ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ ΚΡΗΤΗΣ

Τμήμα Ηλεκτρονικών Μηχανικών

& Μηχανικών Υπολογιστών

“Μέθοδος προσομοίωσης σημάτων εγκεφαλογραφήματος και επίδραση των παραμέτρων στην ανάλυση συνιστωσών”

ΑΘΑΝΑΣΙΟΥ ΑΛΕΞΑΝΔΡΑ

ΧΑΝΙΑ, 2011

Περίληψη

Στην παρούσα διπλωματική εργασία γίνεται μελέτη της μεθόδου ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών με εφαρμογή σε προσομοιωμένα δεδομένα εγκεφαλογραφήματος με 30 κανάλια μίας δοκιμής ή πολλών συνενωμένων δοκιμών. Τα προσομοιωμένα δεδομένα παράγονται με την βοήθεια ενός ηλεκτρικού διπόλου το οποίο είναι τοποθετημένο σε συγκεκριμένη θέση στο εσωτερικό του εγκεφάλου και μεταβάλλεται σύμφωνα με μία πηγή. Κατασκευάζονται, επίσης, δεδομένα με Ν πηγές που προβάλλονται μέσω του γραμμικού συνδυασμού Ν διπόλων στα κανάλια. Τα σήματα πηγής προσομοιώνουν σήματα παρόμοια με κυματομορφές προκλητών δυναμικών. Η πειραματική διαδικασία διεξάγεται κυρίως σε περιβάλλον θορύβου και ο πρωταρχικός στόχος είναι η ανάκτηση των σημάτων πηγής από τον θόρυβο. Μελετάται επίσης η δυνατότητα διαχωρισμού και ανάκτησης των σημάτων από πολλαπλά κανάλια ή δοκιμές. Επιπλέον, πραγματοποιούνται εφαρμογές όπου εξετάζεται η επίδραση των παραμέτρων των πηγών στην ανάκτηση των σημάτων. Τέλος, προσδιορίστηκαν οι περιπτώσεις όπου υφίσταται ο διαχωρισμός των πηγών, δηλαδή ποιές παράμετροι των πηγών πρέπει να διαφέρουν έτσι ώστε να επιτευχθεί η διαχωρισιμότητά τους. Σε πολλά από τα παραπάνω σενάρια συνδυάζονται οι μέθοδοι γραμμικών μετασχηματισμών, ανάλυση κυρίαρχων συνιστωσών και ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών. Δηλαδή, εφαρμόζεται αρχικά μετασχηματισμός με την ανάλυση κυρίαρχων συνιστωσών στα δεδομένα, επανεκφράζοντάς τα σε μια νέα ορθογώνια βάση, και τέλος, τα δεδομένα αναλύονται σε ανεξάρτητες συνιστώσες με την μέθοδο ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών.

Πίνακας περιεχομένων

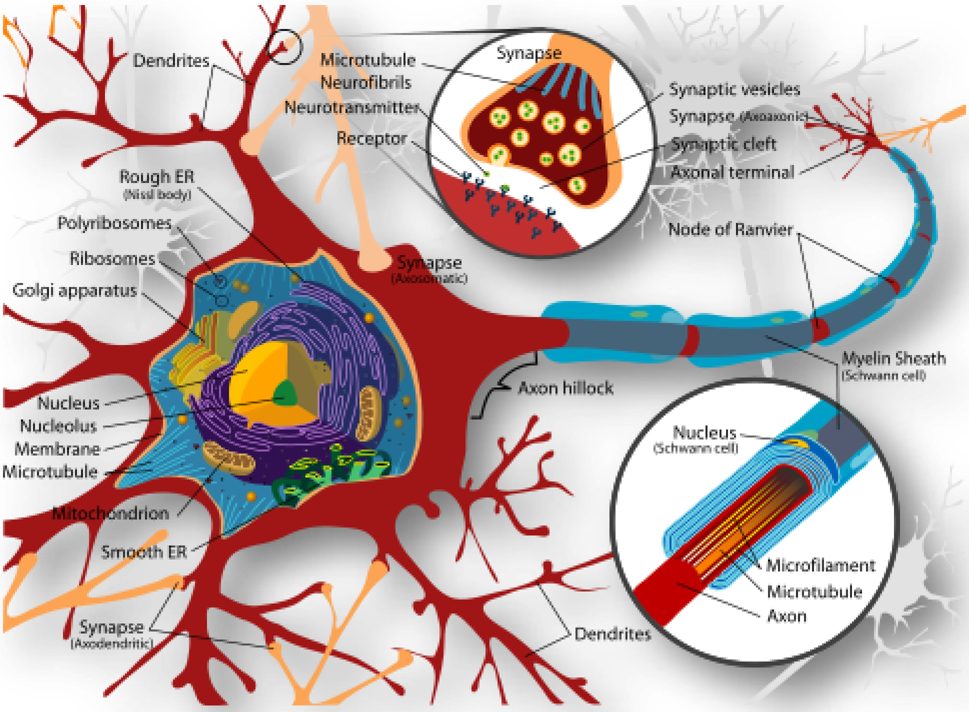
Κεφάλαιο 1

Εγκεφαλογράφημα – Προκλητά Δυναμικά

1.1 Εγκέφαλος

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί χωρίς αμφιβολία, το πλέον πολύπλοκο δημιούργημα της φύσης. Η μικρή μάζα της τάξης του 1.5 Kg εμπεριέχει ένα εξαιρετικά πολυσύνθετο δίκτυο κυττάρων, οι λειτουργίες του οποίου είναι υπεύθυνες για τη δημιουργία των σκέψεων, της μνήμης, του ελέγχου των δραστηριοτήτων του σώματος και των συναισθημάτων. Αυτό το έργο επιτελείται από τους περίπου 10^{10} νευρώνες εγκεφάλου, οι οποίοι συναντιούνται μεταξύ τους σε 10^{14} ως 10^{15} σημεία [1].

1.1.1 Νευρικά κύτταρα εγκεφάλου : Νευρώνες



Σχήμα 1.1 : Σχηματική αναπαράσταση νευρώνα

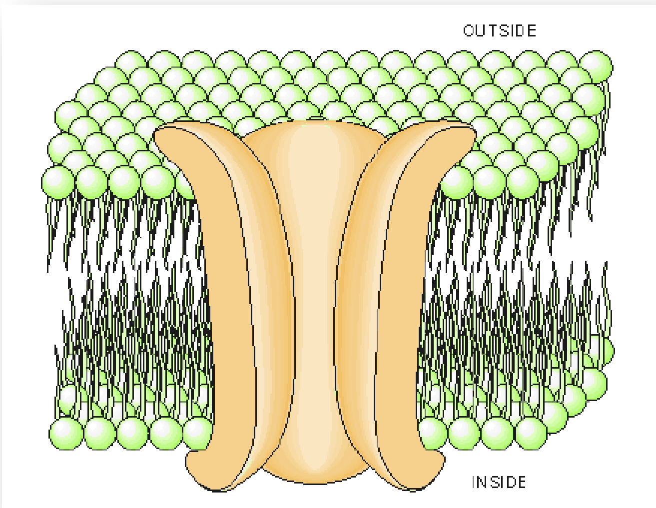
Ένας νευρώνας είναι αυτόνομος και αποτελείται από :

- Το κυρίως νευρικό κύτταρο (σώμα)
- Τις αποφυάδες του, που ονομάζονται νευρίτες

Οι νευρίτες και χωρίζονται σε δύο κατηγορίες:

- Στον μοναδικό νευράξονα (ή άξονα) κάθε νευρώνα. Αυτός είναι μια νηματοειδής προέκταση του κυρίως νευρικού κυττάρου. Οι νευρικές ώσεις (δυναμικά δράσης) του κυτταρικού σώματος οδεύουν κατά μήκος του άξονα κατευθυνόμενες προς την απόληξή του (προσυναπτική μεμβράνη).
- Στους δενδρίτες που είναι διακλαδισμένες αποφύσεις των νευρώνων. Αυτοί βρίσκονται σε επαφή μέσω των συνάψεων με τις απολήξεις διαφόρων αξόνων, που προέρχονται από γειτονικούς ή απομακρυσμένους νευρώνες. Οι δενδρίτες, μέσω των μετασυναπτικών μεμβρανών, συλλέγουν τα σήματα που εκπέμπονται από τις αξονικές απολήξεις και τα μεταδίδουν στο αντίστοιχο κυτταρικό σώμα του νευρώνα στον οποίο ανήκουν [1].

1.1.2 Μεμβράνη κυττάρων



Σχήμα 1.2 : Κυτταρική μεμβράνη

Ολόκληρος ο νευρώνας μαζί με τον άξονα και τους δενδρίτες καλύπτεται από την κυτταρική μεμβράνη. Η μεμβράνη στην πραγματικότητα είναι ημιπερατή, διότι οι πρωτεϊνες ενσωματωμένες στο διμοριακό λιπιδικό στρώμα κάνουν τη μεμβράνη διαπερατή για ιόντα και νερό και είναι υπεύθυνες για τη λειτουργική δραστηριότητα της ζωντανής μεμβράνης. Στην περίπτωση των νευρικών και μυϊκών κυττάρων, το δυναμικό ηρεμίας (διαφορά δυναμικού κατά μήκος της μεμβράνης) είναι -70 mV και οφείλεται στην άνιση κατανομή ιόντων, (αρνητική στο εσωτερικό, θετική στο εξωτερικό) μεταξύ των δύο πλευρών της μεμβράνης η οποία κατανομή διατηρείται από τη μεταβολική δραστηριότητα του κυττάρου μέχρι κάποιο είδος αναταραχής να διαταράξει αυτή την ισορροπία.

1.1.3 Είδη διαμεμβρανικής ροής ιόντων

- **Δυναμικό δράσης**

Προκαλείται όταν το διαμεμβρανικό δυναμικό στο σώμα του νευρώνα (ως συνολικό άθροισμα των ερεθισμών που καταφτάνουν από τους δενδρίτες) περάσει ένα ορισμένο κατώφλι (-50MV). Αυτή η κρουστική ώση διαδίδεται ταχύτατα κατά μήκος του άξονα, αναπαράγωντας τον κύκλο πόλωση-αποπόλωση–πόλωση και την συνακόλουθη ρευματική ροή μέσα και έξω από την κυτταρική μεμβράνη [1].

- **Μετασυναπτικό δυναμικό**

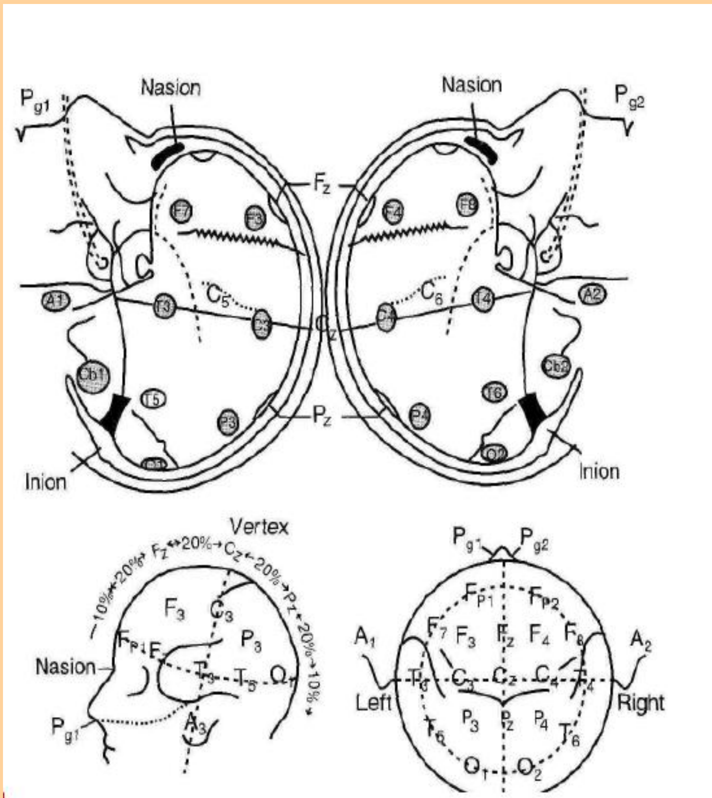
Το δυναμικό αυτό εμφανίζεται στην μετασυναπτική μεμβράνη όταν μεταδοθεί ο ερεθισμός μέσω του συναπτικού χάσματος από την προσυναπτική μεμβράνη.

Τα δυναμικά τα οποία μετρούμε μεταξύ δύο ηλεκτροδίων στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του κεφαλιού οφείλονται ουσιαστικά σε ρεύματα ιόντων διαμέσου της κυτταρικής μεμβράνης των νευρώνων που συμμετέχουν στην εκάστοτε εγκεφαλική διεργασία. Τα ρεύματα αυτά διαχέονται στην περιοχή από τα σημεία δημιουργίας τους έως την εξωτερική δερματική επιφάνεια, διότι ο εγκεφαλικός ιστός, οι μήνιγγες, το κρανίο και το δέρμα άγουν το ηλεκτρικό ρεύμα [1].

1.2 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Το σύνολο των ηλεκροχημικών επιδράσεων από νευρώνα σε νευρώνα αθροιζόμενο για όλες τις περιοχές του εγκεφάλου δημιουργεί αυτό που ονομάζουμε εγκεφαλική λειτουργία, της οποίας μόνο μερικώς μπορούμε να ανιχνεύσουμε και να μελετήσουμε τις διάφορες διαδικασίες και εκδηλώσεις. Ένα από τα εργαλεία για την μελέτη αυτή, αποτελεί ακριβώς η Ηλεκτροεγκεφαλογραφία.

Η λειτουργία του ηλεκτροεγκεφαλογράφου (ΗΕΓ) στηρίζεται στην καταγραφή των διαφορών δυναμικού, οι οποίες παρουσιάζονται πάνω στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου κρανίου, ως αποτέλεσμα της λειτουργίας του εγκεφάλου. Τα μετρούμενα ηλεκτρικά σήματα είναι ασθενή, από περίπου 1μV ως 100μV.



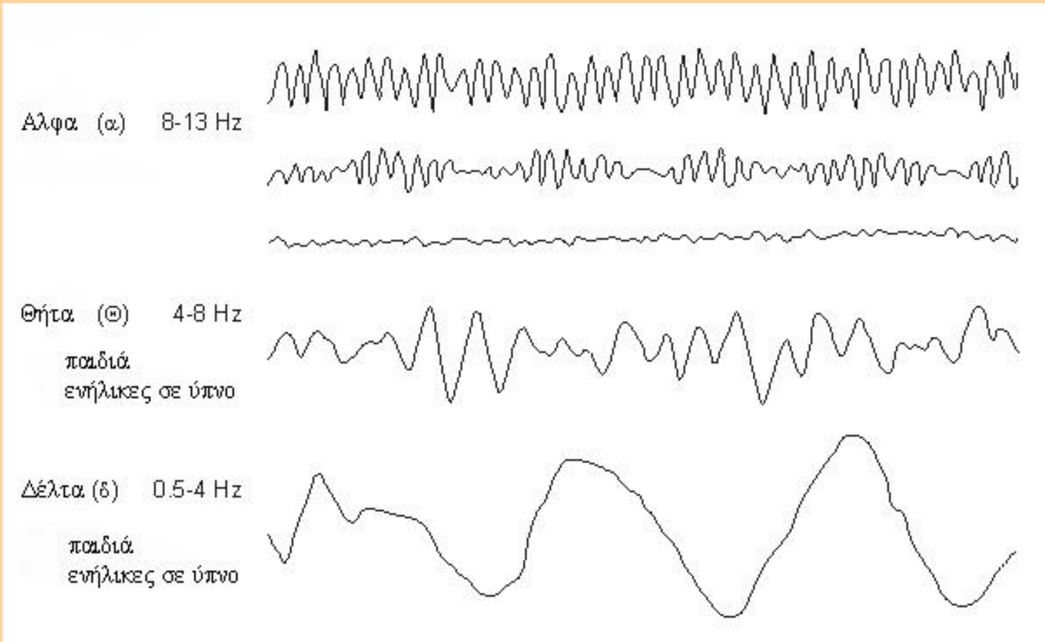
Σχήμα 1.3 : Το σύστημα τοποθέτησης ηλεκτροδίων 10-20

Για την επιλογή των θέσεων του κάθε ηλεκτροδίου πάνω στο κεφάλι έχουν δημιουργηθεί διάφορα πρότυπα, το δημοφιλέστερο εκ των οποίων είναι το Διεθνές Σύστημα 10-20 [2]. Η ονομασία του συστήματος οφείλεται στην επιλογή του 20% της αποστάσεως μεταξύ των δύο αυτιών ως την απόσταση ανάμεσα σε δύο οποιαδήποτε ηλεκτρόδια και επίσης στην επιλογή του 10% της αποστάσεως μεταξύ των δύο αυτιών ως την απόσταση από το αυτί στο κοντινότερο προς αυτό ηλεκτρόδιό του. Κατ' αυτόν τον τρόπο οι θέσεις των ηλεκτροδίων προσαρμόζονται ανάλογα με τις διαστάσεις του κρανίου του εξεταζόμενου (σχήμα 1.3). Μία προσέγγιση της μελέτης του ΗΕΓ στηρίζεται στην ύπαρξη ή μη συγκεκριμένων κυματομορφών που ονομάζονται *ρυθμοί* και των οποίων το κύριο χαρακτηριστικό είναι οι συχνότητες των αρμονικών από τις οποίες αποτελούνται δηλαδή το φασματικό τους περιεχόμενο. Οι κυριότεροι ρυθμοί είναι οι άλφα, βήτα, θήτα και δέλτα, οι συχνότητες και τα συνήθη πλάτη των οποίων φαίνονται στον πίνακα 1.1.

