ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ
ΤΟΜΕΑΣ ΤΗΛΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ

Χωρικοί Περιορισμοί για την Ανάδειξη Ανεξάρτητων Συνιστωσών σε Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Διπλωματική Εργασία

της

ΕΙΡΗΝΗΣ ΓΙΑΝΝΙΚΑΚΗ

Επιβλέπων: Μιχαήλ Ζερβάκης
Καθηγητής

Χανία, 2011

©Copyright

by

Ειρήνη Γιαννικάκη

2011

στην οικογένεια μου

με αγάπη

Ευχαριστίες

Θα ήθελα καταρχήν να ευχαριστήσω τον καθηγητή κ. Μιχάλη Ζερβάκη για την καθοδήγηση και την επίβλεψη αυτής της διπλωματικής εργασίας. Ευχαριστώ ιδιαίτερα τον κ. Κωνσταντίνο Μιχαλόπουλο για την βοήθεια του και την εξαιρετική συνεργασία που είχαμε. Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τα υπόλοιπα μέλη της τριμελούς επιτροπής, τον επίκουρο καθηγητή κ. Άγγελο Μπλέτσα και τον καθηγητή κ. Κωνσταντίνο Καλαϊτζάκη. Τέλος θα ήθελα να ευχαριστήσω τους γονείς μου για την στήριξη και την ηθική συμπαράσταση που μου προσέφεραν όλα αυτά τα χρόνια.

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες 4
Περιεχόμενα 5
Περίληψη 7
ΚΕΦΑΛΑΙΟ
1 Ο ανθρώπινος εγκέφαλος 9
1.1 Ανατομία του εγκεφάλου 9
1.2 Λειτουργίες των λοβών του εγκεφάλου 12
1.3 Νόσος Alzheimer 15
1.3.1 Στάδια της νόσου 16
1.3.2 Οι αιτίες της νόσου 17
1.3.3 Διάγνωση και Θεραπεία 18
2 Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) 19
2.1 Διαδικασία καταγραφής βιολογικών σημάτων 19
2.2 Διεθνές Σύστημα 10-20 για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων 21
2.3 Μελέτη Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος 22
2.4 Φυσιολογική δραστηριότητα–Normal activity 22
2.5 Σήματα μη-εγκεφαλικής προέλευσης–Artifacts 26
2.5.1 Βιολογικά ή σωματικά artifacts 26
2.5.2 Artifacts προερχόμενα απ' το περιβάλλον 28
2.6 Προκλητά δυναμικά–Evoked potentials 29
3 Ανάλυση Ανεξάρτητων Συνιστωσών 35
3.1 Θεμελιώδεις αρχές της ICA 36
3.2 Υποθέσεις της μεθόδου 38
3.2.1 Γραμμικότητα 38
3.2.2 Θόρυβος 38
3.2.3 Τετραγωνική μίξη 38
3.2.4 Στατικότητα μίξης 39
3.2.5 Ανεξαρτησία 39
3.2.6 Μη γκαουσιανές συνιστώσες 39
3.3 Περιορισμοί της μεθόδου 40
3.4 Μέθοδοι επίλυσης της ICA 41
3.4.1 Προεπεξεργασία δεδομένων 41
3.4.2 Μέθοδοι βασισμένοι στο πεδίο του χρόνου 42
3.4.3 Μέθοδοι βασισμένοι σε στατιστικά μεγέθη 43
3.4.4 Ο αλγόριθμος Infomax 45
3.4.5 Μέθοδοι βασισμένοι σε περιορισμούς στο χώρο 50
4 Εφαρμογή σε συνθετικά δεδομένα 55

4.1 Δημιουργία σημάτων EEG 55
4.2 Χωρικές προβολές πηγών 56
4.3 Προσομοίωση θορύβου 59
4.4 Υπολογισμός ανεξάρτητων συνιστωσών 60
5 Εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα 71
5.1 Πειραματικά δεδομένα 71
5.2 Μεθοδολογία 72
5.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων 79
6 Συμπεράσματα 91
6.1 Μελλοντικές επεκτάσεις 92
Παράρτημα
Α΄ 93
Α΄.1 Κεντρικό Οριακό Θεώρημα 93
Α΄.2 Ανάλυση Πρωτευουσών Συνιστωσών - PCA 94
Β΄ Περισσότερα αποτελέσματα 95
Β΄.1 Υγιής εξεταζόμενος 95
Β΄.2 Ασθενής εξεταζόμενος 99
Β΄.3 Ομαδοποιήσεις τεχνικών σφαλμάτων 103
Βιβλιογραφία 105

Περίληψη

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ) είναι η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, που μετράται με τη χρήση ηλεκτροδίων, τα οποία είναι τοποθετημένα στο τριχωτό της κεφαλής. Οι καταγραφές αυτές χρησιμοποιούνται τόσο σε κλινικές μελέτες για την διάγνωση παθήσεων όπως η επιληψία και εγκεφαλοπάθειες (νόσος Alzheimer κ.α) αλλά και για ερευνητικούς σκοπούς.

Τα ηλεκτρικά σήματα που καταγράφονται από το ΗΕΓ αλλά είναι μη-εγκεφαλικής προέλευσης καλούνται artifacts. Χωρίζονται σε δύο βασικές κατηγορίες, τα σωματικά και τα εξωσωματικά. Τα σωματικά artifacts είναι εκείνα που δημιουργούνται από τον ίδιο τον ασθενή όμως δεν αποτελούν δραστηριότητα του εγκεφάλου. Ένα παράδειγμα τέτοιων σημάτων είναι τα σήματα μυϊκής και καρδιακής δραστηριότητας. Τα εξωσωματικά artifacts σχετίζονται κυρίως με θόρυβο προερχόμενο από τον εξοπλισμό ή το περιβάλλον.

Στόχος της εργασίας μας είναι να διαχωρίσουμε τα σήματα εγκεφαλικής προέλευσης από τα artifacts. Επίσης η εγκεφαλική δραστηριότητα είναι αποτέλεσμα περισσότερων από μία πηγές του εγκεφάλου. Είναι χρήσιμο να μπορούμε να διαχωρίσουμε τα σήματα που προέρχονται από κάθε πηγή για την καλύτερη μελέτη του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και την εξαγωγή ασφαλέστερων συμπερασμάτων. Αυτό επιτυγχάνεται με την χρήση τεχνικών *Τυφλού Διαχωρισμού Πηγών* (BSS), όπως είναι η μέθοδος *Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών* (ICA).

Όσο αφορά την επεξεργασία βιοϊατρικών σημάτων, οι πηγές διαθέτουν κάποια συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, όπως είναι η κατανομή τους στο χώρο και τα οποία πιθανόν να είναι γνωστά εκ των προτέρων, παρόλα αυτά παραμένουν ανεκμετάλλευτα κατά τη φάση του διαχωρισμού των πηγών. Μια εναλλακτική μέθοδος είναι να συμπεριλάβουμε ως περιορισμούς, τις εκ των προτέρων πληροφορίες που αφορούν τις πηγές ενδιαφέροντος, στο μοντέλο μίξης των πηγών. Υπό αυτές τις συνθήκες η εκτίμηση τους γίνεται με «εν μέρη τυφλό» τρόπο.

Κεφάλαιο 1

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος

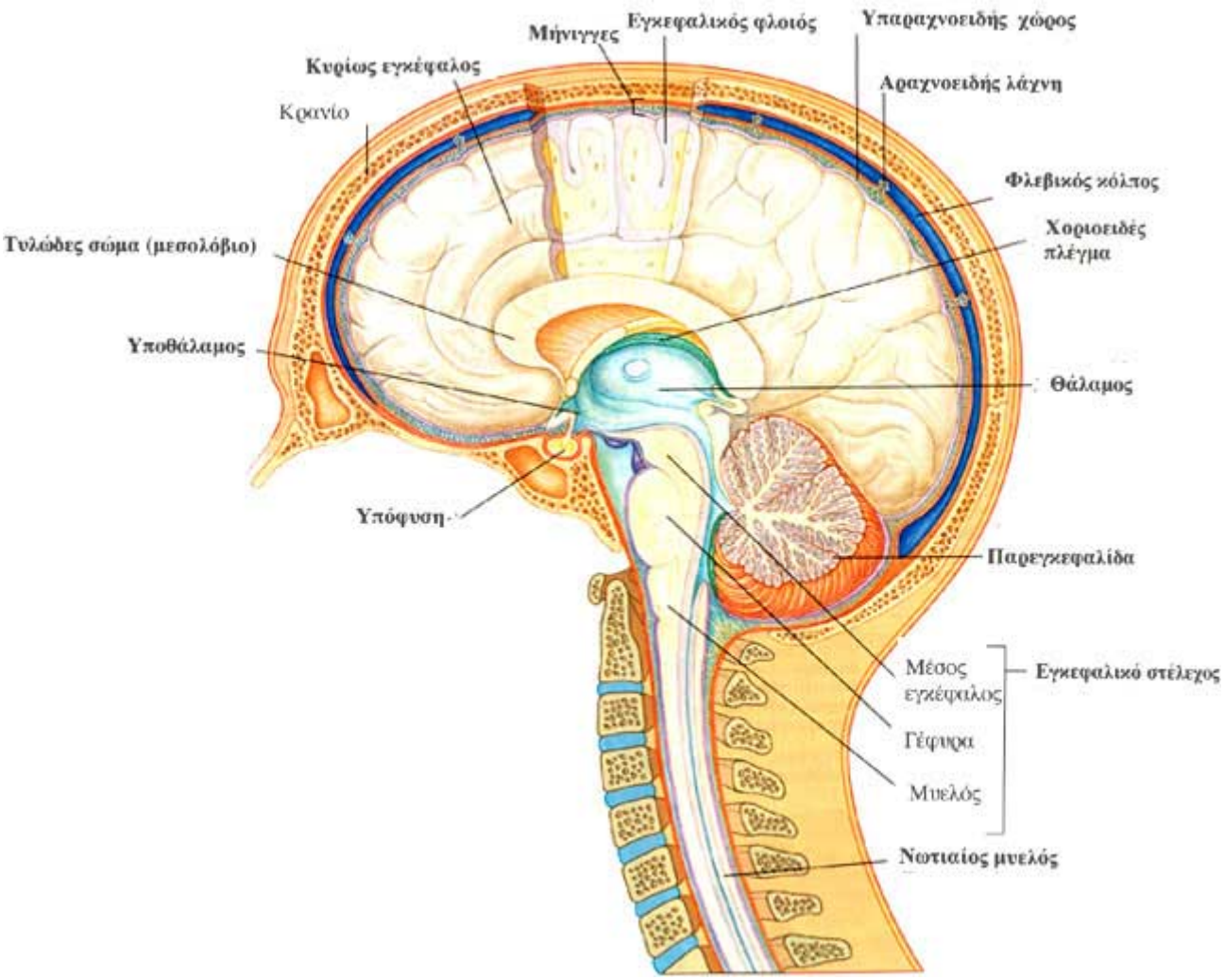
Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί χωρίς αμφιβολία το πλέον πολύπλοκο δημιούργημα της φύσης. Προϊόν βιολογικής εξέλιξης εκατομμυρίων ετών αυτή η μικρή μάζα της τάξης του 1.5kg εμπεριέχει ένα εξαιρετικά πολυσύνθετο δίκτυο κυττάρων, οι λειτουργίες του οποίου είναι υπεύθυνες για τη δημιουργία των σκέψεων, της μνήμης, τον έλεγχο των δραστηριοτήτων του σώματος και των συναισθημάτων. Αυτό το έργο επιτελείται από τους περίπου 10^{10} νευρώνες του εγκεφάλου, οι οποίοι συναντιούνται μεταξύ τους σε 14^{10} έως 15^{10} σημεία. Η συνολική ανωτερότητα του εγκεφάλου ως προς οποιαδήποτε υπολογιστική συσκευή έχει κατασκευασθεί ως σήμερα είναι προφανής. Η έρευνα για την κατανόηση των μηχανισμών λειτουργίας του αποτελεί ένα τιτάνιο έργο και μέχρι σήμερα το ποσοστό της άγνοιας μας είναι συντριπτικά μεγαλύτερο από την ποσότητα των γνώσεων που αποκτήθηκαν τα τελευταία 150 χρόνια. Χωρίς υπερβολή το πεδίο φαίνεται απέραντο και η πρόοδος των ανακαλύψεων της τελευταίας τριακονταετίας μας ωθεί συνεχώς σε νέες ανεξερεύνητες περιοχές [13].

1.1 Ανατομία του εγκεφάλου

Ο εγκέφαλος αποτελείται από το **εγκεφαλικό στέλεχος** και τα **εγκεφαλικά ημισφαίρια**. Το εγκεφαλικό στέλεχος διαιρείται στον **οπίσθιο εγκέφαλο, στο μεσεγκέφαλο** και σε έναν «ενδιάμεσο εγκέφαλο», το **διεγκέφαλο**. Περιέχει δίκτυα νευρώνων που συγκροτούν κέντρα ελέγχου ζωτικών λειτουργιών, όπως η αναπνοή και η αρτηριακή πίεση.

Από την οροφή του οπισθίου εγκεφάλου αναφύεται η **παρεγκεφαλίδα**, η οποία διαδραματίζει πολύ σημαντικό ρόλο στον έλεγχο και στο συντονισμό των κινήσεων.

Ο μεσεγκέφαλος περιέχει ομάδες νευρώνων, κάθε μία από τις οποίες φαίνεται ότι χρησιμοποιεί ένα συγκεκριμένο είδος χημικού μεταβιβαστή , αλλά όλες προβάλλουν στα εγκεφαλικά ημισφαίρια. Πιστεύεται ότι αυτοί οι νευρώνες μπορούν να ρυθμίσουν τη δραστηριότητα νευρώνων στα ανώτερα κέντρα του εγκεφάλου που ρυθμίζουν λειτουργίες όπως ο ύπνος, η προσοχή και η ανταμοιβή.



Εικόνα 1.1: *Πλάγια όψη του εγκεφάλου.*

Ο διεγκέφαλος χωρίζεται σε δύο πολύ διαφορετικές περιοχές, οι οποίες ονομάζονται **θάλαμος** και **υποθάλαμος**:

Ο θάλαμος μεταφέρει ώσεις από όλα τα αισθητηριακά συστήματα στον εγκεφαλικό φλοιό, ο οποίος ακολούθως στέλνει μηνύματα πίσω στο θάλαμο. Αυτή η πρόσθιο-οπίσθια άποψη της συνδεσμολογίας του εγκεφάλου είναι ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα – η πληροφορία δε μεταφέρεται μόνο προς μία κατεύθυνση. Ο υποθάλαμος ελέγχει λειτουργίες όπως η λήψη τροφής και η πόση υγρών. Επίσης ελέγχει την απελευθέρωση ορμονών που εμπλέκονται στις γενετήσιες λειτουργίες.

Τα **εγκεφαλικά ημισφαίρια** αποτελούνται από ένα πυρήνα, τα βασικά γάγγλια και ένα εκτεταμένο αλλά λεπτό περίβλημα νευρώνων, που συνιστά τη φαιά ουσία του εγκεφαλικού φλοιού. Τα βασικά γάγγλια διαδραματίζουν κεντρικό ρόλο στην έναρξη και στον έλεγχο των κινήσεων.

Πιεσμένος μέσα στον περιορισμένο χώρο του κρανίου, ο **εγκεφαλικός φλοιός** διαμορφώνεται από πτυχές που ελίσσονται προς τα μέσα και προς τα έξω, διευρύνοντας έτσι κατά πολύ την επιφάνεια του περιβλήματος. Ο φλοιός είναι η πιο ανεπτυγμένη δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου. Διαιρείται σε ένα μεγάλο αριθμό διακριτών περιοχών, κάθε μία από τις οποίες διακρίνεται ανάλογα με τις στιβάδες και τις συνδέσεις της.

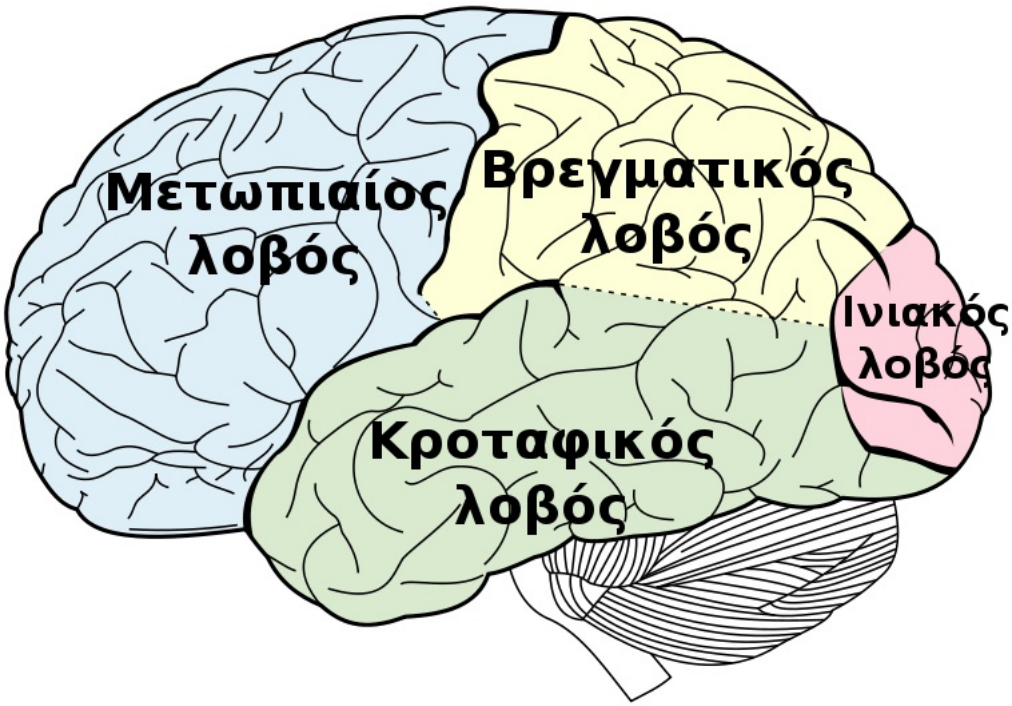
Οι λειτουργίες πολλών εξ αυτών των περιοχών είναι γνωστές όπως οι οπτικές, ακουστικές και οσφρητικές περιοχές, οι αισθητικές περιοχές που δέχονται πληροφορίες από το δέρμα (οι επονομαζόμενες σωματοαισθητικές περιοχές) και διάφορες κινητικές περιοχές. Οι οδοί από τους αισθητηριακούς υποδοχείς προς το φλοιό και από το φλοιό προς τους μυς διασταυρώνονται από τη μία πλευρά στην άλλη. Έτσι, οι κινήσεις της δεξιάς πλευράς του σώματος ελέγχονται από την αριστερή πλευρά του φλοιού και αντίστροφα. Ομοίως, το αριστερό μισό του σώματος στέλνει αισθητικά σήματα στο δεξί ημισφαίριο έτσι ώστε, για παράδειγμα, ήχοι από το αριστερό αυτί φτάνουν κυρίως στο δεξιό φλοιό.

Ωστόσο, τα δύο μισά του εγκεφάλου δε δουλεύουν απομονωμένα το ένα από το άλλο. Ο αριστερός και ο δεξιός εγκεφαλικός φλοιός συνδέονται με μία μεγάλη δέσμη ινών, που ονομάζεται **μεσολόβιο**. Ο εγκεφαλικός φλοιός είναι επίσης απαραίτητος για τις εκούσιες κινήσεις της γλώσσας, της ομιλίας και για ανώτερες λειτουργίες, όπως η σκέψη και η μνήμη. Πολλές από αυτές τις λειτουργίες διενεργούνται και από τις δύο πλευρές του εγκεφάλου, αλλά κάποιες εντοπίζονται κυρίως σε ένα από τα δύο ημισφαίρια. Έχουν ήδη ταυτοποιηθεί περιοχές που εμπλέκονται σε κάποιες από αυτές τις ανώτερες λειτουργίες, όπως η περιοχή που συνδέεται με την ομιλία (εντοπίζεται στο αριστερό ημισφαίριο στους περισσότερους ανθρώπους).

Αυτός είναι ο λόγος που η μελέτη των λειτουργιών του εγκεφαλικού φλοιού είναι ίσως ένα από τα πιο ενδιαφέροντα ερευνητικά πεδία κάτι που δικαιολογεί την ύπαρξη αυξημένης ερευνητικής δραστηριότητας [1].

1.2 Λειτουργίες των λοβών του εγκεφάλου

Το κύριο τμήμα του εγκεφάλου όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, χωρίζεται από μία επιμήκη σχισμή σε δύο ημισφαίρια που το καθένα περιλαμβάνει τέσσερις διακριτούς λοβούς. Οι μετωπιαίοι, οι κροταφικοί, οι βρεγματικοί και οι ινιακοί λοβοί καλύπτουν την επιφάνεια του εγκεφάλου. Αν και συγκεκριμένες λειτουργίες αποδίδονται σε κάθε λοβό ξεχωριστά, πολλές δραστηριότητες απαιτούν την συνεργασία περισσότερων περιοχών και στα δύο ημισφαίρια. Για παράδειγμα, μολονότι ο ινιακός λοβός είναι ουσιαστικός για την οπτική διεργασία, τμήματα των βρεγματικών, των κροταφικών και των μετωπιαίων λοβών και στις δύο πλευρές επίσης επεξεργάζονται πολύπλοκα οπτικά ερεθίσματα [2].



Εικόνα 1.2: *Περιοχές του εγκεφάλου.*

Μετωπιαίοι λοβοί: Οι μετωπιαίοι λοβοί βρίσκονται πρόσθια της κεντρικής αύλακας. Είναι ουσιαστικοί για τον σχεδιασμό και την εκτέλεση συμπεριφορών που προκύπτουν από μάθηση και πρόθεση. Επίσης είναι η έδρα πολλών ανασταλτικών λειτουργιών. Υπάρχουν αρκετές λειτουργικά διαφορετικές περιοχές στους μετωπιαίους λοβούς:

- Ο **πρωτογενής κινητικός φλοιός** είναι το πιο οπίσθιο τμήμα της πρόσθιας κεντρικής έλικας. Ο πρωτογενής κινητικός φλοιός μεταξύ άλλων εποπτεύει όλα τα κινούμενα μέρη στο διαγώνια αντίθετο ημιμόριο του σώματος. Το 90% των κινητικών ινών από κάθε ημισφαίριο διασταυρώνονται με την μέση γραμμή στο εγκεφαλικό στέλεχος. Ως εκ τούτου, βλάβη στον κινητικό φλοιό του ενός ημισφαιρίου προκαλεί ατονία ή παράλυση κυρίως στο διαγώνια αντίθετο ημιμόριο του σώματος.

- Ο **μέσος μετωπιαίος φλοιός** είναι σημαντικός για την εγρήγορση και την παρακίνηση. Εάν οι βλάβες σε αυτή την περιοχή είναι μεγάλες κι εκτείνονται στο μεγαλύτερο πρόσθιο τμήμα του φλοιού, οι ασθενείς μερικές φορές παρουσιάζουν αβουλία (γίνονται απαθείς, απρόσεκτοι και αργούν καταφανώς να ανταποκριθούν).

- Ο **κογχικός μετωπιαίος φλοιός** βοηθάει στη ρύθμιση των κοινωνικών συμπεριφορών. Ασθενείς με βλάβες στον κογχικό μετωπιαίο φλοιό μπορεί να γίνουν συναισθηματικά ασταθείς, αδιάφοροι για τις συνέπειες των πράξεών τους ή και τα δύο. Ενδεχομένως να εκδηλώνουν εναλλάξ ευφορία, ευθυμία, χυδαιότητα και αδιαφορία ως προς τις διακυμάνσεις των κοινωνικών καταστάσεων.

- Ο **αριστερός οπίσθιος κάτω μετωπιαίος φλοιός** (ενίοτε αναφέρεται ως περιοχή του Broca) εποπτεύει την λειτουργία της έκφρασης του λόγου. Βλάβες σε αυτή την περιοχή προκαλούν εκφραστική αφασία.

- Ο **οπίσθιος πλάγιος μετωπιαίος φλοιός** χειρίζεται τις πιο πρόσφατα αποκτηθείσες πληροφορίες, μία λειτουργία που καλείται λειτουργική μνήμη. Βλάβες σε αυτή την περιοχή μπορεί να μειώσουν την ικανότητα συγκράτησης των πληροφοριών κι επεξεργασίας αυτών στον πραγματικό χρόνο (π.χ. να προφέρει ο ασθενής λέξεις ανάποδα ή να εναλλάσσει διαδοχικά γράμματα και αριθμούς).

Βρεγματικοί λοβοί: Αρκετές περιοχές στους βρεγματικούς λοβούς έχουν συγκεκριμένες λειτουργίες.

- Ο **πρωτογενής σωματοαισθητικός φλοιός**, που εντοπίζεται στην οπίσθια κεντρική έλικα, στους πρόσθιους βρεγματικούς λοβούς, ενοποιεί σωματοαισθητικά ερεθίσματα για την αναγνώριση και ανάκληση μορφής, υφής και βάρους. Μεταξύ άλλων λαμβάνει όλα τα σωματοαισθητικά μηνύματα από το διαγώνια αντίθετο ημιμόριο του σώματος. Βλάβες του πρόσθιου βρεγματικού λοβού δύνανται να προκαλέσουν δυσκολία στην αναγνώριση των αντικειμένων μέσω της αφής.

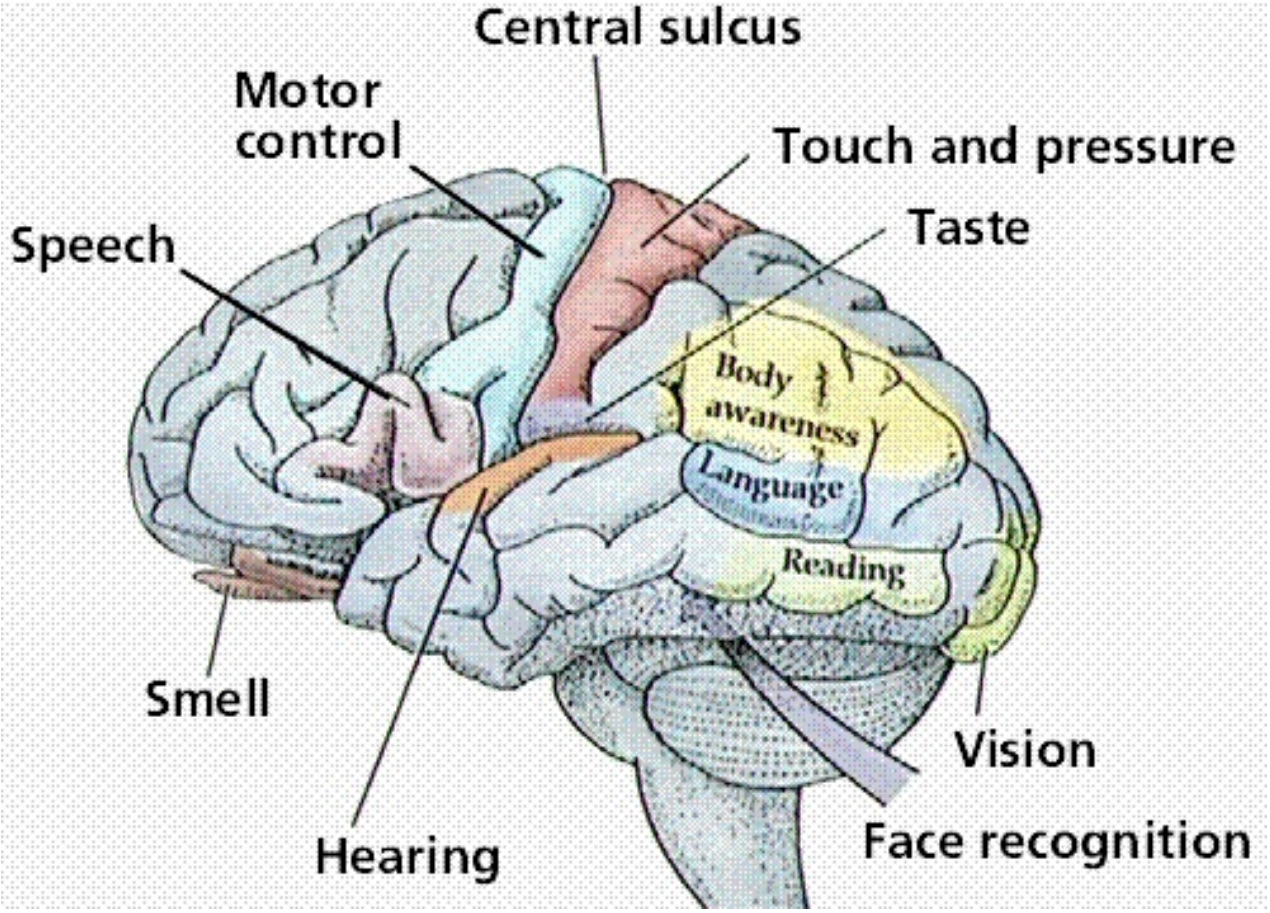
- Τμήματα του **μέσου βρεγματικού λοβού** του επικρατούντος ημισφαιρίου συμμετέχουν σε ικανότητες όπως ο υπολογισμός, η γραφή, ο προσανατολισμός προς αριστερά - δεξιά και η αναγνώριση των δαχτύλων.

- Ο μη επικρατών βρεγματικός λοβός ενοποιεί αισθητηριακά το διαγώνια αντίθετο ημιμόριο του σώματος με το περιβάλλον του, καθιστώντας έτσι τους ανθρώπους ικανούς να έχουν επίγνωση αυτού του περιβάλλοντος χώρου και είναι σημαντικός για ικανότητες όπως η σχεδίαση. Οξύ τραύμα στον μη επικρατούντα βρεγματικό λοβό ενδέχεται να προκαλέσει παραμέληση του διαγώνια αντίθετου ημιμορίου (συνήθως του αριστερού), καταλήγοντας σε ελαττωμένη επίγνωση αυτού του μέρους του σώματος, του περιβάλλοντός του καθώς και κάθε τραύματος που συνδέεται με αυτό το ημιμόριο.

Κροταφικοί λοβοί: Οι κροταφικοί λοβοί αποτελούν αναπόσπαστη δομή για την ακουστική αντίληψη, τις δεκτικές συνιστώσες του λόγου, την οπτική μνήμη, την δηλωτική (των γεγονότων) μνήμη και τα συναισθήματα. Ασθενείς με βλάβες στον δεξιό κροταφικό λοβό συνήθως χάνουν την ικανότητα να ερμηνεύουν μη λεκτικά ακουστικά ερεθίσματα (π.χ.

την μουσική). Οι βλάβες στον αριστερό κροταφικό λοβό πειράζουν σε μεγάλο βαθμό την αναγνώριση, την μνήμη και τον σχηματισμό του έναρθρου λόγου.

Ινιακοί λοβοί: Οι ινιακοί λοβοί περιλαμβάνουν τον πρωτογενή οπτικό φλοιό και οπτικές συνειρμικές περιοχές. Βλάβες στον πρωτογενή οπτικό φλοιό οδηγούν σε μία μορφή κεντρικής τύφλωσης που καλείται σύνδρομο Anton. Οι ασθενείς καθίστανται ανίκανοι να αναγνωρίζουν τα αντικείμενα βλέποντάς τα και γενικά αγνοούν τις ανεπάρκειές τους [2].



Εικόνα 1.3: *Λειτουργικές περιοχές του εγκεφάλου [3], [4].*

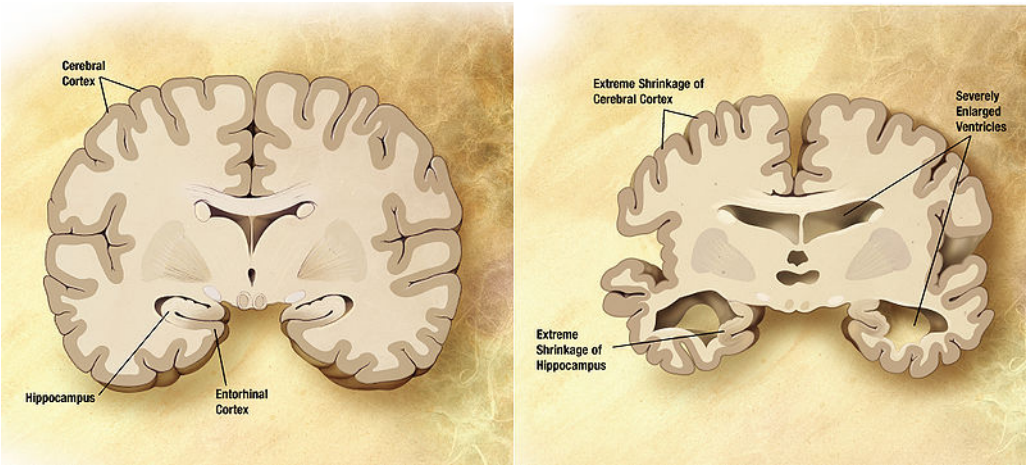
Όλα αυτά μας δίνουν μια σαφή εικόνα για την εγκεφαλική λειτουργία. Ωστόσο υπάρχουν ακόμη πολλά να μάθουμε ώστε να έχουμε την δυνατότητα να κατανοούμε ποιες περιοχές ενεργοποιούνται υπό ποιες συνθήκες, να μπορούμε αναγνωρίζουμε παθολογικές καταστάσεις και να έχουμε μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της περίπλοκης λειτουργίας του. Μια μέθοδος που μας επιτρέπει την μελέτη του ανθρώπινου εγκεφάλου και των ενεργοποιήσεων του είναι το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα που θα αναφερθούμε στα επόμενα κεφάλαια.

1.3 Νόσος Alzheimer

Μια από τις πιο διαδεδομένες ασθένειες του κεντρικού νευρικού συστήματος είναι η νόσος Alzheimer. Είναι μια εκφυλιστική νόσος, η οποία αργά και προοδευτικά καταστρέφει εγκεφαλικά κύτταρα. Πήρε το όνομά της από τον Alois 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. Η νόσος προσβάλλει τη μνήμη και τη νοητική λειτουργία (π.χ., σκέψη, ομιλία κ.λπ.), αλλά μπορεί επίσης να οδηγήσει και σε άλλα προβλήματα, όπως σε σύγχυση, αλλαγές στη διάθεση και αποπροσανατολισμό σε χρόνο και χώρο.

Αρχικά, τα συμπτώματα όπως η διαταραχή στη μνήμη και η απώλεια των νοητικών λειτουργιών, μπορεί να είναι τόσο ήπια ώστε να περνούν απαρατήρητα, τόσο από το ίδιο το άτομο όσο και από την οικογένεια και τους φίλους του. Ωστόσο, καθώς η νόσος εξελίσσεται, τα συμπτώματα γίνονται ολοένα και πιο εμφανή και αρχίζουν να εμπλέκονται με την καθημερινή εργασία και τις κοινωνικές δραστηριότητες.

Υπάρχει σαφής διαφορά μεταξύ των προβλημάτων μνήμης που προκύπτουν λόγω αύξησης της ηλικίας και νόσου Αλτσχάιμερ. Οι διαφορές αυτές τεκμηριώνονται από αντικειμενικά ευρήματα στον εγκέφαλο και από τα συμπτώματα που παρουσιάζουν οι ηλικιωμένοι και οι ασθενείς. Στην άνοια, επηρεάζονται με απώλειες, το σύνολο των πνευματικών γνωσιακών ικανοτήτων. Αντίθετα τα προβλήματα μνήμης λόγω ηλικίας χαρακτηρίζονται κυρίως από μια δυσκολία των ανθρώπων να θυμούνται γεγονότα, πρόσωπα, τόπους και πράγματα που αντιμετωπίζουν καθημερινά.



Εικόνα 1.4: *Φυσιολογικός εγκέφαλος στα αριστερά και με Αλτσχάιμερ στα δεξιά [5].*

Δεν υπάρχει κάποια ένδειξη ότι κάποια συγκεκριμένη ομάδα ανθρώπων είναι πιθανότερο να αναπτύξει τη νόσο του Αλτσχάιμερ. 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. Συγκρίνοντας μεγάλες ομάδες ατόμων με νόσο του Αλτσχάιμερ με άλλους που δεν έχουν τη νόσο, κάποιοι ερευνητές προτείνουν πιθανούς παράγοντες κινδύνου.

Αυτό σημαίνει ότι ορισμένοι άνθρωποι έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα από άλλους να προσβληθούν από τη νόσο. Παρόλα αυτά είναι απίθανο η ασθένεια να οφείλεται σε έναν και μόνο παράγοντα. Είναι πιο πιθανό συνδυασμός παραγόντων (με διαφορετική για τη νόσο βαρύτητα από άτομο σε άτομο) να οδηγεί στην εμφάνισή της. Ωστόσο συνήθως δεν είναι κληρονομική. Επομένως δεν προκαλείται από γονίδιο που παίρνει ένα άτομο από τους γονείς του.

Προσβάλλει συνήθως ανθρώπους πάνω από 65 ετών. Ωστόσο σε σπάνιες περιπτώσεις μπορεί να εμφανιστεί το πρόωρο Αλτσχάιμερ, ίσως και πριν τα 50. Η νόσος Alzheimer είναι η πιο συχνή μορφή άνοιας, αφού ένα ποσοστό 50%-60% του συνόλου των ανοϊκών ασθενών πάσχει από τη νόσο. Σήμερα υπάρχουν 160.000 ασθενείς με άνοια στην Ελλάδα, 7.300.000 στην Ευρώπη και 35.000.000 ασθενείς παγκοσμίως. Οι αριθμοί αυτοί αναμένεται να τριπλασιαστούν μέχρι το 2050 λόγω της συνεχούς αύξησης του προσδόκιμου επιβίωσης, με συνέπεια οι ανοϊκοί ασθενείς παγκοσμίως να ξεπεράσουν τα 100 εκατομμύρια.

1.3.1 Στάδια της νόσου

Προ-Άνοια Τα πρώτα συμπτώματα συχνά συνδέονται με τη γήρανση ή την αρτηριακή πίεση. Η λεπτομερής νευροψυχολογική μελέτη μπορεί να αποκαλύψει ήπιες γνωστικές δυσκολίες μέχρι και οκτώ έτη προτού να εκπληρώσει ένα πρόσωπο τα κλινικά κριτήρια για τη διάγνωση του Αλτσχάιμερ. Αυτά τα πρόωρα συμπτώματα μπορούν να έχουν επιπτώσεις στις πιο σύνθετες καθημερινές δραστηριότητες διαβίωσης. Το πιο αξιοπρόσεχτο πρόβλημα είναι η απώλεια μνήμης, η οποία παρουσιάζεται ως δυσκολία στην επαναφορά των πρόσφατων γεγονότων στη μνήμη και ανικανότητα να συγκρατηθούν νέες πληροφορίες. Προβλήματα με τον προγραμματισμό απλών δραστηριοτήτων ή της ευελιξίας της σκέψης μπορούν επίσης να είναι συμπτώματα των πρώτων σταδίων του Αλτσχάιμερ.

Σε αυτή τη φάση μπορεί να παρατηρηθεί απάθεια, η οποία θα παραμείνει ως το πιο επίμονο νευροψυχιατρικό σύμπτωμα καθ' όλη τη διάρκεια της ασθένειας. Ως προκλινικό στάδιο της ασθένειας αναγνωρίζεται επίσης η ήπια γνωστική εξασθένιση (ΗΓΕ), αλλά το θέμα είναι ακόμη υπό συζήτηση μεταξύ των επιστημόνων.

Στους ανθρώπους με Αλτσχάιμερ, η αυξανόμενη εξασθένιση της εκμάθησης και της μνήμης οδηγεί τελικά στην οριστική διάγνωση από το γιατρό. Σε ένα μικρό ποσοστό ασθενών, οι δυσκολίες με τη ομιλία, τις εκτελεστικές λειτουργίες, την αντίληψη (αγνωσία), ή την εκτέλεση κινήσεων (απραξία) είναι πιο σημαντικές από την εξασθένηση της μνήμης.

