυτή αυξάνουμε το πλήθος των training δεδομένων μας. Επίσης με τον τρόπο αυτό διατηρούνται οι διαφοροποιήσεις από trial σε trial. Ακόμη διατηρείται η σειρά των συνιστωσών στα διάφορα trials οπότε και μπορούν να ομαδοποιηθούν εύκολα.

Ένας κανόνας για την πρακτική εξακρίβωση της επαρκείας των δεδομένων μας είναι το πλήθος των δειγμάτων μας να είναι πολλαπλάσιο του τετραγώνου των ανεξάρτητων πηγών. Η ακραία περίπτωση κατά την οποία τα δείγματα μας είναι όσα και οι ανεξάρτητες πηγές μας έχει ως βέλτιστη λύση σήματα πηγών με μια μοναδική αιχμή και μηδενικά στην υπόλοιπη διάρκεια του σήματος.

5.4 Απαλοιφή Artifacts Με Χρήση Γραμμικών Μετασχηματισμών

Τα σήματα ενός EEG περιέχουν θόρυβο, ο οποίος σε σχέση με το σήματα είναι αρκετά ισχυρός καθιστώντας την ανάλυση των ERP's μια ιδιαίτερα δύσκολη διαδικασία. Έχει παρατηρηθεί ότι τα artifact σήματα περιέχουν πιο συχνές διακυμάνσεις από τις αρνητικές στις θετικές τιμές, μετά την αφαίρεση των μέσων τιμών, σε σχέση με τα σήματα που περιείχαν χρήσιμη πληροφορία. Βασιζόμενοι στην παρατήρηση αυτή εφαρμόζουμε την παρακάτω τεχνική. Δύο μέθοδοι χρησιμοποιήθηκαν για την απόρριψη των τμημάτων θορύβου.

Η πρώτη τεχνική προκύπτει από προσεκτική παρατήρηση της γενικής μορφής των ERP σημάτων. Τα σήματα αυτά είναι συνήθως διαμορφωμένα γύρω από μια βασική συχνότητα ενώ κάνουν resonate σε κάποιες στιγμές. Επομένως όταν εξετάζουμε μια συνιστώσα, σε ένα χρονικό διάστημα γύρω από το latency 300, περιμένουμε να δούμε σε αυτό μια κορύφωση, αρνητική ή θετική. Κατά συνέπεια σε αυτό το διάστημα η συνιστώσα δεν θα πρέπει να έχει πολλαπλάσιο zero crossings. Η βασική συχνότητα γύρω από την οποία είναι διαμορφωμένο το σήματα διαφέρει κάθε φορά.

Αρχικά υπολογίζουμε τη μέση τιμή (m) και τη τυπική απόκλιση (s) του αριθμού των zero crossings για όλα τα components. Απορρίπτουμε στη συνέχεια μια συνιστώσα ως artifact, εκείνη για την οποία θα ισχύει ότι το άθροισμα της μέσης τιμής και της διακύμανσης που υπολογίσαμε θα είναι μικρότερο από τον αριθμό των zero crossings στη συνιστώσα, αφού όμως από αυτήν έχει αφαιρεθεί ένα reference value. Αυτή η τιμή για τα simulated δεδομένα είναι το μηδενικά. Στα πραγματικά δεδομένα αντίθετα, υπολογίζεται ο μέσος όρος του σήματος σε ένα χρονικό διάστημα διάρκειας t πριν το onset και την εμφάνιση του ERP τμήματος. Ο ίδιος έλεγχος γίνεται για κάθε μια συνιστώσα.

Η τεχνική αυτή δεν είναι απόλυτα αποτελεσματική. Είναι πολύ πιθανό, με το τρόπο αυτό κάποιο artifact να μην απορριφθεί. Είναι όμως απίθανο κάποιο σήματα που θα απορριφθεί ως artifact με αυτό τον τρόπο να είναι χρήσιμο σήματα. Διευκολύνει επομένως αρκετά στην επεξεργασία των δεδομένων διότι αποτελεί έναν αυτοματοποιημένο και εύκολο τρόπο απόρριψης. Μια παρόμοια τεχνική εφαρμόστηκε και από τους (Jervis et al.2007) [34].

Ένας επιπλέον έλεγχος ο οποίος γίνεται αφού έχει αφαιρεθεί ο μέσος Όρος από τα δεδομένα μας, είναι χρησιμοποιώντας ένα κατώφλι δυναμικού. Συνήθως τα artifacts ματιών, τα οποία είναι ιδιαίτερα συχνά, παρουσιάζουν πολύ μεγάλα δυναμικά σε σύγκριση πάντα με τα δυναμικά των ERP's που μας ενδιαφέρουν. Θέτουμε επομένως, εμπειρικά, το κατώφλι δυναμικού στα 100 μ V, και απορρίπτουμε συνιστώσες οι οποίες το υπερβαίνουν.

Υπάρχουν πολλοί τρόποι απόρριψης artifactual πηγών οι περισσότερες εκ των οποίων απαιτούν εξέταση από ειδικό μια προς μια. Οι παραπάνω είναι δύο τεχνικές που αυτοματοποιούν τη διαδικασία απαλοιφής artifactual πηγών στην ανάλυση των EEG σημάτων, ενώ παράλληλα είναι απλές και υπολογιστικά ανέξοδες.

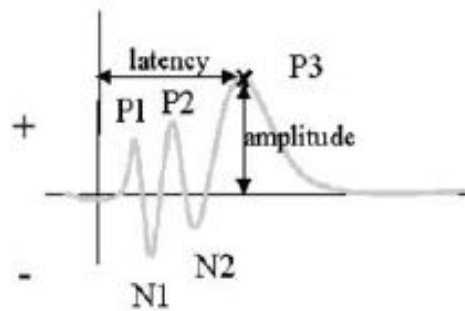
5.5 Επιλογή Χαρακτηριστικών Γνωρισμάτων

Η επιλογή των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων είναι ένα από τα σημαντικότερα στάδια της μελέτης μας. Με αυτή τη διαδικασία θα επιλέξουμε τα πιο αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά των δεδομένων μας έτσι ώστε να καταλήξουμε σε όσο το δυνατό πιο συμπαγείς κλάσεις. Ιδανικά θα θέλαμε η επιλογή των χαρακτηριστικών να γίνεται με επίβλεψη. Όμως κάτι τέτοιο δεν είναι εφικτό και επομένως θα πρέπει να επιλέξουμε όσο καλύτερα γίνεται το πιο πλήρες σύνολο χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Ύστερα από προσεκτική παρατήρηση των ιδιοτήτων των ERP σημάτων, καταλήξαμε στην επιλογή τριών χαρακτηριστικών γνωρισμάτων. Ομαδοποιούμε τα σήματα μας σύμφωνα με

- τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων (peaks) των σημάτων στο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα (latency) που αναμένεται η κορύφωση
- την αντίστοιχη μήτρα μίξης W , η οποία όπως έχουμε προαναφέρει σχετίζεται με την τοπογραφία των σημάτων.
- τον χαρακτηριστικό ρυθμό του εγκεφάλου στον οποίο ανήκουν

Η ομαδοποίηση των σημάτων γίνεται με τρία διαδοχικά clusterings με τη βοήθεια του αλγορίθμου k-means, ο οποίος και θα περιγράψει στη ενότητα 5.6. Τα χαρακτηριστικά που έχουμε επιλέξει είναι εξίσου σημαντικά. Για κάθε ένα από τα τρία χαρακτηριστικά γνωρίσματα μας ενδιαφέρουν μόνο ομάδες με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Η σειρά με την οποία θα γίνει η ομαδοποίηση και θα δημιουργηθούν τα clusters δεν έχει σημασία, εφόσον στο τέλος της διαδικασίας θα εξεταστούν τα σήματα των κατηγοριών εκείνων, οι οποίες θα ικανοποιούν και τα τρία συγκεκριμένα κριτήρια, που αφορούν στο κάθε χαρακτηριστικό γνωρισμάτων.

Έχουμε ήδη αναλύσει την χαρακτηριστική μορφή ενός ERP σήματος και επομένως το πρώτο χαρακτηριστικό γνωρισμάτων είναι προφανές ότι αποτελεί ένα σημαντικότερο στοιχείο κατηγοριοποίησης των καταγράφων. Σύμφωνα με το σχήμα 5.1 είναι προφανές ότι ο χρόνος εμφάνισης της κορύφωσης P300 είναι ενδεικτικός της αντίδρασης του εγκεφάλου στο δεδομένο ερέθισμα.



Σχήμα 5.1 Γραφική απεικόνιση του late positive complex και των τμημάτων του, στην οποία φαίνεται η κορύφωση, peak, P3 (P300) καθώς και η λανθάνουσα τιμή της κορύφωσης, latency. [32]

Η ομαδοποίηση των σημάτων βάση της τοπογραφίας και του χαρακτηριστικού εγκεφαλικού ρυθμού θα περιγράψει αναλυτικά στις επόμενες δυο ενότητες.

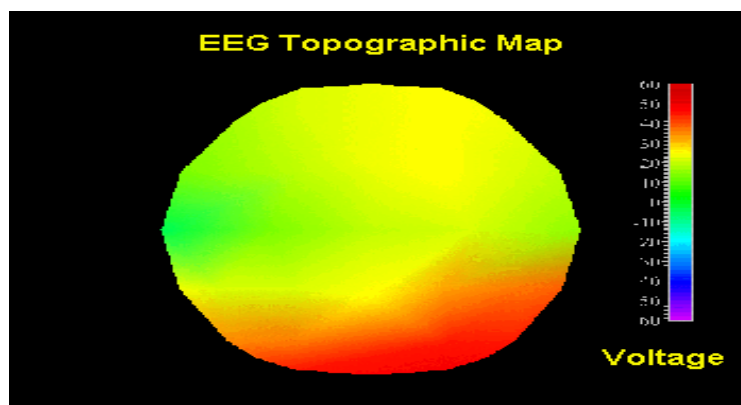
5.5.1 Τοπογραφικοί Χάρτες Του Εγκέφαλου

Οι χάρτες κρανίων (scalp maps) είναι δυσδιάστατες γραφικές απεικονίσεις του κρανίου που παρουσιάζουν τη τοπογραφική κατανομή των προκλητών δυναμικών με τη βοήθεια ενός ψευδο-χρωματικού κώδικα. Οι χάρτες αυτοί παρουσιάζουν μια κάτοψη του κρανίου στην οποία με τη βοήθεια χρωματικών διαβαθμίσεων, από σκούρο μπλε έως κόκκινο, παρουσιάζεται η ένταση της εγκεφαλικής δραστηριότητας σε κάθε σημείο του κρανίου για μια δεδομένη χρονική στιγμή.

Ο χάρτης του κρανίου σχηματίζεται από τα βάρη του unmixing πίνακα W , με κωδικοποίηση της δραστηριότητας σε διάφορους χρωματικούς τόνους. Ανάλογα με την τιμή των βαρών υπολογίζεται και η αντίστοιχη χρωματική διαβάθμιση. Όπως γνωρίζουμε οι τιμές αυτές αναφέρονται σε συγκεκριμένα κανάλια και όχι στο σύνολο της κρανιακής περιοχής. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται με τα σημεία του χώρου που βρίσκονται μεταξύ των ηλεκτροδίων να υπολογίζονται από μαθηματικές τεχνικές παρεμβολής. Με τον τρόπο αυτό επιτυγχάνεται μια ομαλή διαβάθμιση των χρωμάτων σε όλη την επιφάνεια του κρανίου. Για παράδειγμα διαβαθμίσεις του μωβ και του μπλε απεικονίζουν χαμηλής έντασης σήματα EEG, ενώ διαβαθμίσεις του κίτρινου και του κόκκινου απεικονίζουν υψηλότερης έντασης EEG όπως φαίνεται και στο σχήμα 5.2.

Η παρουσίαση της διάταξης των δυναμικών στον κρανιακό χώρο δίνει σημαντική πληροφορία για τη προέλευση της εγκεφαλικής δραστηριότητας. Για παράδειγμα, δραστηριότητα που οφείλεται σε κίνηση των ματιών θα προβληθεί στη μετωπική περιοχή του κρανιακού χάρτη. Συνεπώς με οπτική και μόνο θεώρηση του χάρτη αν μια συνιστώσα παρουσιάζει έντονη δραστηριότητα σε αυτή την περιοχή, είναι προφανώς ένα οφθαλμικό artifact.

Η επισήμανση της ακριβούς θέσης των μεταβολών στα δυναμικά του EEG γίνεται πολύ ευκολότερα. Με τον τρόπο αυτό συμπεραίνουμε, ή ότι μια συγκεκριμένη συνιστώσα που εμφανίζεται στο χάρτη περιέχει πληροφορία χρήσιμη για την ανάλυση των ERP ή ότι αποτελεί δραστηριότητα που δεν μας ενδιαφέρει και άρα την αντιμετωπίζουμε ως συνιστώσα θορύβου. Ακόμη μας δίνεται η δυνατότητα να εξετάσουμε αν μια συνιστώσα είναι ενεργή σε ένα ή περισσότερα κανάλια.



Σχήμα 5.2 : Μοντέλο Χρωματικής Απεικόνισης. Στη καθετή στήλη παρουσιάζονται οι χρωματικές διαβαθμίσεις ανάλογα με το δυναμικού

Η απεικόνιση με τη βοήθεια ενός τοπογραφικού χάρτης δίνει ακριβέστερη και πιο αντιπροσωπευτική άποψη της θέσης των αλλαγών του ρυθμού, του εύρους, κ.λπ., σε σχέση με την επιφάνεια του κρανίου. Καθιστά επίσης ευκολότερη τη διαδικασία της διάγνωσης, εφόσον απαιτείται πλέον μονό οπτική επίβλεψη. Διάφορα είδη διαγνώσεων συμπεριλαμβανομένων και των διαγνώσεων μερικών διανοητικών ασθενειών των οποίων η βιολογική προέλευση ήταν προηγουμένως άγνωστη, είναι πλέον εφικτές με την απεικόνιση αυτή.

5.5.1.2 Δημιουργία Αρχείου Localization

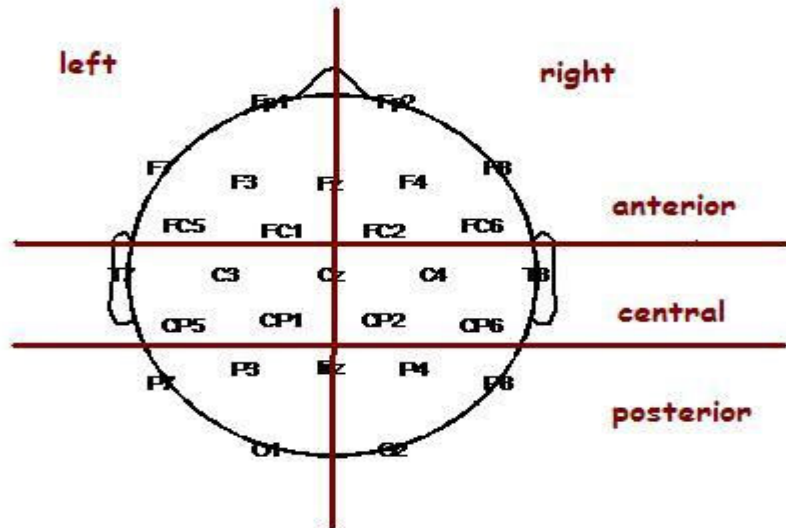
Οι χάρτες κρανίων (scalp maps) απεικονίζουν τη τοπογραφική κατανομή των προκλητών δυναμικών με τη βοήθεια ενός ψευδο-χρωματικού κώδικα. Ένας χάρτης κρανίου, όπως αναφέραμε προηγουμένως, σχηματίζεται από τα βάρη του unmixing πίνακα W. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο να μπορούμε να καταγράψουμε σε ένα αρχείο την περιοχή του χάρτη όπου εμφανίζεται η εντονότερη δραστηριότητας, για μια δεδομένη χρονική στιγμή. Με τον τρόπο αυτό θα είμαστε σε θέση να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα της ομαδοποίησης χωρίς να δούμε τον τοπογραφικό χάρτη.

Μια τέτοια απεικόνιση εξυπηρετεί ιδιαίτερα στη περίπτωση όπου έχουμε μεγάλο όγκο δεδομένων και κατά συνέπεια απαιτείται οπτική θεώρηση μεγάλου αριθμού τοπογραφικών χαρτών για να συνεχιστεί η διαδικασία. Αρκεί να αναλογιστούμε το γεγονός ότι για έναν και μόνο εξεταζόμενο, αρχικά έχουμε ένα σήματα 27 καναλιών (ή περισσότερα ανάλογα με το πρότυπο το οποίο χρησιμοποιείται) και μετά από αυτή την απεικόνιση μπορούμε να τα αναπαραστήσουμε μόνο με ένα διάγραμμα στήλης 6 στοιχείων στο οποίο περιέχεται η πληροφορία για την τοπογραφία της σημαντικής εγκεφαλικής δραστηριότητας.

Επίσης με αυτό τον τρόπο η όλη διαδικασία μπορεί να αυτοματοποιηθεί αφού θα μπορούμε πλέον να επιλεγούμε τα clusters με την σωστή τοπογραφία χωρίς να χρειάζεται οπτική αξιολόγηση.

Βεβαία τα αποτελέσματα αυτής της τεχνικής δεν μπορούν να συγκριθούν με την ανθρωπινή επίβλεψη. Αυτό είναι λογικό αν αναλογιστεί κανείς το γεγονός ότι σε έναν εγκεφαλικό χάρτη μπορεί για παράδειγμα να υπάρχουν περισσότερες από μια περιοχές με έντονη δραστηριότητα ή ακόμη υπάρχει περίπτωση να έχει καταγράψει δραστηριότητα στο ηλεκτρόδιο Cz, η οποία όμως να μην είναι η εντονότερη σε όλη την επιφάνεια του χάρτη. Σε αυτές τις περιπτώσεις θα γίνει μια λάθος αξιολόγηση και το cluster μπορεί να απορριφτεί. Γι' αυτό η καταγραφή σε αρχείο χρησιμοποιείται μόνο ως ενδεικτικό στοιχείο και όχι σαν αντικειμενικό κριτήριο επιλογής τοπογραφικών χαρτών και κατά συνέπεια clusters.

Ο χαρακτηρισμός του χάρτη γίνεται μετρώντας την ενέργεια του σήματος από την κάθε στήλη του unmixing πίνακα W για το κάθε κανάλι. Στη συνέχεια επιλέγεται το ηλεκτρόδιο με τη μεγαλύτερη ενέργεια και ανάλογα με την τοποθεσία αυτού του ηλεκτροδίου γίνεται ο χαρακτηρισμός του χάρτη. Τα ηλεκτρόδια έχουν ομαδοποιηθεί σε περιοχές όπως φαίνεται στο σχήμα 5.1. Παρατηρούμε ότι έχουμε κάποια ηλεκτρόδια που βρίσκονται στην κάθετη διαχωριστική γραμμή (Fz, Cz, Pz). Αυτά θεωρούμε ότι ανήκουν και στις δυο περιοχές.



Σχήμα 5.1 Τοπογραφικός χάρτης ηλεκτρόδιων με τις περιοχές του κρανίου και τα όρια βάσης των οποίων γίνεται ο χαρακτηρισμός του χάρτης.

Για την ασθένεια του Alzheimer, μας ενδιαφέρουν όπως έχουμε προαναφέρει οι καταγραφές στο ηλεκτρόδιο Cz και λιγότερο στο Pz. Επομένως μας αφορούν κυρίως οι χάρτες που χαρακτηρίζονται ως central left ή central right και λιγότεροι αυτοί που χαρακτηρίζονται ως posterior left ή posterior right.

5.5.2 Ανάλυση Σήματος Στο Πεδίο Της Συχνότητας

Για να ομαδοποιήσουμε τα σήματα μας σύμφωνα με τον εγκεφαλικό ρυθμό, θα πρέπει να τα αναπαραστήσουμε στο πεδίο της συχνότητας. Με τον τρόπο αυτό θα μπορέσουμε να τα κατατάξουμε με βάση το συχνотικό περιεχόμενο. Η ομαδοποίηση αυτή έχει ως στόχο να εξετάσει τα σήματα σύμφωνα με τον εγκεφαλικό ρυθμό στον οποίο ανήκουν. Ο ρυθμός αυτός είναι ενδεικτικός του επιπέδου επαγρύπνησης του εγκεφάλου καθώς και της δραστηριότητάς του. Κατά συνέπεια είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό γνώρισμα, που υποδεικνύει ότι ο εγκέφαλος τη δεδομένη χρονική στιγμή βρίσκεται σε κατάσταση επεξεργασίας πληροφοριών.

Η διαδικασία ανάλυσης στο πεδίο της συχνότητας γίνεται με το μετασχηματισμό Fourier. Ο αλγόριθμος fast fourier transform, με είσοδο ένα διακριτό σήμα στο πεδίο του χρόνου, υπολογίζει το μετασχηματισμό και δίνει ως αποτέλεσμα ένα διακριτό σήμα στο πεδίο της συχνότητας. Ο μετασχηματισμός αυτός γίνεται με βάση την παρακάτω σχέση:

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]e^{-j\omega n}$$

Να θυμίσουμε ότι ένα σήμα διάρκειας T στο χρόνο αντιστοιχεί σε ένα σήμα με συχνότητα δειγματοληψίας $1/Fs$.

Μετά τον υπολογισμό του FFT χωρίζουμε τα δείγματα των σημάτων στους αντίστοιχους εγκεφαλικούς ρυθμούς. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει σε προηγούμενο κεφάλαιο τα όρια των ρυθμών αυτών είναι

Ρυθμός	Συχνότητα (Hz)
Δέλτα (δ)	0.5-4
Θήτα (θ)	4-8
Αλφα(α)	8-13
Βήτα (β)	13-30
Γάμα	30-45
Γάμα2 (γ_2)	45-90

Η συχνότητα δειγματοληψίας μας είναι 1024 Hz (αναφερόμαστε στα πραγματικά δεδομένα και όχι στα simulated, αφού μόνο αυτά ομαδοποιούνται με βάση τον εγκεφαλικό ρυθμό). Ορίζουμε $N=2048$ δείγματα και τη συχνότητα μεταξύ των δειγμάτων $Fd=1/T$.

Στη συνέχεια υπολογίζουμε την ενέργεια του καναλιού Cz, που αντιστοιχεί σε κάθε εγκεφαλικό ρυθμό, αθροίζοντας το τετραγώνου του διακριτού σήματος του καναλιού.

$$\mathcal{E}_x = \sum_{n=-\infty}^{\infty} |x[n]|^2$$

Ο υπολογισμός του μετασχηματισμού FFT και της ενέργειας σε κάθε διάστημα συχνοτήτων γίνεται για κάθε δόκιμη του κάθε εξεταζομένου. Η ενεργεία αυτή, στη συνέχεια κανονικοποιείται διαιρούμενη με το μέσος όρο της ενέργειας, όλων των στοιχείων της ομάδας σε κάθε ρυθμό. Η κανονικοποιημένη ενέργεια για κάθε δοκιμή αποθηκεύεται σε ένα διάνυσμα και ομαδοποιείται βάση των συντελεστών ενέργειας που αφορούν στη συχνότητα θήτα. Οι συντελεστές αυτοί δείχνουν την ποσότητα ενέργειας του σήματος που περιέχεται σε κάθε εγκεφαλικό ρυθμό.

5.6 Περιγραφή Αλγορίθμου *k*-means

Η ομαδοποίηση των σημάτων γίνεται, όπως έχουμε αναφέρει σε τρία διαδοχικά clusterings, με τη βοήθεια του αλγορίθμου *k*-means. Ο *k*-means συγκεντρώνει *n* αντικείμενα σε *K* ομάδες, με $K < n$, βασιζόμενος στις ιδιότητες των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων τους. Εν συνεχεία προσπαθεί να βρει τα κέντρα των φυσικών clusters των στοιχείων, υποθέτοντας ότι οι ιδιότητες του αντικειμένου διαμορφώνουν ένα διανυσματικό χώρο. Ο στόχος που προσπαθεί να επιτύχει είναι να ελαχιστοποιήσει την απόσταση μεταξύ των στοιχείων των clusters με βάση την ακόλουθη συνάρτηση

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2$$

Ο *k*-means αναπτύχθηκε το 1956 [1] και η πιο κοινή μορφή του χρησιμοποιεί έναν επαναληπτικό εριστικό αλγόριθμο γνωστό ως Lloyd's algorithm [2]. Ο αλγόριθμος του Lloyd αρχίζει χωρίζοντας τα στοιχεία εισόδου στα αρχικά σύνολα *K* είτε με τυχαίο τρόπο είτε με τη χρήση μερικών εριστικών στοιχείων. Υπολογίζει έπειτα το κεντρικό ή μέσο σημείο, centroid, του κάθε συνόλου. Διαχωρίζει τα στοιχεία ξανά με την ένωση του εξεταζομένου σημείου με το πιο κοντινό centroid. Κατόπιν τα centroids υπολογίζονται εκ νέου για τις νέες συστάδες. Ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται μέχρι να επιτευχθεί η σύγκλιση, η οποία συμβαίνει όταν τα σημεία δεν μεταστρέφουν πλέον τα clusters (ή εναλλακτικά τα centroids δεν αλλάζουν).

Από την άποψη απόδοσης ο αλγόριθμος δεν είναι εγγυημένο ότι θα επιστρέψει τη βέλτιστη ομαδοποίηση. Η ποιότητα της τελικής λύσης εξαρτάται κατά ένα μεγάλο μέρος από το αρχικό σύνολο clusters. Δεδομένου ότι ο αλγόριθμος είναι εξαιρετικά γρήγορος, συνηθίζεται να γίνονται πολλές επαναλήψεις του αλγορίθμου αρκετές φορές και να καταλήξουμε στην καλύτερη ομαδοποίηση που βρέθηκε.

Ένα μειονέκτημα του αλγορίθμου είναι ότι ο αριθμός των συστάδων *K* είναι μια παράμετρος που πρέπει να επιδεχθεί εκ των πρότερων. Μια λάθος επιλογή του *K* μπορεί να παραγάγει μη αποδοτικά αποτελέσματα. Γι' αυτό το λόγο ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται για διαφορές τιμές του *K* και ταυτόχρονα υπολογίζεται ο δείκτης Davies-Bouldin για κάθε περίπτωση. Η τιμή του *K* που αντιστοιχεί στη μικρότερη τιμή του δείκτη DB επιλέγεται και τα αντίστοιχα clusters θεωρούνται ότι είναι η σωστή λύση. Στην πραγματικότητα δεν επιλέγεται πάντα ο μικρότερος δείκτης DB, αλλά ο μικρότερος δυνατός μετά από την σύγκριση των αποστάσεων inter-cluster και intra-cluster που θα αναλυθούν στην επόμενη ενότητα.

5.6.1 Τεχνική Αξιολόγησης της Ομαδοποίησης (Clustering Evaluation Technique)

Η αξιολόγηση του clustering είναι μια πραγματικά πολύ σημαντική διαδικασία, η οποία μας δίνει παρατήρηση πολύ σημαντική πληροφορία για τη συνοχή των clusters που έχουμε δημιουργήσει. Δυο πολύ γνωστές στρατηγικές για labelling των clusters είναι οι δείκτες Silhouette και Davies - Bouldin. Ο στόχος μας φυσικά είναι να εκμεταλλευτούμε στο έπακρο τις ιδιότητες των στοιχείων μας.

Έχει αποδειχθεί ότι ο δείκτης Silhouette δίνει ελαφρώς ακριβέστερα αποτελέσματα από το δείκτη Davies- Bouldin. Εντούτοις, ο υπολογισμός του Davies - Bouldin Index είναι απλούστερος και αυτό είναι ένα πολύ σημαντικό πλεονέκτημα. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ενδιαφερόμαστε ιδιαίτερα ο δείκτης που θα χρησιμοποιήσουμε να μας δίνει μια αρκετά καλή εκτίμηση για την συνοχή των clusters, και αυτή την πληροφορία θα την χρησιμοποιήσουμε σε συνδυασμό με τις αποστάσεις inter-cluster και intra-cluster.

Για τον υπολογισμό του δείκτη Davies- Bouldin, η απόσταση μεταξύ των κλάσεων ορίζεται από την απόσταση των centroids. Ο ορισμός για τον Davies- Bouldin δείκτης είναι ο ακόλουθος. Έστω το διάνυσμα των δεδομένων μας $X_T = \{X_1, \dots, X_N\}$ και τα clusters $C = \{C_1, \dots, C_K\}$ για K clusters.

Αν ορίσουμε $d(X_k, X_l)$ την απόσταση μεταξύ X_k και X_l Τότε ο Davies- Bouldin δείκτης ορίζεται ως εξής:

$$DB(C) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{i \neq j} \left\{ \frac{\Delta(C_i) + \Delta(C_j)}{\delta(C_i, C_j)} \right\}.$$

Όπου $\Delta(C_i)$ είναι το κέντρο του cluster και $d(C_i, C_j)$ η απόσταση μεταξύ των κέντρων των clusters i και j αντίστοιχα.

Οι αποστάσεις αυτές περιγράφονται από τους ακόλουθους τύπους:

$$\delta(C_i, C_j) = d(s_{C_i}, s_{C_j}),$$

Όπου

$$s_{C_i} = \frac{1}{|C_i|} \sum_{\mathbf{x}_k \in C_i} \mathbf{x}_k \quad s_{C_j} = \frac{1}{|C_j|} \sum_{\mathbf{x}_k \in C_j} \mathbf{x}_k.$$

Ο δείκτης Davies- Bouldin περιγράφει τη «χαλαρότητα» και τη «πυκνότητα» ενός cluster. Όσο μικρότερος είναι ο δείκτης, τόσο καλύτερο είναι το clustering όσο αφορά στην πυκνότητά του. Στην ουσία, μας δίνει πληροφορία και για το πόσο «σύμπαγες» είναι ένα cluster, δηλαδή πόσο κοντά στο κέντρο του βρίσκονται τα στοιχεία που ανήκουν σε αυτό (inter-cluster). Η «χαλαρότητα» αφορά στην απόσταση των κέντρων των δυο cluster (intra-cluster). Η απόσταση αυτή είναι επίσης σημαντική γιατί για σε δυο clusters, αν η απόσταση inter-cluster είναι μεγαλύτερη από την intra-cluster, τότε αυτό σημαίνει ότι τα στοιχεία τους είναι πιθανό να ταξινομηθούν λάθος.

Σε περίπτωση που ο αριθμός των clusters είναι ίσος με τον αριθμό των στοιχείων τότε η τιμή του δείκτη είναι μηδέν. Γενικά, προσπαθούμε να επιτύχουμε όσο το δυνατό πιο μικρό δείκτης Davies- Bouldin, προσέχοντας πάντα και την σχέση των αποστάσεων intra-cluster και inter-cluster.

5.7 Προτεινόμενος Αλγόριθμος Επεξεργασίας Σημάτων EEG

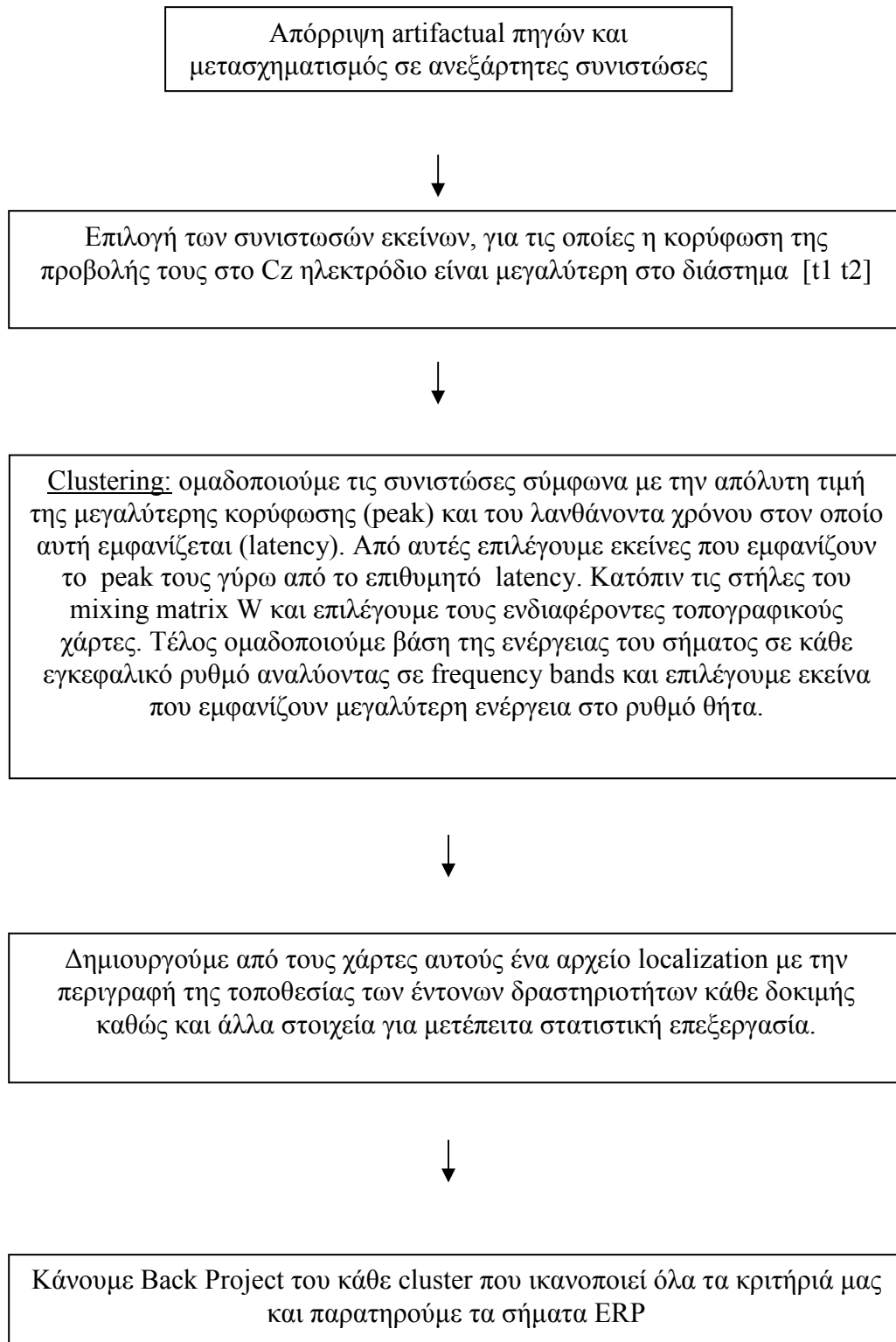
Συνθέτοντας τις παραπάνω ιδιότητες των σημάτων ενός EEG, καταλήγουμε να προτείνουμε ένα γενικό αλγόριθμο επεξεργασίας, τα βήματα του οποίου φαίνονται στο block diagram του σχήματος 5.3. Τα στάδια επεξεργασίας των σημάτων θα διερευνηθούν στο επόμενο κεφάλαιο έτσι ώστε να έχουμε όσο το δυνατόν πιο σωστή και πλήρη επεξεργασία.

Το πρώτο βήμα της επεξεργασίας είναι να διαχωρίσουμε τις πηγές σήματος από τις πηγές θορύβου και artifacts. Το στάδιο αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς πρόκειται για μια lossy διαδικασία, δηλαδή για μια διαδικασία κατά τη διάρκεια της οποίας, η πληροφορία που χάνεται δεν μπορεί να ανακτηθεί με κάποιο τρόπο. Επομένως, θα πρέπει η επιλογή των συνιστωσών να γίνεται με ιδιαίτερη προσοχή. Στην απόρριψη artifactual πηγών, υπεισέρχεται ο υποκειμενικός παράγοντας επιλογής συνιστωσών, όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο 2. Γι' αυτό ακριβώς το λόγο στην μεθοδολογία μας απορρίπτουμε ως artifactual πηγές αποκλειστικά και μόνο τις συνιστώσες εκείνες που είναι εμφανές ότι δεν περιέχουν χρήσιμη πληροφορία. Το σημείο αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς η επιλογή ή η απόρριψη ακόμη και μιας συνιστώσας μπορεί να αλλάξει σημαντικά το αποτέλεσμα της επεξεργασίας.

Στη συνέχεια ομαδοποιούμε τα δεδομένα μας βάση των κριτηρίων που έχουμε ήδη αναφέρει. Η σειρά εφαρμογής των κριτηρίων και επιλογής των συνιστωσών δεν είναι σημαντική. Αυτό συμβαίνει επειδή τα σήματα τα οποία θα επιλέξουμε τελικά θα πρέπει να ικανοποιούν όλα τα κριτήρια.

Στη συνέχεια προβάλλουμε τις επιλεγμένες συνιστώσες πίσω στα κανάλια μας. Με τον τρόπο αυτό θα έχουμε απομονώσει μονό το σήμα πληροφορίας σε κάθε κανάλι. Τέλος, δημιουργούμε το αρχείο localization στο οποίο γράφουμε τα στοιχεία των σημάτων μας για ευκολότερη μελέτη. Στα στοιχεία αυτά μπορούν κάθε φορά να προστίθενται και άλλα ανάλογα με τις απαιτήσεις και τις ανάγκες που προκύπτουν. Το αρχείο αυτό βοηθά στην οργάνωση και την συστηματοποίηση της μελέτης των σημάτων.

Συνθέτοντας τις παραπάνω ιδιότητες των σημάτων ενός EEG, καταλήγουμε να προτείνουμε ένα γενικό αλγόριθμο επεξεργασίας



Σχήμα 5.3 Ένα γενικό πλάνο της επεξεργασίας που θα ακολουθήσει

Κεφάλαιο 6

Ανάλυση Σε Simulated EEG Καταγραφές

Αρχικά ολόκληρη η διαδικασία πραγματοποιήθηκε σε simulated δεδομένα για να εξεταστεί η ισχύς της μεθοδολογίας που θα ακολουθήσουμε. Με τον τρόπο αυτό μας δίνεται η δυνατότητα να επιλέξουμε το πλάτος του θορύβου (amplitude) καθώς και του αρχικού σήματος της πηγής, έτσι ώστε να μπορούμε να μελετήσουμε την απόδοση των μεθόδων που χρησιμοποιούμε σε διαφορετικές αναλογίες σήματος προς θόρυβο.

Στόχος επομένως αυτής της διαδικασίας είναι να ανακτήσουμε το αρχικό σήμα της πηγής φιλτράροντας το θόρυβο. Στη κατεύθυνση αυτή θα χρησιμοποιήσουμε τους γραμμικούς μετασχηματισμούς που αναλύσαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Για το μετασχηματισμό των αρχικών δεδομένων μας θα εφαρμόσουμε τρεις προσεγγίσεις. Αρχικά θα επεξεργαστούμε τα σήματα μας μόνο με τη μέθοδο PCA, εκφράζοντας τα δεδομένα σε μια νέα ορθογώνια βάση. Στη δεύτερη προσέγγιση θα εφαρμόσουμε μόνο τη μέθοδο ICA, αναλύοντας σε ανεξάρτητες πηγές και στη τελευταία θα συνδυάσουμε τις δυο μεθόδους, εφαρμόζοντας πρώτα μετασχηματισμό με την PCA και στη συνέχεια σε αυτή την ορθογώνια πλέον βάση θα εφαρμόσουμε την ICA.

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει ο αλγόριθμος ICA είναι ένας επαναληπτικός αλγόριθμος ο οποίος χρειάζεται κάποια αρχικοποίηση. Η αρχικοποίηση αυτή επηρεάζει λιγότερο ή περισσότερο το τελικό αποτέλεσμα. Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να είμαστε σε θέση να αναγνωρίσουμε το βαθμό εξάρτησης του αποτελέσματος από την αρχική κατάσταση. Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό θα πρέπει να έχουμε ένα αρκετά υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο. Επίσης στην περίπτωση όπου διαθέτουμε λίγα δεδομένα για εκπαίδευση (training), ο ICA μπορεί να δώσει σήματα πηγών που δεν υπάρχουν στο πραγματικό ERP. Στην περίπτωση αυτή artifactual πηγές μπορούν να παρερμηνευτούν ως πραγματικές αντιδράσεις του εγκεφάλου.

Για να αποφύγουμε τα φαινόμενα αυτά μπορούμε να εφαρμόσουμε την τεχνική του average ERP. Με τον τρόπο αυτό αυξάνουμε το SNR και κατά συνέπεια μειώνεται ο κίνδυνος για αστάθεια. Όμως όπως έχουμε ήδη αναφέρει με την εφαρμογή του averaging, διατηρείται η πληροφορία που περιέχεται στις χαμηλές συχνότητες, λόγω του ότι είναι phase-locked σε κάποιο γεγονός. Χάνεται όμως αρκετά συχνά πληροφορία που περιέχεται στις υψηλές συχνότητες, λόγω του φαινομένου της μη ακριβούς επαναληψιμότητας και επίσης χάνεται δραστηριότητα που δεν είναι time-locked. Η ανάλυση σε single trial δεδομένα αποφεύγει αυτά τα προβλήματα.

Επομένως αρχικά θα εξετάσουμε την συμπεριφορά της μεθοδολογίας σε simulated single trial δεδομένα, στα οποία δεν εφαρμόζουμε averaging παρά μόνο ανάλυση των σημάτων έτσι ώστε να διατηρείται και η ongoing activity του σήματος. Η ongoing activity είναι η εγκεφαλική δραστηριότητα που παρατηρείται σε εκείνα τα τμήματα των σημάτων που δεν συνδέονται με την επεξεργασία ενός ερεθίσματος αλλά με γεγονότα όπως για παράδειγμα η κίνηση ενός μέρους του σώματος. Είναι δραστηριότητα που δεν διαμορφώνει τα ERP και θεωρείται συνήθως θόρυβος. Όμως δίνει χρήσιμη πληροφορία σχετικά με την τρέχουσα διανοητική κατάσταση του ατόμου όπως για παράδειγμα αν το άτομο είναι σε επαγρύπνηση. Ορισμένοι τύποι εγκεφαλικών ρυθμών, όπως τα άλφα κύματα, είναι μέρος της ongoing activity.

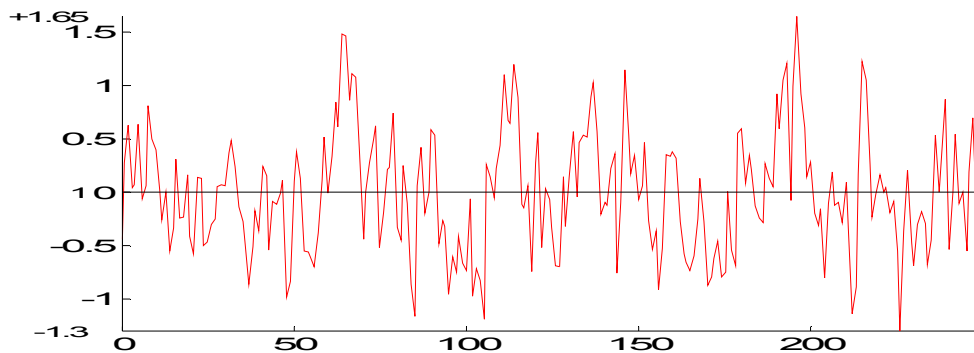
Θα διερευνήσουμε με ποια από τις τρεις προσεγγίσεις επιτυγχάνουμε το καλύτερο αποτέλεσμα. Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς καθώς και της απόδοσης των προσεγγίσεών μας θα γίνει με τον υπολογισμό του λόγου SNR με τη βοήθεια του παρακάτω τύπου

$$snr = \frac{\Sigma(signal_without_noise)^2}{\Sigma(signal_with_noise)^2} \quad (6)$$

Στον υπολογισμό του SNR ως σήμα χωρίς θόρυβο χρησιμοποιούμε τα simulated δεδομένα που φαίνονται και στο σχήμα 6 και ως σήμα με θόρυβο τα δεδομένα που προκύπτουν από back-projection για κάθε περίπτωση. Στην ανάλυση μας λόγω του γεγονότος ότι τα σήματα είναι simulated δεν έχει διαφορά το ένα από το άλλο. Σε ένα πραγματικό εγκεφαλογράφημα θα μας ενδιέφεραν οι καταγραφές στο κανάλι Cz το οποίο σχετίζεται με τις λειτουργίες της μνήμης. Τώρα, όμως, δεν έχει διαφορά και έτσι επιλέγουμε ένα αυθαίρετα. Σε αυτό το back-projected σήμα, στο Cz ηλεκτρόδιο έχει υπολογιστεί το SNR και μόνο στο χρονικό διάστημα που περιμέναμε τη κορύφωση όχι στη συνολική διάρκεια του σήματος.

6.1 Δημιουργία Σήματος Θορύβου (Noise Signal)

Ο θόρυβος παράγεται έτσι ώστε το φάσμα ισχύος του να ταιριάζει με το φάσμα ισχύος του ανθρώπινου EEG. Αυτό επιτυγχάνεται με προσομοίωση ενός πραγματικού εγκεφαλογραφήματος, στο οποίο καταγράφεται μόνο αυθόρμητη εγκεφαλική δραστηριότητα και artifacts. Η χρονική διάρκεια του σήματος θορύβου, που προστίθεται στο σήμα μας σε κάθε κανάλι, ορίζεται ίση με 1sec. Η συχνότητα δειγματοληψίας είναι 250 Hz. Επομένως έχουμε 250 Hz επί 1sec δηλαδή 250 samples. Παράδειγμα του σήματος θορύβου που προκύπτει από τις επιλογές μας παρουσιάζεται στο σχήμα 6.1.



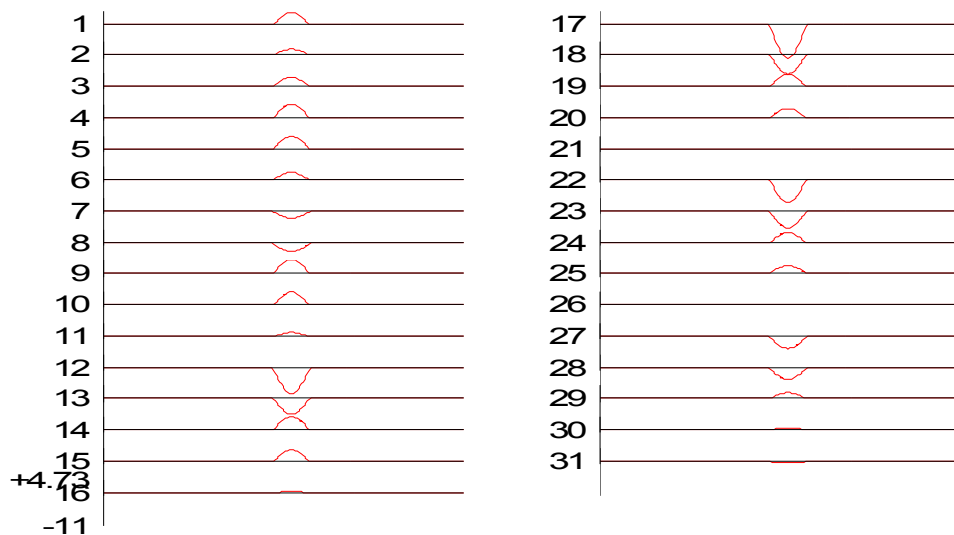
Σχήμα 6.1: Simulated σήμα θορύβου με power spectrum παρόμοιο με το ανθρώπινο

Η χρονική διάρκεια του σήματος που περιέχει την πηγή είναι ίδια με αυτή του θορύβου. Τοποθετήσαμε την κορύφωση του σήματος μας στο sample 125. Η συχνότητα δειγματοληψίας είναι και πάλι 250 Hz.

6.2 Δημιουργία Δεδομένων EEG Μιας Δοκιμής (Single Trial With Simple Source)

Τα δεδομένα αυτά παρήχθησαν μιμούμενα πραγματικά στοιχεία εγκεφαλογραφήματος σύμφωνα με τη κλασσική θεωρία των προκλητών δυναμικών ERP. Σύμφωνα με τη θεωρία αυτή, οι κορυφές στα κυματοειδή ERP απεικονίζουν φασικές «εκρήξεις» δραστηριότητας σε μια ή περισσότερες περιοχές εγκεφάλου που προκαλούνται κοντά σε πειραματικά γεγονότα. Συγκεκριμένα, υποθέτουμε ότι κυματομορφές παρόμοιες με δεδομένα ERP «ενεργοποιούνται» από κάθε γεγονός, αλλά σε οποιαδήποτε δεδομένη δοκιμή αυτό το ERP «σήμα» θάβεται κάτω από τον «θόρυβο» του EEG. [53]

Τα simulated data παράγονται με υπέρθεση μιας βασικής ημιτονοειδούς πηγής σήματος και του θορύβου. Η πηγή σήματος παράγεται με παρόμοιο τρόπο από ένα αρχικό δίπολο. Το δίπολο αυτό προσεγγίζει ένα μοντέλο σήματος του εγκεφάλου με ημιτονοειδή μορφή, το οποίο προβάλλεται πίσω στα 31 ηλεκτρόδια του EEG. Παράγουμε το πλήρες σύνολο στοιχείων για μια δοκιμή (1 δοκιμή και 31 ηλεκτρόδια). Η γραφική παράσταση του σήματος αυτού πριν τη πρόσθεση του θορύβου και για τα 31 κανάλια παρουσιάζεται στο σχήμα 6.2.