Πίνακας 1.1: Ρυθμοί ΗΕΓ

Ρυθμός	Περιοχή συχνοτήτων	Πλάτος (σε μV)
Δέλτα	0.5-4	**Έως 100-200**
Θήτα	4-8	**<30**
Άλφα	8-13	**30-50**
Βήτα	13-19	**<20**
Ταχύς Βήτα	**20-30**	**<20**

Οι κυματομορφές των ρυθμών αυτών φαίνονται στο σχήμα 1.4



Σχήμα 1.4 : Οι κυματομορφές των ρυθμών άλφα, βήτα, θήτα και δέλτα

Η εμφάνιση των ρυθμών έχει συνδυαστεί με διάφορα επίπεδα εγρήγορσης, χαλάρωσης, ύπνου κ.λπ.

- Ο άλφα ρυθμός εμφανίζεται σε περίπου 75% των ενηλίκων. Το κλείσιμο (αντίστοιχα άνοιγμα) των ματιών προκαλεί αύξηση (αντίστοιχα μείωση) του α ρυθμού. Αντίθετα, μείωση της δραστηριότητας άλφα έχει συσχετισθεί με αισθητηριακό ερεθισμό ή πνευματική δραστηριότητα.

- Ο βήτα ρυθμός, ο δεύτερος ο οποίος μελετήθηκε, είναι ο κυρίαρχος ρυθμός που εμφανίζεται κατά τη φάση πλήρους εγρήγορσης ενός φυσιολογικού ατόμου.
- Ο ρυθμός δέλτα συσχετίζεται με τον ύπνο στον φυσιολογικό άνθρωπο και είναι επίσης κύριος ρυθμός στα νεογέννητα έως το δεύτερο έτος της ηλικίας.
- Ο ρυθμός θήτα φαίνεται να συνδέεται με μηχανισμούς καταστολής, είτε στην είσοδο σε φάση χαλάρωσης, είτε σε συνδυασμό με τον β ρυθμό σε φάσεις αυξημένης προσοχής.
- Ο ρυθμός γάμμα σχετίζεται με την επιληψία.

1.3 Βιωματικά Δυναμικά

Ονομάζουμε βιωματικά δυναμικά (Event Related Potentials – ERP), τις διαφορές δυναμικού που μετρούμε στην δερματική επιφάνεια του κεφαλιού, οι οποίες προκαλούνται ως προετοιμασία ή ως απόκριση σε συγκεκριμένο γεγονός (είτε συμβαίνει στον εξωτερικό φυσικό κόσμο, είτε λαμβάνει χώρα ως ψυχολογική διαδικασία). Τα διακρίνουμε σε Προκλητά Δυναμικά – ΠΔ (Evoked Potentilas - EP), όταν το ερέθισμα, το γεγονός, προέρχεται από τον εξωτερικό κόσμο, και σε Εκπεμπόμενα δυναμικά (Emitted Potentials) όταν σχετίζονται με μια ψυχολογική διαδικασία. Τα ΠΔ αντικατοπτρίζουν εγκεφαλική δραστηριότητα σχετιζόμενη με ένα εξωτερικό ερέθισμα και μελετώνται μέσω προδιαγεγραμμένων πειραματικών διαδικασιών στο εργαστήριο. Υπάρχουν τρεις κύριες κατηγορίες ΠΔ ανάλογα με το είδος του εξωτερικού ερεθίσματος που τα προκαλεί:

- **Οπτικά προκλητά δυναμικά** (Visual Evoked Potentials – VEP)
- **Ακουστικά προκλητά δυναμικά** (Auditory Evoked Potentials – AEP)
- **Σωματοαισθητικά προκλητά δυναμικά** (Somatosensory Evoked Potentials – SEP): Προκαλούνται όταν ένα μικρής διάρκειας και έντασης ηλεκτρικό ρεύμα ερεθίσει κάποιο συγκεκριμένο νεύρο [1].

Τα ΠΔ μπορούν επίσης να χαρακτηριστούν σε σχέση με τον χρόνο εμφάνισης (λανθάνων χρόνος).

Στην περίπτωση των ακουστικών προκλητών δυναμικών υπάρχει η διάκριση σε:

- **Πρώιμα** (early, fast) 2 ως 12 ms
- **Μέσα** (middle) 12 ως 50 ms
- **Αργά ή ύστερα** (late) 50 ως 800 ms,

από την στιγμή που χορηγείται ο εξωτερικός ερεθισμός.

Αξίζει να παρατηρήσουμε ότι αυξανομένου του λανθάνοντος χρόνου μειώνεται η συχνότητα των κυματομορφών και αυξάνεται το πλάτος τους. Τα πρώιμα σχετίζονται με την διαβίβαση των νευρωνικών ώσεων (κατά μήκος του οπτικού η ακουστικού νεύρου για τα οπτικά ή ακουστικά προκλητά δυναμικά και κατά μήκος της σωματοαισθητικής οδού για τα σωματοαισθητικά). Τα ύστερα δυναμικά αντανακλούν την εγκεφαλική δραστηριότητα περιοχών του φλοιού ως αντίδραση στην άφιξη της εξωτερικής πληροφορίας.

Επιπλέον μπορούμε να χωρίσουμε τα ΠΔ σε ενδογενή και εξωγενή [3].

- Τα ενδογενή ΠΔ εξαρτώνται ουσιαστικά από την ψυχολογική κατάσταση του ατόμου και π.χ. αν το ερέθισμα είναι γνωστό ή άγνωστο, αν προκαλεί δυσφορία ή ευχαρίστηση, αν είναι σημασιολογικά ορθό η λάθος, ενδιαφέρον η αδιάφορο κ.ο.κ.
- Τα εξωγενή σχετίζονται με την ένταση, την συχνότητά του κ.τ.λ. και την ακεραιότητα των αισθητικών οδών. Ο λανθάνων χρόνος εμφάνισής τους σε σχέση με το εκλυτικό ερέθισμα βρίσκεται συνήθως ανάμεσα στα 100 και 500 msec.

1.3.1 Μέτρηση ΒΔ

Όπως προαναφέρθηκε προηγουμένως το πλάτος των προς μέτρηση δυναμικών είναι μικρό (0,1 ως 20 μV). Τα σήματα όμως τα οποία μετρώνται κατά την διάρκεια μια κοινής ηλεκτροεγκεφαλογραφικής μέτρησης, έχουν ένα μέσο όρο της τάξης των 50 μV. Κατά την διάρκεια των μετρήσεων όμως λειτουργούν, εκτός των εγκεφαλικών περιοχών που δέχονται και επεξεργάζονται το ερέθισμα, και άλλες περιοχές οι οποίες ελέγχουν την γενικότερη λειτουργία του οργανισμού. Το επιθυμητό λοιπόν σήμα, το ΒΔ, είναι βυθισμένο μέσα στο συνολικό σήμα που ο ΗΕΓ καταγράφει. Ο ανεπιθύμητος θόρυβος αντιστοιχεί στην μέτρηση του ΗΕΓ αν δεν υπήρχε εκλυτικό γεγονός , γνωστή ως συμβατικό ΗΕΓ. Αφού λοιπόν ο θόρυβος, το συμβατικό ΗΕΓ, είναι σαφώς ισχυρότερος του επιθυμητού σήματος, του ΒΔ, η μέτρηση των ΒΔ καθίσταται προβληματική. Τα σωματοαισθητικά δυναμικά ήταν, λόγω της ισχυρότητάς τους, τα πρώτα τα οποία μετρήθηκαν από την εξωτερική επιφάνεια του ανθρώπινου κεφαλιού. Για να ξεπεραστεί το προαναφερθέν πρόβλημα χρησιμοποιούνται οι παρακάτω τεχνικές:

- Η μέτρηση των σημάτων γίνεται σε χώρο κατά το δυνατόν προστατευμένο από εξωτερικά ηλεκτρικά πεδία (κινητήρες, γραμμές μεταφορά ηλεκτρικής ενέργειας κ.α.). Στην καλύτερη περίπτωση η μέτρηση γίνεται σε ηλεκτρομαγνητικά θωρακισμένο δωμάτιο (κλώβος Faraday)
- Εξαγωγή του μέσου όρου: Το προτυποποιημένο πείραμα, κατά την διάρκεια του οποίου χορηγείται το ερέθισμα, επαναλαμβάνεται αρκετές φορές (trials).

Έστω η συνολική μετρηθείσα κυματομορφή δυναμικού $r_i(t)$ κατά την διάρκεια της i επανάληψης του πειράματος.Το συνολικό αυτό σήμα μπορεί να θεωρηθεί ότι αποτελείται από δύο τμήματα, το επιθυμητό σήμα και τον θόρυβο (δηλαδή το συμβατικό ΗΕΓ και όλες τις υπόλοιπες πηγές θορύβου)

$$r_i(t) = s_i(t) + n_i(t) \tag{1.1}$$

$i = 1 \dots N$, όπου N ο αριθμός των επαναλήψεων. Αν υπερθέσουμε τις διάφορες καταγραφές και λάβουμε τον μέσο όρο τους θα έχουμε:

$$E\big(r_i(t)\big) = \frac{\sum_{i=1}^{N} r_i(t)}{N} = \frac{1}{N}\left(\sum_{i=1}^{N} s_i\,(t) + \sum_{i=1}^{N} n_i\,(t)\right) \tag{1.2}$$

Υποθέτοντας κάθε φορά ότι το ΠΔ σχετιζόμενο από το εκλυτικό γεγονός αναπαράγεται πανομοιότυπα θα είναι:

$$s_i(t) = s_j(t) = s(t) \tag{1.2}$$

$$\forall\, i, j \in \{1, \dots, N\}$$

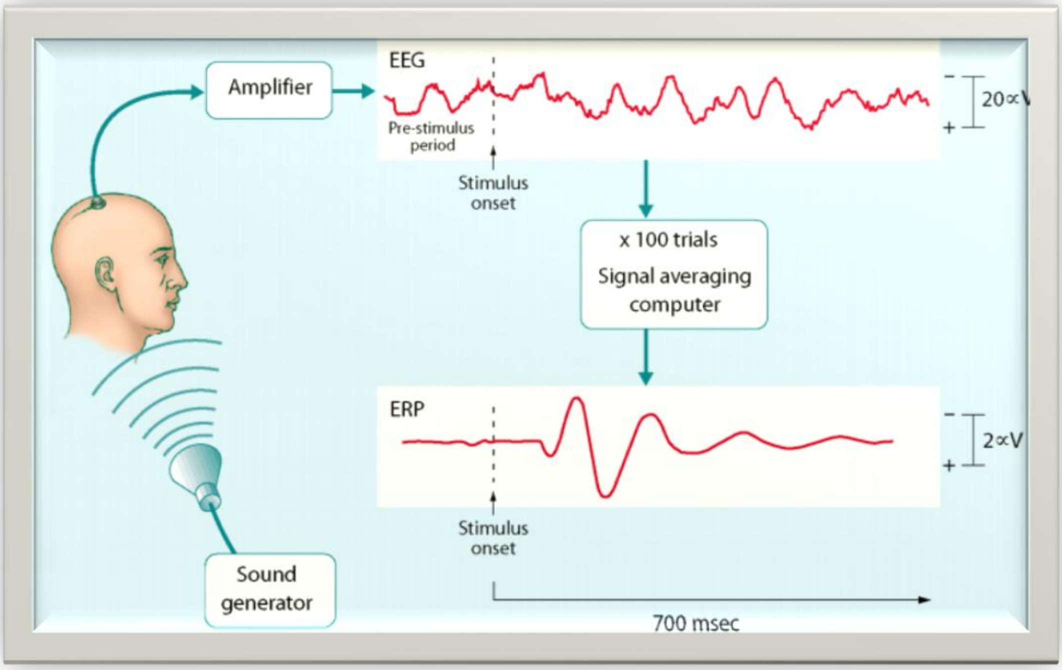
Αντιθέτως ο θόρυβος εφόσον δεν σχετίζεται με το εκλυτικό γεγονός, μπορεί να θεωρηθεί ως ασυσχέτιστη τυχαία διαδικασία από πείραμα σε πείραμα, με άθροισμα μηδέν:

$$E\big(r_i(t)\big) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s_i(t) + \frac{1}{N}\cdot 0 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s_i(t) = \frac{1}{N}\cdot Ns(t) \qquad (1.2)$$

Επομένως,

$$E\big(r_i(t)\big) = s(t) \qquad (1.3)$$

Κατά αυτόν τον τρόπο μπορεί το επιθυμητό σήμα ΒΔ να «αναδυθεί» από τον θόρυβο (Σχήμα 1.5).



Σχήμα 1.5 : Ο θόρυβος του συμβατικού ΗΕΓ μπορεί να αφαιρεθεί με τον υπολογισμό του μέσου όρου των δοκιμών αποκαλύπτοντας την απόκριση καποιας περιοχής του εγκεφάλου σε κάποιο ερέθισμα (ERP).

1.3.2 ΒΔ στην ψυχιατρική

Η μελέτη των κυματομορφών των ΒΔ διεξάγεται στηριζόμενη κυρίως στα λεγόμενα συστατικά (components) του βιωματικού κύματος δυναμικού. Τα συστατικά είναι μερικές κυματομορφές του συνολικού σήματος, τμήματά του, τα οποία καθορίζονται βάσει κορυφώσεων (αρνητικών ή θετικών) του πλάτους του δυναμικού, της χρονικής στιγμής στην οποία κατά προσέγγιση λαμβάνει χώρα η κορύφωση, καθώς και του χρονικού εύρους.

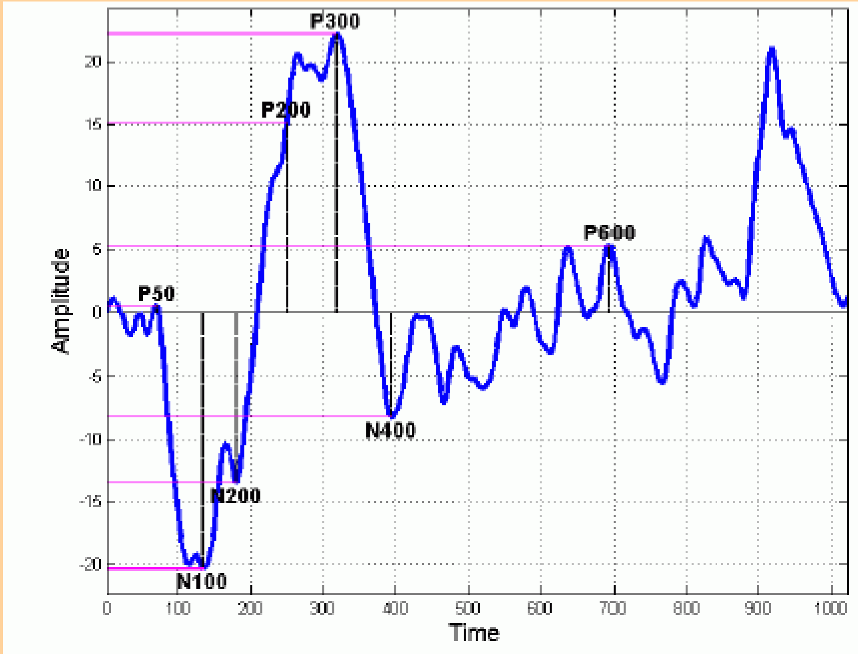
Το πλάτος του συστατικού συνήθως μετράται με αναφορά την ισοηλεκτρική γραμμή (=0 Volts) ή το επίπεδο δυναμικού στην έναρξη της διαδικασίας μέτρησης. Οι χρόνοι, ως συνήθως, εκφράζονται με απαρχή την χρονική στιγμή που λαμβάνει χώρα το εκλυτικό γεγονός του συνολικού ΒΔ. Ενδιαφέρον ακόμα παρουσιάζει το εμβαδόν που περικλείεται από την γραμμή αναφοράς του δυναμικού και την μερική κορυφή δυναμικού του συστατικού.