Αρχική Άνοια Το Αλτσχάιμερ δεν έχει τις ίδιες επιπτώσεις σε όλες τις ικανότητες μνήμης. Παλαιότερες μνήμες του ασθενή στη ζωή του (επεισοδιακή μνήμη), γεγονότα που μαθαίνονται (σημαντική μνήμη), και η μνήμη του σώματος στο πώς να κάνει διάφορα πράγματα, όπως η χρήση πιρουνιού επηρεάζονται σε μικρότερο βαθμό, σε σχέση με νέα γεγονότα και αναμνήσεις. Τα γλωσσικά προβλήματα χαρακτηρίζονται κυρίως από συρρικνωμένο λεξιλόγιο και μειωμένη άνεση έκφρασης, τα οποία οδηγούν σε γενική εξασθένηση της προφορικής και γραπτής γλώσσας.

Σε αυτό το στάδιο, ο ασθενής είναι συνήθως σε θέση να εκφράσει βασικές ιδέες. Ο ασθενής μπορεί και εκτελεί λεπτές κινήσεις όπως το γράψιμο, το σχέδιο αλλά άλλες κινήσεις γίνονται με δυσκολία, κάνοντας τους πάσχοντες να φαίνονται αδέξιοι. Καθώς η ασθένεια προχωρά, οι ασθενείς συχνά εξακολουθούν να μπορούν να εκτελούν πολλές

εργασίες ανεξάρτητα, αλλά, στις πιο απαιτητικές δραστηριότητες, μπορεί να χρειαστούν βοήθεια ή επίβλεψη [5].

Ανεπτυγμένη Άνοια Η προοδευτική επιδείνωση εμποδίζει τελικά την αυτάρκεια του ασθενούς, έτσι ώστε αυτός να μη μπορεί να πραγματοποιεί τις πιο κοινές δραστηριότητες της καθημερινής ζωής. Οι λεκτικές δυσκολίες γίνονται εμφανείς και οδηγούν συχνές ανακριβείς αντικαταστάσεις λέξεων. Οι δεξιότητες ανάγνωσης και σύνταξης εγγράφων επίσης σταδιακά χάνονται. Ο συντονισμός κινήσεων σταδιακά χάνεται με το πέρασμα του χρόνου, μειώνοντας τη δυνατότητα να εκτελεσθούν καθημερινές δραστηριότητες.

Κατά τη διάρκεια αυτής της φάσης, τα προβλήματα μνήμης επιδεινώνονται και το πρόσωπο μπορεί να αποτύχει να αναγνωρίσει τους στενούς συγγενείς. Η μακροπρόθεσμη μνήμη, που ήταν προηγουμένως άθικτη, εξασθενεί και η συμπεριφορά αλλάζει. Κοινές νευροψυχιατρικές εκδηλώσεις είναι η περιπλάνηση, η οξυθυμία και η αστάθεια, οδηγώντας σε λυγμούς, ξεσπάσματα επιθετικότητας ή αντίστασης [5].

Περίπου το 30% των ασθενών εμφανίζει το σύνδρομο παραληρητικής εσφαλμένης ταυτοποίησης (delusional misidentification syndrome) και άλλα συμπτώματα παραληρητικών ιδεών.

Εξελιγμένη Άνοια Κατά τη διάρκεια αυτού του τελευταίου σταδίου του Αλτσχάιμερ, ο ασθενής εξαρτάται απολύτως από αυτούς που τον φροντίζουν. Η ομιλία μειώνεται σε απλές φράσεις ή ακόμα και μεμονωμένες λέξεις, οδηγώντας τελικά στην πλήρη απώλεια ομιλίας. Παρά την απώλεια των γλωσσικών δυνατοτήτων, οι ασθενείς μπορούν συχνά να καταλάβουν και να επιστρέψουν συναισθηματικά σήματα.

Αν και η επιθετικότητα μπορεί ακόμα να είναι παρούσα, η απάθεια και η πλήρης εξασθένιση είναι τα πιο κοινά χαρακτηριστικά. Οι ασθενείς τελικά δεν θα είναι σε θέση να εκτελέσουν ούτε τις απλούστερες πράξεις χωρίς βοήθεια. Η μάζα και η κινητικότητα μυών επιδεινώνονται σε σημείο όπου ο ασθενής είναι μόνιμα στο κρεβάτι [5].

1.3.2 Οι αιτίες της νόσου

Οι νευρώνες του εγκεφάλου καταστρέφονται και σταδιακά μειώνονται σε αριθμό στη νόσο Αλτσχάιμερ. 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 Αλτσχάιμερ.

Πολλοί ειδικοί πιστεύουν σήμερα ότι ο θάνατος των νευρώνων του εγκεφάλου σχετίζεται με τη δημιουργία στον εγκέφαλο των πλακών της αμυλοειδούς πρωτεΐνης. Οι πλάκες αυτές που είναι συσσωρεύσεις της αμυλοειδούς πρωτεΐνης, παρατηρήθηκαν για πρώτη φορά πριν 100 χρόνια από το γιατρό Alois Alzheimer που περιέγραψε την πάθηση για πρώτη φορά.

Δεν είναι ξεκάθαρο εάν οι πλάκες αμυλοειδούς είναι η αιτία πρόκλησης θανάτου των νευρώνων ή εάν είναι τα υπολείμματα των νεκρωμένων κυττάρων. Επίσης διερευνάται κατά πόσο η παρουσία της αμυλοειδούς είναι αιτία ενεργοποίησης άλλων μηχανισμών σε συνέργεια με πρωτεΐνες που ήδη υπάρχουν στους νευρώνες οδηγώντας έτσι σε εκφυλιστικές αλλοιώσεις.

Συνοπτικά, μπορούμε να πούμε ότι μέχρι σήμερα, οι επιστήμονες δεν κατάφεραν να ανακαλύψουν τι προκαλεί την έναρξη της νόσου Αλτσχάιμερ σε ορισμένους ανθρώπους.

Σήμερα αυξάνονται αλματωδώς οι επιστημονικές ενδείξεις που συνδέουν τους γνωστούς αγγειακούς παράγοντες κινδύνου (υπέρταση, σακχαρώδης διαβήτης, υπερχοληστερολαιμία, υπερομοκυστεϊναιμία, παχυσαρκία, κάπνισμα) με τη νόσο Alzheimer, γεγονός που επιτρέπει την πρόληψή της. Πρόσφατες σχετικές μελέτες δείχνουν ότι ο έλεγχος της αρτηριακής πίεσης, του σωματικού βάρους, των επιπέδων σακχάρου και χοληστερόλης στο αίμα είναι τόσο ευεργετικός για τον εγκέφαλο όσο και για το καρδιαγγειακό σύστημα. Επίσης η διατήρηση σωματικής αλλά και πνευματικής εγρήγορσης φαίνεται ότι προστατεύει από την άνοια. Πρόσφατες μελέτες υποστηρίζουν ότι όσοι ασκούνται πνευματικά (σπουδάζοντας, διαβάζοντας, παιδεύοντας το μυαλό τους) παθαίνουν νόσο Alzheimer σε μικρότερη συχνότητα ή σε ηπιότερη μορφή [6], [7].

1.3.3 Διάγνωση και Θεραπεία

Δεν υπάρχει θεραπεία σήμερα που να προσφέρει ίαση και ούτε υπάρχει τρόπος με τα σύγχρονα δεδομένα να μειωθεί η ταχύτητα εξέλιξης της ασθένειας. Ωστόσο είναι σημαντική η έγκαιρη διάγνωση της, καθώς υπάρχουν φάρμακα και ορισμένες ασκήσεις για την αντιμετώπιση των συμπτωμάτων, με αποτέλεσμα μια καλύτερη ποιότητα ζωής. Για ορισμένους ασθενείς στα πρώτα ή λίγο προχωρημένα στάδια της νόσου, μερικά φάρμακα μπορούν να βοηθήσουν λίγο για τα γνωστικά συμπτώματα. Επίσης άλλα φάρμακα μπορούν να βοηθήσουν για τις διαταραχές της συμπεριφοράς όπως ανησυχία, ταραχή, κατάθλιψη και όταν οι ασθενείς έχουν τάση για περιπλάνηση.

Μια από τις κλινικές διαγνωστικές μεθόδους για τη διάγνωση της ασθένειας Αλτσχάιμερ είναι η ανάλυση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Από την ανάλυση αυτή μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα για την κατάσταση και την λειτουργία του εγκεφάλου και την εξέλιξη του εκφυλισμού.

Κεφάλαιο 2

Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG)

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι η καταγραφή των διαφορών δυναμικού οι οποίες μετρούνται στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου κρανίου και είναι αποτέλεσμα της δράσης του εγκεφάλου.Τα μετρούμενα ηλεκτρικά σήματα είναι ασθενή, από περίπου 1μV ως 100μV. Το μεγαλύτερο ποσοστό της μετρούμενης ηλεκτρικής δραστηριότητας πιστεύεται πως προέρχεται από τους νευρώνες και μάλιστα πως είναι αποτέλεσμα των δυναμικών δράσης, των μετασυναπτικών δυναμικών και των χρονικών νευρωνικών αποπολώσεων. Η πρώτη καταγραφή έγινε από τον Γερμανό ψυχίατρο H. Berger το 1924 ο οποίος την ονόμασε Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ).

Οι εφαρμογές του ΗΕΓ είναι πολλαπλές. Στην νευρολογία, η κύρια διαγνωστική εφαρμογή του είναι στην περίπτωση της επιληψίας. Μια δευτερεύουσα κλινική χρήση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος είναι στη διάγνωση του κώματος , εγκεφαλοπαθειών (Alzheimer κ.α) αλλά επίσης χρησιμεύει ως συμπληρωματική εξέταση στην περίπτωση εγκεφαλικού θανάτου [9].

2.1 Διαδικασία καταγραφής βιολογικών σημάτων

Η καταγραφή βιολογικών σημάτων χρειάζεται ιδιαίτερη ακρίβεια και προσοχή καθώς είναι πολύ σημαντική η αξιοπιστία των μετρήσεων.

Αρχικά το βιολογικό σήμα συλλέγεται από ηλεκτρόδια, τα οποία είναι ειδικοί αισθητήρες που μετατρέπουν το ρεύμα ιόντων στο εσωτερικό του κεφαλιού του εξεταζόμενου, σε ρεύμα ηλεκτρονίων. Το λαμβανόμενο ρεύμα, που αποτελεί και το αρχικό ηλεκτρικό σήμα για το σύστημα, προωθείται προς τα επόμενα στάδια επεξεργασίας.

Η επαφή των ηλεκτροδίων με το δέρμα γίνεται μέσω μιας κολλώδους ουσίας ή μέσω ενός μικρού δακτυλιδιού, που από τη μια μεριά προσκολλάται στο δέρμα και από την άλλη στο κυρίως ηλεκτρόδιο. Στα σημεία στα οποία θα τοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια, το δέρμα πρέπει να καθαριστεί καλά με οινόπνευμα για να επιτύχουμε χαμηλή αντίσταση επαφής, κάτω των 5KΩ. Στα ίδια σημεία χρησιμοποιείται ειδικό υγρό που έχει τον ρόλο ηλεκτρολύτη. Το ηλεκτρόδιο λοιπόν έρχεται σε απ' ευθείας επαφή με τον υποκείμενο ηλεκτρολύτη που χρησιμοποιείται. Έτσι είναι δυνατή η κίνηση ιόντων μέσω του «συνόρου» ηλεκτροδίου - ηλεκτρολύτη μέχρι να επέλθει ισορροπία. Η ισορροπία αυτή είναι συνάρτηση της ιοντικής συγκέντρωσης που υπάρχει στις δύο πλευρές του συνόρου.

Δημιουργούνται τελικά δύο φορτισμένα στρώματα στις δύο πλευρές του συνόρου, ένα στη μεταλλική επιφάνεια και ένα πάνω στις υγρές ουσίες γύρω από το ηλεκτρόδιο, εμφανίζοντας έτσι μια διαφορά δυναμικού η οποία εμποδίζει τη συνέχιση της κίνησης των ιόντων, αλλά είναι ταυτοχρόνως ευαίσθητη στις μεταβολές των συγκεντρώσεων των ιόντων. Όταν μέσα στον εγκέφαλο υπάρξει σήμα, δηλαδή ροή ιόντων, αυτό θα προκαλέσει μεταβολή της ιοντικής συγκέντρωσης και αυτόματα μεταβολή της διαφοράς δυναμικού των στρωμάτων, άρα και ροή ηλεκτρονίων από την πλευρά του αγώγιμου ηλεκτροδίου.

Την απαίτηση αυτή ικανοποιούν ηλεκτρόδια αποτελούμενα από το συνδυασμό ενός μετάλλου με το αντίστοιχο άλας του. Ένα από τα συνήθως χρησιμοποιούμενα ηλεκτρόδια είναι αυτό που κατασκευάζεται από άργυρο (Ag) και χλωριούχο άργυρο (AgCl) και χρησιμοποιείται με ηλεκτρολύτη που περιέχει κυρίως ανιόντα χλωρίου (Cl-) [15] [17].

Επειδή τα σήματα που λαμβάνονται από το ΗΕΓ είναι πολύ ασθενή, επόμενο βήμα είναι η ενίσχυση τους. Το κάθε σήμα το οποίο ενισχύεται στο ΗΕΓ είναι η διαφορά μεταξύ των δυναμικών που ανά πάσα στιγμή παρουσιάζουν δύο ηλεκτρόδια μεταξύ τους. Ηλεκτρόδια τα οποία βρίσκονται πάνω από εγκεφαλικές περιοχές οι οποίες παρουσιάζουν δραστηριότητα λέγεται ότι αντιστοιχούν σε ενεργά σημεία. Αντίθετα, ηλεκτρόδια τοποθετημένα πάνω από περιοχές που θεωρείται ότι δεν έχουν σχέση με εγκεφαλική λειτουργία λέγεται ότι αντιστοιχούν σε ανενεργά σημεία. Όταν το μετρούμενο σήμα προκύπτει ως διαφορά δυναμικού δύο ηλεκτροδίων ενεργών περιοχών, τότε, σύμφωνα με την ορολογία του ΗΕΓ έχουμε διπολική μέτρηση. Διπολικές μετρήσεις για 15 ως 30 ηλεκτρόδια είναι η κοινή μεθοδολογία σε κλινικές νευρολογικές εξετάσεις ΗΕΓ. Αυτή η μέθοδος προσφέρει το πλεονέκτημα ότι απορρίπτει τυχόν παράσιτα τα οποία είναι κοινά στα δύο ηλεκτρόδια. Οι διαφορές δυναμικού που ανιχνεύονται, οδηγούνται στο τμήμα της ενισχυτικής διάταξης του ΗΕΓ, η οποία περιέχει και διατάξεις φιλτραρίσματος.

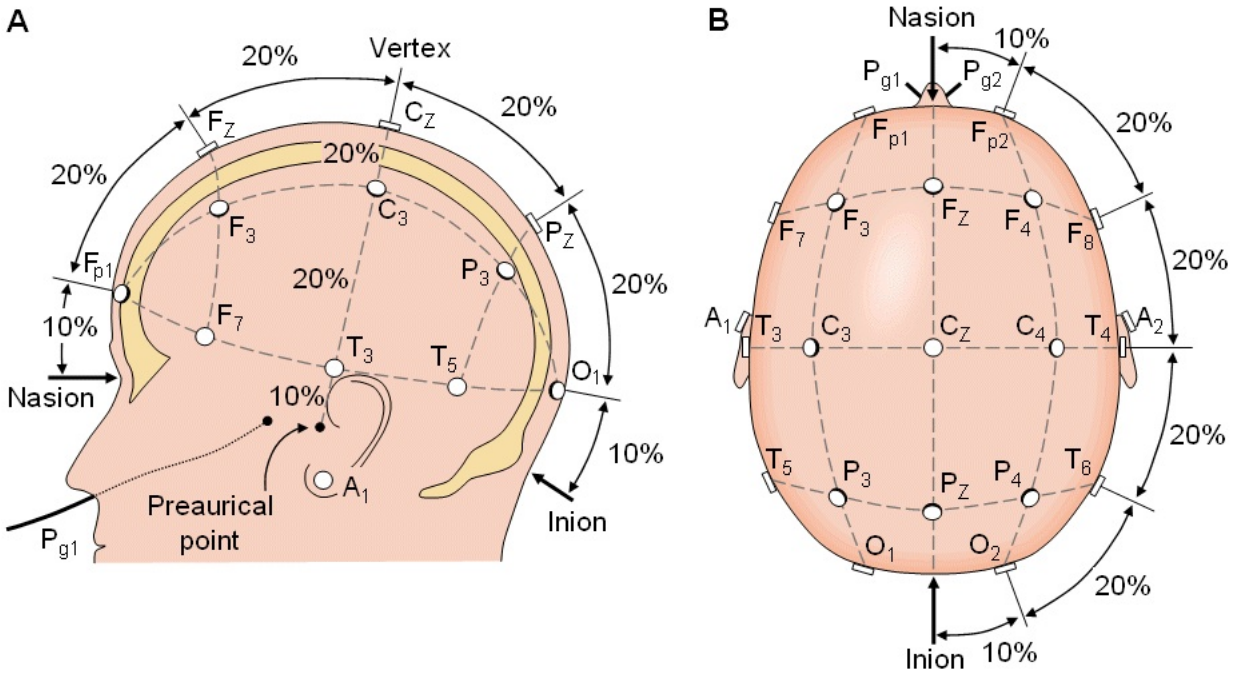
Το φίλτρο έχει ως στόχο να αφαιρέσει τον θόρυβο έτσι ώστε το σήμα να μην έχει παραμορφώσεις. Μία τυπική περίπτωση θορύβου που θα πρέπει να αφαιρεθεί είναι ο θόρυβος λόγω παρεμβολών τροφοδοσίας που τις περισσότερες φορές είναι στα 50Hz.

Κατόπιν τα αναλογικά σήματα μέσω συσκευής πολυπλεξίας οδηγούνται στον μετατροπέα αναλογικού σε ψηφιακό σήμα (A/D converter) όπου τα ψηφιακά πλέον σήματα καταμετρώνται σε ηλεκτρονικό βολτόμετρο. Στη συνέχεια, ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής λαμβάνει τα ψηφιακά δεδομένα των μετρήσεων, οπότε υπάρχει η δυνατότητα για ψηφιακή επεξεργασία και απεικόνιση του σήματος, είτε κατά τη διάρκεια των μετρήσεων, είτε σε υστερότερο χρόνο εφόσον αποθηκευτεί το σήμα στο δίσκο του υπολογιστή. Ο ηλεκτρονικός υπολογιστής, τις περισσότερες φορές έχει την δυνατότητα να ελέγχει και μια συσκευή χορήγησης ερεθισμών. Στην περίπτωση αυτή μπορούν να υλοποιηθούν μετρήσεις οι οποίες περιλαμβάνουν ελεγχόμενες δοκιμασίες προς τον εξεταζόμενο με χορήγηση π.χ. συγκεκριμένων ήχων, λέξεων, αριθμών, εικόνων κλπ. Έτσι επιτυγχάνεται συγχρονισμός της χορήγησης των ερεθισμών με την καταγραφή των δυναμικών που προκύπτουν ως αποτέλεσμα του ερεθισμού κάτι που έχει μεγάλη σημασία για τα Προκλητά Δυναμικά που θα αναφερθούν παρακάτω [17].

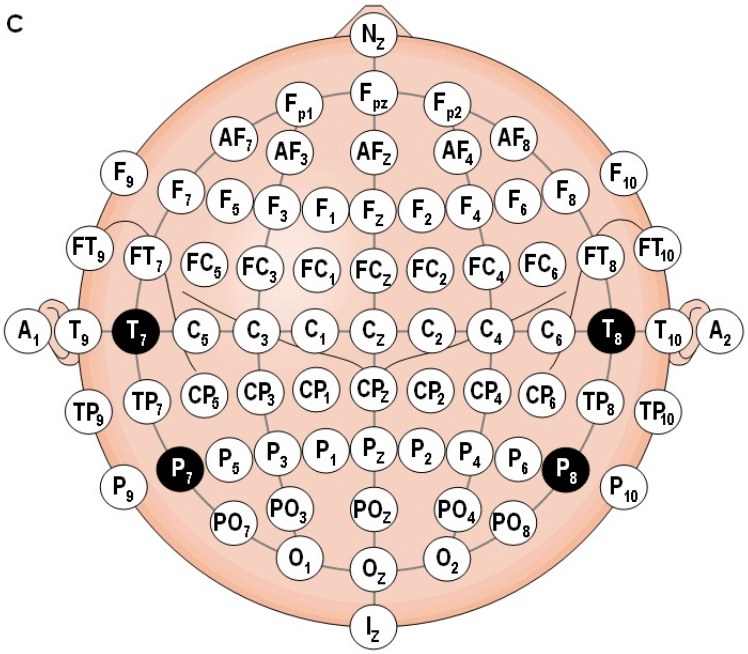
2.2 Διεθνές Σύστημα 10-20 για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων

Το πιο διαδεδομένο σύστημα για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στην επιφάνεια του κεφαλιού, είναι το διεθνές σύστημα 10-20 (International 10-20 System of electrode Placement) που επινοήθηκε από τον Herbet H. Jasper, το 1958. Σε αυτό 21 ηλεκτρόδια τοποθετούνται όπως φαίνεται στην εικόνα 2.1. Οι θέσεις τους ορίζονται ως εξής.

Σημείο αναφοράς είναι η περιοχή *nation* η οποία βρίσκεται στο ύψος των ματιών και η περιοχή *inion*, που βρίσκεται στο αντιδιαμετρικό σημείο, στο πίσω μέρος του κεφαλιού. Από αυτά τα σημεία, οι περίμετροι του κρανίου μετρούνται ως εγκάρσιες και οριζόντιες επιφάνειες. Οι θέσεις των ηλεκτροδίων καθορίζονται, διαιρώντας τις περιμέτρους σε τμήματα μεγέθους 10% και 20% του αρχικού. Τα υπόλοιπα τοποθετούνται σε ισομετρικές αποστάσεις από τα γειτονικά τους σημεία. Συμπληρωματικά έχουν οριστεί άλλα τέσσερα ηλεκτρόδια, τα οποία βρίσκονται στις μέσες αποστάσεις του 10%. Αυτά είναι τα T7, T8, P7 και P8 τις εικόνας 2.2. Οι ονομασίες των ηλεκτροδίων χαρακτηρίζονται από ένα γράμμα που δείχνει τον λοβό τοποθέτησης, μαζί με έναν αριθμό ή ένα άλλο γράμμα που δείχνει την ημισφαιρική θέση [8].



Εικόνα 2.1: *Το Διεθνές πρότυπο σύστημα 10-20 όπως παρουσιάζεται στο (A) από αριστερά και (B) από την πάνω μεριά του κεφαλιού. A = λοβός αυτιών, C = κεντρικός, Pg = ρινοφαρυγγικός, P = πλευρικός, F = μετωπικός, FP = μετωπικός πολικός O = ινιακός [8].*



Εικόνα 2.2: *Θέση και ονοματολογία των ενδιάμεσων ηλεκτροδίων 10% όπως τυποποιείται από την American Electroenphalographic Society [8].*

2.3 Μελέτη Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος

Τα σήματα που καταγράφονται κατά τη διάρκεια ενός ΗΕΓ, περιέχουν δραστηριότητα, η οποία διακρίνεται στις παρακάτω κατηγορίες.

- Φυσιολογική δραστηριότητα (Normal activity)
- Σήματα μη-εγκεφαλικής προέλευσης (Artifacts)
- Προκλητά δυναμικά (EP)

2.4 Φυσιολογική δραστηριότητα–Normal activity

Η μελέτη του ΗΕΓ βασίζεται στη διάκριση, κατά τις καταγραφές δυναμικού ως συνάρτηση του χρόνου, της ύπαρξης ή μη συγκεκριμένων κυματομορφών, των λεγόμενων ρυθμών των οποίων κύριο χαρακτηριστικό είναι οι συχνότητες των αρμονικών από τις οποίες αποτελούνται, δηλαδή το φασματικό περιεχόμενο [13].

Έχουν αναγνωριστεί και αναφέρονται στη βιβλιογραφία έξι διακριτοί τύποι συνεχούς ρυθμικής ημιτονοειδούς εγκεφαλικής δραστηριότητας: άλφα, βήτα, δέλτα, θήτα, γάμμα και μι. Η διάκριση μεταξύ τους γίνεται με βάση το τμήμα του φάσματος συχνοτήτων στο οποίο αυτοί εμφανίζονται, χωρίς όμως να υπάρχει απόλυτη συμφωνία για τα όρια και το εύρος κάθε περιοχής.

Δέλτα ρυθμός(0.5-4Hz): Πρόκειται για μεγάλου πλάτους (≈ 75 μV) και χαμηλής συχνότητας (≤ 4 Hz) ηλεκτρομαγνητικές ταλαντώσεις που φυσιολογικά καταγράφονται στους ενήλικες κατά το τρίτο και τέταρτο στάδιο του ύπνου ενώ σε κατάσταση εγρήγορσης μόνο σε νεογέννητα 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.

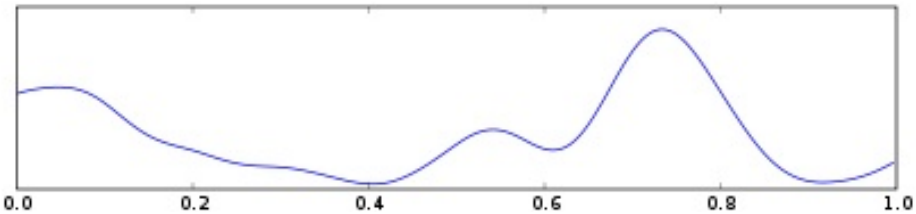
Θήτα (4- 8Hz): Τα κύματα εγκεφάλου θήτα συναντώνται κατά τη διάρκεια της βαθιάς περισυλλογής και του ελαφρού ύπνου, συμπεριλαμβανομένων των ονείρων. Το θήτα είναι η σφαίρα του υποσυνείδητου μυαλού μας. Οι ζωηρές απεικονίσεις, η μεγάλη έμπνευση, η βαθιά δημιουργικότητα, η εξαιρετική διορατικότητα καθώς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

Άλφα ρυθμός(8-13 Hz): Πρόκειται για ηλεκτρομαγνητικές ταλαντώσεις στη συχνοτική περιοχή 8 – 13 Hz. Ο ρυθμός αυτός πήρε το όνομα του επειδή ήταν ο πρώτος που μελετήθηκε από τον Hans Berger (1929). Ο α-ρυθμός εντοπίζεται κυρίως στον ινιακό λοβό ενώ είμαστε ξύπνιοι, σε χαλάρωση και με τα μάτια κλειστά, αντιπροσωπεύοντας κατά κάποιο τρόπο τη δραστηριότητα του οπτικού φλοιού απουσία εξωτερικών ερεθισμών. Το κλείσιμο ή το άνοιγμα, των ματιών προκαλεί αύξηση ή μείωση αντίστοιχα, του άλφα ρυθμού.

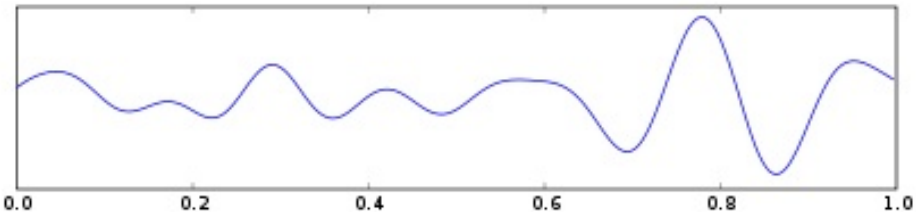
Βήτα ρυθμός(13-30 Hz) : Με τον όρο αυτό χαρακτηρίζεται η εγκεφαλική ηλεκτρομαγνητική δραστηριότητα που καταγράφεται σε συχνότητες μεγαλύτερες από 12Hz και εμφανίζεται όταν είμαστε ξύπνιοι σε κατάσταση φυσιολογικής εγρήγορσης. Τα πλάτη του σε διάφορες συχνοτικές περιοχές έχουν συχνά συσχετιστεί με λειτουργίες όπως είναι η νοητική συγκέντρωση και η σκέψη σε καταστάσεις άγχους. Η εμφάνιση του β-ρυθμού επηρεάζεται επίσης από παθολογικούς παράγοντες και από τη χρήση φαρμάκων (π.χ. τα ηρεμιστικά-υπνωτικά μπορεί να επιτείνουν την έκφρασή του) [9].

Γάμμα ρυθμός(30-80 Hz) : Κατ' αναλογία με τον β-ρυθμό, οι ταλαντώσεις τύπου γ κυριαρχούν στο εγκέφαλο σε φάσεις λειτουργικής εγρήγορσης, κίνησης, σωματοαισθητικής αντίληψης και πρόβλεψης, ενώ έχει επίσης προταθεί η άποψη ότι ο συγχρονισμός στις συχνότητες γάμμα είναι σημαντικός για το συσχετισμό στο χρόνο των αισθητικών ερεθισμάτων.

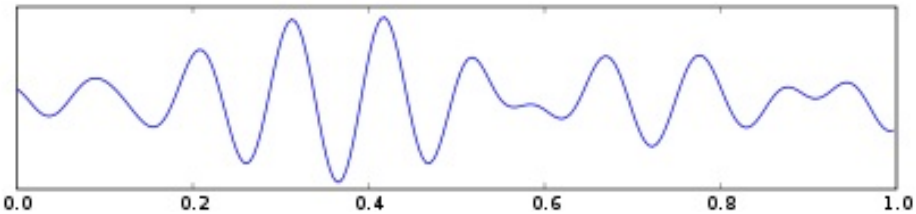
Μι ρυθμός(8-18 Hz): Εγκεφαλική δραστηριότητα που έχει παρατηρηθεί στην ίδια συχνοτική περιοχή με τον α-ρυθμό αλλά εστιάζεται στον σωματοκινητικό φλοιό, αναφέρεται στη βιβλιογραφία ως μ-ρυθμός. Κατ' αντιστοιχία με τα προηγούμενα, ο μ-ρυθμός εξασθενεί όταν υπάρχει κίνηση (ή πρόθεση για κίνηση), σηματοδοτώντας έτσι τις περιόδους ηρεμίας [12].



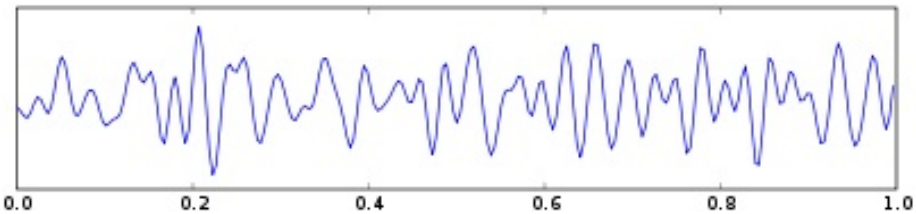
Εικόνα 2.3: *ρυθμός δέλτα [9].*



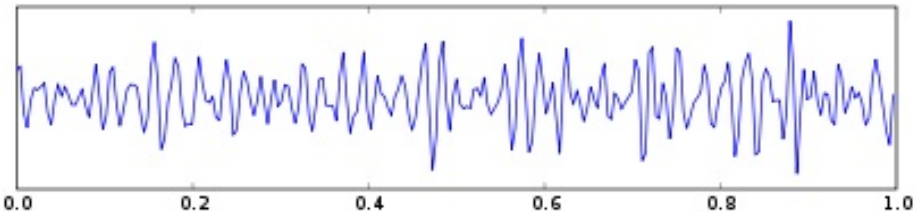
Εικόνα 2.4: *ρυθμός θήτα [9].*



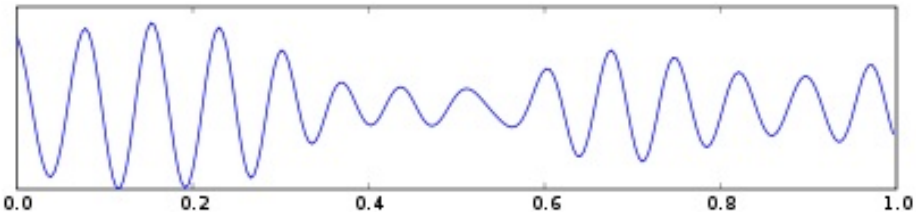
Εικόνα 2.5: *ρυθμός άλφα [9].*



Εικόνα 2.6: *ρυθμός βήτα [9].*



Εικόνα 2.7: *ρυθμός γάμμα [9].*



Εικόνα 2.8: *ρυθμός μι [9].*

2.5 Σήματα μη-εγκεφαλικής προέλευσης–Artifacts

Τα ηλεκτρικά σήματα τα οποία καταγράφονται κατά τη διάρκεια ενός ΗΕΓ, αλλά προέρχονται από μη-εγκεφαλικής προέλευσης αίτια, ονομάζονται artifacts. Το εύρος του δυναμικού τους μπορεί να είναι αρκετά μεγαλύτερο σε σχέση με των πηγών ενδιαφέροντος και αυτό οδηγεί στην «μόλυνση» των καταγραφών. Αυτός είναι ένας από τους λόγους που απαιτείται εμπειρία στην μελέτη και στην διάκριση τέτοιων δραστηριοτήτων από τις φυσιολογικές δραστηριότητες του εγκεφάλου. Μερικά από τα πιο κοινά είδη artifacts είναι:

2.5.1 Βιολογικά ή σωματικά artifacts

Οφθαλμικά artifacts: Παράγονται συνήθως από την διαφορά δυναμικού που παρουσιάζεται μεταξύ κερατοειδούς και αμφιβληστροειδούς χιτώνα. Μικρές ή μεγάλες κινήσεις των ματιών μπορούν να γίνουν αισθητές στο εγκεφαλογράφημα (EEG) είτε να καταγράφονται με τη χρήση ηλεκτρο-οφθαλμογραφήματος (EOG) [10]. Οι τιμές των δυναμικών είναι ιδιαίτερα υψηλές, γι αυτό και καταγράφονται ακόμη και από ηλεκτρόδια που είναι τοποθετημένα στο πίσω μέρος του κεφαλιού. Επίσης τέτοιου είδους σήματα μπορεί να προκαλέσει επιπρόσθετα το άνοιγμα/κλείσιμο των βλεφάρων. Ενώ στην πλειοψηφία τους οι καταγραφές αυτές θεωρούνται artifacts, ορισμένες φορές μπορούν να χρησιμεύσουν στην μελέτη διαταραχών του ύπνου.

Εικόνα 2.9: *Άνοιγμα/κλείσιμο ματιών [11].*

Εικόνα 2.10: *Κίνηση ματιών [11].*

Μυϊκές συσπάσεις: Τα artifacts αυτής της κατηγορίας είναι από τα πιο συνηθισμένα. Προκαλούνται από τις συσπάσεις των μυών που βρίσκονται γύρω από την περιοχή του προσώπου και του αυχένα. Είναι εύκολο να αναγνωριστούν καθώς εμφανίζουν ιδιαίτερη μορφολογία και έχουν μικρή διάρκεια. Η συχνότητα τους ποικίλει, αν και συνήθως είναι πολύ ψηλή με αποτέλεσμα να μπορούν να εξαλειφθούν με τη χρήση χαμηλοπερατού φίλτρου στο στάδιο της ενίσχυσης του ηλεκτροεγκεφαλικού σήματος. Αντίστοιχης μορφής σήματα μπορεί να προκληθούν και από την αναπνευστική λειτουργία.

Εικόνα 2.11: *Συσπάσεις μυών [11].*

Καρδιακές συσπάσεις: Τα σήματα αυτά προέρχονται από τη ρυθμική συστολή / διαστολή των αιμοφόρων αγγείων και καταγράφονται από τα ηλεκτρόδια που βρίσκονται πάνω ή κοντά σε αυτά. Οι μεγαλύτερες σε πλάτος καταγραφές παρουσιάζονται συχνότερα στα ηλεκτρόδια A1 και A2, τα οποία βρίσκονται κοντά στα αυτιά. Επειδή τα καρδιακά artifacts είναι εύκολο να μπερδευτούν με άλλες λειτουργίες, τα σύγχρονα ΗΕΓ διαθέτουν ένα επιπλέον κανάλι για την καταγραφή των παλμών της καρδιάς. Αυτό επίσης μας δίνει την δυνατότητα να μελετάμε ταυτόχρονα καταστάσεις όπως καρδιακές αρρυθμίες ή άλλες καρδιακές δυσλειτουργίες [18].

Εικόνα 2.12: *Παλμοί καρδιάς [11].*

Artifacts δέρματος: Μερικές βιολογικές λειτουργίες όπως είναι η εφίδρωση μπορεί να προκαλέσουν μεταβολή στην σύνθετη αντίσταση. Αιτία είναι το χλωριούχο νάτριο και το γαλακτικό οξύ, τα οποία αντιδρούν με τα μέταλλα των ηλεκτροδίων. Επίσης η παρουσία ενός αιματώματος κάτω από την επιφάνεια του δέρματος ίσως προκαλέσει αλλοιώσεις στις μετρήσεις.

Αναπνευστική λειτουργία: Κατά τη διάρκεια της μπορεί να παραχθούν δύο κατηγοριών artifacts. Ένας τύπος είναι με τη μορφή αργής και ρυθμικής δραστηριότητας. Ταυτόχρονα με την κίνηση του σώματος κατά την διάρκεια της αναπνοής, μπορεί να επηρεαστεί η αντίσταση ενός ηλεκτροδίου. Ο άλλος τύπος μπορεί να είναι αργά ή απότομα κύματα που εμφανίζονται σε συγχρονισμό με την εισπνοή ή εκπνοή. Σήμερα υπάρχουν πολλές

εμπορικές συσκευές, για την παρακολούθηση της αναπνοής που μπορούν να συνδεθούν στο μηχάνημα του ΗΕΓ.

2.5.2 Artifacts προερχόμενα απ' το περιβάλλον

Θόρυβος τροφοδοσίας: Το δίκτυο ηλεκτρικής ενέργειας είναι πιθανό να προκαλέσει θόρυβο κατά τη διάρκεια καταγραφής σημάτων μέχρι 50 Hz. Αν ο θόρυβος έχει μέγιστη συχνότητα 50 Hz, είναι εύκολο να εξαλειφθεί με την χρήση ενός χαμηλοπερατού φίλτρου. Αν όμως τυχαίνει να έχει χαμηλή συχνότητα, η αφαίρεση του κατά το στάδιο της ενίσχυσης του ηλεκτροεγκεφαλικού σήματος δεν είναι εφικτή, αφού οι χαμηλές συχνότητες μεταφέρουν μεγάλο ποσοστό πληροφορίας και δεν επιθυμούμε να χαθεί.

Εικόνα 2.13: *Θόρυβος τροφοδοσίας 50 Hz [11].*

Περιβαλλοντικοί παράγοντες: Τεχνικά σφάλματα μπορούν να προκληθούν επίσης από εξωτερικούς παράγοντες. Για παράδειγμα η κίνηση ενός ατόμου στο χώρο μπορεί να δημιουργήσει artifacts χωρικής ή ηλεκτροστατικής προέλευσης. Επιπλέον ηλεκτρονικές συσκευές όπως ραδιόφωνο, τηλεόραση, το σύστημα τηλεειδοποίησης του νοσοκομείου ίσως δημιουργήσουν παρεμβολές όπως υπερφόρτωση των ενισχυτών της συσκευής καταγραφής ή εκτροπή των ακροδεκτών με αποτέλεσμα την αδυναμία λήψης σήματος.

Από τα τεχνικά σφάλματα που παρουσιάστηκαν παραπάνω μόνο ο θόρυβος τροφοδοσίας μπορεί να απορριφθεί με την εφαρμογή κατάλληλου φίλτρου. Για την απομάκρυνση των υπολοίπων κρίνεται απαραίτητη η χρήση της μεθόδου ICA (Ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών) και επιλογή εκείνων των συνιστωσών που δεν αποτελούν artifacts. Η διαδικασία αυτή γίνεται ως επί των πλείστον με οπτική θεώρηση.

Σκοπός αυτής της εργασίας είναι να προτείνει μια εναλλακτική μέθοδο, ώστε να δίνεται η δυνατότητα να χρησιμοποιούνται γνωστές πληροφορίες (που αφορούν κυρίως τα σήματα ενδιαφέροντος) για την χωρική φύση των σημάτων, για τον καλύτερο διαχωρισμό τους από τα τεχνικά σφάλματα. Αυτό είναι πολύ σημαντικό, αν σκεφτούμε ότι η ιατρική παρατήρηση δυσχεραίνεται ή ακόμη μπορεί να χάσει κάποια από την ακρίβεια της, λόγω των επιδράσεων των artifacts, τα οποία πολλές φορές «μιμούνται» τις κυματομορφές ενδιαφέροντος. Η απομάκρυνσή τους οδηγεί στην παρατήρηση καθαρού ΗΕΓ που με την σειρά της οδηγεί σε ασφαλέστερα συμπεράσματα.