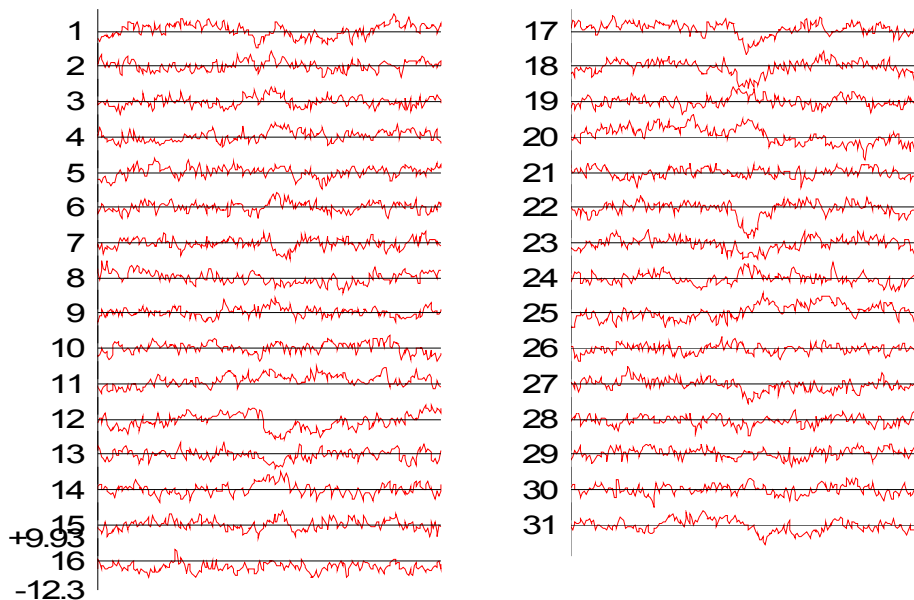


Σχήμα 6.2 : Τα 31 κανάλια με σήματα σε μηδενικό θόρυβο και μια πηγή σήματος. Ο άξονας x αντιστοιχεί στο χρόνο (msec) και ο y στη τάση mV.

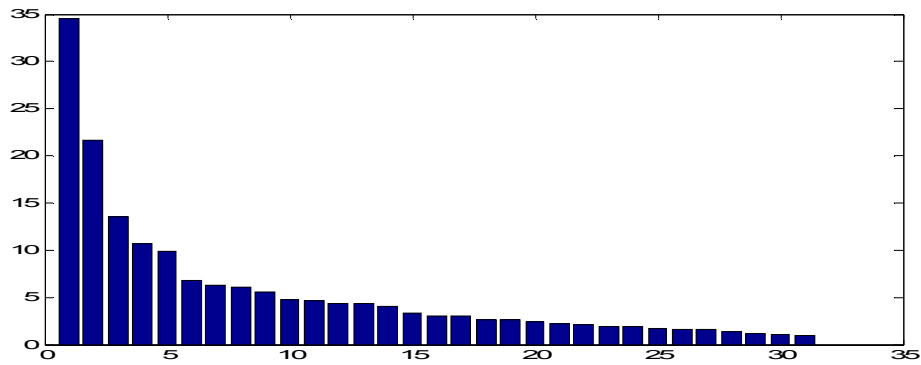
6.2.1 Πρώτη Προσέγγιση- Εφαρμογή Μεθόδου PCA

Στα single trial δεδομένα με λόγο σήματος προς θόρυβο 1,5 ή 56dB εφαρμόζουμε τη μέθοδο PCA και βρίσκουμε έναν ορθογώνιο γραμμικό μετασχηματισμό τέτοιο ώστε η διακύμανση των μετασχηματισμένων στοιχείων να μεγιστοποιείται. Αυξάνουμε σταδιακά την ένταση του θορύβου έτσι ώστε να παρατηρήσουμε την απόδοση της μεθόδου όταν ο λόγος σήματος προς θόρυβο (SNR) μικραίνει.

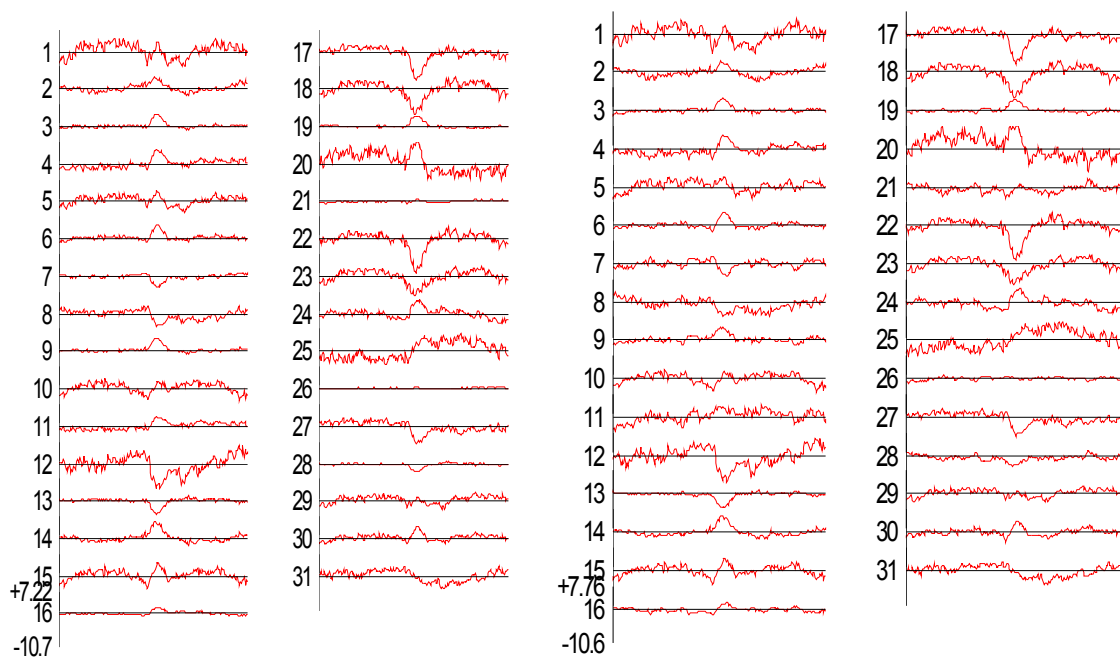
Τα τελικά μας simulated δεδομένα παράγονται από τον γραμμικό συνδυασμό των δεδομένων χωρίς θόρυβο και του σήματος θορύβου. Θα εξετάσουμε τρεις περιπτώσεις. Στη πρώτη το SNR θα είναι 1,5 (56 dB) στη δεύτερη θα είναι 0,6(26dB)και στη τελευταία 0,15(4dB). Δηλαδή σταδιακά θα αυξάνουμε την ένταση του θορύβου διατηρώντας όμως σταθερό το πλάτος του «καθαρού» σήματος. Έτσι για λόγο σήματος προς θόρυβο ίσο με 1,5 έχουμε παράγει τα δεδομένα του σχήματος 6.3(α)., στα οποία και εφαρμόζουμε τη PCA μέθοδο.



Σχήμα 6.3(α): Αρχικά δεδομένα με θόρυβο SNR 1,5(31 κανάλια)



Σχήμα 6.3(β) : Γραφική παράσταση των ιδιοτιμών για SNR 1,5 (παρατηρούμε τις 31 συνιστώσες, στον άξονα $\chi'\chi$ και τις ιδιοτιμές που εκφράζουν τη διακύμανση, στον άξονα $\psi'\psi$)



Σχήμα 6.3(γ) : Τα τελικά αποτελέσματα της μεθόδου με *back-project*, με επιλογή των 4 πρώτων *principal components* (αριστερά) και των 5 *principal components* (δεξιά) αντίστοιχα (31 κανάλια και SNR 1,5).

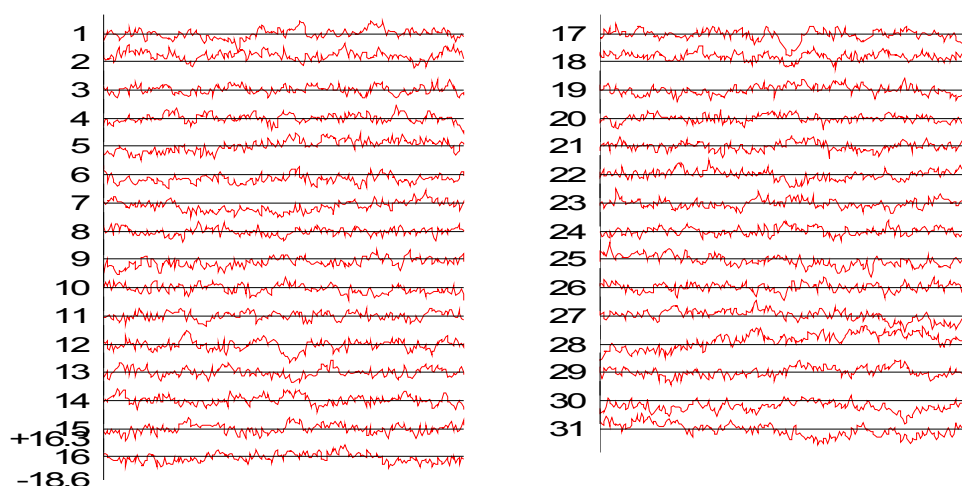
Από τη γραφική παράσταση των ιδιοτιμών (Σχήμα 6.3(β)) παρατηρούμε ότι ο μεγαλύτερος όγκος πληροφορίας συγκεντρώνεται στις πρώτες ιδιοτιμές. Επομένως αν επιλέξουμε τον βέλτιστο αριθμό συνιστωσών και τις προβάλουμε πίσω στα κανάλια μας θα έχουμε πετύχει καθαρισμένα από θόρυβο δεδομένα και σε μια πολύ πιο συμπαγή απεικόνιση. Ο βέλτιστος αριθμός συνιστωσών μπορεί να επιλεγεί σχετικά εύκολα και από την παρατήρηση της γραφικής παράστασης των ιδιοτιμών. Ο βέλτιστος αριθμός είναι κοντά στο σημείο του «γονάτου» της γραφικής, δηλαδή στο σημείο όπου «πέφτουν» απότομα οι τιμές των ιδιοτιμών (Στο σχήμα 6.3(β) το σημείο αυτό είναι περίπου στο 5).

Από το Σχήμα 6.3(β) και όπως έχουμε προαναφέρει η βέλτιστη επιλογή *principal components* θα είναι κοντά στο «γονάτο» της κορυφογραμμής. Επομένως 4 ή 5

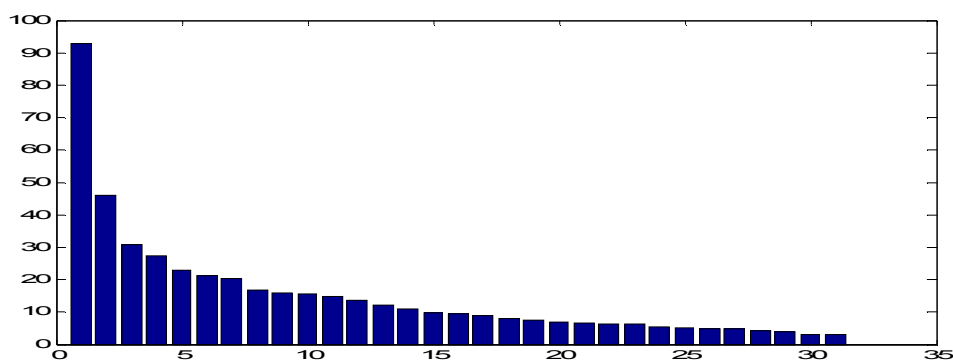
components θα ήταν καλή επιλογή. Δοκιμάζουμε και τις δυο περιπτώσεις και έχουμε για 4 και έπειτα για 5 συνιστώσες αντίστοιχα τις ακόλουθες γραφικές παραστάσεις.

Αρχικά είχαμε ορίσει το SNR να είναι 1,5. Μετρώντας το SNR όμως μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA, στο Cz ηλεκτρόδιο, έχουμε αυξήσει την τιμή του SNR σε 3.4 στην περίπτωση των 4 συνιστωσών και σε 2.3 στη περίπτωση των 5. Προφανώς η βέλτιστη επιλογή είναι τα 4 principal components αλλά και με μια επιλογή συνιστωσών κοντά σε αυτή έχουμε αυξήσει το λόγο σήματος προς θόρυβο και πάλι σε αρκετά μεγάλο βαθμό.

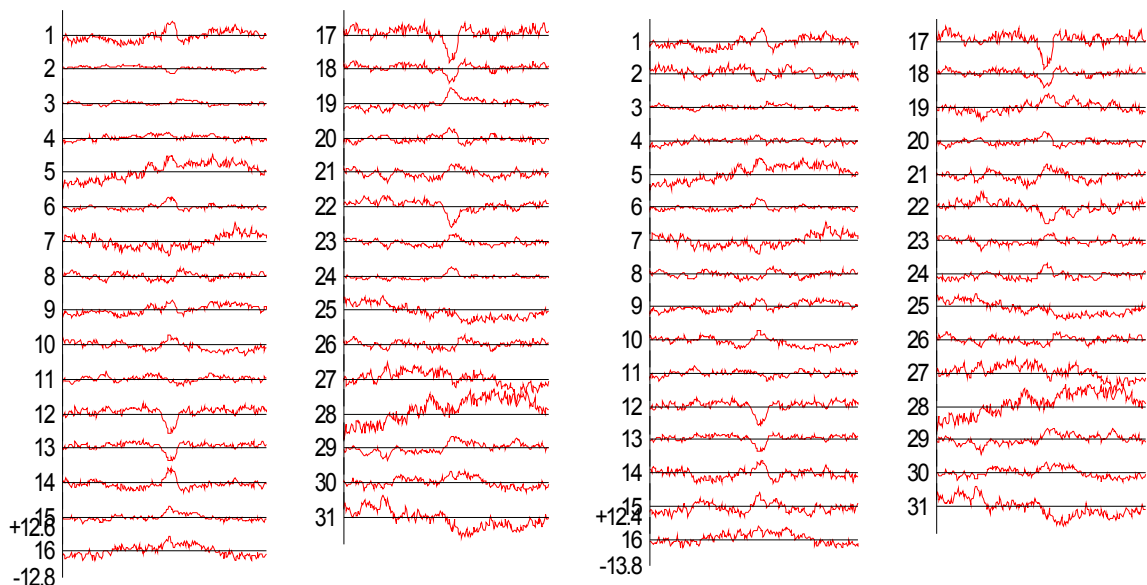
Από το σχήμα 6.3(γ) για 4 συνιστώσες παρατηρούμε ότι μετά την εφαρμογή της μεθόδου έχουμε πολύ καθαρά σήματα με εμφανή σήματα πηγών. Στη συνέχεια για SNR 0.6 έχουμε, αντίστοιχα με προηγουμένως, τα αρχικά δεδομένα του σχήματος 6.4(α) και το αποτέλεσμα μετά το μετασχηματισμό με PCA(σχήμα 6.4(γ)).



Σχήμα 6.4(α): Δεδομένα με θόρυβο SNR 0,6 (31 κανάλια).



Σχήμα 6.4(β) : Γραφική παράσταση των ιδιοτιμών (παρατηρούμε τις 31 συνιστώσες, στον άξονα $\chi'\chi$ και τις ιδιοτιμές που εκφράζουν τη διακύμανση, στον άξονα $\psi'\psi$ και SNR 0,6)



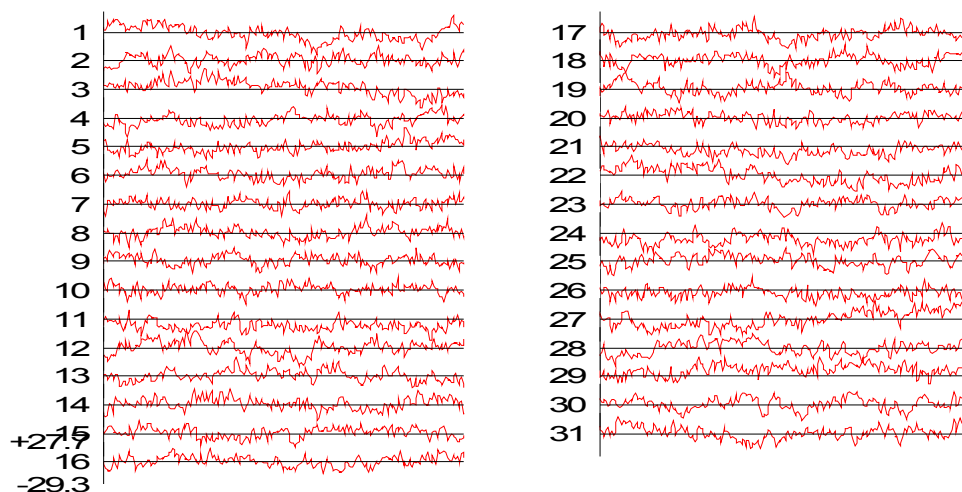
Σχήμα 6.4(γ) : Τα τελικά αποτελέσματα της μεθόδου με *back-project*, με επιλογή των 4 πρώτων *principal components* (αριστερά) και των 5 *principal components* (δεξιά) αντίστοιχα. (31 κανάλια και SNR 0,6)

Από το Σχήμα 6.4(β) και όπως έχουμε προαναφέρει, η βέλτιστη επιλογή *principal components* θα είναι κοντά στο «γόνατο» της κορυφογραμμής. Επομένως έχουμε καταλήξει και πάλι ότι 4 ή 5 *components* θα ήταν καλή επιλογή.

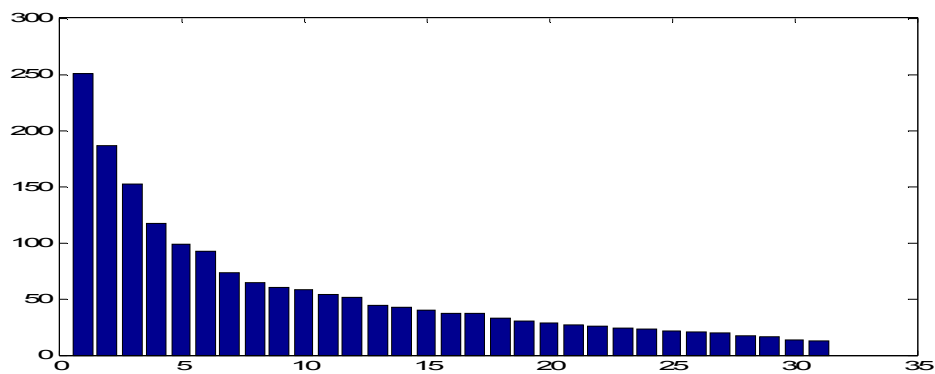
Έχουμε ορίσει το SNR να είναι 0,6. Μετρώντας το μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA έχουμε αυξήσει την τιμή του SNR σε 1,56 στην περίπτωση των 4 συνιστωσών και σε 1,45 στη περίπτωση των 5. Προφανώς η βέλτιστη επιλογή είναι τα 4 *principal components*.

Από το σχήμα 6.4(γ) για τις τέσσερις συνιστώσες παρατηρούμε ότι μετά την εφαρμογή της μεθόδου έχουμε πολύ καθαρότερα σήματα με εμφανή σήματα πηγών. Και σε αυτή τη περίπτωση το SNR έχει υπολογιστεί μόνο στο χρονικό διάστημα που περιμέναμε τη κορύφωση και όχι στη συνολική διάρκεια του σήματος.

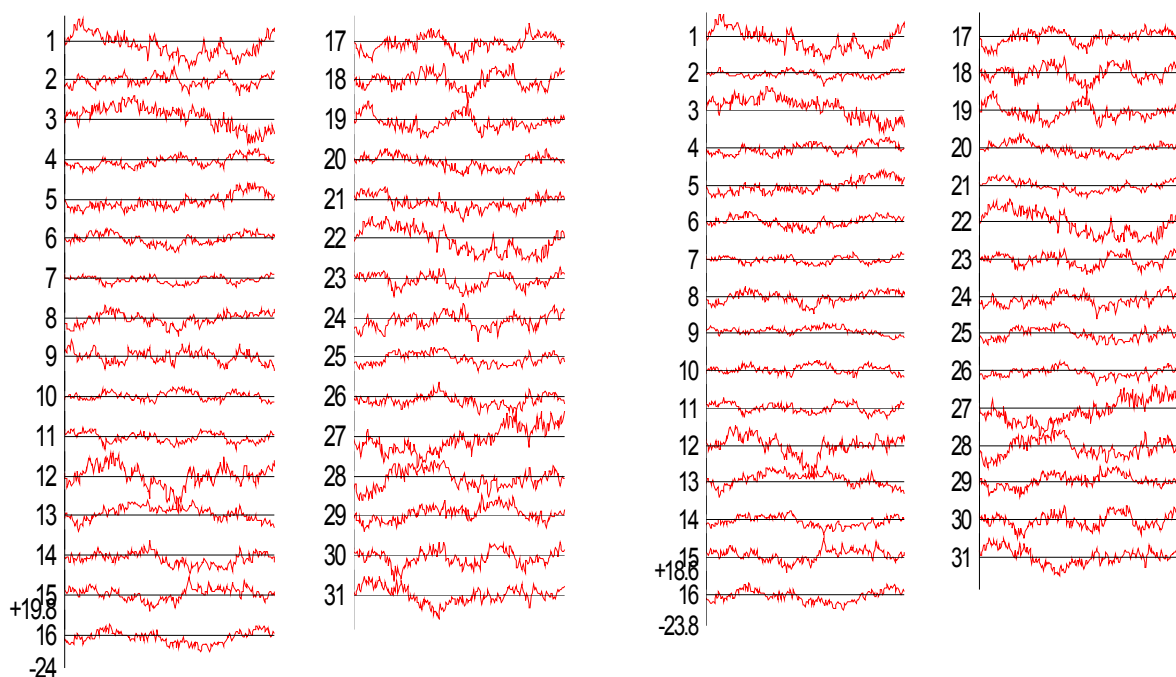
Τέλος για δεδομένα με λόγο σήματος προς θόρυβο 0.14 ακολουθήσαμε ακριβώς την ίδια επεξεργασία. Σε αυτή τη περίπτωση όμως ο θόρυβος ήταν σημαντικά μεγάλος και τα αποτελέσματα που πήραμε από την εφαρμογή της μεθόδου δεν ήταν ικανοποιητικά. Η PCA απέτυχε να «καθαρίσει» τα σήματα από το θόρυβο. Οι γραφικές παραστάσεις που ακολουθούν αποδεικνύουν ακριβώς αυτό.



Σχήμα 6.5(α): Δεδομένα με θόρυβο SNR 0,14 (31 κανάλια).



Σχήμα 6.5(β) : Γραφική παράσταση των ιδιοτιμών θόρυβο για SNR 0,14 (παρατηρούμε τις 31 συνιστώσες, στον άξονα χ' και τις ιδιοτιμές που εκφράζουν τη διακύμανση, στον άξονα ψ')



Σχήμα 6.5(γ) : Τα τελικά αποτελέσματα της μεθόδου, με *back-project*, με επιλογή των 4 πρώτων *principal components* (αριστερά) και των 5 *principal components* (δεξιά) αντίστοιχα (31 κανάλια και θόρυβο *SNR* 0,14).

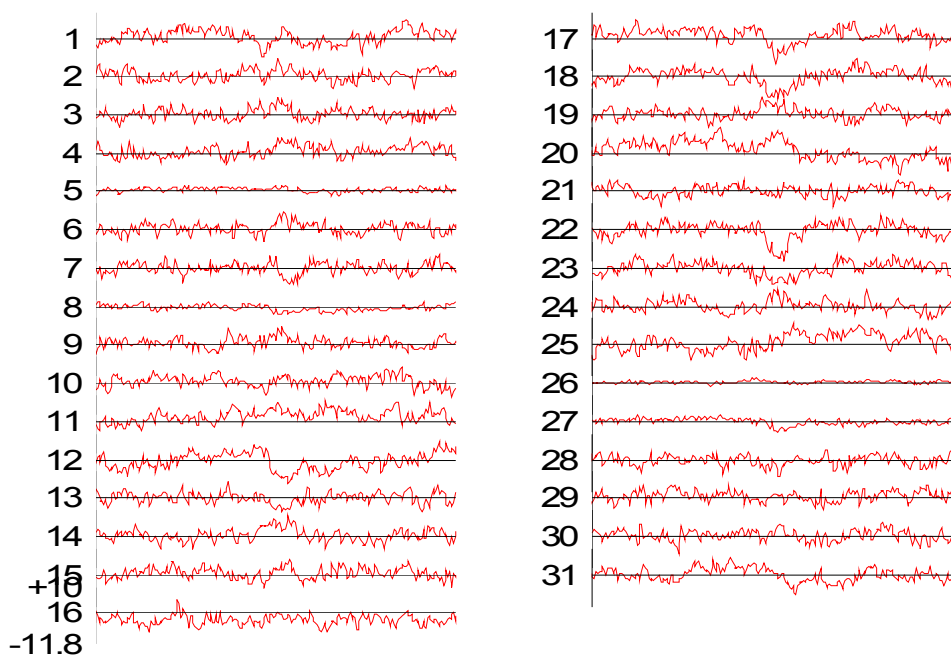
Από το Σχήμα 6.5(β) η βέλτιστη επιλογή *principal components* θα είναι 4 ή 5 *components*. Έχουμε ορίσει το *SNR* να είναι 0,15. Μετρώντας το μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA έχουμε αυξηθεί την τιμή του *SNR* σε 0,3 στην περίπτωση των 4 συνιστωσών και σε 0,34 στη περίπτωση των 5. Στην περίπτωση αυτή η καλύτερη επιλογή είναι οι 5 κύριες συνιστώσες. Το *SNR* όμως είναι ακόμα πολύ μικρό και τα σήματα όχι ευδιάκριτα.

6.2.2 Δεύτερη Προσέγγιση- Εφαρμογή Μεθόδου ICA

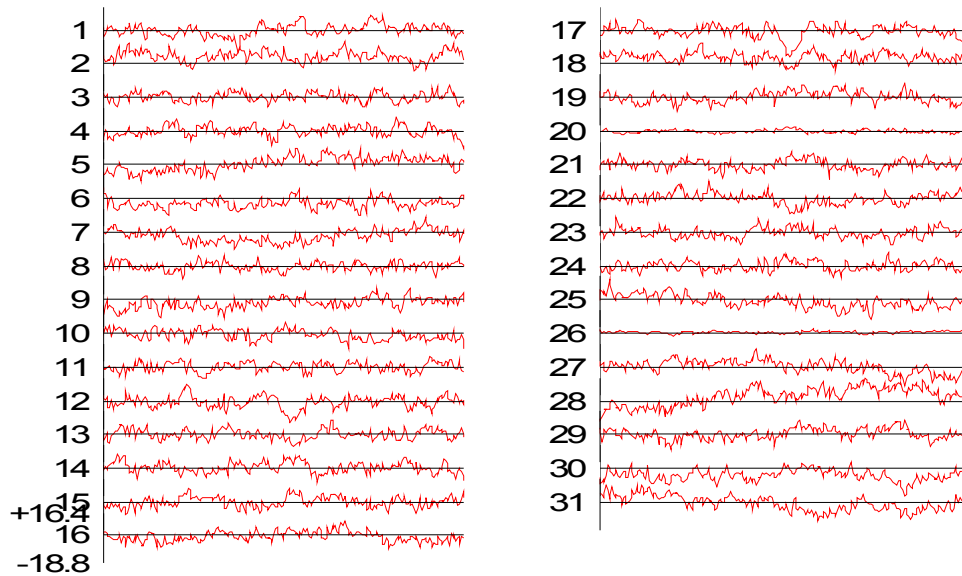
Στα ίδια single trial δεδομένα με λόγο σήματος προς θόρυβο όπως και προηγουμένως 1.5 , 0.6 και 0.14 θα εφαρμόσουμε την ακόλουθη μεθοδολογία:

Τα αρχικά σήματα που επεξεργαζόμαστε είναι τα προγενέστερα. Επεξεργαζόμαστε τα σήματά μας με τη μέθοδο ICA αναλύοντάς τα σε ανεξάρτητες μεταβλητές, που συνεισφέρουν στο προκλητό δυναμικό από το θόρυβο.

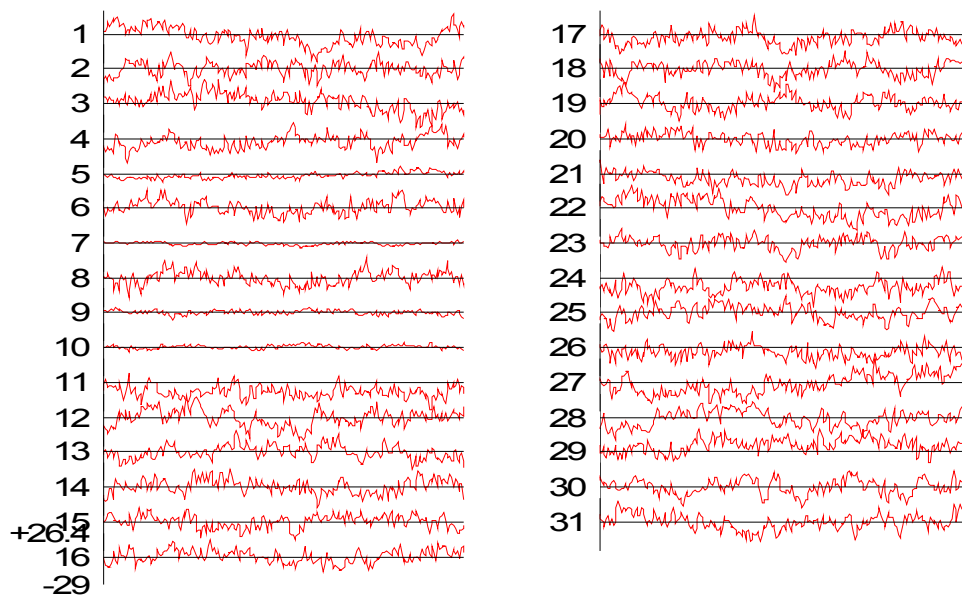
Επιλεγούμε αυθαίρετα το κανάλι Cz στο οποίο και θα επικεντρώσουμε το ενδιαφέρον μας. Η ICA εφαρμόζεται σε κάθε κανάλι και έπειτα επιλέγονται εκείνες οι ανεξάρτητες μεταβλητές που έχουν τις μεγαλύτερες προβολές στο επιλεγμένο ηλεκτρόδιο, σε ένα χρονικό διάστημα γύρω από το latency που αναμένεται η κορύφωση. Εξετάζουμε κάθε μια από αυτές ξεχωριστά και με την τεχνική zero crossings που έχουμε περιγράψει απορρίπτουμε τις μεταβλητές εκείνες που δεν ικανοποιούν την συνθήκη. Να σημειώσουμε ότι επειδή τα σήματα είναι simulated η συχνότητα αναφοράς γύρω από την οποία ελέγχουμε τα crossings είναι το μηδέν. Προβάλλουμε τις επιλεγμένες συνιστώσες πίσω στα κανάλια και στη συνέχεια όπως και στη πρώτη προσέγγιση υπολογίζουμε εκ νέου το SNR των σημάτων μας στο σημείο της κορύφωσης στο back-projected ηλεκτρόδιο Cz.



Σχήμα 6.6(α): Αποτέλεσμα μετασχηματισμού μετά την εφαρμογή της ICA με SNR 1,5 (31 κανάλια).



Σχήμα 6.6(β): Αποτέλεσμα μετασχηματισμού μετά την εφαρμογή της ICA με SNR 0,6 (31 κανάλια).



Σχήμα 6.6(γ): Αποτέλεσμα μετασχηματισμού μετά την εφαρμογή της ICA με SNR 0,14 (31 κανάλια).

Αρχικά είχαμε ορίσει το SNR να είναι 1.5. Μετρώντας το όμως μετά την εφαρμογή της μεθόδου ICA έχουμε αυξησει την τιμή του SNR σε 1.52. Στη δεύτερη δοκιμή όπου τα αρχικά δεδομένα έχουν δημιουργηθεί με SNR 0.6, μετά την εφαρμογή της μεθόδου ήταν και πάλι κοντά στην ίδια τιμή δηλαδή 0.62, έχοντας επιτύχει ελάχιστη βελτίωση. Τέλος στα σήματα με SNR 0.14 το τελικό SNR ήταν 0.16.

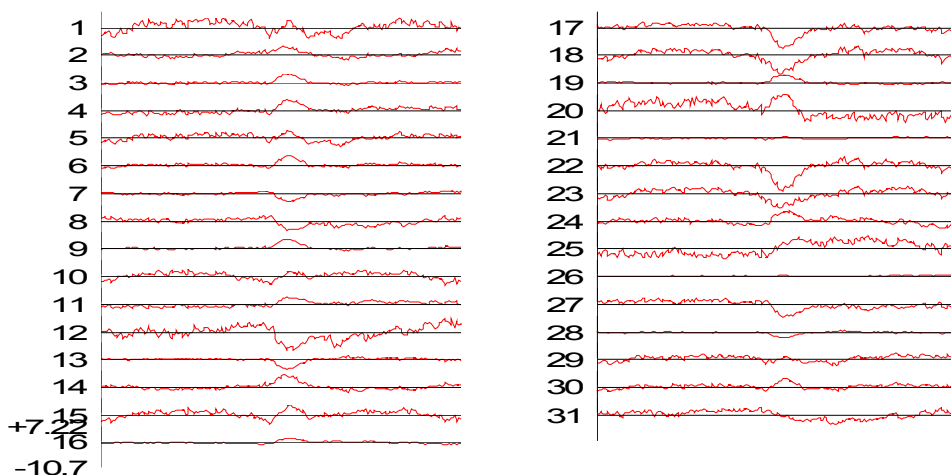
6.2.3 Τρίτη Προσέγγιση- Εφαρμογή Μεθόδων PCA - Μείωση Διαστάσεων - ICA

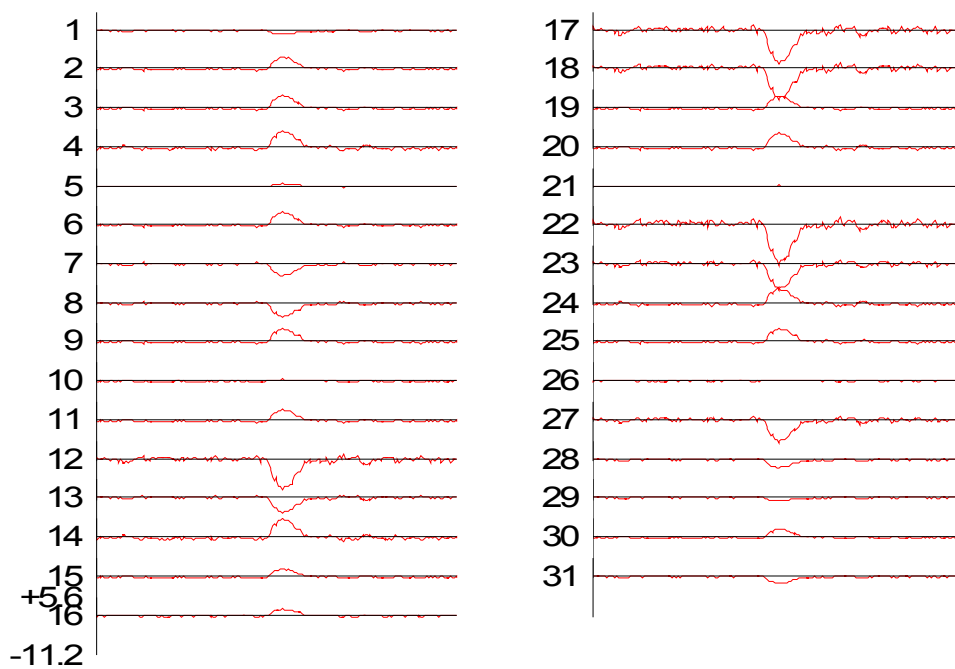
Στη τελευταία προσέγγιση μας στα single trial δεδομένα με λόγο σήματος προς θόρυβο όπως και προηγουμένως 1.5 , 0.6 και 0.14 θα προσπαθήσουμε να συνδυάσουμε τις παραπάνω μεθοδολογίες. Έτσι θα επεξεργαστούμε τα ίδια αρχικά simulated σήματα των προηγούμενων προσεγγίσεων με τον ακόλουθο τρόπο.

Θα προεπεξεργαστούμε αρχικά τα δεδομένα μας με την μέθοδο PCA επανεκφράζοντάς τα σε μια ορθογώνια βάση. Έπειτα θα επιλέξουμε τις ισχυρότερες συνιστώσες που προκύπτουν προσπαθώντας να πετύχουμε τη βέλτιστη επιλογή principal components. Από την πρώτη μας προσέγγιση γνωρίζουμε εκ των προτέρων πόσα principal components θα πρέπει να κρατήσουμε για το κάθε set δεδομένων.

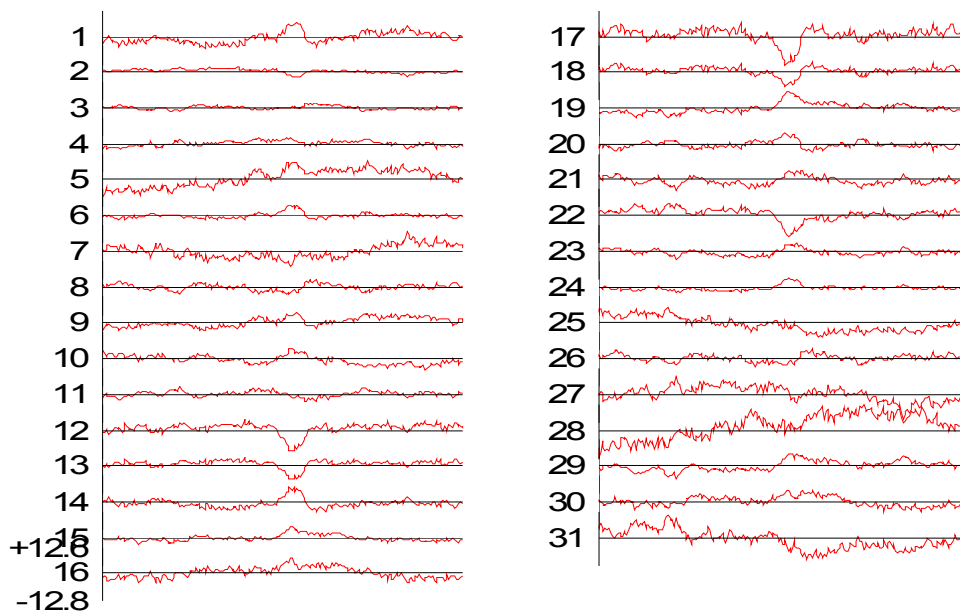
Στη συνέχεια θα προβάλλουμε μόνο τις επιλεγμένες συνιστώσες πίσω στα κανάλια μας. Επιλέγουμε αυθαίρετα το κανάλι Cz στο οποίο και θα επικεντρώσουμε το ενδιαφέρον μας.

Η ICA εφαρμόζεται σε κάθε κανάλι και επιλέγονται οι ανεξάρτητες μεταβλητές εκείνες, που έχουν τις μεγαλύτερες προβολές στο επιλεγμένο ηλεκτρόδιο, Cz, σε ένα χρονικό διάστημα γύρω από το latency που αναμένεται η κορύφωση. Εξετάζουμε κάθε μια από αυτές ξεχωριστά και με την τεχνική zero crossings που έχουμε περιγράψει απορρίπτουμε τις μεταβλητές εκείνες που δεν ικανοποιούν την συνθήκη. Και σε αυτή τη περίπτωση επειδή τα σήματα είναι simulated η συχνότητα αναφοράς γύρω από την οποία ελέγχουμε τα crossings είναι το μηδέν. Προβάλλουμε τις επιλεγμένες συνιστώσες πίσω στα κανάλια και στη συνέχεια όπως και στη πρώτη προσέγγιση υπολογίζουμε εκ νέου το SNR των σημάτων μας, στο σημείο της κορύφωσης στο back-projected ηλεκτρόδιο Cz.

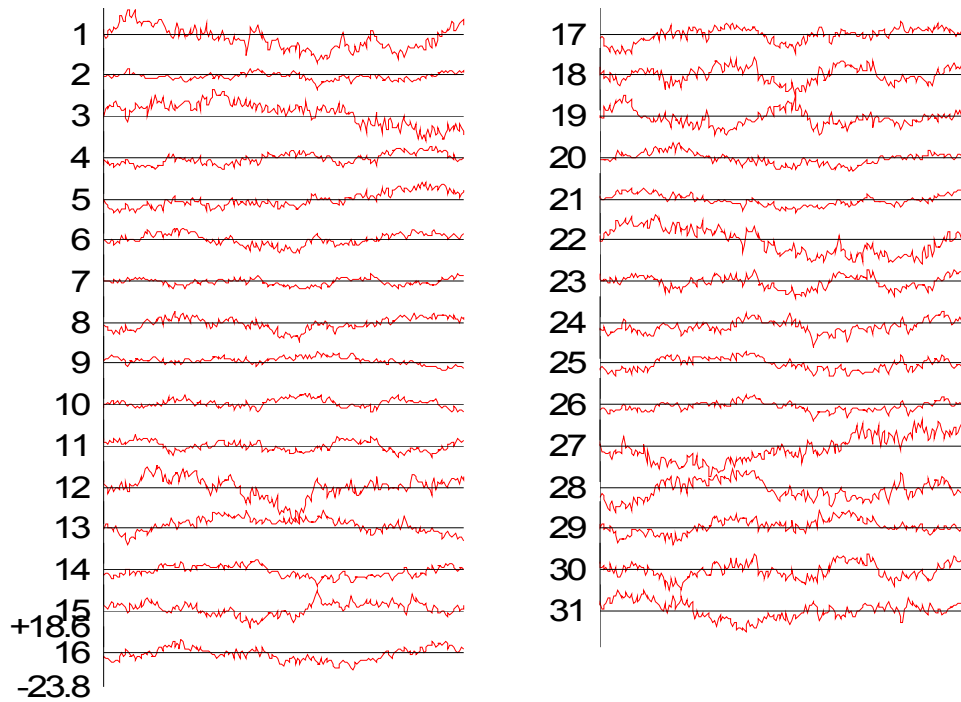




Σχημα6.7(α): Αποτελέσματα (SNR 1.5) με *back-project*, μετά την εφαρμογή του μετασχηματισμού με την εφαρμογή των μεθόδων *pca-ica* (31 κανάλια).



Σχημα6.7(β): Αποτελέσματα (SNR 0.6) με *back-project*, μετά την εφαρμογή του μετασχηματισμού με την εφαρμογή των μεθόδων *pca-ica* (31 κανάλια).



Σχημα6.7(γ): Αποτελέσματα (SNR 0.14) με *back-project*, μετά την εφαρμογή του μετασχηματισμού με την εφαρμογή των μεθόδων *pca-ica* (31 κανάλια).

Αρχικά είχαμε ορίσει το SNR να είναι 1.5. Μετρώντας το όμως μετά την εφαρμογή της μεθόδου ICA έχουμε αυξήσει την τιμή του SNR σε 3.5 . Στη δεύτερη δοκιμή όπου τα αρχικά δεδομένα έχουν δημιουργηθεί με SNR 0.6, μετά την εφαρμογή της μεθόδου ήταν 1.6. Τέλος στα σήματα με SNR 0.14 το τελικό SNR ήταν 0.35.

6.3 Δημιουργία Δεδομένων EEG Μιας Δοκιμής Με Διαμόρφωση Πλάτους (Single Trial With Simple Source, AM Modulation)

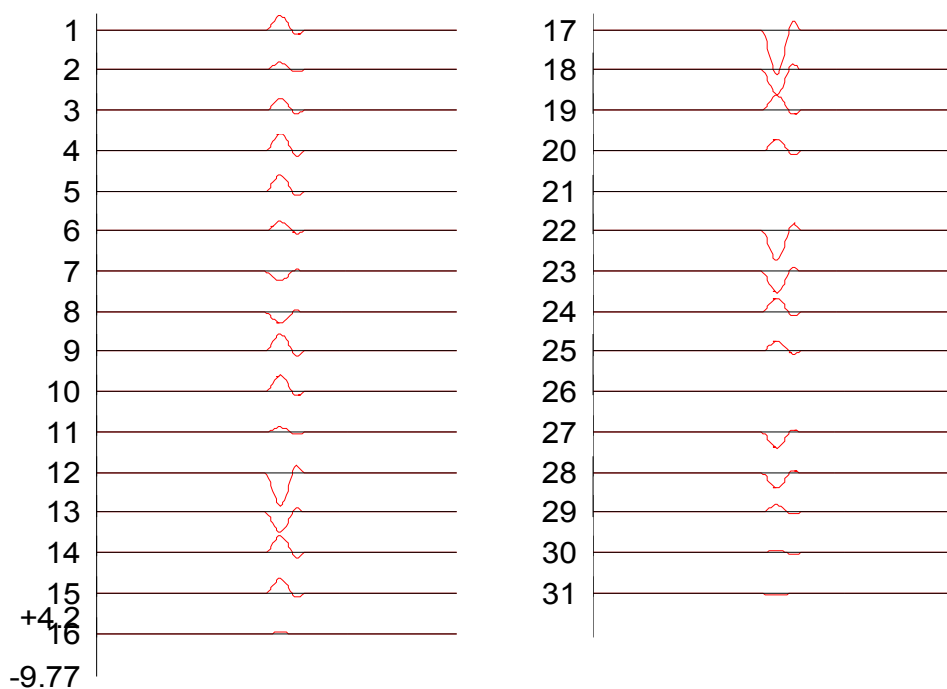
Σε αυτό το σημείο τα δεδομένα μας παράγονται όπως και προηγουμένως με μόνη διαφορά ότι πριν προστεθεί το σήμα θορύβου τα δεδομένα διαμορφώνονται με διαμόρφωση πλάτους σε χαρακτηριστικό ρυθμό θήτα, 6 Hz. Τα όρια του ρυθμού αυτού διαφέρουν στη βιβλιογραφία. Η συχνότητα 6 Hz που επιλέχθηκε ανήκει στο ρυθμό θήτα σε όλη τη βιβλιογραφία και είναι κοντά στο μέσο όρο του διαστήματος συχνοτήτων του ρυθμού θήτα.

Τα simulated δεδομένα σε αυτή τη μελέτη παρήχθησαν με συχνότητα φέροντος 6Hz. Το σήμα πληροφορίας καθώς και το φέρον έχουν συχνότητα δειγματοληψίας 250 Hz. Η αρχική φάση του σήματος πληροφορίας είναι μηδενική και το φέρον σήμα έχει μηδενικό πλάτος έτσι ώστε να επηρεάζει το σήμα πληροφορίας μας μόνο ως προς τη συχνότητα. Προφανώς ικανοποιείται και η συνθήκη Nyquist η οποία θέλει τη συχνότητα δειγματοληψίας να είναι τουλάχιστον διπλάσια από τη συχνότητα του φέροντος. Η χρονική διάρκεια του σήματος θορύβου, που προστίθεται στο σήμα μας σε κάθε κανάλι, ορίζεται ίση με 1sec. Η συχνότητα δειγματοληψίας είναι 250 Hz. Επομένως έχουμε 250 Hz επί 1sec δηλαδή 250 samples. Η κορύφωση της πηγής μας τοποθετείται και πάλι στο sample 125.

Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς καθώς και της απόδοσης των προσεγγίσεών μας θα γίνει με τον υπολογισμό του λόγου SNR με τη βοήθεια της σχέσης 6. Το SNR υπολογίζεται στο back-projected σήμα του Cz ηλεκτροδίου και μόνο στο χρονικό διάστημα που περιμένουμε τη κορύφωση, όχι στη συνολική διάρκεια του σήματος.