Στην περίπτωση των ακουστικών προκλητών δυναμικών έχουν χαρακτηριστεί οι μερικές κυματομορφές ως εξής:

- Για τα πρώιμα δυναμικά, (2-12 msec από την στιγμή που λαμβάνει χώρα το ακουστικό ερέθισμα), επτά διαδοχικές κορυφώσεις αριθμούμενες από το I ως το VII.
- Για τα μέσου χρόνου δυναμικά (12-50 msec), υπάρχουν τα συστατικά N_0, P_0, N_a, P_a, N_b.
- Για τα ύστερα δυναμικά (50 msec και άνω) αναφέρονται τα συστατικά N_{100}, P_{200}, N_{200}, P_{300}, N_{400} (όπου N ή P σημαίνει αρνητική ή θετική κορύφωση και ο δείκτης αναφέρεται στον λανθάνοντα χρόνο εμφάνισης, κατά προσέγγιση, του μέγιστου σε msec.

Τα συστατικά που εμφανίζονται πριν τα 100 msec συνήθως ανήκουν στα εξωγενή δυναμικά. Σχετίζονται με την ακεραιότητα των αισθητικών οδών και για αυτό έχουν μεγάλο ενδιαφέρον και κλινικές εφαρμογές στην Νευρολογία.

Παρακάτω παρουσιάζονται εκτιμήσεις για τα χαρακτηριστικά των κορυφώσεων της χρονοσειράς των προκλητών δυναμικών, όπως εκείνα έχουν καθιερωθεί στη βιβλιογραφία.



Σχήμα 1.5 : Καταγραφή Προκλητών Δυναμικών.

Τα πιο σημαντικά για την ψυχιατρική έρευνα ενδογενή συστατικά των ΠΔ:

N_{100}

Πρόκειται για την κορύφωση του μετρούμενου δυναμικού 70 εώς 140 msec μετά την παροχή του εκλυτικού ερεθίσματος. Έχει συνδεθεί με την λειτουργία της προσοχής και της επιλογής πληροφοριών.

P_{300}

Περιγράφει την θετική κορύφωση του μετρούμενου δυναμικού από 240 ως 500 msec μετά το ερέθισμα, θεωρείται ότι αποτελείται από δύο υποσυστατικά:

- **P_{300a} (P_{3a})**

Εκφράζει την εκούσια αντίδραση προσανατολισμού

- **P_{300b} (P_{3b})**

Εμφανίζεται στο χρονικό διάστημα 300 ως 500 msec και θεωρείται μέτροτων ελεγχόμενων, σκόπιμων διαδικασιών επεξεργασίας ερεθισμάτων.

Είναι ισχυρή η σύνδεση του P_{300} με την μνήμη. Η μνήμη είναι ένα εξαιρετικά πολύπλοκο φαινόμενο το οποίο μπορεί να επηρεαστεί από πληθώρα παραγόντων και να διερευνηθεί με πολλές τεχνικές.Είναι απίθανο λοιπόν ένα μόνο συστατικό των ΠΔ να μπορεί να ταυτιστεί με την μνήμη. Αντιθέτως μια σειρά συστατικών των ΠΔ φαίνεται να είναι σημαντικά, σε διάφορα στάδια των λειτουργιών της μνήμης.

N_{400}

Πρόκειται για την αρνητική κορύφωση στο διάγραμμα των ΠΔ η οποία λαμβάνει χώρα περί τα 400 msec μετά το ερέθισμα. Προσφέρεται στην εξέταση μηχανισμών σχετικών με την γλώσσα και το εννοιολογικό - συντακτικό της περιεχόμενο.

Κεφάλαιο 2

Ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών

2.1 Εισαγωγή

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

Στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιείται η μέθοδος ICA για τον διαχωρισμό σημάτων πηγής από πολλαπλά κανάλια προσομοιωμένου ΗΕΓ. Η μέθοδος βασίζεται στην υπόθεση ότι οι μετρήσεις ΗΕΓ στο κρανίο αποτελούν γραμμική μίξη ανεξάρτητων ανατομικών και φυσιολογικών διαδικασιών του εγκεφάλου. Τα αποτελέσματα της χρήσης της ICA στην ανάκτηση ακουστικών προκλητών δυναμικών [4], στην εξαγωγή οφθαλμικών artifacts από ΗΕΓ [5], και την αφαίρεση artifacts από ΗΕΓ [6], καθιστούν την μέθοδο αυτή κατάλληλη έτσι ώστε να την χρησιμοποιήσουμε στην περίπτωσή μας.

2.1.1 Ορισμός μεθόδου ICA

Η ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών είναι μια μέθοδος που ανακτά ένα σύνολο ανεξάρτητων συνιστωσών από ένα σύνολο μετρήσιμων σημάτων. Υποθέτουμε πως κάθε μετρούμενο σήμα είναι γραμμικός συνδυασμός των ανεξάρτητων σημάτων, και πως είναι ίσος ο αριθμός των σημάτων μίξης και των ανεξάρτητων σημάτων. Αναφερόμαστε στο καθένα από τα ανεξάρτητα σήματα σαν S_i και σε καθένα από τα γραμμικά αναμεμειγμένα σήματα σαν X_i.

Το X είναι το διάνυσμα στήλης n μετρήσιμων σημάτων. Κάθε μετρήσιμο σήμα εκφράζεται σαν γραμμικός συνδυασμός των αρχικών ανεξάρτητων σημάτων:

$$X_i = a_1 S_1 + a_2 S_2 + \cdots + a_n S_n \tag{2.1}$$

Τα n μετρήσιμα σήματα εκφράζονται ως:

$$X = AS \tag{2.2}$$

Το τυχαίο διάνυσμα x έχει ως στοιχεία τα μίγματα $x_1,\ldots,x_n$, το τυχαίο διάνυσμα s έχει ως στοιχεία τα $s_1,\ldots,s_n$ και ο A είναι ένας πίνακας μίξης n×n που παράγει τον πίνακα X από τον S [12].

Το στατιστικό πρότυπο της εξίσωσης (2.2) καλείται ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών ή ICA πρότυπο.

Μερικές φορές χρειαζόμαστε τις στήλες του πίνακα A, που συμβολίζονται a_i και έτσι το ICA πρότυπο μπορεί επίσης να γραφτεί ως:

$$x = \sum_{i=1}^{n} a_i\, s_i \tag{2.3}$$

Ο στόχος του ICA είναι δοθέντος του πίνακα X η εύρεση των S και A [13].

2.1.2 Ασάφειες της μεθόδου ICA

1. Δεν μπορούμε να καθορίσουμε τις ενέργειες των ανεξάρτητων συνιστωσών.

Λόγω του γεγονότος ότι τα s και A όντας άγνωστα, τότε οποιοιδήποτε κλιμακωτοί πολλαπλασιασμοί σε ένα από τα S_i των πηγών θα μπορούσε πάντα να ακυρώνεται με διαίρεση της αντίστοιχης στήλης a_i της ίδιας ποσότητας του A (σχέση 2.3). Το πρόβλημα αυτό μπορεί να ξεπεραστεί αν θεωρήσουμε ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές έχουν διακύμανση ίση με τη μονάδα: $E\{s^2_i\}=1$. Έτσι η μονή ασάφεια που παραμένει έχει να κάνει με το πρόσημο των μεταβλητών. Αλλά αυτή, φαίνεται να είναι ασήμαντη στις περισσότερες εφαρμογές [13].

2. Δεν μπορούμε να καθορίσουμε την σειρά των ανεξάρτητων συνιστωσών.

Λόγω του ότι τα s και A είναι άγνωστα, μπορούμε ελεύθερα να αλλάξουμε την τάξη των όρων στο άθροισμα της σχέσης (2.3). Τυπικά, ένας αντιμεταθετικός πίνακας P και ο αντίστροφός του μπορούν να εισέλθουν στο μοντέλο ICA και να δώσουν: $x=AP^{-1}Ps$. Τα στοιχεία του Ps είναι οι αρχικές ανεξάρτητες μεταβλητές s_j, με διαφορετική σειρά. Έτσι ο πίνακας AP^{-1} είναι ο νέος πίνακας μίξης και μπορεί να επιλυθεί με την ICA [13].

2.1.3 Απεικόνιση της μεθόδου ICA

Για να διευκρινίσουμε το πρότυπο ICA με στατιστικούς όρους, θεωρούμε δύο ανεξάρτητες συνιστώσες που έχουν τις ακόλουθες ομοιόμορφες κατανομές:

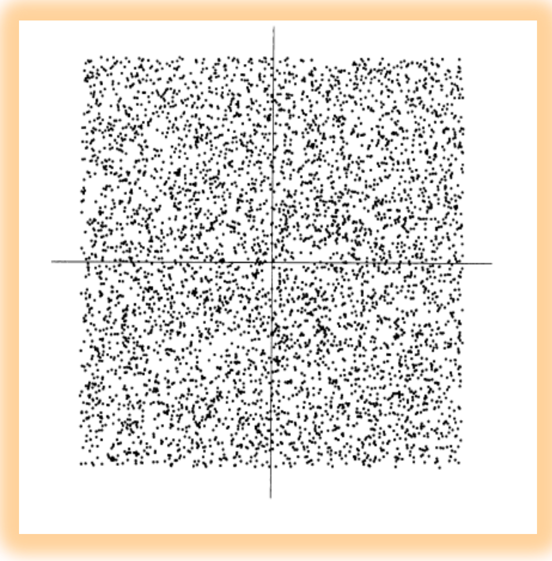
$$p(s_i) = \begin{cases} \frac{1}{2\sqrt{3}} & if\ |s_i| \leq \sqrt{3} \\ 0 & otherwise \end{cases} \tag{2.4}$$

Οι τιμές για αυτήν την ομοιόμορφη κατανομή, επιλέχθηκαν, έτσι ώστε η μέση τιμή να είναι μηδέν και διάφορη της μονάδας. Η κοινή πυκνότητα των s_1 και s_2 είναι ομοιόμορφη. Αυτό προκύπτει από το βασικό ορισμό, όπου η κοινή πυκνότητα δύο ανεξάρτητων μεταβλητών είναι το γινόμενο των οριακών τους πυκνοτήτων (σχέση 2.7) και πρέπει να υπολογίσουμε απλά το γινόμενο. Η κοινή πυκνότητα φαίνεται στο σχήμα 2.1, παρουσιάζοντας τα σημεία των δεδομένων που προέρχονται τυχαία από αυτήν την κατανομή.

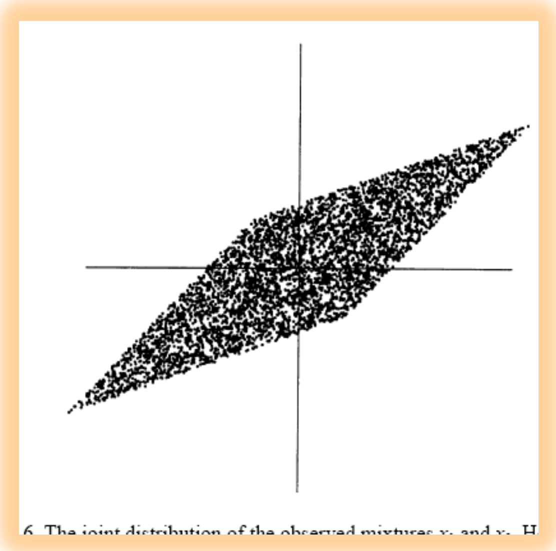
Θεωρούμε ως μίγμα αυτές τις δύο ανεξάρτητες συνιστώσες και παίρνουμε τον ακόλουθο πίνακα μίξης:

$$A_0 = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \tag{2.5}$$

Αυτός ο πίνακας δίνει τις δύο μικτές μεταβλητές των x_1 και x_2. Είναι εύκολο να υπολογιστούν τα μικτά δεδομένα που έχουν μια ομοιόμορφη κατανομή ενός παραλληλόγραμμου, όπως φαίνεται στο σχήμα 2.2. Σημειώνουμε ότι οι τυχαίες μεταβλητές x_1 και x_2 δεν είναι ανεξάρτητες, άλλα ένας εύκολος τρόπος για να φανεί αυτό είναι να εξεταστεί, αν είναι δυνατό να προβλεφθεί η τιμή μιας από αυτές, για παράδειγμα η x_2, από την τιμή της άλλης. Σαφώς, αν η x_1 επιτυγχάνει μία μέγιστη ή ελάχιστη τιμή, αυτό καθορίζει σαφώς την τιμή της x_2. Δεν είναι επομένως ανεξάρτητες (για τις μεταβλητές s_1 και s_2 η κατάσταση είναι διαφορετική: από το σχήμα 2.1 μπορεί να φανεί ότι η γνώση της τιμής s_1 δεν βοηθά στον υπολογισμό της τιμής s_2).



Σχήμα 2.1 : Η κοινή κατανομή των ανεξάρτητων συνιστωσών s_1 και s_2 με ομοιόμορφες κατανομές.Οριζόντιος άξονας: s_1, κάθετος άξονας: s_2.



Σχήμα 2.2 : Η κοινή κατανομή των παρατηρηθέντων μιγμάτων x_1 και x_2. Οριζόντιος άξονας: x_1, κάθετος άξονας: x_2.

Το πρόβλημα του προτύπου δεδομένων ICA είναι να υπολογιστεί ο πίνακας μίξης A_0, που χρησιμοποιεί μόνο τις πληροφορίες που περιλαμβάνονται στα μίγματα x_1 και x_2. Πράγματι, μπορούμε να δούμε στο σχήμα 5 έναν τρόπο για τον υπολογισμό του Α, δηλαδή οι ακμές του παραλληλόγραμμου είναι στις κατευθύνσεις των στηλών του Α. Αυτό σημαίνει ότι θα μπορούσαμε, σε γενικές γραμμές, να υπολογίσουμε το ICA πρότυπο, αφού υπολογιστεί πρώτα η κοινή πυκνότητα των x_1 και x_2 και κατόπιν εντοπιστούν οι άκρες. Έτσι, το πρόβλημα φαίνεται να έχει μια λύση [13].

2.2 Ανεξαρτησία τυχαίων μεταβλητών

2.2.1 Ορισμός

Για να οριστεί η έννοια της ανεξαρτησίας, θεωρούμε δύο τυχαίες μεταβλητές, τις y_1 και y_2. Οι μεταβλητές y_1 και y_2 θεωρούνται ανεξάρτητες αν η πληροφορία της τιμής y_1 δεν δίνει πληροφορίες για την τιμή της y_2 και αντίστροφα [13].

Η ανεξαρτησία μπορεί να οριστεί από τις συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Ας θεωρήσουμε την $p(y_1,y_2)$ σαν κοινή συνάρτησης πυκνότητας πιθανότητας (probability density function-pdf) των y_1 και y_2.

Ας θεωρήσουμε την $p_1(y_1)$ σαν οριακή pdf της y_1:

$$p_1(y_1) = \int p(y_1, y_2)\, dy_2 \tag{2.6}$$

και ομοίως για το y_2.

Κατόπιν ορίζουμε ότι οι y_1 και y_2 είναι ανεξάρτητες αν και μόνο αν η κοινή pdf παραμετροποιείται με τον ακόλουθο τρόπο:

$$p(y_1, y_2) = p_1(y_1)p_2(y_2) \tag{2.7}$$

Αυτός ο ορισμός επεκτείνεται φυσικά για οποιοδήποτε αριθμό n τυχαίων μεταβλητών, οπότε σ' αυτή την περίπτωση η κοινή πυκνότητα πρέπει να είναι ένα γινόμενο n όρων [13].

Ο ορισμός μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να παραγάγει μία σημαντικότερη ιδιότητα των ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών. Λαμβάνοντας υπόψη δύο συναρτήσεις, τις h_1 και h_2, έχουμε:

$$E\{h_1(y_1)h_2(y_2)\} = E\{h_1(y_1)\}E\{h_2(y_2)\} \tag{2.8}$$

2.2.2 Η ανεξαρτησία των ασυσχέτιστων μεταβλητών

Μια πιο αδύναμη μορφή ανεξαρτησίας είναι ο μη συσχετισμός. Δύο τυχαίες μεταβλητές y_1 και y_2 θεωρούνται ασυσχέτιστες, αν η συνδιακύμανσή τους είναι μηδέν:

$$E\{y_1 y_2\} - E\{y_1\}E\{y_2\} = 0 \tag{2.9}$$

Αν οι μεταβλητές είναι ανεξάρτητες, είναι ασυσχέτιστες και προκύπτουν άμεσα από τη σχέση 2.8, παίρνοντας $h_1(y_1)=y_1$ και $h_2(y_2)=y_2$.