2.6 Προκλητά δυναμικά–Evoked potentials

Μία από τις κατηγορίες βιοσημάτων τα οποία προκύπτουν από το ΗΕΓ είναι τα Βιωματικά Δυναμικά (ΒΔ) (Event Related Events, ERP). Βιωματικά Δυναμικά ονομάζονται οι διαφορές δυναμικού που καταγράφονται στη δερματική επιφάνεια του κεφαλιού οι οποίες προκαλούνται ως απόκριση ή ως προετοιμασία σε κάποιο συγκεκριμένο γεγονός το οποίο συμβαίνει στον εξωτερικό περιβάλλον ή είναι αποτέλεσμα ενδοψυχολογικής διαδικασίας. [20] Λόγω της ιδιότητας που έχουν να παρατηρούνται στο επιφανειακό μέρος του κεφαλιού έχουν το πλεονέκτημα ότι αποτελούν ένα μη επεμβατικό τρόπο εκτίμησης της εγκεφαλικής λειτουργίας.

Τα Βιωματικά Δυναμικά χωρίζονται στα Προκλητά Δυναμικά (Evoked Potentials), όταν το ερέθισμα είναι εξωτερικό δηλαδή προέρχεται από το περιβάλλον του εξεταζόμενου και στα Εκπεμπόμενα Δυναμικά (Emitted Potentials), όταν σχετίζονται με κάποια ψυχολογική διαδικασία του εξεταζόμενου. Η φύση τους είναι τέτοια ώστε να παρατηρούνται σε συγκεκριμένα και διακριτά χρονικά διαστήματα τα οποία είναι πολύ μικρής διάρκειας της τάξης των χιλιοστοδευτερολέπτων (ms).

Τα Προκλητά δυναμικά (Π.Δ.) έχουν μελετηθεί σε ασθενείς με νευρολογικές διαταραχές (που εντοπίζονται συνήθως στον έλεγχο των αισθήσεων και κυρίως της όρασης και της ακοής) από τις αρχές της δεκαετίας του 1950. Στην κλινική πράξη, όμως, άρχισαν να χρησιμοποιούνται από τις αρχές της δεκαετίας του 1970 οπότε καθορίστηκε και η διαγνωστική τους χρησιμότητα. Χρησιμοποιούνται ευρέως στην κλινική πράξη γιατί παρέχουν αντικειμενικά αποτελέσματα και εκτιμήσεις για τη λειτουργία των αισθητηριακών συστημάτων και οδών. Η μεγάλη χρησιμότητα τους βασίζεται στην ικανότητά τους α) να περιγράφουν και να αποδεικνύουν τη μη φυσιολογική λειτουργία των αισθητηριακών συστημάτων όταν το ιστορικό του ατόμου ή οι νευρολογικές, νευροψυχολογικές, ακουολογικές και οφθαλμολογικές εξετάσεις δεν είναι σαφείς, β) να αποκαλύπτουν τις δυσλειτουργίες στα αισθητηριακά συστήματα όταν τα πρόδρομα συμπτώματα μας οδηγούν στην υπόθεση κάποιας απομυελινωτικής νόσου και να αποκλείουν δυσλειτουργίες σε κάποια άλλη περιοχή του κεντρικού νευρικού συστήματος, γ) να διασαφηνίζουν την πορεία της νόσου σύμφωνα με τις ανατομικές βλάβες που έχει προκαλέσει και δ) να ελέγχουν με ακρίβεια και αντικειμενικότητα κάθε φορά τις αλλαγές στην κατάσταση του ασθενή. Επίσης λειτουργούν ως προέκταση μιας κλινικής εξέτασης παρέχοντας τα απαιτούμενα αριθμητικά δεδομένα του ποσοστού δυσλειτουργίας και απεικονίζοντας την πορεία της διαταραχής [19].

Ανάλογα με το είδος του εξωτερικού ερεθίσματος που τα προκαλεί διακρίνονται σε:

- **Οπτικά Π.Δ. (Visual Evoked Potentials, VEP):**

  ’Οταν τα ερεθίσματα σχετίζονται με την όραση όπως η εμφάνιση εικόνων, λάμψεις, αλλαγές χρωμάτων κλπ.

- **Ακουστικά Π.Δ. (Auditory Evoked Potentials, AEP):**

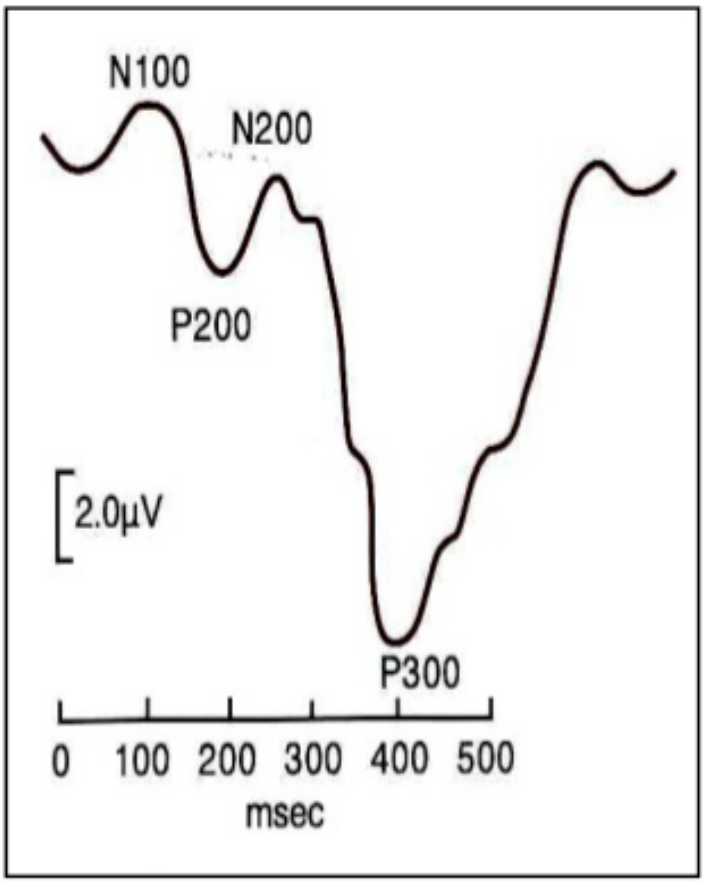
  ’Οταν τα ερεθίσματα σχετίζονται με την ακοή όπως εκφώνηση λέξεων, κρότοι, εναλλαγή ήχων διαφορετικών συχνοτήτων, έντασης και διάρκειας.

- **Σωματοαισθητικά Π.Δ. (Somatosensory Evoked Potentials, SEP):**

  Τα εξωτερικά ερεθίσματα είναι μικρής διάρκειας και έντασης ηλεκτρικά ρεύματα που ερεθίζουν κάποια συγκεκριμένα νεύρα.

Μία σημαντική παράμετρος που διαχωρίζει τα Π.Δ. σχετίζεται με τον χρόνο εμφάνισής τους σε σχέση με το εξωτερικό ερέθισμα (λανθάνων χρόνος). Για παράδειγμα, τα ακουστικά Π.Δ. διακρίνονται σε πρώιμα (early) (2-12 msec από τη στιγμή του ερεθίσματος), μέσα (middle) (12-50 msec) και αργά ή ύστερα (late) (50-800 msec). Εύκολα μπορεί κανείς να παρατηρήσει πως το εύρος ζώνης των κυματομορφών μειώνεται ενώ το πλάτος αυξάνεται καθώς αυξάνει ο λανθάνων χρόνος (latency εικόνα 2.14). Μπορούμε να πούμε ότι κατά προσέγγιση, τα πρώιμα δυναμικά έχουν πλάτη της τάξης των 0.1 μV έως 0.5 μV και συχνότητα 100 έως 1000 Hz, ενώ τα ύστερα δυναμικά έχουν αντίστοιχα πλάτη από 1 έως 20 μV και συχνότητες 0.1 έως 5 Hz.

Οι διαφοροποιήσεις αυτές στο εύρος ζώνης και το πλάτος οφείλονται στο σημείο έκλυσης των δυναμικών μέσα στον ανθρώπινο εγκέφαλο. Συγκεκριμένα, τα πρώιμα σχετίζονται με την διαβίβαση των νευρωνικών ώσεων κατά μήκος του ακουστικού ή οπτικού νεύρου για ακουστικά ή οπτικά προκλητά δυναμικά και κατά μήκος της σωματοαισθητικής οδού για τα σωματοαισθητικά. Αντίθετα τα ύστερα δυναμικά αντανακλούν την εγκεφαλική δραστηριότητα περιοχών του φλοιού ως αντίδραση στην άφιξη της εξωτερικής πληροφορίας.



Εικόνα 2.14: *Σχηματική παράσταση Προκλητών Δυναμικών.*

Μια άλλη κατηγορία διαχωρισμού των Π.Δ. είναι η διάκριση σε ενδογενή και εξωγενή, η οποία οφείλεται στο τρόπο με τον οποίο σχετίζονται με το εξωτερικό ερέθισμα [21].

Τα εξωγενή έχουν να κάνουν με την φύση του εξωτερικού ερεθίσματος (ένταση, συχνότητα κλπ.) και σχετίζονται με την ακεραιότητα των αισθητηριακών οδών. Παρατηρούνται σε χρόνο μικρότερο των 100msec από την παραγωγή του ερεθίσματος. Αντίθετα τα ενδογενή έχουν την βάση τους στην ψυχολογική επίδραση του εξωτερικού ερεθίσματος στον άνθρωπο καθώς σχετίζονται με διάφορα στάδια νοητικής επεξεργασίας των εξωτερικών ερεθισμάτων. Παρατηρούνται σε χρόνο μεγαλύτερο των 70 ms και επηρεάζονται από καταστάσεις όπως αν το ερέθισμα είναι γνωστό ή άγνωστο, αν είναι δυσάρεστο ή ευχάριστο, αν σχετίζεται με κάποια προγενέστερη προσωπική εμπειρία του εξεταζομένου κλπ. [20]

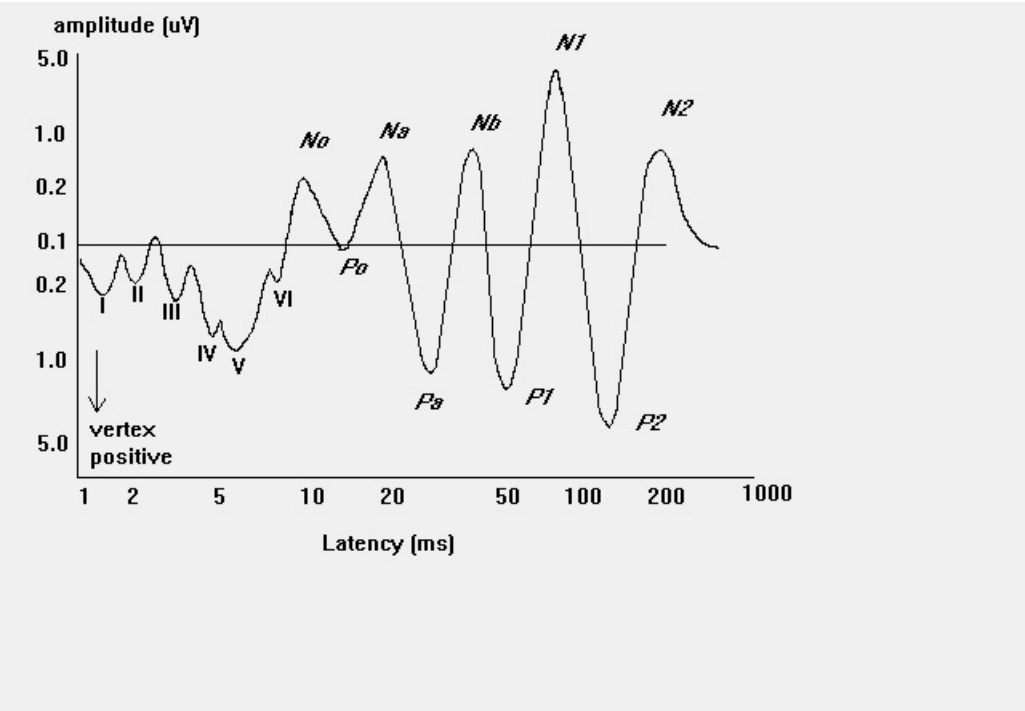
Για την αποτελεσματικότερη μελέτη των προκλητών δυναμικών πρέπει να σταθούμε για λίγο στα επιμέρους συστατικά (components) των σημάτων. Τα συστατικά αυτά είναι τμήματα κυματομορφών του συνολικού σήματος, οι οποίες καθορίζονται με βάση:

- Τις κορυφώσεις (αρνητικές ή θετικές) του πλάτους δυναμικού
- Τη χρονική στιγμή στην οποία κατά προσέγγιση λαμβάνει χώρα η κορύφωση
- Το χρονικό εύρος το οποίο καταλαμβάνει η μερική κυματομορφή που περιέχει τη συγκεκριμένη κορύφωση

Το πλάτος των συστατικών μετράται συνήθως με βάση την ισοηλεκτρική γραμμή (= 0 Volts) ή το επίπεδο δυναμικού που έχει προκαθοριστεί κατά την έναρξη της διαδικασίας μέτρησης ή εναλλακτικά από μια προηγούμενη κορύφωση.

Για τα ακουστικά Π.Δ. ο χαρακτηρισμός και ο διαχωρισμός των κυματομορφών έχει ως εξής:

1. Στα πρώιμα δυναμικά (2-12 ms) από την στιγμή που λαμβάνει χώρα το ακουστικό ερέθισμα, επτά κορυφώσεις έχουν αριθμηθεί από το i έως και vii.
2. Στα μέσου χρόνου δυναμικά (12-50 ms) ανήκουν τα συστατικά N_o, P_o, N_a, P_a, N_b. Οι κορυφώσεις N_o,P_o, εμφανίζονται πριν τα 20 ms και κατά ακολουθία οι N_a, P_a, N_b γύρω στα 20, 30 και 40 ms.
3. Στα ύστερα δυναμικά (50ms και πάνω) αναφέρονται τα συστατικά N_{100}, P_{200}, N_{200}, P_{300}, N_{400}, όπου N ή P σημαίνει αρνητική ή θετική κορύφωση και ο δείκτης αναφέρεται στον λανθάνοντα χρόνο εμφάνισης του μεγίστου σε msec [22].



Εικόνα 2.15: *Σχηματική παράσταση Ακουστικών Π.Δ.*

Κάθε κορύφωση έχει συσχετιστεί με συγκεκριμένες εγκεφαλικές διεργασίες. Παρουσιάζονται παρακάτω, αναλυτικά τα χαρακτηριστικά τους γνωρίσματα.

P_{50}: Θεωρείται ο δείκτης των προσυνειδητών πτυχών προσοχής και αντικατοπτρίζει την μετάβαση των πληροφοριών από το θάλαμο στα φλοιώδη προβλητικά πεδία.

N_{100}: Πρόκειται για την πιο μεγάλη αρνητική κορύφωση, από 90 ως 150 ms μετά την παρουσίαση του ερεθίσματος. Έχει σχέση με την λειτουργία της προσοχής και την επιλεκτική μνήμη. Η επιστημονική κοινότητα θεωρεί ότι το N_{100} αντανακλά την άμεση εγρήγορση η οποία οφείλεται σε κάποιο ειδικό αισθητήριο σύστημα (οπτικό, ακουστικό κ.τ.λ.) λόγω του ερεθίσματος. Επίσης επηρεάζεται από εξωγενείς παράγοντες διέγερσης όπως είναι η ένταση, η διάρκεια και η συχνότητα. Το πλάτος του δυναμικού του είναι αποτέλεσμα πολλαπλών αντίστοιχων μηχανισμών καθώς στο χρόνο εμφάνισης του, μπορεί να συνυπάρχουν ταυτόχρονα τρία έως έξι ενεργά συστατικά

P_{200}: Ο χρόνος εμφάνισης του κυμαίνεται από 150 έως 250 ms. Αποτελεί δείκτη επικέντρωσης της προσοχής, αναφορικά με τις επεξεργαζόμενες πληροφορίες.

N_{200}: Εμφανίζεται τόσο σε πειράματα με ακουστικά ερεθίσματα όσο και σε πειράματα με οπτικά ερεθίσματα. Περιγράφει την αρνητική κορύφωση του μετρούμενου δυναμικού που εντοπίζεται από 180 ως 300 msec μετά το ερέθισμα. Αντικατοπτρίζει τις επιδόσεις των νευρωνικών κυκλωμάτων που υπόκεινται στο φαινόμενο της αντίδρασης του προσανατολισμού σε επίπεδο Κεντρικού Νευρικού Συστήματος.

P_{300}: Αντιστοιχεί στην θετική κορύφωση στο χρονικό διάστημα 220 - 500 ms. Έχει παρατηρηθεί ότι αποτελείται από δύο μικρότερα υπο-συστατικά: Το P_{300a}, το οποίο δείχνει την λειτουργία προσανατολισμού του ατόμου ως προς το ερέθισμα και το P_{300b} που εμφανίζεται μεταξύ 300 και 500 ms. Συνδέεται με την προσοχή και την σκόπιμη επεξεργασία των ερεθισμάτων. Επίσης σχετίζεται με την ανάμνηση ενός ερεθίσματος είτε κατά την διάρκεια του αντίστοιχου ερεθίσματος αλλά και αφότου έχει περάσει ένα χρονικό διάστημα και επαναφέρει ο ασθενής στην μνήμη του την διαδικασία. Η μελέτη αυτού του γνωσιακού προκλητού δυναμικού είναι αρκετά σημαντική καθώς ο λανθάνων χρόνος εμφάνισης του μας δίνει στοιχεία για το αν ο ασθενής πάσχει από ασθένειες όπως αλτσχάιμερ και κατάθλιψη. Αυτό γίνεται κατανοητό αν σκεφτούμε ότι στην περίπτωση που ένα άτομο πάσχει από τη νόσο αλτσχάιμερ, ο εγκέφαλος καλείται να χρησιμοποιήσει την προσωρινή του μνήμη και να ανακαλέσει πρόσφατες αναμνήσεις, το οποίο όμως γίνεται σε μεγαλύτερο λανθάνοντα χρόνο σε σχέση με ένα υγιές άτομο. Παρόμοια είναι τα αποτελέσματα στα άτομα που έχουν καταθλιπτική συμπτωματολογία. Οι νευροδιαβιβαστές που ταυτόχρονα ευθύνονται για την γένεση των ακουστικών προκλητών δυναμικών P_{300} και P_{200}, παρουσιάζουν νευροχημική δυσλειτουργία, με αποτέλεσμα οι κυματομορφές να παρουσιάζουν επίσης αύξηση στον λανθάνοντα χρόνο έκλυσης και στο εύρος τους.

N_{400}: Αναγνωρίζεται ως ο δείκτης σημαντικότητας των πληροφοριών. Αναφέρεται στην αρνητική κορύφωση του μετρούμενου δυναμικού που παρατηρείται γύρω στα 300 - 500 msec μετά το ερέθισμα και προσφέρεται στην εξέταση μηχανισμών που σχετίζονται με τη γλώσσα και το εννοιολογικό - συντακτικό της περιεχόμενο. Απεικονίζει την κινητοποίηση προγραμμάτων σχετιζόμενων με την σημαντικότητα επεξεργαζόμενων πληροφοριών [13].

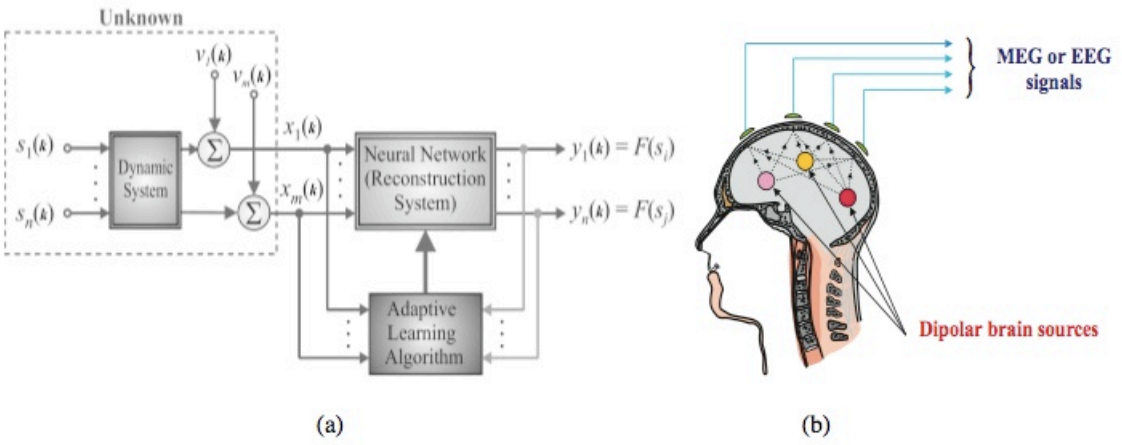
Κεφάλαιο 3

Ανάλυση Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Σε μια διάταξη ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, τα γειτονικά ηλεκτρόδια, καταγράφουν σήματα τα οποία χαρακτηρίζονται από υψηλή συσχέτιση. Αυτό συμβαίνει διότι οι πηγές δραστηριότητας του εγκεφάλου που προκαλούν τα σήματα καταγραφής, δεν εντοπίζονται απαραίτητα χωρικά κάτω από τα ηλεκτρόδια. Πιο συγκεκριμένα, τα καταγραφόμενα σήματα δημιουργούνται εξαιτίας του μερικού συγχρονισμού τοπικών ηλεκτρικών δυναμικών που αναπτύσσονται σε διακριτές περιοχές του εγκεφαλικού φλοιού. Επιπλέον, ο ακτινικός προσανατολισμός των πυραμιδικών νευρικών κυττάρων σε σχέση με την επιφάνεια του εγκεφάλου, καθιστά δυνατή την άθροιση των τοπικά συγχρονισμένων ηλεκτροδυναμικών ταλαντώσεων και την σχεδόν ταυτόχρονη προβολή τους σε όλα τα σημεία (ηλεκτρόδια) καταγραφής. Αυτή η ταυτόχρονη καταγραφή των ίδιων ηλεκτροδυναμικών μεταβολών από περισσότερα τους ενός ηλεκτρόδια, ερμηνεύει την υψηλή συσχέτιση που παρατηρείται σε παρακείμενα κανάλια καταγραφής. Χωρίς τον παράλληλο προσανατολισμό των γειτονικών πυραμιδικών κυττάρων ή την τοπικά συγχρονισμένη νευρωνική λειτουργία, τα ηλεκτρικά δυναμικά που αναπτύσσονται σε διαφορετικές εγκεφαλικές περιοχές θα αλληλοαναιρούνταν μερικά ή ολικά, με συνέπεια την αδυναμία εξωτερικής καταγραφής τους.

Με βάση τους νόμους της ηλεκτρικής αγωγιμότητας, όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως, κάθε ηλεκτρόδιο σε μια διάταξη ΗΕΓ καταγράφει ένα σταθμισμένο γραμμικό συνδυασμό όλων των ενεργών πηγών ηλεκτροδυναμικής εγκεφαλικής δραστηριότητας. Ωστόσο στα ηλεκτρόδια αθροίζονται και ανεπιθύμητα σήματα, τα λεγόμενα artifacts που εξηγήσαμε στο προηγούμενο κεφάλαιο.

Σκοπός αυτής της ενότητας είναι να εξηγήσει την μέθοδο που εφαρμόστηκε για τον διαχωρισμό και την εκτίμηση των σημάτων των πηγών καθώς επίσης για την αποθορυβοποίηση τους. Ονομάζεται μέθοδος Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών (Independent Component Analysis-ICA) και ανήκει σε μια ευρύτερη κατηγορία τεχνικών Τυφλού Διαχωρισμού Πηγών (Blind Source Seperation-BSS).



Εικόνα 3.1: *(a) Γενικό μοντέλο αποτύπωσης του Τυφλού Διαχωρισμού Πηγών (BSS), (b) Το παρόν μοντέλο είναι μία μη επεμβατική πολυκάναλη καταγραφή της εγκεφαλικής δραστηριότητας με χρήση ΗΕΓ. Οι αισθητήρες πάνω στο τριχωτό της κεφαλής καταγράφουν την υπέρθεση των σημάτων των πηγών του εγκεφάλου και των μη εγκεφαλικών πηγών. Στόχος είναι να προσδιοριστούν τα επιμέρους σήματα που προέρχονται από διαφορετικές περιοχές του εγκεφάλου [23].*

3.1 Θεμελιώδεις αρχές της ICA

Το βασικό BSS πρόβλημα που η ICA σκοπεύει να λύσει, υποθέτει ένα σύνολο m μετρούμενων καταγραφών (τα κανάλια του ΗΕΓ). Εάν υπάρχουν n ανεξάρτητες πηγές εγκεφαλικής δραστηριότητας $s(t)$, τότε το σήμα $x(t)$ που καταγράφεται σε κάθε ηλεκτρόδιο j είναι ένας γραμμικός συνδυασμός τους.

$$x_j(t) = a_{j1}(t)s_1(t) + a_{j2}(t)s_2(t) + ... + a_{jn}(t)s_n(t) \tag{3.1}$$

Το σύνολο των m μετρήσεων $x(t) = [x_1(t), x_2(t), ..., x_m(t)]^T$ κάθε χρονική στιγμή t είναι ένας γραμμικός συνδυασμός της δραστηριότητας των n πηγών $s(t) = [s_1(t), s_2(t), ..., s_n(t)]^T$ Τα χρονικά σήματα $x_1(t), x_2(t), \ldots, x_m(t)$, ονομάζονται σήματα απαγωγές (channels) ή σήματα μίγματα (mixtures), ενώ τα σήματα $s_1(t), s_2(t), ..., s_n(t)$ ονομάζονται σήματα πηγές (sources) ή σήματα συνιστώσες (components). Χρησιμοποιώντας σημειογραφία πινάκων, το σύνολο των m εξισώσεων της παραπάνω μορφής είναι ισοδύναμο με :

$$x(t) = As(t) \tag{3.2}$$

Η μίξη των πηγών είναι γραμμική και ο A είναι ένας πλήρους τάξης (full rank) πίνακας, διαστάσεων $m \times n$. Ο αριθμός των πηγών θεωρείται ότι είναι μικρότερος ή ίσος του αριθμού των καναλιών ($n \leq m$).

Κάθε ένα από τα στοιχεία a_{ij} του πίνακα A αντιστοιχεί στα βάρη με τα οποία η ανεξάρτητη συνιστώσα $s_j(t)$ προβάλλεται στην καταγραφή $x(t)$ του αντίστοιχου καναλιού i. Εάν $a_j = [a_{1j}, a_{2j}, ..., a_{mj}]^T$ είναι το διάνυσμα της j-οστής στήλης του πίνακα A, τότε η εξίσωση 3.2 μπορεί εναλλακτικά να γραφτεί ως εξής :

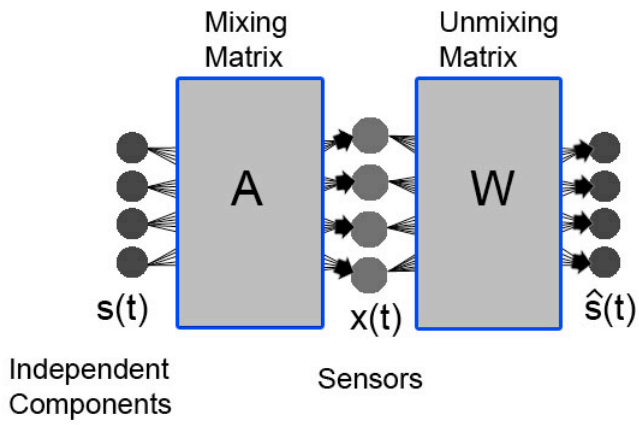
$$x(t) = \sum_{i=1}^{n} a_i s_i(t) \tag{3.3}$$

Με αυτό τον τρόπο το διάνυσμα παρατήρησης x για κάθε χρονική στιγμή t, αναλύεται σε άθροισμα όρων οι οποίοι αντιστοιχούν στη συμβολή κάθε μίας από τις n ανεξάρτητες συνιστώσες.

Ο στόχος του αλγορίθμου ICA είναι η ανάκτηση της χρονικής ακολουθίας των μη παρατηρήσιμων δειγμάτων $s(t)$ μέσω της ανεύρεσης ενός $n \times m$ πίνακα τέτοιου ώστε :

$$\hat{s}(t) = Wx(t) \tag{3.4}$$

Σε αυτή την περίπτωση ο πίνακας W είναι μια προσέγγιση του αντίστροφου πίνακα A^{-1} και τα σήματα $\hat{s}(t)$ αποτελούν μια εκτίμηση των αντίστοιχων $s(t)$. Γραφικά η παραπάνω διαδικασία φαίνεται στην εικόνα 3.2.



Εικόνα 3.2: *Σχηματική αναπαράσταση της ICA. Οι μετρήσεις στους αισθητήρες, $x(t)$ προκύπτουν από τη γραμμική μίξη των ανεξάρτητων πηγών $s(t)$. Η ICA προσδιορίζει έναν πίνακα W, ο οποίος διαχωρίζει τις μετρήσεις δίνοντας εκτιμήσεις για τις ανεξάρτητες πηγές $\hat{s}(t)$.*

3.2 Υποθέσεις της μεθόδου

Το βασικό μοντέλο μίξης της εξίσωσης 3.2 είναι ένα απλοποιημένο μοντέλο. Το πιο γενικό μοντέλο μίξης που δεν κάνει υποθέσεις για γραμμική μίξη και επιτρέπει την ύπαρξη προσθετικού θορύβου είναι ένα πιο ρεαλιστικό μοντέλο της μορφής $x(t) = f\{s(t)\}+n(t)$, όπου f είναι άγνωστη συνάρτηση μετασχηματισμού και $n(t)$ διάνυσμα προσθετικού θορύβου που «προσβάλλει» τα μετρούμενα σήματα απαγωγές $x(t)$. Σε αυτή την περίπτωση το πρόβλημα είναι να εκτιμηθούν τα άγνωστα σήματα $s(t)$, μέσω της κατασκευής μιας συνάρτησης $\hat{f}^{-1}$ η οποία να προσεγγίζει όσο το δυνατόν περισσότερο την f^{-1} δηλαδή τη θεωρητικά αντίστροφη συνάρτηση της f. Δεδομένου ότι δεν διαθέτουμε πληροφορίες για την φύση των δεδομένων, του θορύβου και την συνάρτηση μετασχηματισμού η λύση του προβλήματος γίνεται σχεδόν αδύνατη.

Για το λόγο αυτό έχουν γίνει κάποιες βασικές παραδοχές κατά τη διατύπωση των ICA αλγόριθμων για να κάνουν το πρόβλημα επιλύσιμο. Έχει αποδειχθεί ότι σε περιπτώσεις βιοϊατρικών σημάτων οι παραδοχές αυτές δεν αλλοιώνουν το αποτέλεσμα, κάτι που κάνει ιδιαίτερα ελκυστική την τεχνική αυτή [24].

3.2.1 Γραμμικότητα

Όπως είδαμε παραπάνω (εξίσωση 3.2), ο A είναι ένας γραμμικός πίνακας μίξης. Στα βιοϊατρικά σήματα είναι σωστό να θεωρηθεί ότι οι καταγραφές των ηλεκτροδίων είναι ένας γραμμικός συνδυασμός όλων των ανεξάρτητων πηγών διέγερσης. Αυτό σημαίνει ότι η δραστηριότητα τους προβάλλεται ταυτόχρονα σε όλα τα ηλεκτρόδια, χωρίς δηλαδή να υπεισέρχεται καθυστέρηση από το μέσο διάδοσης. Αυτή η υπόθεση είναι λογική και εφαρμόσιμη όταν αναφερόμαστε σε εγκεφαλικά σήματα. Ωστόσο η δυσκολία υπολογισμού $n \times m$ άγνωστων ποσοτήτων, χρησιμοποιώντας μόνο m γνωστές ποσότητες παραμένει υπαρκτή.

3.2.2 Θόρυβος

Στην εξίσωση 3.2 ο θόρυβος θεωρείται αμελητέος. Παρόλο που η υπόθεση αυτή οδηγεί σε ένα λιγότερο ρεαλιστικό μοντέλο, δεν εμποδίζει τον υπολογισμό των ανεξάρτητων συνιστωσών, ακόμα και αν αυτές εμπεριέχουν θόρυβο.

3.2.3 Τετραγωνική μίξη

Στη γενική περίπτωση ο $m \times n$ πίνακας μίξης δεν είναι τετραγωνικός δηλαδή $m \neq n$, παρόλο που στην πρακτική εφαρμογή των περισσότερων κλασικών αλγορίθμων της ICA, για λόγους υπολογιστικής απλότητας, θεωρείται το αντίθετο. Στην πραγματικότητα το πλήθος των πηγών δραστηριότητας n είναι μικρότερο από αυτό των χρησιμοποιούμενων καναλιών καταγραφής m. Στις περιπτώσεις που n < m χρησιμοποιούνται αρκετές φορές τεχνικές προεπεξεργασίας όπως η Ανάλυση Πρωτευουσών Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA) [27], που μειώνουν το διάνυσμα των μετρήσεων $x(t)$ και τετραγωνίζουν τον πίνακα A πριν την εφαρμογή της ICA.

3.2.4 Στατικότητα μίξης

Μια άλλη κοινή παραδοχή είναι ότι τα στατιστικά μεγέθη του πίνακα μετασχηματισμού δε μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου. Όσο αφορά τα βιοϊατρικά σήματα αυτό σημαίνει ότι οι φυσικές ιδιότητες των μετρούμενων μεγεθών μένουν αμετάβλητες ως προς το χρόνο. Το γεγονός αυτό μπορεί να μην ισχύει στην περίπτωση του ηλεκτροκαρδιογραφήματος διότι τα θωρακικά ηλεκτρόδια μπορεί να αλλάξουν θέση με το χρόνο, λόγω της αναπνοής. Στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα όμως αυτό δεν συμβαίνει λόγω της συμπαγούς δομής του εγκεφάλου.

3.2.5 Ανεξαρτησία

Η πιο σημαντική παραδοχή για τον ICA αλγόριθμο αναφέρεται στο γεγονός ότι οι πηγές είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους. Αυτό σημαίνει ότι η γνώση της τιμής της μίας πηγής $s_i(t)$ δεν προσφέρει καμία πληροφορία για την τιμή της άλλης $s_j(t)$. Η στατιστική ανεξαρτησία είναι ισχυρότερη παραδοχή από τις ασυσχέτιστες πηγές, αφού όταν είναι ανεξάρτητες είναι αναγκαστικά και ασυσχέτιστες. Το αντίστροφο δεν ισχύει.

Επιπλέον αν $P(s_1, s_2, ..., s_n)$ η από κοινού συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας των n μεταβλητών και $P_i(s_i)$ η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας κάθε μεταβλητής s_i, για i = 1, 2, ..., n, τότε ισχύει:

$$P(s_1, s_2, ..., s_n) = P_1(s_1)P_2(s_2)...P_n(s_n) \tag{3.5}$$

Σε ορισμένες περιπτώσεις η ανεξαρτησία των πηγών μπορεί να είναι αρκετά εμφανής. Για παράδειγμα κατά τη διάρκεια απόρριψης τεχνικών σφαλμάτων (*artifacts*) όπως είναι τα οφθαλμικά και ο θόρυβος συχνότητας άνω των 50 Hz.

3.2.6 Μη γκαουσιανές συνιστώσες

Μια συγκεκριμένη κατηγορία αλγορίθμων ICA χρησιμοποιεί στατιστικά μεγέθη υψηλής τάξεως (higher order statistics-HOS) για να εξασφαλίσει την ανεξαρτησία των τυχαίων μεταβλητών $s(t)$. Όμως για την κανονική κατανομή, οι στατιστικοί δείκτες μεγαλύτερης τάξεως του δύο μηδενίζονται, με αποτέλεσμα να μην μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως κριτήρια διαχωρισμού. Έτσι υποθέτουν ότι οι μεταβλητές ακολουθούν μη γκαουσιανή κατανομή και προσπαθούμε να τις προσδιορίσουμε στηριζόμενοι στο *Κεντρικό Οριακό Θεώρημα* (Central Limit Theorem).

Ωστόσο ο περιορισμός αυτός δεν ισχύει για όλες τις περιπτώσεις αλγορίθμων ICA. Οι χρονικοί αλγόριθμοι για παράδειγμα βασίζονται στην εξέλιξη των συνιστωσών στο χρόνο και αδιαφορούν για την μορφή τους [28, 29].

3.3 Περιορισμοί της μεθόδου

Λόγω της φύσης των BSS προβλημάτων αλλά και λόγω των τεχνικών, στις οποίες βασίζεται η ανάλυση ICA υπάρχουν συνήθως κάποιες ασάφειες σχετικά με τα δεδομένα που εξάγονται:

- Δεν μπορούμε να προσδιορίσουμε τη διακύμανση (ενέργεια) και το πρόσημο των ανεξάρτητων συνιστωσών. Οποιαδήποτε αλλαγή στο πλάτος μιας πηγής μπορεί να αναιρεθεί από την αντίστροφη αλλαγή στην αντίστοιχη στήλη του πίνακα μίξης. Επομένως οι ανεξάρτητες συνιστώσες $s_i(t)$ μπορούν να προσδιοριστούν μόνο ποιοτικά και όχι ποσοτικά.

  Αυτό αντιμετωπίζεται, κανονικοποιώντας τις εξαγόμενες συνιστώσες ώστε να έχουν μοναδιαία διακύμανση. Μέσω του πίνακα μίξης μπορούμε να υπολογίσουμε την RMS ισχύ (σχέση 3.6) κάθε στήλης του και με αυτό τον τρόπο θα έχουμε μια ποσοτική ένδειξη συνεισφοράς κάθε συνιστώσας στο σύνολο των καταγραφών [24].

$$p_j = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{n}(a_i^j)^2} \tag{3.6}$$

  a_i^j : το i στοιχείο της j στήλης του πίνακα

  p_j: η RMS ισχύς της ανεξάρτητης συνιστώσας s για $1 \leq j \leq n$

- Δεν μπορούμε να καθορίσουμε τη σειρά των ανεξάρτητων συνιστωσών. Αυτός ο περιορισμός σχετίζεται με το γεγονός ότι οι κλασικοί αλγόριθμοι ICA εξάγουν τόσες συνιστώσες όσα είναι και τα κανάλια του ΗΕΓ. Πολλές από αυτές δεν έχουν βιοφυσική υπόσταση επομένως θα ήταν χρήσιμο να υπήρχε μια ενδεικτική σειρά βαρύτητας. Μία πρόταση είναι να ταξινομηθούν με βάση την RMS ισχύ τους. Εναλλακτικά θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ένας αυθαίρετος πίνακας μετάθεσης για την αναδιάταξη τους.

3.4 Μέθοδοι επίλυσης της ICA

Στην ενότητα αυτή θα εξετάσουμε τις κατηγορίες των μεθόδων επίλυσης της ICA. Ιδιαίτερη βαρύτητα θα δοθεί στις δύο τελευταίες ενότητες καθώς αφορούν την υλοποίηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, δηλαδή την εφαρμογή χωρικών περιορισμών στον αλγόριθμο *Infomax*.

3.4.1 Προεπεξεργασία δεδομένων

Πριν αναφερθούμε στις μεθόδους επίλυσης, θα κάνουμε μια μικρή αναφορά σε δύο διαδικασίες προεπεξεργασίας των δεδομένων που απλοποιούν την διαδικασία υπολογισμού των αποτελεσμάτων.

