



ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

Τυήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών και Μηχανικών Η/Υ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ανάλυση και εφαρμογή αλγόριθμου αντιστροφής για
εντοπισμό διπόλου πηγής από εγκεφαλογράφημα.

Σπηλιόπουλος Ιωάννης
A.M: 2001030048

Εξεταστική επιτροπή:
Κ. Ζερβάκης Μιχάλης
Α.Κ. Λιάβας Αθανάσιος
Κ Χριστόπουλος Διονύσης (Μηχ.Ο.Π)

Φεβρουάριος 2009

Πίνακας Περιεχομένων

1 Εισαγωγή	3
2 Ανατομία του εγκεφάλου- εγκεφαλογράφημα	7
2.1 Ανατομία του εγκεφάλου	7
2.2 Η δομή του νευρικού κυττάρου	9
2.2.1 Η κυτταρική μεμβράνη	10
2.2.2 Συνάψεις	11
2.3 Εγκεφαλογράφημα	13
2.4 Μοντέλα κεφαλιού	17
3 Το πρόβλημα - Οι αλγόριθμοι	19
3.1 Περιγραφή του προβλήματος	19
3.2 Ο αλγόριθμος Conjugate Gradient	21
3.2.1 Αλγόριθμοι ελαχιστοποίησης γραμμής	25
3.3 Ο αλγόριθμος Loreta	30
3.4 Ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες - Συνδυασμός PCA - ICA	31
4 Μοντελοποίηση	34
4.1 Συνάρτηση Μεταφοράς	35
4.2 Η συνάρτηση κόστους	35
4.2.1 Οι παράγωγοι της συνάρτησης κόστους	37
4.2.2 6 παράμετροι	37
4.2.3 3 συν 3 παράμετροι	37
4.3 Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης για τον αντίστροφο χαθορισμό πηγής	38
4.3.1 Επιλογή μεθόδου παραγώγισης	40
4.3.2 Επιλογή αλγορίθμου ελαχιστοποίησης γραμμής	42
5 Αποτελέσματα	44
5.1 Συνθετικά δεδομένα	44
5.1.1 Συνθετικός θόρυβος	45
5.1.2 Περιγραφή των μέτρων σύγκρισης	45

5.1.3	Σταθερό ηλεκτρικό δίπολο	46
5.1.4	Χρονικά μεταβαλλόμενο ηλεκτρικό δίπολο	52
5.1.5	Δύο χρονικά μεταβαλλόμενα δίπολα.	67
5.1.6	Surrogate	83
5.1.7	Grand Average σε συνθετικά δεδομένα.	86
5.2	Πραγματικά δεδομένα	91
5.2.1	Περιγραφή δεδομένων του πειράματος P300	91
5.2.2	Sheffield - Back projected Separated components . . .	93
5.2.3	Concatenated trials backprojected signal - TSI-ICA .	93
5.2.4	Semi concatenated trials -Cardiff	95
5.2.5	Προεπεξεργασία δεδομένων για την εφαρμογή του αλγορίθμου.	95
5.2.6	Συγχριτικά τα αποτελέσματα και για τις τρεις μεθόδους	97
6	Συμπεράσματα	116
6.1	Περαιτέρω έρευνα	118
7	Παράρτημα	119
7.0.1	Εφαρμογή του αλγόριθμου Sheffield	119
7.0.2	Sheffield results only positive peaks-Controls	124
7.1	Sheffield results only positive peaks- AD	126
7.1.1	Sheffield results all peaks-Controls	128
7.2	Sheffield results all peaks- AD	131
7.3	Results TSI method -Controls	134
7.4	Results TSI method -AD	136
7.5	Results Cardif method p3a comp -Controls	139
7.6	Results Cardif method p3a comp -AD	141
7.7	Results Cardif method p3b comp -Controls	143
7.8	Results Cardif method p3b comp -AD	145
8	Παράρτημα Β	147

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Ένα από τα κυριότερα προβλήματα της επιστήμης της νευρολογίας είναι ο καθορισμός των ενεργών περιοχών του εγκεφάλου που αντιστοιχούν στα μετρούμενα δυναμικά που καταγράφονται στην επιφάνεια του κεφαλιού. Εφόσον προκύψουν αξιόπιστες μέθοδοι για την επίλυση αυτού του προβλήματος, οι ιατροί θα μπορέσουν να έχουν επιπλέον πληροφορίες για την εγκεφαλική δραστηριότητα ενός συγκεκριμένου ασθενή, αποφεύγοντας επικίνδυνες και επίπονες διαγνωστικές επεμβάσεις. Μία τέτοια εξέλιξη θα μπορούσε να αύξηση σημαντικά τον αριθμό των ασθενών που θεραπεύονται αποτελεσματικά από νευρολογικές ασθένειες όπως το Alzheimer.

Η επίλυση του προβλήματος του αντίστροφου καθορισμού πηγής από εγκεφαλογράφημα καλείται να εντοπίσει την αντιστοιχία των μετρούμενων δυναμικών στην επιφάνεια του κεφαλιού με τις ενεργές περιοχές του εγκεφάλου. Δυστυχώς η λύση αυτού του προβλήματος δεν είναι μοναδική και όλες οι πιθανές λύσεις εξαρτώνται από τα δεδομένα και την επιλογή των μοντέλων του αγώγιμου μέσου, που είναι ο ανθρώπινος εγκέφαλος, και του μοντέλου ηλεκτρικής πηγής, που αντιπροσωπεύει την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου.

Σε αυτή την εργασία θα αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα αυτό ως πρόβλημα ελαχιστοποίησης της απόκλισης του μετρούμενου δυναμικού από το εκτιμώμενο δυναμικό ενός ηλεκτρικού διπόλου τοποθετημένου στο εσωτερικό του κεφαλιού. Ως μοντέλο της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου χρησιμοποιήθηκε το ομογενές ηλεκτρικό πεδίο, ενώ η ηλεκτρική ενεργοποίηση μίας περιοχής του εγκεφάλου μοντέλοποιήθηκε με ένα ηλεκτρικό δίπολο.

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης που χρησιμοποιήσαμε στην παρούσα εργασία είναι ο συζυγών κλίσεων (Conjugate Gradient - Fletcher & Reeves), ενώ για να αποφύγουμε την παγίδευση του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα υλοποιήσαμε ένα αλγόριθμο επανεκκίνησης του Conjugate gradient από διαφορετικές αρχικές συνθήκες. Για την αξιολόγηση του αλγορίθμου κατασκευάσαμε διαφορετικούς τύπους συνθετικών δεδομένων σε διαφορετικές συνθήκες θορύ-

βου και συγχρίναμε τις εκτιμώμενες λύσεις με τον αλγόριθμο Loreta. Διαπιστώσαμε την ικανότητα του αλγορίθμου να εντοπίσει μία συνθετική ηλεκτρική πηγή τόσο σε απλές περιπτώσεις, όσο και σε πιο σύνθετες. Με την συνδυασμένη χρήση ανάλυσης σε κύριες και ανεξάρτητες συνιστώσες (PCA -ICA) και του αλγορίθμου βελτιστοποίησης καταφέραμε να εντοπίσουμε δύο ανεξάρτητες πηγές από ένα συνδυασμένο σήμα. Έχοντας ικανοποιητικά αποτελέσματα από τα συνθετικά δεδομένα, εφαρμόσαμε τον αλγόριθμο σε πραγματικά δεδομένα που προέρχονται από ένα πείραμα προκλητών δυναμικών που είχε πραγματοποιηθεί σε μία ομάδα υγιών και μία ομάδα ασθενών ατόμων.

ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Κεφάλαιο 2 Εξετάζουμε τα δομικά συστατικά του ανθρώπινου εγκεφάλου καθώς και τον τρόπο με τον οποίο αλληλεπιδρούν μεταξύ τους για την δημιουργία των ηλεκτρικών σημάτων που καταγράφονται από το εγκεφαλογράφημα. Περιγραφή της λειτουργίας του εγκεφαλογράφου και της θεωρίας του ισοδύναμου ηλεκτρικού δίπολου.

Κεφάλαιο 3 Αναλύουμε το προβλήμα του αντίστροφου καθορισμού πηγής και παρουσιάζουμε τους αλγόριθμους που θα χρησιμοποιήσουμε στην εργασία αυτή. Αναλύουμε τον αλγόριθμο Conjugate Gradient καθώς και τις μεθόδους ελαχιστοποίησης γραμμής, τον αλγόριθμο Loreta και τους μετασχηματισμούς ICA και PCA.

Κεφάλαιο 4 Παρουσιάζουμε το σύνολο των συναρτήσεων που μοντελοποιούν το αγώγιμο μέσο και υπολογίζουμε τις παραγώγους που απαιτούνται για την υλοποίηση του αλγόριθμου Conjugate Gradient. Επίσης παρουσιάζουμε τον αλγόριθμο επανεκκίνησης και αξιολογούμε παραλλαγές του αλγορίθμου.

Κεφάλαιο 5 Παρουσιάζουμε τα αποτελέσματα του αλγόριθμου αρχικά σε τρεις διαφορετικούς τύπους συνθετικών δεδομένων εξετάζοντας απλές περιπτώσεις, όπως την ικανότητα να εντοπισθεί η σωστή πηγή ενός σταθερού ηλεκτρικού δίπολου, ενός χρονικά μεταβαλλόμενου καθώς και ενός δύο διαφορετικά χρονικά μεταβαλλόμενα δίπολα. Στην τελευταία περίπτωση αξιοποιήσαμε τεχνικές όπως η ανάλυση σε κύριες συνιστώσες για να μειώσουμε τις διαστάσεις του προβλήματος και η ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες για τον εντοπισμό δύο ανεξάρτητων ηλεκτρικών πηγών. Στο ίδιο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της εφαρμογής του αλγόριθμου σε πραγματικά δεδομένα που προέρχονται από ένα πείραμα προκλητών δυναμικών και έχουν υποστεί ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες με τρεις διαφορετικές μεθόδους.

Κεφάλαιο 6 Παρουσιάζουμε τα συμπεράσματα της εργασίας αυτής και προτείνουμε επεκτάσεις για μελλοντική έρευνα.

Παράρτημα A Επιπλέον αποτελέσματα και πίνακες από την εφαρμογή του αλγορίθμου στα πραγματικά δεδομένα.

Παράρτημα Β Πίνακες με την μέση τιμή του καταγραφόμενου δυναμικού στις περιοχές ενδιαφέροντος για τα ηλεκτρόδια Pz και Cz των πραγματικών δεδομένων.

Κεφάλαιο 2

Ανατομία του εγκεφάλου- εγκεφαλογράφημα

2.1 Ανατομία του εγκεφάλου

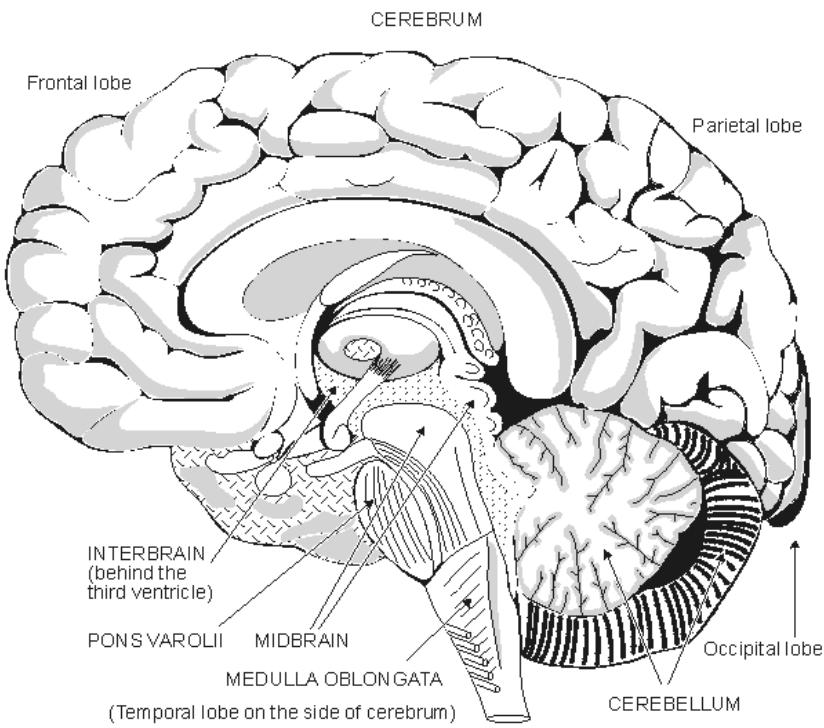
Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελείται από περίπου 10^{10} νευρωνικά κύτταρα, τους νευρώνες και αναπτύσσεται από τρεις πτυχώσεις στο ένα άκρο του νευρικού καναλιού του εμβρύου [23]. Οι τρεις αυτές πτυχώσεις εξελίσσονται σε τέσσερις περιοχές του εγκεφάλου που ονομάζονται

- Τελικός εγκέφαλος (Cerebrum)
- Διάμεσος εγκέφαλος (forebrain)
- Μέσος εγκέφαλος (midbrain)
- Εγκεφαλικό στέλεχος (hindbrain)

Το εγκεφαλικό στέλεχος (hindbrain) αποτελείται από τρεις βασικές περιοχές τον προμήκη μυελό, την γέφυρα και την παρεγκεφαλίδα. Ο προμήκης μυελός είναι υπεύθυνος για ακούσιες λειτουργίες όπως η αναπνοή και η λειτουργία της καρδιάς. Η γέφυρα λειτουργεί ως σύνδεσμος μεταξύ διαφορετικών περιοχών του εγκεφάλου. Η παρεγκεφαλίδα σχετίζεται με τον έλεγχο ακριβών κινήσεων και περιέχει πολύ μεγάλο αριθμό νευρώνων αναλογικά με το μέγεθός της.

Ο Μέσος εγκέφαλος είναι μία πολύ μικρή περιοχή που είναι υπεύθυνη για την συλλογή πληροφοριών από διαφορετικά κέντρα του εγκεφάλου και την μεταφορά αυτής της πληροφορίας στο κινητικό κέντρο. Είναι επίσης υπεύθυνος για την ομαλότητα των κινήσεων και το αίσθημα της ευφορίας.

Ο Διάμεσος εγκέφαλος αποτελείται από τον θάλαμο, τον υποθάλαμο και τον επιθάλαμο. Το τμήμα αυτό του εγκεφάλου σχετίζεται με το αίσθημα



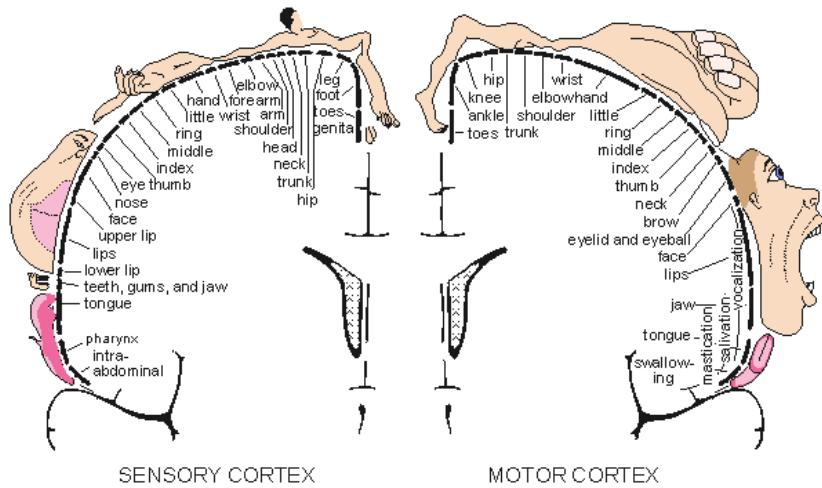
Σχήμα 2.1: Βασικές περιοχές του εγκεφάλου από [23]

της αφής και της όρασης, ενώ επίσης αποτελεί κέντρο ελέγχου του νευρικού συστήματος.

Ο Τελικός εγκέφαλος είναι το μεγαλύτερο τμήμα του ανθρώπινου εγκεφάλου και χωρίζεται σε δύο ημισφαίρια. Κάθε ημισφαίριο αποτελείται από πέντε λοβούς (μετωπιαίος, βρεγματικός, ινιακός, χροταφικός και νήσος του Reil), λευκή ουσία και βασικά γάγγλια.

Υπάρχουν συγκεκριμένες περιοχές στον αισθητικό και κινητικό φλοιό τα στοιχεία των οποίων αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα μέρη του σώματος. Το μέγεθος κάθε τέτοιας περιοχής είναι ανάλογο προς την απαραίτητη ακρίβεια του έλεγχου της αισθησης ή της κίνησης. Αυτές οι περιοχές φαίνονται στην εικόνα (2.2) Χαρακτηριστικά, οι αισθητήριες περιοχές που αντιπροσωπεύονται από τα χείλια και τα χέρια είναι μεγάλες, οι περιοχές που αντιπροσωπεύονται από το κορμό και τα μάτια είναι μικρές.

Το σύνολο των πληροφοριών που λαμβάνουμε από την ανατομία του εγκεφάλου καθώς και την ανάλυση της λειτουργίας των δομικών του μονάδων, όπως τα νευρικά κύτταρα, που θα περιγράψουμε σε επόμενες ενότητες μας δίνουν την δυνατότητα να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα της εφαρμογής



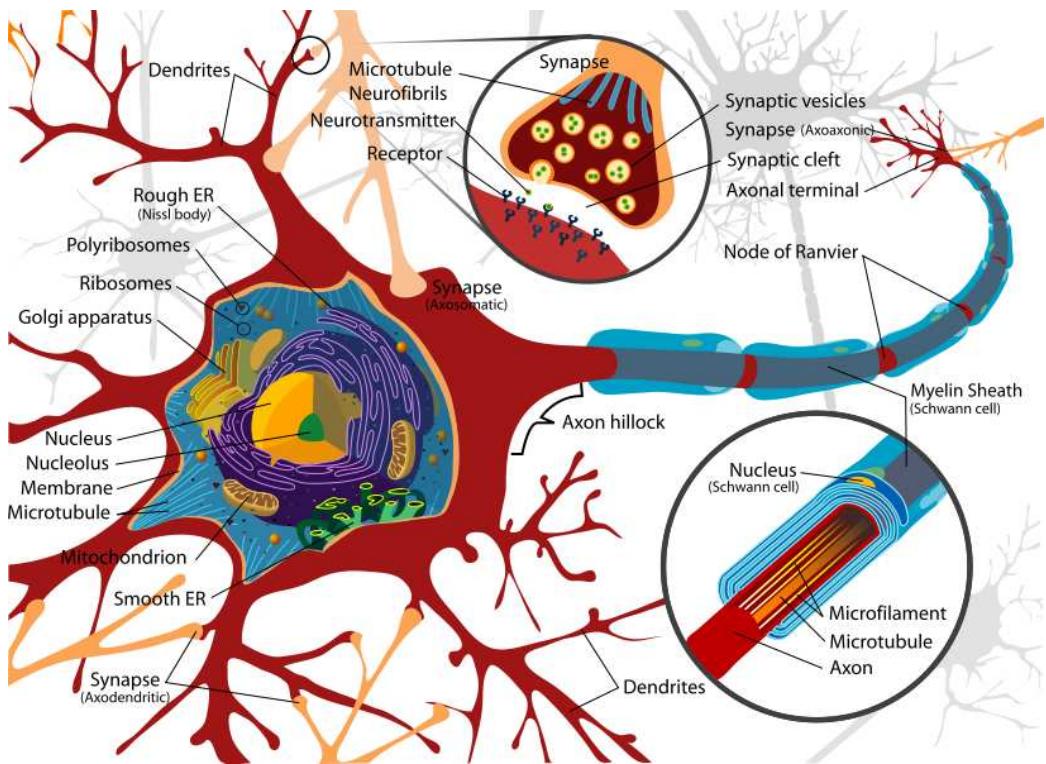
Σχήμα 2.2: Ο κινητικός και αισθητικός φλοιός του εγκεφάλου από [23]

αλγορίθμων αντίστροφου καθορισμού πηγής.

2.2 Η δομή του νευρικού κυττάρου

Τα νευρωνικά κύτταρα τυπικά χωρίζονται σε τέσσερις λειτουργικές μονάδες. Κάθε μία από αυτές έχει τα δικά της δομικά και βιοχημικά χαρακτηριστικά [23].

- **Το σώμα** είναι το πιο κοινό μέρος του νευρικού κυττάρου καθώς δεν διαφέρει σημαντικά, από το σώμα άλλων κυττάρων. Το σώμα περιέχει τον πυρήνα του κυττάρου, μιτοχόνδρια, ριβοσώματα και άλλα κυτταρικά οργανίδια. Το σώμα είναι η μονάδα παραγωγής ενέργειας του νευρικού κυττάρου καθώς εκεί παράγεται ο κύριος όγκος των πρωτεΐνών για το κύτταρο και είναι αδύνατο για τα υπόλοιπα μέλη του κυττάρου να επιζήσουν χωρίς αυτό.
- **Οι δενδρίτες** είναι λεπτές διακλαδώσεις που ξεκινούν από το σώμα του κυττάρου και μπορούν να εκτείνονται σε μήκος από δέκα έως και εκατό μικρόμετρα από το σώμα. Κύρια ιδιότητά τους είναι η λήψη ηλεκτρικών σημάτων από άλλα νευρικά κύτταρα.
- **Ο αξονας** είναι μία μακριά λεπτή ίνα που μπορεί να εκτείνεται μέχρι και 1000 φορές το μέγεθος του σώματος. Η βασική του λειτουργία είναι η μεταφορά ηλεκτρικών σημάτων από το σώμα προς άλλα νευρικά ή μυικά κύτταρα. Τα περισσότερα νευρικά κύτταρα έχουν μόνο έναν



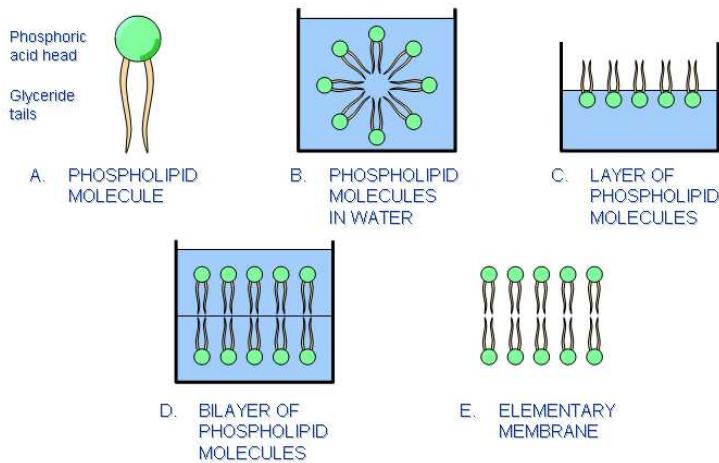
Σχήμα 2.3: Σχηματική αναπαράσταση του νευρικού κυττάρου (νεύρωνα) από [1]

άξονα ο οποίος συνήθως έχει διακλαδώσεις και επιτρέπει την επικοινωνία με πολλά άλλα νευρικά κύτταρα.

2.2.1 Η κυτταρική μεμβράνη

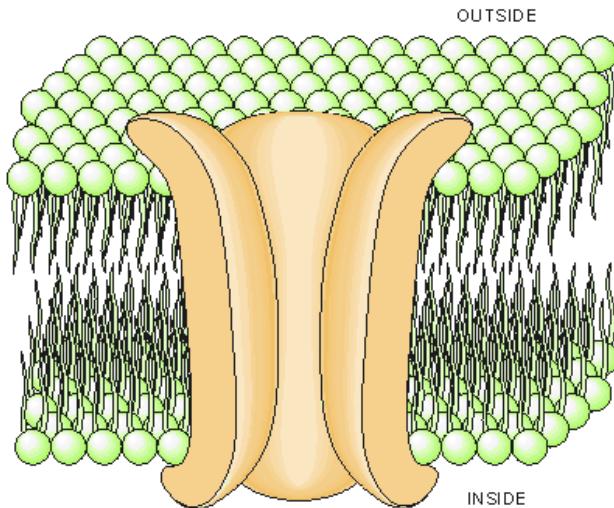
Το νευρικό κύτταρο περιβάλλεται από την κυτταρική μεμβράνη πάχους 7.5-10 nm. Βασικά δομικά συστατικά αυτής της μεμβράνης είναι τα φωσφολιπίδια. Τα φωσφολιπίδια συνίστανται από δύο μέρη, την υδρόφιλη κεφαλή, που αποτελείται κυρίως από μόρια φωσφορικού οξέως και την υδρόφοβη ουρά που αποτελείται από γλυκερίδια. Λόγω της δομής τους τα φωσφολιπίδια, όταν βρεθούν σε υδάτινο περιβάλλον, τείνουν να δημιουργούν σχηματισμούς, που ονομάζονται φωσφολιπιδικές στοιβάδες, προκειμένου η υδρόφιλη κεφαλή, να βρίσκεται στο νερό και να προστατεύεται η υδρόφοβη ουρά.

Μία πολύ σημαντική ιδιότητα που έχει η κυτταρική μεμβράνη και αφορά την δημιουργία ηλεκτρικών δυναμικών, είναι ότι έχει την δυνατότητα να ελέγχει την μεταφορά ιόντων από το εξωτερικό στο εσωτερικό του κυττάρου. Πρωτεΐνες που βρίσκονται διάσπαρτες στην κυτταρική μεμβράνη λειτουργούν ως



Σχήμα 2.4: Φωσφολιπιδικές στοιβάδες

αντλίες ιόντων. Η μεταφορά ιόντων όπως τα K^+ , Na^+ , Cl^- που διαθέτουν ηλεκτρικό φορτίο είναι υπεύθυνη για την δημιουργία ηλεκτρικών δυναμικών.

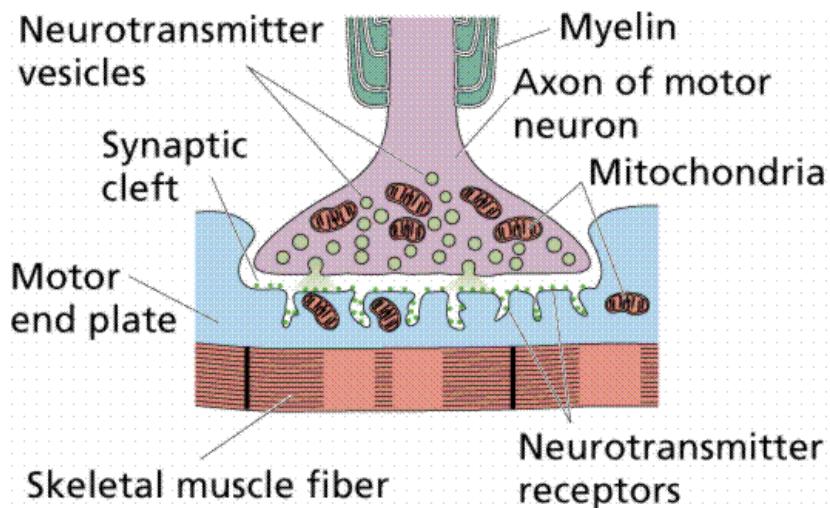


Σχήμα 2.5: Η κυτταρική μεμβράνη

2.2.2 Συνάψεις

Η σύναψη είναι η ένωση για την μεταφορά πληροφορίας μεταξύ του άξονα ενός νευρικού κυττάρου με το επόμενο κύτταρο. Η πληροφορία ξεκινά πάντα από το σώμα ενός νευρικού κυττάρου, διαπερνά τον άξονα και στην συνέχεια

μέσω της σύναψης διαβιβάζεται στο επόμενο νευρικό ή μυϊκό κύτταρο. Το άκρο του άξονα το οποίο ενώνεται με το άλλο κύτταρο ονομάζεται προσυναπτικό τερματικό και τοποθετείται απέναντι από το μετασυναπτικό τερματικό που βρίσκεται στο σώμα του επόμενου κυττάρου. Ανάμεσα στα δύο τερματικά υπάρχει ένα κενό 10-50 nm το οποίο ονομάζεται συναπτική χάσμα. Το γεγονός ότι το ηλεκτρικό σήμα μεταφέρεται μόνο προς μια κατεύθυνση οφείλεται σε μια ουσία, τον χημικό μεταφορέα, που παράγει το προσυναπτικό κύτταρο και έτσι ανοίγει τον δρόμο για την διέλευση ιόντων μέσω των ιονικών αντλιών του μετασυναπτικού κυττάρου.

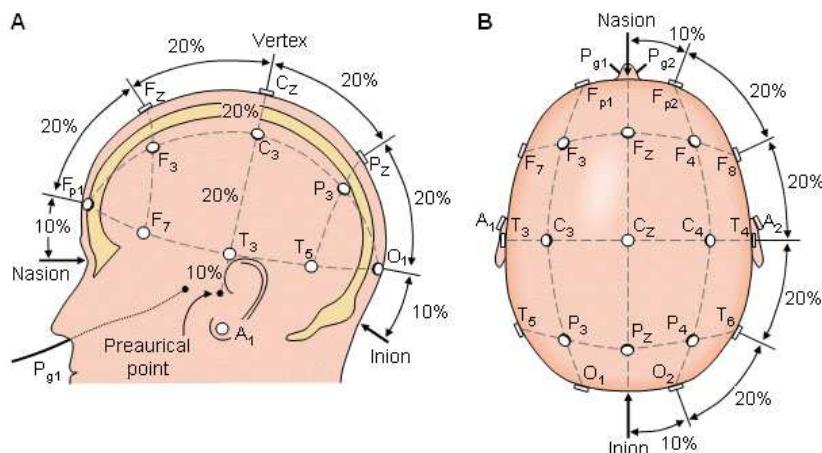


Σχήμα 2.6: Ο τρόπος που λειτουργούν οι συνάψεις από [5]

2.3 Εγκεφαλογράφημα

Όταν οι φλοιοί του εγκεφάλου ενεργοποιούνται ταυτόχρονα, δημιουργούνται διαφορές δυναμικού ανάμεσα στα ηλεκτρόδια που βρίσκονται στην επιφάνεια του κεφαλιού. Το εγκεφαλογράφημα είναι ή καταγραφή τέτοιων διαφορών δυναμικού συναρτήσει του χρόνου.

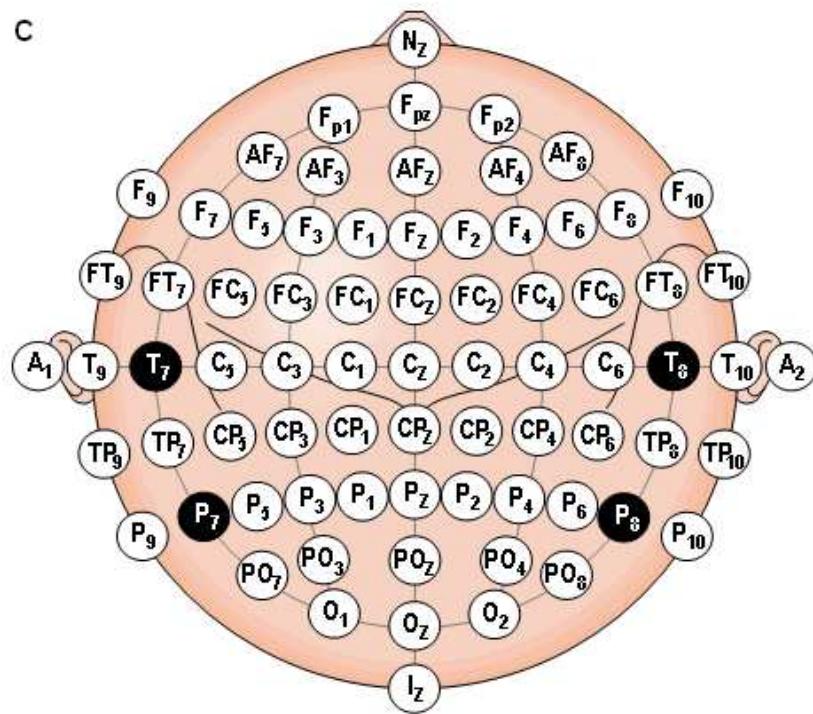
Οι θέσεις που τοποθετούνται τα ηλεκτρόδια είναι σταθερές για το κάθε σύστημα τοποθέτησης που επιλέγεται. Το ποιο διαδεδομένο σύστημα τοποθέτησης ονομάζεται 10/20 και μπορούμε να δούμε μια τέτοια διάταξη στην εικόνα (2.7). Στο σύστημα τοποθέτησης 10/20 οι θέσεις των ηλεκτροδίων καθορίζονται βάση ενός ποσοστού του μήκους (10% και 20%) των δύο βασικών αξόνων που εφάπτονται στο κεφάλι. Ο πρώτος άξονας ξεκινά στο πάνω μέρος της μύτης και τελειώνει στο αντιδιαμετρικό σημείο στο πίσω μέρος του κεφαλιού. Ένώ ο δεύτερος ξεκινά από το ένα αυτι ή και τελειώνει στο άλλο.



Σχήμα 2.7: Το σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10-20 από το [23]

Η ονομασία των ηλεκτροδίων έχει θεσπιστεί σύμφωνα με την American Electroencephalographic Society (AFS) για να υπάρχει ένα κοινό σημείο αναφοράς. Στην εικόνα (2.8) μπορούμε να δούμε την κοινή ονομασία των ηλεκτροδίων.

Οι σύγχρονοι εγκεφαλογράφοι έχουν την δυνατότητα να κάνουν ψηφιακά τόσο την δειγματοληψία όσο και την αποθήκευση του εγκεφαλογραφήματος. Συνήθως η συχνότητα δειγματοληψίας κυμαίνεται από 100Hz έως και 1KHz ενώ στην συνέχεια είναι δυνατόν να εφαρμοστούν τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας σήματος.



Σχήμα 2.8: Κοινή ονομασία των ηλεκτροδίων σύμφωνα με την AFS [23]

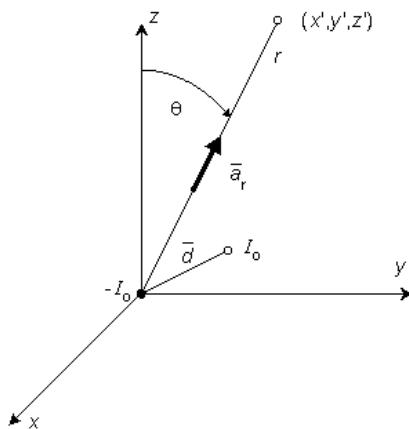
Το ηλεκτρικό δίπολο.

Σε αυτή την παράγραφο θα παραθέσουμε τις μαθηματικές εκφράσεις για το ηλεκτρικό πεδίο που παράγεται από την ροή ηλεκτρικού ρεύματος κατά μήκος της πλασματικής μεμβράνης ενός νευρικού κυττάρου. Ο πιο απλός τρόπος να αναπαραστήσει κανείς μία ηλεκτρική πηγή είναι με ένα ηλεκτρικό φορτίο, όμως στην φύση δεν συναντάμε ποτέ απομονωμένα φορτία. Έτσι η μικρότερη συλλογή φορτίων με φυσική σημασία είναι το ηλεκτρικό δίπολο [23].

Το ηλεκτρικό δίπολο αποτελείται από δύο φορτία αντίθετου προσήμου, ίσου μέτρου I_o τα οποία βρίσκονται σε πολύ μικρή απόσταση d μεταξύ τους. Στην πραγματικότητα ο ακριβής ορισμός απαιτεί $d \rightarrow 0$, $I_o \rightarrow \infty$, ενώ το γινόμενο $p = I_o d$ να παραμένει πραγματικός αριθμός. Το ηλεκτρικό δίπολο είναι ένα διάνυσμα του οποίου η κατεύθυνση ορίζεται από το αρνητικό προς το θετικό φορτίο. Στην πραγματικότητα εάν το \vec{d} είναι το μέτρο της απόστασης από το αρνητικό προς το θετικό φορτίο και \vec{a}_d είναι το μοναδιαίο διάνυσμα σε αυτήν την διεύθυνση, τότε το διάνυσμα του δίπολου ορίζεται ως εξής

$$\vec{p} = I_o \vec{d} = I_o d \vec{a}_d. \quad (2.1)$$

Ένα τυχαίο ηλεκτρικό δίπολο φαίνεται στην εικόνα (2.9), στην οποία η αρχή των αξόνων έχει τοποθετηθεί πάνω στον αρνητικό πόλο. Το ηλεκτρικό πεδίο του διπόλου είναι στην ουσία η μερική παράγωγος του πεδίου, αγωγμότητας σ , ενός θετικά ορισμένου φορτίου που κινείται από τον αρνητικό προς τον θετικό πόλο του δίπολου και ορίζεται ως εξής



Σχήμα 2.9: Ηλεκτρικό δίπολο με το αρνητικό φορτίο να βρίσκεται στην αρχή των αξόνων.

$$F_d = \frac{\partial(\frac{I_o}{4\pi\sigma r})}{\partial d} d. \quad (2.2)$$

με το κλάσμα μέσα στην παρένθεση να εκφράζει το πεδίο ενός θετικά ορισμένου φορτίου σε απόσταση r από την αρχή των αξόνων. Ενώ η παράγωγος στην διεύθυνση \vec{d} μπορεί να γραφτεί

$$F_d = \nabla(\frac{I_o}{4\pi\sigma r}) \cdot \vec{d}. \quad (2.3)$$

Όμως αφού ισχύει $I_o d = p$

$$F_d = \frac{p}{4\pi\sigma} \nabla(\frac{1}{r}) \vec{a}_d. \quad (2.4)$$

Το ισοδύναμο δίπολο ενός νευρικού κυττάρου

Έχοντας αναλύσει το ηλεκτρικό πεδίο που παράγεται από ένα ηλεκτρικό δίπολο μπορούμε να εξετάσουμε την περίπτωση που έχουμε ένα μόνο νευρικό κύτταρο μέσα σε ένα ομοιόμορφο ηλεκτρικό πεδίο και το εάν είναι δυνατόν να το μοντελοποιήσουμε με ένα ηλεκτρικό δίπολο.

Έστω λοιπόν ότι έχουμε ένα νευρικό κύτταρο επιφάνειας S_i και όγκου V_i τοποθετημένο σε ένα αγώγιμο υλικό όγκου V_o . Τότε το δυναμικό στο σημείο P δίνεται από τον τύπο

$$F(P) = \frac{1}{4\pi} \int_S (\frac{\sigma_i}{\sigma_o} \phi_i - \phi_o - \frac{m_d J_m}{\sigma_o}) d\Omega \quad (2.5)$$

όπου με $d\Omega$ συμβολίζουμε την στερεά γωνία μεταξύ της πηγής που βρίσκεται στην επιφάνεια S_i και του σημείου P . Με a_r συμβολίζεται το μοναδιαίο διάνυσμα που από στην από το πεδίο προς την πηγή, m_d είναι το πάχος της κυτταρικής μεμβράνης και J_m είναι η πυκνότητα του ηλεκτρικού πεδίου στο εξωτερικό της μεμβράνης. Τέλος με ϕ_i, ϕ_o είναι τα δυναμικά εσωτερικά και εξωτερικά της μεμβράνης και σ_i, σ_o είναι οι αντίστοιχες αγωγμότητες.

Στην περίπτωση που το σημείο P είναι αρκετά μακριά σε σχέση με το πάχος της μεμβράνης μπορούμε να παραλείψουμε τον τρίτο όρο στο ολοκλήρωμα ενώ από τον ορισμό της γωνίας $d\Omega$ μπορούμε να γράψουμε την σχέση

$$-\nabla(\frac{1}{r}) \cdot dS = \frac{\vec{a}_r \cdot d\vec{S}}{r^2} = d\Omega \quad (2.6)$$

έτσι η σχέση 2.5 γίνεται

$$F(P) = \frac{1}{4\pi\sigma_o} \int_S (\sigma_i \phi_i - \sigma_o \phi_o) dS \cdot \nabla \left(\frac{1}{r} \right). \quad (2.7)$$

Το δυναμικό εξαιτίας ενός δίπολου φαίνεται στην σχέση 2.4. Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι ο όρος $\int_S (\sigma_i \phi_i - \sigma_o \phi_o) dS$ συμπεριφέρεται ως ηλεκτρικό δίπολο αυτού του πλάτους. Δηλαδή η ποσότητα $(\sigma_i \phi_i - \sigma_o \phi_o)$ μπορεί να μεταφραστεί είτε ως το μοναδιαίο μέτρο ενός ηλεκτρικού δίπολου

Στην περίπτωση που έχουμε πολλά ενεργά νευρικά κύτταρα, η εξίσωση (2.7) ισχύει για κάθε κύτταρο[7]. Έτσι μπορούμε να συνδυάσουμε τα διανύσματα των διπόλων, εφόσον αυτά βρίσκονται σε σχετικά μικρή απόσταση μεταξύ τους σε ένα ισοδύναμο δίπολο J_i . Το ισοδύναμο αυτό δίπολο εκφράζει πλάτος του διανυσματικού αθροίσματος για την περιοχή που ορίζουν τα μοναδιαία διανύσματα ανά κατεύθυνση, για το σύνολο των ενεργών κυττάρων. Η ακρίβεια του εκτιμώμενου πεδίου από το ισοδύναμο δίπολο επηρεάζεται από την ακρίβεια με την οποία το δίπολο J_i αντιπροσωπεύει το σύνολο της ενεργής περιοχής. Έτσι μπορούμε να γράψουμε τις εξισώσεις για το ισοδύναμο δίπολο.

$$d\phi = \frac{1}{4\pi\sigma_o} \frac{\vec{a}_r}{r^2} \vec{J}_i dV \quad (2.8)$$

ενώ το αντίστοιχο δυναμικό για το σημείο P θα είναι

$$\phi(P) = \frac{1}{4\pi\sigma} \int_V \frac{\vec{J}_i \cdot \vec{a}_r}{r^2} dV \quad (2.9)$$

2.4 Μοντέλα κεφαλιού

Η επιλογή του τρόπου μοντελοποίησης του εγκεφάλου είναι ένα πολύ σημαντικό ζήτημα στο πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής. Η επιλογή ενός καλού μοντέλου, με την έννοια ότι αναπαριστά με ακρίβεια το ηλεκτρικό πεδίο στο εσωτερικό του κεφαλιού, μειώνει σημαντικά το σφάλμα μοντελοποίησης και οδηγεί τους αλγορίθμους σε πιο ρεαλιστικές λύσεις. Βέβαια η ρεαλιστική αναπαράσταση ενός τόσο σύνθετου οργάνου όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος είναι κάθε άλλο παρά εύκολη υπόθεση. Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε συνοπτικά μερικές από αυτές τις προσεγγίσεις οι οποίες χωρίζονται σε δύο ομάδες τα αναλυτικά μοντέλα και τα ρεαλιστικά μοντέλα.

Άπειρο αγώγυμα μέσο

Είναι ο πιο απλός τρόπος μοντελοποίησης του εγκεφάλου καθώς προϋποθέτει ότι ο εγκέφαλος είναι ένα μέσο σταθερής αγωγιμότητας εντός του οποίου το ηλεκτρικό πεδίο είναι ομογενές. Αυτό το μοντέλο δεν λαμβάνει καθόλου υπόψη τις συνοριακές συνθήκες του πεδίου στα όρια του κεφαλιού.

Πεπερασμένο ομογενές μέσο

Η η πιο απλή μορφή του είναι ένα πεπερασμένο ομογενές σφαιρικό μοντέλο. Οι μαθηματικές εξισώσεις που το διέπουν είναι η ίδιες με του απείρου μέσου για το εσωτερικό της σφαίρας με την διαφορά ότι οι τιμές των δυναμικών που παρουσιάζονται στην επιφάνεια του κεφαλιού είναι τρεις φορές μεγαλύτερες από την προηγούμενη περίπτωση. Το μοντέλο αυτό πρώτη φορά παρουσιάστηκε στο [15]. Μία άλλη προσέγγιση για αυτού του τύπου μοντέλα είναι το ρεαλιστικό σχήμα κεφαλιού αντί για το σφαιρικό το οποίο λαμβάνει υπόψη το σχήμα, αγνοώντας όμως τις εσωτερικές ανομοιογένειες

Ομόκεντρες σφαίρες

Μία πιο σύνθετη υλοποίηση του παραπάνω μοντέλου, που λαμβάνει υποψία και την αγωγιμότητα των διαφορετικών υλικών που περιβάλλουν το κεφάλι είναι το μοντέλο των ομόκεντρων σφαιρών. Κάθε μία από αυτές τις ομόκεντρες σφαίρες έχει διαφορετική διαγωγιμότητα, ανάλογη με το τμήμα του ανθρώπινου ιστού που αναπαριστά. Πρώτα το μοντέλο των τριών σφαιρών όπως παρουσιάστηκε στο [8] και στην συνέχεια με τέσσερις ομόκεντρες σφαίρες [29] παρουσιάστηκαν τα μοντέλα στα οποία οι σφαίρες αναπαριστούν το δέρμα, (το ενδοχρανιακό υγρό), το κρανίο και τον εγκέφαλο. Το εσωτερικό όλων αυτών των μοντέλων θεωρείται ότι είναι ισοτροπικό και ομογενές. Στην συνέχεια παρουσιάστηκε στα [11] και [12] το αναλυτικό μοντέλο για N αριθμό ομόκεντρων σφαιρών.

Τρισδιάστατα διακριτά μοντέλα

Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν τα μοντέλα που βασίζονται στην πληροφορία που έχουμε αποκομίσει από τεχνικές όπως η μαγνητική τομογραφία και παρουσιάζουν με μεγάλη λεπτομέρεια τις διαφορετικές δομικές μονάδες του εγκεφάλου. Τα μοντέλα αυτά λαμβάνουν υπόψη τόσο διαφορετικές αγωγιμότητες όσο και την ανισοτροπία του πεδίου και το πραγματικό σχήμα του κεφαλιού. Δύο βασικές μεθόδοι που χρησιμοποιούνται για την επίλυση του προβλήματος σε τέτοια μοντέλα είναι οι πεπερασμένες διαφορές (Finite Difference) [31, 18] και πεπερασμένου όγκου (Finite Volume) [10].

Κεφάλαιο 3

Το πρόβλημα - Οι αλγόριθμοι

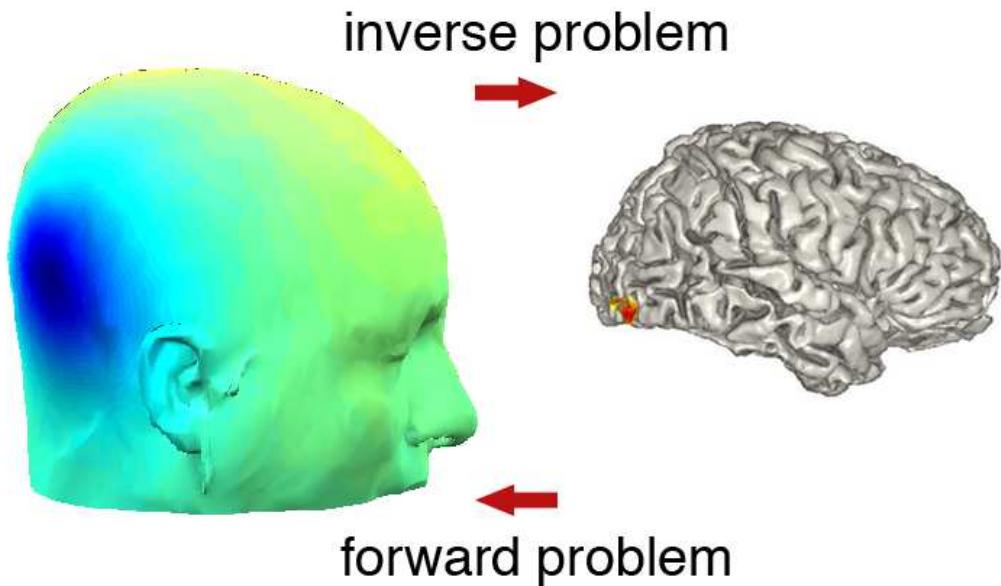
3.1 Περιγραφή του προβλήματος

”Οπως είδαμε στην προηγούμενη ενότητα τα νευρικά κύτταρα διαθέτουν την ικανότητα να μεταφέρουν πληροφορίες μέσω ηλεκτρικών σημάτων που δημιουργούνται από την μεταφορά ιόντων. Ο αντίστροφος καθορισμός πηγής από εγκεφαλογράφημα χρησιμοποιείται ευρέως στην επιστημονική κοινότητα με στόχο την εκτίμηση της θέσης τέτοιων πηγών στο εσωτερικό του ανθρώπινου εγκεφάλου [24]. Η πληροφορία για την θέση τέτοιων εκτός από το ερευνητικό ενδιαφέρον που παρουσιάζει, καθώς μπορεί να δώσει στοιχεία για το πώς λειτουργεί ο εγκέφαλος, θα μπορούσε να έχει και κλινικές εφαρμογές. Μία τέτοια εφαρμογή θα μπορούσε να είναι ο εντοπισμός της περιοχής που ευθύνεται για την επιληψία, ή την νόσο του Alzheimer(AD) [35, 20].

Απαραίτητη προϋπόθεση για την λύση του αντίστροφου καθορισμού πηγής είναι η επιλογή μοντέλων για την αναπαράσταση της ηλεκτρικής πηγής και ηλεκτρικού πεδίου του εγκεφάλου. Όπως είδαμε στην προηγούμενη ενότητα η μοντελοποίηση των ηλεκτρικών σημάτων που μεταφέρονται μεταξύ των νευρικών κυττάρων είναι δυνατόν να γίνει μέσω ενός ισοδύναμου ηλεκτρικού κυττάρου. Ενώ για την μοντελοποίηση του εγκεφάλου θα χρησιμοποιήσουμε ένα πεπερασμένο σφαιρικό ομογενές πεδίο. Η συνάρτηση μεταφοράς του οποίου δίνεται στην ενότητα (4.1).

Αφού τα μοντέλα έχουν επιλεγεί τότε μπορεί πλέον να γίνει η εκτίμηση της ηλεκτρικής πηγής. Η ακρίβεια της λύσης εξαρτάται από ένα πλήθος παραγόντων που περιλαμβάνουν λάθη στην μοντελοποίηση την πηγής, στην μοντελοποίηση του εγκεφάλου, την ακρίβεια του αλγορίθμου που θα χρησιμοποιηθεί καθώς και επιφροές από θόρυβο.

Έτσι εάν ορίσουμε $\phi_m(\vec{r}, t)$ την μετρούμενη τάση στην επιφάνεια του κεφαλιού στην θέση r και χρονική στιγμή t και $\vec{T}(\vec{r}, \vec{r}')$ την συνάρτηση μεταφοράς



Σχήμα 3.1: Ευθύ και αντίστροφο πρόβλημα. Εικόνα από [4]

του αγώγιου μέσου εξαιτίας μιας ηλεκτρικής πηγής στην θέση \vec{r}' τότε έχουμε :

$$\phi_m(\vec{r}, t) = \int_V \vec{T}(\vec{r}, \vec{r}') \cdot \vec{j}(\vec{r}', t) d\vec{r}' \quad (3.1)$$

όπου με $j(r', t)$ συμβολίζουμε την ηλεκτρική πηγή την χρονική στιγμή t στην θέση r' και V τον όγκο του κεφαλιού. Εάν τώρα λάβουμε υπόψιν ότι το σήμα θα δειγματοληπτηθεί και ότι δεν έχουμε μετρήσεις σε όλο τον όγκο του εγκεφάλου αλλά σε M σημεία, όπου M ένας πραγματικός αριθμός μπορούμε να γράψουμε την προηγούμενη σχέση ως

$$\phi_m(\vec{r}, t) = \sum_{i=1}^M \vec{T}(\vec{r}, \vec{r}_i') \cdot \vec{j}(\vec{r}_i', t) r_i \quad (3.2)$$

Στην παρούσα εργασία αντιμετωπίζουμε το πρόβλημα αυτό ως πρόβλημα βελτιστοποίησης μίας αντικεμενικής συνάρτησης χ^2 (ενότητα 4.2). Αναζητούμε δηλαδή το ηλεκτρικό δίπολο πηγή $\hat{\vec{j}} = (\hat{\vec{r}}, \hat{\vec{p}})$ το οποίο ελαχιστοποιεί την διαφορά μεταξύ εκτιμώμενου δυναμικού και μετρούμενου δυναμικού στο σύνολο των σημείων μέτρησης (ηλεκτρόδια). Δηλαδή

$$\hat{\vec{j}} = \operatorname{argmin}\{\chi^2(\phi(\hat{\vec{j}}), \phi_m)\} \quad (3.3)$$

Στην συνέχεια θα παρουσιάσουμε τις μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτή την εργασία. Ενώ στο επόμενο κεφάλαιο θα παρουσιάσουμε τις μαθηματικές σχέσεις που μοντελοποιούν το πρόβλημά.

3.2 Ο αλγόριθμος Conjugate Gradient

Ο Conjugate Gradient (CG) είναι μία επαναληπτική μέθοδος επίλυσης γραμμικών συστημάτων της μορφής η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την ελαχιστοποίηση κάποιας συνάρτησης $f(x)$. Κάθε τέτοια συνάρτηση μπορεί να προσεγγιστεί από τις σειρές Taylor. Έτσι σε ένα σημείο P ισχύει με το x να βρίσκεται στην αρχή των αξόνων.

$$\begin{aligned} f(x) &= f(p) + \sum_i \frac{\theta f}{\theta x_i} + \frac{1}{2} \sum_{ij} \frac{\theta^2 f}{\theta x_i \theta x_j} x_i x_j + \dots \\ &\simeq c - b^T x + \frac{1}{2} x^T A x \end{aligned} \quad (3.4)$$

όπου

$$c \equiv f(P), \quad b \equiv -\nabla f|_P, \quad A_{ij} = \frac{\theta^2 f}{\theta x_i \theta x_j} x_i x_j|_P \quad (3.5)$$

Έστι η συνάρτηση f μπορεί να γραφτεί με την παρακάτω μορφή.

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x + c \quad (3.6)$$

Επίσης είναι δύνατον να δειχθεί ότι στην περίπτωση που ο πίνακας A είναι συμμετρικός και θετικά ορισμένος η συνάρτηση 3.6 ελαχιστοποιείται από την λύση του συστήματος $Ax = b$. Αφού

$$\nabla f = \frac{1}{2} A^T x + \frac{1}{2} A x - b \quad (3.7)$$

ενώ εαν ο A είναι συμμετρικός, δηλαδή $A^T = A$ τότε η προηγούμενη σχέση γίνεται

$$\nabla f = Ax - b \quad (3.8)$$

Η μέθοδος Conugate Gradient συνδυάζει βασικά στοιχεία από δύο άλλες μεθόδους που ονομάζονται Steepest descent και Conjugate Direction. Πριν περάσουμε λοιπόν στην παρουσίαση της τελικής μορφής του αλγόριθμου που παρουσιάστηκε από τους Fletcher και Reeves αξίζει να δούμε αυτά τα στοιχεία.

Βασικό χαρακτηριστικό και των τριών μεθόδων είναι ότι ξεκινάμε από ένα αρχικό σημείο \vec{x}_0 και προχωράμε με μία σειρά βημάτων $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ προς το

σημείο που ελαχιστοποιείται η αντικειμενική συνάρτηση. Η διαδικασία σταματάει όταν φτάσουμε κοντά, καθορίζεται από ένα όριο σύγκλισης, στην λύση \hat{x} .

Ένα βασικό ερώτημα είναι πως επιλέγεται η διεύθυνση στην οποία θα κινηθούμε. Η καλύτερη επιλογή φαίνεται να είναι η διεύθυνση στην οποία η συνάρτηση f παρουσιάζει την μεγαλύτερη μείωση. Αυτή η διεύθυνση δεν είναι άλλη από την αντίθετη κατεύθυνση της πρώτης παραγώγου της f (Steepest descent). Δηλαδή

$$\vec{r}_i \equiv -\nabla f(\vec{x}_i) = b - A\vec{x}_i \quad (3.9)$$

Αφού έχουμε επιλέξει την διεύθυνση στην οποία θα κινηθούμε για το επόμενο σημείο \vec{x}_{i+1} θα ισχύει

$$\vec{x}_{i+1} = \vec{x}_i + a_i \vec{r}_i \quad (3.10)$$

όπου a είναι το μέγεθος του βήματος που επιλέγουμε σε αυτή την κατεύθυνση. Για την επιλογή του a θέλουμε η μερική παράγωγος ως προς a στο επόμενο σημείο να είναι μηδέν Δηλαδή

$$\frac{\theta}{\theta a} f(\vec{x}_{i+1}) = \nabla f(\vec{x}_{i+1}) \frac{\theta}{\theta a} \vec{x}_{i+1} = \nabla f(\vec{x}_{i+1}) \cdot \vec{r}_i = 0 \quad (3.11)$$

Επιλέγουμε λοιπόν το a έτσι ώστε τα διανύσματα \vec{r}_i και η διεύθυνση $\nabla f(\vec{x}_{i+1})$ να είναι κάθετα μεταξύ τους.