Αφ' ετέρου, ο όρος μη συσχετισμός δεν υπονοεί ανεξαρτησία. Για παράδειγμα, ας υποθέσουμε πως οι (y_1, y_2) είναι διακριτές και ακολουθούν μια κατανομή όπου το κάθε ζευγάρι έχει πιθανότητα 1/4 που είναι ίση με οποιεσδήποτε από τις ακόλουθες τιμές: (0,1), (0,-1), (1,0), (-1,0). Κατόπιν οι y_1 και y_2 είναι ασυσχέτιστες, όπως μπορεί να υπολογιστεί απλά. Δηλαδή:

$$E\{y_1^2 y_2^2\} = 0 \neq \frac{1}{4} = E\{y_1^2\}E\{y_2^2\} \qquad (2.10)$$

έτσι η συνθήκη της σχέσης 2.8 παραβιάζεται και οι μεταβλητές δεν μπορούν να είναι ανεξάρτητες. Δεδομένου ότι η ανεξαρτησία υπονοεί μη συσχετισμό, αρκετές ICA μέθοδοι περιορίζουν τη διαδικασία εκτίμησης έτσι ώστε να δίνει πάντα ασυσχέτιστους υπολογισμούς των ανεξάρτητων συνιστωσών. Αυτό μειώνει τον αριθμό των ελεύθερων παραμέτρων και απλοποιεί το πρόβλημα [13].

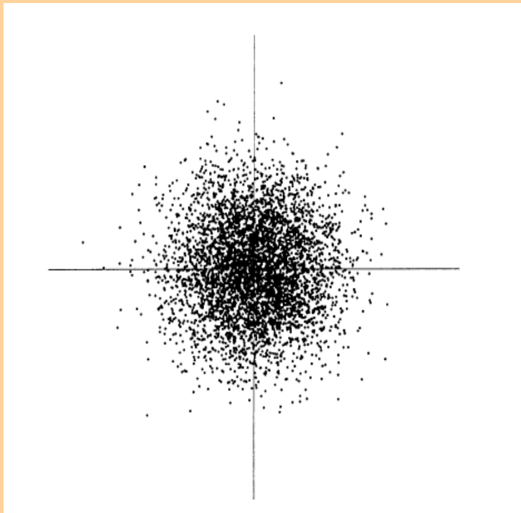
2.2.3 Οι γκαουσιανές μεταβλητές καθιστούν ανέφικτη τη μέθοδο ICA

Ο θεμελιώδης περιορισμός της μεθόδου ICA, είναι ότι οι ανεξάρτητες συνιστώσες πρέπει να είναι non-Gaussian, ώστε να είναι εφικτή η ICA. Για να κατανοήσουμε το λόγο όπου οι Gaussian μεταβλητές καθιστούν την ICA ανέφικτη, υποθέτουμε ότι ο πίνακας μίξης είναι ορθογώνιος και το s_i είναι Gaussian. Κατόπιν τα x_1 και x_2 είναι Gaussian, ασυσχέτιστα και διάφορα της μονάδας. Η κοινή πυκνότητά τους δίνεται από:

$$p(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2}\right) \qquad (2.11)$$

Αυτή η κατανομή παρουσιάζεται στο σχήμα 2.3, στο οποίο η πυκνότητα είναι απολύτως συμμετρική. Επομένως, δεν περιέχονται οποιεσδήποτε πληροφορίες για τις κατευθύνσεις των στηλών του πίνακα μίξης A, γι' αυτό ο πίνακας A δεν μπορεί να υπολογιστεί.

Πιο αυστηρά, κάποιος μπορεί να αποδείξει ότι η κατανομή οποιουδήποτε ορθογώνιου Gaussian μετασχηματισμού (x_1, x_2) έχει ακριβώς ίδια κατανομή όπως (x_1, x_2) και τα x_1 και x_2 είναι ανεξάρτητα. Κατά συνέπεια, στην περίπτωση των Gaussian μεταβλητών, μπορούμε να υπολογίσουμε μόνο το ICA πρότυπο μέχρι έναν ορθογώνιο μετασχηματισμό. Με άλλα λόγια, ο πίνακας A δεν είναι ευπροσδιόριστος για Gaussian ανεξάρτητες συνιστώσες (στην πράξη, αν ακριβώς μία από τις ανεξάρτητες συνιστώσες είναι Gaussian, το ICA πρότυπο μπορεί να υπολογιστεί) [13].



Σχήμα 2.3: Η κατανομή πολλών μεταβλητών δύο ανεξάρτητων Gaussian μεταβλητών.

2.3 Κανόνες υπολογισμού της ανεξαρτησίας

Σύμφωνα με το Κεντρικό Θεώρημα Ορίου το άθροισμα κάποιων ανεξάρτητων τυχαίων μεταβλητών, όπως αυτές του S, τείνει να έχει γκαουσιανή κατανομή. Επομένως το άθροισμα $x_i = a_1s_1 + a_2s_2$ είναι περισσότερο gaussian από ότι από μόνη της η s_1 ή η s_2. Για παράδειγμα το άθροισμα της ρίψης δύο ζαριών προσεγγίζει την γκαουσιανή κατανομή με μέση τιμή εφτά.

Το Κεντρικό Θεώρημα Ορίου υποδεικνύει πως αν βρέθει ένα συνδυασμός μετρήσιμων σημάτων στο X με μειωμένες γκαουσιανές ιδιότητες, τότε το σήμα αυτό είναι ένα από τα ανεξάρτητα σήματα. Επομένως όταν το W προσδιορίζεται είναι πολύ απλό να το αντιστρέψουμε και να βρούμε το A.

Προκειμένου να βρεθεί αυτό το σήμα πρέπει να βρεθεί κάποιος τρόπος για τον υπολογισμό της nongaussianity του wX. Υπάρχουν διαφοροι τρόποι για να το πετύχουμε αυτό [12].

- **Κύρτωση**

Κλασσικά non-Gaussianity μέτρα είναι η ασυμμετρία και η κύρτωση (kurtosis). Η κύρτωση του s ορίζεται ως:

$$kurt(s) = E\{s^4\} - 3(E\{s^2\})^2 \tag{2.12}$$

Αν υποτεθεί πως το s έχει μοναδιαία διακύμανση η δεξιά πλευρά απλοποιείται σε $E\{s^4\}-3$. Αυτό δείχνει ότι η κύρτωση είναι απλά μια κανονικοποιημένη εκδοχή της τέταρτης δύναμης του $E\{s^4\}$. Για ένα Gaussian s, η τέταρτη δύναμη είναι ίση με $3(E\{s^2\})^2$. Κατά συνέπεια, η κύρτωση είναι μηδέν για μια Gaussian τυχαία μεταβλητή. Για τις πιο πολλές (αλλά όχι όλες) non-Gaussian τυχαίες μεταβλητές, η κύρτωση είναι διάφορη του μηδενός.

Η κύρτωση μπορεί να είναι είτε θετική είτε αρνητική. Τυχαίες μεταβλητές που έχουν αρνητική kurtosis ονομάζονται sub-Gaussian και εκείνες με θετική super-Gaussian. Οι τυχαίες μεταβλητές super-Gaussian έχουν τυπικά μία αιχμηρή pdf με μονότονες άκρες, δηλαδή η pdf είναι σχετικά μεγάλη στο μηδέν και στις μεγάλες τιμές της μεταβλητής, ενώ στις ενδιάμεσες τιμές είναι μικρή [14].

- **Διαφορική εντροπία**

Ένα δεύτερο πολύ σημαντικό μέτρο της non-Gaussianity είναι να ληφθεί υπόψιν η negentropy. Η negentropy βασίζεται στις πληροφορίες θεωρητικής ποσότητας της (διαφορικής) εντροπίας.

Η εντροπία είναι η βασική έννοια της θεωρίας των πληροφοριών. Η εντροπία μιας τυχαίας μεταβλητής μπορεί να ερμηνευθεί ως ο βαθμός πληροφορίας που δίνει η παρατήρηση της μεταβλητής. Η μεταβλητή είναι πιο τυχαία, δηλαδή απρόβλεπτη και μη δομημένη, όσο μεγαλύτερη είναι η εντροπία της.

Η εντροπία H ορίζεται για μία διακριτή τυχαία μεταβλητή s ως:

$$H(S) = -\sum_i P(S = a_i)\, logP(S = a_i) \tag{2.13}$$

όπου α είναι οι πιθανές τιμές του s. Αυτός ο πολύ γνωστός ορισμός μπορεί να γενικευτεί για συνεχής υπολογισμένες τυχαίες μεταβλητές και διανύσματα, οπότε σ' αυτή την περίπτωση ονομάζεται διαφορική εντροπία. Η διαφορική εντροπία H ενός τυχαίου διανύσματος s με πυκνότητα f(s) ορίζεται ως:

$$H(s) = -\int f(s) \log f(s)\, ds \tag{2.14}$$

Ένα θεμελιώδες αποτέλεσμα της θεωρίας πληροφοριών είναι ότι η Gaussian μεταβλητή έχει τη μεγαλύτερη εντροπία μεταξύ όλων των τυχαίων μεταβλητών ίσης διαφοράς. Αυτό σημαίνει ότι η εντροπία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως non-Gaussianity μέτρο. Στην πραγματικότητα, αυτό δείχνει ότι η Gaussian κατανομή είναι η πιο τυχαία ή η πιο ελάχιστα δομημένη όλων των κατανομών. Η εντροπία είναι μικρή για κατανομές που συγκεντρώνονται ορισμένες τιμές σίγουρα, δηλαδή όταν η μεταβλητή είναι σαφώς συγκεντρωμένη ή έχει μία pdf που είναι πολύ αιχμηρή.

Για να χρησιμοποιηθεί ένα μέτρο non-Gaussianity που είναι μηδέν για μία Gaussian μεταβλητή και πάντα μη αρνητική, συχνά χρησιμοποιείται μια ελαφρώς τροποποιημένη εκδοχή του ορισμού της διαφορικής εντροπίας, αποκαλούμενη ως negentropy. Η negentropy J ορίζεται ως:

$$J(s) = H(s_{gauss}) - H(s) \tag{2.15}$$

όπου s_{gauss} είναι μια τυχαία Gaussian μεταβλητή της ίδιας συνδιακύμανσης του πίνακα s. Λόγω των προαναφερθεισών ιδιοτήτων, η negentropy είναι πάντα μη αρνητική και μηδέν αν και μόνο αν το s έχει μια Gaussian κατανομή. Η negentropy έχει μία πρόσθετη ενδιαφέρουσα ιδιότητα που είναι αμετάβλητη για ανάστροφους γραμμικούς μετασχηματισμούς.

Το πλεονέκτημα της negentropy, ή ισοδύναμα, η διαφορική εντροπία, ως μέτρο της non-Gaussianity είναι ότι δικαιολογείται ικανοποιητικά από τη στατιστική θεωρία. Στην πραγματικότητα, η negentropy είναι υπό κάποια έννοια ο βέλτιστος εκτιμητής non-Gaussianity, όσον αφορά τις στατιστικές ιδιότητες. Το πρόβλημα χρησιμοποιώντας τη negentropy είναι η μεγάλη δυσκολία του υπολογισμού. Ο υπολογισμός της negentropy χρησιμοποιώντας τον ορισμό θα απαιτούσε μια εκτίμηση (ενδεχομένως non-parametric) της pdf. Επομένως, απλούστερες προσεγγίσεις της negentropy είναι πολύ χρήσιμες [13].

- **Αμοιβαία πληροφορία**

Η αμοιβαία πληροφορία μέτρα πόση πληροφορία κατανέμεται μεταξύ τυχαίων μεταβλητών. Η αμοιβαία πληροφορία I μεταξύ k τυχαίων μεταβλητών ορίζεται χρησιμοποιώντας την εντροπία ως εξής:

$$I(s_1, s_2, \dots, s_k) = \sum_{i=1}^{k} H(s_i) - H(s) \tag{2.16}$$

Σαφώς, η αμοιβαία πληροφορία μεταξύ ανεξάρτητων συνιστωσών θα πρέπει να είναι 0. Έτσι, ο υπολογισμός των ανεξάρτητων συστατικών είναι δυνατός με την ελαχιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας μεταξύ τους. Εντούτοις, αν γίνει αυτό στην πράξη μπορεί να είναι υπολογιστικά πολύ βαρύ [14].

2.4 Αλγόριθμος Extended Infomax ICA

Το πρόβλημα της μεθόδου ICA όπως έχει προαναφερθεί, μπορεί απλά να διατυπωθεί βρίσκοντας ένα σύνολο στατιστικών ανεξάρτητων σημάτων πηγής από την γραμμική τους μίξη. Συνήθως στην ICA παρατηρούνται m τυχαίες μεταβλητές $x_1, x_2, x_3, \cdots x_m$ οι οποίες υποθέτουμε πως είναι γραμμικοί συνδυασμοί n αγνώστων ανεξάρτητων συνιστωσών $s_1, s_2, s_3, \cdots s_n$. Σε μορφή πινάκων αυτό εκφράζεται ως: $x = As$

Όπου A είναι ένας άγνωστος πίνακας μίξης (υποθέτουμε $n \leq m$). Στόχος της ICA είναι η εκτίμηση του αντίστροφου πίνακα A και των ανεξάρτητων συνιστωσών χρησιμοποιώντας μόνο τις παρατηρήσεις x.

Πολλοί αλγόριθμοι στηριζόμενοι στην θεωρία της πληροφορίας έχουν προταθεί. Οι Nadal και Parga [7] έδειξαν πως η μεγιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας ανάμεσα στην είσοδο και την έξοδο μιας νευρωνικής μονάδας επιτυγχάνεται με την κωδικοποίηση των κατανομών εξόδου. Δηλαδή, την ανεξαρτησία των εξόδων. Οι Bell και Sejnowski (1995) [8] πρότειναν τον Infomax αλγόριθμο για την εκτίμηση του πίνακα A βασιζόμενοι στην μεγιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας ανάμεσα στην είσοδο και την έξοδο. Η υποτιθέμενη νευρωνική δομή αποτελείται από ένα διάνυσμα εισόδου x, ένα πίνακα βαρών W (εκτίμηση του αντίστροφου πίνακα A) και ένα μονότονα μετασχηματισμένο διάνυσμα εξόδου y=G(u) όπου u=Wx. Επομένως οι συνιστώσες του διανύσματος εξόδου αντιστοιχούν στην εκτίμηση των σημάτων πηγής.

Στην συνέχεια απέδειξαν πως η αμοιβαία πληροφορία μεταξύ εισόδου και εξόδου μπορεί να μεγιστοποιηθεί αν μεγιστοποιηθεί η εντροπία εξόδου μόνο, κατι που σημαίνει την ελαχιστοποίηση της αμοιβαίας πληροφορίας μεταξύ των συνιστωσών εξόδου. Χρησιμοποιώντας την βαθμωτή άνοδο (gradient ascent) της εντροπίας του διανύσματος εξόδου y (με συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας f(.))

$$H(y) = -\int_{-\infty}^{+\infty} f(y)\ \log f(y)\ dy \qquad (2.17)$$

Όσον αφορά τον πίνακα W βρήκαν τον επαναληπτικό αλγόριθμο για να ανακατασκευαστεί ο πίνακας W:

$$\Delta W \propto [(W^T)^{-1} - \psi x^T] \quad (2.18)$$

Όπου $\psi_i(u_i) = \frac{G_i''(u_i)}{G_i'}$

Για να βελτιωθεί ο βαθμός σύγκλισης προτάθηκε η natural gradient [9], ή ισοδύναμα η relative gradient [10]:

$$\Delta W \propto [I - \psi x^T]W \quad (2.19)$$

Δυστυχώς, ο προτεινόμενος αλγόριθμος αποτυγχάνει στην περίπτωση που οι πηγές προς διαχωρισμό έχουν αρνητική κύρτωση, για παράδειγμα πηγές με πιο επίπεδη κατανομή από την Gaussian. Ο αλγόριθμος extended Infomax ο οποίος επιτρέπει τον διαχωρισμό των μιγμάτων υπεργκαουσιανών (με θετική κύρτωση) και υπογκαουσιανών (με αρνητική κύρτωση) πηγών προτάθηκε από τον Girolami [10].

Η επέκταση βασίζεται στην χρήση της διαφορικής εντροπίας (π.χ. $J(p_u) = H(p_g) - H(p_u)$, όπου $H(p_u)$ είναι η εντροπία των δεδομένων με πυκνότητα u και $H(p_g)$ είναι η εντροπία μιας πυκνότητας Gaussian η οποία εχει ίδια μέση τιμή και διακύμανση) σαν ένα διάνυσμα αναζήτησης προβολής. Η τελική εκδοχή του extended Infomax χρησιμοποιώντας την natural gradient είναι:

$$\Delta W \propto [I - K\tanh(u)u^T - uu^T]W \quad (2.20)$$

Όπου K είναι ενας διαγώνιος πίνακας με στοιχεία $\mathrm{sign}(k_4(u_i))$ και $k_4(u_i)$ είναι η κύρτωση της εκτίμησης της πηγής u_i. Το $k_4(u_i)$ είναι ίσο με 1 για υπεργκαουσιανές πηγές και ίσο με -1 για υπογκαουσιανές πηγές.