Πρώτο στάδιο επεξεργασίας είναι η *κεντρικοποίηση* (centering). Αφαιρούμε τον μέσο όρο από το διάνυσμα x των καταγραφών ώστε ο μέσος όρος του διανύσματος που προκύπτει να ισούται με μηδέν. Το διάνυσμα που προκύπτει είναι το $\bar{x} = x - E\{\bar{x}\}$. Επίσης ο γραμμικός συνδυασμός $\bar{s} = W\bar{x}$ έχει μέση τιμή μηδενική. Αυτό σημαίνει ότι ο πίνακας διαχωρισμού παραμένει ανεπηρέαστος και επομένως δεν υπάρχει καμία διαφορά στην προσέγγιση του. Εφόσον υπολογίσουμε τον πίνακα W και τις ανεξάρτητες συνιστώσες $\bar{s}$, μπορούμε να τα επιστρέψουμε στην αρχική τους μορφή της συνιστώσες ως εξής: $s = \bar{s} + WE\{x\}$.

Επόμενο βήμα είναι η λεύκανση (whitening) των δεδομένων. Το διάνυσμα x έχει ήδη μέση τιμή μηδέν. Αν ο πίνακας συνδιακύμανσης επιπρόσθετα ισούται με τον μοναδιαίο (με άλλα λόγια οι αυτοδιακυμάνσεις του να είναι ίσες με μονάδα και οι ανά δύο διακυμάνσεις να είναι μηδενικές) τότε το διάνυσμα x των μεταβλητών καλείται λευκό. Ο πίνακας συνδιακύμανσης C_x έχει την παρακάτω μορφή:

$$C_x = \begin{pmatrix} c_{x^1,x^1} & c_{x^1,x^2} & \cdots & c_{x^1,x^n} \\ c_{x^2,x^1} & c_{x^2,x^2} & \cdots & c_{x^2,x^n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{x^n,x^1} & c_{x^n,x^2} & \cdots & c_{x^n,x^n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

Για την λεύκανση του διανύσματος x πρέπει να υπολογιστεί ένας πίνακας V, ο οποίος πολλαπλασιαζόμενος με αυτό, θα μας δώσει το λευκό διάνυσμα z. Δηλαδή:

$$z = Vx \tag{3.7}$$

Ο πίνακας V προκύπτει από τον τύπο $V = PD^{\frac{-1}{2}}P^T$ όπου ο πίνακας P είναι ο ορθογώνιος πίνακας ($P = P^T$) των ιδιοδιανυσμάτων του C_x και D ο διαγώνιος πίνακας των ιδιοτιμών του. Αν εφαρμόσουμε τον πίνακα V στο αρχικό μας μοντέλο θα ισχύει η σχέση:

$$z = Vx = VAs = Hs \tag{3.8}$$

Αυτή η διαδικασία είναι σημαντική, αν σκεφτούμε ότι ο νέος πίνακας H είναι ορθογώνιος με αποτέλεσμα τα νέα στοιχεία που πρέπει να υπολογίσουμε είναι $\frac{n(n-1)}{2}$ έναντι των n^2 στοιχείων του αρχικού πίνακα A. Επιλύοντας τη σχέση 3.8 ως προς τα μη παρατηρήσιμα δείγματα s παίρνουμε την σχέση:

$$\begin{aligned} s &= H^{-1}z \\ &= A^{-1}V^{-1}z \\ &= A^{-1}V^{-1}Vx \\ &= A^{-1}x \\ &= Wx \end{aligned} \tag{3.9}$$

3.4.2 Μέθοδοι βασισμένοι στο πεδίο του χρόνου

Οι αλγόριθμοι αυτής της κατηγορίας στηρίζονται στην αρχή ότι οι άγνωστες ποσότητες s_i είναι σήματα στο πεδίο του χρόνου και όχι τυχαίες μεταβλητές. Επίσης οι συνιστώσες θεωρούνται ανεξάρτητες αλλά δεν χρειάζεται να ορίσουμε τον περιορισμό της μη κανονικής συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας που υποθέτουμε στις στατιστικές μεθόδους, οι οποίες θα παρουσιαστούν παρακάτω. Σκοπός είναι ο υπολογισμός του αντίστροφου μετασχηματισμού πίνακα W μέσω μίας στοίβας τετραγωνικών πινάκων [25] [26]. Πιο συγκεκριμένα το πρόβλημα αναφέρεται στην κοινή διαγωνιοποίηση πινάκων C_x^T μέσω των σχέσεων 3.10, 3.11.

$$C_x^k = AC_s^kA^T \tag{3.10}$$

- C_x^k*ο k-οστός πίνακας συνδιακύμανσης του* $x(t)$.
- C_s^k*ο k-οστός πίνακας συνδιακύμανσης του* $s(t)$.
- A ο πίνακας μετασχηματισμού.

Αντιστρέφοντας τη σχέση 3.10 παίρνουμε την σχέση:

$$C_s^k = WC_x^kW^T \tag{3.11}$$

Ο δείκτης k είναι ένας εσωτερικός δείκτης της στοίβας, χαρακτηριστικός για κάθε πίνακα. Ορίζει τις διάφορες χρονικές στιγμές και παίρνει τις τιμές $k = 0, 1, 2....$ Έτσι για $L + 1$ χρονικές στιγμές, θα υπάρχουν $L + 1$ πίνακες στη στοίβα $(k = 0, 1, 2, ..., L)$.

Για να προσεγγίσουμε τα ανεξάρτητα σήματα s(t) θα πρέπει ο πίνακας C_s να είναι διαγώνιος. Άρα αν υπολογίσουμε τον πίνακα W ώστε να επαληθεύει την παραπάνω πρόταση τότε θα αποτελεί μία προσέγγιση του πίνακα A^{-1} όπως εξηγήσαμε στην ενότητα 3.1.

3.4.3 Μέθοδοι βασισμένοι σε στατιστικά μεγέθη

Μερικοί από τους πιο γνωστούς αλγόριθμους στην ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών, χρησιμοποιούν τεχνικές που στηρίζονται στη χρήση στατιστικών μεγεθών υψηλότερης τάξης (Higher order statistics - HOS) για τον διαχωρισμό των πηγών. Όπως είχε αναφερθεί και νωρίτερα δεν μπορούμε να ανακτήσουμε ένα σύνολο σημάτων από το γραμμικό συνδυασμό τους εάν αυτές ακολουθούν την κανονική κατανομή, εφόσον τα στατιστικά μεγέθη υψηλότερης τάξης μηδενίζονται. Έτσι τηρώντας κάποιες προϋποθέσεις σχετικά με την μη κανονική κατανομή των αγνώστων σημάτων, εφαρμόζουμε ως κριτήριο διαχωρισμού το Κεντρικό Οριακό Θεώρημα. Οι αλγόριθμοι που ανήκουν στην παρούσα κατηγορία διαφοροποιούνται ως προς το κριτήριο μη κανονικότητας των σημάτων.

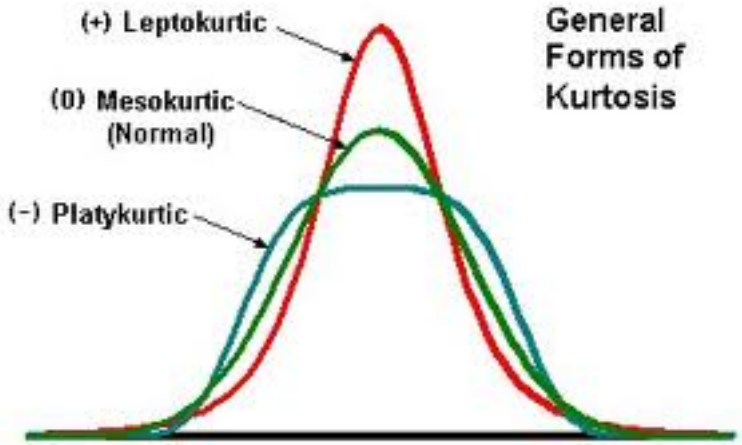
FastICA

Ο αλγόριθμος *FastICA*, για την ανακατασκευή των ανεξάρτητων συνιστωσών με μη γκαουσιανή κατανομή, χρησιμοποιεί το κριτήριο της *κύρτωσης*. Η κύρτωση είναι ένας συντελεστής τέταρτης τάξης που αποδίδεται σε κάθε τυχαία μεταβλητή. Ο ορισμός της είναι ο εξής:

$$kurt(x) = E\{x^4\} - 3(E\{x^2\})^2 \tag{3.12}$$

για κάθε τυχαία μεταβλητή x με μέση τιμή μηδέν.

Για τυχαίες μεταβλητές με κανονική κατανομή η κύρτωση ισούται μηδέν. Για τις μη κανονικές τυχαίες μεταβλητές η τιμή της μπορεί να είναι θετική ή αρνητική. Τυχαίες μεταβλητές με αρνητική κύρτωση ονομάζονται υπο-κανονικές ενώ με θετική υπερ-κανονικές. Σκοπός του αλγορίθμου είναι η μεγιστοποίηση του συντελεστή, έτσι ώστε οι ανακατασκευασμένες συνιστώσες να απομακρυνθούν όσο το δυνατόν περισσότερο από την κανονική κατανομή και επομένως να είναι στατιστικά ανεξάρτητες [31].



Εικόνα 3.3: *Διάφοροι τύποι κύρτωσης.*

JADE

Ο αλγόριθμος JADE ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων που χρησιμοποιούν τανυστές αθροιστών (cumulant tensors) υψηλότερης τάξης. Ο πίνακας συνδιακύμανσης είναι ο τανυστής του αθροιστή δεύτερης τάξης και βασίζεται αντίστοιχα στον αθροιστή δεύτερης τάξεως, τη γνωστή *συνδιακύμανση*. Αντίστοιχα έχουμε τους τανυστές των αθροιστών μεγαλύτερων τάξεων. Εφαρμόζοντας την ανάλυση ιδιοτιμών στον πίνακα συνδιακύμανσης C_x, τα δεδομένα μετατρέπονται έτσι ώστε οι συσχετιστές δευτέρου βαθμού να μηδενίζονται. Η ίδια διαδικασία αφορά τανυστές αθροιστών τέταρτης τάξης. Εδώ πάλι μηδενίζονται οι αντίστοιχης τάξης αθροιστές και επιτυγχάνεται στατιστική ανεξαρτησία των πηγών. Όπως φαίνεται από την ονομασία του αλγορίθμου, σκοπός είναι γενικότερα, η διαγωνιοποίηση μιας σειράς πινάκων. Ενώ ο αλγόριθμος είναι χρήσιμος για δεδομένα μικρών διαστάσεων, μειονεκτεί σε δεδομένα μεγάλων διαστάσεων, λόγω περίπλοκων μαθηματικών υπολογισμών [32].

3.4.4 Ο αλγόριθμος Infomax

Ο *Infomax* ανήκει επίσης στην κατηγορία των αλγορίθμων που χρησιμοποιούν στατιστικά μεγέθη υψηλότερης τάξης. Το μέτρο που χρησιμοποιείται σε αυτή την περίπτωση για την εκτίμηση της μη κανονικότητας μιας κατανομής είναι η *αρνητική εντροπία* την οποία θα αναλύσουμε παρακάτω όπως και μερικές ακόμα χρήσιμες έννοιες.

Αρνητική Εντροπία

Η έννοια της εντροπίας μπορεί να προσεγγιστεί ως το μέγεθος της πληροφορίας που μας παρέχει η παρατήρηση μιας μεταβλητής. Όσο πιο τυχαία, δηλαδή όσο πιο απρόβλεπτη και μη δεδομένη είναι μια μεταβλητή, τόσο μεγαλύτερη είναι η εντροπία της. Για μια διακριτή τυχαία μεταβλητή y η εντροπία ορίζεται ως:

$$H(y) = -\sum_i P(y = a_i) \log P(y = a_i)$$

όπου a_i είναι οι πιθανές τιμές της y. Αυτός ο ορισμός μπορεί να επεκταθεί για να καλύψει συνεχείς τυχαίες μεταβλητές και διανύσματα. Η διαφορική εντροπία H ενός τυχαίου διανύσματος y με πυκνότητα $f(y)$ ορίζεται ως εξής:

$$H(y) = -\int f(y) \log f(y)\, dy$$

Ένα θεμελιώδες αποτέλεσμα της θεωρίας πληροφοριών είναι ότι μια Γκαουσιανή μεταβλητή έχει τη μεγαλύτερη εντροπία από όλες τις τυχαίες μεταβλητές με ίση διασπορά. Αυτό σημαίνει ότι η εντροπία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως μέτρο μη Γκαουσιανισμού. Η παραπάνω πρόταση δείχνει ότι η Γκαουσιανή κατανομή είναι η "πιο τυχαία" ή λιγότερο δομημένη από όλες τις κατανομές. Η εντροπία είναι μικρή για κατανομές που είναι ξεκάθαρα συγκεντρωμένες γύρω από συγκεκριμένες τιμές, π.χ. όταν η μεταβλητή έχει πολύ μυτερή σ.π.π. Για να λάβουμε ένα μέτρο μη Γκαουσιανισμού που να είναι μηδέν για μια Γκαουσιανή μεταβλητή και πάντα μη αρνητική, μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε μια τροποποιημένη έκδοση του ορισμού της διαφορικής εντροπίας που ονομάζεται *αρνητική εντροπία*.

Η αρνητική εντροπία J ορίζεται ως εξής:

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \tag{3.13}$$

όπου y_{gauss} είναι μια κανονική τυχαία μεταβλητή με πίνακα συνδιασποράς ίδιο με της y. Λόγω της παραπάνω ιδιότητας, η αρνητική εντροπία είναι πάντα θετική και ισούται με μηδέν αν και μόνο αν η y ακολουθεί Γκαουσιανή κατανομή.

Αμοιβαία Πληροφορία

Η αμοιβαία πληροφορία I μεταξύ m τυχαίων μεταβλητών y_i ορίζεται με βάση την διαφορική εντροπία ως:

$$I(y_1, y_2, ..., y_m) = \sum_{i=1}^{m} H(y_i) - H(y) \tag{3.14}$$

Η αμοιβαία πληροφορία είναι πάντα μη αρνητική και μηδενική αν και μόνο αν οι μεταβλητές είναι στατιστικά ανεξάρτητες. Είναι ένα φυσικό μέγεθος που δείχνει την εξάρτηση μεταξύ τυχαίων μεταβλητών. Μια σημαντική ιδιότητα της αμοιβαίας πληροφορίας είναι ότι για έναν αναστρέψιμο γραμμικό μετασχηματισμό $y = Wx$ έχουμε:

$$I(y_1, y_2, ..., y_m) = \sum_{i=1}^{m} H(y_i) - H(x) - \log|\det W| \tag{3.15}$$

Στην περίπτωση που οι μεταβλητές y_i θεωρηθούν ασυσχέτιστες με μοναδιαία διακύμανση, όχι όμως και ανεξάρτητες έχουμε ότι:

$$E\{yy^T\} = WE\{xx^T\}W^T = I \tag{3.16}$$

$$\det I = 1 = det(WE\{xx^T\}W^T) = \det(W)\det(WE\{xx^T\}W^T)\det(W^T) \tag{3.17}$$

Συμπεραίνουμε λοιπόν ότι η ορίζουσα W είναι σταθερή. Από τις παραπάνω εξισώσεις προκύπτει η σχέση 3.18, η οποία μας δείχνει τη θεμελιώδη σχέση μεταξύ αρνητικής εντροπίας και αμοιβαίας πληροφορίας. Η σταθερά C δεν εξαρτάται από τον πίνακα W.

$$I(y_1, y_2...y_m) = C - \sum_{i} J(y_i) \tag{3.18}$$

Logistic Infomax

Η αρχή της μέγιστης πληροφορίας στηρίζεται στη μεγιστοποίηση της εντροπίας εξόδου ή της πληροφοριακής ροής ενός νευρωνικού δικτύου με μη γραμμικές εξόδους. Το μοντέλο ICA μπορεί να προσομοιωθεί με ένα νευρωνικό δίκτυο N εισόδων και N εξόδων [30]. Οι είσοδοι λοιπόν ταυτίζονται με το διάνυσμα $x = [x_1, x_2, ..., x_n]^T$ των παρατηρήσεων, ενώ το διάνυσμα των εξόδων αντιστοιχεί με το διάνυσμα $\hat{s} = [\hat{s}_1, \hat{s}_2, ..., \hat{s}_n]^T$ των ανακατασκευασμένων συνιστωσών. Η συνάρτηση ενεργοποίησης είναι η λογιστική συνάρτηση

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Στην περίπτωση του j νευρώνα του νευρωνικού δικτύου ICA ισχύουν οι σχέσεις:

$$u_j = w_j x + w_0 \tag{3.19}$$

$$\hat{s}_j = f(u_j) + n = (1 + e^{u_j})^{-1} + n \tag{3.20}$$

όπου n διάνυσμα προσθετικού θορύβου στις εξόδους. Προσεγγίζοντας το θέμα με όρους πληροφοριακής ροής, αυτό που επιθυμείται είναι η μεγιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας $(x, \hat{s})$ μεταξύ εισόδων και εξόδων του νευρωνικού δικτύου :

$$I(\hat{s}, x) = H(\hat{s}) - H(\hat{s}|x) \tag{3.21}$$

όπου $H(\hat{s}|x)$ η εντροπία της εξόδου που δεν προέρχεται από την είσοδο.

Η προσέγγιση αυτή έχει νόημα μόνο εφόσον κατά την μετάδοση υπάρχει απώλεια πληροφορίας. Σε αυτήν τη περίπτωση ισχύει $H(\hat{s}|x) = H(n)$. Αποδεικνύεται ότι για δίκτυο αμελητέου θορύβου η εντροπία $H(\hat{s}|x)$ παίρνει την ελάχιστη τιμή της $H(\hat{s}|x) \to -\infty$ και συνεπώς η μεγιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας ταυτίζεται με τη μεγιστοποίηση της εντροπίας εξόδου $H(\hat{s})$, η οποία τότε παίρνει τη μορφή :

$$\begin{aligned} H(\hat{s}) &= H\{f(u_1), f(u_2), ..., f(u_n)\} \\ &= H(x) + E\{\log|\det J_f(u)|\} \end{aligned} \tag{3.22}$$

όπου J_f είναι ο Ιακωβιανός πίνακας της f:

$$J_f(u) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1(u)}{\partial u_1} & \frac{\partial f_2(u)}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial f_n(u)}{\partial u_1} \\ \frac{\partial f_1(u)}{\partial u_2} & \frac{\partial f_2(u)}{\partial u_2} & \cdots & \frac{\partial f_n(u)}{\partial u_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_1()}{\partial u_n} & \frac{\partial f_2(u)}{\partial u_n} & \cdots & \frac{\partial f_n(u)}{\partial u_n} \end{pmatrix}$$

Για τη μεγιστοποίηση της εντροπίας εξόδου $H(\hat{s})$ θα χρησιμοποιηθεί η μέθοδος της στοχαστικής βαθμωτής ανόδου. Επιπλέον πρέπει να αναφέρουμε ότι η εντροπία εισόδου $H(x)$, είναι μέγεθος σταθερό που δεν επηρεάζεται από μεταβολές στα στοιχεία του πίνακα W. Με βάση όλα τα παραπάνω ο πίνακας της εντροπίας εξόδου είναι :

$$\begin{aligned} \frac{\partial H}{\partial W} &= \frac{\partial}{\partial W}(H(x) + E\{\log|\det J_f(u)|\}) \\ &= \frac{\partial}{\partial W}\log|\det J_f(u)| \\ &= \frac{\partial}{\partial W}\log|\det W| + \frac{\partial}{\partial W}\sum_{j=1}^{n}\log\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j} \\ &= [W^T]^{-1} + \frac{\partial}{\partial W}\sum_{j=1}^{n}\log\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j} \end{aligned} \tag{3.23}$$

Από τους n όρους του αθροίσματος $\sum$ ένας μόνο εξαρτάται από ένα συγκεκριμένο w_{ij}. Έτσι κάθε στοιχείο του πίνακα $\frac{\partial}{\partial W}$ της σχέσης 3.23 υπολογίζεται από:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial w_{ij}}\log\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j} &= (\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j})^{-1}\frac{\partial}{\partial w_{ij}}(\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j}) \\ &= (1 - 2\hat{s}_j)x_i \end{aligned} \tag{3.24}$$

χρησιμοποιώντας τις σχέσεις 3.25, 3.26.

$$\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j} = \hat{s}_j(1 - \hat{s}_j) \tag{3.25}$$

$$\frac{\partial}{\partial w_{ij}}(\frac{\partial \hat{s}_j}{\partial u_j}) = \hat{s}_j(1 - \hat{s}_j)(1 - 2\hat{s}_j)x_i \tag{3.26}$$

Επομένως ο κανόνας μάθησης για τον πίνακα των βαρών W μπορεί πλέον εύκολα να αποδειχθεί ότι είναι :

$$\Delta W \propto \frac{\partial H}{\partial W} = [W^T]^{-1} + (1 - 2\hat{s})x^T \tag{3.27}$$

Ομοίως προκύπτει ο κανόνας μάθησης για το διάνυσμα των κατωφλικών βαρών:

$$\Delta w_0 \propto 1 - 2\hat{s} \tag{3.28}$$

3.4.5 Μέθοδοι βασισμένοι σε περιορισμούς στο χώρο

Συχνά στις βιοϊατρικές καταγραφές συμβαίνει να γνωρίζουμε ορισμένα από τα χαρακτηριστικά των σημάτων που προσπαθούμε να διαχωρίσουμε. Τα χαρακτηριστικά αυτά μπορεί να αναφέρονται σε χρονικές, χωρικές ή συχνοτικές πληροφορίες [33], [34]. Ιδιαίτερα στην περίπτωση ανεπιθύμητων σημάτων, είναι εύκολο να εντοπίσουμε τέτοια χαρακτηριστικά με απλή παρατήρηση. Χρησιμοποιώντας την εκ των προτέρων γνώση μας για τα άγνωστα σήματα, μειώνουμε τους βαθμούς ελευθερίας του προβλήματος της ICA και μπορούμε να οδηγήσουμε τους αλγορίθμους επίλυσης προς συγκεκριμένα σύνολα λύσεων που έχουν φυσική σημασία. Η προσέγγιση αυτή αναφέρεται στη βιβλιογραφία ως *constrained ICA*.

Σε αυτή την ενότητα θα ασχοληθούμε με περιορισμούς που σχετίζονται με την χωρική κατανομή των σημάτων ενδιαφέροντος. Πιο συγκεκριμένα, τα σήματα πηγών τα οποία καταγράφονται από τα ηλεκτρόδια και προσπαθούμε να διαχωρίσουμε, παρουσιάζουν συγκεκριμένη κατανομή στο χώρο. Για παράδειγμα δραστηριοποίηση στο εμπρός τμήμα του κεφαλιού σχετίζεται με την δραστηριότητα των ματιών, ενώ δραστηριότητα a-ρυθμού εντοπίζεται συνήθως στην ινιακή χώρα.

Αυτό μας δίνει τη δυνατότητα να δημιουργήσουμε *τοπογραφικές απεικονίσεις* με την βοήθεια ενός σχηματικού εγκεφαλικού μοντέλου δύο διαστάσεων και με αυτόν τον τρόπο να χαρτογραφήσουμε προσεγγιστικά τη κατανομή του δυναμικού για κάθε μια από τις ανεξάρτητες συνιστώσες.

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

ή αλλιώς

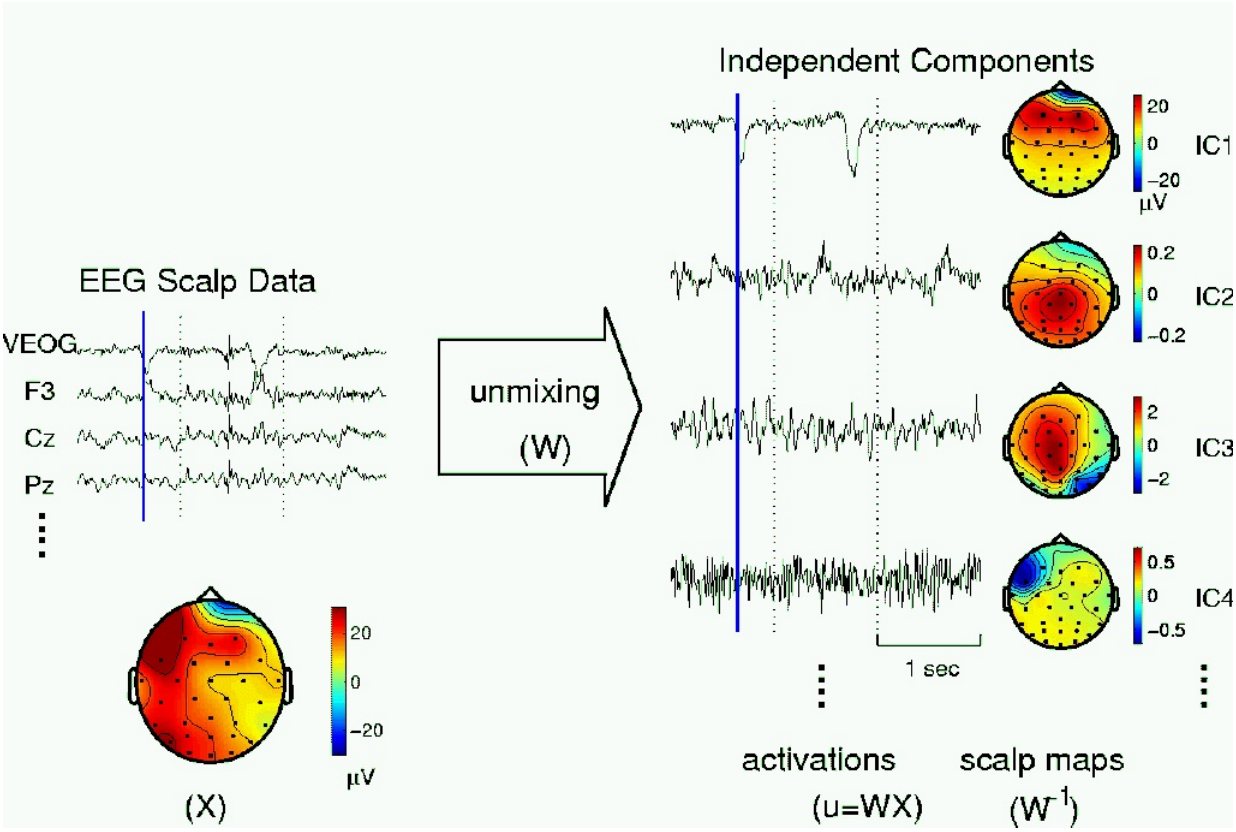
$$x(t) = \sum_{i=1}^{n} w_i^{-1}\hat{s}_i(t) \tag{3.29}$$

Από τη σχέση 3.29 είναι εύκολο να κατανοήσουμε ότι κάθε στήλη w_i^{-1} του πίνακα W^{-1} αντιπροσωπεύει την τοπογραφική απεικόνιση της αντίστοιχης συνιστώσας $\hat{s}_i(t)$.

Τα δεδομένα που χρησιμοποιούμε σαν περιορισμούς, μπορεί να έχουν παρατηρηθεί είτε από κάποια προηγούμενη έρευνα πάνω σε αντίστοιχου τύπου δεδομένα, εφόσον έχει προηγηθεί η διαδικασία του διαχωρισμού των ανεξάρτητων συνιστωσών, είτε να έχουν παραχθεί από ένα μαθηματικό μοντέλο παραγωγής βιοφυσικών ή φυσιολογικών σημάτων και μπορούν να εκφραστούν μέσω των στηλών του πίνακα μίξης A. Μπορούμε δηλαδή να αρχικοποιήσουμε ή να περιορίσουμε κάποια στοιχεία του πίνακα έτσι ώστε να συμπεριλαμβάνει μια συγκεκριμένη χωρική προβολή. Έτσι ο πίνακας μίξης περιλαμβάνει δύο είδη στηλών:

$$A = [\hat{A}_c, A_u] \tag{3.30}$$

Τις στήλες $\hat{A}_c \approx A_c$ που αποτελούν τις στήλες που βασίζονται πάνω σε προκαθορισμένες τοπογραφίες A_c και τις A_u, οι οποίες είναι οι χωρικά μη περιορισμένες στήλες.



Εικόνα 3.4: *Τοπογραφικοί χάρτες των ανεξάρτητων συνιστωσών. Αριστερά παρουσιάζονται οι μετρήσεις των καναλιών και δεξιά οι στατιστικά ανεξάρτητες συνιστώσες που υπολογίστηκαν μέσω της ICA με τις αντίστοιχες τοπογραφίες τους.*

Λόγω της αβεβαιότητας που υπάρχει για την ακρίβεια των χωρικών περιορισμών A_c και του βαθμού που οι εκτιμώμενες στήλες $\hat{A}_c$ αποκλίνουν από τις A_c, είναι σημαντικό να διακρίνουμε τους χωρικούς περιορισμούς σε *ισχυρούς, εύκαμπτους και ασθενείς (hard, soft, weak)*. Στην περίπτωση των *ισχυρών* περιορισμών οι στήλες $\hat{A}_c = A_c$ πρέπει να παραμένουν σταθερές στις αρχικές τους τιμές, καθώς θεωρείται ότι οι περιορισμοί είναι ακριβείς. Αντίθετα οι *ασθενείς* περιορισμοί αντανακλούν υψηλότερο βαθμό αβεβαιότητας σχετικά με την ακρίβεια των τοπογραφιών και μπορούν να χρησιμοποιηθούν μόνο ως αρχική υπόθεση. Οι *εύκαμπτοι* περιορισμοί υποδεικνύουν μια ενδιάμεση κατάσταση και συνήθως περιορίζονται γύρω από μία μικρή περιοχή των αναφορικών τοπογραφιών. Με άλλα λόγια η γωνιακή απόσταση μεταξύ A_c και $\hat{A}_c$ δεν πρέπει να υπερβαίνει μία καθορισμένη οριακή τιμή a.

Επίσης αλλαγές παρουσιάζονται στη φύση των πηγών και στις αρχικές υποθέσεις του μοντέλου μίξης. Οι χωρικοί περιορισμοί A_c δεν μπορούν εξαρχής να θεωρηθούν ότι είναι από κοινού στατιστικά ανεξάρτητες και ασυσχέτιστες. Το *χωρικά περιορισμένο* μοντέλο μίξης περιλαμβάνει δύο κατηγορίες πηγών. Οι συμβατικές πηγές (ανεξάρτητες συνιστώσες) A_u προσδιορίζονται έτσι ώστε να τηρούν τις βασικές παραδοχές της ICA σε αντίθεση

με τις χωρικά περιορισμένες πηγές, που καθορίζονται ώστε να τηρούν αποκλειστικά χωρικά κριτήρια όπως είναι ο προσανατολισμός, η θέση (δηλαδή την αντίστοιχη τοπογραφία). Πιο συγκεκριμένα, η χρήση των χωρικών περιορισμών στο μοντέλο BSS περιλαμβάνει τη χαλάρωση των παραδοχών σχετικά με τις στατιστικές, χρονικές ή φασματικές ιδιότητες των περιορισμένων κυματομορφών. Ενώ οι πηγές A_u θεωρούνται στατιστικά ανεξάρτητες τόσο μεταξύ τους όσο με τις χωρικά περιορισμένες συνιστώσες, οι τελευταίες μπορεί να ακολουθούν την κανονική κατανομή και οι κυματομορφές τους να είναι εξαρτημένες.

Όπως είχαμε αναφέρει στην παράγραφο 3.4.1, τα σήματα παρατηρήσεων $x(t)$ περνούν από στάδια προεπεξεργασίας. Κατά τη λεύκανση ισχύει ότι:

$$z(t) = Vx(t) = VAs(t) = Hs(t) \tag{3.31}$$

Ο πίνακας είναι ένας ορθογώνιος πίνακας για τον οποίο ισχύει $H^T = H^{-1}$ και $H^T H = I$. Οι ICA αλγόριθμοι είναι σχεδιασμένοι να λύνουν ένα ορθογώνιο (συνήθως τετραγωνικό) πρόβλημα μίξης. Ένα μέτρο διατήρησης της ορθοκανονικότητας του πίνακα μίξης κατά την διάρκεια των επαναληπτικών βημάτων του αλγορίθμου, είναι να χρησιμοποιείται η μέθοδος Gram-Schmidt είτε η επαναληπτική μέθοδος που περιγράφεται στο [27].

Στη χωρικά περιορισμένη μέθοδο ICA ο νέος πίνακας μίξης H μπορεί να πάρει την μορφή:

$$H = [\hat{H}_c, H_u] = VA = V[\hat{A}_c, A_u] \tag{3.32}$$

Όπως είπαμε στην παρούσα διπλωματική επιλέχθηκε ο αλγόριθμος *Infomax* για την επίλυση του προβλήματος ICA, ο οποίος μέσω επαναληπτικών βημάτων προσπαθεί να εκτιμήσει τον πίνακα διαχωρισμού W. Στο σημείο αυτό στόχος είναι η επιβολή περιορισμών στον πίνακα H έτσι ώστε σε κάθε βήμα εκμάθησης να επηρεάζεται και ο πίνακας W. Σε κάθε επανάληψη εκτελούνται τα επιπρόσθετα βήματα τροποποίησης του πίνακα προβολής τα οποία παρουσιάζονται παρακάτω:

Γνωρίζοντας τα $z(t), V$ και τις στήλες A_c των γνωστών τοπογραφιών, αρχικοποιούμε τον πίνακα $\hat{A} = [\hat{A}_c, \hat{A}_u]$ με $\hat{A}_c = A_c$ και θέτουμε τις στήλες $\hat{A}_u$ ίσες με μοναδιαίας νόρμας διανύσματα έτσι ώστε ο πίνακας $\hat{A}$ να είναι πλήρους τάξης στήλης (full column-rank). Αντίστοιχα υπολογίζουμε τους πίνακες $H_c = VA_c$ και $\hat{H} = V\hat{A}$ να έχουν μοναδιαίας νόρμας στήλες. Για την εκτίμηση των ορθοκανονικών περιορισμών βρίσκουμε μια ορθοκανονική βάση $\bar{H}$ από τον πίνακα H_c [34].

1ος τρόπος

Για κάθε επανάληψη εκτελούνται τα παρακάτω βήματα:

1. BSS ανανέωση του πίνακα $\hat{W}$.
2. Θέτουμε τον $\hat{H} = \hat{W}^{-1}$.
3. Θέτουμε τον $\hat{H} = [\hat{H}_u, \hat{H}_c]$ και ορθοκανονικοποιούμε με την μέθοδο Gram-Schmidt (αυτό τροποποιεί τον πίνακα $\hat{H}_c$).

4. Ενσωματώνουμε τους χωρικούς περιορισμούς στις στήλες του $\hat{H}_c$ με βάση τον $\bar{H}_c$.
5. Θέτουμε τον $\hat{H} = [\hat{H}_c, \hat{H}_u]$ και ορθοκανονικοποιούμε με την μέθοδο Gram-Schmidt (αυτό τροποποιεί τον πίνακα $\hat{H}_u$).
6. Θέτουμε τον $\hat{W} = \hat{H}^{-1}$.

2ος τρόπος

Για κάθε επανάληψη εκτελούνται τα παρακάτω βήματα:

1. BSS ανανέωση του πίνακα $\hat{W}$.
2. Θέτουμε τον $\hat{H} = \hat{W}^{-1}$.
3. Ορθοκανονικοποιούμε τον $\hat{H}$ και ενσωματώνουμε τους χωρικούς περιορισμούς:
   - $H \leftarrow (3/2)\hat{H} - (1/2)\hat{H}\hat{H}^T\hat{H}$.
   - Κανονικοποιούμε τις στήλες του $\hat{H}$ ώστε να έχουν μοναδιαία νόρμα.
   - Ενσωματώνουμε τους χωρικούς περιορισμούς στις στήλες του $\hat{H}_c$ με βάση τον $\bar{H}_c$.
   - Αν δεν ισχύει $\hat{H}^T\hat{H} = \hat{I}$ τότε επιστρέφουμε στο βήμα (3).
4. Θέτουμε τον $\hat{W} = \hat{H}^{-1}$.

Είναι σημαντικό να αναφερθούμε στο γεγονός ότι η απόδοση αρχικών τιμών στον πίνακα μίξης δεν εγγυάται πως το αντίστοιχο πρότυπο δραστηριότητας θα αποτελεί πάντα τμήμα της λύσης του προβλήματος ICA. Ωστόσο μπορεί να επιτυγχάνει την αλγοριθμική επίλυση στην περίπτωση που αυτό πράγματι ισχύει.

Στα κεφάλαια που ακολουθούν θα παρουσιάσουμε κάποιες εφαρμογές του αλγορίθμου σε συνθετικά και πραγματικά δεδομένα καθώς και τα αποτελέσματα που προκύπτουν σε σχέση με τον κλασικό αλγόριθμο.

Κεφάλαιο 4

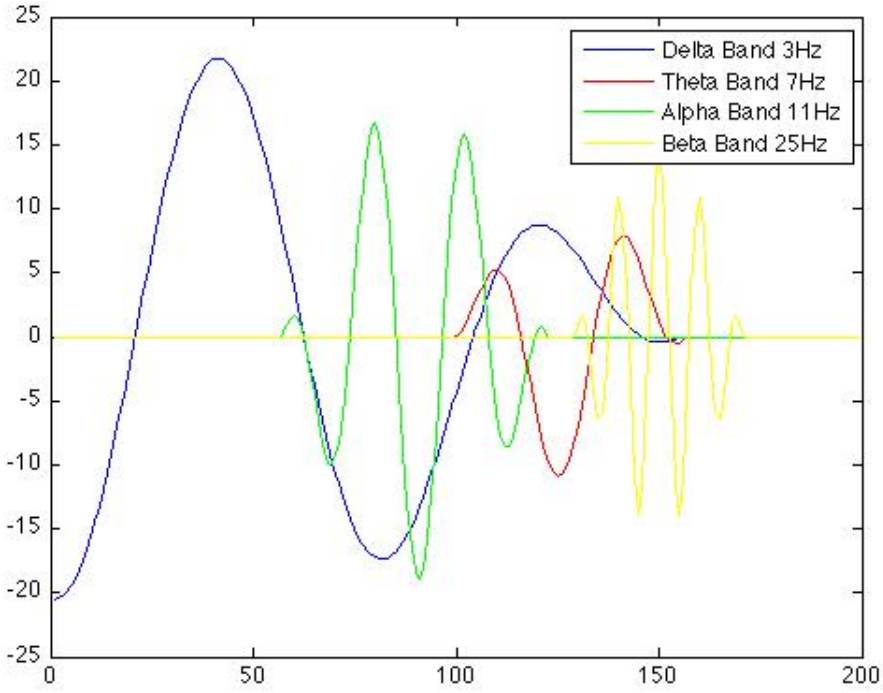
Εφαρμογή σε συνθετικά δεδομένα

Σε αυτή την ενότητα θέλουμε να ελέγξουμε και να επιβεβαιώσουμε την εγκυρότητα και την αποτελεσματικότητα του *χωρικά περιορισμένου (spatial constrained) ICA αλγορίθμου* και να συγκρίνουμε την απόδοση του με εκείνη του *κλασικού ICA*. Στο παρόν κεφάλαιο δημιουργούμε ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων EEG καταγραφών πάνω στο οποίο γίνεται η εφαρμογή των δύο μεθόδων. Εφόσον εργαζόμασταν απευθείας σε πραγματικά δεδομένα δεν θα είχαμε την δυνατότητα 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.

4.1 Δημιουργία σημάτων EEG

Θέλουμε λοιπόν να προσομοιώσουμε πραγματικές εγκεφαλικές καταγραφές. Αρχικά δημιουργούμε τέσσερις παλμούς με διαφορετικό πλάτος, συχνότητα, latency. Στους παλμούς αυτούς εφαρμόζουμε φέροντα σήματα με συχνότητες που έχουν επιλεγεί από το εύρος συχνοτήτων των εγκεφαλικών ρυθμών άλφα, βήτα, δέλτα, θήτα δηλαδή $11Hz, 25Hz$, $3Hz$ και $7Hz$. Η εφαρμογή φέροντος σήματος σε παλμό γίνεται για να ποικίλει το πλάτος των σημάτων σε κάθε κύκλο. Για συχνότητα δειγματοληψίας $250Hz$ και διάρκεια καταγραφής $0.8sec$ τα σήματα που προκύπτουν φαίνονται στη εικόνα 4.1.