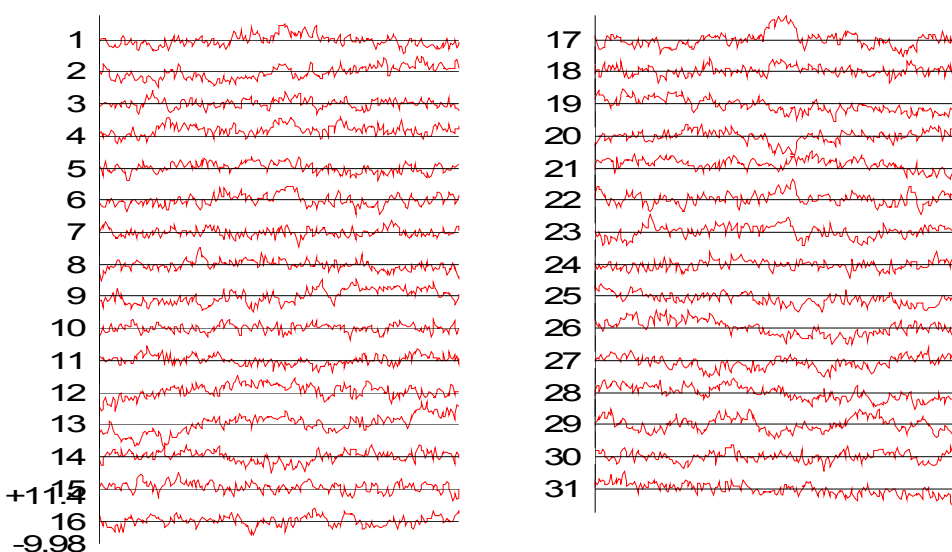
Ρυθμός	Συχνότητα (Hz)
Δέλτα (δ)	0.5-4
Θήτα (θ)	4-8
Άλφα(α)	8-14
Βήτα (β)	14-30
Γάμα	30-45
Γάμα2 (γ_2)	45-90

Σχήμα 6.8 Τα όρια των εγκεφαλικών ρυθμών σύμφωνα με τα οποία κάνουμε την ανάλυση των σημάτων μας.

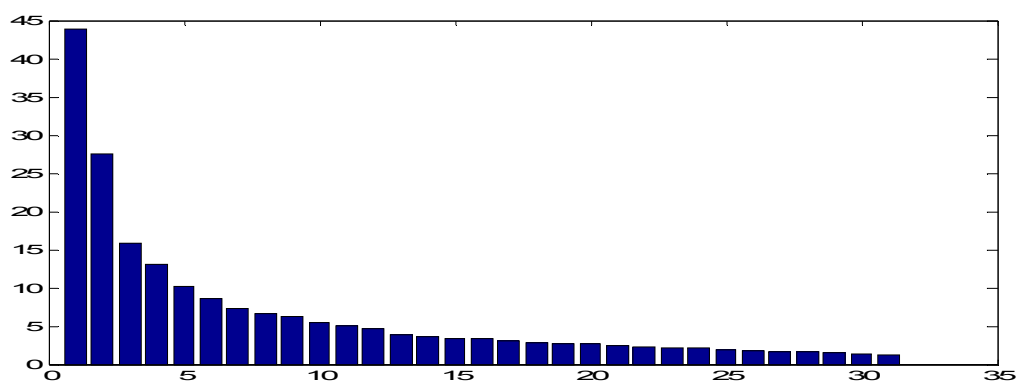


Σχήμα 6.9(α) : Τα 31 κανάλια με σήματα με μηδενικό θόρυβο και μια πηγή σήματος σε AM διαμόρφωση. (Στη γραφική παράσταση φαίνεται σε μεγέθυνση το σήμα της πηγής για να διακρίνεται η διαμόρφωση πλάτους που εφαρμόσαμε)

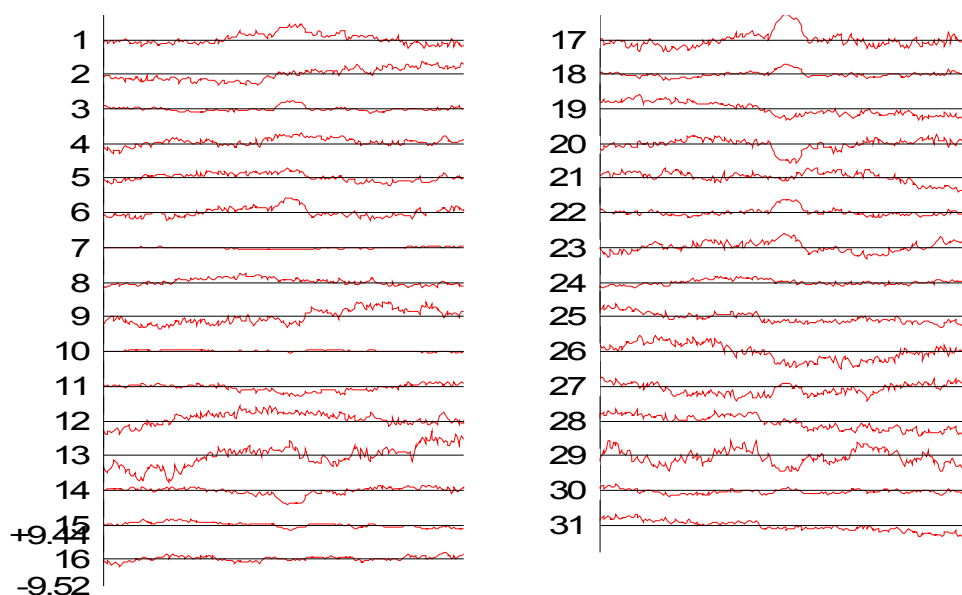
Σκοπός της διαμόρφωσης αυτής είναι να μελετήσουμε την απόδοση της επεξεργασίας με το συνδυασμό των μεθόδων PCA και ICA σε σήματα τα οποία ανήκουν στο ρυθμό θήτα. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει τα κύματα εγκεφάλου που ανήκουν στο ρυθμό θήτα συναντώνται σε δραστηριότητα του εγκεφάλου στην οποία κυριαρχούν οι ζωνρές απεικονίσεις, η βαθιά δημιουργικότητα, καθώς επίσης και η διαδικασία της μνήμης που μας ενδιαφέρει. Όλη η επεξεργασία που κάνουμε είναι η ίδια με την τρίτη προσέγγιση.



Σχήμα 6.9(β): Αρχικά AM modulated δεδομένα με θόρυβο SNR 1,5(31 κανάλια)



Σχήμα 6.9(γ) : Γραφική παράσταση των ιδιοτιμών για SNR 1,5 (παρατηρούμε τις 31 ιδιοτιμές στον άξονα $\chi'\chi$ και τη διακύμανση της κάθε ιδιοτιμής στον άξονα $\psi'\psi$)

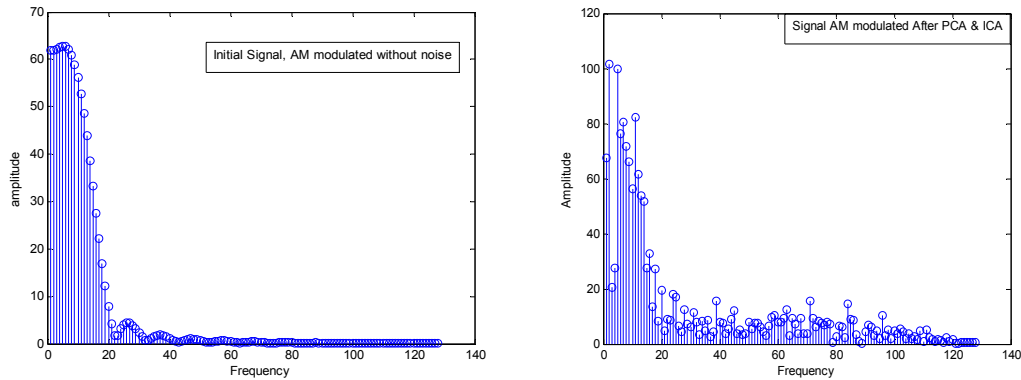


Σχήμα 6.9δ) : Τα τελικά αποτελέσματα της μεθόδου με *back project* των 5 πρώτων *principal components* για SNR 1,5 (31 κανάλια).

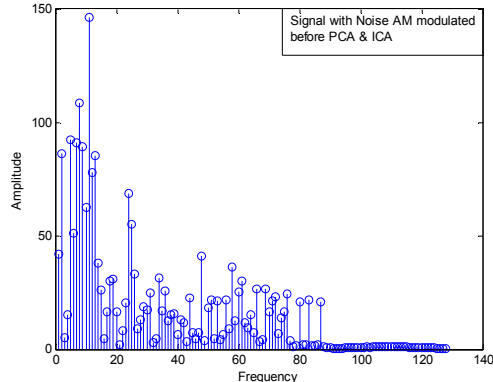
Αρχικά είχαμε ορίσει το SNR να είναι 1.5. Μετρώντας το όμως μετά την εφαρμογή της μεθόδου ICA έχουμε αυξήσει την τιμή του SNR σε 4.2 . Ενδεικτικά παραθέτονται οι γραφικές παραστάσεις των σημάτων με SNR 1.5. Στη δεύτερη δοκιμή όπου τα αρχικά δεδομένα έχουν δημιουργηθεί με SNR 0.6 μετά την εφαρμογή της μεθόδου πετύχαμε SNR 1.3. Τέλος στα σήματα με SNR 0.14 το τελικό SNR ήταν 0.4.

Από την ανάλυση Fourier στα AM modulated δεδομένα στο κανάλι Cz παρατηρούμε ότι μετά τον μετασχηματισμό και την μείωση των διαστάσεων το σήμα φαίνεται να έχει μεταβληθεί κυρίως στις υψηλές συχνότητες (σχήμα 6.10(α)). Υπάρχουν κάποιες αλλαγές και στις χαμηλές συχνότητες αλλά δεν είναι πολύ μεγάλες. Στο σχήμα 6.10(β) παρατηρούμε το αποτέλεσμα της ανάλυσης Fourier στο αρχικό AM

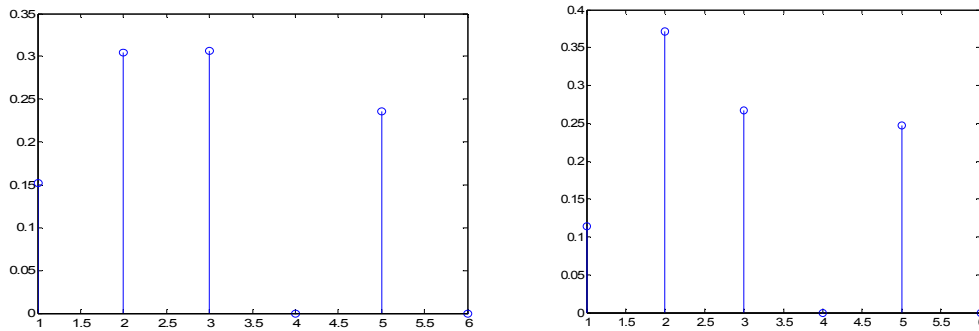
modulated σήμα του καναλιού Cz με θόρυβο. Παρατηρείται έντονη αλλοίωση στο συχνοτικό περιεχόμενο του σήματος αυτού, το οποίο όμως ανακτάται σε αρκετά μεγάλο βαθμό μετά την εφαρμογή της επεξεργασίας με τις μεθόδους PCA και ICA και την αφαίρεση μεγάλου μέρους του σήματος θορύβου. Στο σχήμα 6.10(γ) παρατηρούμε τις αλλαγές στο συχνοτικό περιεχόμενο του καναλιού Cz. Στον άξονα ψ'ψ έχουμε την ενέργεια που περιέχεται σε κάθε εγκεφαλικό ρυθμό, κανονικοποιημένη στη μονάδα.



Σχήμα 6.10 (α) Ανάλυση Fourier στα AM modulated single trial δεδομένα. Η αριστερή γραφική παράσταση αντιστοιχεί στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο, ενώ η δεξιά αντιστοιχεί στα τελικά δεδομένα μετά την επεξεργασία με PCA & ICA. Στον άξονα χ'χ έχουμε τις συχνότητες από 0-128Hz. Η δειγματοληψία μας γίνεται μέχρι τα 250Hz αλλά λόγω της συμμετρίας του μετασχηματισμού, παρουσιάζεται μόνο το ένα τμήμα.



Σχήμα 6.10 (β) Ανάλυση Fourier στα AM modulated single trial δεδομένα. Η γραφική παράσταση αντιστοιχεί στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο, πριν την επεξεργασία με PCA & ICA. Στον άξονα χ'χ έχουμε τις συχνότητες από 0-128Hz. Η δειγματοληψία μας γίνεται μέχρι τα 250Hz αλλά λόγω της συμμετρίας του μετασχηματισμού, παρουσιάζεται μόνο το ένα τμήμα.



Σχήμα 6.10(γ) Κανονικοποιημένη ενέργεια στα AM modulated single trial δεδομένα για το κανάλι Cz. Η αριστερή γραφική παράσταση αντιστοιχεί στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο, ενώ η δεξιά αντιστοιχεί στα τελικά δεδομένα μετά την επεξεργασία με PCA & ICA. οι ενέργειες είναι κανονικοποιημένες στη μονάδα (άξονας $\psi'\psi$), ενώ στον $\chi'\chi$ έχουμε την εξής κωδικοποίηση: delta 1, theta 2, alpha 3, beta 4, gamma 5 και gamma2 6.

Τα όρια των εγκεφαλικών ρυθμών διαφέρουν ελαφρώς στη βιβλιογραφία. Αυτά που θα χρησιμοποιήσουμε εμείς φαίνονται στο σχήμα 6.8. Κάνουμε μια παραδοχή για πιο εύκολη απεικόνιση και αντιστοιχίζουμε στο κάθε ρυθμό έναν αριθμό. Έτσι έχουμε για τον δέλτα τον αριθμό 1, για τον θήτα το 2, για τον άλφα το 3, για τον βήτα το 4, για τον γάμμα το 5 και τέλος για τον γαμμα2 το 6. Οι αριθμοί αυτοί εμφανίζονται στον άξονα $\chi'\chi$ του σχήματος 6.9(γ). Στο σχήμα αυτό παρατηρούμε ότι η ενέργεια που περιέχεται σε κάθε ρυθμό μεταβάλλεται ελαφρώς μετά τους μετασχηματισμούς και την μείωση διαστάσεων. Όμως, η μεταβολή αυτή δεν φαίνεται να επηρεάζει την ενέργεια του ρυθμού θήτα (θέση 2 στο σχήμα 6.9(γ)), ο οποίος μας ενδιαφέρει ιδιαίτερα αφού σχετίζεται με την λειτουργία του εγκεφάλου σε κατάσταση επεξεργασίας πληροφοριών.

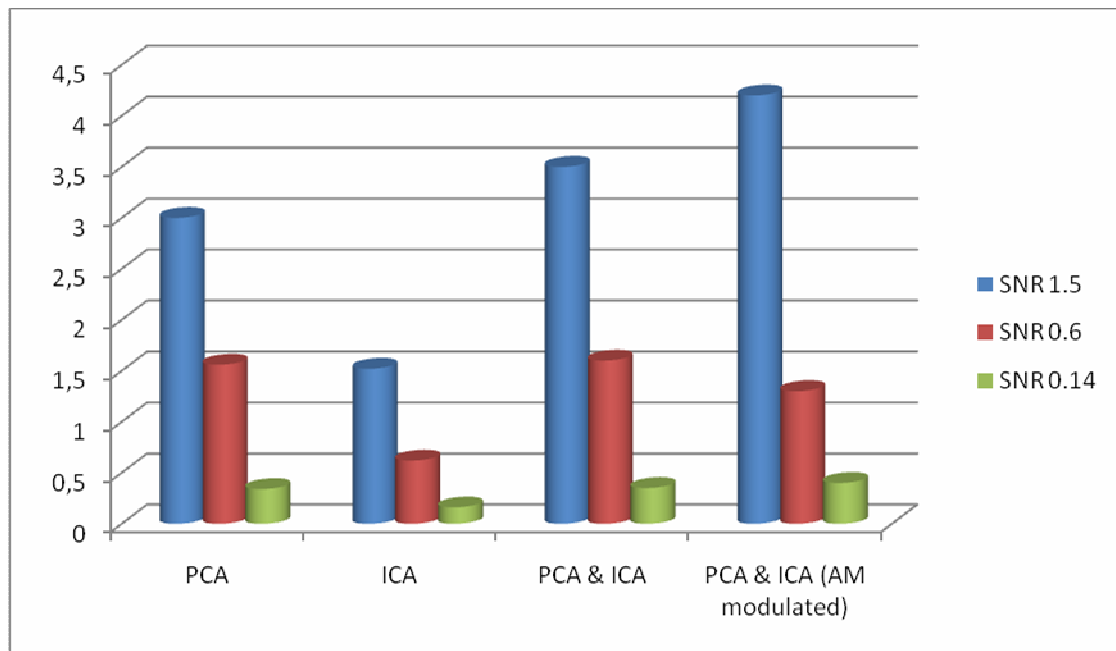
6.4 Συμπεράσματα Για Single Trial Δεδομένα

Σκοπός μας ήταν να διερευνήσουμε με ποια από τις παραπάνω μεθοδολογίες θα είχαμε τον καλύτερο καθαρισμό της πηγής από το θόρυβο. Η γενική εικόνα από την εφαρμογή και των τριών προηγούμενων προσεγγίσεων είναι ότι πετύχαμε σε όλες ικανοποιητικό διαχωρισμό σήματος από θόρυβο. Το καλύτερο συνολικά αποτέλεσμα επιτεύχθηκε στην τελευταία προσέγγιση, με επεξεργασία των σημάτων με τη μέθοδο PCA και με μείωση διαστάσεων και στη συνέχεια επεξεργασία με ICA και έκφραση των δεδομένων μας σε μια ανεξάρτητη βάση.

Το παραπάνω συμπέρασμα είναι απόρροια του γεγονότος ότι μειώνοντας τις διαστάσεις των σημάτων στο στάδιο της επεξεργασίας με PCA αφαιρούμε παράλληλα και ένα πολύ μεγάλο μέρος του θορύβου που εμπεριέχεται στις συνιστώσες αυτές. Όπως έχει προαναφερθεί στις συνιστώσες με χαμηλή τιμή διακύμανσης συνήθως δεν περιέχεται χρήσιμη πληροφορία. Η επιλογή κάποιων κύριων συνιστωσών και η απόρριψη των υπολοίπων, κατά την εφαρμογή της PCA μεθόδου, είναι για μια lossy διαδικασία, δηλαδή μια διαδικασία με την εφαρμογή της οποίας χάνεται ένα τμήμα των δεδομένων και κατά συνέπεια της πληροφορίας. Γι' αυτό η μείωση των διαστάσεων θα πρέπει να γίνεται με ιδιαίτερη προσοχή. Στον πίνακα 6.1(α,β) παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τις τρεις προσεγγίσεις καθώς και για τα τρία set δεδομένων. Όλες οι τιμές SNR των πινάκων 6.1(α,β) έχουν υπολογιστεί σε σχέση με τα αρχικά χωρίς θόρυβο δεδομένα του σχήματος 6.2, έτσι ώστε να υπάρχει μια κοινή βάση σύγκρισης μεταξύ των δεδομένων μας.

dB / SNR	PCA (SNR)	ICA (SNR)	PCA και ICA (SNR)	PCA και ICA (AM modulated) (SNR)
51 dB/ 1.5	3	1,52	3.5	4.2
26 dB/ 0.6	1.56	0.62	1.6	1.3
4 dB / 0.14	0.34	0.16	0.35	0.4

Πίνακας 6.1(α) Συγκεντρωτικός πίνακας των αποτελεσμάτων του SNR και για τις 3 προσεγγίσεις. Φαίνεται καθαρά ότι η τελευταία προσέγγιση (PCA και ICA) υπερέρχει για όλες τις τιμές σήματος προς θόρυβο.



Πίνακας 6.1(β) Συγκεντρωτικός πίνακας των αποτελεσμάτων και για τις 3 προσεγγίσεις. Φαίνεται καθαρά ότι η τελευταία προσέγγιση (PCA και ICA) υπερέχει για όλες τις τιμές σήματος προς θόρυβο. Για την περίπτωση των modulated δεδομένων παρατίθεται μόνο η τιμή του SNR για επεξεργασία με PCA & ICA, εφόσον σε αυτό έχουμε καταλήξει από την μελέτη των αρχικών μη modulated δεδομένων. Επίσης από τους δυο παραπάνω πίνακες 7(α) και 7(β) παρατηρούμε ότι η απόδοση των μεθόδων είναι σε κάθε περίπτωση καλύτερη όταν δεν έχουμε πολύ θόρυβο. Αυτό φαίνεται από την τιμή του τελικού SNR. Η παρατήρηση αυτή σχετίζεται με το φαινόμενο του overfitting των δεδομένων, το οποίο έχουμε ήδη περιγράψει.

Κατόπιν στο στάδιο της επεξεργασίας με ICA, στο οποίο έχουμε προβάλει μόνο τις σημαντικές συνιστώσες του PCA, τα δεδομένα μετασχηματίζονται σε μια βάση ανεξάρτητων συνιστωσών. Έτσι εκμεταλλευόμαστε την ικανότητα της ICA να μετασχηματίζει πιο σωστά δεδομένα και καταλήγουμε σε μια πιο πλήρη βάση έκφρασης των δεδομένων.

Από τον πίνακα 7(α,β) παρατηρούμε ότι το SNR με την τρίτη προσέγγιση δεν είναι σημαντικά μεγαλύτερο από αυτό που επιτυγχάνουμε με την εφαρμογή της PCA, όταν αυτή εφαρμόζεται μόνη της. Επομένως θα ήταν λογικό να προτιμήσουμε να σταματήσουμε την επεξεργασία στο στάδιο της έκφρασης σε ορθογώνιες συνιστώσες, και να μη συνεχίσουμε εκφράζοντας τα δεδομένα και σε ανεξάρτητη βάση, έτσι ώστε να αποφύγουμε την μεγαλύτερη πολυπλοκότητα στην υλοποίηση. Όμως με την περαιτέρω επεξεργασία με την ICA εκτός του ότι πετυχαίνουμε μεγαλύτερη τιμή του SNR έχουμε πετύχει και μια πιο αντιπροσωπευτική απεικόνιση των δεδομένων μας.

Με τον συνδυασμό των δυο μεθόδων και με προσεκτική μείωση διαστάσεων καθώς και με απαλοιφή των artifacts εκμεταλλευόμαστε τις δυνατότητες και των δυο μεθόδων. Παρατηρούμε επίσης ότι στο modulated set δεδομένων μας η απόδοση του αλγόριθμου είναι πάρα πολύ ικανοποιητική.

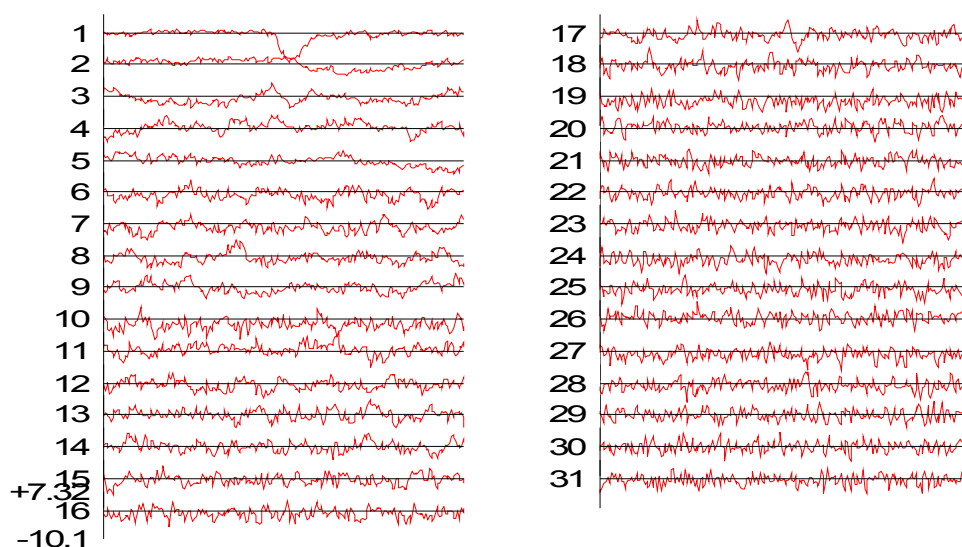
Στο σημείο αυτό να τονίσουμε ότι ο αντίστροφος συνδυασμός, δηλαδή επεξεργασία με ICA και έπειτα με PCA, είναι αδύνατος αφού η ICA είναι γενίκευση της PCA και δεν υπάρχει νόημα σε μια τέτοια προσπάθεια.

Σε κάθε περίπτωση παρατηρούμε ότι η απόδοση της κάθε μεθοδολογίας είναι πολύ μεγαλύτερη για τα δεδομένα με υψηλό SNR και αυτό δικαιολογείται πλήρως από την θεωρία του overtraining που έχουμε ήδη αναφέρει.

Αξιολόγηση της τεχνικής zero-crossings

Επίσης θα πρέπει να αξιολογήσουμε την τεχνική zero-crossings με την οποία και απορρίπτουμε τις artifactual πηγές. Η διαδικασία αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική εφόσον οι συνιστώσες περιέχουν πληροφορία ανεξάρτητη η μια από την άλλη και κατά συνέπεια αν απορρίψουμε μια τότε αυτομάτως χάνουμε την πληροφορία που περιέχεται σε αυτή.

Θα εξετάσουμε την τεχνική αυτή μελετώντας μια μόνο περίπτωση επεξεργασίας. Έστω λοιπόν για την περίπτωση της προσέγγισης, όπου τα σήματα με λόγο σήματος προς θόρυβο 1.5 και δίχως AM modulation, μετασχηματίζονται με την μέθοδο ICA. Από το μετασχηματισμό με αυτή τη μέθοδο προέκυψαν τα σήματα που φαίνονται στο σχήμα 6.11(α).



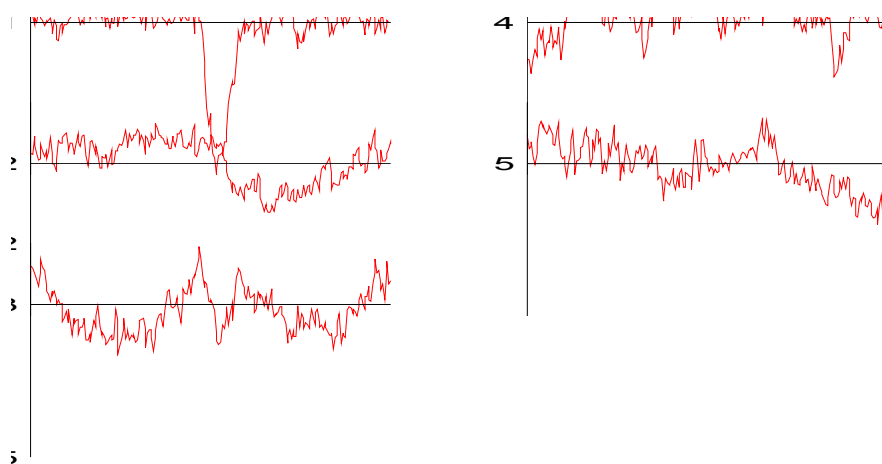
Σχήμα 6.11(α) Όλες οι 31 activations που προκύπτουν από την επεξεργασία με ICA.

Από αυτές διατηρούνται με τη τεχνική των zero-crossings μόνο αυτές που αντιστοιχούν στο 1,2,3 και 17 σήμα. Όλες οι υπόλοιπες απορρίπτονται ως θόρυβος και artifacts. Από το σχήμα 6.11(α) παρατηρούμε ότι οι συνιστώσες αυτές πράγματι περιέχουν ένα peak στη χρονική στιγμή γύρω από το latency που μας ενδιαφέρει.

Αντίστοιχα στην περίπτωση όπου επεξεργαζόμαστε τα σήματα με την τρίτη προσέγγιση, δηλαδή με προεπεξεργασία με PCA και έπειτα με ICA, τότε στο πρώτο στάδιο επιλέγονται τα ακόλουθα 5 principal components. Ο αριθμός των principal components που θα επιλεγθούν είναι δική μας επιλογή εφόσον από την διερεύνηση που κάναμε καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι η επιλογή αυτού του αριθμού

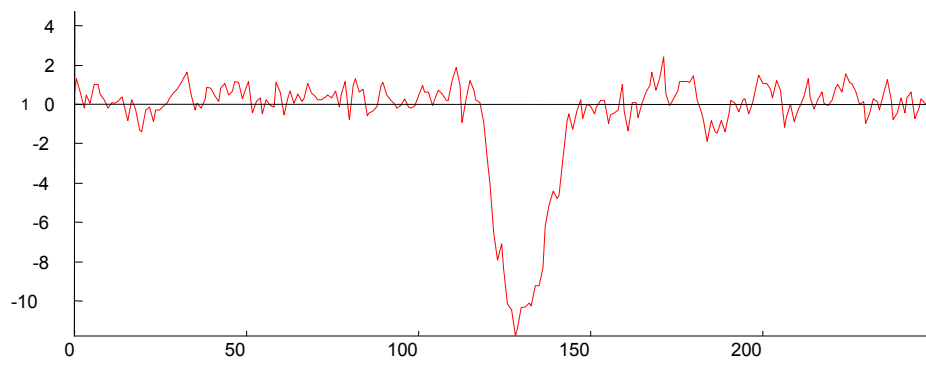
συνιστώσών αποτελεί το καλύτερο trade-off μεταξύ θορύβου και όγκου δεδομένων. Οι συνιστώσες που επιλέγονται σε αυτό το στάδιο φαίνονται στο σχήμα 6.11(β). Αυτές προβάλλονται πίσω στα κανάλια και ακολουθεί η επεξεργασία με την ICA μέθοδο.

Ο αλγόριθμος ICA υπολογίζει τις νέες activations και από αυτές με την τεχνική zero-crossings επιλέγονται οι ενεργοποιήσεις εκείνες οι οποίες έχουν την σημαντικότερη πληροφορία. Στην περίπτωση μας από όλες τις ενεργοποιήσεις επιλεχθήκαν οι 1, 3 και 5. Παρατηρούμε ότι σε σχέση με την επεξεργασία μόνο με την ICA έχουμε μια λιγότερη συνιστώσα, αλλά το τελικό αποτέλεσμα είναι καλύτερο. Το γεγονός αυτό μας δείχνει ότι η μια επιπλέον συνιστώσα δεν περιέχει χρήσιμη πληροφορία.



Σχήμα 6.11(β) Οι πέντε συνιστώσες που διατηρούνται από την PCA.

Επομένως, η τεχνική των zero crossings που εφαρμόσαμε για την απόρριψη artifactual πηγών, αποδεικνύεται ότι επιλέγει τις σωστές ανεξάρτητες συνιστώσες για να τις προβάλει πίσω στα κανάλια. Στο σχήμα 6.11(γ) έχουμε απομονώσει μια από τις προηγούμενες συνιστώσες στην οποία φαίνεται καθαρά η υπόθεση που έχουμε κάνει όσο αφορά στην επιλογή των συνιστωσών με βάση τη χαρακτηριστική μορφή τους. Παρατηρούμε ότι γύρω από το latency που μας ενδιαφέρει, το οποίο είναι 125 με μια απόκλιση από τα 115 έως τα 130 msec, δεν έχουμε πολλά zero crossings. Παράλληλα σε όλο το υπόλοιπο διάστημα έχουμε μια μικρή διακύμανση γύρω από την ισοηλεκτρική γραμμή που στην περίπτωση μας είναι η τιμή μηδέν, επειδή τα σήματα είναι simulated.



Σχημα6.11(γ): Ανεξάρτητη συνιστώσα που επιλέχθηκε μετά από τα κριτήρια απαλοιφής artifactual πηγών. Ο άξονας x είναι ο λανθάνων χρόνος *latency*, ενώ ο y το πλάτος σε *mV*.

6.5 Δημιουργία Σημάτων EEG 40 Δοκιμών (40 Concatenated Trials Με Peaks Σε Διαφορετικό Latency)

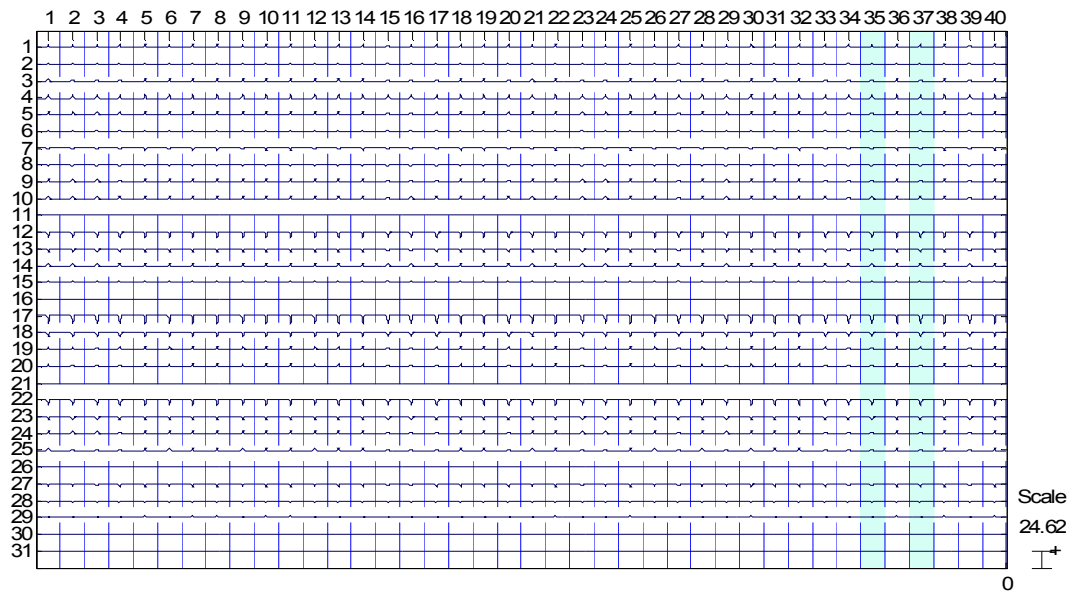
Όπως έχουμε ήδη αναφέρει η ανάλυση των ERP σημάτων έχει αρκετά σημεία που χρειάζονται ιδιαίτερη προσοχή. Έχει παρατηρηθεί ότι για να αποφύγουμε το φαινόμενο του overtraining καθώς και του stability, ο ασφαλέστερος τρόπος είναι να αναλύσουμε τα σήματα επαναλαμβανομένων συνδεδεμένων δοκιμών (concatenated trials). Με τον τρόπο αυτό αυξάνουμε το πλήθος των training δεδομένων μας ενώ παράλληλα διατηρούμε τις διαφοροποιήσεις των σημάτων από trial σε trial και τη σειρά των συνιστωσών στα διάφορα trials.

Ένα πραγματικό εγκεφαλογράφημα έχει συνήθως 40 δοκιμές, κάθε μια από τις οποίες είναι ένα στιγμιότυπο ενός πανομοιότυπου ακουστικού πειράματος. Για να προσομοιώσουμε το πραγματικό EEG θα δημιουργήσουμε σήματα 40 δοκιμών. Και πάλι θα εργαστούμε σε simulated δεδομένα στα οποία μπορούμε να αξιολογήσουμε την ισχύ και την απόδοση της μεθοδολογίας που ακολουθούμε. Στη περίπτωση που θα εργαζόμασταν απευθείας στα πραγματικά δεδομένα ενός EEG δεν θα ήμασταν σε θέση να πιστοποιήσουμε με βεβαιότητα ότι τα αποτελέσματά μας θα είναι και τα επιθυμητά, εφόσον δεν θα είχαμε κανένα απολύτως στοιχείο για την ταυτότητα των πηγών.

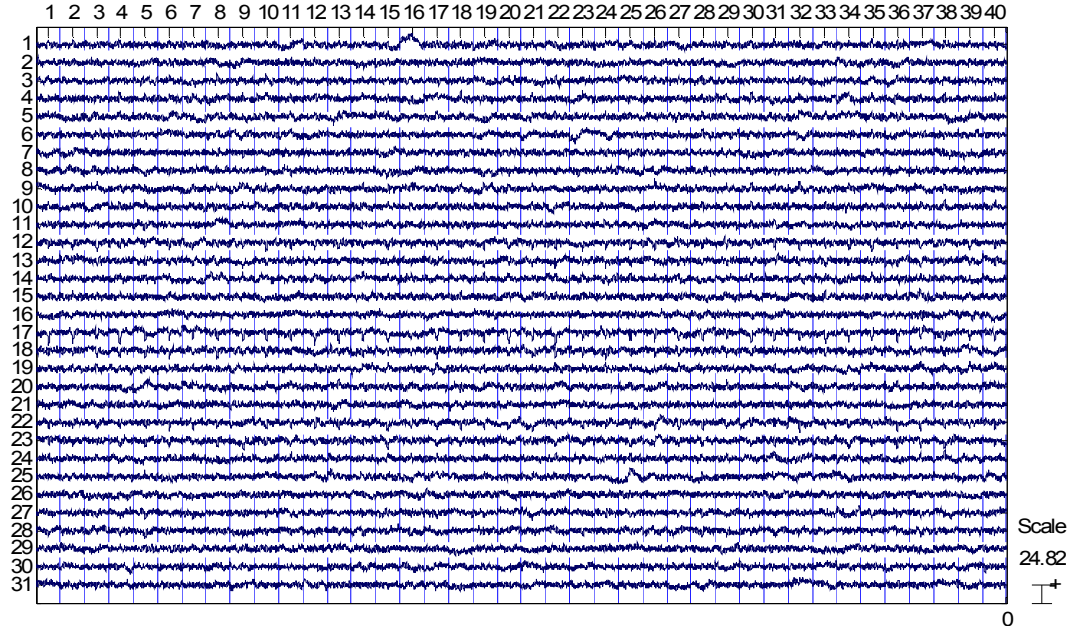
Η δομή των στοιχείων αυτών είναι ένα διάνυσμα με 40 σειριακά (concatenated) συνδεδεμένα σήματα μιας δοκιμής. Κατά την δημιουργία των πολλαπλών δοκιμών δεν διαφοροποιήθηκε καμιά από τις παραμέτρους σύμφωνα με τις οποίες δημιουργήθηκαν τα single trial δεδομένα στην προηγούμενη ενότητα. Η μόνη διαφορά είναι ότι κάθε μια από τις δοκιμές έχουν διαφορετικό latency έτσι ώστε να μπορέσουμε να ελέγξουμε τη διαδικασία. Έτσι κάθε γραμμή του πίνακα αντιστοιχεί σε ένα από τα 31 ηλεκτρόδια και κάθε στήλη σε μια από τις 40 δοκιμές.

Να θυμίσουμε ότι η κορύφωση των δεδομένων μας έχει τοποθετηθεί στη χρονική στιγμή 125msec, με απόκλιση της τάξης $[-8, +8]$ msec. Επίσης για να αποφύγουμε το πρόβλημα του overfitting των δεδομένων επιλέξαμε να συνεχίσουμε την επεξεργασία με SNR 1.5. Για τη νόσο του Alzheimer μας ενδιαφέρει κυρίως το τμήμα P300 του LPC και η συμπεριφορά του. Γι' αυτό το λόγο επικεντρώνουμε το ενδιαφέρον μας στο ηλεκτρόδιο Cz, όπου και καταγράφεται αυτό το χαρακτηριστικό. Στα simulated δεδομένα μας δεν έχει σημασία πιο ηλεκτρόδιο θα επιλέξουμε για τη μελέτη μας. Επιλέγουμε ένα λοιπόν με αυθαίρετο τρόπο.

Από την προηγούμενη διαδικασία καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι η μεθοδολογία με τη μεγαλύτερη απόδοση σήματος προς θόρυβο, είναι αυτή κατά την οποία γίνεται προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ανάλυση σε ανεξάρτητες πηγές με τη μέθοδο ICA. Στο σημείο αυτό θα επεκτείνουμε περαιτέρω την ανάλυση μας, ομαδοποιώντας τις ανεξάρτητες συνιστώσες. Με τον τρόπο αυτό θα καταλήξουμε σε συμπεράσματα για την πληροφορία που υπάρχει σε κάθε μια από τις συνιστώσες που έχουμε διαλέξει. Θα προσπαθήσουμε να απομονώσουμε τις μεταβλητές εκείνες οι οποίες σχετίζονται με το συστατικό P300, το οποίο μελετάμε.



Σχήμα 6.12(α) Αρχικά σειριακά concatenated σήματα χωρίς θόρυβο (31 κανάλια και 40 δοκιμές) Κάθε κάθετη στήλη είναι και μια δοκιμή ενώ κάθε οριζόντια γραμμή ένα κανάλι. Σε κάθε trial έχουμε την ίδια πηγή σήματος αλλά με διαφορετικό latency. Κάθε δοκιμή είναι ένα σήμα όμοιο με αυτό του σχήματος 6.2.



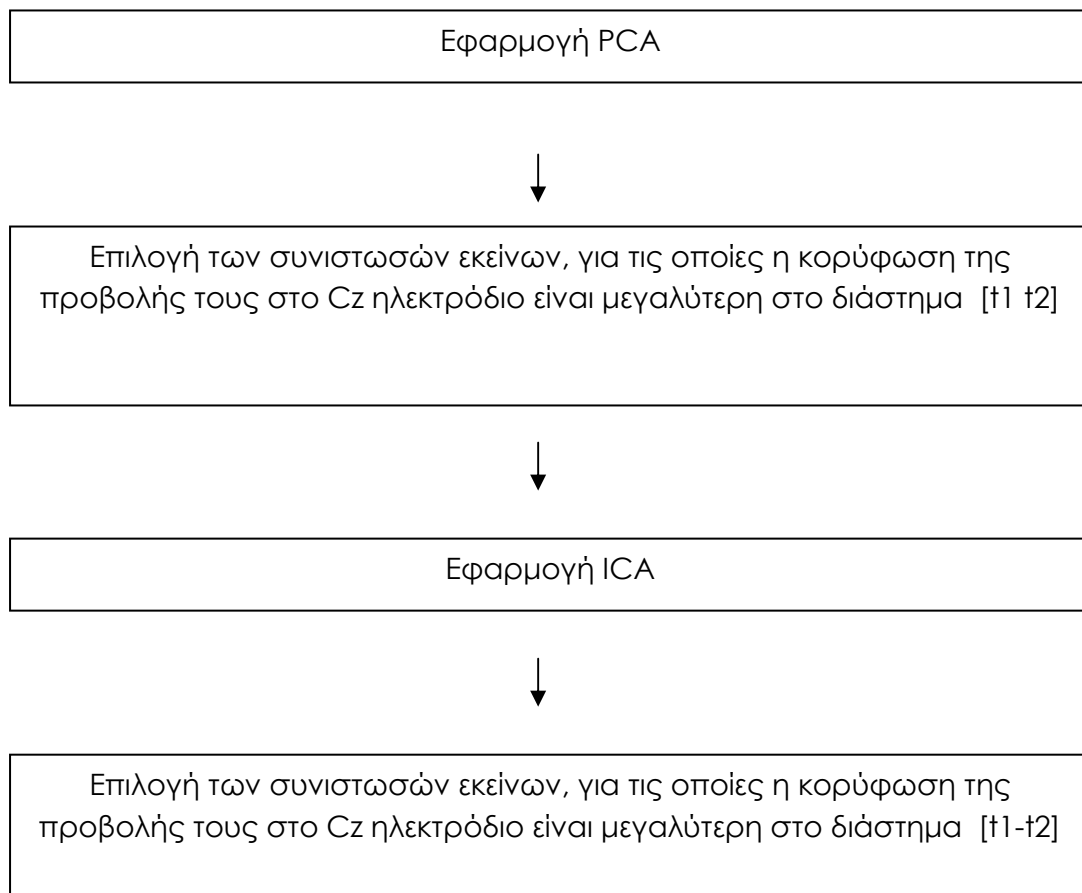
Σχήμα 6.12(β) Αρχικά σειριακά concatenated σήματα με λόγο σήματος προς θόρυβο 1.5 (31 κανάλια και 40 δοκιμές) Κάθε κάθετη στήλη είναι και μια δοκιμή ενώ κάθε οριζόντια γραμμή ένα κανάλι. Σε κάθε trial έχουμε την ίδια πηγή σήματος αλλά με διαφορετικό latency. Κάθε δοκιμή είναι ένα σήμα όμοιο με αυτό του σχήματος 6.3(α).

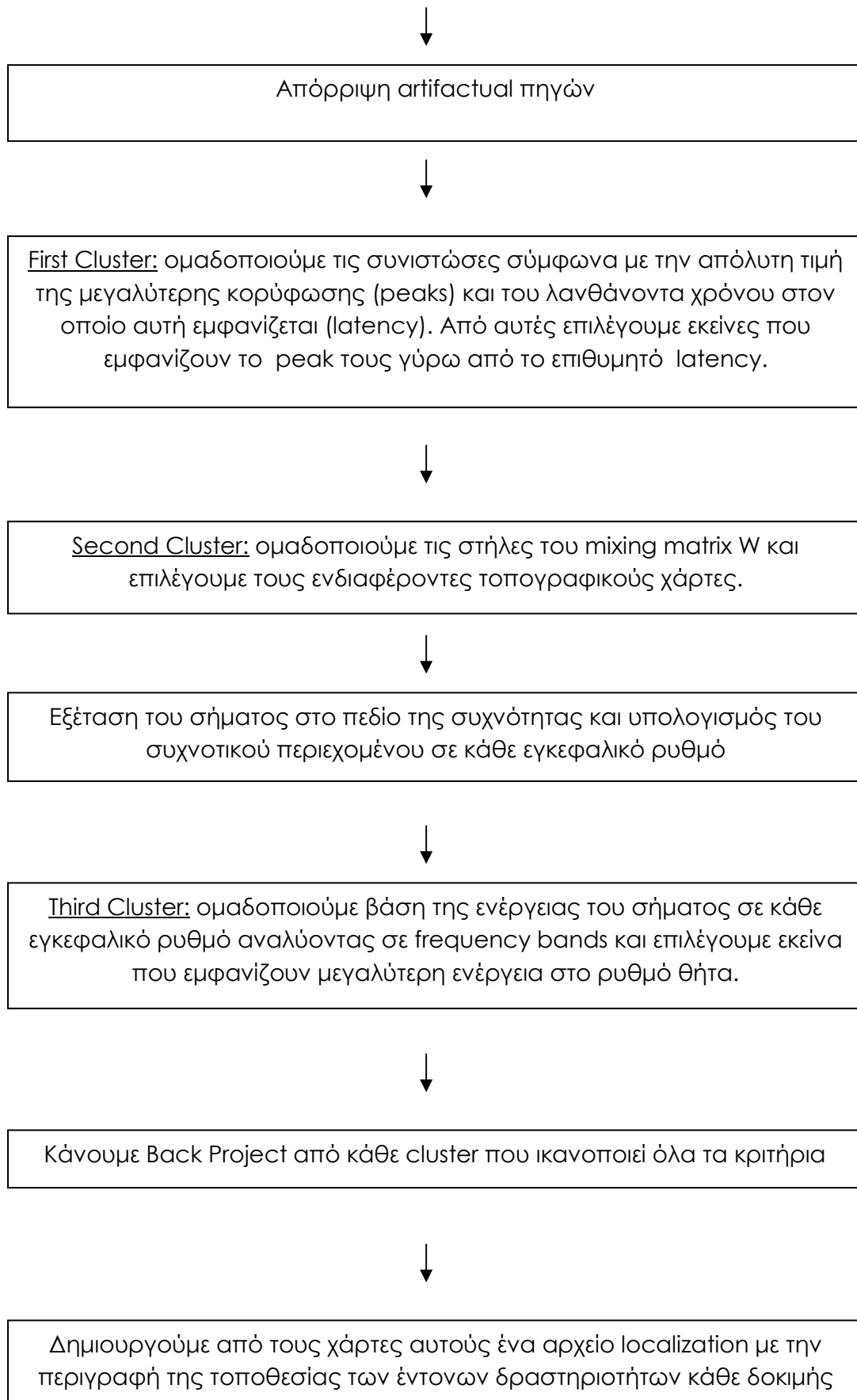
6.5.1 Συνοπτική Περιγραφή Της Μεθοδολογίας

Στο σημείο αυτό και μετά από την διερεύνηση που έγινε σχετικά με τον αποδοτικότερο τρόπο επεξεργασίας των σημάτων, είμαστε σε θέση να εμπλουτίσουμε το σχήμα 5.3. Από την ανάλυση των σημάτων του EEG που κάναμε προηγουμένως καταλήξαμε στο συμπέρασμα ότι η πιο αποδοτική μεθοδολογία για την ανάλυση των ERP σημάτων είναι ο μετασχηματισμός με PCA και dimensionality reduction και μετά μετασχηματισμός σε ανεξάρτητες μεταβλητές.