Μια διαισθητική εξήγηση του κανόνα οδήγησης είναι πως σύμφωνα με την τιμή του K ο αλγόριθμος επιλέγει ανάμεσα σε δύο κανόνες: έναν για υπογκαουσιανές πηγές και ένα για υπεργκαουσιανές.

2.5 Ανάλυση Κυρίαρχων Συνιστωσών (PCA)

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

2.5.1 Συσχέτιση PCA με ICA

Σε αντίθεση με τους μετασχηματισμούς που βασίζονατι στην συσχέτιση ($2^{ης}$ τάξης στατιστικές) όπως ο PCA, ο ICA όχι μόνο κάνει την χρήση δεύτερης τάξης στατιστικών αλλά και υψηλότερων τάξεων έτσι ώστε να επιτύχει σήματα όσο το δυνατόν ανεξάρτητα μεταξύ τους. Ο PCA χρησιμοποιείται συχνά σαν βήμα προεπεξεργασίας στον ICA για το centering, το whitening και πολλές φορές για την μείωση των διαστάσεων.

Κεντράρισμα (Centering): Η πιο βασική και χρήσιμη προεπεξεργασία είναι το κεντράρισμα του x. Δηλαδή η αφαίρεση του μέσου όρου m=E{x} έτσι ώστε η μεταβλητή x να έχει μηδενική μέση τιμή. Από αυτό συνεπάγεται πως το s έει μηδενική μέση τιμή όπως προκύπτει από την εξίσωση s=Wx.

Η προεπεξεργασία αυτή γίνεται για να απλοποιηθεί η μέθοδος ICA. Αυτό δεν σημαίνει πως η μέση τιμή δεν μπορεί να εκτιμηθεί. Μετά την εκτίμηση του πίνακα μίξης A με τα κεντροθετημένα δεδομένα μπορούμε να υπολογίσουμε την εκτίμηση προσθέτοντας το μέσο διάνυσμα του s πίσω στις κενταρισμένες εκτιμήσεις του s. Το μέσο διάνυσμα δίνεται από to $A^{-1}m$, όπου m είναι ο μέσος όρος που αφαιρέθηκε στην προεπεξεργασία.

Λεύκανση (Whitening): Μια άλλη χρήσιμη προεπεξεργασία είναι η λεύκανση των παρατηρηθέντων μεταβλητών. Αυτό σημαίνει πως πρίν την εφαρμογή της ICA (και μετά το κεντράρισμα), μετασχηματίζεται το διάνυσμα των παρατηρήσεων x γραμμικά έτσι ώστε να δημιουργηθεί ένα νέο διάνυσμα $\bar{x}$ το οποίο είναι λευκό, δηλαδή, δηλαδή οι συνιστώσες του είναι ασυσχέτιστες και με μοναδιαία διακύμανση. Με άλλα λόγια, ο πίνακας συνδιακύμανσης του $\bar{x}$ είναι ίσος με τον μοναδιαίο πίνακα:

$$E\{\bar{x}\bar{x}^T\} = I \tag{2.21}$$

Ο μετασχηματισμός λεύκανσης είναι πάντα πιθανός. Μία δημοφιλής μέθοδος για λεύκανση είναι να χρησιμοποιηθεί η ανάλυση ιδιοτιμών (EVD) του πίνακα συνδιακύμανσης $E\{xx^T\} = EDE^T$ όπου Ε είναι ο ορθογώνιος πίνακας των ιδιοδιανυσμάτων (eigenvectors) των $E\{xx^T\}$ και D είναι ο διαγώνιος πίνακας των ιδιοτιμών (eigenvalues),$D = diag(d_1, \dots, d_n)$. Σημειώνεται πως το $E\{xx^T\}$ μπορεί να εκτιμηθεί από τα δεδομένα του x.

Ο πίνακας ιδιοτιμών D επίσης δίνει τις διακυμάνσεις των κύριων συνιστωσών. Σημειώνεται πως επειδή οι κύριες συνιστώσες έχουν μηδενική μέση τιμή (λόγω του centering) μια μικρή ιδιοτιμή (μικρή διακύμανση) υποδυκνείει πως η τιμή της αντίστοιχης κύριας συνιστώσας είναι κοντά στο μηδέν. Η ακολουθία των ιδιοτιμών ενός πίνακα συνδιακύμανσης σε μια ρεαλιστική μέτρηση δεδομένων συνήθως μειώνεται απότομα και είαναι πιθανό να οριστεί ένα όριο έτσι ώστε να διακρίνονται ποιες ιδιοτιμές και κατ΄επέκατσιν ποιες κύριες συνιστώσες είναι ασήμαντα μικρές. Αυτό το όριο καθορίζει πόσες κύριες συνιστώσες χρησιμοποιούνται. Το όριο αυτό επιλέγεται σύμφωνα με τον ελάχιστο αριθμό κύριων συνιστωσών που εκφράζουν αρκετά καλά τα δεδομένα. Παρόλα αυτά, στην πράξη η διακύμανση συνήθως επιλέγεται διαμεσου της πειραματικής διαδικασίας [23].

Η whitening μπορεί τώρα να γίνει:

$$\bar{x} = ED^{\frac{1}{2}}E^T x \tag{2.22}$$

Είναι εύκολο να ελεγχθεί τώρα ότι $E\{\bar{x}\bar{x}^T\} = I$

Η λεύκανση μετασχηματίζει τον πίνακα μίξης σε ένα νέο πίνακα $\bar{A}$. Από τις σχέσεις 2.2 και 2.10, έχουμε:

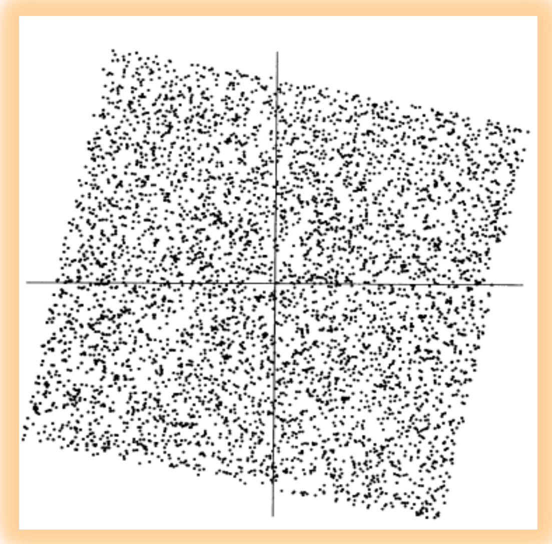
$$\bar{x} = ED^{\frac{1}{2}}E^T As = \bar{A}s \tag{2.23}$$

Η χρησιμότητα της λεύκανσης έγκειται στο γεγονός πως ο νέος πίνακας μίξης $\bar{A}$ είναι ορθογώνιος, δηλαδή:

$$E\{\bar{x}\bar{x}^T\} = \bar{A}\, E\{ss^T\}\bar{A}^T = \bar{A}\bar{A}^T = I \tag{2.24}$$

Εδώ βλέπουμε ότι η λεύκανση μειώνει τον αριθμό των ελεύθερων παραμέτρων . Αντί να υπολογιστούν οι παράμετροι n^2, που είναι τα στοιχεία του αρχικού πίνακα Α, πρέπει να υπολογίσουμε μόνο το νέο ορθογώνιο πίνακα μίξης $\bar{A}$. Ένας ορθογώνιος πίνακας περιέχει βαθμό ελευθερίας n(n-1)/2. Για παράδειγμα, σε δύο διαστάσεις, ένας ορθογώνιος μετασχηματισμός καθορίζεται από μια παράμετρο γωνίας. Οι μεγαλύτερες διαστάσεις, ενός ορθογώνιου πίνακα περιέχουν περίπου μόνο το μισό από τον αριθμό των παραμέτρων ενός αυθαίρετου πίνακα. Κατά συνέπεια μπορούμε να πούμε ότι η λεύκανση λύνει το μισό από το πρόβλημα της μεθόδου ICA. Η λεύκανση είναι μία πολύ απλή και τυποποιημένη διαδικασία, επομένως είναι μία καλή ιδέα έτσι ώστε να μειωθεί η πολυπλοκότητα του προβλήματος.

Μια γραφική απεικόνιση της επίδρασης της whitening μπορεί να φανεί στο σχήμα 2.4, στο οποίο τα δεδομένα του σχήματος 2.2 έχουν υποστεί whitening. Το τετράγωνο που καθορίζει την κατανομή είναι τώρα σαφώς μια εκδοχή του αρχικού τετραγώνου του σχήματος 2.1. Αυτό που μένει είναι ο υπολογισμός της γωνίας για να γίνει η περιστροφή [13].



Σχήμα 2.4: Η κοινή κατανομή των whitened μιγμάτων.

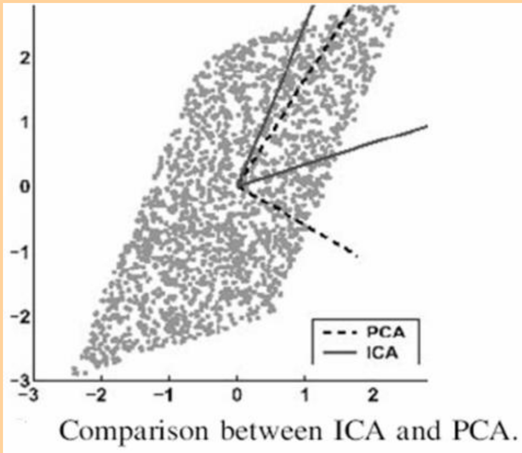
Η μη-συσχέτιση είναι πιο αδύναμος όρος από την ανεξαρτησία και δεν είναι από μόνος του επαρκής για την εκτίμηση των ανεξάρτητων συνιστωσών. Το whitening εξάγει την πληροφορία 2^{ης} τάξης η οποία εμπεριέχεται στον πίνακα συνιακύμανσης και καθιστά ευκολότερη την χρήση ανώτερης τάξης πληροφορία που εμπεριέχεται στον $\bar{x}$.

Η καλύτερη εκτίμηση του $\bar{x}$ τώρα, μπορεί να επιτευχθεί με την βελτιστοποίηση ποσοτικών μέτρων της ανεξαρτησίας (όπως αυτά που περιγράφηκαν στο εδάφιο 2.3). Όπως προαναφέρθηκε από το κεντρικό θεώρημα ορίου είναι γνωστό πως το άθροισμα μη γκαουσιανών τυχαίων μεταβλητών τείνει να είναι περισσότερο Gaussian από τις αρχικές μεταβλητές. Επομένως ένα ποσοτικό μέτρο της ανεξαρτησίας είναι ο βαθμός non-gaussianity του σήματος. Χρησιμοποιούμε λοιπόν αυτό για να προσεγγίσουμε τις ανεξάρτητες συνιστώσες. Επομένως όπως δείξαμε στην παραπάνω παράγραφο (2.4), με την χρήση της negentropy, και την μεγιστοποίηση της καταλήγουμε σε μια προσέγγιση για τον πίνακα W που δίνει την λύση στο πρόβλημά μας [23].

2.5.2 ICA vs PCA

Στην ανάλυση μας θα ασχοληθούμε με τις πιο διαδεδομένες γραμμικές μεθόδους, την

PCA και με την ICA. Μέχρι στιγμής στις περισσότερες μελέτες γίνεται επεξεργασία των δεδομένων μόνο με τον αλγόριθμο ICA ή μόνο με τον PCA. Σε αυτή την εργασία συνδυάζονται οι δυο μέθοδοι και μελετάται η απόδοση του συνδυασμού τους στο εγκεφαλογράφημα. Στο συνδυασμό αυτό η PCA χρησιμοποιείται για να επεξεργαστεί τα δεδομένα πριν από τον ICA αλγόριθμο, μειώνοντας έτσι τον όγκο των δεδομένων και κάνοντας παράλληλα και απαλοιφή μεγάλου μέρους των συνιστωσών θορύβου. Οι δύο μέθοδοι είναι γραμμικοί συνδυασμοί οι οποίοι υπολογίζουν ένα νέο σύνολο διανυσμάτων βάσης για τα στοιχεία. Η μέθοδος ICA είναι ουσιαστικά μια γενίκευση της PCA και είναι μια ευρέως χρησιμοποιούμενη μέθοδος για ανάλυση σε ανεξάρτητες μεταβλητές. Η PCA παράγει μια ορθογώνια βάση με τη βοήθεια της οποίας μετασχηματίζει τα δεδομένα. Η ICA μετασχηματίζει τα δεδομένα με τη βοήθεια ανεξάρτητων μεταβλητών. Από τον ορισμό η PCA προβάλει τα δεδομένα σε ένα ορθογώνιος πλαίσιο, σε άξονες αναφοράς που ορίζονται από δευτεροβάθμιους συντελεστές. Αυτοί προκύπτουν από την μεγιστοποίηση της διακύμανσης των προβαλλόμενων στοιχείων κατά μήκος των ορθογώνιων κατευθύνσεων. Ο υπολογισμός των components γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε η πρώτη συνιστώσα να περιέχει όσο μεγαλύτερο συντελεστή διακύμανσης γίνεται και ομοίως η δεύτερη για το εναπομένον συντελεστή διακύμανσης. Ο στόχος της μεθόδου είναι να συμπεριλάβει όσο το δυνατόν περισσότερη διακύμανσης πηγής σε κάθε συνιστώσα. Είναι μια καλή μέθοδος επομένως για μείωση του όγκου των δεδομένων, με ταυτόχρονη μείωση των διαστάσεων. Θα πρέπει όμως να τονίσουμε ότι είναι μια lossy διαδικασία και σε περιπτώσεις όπου είναι απαραίτητη η ακρίβεια στην ανάλυση των δεδομένων η εφαρμογή της θα πρέπει να περιορίζεται αρκετά. Η ICA είναι ιδανική σε εφαρμογές όπως ο διαχωρισμός σημάτων ήχου, στις τηλεπικοινωνίες ή στην επεξεργασία των ιατρικών σημάτων. Η πιο σημαντική διάφορα μεταξύ των δυο αλγορίθμων είναι ότι οι άξονες στην ICA δεν είναι απαραιτήτως ορθογώνιοι. Επίσης η κατεύθυνση των αξόνων δεν υπολογίζεται μονό από συντελεστές δευτέρου βαθμού αλλά και μεγαλυτέρων. Γι’ αυτό τα δεδομένα εκφράζονται πιο σωστά και με μεγαλύτερη ακρίβεια στους μη ορθογωνίους άξονες, όπως φαίνεται και στο σχήμα 2.5. Ο υπολογισμός των συνιστωσών γίνεται με μεγιστοποίηση της εντροπίας των δεδομένων. Επομένως η ICA βρίσκει τα διανύσματα επάνω στα οποία οι προβολές είναι ανεξάρτητες. Επίσης έχουμε τη δυνατότητα να επιλέξουμε τον αριθμό των ανεξάρτητων πηγών.



Σχήμα 2.4: Σύγκρισημεταξύ ICA και PCA.

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

Κεφάλαιο 3

Συνθετικά δεδομένα – Δομή πειραμάτων

3.1 Συνθετικά δεδομένα

Για την διεξαγωγή των πειραμάτων χρησιμοποιούνται προσομοιωμένα δεδομένα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Τα πειράματα διακρίνονται σε τρεις προσεγγίσεις σύμφωνα με τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται την κάθε φορά. Για την παραγωγή των προσομοιωμένων (simulated) δεδομένων στην πρώτη προσέγγιση (Κεφάλαιο 4) χρησιμοποιείται ένα δίπολο τοποθετημένο σε κάποια συγκεκριμένη θέση στο εσωτερικό του εγκεφάλου του οποίου το πλάτος και η κατεύθυνση μεταβάλλονται σύμφωνα με μια συνάρτηση - πηγή. Η πηγή είναι είτε μια απλή κορύφωση (peak), είτε μια κορύφωση που διαμορφώνεται με διαμόρφωση πλάτους με συχνότητα σύμφωνα με τους πιο διαδεδομένους εγκεφαλικούς ρυθμούς. Στην παρούσα εργασία η συχνότητα διαμόρφωσης παίρνει τιμές από 2-10 Hz. Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στην δεύτερη (Κεφάλαιο 5), τρίτη προσέγγιση (Κεφάλαιο 6) χρησιμοποιούνται N δίπολα (όπου N=2,5,7). Χρησιμοποιήθηκε ο γραμμικός συνδυασμός τους για την δημιουργία ενός σύνθετου διπόλου μέσω του οποίου υπολογίζεται το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού. Οι πηγές που προβάλλονται προς τα έξω μέσω του σύνθετου διπόλου συνθέτουν τα αρχικά δεδομένα.