Έτσι εάν παρατηρήσουμε ότι $\nabla f(\vec{x}_i) = -\vec{r}_i$ τότε ισχύει $\vec{r}_{i+1}^T \vec{r}_i = 0$ ενώ μπορεί να δειχτεί ότι

$$a_i = \frac{\vec{r}_i^T \vec{r}_i}{\vec{r}_i^T A \vec{r}_i} \quad (3.12)$$

και ότι

$$\vec{x}_{i+1} = \vec{x}_i - a_i A \vec{r}_i. \quad (3.13)$$

Μέχρι στιγμής έχουμε περιγράψει την λογική της μεθόδου Steepest Descent στην οποία η επιλογή της διεύθυνσης που θα αναζητήσουμε κάθε νέο σημείο \vec{x}_i είναι ορθογώνια στην προηγούμενη. Αυτό όμως σημαίνει ότι μπορεί να αναζητήσουμε ελαχιστοποίηση στην κάθε διεύθυνση αρκετές φορές πριν φτάσουμε στην λύση. Στην μέθοδο Conjugate Directions η ιδέα είναι να επιλέξουμε από την αρχή ένα σύνολο ορθογώνιων διευθύνσεων $\{\vec{d}_0, \vec{d}_1, \dots, \vec{d}_n\}$ και να αναζητήσουμε μόνο ένα βήμα σε κάθε διεύθυνση, έτσι ώστε μετά από n βήματα να βρούμε την λύση.

Έτσι πρέπει να αναζητήσουμε ένα νέο βήμα στην διεύθυνση \vec{d}_i έτσι η διεύθυνση αυτή να είναι κάθετη στο διάνυσμα $\vec{e}_i = \vec{x}_i - \hat{x}$ που δείχνει την απόσταση

μεταξύ του σημείου \vec{x}_i και της λύσης $\vec{\hat{x}}$. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε και πάλι το το γεγονός ότι η τρέχουσα διεύθυνση αναζήτησης θα είναι κάθετη στην επόμενη, \vec{e}_i , δηλαδή $\vec{d}_{i+1}^T \vec{e}_i = 0$ για να βρούμε το βέλτιστο βήμα a .

$$a_i = -\frac{\vec{d}_i^T \vec{e}_i}{\vec{d}_i^T \vec{d}_i} \quad (3.14)$$

Όμως σε αυτή την σχέση δεν γνωρίζουμε τον όρο e_i , την λύση σε αυτή την περίπτωση δίνουν τα συζυγή διανύσματα ως προς τον πίνακα A , για τα οποία εξ' ορισμού ισχύει

$$\vec{d}_i^T A \vec{d}_j = 0. \quad (3.15)$$

Χρησιμοποιούμε δηλαδή ένα σύνολο διευθύνσεων αναζήτησης $\{\vec{d}_0, \vec{d}_1, \dots, \vec{d}_n\}$ που είναι συζυγή ως προς τον πίνακα A αντί για τις ορθογώνιες διευθύνσεις. Ακολουθώντας την λογική της Steepest descent και πάλι για τον υπολογισμό του α χρησιμοποιούμε την γνώση ότι η μερική παράγωγος ως προς a πρέπει να είναι μηδέν για το βέλτιστο βήμα στην διεύθυνση \vec{d}_i . Δηλαδή:

$$\begin{aligned} \frac{\theta}{\theta a} f(x_{i+1}) &= 0 \\ \nabla f(x_{i+1}) \frac{\theta}{\theta a} x_{i+1} &= 0 \\ \vec{r}_{i+1}^T \vec{d}_i &= 0 \\ \vec{d}_i^T A e_{i+1} &= 0 \end{aligned} \quad (3.16)$$

Σε αναλογία με την συνάρτηση 3.14 θα έχουμε μία σχέση για το a που μπορεί να υπολογιστεί.

$$a_i = -\frac{\vec{d}_i^T A \vec{e}_i}{\vec{d}_i^T A \vec{d}_i} = \frac{\vec{d}_i^T \vec{r}_i}{\vec{d}_i^T A \vec{d}_i} \quad (3.17)$$

Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι εάν αντικαταστήσουμε στην σχέση 3.17 την διεύθυνση αναζήτησης με το \vec{r}_i που χρησιμοποιήσαμε στην μέθοδο Steepest descent τότε έχουμε τον ίδιο ακριβώς τύπο με την σχέση 3.12 για τον υπολογισμό του a . Ενώ σε αντιστοιχία με την σχέση 3.13 ισχύει

$$\vec{r}_{i+1} = \vec{r}_i - a_i A \vec{d}_i \quad (3.18)$$

Η λογική για την κατασκευή ενός συνόλου συζυγών διανυσμάτων $\vec{d}_0, \vec{d}_1, \dots, \vec{d}_n$ από ένα σύνολο γραμμικά ανεξάρτητων διανυσμάτων $\vec{u}_0, \vec{u}_1, \dots, \vec{u}_n$ είναι ότι για κάθε νέο διάνυσμα \vec{d}_i θα χρησιμοποιήσουμε το αντίστοιχο \vec{u}_i αφαιρώντας από αυτό όλες τις συνιστώσες που δεν είναι συζυγή ως προς τον πίνακα A για όλα

τα το προηγούμενα διανύσματα d. Δηλαδή για την κατασκευή του συνόλου $\vec{d}_0, \vec{d}_1, \dots, \vec{d}_n$ ξεκινώντας από $\vec{d}_0 = \vec{u}_0$ για κάθε $i > 0$ ορίζεται

$$\vec{d}_i = \vec{u}_i + \sum_{k=0}^{i-1} \beta_{ik} \vec{d}_k \quad (3.19)$$

όπου τα β_{ik} ορίζονται για όλα τα $i > k$ και μπορεί να δειχθεί ότι πολλαπλασιάζοντας από δεξιά την παραπάνω σχέση με Ad_j ότι

$$\beta_{ij} = -\frac{\vec{u}_i^T A \vec{d}_j}{\vec{d}_j^T A \vec{d}_j} \quad (3.20)$$

Για το αλγόριθμο του conjugate gradient η ιδέα πηγάζει από τον συνδυασμό των δύο προηγούμενων μεθόδων [28, 25, 33]. Η μέθοδος conjugate gradient είναι στην ουσία η μέθοδος conjugate directions όπου η επιλογή του συζυγή συνόλου διευθύνσεων αναζήτησης κατασκευάζεται σε κάθε βήμα από τους όρους \vec{r}_i που είναι η παράγωγος της συνάρτησης $f(x_i)$.

Ενώ χρησιμοποιώντας την σχέση 3.18 και το εσωτερικό γινόμενο δύο όρων r_i έχουμε :

$$\begin{aligned} \vec{r}_i^T \vec{r}_{j+1} &= \vec{r}_i^T \vec{r}_j - a_j \vec{r}_i^T A \vec{d}_j \\ a_j \vec{r}_i^T A \vec{d}_j &= \vec{r}_i^T \vec{r}_j - \vec{r}_i^T \vec{r}_{j+1} \\ \vec{r}_i^T A \vec{d}_j &= \begin{cases} \frac{1}{a_j} \vec{r}_i^T \vec{r}_i & \text{για } i = j, \\ -\frac{1}{a_{i-1}} \vec{r}_i^T \vec{r}_i & \text{για } i = j+1 \\ 0 & \text{διαφ.} \end{cases} \quad (3.21) \\ \beta_{ij} &= \begin{cases} \frac{1}{a_{i-1}} \frac{\vec{r}_i^T \vec{r}_i}{\vec{d}_{i-1}^T A \vec{d}_{i-1}} & i = j+1 \\ 0 & i > j+1 \end{cases} \end{aligned}$$

Εξαιτίας της τελεύταιας σχέσης δεν χρειάζεται να αποθηκεύεται το σύνολο των συζυγών διανυσμάτων για την δημιουργία νέου συζυγές διανύσματος ενώ σε συνδυασμό με την σχέση 3.20 μπορούμε να απλοποιήσουμε τον τελευταίο τύπο σε

$$b_{i+1} = \frac{\vec{r}_i^T \vec{r}_i}{\vec{r}_{i-1}^T \vec{r}_{i-1}} \quad (3.22)$$

Μέχρι στιγμής έχουμε παρουσιάσει τον γενικό αλγόριθμο Conjugate Gradient ο οποίος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ελαχιστοποίηση μιας τετραγωνικής αντικειμενικής συνάρτησης ϕ . Οι Fletcher και Reeves [13] έδειξαν ότι ο παραπάνω αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την ελαχιστοποίηση μίας οποιασδήποτε γενική γραμμικής ή μη συνάρτησης κάνοντας δύο μικρές

αλλαγές. Η μία είναι ότι για την εύρεση του βέλτιστου βήματος a_k θα πρέπει να πραγματοποιήσουμε ελαχιστοποίηση γραμμής, με την οποία προσεγγίζουμε την ελαχιστη τιμή για τη f κατά μήκος της διεύθυνσης d_k . Ενώ η δεύτερη αλλαγή είναι ότι το υπόλοιπο r , που αντιπροσωπεύει την πρώτη παράγωγο της f , θα πρέπει να αντικατασταθεί από την πρώτη παράγωγο της νέας συνάρτησης.

Έτσι μπορούμε συνοπτικά να παρουσιάσουμε τον αλγόριθμο των Fletcher και Reeves ως εξής

Algorithm 1 Conjugate Gradient Fletcher-Reeves

Given x_0

Evaluate $f_0 = f(x_0)$, $\nabla f_0 = \nabla f(x_0)$

Set $d_0 = -\nabla f_0$, $k \leftarrow 0$;

while $\nabla f_k \neq 0$

 Compute a_k and set $x_{k+1} = x_k + a_k d_k$

 Evaluate ∇f_{k+1}

$$\beta_{k+1}^{BF} \leftarrow \frac{\nabla f_{k+1}^T \nabla f_{k+1}}{\nabla f_k^T \nabla f_k}$$

$$d_{k+1} \leftarrow -\nabla f_{k+1} + \beta_{k+1}^{BF} d_k$$

$$k \leftarrow k + 1$$

end(while)

3.2.1 Αλγόριθμοι ελαχιστοποίησης γραμμής

Bracket the minimum

Πρώτο βήμα για την ελαχιστοποίηση γραμμής είναι να βρούμε μια περιοχή κοντά στην οποία θεωρούμε ότι βρίσκεται το ελάχιστο που αναζητούμε. Για τον καθορισμό αυτής της περιοχής απαιτείται μία τριάδα σημείων, $a < b < c$ για τα οποία ισχύει ότι

$$\phi(b) < \phi(a) \& \phi(b) < \phi(c). \quad (3.23)$$

Εάν λοιπόν ισχύουν οι προηγούμενες σχέσεις και η συνάρτηση ϕ είναι συνεχής, τότε γνωρίζουμε ότι υπάρχει ένα ελάχιστο στο διάστημα (a, c) . Πολύ σημαντικό είναι να ορίσουμε ένα αρχικό διάστημα στο οποίο θεωρούμε ότι θα βρίσκεται το ελάχιστο.

Η βασική ιδέα για το πως θα βρούμε το κατάλληλο διάστημα για το ελάχιστο είναι απλή, θα μειώνουμε συνεχώς το διάστημα (a, c) έως ότου τα σημεία a και c είναι αρκετά κοντά. Πιο αναλυτικά, αρχικά βρίσκουμε σε πιο από τα δύο διαστήματα (a, b) και (b, c) βρίσκεται το ελάχιστο. Ας υποθέσουμε ότι βρίσκεται στο (b, c) τότε επιλέγουμε ένα σημείο x για οποίο ισχύει $b < x < c$

και υπολογίζουμε την $\phi(x)$. Εάν $\phi(x) > \phi(b)$ τότε η νέα τριάδα σημείων μας θα είναι η (a, b, x) αλλιώς η νέα τριάδα σημείων θα είναι (b, x, c) . Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται έως ότου η απόσταση των νέων και παλιών εξωτερικών σημείων να είναι σχετικά μικρή (10^{-4}).

Αναζήτηση Χρυσής Τομής - Golden Section Search

Η μέθοδος Golden Section Search [14, 28] εγγυάται ότι θα εντοπίσει το τοπικό ελάχιστο εφόσον μπορούμε να παρέχουμε σε αυτήν μία τριάδα σημείων (a, b, c) που καθορίζει το ελάχιστο αυτό. Στην ουσία εφόσον έχουμε καθορίσει την τριάδα σημείων που πιστεύουμε ότι αντιπροσωπεύουν την περιοχή γύρω από το ελάχιστο καλούμαστε να επιλέξουμε έναν τρόπο για την επιλογή του κάθε νέου σημείου x . Έτσι μπορούμε να ορίσουν w τον λόγο των διαστημάτων που χωρίζει το σημείο b το διάστημα (a, c) .

$$\frac{b-a}{c-a} = w \text{ και } \frac{c-b}{c-a} = 1-w \quad (3.24)$$

ενώ για το σημείο x θα ισχύει η σχέση

$$\frac{x-b}{c-a} = z \quad (3.25)$$

Τότε μπορούμε να εκφράσουμε το επόμενο διάστημα στο οποίο αναζητούμε το ελάχιστο, συναρτήσει των δύο παραπάνω σχέσεων. Έτσι το νέο διάστημα θα έχει μήκος είτε $w+z$ είτε $1-w$, ανάλογα με το πια τριάδα σημείων θα επιλεγεί. Εάν λοιπόν θέλουμε να να εξετάσουμε την χειρότερη περίπτωση τότε θα πρέπει να επιλέξουμε το z έτσι ώστε να τα μήκη αυτών των δύο διαστημάτων να είναι ίσα, δηλαδή,

$$z = 1 - 2w. \quad (3.26)$$

Με αυτήν την διαδικασία έχουμε καταφέρει να το τοποθετήσουμε το νέο σημείο x στο μεγαλύτερο από τα δύο διαστήματα (a, b) & (b, c) . Το σημείο που επιλέγεται στο μεγαλύτερο από τα δύο διαστήματα επιλέγεται έτσι ώστε ο λόγος των νέων διαστημάτων να είναι ίδιος με τον λόγο που διαλέζαμε και στην προηγούμενη επανάληψη δηλαδή,

$$\frac{z}{1-w} = w. \quad (3.27)$$

Μπορούμε όμως να δούμε ότι από τις εξισώσεις (3.26 και 3.27) προκύπτει η ακόλουθη δευτεροβάθμια εξίσωση,

$$w^2 - 3w + 1 = 0 \text{ με λύση } \tauην w = \frac{3 - \sqrt{5}}{2} \simeq 0.38197 \quad (3.28)$$

Συνοψίζοντας τα παραπάνω έχοντας μια τριάδα σημείων (a, b, c) που περικλείουν το ελάχιστο, ο βέλτιστος τρόπος να εντοπίσουμε ένα μικρότερο διάστημα το οποίο περικλείει το ελάχιστο, είναι να επιλέξουμε το μεγαλύτερο από τα δύο διαστήματα που ορίζει η τριάδα, εδώ ας υποθέσουμε ότι είναι το (a, b) και να ορίσουμε το νέο κεντρικό σημείο (x) για την νέα τριάδα, σε απόσταση 0.38197 από το ένα ακραίο σημείο (ας πούμε το a) και 0.61803 από το άλλο(b). Η μέθοδος αυτή εγγυάται ότι σε κάθε επανάληψη η νέα τριάδα σημείων ορίζει ένα διάστημα 0.61803 επί το μέγεθος του αρχικού διαστήματος.

Μέθοδος Brent

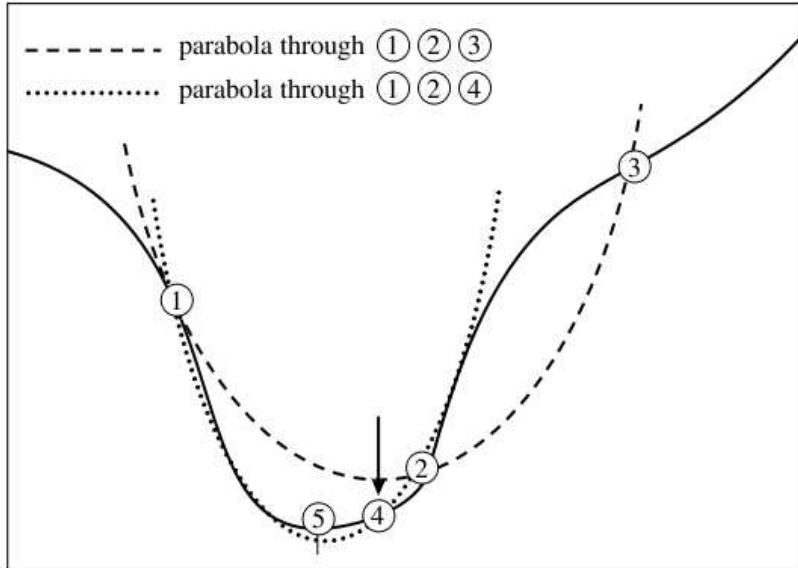
Στην προηγούμενη ενότητα παρουσιάσαμε τον μέθοδο Golden Search η οποία στηρίζεται στην υπόθεση ότι η συνάρτηση που εξετάζουμε δεν παρουσιάζει κάποια ομαλή συμπεριφορά γύρω από το ελάχιστο, έτσι εξετάζουμε βήμα βήμα την περιοχή αυτή. Η υπόθεση αυτή, είναι η χειρότερη περίπτωση από αυτές που μπορούμε να αντιμετωπίσουμε. Στην μέθοδο του Brent [28] η βασική ιδέα είναι ότι μπορούμε να υποθέσουμε ότι η συνάρτηση που εξετάζουμε μπορεί να παρουσιάζει την συμπεριφορά μία δευτεροβάθμιας συνάρτησης και θα μπορούσαμε ίσως να εξοικονομήσουμε αρκετά βήματα κάνοντας μία (inverse parabolic interpolation). Ο τύπος για τον υπολογισμό κάθε νέου κεντρικού σημείου από την τριάδα σημείων (a, b, c) είναι

$$x = b - \frac{1}{2} \frac{(b-1)^2[\phi(b) - \phi(c)] - (b-c)^2[\phi(b) - \phi(a)]}{(b-a)[\phi(b) - \phi(c)] - (b-c)[\phi(b) - \phi(a)]}. \quad (3.29)$$

Όπως μπορούμε να δούμε εξετάζοντας τον παρονομαστή του κλάσματος στο δεξί μέλος της παραπάνω εξίσωσης η σχέση αυτή αδυνατεί να υπολογίσει το x όταν τα τα σημεία a, b, c είναι συ-γραμμικά. Είναι λοιπόν εμφανής η ανάγκη να υπάρχει μία μέθοδος που να μπορεί να δώσει την λύση στην περίπτωση που αποτυγχάνει η (3.29). Μία τέτοια μέθοδος είναι η Golden Search που αναλύσαμε στην προηγούμενη ενότητα.

Έτσι για να είναι αποδοτική η υλοποίηση μία μεθόδου που χρησιμοποιεί την (inverse parabolic interpolation) χρειάζεται να γνωρίζουμε με ακρίβεια πότε μπορούμε να την χρησιμοποιήσουμε, να μειώσουμε στο ελάχιστο τους επιπλέον υπολογισμούς όταν αλλάζουμε από την μία μέθοδο στην άλλη και ένα χριτήριο τερματισμού που να λαμβάνει υπ' όψιν πότε βρισκόμαστε αρκετά κοντά στο ελάχιστο διάστημα που μπορούμε να υπολογίσουμε. (roundoff limit 10.2.2 Numerical recipies)

Ο αλγόριθμος για να αντεπεξέλθει στις παραπάνω απαιτήσεις αποθηκεύει κάθε επανάληψη συνολικά 6 σημεία. Τα σημεία a, b ορίζουν το διάστημα το οποίο εξετάζουμε, το σημείο x είναι το βέλτιστη λύση μέχρι στιγμής, το σημείο w είναι η δεύτερη καλύτερη λύση, το σημείο v είναι η προηγούμενη τιμή



Σχήμα 3.2: Ο τρόπος με τον οποίο ο αλγόριθμος του Brent επιλέγει το επόμενο βή μα από [28]

του w και τέλος το σημείο u που είναι το σημείο που υπολογίσαμε τελευταία φορά την συνάρτηση. Χρησιμοποιώντας την τριάδα σημείων x, v, w κάνουμε inverse parabolic interpolation. Η λύση που προκύπτει για να είναι αποδεκτή θα πρέπει (1) να βρίσκεται μέσα στο διάστημα (a,b) και (2) το νέο βήμα να είναι μικρότερο από το μισό του προ προηγούμενου βήματος. Ο δεύτερος αυτός όρος εξασφαλίζει ότι ο αλγόριθμος συγχλίνει κάπου, και ότι δεν τιμωρούμε τον αλγόριθμο σε μία λάθος επιλογή αλλά σε δύο συνεχόμενες. Η χειρότερη περίπτωση είναι ο αλγόριθμος να υπολογίζει, παραβολικά βήματα που δεν μπορεί να αξιοποιήσει και να πρέπει να γυρίσει στον golden search και να υπολογίσει την βέλτιστη λύση με τον τελευταίο.

Quadratic Golden Side modified

Μία άλλη μέθοδος που δοκιμάσαμε για την μονοδιάστατη ελαχιστοποίηση ήταν ο αλγόριθμος που παρουσιάστηκε στο [38]. Ο αλγόριθμος αυτός συνδυάζει τους αλγορίθμους Golden Search και την inverse quadratic interpolation χρησιμοποιώντας επιπλέον ένα χριτήριο επιλογής πλευράς (side-search) για να κάνει τον αλγόριθμο πιο αποδοτικό.

Η βασική διαφορά αυτού του αλγορίθμου σε σχέση με την υλοποίηση που παρουσιάσαμε στην προηγούμενη ενότητα είναι στην επιλογή της νέας τριάδας σημείων (a,b,c) . Σύμφωνα με [38] το νέο κεντρικό σημείο b είναι πιο

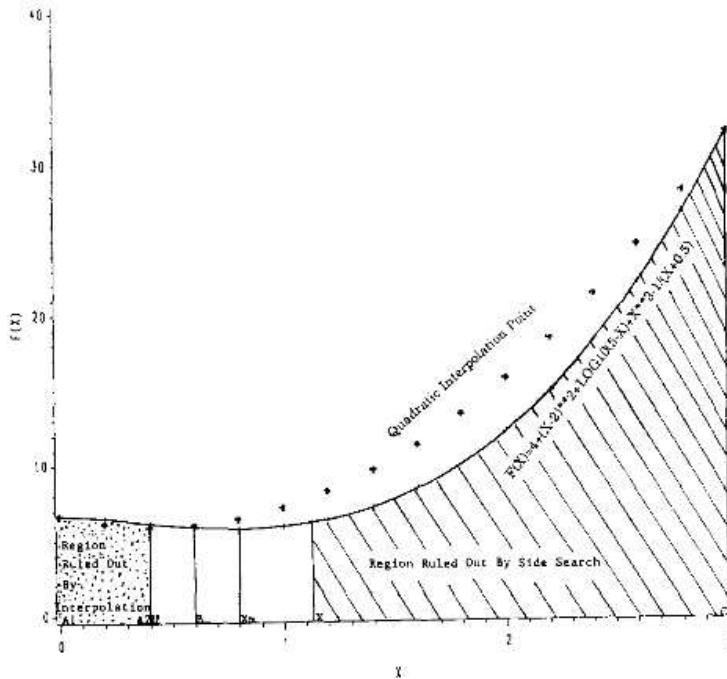


Fig. 1. Illustration of the side search (A_1, C) interval before interpolation (A_2, C) interval after interpolation $U =$ interpolated point, $X =$ side search point, $XM =$ minimum point, $B =$ current minimum found.

Σχήμα 3.3: Εικόνα QGS από [38].

πιθανό να βρίσκεται πιο κοντά στο ένα από τα δύο άκρα παρά στο μέσο της απόστασης (a, c). Έτσι είναι προτιμότερο να αναζητήσουμε το ελάχιστο μέσα στο μεγαλύτερο από τα δύο διαστήματα ($a-b$), ($b-c$) και να απορρίψουμε το μικρότερο διάστημα. Η επιλογή του νέου κεντρικού διαστήματος της της νέας τριάδας θα βρίσκεται στην θέση

$$b_{new} = x \pm 0.2\max(b-a, c-b). \quad (3.30)$$

Το πρόσημο στην παραπάνω εξίσωση επιλέγεται έτσι ώστε το νέο b να βρίσκεται στο μεγαλύτερο διάστημα από τα διαστήματα ($a-b$), ($b-c$). Η επιλογή πλευράς μπορεί να αποκλείσει παραπάνω από το 50% του τρέχοντος διαστήματος.

Ο αλγόριθμος όπως παρουσιάζεται στο [38] αποδίδει καλύτερα απ' ότι ο αλγόριθμος του Brent όσον αφορά τον αριθμό των επαναλήψεων και την ακρίβεια της λύσης, επιτρέποντας στον αλγόριθμο άπειρο αριθμό επαναλήψεων.

Όμως για την παρούσα εργασία απαιτείται αυτό το κομμάτι της βελτιστοποίησης να είναι περισσότερο γρήγορο παρά ακριβές, έτσι ορίσαμε ως μέγιστο αριθμό επαναλήψεων τον ίδιο αριθμό που επιτρέψαμε στον αλγόριθμο του Brent.

3.3 Ο αλγόριθμος Loreta

Ο αλγόριθμος Loreta (low resolution electromagnetic tomography) όπως αυτός αρχικά προτάθηκε από τον R.D.Pascual-Marqui στο [26, 30] καὶ υλοποιήθηκε από το [39] είναι μία παραλλαγή του αλγορίθμου ελάχιστης νόρμας.

Εάν θεωρήσουμε ότι F είναι το μετρούμενο δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού και K είναι η συνάρτηση μεταφοράς του εγκεφάλου. Τότε αναζητούμε το μία κατανομή ρεύματος \hat{J} στο εσωτερικό του εγκεφάλου η οποία θα ελαχιστοποιεί μία συνάρτηση κόστους

$$G(\hat{J}) = \|F - K \cdot \hat{J}\|_2^2$$

Γνωρίζουμε ότι η παράγωγος της $G(\hat{J})$ ισούται με μηδέν στο σημείο που η $G(\hat{J})$ ελαχιστοποιείται, δηλαδή :

$$\nabla G(\hat{J}) = K^T(F - K \cdot \hat{J}) = 0 \quad (3.31)$$

Εάν λύσουμε λοιπόν την παραπάνω εξίσωση ως προς \hat{J} έχουμε:

$$\hat{J} = (K^T K)^{-1} K^T F \rightarrow \hat{J} = K^\dagger F \quad (3.32)$$

όπου με K^\dagger συμβολίζουμε τον ψευδοαντίστροφο πίνακα του K . Στην περίπτωση του loreta χρησιμοποιούμε αντί τον πίνακα $(K^T K)^{-1} K^T$ έναν πίνακα T ο οποίος ορίζεται ως.

$$T = W^{-1} K^T [K W^{-1} K^T]^\dagger \quad (3.33)$$

με W τον πίνακα

$$W = (\Omega \otimes I) B^T B (\Omega \otimes I) \quad (3.34)$$

ενώ ο πίνακας Ω είναι ένας διαγώνιος πίνακας με στοιχεία

$$\Omega_{bb} = \sqrt{\sum_{a=1}^N k_{ab}^T k_{ab}} \quad (3.35)$$

ενώ ο πίνακας B είναι ο τελεστής Laplace και ορίζεται ως εξής:

$$B = \frac{6}{d^2}(A - I) \quad (3.36)$$

$$A = A_0 \otimes I \quad (3.37)$$

$$A_0 = \frac{1}{2}(I_M + [diag(A_1 1_M)^{-1}])A_1 \quad (3.38)$$

$$[A_1]_{ab} = \begin{cases} \frac{1}{6} & \text{εάν } \|v_a - v_b\| = d \\ 0 & \text{διαφορετικά.} \end{cases} \quad (3.39)$$

για $\alpha, \beta = 1 \dots M$

- I_{3M} : είναι ο μοναδιαίος πίνακας διάστασης $3M$.
- $diag[A]$: είναι ο διαγώνιος πίνακας με στοιχεία της κύριας διαγωνίου τα στοιχεία του διανύσματος A .
- d : είναι η ελάχιστη απόσταση μεταξύ δύο σημείων του εγκεφάλου.
- 1_M : είναι ένα διάνυσμα διάστασης M που έχει σε όλες τις θέσεις στοιχείο την μονάδα.

3.4 Ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες - Συνδυασμός PCA - ICA

Μία βασική παραδοχή που έχουμε κάνει για την ανάπτυξη του αλγορίθμου είναι ότι το εκάστοτε εγκεφαλογράφημα είναι αποτέλεσμα την ενεργοποίησης μίας και μόνο πηγής. Αυτή η υπόθεση δεν επαληθεύεται συχνά στην πραγματικότητα αφού συνήθως έχουμε ταυτόχρονη ενεργοποίηση διαφορετικών κέντρων του εγκεφάλου, το οποίο ανάγεται σε ενεργοποίηση πολλαπλών πηγών. Λύση σε αυτό το πρόβλημα καλείται να δώσει η ανάλυση του αρχικού εγκεφαλογραφήματος σε ανεξάρτητες συνιστώσες. Η μέθοδος που θα χρησιμοποιήσουμε στην συνέχεια για την εξαγωγή ανεξάρτητων σημάτων από το αρχικό σύνολο δεδομένων ονομάζεται ICA ενώ η μέθοδος που θα χρησιμοποιήσουμε για την μείωση των διαστάσεων του προβλήματος μας είναι η PCA. Η χρήση των δύο αυτών μεθόδων σε σειρά είναι αρκετά συνηθισμένη και έχει παρουσιαστεί σε αρκετές εργασίες [22, 19].

Ανάλυση Ανεξάρτητων Συνιστωσών - ICA

Εάν λοιπόν ονομάσουμε F τον πίνακα δεδομένων και S τον πίνακα των ανεξάρτητων συνιστωσών. Τότε μπορούμε να εκφράσουμε τον πίνακα F σαν το γινόμενο του πίνακα των ανεξάρτητων συνιστωσών και ενός πίνακα μίξης που θα ονομάσουμε M .

$$F = M \cdot S \quad (3.40)$$

Το πρόβλημα λοιπόν ανάγεται πλέον στην αναζήτηση ενός πίνακα W ο οποίος θα ικανοποιεί την ακόλουθη σχέση :

$$W \cdot F = W \cdot M \cdot S = S \quad (3.41)$$

Δηλαδή θέλουμε

$$W^{-1} = M.$$

Όμως και σε αυτή την περίπτωση δεν γνωρίζουμε τον πίνακα μίξης. Έτσι λοιπόν καλούμαστε να υπολογίσουμε τον πίνακα W απ' ευθείας από τα δεδομένα. Είναι εμφανές ότι ο μέγιστος αριθμός ανεξάρτητων μεταβλητών που μπορούμε να υπολογίσουμε με αυτό τον τρόπο είναι ίσος με το πλήθος των μετρήσεων (ηλεκτροδίων) που έχουμε.

Ας υποθέσουμε λοιπόν ότι έχουμε ένα διάνυσμα συνιστωσών s με x το αντίστοιχο διάνυσμα δεδομένων έτσι ώστε να ισχύει $s = W^*x$, όπου με W^* συμβολίζουμε τον βέλτιστο πίνακα μίξης. Εδώ θα κάνουμε την υπόθεση ότι ο αριθμός των ανεξάρτητων μεταβλητών είναι ίσος με το πλήθος των δεδομένων μετρήσεων. Έτσι για τις κοινές συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας των παραπάνω διανυσμάτων θα πρέπει να ισχύει:

$$p_x(x) = p_s(s)|W^*|$$

Η παραπάνω σχέση ορίζει ότι η πιθανοφάνεια των εκτιμώμενων συνιστωσών είναι η πιθανότητα να έχουμε το διάνυσμα x με δεδομένο $|W^*|$.

Για κάθε μη βέλτιστο πίνακα μίξης W , τα εξαγόμενα σήματα είναι $y = Wx$. Γράφοντας την πιθανοφάνεια για τις συνιστώσες x συναρτήσει του πίνακα W έχουμε

$$p_x(x|W) = p_s(Wx)|W|$$

Περιμένουμε λοιπόν η πιθανότητα $p_x(x|W)$ να είναι μέγιστη στην περίπτωση που ισχύει $W = W^*$. Χρειαζόμαστε λοιπόν μία συνάρτηση που να εκτιμά πόσο καλός είναι ο πίνακας μίξης $|W|$ που έχουμε. Αυτή η συνάρτηση μπορεί να γραφτεί ως η λογαριθμική συνάρτηση πιθανοφάνειας $L(W)$ για τον

πίνακα μίξης $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ και τα δεδομένα $x(t), t = 1, 2, \dots, T$ με την προϋπόθεση ότι τα σήματα δεδομένων είναι γραμμικά ανεξάρτητα σήματα.

$$\ln L(W) = \sum_t^T \sum_i^n \ln p_s(w_i^T x(t)) + T \ln |W|. \quad (3.42)$$

Έχουμε πλέον εκφράσει την πιθανοφάνεια συναρτήσει του πίνακα W . Ο πίνακας που μεγιστοποιεί την συνάρτηση αυτή είναι ο πίνακας W^* . Χρησιμοποιώντας μία επαναληπτική μέθοδο είναι δυνατό να προσεγγίσουμε τον πίνακα W^* .

Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών - PCA

Όπως είδαμε η ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες προϋποθέτει ότι το πλήθος των ανεξάρτητων συνιστωσών είναι ίσος με τον αριθμό των μετρήσεων - ηλεκτροδίων. Η μέθοδος ICA βρίσκει ένα μετασχηματισμό των δεδομένων που οι συνιστώσες του είναι μέγιστα ανεξάρτητα μεταξύ τους ενώ οι αντίστοιχες πηγές είναι χωρικά σταθερές και χρονικά ανεξάρτητες. Οι πηγές αυτές καθορίζονται από τις καταγραφές των ηλεκτροδίων και όχι από αντίστοιχες περιοχές του εγκεφάλου που παρουσιάζουν ηλεκτρική δραστηριότητα.

Μία προσέγγιση για την μείωση της διάστασης του προβλήματος είναι ο μετασχηματισμός Principal Component Analysis. Ο αλγόριθμος αυτός προτάθηκε αρχικά στο [27]. Στόχος αυτής της μεθόδου είναι η ανάλυση των δεδομένων στις συνιστώσες με την μεγαλύτερη διακύμανση. Έτσι εάν ισχύει

$$x(t) = Ws(t) + n(t)$$

όπου x τα δεδομένα με πίνακα μίξης W και πηγές s . Αναζητούμε η πηγές (s_1, s_2, \dots, s_n) από το σύνολο k τέτοιες ώστε να περιέχουν την μέγιστη δυνατή διασπορά. Ενώ η διεύθυνση της πρώτης κύριας συνιστώσας (principal component) w_1 δίνεται από την σχέση

$$w_1 = \operatorname{argmax}_{\|w\|=1} \operatorname{var}\{w^T x\} = \operatorname{argmax}_{\|w\|=1} E\{(w^T x)^2\} \quad (3.43)$$

ενώ δεδομένου των πρώτων $k-1$ components μπορούμε να υπολογίσουμε την επόμενη συνιστώσα k ως εξής

$$\hat{x}_k = x - \sum_{i=1}^{k-1} w_i w_i^T x \quad (3.44)$$

και η σχέση (3.43) γράφεται

$$w_k = \operatorname{argmax}_{\|w\|=1} E\{(w^T (x - \sum_{i=1}^{k-1} w_i w_i^T x))^2\} \quad (3.45)$$

Κεφάλαιο 4

Μοντελοποίηση

Όπως αναφέραμε στην αρχή του προηγούμενου κεφαλαίου στο πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής προσπαθεί κανείς να εντοπίσει πηγές ηλεκτρικού ρεύματος στο εσωτερικό του ανθρώπινου εγκεφάλου ικανές να αναπαράγουν το καταγραφόμενο δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού.

Για την επίλυση αυτού προβλήματος του αντίστροφου καθορισμού πηγής είναι απαραίτητη η επιλογή μοντέλων τόσο για το ανθρώπινο εγκέφαλο όσο και για τα ηλεκτρικά σήματα που δημιουργούνται από την μεταφορά ιόντων μεταξύ των νευρικών κυττάρων.

Στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιάσουμε τις μαθηματικές σχέσεις που χρησιμοποιήσαμε στην παρούσα εργασία για την μοντελοποίηση του προβλήματος αυτού, καθώς και την αντικειμενική συνάρτηση που θα χρησιμοποιήσουμε για να αντικειμενικούμε το πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής σαν πρόβλημα βελτιστοποίησης. Τέλος, θα περιγράψουμε τον αλγόριθμο που χρησιμοποιήσαμε για την επανεκκίνηση του αλγορίθμου βελτιστοποίησης με στόχο την αποφυγή τοπικών ελαχίστων και την σύγκλιση ης μεθόδου στο καθολικό ελάχιστο.

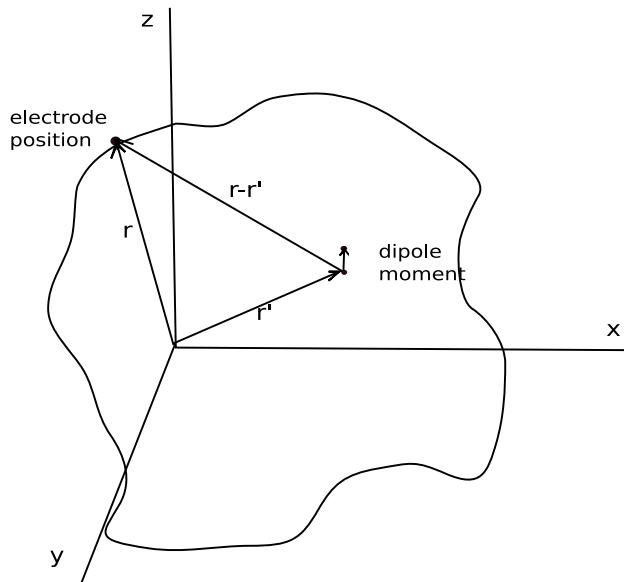
4.1 Συνάρτηση Μεταφοράς

Η συνάρτηση μεταφοράς του ηλεκτρικού πεδίου τόσο για το άπειρο όσο και για το πεπερασμένο ομογενές μοντέλο κεφαλιού που έχουμε επιλέξει για το κάθε ηλεκτρόδιο είναι η

$$\phi^i = \frac{\vec{p} \cdot (\vec{r}_i - \vec{r}')}{|\vec{r}_i - \vec{r}'|^3} \quad (4.1)$$

όπου

- ϕ^i το εκτιμώμενο δυναμικό στο ηλεκτρόδιο i
- \vec{r}_i είναι η θέση του ηελκτροδίου i
- \vec{p} είναι το διάνυσμα του δίπολου
- \vec{r}' είναι η θέση του δίπολου



Σχήμα 4.1: Γραφική αναπαράσταση της θέσης r' του δίπολου και του διανύσματος του καθώς και της θέσης του ηλεκτροδίου r στην οποία γίνεται η μέτρηση του δυναμικού.

4.2 Η συνάρτηση κόστους

Αντιμετωπίζουμε το πρόβλημα εντοπισμού δίπολου ως πρόβλημα βελτιστοποίησης, για την ακρίβεια ελαχιστοποίησης. Έτσι λοιπόν υλοποιήσαμε την

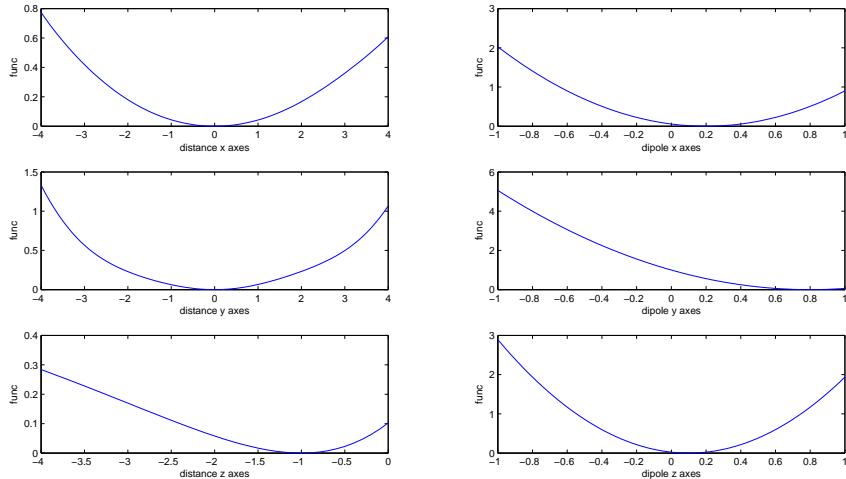
ακόλουθη συνάρτηση κόστους, η οποία προτείνεται για την επίλυση του αντίστοιχου προβλήματος του αντίστροφου καθορισμού πηγής από καρδιογράφημα [7].

$$\chi^2/dof = \frac{1}{dof} \sum_{i=1}^I \left(\frac{\phi^i - \phi_m^i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (4.2)$$

όπου συμβολίζουμε με :

- ϕ^i Το εκτιμώμενο δυναμικό στην θέση i
- ϕ_m^i Το μετρούμενο δυναμικό στην θέση i
- σ_i Η τυπική απόκλιση του μετρούμενου δυναμικού στην θέση i
- dof Ο βαθμός ελευθερίας, που είναι ίσος με τον αριθμό των ηλεκτροδίων μείον τον αριθμό των παραμέτρων βελτιστοποίησης.
- I Ο αριθμός των ηλεκτροδίων.

Η παραπάνω συνάρτηση όπως φαίνεται από την εικόνα κάτω έχει συμπεριφορά τετραγωνικής συνάρτησης.



Σχήμα 4.2: Η αντικειμενική συνάρτηση έχει μορφή παραβολής για κάθε μία από τις συνιστώσεις του διπόλου, με την προϋπόθεση ότι οι υπόλοιπες συνιστώσεις έχουν την σωστή τιμή.

4.2.1 Οι παράγωγοι της συνάρτησης κόστους

4.2.2 6 παράμετροι

Ο αλγόριθμος που επιλέξαμε να υλοποιήσουμε προϋποθέτει την γνώση του λάχιστον της πρώτης παραγώγου της συνάρτησης κόστους (4.2). Έτσι για την παραπάνω συνάρτηση η παράγωγος ως προς τις συντεταγμένες του δίπολου είναι:

$$\frac{\theta\chi^2}{\theta r'_k} = \sum_{i=1}^I \frac{\phi^i - \phi_m^i}{\sigma_i^2} \frac{r_k^i - r'_k}{|r^i - r'|^3} \quad (4.3)$$

ενώ ως προς το διάνυσμα του δίπολου έχουμε:

$$\frac{\theta\chi^2}{\theta p_k} = \sum_{i=1}^I \frac{\theta\chi^2}{\theta\phi_m^i} \frac{\theta\phi_m^i}{\theta p_k} = 2 \sum_{i=1}^I \frac{\phi_i - \phi_m}{\sigma_i^2} \frac{(r_k^i - r'_k)}{|r^i - r'|^3} \quad (4.4)$$

Ενώ για τις μερικές παραγώγους ως προς την θέση του δίπολου έχουμε

$$\frac{\theta\chi^2}{\theta r'_k} = \sum_{i=1}^I \frac{\theta\chi^2}{\theta\phi^i} \frac{\theta\phi^i}{\theta r'_k} = 2 \sum_{i=1}^I \frac{\phi^i - \phi_m^i}{\sigma_i^2} \frac{\theta\phi^i}{\theta r'_k} \quad (4.5)$$

όπου

$$\frac{\theta\phi^i}{\theta r'_k} = -\frac{p_k}{|r^i - r'|^3} + \frac{3(\sum_{j=1}^3 p_j(r_j^i - r'_j))(r_k^i - r'_k)}{|r^i - r'|^6} \quad (4.6)$$

4.2.3 3 συν 3 παράμετροι

Μία άλλη προσέγγιση του προβλήματος είναι να υπολογίσουμε σε κάθε επανάληψη το βέλτιστο δίπολο και να στην συνέχεια να χρησιμοποιήσουμε τον αλγόριθμο για τον υπολογισμό των άλλων παραμέτρων. Λόγω της γραμμικής εξάρτησης της σχέσης (4.1) από τις παραμέτρους του δίπολου μπορούμε να υπολογίσουμε τις ανεξάρτητες συνιστώσες του πεδίου λόγω του δίπολου

$$\phi^i = \frac{\sum_{j=1}^3 p_j(r_j^i - r'_j)}{|r_i - r'|^3} \quad (4.7)$$

Ο υπολογισμός του βέλτιστου δίπολου προϋποθέτει ότι οι μερικές παράγωγοι της συνάρτησης κόστους (4.2) ως προς τα διανύσματα του δίπολου είναι ίσες με το μηδέν.

$$0 = \frac{\theta\chi^2}{\theta p_k} = \sum_{i=1}^I \frac{\theta\chi^2}{\theta\phi_m^i} \frac{\theta\phi_m^i}{\theta p_k} = 2 \sum_{i=1}^I \frac{\phi^i - \phi_m^i}{\sigma_i^2} \frac{r_k^i - r'_k}{|r^i - r'|^3} \quad (4.8)$$

Έτσι προκύπτει ένα σύστημα τις μορφής

$$\sum_{j=1}^3 p_j a_{kj} = b_k \quad (4.9)$$

όπου

$$a_{kj} = \sum_{i=1}^I \frac{1}{\sigma_i^2} \frac{(r_k^i - r'_k)(r_j^i - r'_j)}{|r^i - r'|^6} \quad (4.10)$$

$$b_k = \sum_{i=1}^I \frac{1}{\sigma_i^2} \frac{\phi_m^i(r_k^i - r'_k)}{|r^i - r'|^3} \quad (4.11)$$

Έτσι σε κάθε επανάληψη θα υπολογίσουμε το δυναμικό με βάση το βέλτιστο δίπολο που προκύπτει από την λύση του συστήματος (4.9). Έτσι το νέο δυναμικό θα είναι $\phi^i = \phi^i(\hat{p}(r'), r')$, όπου $\hat{p}(r')$ είναι το βέλτιστο δίπολο στην θέση r' . Πλέον μπορούμε να υπολογίσουμε το τις μερικές παραγώγους του πεδίου συναρτήσει της θέσης του δίπολου

$$\begin{aligned} \frac{\partial \chi^2}{\partial r_k} &= \sum_{i=1}^I \frac{\partial \chi^2}{\partial \hat{\phi}^i} \left(\sum_{j=1}^3 \frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial \hat{p}_j} \frac{\partial \hat{p}_j}{\partial r'_k} + \frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial r'_k} \right) \\ &= \sum_{j=1}^3 \frac{\partial \hat{p}_j}{\partial r'_k} \left(\sum_{i=1}^I \frac{\partial \chi^2}{\partial \hat{\phi}^i} \frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial \hat{p}_j} \right) + \sum_{i=1}^I \frac{\partial \chi^2}{\partial \hat{\phi}^i} \frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial r'_k} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Όμως το άθροισμα στην παρένθεση είναι ίσο με το μηδέν λόγω της (4.8). Έτσι έχουμε

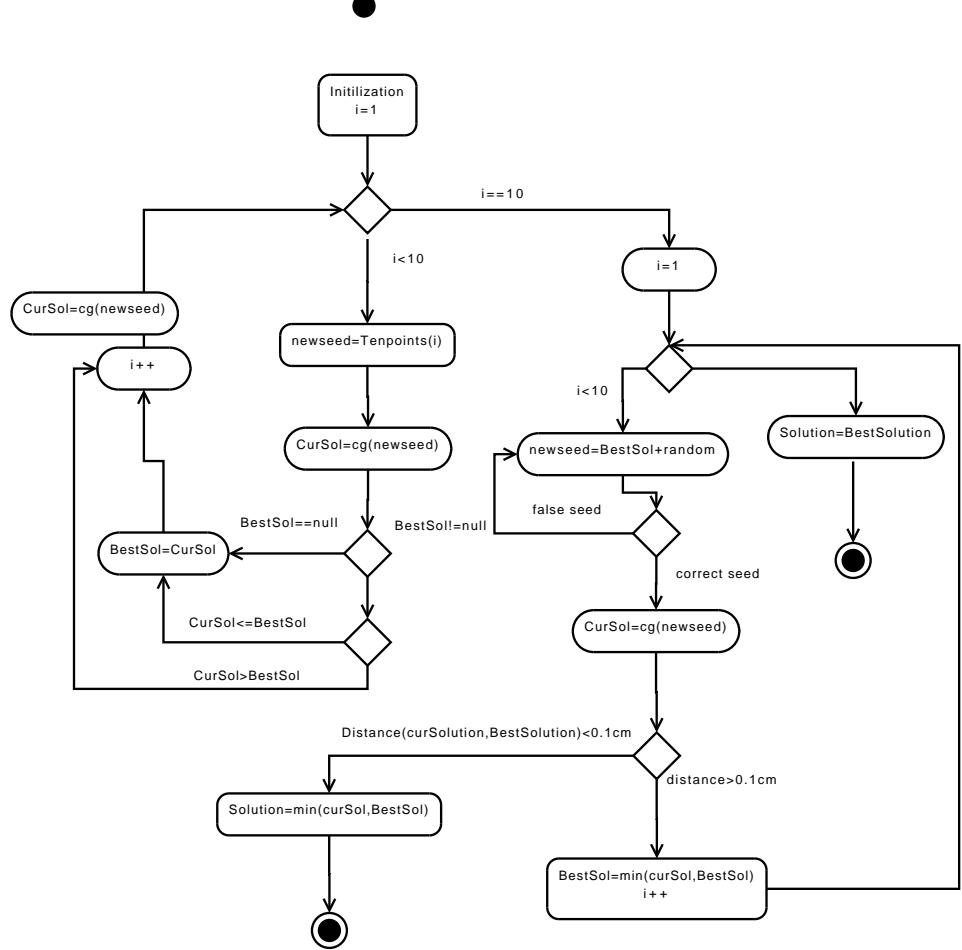
$$\frac{\partial \chi^2}{\partial r'_k} = \sum_{i=1}^I \frac{\partial \chi^2}{\partial \hat{\phi}^i} \frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial r'_k} = 2 \sum_{i=1}^I \frac{\hat{\phi}^i - \phi_m^i}{\sigma_i^2} \frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial r'_k} \quad (4.13)$$

όπου

$$\frac{\partial \hat{\phi}^i}{\partial r'_k} = -\frac{\hat{p}_k}{|r^i - r'|^3} + \frac{3(\sum_{j=1}^3 p_j(r_j^i - r'_j))(r_k^i - r'_k)}{|r^i - r'|^6} \quad (4.14)$$

4.3 Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης για τον αντίστροφο καθορισμό πηγής

Βασιζόμενοι στην δουλειά του κυρίου Αρμουδά [7] δημιουργήσαμε τον ακόλουθο αλγόριθμο τροφοδότησης -επανεκκίνησης με διαφορετικές αρχικές συνθήκες του αλγορίθμου conjugate Gradient με στόχο να αποφύγουμε την παγίδευση του αλγορίθμου σε τοπικά ελάχιστα. Ακολουθεί το διάγραμμα ροής του αλγορίθμου.



Σχήμα 4.3: Το διάγραμμα ροής του αλγόριθμου που υλοποιήσαμε.

Ο αλγόριθμος μας επιτρέπει να εκτιμήσουμε τις παραμέτρους και την θέση εν ός δίπολου πηγής έχοντας ως δεδομένο τον πίνακα βαρών των ηλεκτροδίων (δυναμικό) επιχειρώντας να ελαχιστοποιήσει την αντικειμενική συνάρτηση (4.2).

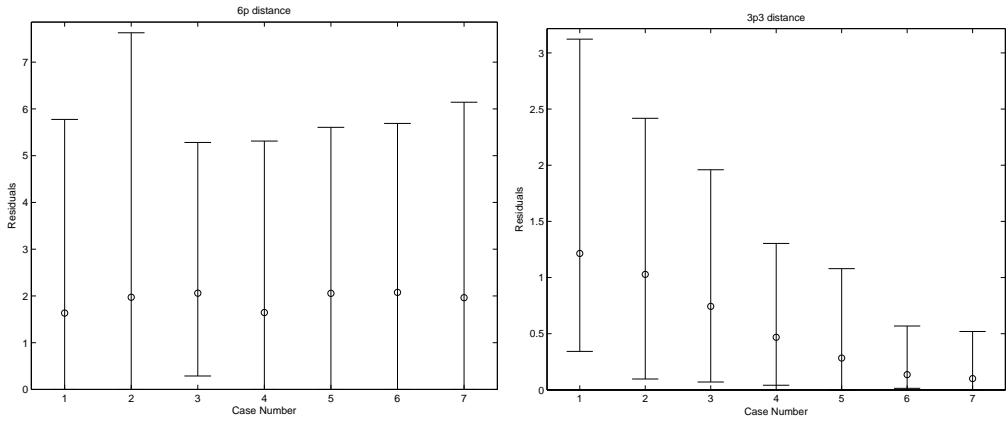
Ο αλγόριθμος αυτός τροφοδοτεί αρχικά τον αλγόριθμο ελαχιστοποίησης. με δέκα σημεία εκκίνησης στο εσωτερικό του κεφαλιού, τοποθετημένα έτσι ώστε να καλύπτουν συμμετρικά το μεγαλύτερο μέρος του μοντέλου κεφαλιού. Στο δεύτερο βήμα του αλγορίθμου τροφοδοτούμε τον αλγόριθμο με, μέχρι και δέκα, νέες αρχικές συνθήκες σε ακτίνα $\sqrt{3}$ από την βέλτιστη λύση με στόχο να εξετάσουμε εάν το πρώτο βήμα του αλγορίθμου έχει εγκλωβιστεί σε κάποιο τοπικό ελάχιστο. Ο αλγόριθμος τερματίζει εάν βρεθεί και δεύτερη λύση από διαφορετικές αρχικές συνθήκες σε απόσταση μικρότερη του 0.1cm

ή εάν συμπληρώσουμε συνολικά 20 σημεία εκκίνησης. Σε κάθε περίπτωση ελέγχεται η θέση της εκάστοτε λύσης έτσι ώστε να βρίσκεται μέσα στα πλαίσια του κεφαλιού. Το σύνολο των λύσεων που δεν προκύπτουν στο εσωτερικό του κεφαλιού αντικαθίστανται με λύσεις που προκύπτουν από νέες αρχικές συνθήκες και ικανοποιούν τα χωρικά χριτήρια.

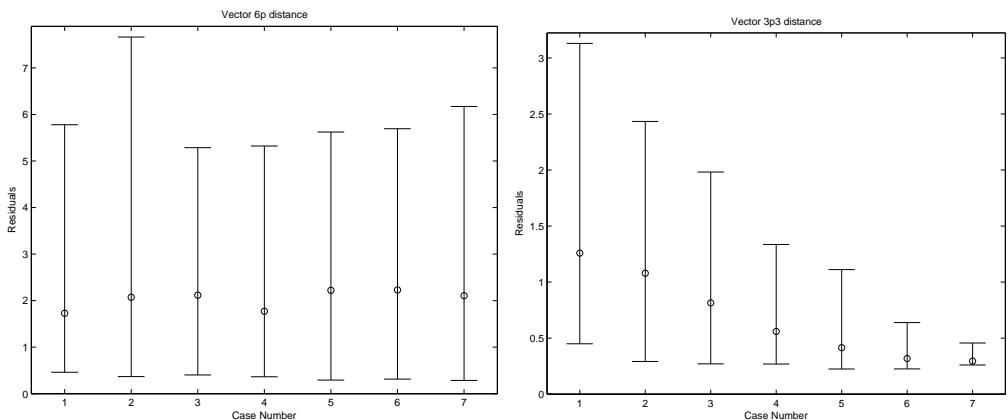
4.3.1 Επιλογή μεθόδου παραγώγισης

Όπως παρουσιάσαμε σε προηγούμενη ενότητα από το [7] προτείνονται οι δύο διαφορετικές προσεγγίσεις για τον υπολογισμό των πρώτων παραγώγων που απαιτούνται για την τον αλγόριθμο βελτιστοποίησης Conjugate Gradient και κατ' επέκταση για τον αλγόριθμο που παρουσιάστηκε στην ενότητα 4.3.