Επόμενο βήμα είναι η δημιουργία σημάτων περισσότερων από μία δοκιμών. Επιλέγουμε να δημιουργήσουμε 20 δοκιμές. Είναι σημαντικό οι δοκιμές αυτές να μην είναι πανομοιότυπες. Αυτό επιτυγχάνεται διαφοροποιώντας κάθε φορά τυχαία, κατά ένα ελάχιστο χρονικό διάστημα εύρους [-tj,+tj] τη θέση της κάθε πηγής από την αρχική της.

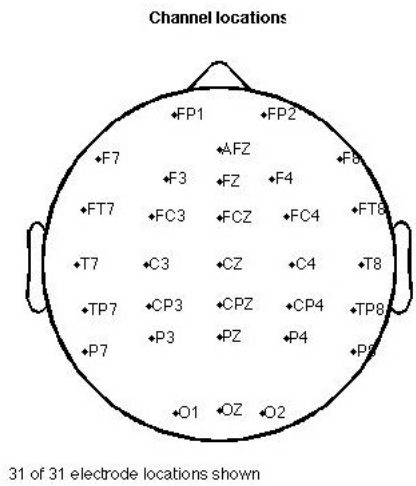


Εικόνα 4.1: *Παρουσίαση ανεξάρτητων πηγών.*

4.2 Χωρικές προβολές πηγών

Οι ηλεκτρικές πηγές στον ανθρώπινο εγκέφαλο παράγουν ηλεκτρικά πεδία τα οποία καταγράφονται από τα ηλεκτρόδια που είναι τοποθετημένα στην επιφάνεια του κεφαλιού. Θα υποθέσουμε ότι διαθέτουμε 31 ηλεκτρόδια τα οποία βρίσκονται στα σημεία που φαίνονται στην εικόνα 4.2. Για να παράγουμε την κατανομή των ηλεκτρικών δυναμικών θα θεωρήσουμε ότι ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί ένα πεπερασμένο σφαιρικό ομογενές πεδίο [36]. Η συνάρτηση μεταφοράς του κάθε ηλεκτροδίου για το κάθε ηλεκτρόδιο δίνεται έτσι από τη σχέση 4.1.

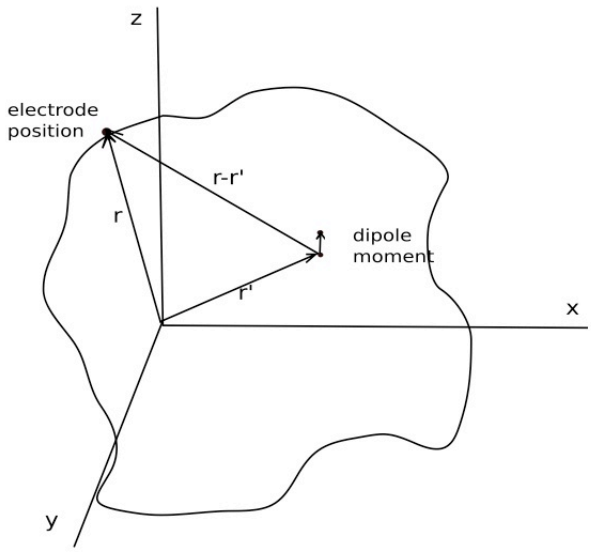
$$\phi^i = \frac{\vec{p}(\vec{r_i} - \vec{r'})}{|\vec{r_i} - \vec{r'}|^3} \tag{4.1}$$



Εικόνα 4.2: *Θέσεις 31 ηλεκτροδίων*.

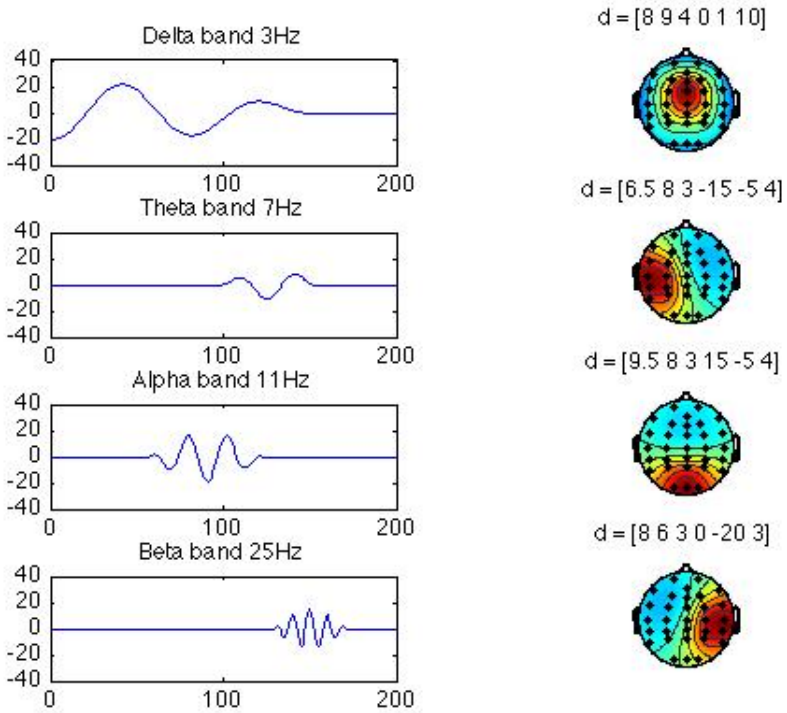
όπου

- ϕ^i το εκτιμώμενο δυναμικό στο ηλεκτρόδιο i
- $\vec{r_i}$ η θέση του ηλεκτροδίου i
- $\vec{p}$ το διάνυσμα του διπόλου
- $\vec{r'}$ η θέση του διπόλου.



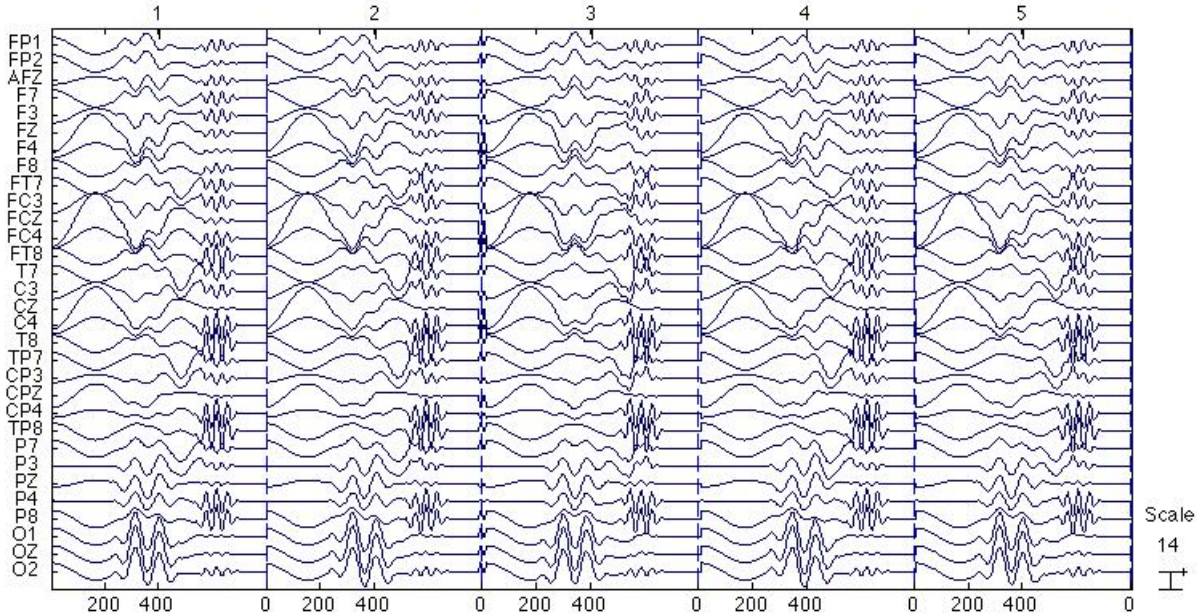
Εικόνα 4.3: *Γραφική αναπαράσταση της θέσης r' του διπόλου και του διανύσματός του καθώς και της θέσης του ηλετροδίου r στην οποία γίνεται η μέτρηση του δυναμικού*.

Το αρχικό δίπολο της πηγής είναι της μορφής $d = [x\ y\ z\ px\ py\ pz]$ όπου οι μεταβλητές x, y, z είναι καρτεσιανές συντεταγμένες που ορίζουν τη θέση του ηλεκτρικού διπόλου σε σχέση με την αρχή των αξόνων, ενώ οι μεταβλητές px, py, pz αντιπροσωπεύουν τις καρτεσιανές συνιστώσες του διπόλου δηλαδή την διεύθυνση και την ισχύ του. Στην συνέχεια εφαρμόζουμε τη σχέση 4.1 και υπολογίζουμε το ηλεκτρικό δυναμικό σε 31 σημεία στην επιφάνεια του κεφαλιού, τα οποία αντιπροσωπεύουν τις συντεταγμένες των ηλεκτροδίων [38]. Παρακάτω βλέπουμε τις τέσσερις πηγές και τις αντίστοιχες χωρικές προβολές τους. Είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι θα πρέπει οι τοπολογίες που ορίζουμε να μην επικαλύπτονται πλήρως, καθώς ο αλγόριθμος δεν μπορεί να διαχωρίσει σήματα τα οποία είναι χρονικά επικαλυπτόμενα και χωρικά επικαλυπτόμενα δηλαδή η μίξη τους να έχει γίνει με πανομοιότυπο τρόπο ή αλλιώς χρησιμοποιώντας ταυτόσημες στήλες στον πίνακα μίξης.



Εικόνα 4.4: *Αριστερά βλέπουμε τα σήματα των πηγών στο χρόνο, σε μία δοκιμή και δεξιά την κατανομή του δυναμικού τους στο χώρο.*

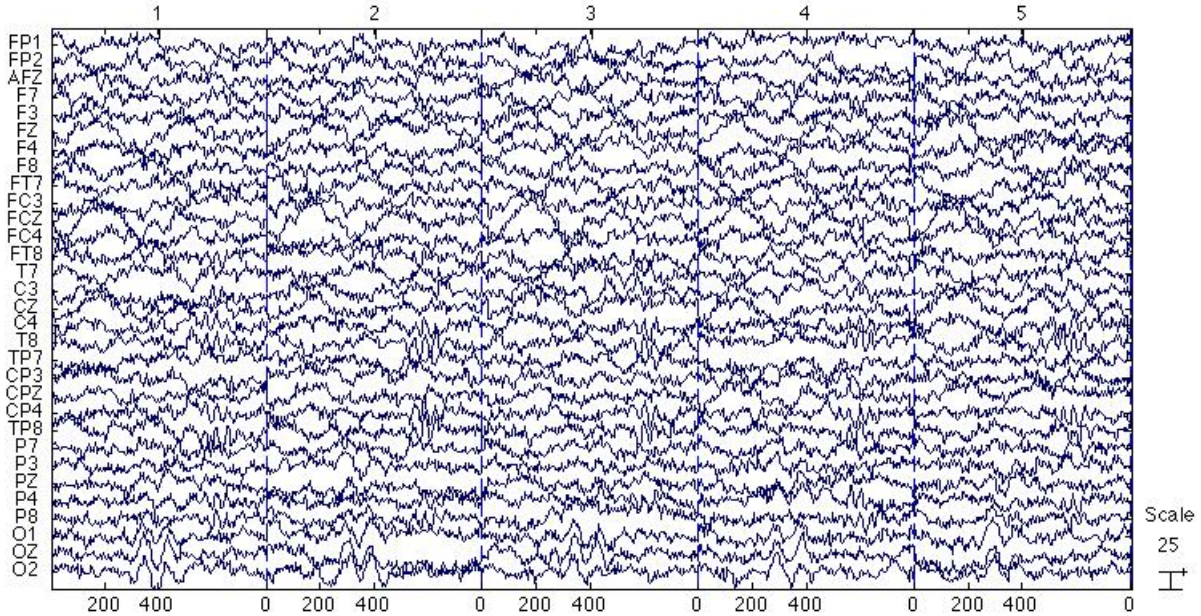
Από τις χωρικές προβολές των πηγών προκύπτει ο πίνακας μίξης A, με τον οποίο πολλαπλασιάζουμε τα σήματα των πηγών ώστε να παραχθούν τα προσομοιωμένα σήματα καταγραφών του EEG.



Εικόνα 4.5: *Μετρήσεις καναλιών των πέντε πρώτων δοκιμών χωρίς την προσθήκη θορύβου.*

4.3 Προσομοίωση θορύβου

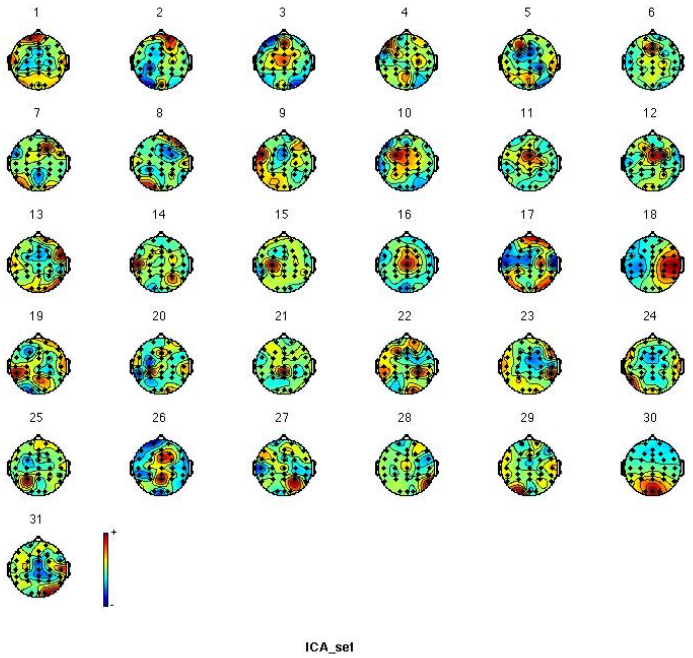
Για τον έλεγχο των αλγορίθμων σε συνθήκες θορύβου, προσθέσαμε θόρυβο του οποίου το φάσμα ισχύος είναι αντίστοιχο με εκείνο του ανθρώπινου ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Δημιουργήσαμε και προσθέσαμε 50 κυματομορφές ημιτονοειδών σημάτων με διαφορετικές συχνότητες και φάσεις. Η επιλογή των συχνοτήτων ήταν τυχαία μεταξύ ενός εύρους από 0.1 μέχρι 125 Hz ενώ για τις φάσεις το εύρος ήταν από 0 έως 2π. Το μέγιστο πλάτος για κάθε μία ημιτονοειδή συνιστώσα ορίστηκε ώστε να είναι $20\mu V$ στην μικρότερη συχνότητα $0.1Hz$. Με αυτό τον περιορισμό το πλάτος της ημιτονοειδούς κυματομορφής για κάθε συχνότητα διαμορφώνεται έτσι ώστε να ταιριάζει με το φασματικό περιεχόμενο του EEG [35].



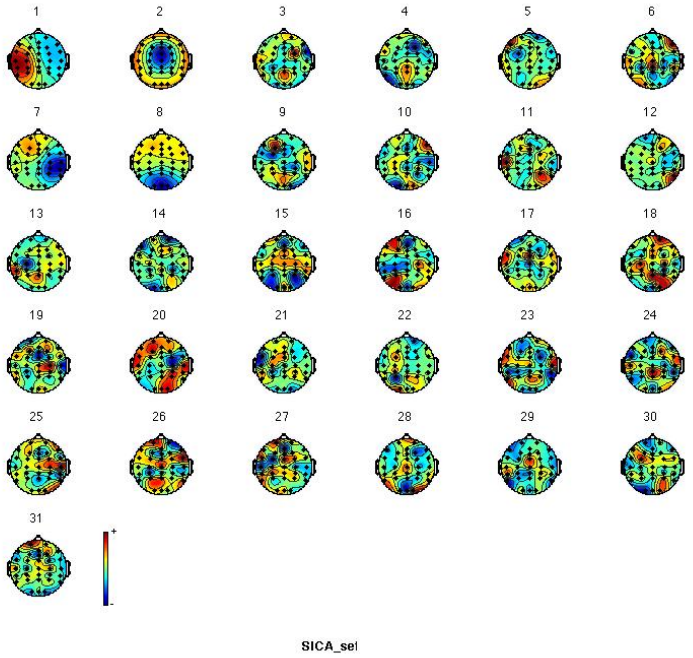
Εικόνα 4.6: *Μετρήσεις καναλιών των πέντε πρώτων δοκιμών παρουσία θορύβου.*

4.4 Υπολογισμός ανεξάρτητων συνιστωσών

Σε αυτό το σημείο πρέπει να διαχωρίσουμε τα σήματα πηγές με τη χρήση των δύο αλγορίθμων δηλαδή με τον κλασικό αλγόριθμο ICA και με τον χωρικά περιορισμένο ICA. Στην τελευταία περίπτωση έχουμε εισάγει ως περιορισμούς τη χωρική κατανομή του δυναμικού της πρώτης πηγής και της δεύτερης πηγής δηλαδή του *δέλτα* και *θήτα ρυθμού* αντίστοιχα, όπως παρουσιάζονται στην εικόνα 4.2. Από την ανάλυση των ανεξάρτητων συνιστωσών προκύπτουν οι παρακάτω χωρικές προβολές των εικόνων.



Εικόνα 4.7: *Χωρικές προβολές των ανεξάρτητων συνιστωσών με χρήση ICA.*



Εικόνα 4.8: *Χωρικές προβολές των ανεξάρτητων συνιστωσών με χρήση spatial ICA.*

Στη συνέχεια επιλέγουμε εκείνες τις συνιστώσες οι οποίες περιέχουν περισσότερη πληροφορία όσο αφορά την κατανομή του δυναμικού στο χώρο. Η επιλογή μπορεί να γίνει είτε εκ παρατηρήσεως είτε με χρήση του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των ανεξάρτητων συνιστωσών που προέκυψαν απο τους αλγορίθμους και των πραγματικών χωρικών κατανομών του δυναμικού που ορίστηκαν για τη παραγωγή των δεδομένων.

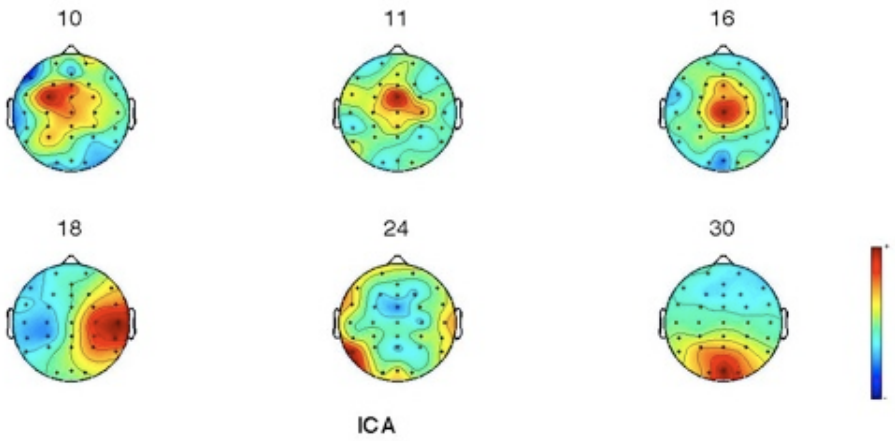
Χωρική Συσχέτιση							
ICA							
πηγή 1	αρ. συνιστ.	πηγή 2	αρ. συνιστ.	πηγή 3	αρ. συνιστ.	πηγή 4	αρ. συνιστ.
0.8600	**16**	**-0.7509**	**18**	**0.9383**	**18**	**0.9750**	**30**
0.7319	**10**	-0.4919	2	-0.2014	11	-0.3886	16
0.7281	**11**	0.3797	9	0.1930	2	-0.3566	11
-0.7189	**24**	0.3077	19	-0.1503	3	-0.3548	10
0.6844	26	0.2600	14	-0.1489	10	0.2807	23
-0.6597	1	-0.2520	6	0.1468	17	0.2777	13
-0.6533	23	0.2440	24	-0.1133	16	0.2470	24

Πίνακας 4.1: *Παρουσιάζονται οι συντελεστές συσχέτισης που υπολογίστηκαν με βάση τις χωρικές προβολές των αρχικών πηγών και τις χωρικές προβολές των ανεξάρτητων συνιστωσών από τον ICA.*

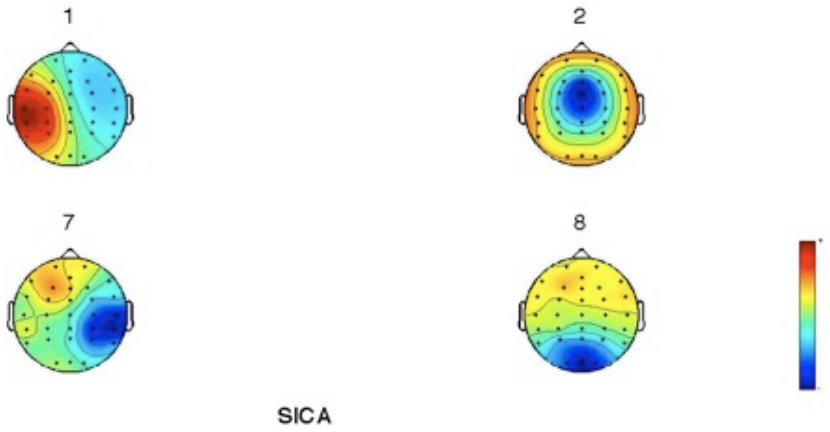
Χωρική Συσχέτιση							
SICA							
πηγή 1	αρ. συνιστ.	πηγή 2	αρ. συνιστ.	πηγή 3	αρ. συνιστ.	πηγή 4	αρ. συνιστ.
-0.9999	**2**	**1.0000**	**1**	**-0.9672**	**7**	**-0.9799**	**8**
0.3245	29	0.4046	7	-0.6669	1	0.3621	2
-0.3205	20	0.1658	2	0.1777	13	-0.2697	15
0.3200	15	-0.1426	8	0.1517	16	-0.2612	7
0.2857	21	0.1419	22	0.1450	2	0.2542	4
0.2753	8	-0.1240	16	-0.1449	31	0.2086	22
0.2667	14	0.1083	23	-0.1339	28	0.1959	9

Πίνακας 4.2: *Παρουσιάζονται οι συντελεστές συσχέτισης που υπολογίστηκαν με βάση τις χωρικές προβολές των αρχικών πηγών και τις χωρικές προβολές των ανεξάρτητων συνιστωσών από τον SICA.*

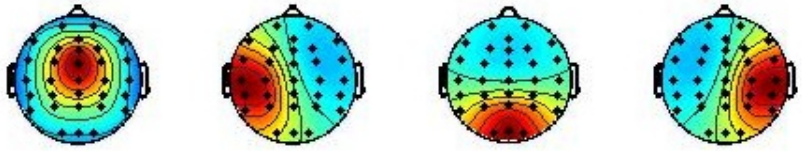
Από τις συνιστώσες αυτές κρατάμε εκείνες των οποίων οι τιμές του correlation είναι πάνω από ένα threshold. Η τιμή του στο συγκεκριμένο παράδειγμα ισούται με 0.7. Οι απομένουσες συνιστώσες φαίνονται παρακάτω.



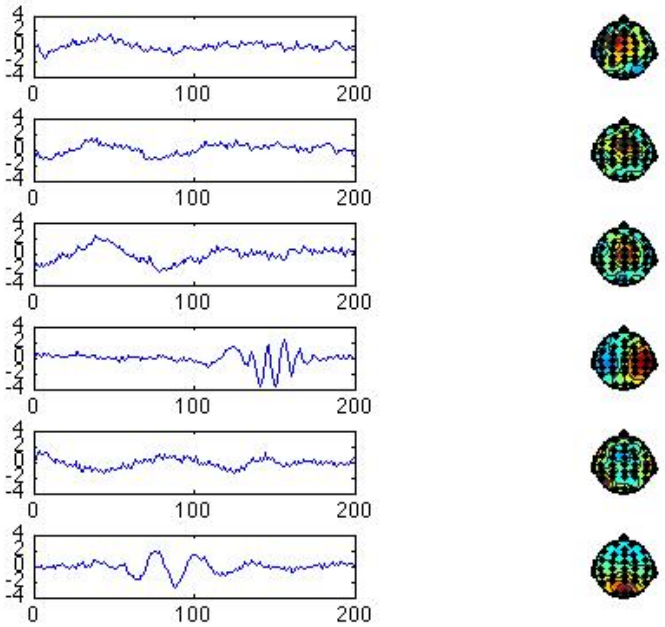
Εικόνα 4.9: *Οι επιλεγμένες ανεξάρτητες συνιστώσες του ICA με χρήση του συντελεστή συσχέτισης.*



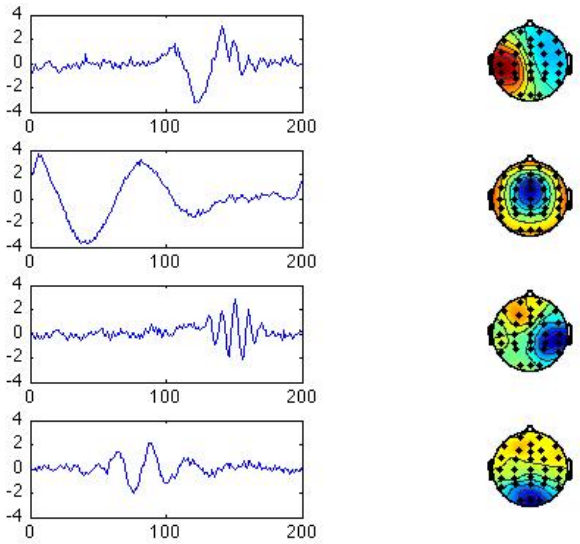
Εικόνα 4.10: *Οι επιλεγμένες ανεξάρτητες συνιστώσες του SICA με χρήση του συντελεστή συσχέτισης.*



Εικόνα 4.11: *Οι χωρικές προβολές των συνθετικών πηγών.*



Εικόνα 4.12: *Παρουσιάζονται οι επιλεγμένες ανεξάρτητες συνιστώσες του ICA σε αντιστοιχία με τον μέσο όρο της κυματομορφής τους στο χρόνο που έχει υπολογιστεί από τον αλγόριθμο.*



Εικόνα 4.13: *Παρουσιάζονται οι επιλεγμένες ανεξάρτητες συνιστώσες του SICA σε αντιστοιχία με τον μέσο όρο της κυματομορφής τους στο χρόνο που έχει υπολογιστεί από τον αλγόριθμο.*

Συντελεστής Συσχέτισης		
SICA	ICA	αρ. καναλιού
0.9718	0.8437	1
0.9707	0.5183	2
0.9130	0.4662	3
0.9750	0.8931	4
0.9344	0.9027	5
0.9888	0.9543	6
0.9637	0.8404	7
0.9644	0.8641	8
0.9779	0.8086	9
0.9623	0.8960	10
0.9923	0.9511	11
0.9683	0.8512	12
0.9602	0.7120	13
0.9776	**0.8354**	**14**
0.9618	0.8287	15
0.9932	**0.9536**	**16**
0.9519	0.9185	17
0.9173	**0.7235**	**18**
0.9709	0.8458	19
0.9380	0.4273	20
0.9920	**0.9578**	**21**
0.8220	0.2905	22
0.9065	0.6172	23
0.9798	0.9127	24
0.8423	0.4069	25
0.8002	**0.6965**	**26**
0.5563	0.5477	27
0.9575	0.8662	28
0.8898	0.8882	29
0.8531	0.8584	30
0.8840	0.6493	31

Πίνακας 4.3: *Τιμές συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των ανακατασκευασμένων και των ιδανικών κυματομορφών των καναλιών για τον ICA και τον SICA αλγόριθμο.*

Στις εικόνες 4.12, 4.13 παρατηρούμε την μορφή στο χώρο και στο χρόνο των επιλεγμένων ανεξάρτητων συνιστωσών. Βλέπουμε ότι η πρώτη πηγή έχει διαχωριστεί σε περισσότερες από μία συνιστώσες στον αλγόριθμο ICA και ο μέσος όρος στο χρόνο δεν προσεγγίζει τόσο την αρχική μορφή της εικόνας 4.4 σε αντίθεση με την δεύτερη πηγή στην εικόνα 4.13 η οποία διακρίνεται καθαρά ότι έχει παρόμοια μορφή όταν την αντιστρέψουμε τόσο χρονικά όσο και χωρικά. Επίσης η πρώτη πηγή της ίδιας εικόνας που είχε και αυτή εισαχθεί στους περιορισμούς διατήρησε την χωρική της προβολή και διαθέτει μία ικανοποιητική μορφή στο χρόνο συγκριτικά με την αντίστοιχη πηγή τρία στον ICA.

Καλή προσέγγιση έχουν οι δύο τελευταίες πηγές με ρυθμούς *άλφα, βήτα* στον SICA ενώ η πηγή με ρυθμό *βήτα* στον ICA φαίνεται να είναι η μίξη δύο πηγών.

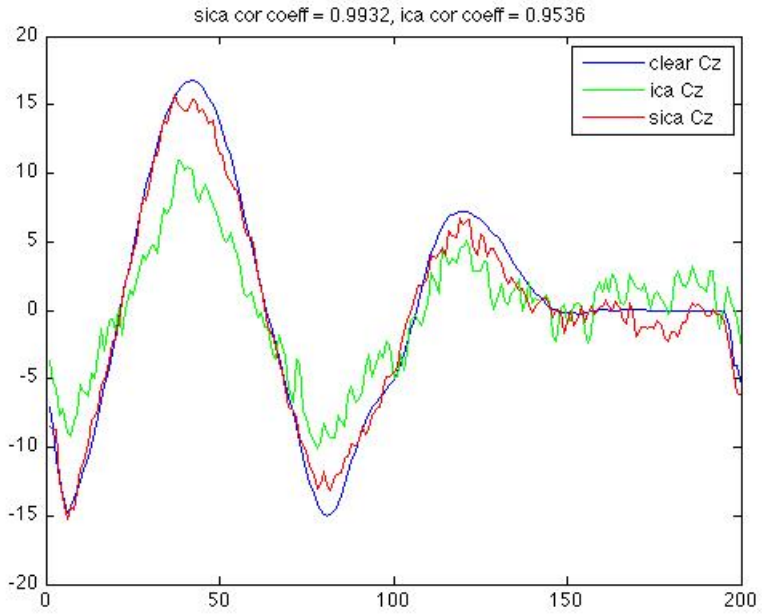
Εφόσον έχουμε επιλέξει τις κατάλληλες συνιστώσες, προβάλλουμε πίσω στα κανάλια τα ανακατασκευασμένα δεδομένα μας. Εφαρμόζουμε αντίστοιχα το συντελεστή συσχέτισης στις κυματομορφές των καναλιών για κάθε μέθοδο σε σχέση με τα ιδανικά σήματα χωρίς θόρυβο (εικόνα 4.5) που έχουν υπολογιστεί από τον μέσο όρο των 20 δοκιμών. Στο συγκριτικό πίνακα φαίνεται ότι η μέθοδος SICA εμφανίζει καλύτερες τιμές συσχέτισης σε όλα τα κανάλια. Το Cz έχει αριθμό καναλιού 16, το Cpz έχει 21, το Pz έχει 26, το $T8$ έχει 18 και το $T7$ είναι το 14. Ενδεικτικά παρουσιάζουμε τους μέσους όρους των κυματομορφών είκοσι δοκιμών των καναλιών Cz, Pz και $T8$, $T7$.

Εκ πρώτης όψεως από τις εικόνες των υπολογισμένων ανεξάρτητων συνιστωσών παρατηρούμε ότι η μέθοδος SICA παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα. Η διαπίστωση αυτή επιβεβαιώνεται με τη χρήση του συντελεστή συσχέτισης. Συγκρίνοντας τα γνωστά πρότυπα των χωρικών κατανομών για κάθε πηγή (πίνακες 4.1, 4.2), παρατηρούμε τα εξής. Οι ανακατασκευασμένες συνιστώσες από τον SICA με την μέγιστη τιμή, έχουν υψηλότερη συσχέτιση από εκείνες του αλγορίθμου ICA. Επίσης στον πίνακα 4.1 φαίνεται ότι για κάθε πηγή παρουσιάζουν αρκετές συνιστώσες μεγάλο βαθμό συσχέτισης σε αντίθεση με τον πίνακα 4.2 όπου οι συνιστώσες που ακολουθούν έχουν αρκετά μεγάλη διαφορά σε σύγκριση με της αρχικές κάθε στήλης. Αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος ICA δεν είναι σε θέση να κάνει σωστό διαχωρισμό, οπότε διασκορπίζει την πληροφορία της χωρικής προβολής σε περισσότερες από μία εκτιμήσεις. Αντίθετα στον δεύτερο πίνακα βλέπουμε ότι οι χωρικές προβολές των πηγών που χρησιμοποιήθηκαν ως περιορισμοί στον SICA έχουν παραμείνει σχεδόν αναλλοίωτες, δεν έχουν διασπαστεί σε άλλες συνιστώσες και οι προβολές των πηγών που ακολουθούν έχουν εξίσου καλή τιμή συσχέτισης. Το αρνητικό πρόσημο δεν αποτελεί ανησυχητικό παράγοντα διότι αποτελεί έναν από τους περιορισμούς της μεθόδου ICA όπως αναφέρεται στην ενότητα 3.3.

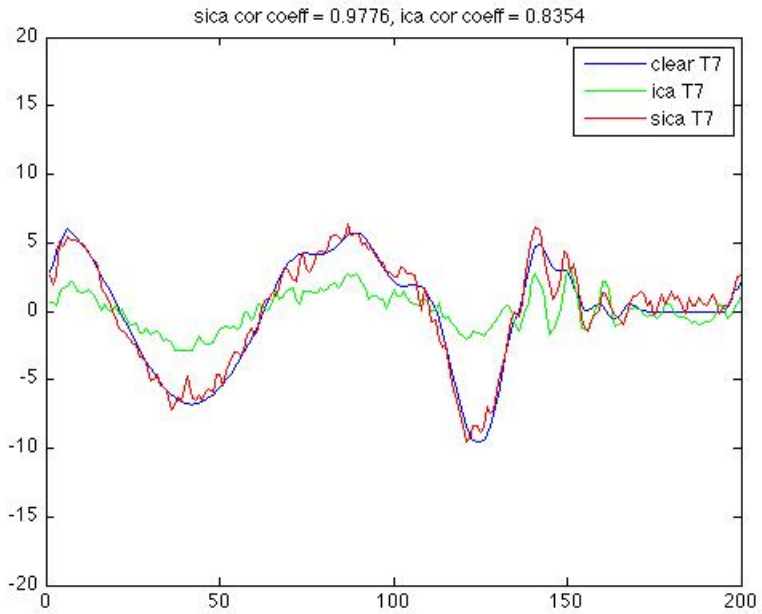
Στη συνέχεια δημιουργούμε ξανά τα σήματα των καταγραφών, αυτή τη φορά όμως έχουμε χρησιμοποιήσει μόνο τις συνιστώσες που κρατήσαμε σε κάθε περίπτωση. Ο πίνακας 4.3 δείχνει τα αποτελέσματα των συγκρίσεων με το ιδανικά σήματα των καναλιών. Τα αποτελέσματα είναι τα αναμενόμενα. Οι κυματομορφές των καναλιών από τον SICA πλησιάζουν σε καλύτερο βαθμό τα ιδανικά, δηλαδή ο θόρυβος έχει μειωθεί σε μεγαλύτερο ποσοστό.

Πρέπει να τονιστεί ότι στην περίπτωση των συνθετικών δεδομένων μπορούμε να κάνουμε χρήση του συντελεστή συσχέτισης και να ελέγξουμε αν οι τοπογραφίες που έχουν ανεβρεθεί ακολουθούν τις χωρικές προβολές αλλά επίσης αν τα σήματα των ανακατασκευασμένων καναλιών προσεγγίζουν τα ιδανικά σήματα. Ωστόσο η οπτική επιθεώρηση των αποτελεσμάτων μας οδηγεί εξίσου στα επιθυμητά αποτελέσματα γι΄ αυτό το λόγο στην περίπτωση των πραγματικών δεδομένων που δεν διαθέτουμε ιδανικό σήμα προς σύγκριση, θα εφαρμοστεί σαν μέθοδος επιλογής των βέλτιστων ανεξάρτητων συνιστωσών. Επιπλέον γνωρίζουμε ότι κοντινά ηλεκτρόδια παρουσιάζουν υψηλή συσχέτιση σε αντίθεση με ηλεκτρόδια που είναι τοποθετημένα σε μακρινές αποστάσεις. Ενδεικτικά βλέπουμε τη σύγκριση δύο τυχαίων κοντινών ηλεκτροδίων στην εικόνα 4.18 και την σύ-

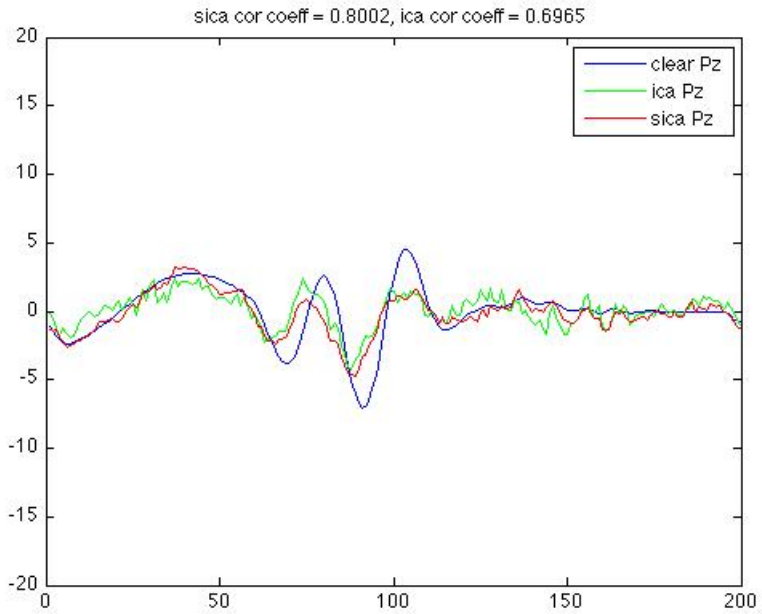
γκριση δύο απομακρυσμένων στη περίπτωση ιδανικού σήματος. Αυτό θα είναι το κριτήριο σύγκρισης των αποτελεσμάτων για το επόμενο κεφάλαιο.



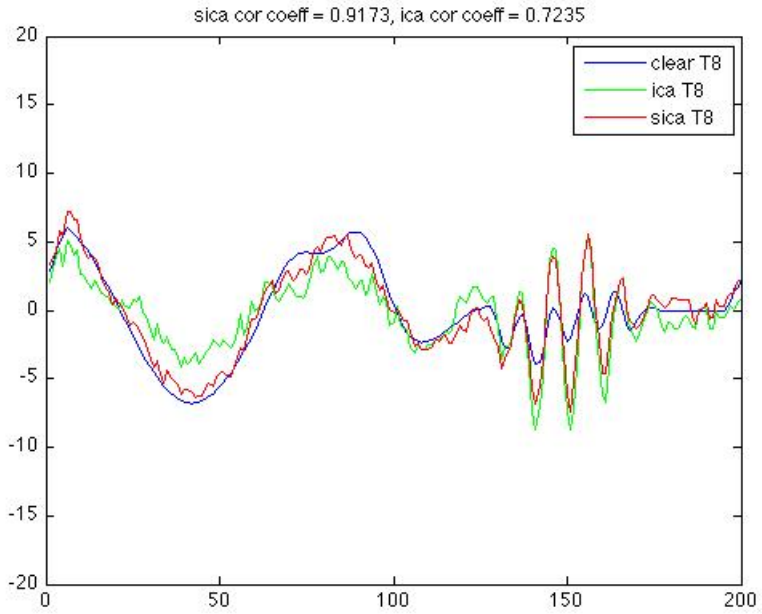
Εικόνα 4.14: *Σύγκριση στο κανάλι* Cz.