Επομένως στο αρχικό στάδιο επεξεργασίας των σημάτων γίνεται προεπεξεργασία με την PCA . Με τον τρόπο αυτό το μεγαλύτερο μέρος του σήματος θορύβου αφαιρείται από τα σήματα πηγής . Στη συνέχεια μετασχηματίζουμε τα σήματα μας σε μια ανεξάρτητη βάση με την βοήθεια της ICA. Εξετάζοντας τις συνιστώσες αυτές μπορούμε να απορρίψουμε κάποιες από αυτές ως artifacts. Η επιλογή αυτή γίνεται βάση της μορφής των συνιστωσών με την τεχνική zero-crossings, η απόδοση της οποίας έχει αναλυθεί σε προηγούμενη ενότητα.

Το block diagram της μεθοδολογίας φαίνεται στο σχήμα 6.13 και κάθε βήμα του αναλύεται στη συνέχεια.





Σχήμα 6.13 Περιγραφή του αλγόριθμου όπως προέκυψε μετά από τα αποτελέσματα στα single trial δεδομένα

Αναλυτικά τα στάδια της μεθοδολογίας είναι τα ακόλουθα:

- Στα simulated δεδομένα των concatenated 40 trials που έχουμε δημιουργήσει (με SNR 1.5), εφαρμόζουμε τη μέθοδο PCA και βρίσκουμε έναν ορθογώνιο γραμμικό μετασχηματισμό τέτοιο ώστε η διακύμανση των μετασχηματισμένων στοιχείων να μεγιστοποιείται. Γνωρίζουμε ήδη από τη γραφική παράσταση των ιδιοτιμών (Σχημα6.3(β) ανάλυση σε single trial δεδομένα) ότι ο μεγαλύτερος όγκος πληροφορίας συγκεντρώνεται στις 4 πρώτες ιδιοτιμές κοντά στο σημείο του «γονάτου» της γραφικής.
- Στη συνέχεια, προβάλλουμε μόνο τις επιλεγμένες συνιστώσες πίσω στα κανάλια του EEG. Με τον τρόπο αυτό έχουμε επιτύχει σημαντική μείωση των διαστάσεων.
- Με τη μέθοδο ICA μετασχηματίζουμε τα επεξεργασμένα δεδομένα μας σε μια βάση ανεξάρτητων συνιστωσών. Απομονώνουμε έτσι τις ανεξάρτητες ενεργοποιήσεις που συνεισφέρουν στο προκλητό δυναμικό από το θόρυβο.
- Προβάλλουμε κάθε μια συνιστώσα μόνη της πίσω στα κανάλια και καταγράφουμε το μέγιστο πλάτος (peak) και τον λανθάνοντα χρόνο (latency) στον οποίο αυτό παρουσιάζεται. Η αναζήτηση αυτή του μέγιστου, κατ' απόλυτη τιμή peak, γίνεται σε ένα χρονικό πλαίσιο γύρω από την τιμή latency στην οποία περιμένουμε την κορύφωση. Επειδή τα δεδομένα είναι simulated γνωρίζουμε εκ των προτέρων ότι η τιμή αυτή είναι στο frame 125. Θα ήταν ανούσιο να εξετάσουμε τα μέγιστα peaks σε όλη τη διάρκεια του σήματος, εφόσον αν επιλέγαμε μια ανεξάρτητη μεταβλητή που δίνει ένα μέγιστο πλάτος σε μια αδιάφορη χρονική στιγμή δεν θα αντιπροσώπευε τη σωστή πληροφορία.
- Επιλέγονται οι ενεργοποιήσεις εκείνες που αν προβληθούν μόνες τους πίσω στα κανάλια δίνουν τις μεγαλύτερες προβολές στο επιλεγμένο ηλεκτρόδιο, κατ' απόλυτη τιμή του πλάτους. Εξετάζουμε κάθε μια από αυτές ξεχωριστά, απορρίπτοντας όσες είναι πιθανά artifacts με τα δυο κριτήρια που περιγράψαμε στο κεφάλαιο 5, δηλαδή με τη τεχνική zero crossings και με το ελάχιστο κατώφλι δυναμικού.
- Έχοντας απορρίψει τις συνιστώσες εκείνες που θεωρούνται artifacts, προβάλλουμε τις υπόλοιπες πίσω στα κανάλια μας. Κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας διατηρείται πληροφορία σχετική με την απόλυτη τιμή του πλάτους του back projected σήματος στη χρονική στιγμή της κορύφωσης (peak) καθώς και το πρόσημο αυτής. Επίσης είναι σημαντικό να γνωρίζουμε την ακριβή χρονική στιγμή της κορύφωσης αυτής (latency). Τα δυο αυτά δεδομένα καταγράφονται από το κανάλι Cz για κάθε συνιστώσα και για κάθε δοκιμή.
- Ομαδοποιούμε τις ενεργοποιήσεις αυτές με βάση το latency στο οποίο εμφανίζουν τη κορύφωση. Από τις ομάδες που προκύπτουν επιλέγουμε εκείνες που η μέση τιμή του latency προσεγγίζει την θέση στην οποία έχουμε τοποθετήσει τη πηγή. Με τη βοήθεια του δείκτη Davies-Bouldin επιλέγουμε το βέλτιστο αριθμό clusters και ομαδοποιούμε τα δεδομένα μας συμφωνά με το λανθάνοντα χρόνο latency στο οποίο

εμφανίζεται η κορύφωση του Cz ηλεκτροδίου. Έπειτα προβάλλουμε πίσω στα ηλεκτρόδια τα σήματα από τις επιλεγμένες ομάδες.

➤ Έχοντας κάνει το πρώτο βήμα της ομαδοποίησης, εξετάζουμε το κάθε cluster ξεχωριστά. Ομαδοποιούμε εκ νέου τα στοιχεία του σύμφωνα με τις στήλες του unmixing matrix W , ο οποίος σχετίζεται με την τοπογραφία των σημάτων και δημιουργούμε τους τοπογραφικούς χάρτες. Υπολογίζουμε τον βέλτιστο αριθμό clusters με τη βοήθεια και πάλι του δείκτη Davies-Bouldin. Μετά από αυτό το βήμα, καταλήγουμε με έναν αριθμό subclusters για το κάθε cluster.

➤ Επιλέγουμε τα subclusters εκείνα για τα οποία ο τοπογραφικός χάρτης δείχνει έντονη δραστηριότητα στην κεντρική και πίσω περιοχή του κρανίου. Σε αυτά κάνουμε μια ακόμη ομαδοποίηση, αυτή στο πεδίο της συχνότητας, με βάση την ενέργεια που έχουν σε κάθε έναν από τους χαρακτηριστικούς ρυθμούς του εγκεφάλου.

➤ Με βάση τους τοπογραφικούς αυτούς χάρτες και τις εντάσεις της δραστηριότητας σε αυτούς, τυπώνουμε σε αρχείο την τοποθεσία της μέγιστης δραστηριότητας. (localization file)

6.5.2 Αναλυτική Περιγραφή Της Διαδικασίας Clustering

Η διαδικασία της ομαδοποίησης (clustering) έγινε με την εφαρμογή ενός από τους πιο διαδεδομένους αλγόριθμους τον k-means (MacQueen 1967), που περιγράψαμε σε προηγούμενη ενότητα. Έχει αποδειχθεί ότι πρόκειται για έναν αλγόριθμο που προσφέρει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα και όσο αφορά στην ακρίβεια αλλά και στην αποδοτικότητα.

Η διαδικασία του clustering έγινε σε τρία στάδια. Αρχικά η ομαδοποίηση γίνεται με βάση τα ιδιαίτερα γνωρίσματα των συνιστωσών. Επιλεχθήκαν να συγκεντρωθούν στην ίδια ομάδα συνιστώσες που είχαν τη μέγιστη τιμή του πλάτους τους (peak) στον ίδιο λανθάνοντα χρόνο (latency) (Κριτήριο α). Είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι αυτό το βήμα οδηγεί σε ομάδες στοιχείων που έχουν μεταβλητές τοπογραφίες.

Στη συνέχεια, οι ομάδες αυτές, ταξινομούνται εκ νέου σε υπό-ομάδες (sub-clusters) με βάση την τοπογραφία τους αυτή τη φορά (κριτήριο β). Η ομαδοποίηση στο δεύτερο στάδιο γίνεται με βάση τα στοιχεία του πίνακα μίξης W , ο οποίος όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενο κεφάλαιο σχετίζεται με τη δημιουργία των κρανιακών χαρτών. Για κάθε ένα από τα αρχικά clusters και για κάθε συνιστώσα που ανήκει στο cluster, υπολογίζεται ο συσχετισμός των στηλών των μιτρών μίξης. Οι συνιστώσες που έχουν υψηλό συσχετισμό (correlation) ομαδοποιούνται στο ίδιο subcluster. Αυτό σημαίνει ότι οι συνιστώσες μέσα σε κάθε subcluster έχουν παρόμοιες τοπογραφίες δηλαδή παρόμοιους κρανιακούς χάρτες και ταυτόχρονα κοντινές τιμές latency. Κατά συνέπεια εξασφαλίζουμε ότι μέσα στα subclusters έχουν ομαδοποιηθεί πηγές που προέρχεται από την ίδια θέση του εγκεφάλου. Για την ασθένεια του Alzheimer μας ενδιαφέρουν τα subcluster εκείνα τα οποία δείχνουν σημαντική δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του κρανιακού χάρτη, αφού σε αυτή τη περιοχή εμφανίζεται η δραστηριότητα του ιππόκαμπου.

Τα επιλεγμένα subclusters ομαδοποιούνται ξανά σύμφωνα με την ενέργεια που εμφανίζουν σε κάθε εγκεφαλικό ρυθμό. Ο ρυθμός ο οποίος μας ενδιαφέρει είναι ο θήτα. Αυτός φαίνεται να συνδέεται με την λειτουργία του εγκεφάλου, όταν αυτός επεξεργάζεται ερεθίσματα. Αυτή η ομαδοποίηση γίνεται μόνο στην ανάλυση των πραγματικών δεδομένων EEG και όχι στα simulated. Τα simulated δεδομένα δεν είναι διαμορφωμένα σε κάποιο ρυθμό.

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μια καταγραφή εγκεφαλικής δραστηριότητας περιέχει ενέργεια σε περισσότερους από έναν ρυθμούς. Επομένως μας ενδιαφέρει τα σήματα μας να έχουν σημαντική ποσότητα ενέργειας στο ρυθμό θήτα. Για να έχουμε μια πιο ευδιάκριτη απεικόνιση, αντιστοιχούμε την ενέργεια σε κάθε ρυθμό με έναν αριθμό. Έτσι έχουμε 1 για τον ρυθμό δέλτα, 2 για τον θήτα, 3 για τον άλφα, 4 για τον βήτα, 5 για τον γάμμα και 6 για τον γάμμα 2. Και σε αυτή την ομαδοποίηση χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος k-means, και η επιλογή του πλήθους των κλάσεων υπολογίζεται με τη βοήθεια του δείκτη Davies-Bouldin.

Με τον τρόπο αυτό εξετάζουμε αν η πληροφορία που περιέχεται στις πηγές, εκτός του ότι εμφανίζεται στο σωστό χρόνο απόκρισης και έχει καταγραφεί από την κεντρική και πίσω περιοχή του εγκεφάλου, δηλώνει επίσης και ότι ο εγκέφαλος λειτουργεί στη χαρακτηριστική συχνότητα επεξεργασίας πληροφοριών.

Με τη διαδικασία της ομαδοποίησης διευκολύνεται η μελέτη των συνιστωσών και των ιδιοτήτων τους. Είναι εφικτό, μετά από αυτή την διαδικασία, να γίνει μια συσχέτιση και να εξαχθούν χρήσιμα συμπεράσματα σχετικά με τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των τμημάτων των EPs με απλή οπτική επίβλεψη.

Αξίζει να σημειωθεί ότι τα sub-clusters περιέχουν συστατικά και με αρνητικές και με θετικές κορυφώσεις, δεδομένου ότι χρησιμοποιήθηκαν οι απόλυτες τιμές των peaks των συνιστωσών όπως περιγράψαμε στο αρχικό στάδιο ομαδοποίησης.

6.5.3 Περιγραφή Της Πειραματικής Διαδικασίας Και Αποτελέσματα

Στα simulated δεδομένα 40 δοκιμών, με SNR 1.5 εφαρμόζεται η μεθοδολογία που περιγράφεται στο σχήμα 6.12(β).

Μετά από τα αρχικά στάδια επεξεργασίας και απαλοιφής των artifactual πηγών, γίνεται διερεύνηση για την τελική επιλογή του αριθμού clusters, K. Εφαρμόζουμε πολλές φορές τον αλγόριθμο k-means μεταβάλλοντας κάθε φορά τον αριθμό των clusters, K. Ταυτόχρονα μετράται σε κάθε επανάληψη, ο δείκτης Davies Bouldin. Στον πίνακα 6.3(α) παρατίθενται τα αποτελέσματα της διαδικασίας αυτής.

Παρατηρούμε ότι η βέλτιστη επιλογή είναι η ομαδοποίηση σε 4 clusters, εφόσον σε αυτή την επιλογή αντιστοιχεί ο μικρότερος δείκτης Davies Bouldin. Μικρή τιμή του δείκτη σημαίνει ουσιαστικά μεγαλύτερη συνοχή στις ομάδες. Είναι λοιπόν ένα μέτρο της συνεκτικότητας των clusters.

# CLUSTER	Davies Bouldin Index
2	0.4202
3	0.4177
4	0.3063

Πίνακας 6.3(α) : Δείκτης Davies Bouldin για διαφορετικό αριθμό clusters

Αφού καταλήξαμε στο βέλτιστο δείκτη K ομαδοποιούμε τα δεδομένα μας σε 4 clusters. Το κάθε ένα από αυτά περιέχει στοιχεία ομαδοποιημένα ως προς την λανθάνουσα τιμή (latency) στην οποία και έχει εμφανιστεί η κορύφωση του σήματος σε κάθε δοκιμή. Τα clusters δεν έχουν τον ίδιο αριθμό στοιχείων. Για να έχουμε μια γενική εικόνα των στοιχείων του κάθε cluster, υπολογίζουμε την μέση τιμή του latency για κάθε ένα από αυτά. Στον πίνακα 6.3(β) φαίνονται τα αποτελέσματα της πρώτης φάσης της ομαδοποίησης. Τα στοιχεία στον πίνακα αυτό αντιστοιχούν στις συνολικά 43 συνιστώσες που επιλέχθηκαν. Αυτές προέκυψαν λόγω της επιλογής μιας κύριας συνιστώσας από τα περισσότερα trials και συνιστώσες από τρία μόνο trials. Το φαινόμενο αυτό οφείλεται προφανώς, στο γεγονός ότι τα δεδομένα έχουν καλή αναλογία σήματος προς θόρυβο και η περισσότερη πληροφορία συγκεντρώνεται σε μια κύρια συνιστώσα.

CLUSTER	Latency	# Elements
1	133.7143	7
2	129.0000	8
3	116.6875	16
4	124.2222	12

Πίνακας 6.3(β) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και αριθμός στοιχείων.

Εφόσον τα δεδομένα είναι simulated γνωρίζουμε εκ των προτέρων ότι η κορύφωση αναμένεται να καταγραφεί κοντά στο latency 125 με απόκλιση (jitter της πηγής) περίπου [-8,+8]. Συνεπώς από τα αποτελέσματα του πίνακα 6.3(β) αναμένουμε ότι το 2^ο, το 3^ο και το 4^ο cluster θα αποτελέσουν τις ομάδες εκείνες οι οποίες και θα περιέχουν τα σήματα με την χρήσιμη πληροφορία. Όμως το γεγονός ότι τα clusters 2,3 και 4 περιέχουν συνιστώσες με latency κοντά στο επιθυμητό, δεν μας εξασφαλίζει ότι η πληροφορία που περιέχεται σε αυτά αντιστοιχεί σε δραστηριότητα σχετική με τη διαδικασία της μνήμης.

Εμφανίζεται επομένως η ανάγκη να ομαδοποιήσουμε εκ νέου τα στοιχεία που βρίσκονται στις ίδιες ομάδες. Η δεύτερη αυτή ομαδοποίηση θα γίνει βάση της μήτρας μίξης W. Την ίδια ακριβώς λογική που είχαμε και στην αρχική ομαδοποίηση θα ακολουθήσουμε και στην δεύτερη. Για τα στοιχεία κάθε ενός cluster εφαρμόζουμε και πάλι τον αλγόριθμο k-means. Επιλέγουμε τον βέλτιστο αριθμό subclusters για το

κάθε cluster επαναλαμβάνοντας τον αλγόριθμο k-means. Για διάφορες τιμές του K υπολογίζουμε τον δείκτη Davies Bouldin. Επιλέγουμε για κάθε ένα cluster τον βέλτιστο αριθμό subclusters.

Αξίζει να αναφερθεί ότι ο βέλτιστος αριθμός subclusters μπορεί να είναι διαφορετικός για κάθε cluster. Στον πίνακα 6.4 παραθέτονται οι τιμές του δείκτη Davies Bouldin για κάθε ένα cluster (στήλες) και για διαφορετικό αριθμό subclusters (γραμμές). Σε κάθε στήλη επιλέγεται η μικρότερη τιμή του δείκτη και η ταξινόμηση σε υποκατηγορίες γίνεται με βάση την επιλογή αυτή.

	1 st	2 nd	3 rd	4 th
2	1.8463	2.0035	2.9613	2.3646
3	1.3943	1.5246	2.3104	1.7178
4	1.0813	1.1872	2.0718	1.3743

Πίνακας 6.4 : Δείκτης Davies Bouldin για κάθε ένα από τα 4 clusters και για 2 έως 4 subclusters.

Να σημειώσουμε ότι κατά τον υπολογισμό του δείκτη Davies - Bouldin και κατά την ομαδοποίηση των clusters καθώς και των subclusters, για ένα αριθμό ομάδων K και έπειτα, η απόσταση inter-cluster ήταν μεγαλύτερη της intra-cluster, δηλαδή η διάμετρος του cluster ήταν μεγαλύτερη από την απόσταση των κέντρων των γειτονικών clusters. Άρα δεν θα είχαμε όφελος να συνεχίσουμε να αυξάνουμε τον αριθμό των ομάδων. Επίσης αν και παρατηρούμε ότι έχουμε τον μικρότερο δείκτη για τέσσερα subclusters, εμείς επιλέγουμε να κάνουμε ομαδοποίηση με τρία clusters καθώς λαμβάνουμε υπόψη μας και την παράμετρο inter-cluster.

Για να έχουμε μια γενική εικόνα της δομής του κάθε subcluster, υπολογίζουμε την μέση τιμή του latency και τον αριθμό των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό. Τα νέα αυτά subclusters, εκτός από κοινό latency έχουν επιπλέον και γειτονική διάταξη στο χώρο.

CLUSTER	SUBC1	SUBC2	SUBC3
1	133.5	134	133.5
2	129.5	129	128.5
3	115	115	116.4
4	123.5	124	124

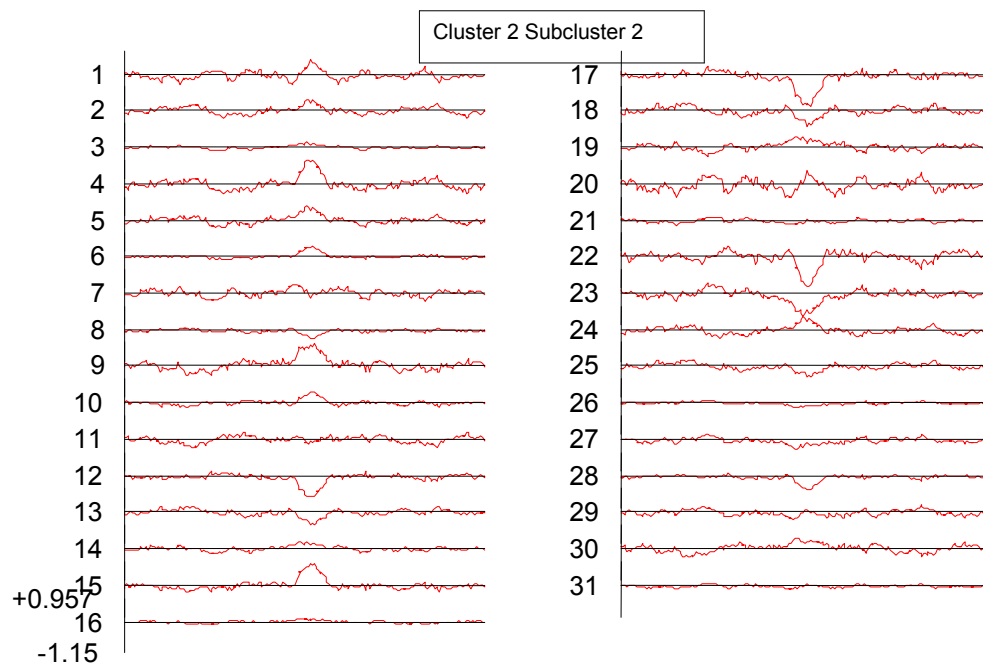
Πίνακας 6.5(α) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα subclusters

CLUSTER	# Elements		
	SUB1	SUB2	SUB3
1	2	2	3
2	2	4	2
3	2	6	8
4	2	4	6

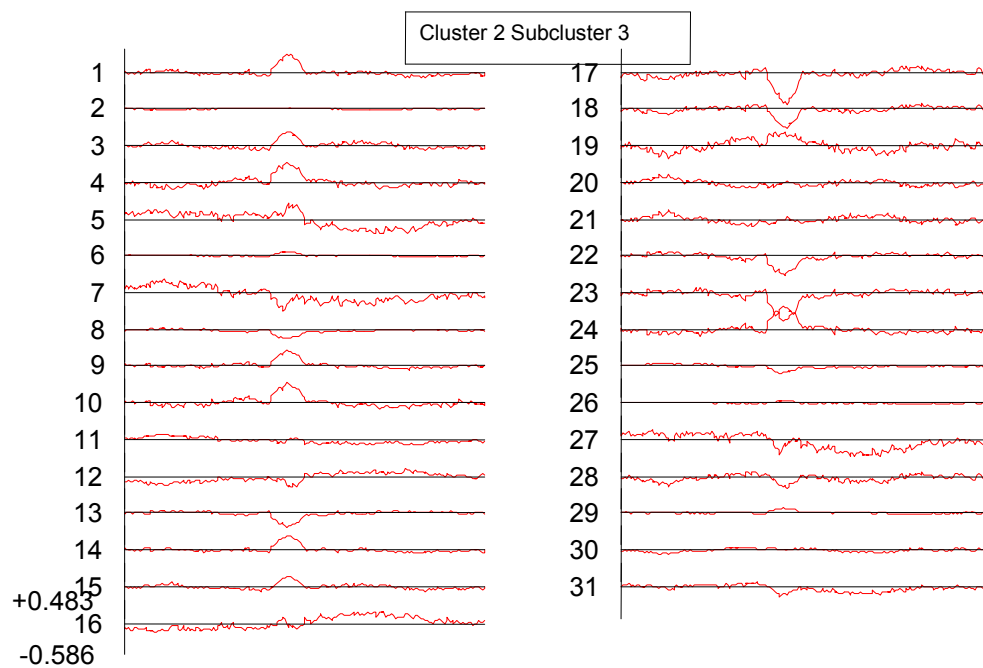
Πίνακας 6.5(β) : Πλήθος στοιχείων για κάθε ένα subcluster του κάθε cluster

Μετά την ομαδοποίηση των δεδομένων προβάλλουμε πίσω στα κανάλια μας τα στοιχεία του κάθε subcluster. Από την προβολή αυτή παίρνουμε γραφικές παραστάσεις σημάτων τα οποία ήταν στη πλειοψηφία τους σήματα θορύβου. Ανάμεσα σε αυτά υπάρχουν όμως και γραφικές παραστάσεις σημάτων τα οποία περιείχαν σημαντική πληροφορία και ευδιάκριτα τα σήματα ERP των δεδομένων μας. Αξίζει να τονιστεί ότι από τον πίνακα 6.3(β) είχαμε προβλέψει την ύπαρξη σημάτων με χρήσιμη πληροφορία στα clusters 2,3 και 4, λόγω του γεγονότος ότι η πηγή σήματος μας έχει τοποθετηθεί κοντά στη λανθάνουσα τιμή 125. Να σημειώσουμε σε αυτό το σημείο ότι ενώ έχουμε επιλέξει τα subclusters 2,3,4 ως τις υποομάδες εκείνες με σήματα πηγών τα οποία μας ενδιαφέρουν, συνεχίζουμε να εξετάζουμε και τα στοιχεία του 1^{ου} subcluster για να δούμε την συμπεριφορά τους.

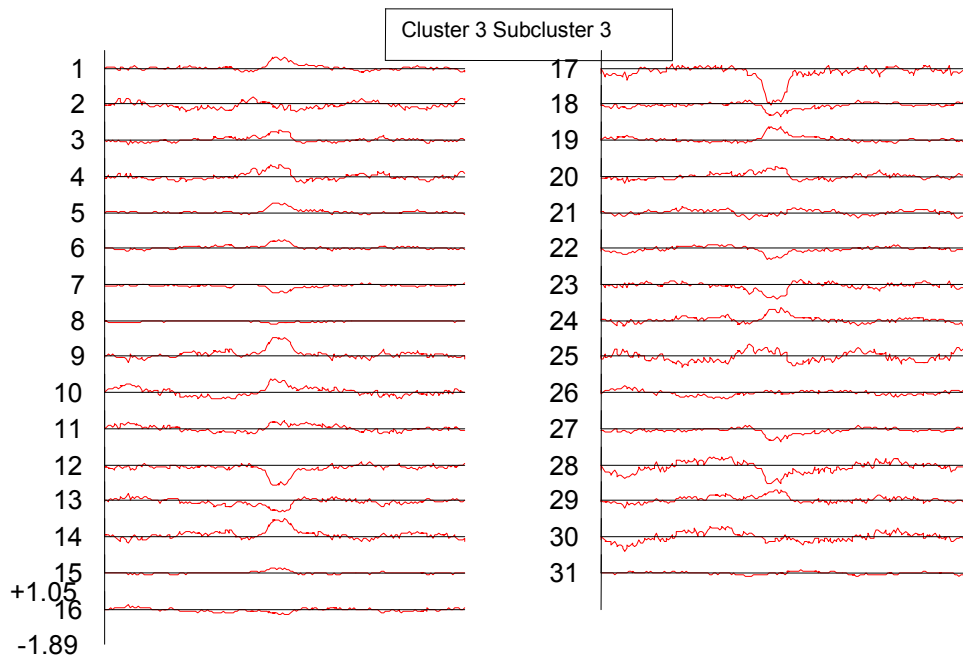
Όμως το γεγονός αυτό δεν σημαίνει ότι όλα στοιχεία στα clusters, που έχουν μέση τιμή του latency κοντά στην επιθυμητή, περιέχουν και πληροφορία που μας ενδιαφέρει. Η μέση αυτή τιμή μπορεί να είναι απλά απόρροια χρονικής μετατόπισης κάποιων σημάτων. Τα subclusters που φαίνεται να περιέχουν τα ERP σήματα φαίνονται στις παρακάτω γραφικές παραστάσεις. Σε αυτές φαίνονται τα back-projected σήματα που περιέχονται στο subcluster για τα 31 κανάλια.



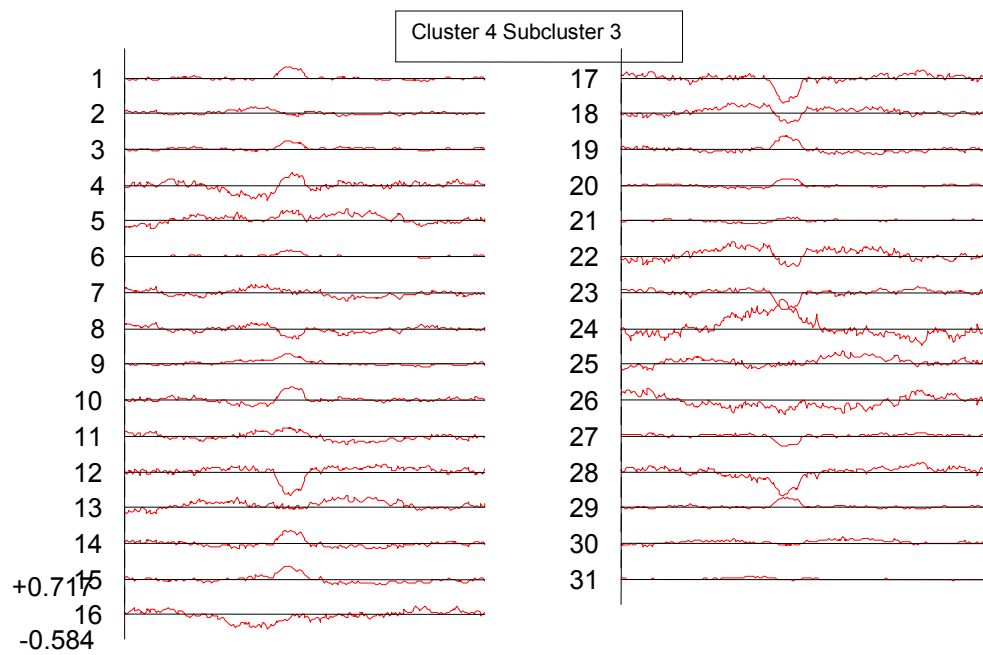
Σχήμα 6.14 (α) : Cluster 2 Subcluster 2



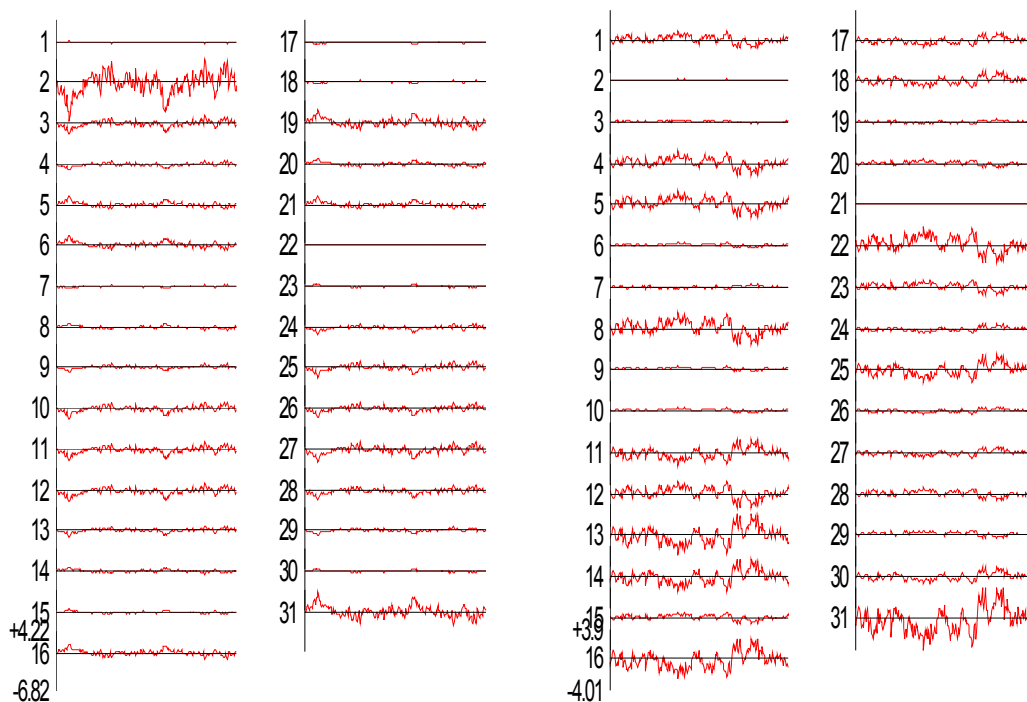
Σχήμα 6.14 (β) : Cluster 2 Subcluster 3



Σχήμα 6.14 (γ) : Cluster 3 Subcluster 3



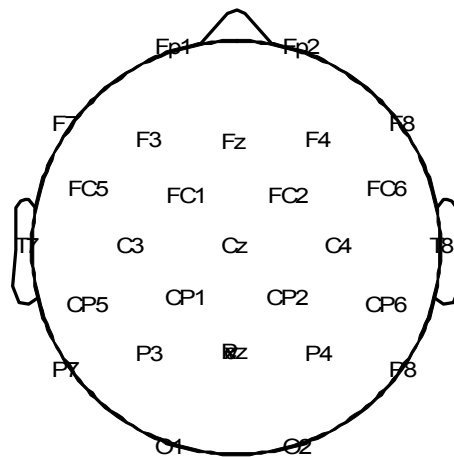
Σχήμα 6.14 (δ) : Cluster 4 Subcluster 3



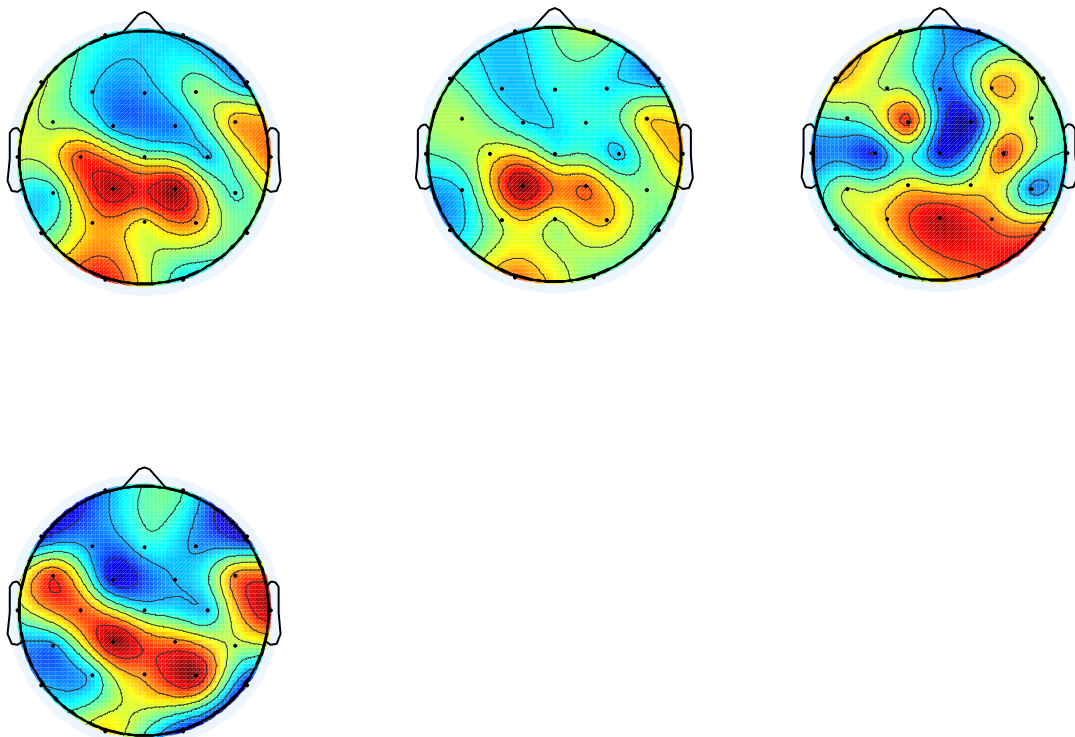
Σχήμα 6.14(ε) : Παραδείγματα κυματομορφών subclusters που απορρίφθηκαν. Πρόκειται καθαρά για σήματα θορύβου.

Τα σχήματα 6.14(α,β,γ,δ) αποτελούν τα subclusters τα οποία επιλέγουμε να τα εξετάσουμε και ως προς την τοπογραφία τους. Τα επιλέξαμε γνωρίζοντας ότι περιμένουμε μια κορύφωση συγκεκριμένης μορφής. Όμως σε κάθε ένα από αυτά τα Subcluster έχουμε ένα σύνολο στοιχείων τα οποία δεν αποτελούν όλα πηγές σχετικές με το ηλεκτρόδιο Cz που μας ενδιαφέρει. Για παράδειγμα κυματομορφές όπως αυτές του σχήματος 6.14(ε), απορρίφθηκαν. Σήματα σαν και αυτά δεν παρουσιάζουν πληροφωρία σχετικά με την πηγή μας και επομένως τα απορρίπτουμε.

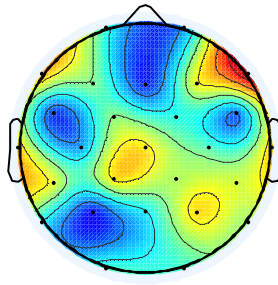
Στο σχήμα 6.15 παραθέτουμε την τοπογραφία των ηλεκτροδίων κατά τη διάρκεια ενός εγκεφαλογραφήματος. Το ηλεκτρόδιο Cz που σχετίζεται άμεσα με τη λειτουργία της μνήμης και μας ενδιαφέρει άμεσα βρίσκεται στο κέντρο του χάρτη του κρανίου.



Σχήμα 6.15 : Χάρτης ηλεκτροδίων σύμφωνα με τον οποίο κάνουμε την ανάλυση των σημάτων μας



Σχήμα 6.16(α) Κρανιακοί χάρτες των subclusters από αριστερά προς τα δεξιά subcluster 2_2, subcluster 2_3, subcluster 3_3 και subcluster 4_3



Σχήμα 6.16(β) Κρανιακός χάρτης του subcluster 2_1 που απορρίφθηκε.

Στο σχήμα 6.16(α) έχουμε τους κρανιακούς χάρτες οι οποίοι υποδεικνύουν εγκεφαλική δραστηριότητα στην περιοχή που μας ενδιαφέρει, δηλαδή στη κεντρική και πίσω μεριά του κρανίου. Το γεγονός αυτό μας υποδηλώνει ότι τα σήματα που εμπεριέχονται σε αυτά τα τέσσερα subclusters περιέχουν χρήσιμη πληροφορία σχετικά με το ερέθισμα. Στο σχήμα 6.16(β) παρατίθεται ένα παράδειγμα κρανιακού χάρτη που δεν αντιστοιχεί σε σήμα χρήσιμης πληροφορίας. Το σήμα αυτό μπορεί να προέρχεται από σήμα θορύβου ή κάποιο artifact.

6.6 Συμπεράσματα

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει στην ανάλυση των ERP σημάτων, προκειμένου να αποφύγουμε το φαινόμενο του overtraining καθώς και του stability, αναλύουμε σήματα επαναλαμβανομένων συνδεδεμένων δοκιμών (concatenated trials). Με τον τρόπο αυτό αυξάνουμε το πλήθος των training δεδομένων μας ενώ παράλληλα διατηρούμε τις διαφοροποιήσεις των σημάτων από trial σε trial και τη σειρά των συνιστωσών στα διάφορα trials. Παράλληλα από το προηγούμενο στάδιο επεξεργασίας σε single trial δεδομένα εκμεταλλευόμαστε τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε και τα χρησιμοποιούμε για να βελτιστοποιήσουμε την απόδοση της μεθοδολογίας στα concatenated trials. Επομένως χρησιμοποιούμε απευθείας την μεθοδολογία της τρίτης προσέγγισης, όπου ο μετασχηματισμός των σημάτων γίνεται με την μέθοδο PCA και στη συνέχεια με την ICA, εφόσον προέκυψε ότι αυτή δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα όσο αφορά στο διαχωρισμό σήματος από θόρυβο.

Στη συνέχεια επιλέξαμε τα κριτήρια επιλογής των clusters να καθορίζονται από τα χαρακτηριστικά λειτουργίας του εγκεφάλου κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας του ερεθίσματος. Στα concatenated trials 40 δοκιμών η ομαδοποίηση στην οποία καταλήξαμε μας έδωσε clusters συνιστωσών, οι οποίες αντιστοιχούν σε δραστηριότητα του εγκεφάλου στον χρόνο που μας ενδιαφέρει. Αξίζει να σημειωθεί ότι αν και ξεκινήσαμε με 43 συνιστώσες αρχικά, τελικά μετά από την εξέταση των σημάτων, μόνο είκοσι από αυτές ανήκουν στα τέσσερα subclusters, τα οποία φαίνεται να περιέχουν πληροφορία σχετική με το ερέθισμα.

Παρατηρήθηκε όμως διαστρέβλωση των αποτελεσμάτων του πρώτου σταδίου clustering. Το φαινόμενο αυτό είναι απόρροια της επίδρασης των στηλών, των μιτρών μίξης του πίνακα W , οι οποίες δεν λαμβάνονται υπόψη σε πρώτη φάση. Γι' αυτό το λόγο και η διαδικασία της ομαδοποίησης υλοποιείται σε δύο στάδια. Στη δεύτερη φάση clustering είχαμε διαχωρισμό ως προς την τοπογραφία των σημάτων. Από την οπτική θεώρηση των subclusters προκύπτει ότι οι πραγματικές πηγές των συστατικών ήταν εξαπλωμένες σε περισσότερα από ένα subcluster.

Με την μεθοδολογία αυτή καταφέραμε να διαχωρίσουμε τις πραγματικές πηγές EP σε κοινές ομάδες, οι οποίες μπορούν να εξεταστούν και να αξιολογηθούν σε κάθε περίπτωση δίνοντας χρήσιμες πληροφορίες σχετικά με την δραστηριότητα του εγκεφάλου. Το γεγονός αυτό είναι πολύ σημαντικό γιατί έχουμε την δυνατότητα και με οπτική και μόνο επίβλεψη να εξάγουμε συμπεράσματα για τα σήματα μας με τη βεβαιότητα, ότι αυτά τα σήματα είναι πράγματι δραστηριότητα του Cz και όχι κάποιο παρόμοιο σήμα με κάποια κοινά χαρακτηριστικά, το οποίο μπορεί να μας παραπλανήσει.

Κεφάλαιο 7

Ανάλυση Πραγματικών EEG Καταγραφών

Στο κεφάλαιο αυτό θα ασχοληθούμε με την επεξεργασία πραγματικών καταγραφών εγκεφαλογραφήματος δεκαοχτώ (18) εξεταζόμενων. Πρόκειται για καταγραφές της εγκεφαλικής δραστηριότητας κατά τη διάρκεια της διεξαγωγής ενός ακουστικού πειράματος. Το πείραμα αυτό διαρκεί δυο δευτερόλεπτα και ο ήχος παρουσιάζεται στο πρώτο. Οι συμμετέχοντες βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας με κλειστά τα μάτια και πρέπει να ανταποκριθούν στον ήχο αυτό, πατώντας ένα κουμπί όσο γρηγορότερα μπορούν. Κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας αυτού του ερεθίσματος από τον εγκέφαλο, παράγονται ηλεκτρικά σήματα, τα οποία και καταγράφονται από το εγκεφαλογράφημα.

Οι καταγραφές αυτές παρουσιάζουν μια θετική κορύφωση δυναμικού περίπου 250 με 500 msec μετά το ερέθισμα (τμήμα P300). Το σήμα αυτό καταγράφεται κυρίως σε δυο κανάλια, στο Cz και στο Pz. Όμως έχει παρατηρηθεί, ότι οι σημαντικότερες καταγραφές είναι αυτές του Cz. Έχει αποδειχθεί, ότι η απόκριση στο ερέθισμα P300 επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες συμπεριλαμβανομένης της ηλικίας, του φύλου κ.α..

Οι καταγραφές των EEG που εξετάζουμε, ανήκουν, όπως προαναφέραμε, σε εννέα υγιείς και εννέα επιβεβαιωμένους ασθενείς της νόσου Alzheimer. Η καταγραφή των εγκεφαλογραφημάτων έχει γίνει με 27 ηλεκτρόδια, τα οποία τοποθετηθήκαν σε ισαπέχουσες θέσεις, καλύπτοντας την μέγιστη δυνατή επιφάνεια, με τρόπο που περιγράφεται από τους Nuwer et al (1998) [68]. Οι καταγραφές για τον κάθε εξεταζόμενο έχουν 40 ή 41 δοκιμές. Η δειγματοληψία έγινε με συχνότητα 1024 Hz και με τη χρήση τριών φίλτρων. Ενός high pass φίλτρου με cut off συχνότητα 0,016 Hz, ενός low pass φίλτρου με cut off συχνότητα 60 Hz και ενός φίλτρου με συχνότητα 50 Hz, το οποίο χρησιμοποιείται για να αφαιρέσει την ηλεκτρική μόλυνση κεντρικών αγωγών.

Οι υγιείς συμμετέχοντες ,έξι άντρες και τρεις γυναίκες, δεν έχουν ιστορικό νευρολογικής ή ψυχιατρικής διαταραχής και είναι μεταξύ 37 και 74 ετών. Οι ασθενείς συμμετέχοντες , είναι επιβεβαιωμένοι ασθενείς της νόσου Alzheimer και πρόκειται για δύο άντρες και επτά γυναίκες μεταξύ 57 και 88 ετών. Και για τους εννέα η «διάγνωση» έγινε σε ένα σχετικά αρχικό στάδιο της νόσου και είναι ακόμη σε ήπια μορφή. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει , διάγνωση με την αυστηρή έννοια του όρου δεν είναι εφικτό αυτή τη στιγμή να γίνει. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η διάγνωση έχει γίνει μέσω ψυχομετρικών δοκιμών και cerebral tomography (CT), στην οποία φάνηκε ατροφία στον φλοιό του εγκεφάλου. Επίσης, οι εξεταζόμενοι υποβλήθηκαν σε εξέταση Mini Mental State Examination (MMSE) και το αποτέλεσμα ήταν από 18 έως 29, σε μια κλίμακα από 1 έως 30.[69] Η εξέταση αυτή αποτελείται από ένα σύντομο ερωτηματολόγιο, το οποίο χρησιμοποιείται για να ενεργοποιήσει τη διαδικασία της μάθησης. Ένα αποτέλεσμα από 27 έως 30 θεωρείται φυσιολογικό, ενώ αποτελέσματα από 18 έως 26 υποδεικνύουν ύπαρξη άνοιας ή άλλης διανοητικής διαταραχής [70].

7.1 Συνοπτική Περιγραφή Της Μεθοδολογίας Και Προτεινόμενος Αλγόριθμος

Στο προηγούμενο κεφάλαιο, από την ανάλυση των single trial simulated δεδομένων, προέκυψε το συμπέρασμα , ότι η καλύτερη δυνατή επεξεργασία των EEG σημάτων γίνεται με προεπεξεργασία των σημάτων με τη μέθοδο PCA και έπειτα με μετασχηματισμό σε ανεξάρτητες μεταβλητές με τη μέθοδο ICA. Γι' αυτό το λόγο και η επεξεργασία στα concatenated simulated σήματα 40 δοκιμών έγινε απευθείας με αυτή τη μεθοδολογία.

Παρόλα αυτά, στο σημείο αυτό , για τις πραγματικές καταγραφές, θα εξετάσουμε την απόδοση της μεθοδολογίας με τις ακόλουθες δυο προσεγγίσεις. Μια με προεπεξεργασία με την μέθοδο PCA και στη συνέχεια με εφαρμογή της ICA και μια δίχως προεπεξεργασία , αλλά μόνο μετασχηματισμό με την μέθοδο ICA. Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την ανάλυση των πραγματικών δεδομένων είναι αντίστοιχη με αυτή των simulated και περιγράφεται από τα ακόλουθα βήματα:

- Στις πραγματικές καταγραφές εγκεφαλογραφήματος , για κάθε έναν από τους δεκαοχτώ ασθενείς εφαρμόζουμε τη μέθοδο PCA και βρίσκουμε έναν ορθογώνιο γραμμικό μετασχηματισμό, τέτοιο ώστε , η διακύμανση των μετασχηματισμένων στοιχείων να μεγιστοποιείται. (Στην Α' Προσέγγιση αυτό το βήμα δεν εκτελείται).
- Στη συνέχεια προβάλλουμε μόνο τις επιλεγμένες συνιστώσες πίσω στα κανάλια του EEG. Με τον τρόπο αυτό έχουμε επιτύχει μείωση των διαστάσεων. Δηλαδή έχουμε σημαντική μείωση του όγκου των προς επεξεργασία δεδομένων, καθώς και αύξηση του SNR λόγω της αφαίρεσης πηγών θορύβου. (Στην Α' Προσέγγιση αυτό το βήμα δεν εκτελείται).