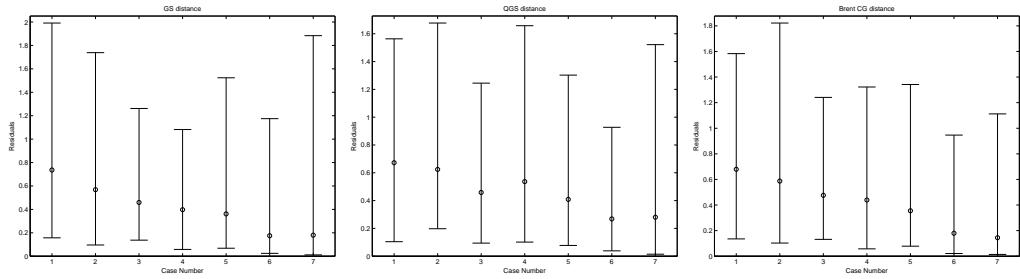
Για την επιλογή ενός από τις δύο μεθόδους εξετάσαμε την συμπεριφορά του αλγορίθμου σε διαφορετικές συνθήκες θορύβου. Χρησιμοποιήσαμε την λύση του ευθύ προβλήματος, δηλαδή ένα διάνυσμα με τις εκτιμώμενες τιμές δυναμικού σε κάθε ηλεκτρόδιο από γνωστό ηλεκτρικό δίπολο, και προσθέσαμε θόρυβο που αντίστοιχου με αυτού που έχει παρουσιαστεί στο [37]. Υπολογίστηκαν τα διαστήματα εμπιστοσύνης (εικόνα 4.4) της απόστασης και τις διανυσματικής απόστασης (εικόνα 4.5) για τις δύο διαφορετικές μεθόδους



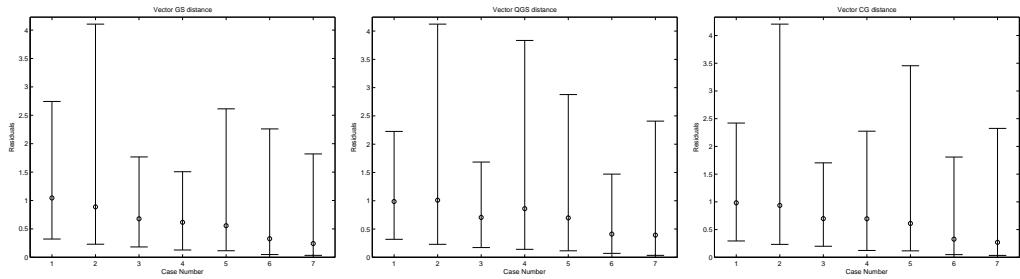
Σχήμα 4.4: Τα διαστήματα εμπιστοσύνης για τις αποστάσεις, στα αριστερά και με τις 6 παραμέτρους ενώ δεξιά για τις 3 συν 3 παραμέτρους.



Σχήμα 4.5: Τα διαστήματα εμπιστοσύνης για τις διανυσματικές αποστάσεις αριστερά και με τις 6 παραμέτρους ενώ δεξιά για τις 3 συν 3 παραμέτρους.



Σχήμα 4.6: Τα διαστήματα εμπιστοσύνης για τις αποστάσεις. Από αριστερά προς τα δεξιά παρουσιάζονται οι Golden Search, Quadratic Golden Side και μέθοδος Brent.



Σχήμα 4.7: Τα διαστήματα εμπιστοσύνης για τις διανυσματικές αποστάσεις. Από αριστερά προς τα δεξιά παρουσιάζονται οι Golden Search, Quadratic Golden Side και μέθοδος Brent.

4.3.2 Επιλογή αλγορίθμου ελαχιστοποίησης γραμμής

Χρησιμοποιώντας το αλγόριθμο του Conjugate Gradient όπως αυτός παρουσιάστηκε σε προηγούμενη ενότητα κληθήκαμε να επιλέξουμε έναν από τους τρεις αλγορίθμους ελαχιστοποίησης γραμμής που παρουσιάσαμε νωρίτερα σε αυτή την ενότητα. Για την επιλογή του αλγορίθμου χρησιμοποιήσαμε συνθετικά δεδομένα αντίστοιχα με αυτά που παρουσιάζονται στην πρώτη υπό ενότητα των συνθετικών δεδομένων και υπολογίσαμε τα διαστήματα εμπιστοσύνης και κάθε μία από τις τρεις αυτές υλοποιήσεις. Κριτήρια που χρησιμοποιήσαμε για την επιλογή αλγόριθμου ελαχιστοποίησης γραμμής για τον τελικό αλγόριθμο ήταν

1. Τα διαστήματα εμπιστοσύνης για την απόσταση από την λύση του προβλήματος.
2. Η ταχύτητα του αλγορίθμου.

Μέθοδος	Μέση απόσταση	Μέση διαν. απόσταση	Χρόνος(sec)
Golden Search	0.4111	0.6214	1.54
Golden Side Search	0.4643	0.7230	0.57
Brent	0.4088	0.6214	0.70

Πίνακας 4.1: Συγκριτικός πίνακας μεταξύ των τριών μεθόδων ελαχιστοποίησης γραμμής.

Όπως φαίνεται και από την παραπάνω εικόνα οι αποδόσεις των αλγορίθμων, Golden Search και Brent είναι αρκετά κοντά ενώ είναι εμφανές ότι ο αλγόριθμος QGS υστερεί σημαντικά στις περιπτώσεις με λιγότερο θόρυβο. Η επιλογή λοιπόν βρίσκεται πλέον ανάμεσα στους δύο πρώτους αλγορίθμους με τον αλγόριθμο του Brent να είναι η τελική επιλογή καθώς υπερτερεί σημαντικά στον τομέα της ταχύτητας.

Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι ενώ γενικά ο αλγόριθμος Golden search υπερτερεί του Brent όσον αφορά την ακρίβεια των λύσεων, όμως η αντικειμενική συνάρτηση που χρησιμοποιούμε είναι καθαρά τετραγωνική κάτι που συμβάλει σημαντικά την αξιοποίηση των δυνατοτήτων του Brent.

Κεφάλαιο 5

Αποτελέσματα

5.1 Συνθετικά δεδομένα

Για την αξιολόγηση του αλγορίθμου Conjugate Gradient, με τον αλγόριθμο επανεκκίνησης, χρησιμοποιήσαμε τόσο συνθετικά όσο και πραγματικά δεδομένα. Σε αυτή την ενότητα θα παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα της αξιολόγησης του αλγορίθμου σε τρεις περιπτώσεις συνθετικών δεδομένων καθώς και τα μέτρα σύγκρισης που χρησιμοποιήσαμε.

Στο πρώτη περίπτωση δημιουργούμε ένα σταθερό, σε θέση και κατεύθυνση, συνθετικό δίπολο στο εσωτερικό του κεφαλιού και υπολογίζουμε το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού, που το ονομάζουμε μετρούμενο δυναμικό. Στόχος αυτού του βήματος είναι να επιβεβαιώσουμε ότι ο αλγόριθμος που έχουμε υλοποιήσει είναι ικανός να εντοπίσει το δίπολο.

Στην δεύτερη περίπτωση χρησιμοποιούμε ένα ηλεκτρικό δίπολο τοποθετημένο σε σταθερή θέση στο εσωτερικό του εγκεφάλου, του οποίου το πλάτος και η κατεύθυνση μεταβάλλονται σύμφωνα με μία ημιτονοειδή συνάρτηση - πηγή. Σε αυτή την περίπτωση εξετάζουμε την συμπεριφορά του αλγορίθμου όταν χρησιμοποιούμε την μέση τιμή του δυναμικού ενός χρονικού διαστήματος (περιοχή ενδιαφέροντος) και την τιμή του δυναμικού για κάποιες μεμονωμένες χρονικές στιγμές.

Στην τελευταία περίπτωση συνθετικών δεδομένων χρησιμοποιούμε δύο διαφορετικά μεταβαλλόμενα δίπολα τοποθετημένα σε διαφορετικές θέσεις στο εσωτερικό του εγκεφάλου. Χρησιμοποιήσαμε έναν γραμμικό συνδυασμό τους για την δημιουργία ενός σύνθετου δίπολου και υπολογίσαμε το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού. Σε αυτή την περίπτωση πριν προχωρήσουμε στον αντίστροφο καθορισμό πηγής εφαρμόζουμε ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες (ICA) και ανάλυση σε κύριες συνιστώσες (PCA) με στόχο τον εντοπισμό των δύο διαφορετικών πηγών. Στην συνέχεια εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο για

αντίστροφο καθορισμό πηγής χρησιμοποιώντας ως μετρούμενο δυναμικό τις ανεξάρτητες συνιστώσες.

5.1.1 Συνθετικός θόρυβος

Για την αξιολόγηση των αλγορίθμων σε συνθήκες θορύβου χρησιμοποιήσαμε συνθετικό θόρυβο αντίστοιχο με εκείνο που παρουσιάζεται στα πειράματα προκλητών δυναμικών, όπως παρουσιάστηκε στο [37]. Ως θόρυβο στα πειράματα προκλητών δυναμικών θεωρούμε οποιαδήποτε εγκεφαλική δραστηριότητα δεν σχετίζεται άμεσα με το πείραμα.

Για την κατασκευή τέτοιου θορύβου (EEG background noise) χρησιμοποιήσαμε το άθροισμα 50 ημιτονοειδών σημάτων με διαφορετικές συχνότητες και φάσεις. Οι συχνότητες επιλέχθηκαν μεταξύ 0.1 ως 125 Hz, ενώ οι φάσεις επιλέχθηκαν τυχαία μεταξύ 0 και 2π . Το μέσο πλάτος του θορύβου για κάθε προσπάθεια (trial) πολλαπλασιάστηκε με ένα βάρος w_n έτσι ώστε να επιτευχθούν οι συνθήκες SNR που επιθυμούμε σε κάθε περίπτωση.

5.1.2 Περιγραφή των μέτρων σύγκρισης

Θα δώσουμε τώρα μία σύντομη περιγραφή των μέτρων που χρησιμοποιούμε για την αξιολόγηση των εκτιμώμενων διπόλων. Έστω δύο για δίπολα της μορφής:

$$d = [x \ y \ z \ px \ py \ pz]$$

και

$$\hat{d} = [\hat{x} \ \hat{y} \ \hat{z} \ \hat{px} \ \hat{py} \ \hat{pz}]$$

Όπου τα τρία πρώτα στοιχεία σε κάθε καθορίζουν την θέση του δίπολου ενώ τα υπόλοιπα την διεύθυνση και ισχύ του δίπολου. Τα στοιχεία που εξετάζουμε σε κάθε περίπτωση είναι :

- Η χωρική απόσταση της θέσης του εκτιμώμενου δίπολου από το αρχικό δίπολο.

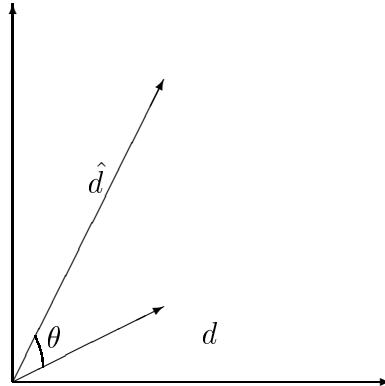
$$distance = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2 + (z - \hat{z})^2}$$

- Η διανυσματική απόσταση, όπου είναι δυνατόν να υπολογισθεί, του εκτιμώμενου δίπολου από την λύση του συστήματος.

$$v_{dist} = \sqrt{\sum_{i=1}^6 (d_i - \hat{d}_i)^2} \quad (5.1)$$

- Η γωνία των διανυσμάτων μεταξύ του αρχικού και εκτιμώμενου δίπολου.

$$\cos(\theta) = \frac{\vec{p} \cdot \hat{\vec{p}}}{\|\vec{p}\| \|\hat{\vec{p}}\|}$$



- Το μέσο σφάλμα για το εκτιμώμενο δυναμικό (ϕ) στο σύνολο των ηλεκτροδίων (Relative Distance Measure)[16, 17].

$$\phi_{er} = \min\{RDM(\phi_m, \phi), RDM(\phi_m, -\phi)\}$$

όπου

$$RDM = \sqrt{\sum^i (\frac{\phi_m^i}{\|\phi_m\|_2} - \frac{\phi^i}{\|\phi\|_2})^2} \quad (5.2)$$

και i το κάθε ηλεκτρόδιο, ενώ

$$\|\phi\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^N \phi_i^2} \quad (5.3)$$

5.1.3 Σταθερό ηλεκτρικό δίπολο

Ως πρώτο βήμα για την αξιολόγηση του αλγορίθμου, χρησιμοποιήσαμε την απλούστερη δυνατή περίπτωση. Ορίσαμε ένα ηλεκτρικό δίπολο d στο εσωτερικό του εγκεφάλου και υπολογίσαμε την λύση του ευθέος προβλήματος, δηλαδή ένα πίνακα βαρών που εκφράζει το μετρούμενο δυναμικό στα ηλεκτρόδια του εγκεφαλογράφου. Για την επίλυση του ευθέος προβλήματος χρησιμοποιήσαμε την σχέση (4.1).

Η λύση του ευθέος προβλήματος μας παρέχει ένα διάνυσμα w με n στοιχεία, όσα δηλαδή και το πλήθος των ηλεκτρόδιων. Το διάνυσμα αυτό μπορεί

να αντιπροσωπεύει τα βάρη, ηλεκτρικά δυναμικά, στα ηλεκτρόδια είτε για μία χρονική στιγμή ενός εγκεφαλογραφήματος είτε για την μέση τιμή μίας περιοχής ενδιαφέροντος. Στην συνέχεια λύνουμε το αντίστροφο πρόβλημα χρησιμοποιώντας τον προς αξιολόγηση αλγόριθμο και συγχρίνουμε την εκτιμώμενη πηγή- δίπολο \hat{d} με την γνωστή σε εμάς λύση του συστήματος \mathbf{d} .

Εξομοίωση χωρίς θόρυβο

Για την περίπτωση χωρίς καθόλου θόρυβο θα επιλέξουμε ένα τυχαίο δίπολο για την λύση του ευθέος προβλήματος και θα χρησιμοποιήσουμε πίνακα βαρών \mathbf{w} που προκύπτει από αυτή ως δεδομένο για τον αντίστροφο καθορισμό αυτής της πηγής.

Έστω λοιπόν ότι επιλέγουμε το αρχικό δίπολο \mathbf{d} να είναι το ακόλουθο.

$$d = [x \ y \ z \ px \ py \ pz] = [4 \ 12 \ 2 \ 10 \ 10 \ 4]$$

όπου οι μεταβλητές x, y, z είναι καρτεσιανές συντεταγμένες που ορίζουν την θέση του ηλεκτρικού δίπολου σε σχέση με την αρχή των αξόνων, ενώ οι μεταβλητές px, py, pz αντιπροσωπεύουν τις καρτεσιανές συνιστώσες του δίπολου. Η κάθε συνιστώσα είναι γινόμενο του μοναδιαίου διανύσματος (α_k) για την κάθε διεύθυνση επί το φορτίο κάθε πόλου (I) επί την απόσταση μεταξύ των πόλων (p).

$$p_k = I \ p \ \alpha_k$$

Χρησιμοποιώντας την σχέση (4.1) υπολογίζουμε το ηλεκτρικό δυναμικό σε 30 σημεία στην επιφάνεια του κεφαλιού, τα οποία αντιπροσωπεύουν τις συντεταγμένες των ηλεκτροδίων.

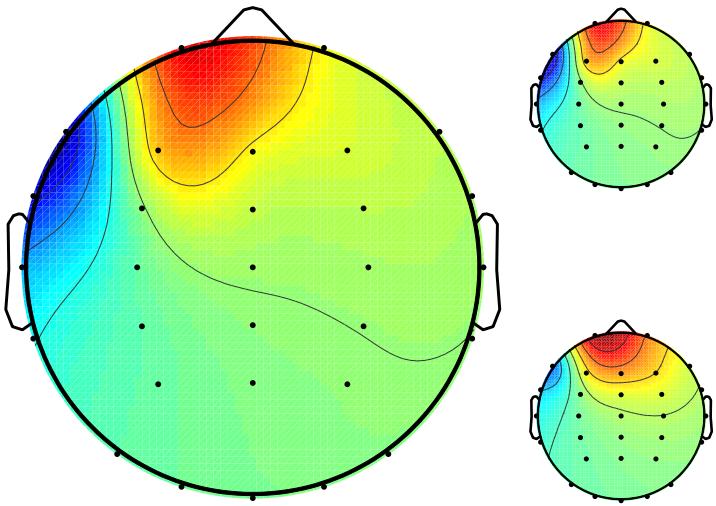
Ο τρόπος με τον οποίο κατανέμεται το ηλεκτρικό δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού φαίνεται στην επόμενη εικόνα.

Η λύση που επιστρέφει ο αλγόριθμος Conjugate Gradient είναι
 $\hat{d} = [\hat{x} \ \hat{y} \ \hat{z} \ \hat{px} \ \hat{py} \ \hat{pz}]$

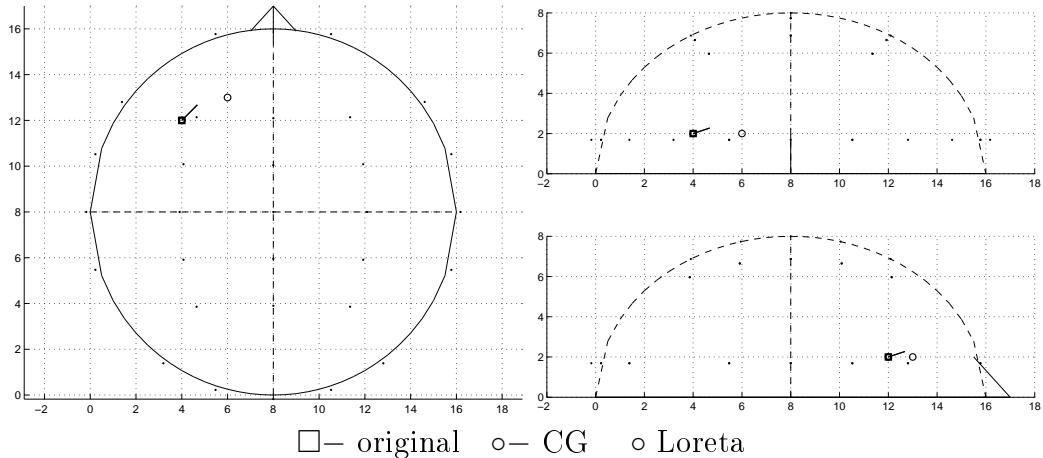
$$\hat{d} = [4.0000 \ 12.0000 \ 2.0000 \ 10.0000 \ 10.0000 \ 4.0000]$$

Στην εικόνα (5.2) βλέπουμε να απεικονίζεται με μόνο ένα δίπολο καθώς η εκτιμώμενη λύση με την πραγματική λύση ταυτίζονται. Ενώ με τον κύκλο δίνεται η λύση του αλγορίθμου LORETA.

$$\hat{d}_{LOR}(x, y, z) = [6 \ 13 \ 2]$$



Σχήμα 5.1: Το αρχικό δυναμικό όπως προβάλλεται στην επιφάνεια του κεφαλιού αριστερά και δεξιά το εκτιμώμενο δυναμικό για τον CG gradient πάνω και για τον Loreta κάτω.



Σχήμα 5.2: Παρουσίαση του εκτιμώμενου και πραγματικού δίπολου, τα οποία ταυτίζονται, καθώς και η εκτίμηση του αλγορίθμου Loreta. Αριστερά βλέπουμε το κεφάλι από πάνω, πάνω δεξιά από πίσω και κάτω δεξιά από την δεξιά πλευρά.

Εδώ πρέπει να τονίσουμε πως ο αλγόριθμος LORETA επιστέφει λύσεις πάνω σε ένα πλέγμα με κελιά πλευράς ενός εκατοστού. Ενώ συνοπτικά κάτω φαίνονται τα αποτελέσματά για τους δύο αλγόριθμους.

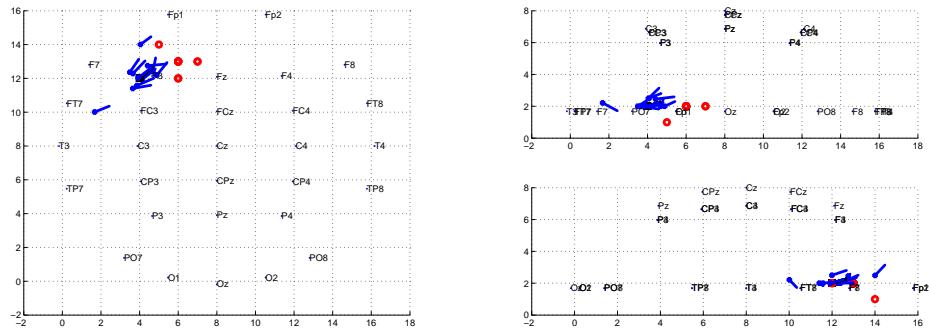
Xρόνος	Xωρ.απ CG-(cm)	Xωρ.απ Lor-(cm)	RDM CG	RDM Lor	Διαν.απο CG(cm)	θ CG(deg)	$\cos(\theta)$ (CG)
0		2.2361	0.0000	0.4573	0.0000	0.0000	1.0000

Παρατηρούμε ότι στην περίπτωση αυτή ο αλγόριθμος CG καταφέρνει να επιστρέψει περισσότερη (θέση - ισχύ) και ακριβέστερη πληροφορία για το δίπολο.

Εξομοίωση με θόρυβο

Επαναλάβαμε την παραπάνω διαδικασία και σε συνθήκες θορύβου. Για την προσθήκη θορύβου επιλέξαμε να προσθέσουμε λευκό γκαουσιανό θόρυβο έτσι ώστε να εξετάσουμε την συμπεριφορά του αλγορίθμου για διαφορετικούς λόγους σήματος προς θόρυβο (SNR). Οι λύσεις που παρουσιάζουμε πιο κάτω αντιστοιχούν σε τιμές SNR από 0 έως 96 db.

Στην παρακάτω εικόνα (5.3) βλέπουμε το σύνολο των λύσεων που προέκυψαν και από τους δύο αλγόριθμους για 12 τιμές SNR. Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι παρά τις διαφορετικές εκτιμήσεις το σύνολο των εκτιμώμενων διπόλων και για τους δύο αλγορίθμους βρίσκεται στην ίδια περιοχή με το αρχικό δίπολο και διατηρεί σε γενικές γραμμές την σωστή διεύθυνση για το εκτιμώμενο δίπολο.

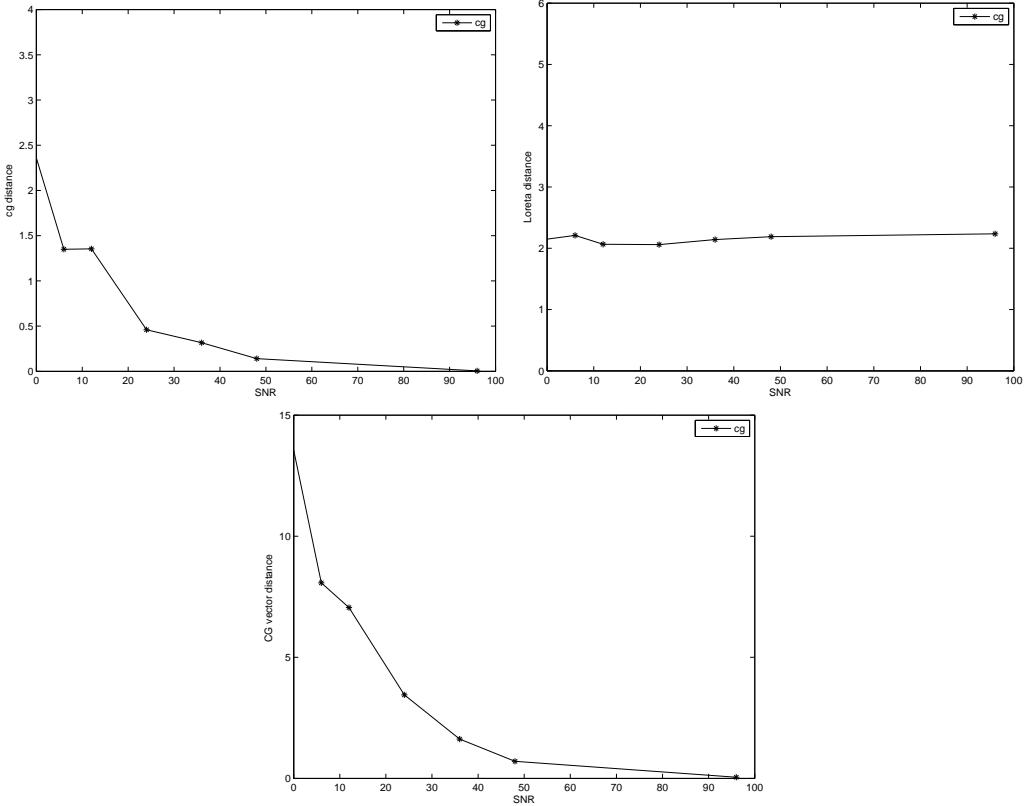


□ – original ○ – CG ○ Loreta

Σχήμα 5.3: Το σύνολο των λύσεων για τις διάφορες περιπτώσεις θορύβου. Αριστερά βλέπουμε το κεφάλι από πάνω, πάνω δεξιά από πίσω και κάτω δεξιά από την δεξιά πλευρά.

Στην επόμενη εικόνα (5.4 πάνω) βλέπουμε συγκριτικά τις χωρικές αποστάσεις των εκτιμώμενων διπόλων από το αρχικό δίπολο για τις δύο μεθόδους. Είναι εμφανές ότι η εκτιμώμενες λύσεις από τον αλγόριθμο Loreta περιορίζονται σημαντικά από την παρουσίαση των λύσεων πάνω σε πλέγμα. Σε όλες τις

περιπτώσεις ο αλγόριθμος CG επιστρέφει λύσεις πιο κοντά στο αρχικό δίπολο.

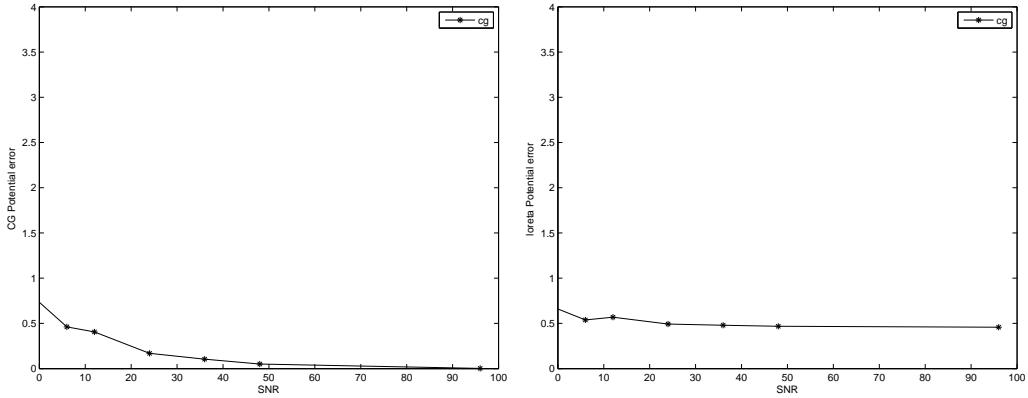


Σχήμα 5.4: Πάνω οι μέσες (10 trials) χωρικές αποστάσεις των εκτιμήσεων CG & Loreta, από το αρχικό δίπολο και κάτω η αντίστοιχη διανυσματική απόσταση για CG σε διαφορετικές συνθήκες θορύβου.

Ενώ στην ίδια εικόνα κάτω μπορούμε να δούμε την διανυσματική απόσταση του εκτιμώμενου δίπολου από το αρχικό δίπολο. Η διανυσματική απόσταση μειώνεται αναλογικά με τον θόρυβο. Βλέπουμε ότι σε συνθήκες υψηλού θορύβου έχουμε υψηλή διανυσματική απόσταση και αντίστοιχα υψηλές τιμές RDM. Αυτό σε συνδυασμό με το συνημίτονο της γωνιακής απόστασης δείχνει ότι σε συνθήκες υψηλού θορύβου ο αλγόριθμος καταφέρνει να εκτιμήσει σωστά την διεύθυνση του διπόλου και ότι το μοντέλο του ηλεκτρικού διπόλου που έχουμε επιλέξει δείχνει να επηρεάζει κυρίως την ισχύ και την θέση του του εκτιμώμενου δίπολου.

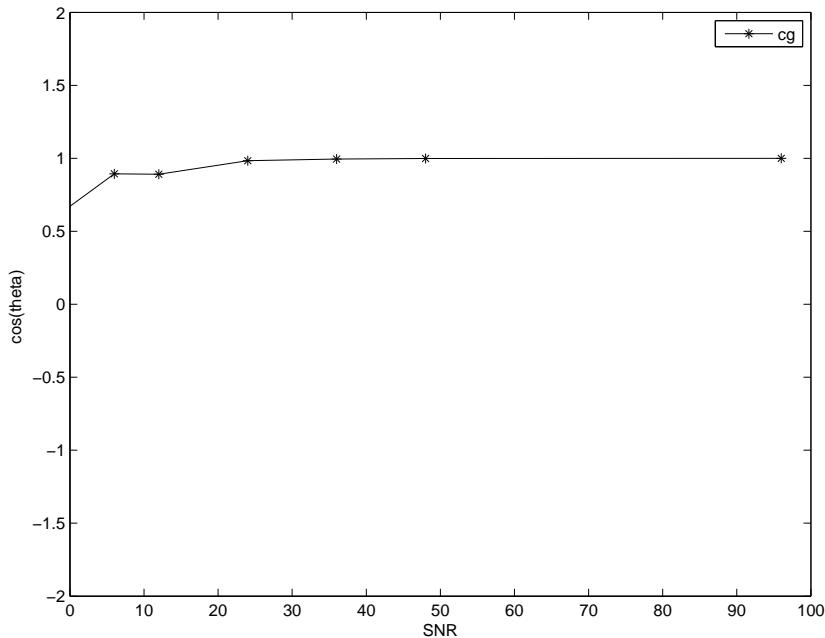
Όσον αφορά την διαφορά μεταξύ του εκτιμώμενου και αρχικού δυναμικού παρατηρούμε, όπως φαίνεται και από το μέτρο RDM ότι και εδώ ο αλγόριθμος CG δείχνει να αποδίδει καλύτερα, καθώς οι εκτιμήσεις του LORETA περιορί-

ζονται σημαντικά από το πλέγμα στο οποίο εκτιμά λύσεις.



Σχήμα 5.5: Μέσο σφάλμα RDM για 10 trials μεταξύ του εκτιμώμενου δυναμικού και του μετρούμενου δυναμικού.

Συνοπτικά λοιπόν μπορούμε να συμπεράνουμε ότι ο CG παρέχει γενικά περισσότερη και ακριβέστερη πληροφορία απ' ότι ότι ο Loreta σε συνθήκες χαμηλού θορύβου. Από την άλλη πλευρά ο Loreta παρουσιάζεται πιο σταθερός στις εκτιμήσεις του ανεξαρτήτως θορύβου.



Σχήμα 5.6: Μέση γωνιακή απόσταση για 10 trials για τον Cg.

5.1.4 Χρονικά μεταβαλλόμενο ηλεκτρικό δίπολο

Έχοντας λάβει ικανοποιητικά αποτελέσματα από το πρώτο βήμα της αξιολόγησης αποφασίσαμε να δοκιμάσουμε συνθετικά δεδομένα πιο κοντά στο σήμα ενός εγκεφαλογραφήματος. Όπως και στην προηγούμενη ενότητα έτσι και εδώ χρησιμοποιούμε ένα γνωστό ηλεκτρικό δίπολο στο εσωτερικό του κεφαλιού και την σχέση (4.1) για την επίλυση του ευθύ προβλήματος, δηλαδή τον υπολογισμό του πίνακα βαρών του δυναμικού. Όπως και στο προηγούμενη ενότητα το αποτέλεσμα του ευθύ προβλήματος (w) είναι ένα διάνυσμα με η στοιχεία όσα δηλαδή και ο αριθμός των ηλεκτροδίων.

Στην συνέχεια χρησιμοποιούμε ένα ημίτονο επιλεγμένης συχνότητας (5Hz) για να μεταβάλουμε χρονικά τις συντεταγμένες που καθορίζουν το πλάτος του διανύσματος του δίπολου. Το ίδιο σήμα πολλαπλασιάστηκε με ένα ημίτονο 0.5Hz για να διαμορφώσουμε και κατά πλάτος το ηλεκτρικό δίπολο.

$$p_k = p_k \sin(2\pi 0.5t) \sin(2\pi 5t) \quad (5.4)$$

όπου $k = x, y, z$.

Από τον υπολογισμό του ευθύ προβλήματος για το χρονικά μεταβαλλόμενο δίπολο προκύπτει το συνθετικό εγκεφαλογράφημα το οποίο θα χρησιμοποιήσουμε στην συνέχεια. Επόμενο βήμα είναι η προσθήκη θορύβου αντίστοιχου με αυτόν που παρουσιάζεται σε ένα εγκεφαλογράφημα όπως παρουσιάστηκε στα [37] και [3].

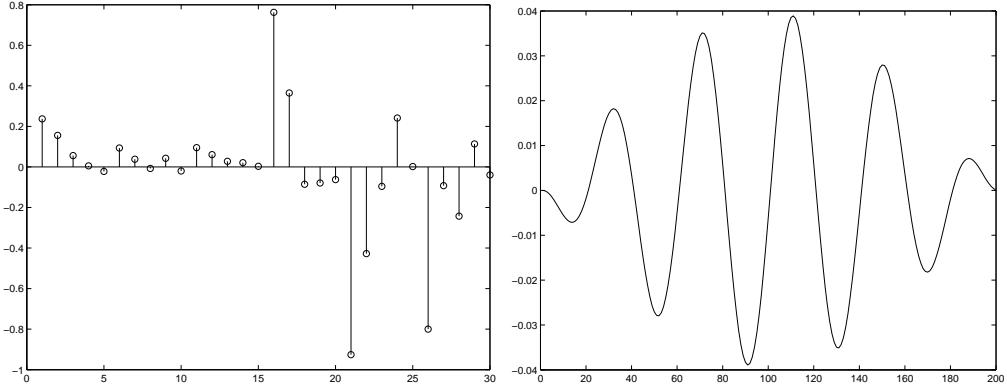
Για να έχουμε μία πιο γενική άποψη για τον τρόπο που συμπεριφέρεται ο αλγόριθμος δοκιμάσαμε θόρυβο με διαφορετική ισχύ κάθε φορά, ξεκινώντας από συνθήκες χωρίς θόρυβο, ιδανική περίπτωση, έως αρνητικές τιμές SNR που πλησιάζει αρκετά ένα πραγματικό εγκεφαλογράφημα. Σε κάθε περίπτωση κάνουμε εκτίμηση και με τους δύο αλγορίθμους τόσο για την μέση τιμή της περιοχής ενδιαφέροντος [60 -180 samples] όσο και για τρεις χρονικές στιγμές (90,115 ,150 samples).

Εξομοίωση

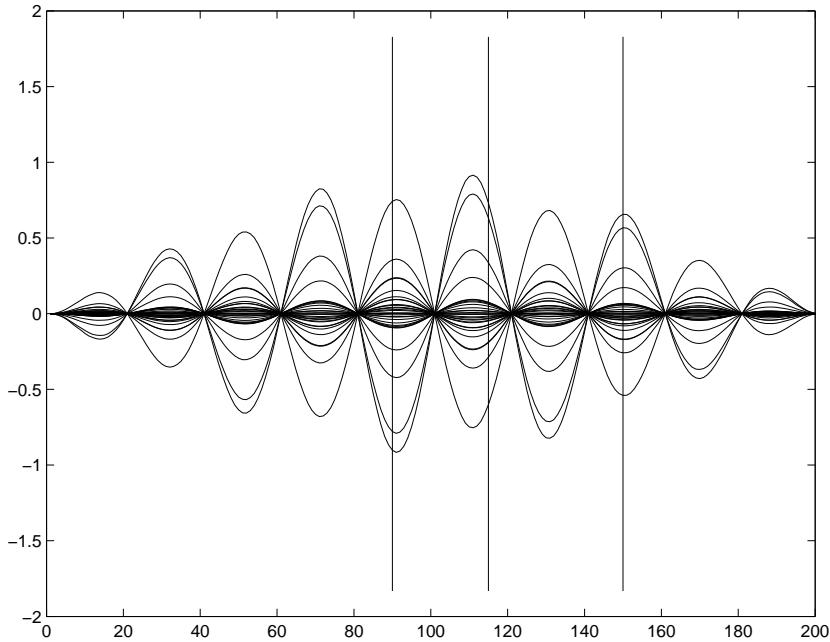
Πρώτο βήμα είναι η επιλογή ενός γνωστού δίπολου και η επίλυση του ευθέος προβλήματος. Έτσι για το τυχαίο δίπολο d η κατανομή του δυναμικού στα ηλεκτρόδια φαίνεται στην εικόνα (5.1.4) αριστερά, ενώ δεξιά φαίνεται η κυματομορφή της πηγής (5Hz) μεταβαλλόμενου πλάτους ($\sin(2\pi 0.5t)$), με την οποία πολλαπλασιάζουμε τις συνιστώσες του δίπολου. Μετά τον υπολογισμό του ευθύ προβλήματος για κάθε ηλεκτρόδιο έχουμε ένα σήμα της μορφής:

$$s_i(t) = w(i) \sin(2\pi 0.5t) \sin(2\pi 5t) \quad (5.5)$$

Το αποτέλεσμα για το σύνολο των ηλεκτροδίων φαίνεται στην εικόνα (5.8).



Σχήμα 5.7: Αριστερά ο πίνακας βαρών των δυναμικών των ηλεκτροδίων και δεξιά το συνθετικό εγκεφαλογράφημα.



Σχήμα 5.8: Το συνθετικό σήμα για το σύνολο των ηλεκτροδίων και οι χρονικές στιγμές για τις οποίες εκτιμούμε το δίπολο.

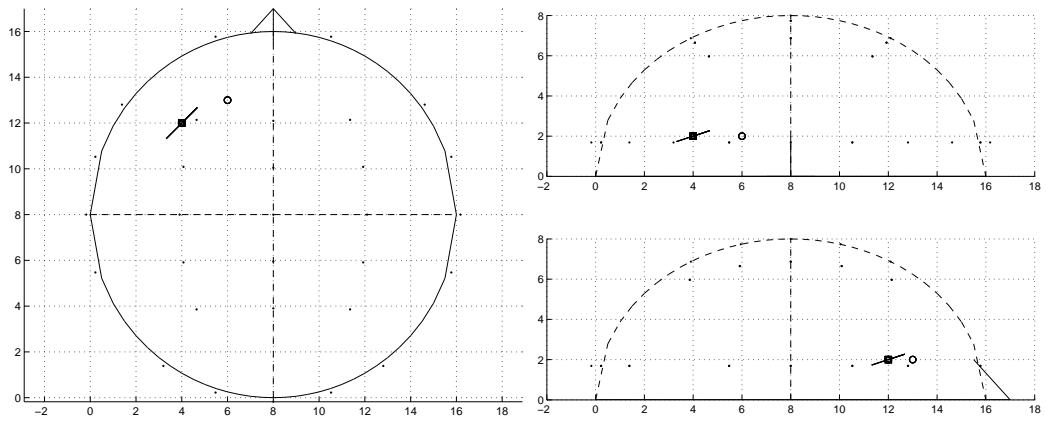
Στην εικόνα (5.9) μπορούμε να δούμε όλες οι εκτιμήσεις από τον CG συγκριτικά με τον Loreta. Ενώ στην εικόνα (5.11) φαίνονται τα εκτιμώμενα δυναμικά σε κάθε περίπτωση σε σύγκριση με το δυναμικό του αρχικού δίπολου. Στον ακόλουθο πίνακα μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι η εκτίμηση του

δίπολου για την μέση τιμή υστερεί σε σχέση με τις χρονικές στιγμές, παραμένοντας όμως αρκετά καλύτερο από τις εκτιμήσεις του LORETA. Το πρόσημο ή κατεύθυνση του εκτιμώμενου δίπολου (εικόνες 5.9, 5.11) ακολουθεί τις αντίστοιχες εναλλαγές τις πηγής $\sin(2\pi t)$. Σε κάθε περίπτωση το εκτιμώμενο δίπολο έχει πλάτος ίσο με το γινόμενο της εξίσωσης (5.5).

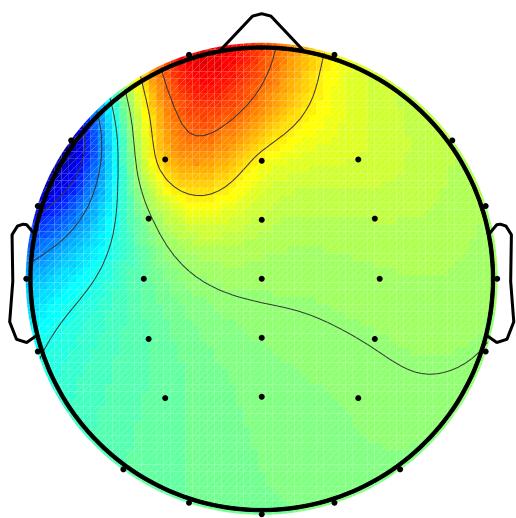
Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι και σε αυτή την περίπτωση ο CG αποδίδει καλύτερα από τον LORETA τόσο για την μέση τιμή όσο για τις διάφορες χρονικές στιγμές στην διάρκεια του σήματος. Εκεί σε αντίθεση με τον Loreta, ο CG είναι ικανός να δώσει ακριβή μία εκτίμηση τόσο για την θέση όσο και για την ισχύ και για την διεύθυνση του εκτιμώμενου δίπολου. Πρέπει να τονίσουμε ότι ο αλγόριθμος Loreta έχει ένα σημαντικό μειονέκτημα σε αυτή την σύγκριση καθώς οι τιμές που επιστρέφει τοποθετούνται πάνω σε ένα πλέγμα με πλάτος κελιού 1 cm.

Χρόνος	Xωρ.απ CG-(cm)	Xωρ.απ Lor-(cm)	RDM CG	RDM Lor	Διαν.απο CG(cm)	θ CG(deg)	$\cos(\theta)$ (CG)
[60 180]	0.0353	2.2361	0.0182	0.4573	0.0370	1.2005	0.9998
90	0.0022	2.2361	0.0009	0.4573	0.0225	0.0830	1.0000
115	0.0014	2.2361	0.0003	0.4573	0.0072	0.0269	1.0000
150	0.0000	2.2361	0.0009	0.4573	0.0226	0.0721	1.0000

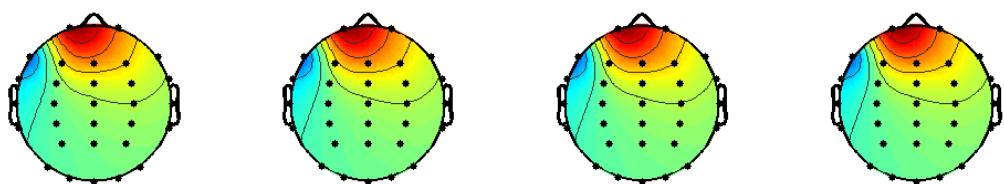
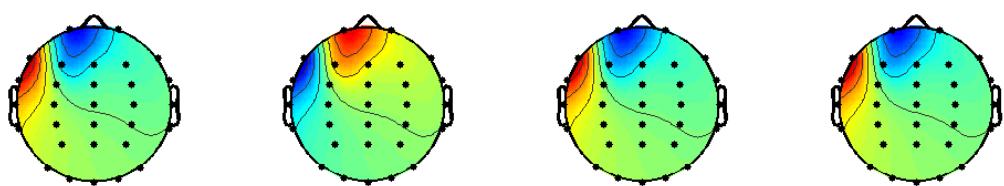
Πίνακας 5.1: Το σύνολο των μέτρων σύγκρισης για την μέση τιμή του διαστήματος 60-180 καθώς και τις χρονικές στιγμές που αντιστοιχούν στα δείγματα 90 115 και 150



Σχήμα 5.9: Το εκτιμώμενο δίπολο τόσο για την μέση τιμή όσο και για τις τρεις διαφορετικές χρονικές στιγμές τοποθετείται στην ίδια θέση με το συνθετικό αρχικό δίπολο, έχοντας την ίδια ή την ακριβώς αντίθετη κατεύθυνση, ανάλογα με το ημίτονο που διαμορφώνει την φάση. Αριστερά βλέπουμε το κεφάλι από πάνω, πάνω δεξιά από πίσω και κάτω δεξιά από την δεξιά πλευρά.



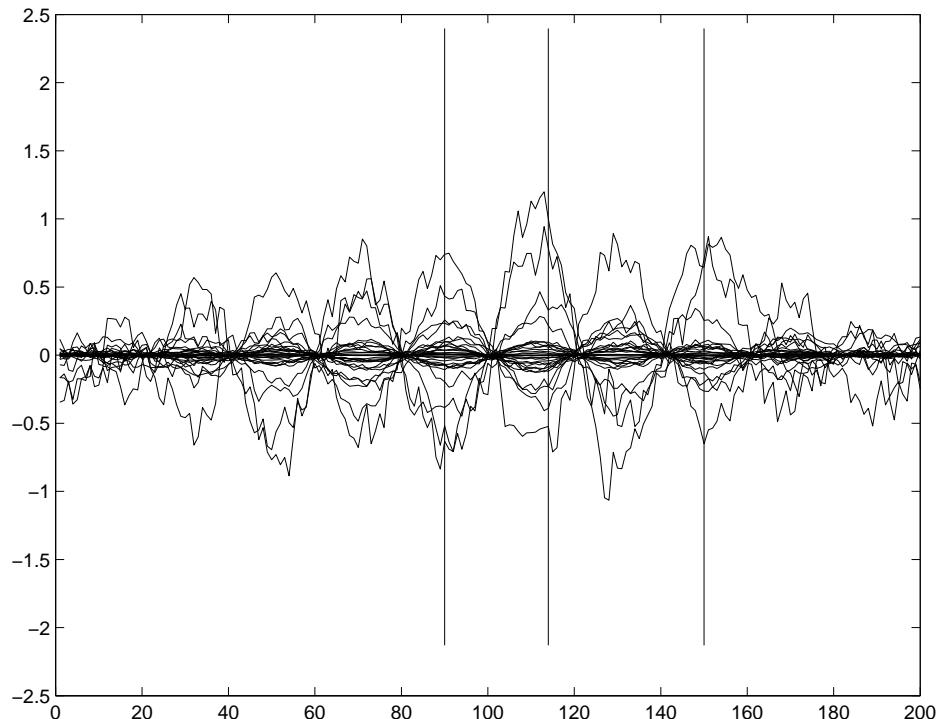
Σχήμα 5.10: Ισοδυναμικές καμπύλες για το μετρούμενο δυναμικό του αρχικού διπόλου.



Σχήμα 5.11: Ισοδυναμικές καμπύλες για τα εκτιμώμενα δυναμικά για CG στην πάνω σειρά και Loreta κάτω. Παρουσιάζονται από αριστερά προς τα δεξιά η μέση τιμή της περιοχής [60,180], και οι χρονικές στιγμές 90, 115 και 150.

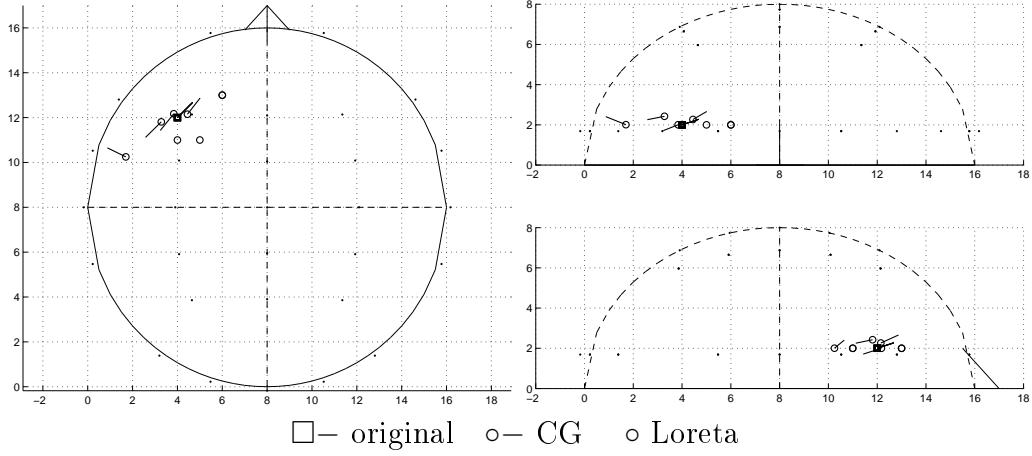
Εξομοιώση με θόρυβο

Σε αντίστοιχο παράδειγμα ακολουθούμε την ίδια διαδικασία προσθέτοντας διαφορετικής ισχύος θόρυβο κάθε φορά. Επιλέξαμε να παρουσιάσουμε μόνο μερικές από τις εξομοιώσεις με SNR από -6db έως και 96db.



Σχήμα 5.12: Το συνθετικό σήμα από μία πηγή σε συνθήκες θορύβου (SNR = 12db).

Οι εκτιμώμενες λύσεις για τους δύο αλγορίθμους για την μέση τιμή, και τρεις χρονικές στιγμές (90 , 115, 150) στο διάστημα που παρατηρούμε το peak.

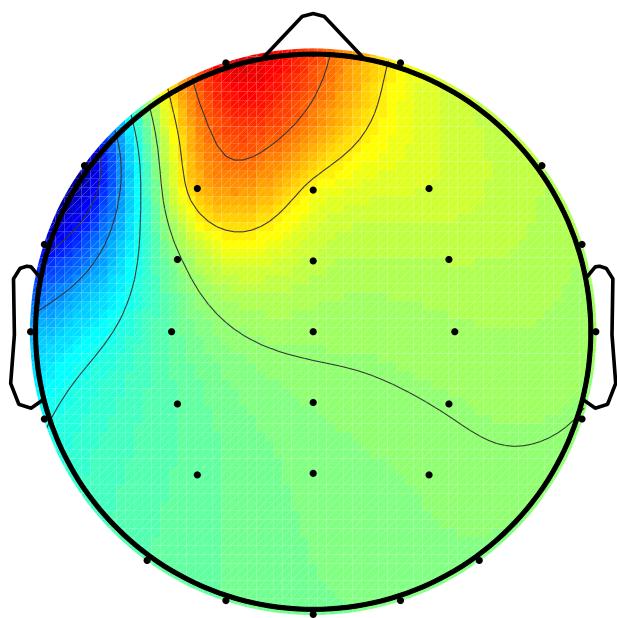


Σχήμα 5.13: Το εκτιμώμενο δίπολο τόσο για την μέση τιμή όσο και για τις τρεις διαφορετικές χρονικές στιγμές τοποθετείται στην ίδια περιοχή του κεφαλιού με το αρχικό συνθετικό δίπολο, έχοντας την ίδια περίπου διεύθυνση. Οι εκτιμώμενες λύσεις του Loreta βρίσκονται και αυτές στην ίδια περιοχή αλλά αρκετά πιο μακριά. (SNR=12db). (Αριστερά βλέπουμε το κεφάλι από πάνω, πάνω δεξιά από πίσω και κάτω δεξιά από την δεξιά πλευρά.)

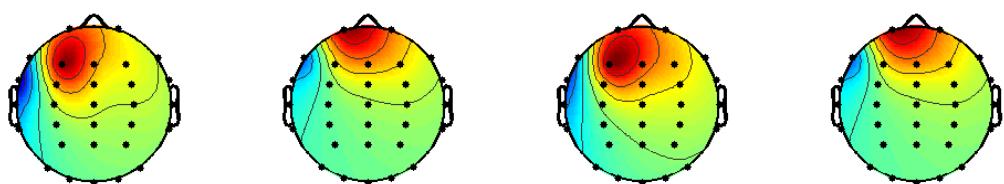
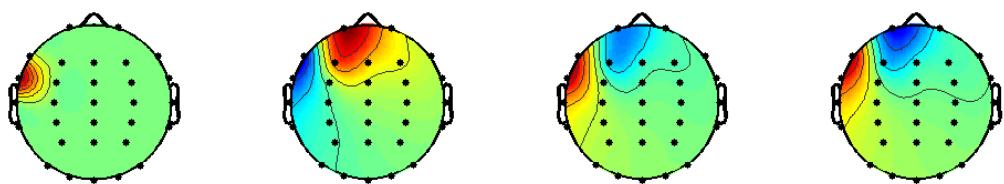
Xρόνος	Xωρ.απ CG-(cm)	Xωρ.απ Lor-(cm)	RDM CG	RDM Lor	Διαν.απο CG(cm)	θ CG(deg)	$\cos(\theta)$ (CG)
[60-180]	2.8910	1.0000	0.8827	0.5713	2.9422	79.8094	0.1769
90	0.5399	2.2361	0.1905	0.4573	2.5863	10.0727	0.9846
115	0.8572	1.4142	0.2103	0.5911	1.7815	6.0694	0.9944
150	0.2380	2.2361	0.0568	0.4573	1.1651	5.8214	0.9948

Πίνακας 5.2: Το σύνολο των μέτρων σύγκρισης για την μέση τιμή του διαστήματος 60-180 καθώς και τις χρονικές στιγμές που αντιστοιχούν στα δείγματα 80 115 και 150, (SNR=12db)

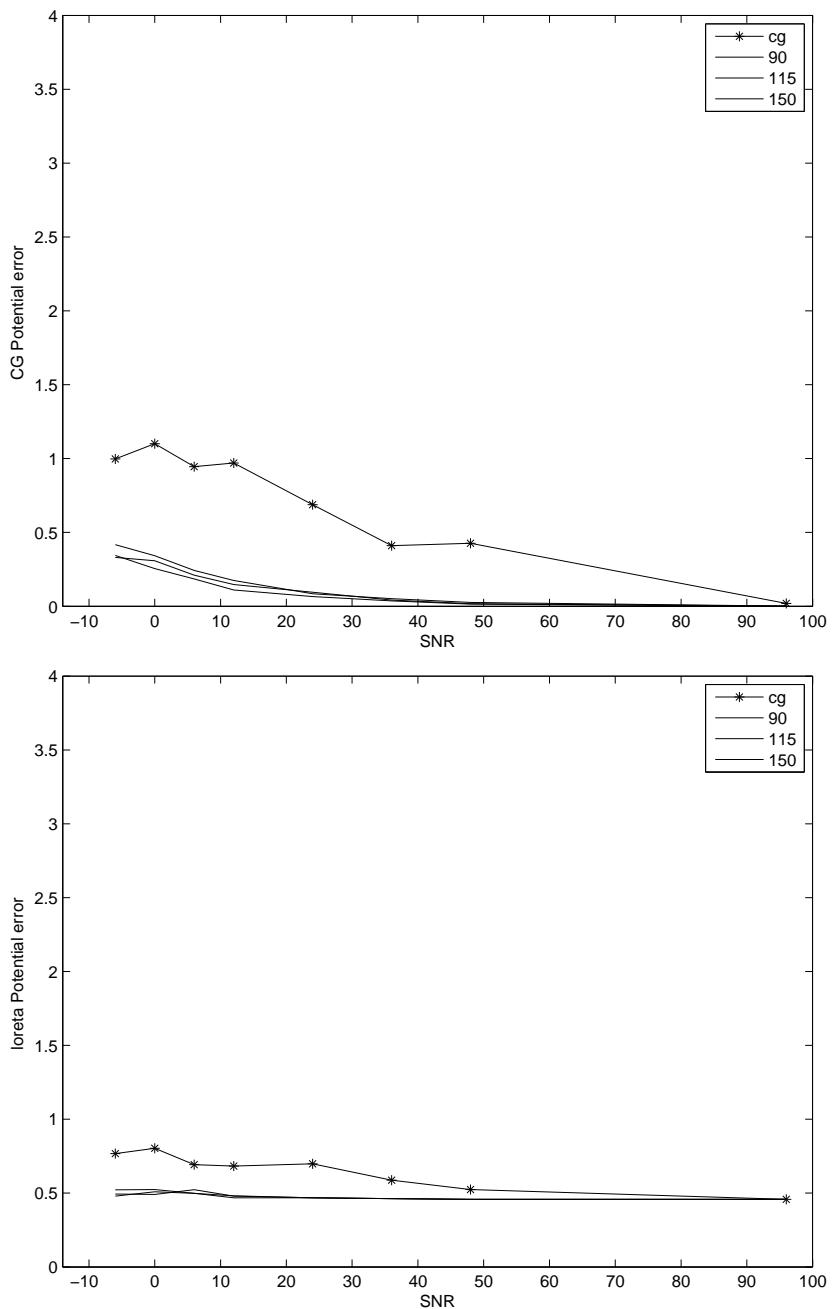
Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι ακόμα και σε αυτή την περίπτωση (SNR =12db) οι αλγόριθμοι επιτυγχάνουν να υπολογίζουν λύσεις στην σωστή περιοχή του εγκεφάλου. Η σημαντικότερη παρατήρηση που μπορούμε να κάνουμε είναι ότι όταν χρησιμοποιούμε την μέση τιμή μίας περιοχής η εκτίμηση, όσον αφορά την θέση, είναι σημαντικά χειρότερη από τις διάφορες χρονικές στιγμές για τον CG. Πιθανότερο αίτιο για αυτή την συμπεριφορά σε συνθήκες θορύβου είναι το γεγονός ότι ο θόρυβος δεν έχει απαραίτητα μηδενική μέση τιμή στην περιοχή που έχουμε επιλέξει [60 180]. Αντίθετα με τον CG ο αλγόριθμος Loreta φαίνεται να μην επηρεάζεται σημαντικά από την προσθήκη θορύβου.