3.1.1 Υπολογισμός δυναμικού στα κανάλια

Η συνάρτηση μεταφοράς του ηλεκτρικού πεδίου για κάθε ηλεκτρόδιο για το πεπερασμένο ομογενές μοντέλο κεφαλιού που μελετάται σε αυτή την εργασία είναι η εξής :

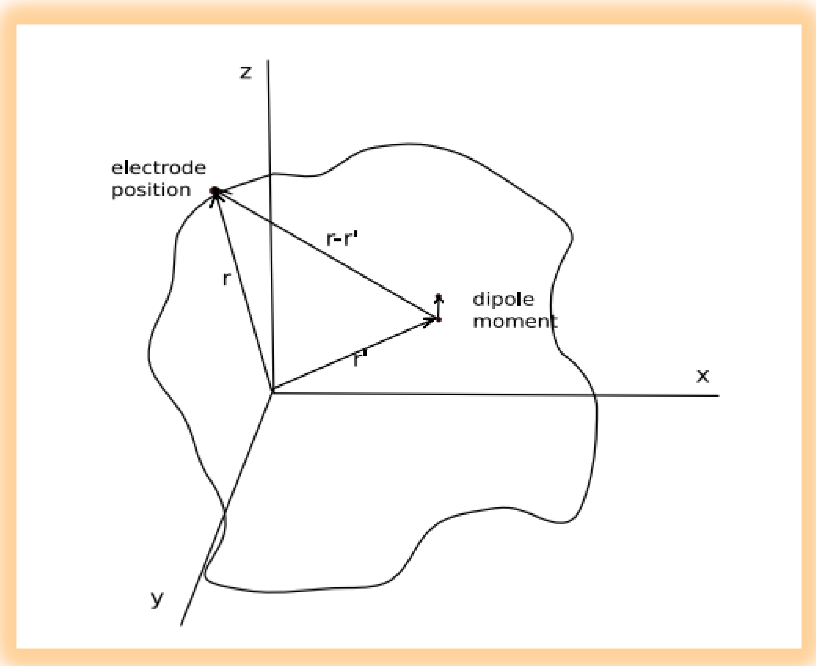
$$\varphi_i = \frac{\vec{p}\,(\vec{r}_i - \vec{r'})}{\left|\vec{r}_i - \vec{r'}\right|^3} \tag{3.1}$$

Όπου φ_i , το εκτιμώμενο δυναμικό στο ηλεκτρόδιο i

$\vec{r}_i$, η θέση του ηλεκτροδίου i

$\vec{p}$, το διάνυσμα του διπόλου

$\vec{r'}$, η θέση του διπόλου



Σχήμα 3.1 : Γραφική παράσταση της θέσης και της κατεύθυνσης του δίπολου r' και της θέσης του ηλεκτροδίου r στην οποία γίνεται η μέτρηση του δυναμικού.

Το δίπολο είναι της μορφής :

$$\boldsymbol{p} = [\, \boldsymbol{x}\ \boldsymbol{y}\ \boldsymbol{z}\ \boldsymbol{p}_x\ \boldsymbol{p}_y\ \boldsymbol{p}_z \,]$$

Το δίπολο που χρησιμοποιείται στην προτεινόμενη μέθοδο έχει μορφή διανύσματος. Τα τρία πρώτα στοιχεία είναι οι συντεταγμένες του διπόλου και τα υπόλοιπα τρία καθορίζουν την κατεύθυνση και το μέγεθος του δίπολου. Σε αυτή την εργασία, οι τρεις πρώτες συντεταγμένες αναφέρονται ως θέση (location), δηλαδή η τοποθεσία του διπόλου μέσα στο κεφάλι. Οι τρεις τελευταίες συντεταγμένες αναφέρονται ως κατεύθυνση (orientation), δηλαδή εκφράζουν την διεύθυνση, την φορά και το μέγεθος του διπόλου [18].

3.1.2 Παραγωγή προσομοιωμένου σήματος κορύφωσης και διαμορφωμένης κορύφωσης

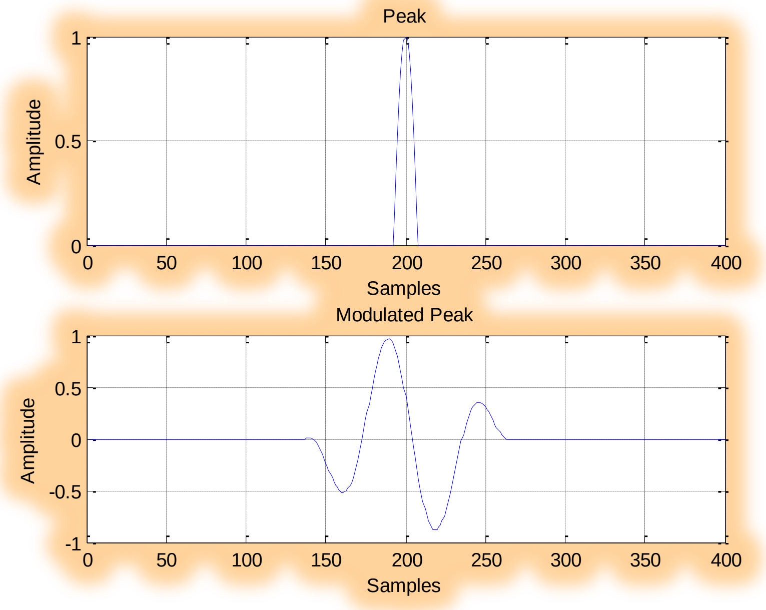
Ακολουθεί περιγραφή των σημάτων πηγής που χρησιμοποιούνται για την διεξαγωγή των πειραμάτων. Τα σήματα πηγής αναπαριστάνονται γραφικά στο Σχήμα 3.2.

• **Απλή Κορύφωση (Peak)**

Η συχνότητα δειγματοληψίας του σήματος είναι 250 Hz, τα δείγματα είναι 400. Επομένως, η συνολική χρονική διάρκεια του σήματος πηγής είναι 1,6 sec. Η κορύφωση τοποθετείται στην θέση 200 και τέλος, η συχνότητα δειγματοληψίας της κορύφωσης είναι 8 Hz (δηλαδή η διάρκεια της κορύφωσης είναι 0,06 sec).

• **Διαμορφωμένη Κορύφωση (Modulated Peak)**

Η συχνότητα δειγματοληψίας του προσομοιωμένου σήματος είναι 250 Hz, τα δείγματα είναι 400 και η κορύφωση τοποθετείται στην θέση 200. Τέλος, η συχνότητα της κορύφωσης είναι 1 Hz (δηλαδή η διάρκεια της κορύφωσης είναι 0,5 sec) και η συχνότητα διαμόρφωσης είναι 4 Hz.



Σχήμα 3.2 : Simulated σήμα απλής κορύφωσης (πάνω), διαμορφωμένης κορύφωσης (κάτω)

3.1.3 Συνθετικός θόρυβος

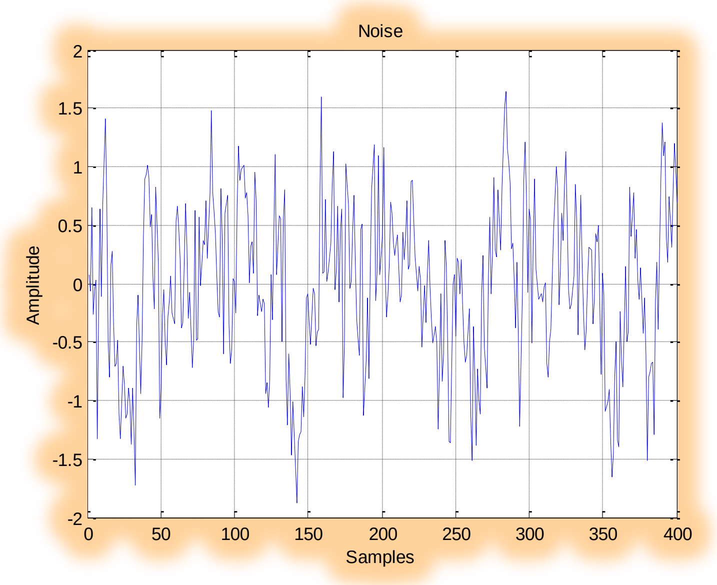
Για την διεξαγωγή των πειραμάτων σε συνθήκες θορύβου χρησιμοποιείται συνθετικός θόρυβος αντίστοιχος με εκείνον που παρουσιάζεται στα πειράματα των προκλητών δυναμικών [15]. Ο συνθετικός θόρυβος έχει φασματική πυκνότητα ισχύος ίδια με αυτή ενός ανθρώπινου EEG πράγμα που επιτυγχάνεται με προσομοίωση ενός πραγματικού ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος, στο οποίο καταγράφεται μόνο αυθόρμητη εγκεφαλική δραστηριότητα και artifacts.

Για τη κατασκευή τέτοιου θορύβου χρησιμοποιείται το άθροισμα 50 ημιτονοειδών σημάτων με διαφορετικές συχνότητες και φάσεις. Οι συχνότητες που επιλέγονται είναι μεταξύ 0.1 έως 125 Hz και οι φάσεις επιλέγονται τυχαία μεταξύ 0 και 2π. Το μέσο πλάτος του θορύβου για κάθε δοκιμή πολλαπλασιάζεται με ένα βάρος (w_n) έτσι ώστε να επιτευχθούν οι συνθήκες του SNR που επιθυμώνται σε κάθε περίπτωση.

Ακολουθεί η περιγραφή και η γραφική παράσταση (Σχήμα 3.3) του σήματος θορύβου που χρησιμοποιείται για την διεξαγωγή των πειραμάτων.

• **Θόρυβος (Noise)**

Η συχνότητα δειγματοληψίας του προσομοιωμένου σήματος θορύβου είναι 250 Hz, τα δείγματα είναι 400. Επομένως το σήμα θορύβου εχει διάρκεια 1,6 sec.



Σχήμα 3.3 : Simulated σήμα θορύβου.

3.1.4 Δομή συνθετικών δεδομένων

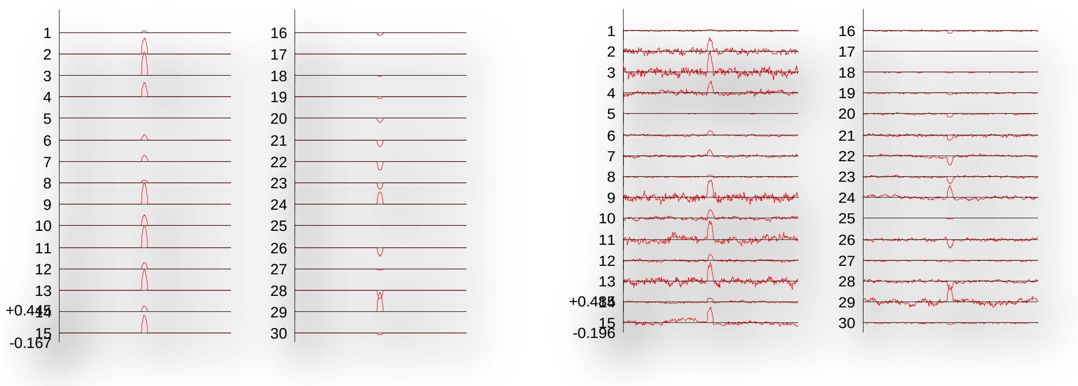
Στο εδάφιο αυτό παρουσιάζονται ενδεικτικά, συνθετικά δεδομένα μια δοκιμής καθώς και δεδομένα πολλαπλών συνενωμένων δοκιμών.

- ## Δεδομένα μιας δοκιμής (Single Trial Data)

Για την παραγωγή δεδομένων από τα 30 ηλεκτρόδια , θα πρέπει πρώτα να παραχθούν δεδομένα για κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά και κατόπιν να δημιουργήθει ένας πίνακας με αριθμό γραμμών ίσο με τον αριθμό των ηλεκτροδίων, όπου κάθε γραμμή αντιστοιχεί στο σήμα που προέρχεται από ένα ηλεκτρόδιο. Αξίζει να σημειωθεί ,πως τα διαφορετικά πλάτη των κορυφώσεων σε κάθε κανάλι οφείλονται στο διπολικό μοντέλο [16].

Απλά δεδομένα

Η κορύφωση είναι τοποθετημένη στην θέση 200 με συντεταγμένες του δίπολου [8 8 3 10 1 10], η συχνότητα δειγματοληψίας της κορύφωσης είναι 8 Hz (δηλαδή έχει διάρκεια 0.06 sec). Η χρονική διάρκεια του προσομοιωμένου σήματος καθώς και του σήματος θορύβου είναι 1.6 sec. Το σήμα πληροφορίας έχει συχνότητα δειγματοληψίας 250 Hz. Επομένως έχουμε 250 Hz επί 1.6 sec δηλαδή 400 δείγματα. Στα προσομοιωμένα με θόρυβο δεδομένα ο λόγος σήματος προς θόρυβο (SNR) είναι 1.5 dB. Ακολουθεί η γραφική παράσταση των δεδομένων που περιγράφονται.

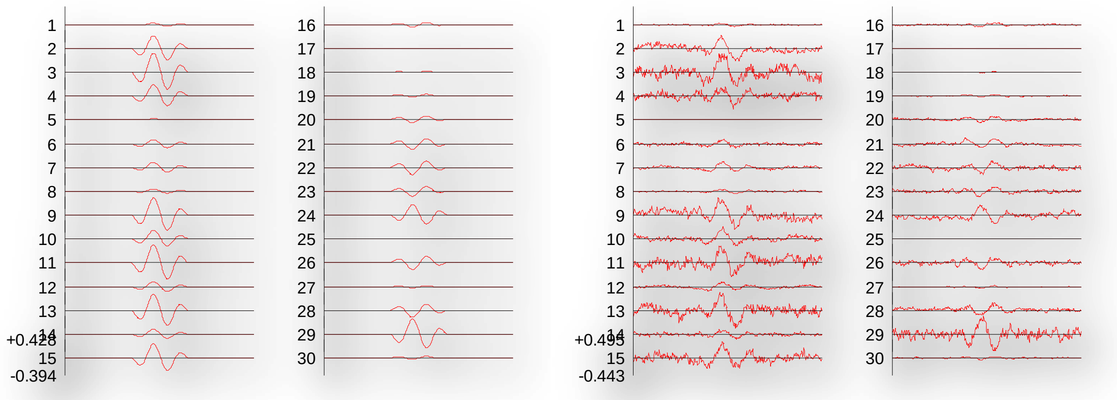


(α) (β)

Σχήμα 3.4 : Simulated EEG δεδομένα μιας δοκιμής χωρίς θόρυβο (α), Simulated EEG δεδομένα μιας δοκιμής με θόρυβο (β)

Διαμορφωμένα δεδομένα

Σε αυτό το σημείο τα δεδομένα παράγονται όπως και προηγουμένως με μόνη διαφορά ότι πριν προστεθεί το σήμα θορύβου τα δεδομένα διαμορφώνονται με διαμόρφωση πλάτους σύμφωνα με τους εγκεφαλικούς ρυθμούς (2-10 Hz). Στην προκειμένη περίπτωση τα προσομοιωμένα δεδομένα παρήχθησαν με συχνότητα φέροντος 4 Hz. Το σήμα πληροφορίας καθώς και το φέρον έχουν συχνότητα δειγματοληψίας 250 Hz. Η αρχική φάση του σήματος πληροφορίας είναι μηδενική και το φέρον σήμα έχει μηδενικό πλάτος έτσι ώστε να επηρεάζει το σήμα πληροφορίας μας μόνο ως προς τη συχνότητα. Ικανοποιείται και η συνθήκη Nyquist η οποία θέλει τη συχνότητα του προσομοιωμένου σήματος (250 Hz) να είναι τουλάχιστον διπλάσια από τη συχνότητα του φέροντος (4 Hz). Η κορύφωση της πηγής τοποθετείται και πάλι στο δείγμα 200 και οι συντεταγμένες του διπόλου είναι [8 8 3 10 1 10]. Η χρονική διάρκεια του σήματος θορύβου, που προστίθεται στο σήμα σε κάθε κανάλι, ορίζεται ίση με 1.6 sec. Η συχνότητα δειγματοληψίας είναι 250 Hz. Επομένως έχουμε 250 Hz επί 1.6 sec δηλαδή 400 δείγματα. Τέλος, ο λόγος σήματος προς θόρυβο (SNR) είναι 1.5 db.