- Με τη μέθοδο ICA μετασχηματίζουμε τα επεξεργασμένα δεδομένα μας σε μια βάση ανεξάρτητων συνιστωσών. Απομονώνουμε έτσι τις ανεξάρτητες ενεργοποιήσεις που συνεισφέρουν στο προκλητό δυναμικό από το θόρυβο και είμαστε σε θέση να διακρίνουμε τις πηγές σήματος από τις πηγές θορύβου και artifacts.
- Προβάλλουμε κάθε μια συνιστώσα μόνη της πίσω στα κανάλια και καταγράφουμε το μέγιστο πλάτος (peak) και τον λανθάνοντα χρόνο (latency) , στον οποίο αυτό παρουσιάζεται. Η αναζήτηση αυτή του μέγιστου κατ' απόλυτη τιμή peak, γίνεται σε ένα χρονικό πλαίσιο γύρω από την τιμή latency , στην οποία περιμένουμε την κορύφωση. Στα πραγματικά δεδομένα από τις ιδιότητες του τμήματος P300 αναμένουμε η τιμή αυτή να είναι περίπου 300ms μετά την εμφάνιση του ερεθίσματος. Θα ήταν ανούσιο να εξετάσουμε τα μέγιστα σε όλη τη διάρκεια του σήματος. Σε μια τέτοια περίπτωση θα επιλέγαμε και ανεξάρτητες ενεργοποιήσεις, που εκφράζουν μια κορύφωση σε αδιάφορη χρονική στιγμή, η οποία δεν αντιπροσωπεύει χρήσιμη πληροφορία.
- Επιλέγονται οι ενεργοποιήσεις εκείνες , που αν προβληθούν μόνες τους πίσω στα κανάλια δίνουν τις μεγαλύτερες προβολές στο επιλεγμένο ηλεκτρόδιο Cz κατ' απόλυτη τιμή του πλάτους .
- Στη συνέχεια εξετάζουμε κάθε μια από αυτές ξεχωριστά, απορρίπτοντας όσες είναι πιθανά artifacts. Η διαδικασία αυτή γίνεται με τη τεχνική zero crossings και με το ελάχιστο κατώφλι δυναμικού. Η ισοηλεκτρική γραμμή ορίζεται ίση με τη μέση τιμή του σήματος στο κανάλι Cz. Η μέση τιμή υπολογίζεται σε ένα χρονικό διάστημα πριν την εμφάνιση του ερεθίσματος και εκφράζει τον background θόρυβο , ο οποίος αφαιρείται πριν την εφαρμογή του ελέγχου. Στα simulated δεδομένα η τιμή αυτή είναι ίση με τη μέση τιμή του θορύβου που έχουμε προσθέσει εμείς και είναι ίση με το μηδέν.
- Έχοντας απορρίψει τις συνιστώσες εκείνες που θεωρούνται artifacts, προβάλλουμε τις υπόλοιπες πίσω στα κανάλια μας. Κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας διατηρείται πληροφορία σχετική με την απόλυτη τιμή του πλάτους του back projected σήματος στη χρονική στιγμή της κορύφωσης (peak) καθώς και το πρόσημο αυτής. Επίσης είναι σημαντικό να γνωρίζουμε την ακριβή χρονική στιγμή της κορύφωσης αυτής (latency). Τα δυο αυτά δεδομένα καταγράφονται από το κανάλι Cz για κάθε συνιστώσα και για κάθε δοκιμή.
- Το επόμενο στάδιο είναι να οργανώσουμε τη διαδικασία του clustering. Με τη βοήθεια του δείκτη Davies-Bouldin επιλέγουμε το βέλτιστο αριθμό clusters και ομαδοποιούμε τα δεδομένα μας σύμφωνα με το λανθάνοντα χρόνο latency στο οποίο εμφανίζεται η κορύφωση του Cz ηλεκτροδίου. Έχοντας κάνει το πρώτο βήμα της ομαδοποίησης εξετάζουμε το κάθε cluster ξεχωριστά.
- Ομαδοποιούμε εκ νέου τα στοιχεία του , σύμφωνα με τις στήλες του unmixing matrix W, ο οποίος σχετίζεται με την τοπογραφία των σημάτων. Υπολογίζουμε τον βέλτιστο αριθμό clusters με τη βοήθεια και πάλι του δείκτη Davies-Bouldin. Μετά από αυτό το βήμα καταλήγουμε με έναν αριθμό subclusters για το κάθε cluster. Σε

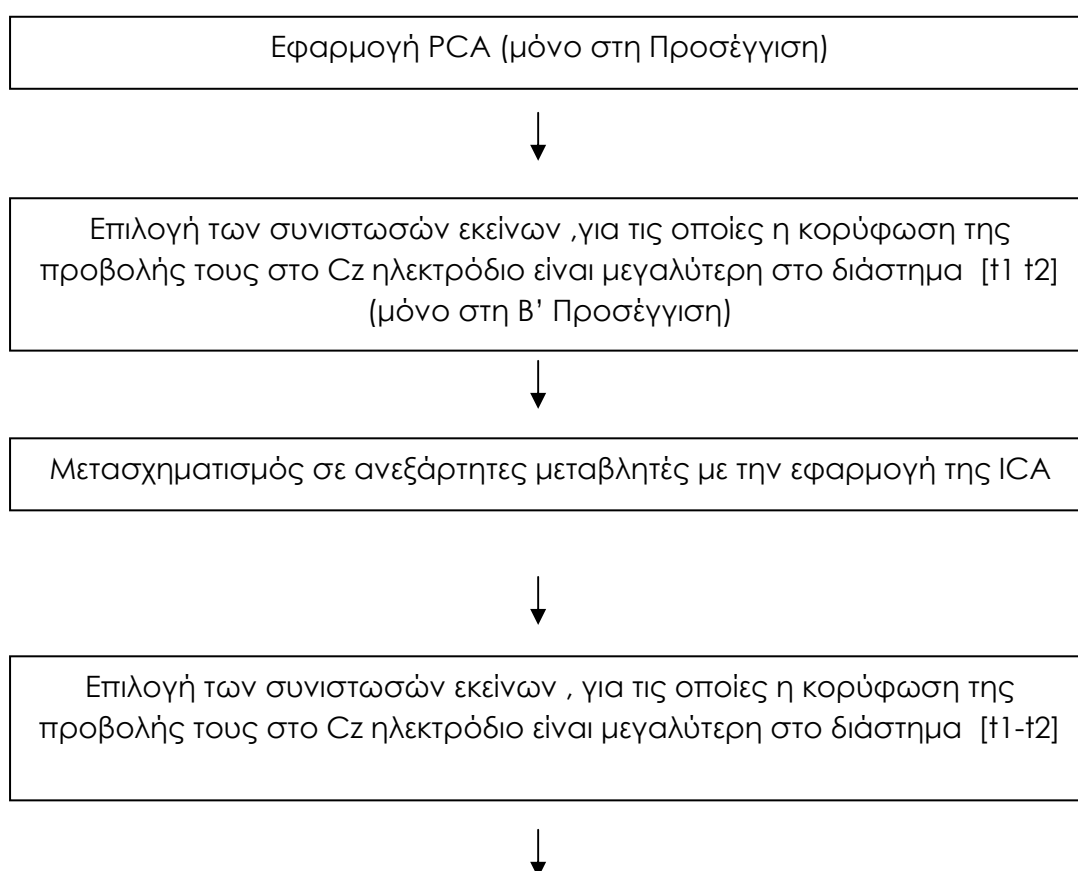
κάθε subcluster περιέχονται σήματα με παρόμοια τοπογραφία, η οποία περιγράφει την εγκεφαλική δραστηριότητα σε κοντινά latencies.

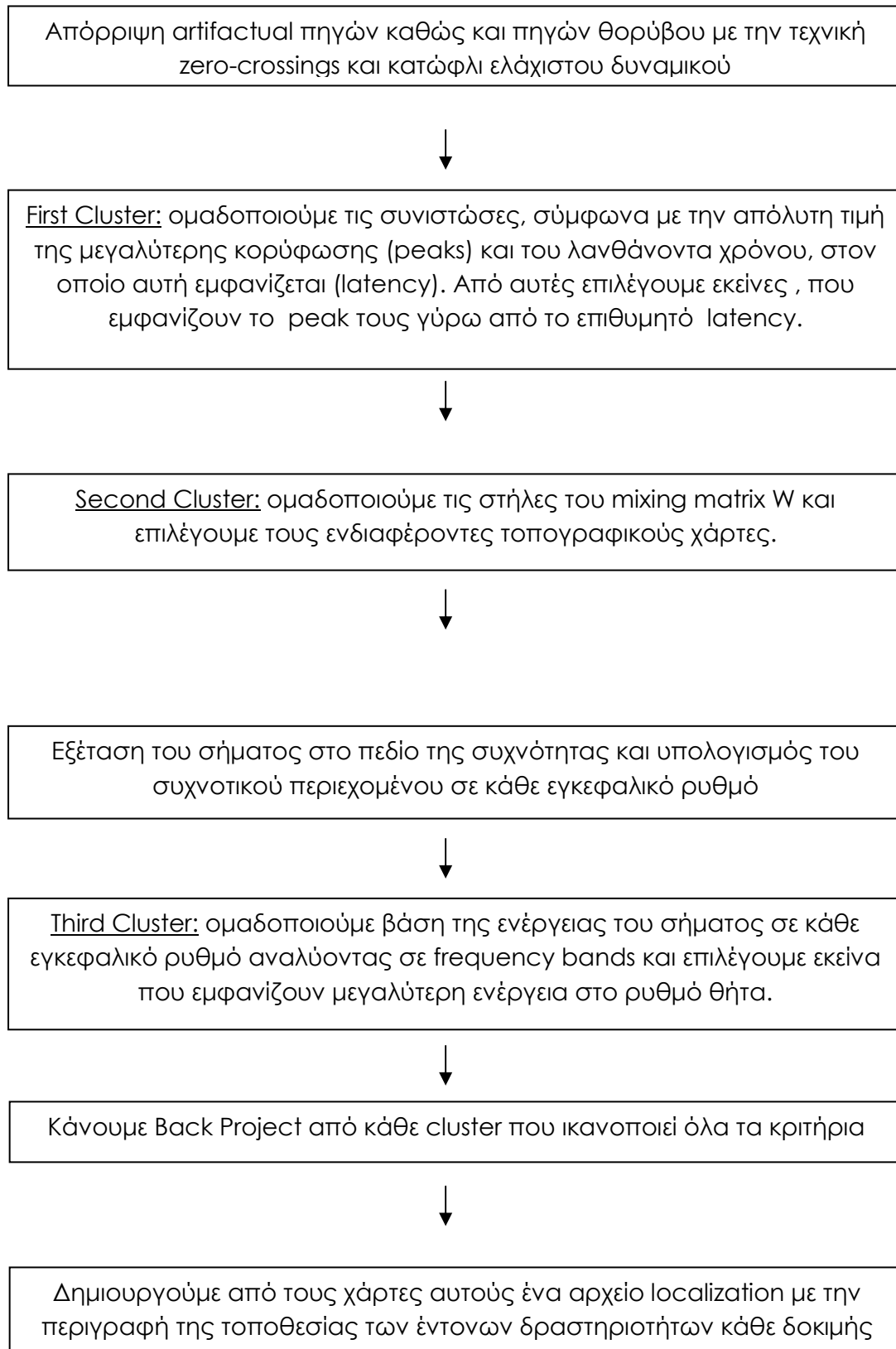
➤ Τα επιλεγμένα subclusters ομαδοποιούνται ξανά , σύμφωνα με την ενέργεια που εμφανίζουν σε κάθε εγκεφαλικό ρυθμό. Η ενέργεια αυτή εξετάζεται από ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας. Η ομαδοποίηση και σε αυτό το σημείο γίνεται με τον αλγόριθμο k-means και ο αριθμός των clusters επιλέγεται σύμφωνα με τον δείκτη Davies-Bouldin.

➤ Για κάθε δοκιμή και για κάθε ασθενή προβάλλουμε πίσω στα ηλεκτρόδια τα σήματα από όλες τις επιλεγμένες ομάδες μαζί και δημιουργούμε τους τοπογραφικούς χάρτες. Τα τελικά αυτά σήματα περιέχουν απομονωμένη την εγκεφαλική δραστηριότητα που σχετίζεται με τη διαδικασία της μνήμης και την επεξεργασία της πληροφορίας που αναφέρεται στο συγκεκριμένο ερέθισμα.

➤ Με βάση τους τοπογραφικούς αυτούς χάρτες και την ένταση της δραστηριότητας σε αυτούς τυπώνουμε σε αρχείο την τοποθεσία της μέγιστης δραστηριότητας. (localization file) . Στο αρχείο αυτό μπορεί πολύ εύκολα να προστεθούν και άλλες πληροφορίες , ανάλογα με τις ανάγκες κάθε φορά για περαιτέρω στατιστική επεξεργασία.

Ο προτεινόμενος αλγόριθμος για την ανάλυση των καταγραφών EEG παρουσιάζεται στο σχήμα 7.1.





Σχήμα 7.1 Περιγραφή του αλγορίθμου, όπως προέκυψε μετά από τα αποτελέσματα στα single trial δεδομένα

7.2 Α' Προσέγγιση – Εφαρμογή ICA

Στη πρώτη προσέγγιση δεν εφαρμόστηκε preprocessing με την μέθοδο PCA. Για κάθε εξεταζόμενο, εφαρμόστηκε απευθείας η μέθοδος ICA στα σήματα EEG. Για κάθε δοκιμή μετασχηματίστηκαν τα δεδομένα μας, σε μια βάση ανεξάρτητων συνιστωσών με στόχο να απομονώσουμε τις ανεξάρτητες ενεργοποιήσεις, που συνεισφέρουν στο προκλητό δυναμικό από το θόρυβο καθώς και τις συνιστώσες οι οποίες εκφράζουν artifactual πηγές.

Όπως και στα simulated data επιλέγουμε τις ανεξάρτητες ενεργοποιήσεις, που έχουν τις μεγαλύτερες προβολές στο ηλεκτρόδιο Cz, κατ' απόλυτη τιμή του πλάτους μέσα στο χρονικό διάστημα που αναμένουμε την κορύφωση. Το χρονικό διάστημα που εξετάζουμε κυμαίνεται μεταξύ 600 έως 1060 msec. Γνωρίζουμε ότι η εμφάνιση (onset) του ερεθίσματος συμβαίνει στα 600 msec.

Στη συνέχεια εξετάζουμε κάθε μια από αυτές, απορρίπτοντας τα πιθανά. Η απόρριψη έγινε με την μέθοδο των zero crossings για όλα τα components. Έπειτα προβάλλουμε πίσω στα κανάλια μας τις επιλεγμένες συνιστώσες, μετρώντας και πάλι τη λανθάνουσα τιμή της κορύφωσης, στο επιλεγμένο ηλεκτρόδιο Cz, καθώς και την απόλυτη τιμή του πλάτους στη χρονική στιγμή εκείνη για κάθε δοκιμή.

Η διαδικασία του clustering γίνεται σε τρία στάδια. Τα δυο πρώτα είναι εντελώς αντίστοιχα με την επεξεργασία των simulated δεδομένων. Αρχικά ταξινομούνται στην ίδια ομάδα συνιστώσες που είχαν τη μέγιστη τιμή του πλάτους τους στο σημείο της κορύφωσης (peak) σε κοντινό λανθάνοντα χρόνο (latency) (Κριτήριο α). Έπειτα για κάθε ένα από τα αρχικά clusters, υπολογίζεται ο συσχετισμός των στηλών των μητρών μίξης και οι συνιστώσες που έχουν υψηλό συσχετισμό (correlation) ομαδοποιούνται στο ίδιο subcluster με βάση την τοπογραφία τους αυτή τη φορά. Με βάση δηλαδή τα στοιχεία του πίνακα μίξης W (κριτήριο β). Στη συνέχεια τα επιλεγμένα subclusters ομαδοποιούνται σύμφωνα με την ποσότητα ενέργειας που εμφανίζουν σε κάθε εγκεφαλικό ρυθμό. (κριτήριο γ)

Για το σύνολο των δοκιμών και για κάθε ένα εξεταζόμενο, τυπώνουμε σε ένα αρχείο το localization για το σύνολο των ενεργοποιήσεων. Δηλαδή την ταυτότητα της περιοχής του εγκεφάλου στην οποία εκδηλώνεται η εντονότερη εγκεφαλική δραστηριότητα. Στο αρχείο αυτό καταγράφεται η τοπογραφία της κάθε δοκιμής.

7.3 Δεύτερη Προσέγγιση – Προεπεξεργασία Με PCA Και Έπειτα Εφαρμογή ICA

Στη δεύτερη προσέγγιση ακολουθήθηκαν κανονικά όλα τα βήματα επεξεργασίας που περιγράφονται στο σχήμα 7.1. Για κάθε εξεταζόμενο εφαρμόζουμε τη μέθοδο PCA σε κάθε δοκιμή και καταλήγουμε σε έναν ορθογώνιο γραμμικό μετασχηματισμό τέτοιο , ώστε η διακύμανση των μετασχηματισμένων στοιχείων να μεγιστοποιείται. Αυτό είναι ένα στάδιο προεπεξεργασίας των δεδομένων μας , έτσι ώστε στη νέα βάση να είναι πιο ξεκάθαρη η δομή των δεδομένων μας. Με τον τρόπο αυτό , όπως έχουμε ήδη αναφέρει απορρίπτοντας τις ορθογώνιες συνιστώσες με χαμηλή διακύμανση , αφαιρούμε μεγάλο τμήμα θορύβου από τα δεδομένα μας.

Σε αντιστοιχία με τα simulated δεδομένα , επιλέγουμε τον βέλτιστο αριθμό principal components , όπου συγκεντρώνεται ο μεγαλύτερος όγκος πληροφορίας βάσει της διακύμανσης των ιδιοτιμών. Με την προβολή των συνιστωσών αυτών πίσω στα κανάλια μας πετυχαίνουμε ένα ικανοποιητικό φιλτράρισμα των δεδομένων από το θόρυβο και σημαντική αύξηση του SNR. Από διερεύνηση παρόμοια με αυτή των simulated δεδομένων τα principal components που διατηρούμε για κάθε ασθενή είναι έξι. Παρατηρήθηκε , ότι για αυτό τον αριθμό συνιστωσών έχουμε το συνολικά καλύτερο αποτέλεσμα για όλους τους εξεταζόμενους.

Στη συνέχεια η μεθοδολογία μας είναι εντελώς αντίστοιχη με αυτή της Προσέγγισης. Μετασχηματίζουμε τα σήματα με τον αλγόριθμο ICA σε μια βάση ανεξάρτητων συνιστωσών. Επιλέγουμε τις ενεργοποιήσεις με τις μεγαλύτερες προβολές στο ηλεκτρόδιο Cz κατ' απόλυτη τιμή του πλάτους και απορρίπτουμε τα πιθανά artifacts με την τεχνική των zero crossings για όλα τα components. Για την τεχνική αυτή, ως ισοηλεκτρική γραμμή ορίζεται η μέση τιμή του σήματος στο κανάλι Cz πριν την εμφάνιση του ερεθίσματος, όπως και προηγουμένως.

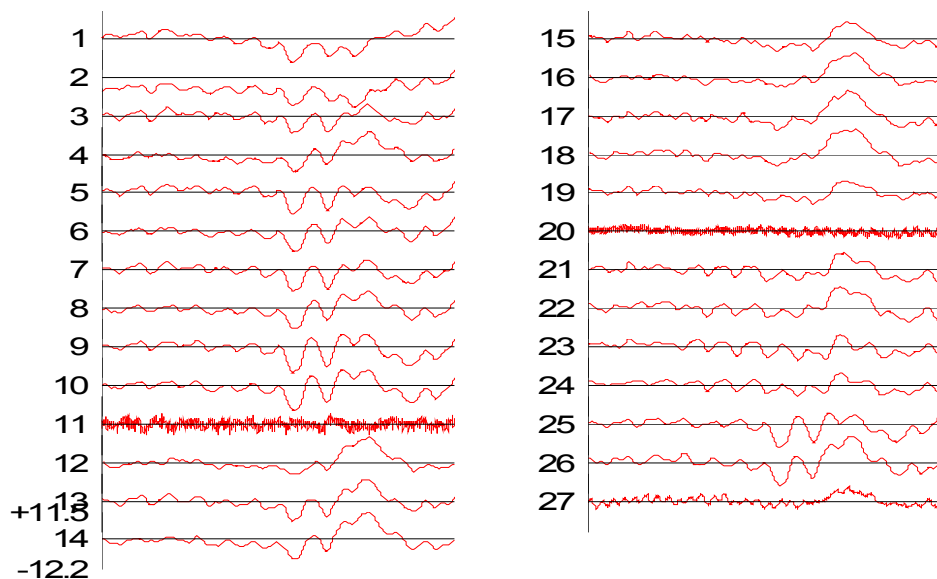
Προβάλλουμε πίσω στα κανάλια μας τις επιλεγμένες συνιστώσες μετρώντας και πάλι τη λανθάνουσα τιμή της κορύφωσης στο επιλεγμένο ηλεκτρόδιο, καθώς και την απόλυτη τιμή του πλάτους στη χρονική στιγμή εκείνη για κάθε δοκιμή. Η διαδικασία του clustering γίνεται και πάλι σε τρία στάδια με ακριβώς τον ίδιο τρόπο. Τέλος , για το σύνολο των δοκιμών τυπώνουμε και πάλι το αρχείο localization.

7.4 Αποτελέσματα

Να τονίσουμε, ότι και οι δυο προσεγγίσεις εφαρμόστηκαν αρχικά στην ομάδα των εννέα υγιών συμμετεχόντων και έπειτα στην ομάδα των εννέα ασθενών, καταγράφοντας τα σχετικά αποτελέσματα. Ενδεικτικά παραθέτουμε στις ενότητες 7.4.1 και 7.4.2 τα αποτελέσματα από την επεξεργασία των σημάτων ενός από τους εννέα υγιείς εξεταζόμενους και εν συνεχεία τα αποτελέσματα ενός εκ των ασθενών. Οι ενότητες αυτές θα μας βοηθήσουν στη κατανόηση της συμπεριφοράς και των ιδιοτήτων των σημάτων ενός πραγματικού εγκεφαλογραφήματος. Σε αυτές παρατίθενται αναλυτικά οι γραφικές παραστάσεις και οι τοπογραφικοί χάρτες για κάθε βήμα της επεξεργασίας. Επομένως, θα είναι στη συνέχεια κατανοητή η συμπεριφορά του συνόλου των σημάτων των εγκεφαλογραφημάτων που θα αναλυθούν. Στην επόμενη ενότητα 7.5, παρατίθενται τα αποτελέσματα της επεξεργασίας και των εννέα υγιών, καθώς και των εννέα ασθενών συμμετεχόντων.

7.4.1 Υγιής Εξεταζόμενος

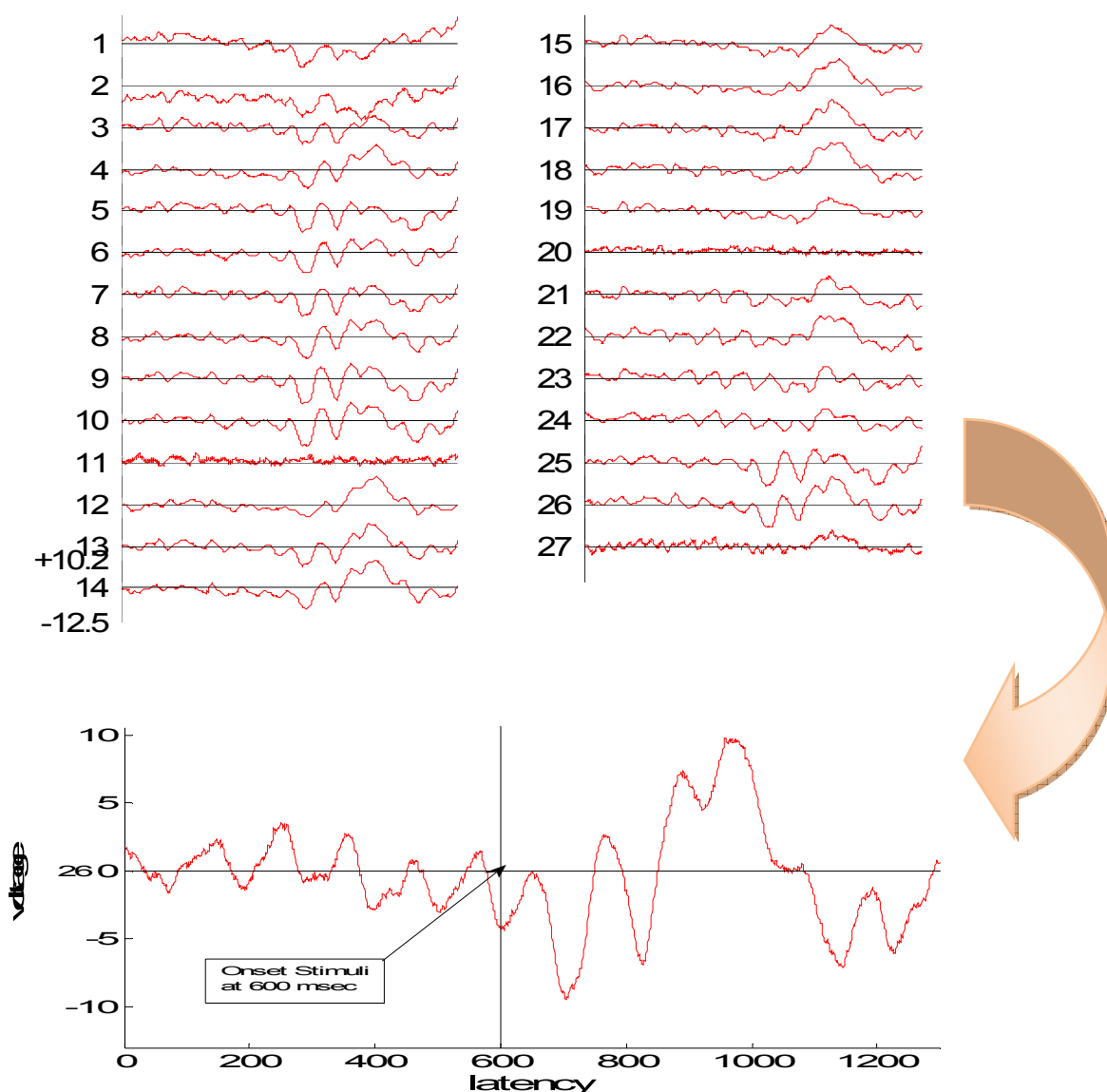
Στο σχήμα 7.2 βλέπουμε τα σήματα από την πραγματική καταγραφή του εγκεφαλογραφήματος σε έναν υγιή εξεταζόμενο (subject_0_0_target). Τα σήματα αυτά προέρχονται από 41 δοκιμές.



Σχήμα 7.2 Η μέση τιμή (average) των 41 δοκιμών της πραγματικής καταγραφής EEG στον υγιή εξεταζόμενο subject_0_0_target.

1^η Προσέγγιση

Εφαρμόζεται η 1^η προσέγγιση στα αρχικά δεδομένα του εξεταζομένου subject_0_0_target. Τα σήματα αυτά μετασχηματίζονται από την ICA και αφού γίνει η απόρριψη των artifactual πηγών και οι επιλεγμένες συνιστώσες προβάλλονται πίσω στα 27 κανάλια σε κάθε δοκιμή. Το αποτέλεσμα για τη μέση τιμή των σημάτων αυτών στις 41 δοκιμές φαίνεται στο σχήμα 7.3.



Σχήμα 7.3 Η μέση τιμή (average) των 41 δοκιμών των διορθωμένων σημάτων EEG, για τον υγιή εξεταζόμενο(subject_0_0_target), με α' προσέγγιση, δηλαδή μόνο με ICA. Παρατηρούμε, ότι τα σήματα, σε μεγάλο βαθμό έχουν «καθαριστεί» από την επίδραση του θορύβου. Απομονώσαμε το σήμα του καναλιού Cz για να είναι ευδιάκριτη η χρονική στιγμή, κατά την οποία δίδεται το ερέθισμα στα 600msec. Ο άξονας ψ'ψ στον οποίο καταγράφεται η τάση είναι σε mV.

Μετά από την εφαρμογή της 1^{ης} προσέγγισης στα στοιχεία του εξεταζομένου subject_0_0_target, κρατηθήκαν οι συνιστώσες που είχαν τη μέγιστη τιμή τους στο ηλεκτρόδιο Cz μέσα στο χρονικό διάστημα 600 έως 1060ms για κάθε δοκιμή. Από αυτές πρόεκυψαν 3 κύρια clusters, σύμφωνα με το latency, στο οποίο το back-projected σήμα στο κανάλι Cz, εμφανίζει το peak του. Στα clusters αυτά περιέχονται και αρνητικές και θετικές κορυφώσεις των συνιστωσών, εφόσον η καταγραφή των latencies έγινε με κριτήριο τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.

Στον πίνακα 7.1, για κάθε cluster έχει υπολογιστεί η μέση τιμή των latencies όλων των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό καθώς και το πλήθος τους. Από τις τρεις κύριες ομάδες επιλέγουμε τις πρώτες δύο, αφού η μέση τιμή των latencies μας υποδεικνύει, ότι σε μια από αυτές θα πρέπει να τοποθετείται χρονικά η κορύφωση. Η μέση τιμή του τρίτου cluster είναι πολύ κοντά στη χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος και συνεπώς δεν μπορεί να αντιστοιχεί σε εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.

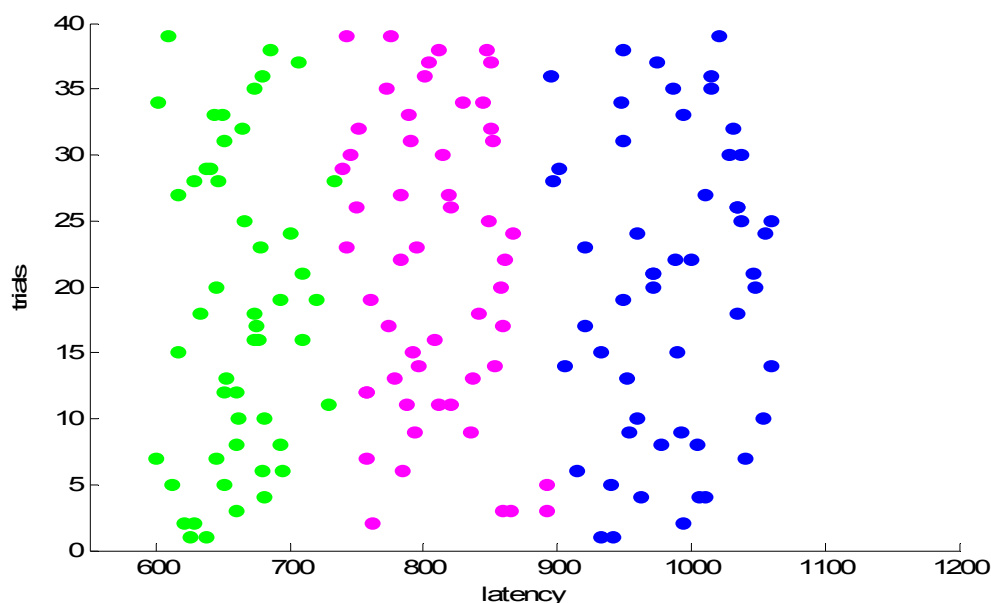
Στη συνέχεια οι συνιστώσες κάθε μιας από τις 2 κύριες ομάδες εξετάζονται ως προς την τοπογραφία. Στο σχήμα 7.5 παραθέτονται οι πιο ενδιαφέροντες τοπογραφικοί χάρτες από τα subcluster που πρόεκυψαν. Αυτά αντιστοιχούν στα subclusters 1_2, 1_3, 2_1, 2_2. Στη συνέχεια και για κάθε ένα από τα προηγούμενα subclusters έγινε ομαδοποίηση βάσει της ποσότητας ενέργειας που αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα. Στο σχήμα 7.6(α) παρατίθεται, ενδεικτικά, η γραφική παράσταση των διανυσμάτων ενέργειας, για τα σήματα του subcluster 1_2 και ο περαιτέρω διαχωρισμός του σε δυο υποομάδες. (σχήμα 7.6(β,γ)).

CLUSTER	Latency	# Elements
1	810	333
2	978	345
3	659	292

Πίνακας 7.1(α) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και ο αριθμός των στοιχείων τους. Αναμένουμε οι πιο ενδιαφέρουσες τοπογραφίες να είναι στο 1^ο και 2^ο cluster, αφού στο ο ήχος-ερέθισμα εμφανίζεται στο latency 600 και ο χρόνος απόκρισης είναι 300msec (P300).

CLUSTER	# Elements					
	SUB1	SUB2	SUB3	SUB1	SUB2	SUB3
1	816	803	829	101	112	120
2	923	954	1034	115	110	120

Πίνακας 7.1(β) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα δυο πρώτα subclusters και πλήθος των στοιχείων που περιλαμβάνονται σε καθένα από αυτά.



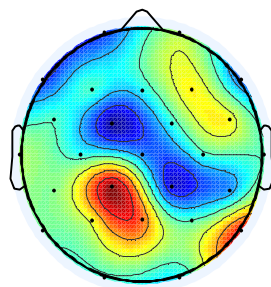
Σχήμα 7.4 : Γραφική παράσταση των κατανομών στοιχείων στα clusters σε σχέση με το latency στο οποίο εμφανίζονται. Παρατηρούμε, ότι το κάθε cluster περιέχει δοκιμές σε «κοντινά» latencies. Ο άξονας του λανθάνοντα χρόνου latency κυμαίνεται από 600 έως 1200. Ο χρόνος εμφάνισης του ερεθίσματος είναι στο latency 600. Τα στοιχεία του cluster 1 εμφανίζονται με ροζ χρώμα, του cluster 2 με μπλε και του cluster 3 με πράσινο χρώμα.

Στο σχήμα 7.4 παρουσιάζεται η κατανομή των στοιχείων σε κάθε ένα από τα τρία κύρια clusters που δημιουργήθηκαν με βάση το latency στο οποίο παρουσιάζουν την κορύφωση. Να θυμίσουμε ότι το ερέθισμα εμφανίζεται σε χρόνο 600msec. Τα clusters παρουσιάζονται με διαφορετικά χρώματα και με τον τρόπο αυτό καθίσταται εύκολος ο διαχωρισμός τους.

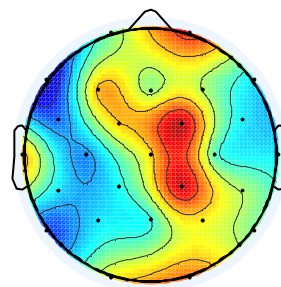
Παρατηρούμε, ότι τα στοιχεία που ανήκουν στο ίδιο cluster ανήκουν σε «κοντινές» χρονικές περιοχές, όπως άλλωστε περιμέναμε. Τα στοιχεία του τρίτου cluster, που στο σχήμα 7.4 παρουσιάζονται με πράσινο χρώμα, εμφανίζουν όλα latency στη περιοχή από [601 717]. Η τυπική απόκλιση των στοιχείων του cluster αυτού, έστω σ_1 , είναι 39 msec άρα τα περισσότερα στοιχεία κυμαίνονται γύρω από τη μέση τιμή του cluster, η οποία είναι 659 msec σε ένα διάστημα από [620 698]. Από τον ορισμό της τυπικής απόκλισης γνωρίζουμε, ότι το 95% των στοιχείων του cluster είναι συγκεντρωμένα σε διάστημα $2 \cdot \sigma_1$ γύρω από τη μέση τιμή και το 68% των στοιχείων είναι συγκεντρωμένα σε ένα διάστημα μιας τυπικής αποκλισης γύρω από τη μέση τιμή.

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μας ενδιαφέρουν οι κορυφώσεις εκείνες που εμφανίζονται περίπου 300msec μετά το ερέθισμα. Επομένως δεδομένου, ότι στο πείραμά μας, το oddball paradigm, το ηχητικό ερέθισμα δίνεται στα 600msec, αναμένουμε η κορύφωση να συμβεί περίπου στα 900 msec. Συνεπώς μας ενδιαφέρει ιδιαίτερα η συμπεριφορά του cluster 1 (ροζ χρώμα) καθώς και του cluster 2 (μπλε χρώμα). Στο πρώτο έχουμε 328 στοιχεία με μέση τιμή 810 msec και διακύμανση 46 msec. Επομένως το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [764 856]. Στο δεύτερο cluster έχουμε 345 στοιχεία με μέση τιμή 978 msec και τυπική απόκλιση 49 msec. Επομένως το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [929 1027].

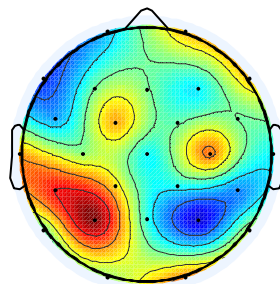
Εξετάζουμε στη συνέχεια τους τοπογραφικούς χάρτες των δυο πρώτων clusters που έχουμε επιλέξει. Όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενες ενότητες, οι χάρτες αυτοί δημιουργούνται, για κάθε subcluster, από το centroid του κάθε subcluster. Το κέντρο αυτό στο δεύτερο στάδιο clustering αναφέρεται στους unmixing matrixes των συνιστωσών που περιέχονται σε κάθε subcluster. Προκύπτουν επομένως συνολικά τέσσερις τοπογραφικοί χάρτες για κάθε cluster, ένας για κάθε ένα subcluster. Από αυτούς επιλέγονται μόνο οι χάρτες εκείνοι, οι οποίοι εμφανίζουν έντονη δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του εγκεφάλου. Από τους έξι χάρτες που προέκυψαν μόνο οι ακόλουθοι τέσσερις αντιστοιχούν σε δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.



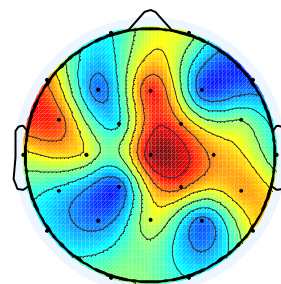
Subcluster 1_2



Subcluster 1_3

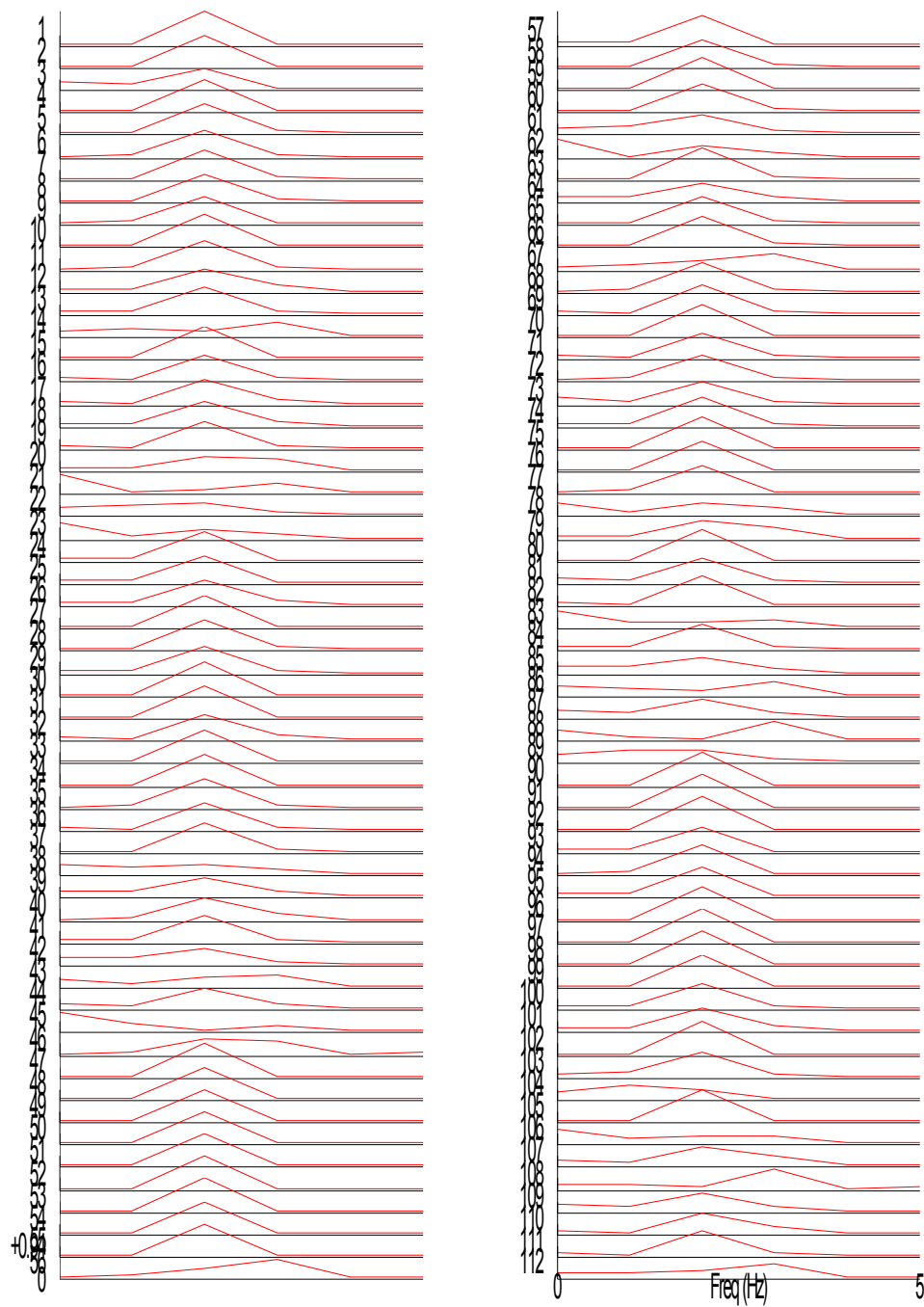


Subcluster 2_1

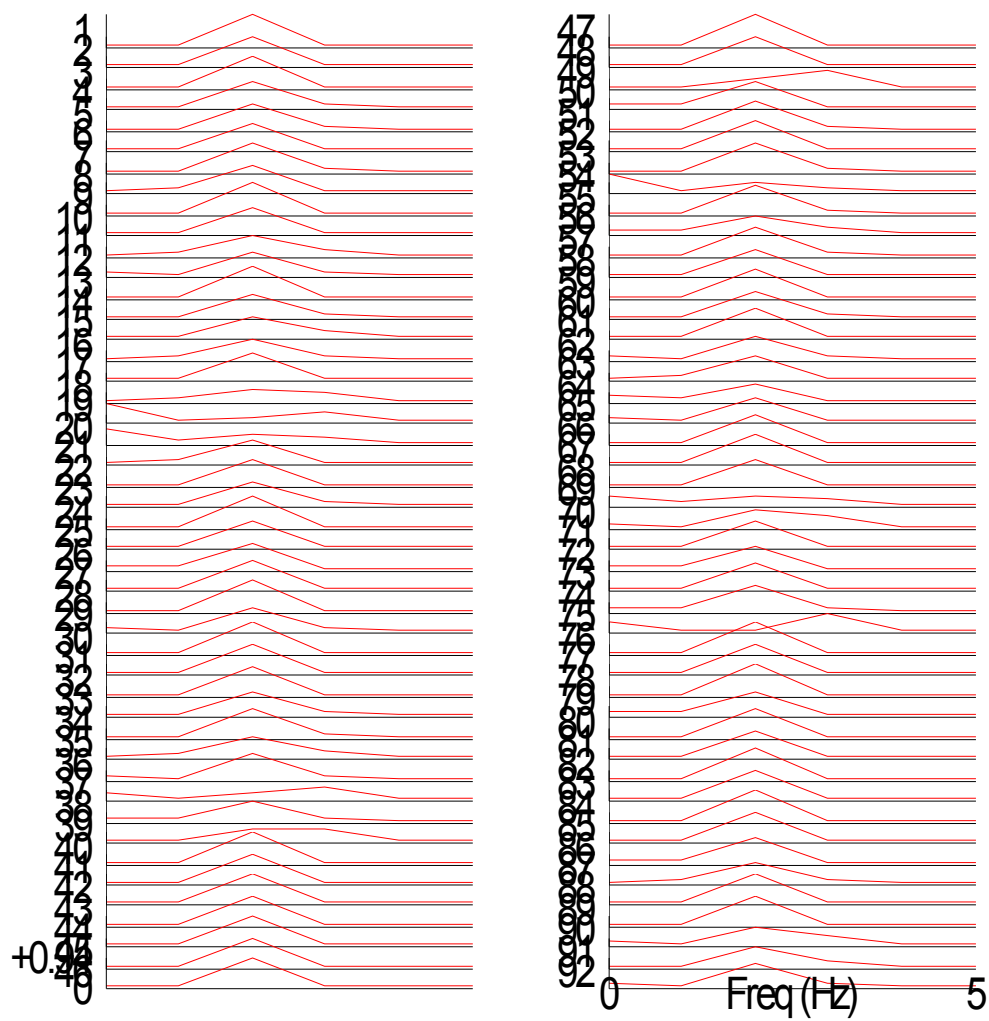


Subcluster 2_2

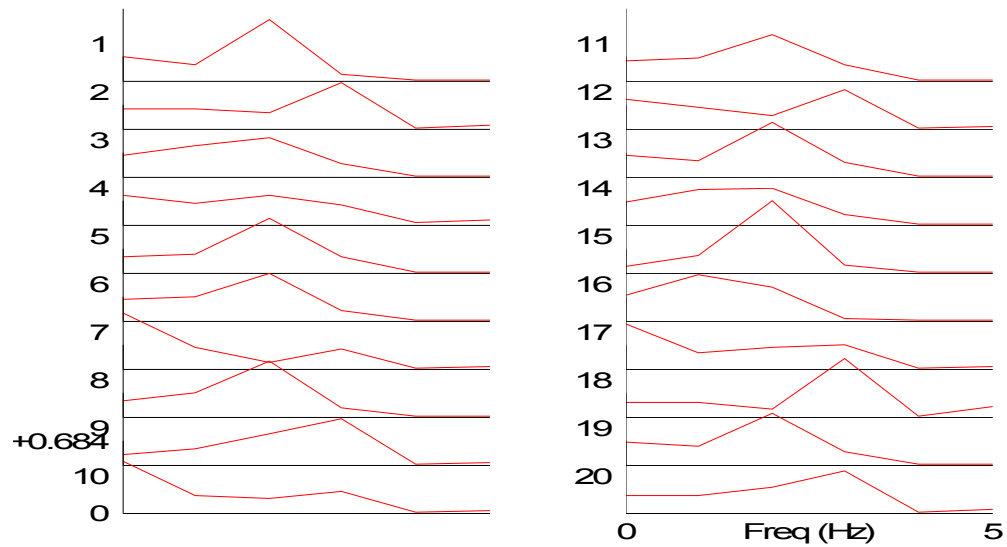
Σχημα 7.5 Τοπογραφίες subclusters με εφαρμογή ICA (α' προσέγγιση). Ανήκουν στα Subclusters 1_2, 1_3, 2_1, 2_2.



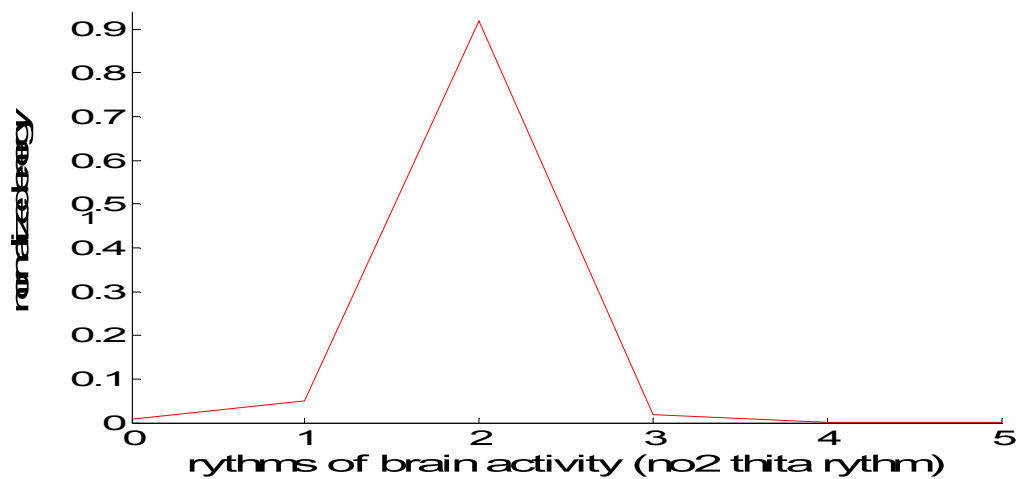
Σχήμα 7.6(α) Διανύσματα ενεργειών ενδεικτικά για τα στοιχεία του subcluster 1_2. Στο subcluster1_2 περιέχονται 112 στοιχεία που προέρχονται από 8 δοκιμές. Η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα και το επόμενο βήμα είναι να ομαδοποιήσουμε τα διανύσματα, ως προς αυτή τη συχνότητα.