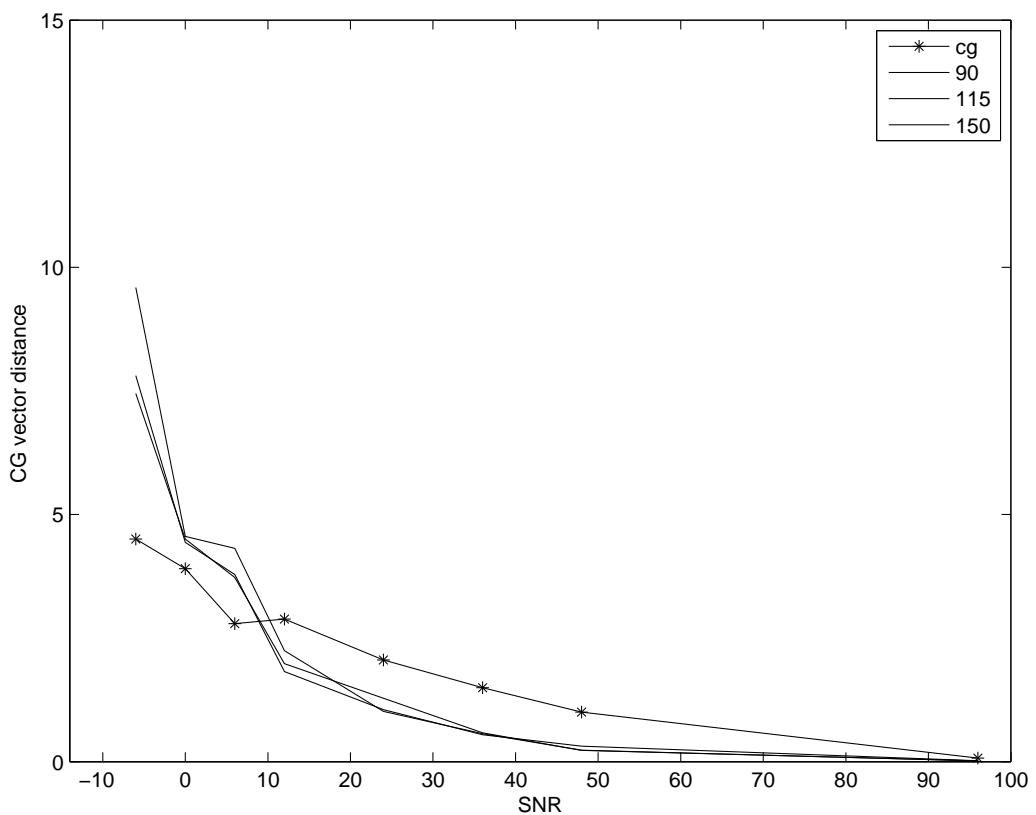
Σχήμα 5.14: Ισοδυναμικές καμπύλες για το μετρούμενο δυναμικό του αρχικού διπόλου.



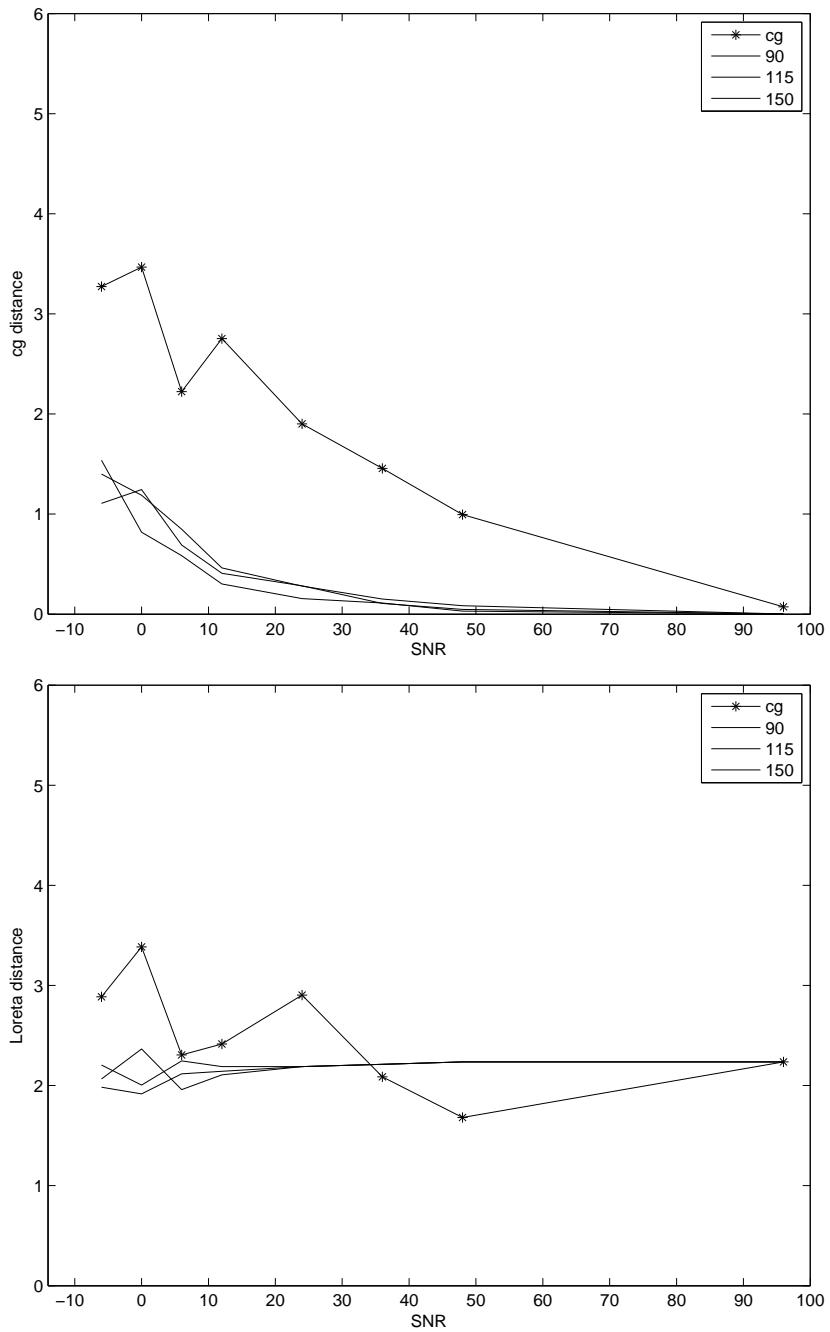
Σχήμα 5.15: Ισοδυναμικές καμπύλες για τα εκτιμώμενα δυναμικά για CG στην πάνω σειρά και Loreta κάτω. Παρουσιάζονται από αριστερά προς τα δεξιά η μέση τιμή της περιοχής [60,180], και οι χρονικές στιγμές 90, 115 και 150.



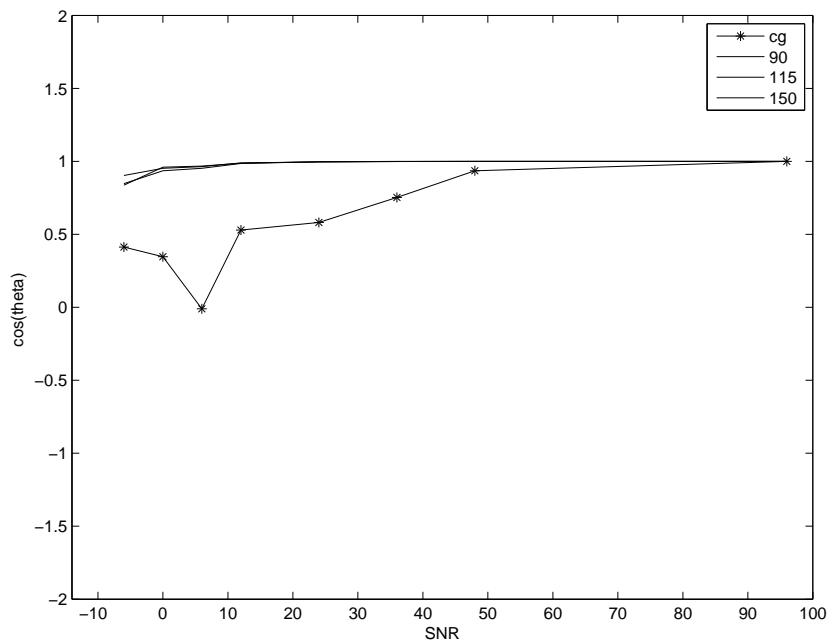
Σχήμα 5.16: Μέσο σφάλμα RDM (10 trials) για το εκτιμώμενο δυναμικό. Πάνω Conjugate Gradient και κάτω Loreta.



Σχήμα 5.17: Διανυσματική απόσταση για την μέση τιμή του διαστήματος [60 ,180] και τις χρονικές στιγμές (90, 115, 150). Παρατηρούμε ότι μεγάλη διανυσματική απόσταση για την μέση τιμή οφείλεται χυρίως στο μέγεθος του δίπολου. Ενώ για τις χρονικές στιγμές 90 και 150 στο αντίθετο πρόσημο της πηγής.



Σχήμα 5.18: Χωρικές αποστάσεις από την λύση, για την μέση τιμή της περιοχής και για τις χρονικές στιγμές 80, 115, 150. Πάνω Conjugate gradient κάτω Loreta.

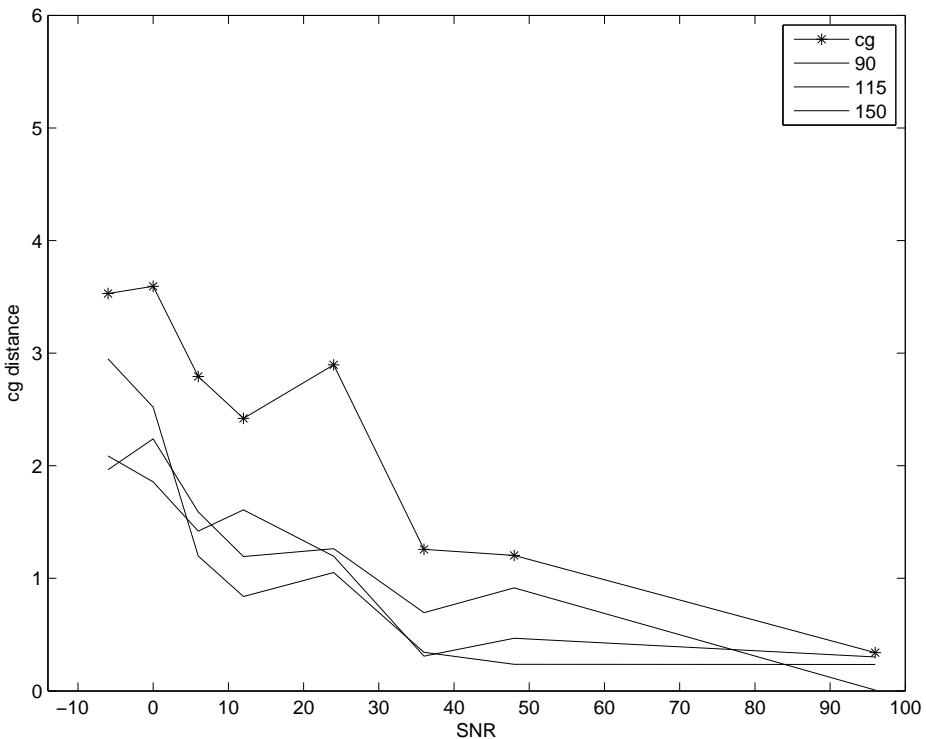


Σχήμα 5.19: Το συνημίτονο της γωνιακής απόστασης του δίπολου για την μέση τιμή της περιοχής $[60, 180]$ και τις χρονικές στιγμές 90, 115, 150. Το αρνητικό πρόσημο οφείλεται στην εναλλαγή πρόσημου τις πηγής.

Surrogate data για μία πηγή.

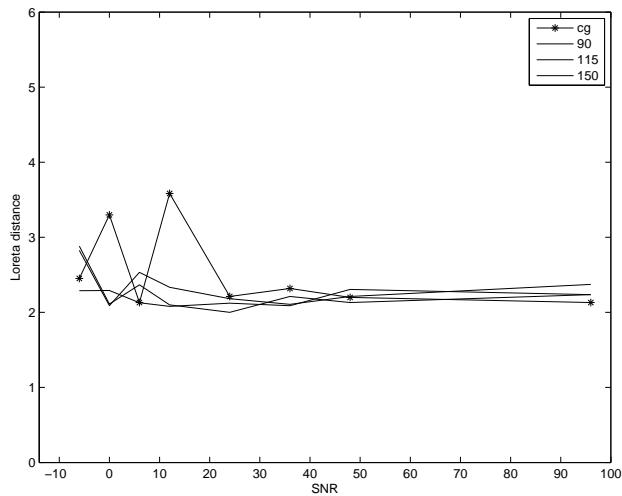
Μία άλλη κατηγορία συνθετικών δεδομένων είναι τα Surrogate δεδομένα [36, 32]. Για την κατασκευή αυτού του τύπου δεδομένων χρησιμοποιήσαμε τα συνθετικά δεδομένα της προηγούμενης παραγράφου αλλάζοντας, με τυχαίο τρόπο, την χρονική αλληλουχία των δειγμάτων για το σύνολο των ηλεκτροδίων. Η αλλαγή της χρονικής αλληλουχίας των δειγμάτων μας επιτρέπει να εξετάσουμε τόσο την ύπαρξη, ή απουσία, εξάρτησης των αποτελεσμάτων από τις χρονικές στιγμές που έχουν επιλεγεί, όσο και την σχέση των τυχαίων χρονικών στιγμών με την μέση τιμή της περιοχής ενδιαφέροντος.

Πηγή 1

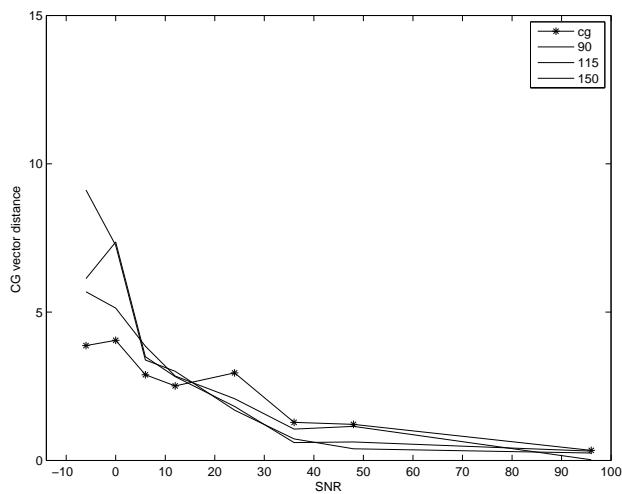


Σχήμα 5.20: Η μέσες τιμές (10 trials) για την χωρική απόσταση για τον Conjugate Gradient.

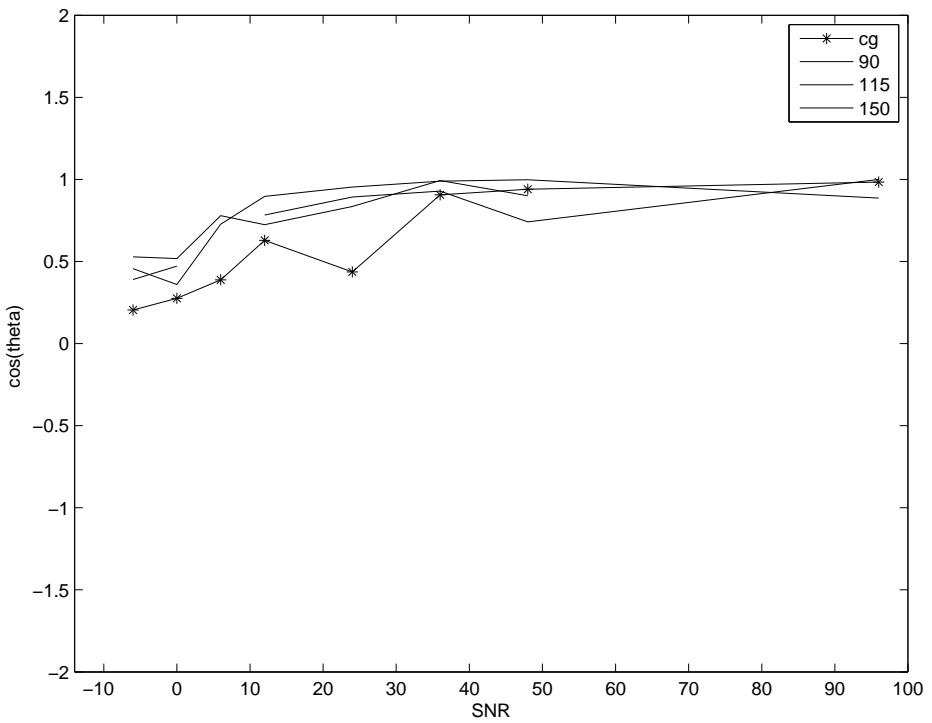
$\Pi\eta\gamma\dot{\gamma} 1$



Σχήμα 5.21: Η μέσες τιμές (10 trials) για την χωρική απόσταση για τον Loreta.



Σχήμα 5.22: Οι διαγυσματικές αποστάσεις για τον CG.



Σχήμα 5.23: Μέσες τιμές 10 εκτιμήσεων ανά SNR για το $\cos(\theta)$ μεταξύ αρχικού και εκτιμώμενου διπόλου.

Αυτό που μπορούμε να παρατηρήσουμε στα διαγράμματα αυτής της ενότητας είναι ότι οι αλγόριθμοι καταφέρνουν και πάλι να εντοπίσουν με σχετική ακρίβεια την θέση και διεύθυνση του δίπολου. Πιο συγκεκριμένα βλέπουμε ότι η μέση τιμή, για την περιοχή ενδιαφέροντος, δεν δείχνει να αλλάζει σημαντικά σε σύγκριση με τα συνθετικά δεδομένα της προηγούμενης ενότητας. Αντίθετα οι τυχαίες πλέον, χρονικές στιγμές δείχνουν να πλησιάζουν περισσότερο την καμπύλη της μέσης τιμής ενδιαφέροντος. Το γεγονός ότι η μέση τιμή, δείχνει να μην επηρεάζεται από το χρονικό ανακάτεμα των δειγμάτων δηλώνει ότι το αποτέλεσμα των αλγορίθμων εξαρτάται μόνο από τα στατιστικά χαρακτηριστικά των δειγμάτων και όχι από την χρονική αλληλουχία αυτών. Ενώ και η συμπεριφορά των “τυχαίων” χρονικών στιγμών είναι λογική καθώς με το τυχαίο ανακάτεμα των δειγμάτων αποτελούν και αυτές νέες μέσες τιμές.

5.1.5 Δύο χρονικά μεταβαλλόμενα δίπολα.

Μία από τις πιο διαδεδομένες προσεγγίσεις στον αντίστροφο καθορισμό πηγής, όταν αναλύουμε πραγματικά δεδομένα, είναι η ανάλυση του αρχικού εγκεφαλογραφήματος σε συνιστώσες και εξέταση μόνο εκείνων που σχετίζονται με κάποια δραστηριότητα του εγκεφάλου. Στόχος αυτών των συνθετικών δεδομένων είναι να δούμε την συμπεριφορά του αλγορίθμου σε προ επεξεργασμένα δεδομένα με τις ίδιες τεχνικές που χρησιμοποιούνται σε πραγματικά εγκεφαλογραφήματα.

Η διαδικασία που ακολουθούμε για την κατασκευή των ανεξάρτητων μεταβλητών είναι η ίδια που περιγράφεται στην προηγούμενη ενότητα, μόνη διαφορά ότι ο θόρυβος προστίθεται μετά τον γραμμικό συνδυασμό των δύο ανεξάρτητων πηγών.

Είναι προφανές ότι η εφαρμογή του αλγορίθμου στον γραμμικό συνδυασμό των ανεξάρτητων συνιστώσων δεν θα προσφέρει αξιόλογα αποτελέσματα. Κρίνεται λοιπόν αναγκαίο να χρησιμοποιήσουμε κάποια μέθοδο διαχωρισμού αυτών των ανεξάρτητων σημάτων. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήσαμε για τον διαχωρισμό ανεξάρτητων συνιστώσων είναι ο αλγόριθμος ICA όπως παρουσιάστηκε στο [9] σε συνδυασμό με τον αλγόριθμο PCA όπως έχουν εφαρμοστεί ως εργαλείο του προγράμματος EEGLAB [2]. Στην συνέχεια ακολουθήσαμε την ίδια διαδικασία με την προηγούμενη ενότητα.

Εξομοίωση

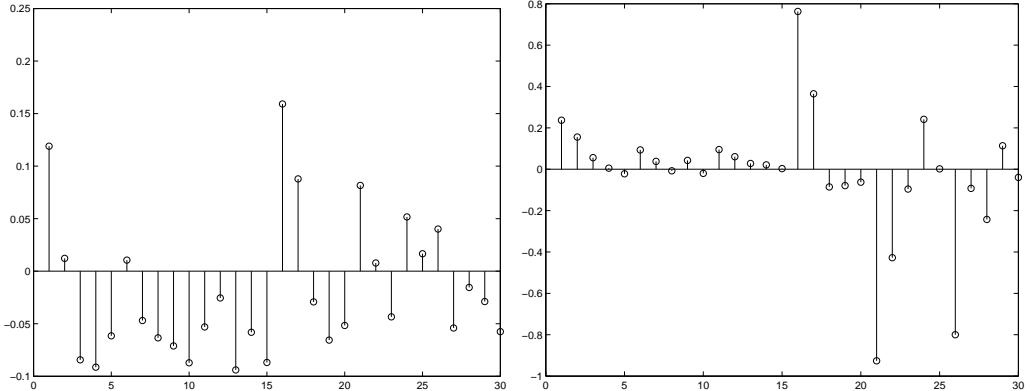
Η διαδικασία που ακολουθήσαμε δεν διαφέρει σημαντικά από την προηγούμενη περίπτωση. Η σημαντικότερη αλλαγή είναι ότι επιλέγουμε να χρησιμοποιήσουμε δύο διαφορετικά δίπολα για την δημιουργία του συνθετικού εγκεφαλογραφήματος. Ενώ στην συνέχεια χρησιμοποιήσαμε τον αλγόριθμο ICA-PCA για να βρούμε δύο ανεξάρτητα components.

Στην εικόνα πάνω φαίνονται η λύσεις του ευθύ προβλήματος δεδομένου ότι η κάθε πηγή ενεργοποιείται ξεχωριστά, δηλαδή τα δυναμικά στις θέσεις των ηλεκτροδίων. Ενώ οι παλμοί για τις πηγές των 2 και 5 Hz φαίνονται κάτω. Η πρώτη πηγή είναι ένα ημίτονο συχνότητας 2hz , ενώ και ο δεύτερη πηγή συχνότητα 5Hz. Στην συνέχεια πολλαπλασιάζουμε τον γραμμικό συνδυασμό με την δυναμικό του σήματος ανά ηλεκτρόδιο.

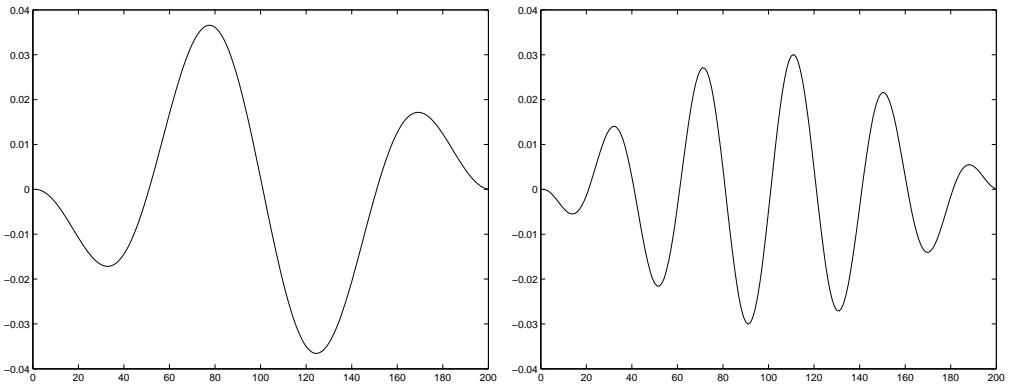
$$f_1(t) = w_1 \sin(2\pi 0.5t) \sin(2\pi 2t) \quad (5.6)$$

$$f_2(t) = w_2 \sin(2\pi 0.5t) \sin(2\pi 5t) \quad (5.7)$$

Ο γραμμικός συνδυασμός των παραπάνω σημάτων πολλαπλασιασμένος με τον πίνακα βαρών των ηλεκτροδίων φαίνεται στο πιο κάτω σχήμα.



Σχήμα 5.24: Οι πίνακες βαρών των ηλεκτροδίων για τις δύο πηγές.

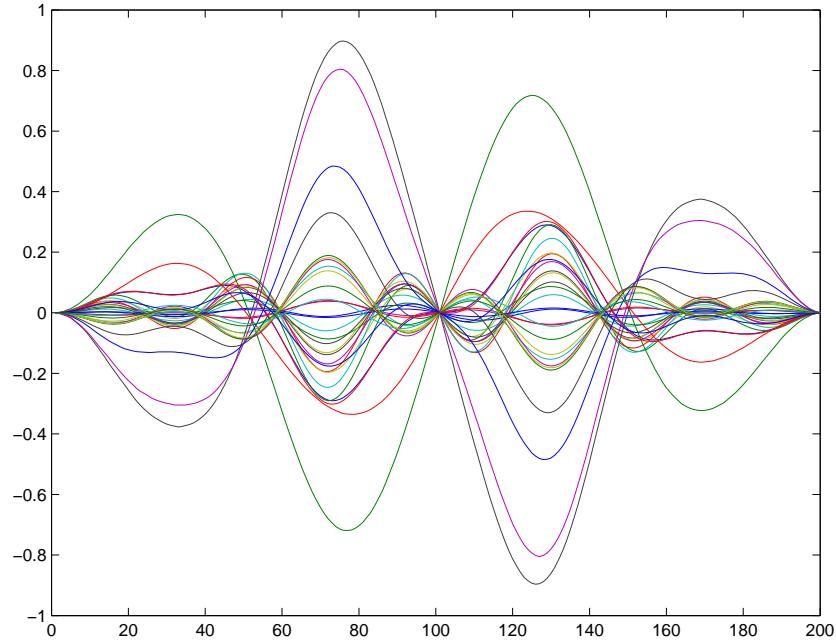


Σχήμα 5.25: Αριστερά πηγή συχνότητας 2Hz και δεξιά η πηγή με συχνότητα 5Hz.

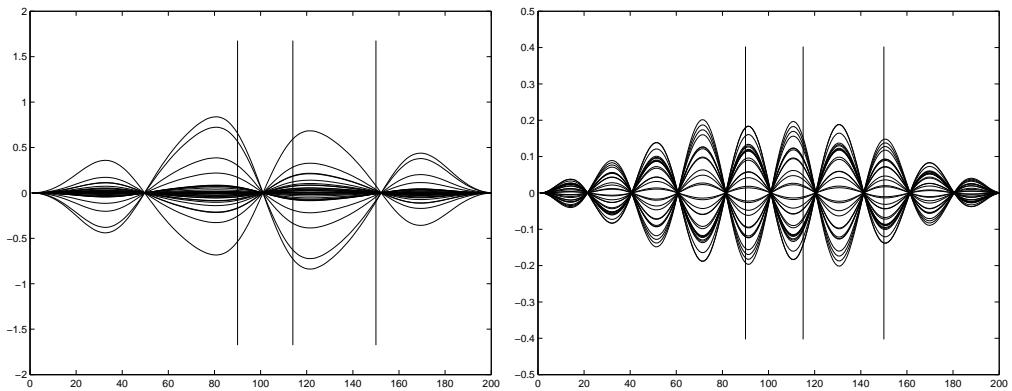
Μετά την εφαρμογή του αλγορίθμου ICA-PCA προκύπτουν δύο ξεχωριστά components όπως αυτά φαίνονται στην ακόλουθη εικόνα (5.27). Είναι ευφανής η ομοιότητα αυτών των χυματομορφή με την χυματομορφή των αρχικών πηγών. Ακολουθούν τα αποτελέσματα του αντίστροφου καθορισμού πηγής για κάθε ένα από τα components που εντοπίστηκαν.

Τέλος παραθέτουμε τον υπολογισμό του ευθύ προβλήματος τόσο για τα αρχικά σήματα όσο και για τις εκτιμώμενες τιμές τους. Μπορούμε και πάλι να παρατηρήσουμε ότι για τις μέσες τιμές οι εκτιμώμενοι πίνακες βαρών έχουν σημαντικά μικρότερες τιμές χυρίως για την πρώτη πηγή που μέση τιμή της περιοχής 60 -180 δείχνει να περιλαμβάνει σχεδόν μία περίοδο με αποτέλεσμα η μέση τιμή της περιοχής αυτής να είναι πολύ μικρότερη από την κορυφή. (εικόνα 5.27). Ενώ στον ακόλουθο πίνακα φαίνεται το σύνολο των μέτρων σύγκρισης (πίνακας 5.4).

Παρατηρούμε ότι ακόμα και συνθήκες χωρίς θόρυβο το αποτέλεσμα την

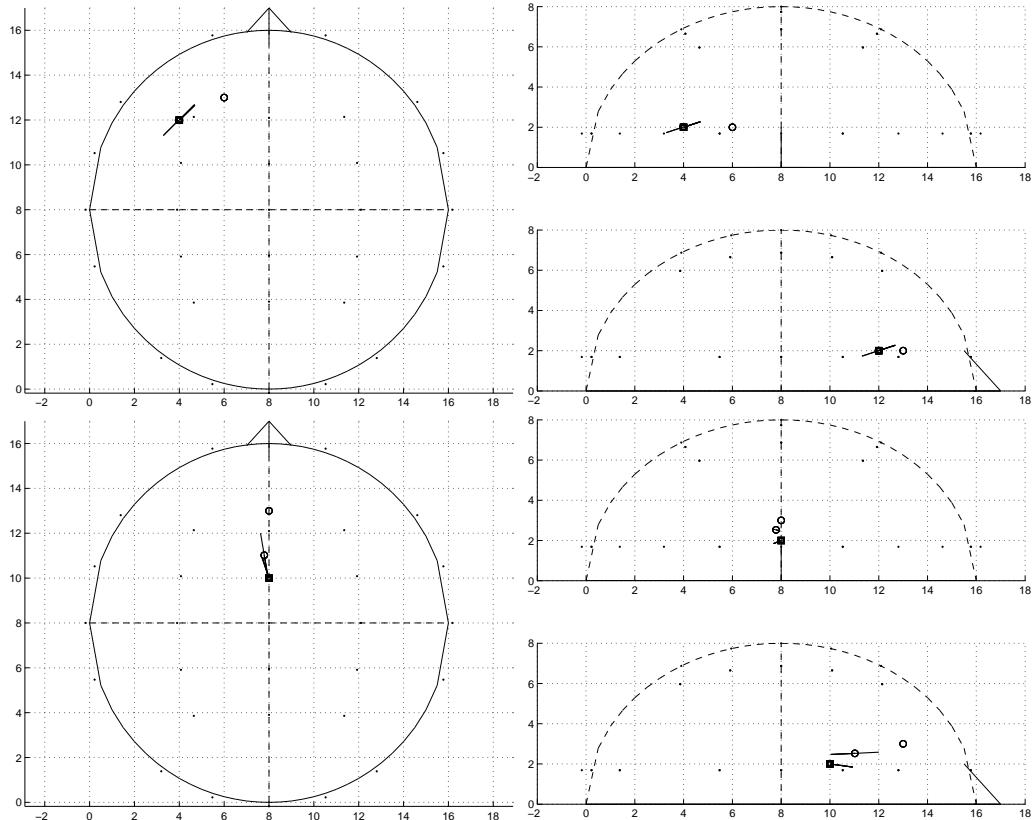


Σχήμα 5.26: Το συνθετικό σήμα από τις δύο πηγές. Παρατηρούμε ότι η πηγή με συχνότητα 2Hz έχει πολύ μεγαλύτερο πλάτος από την πηγή 5 Hz.

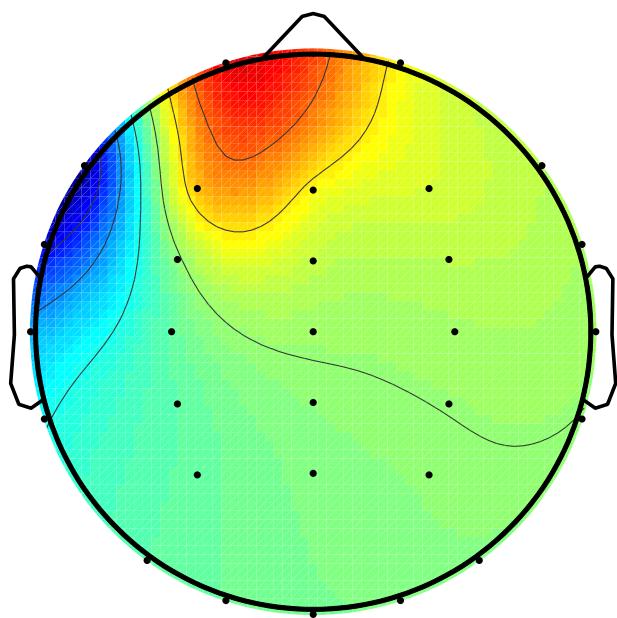


Σχήμα 5.27: Οι συνιστώσες που προέκυψαν από την ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες.

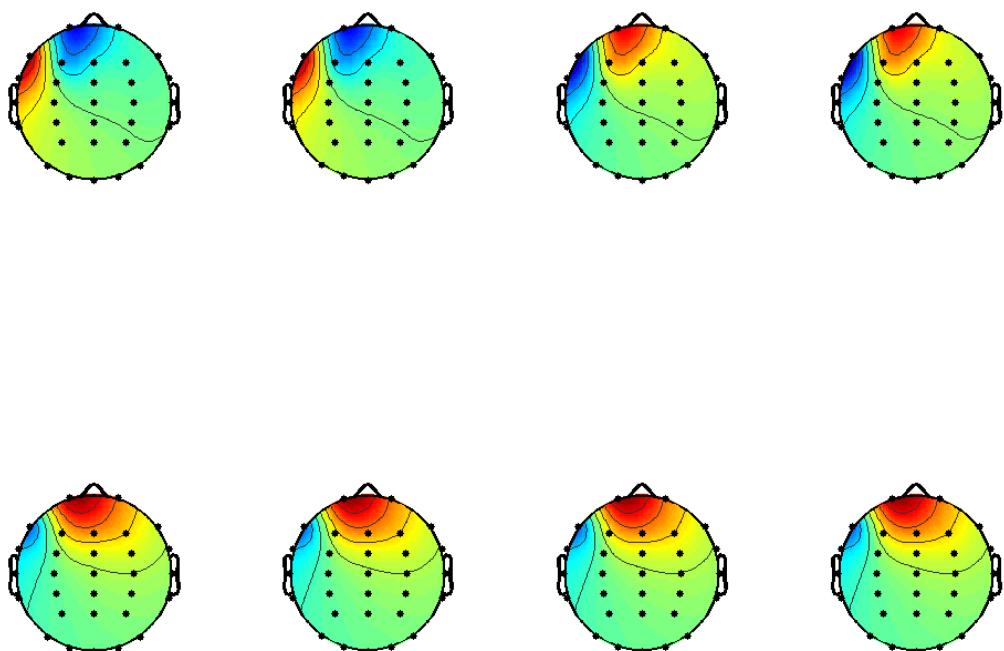
λιγότερο ισχυρή πηγή είναι αρκετά χειρότερο από την πρώτη κάτι που ίσως δηλώνει ότι η συνιστώσα με το μικρότερο πλάτος είναι πιο πιθανό να μην ανιχνευθεί σωστά, εξακολουθώντας όμως να είναι αρκετά καλύτερη η εκτίμηση απ' ότι του loreta.



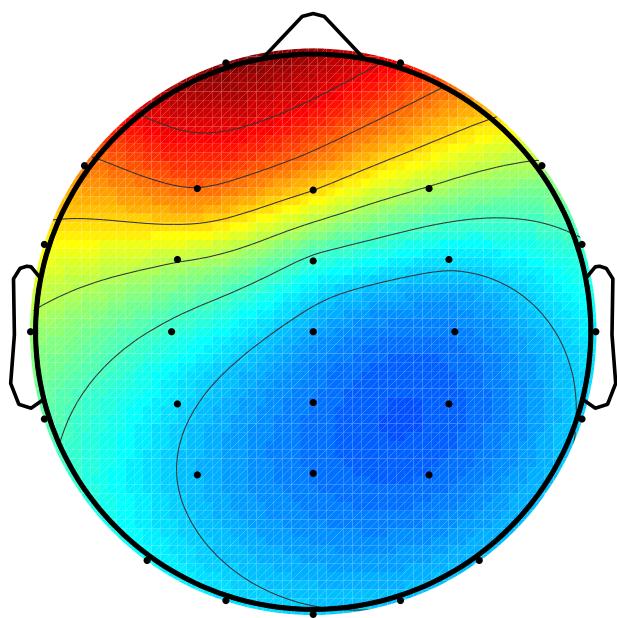
Σχήμα 5.28: Πάνω οι λύσεις για οι 4 εκτιμήσεις για την πρώτη πηγή και κάτω οι αντίστοιχες εκτιμήσεις για την δεύτερη πηγή. Οι περισσότερες εκτιμήσεις βρίσκονται στα ίδια σημεία και δεν είναι εύκολος ο διαχωρισμός τους.



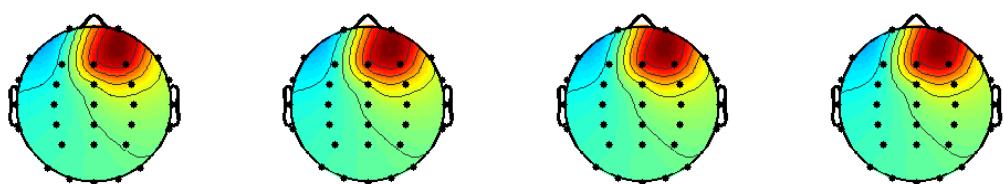
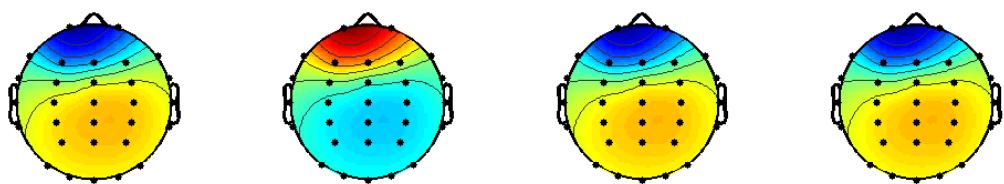
Σχήμα 5.29: Ισοδυναμικές καμπύλες για το μετρούμενο δυναμικό του αρχικού διπόλου.



Σχήμα 5.30: Τα εκτιμώμενα δυναμικά για CG στην πάνω σειρά και Loreta κάτω. Παρουσιάζονται από αριστερά προς τα δεξιά η μέση τιμή της περιοχής [60, 180], και οι χρονικές στιγμές 90, 115 και 150. Παρατηρούμε ότι η εκτίμηση αντίθετης φοράς δίπολο μεταφράζεται σε αλλαγή πρόσημου και για το δυναμικό στο κεφάλι.



Σχήμα 5.31: Ισοδυναμικές καμπύλες για το μετρούμενο δυναμικό του αρχικού διπόλου.



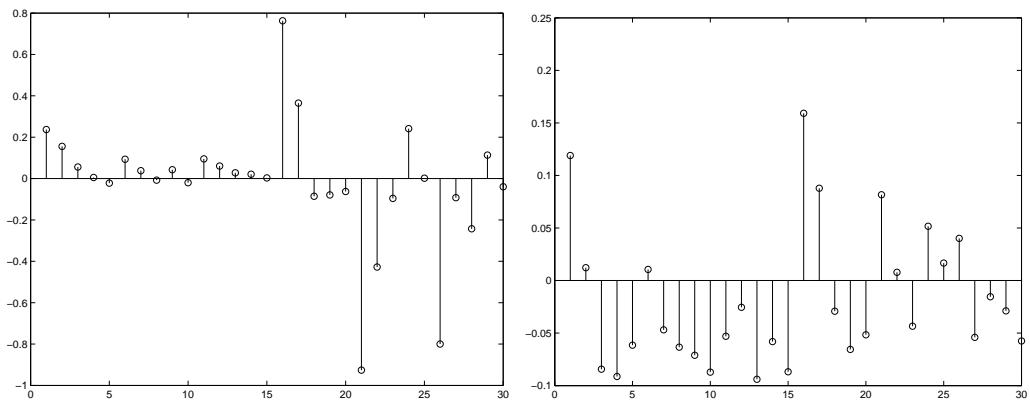
Σχήμα 5.32: Ισοδυναμικές καμπύλες για τα εκτιμώμενα δυναμικά για CG στην πάνω σειρά και Loreta κάτω. Παρουσιάζονται από αριστερά προς τα δεξιά η μέση τιμή της περιοχής [60,180], και οι χρονικές στιγμές 90, 115 και 150.

Xρόνος	Xωρ.απ CG-(cm)	Xωρ.απ Lor-(cm)	RDM CG	RDM Lor	Διαν.απο CG(cm)	θ CG(deg)	$\cos(\theta)$ (CG)
Πηγή 1							
[60 180]	0.0306	2.2361	0.0085	0.4573	0.0531	0.2019	1.0000
90	0.0306	2.2361	0.0085	0.4573	1.0731	0.2019	1.0000
115	0.0213	2.2361	0.0068	0.4573	1.0328	0.7953	0.9999
150	0.0075	2.2361	0.0053	0.4573	0.8530	0.4441	1.0000
Πηγή 2							
[60 180]	1.1693	3.1623	0.2670	1.3133	1.1703	15.0143	0.9659
90	1.1693	3.1623	0.2670	1.3133	2.0033	15.0143	0.9659
115	1.1669	3.1623	0.2667	1.3133	1.8653	14.9990	0.9659
150	1.1672	3.1623	0.2668	1.3133	1.6706	15.0011	0.9659

Πίνακας 5.3: Οι αποστάσεις των εκτιμώμενων λύσεων για τους δύο αλγορίθμους.

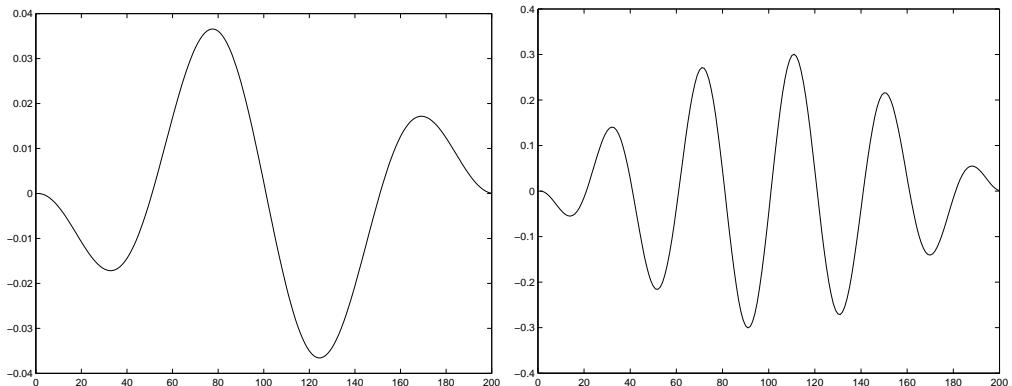
Εξομοίωση με θόρυβο

Όπως και στην προηγούμενη ενότητα τα βήματα που ακολουθούμε είναι ακριβώς τα ίδια. Βέβαια στο παράδειγμα που ακολουθεί δοκιμάζουμε τον αλγόριθμο σε συνθήκες μέτριου θορύβου (SNR=24db). Αρχικά θα παραθέσουμε την λύση του ευθύ προβλήματος, δηλαδή τον πίνακα βαρών για κάθε μία από τις δύο πηγές που χρησιμοποιήσαμε και προηγουμένως



Σχήμα 5.33: Τα συνθετικά δυναμικά σε κάθε ηλεκτρόδιο για τις δύο πηγές.

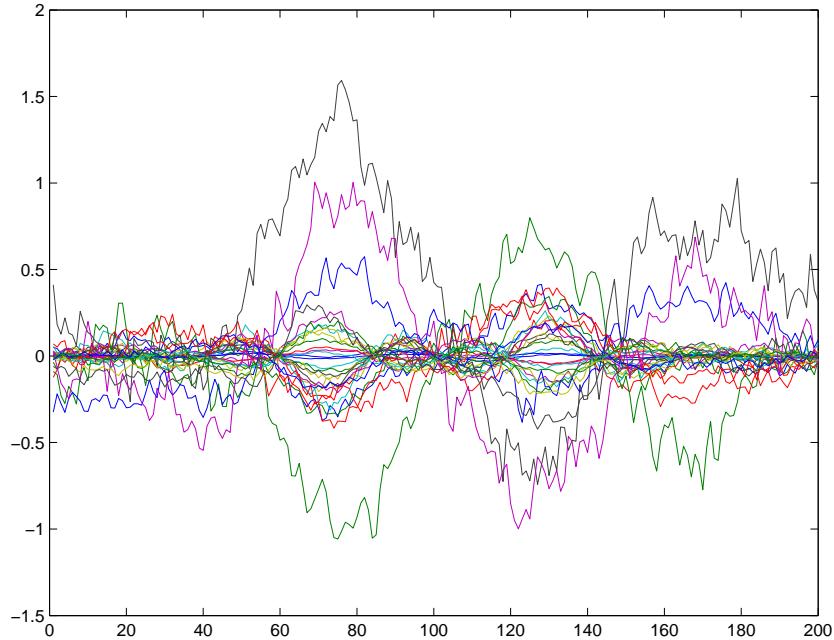
Ενώ οι παλμοί που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι ίδιοι με την προηγούμενη περίπτωση.



Σχήμα 5.34: Τα σήματα των πηγών 5Hz, δεξιά και 2Hz αριστερά.

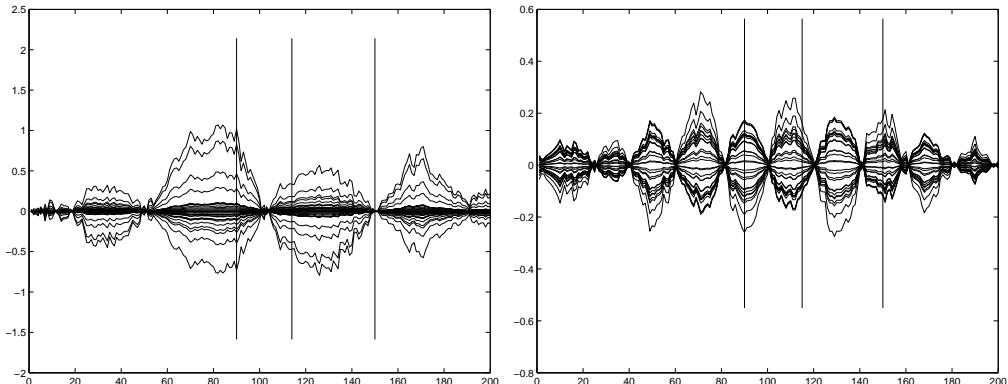
Το σήμα που προκύπτει και μετά την προσθήκη του θορύβου φαίνεται στην επόμενη εικόνα.

Μετά την εφαρμογή του αλγορίθμου ICA-PCA προκύπτουν η επιλογή των ίδιων components όπως φαίνεται στην επόμενη εικόνα αποδίδει ικανοποιητικά.



Σχήμα 5.35: Το συνδυασμένο συνθετικό σήμα από τις δύο πηγές σε SNR=24db. Παρατηρούμε ότι η πρώτη πηγή, με συχνότητα 2Hz, έχει σαφώς μεγαλύτερο πλάτος από την δεύτερη πηγή, συχνότητα 5Hz.

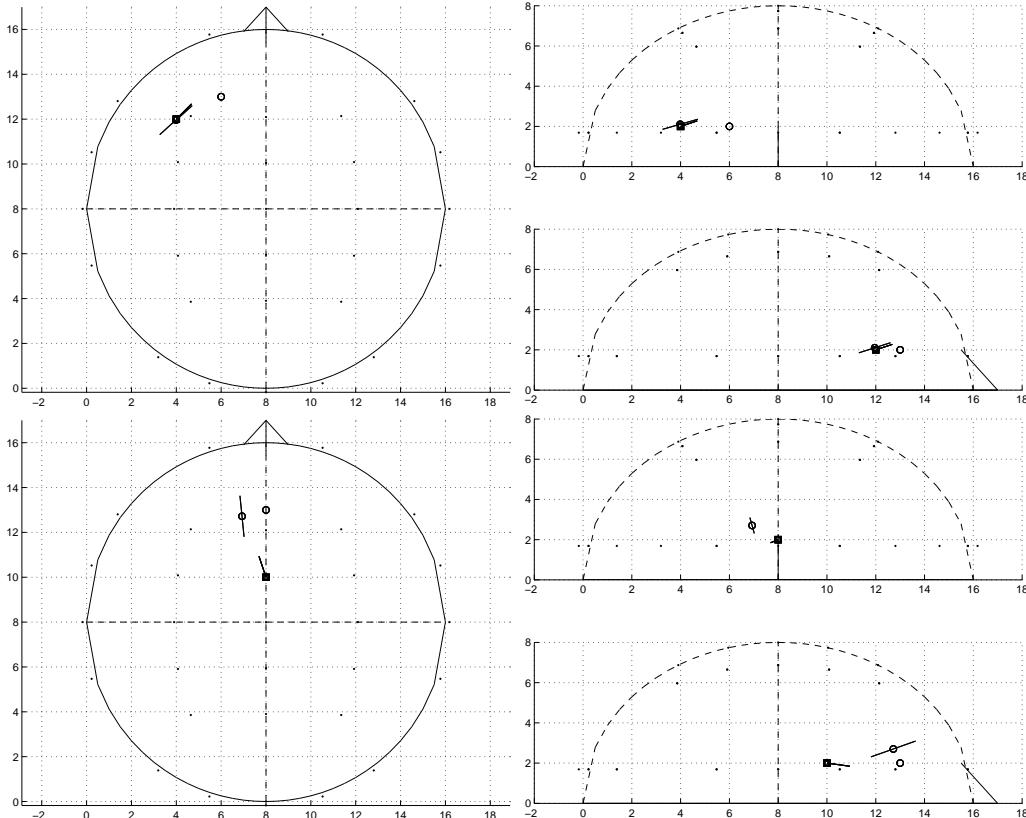
Κρίνεται λοιπόν απαραίτητη η χρήση κάποιων μεθόδων ομαδοποίησης των components με κοινά χαρακτηριστικά. Για την επιλογή των components σε αυτή την εργασία χρησιμοποιούμε τον μετασχηματισμό PCA.



Σχήμα 5.36: Οι δύο συνιστώσες που προέκυψαν από την ανάλυση σε ανεξάρτητες και κύριες συνιστώσες (ICA -PCA, SNR=24db)

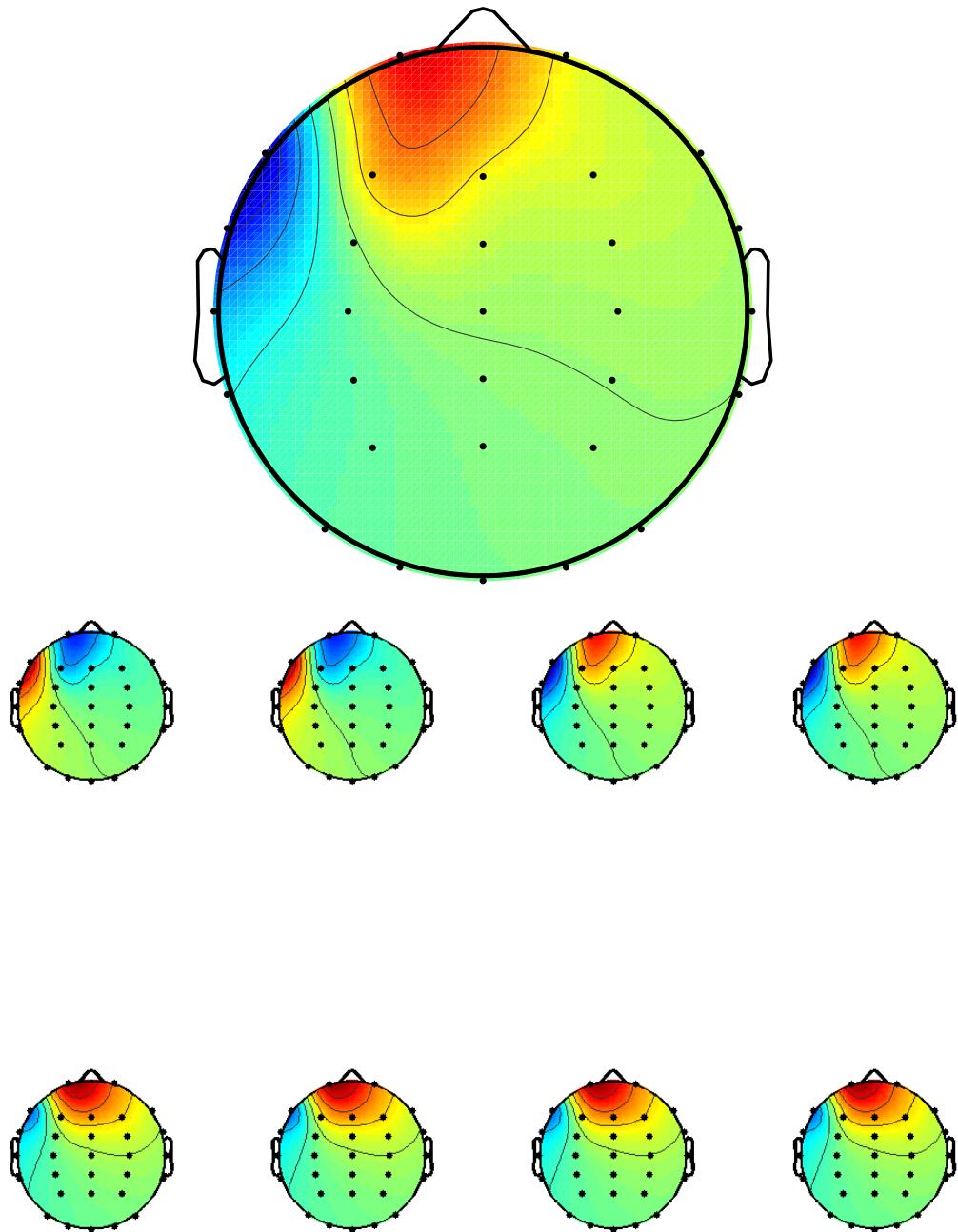
Παραθέτουμε ενδεικτικά τα αποτελέσματα του αλγορίθμου μας σε σύ-

γκριση με τον αλγόριθμο loreta. Παρατηρούμε πως το αποτέλεσμα διαφέρει σημαντικά από την λύση του προβλήματος, κυρίως στο δεύτερο component.