(α) **(β)**

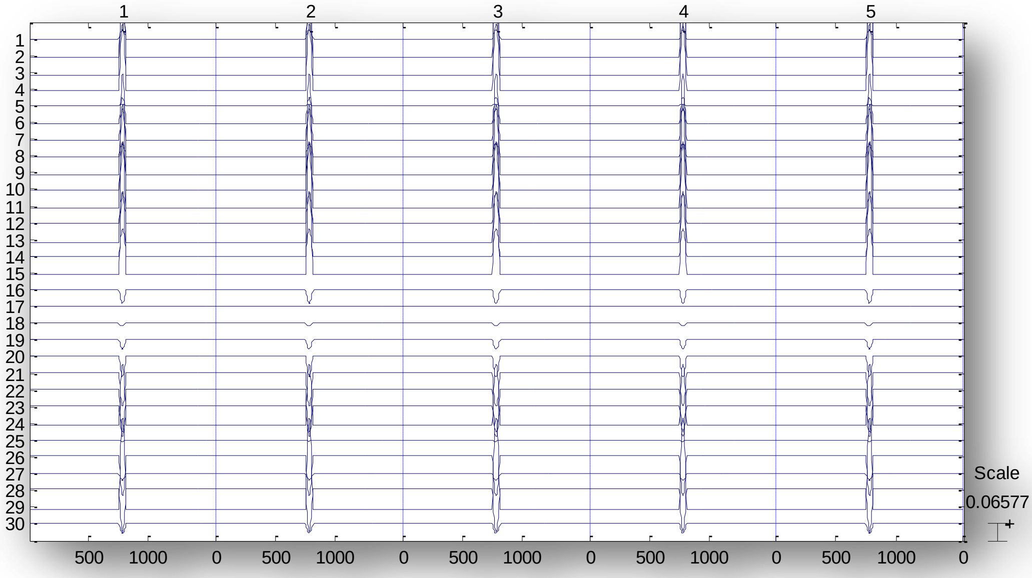
Σχήμα 3.5 : Modulated δεδομένα μιας δοκιμής χωρίς θόρυβο (α), Modulated δεδομένα μιας δοκιμής με θόρυβο (β)

▪ Δεδομένα πολλών δοκιμών (Concatenated Trial Data)

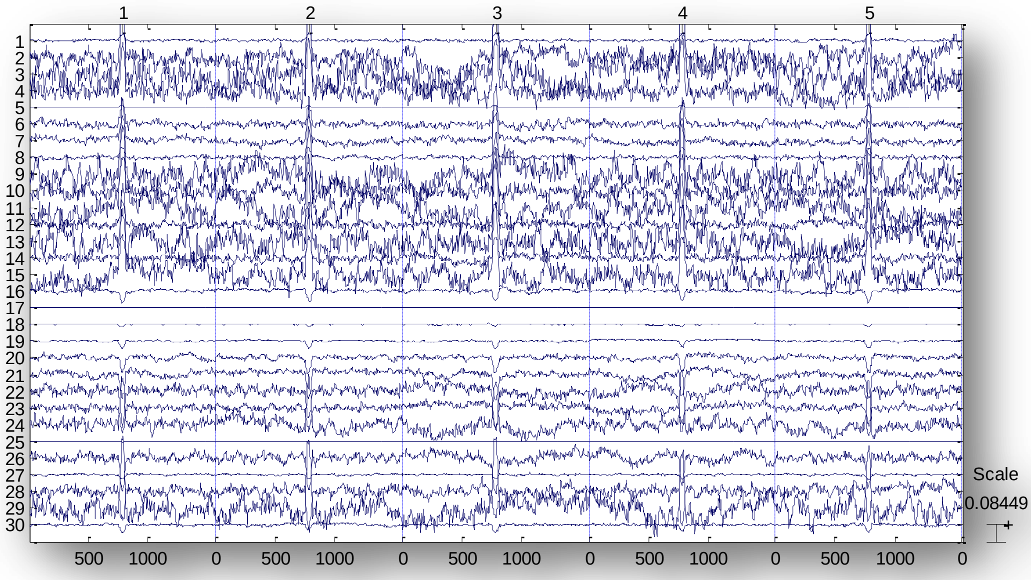
Για την παραγωγή πολλαπλών δοκιμών κάποιου σήματος καθορίζεται ο αριθμός των δοκιμών (trials) που επιθυμούμε. Το αποτέλεσμα είναι ένα διάνυσμα με συνενωμένα σήματα (concatenated signals). Έπειτα για να παραχθούν δεδομένα από τα πολλαπλά κανάλια θα πρέπει πρώτα να παραχθούν δεδομένα για κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά και κατόπιν να δημιουργηθεί ένας πίνακας όπου κάθε γραμμή αντιστοιχεί στο σήμα που προέρχεται από κάθε ένα ηλεκτρόδιο [16]. Ακολουθεί η γραφική παράσταση των δεδομένων.

<u>Απλά δεδομένα</u>

Ο άξονας χ'χ αντιστοιχεί στο χρόνο (sec) και ο ψ'ψ στη τάση mV. Οι συνενωμένες δοκιμές είναι 5, η συχνότητα δειγματοληψίας του προσομοιωμένου σήματος είναι 250 Hz, τα δείγματα είναι 400, η κορύφωση βρίσκεται στην θέση 200, οι συντεταγμένες του δίπολου είναι [8 8 3 10 1 10] και η κορύφωση έχει διάρκεια 0,06 sec. Στα δεδομένα με θόρυβο το SNR έχει την τιμή 1.5 db.



(α)



(β)

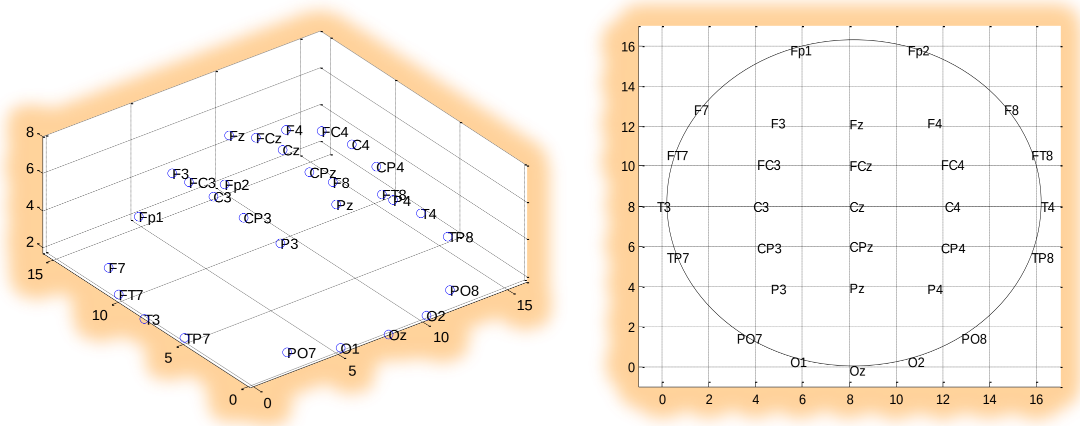
Σχήμα 3.6 : Προσομοιωμένα EEG δεδομένα πολλαπλές δοκιμές χωρίς θόρυβο (α), με θόρυβο (β)

Ομοίως παράγονται τα δεδομένα πολλαπλών δοκιμών με διαμόρφωση πλάτους.

Τα δεδομένα αυτά προσομοιώνουν πραγματικά στοιχεία EEG σύμφωνα με τη θεωρία των προκλητών δυναμικών ERP [15]. Δηλαδή, οι κορυφές στα κυματοειδή ERP απεικονίζουν φασικές «εκρήξεις» δραστηριότητας σε μια ή περισσότερες περιοχές εγκεφάλου που προκαλούνται κοντά σε πειραματικά γεγονότα. Συγκεκριμένα, υποθέτουμε ότι κυματομορφές παρόμοιες με δεδομένα ERP ενεργοποιούνται από κάθε γεγονός, αλλά σε οποιαδήποτε δεδομένη δοκιμή αυτό το ERP σήμα θάβεται κάτω από τον θόρυβο του EEG.

▪ Διάταξη ηλεκτροδίων

Τέλος, απεικονίζεται η τρισδιάστατη διάταξη των ηλεκτρόδιων στον χώρο, καθώς και η θέση των ηλεκτροδίων πάνω στο κεφάλι, σύμφωνα με το αρχείο θέσεων των ηλεκτροδίων που έχουμε στην διάθεση μας:



(α) **(β)**

Σχήμα 4.7 Τρισδιάστατη διάταξη ηλεκτροδίων (α), θέσεις ηλεκτροδίων κάτοψη (β).

3.2 Δομή πειραμάτων

3.2.1 Ανάλυση με 1 πηγή

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στην πρώτη προσέγγιση χρησιμοποιείται ένα δίπολο τοποθετημένο σε κάποια συγκεκριμένη θέση στο εσωτερικό του εγκεφάλου του οποίου το πλάτος και η κατεύθυνση μεταβάλλονται σύμφωνα με μια πηγή. Η πηγή είναι είτε μια απλή κορύφωση (peak), είτε μια διαμορφωμένη κορύφωση (modulated peak). Η επεξεργασία γίνεται σε περιβάλλον θορύβου. Σκοπός επομένως αυτής της διαδικασίας είναι να ανακτήσουμε το αρχικό σήμα της πηγής φιλτράροντας το θόρυβο.

Εξετάζεται λοιπόν αν μια πηγή μπορεί να διαχωριστεί από τον θόρυβο με την μέθοδο ICA αρχικά, και έπειτα με συνδυασμό των μεθόδων PCA, ICA. Κατόπιν, γίνεται σύγκριση των δύο πειραματικών διαδικασιών. Επιπλέον, εξετάζεται η συμπεριφορά των γραμμικών μετασχηματισμών σε περίπτωση που οι παράμετροι που χαρακτηρίζουν την πηγή πάρουν διαφορετικές τιμές. Η επεξεργασία με ICA , PCA - ICA γίνεται σε δεδομένα μιας δοκιμής (single trial data) και σε δεδομένα πολλαπλών δοκιμών (concatenated trials data).

Αρχικά, γίνεται μια σύντομη περιγραφή των παραμέτρων που αλλάζουν σε κάθε πείραμα.

- **Χρονική Υστέρηση (latency)**

Η χρονική υστέρηση αντιστοιχεί στη χρονική διάρκεια κατά την οποία εμφανίζεται η απόκριση στο ερέθισμα. Σε αυτή την εργασία, η τιμή της παραμέτρου latency προκύπτει από την χρονική στιγμή στην οποία τοποθετείται το μέγιστο της κορύφωσης.

- **Συντεταγμένες Διπόλου (Dipole's coordinates)**

Οι συντεταγμένες του διπόλου εκφράζουν την θέση, την κατεύθυνση και το μέγεθος του διπόλου. Οι 3 πρώτες συντεταγμένες καθορίζουν την θέση του διπόλου (location) ενώ οι υπόλοιπες την διεύθυνση και την ισχύ του διπόλου (orientation).

- **Συχνότητα Διαμόρφωσης για modulated δεδομένα (Modulation Frequency Fo)**

Πριν προστεθεί το σήμα θορύβου τα δεδομένα διαμορφώνονται με συχνότητα διαμόρφωσης από 2-10 Hz σύμφωνα με τους διαδεδομένους εγκεφαλικούς ρυθμούς.

- **Δεδομένα μιας Δοκιμής (30 κανάλια-1 δοκιμή)**

Εξετάζεται η συμπεριφορά της μεθόδου ICA και του συνδυασμού PCA - ICA μεταβάλλοντας τις τιμές στις εξής παραμέτρους της πηγής:

- Χρονική Υστέρηση
- Συντεταγμένες Διπόλου
- Συχνότητα Διαμόρφωσης (για τα διαμορφωμένα δεδομένα)

- **Δεδομένα Πολλαπλών Δοκιμών (30 κανάλια-30 δοκιμές)**

Επαναλαμβάνεται η παραπάνω διαδικασία για τα δεδομένα πολλαπλών συνενωμένων δοκιμών.

3.2.2 Ανάλυση με 2 πηγές

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στο $5^{ο}$ κεφάλαιο χρησιμοποιούνται δύο δίπολα. Χρησιμοποιείται ο γραμμικός συνδυασμός τους για την δημιουργία ενός σύνθετου δίπολου μέσω του οποίου υπολογίζεται το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού. Οι πηγές που προβάλλονται στα κανάλια, μέσω του γραμμικού συνδυασμού των δίπολων, συνθέτουν τα αρχικά δεδομένα. Οι πηγές είναι είτε κορυφώσεις (peaks), είτε διαμορφωμένες κορυφώσεις (modulated peaks). Οι δύο πηγές είναι όμοιες μεταξύ τους με μικρές διαφοροποιήσεις. Εξετάζεται σε ποιες περιπτώσεις είναι εφικτός ο διαχωρισμός των πηγών με τον συνδυασμό των γραμμικών μετασχηματισμών PCA-ICA. Η επεξεργασία των δεδομένων πραγματοποιείται με τον συνδυασμό των PCA-ICA διότι εξάγει τα πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα. Αρχικά, η επεξεργασία γίνεται χωρίς θόρυβο και στην συνέχεια η διαδικασία διεξάγεται σε περιβάλλον θορύβου, σε δεδομένα μιας δοκιμής και σε δεδομένα πολλαπλών δοκιμών.

- **Δεδομένα μιας Δοκιμής (30 κανάλια-1 δοκιμή) - Επεξεργασία χωρίς θόρυβο**

Επιτυχής διαχωρισμός μπορεί να επιτευχθεί με την προϋπόθεση πως οι δυο πηγές διαφέρουν μεταξύ τους σε κάποιες παραμέτρους. Αρχικά, γίνεται μια σύντομη περιγραφή των παραμέτρων που αλλάζουν σε κάθε πείραμα.

- **Χρονική Υστέρηση (latency)**

Η τιμή της παραμέτρου latency προκύπτει από τον υπολογισμό της χρονικής στιγμής στην οποία τοποθετείται το μέγιστο της κορύφωσης.

- **Συντεταγμένες Διπόλου (Dipole's coordinates)**

Οι τρεις πρώτες συντεταγμένες καθορίζουν την θέση του διπόλου (location) ενώ οι υπόλοιπες την διεύθυνση και την ισχύ του διπόλου (orientation).

- **Διάρκεια Κορύφωσης(Duration)**

Η τιμή της παραμέτρου duration προκύπτει από τον υπολογισμό της χρονικής διάρκειας της κορύφωσης.

Στην συνέχεια γίνεται καταγραφή των περιπτώσεων που υφίσταται ο διαχωρισμός των πηγών.

Αναλύεται διεξοδικά η ειδική περίπτωση διαχωρισμού όπου τα δύο δίπολα βρίσκονται σε διαφορετική θέση στο κεφάλι (**διαφορετικό location**) και μεταβάλλονται συμφώνα με δυο πηγές που εμφανίζονται σε διαφορετικό λανθάνοντα χρόνο (**διαφορετικό latency**). Μελετώνται οι περιπτώσεις:

- **Δίπολα σε διαφορετικές αποστασεις**

Μεταβάλλεται η απόσταση μεταξύ των διπόλων στο κεφάλι και εξάγονται σχετικα συμπεράσματα.

- **Πηγές σε διαφορετική χρονική απόσταση**

Μεταβάλλεται η χρονική απόσταση εμφάνισης των δυο κορυφώσεων και εξάγονται συμπεράσματα.

- **Δεδομένα μιας Δοκιμής (30 κανάλια-1 δοκιμή) - Επεξεργασία με θόρυβο**

Η διεργασία γίνεται και σε περιβάλλον θορύβου σε δεδομένα μιας δοκιμής (Single Trial Data). Μελετάται αν εξίσου υφίσταται η διαχωρισιμότητα των πηγών σε περιβάλλον θορύβου.

- **Δεδομένα πολλών Δοκιμών (30 κανάλια-30 δοκιμές) - Επεξεργασία με θόρυβο**

Μελετώνται οι περιπτώσεις διαχωρισιμότητας και σε δεδομένα πολλών δοκιμών (Concatenated Trials Data) σε περιβάλλον θορύβου. Τα πειράματα διεξάγονται στο απλό σετ των δεδομένων καθώς και στο σετ διαμορφωμένων δεδομένων.

3.2.3 Ανάλυση με Ν πηγές

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στην τρίτη προσέγγιση χρησιμοποιούνται Ν δίπολα (Ν= 5 ή 7). Χρησιμοποιήθηκε ο γραμμικός συνδυασμός τους για την δημιουργία ενός σύνθετου δίπολου μέσω του οποίου υπολογίζεται το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού. Οι πηγές που προβάλλονται στα κανάλια, μέσω του γραμμικού συνδυασμού των διπόλων, συνθέτουν τα αρχικά δεδομένα. Οι πηγές είναι είτε κορυφώσεις (peaks), είτε διαμορφωμένες κορυφώσεις (modulated peaks). Οι περιπτώσεις που μελετώνται είναι οι εξής:

- **Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση (location)**

Ν δίπολα τοποθετημένα σε διαφορετική θέση μέσα στο κεφάλι (διαφορετικό location) που μεταβάλλονται σύμφωνα με Ν ίδιες πηγές.