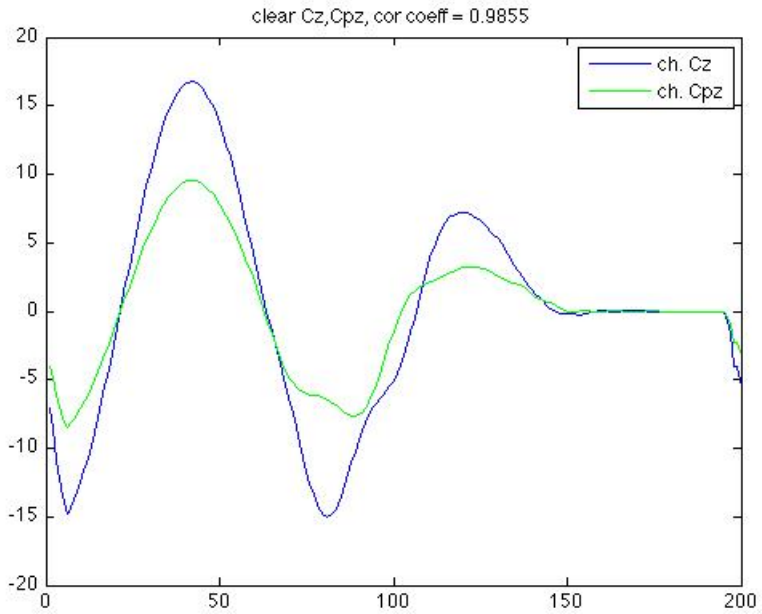
Εικόνα 4.15: *Σύγκριση στο κανάλι* $T7$.



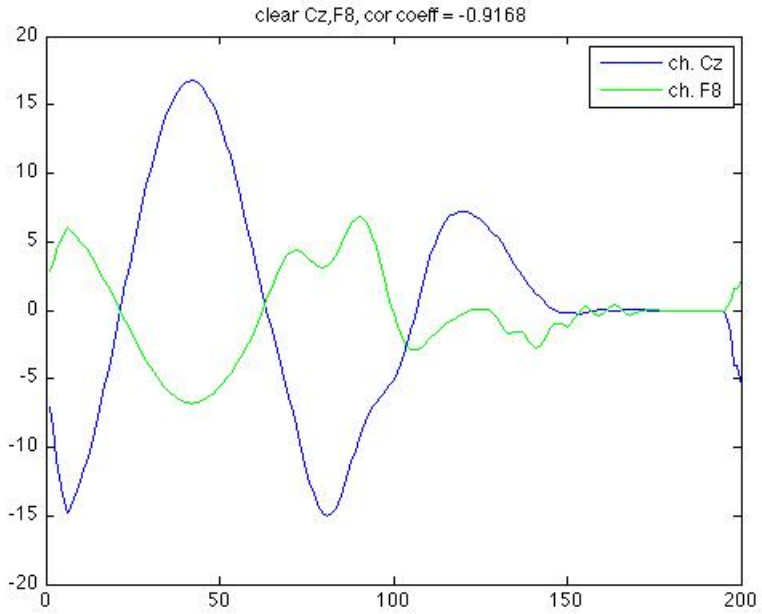
Εικόνα 4.16: *Σύγκριση στο κανάλι* Pz.



Εικόνα 4.17: *Σύγκριση στο κανάλι* $T8$.



Εικόνα 4.18: *Σύγκριση καναλιών* Cz, Cpz.



Εικόνα 4.19: *Σύγκριση καναλιών* $Cz, F8$.

Κεφάλαιο 5

Εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της εφαρμογής του χωρικά περιορισμένου ICA αλγορίθμου (SICA) και του συμβατικού ICA πάνω σε πραγματικές καταγραφές ΗΕΓ. Όπως είδαμε στις προηγούμενες ενότητες το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα αποτελείται από ένα σύνολο σημάτων που παράγονται από τον εγκέφαλο και αποτελούν σημαντική πληροφορία για την μελέτη του αλλά επίσης από σήματα που μπορούν να θεωρηθούν θόρυβος και δυσχεραίνουν την ανάλυση του. Σκοπός είναι να επεξεργαστούμε τα δεδομένα και να υπολογίσουμε τις ανεξάρτητες συνιστώσες με τον καλύτερο δυνατό τρόπο, ώστε να διατηρήσουμε ακέραιες τις πληροφορίες που αφορούν την εγκεφαλική λειτουργία και ταυτόχρονα να εξάγουμε τον θόρυβο.

5.1 Πειραματικά δεδομένα

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την διεκπεραίωση της έρευνας αποτελούν καταγραφές των προκλητών δυναμικών $P300$ τεσσάρων υγιών ατόμων ηλικίας 37 έως 74 ετών στους οποίους δεν έχει διαγνωσθεί κάποια νευρολογική ή ψυχολογική διαταραχή και τεσσάρων ατόμων ηλικίας 57 έως 88 ετών που έχει επιβεβαιωθεί με τη χρήση ψυχομετρικών εξετάσεων και εγκεφαλικής τομογραφίας ότι πάσχουν από την νόσο Alzheimer (AD) σε πρώιμο στάδιο. Επίσης υποβλήθηκαν σε εξέταση Mini Mental State Examination (MMSE) και το αποτέλεσμα ήταν 18 ως 29 στην κλίμακα 1 ως 30, το οποίο υπέδειξε ατροφία του εγκεφαλικού φλοιού. Η αναλογία φύλου και ηλικίας μεταξύ ασθενών και υγιών δειγμάτων δεν ήταν πλήρης, ωστόσο αυτό δεν επηρεάζει την εγκυρότητα των αποτελεσμάτων, εφόσον δεν αναφερόμαστε σε κλινική έρευνα.

Για την καταγραφή των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων διεξάγεται ένα ακουστικό πείραμα. Οι συμμετέχοντες βρίσκονται σε κατάσταση ηρεμίας με κλειστά μάτια και καλούνται να πατήσουν ένα κουμπί μόλις ακούσουν ένα ηχητικό σήμα-στόχο. Χρησιμοποιούνται 40 ηχητικά σήματα συχνότητας $2KHz$ στα οποία το υποκείμενο έπρεπε να αντιδράσει και 160 ηχητικά σήματα συχνότητας $2KHz$ στα οποία δεν έπρεπε να έχει καμία αντίδραση. Το χρονικό διάστημα μεταξύ δύο ηχητικών ερεθισμάτων ήταν 1.29 sec. Η καταγραφή των εγκεφαλικών σημάτων έχει γίνει με την χρήση 27 ηλεκτροδίων, τα οποία έχουν τοποθετηθεί σε ίσες αποστάσεις, έτσι ώστε να καταγράφουν δυναμικό στην μέγιστη δυνατή επιφάνεια του κεφαλιού.

Τα ηλεκτρόδια $A1$-$A2$ χρησιμοποιήθηκαν ως ηλεκτρόδια αναφοράς και το ηλεκτρόδιο AF_z ως γείωση. Η δειγματοληψία έγινε με συχνότητα $1024Hz$ και επίσης εφαρμόστηκαν ένα χαμηλοπερατό φίλτρο με συχνότητα αποκοπής $60Hz$, ένα υψιπερατό με συχνότητα αποκοπής $0.016Hz$ και ένα notch φίλτρο στα $50Hz$ το οποίο αφαιρεί τον θόρυβο που προκύπτει από το ρεύμα τροφοδοσίας των ηλεκτρικών συσκευών.

5.2 Μεθοδολογία

Για την εφαρμογή των αλγορίθμων χρησιμοποιήσαμε σήματα επαναλαμβανόμενων συνδεδεμένων δοκιμών (concatenated trials) ενώ για την εξαγωγή συμπερασμάτων χρησιμοποιήσαμε τις τοπογραφίες των ενεργοποιήσεων και τα ανακατασκευασμένα (back projected) σήματα των καναλιών. Η διαδικασία που ακολουθήθηκε φαίνεται διαγραμματικά (διάγραμμα 1). Αναλυτικότερα τα στάδια επεξεργασίας για την ανάλυση των πραγματικών δεδομένων ακολουθούν τα βήματα της διαδικασίας που εφαρμόσαμε στα συνθετικά δεδομένα, με ορισμένα επιπρόσθετα βήματα τα οποία οφείλονται στο γεγονός ότι δεν είναι δυνατό να γνωρίζουμε ακριβώς την προέλευση και την φύση των πηγών που ενεργοποιούνται σε κάθε περίπτωση.

(α) Το πρώτο στάδιο είναι για κάθε πραγματική καταγραφή να εφαρμόσουμε τις μεθόδους προεπεξεργασίας των δεδομένων όπως εξετάστηκαν στην ενότητα 3.4.1, δηλαδή την κεντρικοποίηση και την λεύκανση. Με αυτή την διαδικασία μετατρέπουμε τον πίνακα μίξης σε ορθογώνιο ώστε να υπολογίσουμε λιγότερα στοιχεία από ότι θα γινόταν αρχικά.

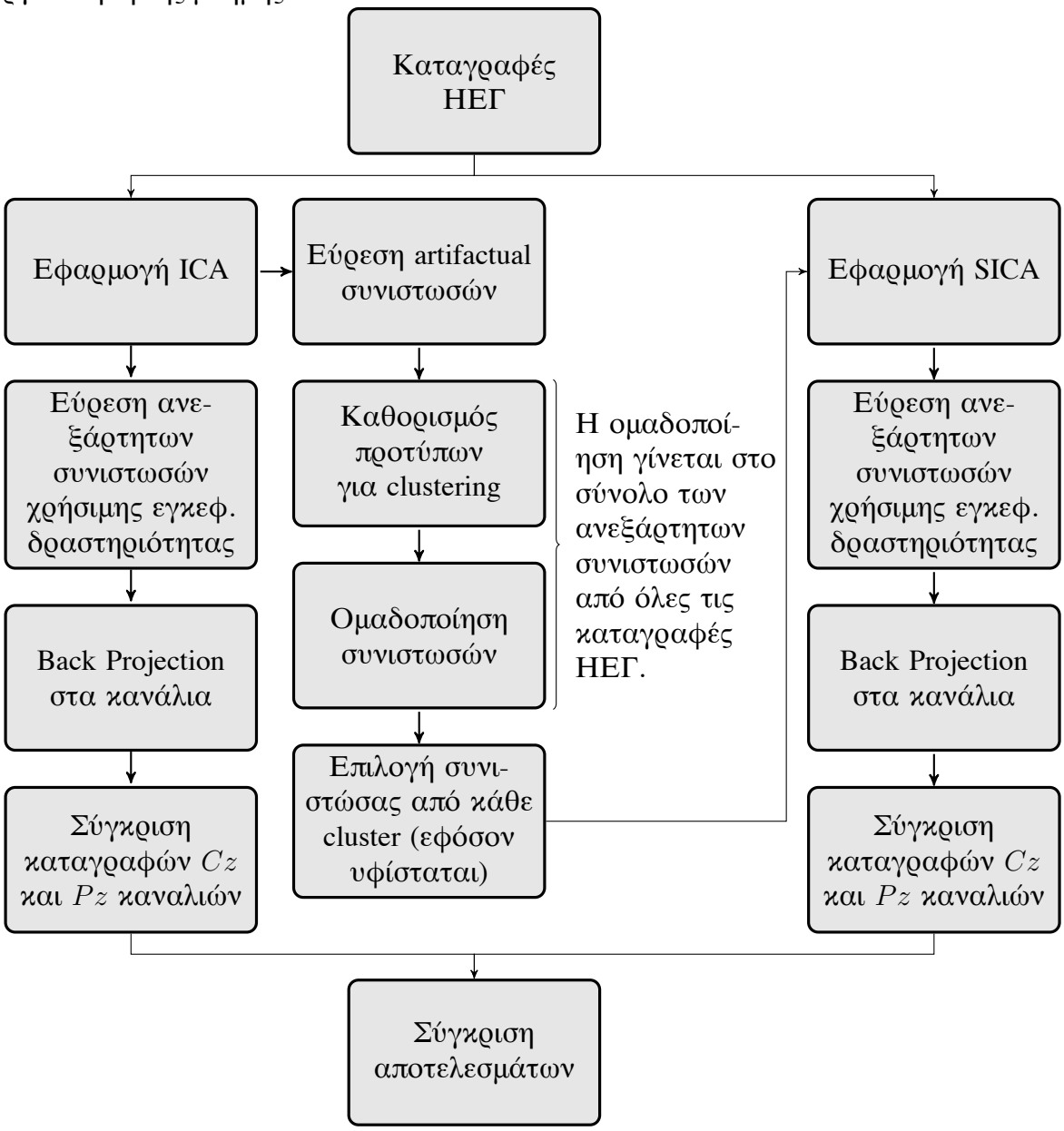
(β) Τα προεπεξεργασμένα σήματα αντιστοιχούν στην είσοδο τον δύο αλγορίθμων, συμβατικού ICA και χωρικά περιορισμένου ICA. Εδώ είναι απαραίτητο να προηγηθεί η εκτέλεση της διαδικασίας ICA και ο υπολογισμός των ανεξάρτητων συνιστωσών, αφού από τις τοπογραφίες που θα προκύψουν θα γίνει η επιλογή των χωρικών περιορισμών που θα εφαρμοστούν στον SICA αλγόριθμο.

(γ) Από τις ανεξάρτητες συνιστώσες που έχουν βρεθεί θα πρέπει να διαχωρίσουμε εκείνες που αναφέρονται στην διανοητική λειτουργία του εγκεφάλου από εκείνες που αποτελούν τεχνικά σφάλματα (artifacts). Η διαδικασία αυτή γίνεται με οπτική επιθεώρηση των αποτελεσμάτων και χρησιμοποιώντας κυρίως εμπειρικά κριτήρια. Στην εικόνα 5.1 βλέπουμε τα χαρακτηριστικά γνωρίσματα μίας συνιστώσας η οποία ανήκει στην κατηγορία των χρήσιμων πληροφοριών που έχουν προκύψει μετά την ανάλυση. Παρατηρούμε ότι η τοπογραφική της κατανομή έχει την μορφή διπόλου και παρουσιάζει έντονη δραστηριότητα στην δεξιά ινιακή χώρα. Επίσης στο διάγραμμα του φάσματος ισχύος έχει μία χαρακτηριστική κορυφή στην συχνότητα $10Hz$ και επιπρόσθετα εμφανίζει σε κάθε δοκιμή την ίδια κατανομή δραστηριότητας.

(δ) Στη συνέχεια ανακατασκευάζουμε τις καταγραφές των καναλιών με τη χρήση των επιλεγμένων πηγών και προβάλουμε τα σήματα πίσω στα κανάλια του ΗΕΓ. Με τον τρόπο αυτό έχουμε αφαιρέσει από τα σήματα ένα σημαντικό τμήμα θορύβου. Ωστόσο είναι πιθανό να έχει αφαιρεθεί μέρος πληροφορίας λόγω του γεγονότος ότι η ανάλυση των

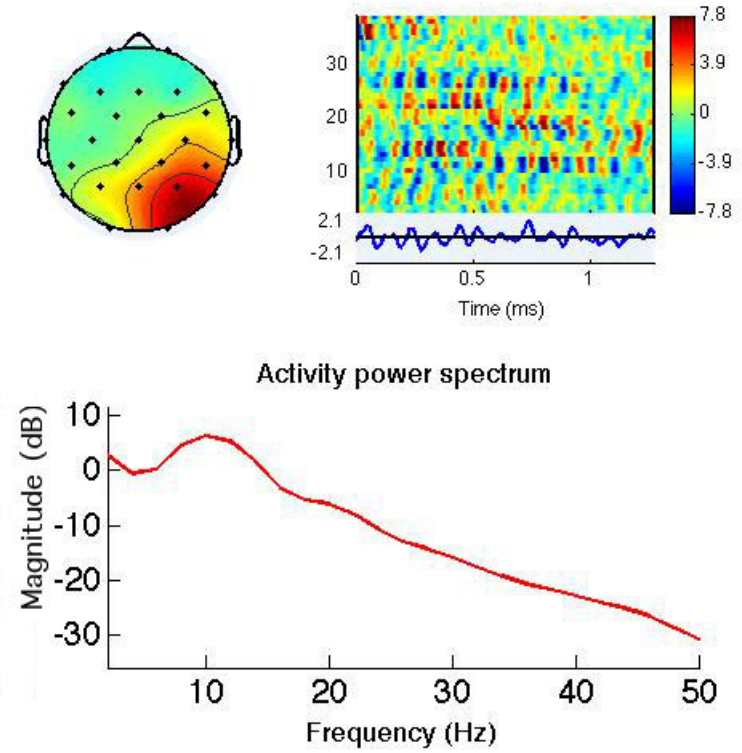
ανεξάρτητων συνιστωσών μπορεί να μην έχει επιτευχθεί με τον βέλτιστο δυνατό τρόπο.

(ε) Για την ολοκλήρωση της διαδικασίας επιλέγουμε από το σύνολο των καναλιών να προβάλουμε και να συγκρίνουμε τις τιμές των Cz, Pz . Όπως αναφέραμε προηγουμένως για την καταγραφή του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος πραγματοποιήθηκε ένα ακουστικό πείραμα με αποτέλεσμα να έχουν καταγραφεί προκλητά δυναμικά. Ιδιαίτερο ενδιαφέρον δίνεται στο P_{300} το οποίο συνδέεται με την προσοχή και την σκόπιμη επεξεργασία των ερεθισμάτων. Επίσης σχετίζεται με την ανάμνηση ενός ερεθίσματος δηλαδή με την ενεργοποίηση της μνήμης.



Διάγραμμα 1: *Συνοπτική περιγραφή της συνολικής διαδικασίας.*

Αυτό σημαίνει ότι η περιοχή του εγκεφάλου που ενεργοποιείται είναι η ινιακή χώρα όπου είναι τοποθετημένα τα συγκεκριμένα ηλεκτρόδια. Γνωρίζουμε ότι κοντινά τοποθετημένα ηλεκτρόδια καταγράφουν υψηλής χρονικής συσχέτισης σήματα τα οποία προέρχονται από τη μίξη των ανεξάρτητων πηγών. Εφαρμόζοντας τον συντελεστή συσχέτισης στα δύο κανάλια επιθυμούμε η τιμή που θα προκύψει να παραμείνει υψηλή και μετά την διαδικασία της ανάλυσης των συνιστωσών.

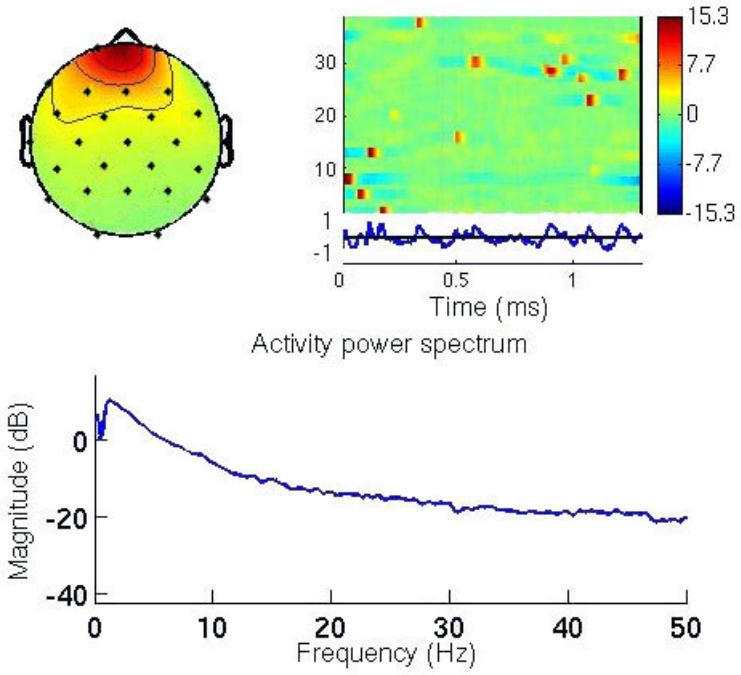


Εικόνα 5.1: *Χαρακτηριστικά συνιστώσας εγκεφαλικής προέλευσης.*

(στ) Ακολούθως εφαρμόζουμε την μέθοδο SICA για κάθε ένα σύνολο δεδομένων και συγκρίνουμε τα αποτελέσματα της μεθόδου με εκείνα της ICA. Στο κεφάλαιο 3.4.5 είχαμε αναφερθεί αναλυτικά στη διαδικασία και είχαμε δει ότι για την εκτέλεση του αλγορίθμου πρέπει πρώτα να οριστούν οι χωρικοί περιορισμοί. Στην περίπτωση των αυστηρών περιορισμών είναι αναγκαίο να υπάρχει ακρίβεια και συνέπεια ως προς την μορφή τους. Ενδεχόμενα λάθη στον ορισμό τον περιορισμών μπορεί να οδηγήσουν σε λανθασμένες εκτιμήσεις στο τελικό αποτέλεσμα του αλγορίθμου. Ενώ ο αλγόριθμος είναι περιοριστικός όσο αφορά την ακρίβεια των τοπογραφικών απεικονίσεων που εισάγουμε στο μοντέλο, δεν μας περιορίζει στην επιλογή του είδους των περιορισμών, δηλαδή αν θα σχετίζονται με την διανοητική δραστηριότητα του εγκεφάλου ή με την ενεργοποίηση κάποιου artifact.

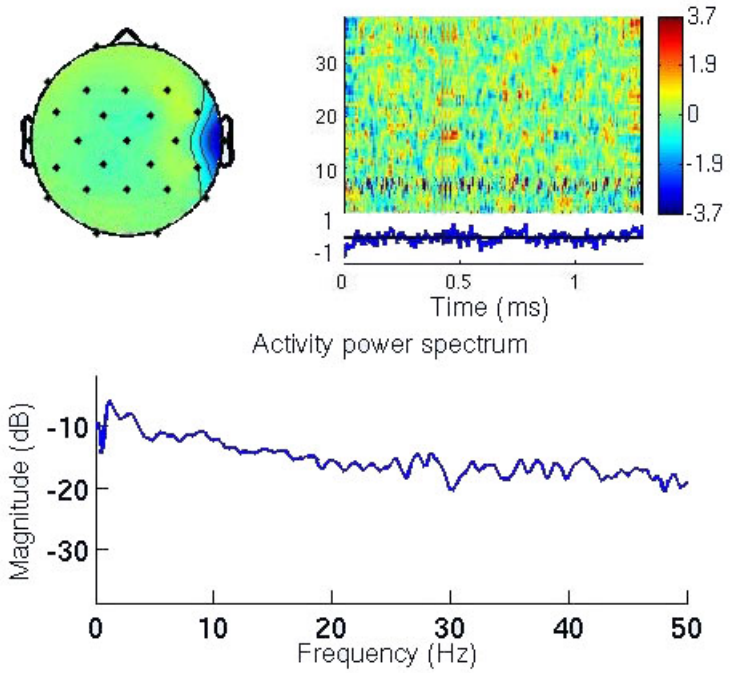
Σε αυτό το σημείο ασχοληθήκαμε με τους τοπογραφικούς χάρτες των artifactual δεδομένων. Παρατηρώντας τις ανεξάρτητες συνιστώσες που προέρχονται από την ανάλυση ICA οδηγούμαστε στην λογική ότι υπάρχουν χωρικές κατανομές των artifacts που εμφανίζονται τακτικά στα αποτελέσματα. Ανάλογα την προέλευσή τους διαθέτουν κάποια

κοινά χαρακτηριστικά. Πιο συγκεκριμένα τα artifacts ματιών, όπως φαίνεται στην εικόνα 5.2 έχουν έντονη δραστηριοποίηση στο μπροστινό τμήμα του κεφαλιού, μεμονωμένες κινήσεις των ματιών καταγράφονται σε κάθε δοκιμή όπως φαίνεται στο πάνω δεξιό διάγραμμα ενώ η καμπύλη του φάσματος ισχύος φθίνει ομαλά. Μια άλλη κατηγορία που παρατηρήθηκε είναι τα ηλεκτρομυογραφικά artifacts τα οποία έχουν υψηλή ισχύ στις υψηλές συχνότητες. Τέλος υπάρχει μια κατηγορία στην οποία ανήκουν συνήθως περιβαλλοντικά artifacts και είναι αναγνωρίσιμα για τους παρακάτω λόγους. Υψηλός θόρυβος εμφανίζεται σε ένα κυρίως ηλεκτρόδιο όπως μπορούμε να δούμε στον τοπογραφικό χάρτη της αντίστοιχης συνιστώσας, στο πάνω δεξιά διάγραμμα παρατηρούμε ότι σε ορισμένες δοκιμές δημιουργείται το φαινόμενο του θορύβου το οποίο φαίνεται επίσης από τη μελέτη του φασματικού περιεχομένου (εικ. 5.4).

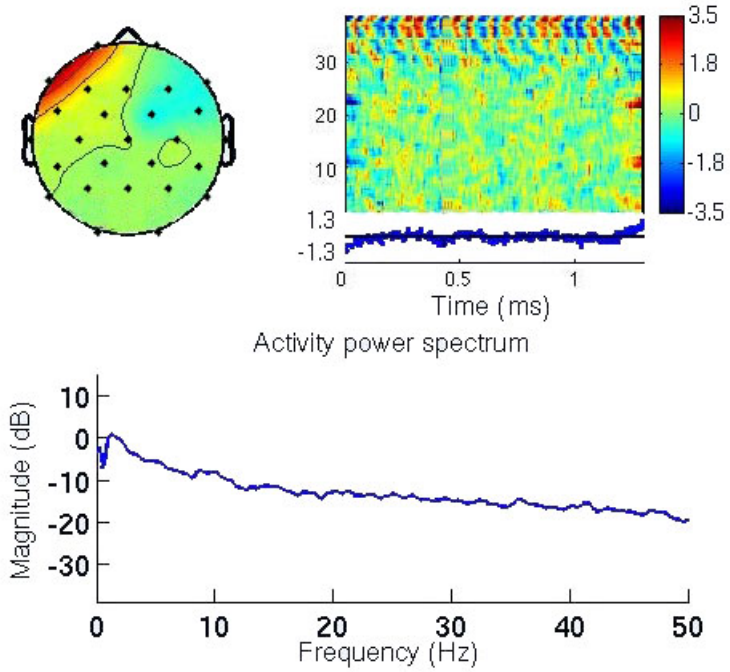


Εικόνα 5.2: *Χαρακτηριστικά συνιστώσας προερχόμενη από την κίνηση ματιών.*

(ζ) Εφαρμόζοντας τα παραπάνω εμπειρικά κριτήρια επιλέγουμε από το σύνολο των ανεξάρτητων συνιστωσών που έχουν υπολογιστεί με την μέθοδο ICA, μία συνιστώσα από κάθε κατηγορία. Επόμενη διαδικασία είναι να ομαδοποιήσουμε το πλήθος των τεχνικών σφαλμάτων εφόσον δύναται να ανήκουν σε κάποια από τις προκαθορισμένες ομάδες. Η διαδικασία χωρίζεται σε δύο βήματα και μπορεί να περιγραφεί ως εξής [40]. Πρώτα ορίζουμε έναν τοπογραφικό χάρτη ως πρότυπο (template) και υπολογίζουμε την συσχέτιση με τους τοπογραφικούς χάρτες των υπόλοιπων συνιστωσών. Από κάθε σύνολο δεδομένων συλλέγουμε εκείνους των οποίων ο δείκτης συσχέτισης δεν πέφτει κάτω από μία ορισμένη τιμή που έχουμε θέσει στην αντίστοιχη ομαδοποίηση. Ορισμένα artifacts μπορεί να περιέχονται σε περισσότερες από μία συνιστώσες.



Εικόνα 5.3: *Χαρακτηριστικά συνιστώσας ηλεκτρομυϊκής προέλευσης. Στις συχνότητες 20-50Hz φαίνονται οι υψηλές τιμές της ισχύος.*

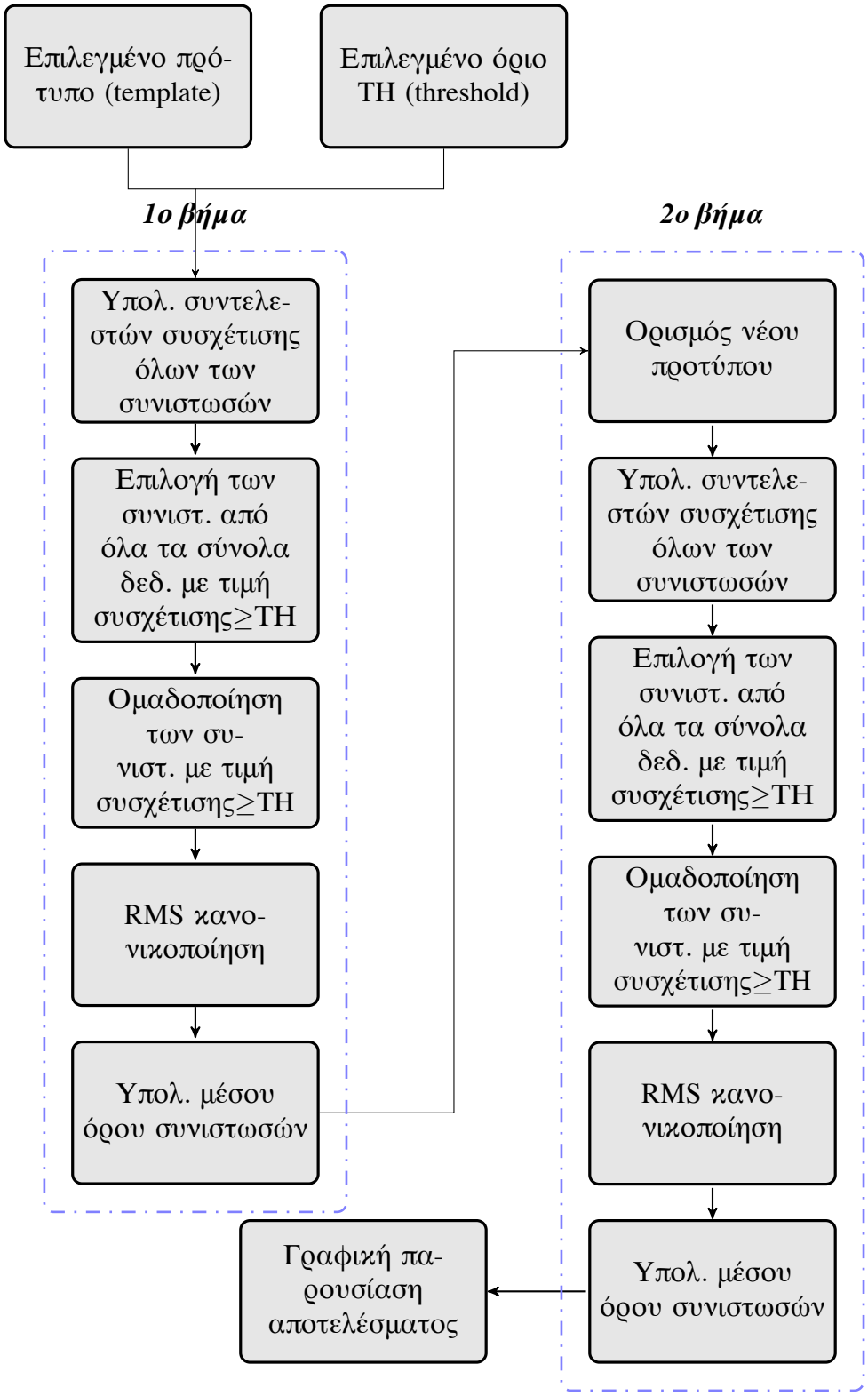


Εικόνα 5.4: *Χαρακτηριστικά συνιστώσας με την παρουσία υψηλού θορύβου.*

Καθώς περισσότερα από ένα artifacts στο ίδιο σύνολο δεδομένων είναι πιθανό να ανήκουν στην ίδια κατηγορία, θέτουμε ότι από κάθε σύνολο μπορούν να συμπεριληφθούν στην ομάδα το πολύ τρεις συνιστώσες. Η τιμή αυτή μπορεί να οριστεί επίσης από τον χρήστη ανάλογα με το είδος των καταγραφών και το πλήθος των artifactual δεδομένων. Από τις συνιστώσες που έχουν βρεθεί υπολογίζουμε το μέσο όρο των τοπογραφικών τους χαρτών, πρωτύτερα όμως έχουμε κανονικοποιήσει και αντιστρέψει τις ανεξάρτητες συνιστώσες που η τιμή της συσχέτισης τους είναι αρνητική. Μας ενδιαφέρει η απόλυτη τιμή διότι όπως είπαμε στην ενότητα 3.3 δεν μπορούμε να υπολογίσουμε με βεβαιότητα το πρόσημο των πηγών. Στο δεύτερο βήμα ομαδοποίησης θέτουμε πρότυπο την τοπογραφία του μέσου όρου από το πρώτο βήμα και εφαρμόζουμε τα ίδια βήματα για τον υπολογισμό της τελικής ομάδας.

(η) Ολοκληρώνοντας τη διαδικασία επιλέγουμε από κάθε ομάδα μία συνιστώσα η οποία έχει προέλθει από το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων που επεξεργαζόμαστε και τις εισάγουμε στον αλγόριθμο SICA σαν χωρικούς περιορισμούς στις αντίστοιχες στήλες. Η επεξεργασία είναι ανάλογη με του αλγορίθμου ICA.

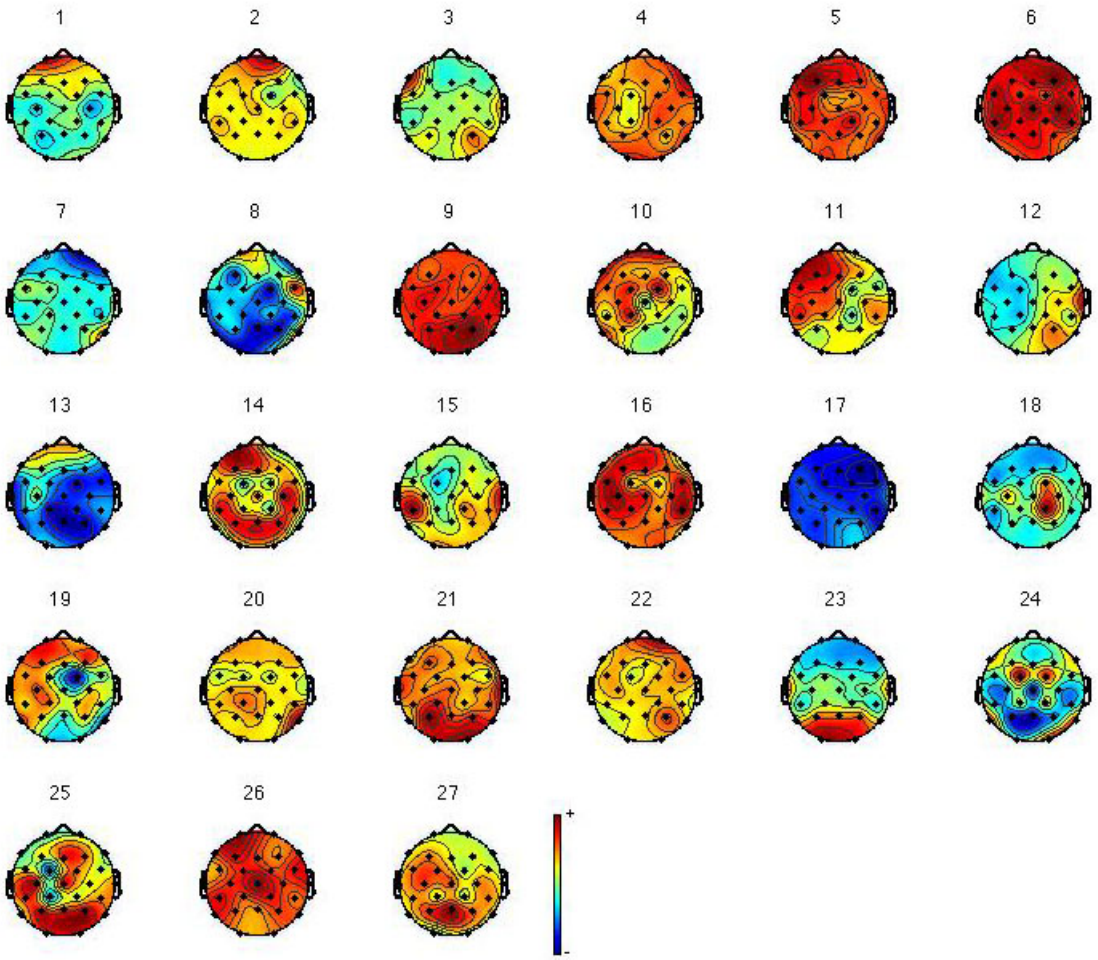
(θ) Αφού υπολογίσουμε τις κυματομορφές των καναλιών Cz, Pz για τους δύο αλγόριθμους εφαρμόζουμε τον συντελεστή συσχέτισης και συγκρίνουμε τις τιμές και τα αποτελέσματα των μεθόδων.