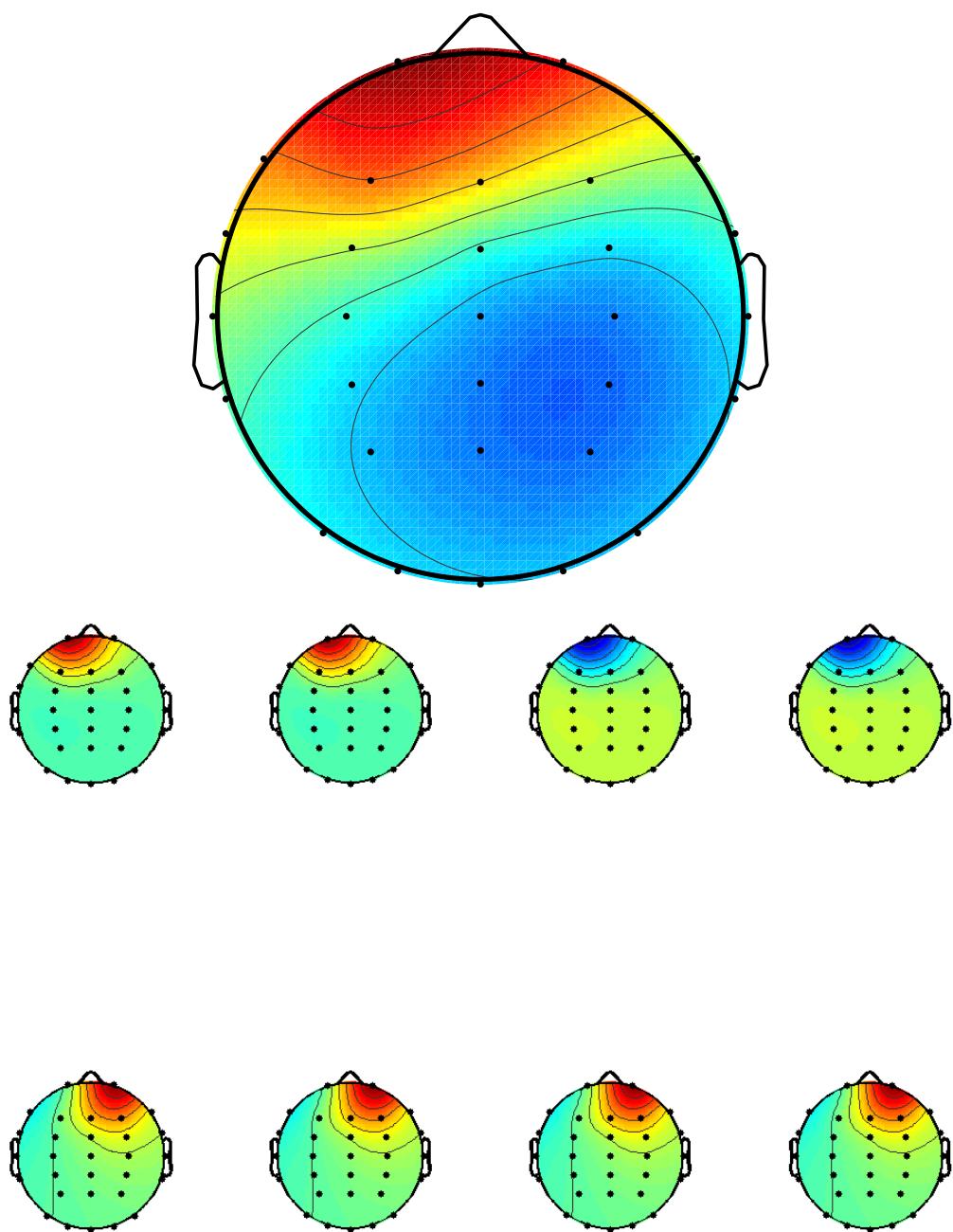


Σχήμα 5.37: Οι εκτιμώμενες λύσεις τόσο για τον CG όσο και για τον Loreta για την πρώτη πηγή πάνω και και την δεύτερη κάτω.

Τέλος παραθέτουμε τον υπολογισμό του ευθύ προβλήματος τόσο για τα αρχικά σήματα όσο και για τις εκτιμώμενες τιμές τους. Μπορούμε και πάλι να παρατηρήσουμε την διαφορά στο εκτιμώμενο δυναμικό με το αρχικό δυναμικό.



Σχήμα 5.38: Οι εκτιμώμενοι πίνακες βαρών για την μέση τιμή τις περιοχής [0,200] συγχριτικά με τους αρχικούς πίνακες βαρών.



Σχήμα 5.39: Οι εκτιμώμενοι πίνακες βαρών για την μέση τιμή τις περιοχής $[0,200]$ συγκριτικά με τους αρχικούς πίνακες βαρών.

Τα ακόλουθα διαγράμματα δείχνουν τις συνολικές εκτιμήσεις για όλες τις περιπτώσεις θορύβου.

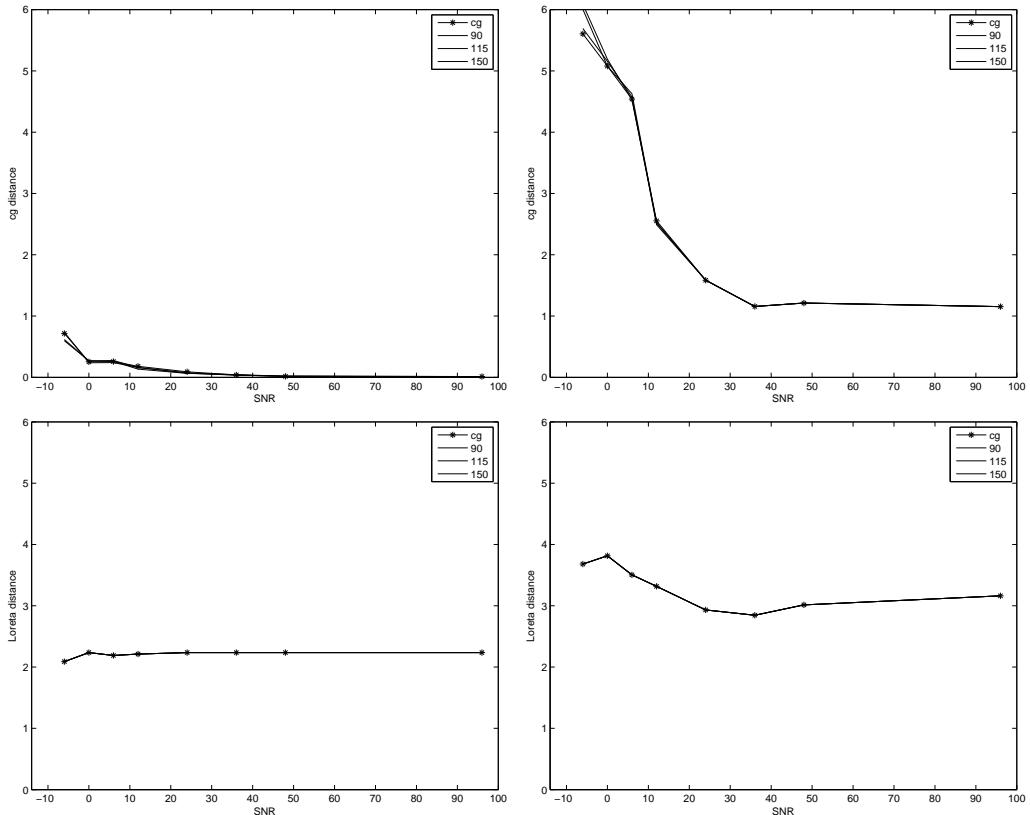
Μπορούμε να δούμε πως η προσθήκη θορύβου στον γραμμικό συνδυασμό των δύο πηγών δυσκολεύει σημαντικά την εκτίμηση των λύσεων. Παρά το γεγονός ότι ο CG βρίσκεται σε γενικές γραμμές πιο κοντά στην λύση μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι οι μέσες εκτιμώμενες αποστάσεις είναι αρκετά μεγαλύτερες από ότι στα προηγούμενα συνθετικά δεδομένα. Η ακρίβεια των λύσεων των γραμμικά ανεξάρτητων μεταβλητών συμβάλει σημαντικά στην ακρίβεια των εκτιμώμενων πηγών. Αυτό φαίνεται εάν συγχρίνουμε τα αποτελέσματα για τις δύο πηγές σε διαφορετικές συνθήκες SNR. Βλέπουμε ότι για την πρώτη πηγή που η εκτίμηση του component είναι καλύτερη οι εκτιμώμενες πηγές βρίσκονται πιο κοντά στις πραγματικές πηγές συγχριτικά με τα αποτελέσματα της δεύτερης πηγής. Ενώ για την δεύτερη πηγή σε συνθήκες υψηλού SNR βλέπουμε ότι τόσο για τον αλγόριθμο conjugate gradient όσο και για τον lopeta οι εκτιμήσεις είναι πολύ μακριά από την συνθετική λύση. Σε αυτό πολύ σημαντικό ρόλο έχει ο τρόπος λειτουργίας του PCA και ο τρόπος που έχει προστεθεί ο θόρυβος στις πηγές.

Στα συνθετικά δεδομένα αυτής της ενότητας ο θόρυβος προστέθηκε στον γραμμικό συνδυασμό των δύο πηγών για τις οποίες θυμίζουμε ότι η πρώτη ήταν περίπου 10 φορές πιο ισχυρή από την δεύτερη. Όταν προσθέτουμε θόρυβο συγκεκριμένου SNR αναφερόμαστε στον γραμμικό συνδυασμό των πηγών. Σε περιπτώσεις ισχυρού θορύβου είναι πολύ πιθανό ο θόρυβος να έχει μεγαλύτερη διακύμανση από την μικρή σε ισχύ πηγή, έτσι ο μετασχηματισμός PCA ο οποίος θα επιλέξει τις δύο κύριες συνιστώσες με βάση την μέγιστη διακύμανση είναι πιθανό να επιλέξει για δεύτερη συνιστώσα τον θόρυβο αντί τις μικρής σε ισχύ πηγής.

Χρόνος	Χωρ.απ CG-(cm)	Χωρ.απ Lor-(cm)	RDM CG	RDM Lor	Διαν.απο CG(cm)	θ CG(deg)	$\cos(\theta)$ (CG)
Πηγή 1							
[60 180]	0.1140	2.2361	0.0434	0.4573	1.8126	3.0079	0.9986
90	0.1133	2.2361	0.0434	0.4573	5.8144	2.9491	0.9987
115	0.1133	2.2361	0.0435	0.4573	3.5852	3.1380	0.9985
150	0.1133	2.2361	0.0435	0.4573	0.5902	3.1380	0.9985
Πηγή 2							
[60 180]	3.0062	3.0000	0.6604	1.2256	3.1880	145.5262	-0.8244
90	3.0062	3.0000	0.6604	1.2256	5.0974	34.4738	0.8244
115	3.0062	3.0000	0.6604	1.2256	4.5702	34.4738	0.8244
150	3.0062	3.0000	0.6604	1.2256	4.3238	34.4738	0.8244

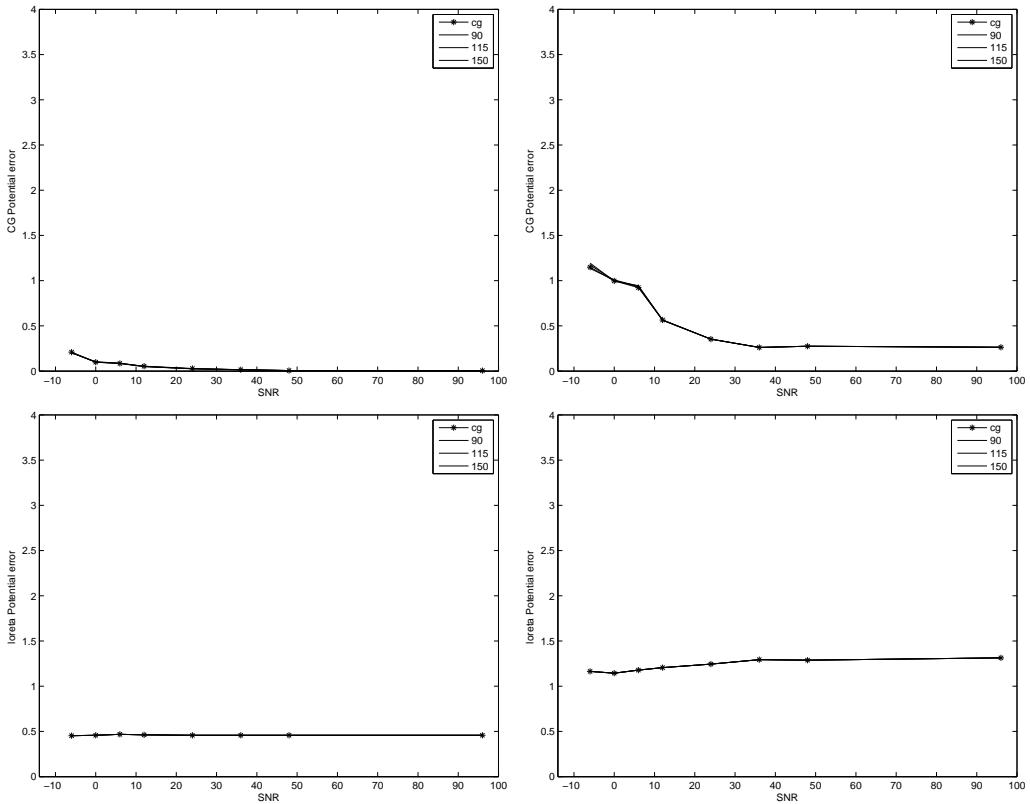
Πίνακας 5.4: Το σύνολο των μέτρων σύγκρισης (SNR =24 db)

Πηγή 1 — Πηγή 2



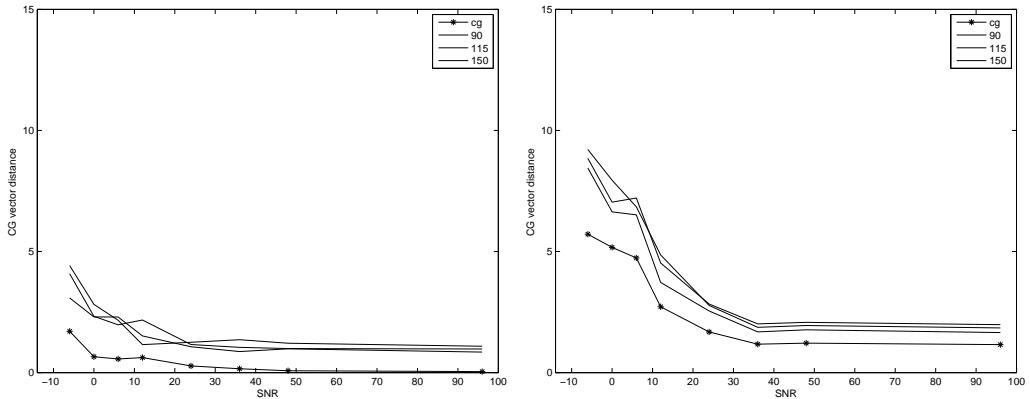
Σχήμα 5.40: Οι χωρικές αποστάσεις για τις μέσες τιμές των εκτιμώμενων διπόλων για τον CG πάνω και για τον Loreta κάτω. Παρατηρούμε ότι το εκτιμώμενο δίπολο για την πιο ισχυρή από τις δύο πηγές (πηγή 1) που εντοπίζει ο ICA είναι πολύ πιο κοντά στην λύση από ότι η δεύτερη.

Πηγή 1 — Πηγή 2

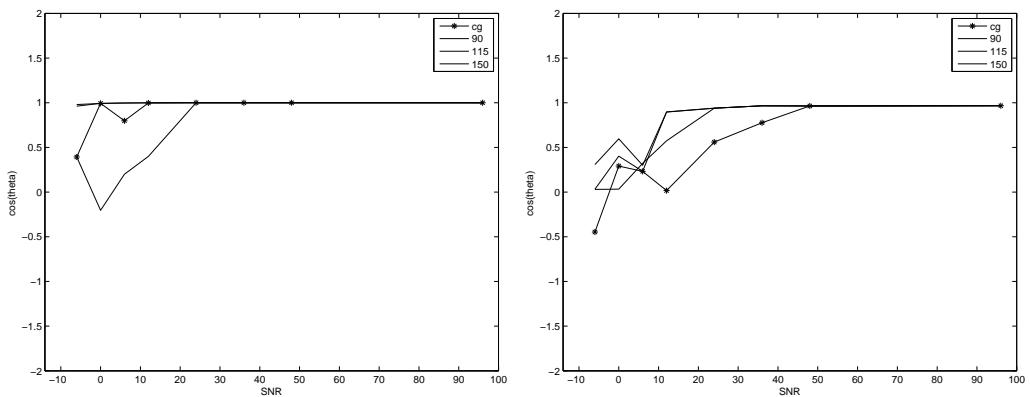


Σχήμα 5.41: Το RMD για τις μέσες τιμές των εκτιμώμενων διπόλων για τον CG πάνω και για τον Loreta κάτω. Παρατηρούμε ότι το εκτιμώμενο δίπολο για την πιο ισχυρή από τις δύο πηγές (πηγή 1) που εντοπίζει ο ICA είναι πολύ πιο κοντά στην λύση από ότι η δεύτερη.

$\Pi\eta\gamma\gamma 1$ ————— $\Pi\eta\gamma\gamma 2$



$\Sigma\chi\mu\alpha$ 5.42: Οι διανυσματικές απόσταση για τον CG.

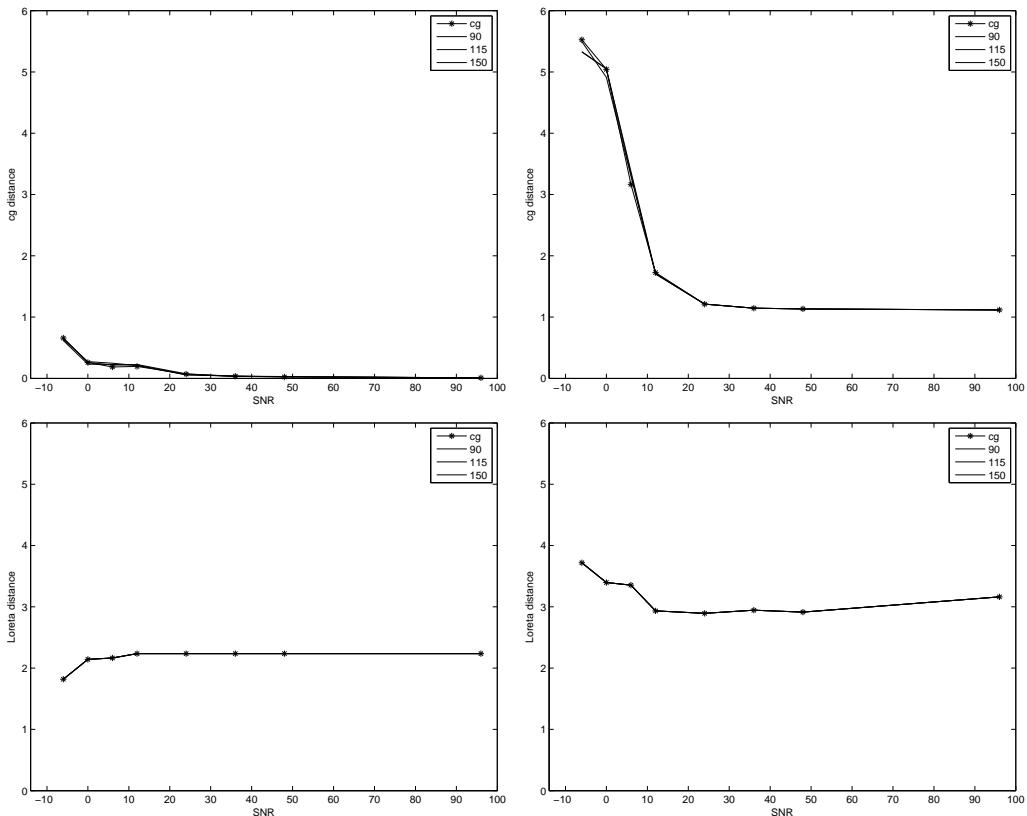


$\Sigma\chi\mu\alpha$ 5.43: Μέσες τιμές 10 εκτιμήσεων ανά SNR για το $\cos(\theta)$ μεταξύ αρχικού και εκτιμώμενου διπόλου.

5.1.6 Surrogate

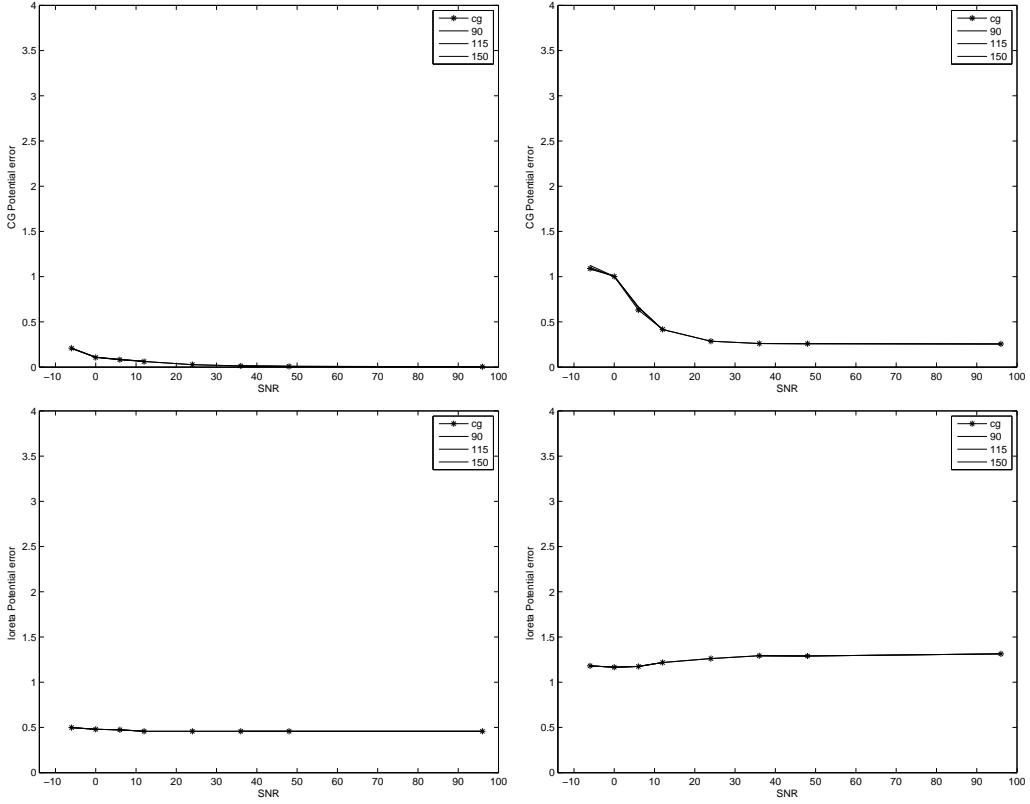
Όπως και στην προηγούμενη ενότητα με τα surrogate συνθετικά δεδομένα [36, 32], τα δεδομένα για αυτή την ενότητα κατασκευάστηκαν αλλάζοντας με τυχαίο τρόπο την χρονική αλληλουχία δειγμάτων που κατασκευάστηκαν με τον τρόπο που περιγράφαμε στην προηγούμενη ενότητα. Ο στόχος σε αυτή την ενότητα είναι να δούμε πώς επηρεάζεται ο αλγόριθμος από την συνδυασμένη χρήση PCA - ICA για τα surrogate δεδομένα. Έτσι θα συγκρίνουμε τα διαγράμματα αυτής της ενότητας τόσο με τα αντίστοιχα διαγράμματα της προηγούμενης ακριβώς ενότητας όσο και με αυτά της ενότητας με surrogate δεδομένα για ένα μόνο χρονικά μεταβαλλόμενο δίπολο.

Πηγή 1 —— Πηγή 2



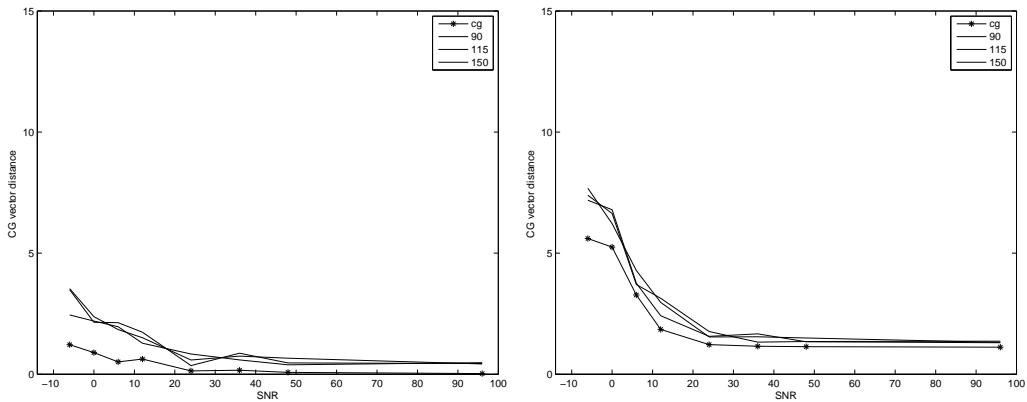
Σχήμα 5.44: Οι χωρικές αποστάσεις για τις μέσες τιμές των εκτιμώμενων διπόλων για τον CG πάνω και για τον Loreta κάτω. Παρατηρούμε ότι το εκτιμώμενο δίπολο για την πιο ισχυρή από τις δύο πηγές (πηγή 1) που εντοπίζει ο ICA είναι πολύ πιο κοντά στην λύση από ότι η δεύτερη.

Πηγή 1 — Πηγή 2

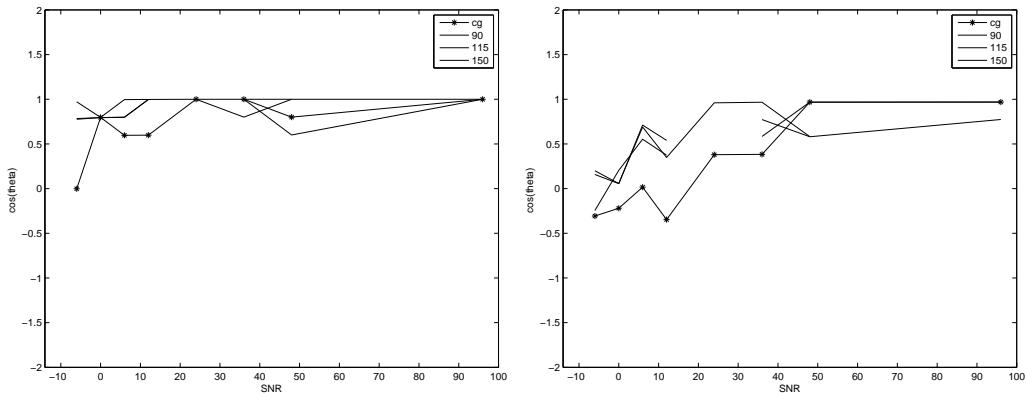


Σχήμα 5.45: Το RMD για τις μέσες τιμές των εκτιμώμενων διπόλων για τον CG πάνω και για τον Loreta κάτω. Παρατηρούμε ότι το εκτιμώμενο δίπολο για την πιο ισχυρή από τις δύο πηγές (πηγή 1) που εντοπίζει ο ICA είναι πολύ πιο κοντά στην λύση από ότι η δεύτερη.

Πηγή 1 — Πηγή 2



Σχήμα 5.46: Οι διανυσματικές αποστάσεις για τον CG.



Σχήμα 5.47: Μέσες τιμές 10 εκτιμήσεων ανά SNR για το $\cos(\theta)$ μεταξύ αρχικού και εκτιμώμενου διπόλου.

Αυτό που μπορούμε εύκολα να δούμε είναι ότι τα surrogate δεδομένα για τις δύο χρονικά μεταβαλλόμενες πηγές δείχνουν να μην επηρεάζονται σχεδόν καθόλου από το χρονικό ανακάτεμα των δειγμάτων. Εάν τα συγκρίνουμε με τα συνθετικά δεδομένα της προηγούμενης ενότητας δεν μπορούνε να εντοπίσουμε διαφορές παρά μόνο στα διαγράμματα που αφορούν την διανυσματική απόσταση και της την γωνία. Στα διαγράμματα αυτά παρατηρούμε ότι οι “τυχαίες” χρονικές στιγμές πλέον παίζουν το ρόλο της μέσης τιμής και πλησιάζουν την καμπύλη της μέσης τιμής. Εάν κοιτάζουμε την αντίστοιχη ενότητα για ένα χρονικά μεταβαλλόμενο δίπολο παρατηρούμε ότι οι αντίστοιχες μεταβολές ήταν αρκετά μεγαλύτερες. Οι διαφορές αυτές μεταξύ ενός και δύο

χρονικά μεταβαλλόμενων πηγών οφείλονται στην εξάλειψη του θορύβου λόγω της χρήσης PCA-ICA. Η ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες έχει σαν αποτέλεσμα μία συνιστώσα χωρίς καθόλου θόρυβο, συνήθως είναι η πιο ισχυρή πηγή, και μία συνιστώσα που ακολουθεί την λιγότερη ισχυρή πηγή αλλά περιέχει και κάποιο trend ανάλογο του θορύβου.

5.1.7 Grand Average σε συνθετικά δεδομένα.

Μία από τις πιο συνηθισμένες πρακτικές όταν δουλεύουμε με πραγματικά δεδομένα είναι να να χρησιμοποιούμε στην θέση του αρχικού εγκεφαλογραφήματος, μία μέση τιμή αυτού. Πιο συχνά χρησιμοποιείται η μέση προσπάθεια ενός υποκειμένου (average EEG) ενώ χρήσιμη πληροφορία για μία ομάδα υποκειμένων (ασθενών ή όχι) μπορούμε να εξάγουμε και το μέσο εγκεφαλογράφημα ολόκληρης της ομάδας (Grand Average). Έτσι για να έχουμε μία πιο αξιόπιστη αξιολόγηση της εφαρμογής των αλγόριθμων πάνω σε πραγματικά δεδομένα κρίνεται δόκιμο να εφαρμόσουμε αυτή την τεχνική πρώτα πάνω σε συνθετικά δεδομένα.

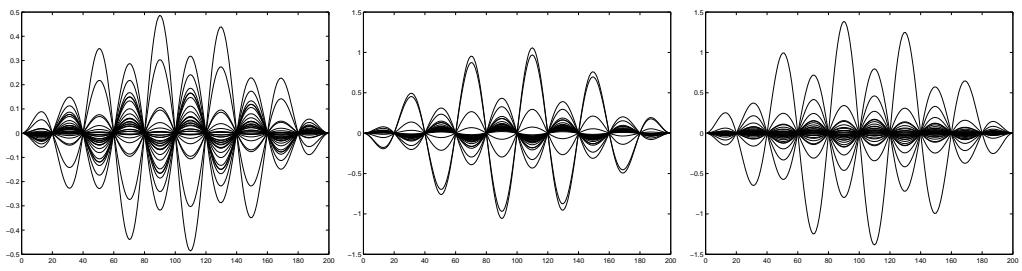
Για την κατασκευή αυτών των δεδομένων χρησιμοποιήσαμε τρία διαφορετικά αρχικά ηλεκτρικά δίπολα (d_1, d_2, d_3) που βρίσκονται στην ίδια περιοχή του εγκεφάλου. Τα δίπολα αυτά αντιπροσωπεύουν τρία διαφορετικά υποκείμενα των οποίων ο εγκέφαλος αντιδρά με “περίπου” τον ίδιο τρόπο.

Χρησιμοποιώντας ως βάση τα τρία αυτά δίπολα (d_1, d_2, d_3) κατασκευάσαμε 20 διαφορετικά δίπολα για κάθε ένα από αυτά που αντιπροσωπεύουν την διαφορετική αντίδραση του εγκεφάλου σε κάθε επανάληψη του πειράματος. Στην συνέχεια κατασκευάσαμε μία κυματομορφή για κάθε ένα από τα 60 δίπολα με την ίδια τεχνική που χρησιμοποιήσαμε και στις προηγούμενες παραγράφους και προσθέσαμε σε κάθε επανάληψη διαφορετικό θορύβου.

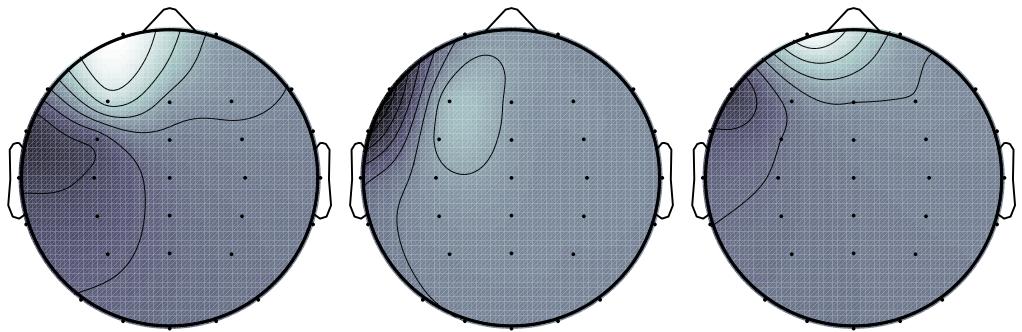
Τέλος υπολογίσαμε την μέση προσπάθεια (trial) για την ομάδα των τριών υποκειμένων.

Χρονικά μεταβαλλόμενα δίπολα ίδιας συχνότητας

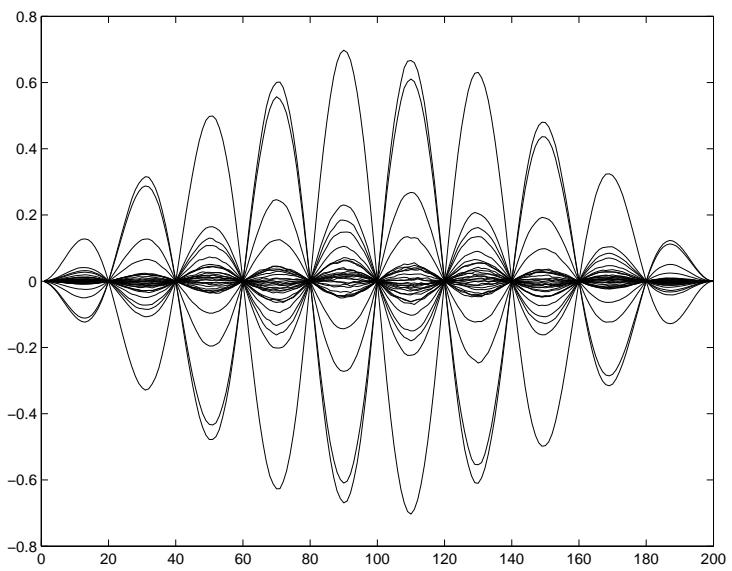
Στην πρώτη αυτή περίπτωση χρησιμοποιήσαμε ως αρχικά δίπολα τρία δίπολα της ίδια συχνότητας (5 Hz). Όπως μπορούμε να δούμε ότι εάν συγκρίνουμε τις εικόνες (5.48, 5.49) και τις (5.50, 5.51) τα grand average δυναμικά που εμφανίζονται στην επιφάνεια του κεφαλού μοιάζουν αρκετά με τα αρχικά δυναμικά. Βασική παρατήρηση είναι ότι οι πηγές του δυναμικού εμφανίζονται στην ίδια περιοχή του εγκεφάλου.



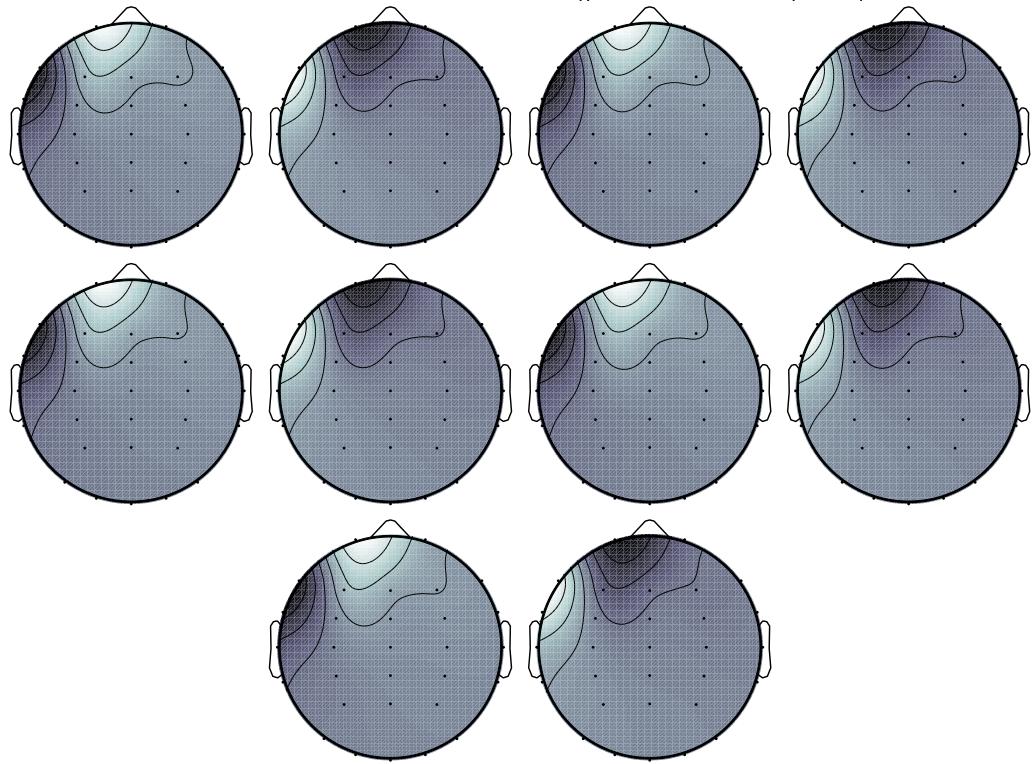
Σχήμα 5.48: Τα συνθετικά εγκεφαλογραφήματα για κάθε ένα από τα τρία αρχικά δίπολα.(5Hz)



Σχήμα 5.49: Τα αντίστοιχα δυναμικά όπως προβάλλονται στην επιφάνεια του κεφαλιού.(5Hz)



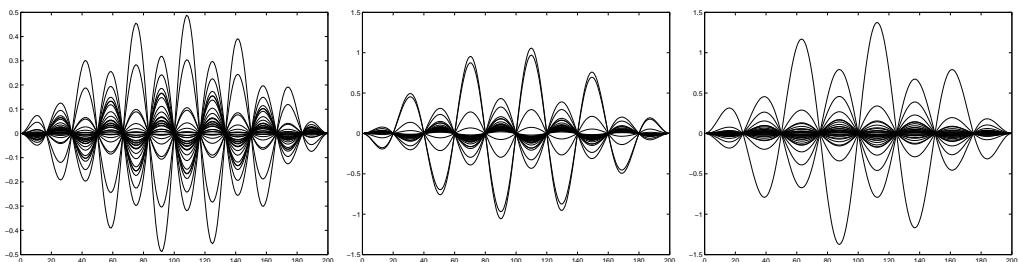
Σχήμα 5.50: Το grand Average σήμα για όλα τα ηλεκτρόδια



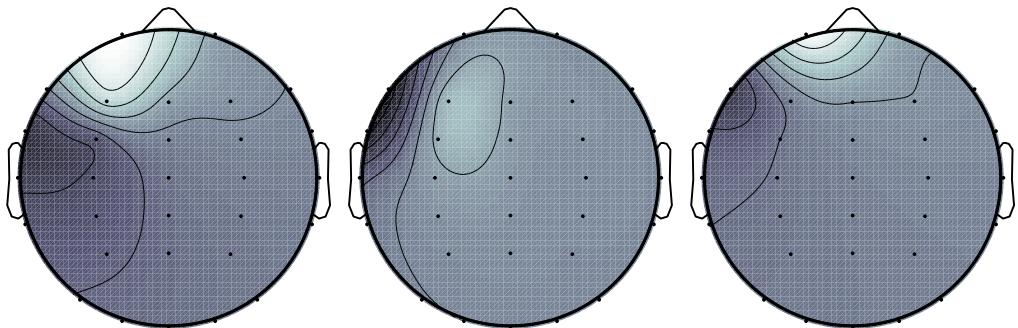
Σχήμα 5.51: Το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού για ανά 20 δείγματα για το το Grand average σήμα.

Χρονικά μεταβαλλόμενα δίπολα με διαφορετικές συχνότητες

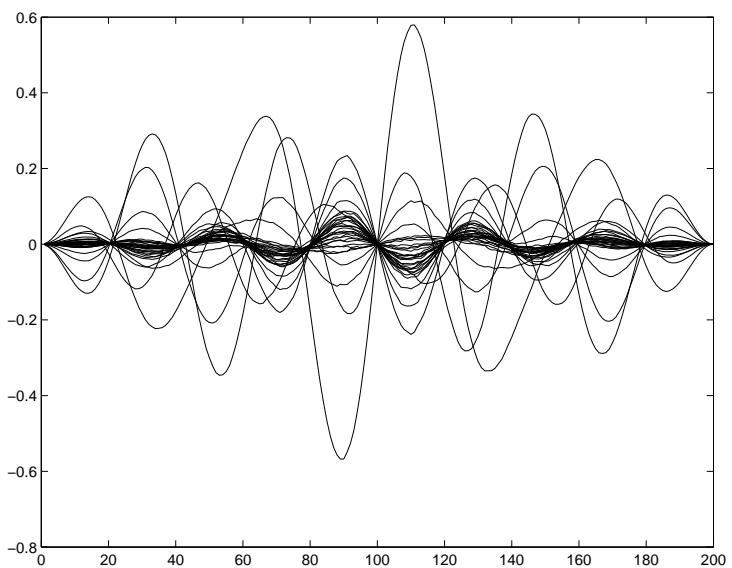
Στην δεύτερη περίπτωση δοκιμάσαμε τα ιδία αρχικά δίπολα ως πηγές αλλά αυτή την φορά η χρονική μεταβολή σε κάθε ένα από αυτά είχε διαφορετική συχνότητα. Σε αυτή την περίπτωση όπως βλέπουμε εάν συγκρίνουμε τις εικόνες (5.52, 5.53) και (5.54, 5.55) παρατηρούμε ότι το grand average δυναμικό επηρεάζεται πολύ περισσότερο από την προηγούμενη περίπτωση, όμως και πάλι πηγή του δυναμικού εμφανίζεται στην σωστή περιοχή του κεφαλιού.



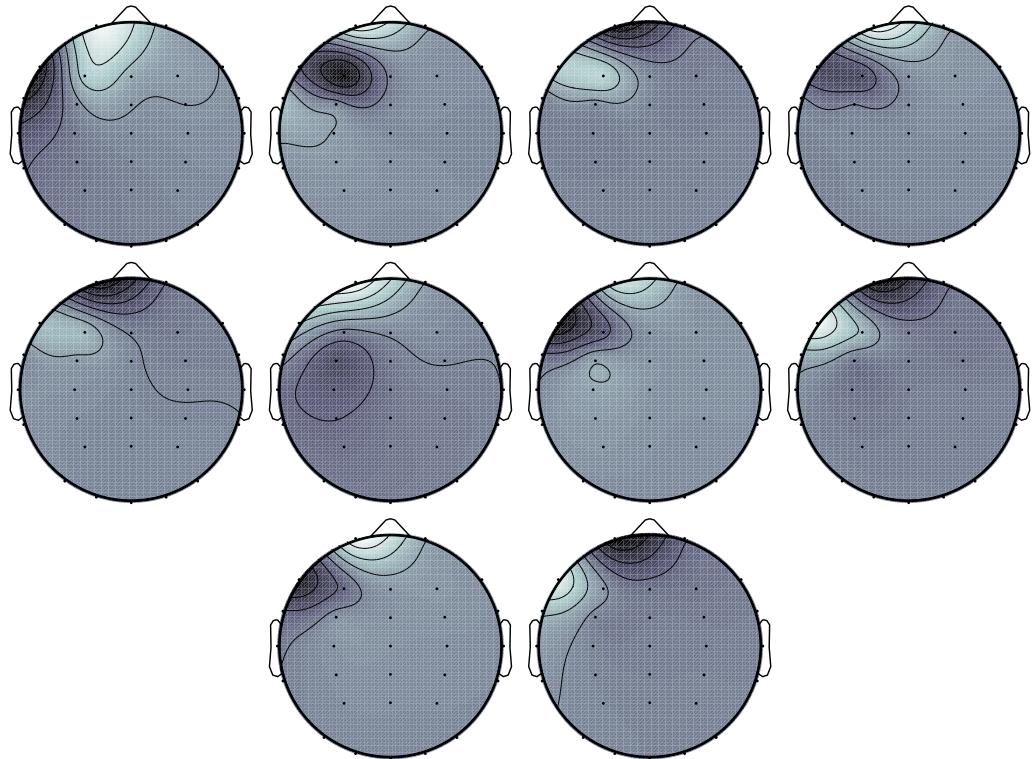
Σχήμα 5.52: Τα συνθετικά εγκεφαλογραφήματα για κάθε ένα από τα τρία αρχικά δίπολα. Από αριστερά προς τα δεξιά (6, 5, 4 Hz)



Σχήμα 5.53: Τα αντίστοιχα δυναμικά όπως προβάλλονται στην επιφάνεια του κεφαλιού. Από αριστερά προς τα δεξιά (6, 5, 4 Hz)



Σχήμα 5.54: Το grand Average σήμα για όλα τα ηλεκτρόδια



Σχήμα 5.55: Το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού για ανά 20 δείγματα για το το Grand average σήμα.

5.2 Πραγματικά δεδομένα

Στην ενότητα αυτή θα εφαρμόσουμε τον αλγόριθμο μας για αντίστροφο καθορισμό πηγής πάνω σε πραγματικά δεδομένα. Το αρχικό εγκεφαλογράφημα συνήθως περιέχει ισχυρό θόρυβο, έτσι χρίνεται αναγκαίο να γίνει κάποια προεξεργασία ώστε να ξεχωρίσει η πληροφορία που είναι σχετική με το πείραμα. Όπως είδαμε στην προηγούμενη ενότητα με τα συνθετικά δεδομένα, τεχνικές που χρησιμοποιούνται για ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες έχουν αποδειχθεί εξαιρετικά χρήσιμες στο κομμάτι τις προ επεξεργασίας των δεδομένων. Όμως η επιλογή των σχετικών με το πείραμα συνιστώσων αποτελεί μια ξεχωριστή και πολύ σημαντική διαδικασία όταν αναζητούμε τα κέντρα του εγκεφάλου που ενεργοποιούνται κατά την διάρκεια μιας εγκεφαλικής λειτουργίας.

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε συνοπτικά τρεις διαφορετικές προσεγγίσεις στο κομμάτι τις ανάλυσης και επιλογής συνιστώσων πάνω στα ίδια αρχικά δεδομένα. Τα αρχικά δεδομένα προέρχονται από ένα ηχητικό πείραμα P300 που εφαρμόστηκε τόσο σε υγιείς ανθρώπους όσο και σε μία ομάδα που πάσχουν από την νόσο του Alzheimer.

Το ακουστικό P300 παράγεται σύμφωνα με την μέθοδο του oddball paradigm, όταν ένα άτομο καλείται να διακρίνει κάποια ιδιαίτερα ακουστικά ερεθίσματα τα οποία τοποθετούνται τυχαία σε μία σειρά από συχνά ακουστικά ερεθίσματα και να υπολογίσει νοερά και να αναφέρει το πλήθος τους στο τέλος της εξέτασης. Το σήμα P300 θεωρείται ότι αντανακλά γνωσιακές πλευρές της πληροφοριακής διαδικασίας που περιλαμβάνουν την ταξινόμηση του ερεθίσματος, τον εκσυγχρονισμό του εσωτερικού μνημονικού διαγράμματος και ελεγχόμενες γνωσιακές διαδικασίες. Σχετίζεται δηλαδή με την συνειδητή επεξεργασία του πληροφοριακού υλικού. Ο τόπος παραγωγής του P300 παραμένει άγνωστος προς το παρόν. Αν και ο ιππόκαμπος σχετίζεται στενά με το P300 πιθανολογείται ότι διαφορετικές πηγές συμβάλλουν στην παραγωγή του καταγραμμένου σήματος.[6]

5.2.1 Περιγραφή δεδομένων του πειράματος P300

Η καταγραφή των προκλητών δυναμικών P300 πραγματοποιήθηκε σε 9 υγιείς ανθρώπους ηλικίας από 37 έως 74 ετών (έξι άντρες, τρεις γυναίκες), οι οποίοι δεν έχουν κάποιο ιστορικό νευρολογικής ή ψυχολογικής διαταραχής, και σε 9 ανθρώπους ηλικίας από 57 έως 88 ετών, που έχει επιβεβαιωθεί ότι πάσχουν από την νόσο Alzheimer (AD). Σε όλα τα ασθενή δείγματα έχει επιβεβαιωθεί άνοια, ήπιας μορφής τύπου Alzheimer σε πρώιμη κατάσταση, από ψυχομετρικές εξετάσεις και εγκεφαλική τομογραφία (CT). Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι δεν υπάρχει πλήρης αναλογία, φύλου και ηλικίας, μεταξύ ασθενών και υγειών δειγμάτων, παρ' όλα αυτά το δείγμα αυτό χρίνεται ικανοποιητικό για την αξιο-

λόγηση μεθόδων.

Τα προκλητά δυναμικά P300 καταγράφηκαν από 27 κανάλια. Τα ηλεκτρόδια 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 ως γείωση το ηλεκτρόδιο AF_z . Σύμφωνα με τις προδιαγραφές που θεσπίστηκαν στο Nuweret al (1998), τα σήματα έχουν υποστεί δειγματοληψία σε συχνότητα 1024Hz, περνώντας τα από ένα υψηπερατό φίλτρο με συχνότητα αποκοπής 0.016Hz, ένα χαμηλοπερατό φίλτρο με συχνότητα αποκοπής 60Hz και ένα notch φίλτρο στα 50 Hz (για την αφαίρεση θορύβου λόγω του ρεύματος τροφοδοσίας.) Το πείραμα αποτελούνταν από 40 ηχητικά σήματα συχνότητας 2kHz στα οποία το υποκείμενο έπρεπε να αντιδράσει (target tones 20%) και 160 ηχητικά σήματα συχνότητας 2kHz (non-target tones 80%) στα οποία δεν έπρεπε να έχουμε κάποια αντίδραση. Το χρονικό διάστημα μεταξύ δύο ηχητικών ερεθισμάτων ήταν 1.29 sec (ISI (intersymbol interference)). Για την διεξαγωγή του πειράματος όλα τα υποκείμενα βρίσκονταν καθήμενα και με κλειστά μάτια, σε κατάσταση χαλάρωσης, ενώ τους είχε δοθεί η οδηγία να ακούν προσεκτικά τα ηχητικά σήματα και να πατήσουν ένα κουμπί μόλις ακούσουν ένα ηχητικό σήμα - στόχο (target tone).

Στην διεξαγωγή του πειράματος καταγράφηκαν 10 sec από την εγκεφαλική δραστηριότητα κάθε δείγματος πριν και μετά την ακολουθία των 200 ηχητικών σημάτων του πειράματος. Σε όλη την διάρκεια του πειράματος καταγράφηκαν συνολικά 720 προσπάθειες υγειών και μη δειγμάτων, 360 προσπάθειες για κάθε κατηγορία δειγμάτων. Για κάθε προσπάθεια καταγραφής του προκλητού δυναμικού p300 του κάθε δείγματος καταγράφηκαν 599 δείγματα πριν το ηχητικό ερέθισμα και 700 αμέσως μετά. Το σύνολο των 1300 δειγμάτων καταγράφηκε σε κάθε προσπάθεια P300 με διάρκεια 1269.5 ms.

Ένα από τα βασικά προβλήματα που αντιμετωπίζει κανείς όταν ασχολείται με το πρόβλημα αντίστροφου καθορισμού πηγής είναι η επιλογή ποιου μέρους της πληροφορίας που παρέχει ένα εγκεφαλογράφημα, κατά την διάρκεια ενός πειράματος περιέχει πληροφορία σχετική με το πείραμα και ποιο κοινμάτι σχετίζεται με διαφορετικές λειτουργίες του εγκεφάλου.

Πιο συγκεκριμένα τα προκλητά δυναμικά που προέρχονται από ένα πείραμα όπως τα p300 έχουν σχετικά μικρή διάρκεια (< 1000ms) και μικρό πλάτος (< 10 μ V). Αντίθετα ένα κανονικό εγκεφαλογράφημα έχει σχεδόν δεκαπλάσιο πλάτος (100 μ V). Είναι λοιπόν εμφανές ότι ο λόγος του σήματος (ισχύς προκλητού δυναμικού - ERP) προς τον θόρυβο (ισχύς ολόκληρου του εγκεφαλογραφήματος - EEG) είναι μικρός.

Σημαντικό λοιπόν κοινμάτι στην διαδικασία του αντίστροφου καθορισμού πηγής είναι η προ επεξεργασία του αρχικού εγκεφαλογραφήματος για την εξαγωγή της σχετικής πληροφορίας με το εκάστοτε πείραμα. Στην συνέχεια θα

παρουσιαστούν τα συγκριτικά, αποτελέσματα της εφαρμογής των αλγορίθμων CG και loreta σε προ επεξεργασμένα δεδομένα από τρεις διαφορετικές μεθόδους.

5.2.2 Sheffield - Back projected Separated components

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήσαμε προέρχονται από το [21] και έχουμε χρησιμοποιήσει τα αποτελέσματα που προέρχονται από την παραπάνω έρευνα. Μία σύντομη περιγραφή αυτής της διαδικασίας είναι:

- PCA whitened, δηλαδή μηδενική μέση τιμή ,η διακύμανση ισούται με την μονάδα,και το κάθε principal component είναι ασυσχέτιστο.
- Για ICA χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Infomax. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιήθηκε για κάθε προσπάθεια ζεχωριστά.
- (Back- projection) προβολή των αρχικών συνιστωσών σε συγκεκριμένα ηλεκτρόδια και επιλογή αυτών που παρουσιάζουν μέγιστο μέσα στο χρονικό διάστημα που μας ενδιαφέρει $[t_1 \ t_2]$.

Για την αφαίρεση του θορύβου από το σήμα αρχικά αφαιρέθηκαν τα components στα οποία υπήρχε συχνή αλλαγή πρόσημου ενώ στην συνέχεια αφαιρέθηκαν και τα components των οποίων η μέγιστη απόλυτη τιμή υπερέβαινε ένα όριο.

- Για την ομαδοποίηση των υπολοίπων components ακολουθήθηκαν δύο χριτήρια επιλογής.
 - Αρχικά με βάση τις μέγιστες τιμές και την απόκριση στο ερέθισμα
 - Στην συνέχεια με βάση την ομοιότητα των στηλών στους mixing matrices
- k-means για την ομαδοποίηση components με ίδια χαρακτηριστικά
- Δευτερεύοντες ομάδες που περιέχουν τόσο θετικά όσο και αρνητικά peaks με παρόμοιες τοπολογίες και αποκρίσεις ενώθηκαν σε ένα μόνο component ανά trial

5.2.3 Concatenated trials backprojected signal - TSI-ICA

Χρησιμοποιώντας το αρχικό σετ δεδομένων σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιήθηκε μία διαφορετική μέθοδο, όχι τόσο για τον διαχωρισμό του αρχικού σήματος σε components, αλλά κυρίως στον τρόπο επιλογής των σημαντικότερων από αυτά.

Και σε αυτή την περίπτωση για τον διαχωρισμό του σήματος σε components χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Infomax [9] πάνω στα concatenated δεδομένα και έδωσε 27 ανεξάρτητα components.

Κάθε ανεξάρτητο component προβλήθηκε πίσω στα ηλεκτρόδια και υπολογίστηκε η μέση τιμή όλων των προσπαθειών. Για την χρονική περίοδο ενδιαφέροντος υπολογίστηκε η συσχέτιση του μέσου αυτού σήματος με τα αρχικά δεδομένα.