Σχήμα 7.6 (β) : Ενδεικτικά κυματογράφος σημάτων που περιέχονται στο subcluster 1_2 και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το subcluster 1_2_1 περιέχει 92 συνιστώσες και η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα .



Σχήμα 7.6 (γ) : Ενδεικτικά κυματομορφές σημάτων που περιέχονται στο subcluster 1_2_2 και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το subcluster 1_2_2 περιέχει 20 συνιστώσες η μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας των οποίων βρίσκεται σε κάποιον από τους υπόλοιπους εγκεφαλικούς ρυθμούς



Σχήμα 7.6(δ) Στιγμιότυπο από το subcluster1_2_1. Η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα και η θέση 3 στον ρυθμό άλφα ενώ η 1 στον ρυθμό δέλτα.

Οι συνιστώσες που περιέχονται στα τέσσερα αυτά subclusters εξετάζονται στη συνέχεια ως προς το συχνοτικό τους περιεχόμενο. Υπολογίζεται η ενέργεια της κάθε συνιστώσας σε κάθε ένα εγκεφαλικό ρυθμό και στη συνέχεια το τρίτο επίπεδο ομαδοποίησης γίνεται με βάση το διάνυσμα της κανονικοποιημένης ενέργειας για κάθε συνιστώσα.

Στα σχήματα 7.6 (α,β,γ) παρατίθενται ενδεικτικά οι γραφικές παραστάσεις της ανάλυσης των συνιστωσών στο πεδίο της συχνότητας. Παρατηρούμε, ότι από τις 69 συνιστώσες που περιέχονται στο subcluster 1_2, αυτές με τη μεγαλύτερη ενέργεια στη συχνότητα θήτα έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Η ομάδα με αυτά τα σήματα, subcluster1_2_1, περιέχει 51 στοιχεία, σχήμα 7.6(β) . Η ομάδα με τα υπόλοιπα σήματα φαίνεται στο σχήμα 7.6(γ). Στο σχήμα 7.6(δ) παρατίθεται ενδεικτικά ένα μόνο διάνυσμα ενέργειας από το subcluster1_2_1, έτσι ώστε να είναι ευδιάκριτοι οι εγκεφαλικοί ρυθμοί και η κωδικοποίηση τους. Οι 51 συνιστώσες του subcluster1_2_1 περιγράφουν ακριβώς την ζητούμενη εγκεφαλική δραστηριότητα.

Επομένως αρκεί η μελέτη των σημάτων αυτών από ένα σύνολο δεκατριών σημάτων (σχήμα 7.6(α)), για να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με την απόκριση του ατόμου στο ερέθισμα. Αντίστοιχη μελέτη έγινε και για τα σήματα των υπολοίπων subclusters που επιλέξαμε μετά τον τοπογραφικό έλεγχο.

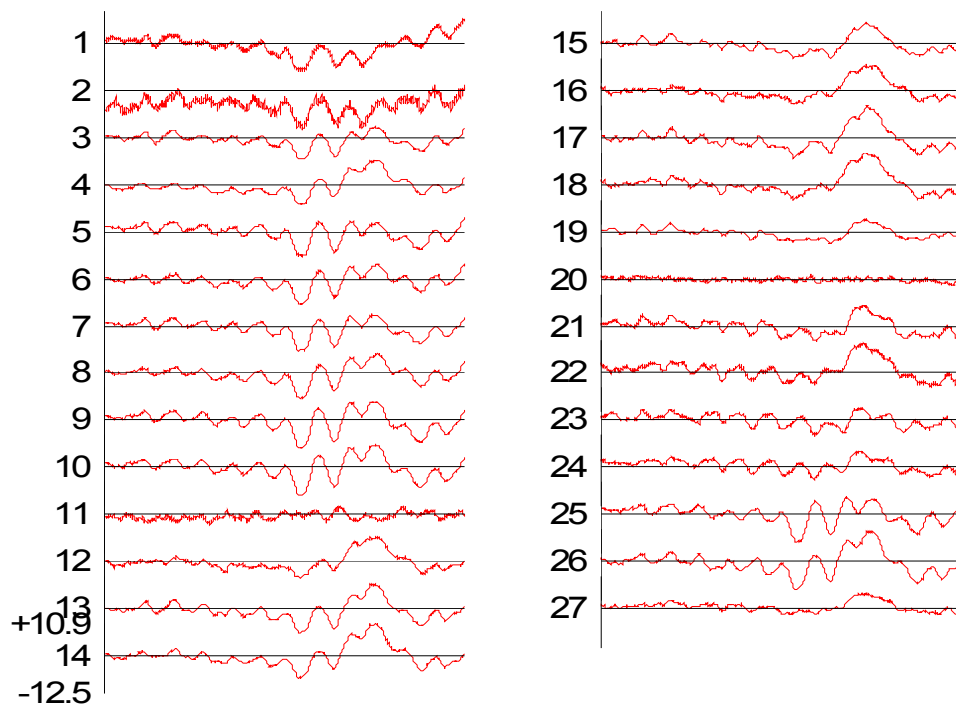
2^η Προσέγγιση

Αντίστοιχα εφαρμόστηκε η 2^η προσέγγιση στα δεδομένα του EEG του υγιούς εξεταζομένου subject_0_0_target. Προεπεξεργαζόμαστε τα σήματα αυτά με την μέθοδο PCA. Με αυτό τον τρόπο και διατηρώντας μόνο τις συνιστώσες με τη μέγιστη διακύμανση, αφαιρούμε μεγάλο τμήμα των συνιστωσών θορύβου ενώ παράλληλα αυξάνουμε το SNR.

Στη συνέχεια τα δεδομένα αυτά μετασχηματίζονται με την μέθοδο ICA. Απορρίπτονται στη συνέχεια οι artifactual πηγές με την τεχνική zero-crossings. Σε αυτή τη περίπτωση σε αντίθεση με την α' προσέγγιση διατηρούνται πολύ λιγότερες συνιστώσες. Στη συνέχεια οι συνιστώσες αυτές προβάλλονται πίσω στα 27 κανάλια για κάθε μια από τις 41 δοκιμές.

Μετά από την εφαρμογή της 2^{ης} προσέγγισης στα στοιχεία του εξεταζομένου subject_0_0_target, κρατηθήκαν οι συνιστώσες που είχαν τη μέγιστη τιμή τους στο ηλεκτρόδιο Cz μέσα στο χρονικό διάστημα 600 έως 1060ms για κάθε δοκιμή. Από αυτές προέκυψαν 3 κύρια clusters, σύμφωνα με το latency, στο οποίο το back-projected σήμα στο κανάλι Cz εμφανίζει το peak του. Στα clusters αυτά περιέχονται και αρνητικές και θετικές κορυφώσεις των συνιστωσών, εφόσον η καταγραφή των latencies έγινε με κριτήριο τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.

Στον πίνακα 7.2, για κάθε cluster έχει υπολογιστεί η μέση τιμή των latencies όλων των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό καθώς και το πλήθος τους. Από τις τρεις κύριες ομάδες επιλέγουμε τις πρώτες δυο αφού η μέση τιμή των latencies μας υποδεικνύει ότι σε μια από αυτές θα πρέπει να τοποθετείται χρονικά η κορύφωση. Η μέση τιμή του τρίτου cluster είναι πολύ κοντά στη χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος και συνεπώς δεν μπορεί να αντιστοιχεί σε εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.



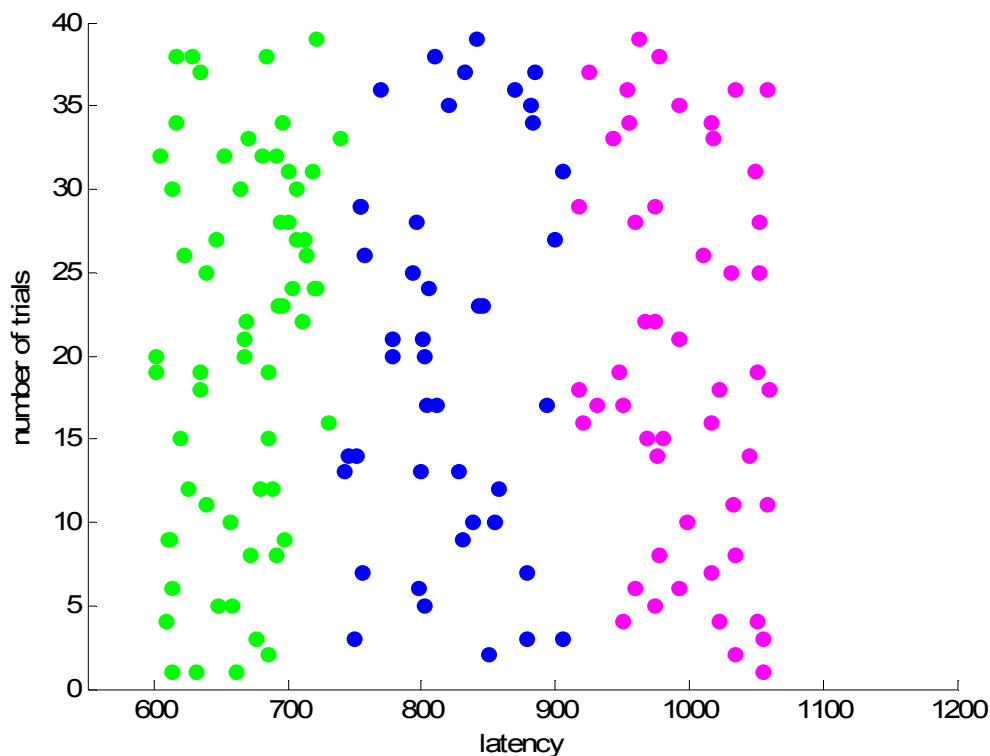
Σχήμα 7.7 Η μέση τιμή (average) των 41 δοκιμών των διορθωμένων σημάτων EEG , για τον υγιή εξεταζόμενο(subject_0_0_target), με β' προσέγγιση, δηλαδή με τη προεπεξεργασία με PCA και έπειτα με ICA. Παρατηρούμε ότι τα σήματα έχουν «καθαριστεί» καλύτερα από την επίδραση του θορύβου, σε σχέση με το αποτέλεσμα της α' προσέγγισης.

CLUSTER	Latency	# Elements
1	994	92
2	818	54
3	665	74

Πίνακας 7.2(α) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και ο αριθμός των στοιχείων τους. Αναμένουμε οι πιο ενδιαφέρουσες τοπογραφίες να είναι στο 1^ο και 2^ο cluster, αφού στο ο ήχος-ερέθισμα εμφανίζεται στο latency 600 και ο χρόνος απόκρισης είναι 300msec (P300).

CLUSTER	# Elements					
	SUB1	SUB2	SUB3	SUB1	SUB2	SUB3
1	1050	996	1017	15	69	8
2	859	795	810	18	17	19

Πίνακας 7.2(β) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα 3 subclusters και πλήθος των στοιχείων που περιλαμβάνονται σε καθένα από αυτά.



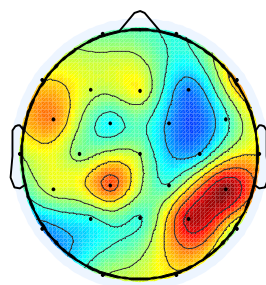
Σχήμα 7.8: Γραφική παράσταση των κατανομών στοιχείων στα clusters σε σχέση με το latency στο οποίο εμφανίζονται. Παρατηρούμε, ότι το κάθε cluster περιέχει δοκιμές σε «κοντινά» latencies. Ο άξονας του λανθάνοντα χρόνου latency κυμαίνεται από 600 έως 1200. Ο χρόνος εμφάνισης του ερεθίσματος είναι στο latency 600. Τα στοιχεία του cluster 1 εμφανίζονται με ροζ χρώμα, του cluster 2 με μπλε και του cluster 3 με πράσινο χρώμα.

Στο σχήμα 7.8 παρουσιάζεται η κατανομή των στοιχείων σε κάθε ένα από τα τρία κύρια clusters που δημιουργήθηκαν με βάση το latency στο οποίο παρουσιάζουν την κορύφωση. Να θυμίσουμε ότι το ερέθισμα εμφανίζεται σε χρόνο 600msec. Τα clusters παρουσιάζονται με διαφορετικά χρώματα και με τον τρόπο αυτό καθίσταται εύκολος ο διαχωρισμός τους.

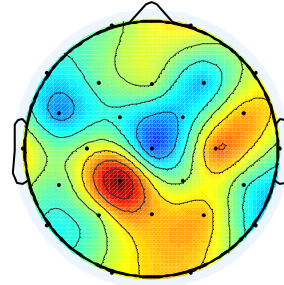
Παρατηρούμε, ότι τα στοιχεία που ανήκουν στο ίδιο cluster ανήκουν και σε αυτή τη περίπτωση σε «κοντινές» χρονικές περιοχές. Τα στοιχεία του τρίτου cluster που στο σχήμα 7.8 παρουσιάζονται με πράσινο χρώμα εμφανίζουν όλα latency στη περιοχή από [601 717]. Η τυπική απόκλιση των στοιχείων του cluster αυτού, έστω σ_1 , είναι 46 msec άρα τα περισσότερα στοιχεία κυμαίνονται γύρω από τη μέση τιμή του cluster, η οποία είναι 659 msec σε ένα διάστημα από [609 701]. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μας ενδιαφέρουν οι κορυφώσεις εκείνες που εμφανίζονται περίπου 300msec μετά το ερέθισμα. Επομένως, δεδομένου ότι στο πείραμα μας το oddball paradigm, το ηχητικό ερέθισμα δίνεται στα 600msec, αναμένουμε η κορύφωση να συμβεί και πάλι περίπου στα 900 msec.

Συνεπώς σε αυτή τη περίπτωση μας ενδιαφέρει ιδιαίτερα η συμπεριφορά του cluster 1 (ροζ χρώμα) καθώς και του cluster 2 (μπλε χρώμα). Στο πρώτο έχουμε 328 στοιχεία με μέση τιμή 818 msec και διακύμανση 46 msec. Επομένως, το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [772 864]. Στο δεύτερο cluster έχουμε 345 στοιχεία με μέση τιμή 978 msec και τυπική απόκλιση 41 msec και άρα το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [953 1035].

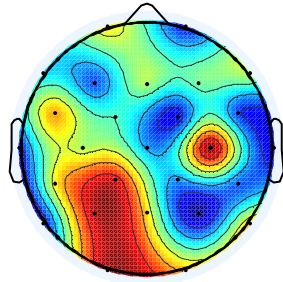
Στη συνέχεια οι συνιστώσες κάθε μιας από τις δυο κύριες ομάδες εξετάζονται ως προς τη τοπογραφία της εγκεφαλικής δραστηριότητας. Εξετάζουμε τους χάρτες των δυο πρώτων clusters που έχουμε επιλέξει. Στο σχήμα 7.9 παραθέτονται οι πιο ενδιαφέροντες τοπογραφικοί χάρτες από τα subcluster που προέκυψαν. Αυτά αντιστοιχούν στα subclusters 1_2, 1_3, 2_1, 2_2. Όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενες ενότητες, οι χάρτες αυτοί δημιουργούνται, για κάθε subcluster, από το centroid του κάθε subcluster. Το κέντρο, centroid, στο δεύτερο σταδιο clustering αναφέρεται στους unmixing matrixes των συνιστωσών που περιέχονται σε κάθε subcluster. Προκύπτουν επομένως συνολικά τρεις τοπογραφικοί χάρτες για κάθε cluster, ένας για κάθε ένα subcluster. Από αυτούς επιλέγονται μόνο οι χάρτες εκείνοι, οι οποίοι εμφανίζουν έντονη δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του εγκεφάλου. Από τους έξι χάρτες που προέκυψαν μόνο οι ακόλουθοι τέσσερις αντιστοιχούν στη δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.



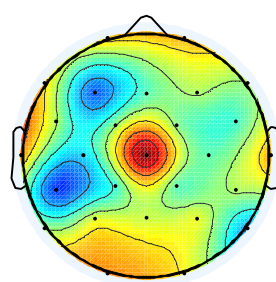
Subcluster 1_1



Subcluster 1_2



Subcluster 2_2



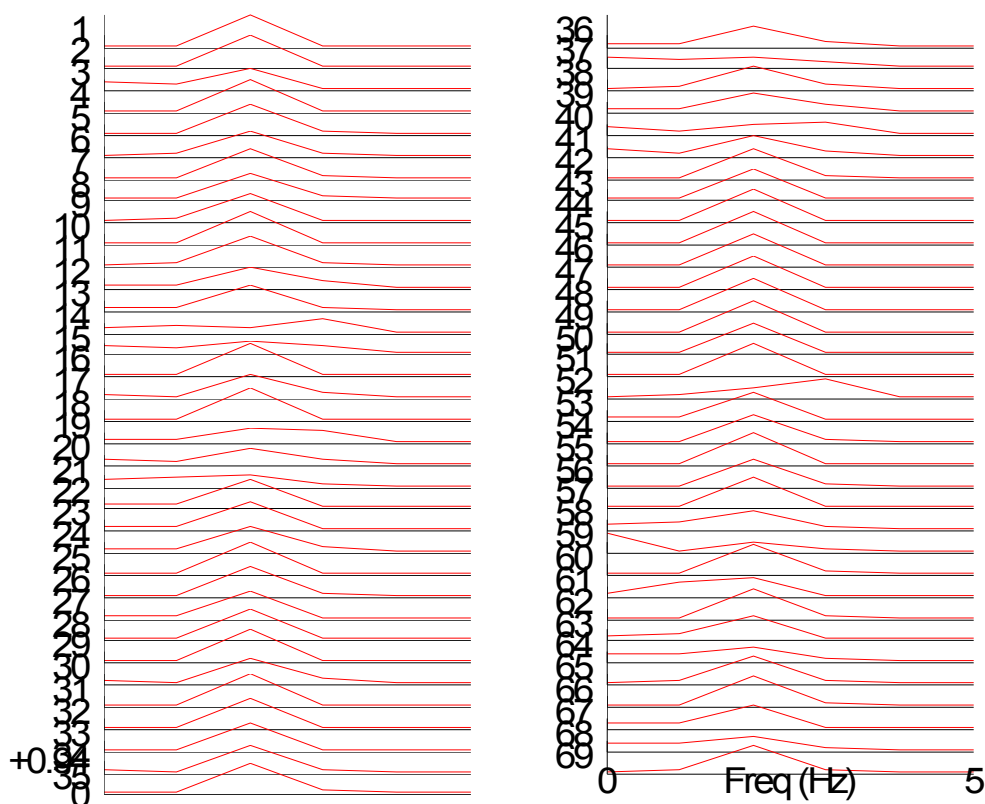
Subcluster 2_3

Σχήμα 7.9 (β) Ενδιαφέρουσες τοπογραφίες subclusters με PCA προεπεξεργασία και εφαρμογή ICA (β' προσέγγιση). Subclusters 1_1, 1_2, 2_2, 2_3.

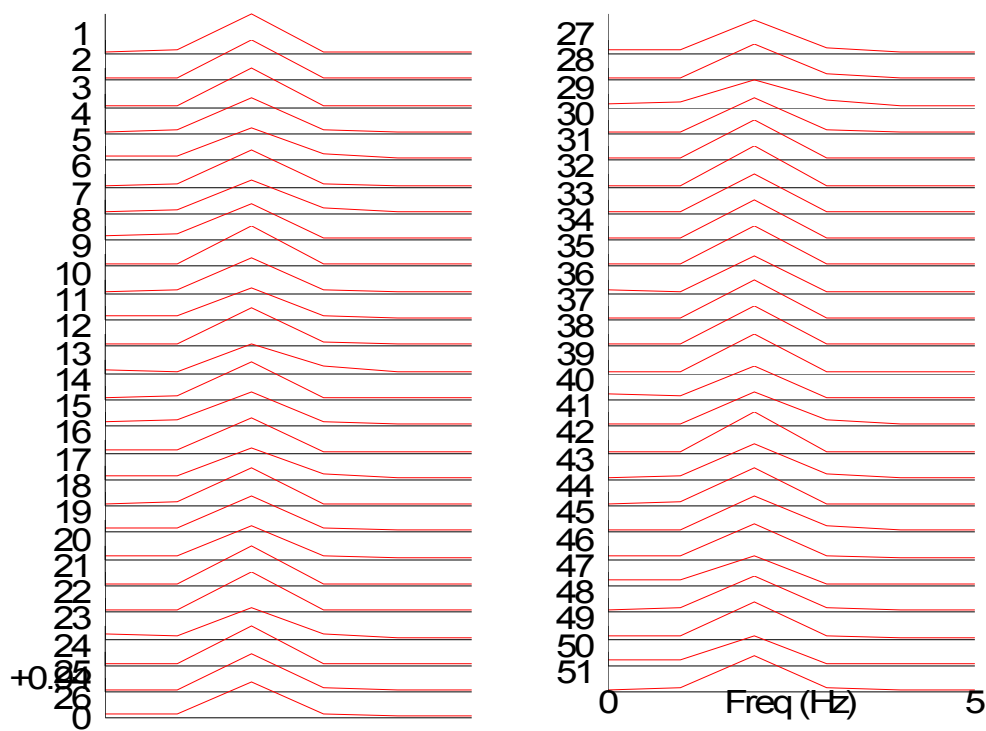
Στη συνέχεια και για κάθε ένα από τα προηγούμενα subclusters έγινε ομαδοποίηση βάσει της ποσότητας ενέργειας που αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα. Στο σχήμα 7.10(α) παρατίθεται, ενδεικτικά, η γραφική παράσταση των διανυσμάτων ενέργειας, για τα σήματα του subcluster 1_2 και ο περαιτέρω διαχωρισμός του σε δυο υποομάδες. (σχήμα 7.10(β,γ)).

Οι συνιστώσες που περιέχονται στα τέσσερα αυτά subclusters εξετάζονται στη συνέχεια ως προς το συχνοτικό τους περιεχόμενο. Υπολογίζεται η ενέργεια της κάθε συνιστώσας σε κάθε ένα εγκεφαλικό ρυθμό και στη συνέχεια το τρίτο επίπεδο ομαδοποίησης γίνεται με βάση το διάνυσμα της κανονικοποιημένης ενέργειας για κάθε συνιστώσα. Παρατηρούμε ότι από τα σήματα που περιέχονται στο subcluster 1_2, αυτά με τη μεγαλύτερη ενέργεια στη συχνότητα θήτα έχουν ομαδοποιηθεί μαζί, subcluster 1_2_1. Η ομάδα με αυτά τα σήματα περιέχει 92 στοιχεία και στο σχήμα 7.6(β) παρατίθενται τα σήματα του subcluster 1_2_2, τα οποία έχουν τη μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας συγκεντρωμένη σε κάποιο άλλο εγκεφαλικό ρυθμό.

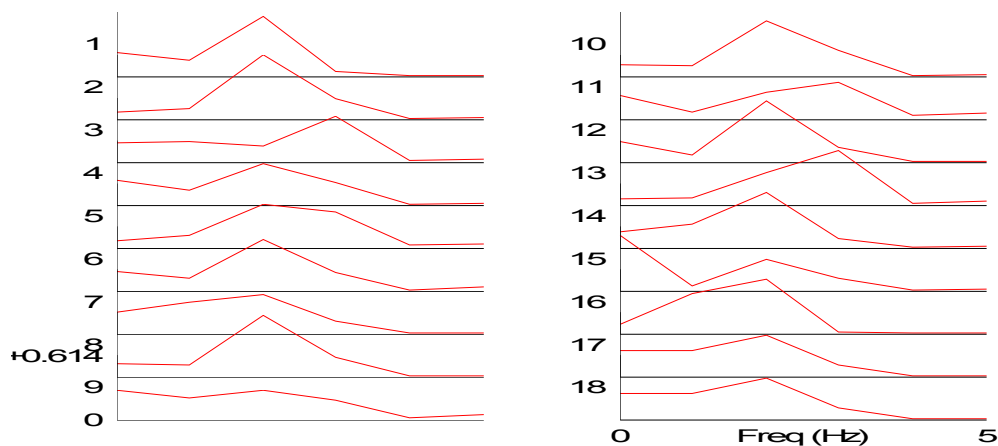
Τα 92 σήματα του subcluster 1_2_1 περιγράφουν ακριβώς την ζητούμενη εγκεφαλική δραστηριότητα. Επομένως, αρκεί η μελέτη αυτών των σημάτων για να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με την απόκριση του ατόμου στο ερέθισμα. Αντίστοιχη μελέτη έγινε και για τα σήματα των υπολοίπων subclusters που επιλέξαμε από τον τοπογραφικό έλεγχο.



Σχήμα 7.10 (α) : Διανύσματα ενεργειών για το subcluster 1_2. Το subcluster αυτό περιέχει 69 στοιχεία. Η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα. Στο σχήμα αυτό παρουσιάζεται η ανάλυση συχνοτήτων για τις δοκιμές που περιέχονται σε αυτό το subcluster. Οι δοκιμές αυτές κατηγοριοποιούνται με βάση το συχνοτικό περιεχόμενό τους στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα(θέση 2).



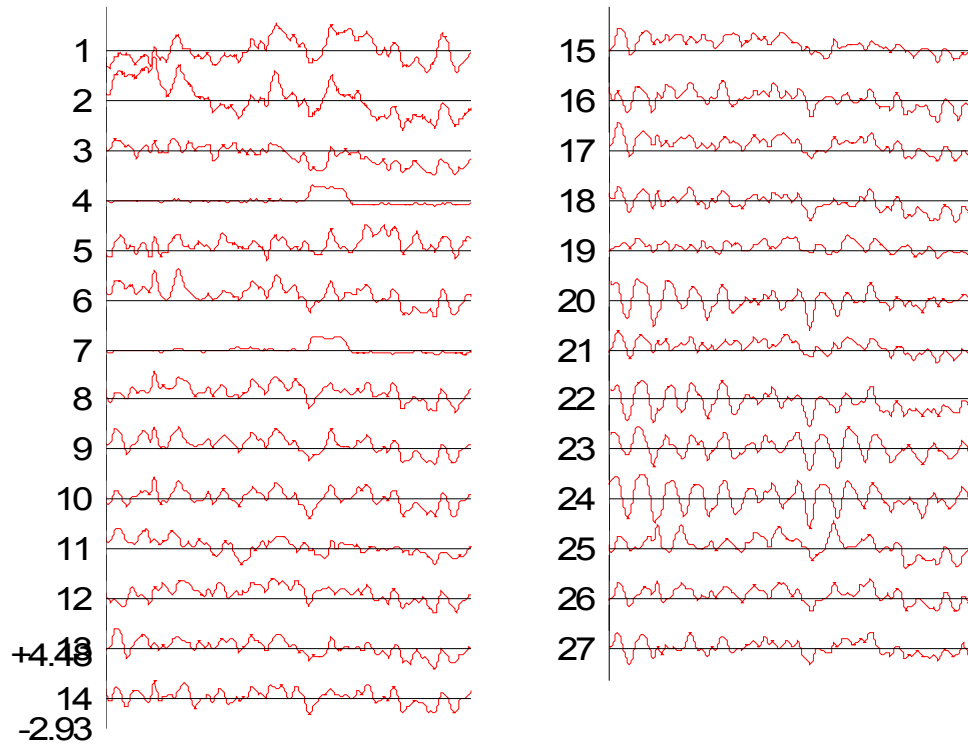
Σχήμα 7.10 (β) : Ενδεικτικά κυματομορφές σημάτων που περιέχονται στο *subcluster 1_2* και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το *subcluster1_2* περιέχει 69 συνιστώσες. Σε αυτή την ομάδα, *subcluster1_2_1*, έχουν ομαδοποιηθεί μαζί 51 συνιστώσες οι οποίες έχουν τη μεγαλύτερη ενέργεια στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα. Η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα.



Σχήμα 7.10 (γ) : Ενδεικτικά κυματομορφές σημάτων που περιέχονται στο *subcluster 1_2* και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το *subcluster1_2* περιέχει 18 συνιστώσες. Σε αυτό το *subcluster* έχουμε συνιστώσες με τη μεγαλύτερη ποσότητα πληροφορίας στους ρυθμούς δέλτα και άλφα. Η ενέργεια στη θέση 1 αντιστοιχεί στο ρυθμό δέλτα και η θέση 3 στον ρυθμό άλφα.

7.4.2 Εξεταζόμενος Επιβεβαιωμένος Ασθενής Του Alzheimer

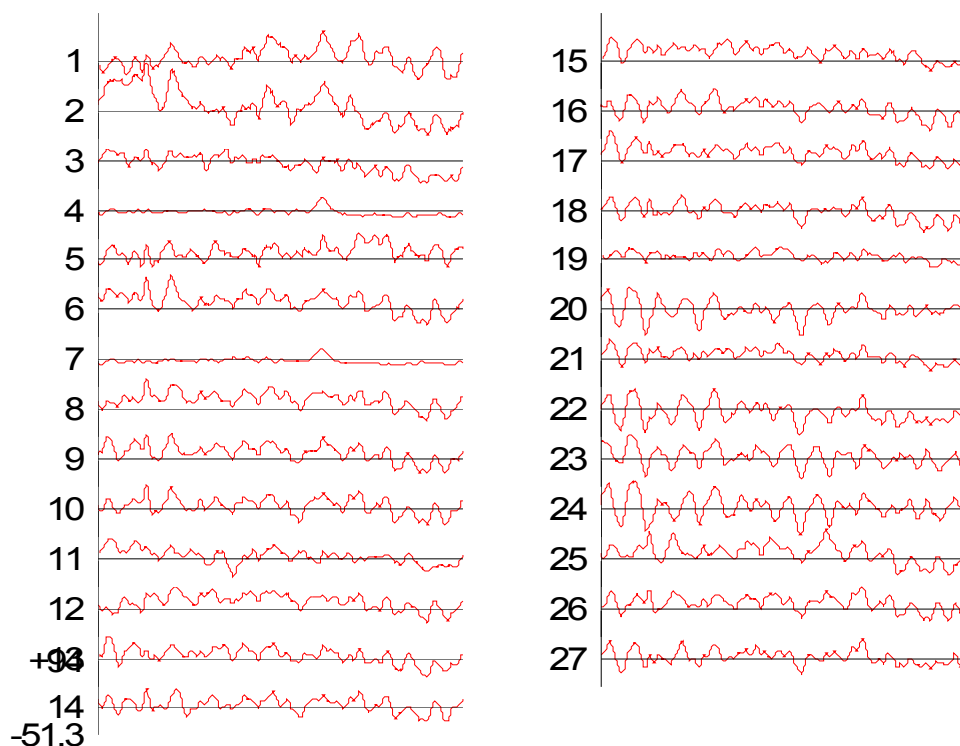
Η ίδια ανάλυση έλαβε χώρα για τους εννέα επιβεβαιωμένους ασθενείς του Alzheimer. Στο σχήμα 7.11 απεικονίζονται τα averaged σήματα από την πραγματική καταγραφή του εγκεφαλογραφήματος σε έναν εξεταζόμενο, ο οποίος είναι επιβεβαιωμένος ασθενής του Alzheimer (subject_24_0_target). Τα σήματα αυτά προέρχονται από την μέση τιμή των σημάτων για 41 δοκιμές.



Σχήμα 7.11 Η μέση τιμή (average) των 41 δοκιμών της πραγματικής καταγραφής EEG στον υγιή εξεταζόμενο subject_24_0_target.

1^η Προσέγγιση

Αντίστοιχα, με τους υγιείς εξεταζόμενους, στην 1^η προσέγγιση τα δεδομένα μετασχηματίζονται από την ICA και αφού γίνει η απόρριψη των artifactual πηγών, τα σήματα προβάλλονται πίσω στα 27 κανάλια. Το αποτέλεσμα για τη μέση τιμή των σημάτων αυτών στις 41 δοκιμές, φαίνεται στο σχήμα 7.11. Από ομαδοποίηση των συνιστωσών, με τη μεγαλύτερη τιμή της κορύφωσης στο back-projected σήμα και συγκεκριμένα στο ηλεκτρόδιο Cz μέσα στο χρονικό διάστημα 600 έως 1060ms, πρόέκυψαν τρία κύρια clusters. Στα clusters αυτά περιέχονται και αρνητικές και θετικές κορυφώσεις των συνιστωσών, εφόσον η καταγραφή των latencies έγινε με κριτήριο τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.



Σχήμα 7.12 Η μέση τιμή (average) των 41 δοκιμών των διορθωμένων σημάτων EEG, για τον εξεταζόμενο *subject_24_0_target*, με α' προσέγγιση, δηλαδή μόνο με ICA. Παρατηρούμε, ότι τα σήματα, σε μεγάλο βαθμό έχουν «καθαριστεί» από την επίδραση του θορύβου. Ο άξονας ψ' στον οποίο καταγράφεται η τάση είναι σε mV.

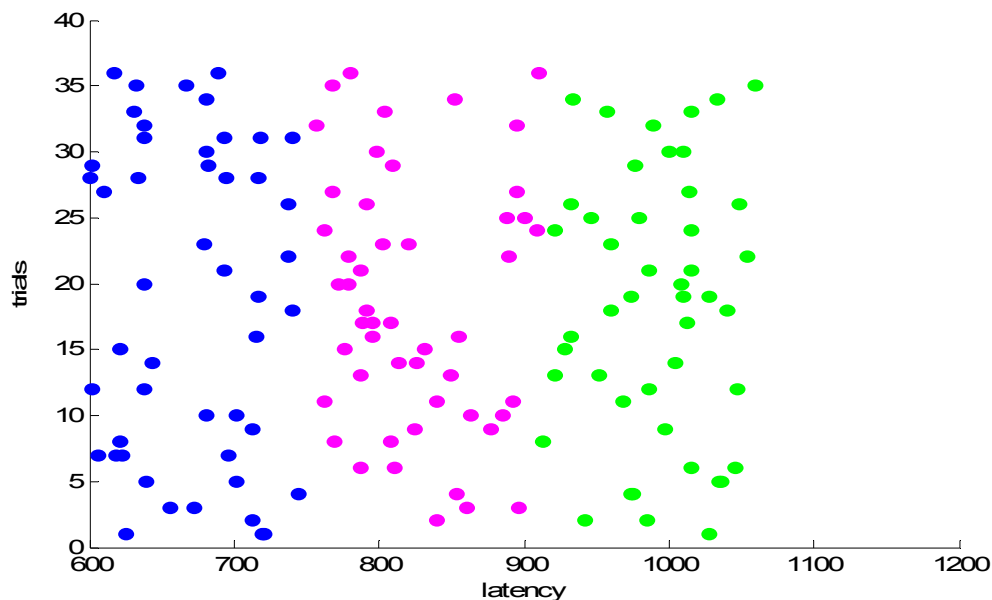
Στον πίνακα 7.3 (α), για κάθε cluster έχει υπολογιστεί η μέση τιμή των latencies όλων των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό, καθώς και το πλήθος τους. Από τις τρεις κύριες ομάδες επιλέγουμε τις πρώτες δυο, αφού η μέση τιμή των latency μας υποδεικνύει ότι σε μια από αυτές θα πρέπει να τοποθετείται χρονικά η κορυφή. Η μέση τιμή του τρίτου cluster είναι πολύ κοντά στη χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος και συνεπώς δεν μπορεί να αντιστοιχεί σε εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.

CLUSTER	Latency	# Elements
1	812	292
2	990	299
3	673	307

Πίνακας 7.3(a) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και ο αριθμός των στοιχείων τους. Αναμένουμε οι πιο ενδιαφέρουσες τοπογραφίες να είναι στο 1^ο και 2^ο cluster, αφού στο ο ήχος-ερέθισμα εμφανίζεται στο latency 600 και ο χρόνος απόκρισης είναι περίπου 300msec (P300).

CLUSTER	# Elements					
	SUB1	SUB2	SUB3	SUB1	SUB2	SUB3
1	814	887	798	97	102	93
2	1027	983	930	99	98	102

Πίνακας 7.3(β) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα 3 subclusters και πλήθος των στοιχείων που περιλαμβάνονται σε καθένα από αυτά.



Σχήμα 7.13 : Γραφική παράσταση των κατανομών στοιχείων στα clusters σε σχέση με το latency στο οποίο εμφανίζονται. Παρατηρούμε, ότι το κάθε cluster περιέχει δοκιμές σε «κοντινά» latencies. Ο άξονας του λανθάνοντα χρόνου latency κυμαίνεται από 600 έως 1200. Ο χρόνος εμφάνισης του ερεθίσματος είναι στο latency 600. Τα στοιχεία του cluster 1 εμφανίζονται με ροζ χρώμα, του cluster 2 με πράσινο και του cluster 3 με μπλε χρώμα.

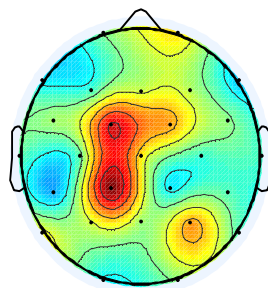
Στο σχήμα 7.13 παρουσιάζεται η κατανομή των στοιχείων για κάθε ένα από τα τρία κύρια clusters που δημιουργήθηκαν με βάση το latency στο οποίο παρουσιάζουν την κορύφωση. Να θυμίσουμε ότι το ερέθισμα εμφανίζεται σε χρόνο 600msec. Τα clusters παρουσιάζονται με διαφορετικά χρώματα και με τον τρόπο αυτό καθίσταται εύκολος ο διαχωρισμός τους.

Παρατηρούμε ότι τα στοιχεία που ανήκουν στο ίδιο cluster ανήκουν σε «κοντινές» χρονικές περιοχές, όπως άλλωστε περιμέναμε. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μας ενδιαφέρουν οι κορυφώσεις εκείνες που εμφανίζονται περίπου 300msec μετά το ερέθισμα. Επομένως δεδομένου, ότι στο πείραμά μας, το oddball paradigm, το ηχητικό ερέθισμα δίνεται στα 600msec, αναμένουμε η κορύφωση να συμβεί περίπου στα 900 msec. Συνεπώς μας

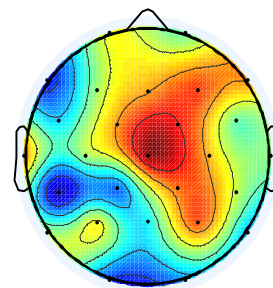
ενδιαφέρει ιδιαίτερα η συμπεριφορά του cluster 1(ροζ χρώμα) καθώς και του cluster 2 (πράσινο χρώμα). Στο πρώτο έχουμε 292 στοιχεία με μέση τιμή 812 msec και διακύμανση 46 msec. Επομένως το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [764 856]. Στο δεύτερο cluster έχουμε 299 στοιχεία με μέση τιμή 990 msec και τυπική απόκλιση 49 msec. Επομένως το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [929 1027].

Στη συνέχεια οι συνιστώσες κάθε μιας από τις δυο κύριες ομάδες εξετάζονται ως προς τη τοπογραφία. Στο σχήμα 7.14 παραθέτονται οι πιο ενδιαφέροντες τοπογραφικοί χάρτες από τα subcluster που προέκυψαν. Αυτά αντιστοιχούν στα subclusters 1_2 ,1_3, 2_2, 2_3.

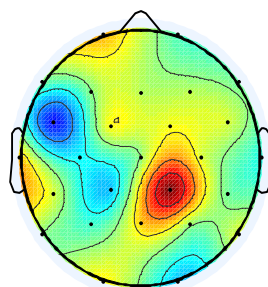
Εξετάζουμε στη συνέχεια τους τοπογραφικούς χάρτες των δυο πρώτων clusters που έχουμε επιλέξει. Όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενες ενότητες, οι χάρτες αυτοί δημιουργούνται, για κάθε subcluster, από το centroid του κάθε subcluster. Το κέντρο αυτό στο δεύτερο στάδιο clustering αναφέρεται στους unmixing matrixes των συνιστωσών που περιέχονται σε κάθε subcluster. Προκύπτουν επομένως συνολικά έξι τοπογραφικοί χάρτες για κάθε cluster, ένας για κάθε ένα subcluster. Από αυτούς επιλέγονται μόνο οι χάρτες εκείνοι, οι οποίοι εμφανίζουν έντονη δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του εγκεφάλου. Από τους έξι χάρτες που προέκυψαν μόνο οι ακόλουθοι τέσσερις αντιστοιχούν σε δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.



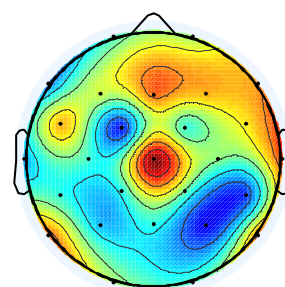
Subcluster 1_1



Subcluster 1_2



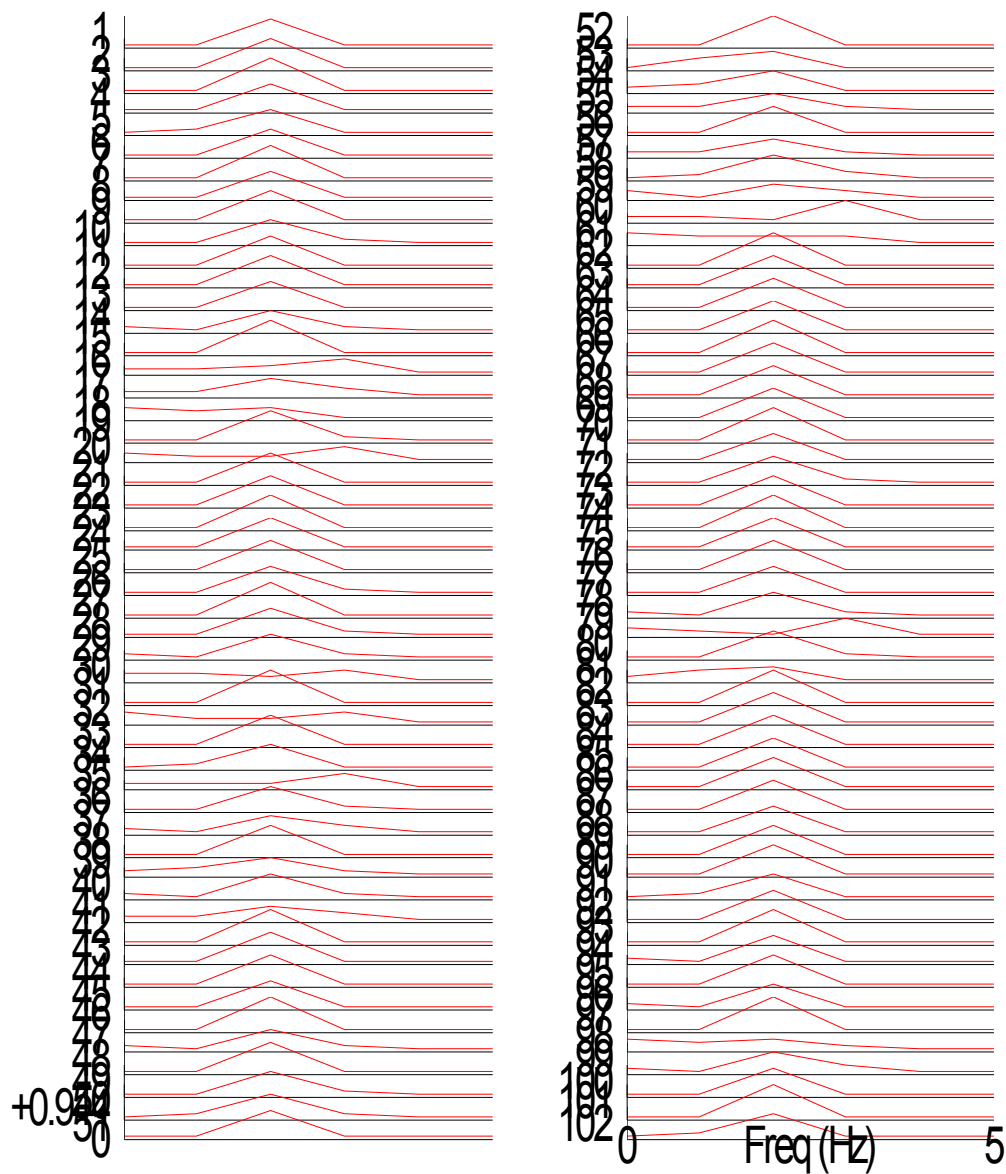
Subcluster 2_2



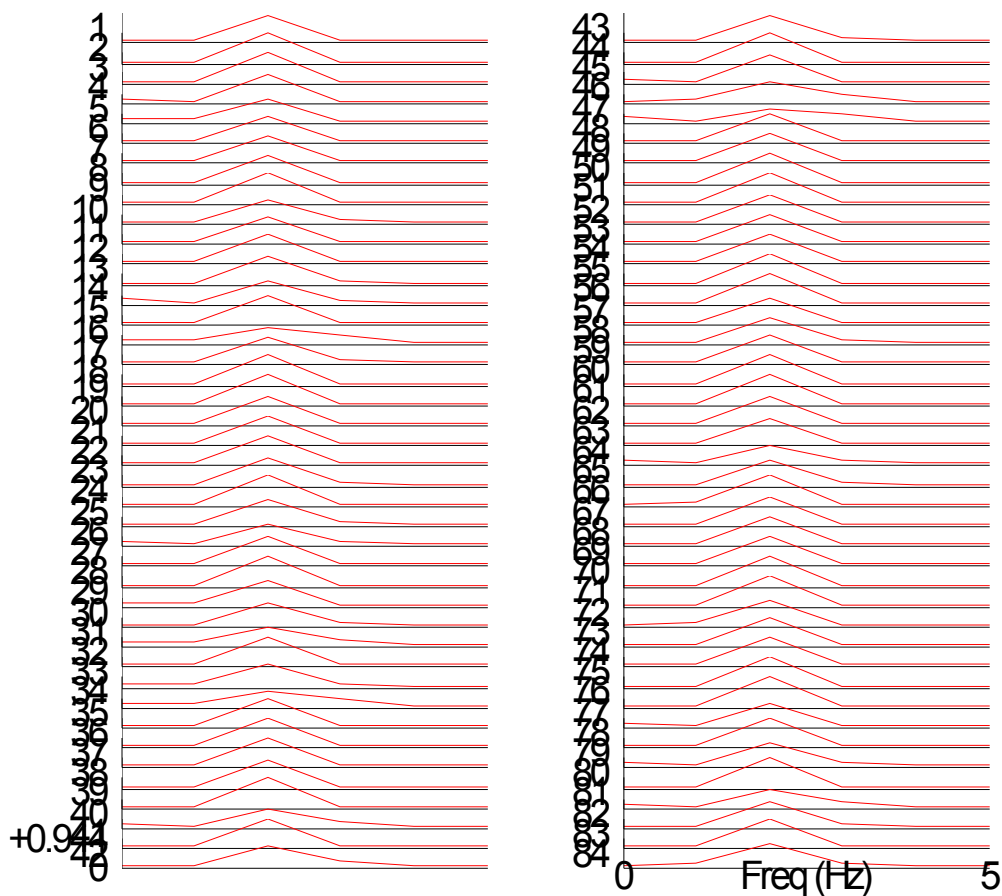
Subcluster 2_3

Σχήμα 7.14 Τοπογραφίες subclusters με εφαρμογή ICA (α' προσέγγιση). Ανήκουν στα Subclusters 1_2 ,1_3, 2_2, 2_3.

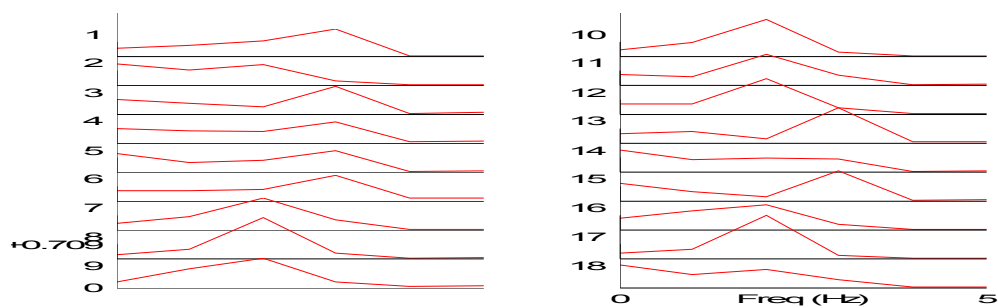
Στη συνέχεια και για κάθε ένα από τα προηγούμενα επιλεγμένα subclusters έγινε ομαδοποίηση βάσει της ποσότητας ενέργειας που αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα. Στο σχήμα 7.15(α) παρατίθεται, ενδεικτικά, η γραφική παράσταση των διανυσμάτων ενέργειας για τα σήματα του subcluster 1_2 και ο περαιτέρω διαχωρισμός του σε δυο υποομάδες.(σχήμα 7.15(β,γ)).