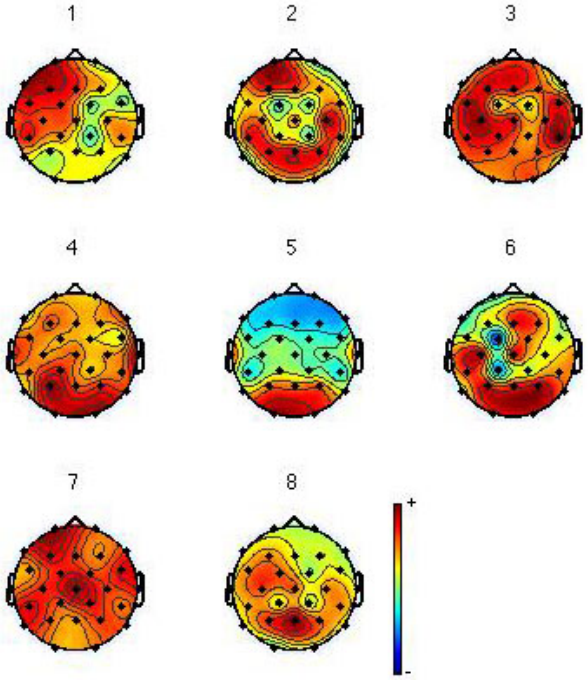
Διάγραμμα 2: *Συνοπτική περιγραφή της διαδικασίας ομαδοποίησης.*

5.3 Σύγκριση αποτελεσμάτων

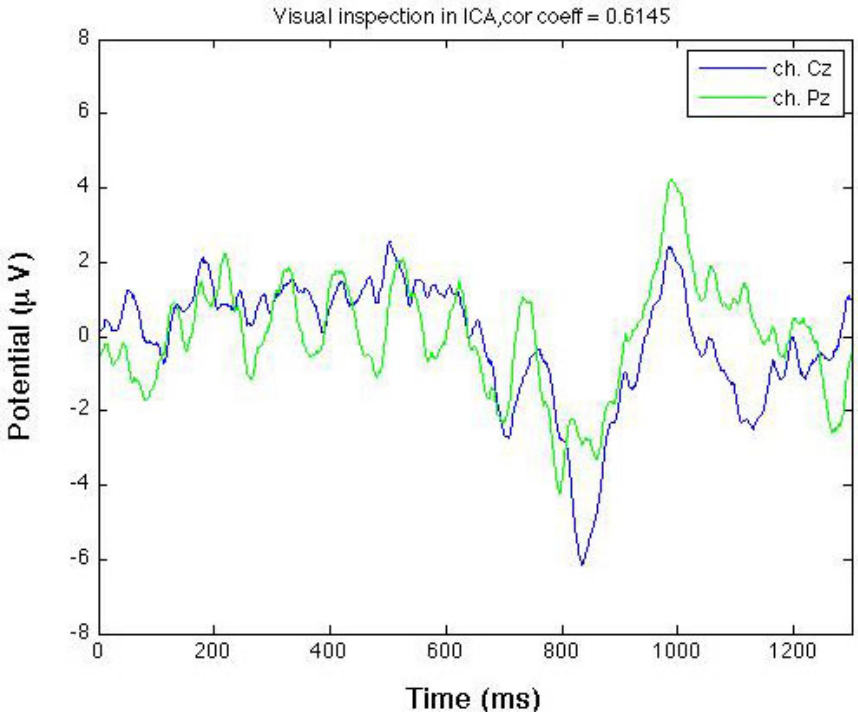
Στο σημείο αυτό θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα των αλγορίθμων για έναν υγιή εξεταζόμενο και έναν ασθενή εξεταζόμενο. Θα γίνει επίσης αναφορά στη διαδικασία της ομαδοποίησης των artifactual συνιστωσών για τον υπολογισμό ορισμένων περιορισμών. Για τον υγιή εξεταζόμενο προκύπτουν οι παρακάτω μετρήσεις με βάση τον ICA:



Εικόνα 5.5: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο ICA. Ο αριθμός των συνιστωσών είναι ίσος με το πλήθος των καναλιών των αρχικών καταγραφών.*

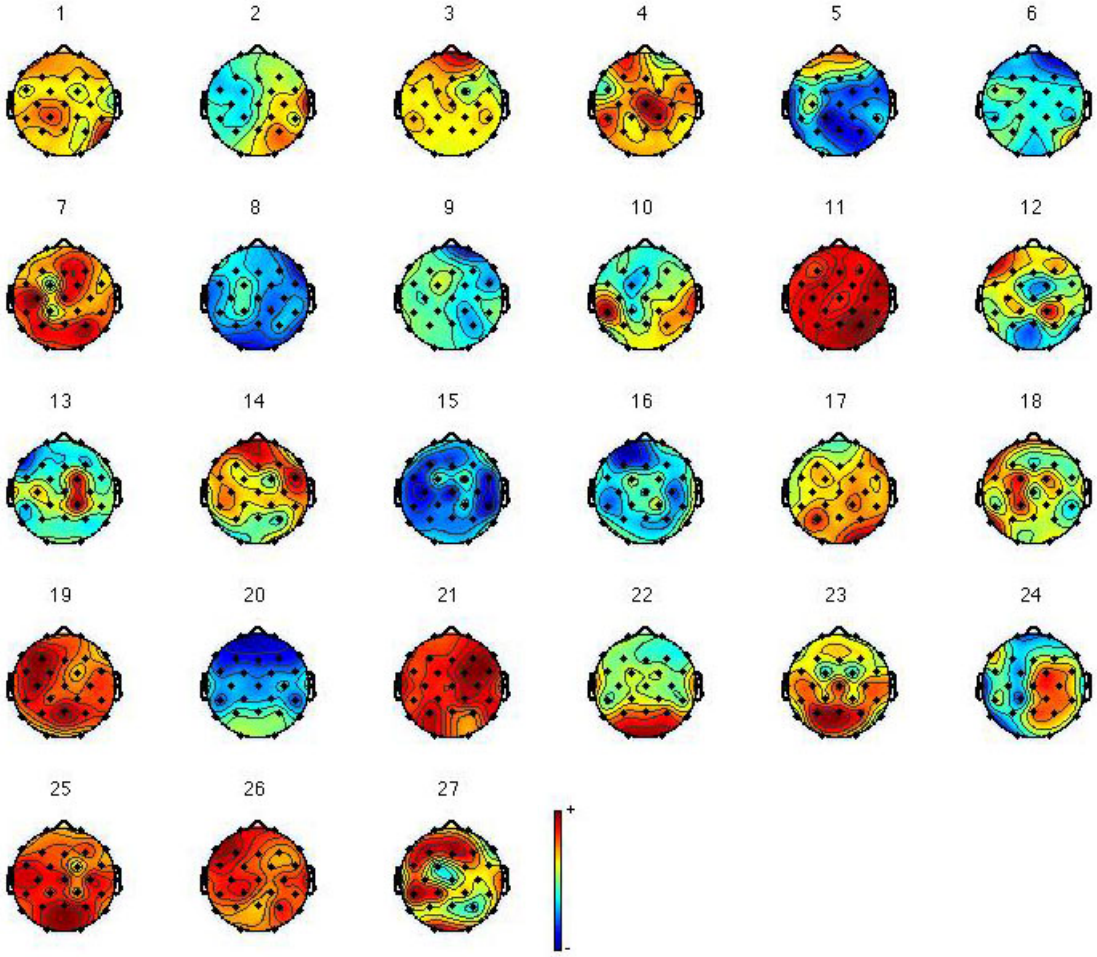


Εικόνα 5.6: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

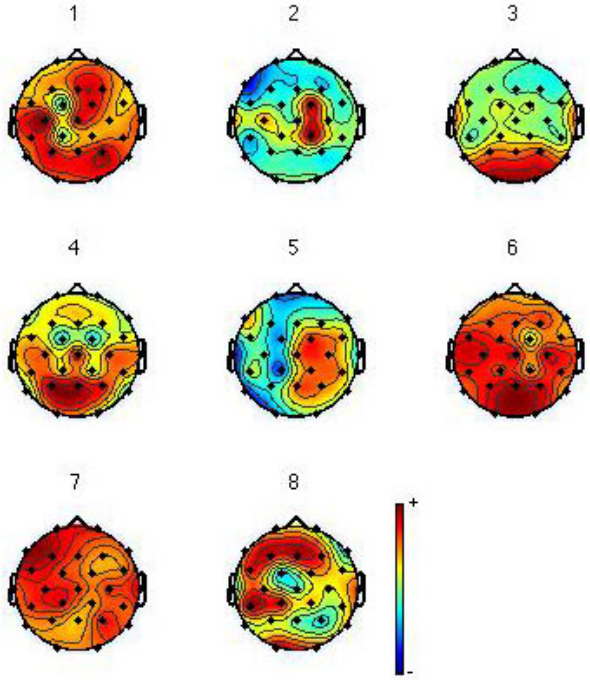


Εικόνα 5.7: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

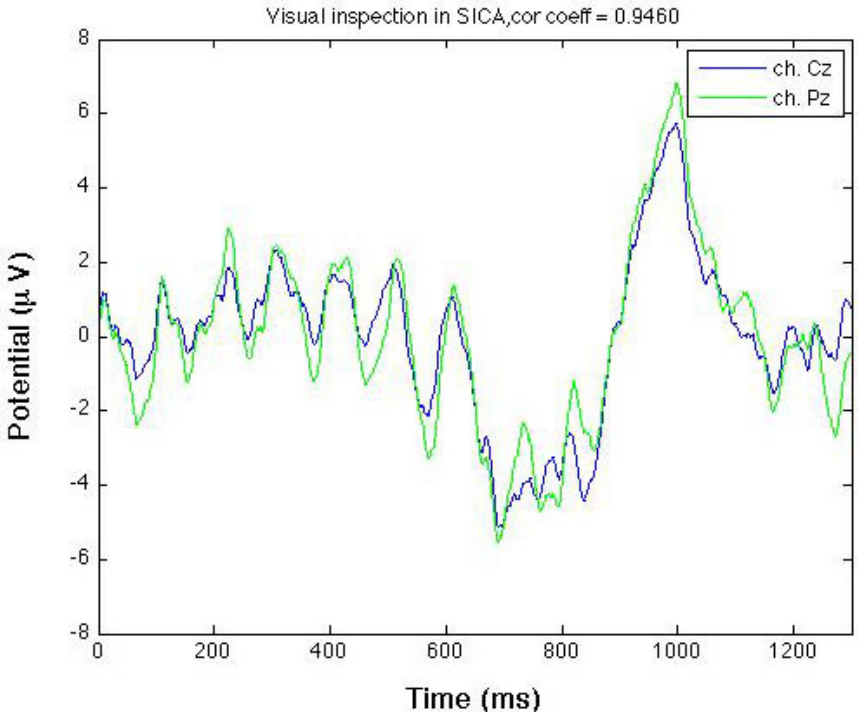
Στη συνέχεια εφαρμόζουμε τον SICA αλγόριθμο. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα έχουν εισαχθεί οι συνιστώσες 2 , 12 , 20 της εικόνας 5.5 σαν χωρικοί περιορισμοί όπως επιβεβαιώνεται στις τρεις πρώτες συνιστώσες της εικόνας 5.8. Η συνιστώσα 2 ανήκει στην κατηγορία των οπτικών artifactual πηγών, η 12 στις συνιστώσες ηλεκτρομυϊκής προέλευσης ενώ η 20 κατηγοριοποιήθηκε στις συνιστώσες που περιέχουν έντονο θόρυβο σε κάποιο ηλεκτρόδιο. Είναι προφανές ότι στις ίδιες κατηγορίες ανήκουν περισσότερες συνιστώσες, όμως από κάθε ομαδοποίηση γίνεται επιλογή μίας συνιστώσας, κατά προτίμηση εκείνης που έχει υψηλότερη τιμή συσχέτισης μέσα στο cluster και προέρχεται από τα παρόντα δεδομένα.



Εικόνα 5.8: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο SICA. Ο αριθμός των συνιστωσών είναι ίσος με το πλήθος των καναλιών των αρχικών καταγραφών.*

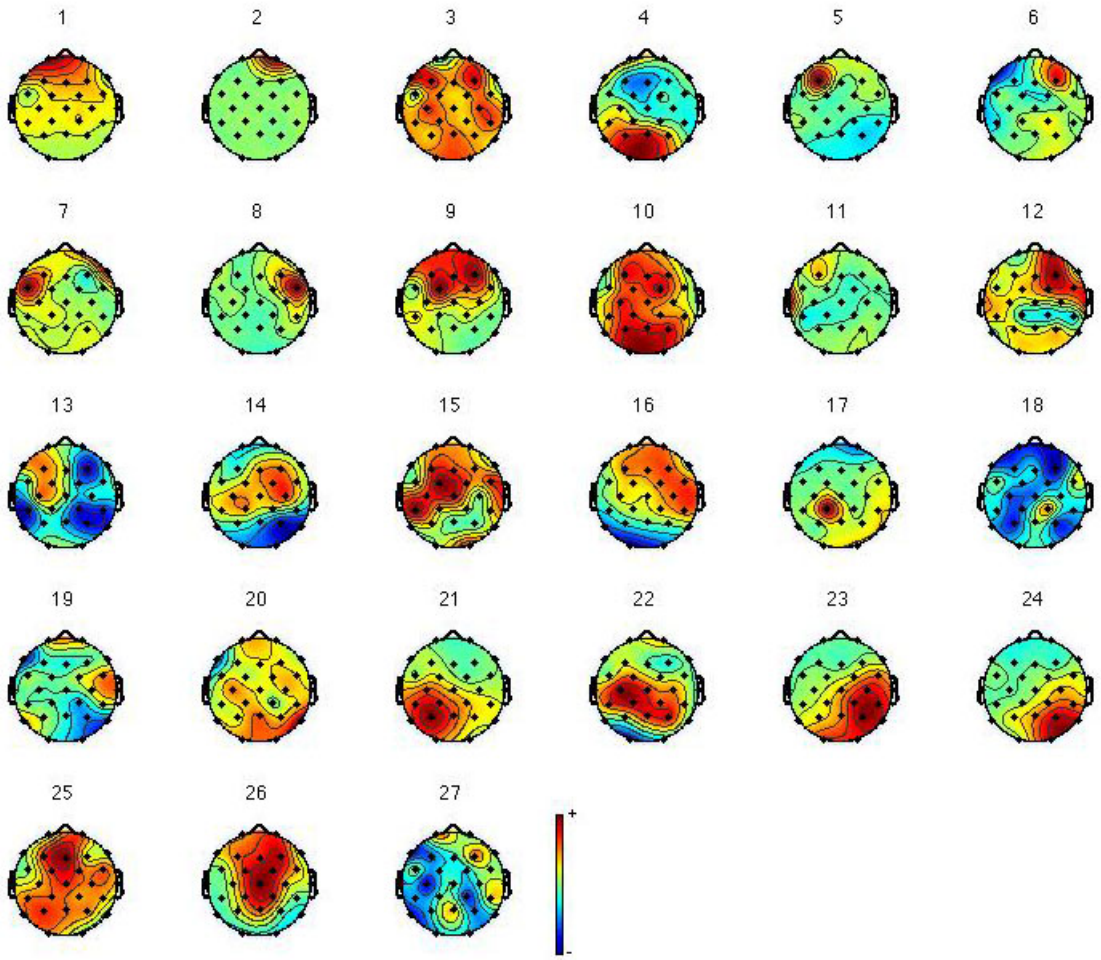


Εικόνα 5.9: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

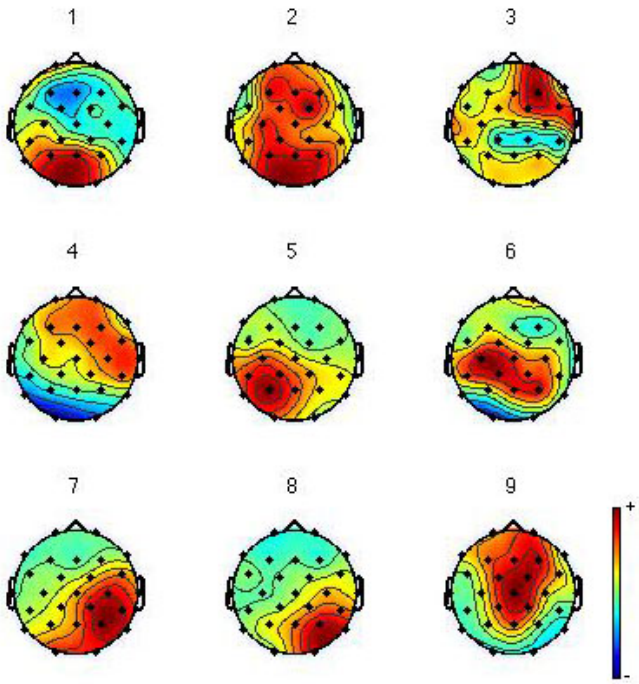


Εικόνα 5.10: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

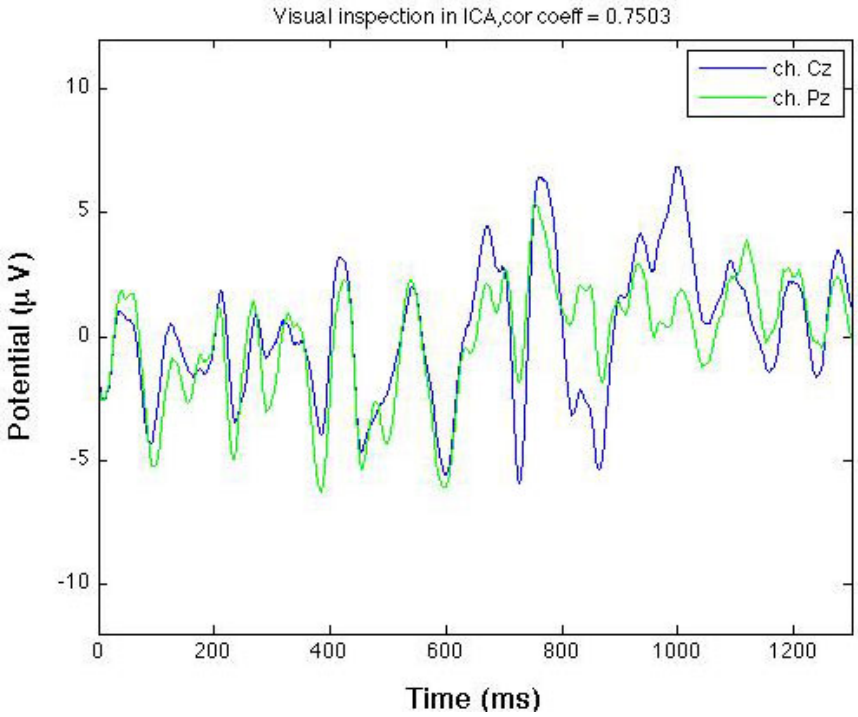
Ομοίως ενεργούμε για τον ασθενή εξεταζόμενο οπότε προκύπτουν τα παρακάτω:



Εικόνα 5.11: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο ICA. Ο αριθμός των συνιστωσών είναι ίσος με το πλήθος των καναλιών των αρχικών καταγραφών.*

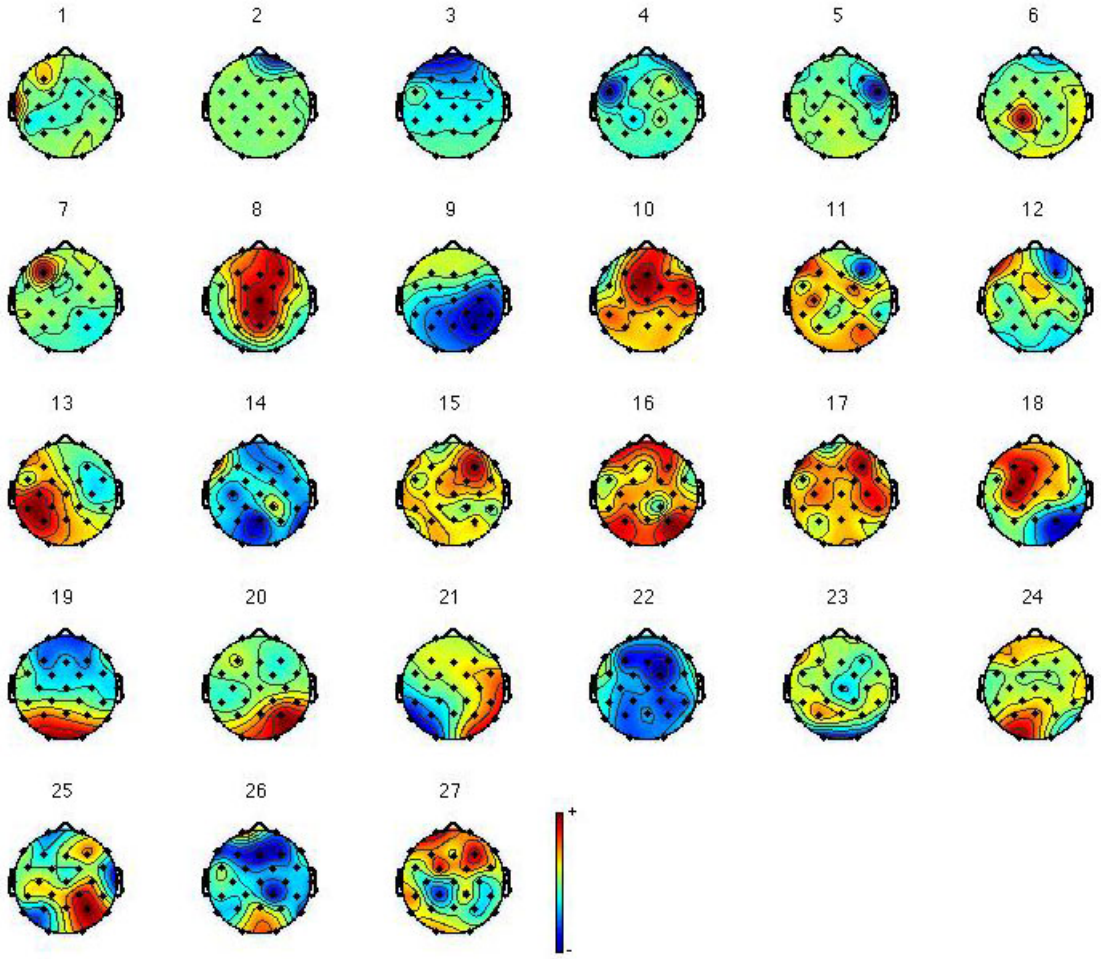


Εικόνα 5.12: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

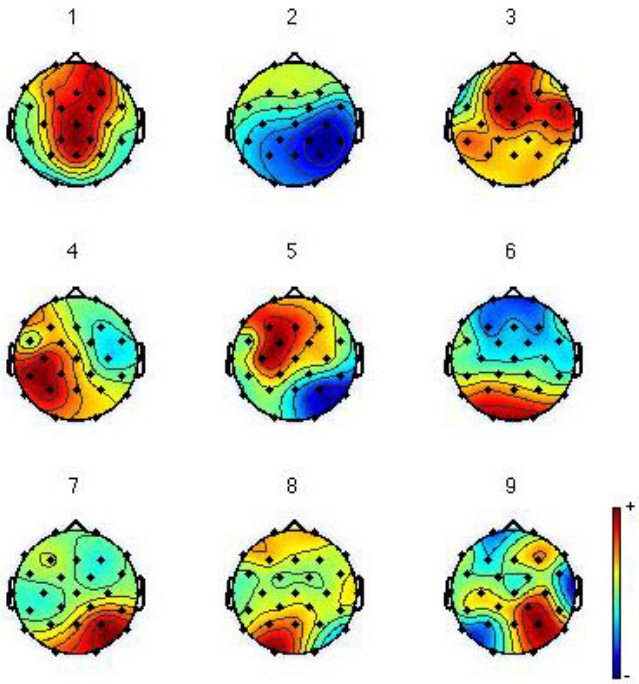


Εικόνα 5.13: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

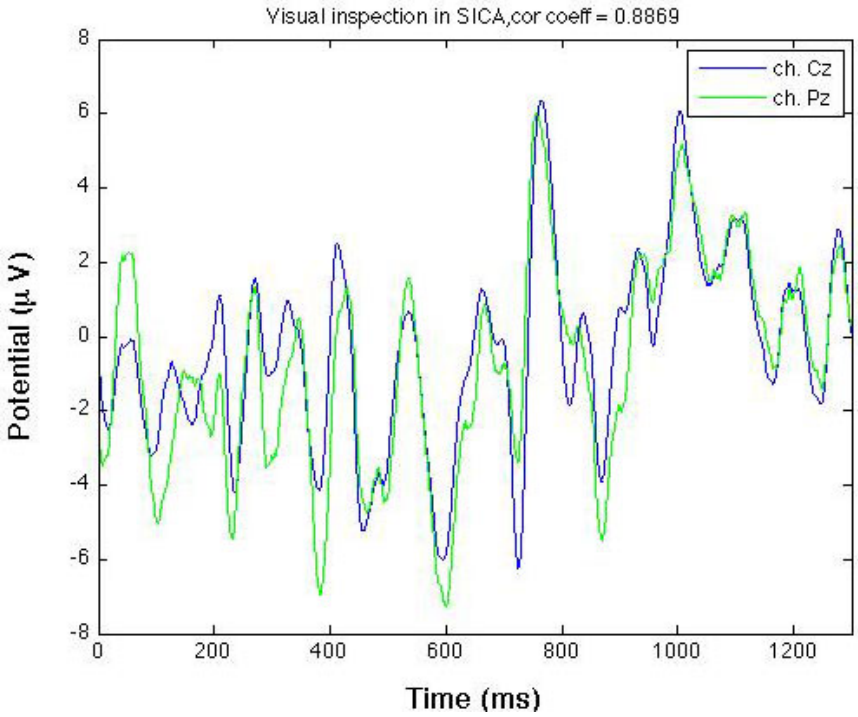
Επόμενο βήμα είναι η εφαρμογή του SICA αλγόριθμου. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα έχουν εισαχθεί οι συνιστώσες 1 , 2 , 11 της εικόνας 5.11 σαν χωρικοί περιορισμοί όπως επιβεβαιώνεται στις τρεις πρώτες συνιστώσες της εικόνας 5.14. Η συνιστώσα 1 ανήκει στην κατηγορία των οπτικών artifactual πηγών δηλαδή οφείλεται στη κίνηση του αριστερού ματιού, η 2 στη δραστηριότητα του δεξιού ματιού και η 11 ανήκει στις συνιστώσες ηλεκτρομυϊκής προέλευσης. Μπορούμε να διαχωρίσουμε πολλές συνιστώσες που περιέχουν έντονο θόρυβο σε κάποιο ηλεκτρόδιο, ωστόσο δεν είναι εύκολο να τις εντάξουμε στην ίδια κατηγορία με την λογική που εξηγήσαμε στην προηγούμενη ενότητα, διότι κάθε τοπογραφία έχει διαφορετική μορφή και εξαρτάται από το ηλεκτρόδιο που μολύνεται. Χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι οι συνιστώσες 5 , 6 , 7 , 17 της εικόνας 5.11.



Εικόνα 5.14: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο SICA. Ο αριθμός των συνιστωσών είναι ίσος με το πλήθος των καναλιών των αρχικών καταγραφών.*



Εικόνα 5.15: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*



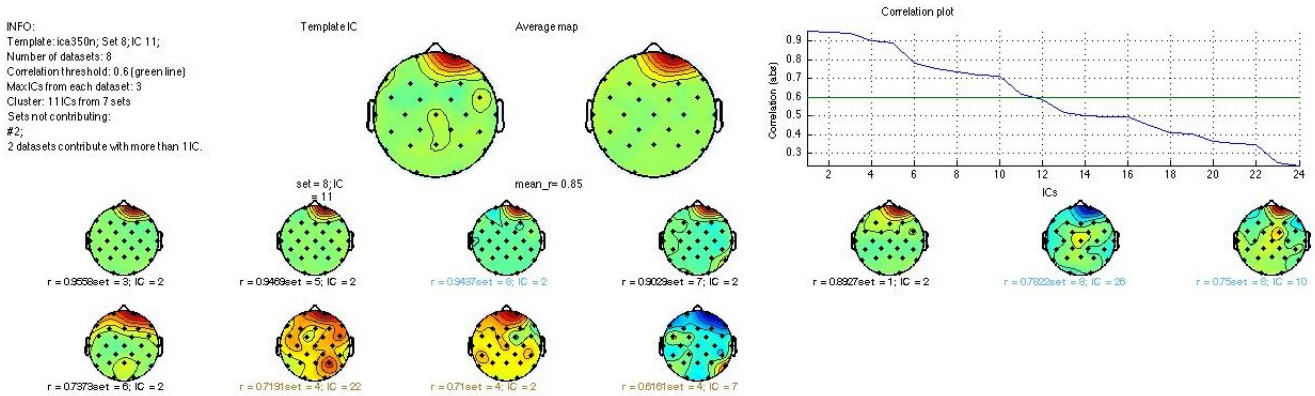
Εικόνα 5.16: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

Παρακάτω βλέπουμε δύο κατηγορίες ομάδων (clusters) που αφορούν οπτικά και ακουστικά τεχνικά σφάλματα αντίστοιχα. Στην εικόνα 5.17 έχουμε εισάγει για πρότυπο την συνιστώσα που ανήκει στο όγδοο σύνολο δεδομένων. Το κατώτατο όριο ομοιότητας ισούται με 0.6 ενώ στο πρώτο βήμα της ομαδοποίησης οι περισσότερες καταγραφές ΗΕΓ περιέχουν συνιστώσες τέτοιου μορφής εκτός από την καταγραφή ΗΕΓ με αριθμό δύο.

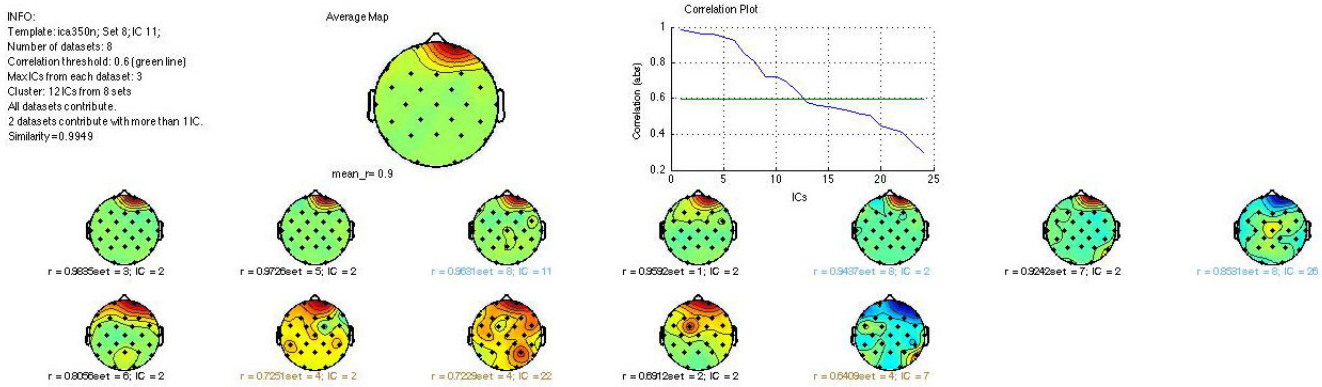
Αφού ολοκληρώσουμε το πρώτο βήμα της διαδικασίας (διάγραμμα 2), υπολογίζουμε τον μέσο όρο των τοπογραφιών τους και εισάγουμε στο δεύτερο βήμα τον νέο αυτό τοπογραφικό χάρτη, ώστε να ανεβρεθεί το τελικό σύνολο που συμπεριλαμβάνει συνιστώσες όμοιες με το πρότυπο του μέσου όρου.

Στο δεύτερο βήμα ομαδοποίησης 5.18 παρατηρούμε ότι συμμετάσχουν όλα τα σύνολα δεδομένων ΗΕΓ. Από δύο καταγραφές μάλιστα εμπεριέχονται περισσότερες από μία συνιστώσες. Οι διαφορές μεταξύ των δύο βημάτων είναι ελάχιστες λόγω της καλής επιλογής του αρχικού μας προτύπου, το οποίο φαίνεται να είναι αρκετά αντιπροσωπευτικό. Οι συνιστώσες εμφανίζονται με φθίνουσα σειρά προτεραιότητας. Χρησιμοποιώντας το μέσο όρο λοιπόν πετυχαίνουμε την ομαδοποίηση ενός συνόλου συνιστωσών από όλα τα σύνολα δεδομένων που διαθέτουμε με τέτοιο τρόπο ώστε να μην εξαρτάται απόλυτα από την αρχική επιλογή του πρώτου προτύπου.

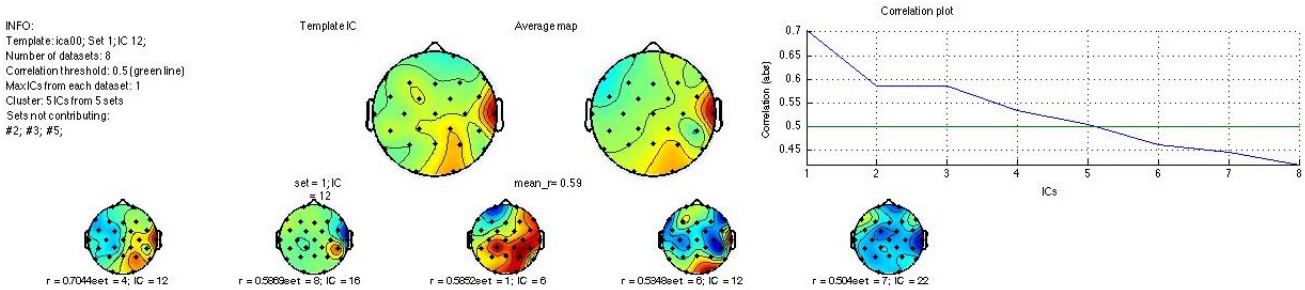
Για την δεύτερη κατηγορία βλέπουμε στην εικόνα 5.19 το αρχικά ορισμένο πρότυπο στα αριστερά. Η τοπογραφία του μέσου όρου που προκύπτει από το πρώτο βήμα ομαδοποίησης (στα δεξιά της εικόνας 5.19) τίθεται ως πρότυπο στην ομαδοποίηση του δεύτερου βήματος. Το κατώτατο όριο ομοιότητας είναι ίσο με 0.5. Επίσης παρατηρούμε ότι μόνο δύο σύνολα δεδομένων δεν περιέχουν συνιστώσα αυτής της μορφής όπως αναγράφεται στα στοιχεία πάνω αριστερά της εικόνας 5.20 σε αντίθεση με το πρώτο βήμα όπου τρία σύνολα δεν συμμετάσχουν. Από τις εικόνες διακρίνεται η βελτιωμένη επιλογή των συνιστωσών στο δεύτερο βήμα.



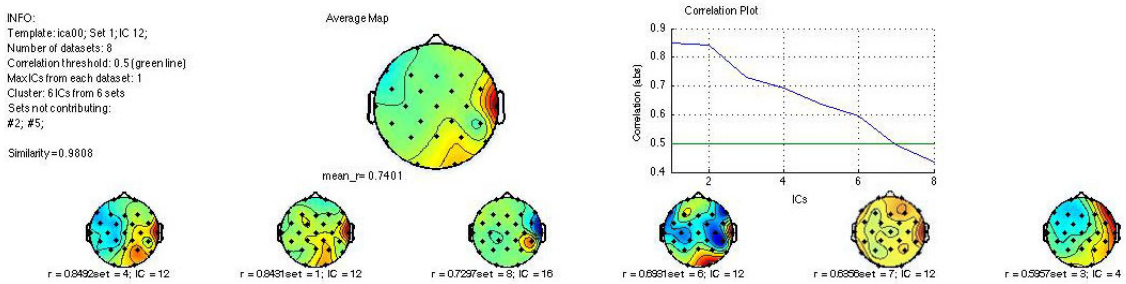
Εικόνα 5.17: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε artifacts ματιών (1ο βήμα).*



Εικόνα 5.18: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε artifacts ματιών (2ο βήμα).*



Εικόνα 5.19: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε ηλεκτρομυϊκά artifacts (1ο βήμα).*



Εικόνα 5.20: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε ηλεκτρομυϊκά artifacts (2ο βήμα).*

Συγκεντρωτικός Πίνακας			
κατ.	αρ. δεδ.	SICA	ICA
Υγιείς	1	0.946	0.6145
	2	0.7828	0.6732
	3	0.7133	0.6318
	4	0.5947	0.4742
Ασθενείς	5	0.8869	0.6145
	6	0.9403	0.8977
	7	0.7893	0.7377
	8	0.4938	-0.3409

Πίνακας 5.1: *Παρουσιάζονται τα συνολικά αποτελέσματα των συγκρίσεων των καναλιών Cz, Pz για τα οκτώ σύνολα δεδομένων υγιών και ασθενών ατόμων με τη νόσο Alzheimer.*

Ολοκληρώνοντας τις παραπάνω διαδικασίες και εξετάζοντας τα αποτελέσματα οδηγούμαστε στα εξής συμπεράσματα. Στις γραφικές παραστάσεις στις οποίες συγκρίνουμε την ομοιότητα των καναλιών Cz, Pz παρατηρούμε ότι με την εισαγωγή των χωρικών περιορισμών στον αλγόριθμο παρουσιάζεται βελτίωση στο συντελεστή συσχέτισής τους. Κατά μέσο όρο η βελτίωση έχει υπολογιστεί της τάξης των *0.2136* μονάδων με το μέσο όρο χωρικών περιορισμών να είναι ίσος με *3.12* συνιστώσες. Είναι δυνατό να εισάγουμε περισσότερους περιορισμούς με ανώτατο όριο $N-1$ όπου N είναι το πλήθος των ανεξάρτητων συνιστωσών που έχουν υπολογιστεί από τον αλγόριθμο ICA. Είναι όμως κρίσιμο να γνωρίζουμε ότι οι τοπογραφίες πράγματι είναι υπαρκτές για τις καταγραφές που τις θέτουμε, καθώς κάποια λάθος πρόβλεψη στην μορφή τους μπορεί να οδηγήσει τον αλγόριθμο σε μη επιθυμητά εσφαλμένα αποτελέσματα και τελικά να δυσχεράνει την ανάγνωση του ΗΕΓ. Σημαντική παρατήρηση είναι ότι οι τοπογραφική χάρτες που εισάγονται στον χωρικά περιορισμένο αλγόριθμο διατηρούν την μορφή τους όπως ακριβώς έχουν εισαχθεί με το ενδεχόμενο να παρουσιαστούν με αντίθετο πρόσημο. Εντούτοις αυτό δεν δημιουργεί κανένα πρόβλημα όπως έχουμε ήδη εξηγήσει σε προηγούμενα κεφάλαια.

Επίσης εντοπίζεται σημαντική βελτίωση στην μορφή των κυματομορφών αφού μετά την εφαρμογή του SICA οι κορυφώσεις των προκλητών δυναμικών διακρίνονται ευκολότερα σε σύγκριση με εκείνες του ICA ενώ υπάρχει μία εξομάλυνση των κορυφών το οποίο είναι πιθανή ένδειξη απομάκρυνσης θορύβου. Χαρακτηριστική είναι η εμφάνιση της κορυφής $P300$ η οποία εμφανίζεται στα $300ms$ μετά το ερέθισμα δηλαδή στα συγκεκριμένα πειράματα το ακουστικό ερέθισμα δίνεται στα $600ms$ οπότε το αναμένουμε στα $900ms$ και μετά. Από την σύγκριση των πειραμάτων σε ασθενείς και υγιείς εξεταζόμενους πρέπει να πούμε ότι διακρίνεται χρονική καθυστέρηση στην εμφάνιση της κορύφωσης στην περίπτωση των ασθενών.

Επιπλέον οι τοπογραφικοί χάρτες υποδεικνύουν την ύπαρξη μεγάλου αριθμού τεχνικών σφαλμάτων σε σχέση με τους υγιείς ενώ υπάρχει μεγαλύτερη διάχυση της εγκεφαλικής δραστηριότητας του εγκεφάλου. Παρά την πολυάριθμη παρουσία των artifacts οι περιορισμοί παραμένουν αριθμητικά στην ίδια κατηγορία αν γίνει δεκτό ότι πολλά από αυτά εντάσσονται στο ίδιο cluster. Κοντολογίς η εισαγωγή χωρικών περιορισμών παρουσιάζεται αποτελεσματική εξίσου και για τις δύο περιπτώσεις δεδομένων.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα

Στόχος της εργασίας αυτής ήταν να εφαρμόσουμε και να μελετήσουμε την μέθοδο ICA σε δεδομένα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος με σκοπό να εξάγουμε με όσο το δυνατόν αποτελεσματικότερο τρόπο τις πηγές εγκεφαλικής προέλευσης. Προχωρώντας ένα βήμα πιο πέρα εισήγαμε στο μοντέλο χωρικά χαρακτηριστικά έτσι ώστε να μπορούμε να εκμεταλλευτούμε τέτοιου είδους πληροφορίες κατά την διάρκεια των υπολογισμών του μοντέλου καθώς είναι πιθανό σε βιοϊατρικά σήματα να έχουμε εκ των προτέρων γνώση για την χωρική προβολή των πηγών.

Η πρώτη εφαρμογή έγινε πάνω σε συνθετικά δεδομένα για την αποδοτικότερη διερεύνηση των πειραμάτων και την εξαγωγή ασφαλέστερων συμπερασμάτων. Πρέπει να τονιστεί ότι σε καμία περίπτωση δεν προσεγγίζουν την πολυπλοκότητα των πραγματικών δεδομένων, παρόλα αυτά μας δίνουν αρκετά καλή εικόνα για να αξιολογήσουμε τον αλγόριθμο. Σημαντική ήταν επίσης η εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα ώστε να κατανοήσουμε την λειτουργικότητα και την απόδοση των δύο μεθόδων. Τέλος συγκρίναμε τα αποτελέσματα του συμβατικού ICA και του spatial constrained ICA (SICA) πάνω στους δύο τύπους δεδομένων. Τα πλεονεκτήματα του αλγορίθμου SICA είναι:

- Μπορεί να εφαρμοστεί με επιτυχία σε καταγραφές ΗΕΓ για την απομάκρυνση του θορύβου.
- Γίνεται καλύτερος διαχωρισμός των artifacts από το υπόλοιπα σήματα του εγκεφαλογραφήματος.
- Δίνεται η δυνατότητα αξιοποίησης γνωστών τοπογραφικών χαρτών κατά τη διάρκεια εκτίμησης του αλγορίθμου για τον καλύτερο διαχωρισμό αυτών.
- Οι χωρικές πληροφορίες που εισάγονται μπορούν να ανήκουν σε οποιαδήποτε κατηγορία, δηλαδή να αφορούν είτε artifactual δεδομένα, είτε εγκεφαλικής προέλευσης ακόμα και τοπογραφίες σε ειδικές καταστάσεις που συνδέονται με ασθένειες όπως η επιληψία κτλ. γεγονός που προσφέρει πολλές εφαρμογές του μοντέλου.
- Επίσης παρατηρήθηκε ότι η μέθοδος είναι κατάλληλη τόσο για δεδομένα υγιών ατόμων όσο ασθενών με τη νόσο Alzheimer αφού και στις δύο περιπτώσεις παρατηρείται βελτίωση με την εφαρμογή των χωρικών περιορισμών.