Για την επιλογή των βέλτιστων components χρησιμοποιήθηκε η μέση τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος της προβολής των επιλεγμένων components, μείον ενός, και της μέσης τιμής των προσπαθειών του εγκεφαλογραφήματος. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται αφαιρώντας κάθε φορά διαφορετικό component. Το component του οποίου η αφαίρεση έχει το μικρότερο τετραγωνικό σφάλμα αφαιρείται από την διαδικασία. Η επαναλήψεις σταματάνε όταν η καμία αφαίρεση component δεν οδηγεί σε μικρότερο σφάλμα. Όλα τα components που έμειναν από την προηγούμενη διαδικασία είναι αυτά τα οποία απορρίπτονται καθώς δεν περιέχουν πληροφορία σχετική με το πείραμα, τόσο στο πεδίο του χρόνου όσο και στο πεδίο της συχνότητας.

Το αποτέλεσμα της παραπάνω μεθόδου κατάφερε να χωρίσει την δραστηριότητα των προκλητών δυναμικών (ERP) σε ένα μικρό αριθμό components. Σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις όλη η πληροφορία συγκεντρώνεται σε ένα βασικό component ενώ ένα μικρότερο τμήμα της πληροφορίας μοιράζεται στα υπόλοιπα επιλεγμένα components.

Ένα πρόβλημα που συναντά κανείς με αυτήν την μέθοδο είναι ότι με τον υπολογισμό της μέσης τιμής των προσπαθειών του προκλητού δυναμικού χάνεται σημαντικό κομμάτι τις πληροφορίας και είναι πιθανό να μην προκύψει κάποιο P300 peak (5_2). Ενώ ένα ακόμη μειονέκτημα είναι ότι η μέθοδος αυτή δεν μπορεί να επικεντρώθει σε κάποιο μεμονωμένο peak αλλά λαμβάνει υπόψιν όλην την περιοχή ενδιαφέροντος.

Τα σετ που παρουσιάζονται πιο κάτω είναι σετ δεδομένων στα οποία ήταν εμφανείς η ύπαρξη κάποιου peak και βρέθηκε σχετικά μικρός αριθμός components.

5.2.4 Semi concatenated trials -Cardiff

Μία άλλη μέθοδος που χρησιμοποιήθηκε για τον διαχωρισμό components από το αρχικό P300 σετ δεδομένων είναι μία μέθοδος constrained blind source separation (CBSS) όπως έχει παρουσιαστεί στο [34]. Ο μέθοδος αυτή είναι μια προέκταση αλγορίθμου Infomax, που βασίζεται στην ελαχιστοποίηση της κοινής πληροφορίας, όπως αυτή καθορίζεται από ένα σήμα αναφοράς P300. Αυτό το σήμα αναφοράς αναγκάζει τον πίνακα αποδιαμόρφωσης (unmixing matrix) να διαχωρίσει τις πηγές ενός οπτικού ή ακουστικού σήματος P300 που προέρχονται από αντιστοιχα ερεθίσματα. Υπάρχουν δύο βασικές p300 συνιστώσες οι οποίες, η p3b η οποία αντιστοιχεί στο κλασσικό σήμα p300 στο οποίο τα ερεθίσματα προέρχονται από ένα ασυνήθιστο γεγονός μετά από μία σειρά συνηθισμένων σημάτων. Η συνιστώσα p3b αντιστοιχεί σε περιοχές του εγκεφάλου που βρίσκονται στο κέντρο και στο πίσω μέρος του εγκεφάλου σε αντίθεση με την συνιστώσα p3a που αφορά περιοχές του εγκεφάλου που βρίσκονται στο μπροστινό μέρος του εγκεφάλου.

Σε αυτή την περίπτωση έχουμε μόνο ένα component το οποίο περιέχει όλη την πληροφορία του αρχικού εγκεφαλογραφήματος που σχετίζεται με το πείραμα. Σε αυτού του τύπου τα δεδομένα δεν μας έχει δοθεί ο πίνακας διαμόρφωσης έτσι πρέπει να τον υπολογίσουμε εμείς.

Έστω ότι έχουμε το σύστημα

$$\chi = A * y \quad (5.8)$$

όπου με A συμβολίζουμε τον πίνακα διαμόρφωσης, με y το component και χ τα δεδομένα από το εγκεφαλογράφημα.

$$\begin{aligned} \chi * y^{-1} &= A * y * y^{-1} \\ \chi * y^{-1} &= A * scale \\ A &= (1/scale) * \chi * y' \\ \hat{\chi} &= A * y \end{aligned} \quad (5.9)$$

όπου $\hat{\chi}$ είναι το backprojected σήμα που προέρχεται από την ενεργοποίηση του component y .

5.2.5 Προεπεξεργασία δεδομένων για την εφαρμογή του αλγορίθμου.

Πριν παρουσιάσουμε τα αποτελέσματα των δύο αλγόριθμων στα πραγματικά δεδομένα θα κάνουμε μία σύντομη περιγραφή της επεξεργασίας που κάναμε σε

αυτά τα δεδομένα. 'Οπως περιγράφαμε και σε προηγούμενη ενότητα ένα σημαντικό κομμάτι για την επίλυση του προβλήματος του αντίστροφου καθορισμού πηγής είναι είναι ο διαχωρισμός και επιλογή της σημαντικής πληροφορίας του πειράματος. Ο διαχωρισμός αυτός γίνεται με την επιλογή κάποιων συνιστώσων. 'Εστω λοιπόν οι συνιστώσες S και ο αντίστοιχος πίνακας μίξης M . Στόχος τώρα είναι να ανακατασκευάσουμε το εγκεφαλογράφημα F προβάλλοντας μόνο τις επιλεγμένες συνιστώσες για την κάθε μέθοδο. Δηλαδή

$$F = MS \quad (5.10)$$

Κατά την διάρκεια της εφαρμογής του αλγορίθμου στα προ επεξεργασμένα δεδομένα παρατηρήσαμε την τάση του αλγορίθμου να τοποθετεί τις εκτιμώμενες λύσεις πολύ κοντά στο ηλεκτρόδιο με την μεγαλύτερη κατά απόλυτη τιμή μετρούμενου δυναμικού. Η συμπεριφορά αυτή του αλγορίθμου είναι αναμενόμενη εάν θυμηθούμε δύο βασικές υποθέσεις που έχουμε κάνει για την υλοποίηση αυτού του αλγορίθμου. Η πρώτη είναι ότι το ηλεκτρικό πεδίο του εγκεφάλου είναι είναι ένα ομογενές και ισοτροπικό και η δεύτερη είναι η ίδια η συνάρτηση κόστους που προσπαθεί να ελαχιστοποιήσει την μέση διαφορά δυναμικού μεταξύ μετρούμενου και εκτιμώμενου δυναμικού σε κάθε επανάληψη.

Με την τοποθέτηση ενός ηλεκτρικού δίπολου, με ορισμένη κατεύθυνση στο εσωτερικό ενός τέτοιου πεδίου, πρέπει να περιμένουμε ότι τα ηλεκτρόδια που βρίσκονται πιο κοντά στον θετικό πόλο του δίπολου, καταγράφουν θετικά δυναμικά ενώ τα ηλεκτρόδια που βρίσκονται πιο κοντά στον αρνητικό πόλο, καταγράφουν αρνητικά δυναμικά. 'Όμως τα δυναμικά από τα προ επεξεργασμένα δεδομένα δεν περνούν γραμμικά από τα αρνητικά δυναμικά στα θετικά ενώ συχνά παρατηρείται το φαινόμενο τα backprojected δυναμικά να έχουν όλα το ίδιο πρόσημο. 'Ετσι καθώς είναι αδύνατο να εκτιμήσουμε ένα δίπολο το οποίο πλησιάζει αυτό το δυναμικό η συνάρτηση κόστους οδηγεί το θετικό ή τον αρνητικό πόλο του δίπολου πάνω στο αντίστοιχο και μεγαλύτερο κατά απόλυτη τιμή μετρούμενο δυναμικό στα ηλεκτρόδια.

'Ένας τρόπος για να αντιμετωπίσουμε την συμπεριφορά αυτή του αλγορίθμου είναι να χρησιμοποιήσουμε έναν γραμμικό μετασχηματισμό του πίνακα μίξης για την προβολή των συνιστώσων πίσω στα ηλεκτρόδια. Ο γραμμικός συνδυασμός που χρησιμοποιήθηκε είναι η αφαίρεση του median του πίνακα μίξης. Εάν θυμηθούμε τον τρόπο καταγραφής των δυναμικών από τον εγκεφαλογράφο θα παρατηρήσουμε ότι οι μετρήσεις που καταγράφονται είναι οι διαφορές δυναμικού σε σχέση με ένα ηλεκτρόδιο αναφοράς. Με την αφαίρεση του median από τον πίνακα μίξης στην ουσία χρησιμοποιούμε σαν ηλεκτρόδιο αναφοράς το αντίστοιχο ηλεκτρόδιο.

$$F = (M - median(M))S \quad (5.11)$$

Η αλλαγή αυτή χωρίζει τα δυναμικά των ηλεκτροδίων σε θετικά και αρνητικά και έτσι πλησιάζουμε σε τοπολογίες δυναμικών που είναι δυνατόν αν ερμηνευτούν με ένα ηλεκτρικό δίπολο.

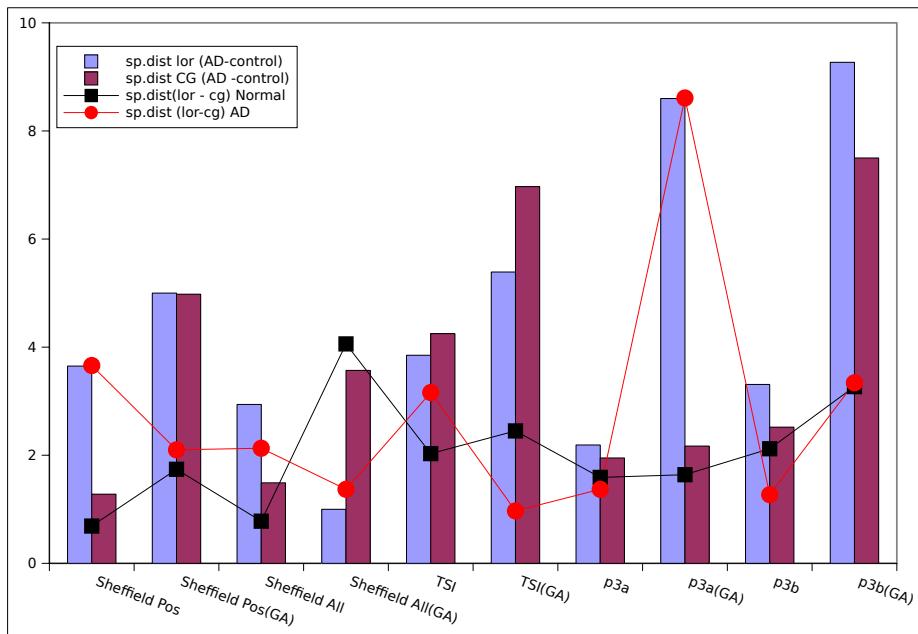
5.2.6 Συγκριτικά τα αποτελέσματα και για τις τρεις μεθόδους

Για την ευκολότερη περιγραφή του συνόλου των μεθόδων στη παράγραφο αυτή θα χρησιμοποιήσουμε την αρίθμηση που φαίνεται στον πίνακα (5.5). Για την αξιολόγηση των δεδομένων χρησιμοποιήσαμε δύο διαφορετικές τεχνικές ανά μέθοδο και έτσι έχουμε ένα σύνολο 10 διαφορετικών μεθόδων. Έτσι στις μεθόδους [1,3,5,7,9] χρησιμοποιήσαμε το μέσο backprojected EEG ανά subject και υπολογίσαμε την μέσο δίπολο από τις λύσεις αυτές για την κάθε κλάση (μέσο δίπολο των σημάτων). Ενώ στις μεθόδους [2,4,6,8,10] χρησιμοποιήσαμε το μέσο backprojected EEG για την κάθε κλάση και υπολογίσαμε το δίπολο πηγή από αυτό το σήμα.(Grand Average - δίπολο μέσου σήματος).

1	SheffieldPos	Η μέθοδος που περιγράφηκε στην ενότητα 5.2.2 χρησιμοποιώντας μόνο τις θετικές κορυφές
2	SheffieldPos(GA)	To Grand Average της 1
3	SheffieldAll	Η μέθοδος που περιγράφηκε στην ενότητα 5.2.2 χρησιμοποιώντας θετικές και αρνητικές κορυφές
4	SheffieldAll(GA)	To Grand Average της 3
5	TSI	Η μέθοδος που περιγράφηκε στην ενότητα 5.2.3
6	TSI (GA)	To Grand Average της 5
7	Cardiff p3a	To p3a component της μεθόδου που περιγράφηκε στην ενότητα 5.2.4
8	Cardiff p3a (GA)	To Grand Average της 7
9	Cardiff p3b	To p3a component της μεθόδου που περιγράφηκε στην ενότητα 5.2.4
10	Cardiff p3b (GA)	To Grand Average της 9

Πίνακας 5.5: Πίνακας με την αρίθμηση των μεθόδων που χρησιμοποιούνται στο κείμενο.

Στα επόμενα διαγράμματα μπορούμε να δούμε τις αποστάσεις μεταξύ των εκτιμώμενων λύσεων τόσο για τα πραγματικά όσο και για τα συνθετικά δεδομένα. Ένα σημαντικό πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε στην ανάλυση των πραγματικών δεδομένων είναι ότι δεν έχουμε κάποιο αξιόπιστο κριτήριο με το οποίο να μπορούμε να ελέγξουμε τα αποτελέσματα. Για αυτόν ακριβώς τον

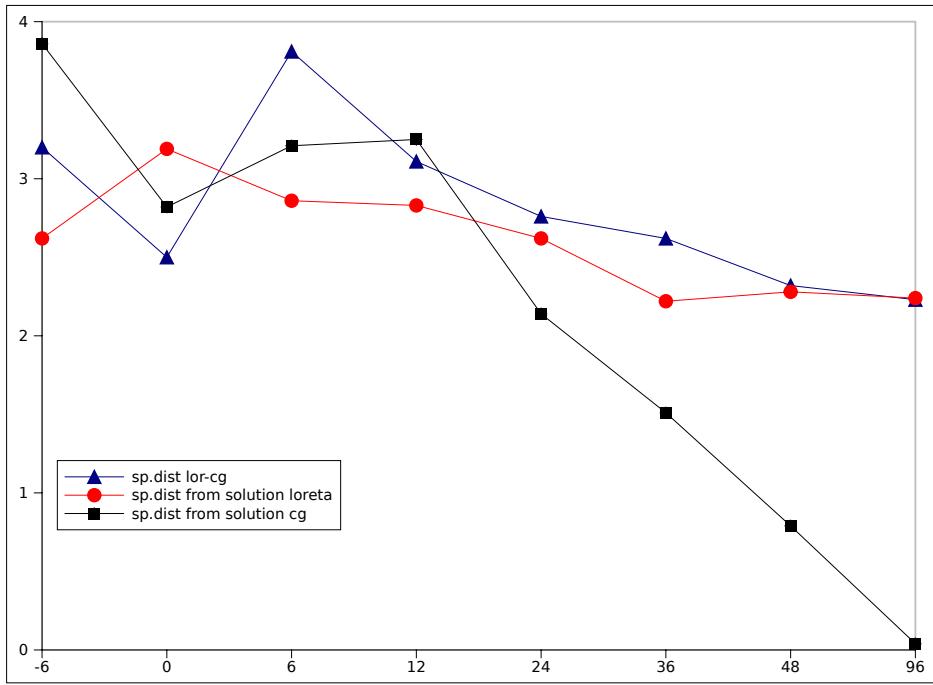


Σχήμα 5.56: Στον οριζόντιο άξονα έχουμε τις διαφορετικές μεθόδους ενώ στον κατακόρυφο άξονα έχουμε την χωρική απόσταση σε cm. Οι στήλες εκφράζουν την χωρική απόσταση μεταξύ των κλάσεων υγιών- ασθενών για τους αλγορίθμους Loreta και CG. Η γραμμή με τους τετραγωνικούς δείκτες εκφράζει την χωρική απόσταση μεταξύ των λύσεων των δύο αλγορίθμων για την κλάση των υγιών ενώ με τους κυκλικούς δείκτες φαίνεται η ίδια απόσταση για την κλάση των ασθενών.

λόγο θα περιοριστούμε στην ανάλυση των δεδομένων βάση των συμπερασμάτων που έχουμε βγάλει από τα συνθετικά δεδομένα.

Στο σχήμα (5.56) βλέπουμε με στις στήλες τις χωρικές αποστάσεις μεταξύ των μέσων τιμών της κάθε κλάσης για όλες τις μεθόδους εξαγωγής συνιστώσων, ενώ με τις γραμμές φαίνονται οι αντίστοιχες χωρικές αποστάσεις των λύσεων που προέκυψαν από τους δύο αλγόριθμους. Παρατηρούμε ότι για τον αλγόριθμο CG μεγάλες αποστάσεις (3 cm) δίνουν οι μέθοδοι [2,4,5,6,10] ενώ για τον Loreta [1,2,3,5,6,8,9,10]. Η διαφορές αυτές δείχνουν λογικές εάν λάβουμε υπ' όψιν ότι οι δύο αλγόριθμοι στα συνθετικά δεδομένα παρουσιάζουν αποκλίσεις στις λύσεις τους μεταξύ 2 και 4 εκατοστών (5.57). Οι διαφορές αυτές, όπως έχουμε αναφέρει και σε προηγούμενη παράγραφο, υπάρχουν κυρίως λόγω του πλέγματος πάνω στο οποίο δίνει λύσεις ο αλγόριθμος Loreta.

Έτσι πιο ασφαλή συμπεράσματα μπορούμε να πούμε ότι θα λάβουμε από τις μεθόδους εξαγωγής συνιστώσων για τις οποίες συμφωνούν και οι δύο αλγό-



Σχήμα 5.57: Στον οριζόντιο άξονα έχουμε τις διαφορετικές περιπτώσεις SNR από τα συνθετικά δεδομένα. Η γραμμή με τους τριγωνικούς δείκτες εκφράζει την χωρική απόσταση μεταξύ των δύο μεθόδων, η γραμμή με τους κύκλους εκφράζει την χωρική απόσταση από την πραγματική λύση για τον αλγόριθμο Loreta, ενώ η γραμμή τους τετραγωνικούς δείκτες την χωρική απόσταση από την πραγματική λύση για τον Αλγόριθμο CG.

ριθμοί. Αυτές τις προϋποθέσεις δείχνουν να πληρούν οι μέθοδοι [2,5,6,10].

Ένα άλλο σημείο που αξίζει να εξετάσουμε είναι οι **ισοδυναμικές καμπύλες** του εκτιμώμενου δυναμικού για τα αποτελέσματα των μεθόδων μεταξύ των δύο κλάσεων. Στα σχήματα (5.64-5.66) φαίνονται οι τοπολογίες από τον αλγόριθμο CG για την κλάση των υγιών ανθρώπων ενώ στα σχήματα (5.67-5.69) φαίνονται οι αντίστοιχες τοπολογίες για την κλάση των ασθενών. Στα σχήματα αυτά παρατηρούμε ότι το δίπολο στις περισσότερες μεθόδους τοποθετείται στο κέντρο του κεφαλιού με τον θετικό πόλο να να δείχνει στο εμπρός μέρος του κεφαλιού. Αντίθετα για την κλάση των υγιών το δίπολο δείχνει μία μετατόπιση προς τα μπροστά ενώ ο θετικός πόλος δείχνει το πίσω μέρος του κεφαλιού.

Στις αντίστοιχες εικόνες για με τις τοπολογίες του δυναμικού στην επιφάνεια του κεφαλιού από τον αλγόριθμο loreta σχήματα (5.70- 5.72 και 5.73- 5.75) βλέπουμε τα αποτελέσματα σε στις περισσότερες περιπτώσεις να συμφωνούν με τα αποτελέσματα του CG. Βέβαια σε αυτή την περίπτωση δεν έχουμε

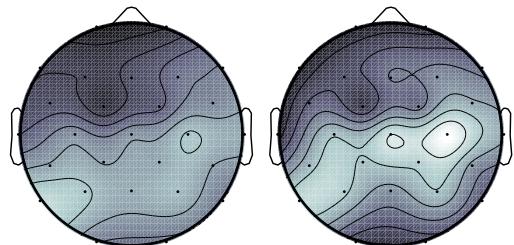
θετικό και αρνητικό πόλο αλλά ενεργές και λιγότερο ενεργές περιοχές.

Σημαντικές διαφορές μεταξύ των δύο αλγορίθμων (cg -loreta), παρατηρούνται μόνο στο grand Average για την μέθοδο p3a [8] όπου οι δύο αλγόριθμοι δείχνουν εντελώς διαφορετικές θέσεις για το δίπολο. Σε αυτή την περίπτωση καλό θα ήταν να εξετάσουμε την τοπολογία του δυναμικού που έχουμε απ' ευθείας από τα δεδομένα (5.63) όπου μπορούμε να δούμε ότι η εκτίμηση του Cg είναι αρκετά καλύτερη από αυτή του loretta.

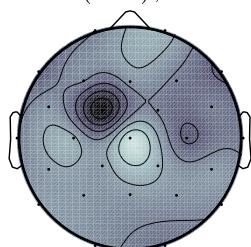
Mέθοδος	Xωρ.απ lor	Xωρ.Απ cg	Διαν.απ cg	Size(Norm) cg	Size(Ad) cg	theta cg
SheffPos	3.65	1.28	26.2	9.53	24.33	90.22
SheffPos(GA)	5	4.98	54.42	10.61	47.92	121.28
SheffAll	2.94	1.49	27.3	13.01	16.66	133.13
SheffAll(GA)	1	3.57	27.28	14.25	13.63	151.79
TSI	3.85	4.25	60.49	24.82	47.63	108.66
TSI(GA)(10e-3)	5.39	6.97	7.12	0.49	0.35	157.78
p3a (10e-3)	2.19	1.95	5.1	5.67	1.49	43.94
p3a(GA) (10e-3)	8.6	2.17	5.59	4.12	3.54	84.2
p3b (10e-3)	3.31	2.52	2.52	0.28	0.21	26.2
p3b(GA) (10e-3)	9.27	7.5	7.55	0.09	0.83	119.05

Πίνακας 5.6: Συγκριτικός πίνακας αποστάσεων μεταξύ των δύο κλάσεων (υγιών - ασθενών). Στις δύο πρώτες στήλες φαίνονται οι αποστάσεις μεταξύ των μέσων εκτιμώμενων διπόλων για τις μεθόδους. Ενώ στην τρίτη στήλη φαίνεται η διανυσματική απόσταση των δύο κλάσεων για την τα μέσα εκτιμώμενα δίπολα από τον CG.

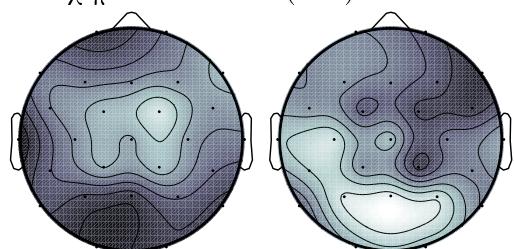
Original Grand Average -Controls



Σχήμα 5.58: Sheffield Pos(GA), Sheffield All(GA) -Control



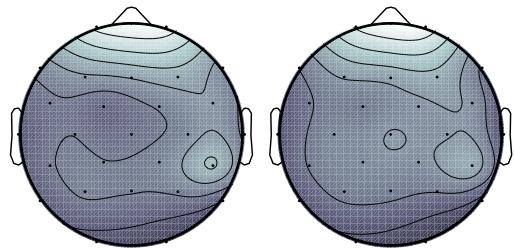
Σχήμα 5.59: TSI (GA) -Control



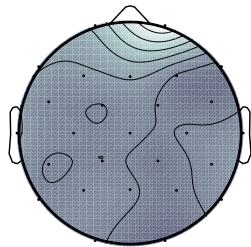
Σχήμα 5.60: p3a(GA),p3b(GA)-Control

Εδώ βλέπουμε τα δυναμικά του grand average σήματος, όπως προβάλλονται στην επιφάνεια του κεφαλιού για την χλάση των υγιών ανθρώπων. Τα δυναμικά αυτά προέρχονται απ' ευθείας από τα δεδομένα και με βάση τα δυναμικά αυτά καλούμαστε να εντοπίσουμε το ηλεκτρικό δίπολο στο εσωτερικό του κεφαλιού.

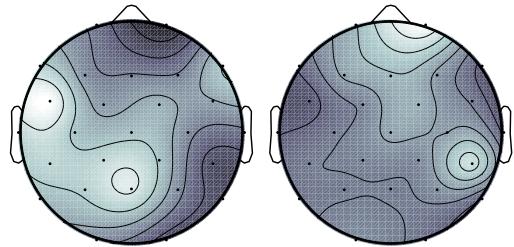
Original Grand Average -Ad



Σχήμα 5.61: Sheffield Pos(GA), Sheffield All(GA) -Ad



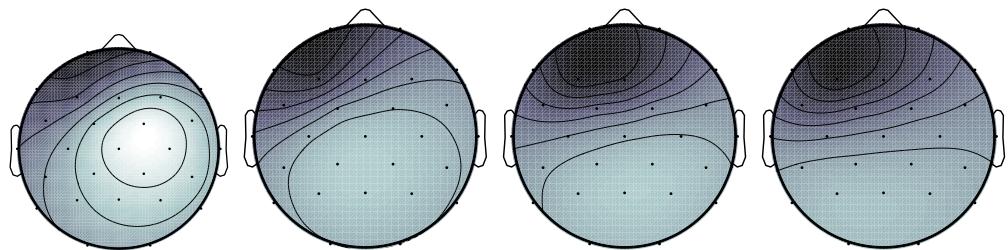
Σχήμα 5.62: TSI, TSI (GA) -Ad



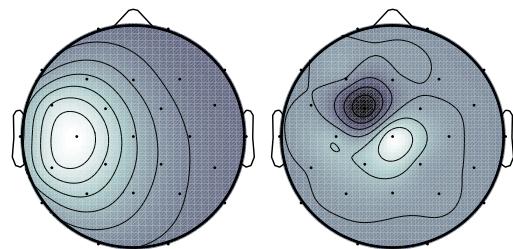
Σχήμα 5.63: p3a(GA),p3b(GA)-Ad

Τα δυναμικά του grand average σήματος, όπως προβάλλονται στην επιφάνεια του κεφαλιού για την χλάση των ασθενών ανθρώπων. Τα δυναμικά αυτά προέρχονται απ' ευθείας από τα δεδομένα και με βάση τα δυναμικά αυτά καλούμαστε να εντοπίσουμε το ηλεκτρικό δίπολο στο εσωτερικό του κεφαλιού.

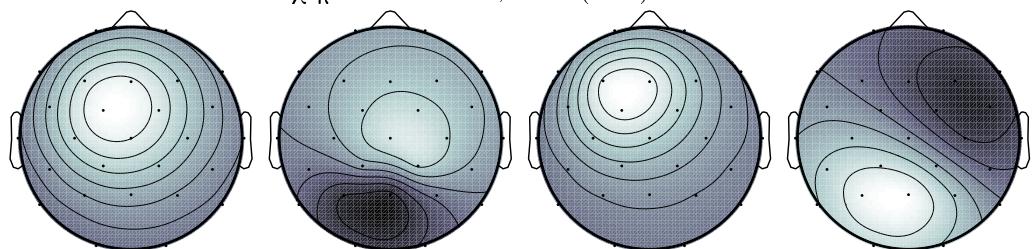
Conjugate Gradient



Σχήμα 5.64: Sheffield Pos ,Sheffield Pos(GA),Sheffield All,Sheffield All(GA)
- Control

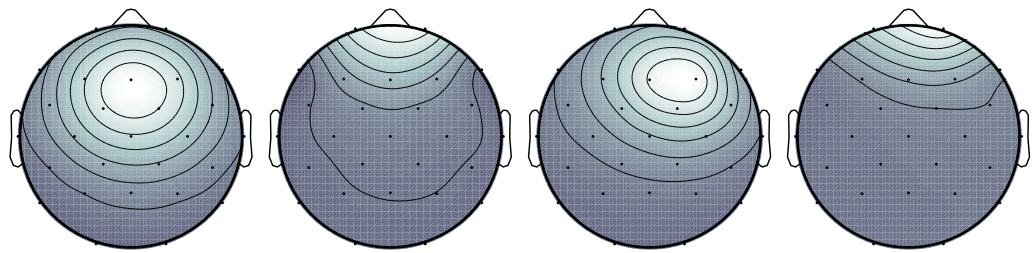


Σχήμα 5.65: TSI, TSI (GA) -Control

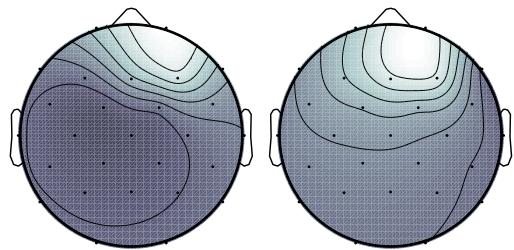


Σχήμα 5.66: p3a,p3a(GA),p3b,p3b(GA)-Control

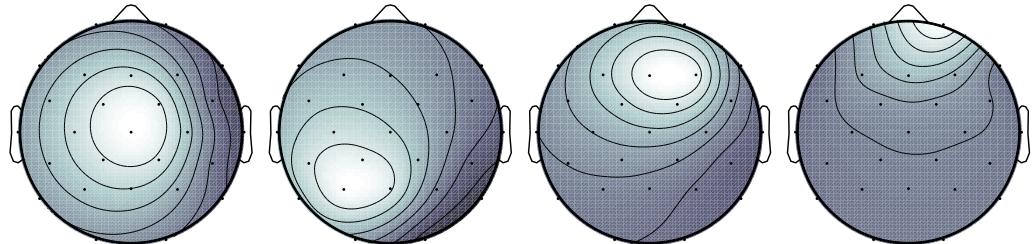
Τα δυναμικά για την κλάση των υγιών ανθρώπων που υπολογίσθηκαν χρησιμοποιώντας την λύση του ευθύ προβλήματος έχοντας ως πηγή ή δίπολο τη λύση του αλγόριθμου Conjugate Grandient. Είναι δηλαδή η λύση του ευθύ προβλήματος για το εκτιμώμενο δίπολο.



$\Sigma\chi\eta\mu\alpha$ 5.67: Sheffield Pos ,Sheffield Pos(GA),Sheffield All,Sheffield All(GA)-AD



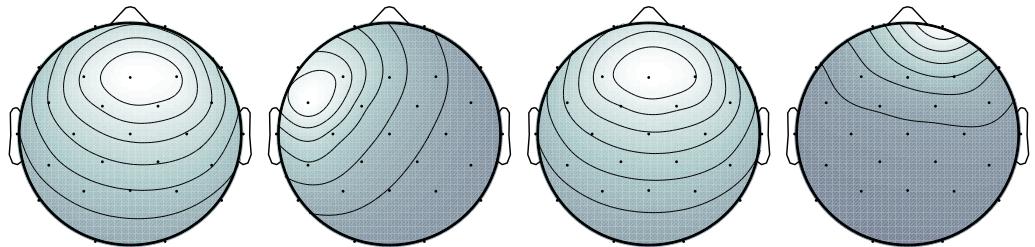
$\Sigma\chi\eta\mu\alpha$ 5.68: TSI, TSI (GA)-AD



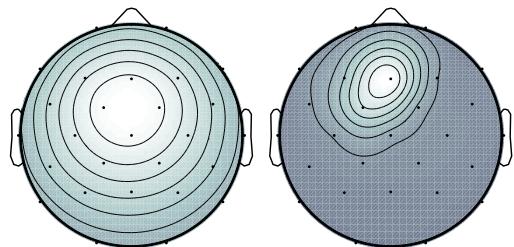
$\Sigma\chi\eta\mu\alpha$ 5.69: p3a,p3a(GA),p3b,p3b(GA)

Τα δυναμικά για την κλάση των ασθενών ανθρώπων που υπολογίσθηκαν χρησιμοποιώντας την λύση του ευθύ προβλήματος έχοντας ως πηγή, το δίπολο λύση του αλγόριθμου Conjugate Grandient. Είναι δηλαδή η λύση του ευθύ προβλήματος για το εκτιμώμενο δίπολο.

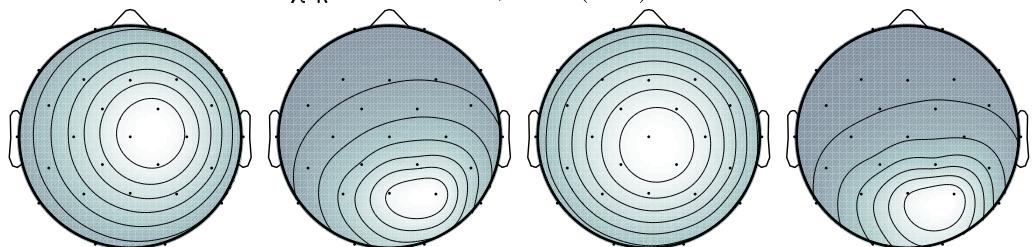
Loreta



Σχήμα 5.70: Sheffield Pos ,Sheffield Pos(GA),Sheffield All,Sheffield All(GA)
- Control

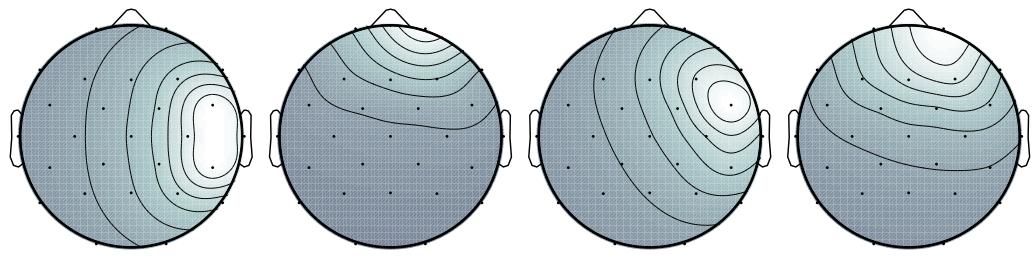


Σχήμα 5.71: TSI, TSI (GA) -Control

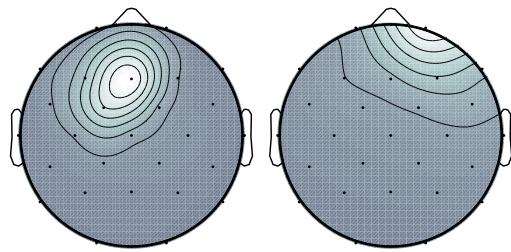


Σχήμα 5.72: p3a,p3a(GA),p3b,p3b(GA)-Control

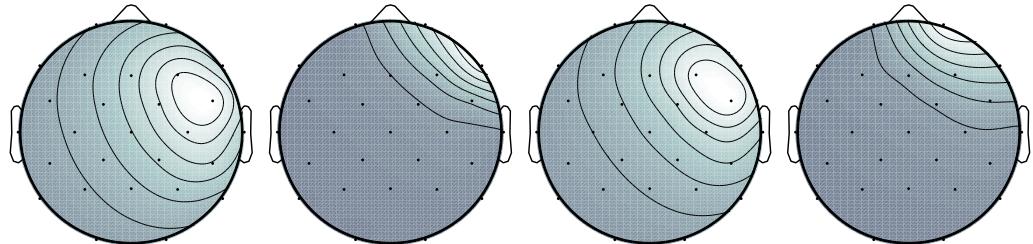
Τα δυναμικά για την κλάση των υγιών ανθρώπων που υπολογίσθηκαν χρησιμοποιώντας την λύση του ευθύ προβλήματος έχοντας ως πηγή, το δίπολο λύση του αλγόριθμου Loreta. Είναι δηλαδή η λύση του ευθύ προβλήματος για το εκτιμώμενο δίπολο.



$\Sigma\chi\eta\mu\alpha$ 5.73: Sheffield Pos ,Sheffield Pos(GA),Sheffield All,Sheffield All(GA)-AD



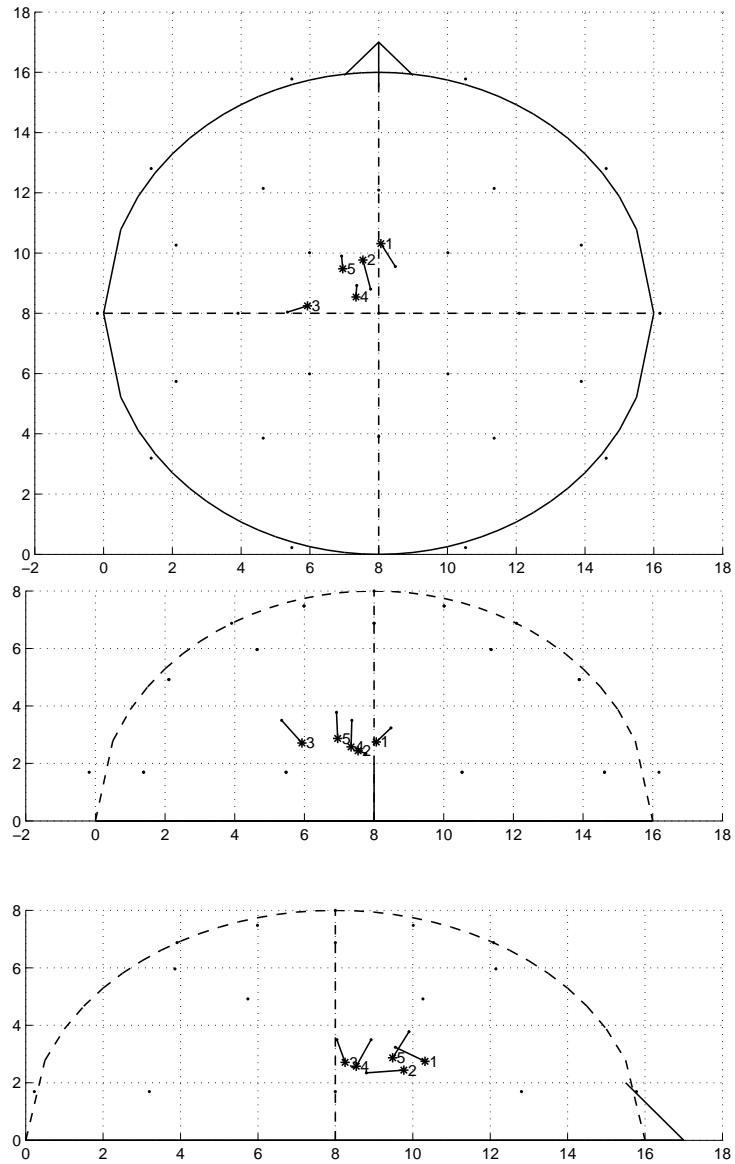
$\Sigma\chi\eta\mu\alpha$ 5.74: TSI, TSI (GA)-AD



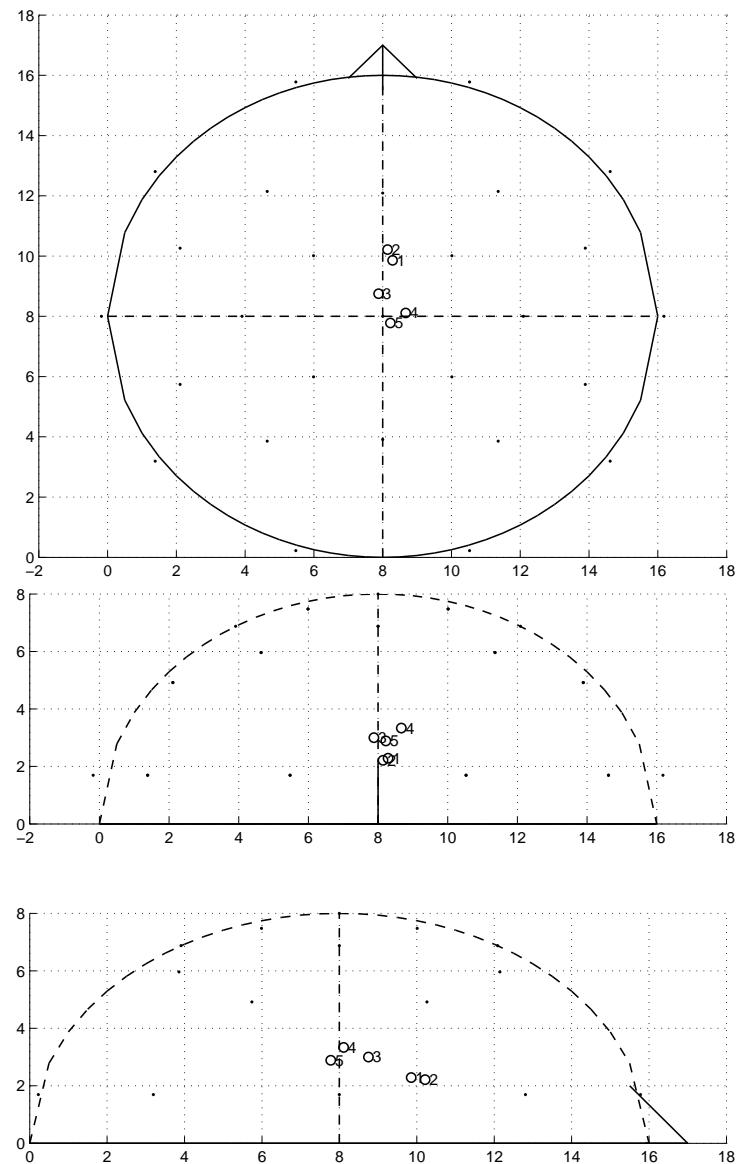
$\Sigma\chi\eta\mu\alpha$ 5.75: p3a,p3a(GA),p3b,p3b(GA)

Τα δυναμικά για την χλάση των ασθενών ανθρώπων που υπολογίσθηκαν χρησιμοποιώντας την λύση του ευθύ προβλήματος έχοντας ως πηγή, το δίπολο λύση του αλγόριθμου Loreta. Είναι δηλαδή η λύση του ευθύ προβλήματος για το εκτιμώμενο δίπολο.

Υγιείς - Μέσο δίπολο των σημάτων

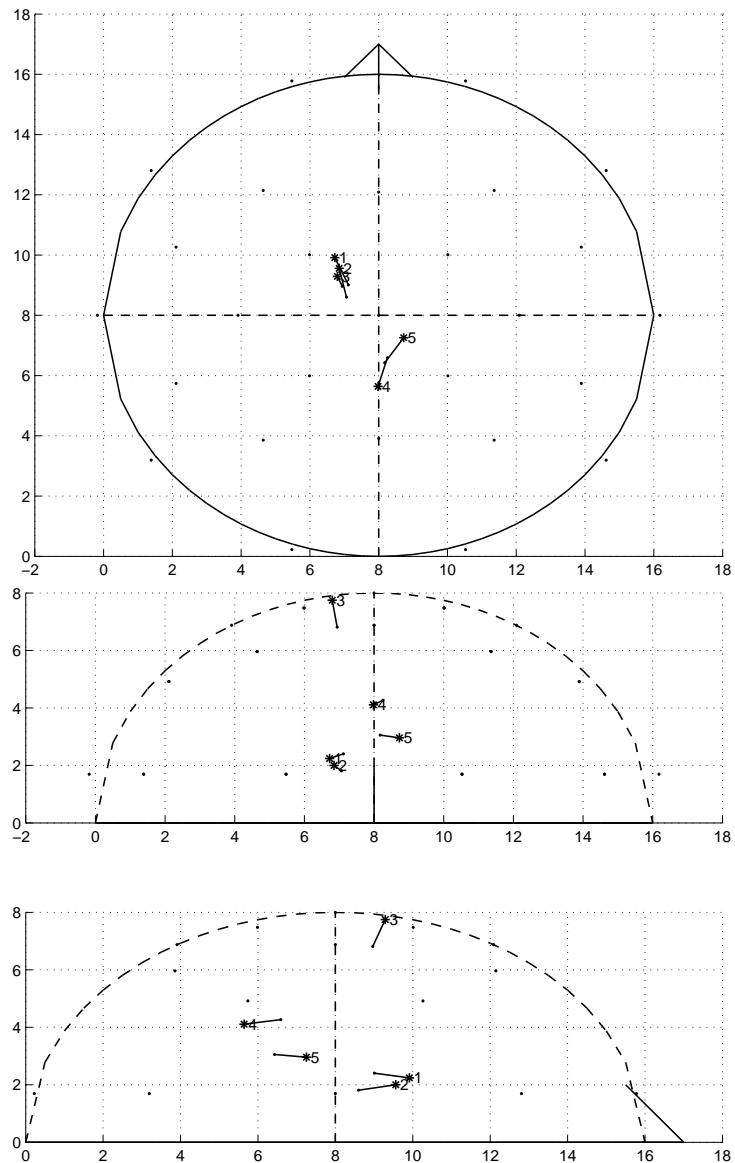


Σχήμα 5.76: Τα εκτιμώμενα δίπολα για την μέση εκτιμώμενη λύση της κλάσης των υγιών ανθρώπων για τον αλγόριθμο CG. 1.SheffPos, 2.ShefAll, 3.TSI, 4.p3a, 5.p3b

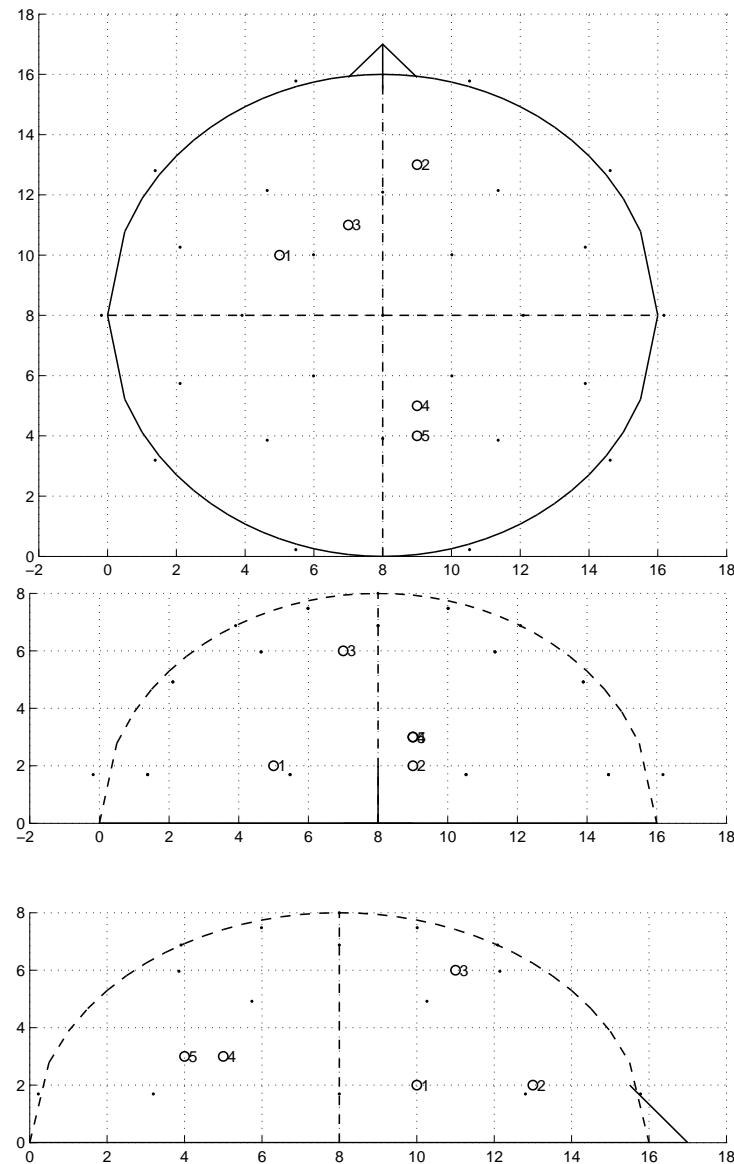


Σχήμα 5.77: Τα εκτιμώμενα δίπολα για την μέση εκτιμώμενη λύση της χλάσης των υγιών ανθρώπων για τον αλγόριθμο Loreta. 1.SheffPos, 2.ShefAll, 3.TSI, 4.p3a, 5.p3b

Υγιείς - Δίπολο μέσου σήματος

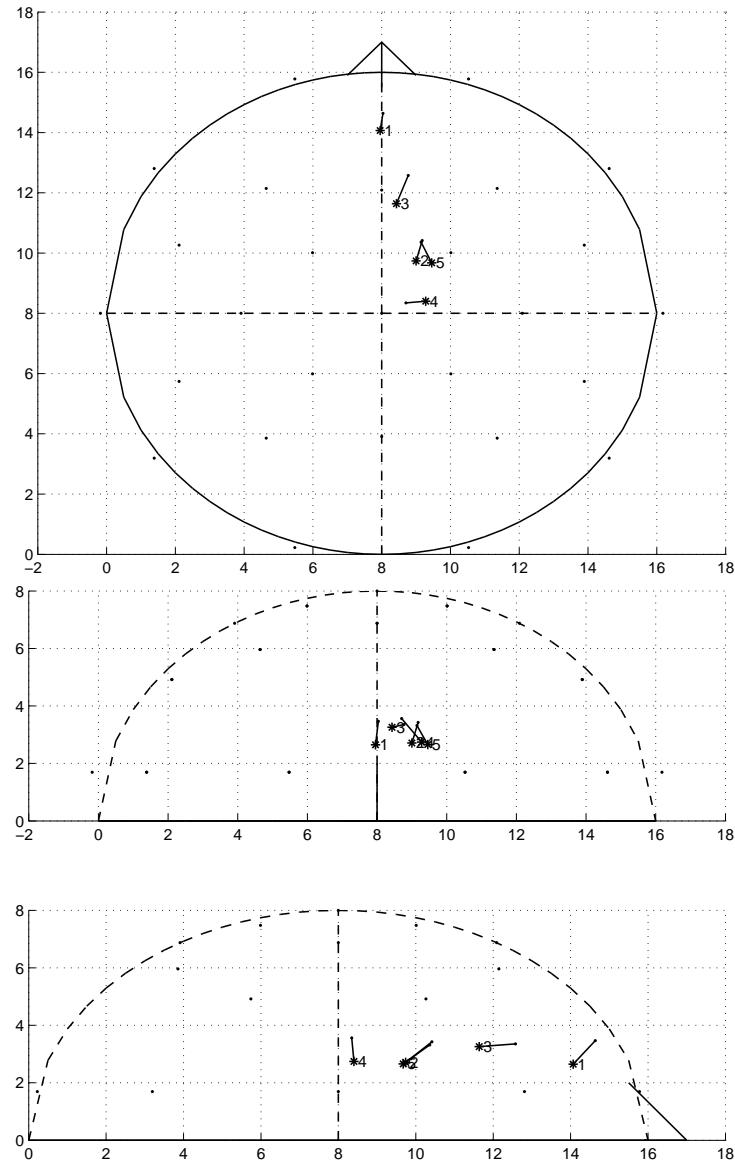


Σχήμα 5.78: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το μέσο backprojected EEG των υγιών ανθρώπων για τον αλγόριθμο CG. 1.SheffPos(S), 2.ShefAll(S), 3.TSI(S), 4.p3a(S), 5.p3b(S)

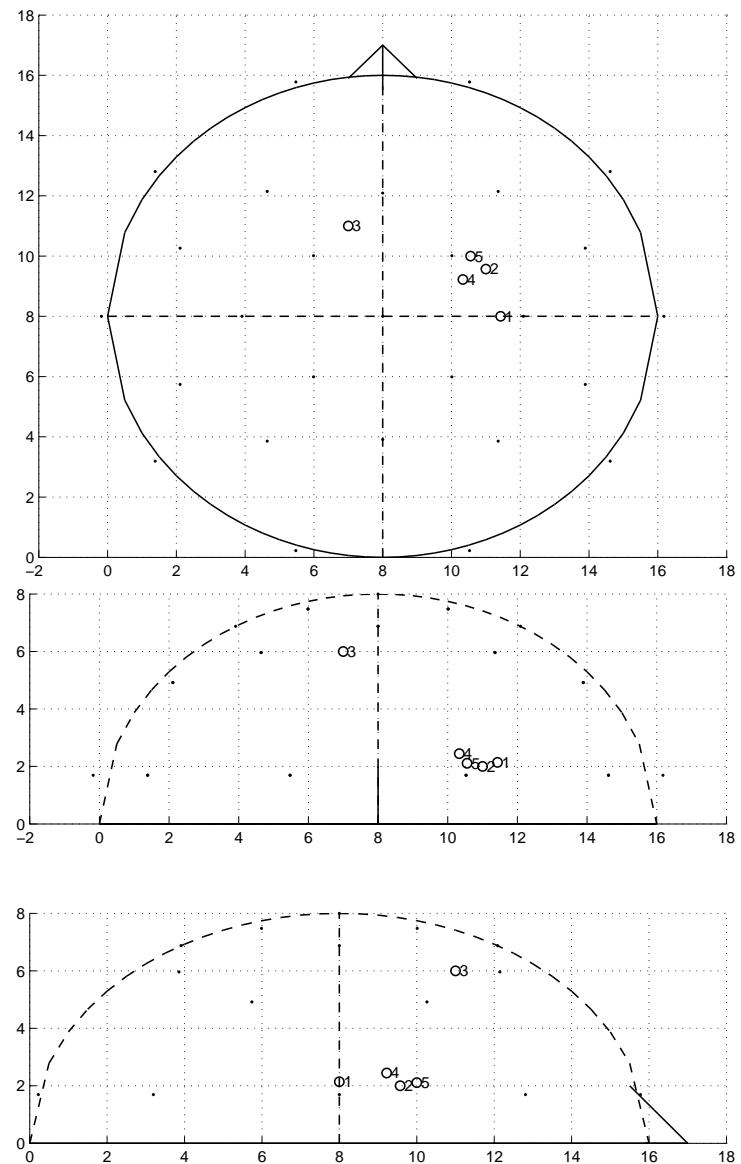


Σχήμα 5.79: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το μέσο backprojected EEG των υγιών ανθρώπων για τον αλγόριθμο Loreta. 1.SheffPos(S), 2.ShefAll(S), 3.TSI(S), 4.p3a(S), 5.p3b(S)

Ασθενείς - Μέσο δίπολο σημάτων

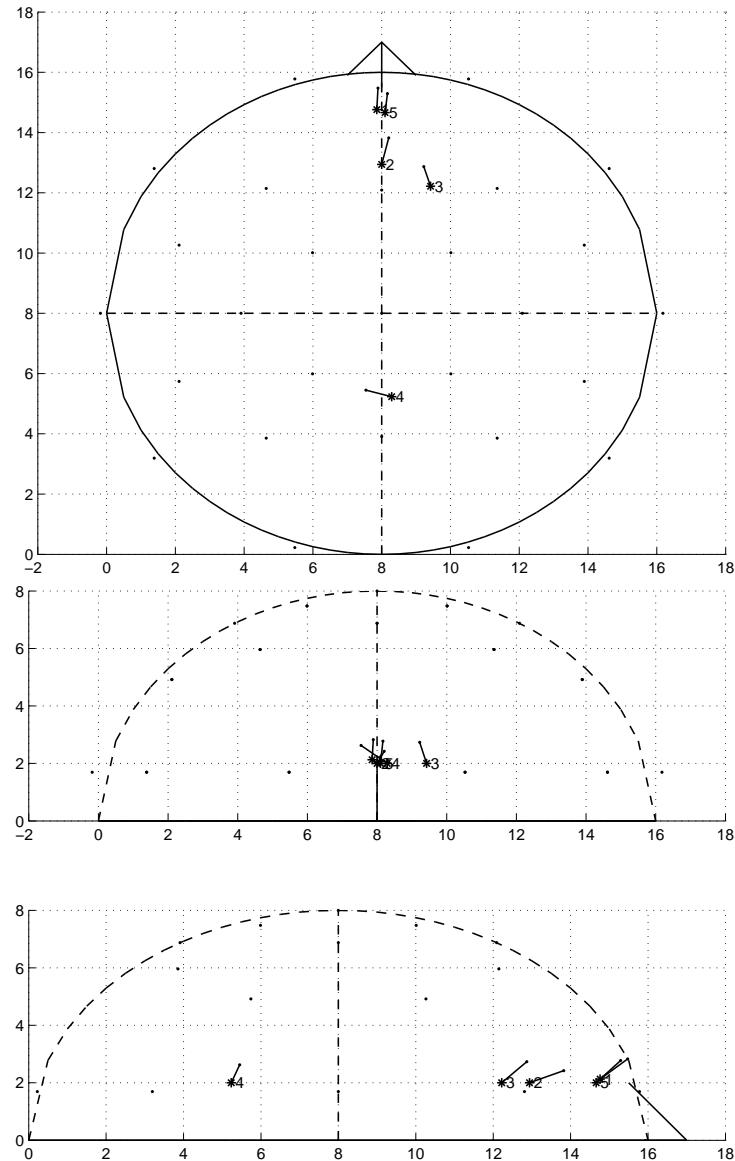


Σχήμα 5.80: Τα εκτιμώμενα δίπολα για την μέση εκτιμώμενη λύση της κλάσης των ασθενών ανθρώπων για τον αλγόριθμο CG. 1.SheffPos, 2.ShefAll, 3.TSI, 4.p3a, 5.p3b

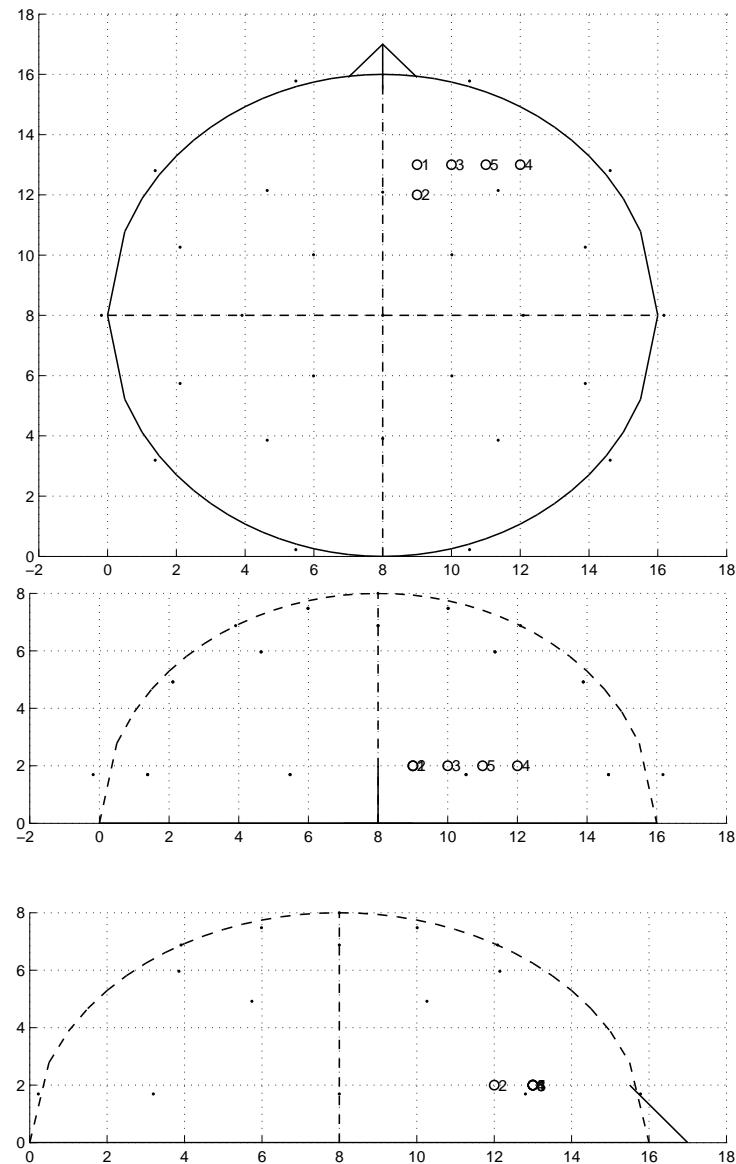


Σχήμα 5.81: Τα εκτιμώμενα δίπολα για την μέση εκτιμώμενη λύση της χλάσης των ασθενών ανθρώπων για τον αλγόριθμο Loreta. 1.SheffPos, 2.ShefAll, 3.TSI, 4.p3a, 5.p3b

Ασθενείς - Δίπολο μέσου σήματος



Σχήμα 5.82: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το μέσο backprojected EEG των ασθενών ανθρώπων για τον αλγόριθμο CG. 1.SheffPos(S), 2.ShefAll(S), 3.TSI(S), 4.p3a(S), 5.p3b(S)



Σχήμα 5.83: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το μέσο backprojected EEG των ασθενών ανθρώπων για τους αλγόριθμο Loreta. 1.SheffPos(S), 2.ShefAll(S), 3.TSI(S), 4.p3a(S), 5.p3b(S)

Εάν εξετάσουμε το σύνολο των μεθόδων μία προς μία μπορούμε να δούμε ότι υπάρχουν σημαντικές διαφορές μεταξύ των δύο κλάσεων, υγιών και ασθενών, τόσο για την θέση εμφάνισης του δίπολου όσο και για την διεύθυνση του. Συγκεκριμένα μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι για τα δεδομένα του **Sheffield** το δίπολο εντοπίζεται στο κέντρο με τον θετικό πόλο του δίπολου να δείχνει προς το πίσω μέρος του κεφαλιού για την κλάση των υγιών. Ενώ αντίθετα για την κλάση των ασθενών το μέσο αυτά δίπολο είναι μετατοπισμένο αρκετά μπροστά και έχει αντίθετη φορά. Σημαντικές διαφορές παρατηρούμε και στα δεδομένα της μεθόδου **TSI** όπου η θέση του δίπολου για την κλάση των ασθενών μετατοπίζεται αρκετά πιο μπροστά με διεύθυνση και αυτό προς τα μπροστά. Τέλος για τα δεδομένα της μεθόδου **Cardiff** παρατηρούμε ότι τα δίπολα (p3a ,p3b) για την κλάση των υγιών μπορεί να μην έχουν την αναμενόμενη θέση αλλά οι θετικοί πόλοι δείχνουν προς της σωστές διευθύνσεις. Στην κλάση των ασθενών για τα ίδια δεδομένα οι αλλαγές είναι αρκετά μεγαλύτερες ειδικά στην περίπτωση του p3b όπου βλέπουμε σημαντική μετατόπιση προς το εμπρός μέρος του κεφαλιού.