Σχήμα 7.15(α) Διανύσματα ενεργειών για το subcluster 2_3. Το subcluster αυτό περιέχει 102 στοιχεία. Η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα . Στο σχήμα αυτό παρουσιάζεται η ανάλυση συχνοτήτων για τις δοκιμές που περιέχονται στο subcluster αυτό. Οι δοκιμές αυτές κατηγοριοποιούνται με βάση το συχνοτικό περιεχόμενο τους στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα(θέση 2).



Σχήμα 7.15(β) Ενδεικτικά κυματομορφές σημάτων που περιέχονται στο subcluster 2_3 και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το subcluster 2_3 περιέχει 102 συνιστώσες των οποίων η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα.



Σχήμα 7.15(γ) Ενδεικτικά κυματομορφές σημάτων που περιέχονται στο subcluster 2_3 και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το subcluster 2_3_2 το οποίο περιέχει 18 σήματα των οποίων η μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας δεν βρίσκεται στο ρυθμό θήτα.

Οι συνιστώσες που περιέχονται σε κάθε ένα από τα subclusters 1_2 , 1_3, 2_2 και 2_3, που φάνηκε ότι περιέχουν σήματα με έντονη εγκεφαλική δραστηριότητα στην ζητούμενη περιοχή, εξετάζονται στη συνέχεια ως προς το συχνοτικό τους περιεχόμενο. Υπολογίζεται η ενέργεια της κάθε συνιστώσας σε κάθε ένα εγκεφαλικό ρυθμό και στη συνέχεια το τρίτο επίπεδο ομαδοποίησης γίνεται με βάση το διάνυσμα της κανονικοποιημένης ενέργειας σε αυτή. Ενδεικτικά στο σχήμα 7.15(α) έχουμε από την ανάλυση στο πεδίο συχνοτήτων την ενέργεια των στοιχείων που περιέχονται στο subcluster 2_3 .

Παρατηρούμε , ότι από τα σήματα που περιέχονται στο subcluster 2_3 αυτά με τη μεγαλύτερη ενέργεια στη συχνότητα θήτα έχουν όντως ομαδοποιηθεί μαζί. Η ομάδα με αυτά τα σήματα, το subcluster 2_3_1, περιέχει 84 στοιχεία. Στο σχήμα 7.15(β) παρατίθενται τα σήματα του subcluster 2_3_2 ,το οποίο περιέχει τα υπόλοιπα 18 σήματα , των οποίων η μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας δεν βρίσκεται στο ρυθμό θήτα.

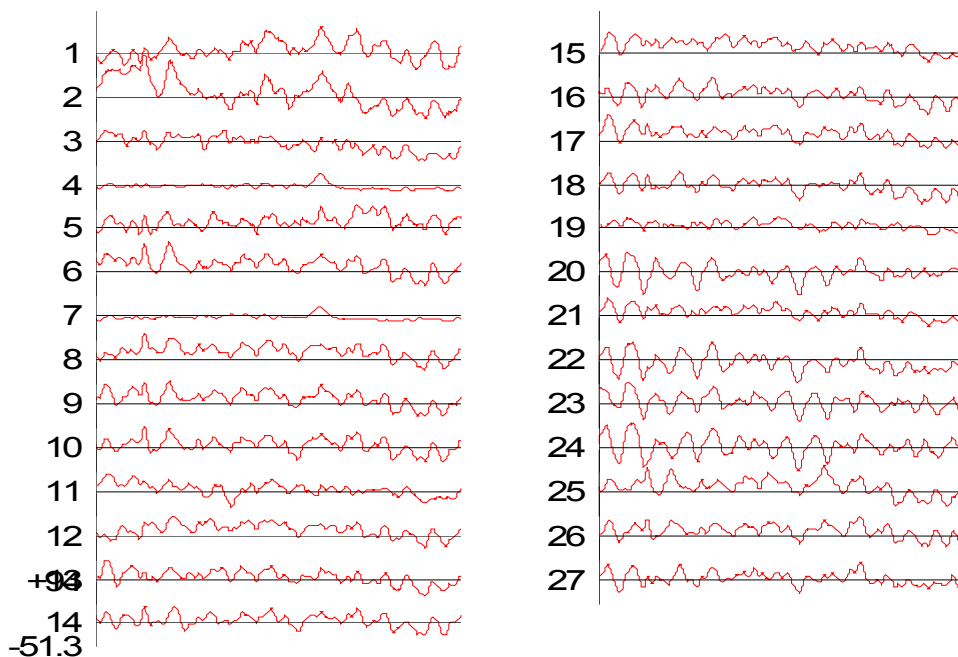
Τα 84 σήματα του subcluster 2_3_1, περιγράφουν ακριβώς την ζητούμενη εγκεφαλική δραστηριότητα. Αντίστοιχη μελέτη έγινε και για τα σήματα των υπολοίπων subclusters που επιλέξαμε από τον τοπογραφικό έλεγχο.

2^η Προσέγγιση

Εντελώς αντίστοιχα εφαρμόστηκε η 2^η προσέγγιση στα δεδομένα του EEG του ασθενούς εξεταζομένου `subject_24_0_target`. Προεπεξεργαστήκαμε τα σήματα αυτά με την μέθοδο PCA. Με αυτό τον τρόπο, και διατηρώντας μόνο τις συνιστώσες με τη μέγιστη διακύμανση, αφαιρούμαι μεγάλο τμήμα των συνιστωσών θορύβου ενώ παράλληλα αυξάνουμε το SNR.

Στη συνέχεια τα δεδομένα αυτά μετασχηματίζονται με την μέθοδο ICA. Απορρίπτονται κατόπιν οι artifactual πηγές με την τεχνική zero-crossings. Σε αυτή τη περίπτωση σε αντίθεση με την α' προσέγγιση διατηρούνται πολύ λιγότερες συνιστώσες. Στη συνέχεια οι συνιστώσες αυτές προβάλλονται πίσω στα 27 κανάλια για κάθε μια από τις 41 δοκιμές.

Μετά από την εφαρμογή της 2^{ης} προσέγγισης στα στοιχεία του εξεταζομένου `subject_0_0_target` κρατήθηκαν οι συνιστώσες που είχαν τη μέγιστη τιμή τους στο ηλεκτρόδιο Cz μέσα στο χρονικό διάστημα 600 έως 1060ms για κάθε δοκιμή. Από αυτές προέκυψαν τρία κύρια clusters, σύμφωνα με το latency, στο οποίο το back-projected σήμα στο κανάλι Cz εμφανίζει το peak του. Στα clusters αυτά περιέχονται και αρνητικές και θετικές κορυφώσεις των συνιστωσών, εφόσον η καταγραφή των latencies έγινε με κριτήριο τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.



Σχήμα 7.16 Η μέση τιμή (average) των 41 δοκιμών των διορθωμένων σημάτων EEG για τον εξεταζόμενο `subject_24_0_target` με β' προσέγγιση, δηλαδή με τη προεπεξεργασία με PCA και επείτα με ICA. Παρατηρούμε ότι τα σήματα έχουν «καθαριστεί» καλύτερα από την επίδραση του θορύβου, σε σχέση με το αποτέλεσμα της α' προσέγγισης.

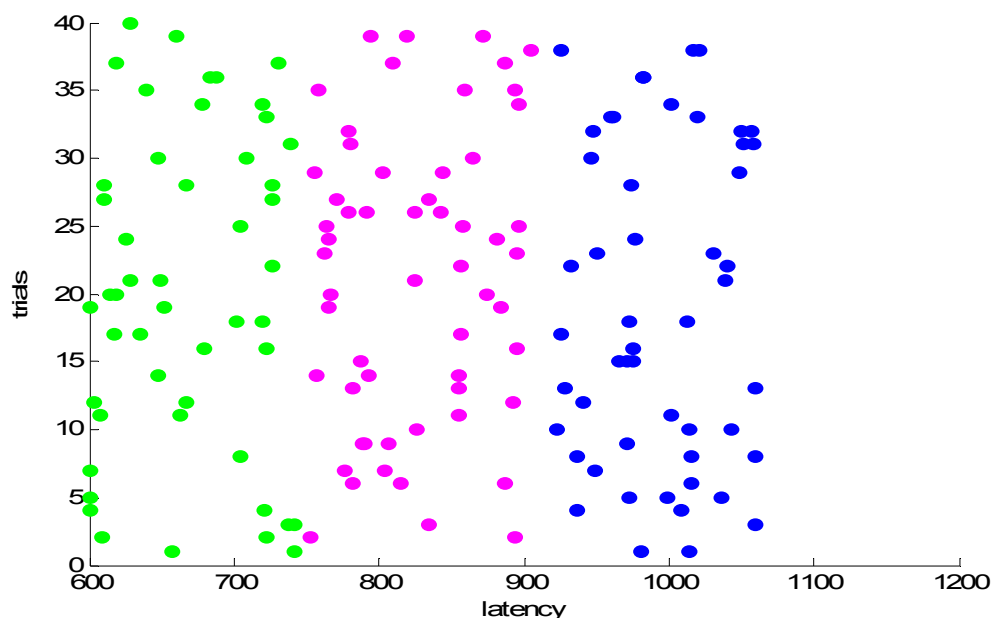
Στον πίνακα 7.4(α), για κάθε cluster έχει υπολογιστεί η μέση τιμή των latencies όλων των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό καθώς και το πλήθος τους. Από τις τρεις κύριες ομάδες επιλέγουμε τις πρώτες δύο, αφού η μέση τιμή των latencies μας υποδεικνύει, ότι σε μια από αυτές θα πρέπει να τοποθετείται χρονικά η κορύφωση. Η μέση τιμή του τρίτου cluster είναι πολύ κοντά στη χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος και συνεπώς δεν μπορεί να αντιστοιχεί σε εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.

CLUSTER	Latency	# Elements
1	822	75
2	995	65
3	736	59

Πίνακας 7.4(α) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και ο αριθμός των στοιχείων τους. Αναμένουμε οι καλύτερες τοπογραφίες να είναι στο 4^ο subcluster, αφού στο ο ήχος-ερέθισμα εμφανίζεται στο latency 600 και ο χρόνος απόκρισης είναι 300msec.

CLUSTER	# Elements					
	SUB1	SUB2	SUB3	SUB1	SUB2	SUB3
1	814	850	798	18	30	27
2	1027	983	992	20	24	21

Πίνακας 7.4(β) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα τρία subclusters και πλήθος των στοιχείων που περιλαμβάνονται σε καθένα από αυτά.



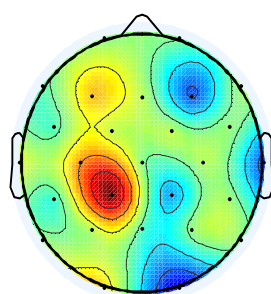
Σχήμα 7.17 : Γραφική παράσταση των κατανομών στοιχείων στα clusters σε σχέση με το latency στο οποίο εμφανίζονται. Παρατηρούμε ότι το κάθε cluster περιέχει δοκιμές σε «κοντινά» latencies. Ο άξονας του λανθάνοντα χρόνου latency κυμαίνεται από 600 έως 1200. Ο χρόνος εμφάνισης του ερεθίσματος είναι στο latency 600. Τα στοιχεία του cluster 1 εμφανίζεται με ροζ χρώμα, του cluster 2 με μπλε και του cluster 3 με πράσινο χρώμα.

Στο σχήμα 7.17 παρουσιάζεται η κατανομή των στοιχείων σε κάθε ένα από τα τρία κύρια clusters που δημιουργήθηκαν με βάση το latency στο οποίο παρουσιάζουν την κορύφωση. Να θυμίσουμε ότι το ερέθισμα εμφανίζεται σε χρόνο 600msec. Τα clusters παρουσιάζονται με διαφορετικά χρώματα και με τον τροπή αυτό καθίσταται εύκολος ο διαχωρισμός τους.

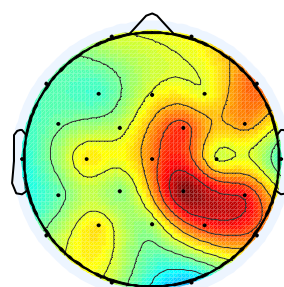
Παρατηρούμε, ότι τα στοιχεία που ανήκουν στο ίδιο cluster ανήκουν και σε αυτή τη περίπτωση σε «κοντινές» χρονικές περιοχές. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μας ενδιαφέρουν οι κορυφώσεις εκείνες που εμφανίζονται περίπου 300msec μετά το ερέθισμα. Επομένως δεδομένου ότι στο πείραμά μας, το oddball paradigm, το ηχητικό ερέθισμα δίνεται στα 600msec, αναμένουμε η κορύφωση να συμβεί και πάλι περίπου στα 900 msec.

Συνεπώς σε αυτή τη περίπτωση μας ενδιαφέρει ιδιαίτερα η συμπεριφορά του cluster 1 (ροζ χρώμα) καθώς και του cluster 2 (μπλε χρώμα). Στο πρώτο έχουμε 75 στοιχεία με μέση τιμή 822 msec και διακύμανση 42 msec. Επομένως το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [780 864]. Στο δεύτερο cluster έχουμε 65 στοιχεία με μέση τιμή 995 msec και τυπική απόκλιση 40 msec. Επομένως το διάστημα στο οποίο θα εμφανίζονται το 95% των στοιχείων θα είναι [955 1035].

Στη συνέχεια οι συνιστώσες κάθε μιας από τις δυο κύριες ομάδες εξετάζονται ως προς τη τοπογραφία της εγκεφαλικής δραστηριότητας. Εξετάζουμε τους χάρτες των δυο πρώτων clusters που έχουμε επιλέξει. Στο σχήμα 7.18 παραθέτονται οι πιο ενδιαφέροντες τοπογραφικοί χάρτες από τα subcluster που προέκυψαν. Αυτά αντιστοιχούν στα subclusters 1_2, 1_3, 2_1, 2_2. Όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενες ενότητες, οι χάρτες αυτοί δημιουργούνται για κάθε subcluster, από το centroid του κάθε subcluster. Το κεντρο, centroid, στο δεύτερο στάδιο clustering αναφέρεται στους unmixing matrixes των συνιστωσών που περιέχονται σε κάθε subcluster. Προκύπτουν επομένως συνολικά έξι τοπογραφικοί χάρτες για κάθε cluster, ένας για κάθε ένα subcluster. Από αυτούς επιλέγονται μόνο οι χάρτες εκείνοι, οι οποίοι εμφανίζουν έντονη δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του εγκεφάλου. Από τους έξι χάρτες που προέκυψαν μόνο οι ακόλουθοι τέσσερις αντιστοιχούν σε δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.



subclusters 1_2



subclusters 1_3

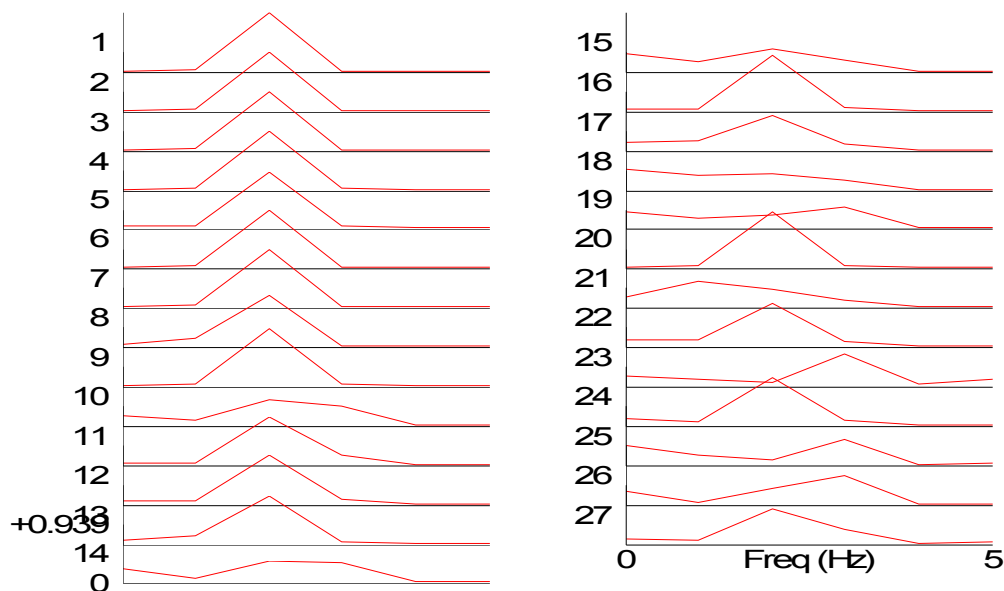


subclusters 2_2

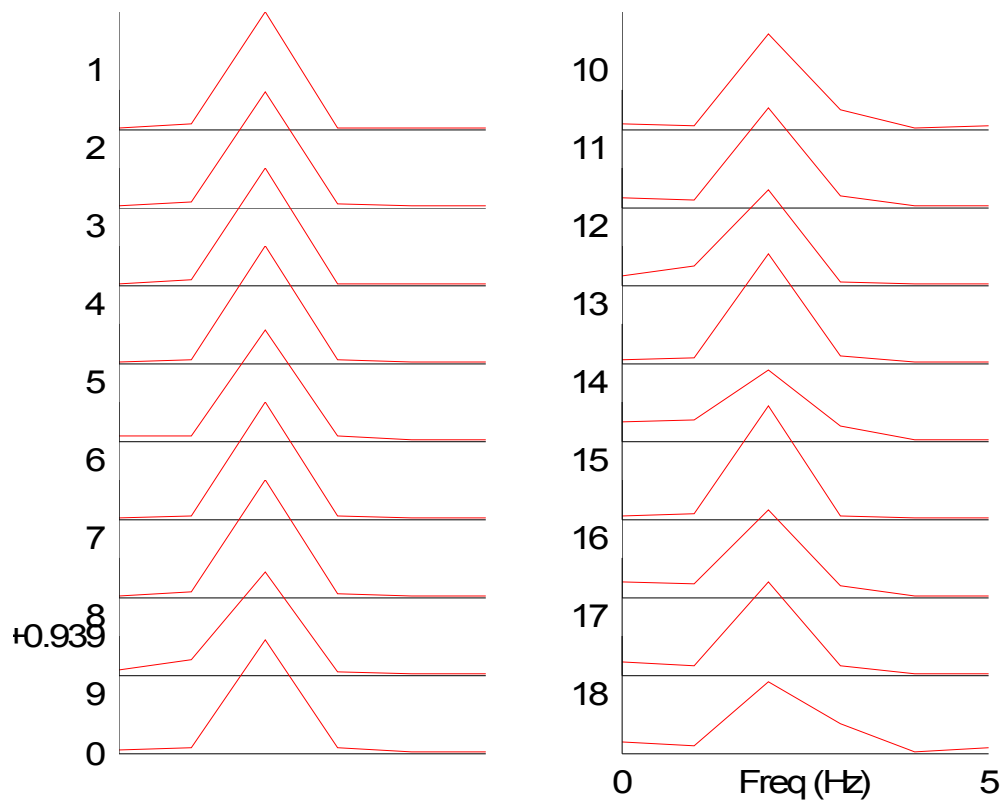
subclusters 2_3

Σχήμα 7.18 (α) Ενδιαφέρουσες τοπογραφίες τεσσάρων subclusters, που προέκυψαν με προεπεξεργασία με PCA και εφαρμογή ICA (β' προσέγγιση). Από τα subclusters 1_2, 1_3, 2_2, 2_3.

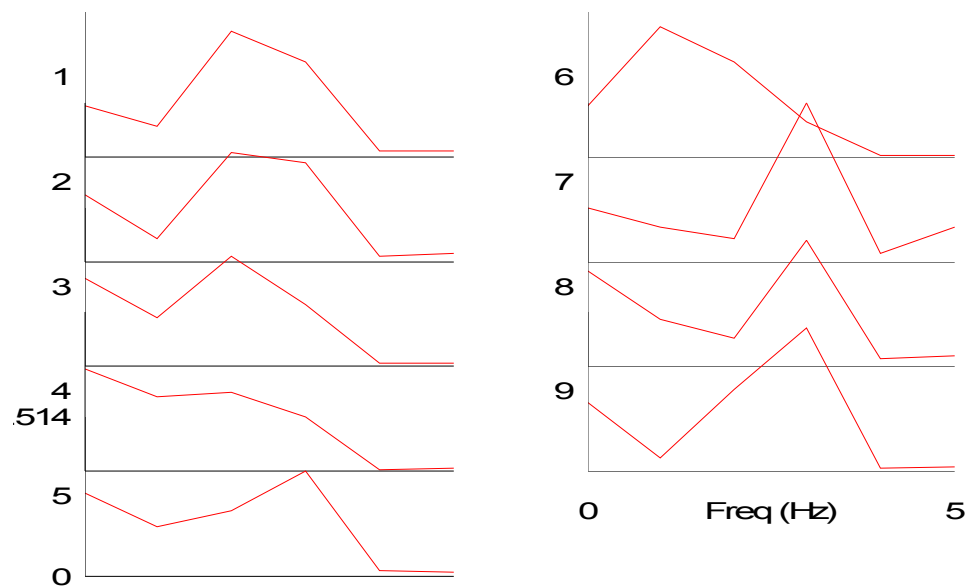
Οι συνιστώσες που περιέχονται σε κάθε ένα από τα subclusters 1_2, 1_3, 2_2, 2_3, που φάνηκε ότι περιέχουν σήματα με έντονη εγκεφαλική δραστηριότητα στην ζητούμενη περιοχή, εξετάζονται στη συνέχεια ως προς το συχνοτικό τους περιεχόμενο. Υπολογίζεται η ενέργεια της κάθε συνιστώσας σε κάθε ένα εγκεφαλικό ρυθμό και στη συνέχεια το τρίτο επίπεδο ομαδοποίησης, γίνεται με βάση το διάνυσμα της κανονικοποιημένης ενέργειας σε αυτή. Στο σχήμα 7.19(α) παρατίθεται ενδεικτικά η γραφική παράσταση των κυματομορφών του subcluster 1_3 και ο διαχωρισμός του σε δυο υποομάδες. (σχήμα 7.19(β)).



Σχήμα 7.19(α) Διανύσματα ενεργειών ενδεικτικά για τα στοιχεία του subcluster 1_3. Στο subcluster 1_3 περιέχονται 27 στοιχεία που προέρχονται από 8 δοκιμές. Η ενέργεια στη θέση 2 αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα και το επόμενο βήμα είναι να ομαδοποιήσουμε τα διανύσματα ως προς αυτή τη συχνότητα.



Σχήμα 7.19(β) Διανύσματα ενεργειών ενδεικτικά για τα στοιχεία του subcluster 1_3. Στο subcluster2_3_1 περιέχονται 18 στοιχεία που εμφανίζουν την μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας στη θέση 2, η οποία αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα και το επόμενο βήμα είναι να ομαδοποιήσουμε τα διανύσματα ως προς αυτή τη συχνότητα.



Σχήμα 7.15(γ) Ενδεικτικά κυματομορφές σημάτων που περιέχονται στο subcluster 2_3_2 και έχουν ομαδοποιηθεί μαζί. Το subcluster 2_3_2 το οποίο περιέχει 9 σήματα των οποίων η μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας δεν βρίσκεται στο ρυθμό θήτα.

Παρατηρούμε ότι από τα σήματα που περιέχονται στο subcluster 2_3 αυτά με τη μεγαλύτερη ενέργεια στη συχνότητα θήτα έχουν όντως ομαδοποιηθεί μαζί. Η ομάδα με αυτά τα σήματα, το subcluster 2_3_1, περιέχει 18 στοιχεία. Στο σχήμα 7.15(β) - παρατίθενται τα σήματα του subcluster 2_3_2 - ,το οποίο περιέχει τα υπόλοιπα 9 σήματα , των οποίων η μεγαλύτερη ποσότητα ενέργειας δεν βρίσκεται στο ρυθμό θήτα.

Τα 18 σήματα του subcluster 2_3_1, περιγράφουν ακριβώς την ζητούμενη εγκεφαλική δραστηριότητα. Αντίστοιχη μελέτη έγινε και για τα σήματα των υπολοίπων subclusters που επιλέξαμε από τον τοπογραφικό έλεγχο.

7.4.3 Σύγκριση Των Δυο Προσεγγίσεων

Από την ανάλυση των σημάτων στις προηγούμενες ενότητες για έναν υγιή εξεταζόμενο και έναν ασθενή του Alzheimer μπορούμε να αξιολογήσουμε ποιά από τις δύο είναι η καλύτερη προσέγγιση επεξεργασίας. Μια τέτοια σύγκριση μπορεί να γίνει εφόσον και για τις δυο προσεγγίσεις αναλύουμε δεδομένα εγκεφαλογραφήματος του ίδιου εξεταζόμενου.

Τόσο για τον υγιή όσο και για τον επιβεβαιωμένο ασθενή του Alzheimer, παρατηρούμε αρχικά ότι η δεύτερη προσέγγιση, δηλαδή η προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ο μετασχηματισμός με τον αλγόριθμο ICA, κατάφερε να απομονώσει καλύτερα τις πηγές σήματος από τις πηγές θορύβου και artifacts. Αυτό είναι προφανές από τα σχήματα 7.7 και 7.16. Ο αριθμός των συνιστωσών που διατηρούνται μετά τη δεύτερη προσέγγιση είναι περίπου έξι φορές μικρότερος από την πρώτη προσέγγιση.

Στο σημείο αυτό να τονίσουμε, ότι η επιλογή του αριθμού των κυρίων συνιστωσών που διατηρούνται από την μέθοδο PCA, έγινε με διερεύνηση μέσω χρήση της γραφικής παράστασης των ιδιοτιμών σε συνδυασμό με τον δείκτη των Bugli et al.(2007) [32]. Με τον δείκτη αυτό επιβεβαιώνουμε ότι οι κύριες συνιστώσες που διατηρούνται περιέχουν τουλάχιστον το 80% της διακύμανσης των μετασχηματισμένων στοιχείων.

Το παραπάνω συμπέρασμα είναι απόρροια του γεγονότος ότι μειώνοντας τις διαστάσεις των σημάτων στο στάδιο της επεξεργασίας με PCA αφαιρούμε παράλληλα και ένα πολύ μεγάλο μέρος του θορύβου που εμπεριέχεται στις συνιστώσες αυτές. Όπως έχει προαναφερθεί στις συνιστώσες με χαμηλή τιμή διακύμανσης συνήθως δεν περιέχεται χρήσιμη πληροφορία. Η παρατήρηση αυτή επιβεβαιώνεται από την ανάλυση μας, εφόσον στις συνιστώσες με χαμηλή τιμή διακύμανσης που απορρίφθηκαν, αποδείχτηκε ότι εκφράζονταν ως επί τω πλείστον συνιστώσες θορύβου.

Ένα ιδιαίτερα σημαντικό πλεονέκτημα της δεύτερης προσέγγισης είναι ότι μειώνει σε μεγάλο βαθμό τον όγκο των προς επεξεργασία δεδομένων και κατά συνέπεια τον υπολογιστικό χρόνο. Παράλληλα καταλήγει σε σήματα, τα οποία περιέχουν αυτούσια την εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.

Όσον αφορά στα στοιχεία του πρώτου clustering, το οποίο γίνεται με κριτήριο την χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος, παρατηρούμε, ότι στη δεύτερη προσέγγιση, σε κάθε ένα cluster η μέση τιμή είναι ελαφρώς μεγαλύτερη από την αντίστοιχη μέση τιμή της πρώτης προσέγγισης. Η διαφορά αυτή είναι πολύ μικρή και είναι της τάξης των 6msec. Όμως παρατηρούμε, ότι και με τις δυο μεθόδους καταλήγουμε στον ίδιο αριθμό clusters.

Στο δεύτερο επίπεδο clustering, στο οποίο εξετάζεται η τοπογραφία των εγκεφαλικών χαρτών, παρατηρούμε, ότι υπάρχει μεγάλη συσχέτιση. Και με τις δυο προσεγγίσεις καταλήγουμε στον ίδιο αριθμό τοπογραφικών χαρτών τόσο για τον υγιή, όσο και για τον ασθενή εξεταζόμενο.

Στο τρίτο επίπεδο clustering, η ανάλυση των συνιστωσών στο πεδίο της συχνότητας δίνει παρόμοιο αποτέλεσμα και για τις δύο μεθοδολογίες. Η μόνη διαφορά έγκειται στο γεγονός, ότι στη δεύτερη προσέγγιση έχουμε μικρότερο αριθμό στοιχείων. Ως γενική παρατήρηση λοιπόν συμπεραίνουμε, ότι η δεύτερη προσέγγιση υπερέχει σαφώς της πρώτης και τα αποτελέσματα της δεν εξαρτώνται από τον εξεταζόμενο. Οι δύο προσεγγίσεις δηλαδή έχουν ακριβώς την ίδια συμπεριφορά τόσο στην ανάλυση των σημάτων EEG του υγιούς εξεταζομένου όσο και στην ανάλυση των σημάτων EEG του ασθενούς.

Συγκρίνοντας τώρα τα αποτελέσματα μεταξύ του ασθενούς και του υγιούς εξεταζομένου παρατηρούμε κάποια χαρακτηριστικά που είναι πιθανόν να μας βοηθήσουν στη γενικότερη μελέτη του συνόλου των εξεταζόμενων.

7.4.4 Σύγκριση Αποτελεσμάτων Υγιούς - Ασθενούς Εξεταζομένου

Αρχικά, από τα average EEG σήματα τα οποία έχουμε από τις πραγματικές καταγραφές, παρατηρούμε ότι στα σήματα του ασθενούς υπάρχει μια σαφής ανομοιομορφία στο σύνολο των καναλιών. Αυτό είναι προφανές αν συγκρίνουμε τα σχήματα 7.2 και 7.11.

Στη συνέχεια και κατά την δημιουργία των αρχικών clusters παρατηρούμε, ότι οι μέσες τιμές τους είναι σταθερά μεγαλύτερες από τις μέσες τιμές των αντίστοιχων clusters του υγιούς εξεταζομένου.

Όσον αφορά στους τοπογραφικούς χάρτες που προκύπτουν, αν και τελικά καταλήγουμε να επιλέγουμε τον ίδιο αριθμό χαρτών για να συνεχίσουμε την επεξεργασία μας και στους δυο εξεταζόμενους, η ποιότητά τους δεν είναι η ίδια. Στους χάρτες του ασθενούς παρατηρείται μια «διάχυση» της εγκεφαλικής δραστηριότητας, ενώ σε αυτούς του υγιούς η δραστηριότητα φαίνεται να είναι πιο συγκεντρωμένη σε κάποιες περιοχές του εγκεφάλου.

Στην ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας παρατηρούμε, ότι οι περισσότερες συνιστώσες του ασθενούς εξεταζομένου βρίσκονται στον εγκεφαλικό ρυθμό άλφα σε αντίθεση με τις συνιστώσες του υγιούς εξεταζομένου, οι οποίες ανήκουν ως επί το πλείστον στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα.

Παρόλα αυτά, σε αυτό το σημείο δεν μπορούμε να εξάγουμε ασφαλή συμπεράσματα, επειδή πρόκειται για ανάλυση ενός και μόνο εξεταζομένου για την κάθε περίπτωση και επομένως τα σήματα μπορεί να μην είναι αντιπροσωπευτικά.

7.5 Συγκεντρωτικά Αποτελέσματα των Εξεταζόμενων

Από την ανάλυση των σημάτων στις προηγούμενες ενότητες για έναν υγιή εξεταζόμενο και έναν ασθενή του Alzheimer καταλήξαμε , ότι η δεύτερη προσέγγιση, δηλαδή η προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ο μετασχηματισμός με τον αλγόριθμο ICA, κατάφερε να απομονώσει καλύτερα τις πηγές σήματος από τις πηγές θορύβου και artifacts. Ένα ιδιαίτερα σημαντικό πλεονέκτημα της δεύτερης προσέγγισης είναι ότι μειώνει σε μεγάλο βαθμό τον όγκο των προς επεξεργασία δεδομένων και κατά συνέπεια τον υπολογιστικό χρόνο. Παράλληλα καταλήγει σε σήματα, τα οποία περιέχουν αυτούσια την εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει. Το γεγονός αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό αν αναλογιστούμε τον τεράστιο όγκο δεδομένων, τον οποίο θα πρέπει να επεξεργαστούμε στο σημείο αυτό. Λόγω των δυο αυτών πλεονεκτημάτων της δεύτερης προσέγγισης, η επεξεργασία του συνόλου των δεδομένων μας έγινε με την δεύτερη προσέγγιση.

7.5.1 Υγιείς Συμμετέχοντες

Αρχικά, και για το σύνολο των υγιών εξεταζόμενων εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο του σχήματος 7.1 , με προεπεξεργασία των σημάτων με την μέθοδο PCA. Με αυτό τον τρόπο, και διατηρώντας μόνο τις συνιστώσες με τη μέγιστη διακύμανση, αφαιρούμε μεγάλο τμήμα των συνιστωσών θορύβου , ενώ παράλληλα αυξάνουμε το SNR. Στη συνέχεια μετασχηματίζουμε τα στοιχεία σε ανεξάρτητες μεταβλητές με την μέθοδο ICA. Έπειτα απορρίπτονται οι artifactual πηγές με την τεχνική zero-crossings. Σε αυτή τη περίπτωση και σε αντίθεση με την α' προσέγγιση διατηρούνται πολύ λιγότερες συνιστώσες, οι οποίες στη συνέχεια προβάλλονται πίσω στα 27 κανάλια για όλες τις δοκιμές.

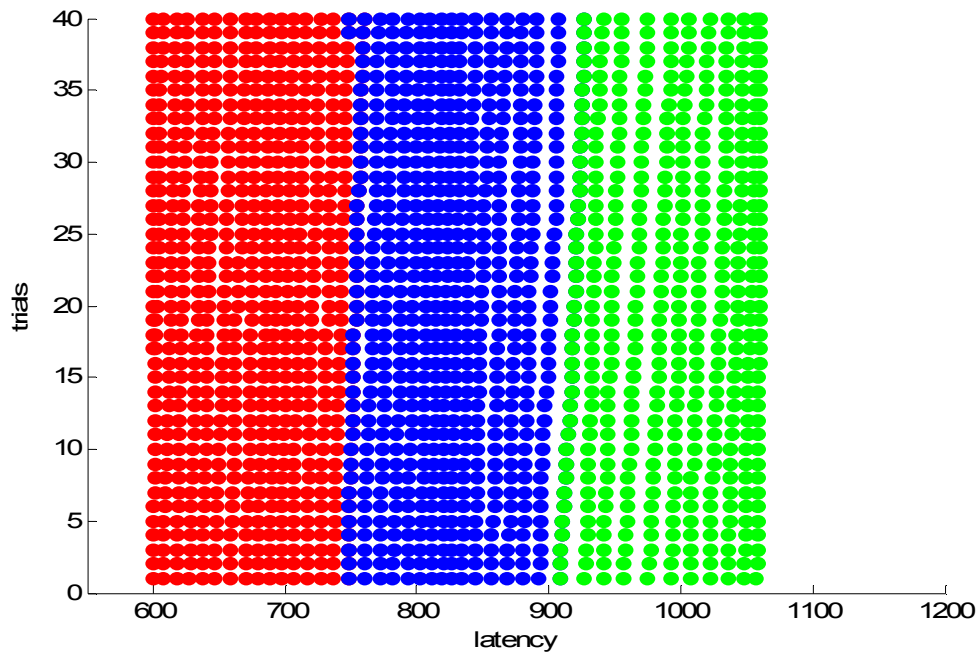
Αντίστοιχα με την προηγούμενη διαδικασία, καταγράφουμε το latency της κάθε συνιστώσας για τον κάθε εξεταζόμενο. Μετά από την εφαρμογή του αλγορίθμου στα στοιχεία των υγιών συμμετεχόντων λήφθηκαν 3480 συνιστώσες , από τις οποίες διατηρήθηκαν μόνο οι 1670 μετά από την αφαίρεση των συνιστωσών που εξέφραζαν artifactual πηγές και πηγές θορύβου. Οι συνιστώσες αυτές εκφράζουν μια κορύφωση στο ηλεκτρόδιο Cz στο χρονικό διάστημα μεταξύ 600 και 1030 msec.

Η αρχική ομαδοποίηση βασίζεται στο latency και τις απόλυτες τιμές των peaks των συνιστωσών για το σύνολο των εξεταζομένων. Αντίστοιχα και σε αυτή την περίπτωση, τα clusters που δημιουργούνται περιέχουν, όπως έχουμε προαναφέρει, και αρνητικά και θετικά peaks, εφόσον η καταγραφή των μέγιστων γίνεται για τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.

Στον πίνακα 7.5, για κάθε cluster έχει υπολογιστεί η μέση τιμή των latencies όλων των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό , καθώς και το πλήθος τους. Από τις τρεις κύριες ομάδες επιλέγουμε τις πρώτες δύο αφού η μέση τιμή των latencies μας υποδεικνύει , ότι σε μια από αυτές θα πρέπει να τοποθετείται χρονικά η κορύφωση. Η μέση τιμή του τρίτου cluster είναι πολύ κοντά στη χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος και συνεπώς δεν μπορεί να αντιστοιχεί σε εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.

CLUSTER	Latency	# Elements
1	811	1665
2	896	1043
3	702	1230

Πίνακας 7.5(a) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και ο αριθμός των στοιχείων τους. Αναμένουμε οι πιο ενδιαφέρουσες τοπογραφίες να είναι στο 1^ο και 2^ο cluster, αφού ο ήχος-ερέθισμα εμφανίζεται στο latency 600 και ο χρόνος απόκρισης είναι 300msec (P300).

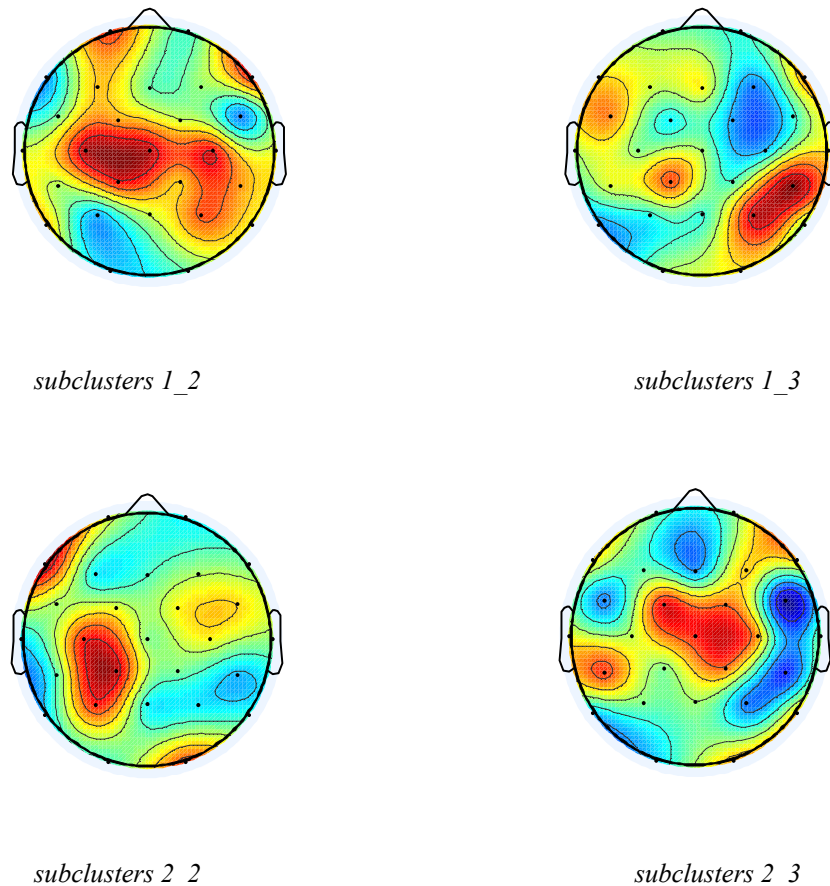


Σχήμα 7.20: Γραφική παράσταση των κατανομών στοιχείων στα clusters σε σχέση με το latency στο οποίο εμφανίζονται. Παρατηρούμε, ότι το κάθε cluster περιέχει δοκιμές σε «κοντινά» latencies. Ο άξονας του λανθάνοντα χρόνου latency κυμαίνεται από 600 έως 1200. Ο χρόνος εμφάνισης του ερεθίσματος είναι στο latency 600. Τα στοιχεία του cluster 1 εμφανίζονται με μπλέ χρώμα, του cluster 2 με πράσινο και του cluster 3 με κόκκινο χρώμα.

Στο σχήμα 7.20 παρουσιάζεται η κατανομή των στοιχείων σε κάθε ένα από τα τρία κύρια clusters, που δημιουργήθηκαν με βάση το latency, στο οποίο παρουσιάζουν την κορύφωση. Να θυμίσουμε, ότι το ερέθισμα εμφανίζεται σε χρόνο 600msec. Τα clusters παρουσιάζονται με διαφορετικά χρώματα και με τον τρόπο αυτό καθίσταται εύκολος ο διαχωρισμός τους.

Παρατηρούμε, ότι τα στοιχεία που ανήκουν στο ίδιο cluster, ανήκουν και σε αυτή την περίπτωση σε «κοντινές» χρονικές περιοχές. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μας ενδιαφέρουν οι κορυφώσεις εκείνες, που εμφανίζονται περίπου σε 300 msec μετά το ερέθισμα. Επομένως, δεδομένου ότι στο πείραμα μας το oddball paradigm, το ηχητικό ερέθισμα, δίνεται στα 600 msec, αναμένουμε η κορύφωση να συμβεί και πάλι περίπου στα 900 msec.

Στη συνέχεια , οι συνιστώσες κάθε μιας από τις δύο κύριες ομάδες εξετάζονται ως προς την τοπογραφία της εγκεφαλικής δραστηριότητας . Εξετάζουμε τους χάρτες των δύο πρώτων clusters που έχουμε επιλέξει. Στο σχήμα 7.21 παραθέτονται οι πιο ενδιαφέροντες τοπογραφικοί χάρτες από τα subcluster που προέκυψαν. Αυτά αντιστοιχούν στα subclusters 1_2 , 1_3, 2_1, 2_2. Όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενες ενότητες, οι χάρτες αυτοί δημιουργούνται, για κάθε subcluster, από το centroid του κάθε subcluster. Το κέντρο, centroid, στο δεύτερο στάδιο clustering αναφέρεται στους unmixing matrixes των συνιστωσών που περιέχονται σε κάθε subcluster. Προκύπτουν επομένως συνολικά έξι τοπογραφικοί χάρτες για κάθε cluster, ένας για κάθε ένα subcluster. Από αυτούς επιλέγονται μόνο οι χάρτες εκείνοι, οι οποίοι εμφανίζουν έντονη δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του εγκεφάλου. Από τους έξι χάρτες που προέκυψαν μόνο οι ακόλουθοι τέσσερις αντιστοιχούν σε δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.



Σχήμα 7.21 Ενδιαφέρουσες τοπογραφίες τεσσάρων subclusters, που προέκυψαν με προεπεξεργασία με PCA και εφαρμογή ICA (β' προσέγγιση). Από τα subclusters 1_2, 1_3, 2_2, 2_3 .

Οι συνιστώσες που περιέχονται σε κάθε ένα από τα subclusters 1_2 , 1_3, 2_2, 2_3, που φάνηκε ότι περιέχουν σήματα με έντονη εγκεφαλική δραστηριότητα στην ζητούμενη περιοχή, εξετάζονται στη συνέχεια , ως προς το συχνοτικό τους περιεχόμενο. Υπολογίζεται κατόπιν η ενέργεια της κάθε συνιστώσας σε κάθε ένα εγκεφαλικό ρυθμό και στη συνέχεια το τρίτο επίπεδο ομαδοποίησης, γίνεται με βάση

το διάνυσμα της κανονικοποιημένης ενέργειας σε αυτή. Στη συνέχεια και για κάθε ένα από τα προηγούμενα subclusters έγινε ομαδοποίηση βάσει της ποσότητας ενέργειας που αντιστοιχεί στο ρυθμό θήτα. Τα subclusters που προκύπτουν μετά από αυτή την ομαδοποίηση είναι δύο και αντιστοιχούν στα subclusters , που δείξαμε και στην προηγούμενη ανάλυση για έναν υγιή εξεταζόμενο. Το πρώτο subcluster συνήθως περιέχει τις συνιστώσες εκείνες , οι οποίες εμφανίζουν τη μεγαλύτερη ενέργεια στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα , ενώ η δεύτερη περιέχει συνιστώσες με ενέργεια σε άλλους ρυθμούς. Η αναλογία των σημάτων που μας ενδιαφέρουν σε σχέση με το σύνολο των σημάτων είναι περίπου η ίδια με αυτή που προέκυψε από την ανάλυση ενός εξεταζομένου, δηλαδή 79%. Όμως οι γραφικές παραστάσεις είναι αδύνατο να παρουσιαστούν λόγω του υπερβολικά μεγάλου μεγέθους των διαστάσεων.

7.5.2 Ασθενείς Συμμετέχοντες

Αρχικά, και για το σύνολο των εξεταζόμενων ασθενών εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο του σχήματος 7.1. Προεπεξεργαζόμαστε τα σήματα αυτά με την μέθοδο PCA. Με αυτό τον τρόπο και διατηρώντας μόνο τις συνιστώσες με την μέγιστη διακύμανση, αφαιρούμε μεγάλο τμήμα των συνιστωσών θορύβου ενώ παράλληλα αυξάνουμε το SNR. Στη συνέχεια τα δεδομένα αυτά μετασχηματίζονται με την μέθοδο ICA. Απορρίπτονται κατόπιν οι artifactual πηγές με την τεχνική zero-crossings. Σε αυτή τη περίπτωση σε αντίθεση με την α' προσέγγιση διατηρούνται πολύ λιγότερες συνιστώσες. Στη συνέχεια οι συνιστώσες αυτές προβάλλονται πίσω στα 27 κανάλια για όλες τις δοκιμές.

Καταγράφουμε το latency της κάθε συνιστώσας για τον κάθε ασθενή. Διατηρούνται οι συνιστώσες που έχουν τη μέγιστη τιμή τους στο ηλεκτρόδιο Cz μέσα στο χρονικό διάστημα 600 έως 1060 ms για κάθε δοκιμή. Από αυτές προέκυψαν τρία κύρια clusters, σύμφωνα με το latency, στο οποίο το back-projected σήμα στο κανάλι Cz εμφανίζει το peak του. Στα clusters αυτά περιέχονται και αρνητικές και θετικές κορυφώσεις των συνιστωσών, εφόσον η καταγραφή των latencies έγινε με κριτήριο τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.

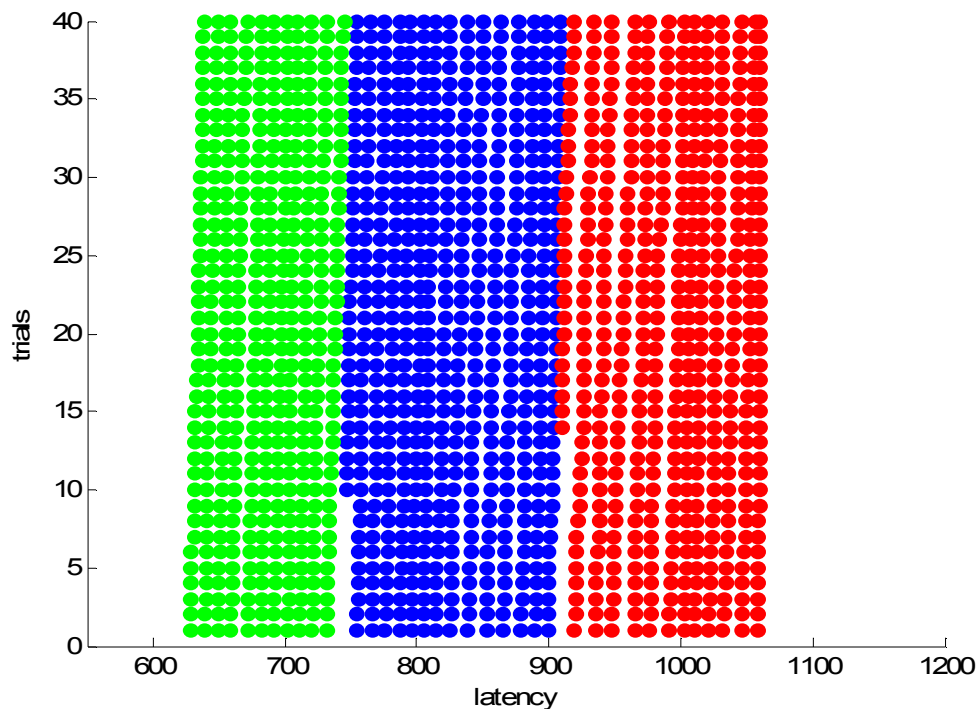
Μετά από την εφαρμογή του αλγορίθμου στα στοιχεία των ασθενών συμμετεχόντων λήφθηκαν 3480 συνιστώσες από τις οποίες διατηρήθηκαν μόνο οι 1692 μετά από την αφαίρεση αυτών που εξέφραζαν artifactual πηγές και πηγών θορύβου. Οι συνιστώσες αυτές εκφράζουν μια κορύφωση στο ηλεκτρόδιο Cz στο χρονικό διάστημα μεταξύ 600 και 1030 msec.