Δυσκολίες κατά τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας παρουσιάστηκαν στους εξής τομείς:

- Μοναδικό κριτήριο για την επιλογή και τον διαχωρισμό των ανεξάρτητων συνιστωσών υπήρξε η οπτική επιθεώρηση, κάτι το οποίο εισάγει την υποκειμενική κρίση στη διαδικασία αυτή.
- Όμοιο πρόβλημα εντοπίστηκε στην διαδικασία επιλογής των προτύπων που χρησιμοποιήθηκαν για την ομαδοποίηση των τεχνικών σφαλμάτων.
- Η αυστηρή φύση των χωρικών περιορισμών πιθανόν μπορεί να μειώσει την αποδοτικότητα του αλγορίθμου σε περιπτώσεις που η γνώση μας για τις τοπογραφίες δεν ήταν άρτια.
- Η αδυναμία επαλήθευσης της ορθότητας των αποτελεσμάτων κατά την εφαρμογή σε πραγματικές καταγραφές.
- Ο μικρός αριθμός διαθέσιμων δεδομένων και η έλλειψη ακριβών στοιχείων για τα χαρακτηριστικά κάθε καταγραφής όπως είναι το φύλο, η ηλικία κτλ. των ατόμων που θα συντελούσαν στην μελέτη των πειραμάτων.

6.1 Μελλοντικές επεκτάσεις

Στην παρούσα εργασία μελετήσαμε συγκεκριμένους τύπους τεχνικών σφαλμάτων τα οποία εντοπίστηκαν στα σύνολα δεδομένων που διαθέταμε. Θα μπορούσε να γίνει μια περαιτέρω έρευνα και υλοποίηση σε δεδομένα με άλλους τύπους σφαλμάτων, ώστε να έχουμε μια πιο σαφή εικόνα για την προσαρμοστικότητα του αλγορίθμου σε διαφορετικές περιστάσεις.

Επίσης για την εξαγωγή συμπερασμάτων στα πραγματικά δεδομένα, χρησιμοποιήσαμε την μέθοδο σύγκρισης των μετρήσεων κοντινών ηλεκτροδίων. Η εύρεση μίας τεχνικής σύγκρισης που θα μας έδειχνε σαφέστερα τις διαφορές ανάμεσα στις δύο μεθόδους, ξεπερνώντας τις δυσκολίες της αβεβαιότητας που δημιουργείται λόγω της άγνοιας της πραγματικής φύσης των πηγών σε κάθε περίπτωση καταγραφής ΗΕΓ, θα μας έδινε την δυνατότητα εξέλιξης της μεθόδου SICA σε πραγματικές συνθήκες δεδομένων.

Παράρτημα Α΄

Α΄.1 Κεντρικό Οριακό Θεώρημα

Το θεώρημα αυτό αποδεικνύει ότι η κατανομή των μέσων τυχαίων δειγμάτων με μέγεθος σχετικά μεγάλο, πρακτικά μεγαλύτερο ή ίσο του τριάντα, δεν εξαρτάται από την κατανομή του αρχικού πληθυσμού αλλά ακολουθεί, κάτω από ορισμένες προϋποθέσεις, οι οποίες συνήθως πληρούνται, την κανονική κατανομή. Όταν το μέγεθος του δείγματος είναι μικρότερο του τριάντα, για να ακολουθεί η κατανομή δειγματοληψίας των μέσων την κανονική κατανομή, θα πρέπει και ο πληθυσμός από τον οποίο προέρχεται το δείγμα να ακολουθεί την κανονική κατανομή.

Έστω $\chi_1, \chi_2, ..., \chi_n$ ανεξάρτητες και ισόνομες μεταβλητές (ακολουθούν την ίδια κατανομή) με μέση τιμή $\mu = (\chi_i)$ και διακύμανση σ^2. Τότε, καθώς αυξάνει το n, το άθροισμα $S_n = \chi_1 + \chi_2 + ... + \chi_n$ προσεγγίζει την κανονική κατανομή.

$$P[N \in A] = \int e^{\frac{-\chi^2}{2}}\, dx \tag{Α΄.1}$$

Εξετάζουμε την τυποποιημένη μορφή του δειγματικού μέσου:

$$\frac{\bar{\chi} - E(\chi)}{\sqrt{Var(\chi)}} = \frac{\sqrt{n}(\chi - \mu)}{\sigma} \tag{Α΄.2}$$

Τότε όταν το n τείνει στο άπειρο η κατανομή του τυποποιημένου δειγματικού μέσου τείνει στην κανονική κατανομή. Το αποτέλεσμα οδηγεί στο κεντρικό οριακό θεώρημα και ακολουθεί τη μορφή:

$$\frac{\sqrt{n}(\chi - \mu)}{\sigma} \rightarrow N(0, 1) \tag{Α΄.3}$$

Σ' αυτήν την περίπτωση η ασυμπτωτική κατανομή του δειγματικού μέσου δίνεται από τον εξής τύπο:

$$\bar{\chi} \rightarrow N(\mu, \frac{\sigma^2}{n}) \tag{A'.4}$$

A'.2 Ανάλυση Πρωτευουσών Συνιστωσών - PCA

Η μέθοδος *Ανάλυσης Πρωτευουσών Συνιστωσών* χρησιμοποιείται για την ανάλυση στατιστικών στοιχείων και την εξαγωγή χαρακτηριστικών γνωρισμάτων λαμβάνοντας υπόψη ένα σύνολο πολλών μεταβλητών. Άλλες γνωστές ονομασίες της είναι *μετασχηματισμός Karhunen-Loeve ή Hotteling*. Η βασική ιδέα της μεθόδου είναι να υπολογιστεί ένα σύνολο μεταβλητών $s = \{s_1, s_2, ..., s_n\}$ οι οποίες να αντιπροσωπεύουν το μέγιστο ποσό διακύμανσης από n πλήθος μεταβλητών. Επίσης ορίζουμε ως $w = \{w_1, w_2, ..., w_n\}$ τις προβολές που αντιστοιχούν στην διεύθυνση όπου μεγιστοποιείται η διακύμανση. Η μέθοδος μπορεί να οριστεί με επαναληπτικό τρόπο και άρα έχουμε για την πρώτη προβολή:

$$w_1 = arg_{\|w\|=1} max E\{(w^T x)^2\} \tag{A'.5}$$

Η διεύθυνση της k συνιστώσας μπορεί να υπολογιστεί από τη σχέση:

$$w_k = arg_{\|w\|=1} max E\{(w^T \hat{x}_{k-1})^2\} \tag{A'.6}$$

όπου $\hat{x}_{k-1} = x - \sum_{i=1}^{k-1} w_i w_i^T x$

Οι κυρίαρχες μεταβλητές δίνονται από τον μετασχηματισμό:

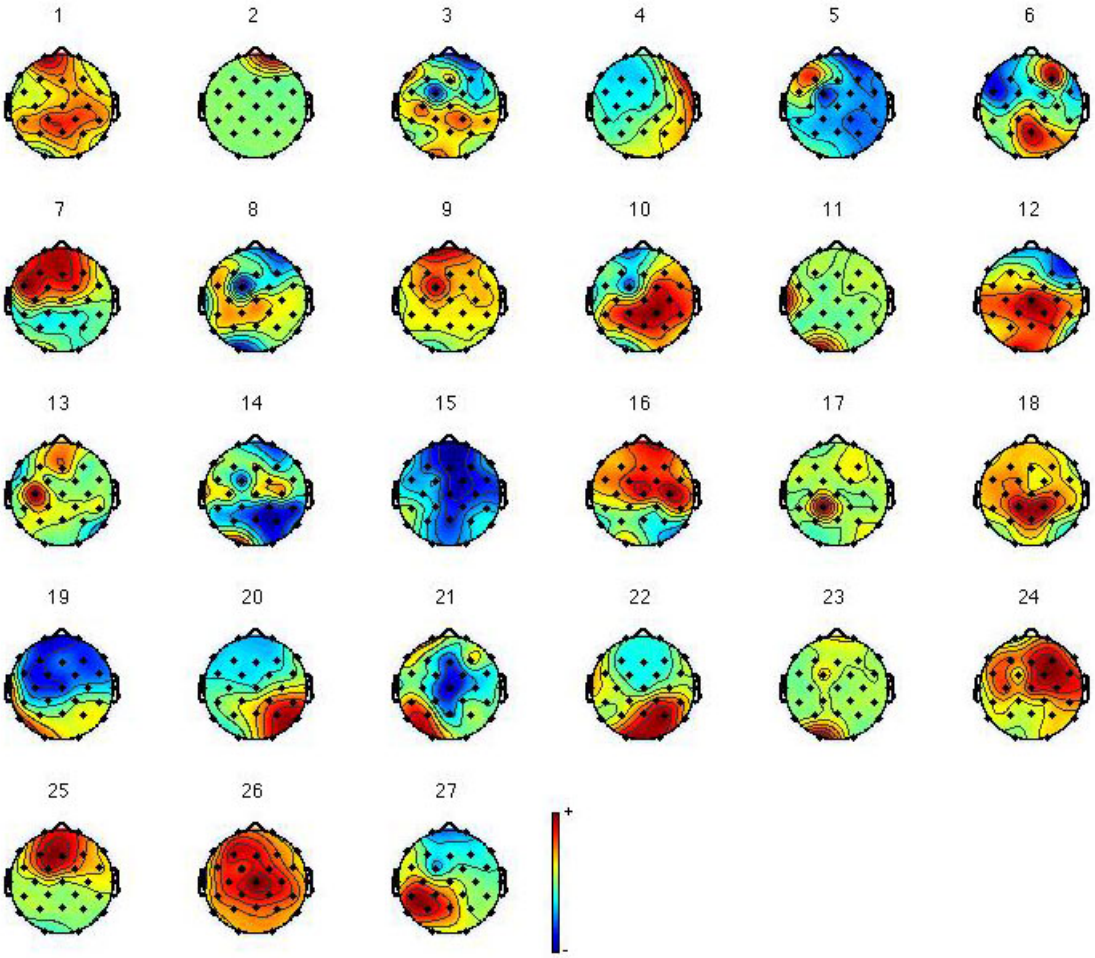
$$s_1 = w_i^T x \tag{A'.7}$$

Ο υπολογισμός του w μπορεί πρακτικά να γίνει και από τον πινάκα συνδιακύμανσης, $E\{xx^T\} = C$. Ο πινάκας w είναι ισοδύναμος με τον πινάκα w των ιδιοδιανυσμάτων του πινάκα συνδιακύμανσης των παρατηρήσεων x. Σημαντικά πλεονεκτήματα της μεθόδου είναι ότι μειώνεται ο όγκος των δεδομένων άρα είναι πιο εύκολη η επεξεργασία και η απεικόνιση τους αλλά μειώνεται επιπλέον ο θόρυβος ο οποίος είναι πιθανό να βρίσκεται ως επί το πλείστο στις μεταβλητές που αφαιρούνται από το σύνολο [41].

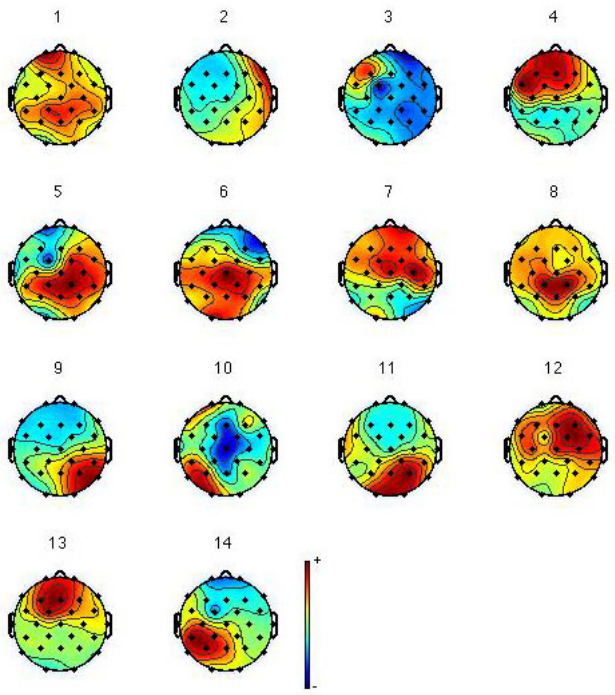
Παράρτημα Β΄

Περισσότερα αποτελέσματα

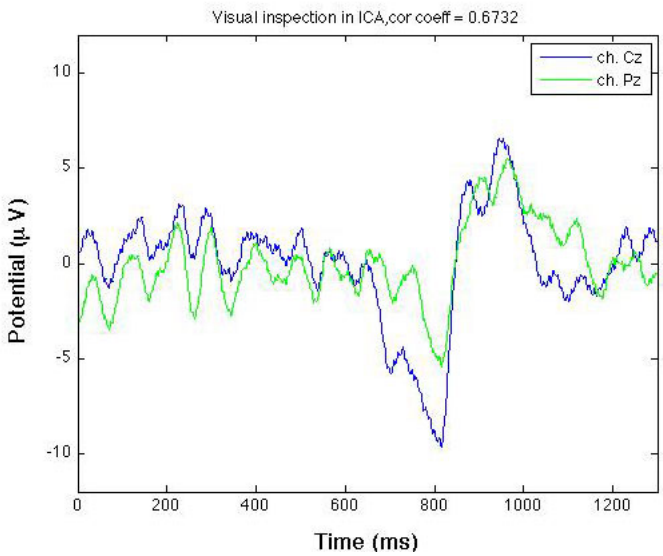
Β΄.1 Υγιής εξεταζόμενος



Εικόνα Β΄.1: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο ICA.*

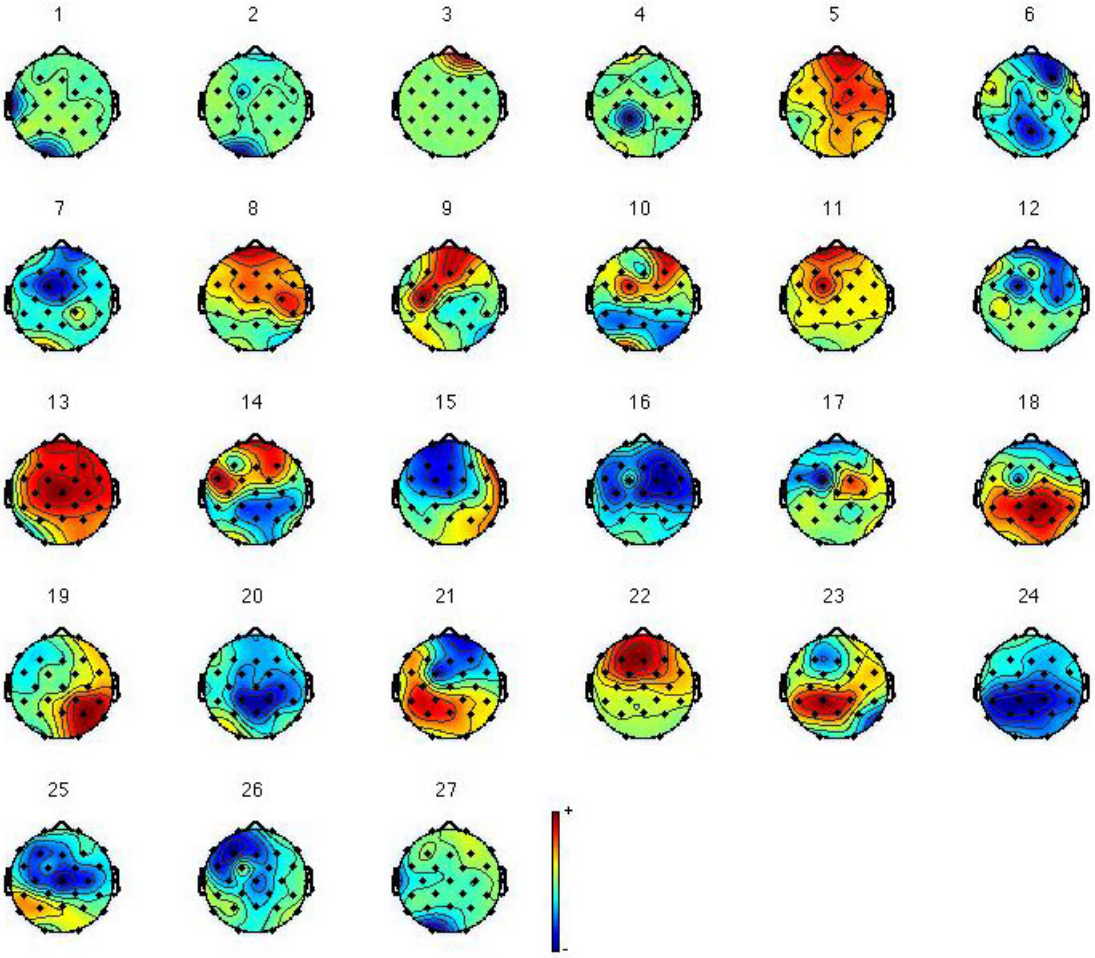


Εικόνα Β΄.2: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

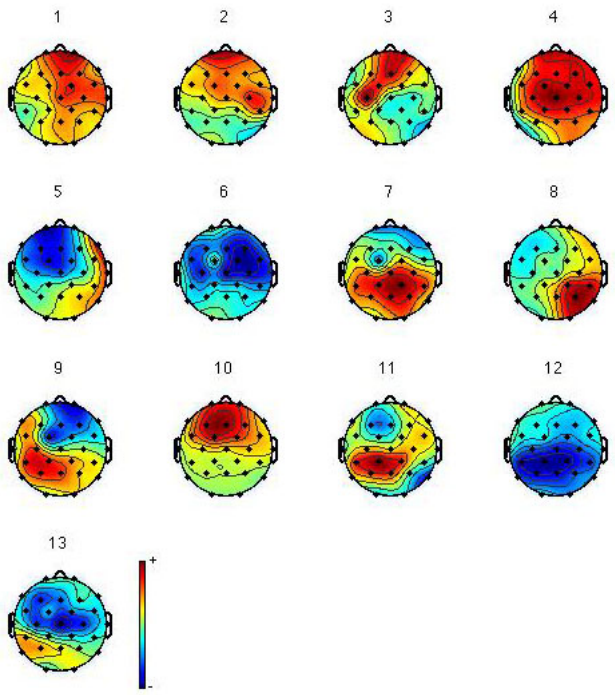


Εικόνα Β΄.3: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

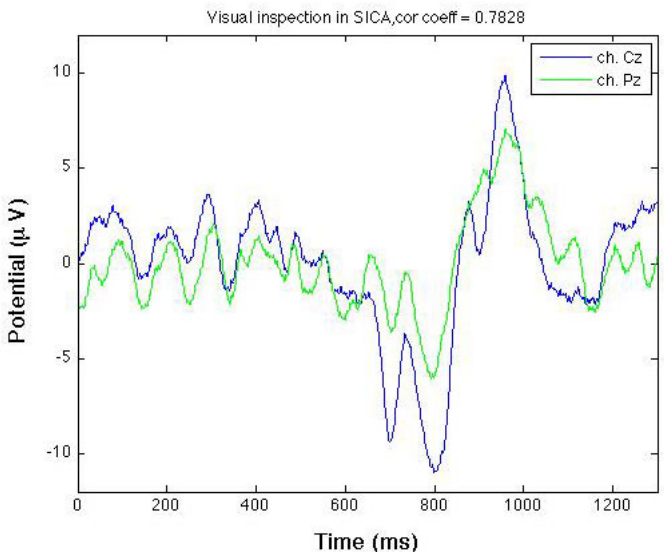
SICA



Εικόνα Β΄.4: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο SICA. Από τις συνιστώσες της ICA έχουν χρησιμοποιηθεί οι 2 , 11 , 23 ως χωρικοί περιορισμοί.*

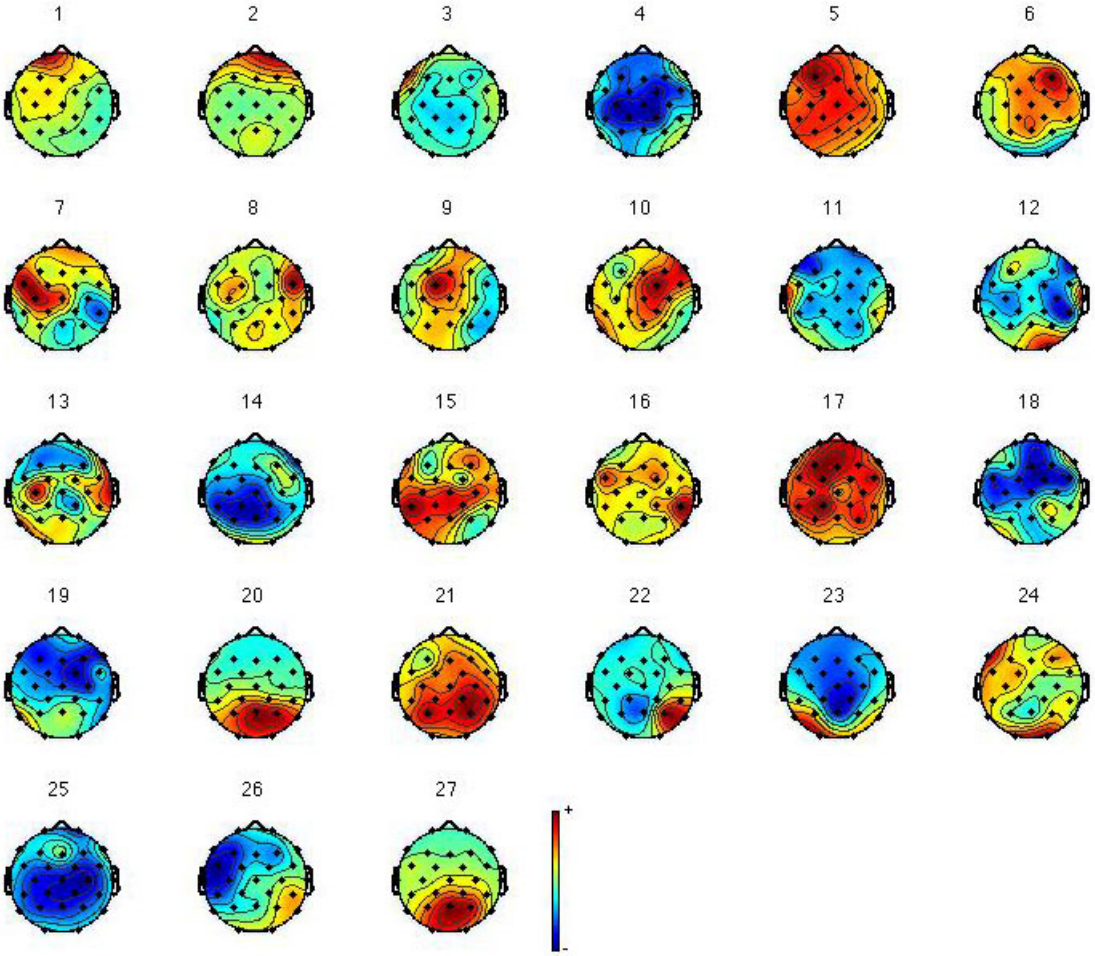


Εικόνα Β΄.5: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

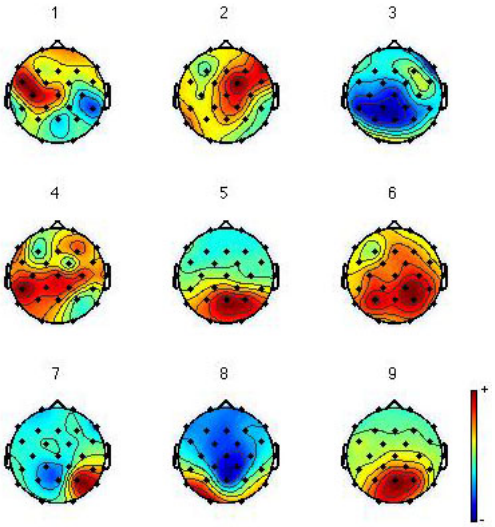


Εικόνα Β΄.6: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

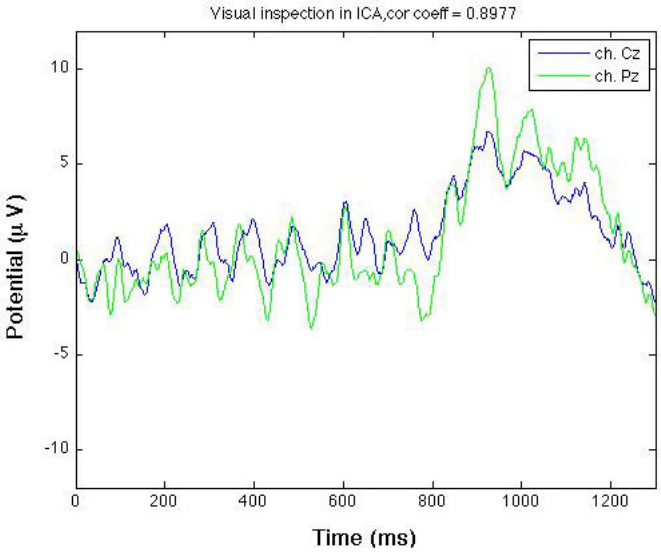
Β΄.2 Ασθενής εξεταζόμενος



Εικόνα Β΄.7: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο ICA.*

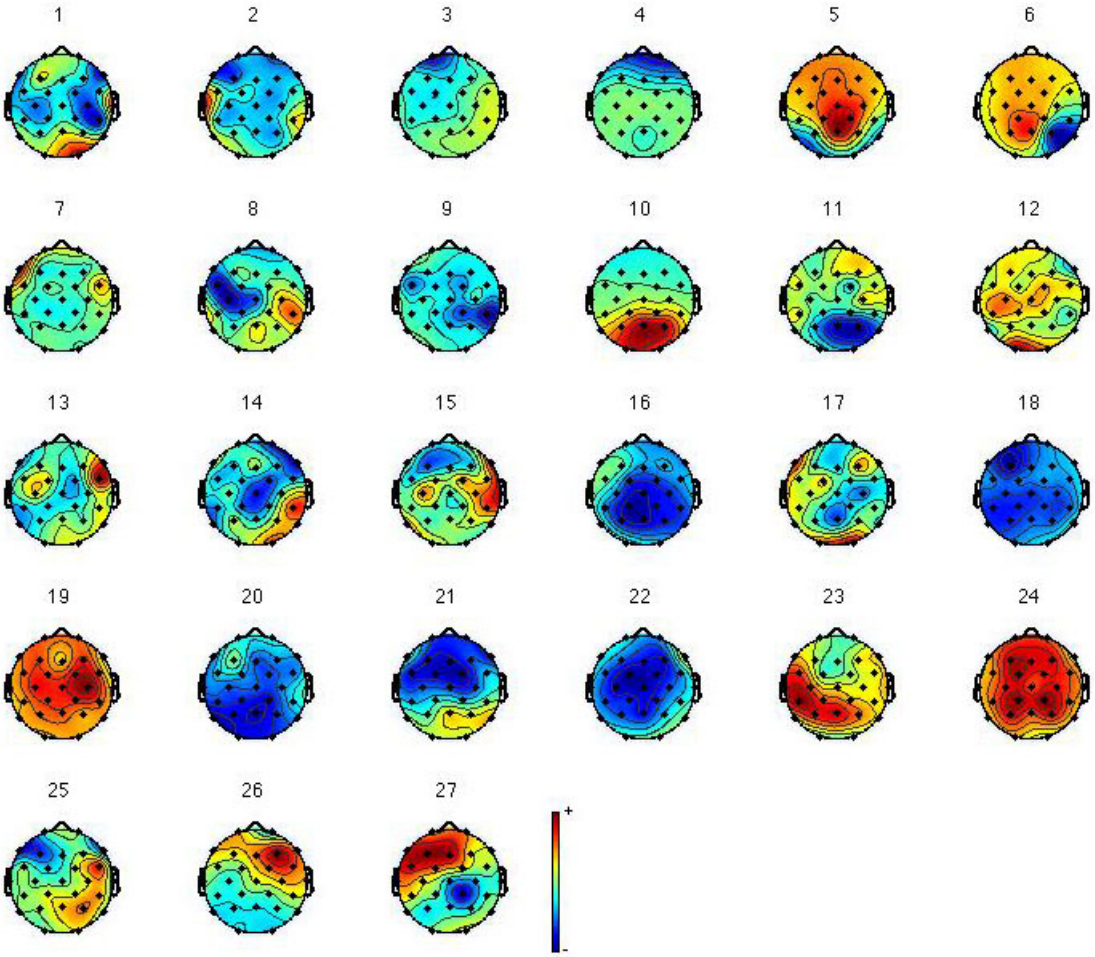


Εικόνα Β΄.8: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

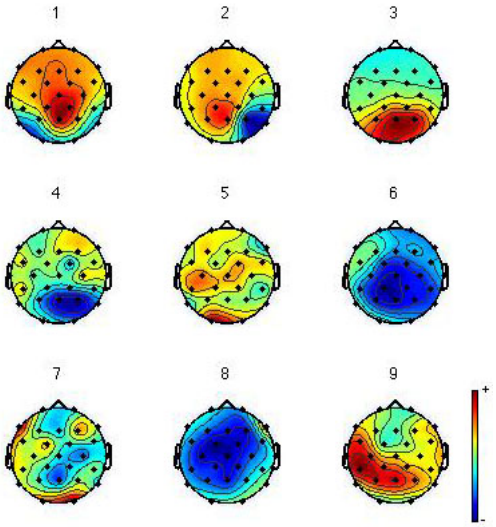


Εικόνα Β΄.9: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

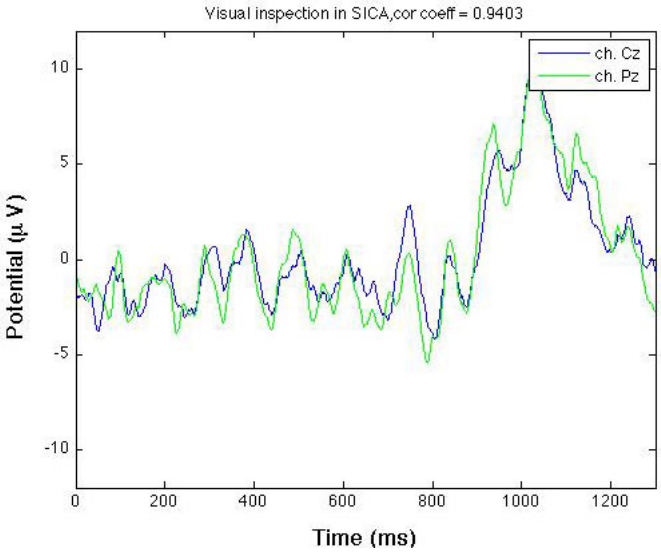
SICA



Εικόνα Β΄.10: *Εύρεση των ανεξάρτητων συνιστωσών με την μέθοδο SICA. Από τις συνιστώσες της ICA έχουν χρησιμοποιηθεί οι 1, 2 , 11 , 12 ως χωρικοί περιορισμοί.*

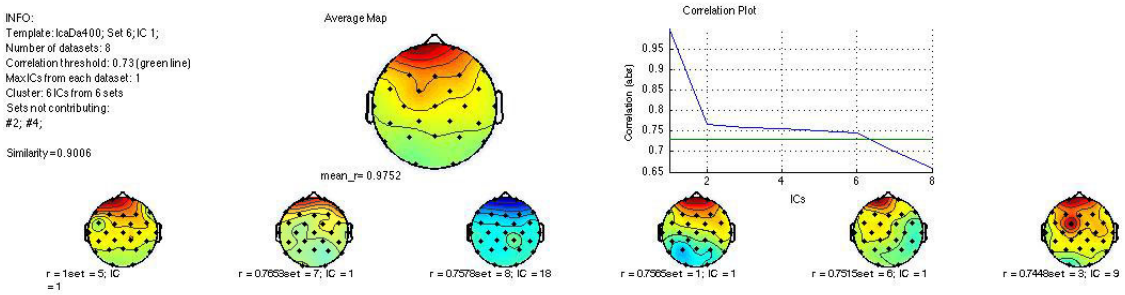


Εικόνα Β΄.11: *Οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιλέχθηκαν από τις συνολικές 27 του αποτελέσματος.*

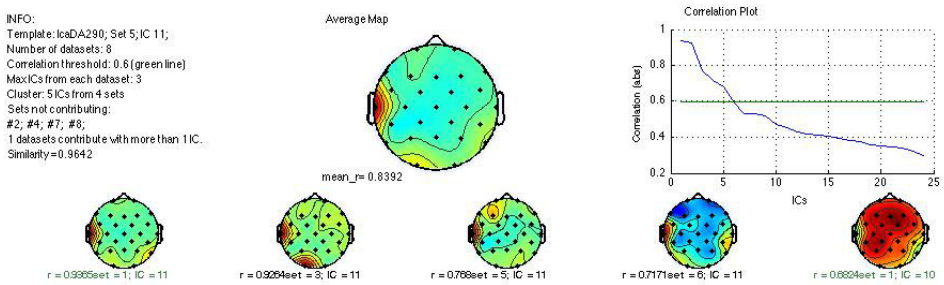


Εικόνα Β΄.12: *Τα σήματα των καναλιών Cz, Pz μετά την ανάλυση. Η υπολογισθείσα τιμή συσχέτισης φαίνεται στο πάνω τμήμα της γραφικής παράστασης.*

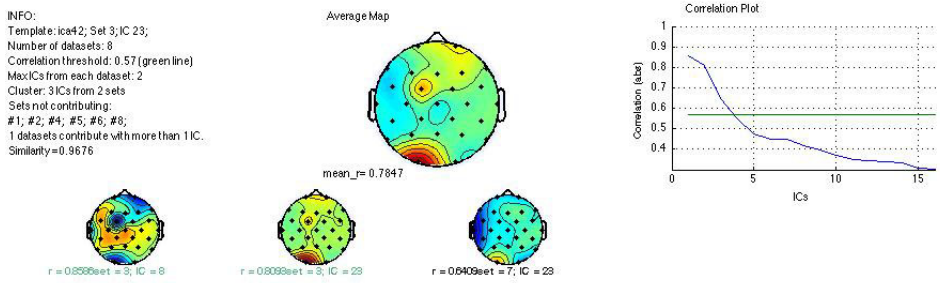
Β΄.3 Ομαδοποιήσεις τεχνικών σφαλμάτων



Εικόνα Β΄.13: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε artifacts ματιών*.



Εικόνα Β΄.14: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε ηλεκτρομυϊκά artifacts*.



Εικόνα Β΄.15: *Ομαδοποίηση τοπογραφιών που οφείλονται σε περιβαλλοντικά artifacts*.

Βιβλιογραφία

[1] M. Bentivogelio, et. al. Nobel Forum, Neuroscience: The Science of the Brian.

[2] Online Medical library: http://www.merckmanuals.com/professional/sec16/ch210/ch210a.html

[3] http://www.emc.maricopa.edu/faculty/farabee/biobk/biobooknerv.html

[4] Purves et al., Life: The Science of Biology, 4th Edition.

[5] http://en.wikipedia.org/wiki/Alzheimer's_disease

[6] http://www.alz.org/alzheimers_disease_alzheimers_disease.asp

[7] http://www.alz.co.uk/

[8] Electroencephalography: http://www.bem.fi/book/13/13.htm

[9] Electroencephalography: http://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography

[10] T.P. Jung, S. Makeig, C. Humphries, T.W. Lee, M.J. McKeown, V. Iragui, T.J. Sejnowski: Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. Psychophysiology 37, pages 163-178, 2000.

[11] J.N. Knight: Signal fraction analysis and artifact removal in EEG. Colorado State University, 2003.

[12] J.A. Pineda: The functional significance of mu rhythms: translat- ing "seeing" and "hearing" into "doing". Brain Research. Brain Research Reviews 50(1), pages 57-68, 2005.

[13] Δ. Κουτσούρης, Σ. Παυλόπουλος, Α. Πρέντζα: Εισαγωγή στη Βιοϊατρική Τεχνολογία και Ανάλυση ιατρικών σημάτων, 2003.

[14] B.E. Swartz: Timeline of the history of EEG and associated fields. Electroencephalography and clinical Neurophysiology 106, pages 173-176, 1998.

[15] L.G. Tassinary, T.H. Geen, J.T. Cacioppo, R. Edelberg, Issues in biometrics: Offset potentials and the electrical stability of Ag/AgCl electrodes. Psychophysiology 27, pages 236-242, 1990.

[16] Μ.Α. Κλάδος: Επεξεργασία ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων - Υβριδικές μέθοδοι καθορισμού των οφθαλμικών παρασίτων. Μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία ΑΠΘ, 2009.

[17] Γ.Α. Γιαννακάκης: Ανάλυση ηλεκτροεγκεφαλογραφικού σήματος με εφαρμογές στην επιληψία και τις μαθησιακές δυσκολίες. Μεταπτυχιακή διπλωματική εργασία ΕΜΠ, Αθήνα 2005.

[18] eeg artifacts: http://emedicine.medscape.com/article/1140247-overview

[19] http://www.encephalos.gr/full/43-3-03g.htm

[20] M. Fabiani, G. Gratton, M. Coles, Event-related potentials: Methods, theory, and applications. In: J. Cacioppo, L. Tassinary, G. Bernston, Handbook of psychophysiology, Cambridge University Press, New York , pages 53-84, 2000.

[21] S. Sutton, M. Braren, J. Zubin, E.R. John: Evoked potentials correlates of stimulus uncertainty. Science 150, pages 1187-1188, 1965.

[22] H.B. Barlow and J.D. Mollon: The Senses. Cambridge University Press 1982.

[23] S. Choi, A. Cichocki, H.M. Park, S.Y. Lee: Blind Source Separation and Independent Component Analysis: a Review, 2004.

[24] C.J. James, C.W. Hesse: Independent component analysis for biomedical signals. Physiological Measurement 26(1), pages 15-39, 2005.

[25] A. Ziehe, K.R. Müller: TDSEP–an efficient algorithm for blind separation using time structure. In Proc. Int. Conf. on Artificial Neural Networks (ICANN98), pages 675-680, 1998.

[26] A. Ziehe, P. Laskov, K.R. Müller, G. Nolte: A linear least-squares algorithm for joint diagonalization. In Proc. 4th Intern. Symp. on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation (ICA2003), pages 469-474, 2003.

[27] A. Hyvärinen, J. Karhunen, E. Oja: Independent Component Analysis. John Wiley & Sons, Inc., 2001.

[28] A. Hyvärinen: Survey on Independent Component Analysis.

[29] P. Comon: Independent Component Analysis-a new concept? Signal Proccessing 36, pages 287-314, 1994.

[30] A. J. Bell and T. J. Sejnowski: An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. Neural Computation 7, pages 1483-1492, 1995.

[31] A. Hyvärinen: Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis. IEEE Transactions on Neural Networks 10(3), pages 626-634, 1999.

[32] J.F. Cardoso, A. Souloumiac: Jacobi angles for simultaneous diagonalization, J. Mat. Anal. Appl., 17, pages 161-164, 1996.

[33] C.J. James, O.J. Gibson: Temporally Constrained ICA: An application to artifact rejection in electromagnetic brain signal analysis. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 50(9), 2003.

[34] C. W. Hesse, C. J. James: On Semi-Blind Source Separation using spatial constaints with applications in EEG analysis, 2006.

[35] N. Yeung, R. Bogacz, C.B. Holroyd, J.D. Cohen.: Detection of synchronized oscillations in the electroencephalogram: An evaluation of methods. Psychophysiology 41, pages 822-832, 2004.

[36] E. Frank: Electric Potential produced by two point current sources in a homogeneous conducting sphere. J. Appl. Phys., 1953.

[37] S. Baillet, J.C. Mosher, R.M. Leahy: Electromagnetic Brain Mapping.

[38] Ι. Σπηλιόπουλος: Ανάλυση και εφαρμογή αλγόριθμου αντιστροφής για εντοπισμό διπόλου πηγής από εγκεφαλογράφημα, 2009.

[39] B. Jervis, S. Belal, K. Camilleri, T. Cassar, C. Bigan, D.E. J. Linden, K. Michalopoulos, M. Zervakis, M. Besleaga, S. Fabri, J. Muscat: The independent components of auditory P300 and CNV evoked potentials derived from single-trial recordings. Physiological Measurement 28(8), pages 745-771, August 2007.

[40] F.C. Viola, J. Thorne, B. Edmonds, T. Schneider, T. Eichele & S. Debener: Semi-automatic identification of independent components representing EEG artifact. Clinical Neurophysiology, May 2009.

[41] I.T. Jolliffe: Principal Component Analysis. Springer - Verlang, 1986.