Το πρόβλημα που αντιμετωπίζουμε στην αξιολόγηση των δεδομένων αυτών είναι ότι δεν είμαστε σε θέση να γνωρίζουμε την ακρίβεια με την οποία ακολούθησε το κάθε υποκείμενο τις οδηγίες του πειράματος ούτε καν εάν η πληροφορία που έχουμε επιλέξει ως σημαντική σε κάθε περίπτωση σχετίζεται άμεσα με το λειτουργία του εγκεφάλου για το δεδομένο πείραμα. Ενώ ακόμη δεν είναι αμελητέα τα λάθη που προέρχονται από την επιλογή του μοντέλου κεφαλιού και την απώλεια της πληροφορίας που έχουμε όταν χρησιμοποιούμε την μέση τιμή ανά προσπάθεια ή ανά κλάση ενός σήματος.

Στο παράρτημα Α φαίνονται αναλυτικά για κάθε μέθοδο τα εκτιμώμενα δίπολα για την μέση προσπάθεια του κάθε υποκείμενου. Εκεί μπορούμε να δούμε ότι σε αρκετές περιπτώσεις δεν μπορούμε να ορίσουμε κάποια περιοχή του εγκεφάλου ως ενεργή καθώς το κάθε υποκείμενο δείχνει να διαφορετική συμπεριφορά. Κρίνεται λοιπόν αναγκαία η ύπαρξη μεγαλύτερου δείγματος, έτσι ώστε τα μέσα εκτιμώμενα δίπολα, να μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα

Ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Conjugate Gradient σε συνδυασμό με τον αλγόριθμο επανεκκίνησης και την αναλυτική μορφή των εξισώσεων μεταφοράς του αγώγιμου μέσου μπορεί να δώσει ικανοποιητικά αποτελέσματα στο πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής. Κύρια χαρακτηριστικά αυτής της προσέγγισης είναι η δυνατότητα υπολογισμού όχι μόνο της θέσης του ηλεκτρικού δίπολου, αλλά και της διεύθυνσης και μεγέθους του διανύσματος αυτού.

Βασικά πλεονεκτήματα όχι μόνο του συγκεκριμένου αλγορίθμου αλλά γενικότερα της προσέγγισης του προβλήματος ως πρόβλημα βελτιστοποίησης είναι ότι με την επιλογή, σχετικά γρήγορων, επαναληπτικών αλγόριθμων βελτιστοποίησης μπορούμε να υπολογίσουμε επιπλέον πληροφορία σε σχετικά σύντομο χρονικό διάστημα. Με τον όρο “γρήγορο” αναφερόμαστε σε αλγόριθμους που εμφανίζουν σύγκλιση σε μικρό αριθμό βημάτων. Η επιπλέον πληροφορία προέρχεται από τόσο από την θέση των λύσεων, η οποία δεν περιορίζεται από την ύπαρξη πλέγματος που απαιτούν μέθοδοι όπως ο Loreta, αλλά και από την ευκολία επιλογής πιο σύνθετων μοντέλων για την πηγή (θέση, διεύθυνση, ισχύς- μέγεθος). Εδώ πρέπει να τονίσουμε ότι η επιλογή του απλούστερου μοντέλου κεφαλιού είναι αυτό που δίνει την δυνατότητα στον αλγόριθμο Conjugate Gradient να παρέχει τόσο καλά αποτελέσματα καθώς ο αλγόριθμος αυτός εγγυάται γρήγορη σύγκλιση σε περιπτώσεις που η συνάρτηση βελτιστοποίησης σχηματίζει κάποιο παραβολοειδές γύρω από το ελάχιστο.

Σημαντική επιρροή στην επίδοση τέτοιων επαναληπτικών μεθόδων είναι η μικρή ανοχή στον θόρυβο και η εξάρτηση από την επιλογή των μοντέλων. Στην παρούσα εργασία είδαμε ότι η ανοχή στον θόρυβο του αλγόριθμου Conjugate Gradient είναι σαφώς μικρότερη από την αντίστοιχη του Loreta. Ενώ η εξάρτηση από τα μοντέλα φαίνεται, εάν αναλογισθούμε ότι όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα τόσο του μοντέλου κεφαλιού, όσο και του μοντέλου της πηγής, τόσο πιο χρονοβόρο γίνεται το κάθε βήμα του αλγορίθμου, και τόσο πιο

πολύπλοκο γίνεται το ζήτημα εύρεσης της βέλτιστης λύσης.

Το πρώτο από τα δύο προβλήματα μπορεί να μειωθεί σημαντικά με κατάλληλη προ επεξεργασία των δεδομένων με μεθόδους ανάλυσης σε συνιστώσες. Ενώ για μία πιο ολοκληρωμένη απάντηση στο δεύτερο ερώτημα χρίνεται αναγκαία επιπλέον έρευνα με διαφορετικούς αλγόριθμους βελτιστοποίησης και διαφορετικά μοντέλα κεφαλιού.

Εξετάζοντας το κεφάλαιο με τα συνθετικά δεδομένα επαληθεύεται η ικανότητα του αλγόριθμου Loreta να προσεγγίσει με σχετική ακρίβεια τις βέλτιστες λύσεις. Η ακρίβεια του αλγόριθμου αυτού εξαρτάται άμεσα από την ακρίβεια του grid πάνω στο οποίο υπολογίζονται οι πιθανές λύσεις. Πάνω στα ίδια συνθετικά δεδομένα είδαμε ότι ο αλγόριθμος Conjugate Gradient έχει την δυνατότητα να υπολογίσει με μεγαλύτερη ακρίβεια τις σωστές λύσεις. Ενώ στην περίπτωση του χρονικά μεταβαλλόμενου δίπολου είδαμε επιπλέον, ότι ο αλγόριθμος είναι σε θέση να δώσει και μία ικανοποιητική λύση και για την ισχύ και την διεύθυνση του δίπολου ανάλογη με την τιμή του μετρούμενου δυναμικού. Στις παραγράφους με τα surrogate δεδομένα είδαμε ότι και οι δύο αλγόριθμοι εξαρτώνται μόνο από τις μετρούμενες τιμές δυναμικού και όχι από την χρονική αλληλουχία των δειγμάτων αφού εάν εξετάσουμε τυχαίες χρονικές στιγμές σε μία περιοχή ενδιαφέροντος τότε οι εκτιμήσεις των αλγορίθμων πλησιάζουν σημαντικά την εκτίμηση για την μέση τιμή αυτής τις περιοχής. Σημαντική παρατήρηση λοιπόν, που όμως χρειάζεται περαιτέρω έρευνα, είναι ότι ο αλγόριθμος Conjugate Gradient, σε αντίθεση με τον Loreta, εάν εφαρμοστεί σε μία σειρά διαδοχικών δειγμάτων θα έχει την ικανότητα να εντοπίσει ένα δίπολο με χρονική μεταβολή, στο μέγεθος του δίπολου, αντίστοιχη με την μεταβολή του καταγραφόμενου δυναμικού. Τέλος εξετάζοντας τον υπολογισμό του Grand Average είδαμε ότι οι περιοχές που παρουσιάζουν πιο έντονη δραστηριότητα παραμένουν οι ίδιες. Το Grand Average λοιπόν είναι μία τέτοια τεχνική που παρά τις αλλοιώσεις που προκαλεί στα δεδομένα μπορεί να χρησιμοποιηθεί στο πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής.

Όσον αφορά την εφαρμογή των αλγόριθμων Conjugate Gradient και Loreta πάνω σε πραγματικά δεδομένα, είναι δύσκολο να εξάγουμε σε ασφαλή συμπεράσματα καθώς το στατιστικό δείγμα που έχουμε είναι αρκετά μικρό ενώ η απαντήσεις που λαμβάνουμε εξαρτώνται άμεσα από την προ επεξεργασία και την καταγραφή του σήματος. Μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι στην μεγάλη πλειοφηρία των δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε οι δύο αλγόριθμοι παρουσιάζουν διαφορές αντίστοιχες με αυτές των συνθετικών δεδομένων. Από αυτή την παρατήρηση έχουνε ισχυρές ενδείξεις ότι οι αλγόριθμοι λειτουργούν αρκετά καλά καθώς εντοπίζουν λύσεις στις ίδιες περιοχές του εγκεφάλου, οι οποίες μάλιστα έχουν και φυσική σημασία για το δεδομένο πείραμα. Σημαντική επιρροή στην λύση των αλγόριθμων έχει η επιλογή των συνιστωσών που χρησιμοποιούνται για την προβολή του σήματος πίσω στα ηλεκτρόδια. Εφαρ-

μόσαμε τους αλγόριθμους πάνω σε δεδομένα από τρεις διαφορετικές μεθόδους κάθε μία εκ' των οποίων επιλέγει με διαφορετικό τρόπο τις σημαντικές συνιστώσες παράγοντας διαφορετικά αποτελέσματα για το ίδιο αρχικό σύνολο δεδομένων.

Γενικά το πρόβλημα στο πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής υπάρχει ένα πλήθος διαδικασιών (εκτέλεση πειράματος, καταγραφή αναλογικού σήματος, μετατροπή σε ψηφιακό, ανάλυση σε συνιστώσες και επιλογή συνιστωσών, χρήση τις μέσης προσπάθειας του σήματος) που επηρεάζουν το αποτέλεσμα. Σε συνδυασμό με την φύση του πειράματος που δεν έχει μοναδική λύση, αλλά και τις υποθέσεις που κάθε προσέγγιση κάνει για την μοντελοποίηση του πειράματος (επιλογή αγώγιμου μέσου, επιλογή ηλεκτρική πηγής), μας οδηγεί στην σκέψη ότι τα συμπεράσματα που προκύπτουν από την εφαρμογή της έρευνας, η οποία βρίσκεται ακόμα σε πρώιμο στάδιο σε αυτό τον τομέα, πάνω σε πραγματικά δεδομένα μπορούν να αξιολογηθούν και να χρησιμοποιηθούν μόνο ως ενδείξεις προς την λύση του προβλήματος.

6.1 Περαιτέρω έρευνα

Όπως αναφέραμε και στην αρχή της εργασίας το πρόβλημα του αντίστροφου καθορισμού πηγής από εγκεφαλογράφημα είναι ένα σχετικά σύγχρονο πρόβλημα του οποίου η λύση απαιτεί αν ερευνηθούν αρκετές ακόμα προσεγγίσεις. Αμεση επέκταση της υπάρχουσας υλοποίησης είναι η εφαρμογή του αλγορίθμου στο σύνολο των δειγμάτων ενός εγκεφαλογραφήματος εξετάζοντας έτσι τόσο την αλλαγή θέσης, όσο και την αλλαγή στο μέγεθος και την διεύθυνση του εκτιμώμενου δίπολου. Ενώ ενώ διατηρήσουμε την κατεύθυνση που ακολουθήσαμε στην παρούσα εργασία μελλοντικές επεκτάσεις θα μπορούσαν να είναι η εφαρμογή του αλγόριθμου αυτού σε κάποιο πιο σύνθετο μοντέλο κεφαλιού όπως οι ομόκεντρες σφαίρες. Η ανάγκη του αλγόριθμου για αναλυτική έκφραση τής συνάρτησης μεταφοράς από την άλλη θα δυσκόλευε αρκετά την εφαρμογή του σε 3D μοντέλα, όπως Finite Elements και Finite Volume. Ενώ υπάρχουν μία ακόμα διαφορετική επέκταση θα μπορούσε να ήταν η επιλογή και δοκιμή διαφορετικών συναρτήσεων κόστους όπως για παράδειγμα η Relative Distance Measure. Τέλος σε πιο σύνθετα μοντέλα κεφαλιού θα κριθεί αναγκαίο και ένας διαφορετικός αλγόριθμος επανεκκίνησης, καθώς όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα τόσο δυσκολεύει το πρόβλημα εύρεσης του ολικού ελαχίστου.

Κεφάλαιο 7

Παράρτημα

7.0.1 Εφαρμογή του αλγόριθμου Sheffield

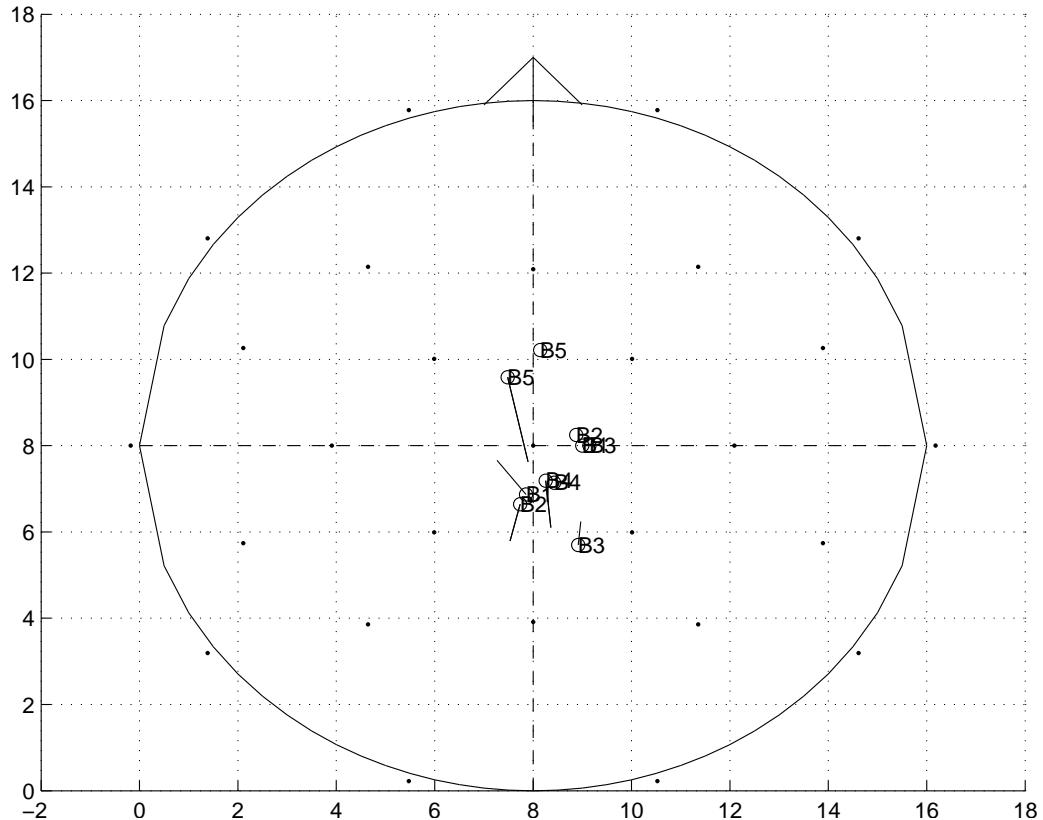
Το αποτέλεσμα του παραπάνω αλγορίθμου μας δίνει για κάθε σετ δεδομένων ένα σύνολο ομάδων, που αποτελούνται από components με παρόμοια χαρακτηριστικα. Χρησιμοποιώντας μόνο τα ενδιαφέροντα components στον πίνακα μίζης παίρνουμε ένα σήμα που μας δίνει μία αλληλουχία 5 συνολικά κορυφών (BINs) οι οποίες εμφανίζονται ανά 100ms.

Στην συνέχεια υπολογίσαμε την μέση τιμή του σήματος για το σύνολο των κλάσεων ασθενών - υγιών ανά BIN. Παρουσιάζονται τα δεδομένα για την μέση τιμή της κάθε κλάσης ανά BIN.

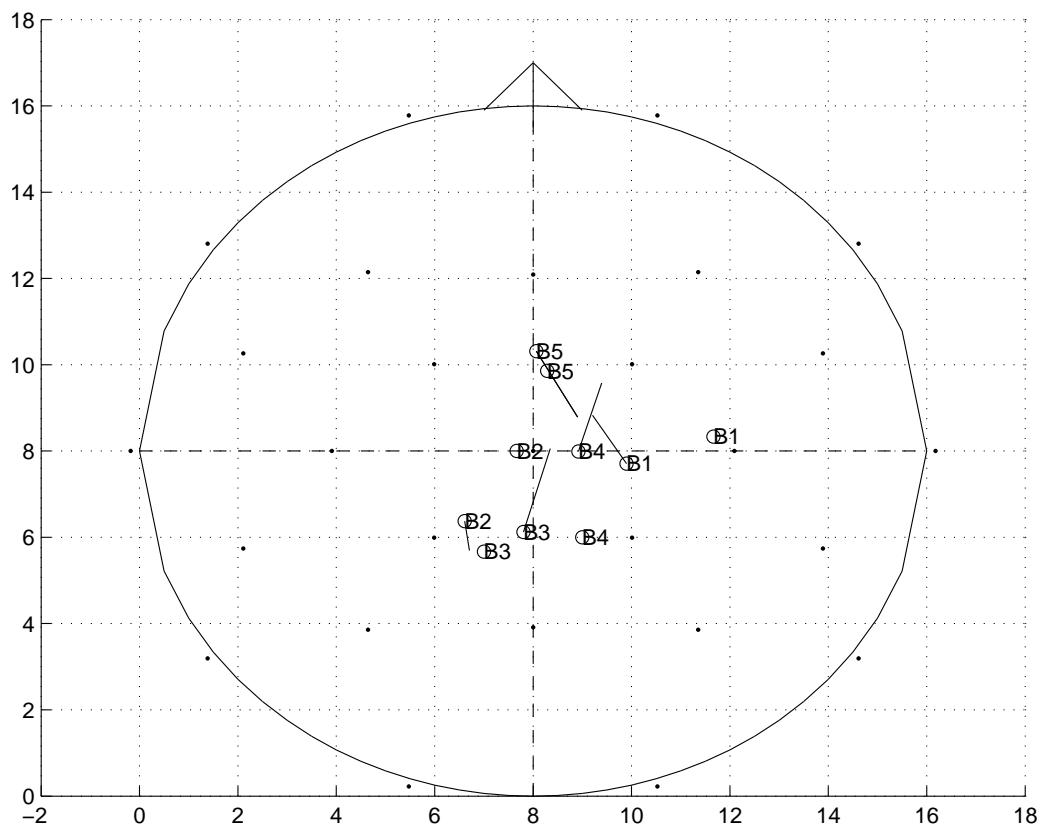
Bin	Υγιείς άνθρωποι		Ασθενείς	
	Διάρκεια (ms)	samples(1300)	Διάρκεια (ms)	samples(1300)
B1(P1)	586 - 661	600 - 677	586 - 665	600 - 621
B2(N1)	661 - 724	678 - 741	665 - 719	622 - 736
B3(P2)	724 - 784	742 - 805	719 - 796	737 - 815
B4(N2)	784 - 874	806 - 895	796 - 922	816 - 944
B5(P3)	874 - 1086	896 - 1112	922 - 1086	945 - 1112

Πίνακας 7.1: Χρονικά διαστήματα εμφάνισης των bins σε (ms) και δείγματα (1024Hz) μετά το ερέθισμα.

normal

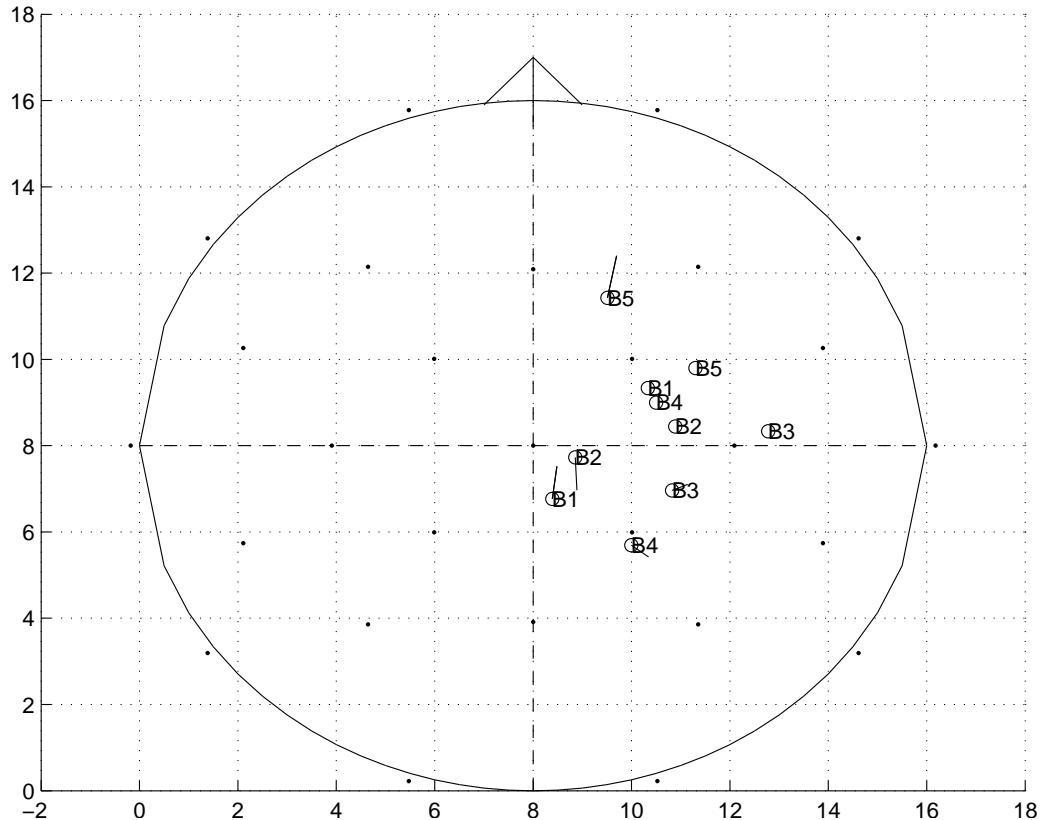


Σχήμα 7.1: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο από την κλάση των υγιών ανθρώπων για το κάθε bin (Χρησιμοποιώντας τόσο θετικά όσο και αρνητικά peaks). Με του κύκλους παρουσιάζονται οι λύσεις για τον Loreta και με τα “δίπολα” οι λύσεις του CG.

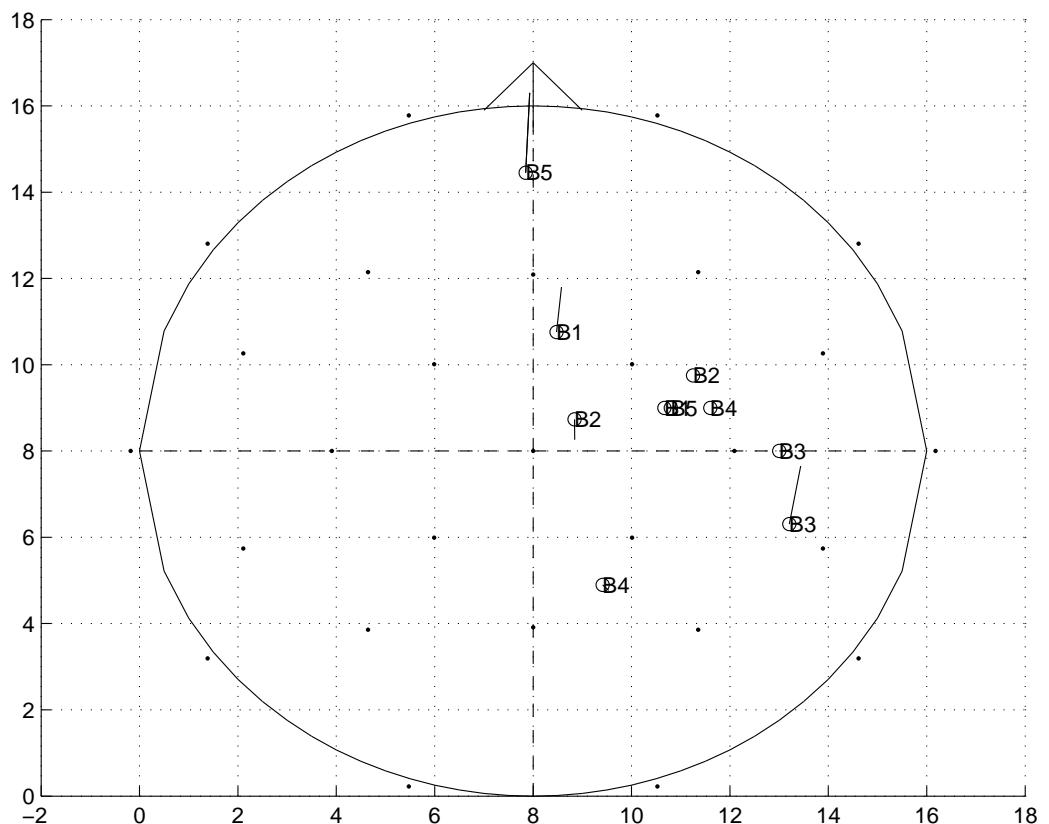


Σχήμα 7.2: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο από την χλάση των υγιών ανθρώπων για το κάθε bin (Χρησιμοποιώντας μόνο τα θετικά peaks). Με του κύκλους παρουσιάζονται οι λύσεις για τον Loreta και με τα “δίπολα” οι λύσεις του CG.

AD

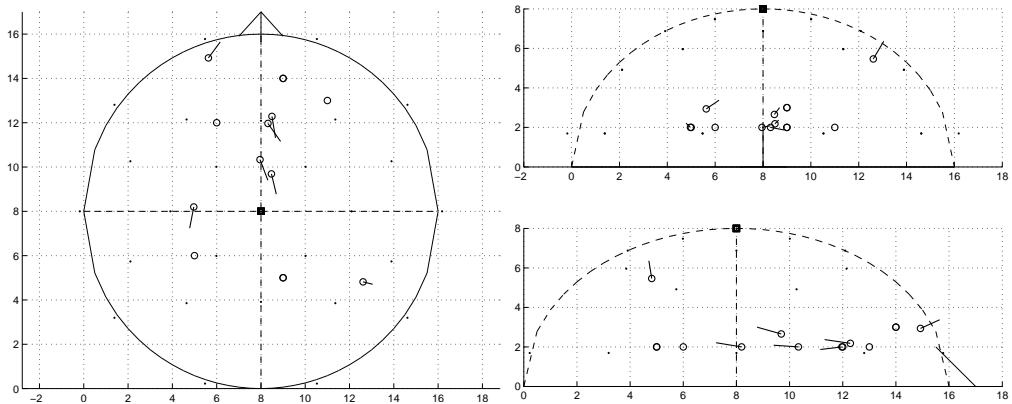


Σχήμα 7.3: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο από την χλάση των ασθενών για το χάθε bin(Χρησιμοποιώντας τόσο θετικά όσο και αρνητικά peaks). Με του κύκλους παρουσιάζονται οι λύσεις για τον Loreta και με τα “δίπολα” οι λύσεις του CG.

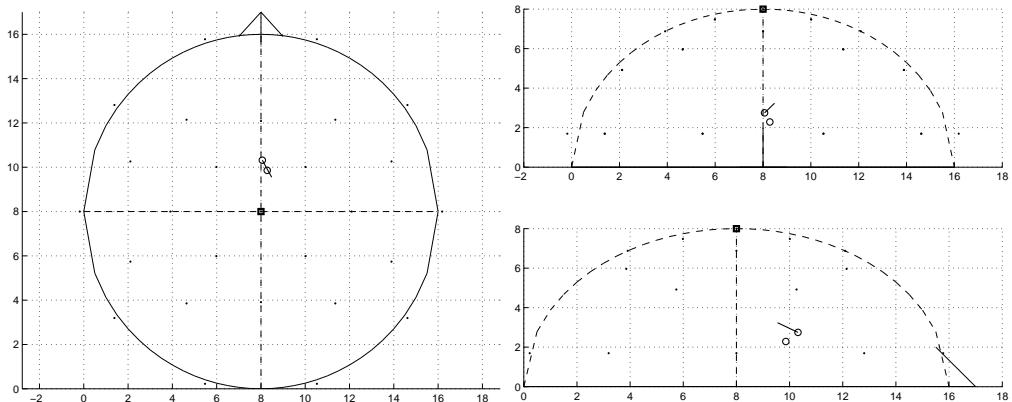


Σχήμα 7.4: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο από την κλάση των ασθενών για το κάθε bin (Χρησιμοποιώντας μόνο τα θετικά peaks). Με του κύκλους παρουσιάζονται οι λύσεις για τον Loreta και με τα “δίπολα” οι λύσεις του CG.

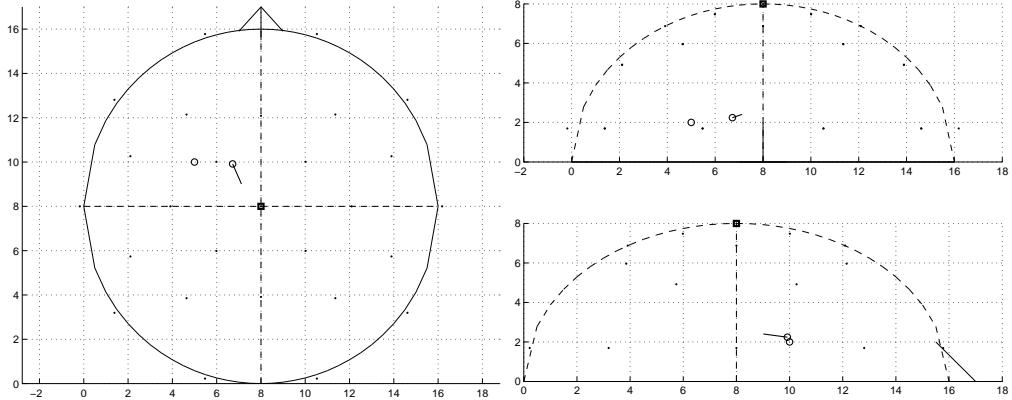
7.0.2 Sheffield results only positive peaks-Controls



Σχήμα 7.5: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.



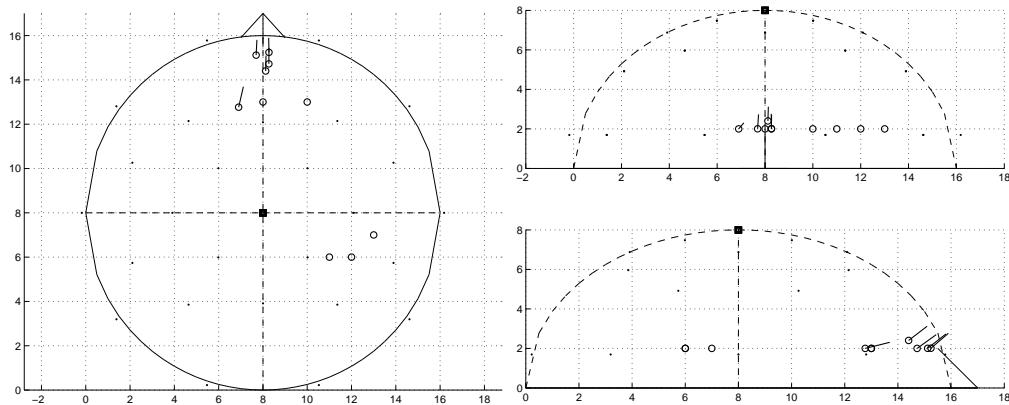
Σχήμα 7.6: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των υγιών υποκειμένων.



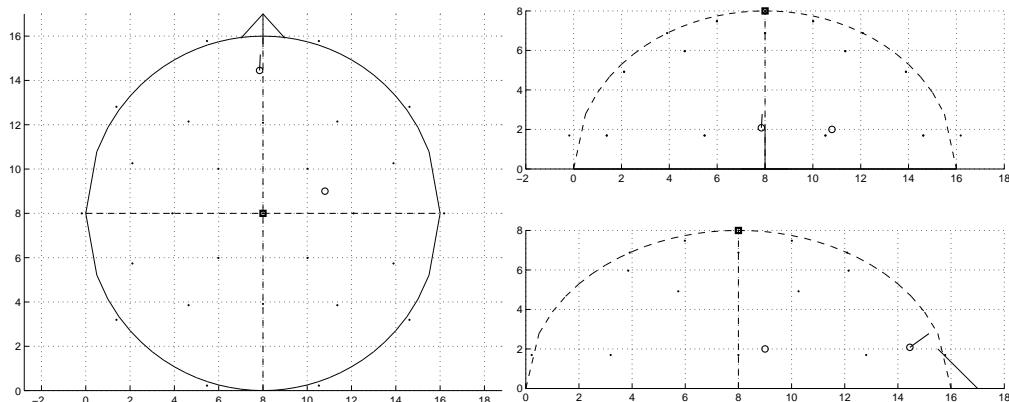
Σχήμα 7.7: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των υγιών υποκειμένων.

bin	x	y	z	px	py	pz	x	y	z
1	11.3829	5.04942	2.00016	-22.574	19.6741	-2.1698	13	6	2
1	9.51480	11.3001	2.30204	10.3649	-25.616	-0.1941	10	13	2
1	8.79724	6.77093	2.00002	-20.605	59.0874	8.98363	12	6	2
2	4.21283	5.26115	2.00004	19.9769	5.89755	16.4481	6	6	2
2	2.93438	3.62709	2.00056	-10.236	-9.5039	6.25790	5	6	2
2	12.6749	10.2404	3.11622	-7.8045	-10.039	3.83902	12	12	2
3	9.16155	7.48004	4.65982	-4.6918	-5.8897	9.67446	6	5	2
3	11.2940	5.17870	3.09248	-2.9734	39.1864	9.64946	10	6	2
3	2.95190	5.70580	2.00002	28.1280	39.2116	13.1396	5	6	2
4	6.16214	10.1729	2.00101	25.7511	35.7635	5.23836	5	7	2
4	8.36296	8.42252	4.84919	2.10067	-6.7474	14.9518	9	5	3
4	12.2385	5.36912	3.03434	-12.104	23.8380	8.37584	13	6	2
5	8.31472	11.9660	2.00026	3.74594	-5.3115	-0.8547	9	14	3
5	12.6088	4.81508	5.46672	5.87617	-1.4583	12.0184	9	5	2
5	8.49855	12.2851	2.18175	1.31820	-8.0574	1.56804	9	5	2
5	7.95734	10.334	2.00000	6.46713	-17.020	1.58364	9	14	3
5	8.47454	9.68825	2.65637	3.76752	-15.704	5.95390	11	13	2
5	5.62690	14.9238	2.93920	10.2298	13.7883	8.34377	6	12	2
5	4.96724	8.19674	2.00014	-3.3278	-17.339	3.86926	5	6	2
average	solution	normal	bin5						
	8.06401	10.3156	2.74920	4.01100	-7.3002	4.64033	8.28571	9.85714	2.2857
average	signal	normal	bin5						
	6.72242	9.91413	2.24198	4.20828	-9.5919	1.69304	5	10	2

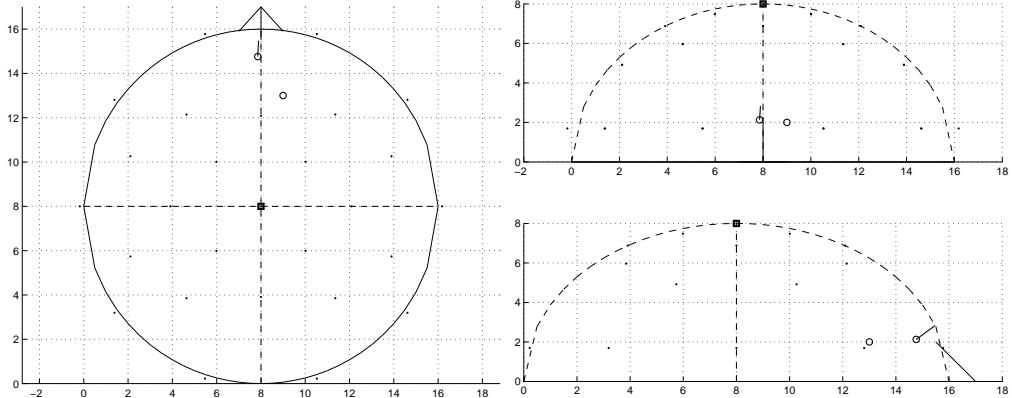
7.1 Sheffield results only positive peaks- AD



Σχήμα 7.8: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.



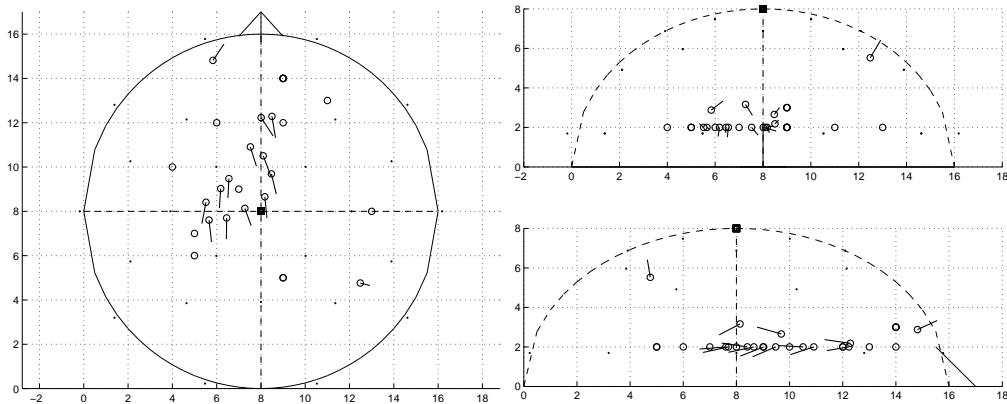
Σχήμα 7.9: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των ασθενών.



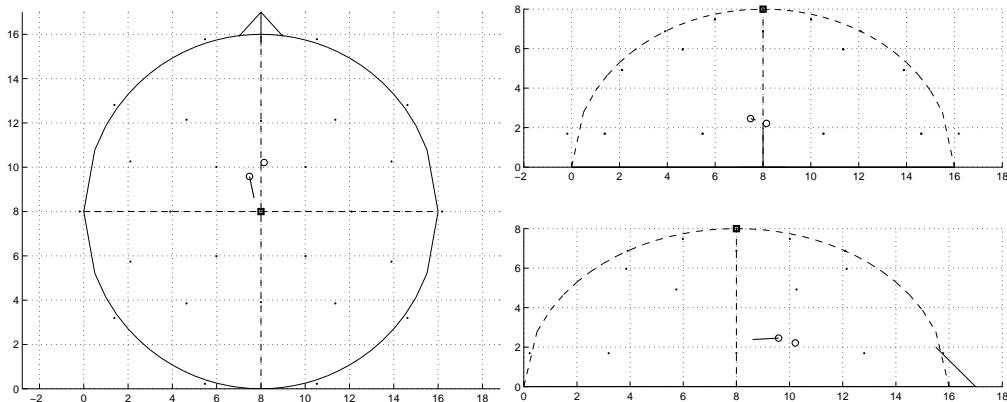
Σχήμα 7.10: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των ασθενών.

bin	x	y	z	px	py	pz	x	y	z
1	8.61203	15.3383	2.03600	-2.4042	75.9265	76.7637	13	9	2
1	8.64586	5.71223	2.00030	7.12950	44.6002	-3.9463	10	6	2
1	8.16971	11.2223	2.00017	3.55729	-36.127	-6.1902	9	12	2
2	6.90549	14.0642	2.00026	20.6410	57.0546	-0.1924	9	14	2
2	13.9855	6.81453	2.00006	-29.051	11.1768	1.05066	14	9	2
2	6.07312	8.35594	2.81155	12.9746	-36.140	-0.4763	13	10	2
2	8.39788	5.69208	2.00001	-4.3306	-61.754	12.5332	9	6	2
3	9.13959	5.87952	2.00000	-1.4932	47.4524	5.9804	11	6	2
3	13.4954	7.05574	3.59052	-7.2810	11.7955	20.5734	13	9	2
3	14.5543	5.02190	2.89801	12.3512	-12.125	24.9031	14	8	2
3	15.6446	7.26350	2.19566	7.40239	17.2500	41.2015	14	9	2
4	15.4412	5.96445	2.00325	-7.9334	0.20182	24.9921	14	8	2
4	7.94216	4.90508	3.22596	8.02391	10.1757	11.8811	8	12	3
4	7.82513	8.04652	4.30645	5.85442	-12.602	7.71644	14	8	2
4	7.67017	0.27001	2.00044	-0.3587	-5.7838	8.17726	13	11	2
4	8.17909	5.29038	2.59001	-1.4283	3.79752	0.57874	9	6	2
5	8.12128	14.4032	2.40282	0.61339	22.8803	23.7192	12	6	2
5	7.69080	15.1198	2.00520	1.83081	34.1817	36.2336	13	7	2
5	8.27070	15.2409	2.00817	-0.8223	44.3100	51.0351	11	6	2
5	8.26695	14.7224	2.00129	0.28087	34.4455	33.3562	10	13	2
5	6.90147	12.7674	2.00006	4.77821	20.5037	6.77613	8	13	2
average	solution	normal	bin5						
7.95705	14.0668	2.64843	1.95902	13.8513	19.9059		11.4286	8	2.14286
average	signal	normal	bin5						
7.85639	14.7609	2.12757	1.70306	34.1873	33.5290		9	13	2

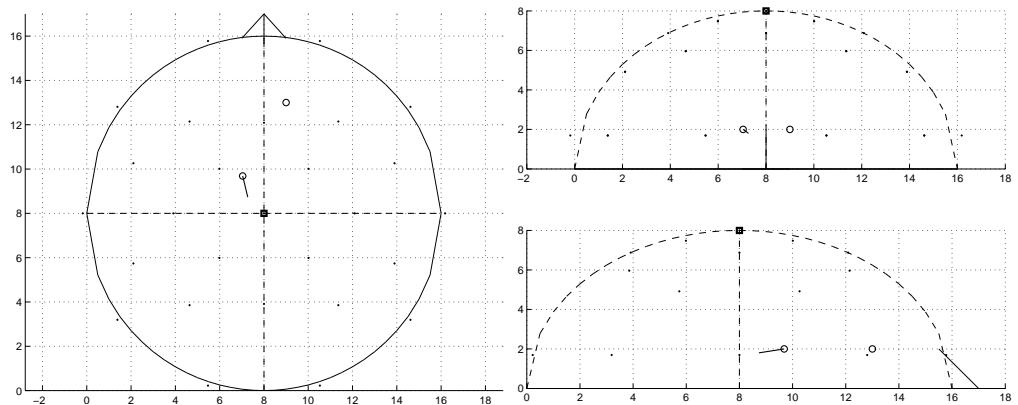
7.1.1 Sheffield results all peaks-Controls



Σχήμα 7.11: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.



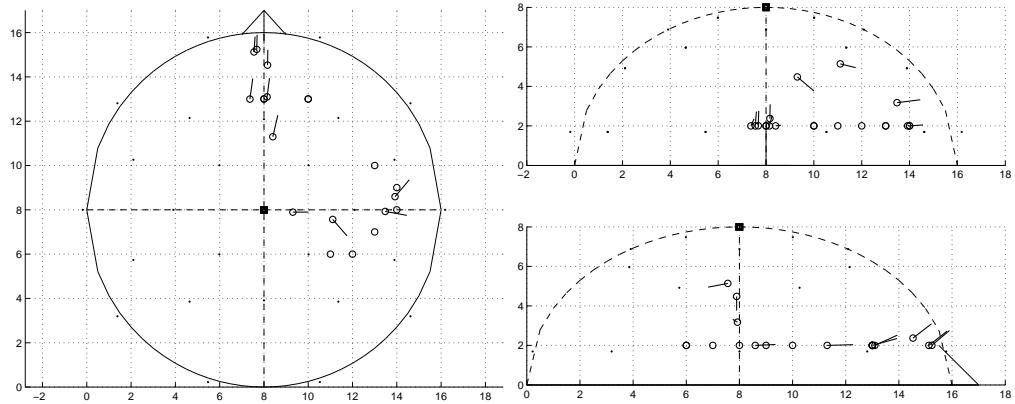
Σχήμα 7.12: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των υγιών υποκειμένων.



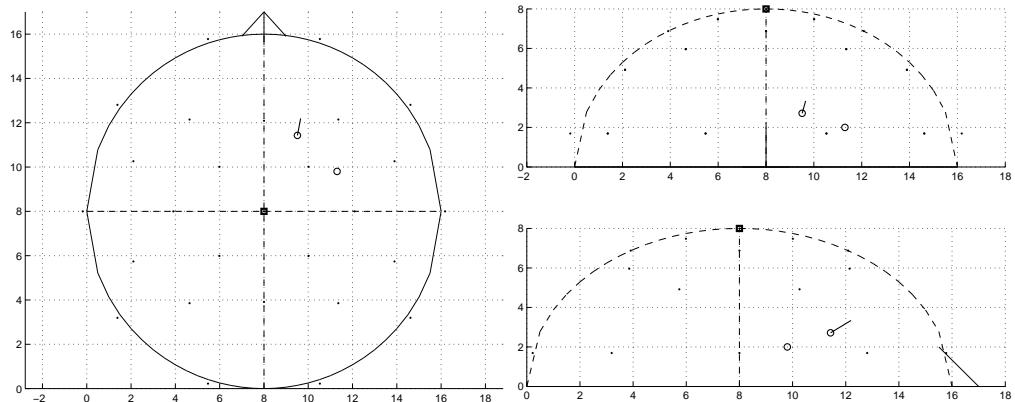
Σχήμα 7.13: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των υγιών υποκειμένων.

bin	x	y	z	px	py	pz	x	y	z
1	3.93	4.54	2.00	-11.49	-12.59	0.45	5	6	2
1	11.32	4.86	2.00	-22.92	19.11	-3.03	13	6	2
1	5.51	5.65	2.00	-13.06	-21.22	-3.09	5	7	2
1	9.51	11.30	2.30	10.36	-25.62	-0.19	10	13	2
1	8.01	8.44	3.49	3.44	53.49	-2.82	9	10	3
1	8.80	6.77	2.00	-20.61	59.09	8.98	12	6	2
2	7.28	6.43	2.62	8.55	-31.41	-4.36	9	14	3
2	4.23	5.55	2.00	21.20	6.09	17.51	6	6	2
2	8.24	6.45	2.00	-4.29	-67.34	-4.70	11	6	2
2	2.95	3.92	2.00	-10.79	-9.33	4.86	5	6	2
2	8.71	8.07	2.00	-49.10	123.26	-31.78	10	9	3
2	12.68	10.26	3.14	-7.76	-10.06	3.78	12	12	2
2	7.93	6.72	2.00	-3.14	-122.80	21.29	9	7	2
2	8.41	6.32	2.00	0.91	-112.88	-3.23	9	6	2
3	12.28	5.24	2.34	5.74	-24.18	1.55	13	6	2
3	9.16	7.48	4.66	-4.68	-5.89	9.67	6	5	2
3	9.21	8.33	3.63	3.53	25.00	-20.73	13	6	2
3	11.29	5.18	3.09	-2.97	39.21	9.65	10	6	2
3	9.51	7.37	4.16	-6.39	-26.69	-24.00	8	13	2
3	2.96	5.69	2.00	27.98	39.02	13.01	5	6	2
3	7.84	0.71	2.00	-2.67	149.57	-142.17	9	14	4
4	8.23	6.23	2.54	3.34	-52.78	0.23	11	7	2
4	6.16	10.17	2.00	25.75	35.76	5.24	5	7	2
4	7.69	6.80	2.42	-7.47	-84.62	-4.48	6	7	2
4	7.89	5.80	5.84	0.45	7.74	11.43	9	5	3
4	8.15	7.35	2.56	11.03	-62.55	-6.02	9	6	2
4	12.24	5.36	3.05	-12.14	23.82	8.37	13	6	2
4	7.42	8.60	3.18	-5.20	-29.50	-9.04	6	12	2
5	7.27	8.13	3.16	1.23	-3.38	-2.39	4	10	2
5	8.50	12.53	2.00	3.53	-4.99	-1.20	9	14	3
5	6.28	8.12	2.00	3.32	-21.64	-3.08	9	14	3
5	12.46	4.72	5.53	5.88	-1.49	12.12	9	5	2
5	6.41	9.41	2.00	-0.32	-13.63	-7.71	9	12	2
5	8.50	12.29	2.18	1.32	-8.06	1.57	9	5	2
5	7.80	11.20	2.00	7.35	-20.59	-9.94	9	14	2
5	8.01	10.31	2.00	6.48	-17.03	1.67	9	14	3
5	6.30	8.00	2.00	-0.42	-22.66	-7.32	5	7	2
5	8.48	9.69	2.66	3.77	-15.70	5.94	11	13	2
5	6.56	9.50	2.00	-1.00	-18.70	-10.76	7	9	2
5	5.60	15.15	2.66	10.55	14.55	8.10	6	12	2
5	8.07	8.59	2.00	2.25	-24.85	-6.81	13	8	2
5	5.30	9.14	2.00	130.90	-18.57	2.43	5	6	2
average	solution	normal	bin5						
	7.54	9.77	2.44	2.93	-12.62	-1.24	8.14286	10.2143	2.21429
average	signal	normal	bin5						
	6.85	9.56	2.00	3.05	-13.66	-2.68	9	13	2

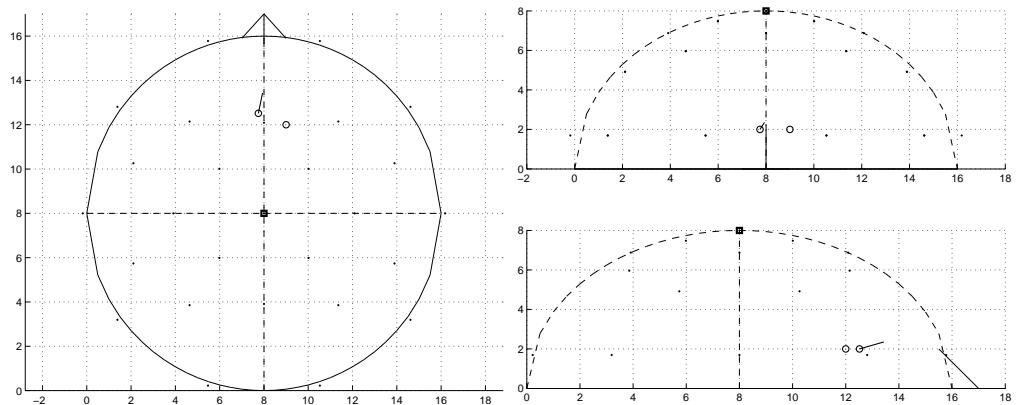
7.2 Sheffield results all peaks- AD



Σχήμα 7.14: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.



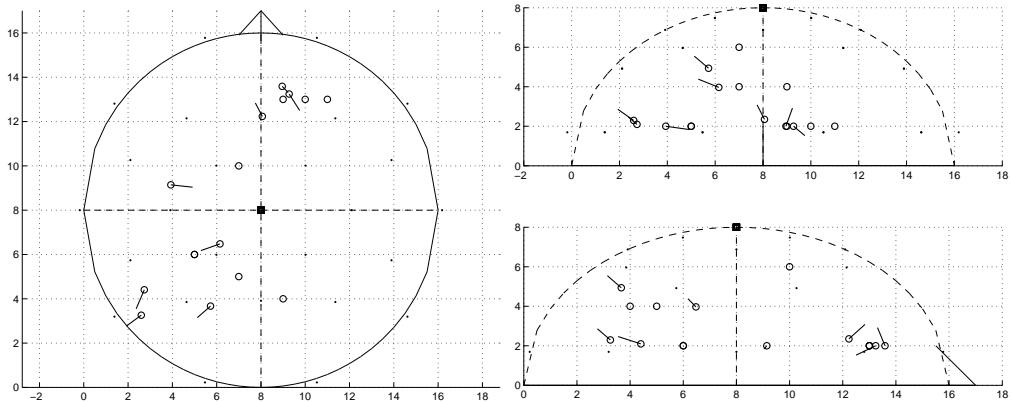
Σχήμα 7.15: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των ασθενών.