Αντίστοιχα με την προηγούμενη διαδικασία, η αρχική ομαδοποίηση που βασίζεται στο latency και τις απόλυτες τιμές των peaks των συνιστωσών, έδωσε τρία clusters, με τιμή των centroid1 835, centroid2 998 και centroid3 740. Επίσης και σε αυτή την περίπτωση, τα clusters που δημιουργούνται περιέχουν, όπως έχουμε προαναφέρει, και αρνητικά και θετικά peaks, εφόσον η καταγραφή των μέγιστων γίνεται για τις απόλυτες τιμές των κορυφώσεων.

Στον πίνακα 7.6(α), για κάθε cluster έχει υπολογιστεί η μέση τιμή των latencies όλων των στοιχείων που περιέχονται σε αυτό καθώς και το πλήθος τους. Από τις τρεις κύριες ομάδες επιλέγουμε τις πρώτες δύο αφού η μέση τιμή των latencies μας υποδεικνύει ότι σε μια από αυτές θα πρέπει να τοποθετείται χρονικά η κορύφωση. Η μέση τιμή του τρίτου cluster είναι πολύ κοντά στη χρονική στιγμή εμφάνισης του ερεθίσματος και συνεπώς δεν μπορεί να αντιστοιχεί σε εγκεφαλική δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει.

CLUSTER	Latency	# Elements
1	835	592
2	998	508
3	740	589

Πίνακας 7.6(a) : Μέση τιμή του latency για κάθε ένα από τα clusters και ο αριθμός των στοιχείων τους. Αναμένουμε οι καλύτερες τοπογραφίες να είναι στο 4^ο subcluster, αφού ο ήχος-ερέθισμα εμφανίζεται στο latency 600 και ο χρόνος απόκρισης είναι 300msec.

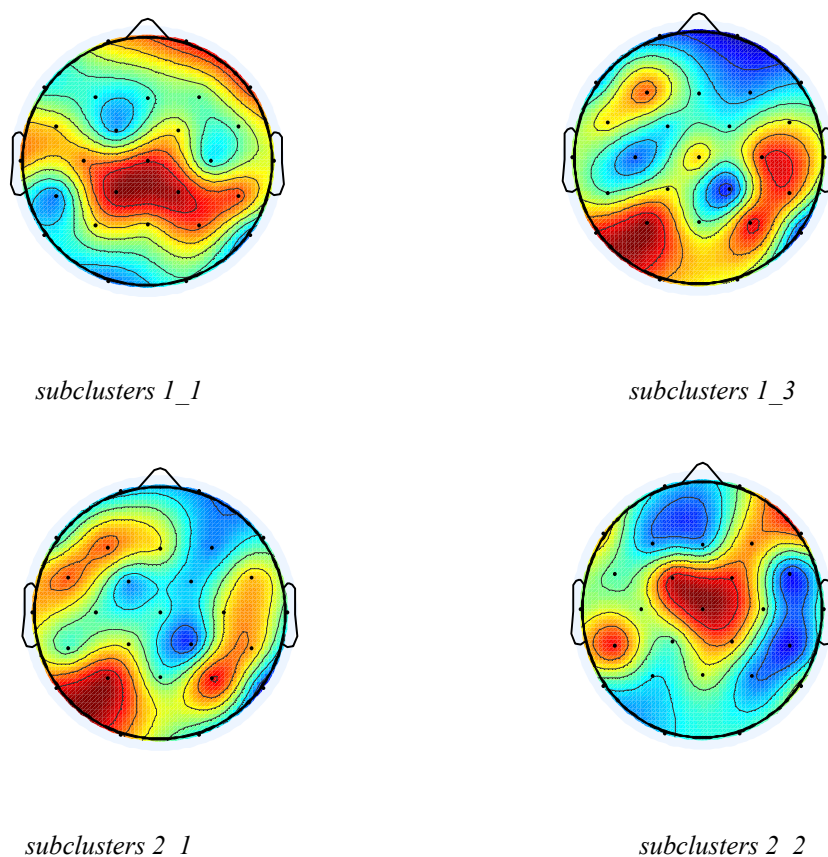


Σχήμα 7.22: Γραφική παράσταση των κατανομών για το σύνολο των στοιχείων στα clusters σε σχέση με το latency στο οποίο εμφανίζονται. Παρατηρούμε, ότι το κάθε cluster περιέχει δοκιμές σε «κοντινά» latencies. Ο άξονας του λανθάνοντα χρόνου latency κυμαίνεται από 600 έως 1200. Ο χρόνος εμφάνισης του ερεθίσματος είναι στο latency 600. Τα στοιχεία του cluster 1 εμφανίζονται με ροζ χρώμα, του cluster 2 με μπλε και του cluster 3 με πράσινο χρώμα.

Στο σχήμα 7.22 παρουσιάζεται η κατανομή των στοιχείων σε κάθε ένα από τα τρία κύρια clusters που δημιουργήθηκαν με βάση το latency, στο οποίο παρουσιάζουν την κορύφωση. Τα clusters παρουσιάζονται με διαφορετικά χρώματα και με τον τρόπο αυτό καθίσταται εύκολος ο διαχωρισμός τους. Τα στοιχεία αυτά είναι και για τους εννέα ασθενείς.

Παρατηρούμε, ότι τα στοιχεία που ανήκουν στο ίδιο cluster ανήκουν σε «κοντινές» χρονικές περιοχές, όπως άλλωστε περιμέναμε. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει μας ενδιαφέρουν οι κορυφώσεις εκείνες, που εμφανίζονται περίπου 300 msec μετά το ερέθισμα. Επομένως, δεδομένου ότι στο πείραμά μας, το oddball paradigm, το ηχητικό ερέθισμα δίνεται στα 600msec, αναμένουμε η κορύφωση να συμβεί περίπου στα 900 msec.

Εξετάζουμε στη συνέχεια τους τοπογραφικούς χάρτες των δυο πρώτων clusters που έχουμε επιλέξει. Όπως έχουμε αναφέρει σε προηγούμενες ενότητες, οι χάρτες αυτοί δημιουργούνται, για κάθε subcluster, από το centroid του κάθε subcluster. Το κέντρο αυτό στο δεύτερο στάδιο clustering αναφέρεται στους unmixing matrixes των συνιστωσών που περιέχονται σε κάθε subcluster. Προκύπτουν επομένως συνολικά έξι τοπογραφικοί χάρτες για κάθε cluster, ένας για κάθε ένα subcluster. Από αυτούς επιλέγονται μόνο οι χάρτες εκείνοι, οι οποίοι εμφανίζουν έντονη δραστηριότητα στο κεντρικό και πίσω μέρος του εγκεφάλου. Από τους έξι χάρτες που προέκυψαν, μόνο οι ακόλουθοι τέσσερις αντιστοιχούν σε δραστηριότητα που μας ενδιαφέρει. Στο σχήμα 7.23 παραθέτονται οι πιο ενδιαφέροντες τοπογραφικοί χάρτες από τα subclusters που προέκυψαν. Αυτά αντιστοιχούν στα subclusters 1_1, 1_3, 2_1, 2_2.



Σχήμα 7.23 Ενδιαφέρουσες τοπογραφίες τεσσάρων subclusters, που προέκυψαν με προεπεξεργασία με PCA και εφαρμογή ICA (β' προσέγγιση), από τα subclusters 1_1, 1_3, 2_1, 2_2.

Οι συνιστώσες που περιέχονται σε κάθε ένα από τα subclusters 1_1, 1_3, 2_2, 2_3, που φάνηκε, ότι περιέχουν σήματα με έντονη εγκεφαλική δραστηριότητα στην ζητούμενη περιοχή, εξετάζονται στη συνέχεια ως προς το συχνοτικό τους περιεχόμενο. Υπολογίζεται η ενέργεια της κάθε συνιστώσας σε κάθε ένα εγκεφαλικό ρυθμό και στη συνέχεια το τρίτο επίπεδο ομαδοποίησης γίνεται με βάση το διάνυσμα της κανονικοποιημένης ενέργειας σε αυτή. Τα subclusters που προκύπτουν μετά από αυτή την ομαδοποίηση είναι δύο όπως και στην προηγούμενη ενότητα για έναν υγιή

εξεταζόμενο. Το πρώτο subcluster συνήθως περιέχει τις συνιστώσες εκείνες , οι οποίες εμφανίζουν τη μεγαλύτερη ενέργεια στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα , ενώ η δεύτερη περιέχει συνιστώσες με ενέργεια σε άλλους ρυθμούς.

Η αναλογία των σημάτων που μας ενδιαφέρουν σε σχέση με το σύνολο των σημάτων είναι περίπου η ίδια με αυτή , που προέκυψε από την ανάλυση ενός εξεταζομένου δηλαδή 62%. Είναι όμως σημαντικά μικρότερη σε σχέση με τους υγιείς εξεταζόμενους. Οι γραφικές παραστάσεις είναι αδύνατο να παρουσιαστούν , λόγω του υπερβολικά μεγάλου μεγέθους των διαστάσεων.

Μετά την ολοκλήρωση της επεξεργασίας είμαστε σε θέση να αναγνωρίσουμε τα σήματα, τα οποία αντιστοιχούν στο μέσο όρο του κάθε επιλεγμένου subcluster και περιγράφουν ακριβώς την δραστηριότητα του εγκεφάλου , που σχετίζεται με την επεξεργασία του ερεθίσματος.

7.6 Σχολιασμός Των Αποτελεσμάτων Και Συγκριτική Ανάλυση Υγιών – Ασθενών Εξεταζόμενων

Αρχικά, από τα average EEG σήματα τα οποία αποτελούν τις πραγματικές καταγραφές εγκεφαλογραφήματος παρατηρούμε, ότι συνολικά στα σήματα των ασθενών του Alzheimer, υπάρχει μια σαφής ανομοιομορφία στο σύνολο των καναλιών. Αυτό είναι προφανές για το σύνολο των σημάτων.

Όσον αφορά στις μέσες τιμές των clusters, που προκύπτουν από το πρώτο επίπεδο ομαδοποίησης, παρατηρούμε ότι είναι σταθερά μεγαλύτερες οι μέσες τιμές των latencies των ασθενών από τις αντίστοιχες των υγιών εξεταζόμενων.

Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα μεταξύ των υγιών και ασθενών εξεταζόμενων, και υπολογίζοντας παράλληλα τον μέσο όρο των χρονικών αποκρίσεων στο ερέθισμα, παρατηρούμε, ότι οι ασθενείς παρουσιάζουν σταθερά καθυστέρηση στην απόκριση. Η καθυστέρηση αυτή, άλλοτε μεγαλύτερη και άλλοτε μικρότερη παρατηρήθηκε στο σύνολο των εξεταζόμενων. Το φαινόμενο αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό καθώς αποτελεί ένα στοιχείο διάγνωσης της νόσου του Alzheimer, σε ένα αρχικό στάδιο. Το αποτέλεσμα του υπολογισμού του μέσου όρου του latency όλων των συνιστωσών για το σύνολο των υγιών και ασθενών εξεταζόμενων φαίνεται στον πίνακα 7.5.

Αποτελέσματα των εννέα υγιών & εννέα ασθενών εξεταζόμενων									M.O.
Υγιής Εξεταζόμενος									
804	812	808	817	812	809	810	812	811	811
Μέσος Όρος Υγιών Εξεταζόμενων (απο χρονική στιγμή onset)									311
Ασθενής Εξεταζόμενος									
815	834	805	835	800	824	805	842	822	820
Μέσος Όρος Ασθενών Εξεταζόμενου (απο χρονική στιγμή onset)									320

Πίνακας 7.7: Ο μέσος όρος της τιμής του latency για κάθε έναν υγιή και κάθε ασθενή εξεταζόμενο. Στην τελευταία στήλη φαίνεται ο συνολικός μέσος όρος και για τους εννέα υγιείς καθώς και για τους εννέα ασθενείς εξεταζόμενους. Να θυμίσουμε, ότι οι τιμές αυτές του latency αντιστοιχούν σε τιμές από την αρχή του πειράματος. Δεδομένου, ότι το ερέθισμα δίνεται στο χρονικό σημείο 600msec, οι τιμές αυτές αντιστοιχούν στις τιμές 311msec και 320msec, αντίστοιχα.

Μετρήσαμε την διαφορά της απόκρισης των μέσων τιμών των latencies μόνο στα subclusters, τα οποία έχουν επιλεγεί για την κάθε περίπτωση και τα οποία αποτελούν τα «καθαρά» σήματα, όπου καταγράφεται η δραστηριότητα του εγκεφάλου στο ερέθισμα. Από τη καταγραφή αυτή προέκυψε, ότι η διαφορά στην απόκριση μεταξύ των υγιών και των ασθενών εξεταζόμενων είναι 42 msec.

Η τιμή αυτή είναι ενδεικτική της συμπεριφοράς ενός υγιούς και ενός πάσχοντος εγκεφάλου αλλά δεν είναι απόλυτη, αφού έχει υπολογιστεί βάσει των μέσων όρων των αποκρίσεων.

Cluster 1									M.O.
Αποτελέσματα των εννέα υγιών & εννέα ασθενών εξεταζόμενων									
Υγιής Εξεταζόμενος									811
804	812	808	817	812	809	810	812	811	
Μέσος Όρος κάθε Εξεταζόμενου (απο χρονικη στιγμη onset)									311
Ασθενής Εξεταζόμενος									853
837	842	856	830	863	859	880	859	849	
Μέσος Όρος κάθε Εξεταζόμενου (απο χρονικη στιγμη onset)									353

Πίνακας 7.8: Ο μέσος όρος της τιμής του latency για κάθε έναν υγιή και κάθε ασθενή εξεταζόμενο. Για κάθε έναν έχουμε υπολογίσει την μέση τιμή των subclusters , τα οποία ικανοποιούν όλα μας τα κριτήρια. Οι τιμές του latency αντιστοιχούν σε τιμές από την αρχή του πειράματος. Δεδομένου, ότι το ερέθισμα δίνεται στο χρονικό σημείο 600msec, οι τιμές αυτές αντιστοιχούν στις τιμές 311msec και 353msec, αντίστοιχα.

Όσον αφορά στους τοπογραφικούς χάρτες που προκύπτουν, αν και τελικά καταλήγουμε να επιλέγουμε τον ίδιο αριθμό χαρτών για να συνεχίσουμε την επεξεργασία μας και στους δύο τύπους εξεταζόμενων η ποιότητα των χαρτών δεν είναι η ίδια. Στους χάρτες του ασθενούς παρατηρείται μια «διάχυση» της εγκεφαλικής δραστηριότητας, ενώ στους χάρτες του υγιούς η δραστηριότητα φαίνεται να είναι πιο συγκεντρωμένη σε συγκεκριμένες περιοχές του εγκεφάλου. Παρ' όλα αυτά, καταλήξαμε στον ίδιο αριθμό τοπογραφικών χαρτών τόσο για τους υγιείς , όσο και για τους ασθενείς.

Από την ανάλυση στη συχνότητα παρατηρούμε , ότι οι περισσότερες συνιστώσες των εξεταζόμενων ασθενών βρίσκονται στον εγκεφαλικό ρυθμό άλφα, σε αντίθεση με τις συνιστώσες των υγιών εξεταζόμενων, οι οποίες ανήκουν ,ως επί τω πλείστον, στον εγκεφαλικό ρυθμό θήτα.

Προκύπτει , ότι οι υγιείς εξεταζόμενοι έχουν πιο πολλές συνιστώσες στη συχνότητα θήτα. Στατιστικά το 79% των συνιστωσών των υγιών εξεταζομένων ανήκουν σε αυτό το ρυθμό. Αντίθετα οι ασθενείς εξεταζόμενοι έχουν σημαντικά λιγότερες συνιστώσες στο ρυθμό θήτα, περίπου 63% , ενώ παράλληλα παρατηρήθηκαν πολλές συνιστώσες στον εγκεφαλικό ρυθμό άλφα.

Το γεγονός αυτό αποδεικνύει , ότι οι υγιείς εξεταζόμενοι εμφανίζουν μεγαλύτερη ικανότητα αυτοσυγκέντρωσης και εμφανίζουν μεγαλύτερη ταχύτητα στην επεξεργασία των πληροφοριών. Η ανάλυση στη συχνότητα είναι ένα επιπλέον εργαλείο στην ανάλυση των σημάτων του εγκεφαλογραφήματος , με ιδιαίτερα σημαντικό ρόλο, αφού υποδεικνύει την κατάσταση του εγκεφάλου στην δεδομένη χρονική στιγμή.

Κεφάλαιο 8

Συμπεράσματα

Πρωταρχικός σκοπός της επεξεργασίας αυτής είναι να ανακτήσουμε το αρχικό σήμα της εγκεφαλικής πηγής, η οποία είναι υπεύθυνη για την επεξεργασία του ερεθίσματος, φιλτράροντας το σήμα του προκλητού δυναμικού από τον θόρυβο. Στην κατεύθυνση αυτή, χρησιμοποιήσαμε τους γραμμικούς μετασχηματισμούς που αναλύσαμε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Στην πρώτη προσέγγιση εφαρμόσαμε μόνο τη μέθοδο ICA, αναλύοντας τα σήματα σε ανεξάρτητες συνιστώσες, ενώ στη δεύτερη συνδυάσαμε τις δύο μεθόδους. Εφαρμόσαμε προεπεξεργασία των σημάτων με τη μέθοδο PCA μετασχηματίζοντάς τα σε ορθογώνιες μεταβλητές και στη συνέχεια σε αυτή την ορθογώνια πλέον βάση, εφαρμόζουμε την μέθοδο ICA, μετασχηματίζοντάς τα σε ανεξάρτητες μεταβλητές. Με τον τρόπο αυτό, κατορθώσαμε να αφαιρέσουμε μεγάλο τμήμα του θορύβου που εμπεριέχεται στις καταγραφές. Επίσης με τη διαδικασία αυτή έχουμε μειώσει τον όγκο των δεδομένων μας σε πολύ μεγάλο βαθμό, διατηρώντας όμως τη σημαντική πληροφορία των σημάτων του εγκεφαλογραφήματος.

Από τη μελέτη των εγκεφαλογραφημάτων και την καταγραφή των πραγματικών αποτελεσμάτων από αυτήν, παρατηρούμε ότι η μεθοδολογία μας είναι αποτελεσματική, τόσο για τους υγιείς, όσο και για τους επιβεβαιωμένους ασθενείς της νόσου Alzheimer. Η διαπίστωση αυτή προκύπτει αρχικά από το γεγονός, ότι ο διαχωρισμός των πηγών «καθαρού» σήματος από τις πηγές θορύβου είναι ικανοποιητικός για κάθε εξεταζόμενο.

Για να αποφύγουμε τα προβλήματα λόγω stability και overtraining, κατά την εφαρμογή του ICA, εφαρμόσαμε τις τεχνικές average ERP σήματος καθώς και ανάλυση σε single trial δεδομένα. Με το average ERP καταφέραμε να αυξήσουμε το SNR και κατά συνέπεια μειώσαμε τον κίνδυνο για αστάθεια. Όμως, όπως έχουμε ήδη αναφέρει, με την εφαρμογή του averaging, αν και διατηρείται η πληροφορία που περιέχεται στις χαμηλές συχνότητες, επειδή το σήμα είναι phase-locked σε κάποιο γεγονός, χάνεται αρκετά συχνά η πληροφορία που περιέχεται στις υψηλές συχνότητες, λόγω του φαινομένου της μη ακριβούς επαναληψιμότητας καθώς επίσης και της δραστηριότητας που δεν είναι time-locked. Με την τεχνική του average ERP

αυξάνουμε το πλήθος των training δεδομένων μας, ενώ παράλληλα διατηρούμε τις διαφοροποιήσεις των σημάτων από trial σε trial και τη σειρά των συνιστωσών στα διάφορα trials. Τα προβλήματα αυτά αποδείξαμε, ότι δεν υφίστανται στην ανάλυση σε single trial.

Στη συνέχεια με την τεχνική zero-crossings και σε συνδυασμό με ένα ανώτατο threshold δυναμικού αποδείξαμε, ότι είναι δυνατό να γίνει μια αυτοματοποιημένη, unsupervised, απόρριψη artifactual πηγών.

Στο στάδιο της ομαδοποίησης των σημάτων, τα κριτήρια επιλογής των clusters καθορίζονται από τα χαρακτηριστικά λειτουργίας του εγκεφάλου, κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας του ερεθίσματος. Τα κριτήρια αυτά επιλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο, ώστε να περιγράφουν πλήρως την κατάσταση του εγκεφάλου τη δεδομένη χρονική στιγμή.

Με τη διαδικασία της ομαδοποίησης διευκολύνεται η μελέτη των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων των EEG στις δοκιμές των ασθενών, καθώς και των μη ασθενών. Είναι εφικτό μετά από αυτήν την επεξεργασία των σημάτων να γίνει μια διάγνωση από απλή οπτική επίβλεψη των τοπογραφικών χαρτών ή και του localization file.

Οι διαφορές που εντοπίστηκαν στα latencies των συνιστωσών μεταξύ των υγιών και των ασθενών συμμετεχόντων αποδεικνύουν ότι υπάρχει άμεση σύνδεση του τμήματος P300 με την διαδικασία της επεξεργασίας πληροφοριών. Επιβεβαιώνουμε με αυτόν τον τρόπο μελέτες που υποστηρίζουν ότι η άνοια συνδέεται με το τμήμα P300.

Το τμήμα αυτό είναι χρήσιμο ως διαγνωστικό εργαλείο για την νόσο του Alzheimer και ειδικά για την αξιολόγηση της κατάστασης των ασθενών και την πρόοδο της ασθένειας. Επιπλέον είναι εφικτή η διάγνωση της ασθένειας σε πρώιμο στάδιο, γεγονός ιδιαίτερα σημαντικό αν αναλογιστούμε, ότι στις μέρες μας η βέλτιστη αντιμετώπιση της νόσου βασίζεται αποκλειστικά και μόνο στην αναγνώριση της ασθένειας στα πρώιμα στάδια.

Είναι ακόμη πολύ σημαντικό το γεγονός, ότι τα αποτελέσματα και η μεθοδολογία της μελέτης αυτής μπορούν να παρέχουν στοιχεία για περαιτέρω ανάλυση της λειτουργίας του εγκεφάλου, τα οποία να είναι εκμεταλλεύσιμα για την διάγνωση και την οργάνωση και άλλων νευρολογικών παθήσεων, όχι μόνο της ασθένειας του Alzheimer.

Κεφάλαιο 9

Περαιτέρω Έρευνα - Επίλογος

Η επεξεργασία των σημάτων εγκεφαλογραφήματος είναι μια ιδιαίτερα πολύπλοκη διαδικασία στη διάρκεια της οποίας γίνονται πολλές παραδοχές και επιβάλλονται πολλοί περιορισμοί. Στην εργασία αυτή προτείναμε έναν αλγόριθμο επεξεργασίας, ο οποίος εμπεριέχει τέτοιους περιορισμούς. Σε μια μελλοντική μελέτη ο αλγόριθμος αυτός μπορεί να βελτιωθεί με αποτέλεσμα να καταλήξουμε σε ακόμη σαφέστερα αποτελέσματα.

Τα σημαντικότερα σημεία, η βελτίωση των οποίων θα μας δώσει άμεσα και σημαντικά αποτελέσματα είναι τα ακόλουθα:

- Καλύτερη διαδικασία συλλογής δεδομένων
Για να έχουμε αντικειμενικά αποτελέσματα και αδιάσειστα στατιστικά στοιχεία, θα πρέπει το μέγεθος του δείγματος μας να είναι μεγαλύτερο.
- Καλύτερη ομαδοποίηση των εξεταζόμενων
Γνωρίζουμε ότι στην ασθένεια του Alzheimer σημαντικό ρόλο έχουν παράμετροι όπως το φύλο, η ηλικία κτλ. Θα πρέπει επομένως το δείγμα μας να αποτελείται από άτομα με κοινές παραμέτρους, έτσι ώστε να μπορεί να γίνει σύγκριση πάνω σε μια όσο το δυνατό κοινή βάση.
- Βελτίωση της διαδικασίας απόρριψης artifactual πηγών
Κατά το σχεδιασμό του αλγόριθμου, τα σημαντικότερα προβλήματα εμφανίστηκαν στον τρόπο με τον οποίο θα πρέπει να γίνεται η απόρριψη των συνιστωσών, που εκφράζουν πηγές artifacts. Όπως έχουμε ήδη αναφέρει η επιλογή ή η απόρριψη έστω και μιας συνιστώσας μπορεί να αλλάξει σημαντικά το τελικό σήμα. Μια ουσιαστικότερη και σε βάθος μελέτη της διαδικασίας αυτής θα μπορούσε να δώσει πολύ καθαρότερα σήματα μιας και η δική μας επιλογή ήταν να απορρίπτονται μόνο οι συνιστώσες εκείνες, για τις οποίες είμαστε σχετικά βέβαιοι, ότι αποτελούν πηγές artifacts.

- Βελτίωση του localization file ανάλογα με τις μελλοντικές ανάγκες
Το αρχείο αυτό δημιουργήθηκε και περιέχει πληροφορίες σχετικές με την μέγιστη δραστηριότητα του εγκεφάλου και την τοπογραφία αυτής. Σε αυτό το αρχείο όμως μπορούν να προστεθούν πολύ εύκολα και στοιχεία , όπως το latency ή η τιμή του peak , που αντιστοιχούν σε αυτή τη δραστηριότητα. Ακόμη , μπορεί να προστεθούν πληροφορίες σχετικά με το συχνотικό περιεχόμενο ή τις συνιστώσες που εκφράζονται στον τοπογραφικό χάρτη μια δεδομένη χρονική στιγμή.

Πέρα από τα παραπάνω σημεία που αφορούν στη βελτίωση του αλγορίθμου, παρατηρήθηκαν και δύο θέματα , των οποίων η περαιτέρω εξέταση θα είχε ιδιαίτερο ενδιαφέρον. Αυτά προέκυψαν κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας και της παρατήρησης των σημάτων και συνοψίζονται ακολούθως.

- Η πρώτη παρατήρηση αφορά στην επεξεργασία των σημάτων EEG, η οποία στην παρούσα εργασία γίνεται με την καταγραφή των απόλυτων τιμών των κορυφώσεων. Θα είχε ιδιαίτερη σημασία να αναλυθούν ξεχωριστά τόσο οι αρνητικές, όσο και οι θετικές τιμές τους. Μια τέτοια ανάλυση θα μπορούσε να σχετίζεται με την τελική μορφή των τοπογραφικών χαρτών, επηρεάζοντας τις περιοχές της έντονης δραστηριότητας.
- Η δεύτερη και σημαντικότερη παρατήρηση αφορά στην ανάλυση των EEGs στο πεδίο της συχνότητας. Στην ανάλυση των σημάτων των ασθενών του Alzheimer, παρατηρήθηκε παράδοξα μεγάλος αριθμός συνιστωσών, η μεγαλύτερη ενέργεια των οποίων συγκεντρώνεται στον εγκεφαλικό ρυθμό άλφα. Περαιτέρω μελέτη του φαινομένου αυτού, ίσως φανερώσει συσχέτιση του ιδιαίτερου αυτού χαρακτηριστικού με τη νόσο του Alzheimer. Αν μια τέτοια συσχέτιση αποδειχθεί, τότε θα υπάρξει ένα πολύ σημαντικό κριτήριο στην αναγνώριση της ασθένειας του Alzheimer σε πολύ αρχικό στάδιο.

Παράρτημα Α

Η εντροπία είναι ένα μέγεθος που εκφράζει την ποσότητα της πληροφορίας που μας δίνει μια τυχαία μεταβλητή. Αυξάνεται όσο αυξάνεται και η τυχαιότητα της μεταβλητής. Ορίζεται ως εξής:

$$H(X) = H(p(x)) = - \int p(x) \log p(x) dx .$$

Ένα βασικό πόρισμα στη θεωρία πληροφορίας είναι ότι μια τυχαία μεταβλητή με Gaussian κατανομή έχει μεγαλύτερη εντροπία από όλες τις μεταβλητές με την ίδια διακύμανση. Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι η κανονική κατανομή είναι η λιγότερο «οργανωμένη» από όλες τις κατανομές. Επομένως η εντροπία μπορεί να χρησιμεύει ως μετρώ της κανονικότητας. Πρακτικά ως συναρτήσεις κανονικότητας χρησιμοποιούνται προσεγγίσεις τις εντροπίας επειδή ο υπολογισμός της είναι αρκετά δύσκολος.

Γνωρίζουμε επίσης ότι δυο τυχαίες μεταβλητές είναι στατιστικά ανεξάρτητες αν και μόνο αν ισχύει:

$$E(X^p Y^q) = E(X^p) E(Y^q) = 0 \forall p, \quad q > 0 .$$

Δηλαδή δυο σήματα είναι στατιστικά ανεξάρτητα αν η αμοιβαία πληροφορία τους είναι μηδέν. Η αμοιβαία πληροφορία I ενός διανύσματος X στη γενικευμένη της μορφή ορίζεται ως

$$I(X) = \int p(x) \log \frac{p(x)}{\prod_{i=1}^n p_i(x)} dx .$$

και είναι πάντα μη – αρνητική ποσότητα. Έστω ότι έχουμε n πηγές και n -διάστατο χώρο με πυκνότητα πιθανότητας

$$p(s) = \prod_{i=1}^n p_i(s_i(t))$$

Όπου $p_i(s_i)$ η πυκνότητα της i πηγής.

Η υπό-συνθήκη εντροπία $H(X|Y)$ δυο τυχαίων μεταβλητών X και Y μας δίνει πληροφορία για το ποσό αβεβαιότητας του X , δεδομένης της βεβαιότητας του Y και ορίζεται ως

$$H(X | Y) = - \int \int p(x, y) \log p(x | y) dx dy$$

Συνδέεται με την αμοιβαία πληροφορία με τη σχέση

$$\begin{aligned}
I(X, Y) &= \int \int p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \, dx \, dy \\
&= -H(X, Y) + H(X) + H(Y) .
\end{aligned}$$

Επιπλέον η από κοινού εντροπία συνδέεται με την υποσυνθήκη εντροπία με τη σχέση:

$$\begin{aligned}
H(X, Y) - H(Y) &= -\int \int p(x, y) \log p(x, y) \, dx \, dy + \int p(y) \log p(y) \, dy \\
&= -\int \int p(x, y) \log p(x | y) \, dx \, dy = H(X | Y) .
\end{aligned}$$

Και επομένως ισχύει ότι

$$I(X, Y) = H(X) - H(X | Y) = H(Y) - H(Y | X)$$

Παράρτημα Β

Παράδειγμα αρχείου localization. Στο παρακάτω αρχείο καταγράφεται για κάθε δοκιμή η τοποθεσία της μέγιστης δραστηριότητας, βάση του τοπογραφικού χάρτη.

# Δοκιμής	Source Localization	
1	central	left
2	posterior	right
3	central	left
4	central	left
5	posterior	right
6	posterior	right
7	central	left
8	central	left
9	central	left
10	posterior	right
11	central	left
12	central	left
13	anterior	left
14	central	left
15	central	left
16	central	left
17	central	left
18	central	left
19	central	left
20	central	left
21	posterior	right
22	posterior	right
23	central	left
24	central	left
25	posterior	right
26	central	left
27	central	left
28	central	left
29	central	left
30	central	left
31	posterior	right
32	central	left
33	central	left
34	central	left
35	central	left
36	central	left
37	posterior	right
38	central	left
39	central	left
40	central	left
41	posterior	right

Αναφορές

- [1] BROOKMEYER R, GRAY S, KAWAS C. "PROJECTIONS OF ALZHEIMER'S DISEASE IN THE UNITED STATES AND THE PUBLIC HEALTH IMPACT OF DELAYING DISEASE ONSET". *AM J PUBLIC HEALTH* 88 (9): 1337–42. (1998)
- [2] "WHAT IS ALZHEIMER'S DISEASE?". *ALZHEIMERS.ORG.UK*. (2007)
- [3] ALZHEIMER ALOIS. "UBER EINE EIGENARTIGE ERKRANKUNG DER HIRNRINDE [ABOUT A PECULIAR DISEASE OF THE CEREBRAL CORTEX]" (IN (GERMAN)). *ALLGEMEINE ZEITSCHRIFT FUR PSYCHIATRIE UND PSYCHISCH-GERICHTLICH MEDIZIN* 64 (1–2): 146–148. (1907)
- [4] BERMEJO-PAREJA F, BENITO-LEON J, VEGA S, MEDRANO MJ, ROMAN GC. "INCIDENCE AND SUBTYPES OF DEMENTIA IN THREE ELDERLY POPULATIONS OF CENTRAL SPAIN". *J. NEUROL. SCI.* 264 (1–2): 63–72. (2008)
- [5] KAWAS CH. "MEDICATIONS AND DIET: PROTECTIVE FACTORS FOR AD?". *ALZHEIMER DIS ASSOC DISORD* 20 (3 SUPPL 2): S89–96. (2006)
- [6] LUCHSINGER JA, MAYEUX R. "DIETARY FACTORS AND ALZHEIMER'S DISEASE". *LANCET NEUROL* 3 (10): 579–87. (2004).
- [7] LUCHSINGER JA, NOBLE JM, SCARMEAS N. "DIET AND ALZHEIMER'S DISEASE". *CURR NEUROL NEUROSCI REP* 7 (5): 366–72. (2007)
- [8] ZEKELY CA, BREITNER JC, ZANDI PP. "PREVENTION OF ALZHEIMER'S DISEASE". *INT REV PSYCHIATRY* 19 (6): 693–706. (2007)
- [9] [HTTP://WWW.NINDS.NIH.GOV/](http://www.ninds.nih.gov/) NATIONAL INSTITUTE OF NEUROLOGICAL DISORDERS AND STROKE
- [10] [HTTP://WWW.ALZ.ORG/](http://www.alz.org/) ALZHEIMER'S ASSOCIATION
- [11] [HTTP://WWW.ALZ.CO.UK/](http://www.alz.co.uk/) ALZHEIMER'S DISEASE INTERNATIONAL
- [12] [HTTP://WWW.ALZHEIMERS.ORG.UK/](http://www.alzheimers.org.uk/) ALZHEIMER'S SOCIETY
- [13] "ALZHEIMER'S DISEASE EDUCATION AND REFERRAL CENTER, A SERVICE OF THE NATIONAL INSTITUTE ON AGING." [HTTP://WWW.NIA.NIH.GOV/ALZHEIMERS/RESOURCES/HIGHRES.HTM](http://www.nia.nih.gov/alzheimers/resources/highres.htm)

- [14] *ROLE OF GENES AND ENVIRONMENTS FOR EXPLAINING ALZHEIMER DISEASE, ARCHIVES OF GENERAL PSYCHIATRY* 2006;63:168-174, (2006)
- [15] *GLOBAL PREVALENCE OF DEMENTIA, THE LANCET* (2005)
- [16] Ν.ΒΑΡΣΟΥ, Μ.ΤΥΠΑΛΛΟΥ, «ΣΤΟΙΧΕΙΑ ΨΥΧΟΛΟΓΙΑΣ», ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΘΗΝΩΝ ΨΥΧΙΑΤΡΙΚΗ ΚΛΙΝΙΚΗ: ΑΙΓΙΝΙΤΕΙΟ ΝΟΣΟΚΟΜΕΙΟ (2007)
- [17] [HTTP://WWW.EMEDICINE.COM/NEURO/TOPIC678.HTM](http://www.emedicine.com/neuro/topic678.htm)
- [19] HILLYARD SA, KUTAS M. "ELECTROPHYSIOLOGY OF COGNITIVE PROCESSING". *ANN REV PSYCHOL*; (34):33-61. (1983)
- [20] WALTON T. ROTH, JUDITH M. FORD, ADOLF PFEFFERBAUM, AND THOMAS R. ELBERT "METHODOLOGICAL ISSUES IN EVENT-RELATED BRAIN POTENTIAL AND MAGNETIC FIELD STUDIES"
- [21] KEITH H. NUECHTERLEIN, PH.D. AND MICHAEL E. DAWSON, PH.D. "NEUROPHYSIOLOGICAL AND PSYCHOPHYSIOLOGICAL APPROACHES TO SCHIZOPHRENIA AND ITS PATHOGENESIS"
- [22] FREEDMAN R, MIRSKY AF. "EVENT-RELATED POTENTIALS: EXOGENOUS COMPONENTS." IN: STEINHAEUER SR, GRUZELIER JH, ZUBIN J, EDS. *HANDBOOK OF SCHIZOPHRENIA, NEUROPSYCHOLOGY, PSYCHOPHYSIOLOGY, AND INFORMATION PROCESSING*. AMSTERDAM: ELSEVIER, (5): 71-90. (1991)
- [23] FRIEDMAN D. "ENDOGENOUS SCALP-RECORDED BRAIN POTENTIALS IN SCHIZOPHRENIA: A METHODOLOGICAL REVIEW." IN: STEINHAEUER SR, GRUZELIER JH, ZUBIN J, EDS. *HANDBOOK OF SCHIZOPHRENIA, NEUROPSYCHOLOGY, PSYCHOPHYSIOLOGY, AND INFORMATION PROCESSING*. AMSTERDAM: (5); 91-127.(1991)
- [24] JAVITT DC. "NEUROPHYSIOLOGICAL APPROACHES TO ANALYZING BRAIN DYSFUNCTION IN SCHIZOPHRENIA." *PSYCHIATR ANN*;23:144-150. (1993)
- [25] FREEDMAN R, ADLER LE, GERHARDT GA, ET AL. "NEUROBIOLOGICAL STUDIES OF SENSORY GATING IN SCHIZOPHRENIA". *SCHIZOPHR BULL* (13):669-678. (1987)
- [26] [HTTP://WWW.BRAINMASTER.COM/GENERALINFO/ELECTRODEUSE/EEGBANDS/1020/1020.HTML](http://www.brainmaster.com/generalinfo/electrodeuse/EEGBANDS/1020/1020.html)

- [27][HTTP://EN.WIKIPEDIA.ORG/WIKI/ELECTROENCEPHALOGRAPHY](http://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography)
- [28] [HTTP://BUTLER.CC.TUT.FI/~MALMIVUO/BEM/BEMBOOK/13/13.HTM](http://butler.cc.tut.fi/~malmivu/BEM/BEMBOOK/13/13.htm)
- [29] HANSENNE M, "THE P300 EVENT-RELATED POTENTIAL: THEORETICAL AND PSYCHOBIOLOGICAL PERSPECTIVES." *CLIN NEUROPHYSIOL* 30 (4): 191-210 (2000)
- [30] GILMORE RL J. *CLIN. NEUROPHYSIOL* RL GILMORE (ED.): AMERICAN ELECTROENCEPHALOGRAPHIC SOCIETY "GUIDELINES IN ELECTROENCEPHALOGRAPHY, EVOKED POTENTIALS, AND POLYSOMNOGRAPHY", *J. CLIN. NEUROPHYSIOL.* (11) 147 (1994)
- [31] KENEMANS J. L. ; MOLENAAR P. C. M. ; VERBATEN M. N. ; SLANGEN J. L. "REMOVAL OF THE OCULAR ARTIFACT FROM THE EEG : A COMPARISON OF TIME AND FREQUENCY DOMAIN METHODS WITH SIMULATED AND REAL DATA." *PSYCHOPHYSIOLOGY* , (28), 114-121 (1991)
- [32] C. BUGLI*, AND P. LAMBERT "COMPARISON BETWEEN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS AND INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS IN ELECTROENCEPHALOGRAMS" *MODELLING BIOMETRICAL JOURNAL* (48): 1–16(2006)
- [33] HILLYARD S A AND KUTAS M "ELECTROPHYSIOLOGY OF COGNITIVE PROCESSING" *ANN. REV. PSYCHOL.* (34) 33–61(1983)
- [34] BARRIE JERVIS, SULIMAN BELAL, KENNETH CAMILLERI, TRACEY CASSAR, CRISTIN BIGAN, DAVID E J LINDEN, KOSTAS MICHALOPOULOS, MICHALIS ZERVAKIS, MIRCEA BESLEAGA, SIMON FABRI AND JOSEPH MUSCAT "THE INDEPENDENT COMPONENTS OF AUDITORY P300 AND CNV EVOKED POTENTIALS DERIVED FROM SINGLE-TRIAL RECORDINGS", *PHYSIOL. MEAS.* (28):745–771 (2007)
- [35][HTTP://BUTLER.CC.TUT.FI/~MALMIVUO/BEM/BEMBOOK/13/13.HTM](http://butler.cc.tut.fi/~malmivu/BEM/BEMBOOK/13/13.htm)
- [36] SHARBROUGH F, CHATRIAN G-E, LESSER RP, LÜDERS H, NUWER M, PICTON TW AMERICAN ELECTROENCEPHALOGRAPHIC SOCIETY "GUIDELINES FOR STANDARD ELECTRODE POSITION NOMENCLATURE". *J. CLIN. NEUROPHYSIOL* (8): 200-2. (1991)

- [46] MAKEIG S, JUNG T-P, GHAREMANI D, SEJNOWSKI Tj. "INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS OF SIMULATED ERP DATA". TECHNICAL REPORT INC-9606. SAN DIEGO, CA: INSTITUTE FOR NEURAL COMPUTATION; (1996)
- [47] VIGARIO RN. "EXTRACTION OF OCULAR ARTEFACTS FROM EEG USING INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS". ELECTROENCEPHALOGR CLIN NEUROPHYSIOL (103): 395—404. (1997).
- [48] JUNG T-P, MAKEIG S, HUMPHRIES C, LEE T-W, MCKEOWN MJ, IRAGUI V, ET AL. "REMOVING ELECTROENCEPHALOGRAPHIC ARTEFACTS BY BLIND SOURCE SEPARATION". PSYCHOPHYSIOLOGY(37): 163—78.(2000)
- [49] IKEDA S, TOYAMA K. "INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS FOR NOISY DATA-MEG DATA ANALYSIS." NEURAL NETWORKS; 13(10):163—74.(2000)
- [50] JUNG T-P, MAKEIG S, "MINING ELECTROENCEPHALOGRAPHIC DATA USING INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS". CLIN NEUROPHYSIOL (2005)
- [51] MAKEIG S, JUNG T-P, BELL A, GHAREMANI D AND SEJNOWSKI T "BLIND SEPARATION OF AUDITORY EVENT-RELATED BRAIN RESPONSES INTO INDEPENDENT COMPONENTS" NEUROBIOLOGY 94(109):79–84. (1997)
- [52] NEUROIMAGE, MAKINEN (24):961-968 . (2005).
- [53] HYVARINEN "A FAST AND ROBUST FIXED-POINT ALGORITHMS FOR INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS" IEEE TRANS. NEURALNETW. (10) 626–34. (1999)
- [54] CARDOSO J F "HIGH-ORDER CONTRASTS FOR INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS" NEURAL COMPUT. (11):157–92. (1999)
- [55] ZIEHE A AND MÜLLER "AN EFFICIENT ALGORITHM FOR BLIND SEPARATION USING TIME STRUCTURE" ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ICANN'98) 675–80. (1998)
- [56] HJEN-SRENSEN P, WINTHER O AND HANSEN L "MEAN FIELD APPROACHES TO INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS NEURALCOMPUT." (14): 889–918.(2002)
- [57] ZIBULEVSKY M "RELATIVE NEWTON METHOD FOR SIGNAL SEPARATION" PROC. IEEE INT. CONF. ON ACOUSTICS, SPEECH, AND SIGNAL PROCESSING (ICASSP'03) (5): 29–32. (2003)

- [58] BELL A AND SEJNOWSKI T "AN INFORMATION-MAXIMIZATION APPROACH TO BLIND SEPARATION AND BLIND DECONVOLUTION" *NEURAL COMPUT.* 7 Pp1129–59. (1995)
- [59] JUNG T-P, MAKEIG S, WESTERFIELD M, TOWNSEND J, COURCHESNE E AND SEJNOWSKI T "ANALYSIS AND VISUALISATION OF SINGLE-TRIAL EVENT-RELATED POTENTIALS HUMAN BRAIN MAPP" (14): 166–85. (2001)
- [60] JENTZSCH I "INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS SEPARATES SEQUENCE-SENSITIVE ERP COMPONENTS" *INT. J. BIFURCATION* (14):667–78. (2004)
- [61] MAKEIG S, DELORME A, WESTERFIELD M, JUNG T-P, TOWNSEND J, COURCHESNE E AND SEJNOWSKI T J "ELECTROENCEPHALOGRAPHIC BRAIN DYNAMICS FOLLOWING MANUALLY RESPONDED VISUAL TARGETS" *PLOS BIOL.* (2):747–62. (2004)
- [62] VERTES, R.P., "HIPPOCAMPAL THETA RHYTHM: A TAG FOR SHORT-TERM MEMORY", *HIPPOCAMPUS* 15(7): 923–35, (SEPTEMBER 2007)
- [63] BUZSÁKI, G., "THETA OSCILLATIONS IN THE HIPPOCAMPUS" *NEURON* 33(3): 325–40
- [64] BUZSÁKI, G., "THETA RHYTHM OF NAVIGATION: LINK BETWEEN PATH INTEGRATION AND LANDMARK NAVIGATION, EPISODIC AND SEMANTIC MEMORY", *HIPPOCAMPUS* 15(7): 827–40
- [65] LI T, QIU T, ZHANG X, ZHANG A AND LIU W 2004 "A METHOD FOR FAST ESTIMATION OF EVOKED POTENTIALS BASED ON INDEPENDENT COMPONENTS ANALYSIS" *LECT. NOTES COMPUT. SCI.* 501–506
- [66] DAVILA C AND MOBIN M "WEIGHTED AVERAGING OF EVOKED POTENTIALS" *IEEE TRANS. BIOMED. ENG.* (39) 338–47. (1992)
- [67] MARTIN J. MCKEOWN, SCOTT MAKEIG, GREG G. BROWN TZYU-PING JUNG, SANDRA S. KINDERMANN, ANTHONY J. BELL, AND TERRENCE J. SEJNOWSKI "ANALYSIS OF FMRI DATA BY BLIND SEPARATION INTO INDEPENDENT SPATIAL COMPONENTS"
- [68] NUWERM, COMIG, EMERSON R, FUGLSANG-FREDERIKSENA, GUERIT J-M, HINRICHSH, IKEDA A, LUCCAS F AND RAPPELSBURGER P "STANDARDS FOR DIGITAL RECORDING OF CLINICAL EEG" *ELECTROENCEPHALOGR. CLIN. NEUROPHYSIOL.* (106) :259–61 (1998)

[69] FOLSTEIN MF, FOLSTEIN SE, MCHUGH PR. *"MINI-MENTAL STATE". A PRACTICAL METHOD FOR GRADING THE COGNITIVE STATE OF PATIENTS FOR THE CLINICIAN*". JOURNAL OF PSYCHIATRIC RESEARCH 12 (3): 189–98. (1975)

[70] HODKINSON HM. *"EVALUATION OF A MENTAL TEST SCORE FOR ASSESSMENT OF MENTAL IMPAIRMENT IN THE ELDERLY"*. AGE AND AGEING 1 (4): 233–8. (1972)

Ευχαριστίες

Σε αυτό το σημείο θα ήθελα να ευχαριστήσω τα πρόσωπα χωρίς την πολύτιμη βοήθεια των οποίων, η εργασία αυτή δεν θα είχε ολοκληρωθεί.

Αρχικά τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Μιχαήλ Ζερβάκη για την ουσιαστική καθοδήγηση του. Τον κ. Κωνσταντίνο Μιχαλόπουλο για τη βοήθεια και το χρόνο που διέθεσε, συζητώντας μαζί μου τα θέματα που προέκυπταν κατά την εκπόνηση της εργασίας αυτής.

Την οικογένεια μου για την στήριξη, την υπομονή και την αμέριστη συμπαράσταση που μου έδειξαν σε όλη την διάρκεια των σπουδών.

Τους συμφοιτητές μου κ. Νικόλαο Παππά, κ. Ευαγγελία Σκάρλου και κ. Γεωργία Ορφανουδάκη .