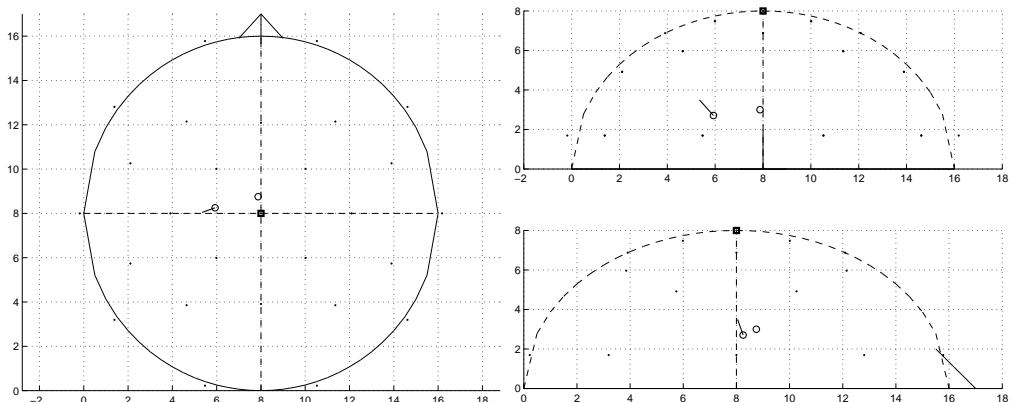
Σχήμα 7.16: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των ασθενών.

bin	x	y	z	px	py	pz	x	y	z
1	7.21	0.39	2.05	3.61	38.87	-42.23	13.00	12.00	2.00
1	8.60	15.44	2.04	-0.07	82.36	77.39	13.00	9.00	2.00
1	7.57	0.48	2.01	1.57	108.28	-123.32	5.00	10.00	2.00
1	8.86	5.03	2.00	6.32	42.18	-7.72	10.00	6.00	2.00
1	9.18	7.39	2.00	13.87	-51.34	-6.30	12.00	7.00	2.00
1	8.17	11.22	2.00	3.56	-36.13	-6.19	9.00	12.00	2.00
2	12.36	6.39	3.02	12.86	-19.32	0.21	13.00	7.00	2.00
2	6.38	14.95	2.28	28.47	8.47	-58.82	9.00	14.00	2.00
2	8.23	6.24	2.00	11.30	-88.77	-2.78	11.00	6.00	2.00
2	14.00	6.93	2.00	-27.36	11.64	1.44	14.00	9.00	2.00
2	7.56	5.84	2.53	12.38	-101.53	-12.49	9.00	6.00	2.00
2	6.07	8.36	2.81	12.97	-36.13	-0.47	13.00	10.00	2.00
2	8.32	6.83	2.00	2.82	-120.17	10.62	11.00	7.00	2.00
2	8.02	5.62	2.00	-2.50	-61.83	12.83	9.00	6.00	2.00
2	9.04	7.75	2.00	-36.37	163.34	-35.63	9.00	11.00	2.00
3	7.97	5.18	2.00	-4.57	-70.38	8.70	12.00	6.00	2.00
3	9.20	5.88	2.00	-1.77	47.30	5.99	11.00	6.00	2.00
3	12.19	7.38	2.00	25.23	51.37	-8.81	13.00	9.00	2.00
3	13.50	7.06	3.59	-7.28	11.80	20.57	13.00	9.00	2.00
3	10.00	6.75	4.43	33.81	-18.87	-9.06	12.00	7.00	2.00
3	14.58	5.04	2.85	12.89	-12.05	25.58	14.00	8.00	2.00
3	7.70	7.01	3.52	0.80	-39.20	-22.59	14.00	9.00	2.00
3	15.29	7.61	2.11	5.29	17.13	37.29	14.00	9.00	2.00
3	7.39	11.66	2.90	-6.40	31.68	-6.38	12.00	12.00	2.00
4	12.86	9.32	3.03	20.35	10.15	-18.69	13.00	10.00	2.00
4	15.44	5.96	2.00	-7.93	0.20	24.99	14.00	8.00	2.00
4	7.99	5.54	3.24	-5.09	-23.34	-4.98	8.00	6.00	2.00
4	7.97	4.89	3.24	7.89	10.22	11.85	8.00	12.00	3.00
4	12.23	6.20	2.00	1.44	1.25	-0.25	5.00	11.00	2.00
4	7.83	8.05	4.31	5.85	-12.60	7.71	14.00	8.00	2.00
4	7.41	0.28	2.00	-0.63	-5.79	8.19	13.00	11.00	2.00
4	8.18	5.29	2.59	-1.43	3.80	0.58	9.00	6.00	2.00
5	13.79	8.82	2.00	4.68	4.52	0.34	14.00	9.00	2.00
5	7.70	15.03	2.02	2.08	27.76	31.52	12.00	6.00	2.00
5	8.18	11.34	2.00	2.73	11.76	0.51	10.00	13.00	2.00
5	7.47	15.21	2.02	2.34	39.05	39.67	13.00	7.00	2.00
5	9.31	7.90	4.48	5.16	0.01	-5.27	8.00	13.00	2.00
5	8.23	15.15	2.11	-0.57	45.00	49.82	11.00	6.00	2.00
5	11.13	7.56	5.17	2.51	-2.88	-0.70	14.00	8.00	2.00
5	7.81	14.33	2.00	5.33	28.96	26.17	10.00	13.00	2.00
5	13.47	7.93	3.18	6.27	-1.16	0.92	13.00	10.00	2.00
5	6.83	13.23	2.00	13.73	18.02	7.49	8.00	13.00	2.00
average	solution	normal	bin5						
9	9.74	2.71	2.96	11.26	11.91		11.00	9.57	2.00
average	signal	normal	bin5						
8	12.94	2.00	2.81	12.03	5.77		9.00	12.00	2.00

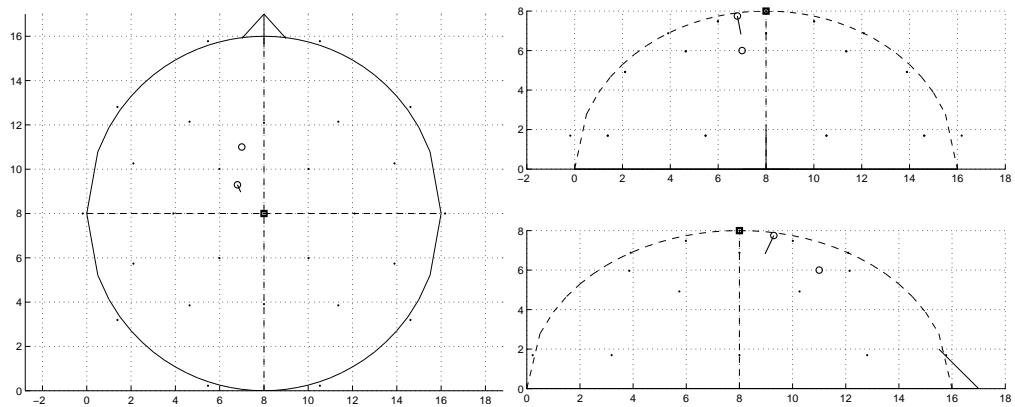
7.3 Results TSI method -Controls



Σχήμα 7.17: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.

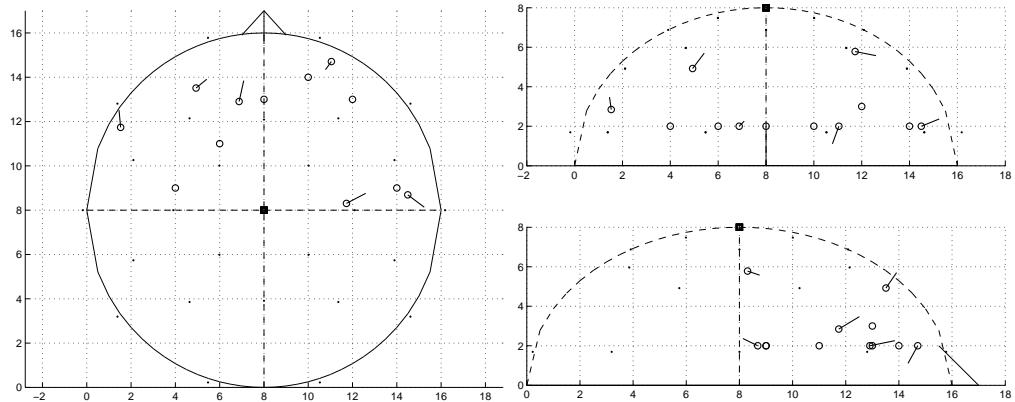


Σχήμα 7.18: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την αλάση των υγιών υποκειμένων.

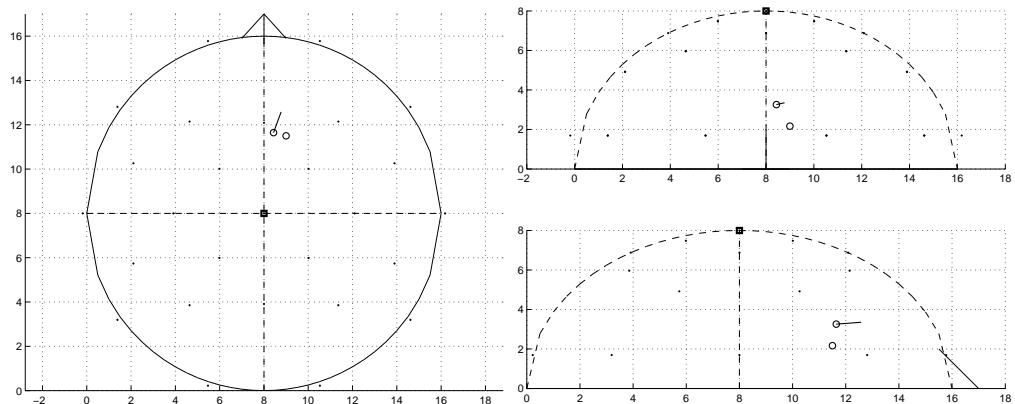


Σχήμα 7.19: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των υγιών υποκειμένων.

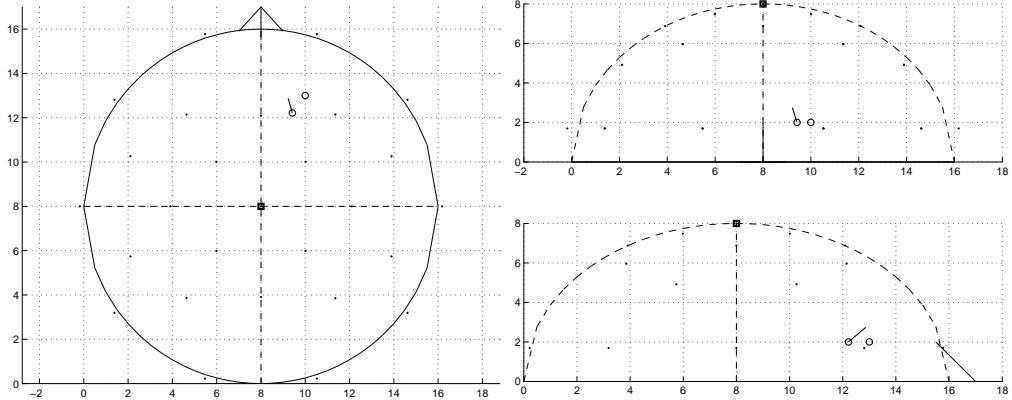
7.4 Results TSI method -AD



Σχήμα 7.20: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.



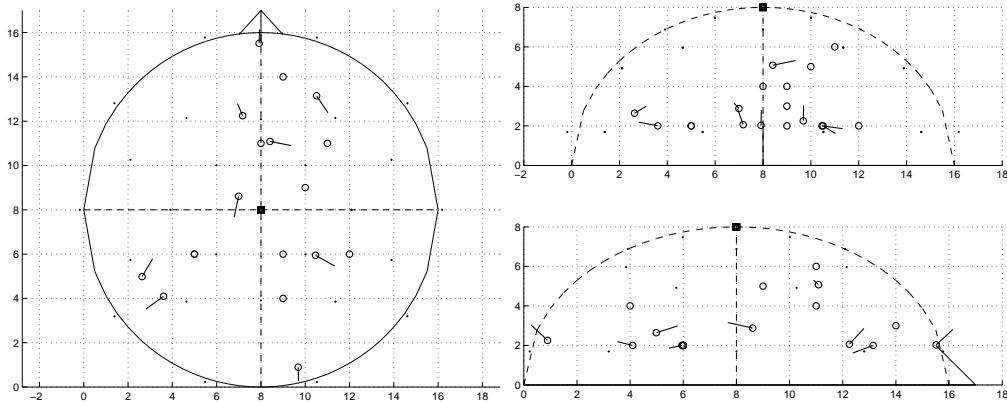
Σχήμα 7.21: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των υγιών υποκειμένων.



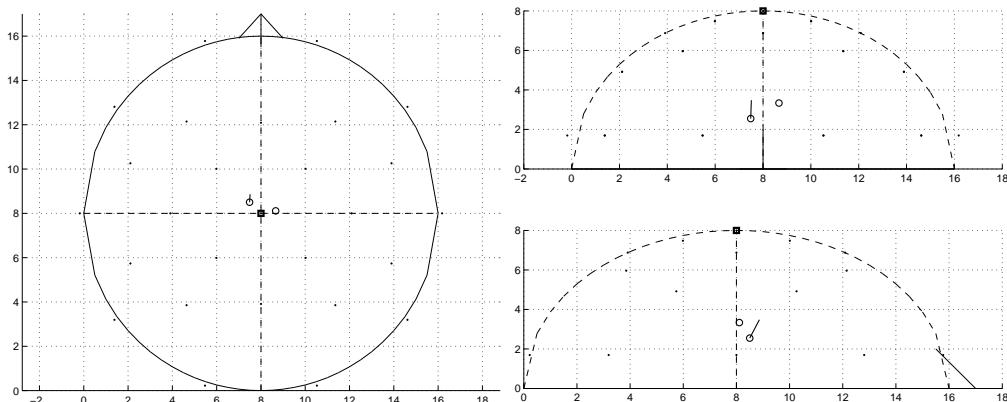
Σχήμα 7.22: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των υγιών υποκειμένων.

CG						LORETA		
Normal								
x	y	z	px	py	pz	x	y	z
8.96	13.59	2.00	4.21	-4.36	14.15	9.00	13.00	2.00
6.15	6.48	3.97	-57.51	-20.34	27.80	7.00	10.00	6.00
5.72	3.67	4.93	-7.87	-6.89	8.14	7.00	5.00	4.00
8.06	12.23	2.35	-30.18	58.65	71.06	11.00	13.00	2.00
2.73	4.41	2.10	-6.32	-14.92	6.44	5.00	6.00	2.00
2.60	3.26	2.29	-49.53	-36.19	41.94	5.00	6.00	2.00
9.27	13.24	2.00	9.56	-14.96	-9.58	10.00	13.00	2.00
3.94	9.14	2.00	22.22	-2.41	-3.76	9.00	4.00	4.00
Ad								
x	y	z	px	py	pz	x	y	z
14.49	8.69	2.00	14.01	-10.52	6.88	14.00	9.00	2.00
1.53	11.74	2.85	-1.36	14.87	12.01	4.00	9.00	2.00
4.93	13.51	4.92	15.16	12.53	24.35	6.00	11.00	2.00
11.73	8.31	5.78	35.19	18.38	-8.40	10.00	14.00	2.00
11.04	14.71	2.00	-24.31	-33.24	-81.29	12.00	13.00	3.00
6.88	12.91	2.00	59.01	265.20	73.32	8.00	13.00	2.00
average	solution	normal						
5.93	8.25	2.71	-14.43	-5.18	19.52	7.88	8.75	3.00
average	solution	AD						
8.43	11.64	3.26	16.28	44.54	4.48	9.00	11.50	2.17
average	signal	normal						
6.80	9.29	7.75	0.07	-0.16	-0.46	7.00	11.00	6.00
average	signal	AD						
9.42	12.22	2.00	-0.67	0.23	0.26	10.00	13.00	2.00

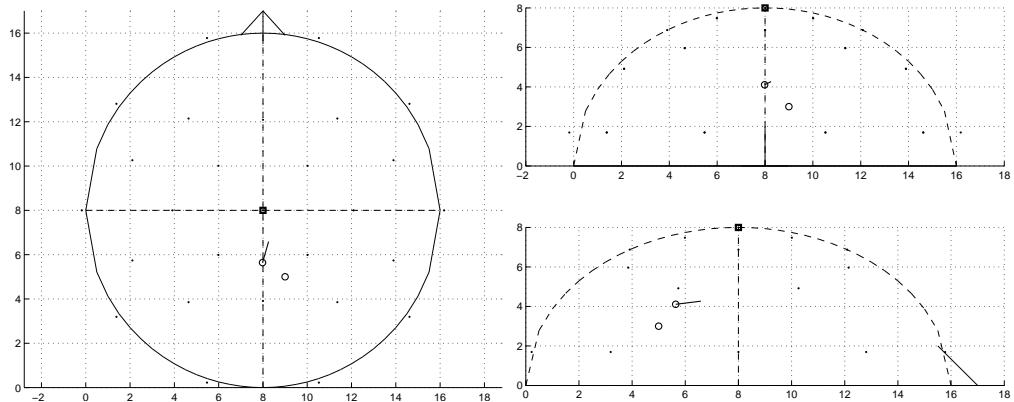
7.5 Results Cardif method p3a comp -Controls



Σχήμα 7.23: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθεια του κάθε υποκειμένου.



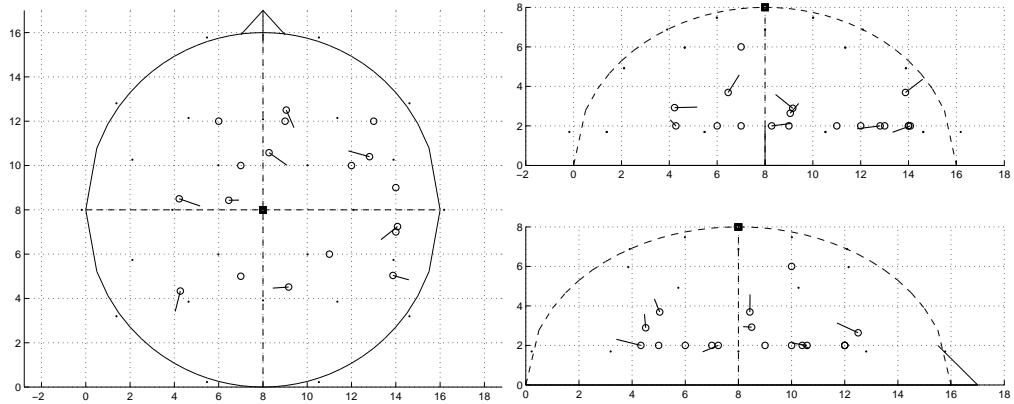
Σχήμα 7.24: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των υγιών υποκειμένων.



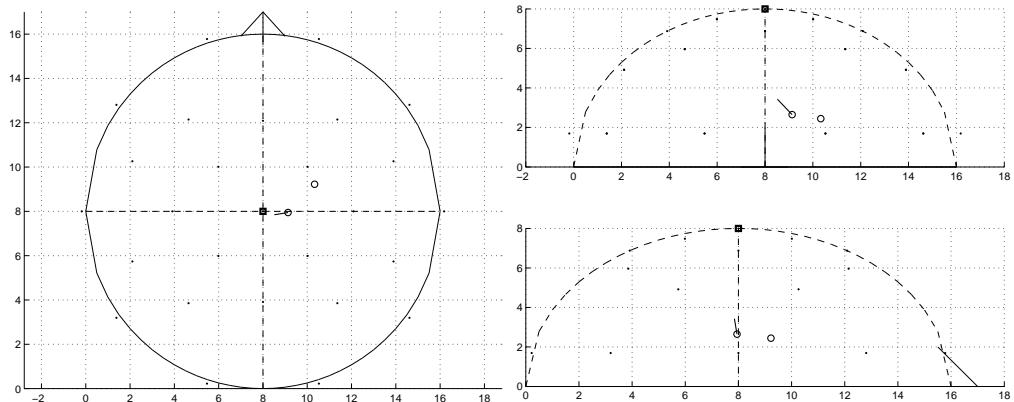
Σχήμα 7.25: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των υγιών υποκειμένων.

x	y	z	px	py	pz	x	y	z
7.91618	15.5113	2.02684	0.75569	30.2137	37.0013	9	6	2
2.47041	4.42223	2.00039	-0.1003	-0.0818	0.04253	5	6	2
2.72949	4.81142	2.70992	0.02799	0.05249	0.01942	5	6	2
9.36111	1.17295	2.42984	-0.1711	-6.7665	8.85510	11	11	6
6.99282	8.61218	2.87940	-0.7121	-3.2882	0.97546	10	9	5
10.2663	6.05633	2.00014	0.09577	-0.0541	-0.0176	9	4	4
10.7545	12.9433	2.00003	0.29651	-0.5105	-0.2125	9	14	3
8.40782	11.0870	5.07360	0.85262	-0.1657	0.20660	12	6	2
7.17343	12.2483	2.05959	-0.0745	0.17450	0.25511	8	11	4
average	solution	normal	bin5					
7.34134	8.54056	2.57553	0.10784	2.17488	5.23616	8.66667	8.11111	3.33333
average	signal	normal	bin5					
7.98182	5.64084	4.10944	1.12490	3.90543	0.65626	9	5	3

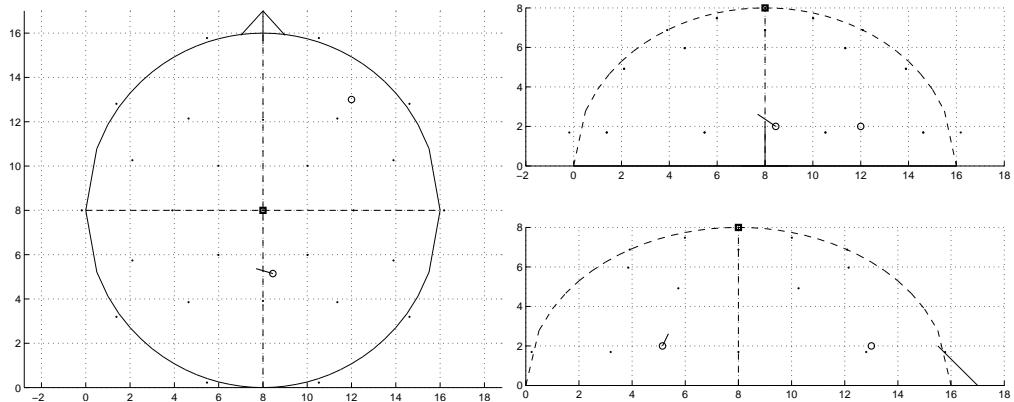
7.6 Results Cardif method p3a comp -AD



Σχήμα 7.26: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθειά του κάθε υποκειμένου.



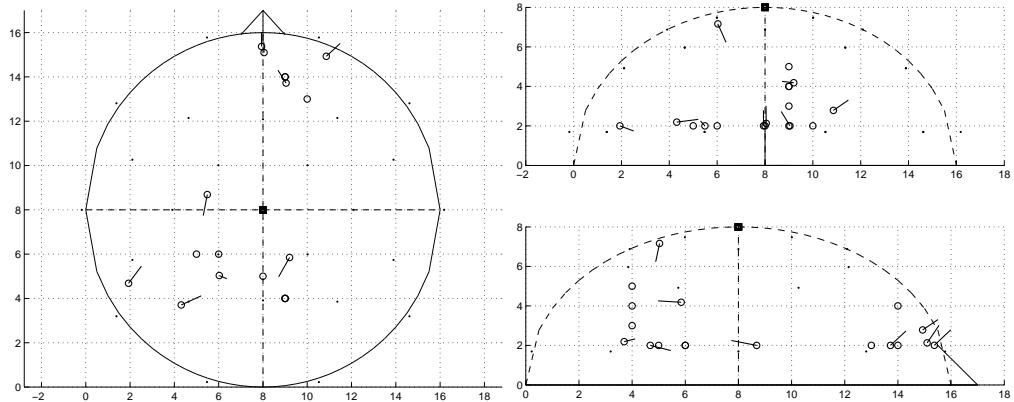
Σχήμα 7.27: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των ασθενών.



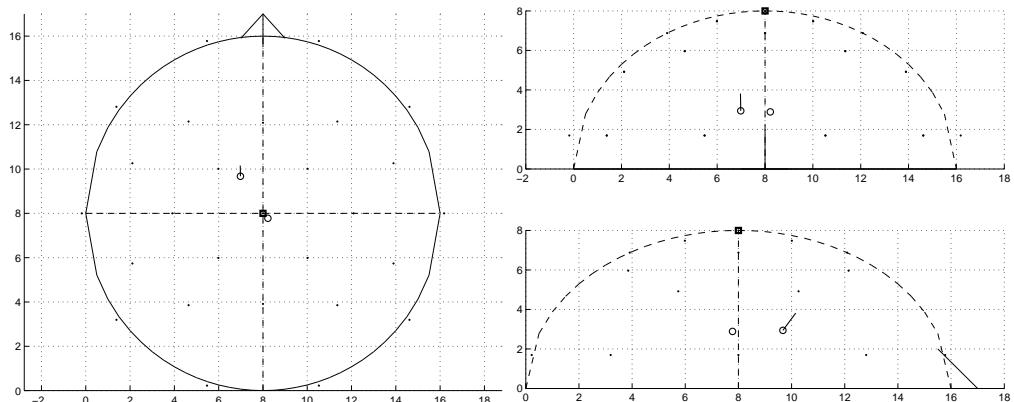
Σχήμα 7.28: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των ασθενών.

x	y	z	px	py	pz	x	y	z
13.8838	7.33574	2.00006	-0.1150	-0.0809	-0.0407	14	9	2
13.8702	5.03909	3.69157	0.32435	-0.0909	0.30191	14	7	2
4.22095	8.49860	2.92556	1.41496	-0.4868	0.03580	13	12	2
6.46015	8.42533	3.69621	0.27514	0.00599	0.52758	6	12	2
7.92728	10.5156	2.00021	0.08232	-0.0573	0.01162	9	12	2
14.0297	12.3385	2.95499	0.11480	0.52379	0.30598	12	10	2
9.23468	15.0320	2.53890	0.06731	0.06397	0.20127	7	10	6
9.16008	4.51204	2.89280	-9.8707	-0.6366	9.58830	11	6	2
4.74051	3.92113	2.00024	-0.0085	-0.0177	0.00684	7	5	2
average	solution	AD						
9.28081	8.40201	2.74451	-0.8573	-0.0863	1.21540	10.3333	9.22222	2.44444
average	signal	AD						
8.29011	5.23299	2.00006	-2.6511	0.76852	2.21197	12	13	2

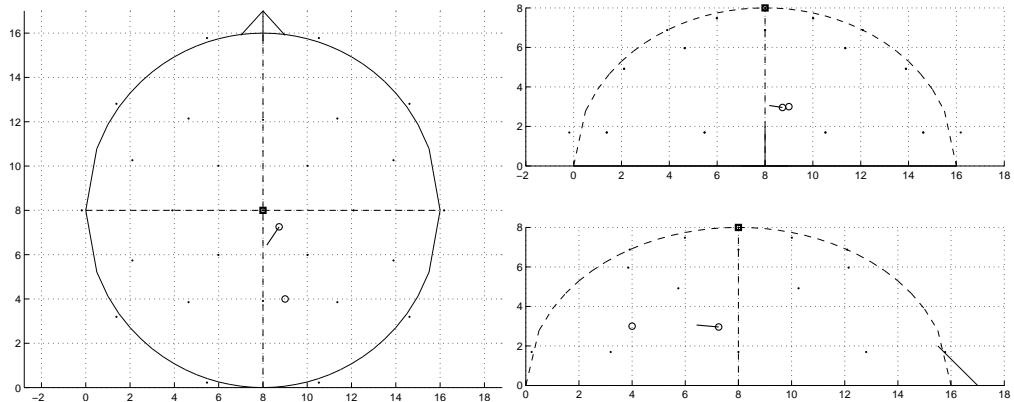
7.7 Results Cardif method p3b comp -Controls



Σχήμα 7.29: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθειά του κάθε υποκειμένου.



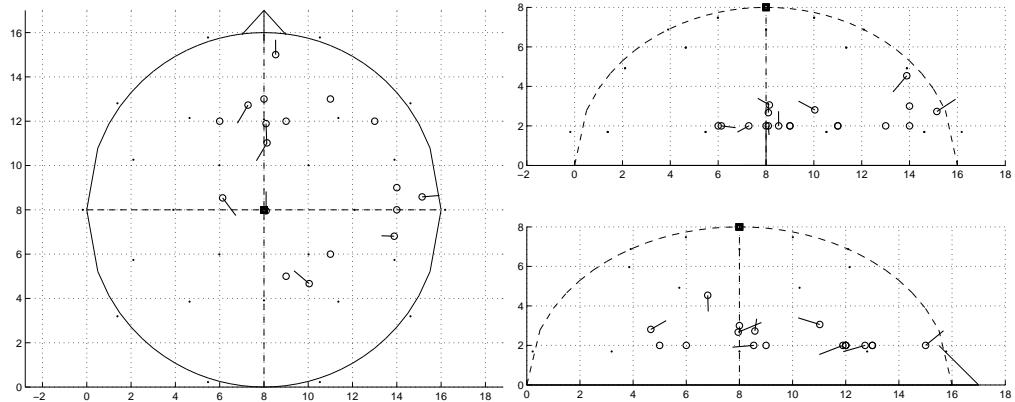
Σχήμα 7.30: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των υγιών υποκειμένων.



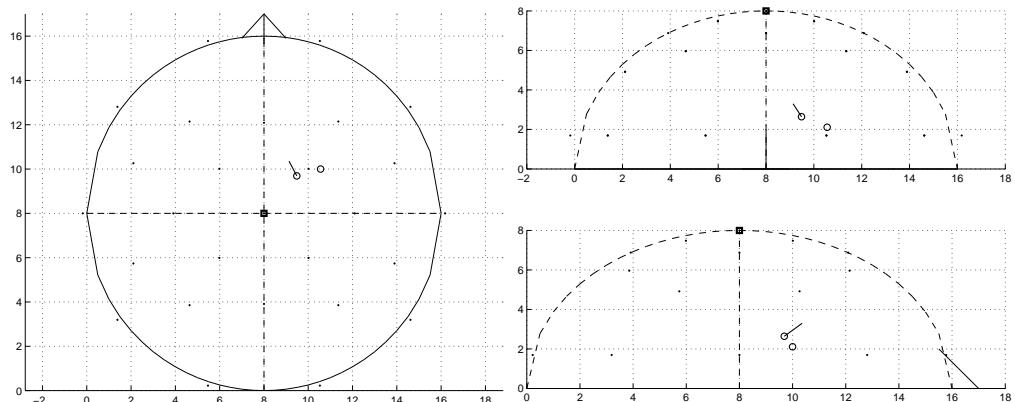
Σχήμα 7.31: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των υγιών υποκειμένων.

x	y	z	px	py	pz	x	y	z
10.0353	13.4414	2.00028	0.02774	-0.1145	-0.0668	10	13	2
2.49432	4.53485	2.00024	0.00184	0.00293	-0.0009	5	6	2
4.31692	3.69656	2.19140	0.01289	0.00592	0.00199	6	6	2
9.22058	5.82271	4.21600	-0.0183	-0.0328	0.00258	9	4	4
5.88009	8.82062	2.00015	-0.0486	-0.2606	0.06314	9	4	5
6.42031	6.51932	7.29076	7.8E-05	1.4E-05	-3E-05	9	4	3
8.05126	15.0979	2.12739	-0.0112	0.53142	1.05333	9	14	4
8.13319	15.2760	2.01467	-0.0108	0.81382	1.10683	8	5	2
8.05180	12.1108	2.00048	-0.0406	0.10410	0.09092	9	14	2
average	solution	normal	bin5					
6.95597	9.48000	2.87126	-0.0097	0.11671	0.25011	8.22222	7.77778	2.88889
average	signal	normal	bin5					
8.72915	7.25513	2.96059	-0.0491	-0.0736	0.00850	9	4	3

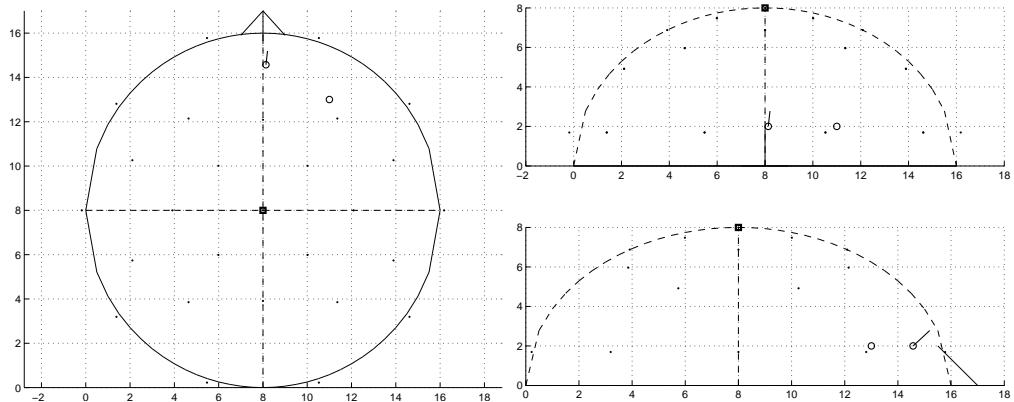
7.8 Results Cardif method p3b comp -AD



Σχήμα 7.32: Τα εκτιμώμενα δίπολα για το κάθε την μέση προσπάθειά του κάθε υποκειμένου.



Σχήμα 7.33: Το μέσο εκτιμώμενο δίπολο για την κλάση των ασθενών.



Σχήμα 7.34: Το εκτιμώμενο δίπολο για το μέσο εγκεφαλογράφημα της κλάσης των ασθενών.

x	y	z	px	py	pz	x	y	z
15.0357	8.15436	2.85367	0.00476	0.00096	0.00361	13	12	2
13.8831	6.80714	4.53629	-0.0234	0.00079	-0.0331	14	8	3
8.08544	15.0002	2.00059	0.05426	0.75588	0.81035	11	13	2
8.14163	11.0217	3.05529	-0.0236	-0.0398	0.01651	9	5	2
7.33879	12.4911	2.00025	-0.0186	-0.0326	-0.0113	8	13	2
6.36949	9.08191	2.00015	0.02609	-0.0345	-0.0048	14	9	2
8.09961	7.95403	2.67127	-0.0004	0.14868	0.08313	6	12	2
10.0419	4.66656	2.81065	-0.6123	0.51820	0.39963	11	6	2
8.09642	11.8907	2.00059	0.00020	-0.0056	-0.0029	9	12	2
average	solution	AD						
9.45467	9.67419	2.65875	-0.0659	0.14578	0.14012	10.5556	10	2.11111
average	signal	AD						
8.09804	14.6625	2.00052	0.05758	0.52024	0.63986	11	13	2

Κεφάλαιο 8

Παράρτημα Β

Στο παράρτημα αυτό παρουσιάζονται πίνακες με τις τιμές για την περιοχή που εξ ετάζουμε σε κάθε περίπτωση για τα ηλεκτρόδια Cz & Pz, τόσο για το αρχικό σήμα όσο και για το backprojected σήματα. Αυτά τα δεδομένα μπορούν να βοηθήσουμε στην καλύτερη αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που παρουσιάζονται στην ενότητα με τα πραγματικά δεδομένα.

Sheffield All peaks

Ακολουθούν πίνακες για τα δεδομένα του Sheffield Czback και Pzback είναι οι μέσες τιμές για την περιοχή ενδιαφέροντος του backprojected σήματος όπως αυτή φαίνεται στον παρακάτω πίνακα. Ενώ CzEEG και PzEEG είναι οι αντίστοιχες τιμές από το αρχικό σήμα.

Bin	Υγιείς άνθρωποι		Ασθενείς	
	Διάρκεια (ms)	samples(1300)	Διάρκεια (ms)	samples(1300)
B1(P1)	586 - 661	600 - 677	586 - 665	600 - 621
B2(N1)	661 - 724	678 - 741	665 - 719	622 - 736
B3(P2)	724 - 784	742 - 805	719 - 796	737 - 815
B4(N2)	784 - 874	806 - 895	796 - 922	816 - 944
B5(P3)	874 - 1086	896 - 1112	922 - 1086	945 - 1112

Πίνακας 8.1: Χρονικά διαστήματα εμφάνισης των bins σε (ms) και δείγματα (1024Hz) μετά το ερέθισμα.

NORMAL

	Czback	CzEEG	Pzback	PzEEG
normal_Bin5_Cluster5_negative.mat	-0.4630	-10.517	0.27382	-7.6163
normal_Bin5_Cluster5_positive.mat	0.47622	5.38732	-0.3920	12.1367
normal_Bin5_Cluster6_negative.mat	-0.5466	-4.7167	0.2297	-6.0887
normal_Bin5_Cluster6_positive.mat	0.74471	-13.857	0.30933	-0.2355
normal_Bin5_Cluster7_negative.mat	-0.3395	-10.342	-0.4673	-3.2594
normal_Bin5_Cluster7_positive.mat	0.58861	14.6662	-0.6872	10.7846
normal_Bin5_Cluster3_positive.mat	-1.1624	-7.7308	0.48360	0.75636
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	1.14305	-5.5110	0.74807	-16.152
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.6724	-17.799	0.73519	8.11226
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.3292	5.46336	-0.2212	2.83349
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.6225	-16.323	-1.1742	-14.252
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.98427	-3.0895	0.37141	-5.3709
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.5295	-9.0647	2.20130	-1.7834
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-1.2837	-7.5633	1.88828	-7.8941
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.4906	-14.570	0.86473	-0.2490
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.51782	6.65102	0.17932	9.23705
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.9577	-16.097	-0.2503	-10.416
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	1.38485	18.8260	-0.2358	16.0302
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-1.8692	-16.373	0.77023	15.7348
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	1.48810	-5.7616	-0.0715	-4.2179
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	1.30872	-4.0864	-0.7614	7.49333
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-1.0505	-10.597	0.79653	-7.9974
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.16632	7.92947	-0.4053	14.8925
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-1.0217	-9.6341	1.62196	-3.9111
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	1.48724	2.92697	-0.4220	1.61286
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.5390	-13.155	1.42109	1.29299
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.98151	-0.5001	-0.2902	7.34809
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.5159	-12.687	0.29201	-10.284
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.1308	3.63051	0.03636	2.73997
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.15347	-15.652	0.02498	-28.753
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.19644	-3.6020	0.48554	1.39613
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.16070	9.00599	-0.1395	13.2576
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.2715	-5.1761	0.05595	-8.1495
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.31919	0.01735	-0.0987	6.73522
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.0540	-2.4098	0.39147	5.11362
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.36606	5.71356	0.22926	6.95191
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.3180	-0.6067	0.17172	4.56596
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.41038	5.65085	0.15343	-0.9826
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.2965	3.02762	0.04882	5.15031
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.16056	16.1323	0.05855	32.8579
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.2196	-3.3102	0.33258	7.63359
normal_Bin5_Cluster4_negative.mat	0.25633	9.22004	0	16.2492

AD

	Czback	CzEEG	Pzback	PzEEG
AD_Bin1_Cluster1_negative.mat	-0.5330	-1.5403	-0.1492	-16.726
AD_Bin1_Cluster1_positive.mat	0.37297	11.9803	-0.0284	49.4216
AD_Bin1_Cluster2_negative.mat	-0.3335	-12.109	-0.6982	-59.922
AD_Bin1_Cluster2_positive.mat	0.54870	13.5963	-0.3995	42.4930
AD_Bin1_Cluster3_negative.mat	-0.6343	1.28985	0.29048	-17.142
AD_Bin1_Cluster3_positive.mat	0.73355	21.1367	-0.0073	74.3194
AD_Bin2_Cluster1_negative.mat	-0.4285	9.48016	0.06245	29.8639
AD_Bin2_Cluster1_positive.mat	-0.2123	11.7064	0.17440	17.2436
AD_Bin2_Cluster2_negative.mat	-0.8840	-3.5124	1.02042	31.8116
AD_Bin2_Cluster2_positive.mat	1.08216	44.7624	0.45287	102.351
AD_Bin2_Cluster3_negative.mat	-1.4930	9.66819	1.24822	48.0335
AD_Bin2_Cluster3_positive.mat	0.87323	5.37654	0.89219	10.7597
AD_Bin2_Cluster4_negative.mat	-1.1999	-18.707	1.37177	0.42562
AD_Bin2_Cluster4_positive.mat	0.50997	13.7236	0.92940	105.546
AD_Bin2_Cluster5_negative.mat	-0.3826	-0.4102	-2.9978	20.7456
AD_Bin3_Cluster1_negative.mat	-0.3879	-12.392	0.68664	-41.006
AD_Bin3_Cluster1_positive.mat	0.88546	-3.8861	0	-7.4053
AD_Bin3_Cluster2_negative.mat	-0.3010	10.1604	-1.2324	22.8492
AD_Bin3_Cluster2_positive.mat	0.99529	20.1558	0.15352	22.4319
AD_Bin3_Cluster3_negative.mat	-1.6658	-26.760	-0.3465	-86.063
AD_Bin3_Cluster3_positive.mat	0.25744	4.52328	0.55717	5.27055
AD_Bin3_Cluster4_negative.mat	-1.4120	6.92309	0.48111	-4.4356
AD_Bin3_Cluster4_positive.mat	0.83918	9.5609	0.21766	-44.109
AD_Bin3_Cluster5_negative.mat	-1.0724	-6.0746	-0.0377	-9.0108
AD_Bin4_Cluster1_negative.mat	-1.3827	3.33978	0.40032	34.2376
AD_Bin4_Cluster1_positive.mat	0.53825	-6.1979	0.91402	-7.9446
AD_Bin4_Cluster2_negative.mat	-0.7785	0.92239	0.12597	1.57249
AD_Bin4_Cluster2_positive.mat	0.94964	-3.0964	0.64260	-21.923
AD_Bin4_Cluster3_negative.mat	-0.0778	8.83338	-0.0272	7.07442
AD_Bin4_Cluster3_positive.mat	0.59480	5.71967	0.79255	27.7536
AD_Bin4_Cluster4_positive.mat	0.02446	-4.2605	0.07100	15.0256
AD_Bin4_Cluster5_positive.mat	0.08994	19.7249	-0.0267	69.3461
AD_Bin5_Cluster1_negative.mat	-0.2245	13.0068	-0.0580	17.0264
AD_Bin5_Cluster1_positive.mat	0.09668	12.1660	0.14006	29.8532
AD_Bin5_Cluster2_negative.mat	-0.2512	17.3609	-0.2053	49.1466
AD_Bin5_Cluster2_positive.mat	0.24037	11.2175	0.02494	21.1627
AD_Bin5_Cluster3_negative.mat	-0.4303	16.3496	-0.1220	10.1186
AD_Bin5_Cluster3_positive.mat	0.12690	7.43560	-0.0307	17.8938
AD_Bin5_Cluster4_negative.mat	-0.2086	11.3050	0.03313	22.7048
AD_Bin5_Cluster4_positive.mat	0.11503	4.33539	-0.1400	-1.1835
AD_Bin5_Cluster5_negative.mat	-0.2922	12.8702	0.17847	63.6061
AD_Bin5_Cluster5_positive.mat	0.07646	-0.2055	-0.1426	-32.660

TSI data

Πίνακες από τα δεδομένα TSI. Η περιοχή ενδιαφέροντος σε αυτή την περίπτωση που χρησιμοποιήσαμε είναι η [750 - 1050] σε δείγματα. Με avCzBack & avPzBack παρουσιάζουμε την μέση τιμή για το backprojected σήμα για την περιοχή ενδιαφέροντος ενώ με avCzEEG & avPzEEG δείχνουμε την αντίστοιχη μέση τιμή για το αρχικό σήμα.

NORMAL

	avCzBack	aveCzEEG	avPzBack	avPzEEG
Rsubject_0_0_target.mat	1.67882	4.09861	2.62238	1.85442
Rsubject_1_0_target.mat	176.333	-61.947	21.1984	-14.995
Rsubject_2_0_target.mat	-26.813	-54.255	-19.018	-31.622
Rsubject_4_2_target.mat	51.3713	-11.840	18.0111	-26.852
Rsubject_14_1_target.mat	17.7969	6.09006	18.2623	8.93870
Rsubject_15_0_target.mat	-2.0416	1.41804	-1.0464	5.06923
Rsubject_16_1_target.mat	2.69569	1.63959	2.01175	3.06619
Rsubject_20062_1_target.mat	-6.9106	0.63173	-9.9487	6.24918
AD				
Rsubject_18_2_target.mat	-4.7285	2.96834	-5.8366	13.5722
Rsubject_24_0_target.mat	-0.4056	1.81973	0.82507	-1.1296
Rsubject_29_0_target.mat	1.60117	4.98750	3.45279	3.32414
Rsubject_35_0_target.mat	-5.2235	-5.7815	-4.8373	0.66418
Rsubject_38_0_target.mat	-3.8175	-1.0842	-1.6471	-0.7678
Rsubject_43_0_target.mat	8.10378	7.75447	2.94563	7.56151

Cardif p3a -p3b data

Για τα δεδομένα Cardif δεν χρησιμοποιήσαμε χρησιμοποιήσαμε την κορυφή κάθε σήματος αντί για περιοχή ενδιαφέροντος. Έτσι στους επόμενους πίνακες παρουσιάζουμε πρώτα για τα p3a components και στην συνέχεια για τα p3b με τα ονόματα IpeakCzback και IpeakPzback την θέση που παρουσιάστηκε η κορυφή ενώ με τα αντίστοιχα peakCzback και peakPzback το πλάτος της κορυφής για το backprojected σήμα. Ενώ με τα ονόματα IpeakCzEEG και IpeakPzEEG την θέση που παρουσιάστηκε η κορυφή ενώ με τα αντίστοιχα peakCzEEG και peakPzEEG το πλάτος της κορυφής για το αρχικό σήμα.

Normal

	IpeakCzback	IpeakCzEEG	IpeakPzback	IpeakPzEEG	peakCzback	peakCzEEG	peakPzback	peakPzEEG
yya_5_2.mat	296	29	296	34	252.352	39.32	268.445	28.53
yya_0_0.mat	286	326	286	271	0.07243	113.07	0.23947	119
yya_1_0.mat	276	218	276	218	10.8841	25.99	5.86939	29.79
yya_14_1.mat	298	300	298	306	95.1705	21.89	116.179	21.58
yya_15_0.mat	290	314	290	352	68.7312	-13.5	3.53842	-5.3
yya_16_1.mat	298	213	298	247	0.64574	43.16	1.60181	39.97
yya_20062_1.mat	292	328	292	90	16.4256	-13.25	21.8675	-1.52
yya_2_0.mat	292	267	292	89	19.6375	50.04	1.38561	13.71
yya_4_2.mat	461	208	291	206	0	-153.86	4.48663	-0.67

152

AD

	IpeakCzback	IpeakCzEEG	IpeakPzback	IpeakPzEEG	peakCzback	peakCzEEG	peakPzback	peakPzEEG
yya_43_0.mat	274	394	274	427	8.77298	1.37	3.83764	-13.53
yya_40_0.mat	306	408	306	409	0.79092	40.88	5.53490	36.63
yya_38_0.mat	276	263	276	309	43.0952	27.2	74.7957	25.99
yya_36_0.mat	297	10	297	10	134.397	17.33	2.14558	20.21
yya_35_0.mat	294	55	461	245	2.52301	-46.51	0	-48.03
yya_3_0.mat	299	112	299	115	0.95176	19.91	0.30034	22.19
yya_18_2.mat	292	407	292	408	31.9118	-13.51	8.85934	-19.17
yya_24_0.mat	297	304	297	318	217.719	8.51	635.912	21.43
yya_29_0.mat	299	378	299	317	0.19318	25.99	0.59253	58.51

NORMAL

	IpeakCzback	IpeakCzEEG	IpeakPzback	IpeakPzEEG	peakCzback	peakCzEEG	peakPzback	peakPzEE
yyb_0_0.mat	344	29	344	34	1.93398	39.32	1.62900	28.53
yyb_1_0.mat	319	326	319	271	0.11272	113.07	0.10503	119
yyb_14_1.mat	315	218	315	218	0.14525	25.99	0.12690	29.79
yyb_15_0.mat	422	300	422	306	0.76478	21.89	2.20317	21.58
yyb_16_1.mat	338	314	338	352	4.03165	-13.5	4.10472	-5.3
yyb_20062_1.mat	342	213	342	247	0.05859	43.16	0.04976	39.97
yyb_2_0.mat	338	328	338	90	7.03484	-13.25	7.52377	-1.52
yyb_4_2.mat	339	267	339	89	3.75885	50.04	0.92210	13.71
yyb_5_2.mat	339	208	339	206	1.67133	-153.86	0.85656	-0.67

153

AD

	IpeakCzback	IpeakCzEEG	IpeakPzback	IpeakPzEEG	peakCzback	peakCzEEG	peakPzback	peakPzEE
yyb_3_0.mat	311	394	311	427	0.07085	1.37	0.22886	-13.53
yyb_18_2.mat	321	408	321	409	0.06365	40.88	0.25727	36.63
yyb_24_0.mat	345	263	345	309	5.92937	27.2	0.67648	25.99
yyb_29_0.mat	320	10	320	10	2.77245	17.33	1.95154	20.21
yyb_35_0.mat	343	55	343	245	0.11820	-46.51	0.12462	-48.03
yyb_36_0.mat	147	112	147	115	0.35902	19.91	0.71772	22.19
yyb_38_0.mat	341	407	341	408	4.21082	-13.51	2.20939	-19.17
yyb_40_0.mat	342	304	342	318	19.7930	8.51	15.5383	21.43
yyb_43_0.mat	334	378	334	317	0.01636	25.99	0.01859	58.51

Βιβλιογραφία

- [1] <http://en.wikipedia.org/wiki/neuron>.
- [2] <http://sccn.ucsd.edu/eeglab/>.
- [3] <http://www.cs.bris.ac.uk/~rafal/phasereset/>.
- [4] http://www.scholarpedia.org/article/source_localization_invforw.jpg.
- [5] <http://www.uic.edu/classes/bios/bios100/lecturesf04am/lect22.htm>.
- [6] Ελληνική εταιρία νόσου alzheimer και συναφών διαταραχών. Τεύχος 5 ο, 1999.
- [7] Antonis A Armoudas. *A Novel Technique for guiding ablative therapy of Cardiac Arrhythmias*. PhD thesis, 1999.
- [8] Geselowitz D. B. On bioelectric potentials in an inhomogeneous volume conductor. *Biophysics*, 1967.
- [9] A. J. Bell and T. J. Sejnowski. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural computation*, 1995.
- [10] M.J.D. Cook and Z.J. Koles. A high-resolution anisotropic finite-volume head model for eeg source analysis. 2006.
- [11] J.C. de Munck. The potential distribution in a layered anisotropic spheroidal volume conductor. *J. Appl. Phys.*, 1988.
- [12] J.C. de Munck en B.W. van Dijk. Symmetry considerations in the quasi-static approximation of volume conductor theory. *Phys. Med. Biol.*, 1991.
- [13] R. Fletcher. *Practical Methods of Optimization*. John Wiley and Sons, 1980.

- [14] M. A. Malcolm Forsythe, G. E. and C. B. Moler. *Computer Methods for Mathematical Computations*. 1976.
- [15] E. Frank. Electric potential produced by two point current sources in a homogeneous conducting sphere. *J. Appl. Phys.*, 1953.
- [16] S. Baillet L. Garnero G. Marin, C. Guerin and G. Meunier G. Influence of skull anisotropy for the forward and inverse problem in eeg:simulation studies using the fem on realistic head models. *Human Brain Mapping*, 1998.
- [17] S. Baillet L. Garnero G. Marin, C. Guerin and G. Meunier G. Dipole models for the eeg and meg. *IEEE Trans. Biomed. Eng*, 2002.
- [18] Vanrumste B. Van Hese P. D'Asseler Y. Lemahieu I. Hallez, H. and R. Van de Walle. A finite difference method with reciprocity used to incorporate anisotropy in electroencephalogram dipole source localization. *Phys.Med.Biol.*, 2005.
- [19] Aapo Hyvärinen and Erkki Oja. Independent component analysis: Algorithms and applications. *Neural Networks*, 13(4-5):411–430, 2000.
- [20] J Jeong. Eeg dynamics in patients with alzheimer's disease. *Clinical Neurophysiology*, 2004.
- [21] Barrie Jervis, Suliman Belal, Kenneth Camilleri, Tracey Cassar, Cristin Bigan, David E J Linden, Kostas Michalopoulos, Michalis Zervakis, Mircea Besleaga, Simon Fabri, and Joseph Muscat. The independent components of auditory p300 and cnv evoked potentials derived from single-trial recordings. *Physiological Measurement*, 2007.
- [22] David Weisten Leonid Zhuckov and Chris Johnson. Independent component analysis for eeg source localization in realistic head models. *IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY*, 2000.
- [23] Jaakko Malmivuo and Robert Plonsey. *Bioelectromagnetism - Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. Oxford University Press, 1995.
- [24] Christoph M. Michel, Micah M. Murray, Goeran Lantz, Sara Gonzalez, Laurent Spinelli, and Ronlado Grave de Peralta. Eeg source imaging. *Clinical Neurophysiology*, 2004.
- [25] Jorge Nocedal and Stephen Wright. *Numerical Optimization*, chapter 3. Springer.

- [26] Lehmann D. Pascual-Marqui RD, Michel CM. Low resolution electromagnetic tomography: a new method for localizing electrical activity in the brain. *International Journal of Psychophysiology*, 1994.
- [27] Pearson.K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine*, 1901.
- [28] William H. Press. *Numerical Recipes The Art of Scientific Computing*, chapter 10. CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS, 2007.
- [29] R. W. Jodat R. S. Hosek, A. Sances and S. J. Larson. The contributions of intra-cerebral current to the eeg and evoked potentials. *IEEE Trans Biomed Eng*, 1978.
- [30] Pascual-Marqui RD. Review of methods for solving the eeg inverse problem. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 1999.
- [31] H. Saleheen and T. Kwong. New finite difference formulations for general inhomogeneous anisotropic bioelectric problems. *IEEE Trans.Biomed.Eng.*, 1997.
- [32] T. Schreiber and A. Schmitz. Improved surrogate data for nonlinearity tests. *Physical Review Letters*, 1996.
- [33] Jonathan Richard Shewchuk. An introduction to conjugate gradient method without the agonizing pain., 1994. <http://www.cs.cmu.edu/~quake-papers/painless-conjugate-gradient.pdf>.
- [34] L. Spyrou, S. Sanei, and A. Sumich. Separation and localization of auditory and visual p300 sources in schizophrenia patients via constrained bss. 2005.
- [35] B. Szelies, M. Grond, K. Herholz, J. Kessler, T. Wullen, and W. . Heiss. Quantitative eeg mapping and pet in alzheimer's disease. *Journal of the Neurological Sciences*, 1992.
- [36] J. Theiler, S. Eubank, A. Longtin, B. Galdrikian, and J. Doyne Farmer. Testing for nonlinearity in time series: the method of surrogate data. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992.
- [37] N. Yeung, R. Bogacz, C. B. Holroyd, and J. D. Cohen. Detection of synchronized oscillations in the electroencephalogram: An evaluation of methods. *Psychophysiology*, 2004.

- [38] F. X. Yu and V. P. Singh. An efficient and derivative-free algorithm for finding the minimum of a 1-d user-defined function. *Advances in Engineering Software*, 1993.
- [39] Ξανθόπουλος Πέτρος. Αντιστροφος καθορισμός πηγής από ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα για εντοπισμό διπόλων σε μοντέλα ανθρώπινου εγκεφάλου, 2005. Πολυτεχνείο Κρήτης.