- **N ίδιες πηγές σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)**

N δίπολα τοποθετημένα στην ίδια θέση στο κεφάλι που μεταβάλλονται σύμφωνα με N πηγές σε διαφορετικό λανθάνοντα χρόνο. (διαφορετική θέση της κορύφωσης).

- **N πηγές σε διαφορετική θέση και σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency-location)**

N δίπολα τοποθετημένα σε διαφορετική θέση στο κεφάλι που μεταβάλλονται σύμφωνα με N πηγές που εμφανίζονται σε διαφορετική χρονική υστέρηση.

Η πειραματική διαδικασία διεξάγεται σε περιβάλλον θορύβου. Η επεξεργασία πραγματοποιείται σε δεδομένα που αποτελούνται από 30 κανάλια με 30 συνενωμένες δοκιμές. Η πειραματική αυτή διαδικασία δίνει την δυνατότητα ανάλυσης είτε σε κανάλια είτε σε σειρά δοκιμών. Πιο συγκεκριμένα, σε σειρά δοκιμών σε κάθε κανάλι μπορεί να εξεταστεί ο καθαρισμός (φιλτράρισμα) κάθε καναλιού ανεξάρτητα. Επιπρόσθετα, η εφαρμογή σε κανάλια (αρχικά η φιλταρισμένα) δίνει την δυναντότητα εξαγωγής των ανεξάρτητων πηγών που συνθέτουν το σήμα. Στην προσέγγιση αυτή (Κεφάλαιο 6) εξετάζονται οι 2 μεθοδολογίες ανάλυσης συνιστωσών, βασισμένες σε συνδυασμό PCA-ICA προβολών.

Πρώτη μεθοδολογία: Ο συνδυασμός PCA-ICA εφαρμόζεται σε κάθε κανάλι ξεχωριστά (1 κανάλι - 30 δοκιμές) με στόχο τον καθαρισμό κάθε καναλιού ανεξάρτητα. Έπειτα,η συνδυαστική PCA-ICA εφαρμόζεται στα νέα «καθαρισμένα» κανάλια.

Δεύτερη μέθοδολογία: Εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα. (30 κανάλια - 30 δοκιμές) με την μορφή των πολλών επαναλαμβανόμενων δοκιμών.

Σκοπός αυτής της προσέγγισης είναι να ελεγχθούν συγκριτικά οι δύο μεθοδολογίες και τα αποτελέσματα τους.

3.2.4 Γενική μεθοδολογία

Σε αυτή την ενότητα περιγράφονται τα κύρια βήματα που ακολουθούνται κατά την πειραματική διαδικασία στα 4^{o}, 5^{o}, 6^{o} κεφάλαια.

1. Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων χωρίς θόρυβο

Παράγονται τα δεδομένα χωρίς θόρυβο όπως περιγράφηκε στην ενότητα 3.1.4. Δημιουργούνται δεδομένα μιας δοκιμής ή πολλών συνενωμένων δοκιμών ανάλογα με την περίπτωση που μελετάται την κάθε φορά.

2. Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων με θόρυβο

Στην συνέχεια προστίθεται θόρυβος θέτοντας κάποια τιμή στην παράμετρο SNR (Signal Noise Ratio). Το SNR είναι ο λόγος σήματος προς θόρυβο εκφρασμένο σε dB. Επομένως τα δεδομένα είναι έτοιμα (αναμειγμένα) για την επεξεργασία με τους γραμμικούς μετασχηματισμούς (ICA, PCA).

3. Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Με την συνάρτηση runica() του EEGLab εφαρμόζεται ο αλγόριθμος extended Infomax ICA έχοντας σαν είσοδο τα δεδομένα με θόρυβο του παραπάνω βήματος. Εκφράζεται ο πίνακας των δεδομένων (x) σαν γινόμενο ενός πίνακα που φέρει τις ανεξάρτητες συνιστώσες (s) επί έναν πίνακα Α που ονομάζεται πίνακας μίξης (mixing matrix). Δηλαδή,

$$\boldsymbol{x(t) = A\ \ s(t)}$$

Στην συνέχεια αναζητούμε έναν πίνακα W (unmixing matrix) έτσι ώστε:

$$\boldsymbol{s(t) = W\,x(t)}$$

Δηλαδή,

$$\boldsymbol{W^{-1} = A}$$

Η συνάρτηση runica() έχει σαν έξοδο την μήτρα απόμιξης (unmixing). Η unmixing μήτρα W αποσυνθέτει γραμμικά τα στοιχεία του πίνακα x σε ένα σύνολο χρονικά ανεξάρτητων και σταθερών στον χώρο συνιστωσών. Σε κάποια από τα ακόλουθα πειράματα, γίνεται προεπεξεργασία με PCA. Μια σύντομη περιγραφή αυτή της διαδικασίας είναι το PCA whitening, δηλαδή μηδενική μέση τιμή, η διακύμανση ισούται με μονάδα και η κάθε κύρια συνιστώσα είναι ασυσχέτιστη. Μετασχηματίζονται δηλαδή τα δεδομένα μας με την βοήθεια ενός ορθογώνιου γραμμικού μετασχηματισμού και εκφράζονται σε μια νέα βάση και στην συνέχεια αναλύονται σε ανεξάρτητες συνιστώσες με ICA. Στην φάση της προεπεξεργασίας των δεδομένων με PCA στην συνάρτηση runica() του EEGLab χρησιμοποιείται η επιλογή, 'pca' και ορίζεται ο αριθμός των κύριων συνιστωσών που επιθυμούμε.

4. Προβολή πίσω στα κανάλια – Συντελεστές Συσχέτισης

Προβολή πίσω στα κανάλια (back projection) ονομάζεται η προβολή της i-οστης ανεξάρτητης συνιστώσας πίσω στα αρχικά της στοιχεία. Πιο αναλυτικά μπορεί να υπολογιστεί από το εξωτερικό γινόμενο της i-οστης γραμμής του πίνακα s με την i-οστή στήλη του πίνακα μίξης (mixing). Ο πίνακας μίξης είναι ο αντίστροφος του πίνακα απόμιξης [17]. Στο βήμα αυτό γίνεται προβολή πίσω στα κανάλια της κάθε συνιστώσας που προκύπτει από το βήμα 3. Επομένως προκύπτουν ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα που αντιστοιχούν σε κάθε συνιστώσα. Επιλέγεται αυθαίρετα κάποιο κανάλι των ανακατσεκυασμένων (back projected) δεδομένων και υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης ανάμεσα σε αυτό το κανάλι και στο αντίστοιχο των αρχικών δεδομένων χωρίς θόρυβο του πρώτου βήματος. Επομένως σε 30 συνιστώσες, αντιστοιχούν 30 συντελεστές συσχέτισης. Οι συντελεστές συσχέτισης υπολογίζονται μέσω του τύπου:

$$CC = \frac{\left|\sum_{i=1}^{N} x_i y_i\right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} x_i^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{N} y_i^2}} \tag{3.2}$$

Όπου x τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο, y τα ανακατασκευασμένα δεδομένα, N ο αριθμός των δειγμάτων του σήματος.

Ο υπολογισμός των συντελεστών συσχέτισης ουσιαστικά υπολογίζει την ομοιότητα μεταξύ των ανακατασκευασμένων (back projected) δεδομένων και των δεδομένων χωρίς θόρυβο του βήματος 1. Η υψηλή συσχέτιση συνήθως αντιπροσωπεύει σήματα πηγής, ενώ τα σήματα θορύβου χαρακτηρίζονται συνήθως από χαμηλές τιμές των συντελεστών συσχέτισης. Έτσι, είμαστε σε θέση να επιλέξουμε αντικειμενικά τις συνιστώσες που αντιπροσωπεύουν σήματα πληροφορίας.

5. Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Επιλέγονται οι συντελεστές συσχέτισης που έχουν τιμή μεγαλύτερη από κάποιο συγκεκριμένο κατώφλι το οποίο κρίνεται κατάλληλο για την εξαγωγή καλών αποτελεσμάτων.

6. Αξιολόγηση Μεθόδων

Συγκρίνονται τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο με:

- Τα δεδομένα με θόρυβο
- Τα ανακατασκευασμένα δεδομένα

μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Mean Square Error).

Το MSE ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και στα δεδομένα με θόρυβο ορίζεται από τον τύπο:

$$MSE_{EEG} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - y_i)^2 \tag{3.3}$$

Το MSE ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και στα ανακατασκευασμένα δεδομένα μετα από την ανάλυση με ICA ορίζεται από τον τύπο:

$$MSE_{ICA} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{x}_i - y_i)^2 \tag{3.4}$$

Σε αντιστοιχία με τον παραπάνω τύπο το MSE ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και στα ανακατασκευασμένα δεδομένα μετά από την ανάλυση με PCA σε συνδυασμό με ICA ορίζεται ως εξής:

$$MSE_{PCA-ICA} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{x}_i - y_i)^2 \tag{3.5}$$

Όπου x τα αρχικά δεδομένα με θόρυβο , $\hat{x}$ τα ανακατασκευασμένα δεδομένα , y τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο.

Στην ανάλυση μας λόγω του γεγονότος ότι τα σήματα είναι προσομοιωμένα δεν έχει διαφορά το ένα από το άλλο. Σε ένα πραγματικό εγκεφαλογράφημα θα μας ενδιέφεραν οι καταγραφές σε κάποιο συγκεκριμένο κανάλι. Τώρα όμως, δεν έχει διαφορά και έτσι επιλέγεται ένα αυθαίρετα και υπολογίζεται εκεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

Για να υπάρχει μια πιο ολοκληρωμένη άποψη των αποτελεσμάτων υπολογίζεται επιπλέον μια νέα μετρική, η βελτίωση (Improvement Ratio). Πιο συγκεκριμένα αυτή η μετρική που χρησιμοποιείται αρκετές φόρες στην παρούσα διπλωματική εργασία εκτιμά τον λόγο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανάμεσα στα ανακατασκευασμένα δεδομένα και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο (MSE ICA ή MSE PCA-ICA), προς το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο (MSE EEG). Η βελτίωση του ανακατασκευασμένου σήματος είναι σημαντική αν η τιμή του improvement ratio είναι < 1.

$$Improvement_{ICA} = \frac{MSE_{ICA}}{MSE_{EEG}} \tag{3.6}$$

$$Improvement_{PCA-ICA} = \frac{MSE_{PCA-ICA}}{MSE_{EEG}} \tag{3.7}$$

3.2.5 Οδηγός των επόμενων κεφαλαίων

Στους πίνακες 3.1, 3.2, 3.3 περιγράφεται συνοπτικά το περιεχόμενο των επόμενων κεφαλαίων.

Πίνακας 3.1 Περιγραφή της ανάλυσης με μια πηγή (Κεφάλαιο 4)

Ανάλυση με 1 πηγή	
Δεδομένα προς επεξεργασία	• Δεδομένα Μιας Δοκιμής (Single trial data) • Δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών (Concatenated trials data)
Σήματα πηγής	• Απλή Κορύφωση (Peak) • Διαμορφωμένη Κορύφωση (Modulated Peak)
Μέθοδοι Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών	• ICA (εφαρμογή σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα) • Συνδυασμός PCA-ICA (εφαρμογή σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα)
Περιβάλλον Επεξεργασίας	Με θόρυβο (Τα πειράματα γίνονται σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου)

Παράμετροι πηγής που μεταβάλλονται	• Χρονική θέση στην οποία βρίσκεται το μέγιστο της κορύφωσης (latency)
	• Συντεταγμένες Διπόλου (dipole's coordinates)
	  ○ Θέση ηλεκτρικού διπόλου μέσα στο κεφάλι (location)
	  ○ Κατεύθυνση του διπόλου (orientation)
	• Συχνότητα Διαμόρφωσης (Fo, για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους)

Στόχος	• Διαχωρισμός της 1 πηγής από τον θόρυβο. • Επίδραση διαφόρων παραμέτρων στην ανάκτηση του σήματος

Πίνακας 3.2 Περιγραφή της ανάλυσης με 2 πηγές (Κεφάλαιο 5)

Ανάλυση με 2 πηγές	
Δεδομένα προς επεξεργασία	• Δεδομένα Μιας Δοκιμής (Single trial data) • Δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών (Concatenated trials data)
Σήματα πηγής	• Απλή Κορύφωση (Peak) • Διαμορφωμένη Κορύφωση (Modulated Peak)
Μέθοδοι Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών	• Συνδυασμός PCA-ICA (εφαρμογή σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα)
Περιβάλλον Επεξεργασίας	• Χωρίς θόρυβο • Με θόρυβο (Τα πειράματα γίνονται σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου)

Παράμετροι που μεταβάλλονται μεταξύ των 2 πηγών ώστε να πραγματοποιηθεί η διαχωρισιμότητά τους	• Χρονική θέση στην οποία βρίσκεται το μέγιστο της κάθε κορύφωσης (latency)
	• Συντεταγμένες του διπόλου της εκάστοτε πηγής (dipole’s coordinates)
	  ○ Θέση του κάθε ηλεκτρικού διπόλου μέσα στο κεφάλι (location)
	  ○ Κατεύθυνση του κάθε διπόλου (orientation)
	• Διάρκεια της κάθε κορύφωσης

Στόχος	• Μελέτη της δυνατότητας διαχωρισμού και ανάκτησης 2 σημάτων από πολλά κανάλια. • Εύρεση των περιπτώσεων που υφίσταται ο διαχωρισμός των 2 πηγών. (Ποιές παράμετροι των πηγών πρέπει να διαφέρουν έτσι ώστε να επιτευχθεί η διαχωρισιμότητά τους) • Μελέτη των περιπτώσεων διαχωρισμού σε περιβάλλον θορύβου

Πίνακας 3.3 Περιγραφή της ανάλυσης με Ν πηγές (Κεφάλαιο 6)

Ανάλυση με Ν πηγές	
Δεδομένα προς επεξεργασία	• Δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών (Concatenated trials data)
Σήματα πηγής	• Απλή Κορύφωση (Peak) • Διαμορφωμένη Κορύφωση (Modulated Peak)
Μέθοδοι Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών	• Συνδυασμός PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά • Συνδυασμός PCA-ICA στα νέα «καθαρισμένα» κανάλια • Συνδυασμός PCA-ICA στα αρχικά κανάλια με θόρυβο
Περιβάλλον Επεξεργασίας	• Με θόρυβο (Τα πειράματα γίνονται σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου)
Περιπτώσεις διαχωρισιμότητας των Ν πηγών προς επεξεργασία	• Ν ίδιες πηγές που βρίσκονται σε διαφορετική τοποθεσία μέσα στο κεφάλι (διαφορετικό location) • Ν ίδιες που βρίσκονται στο ίδιο σημείο αλλά διαφέρουν ως προς την χρονική υστέρηση (διαφορετικό latency) • Ν ίδιες πηγές που βρίσκονται σε διαφορετική τοποθεσία μέσα στο κεφάλι και διαφέρουν ως προς την χρονική υστέρηση (διαφορετικό location και διαφορετικό latency)
Στόχος	• Μελέτη της δυνατότητας ανάκτησης Ν πηγών από πολλαπλά κανάλια ή πολλαπλές δοκιμές. • Μελέτη της εφαρμογής της ανάλυσης συνιστωσών σε κάθε κανάλι ξεχωριστά για φιλτράρισμα και μετέπειτα εφαρμογής της ανάλυσης συνιστωσών στα νέα «καθαρισμένα» δεδομένα. • Μελέτη της εφαρμογής της ανάλυσης συνιστωσών στα αρχικά δεδομένα με συνεχόμενη

	τοποθέτηση δοκιμών (concatenated trials data) • Σύγκριση των 2 παραπάνω μεθοδολογιών σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού (διαφορετικό location, διαφορετικό latency, διαφορετικό location-latency)

Κεφάλαιο 4 Ανάλυση με 1 πηγή

4.1 Εισαγωγή

Σε αυτή την προσέγγιση, για την παραγωγή των συνθετικών δεδομένων, χρησιμοποιείται ένα ηλεκτρικό δίπολο και μια πηγή. Πιο συγκεκριμένα, το αρχικό σήμα είναι μια πηγή που προβάλλεται έξω στα 30 ηλεκτρόδια μέσω του ηλεκτρικού διπόλου. Στην συνέχεια, προστίθεται συνθετικός θόρυβος. Στόχος είναι με την βοήθεια των γραμμικών μετασχηματισμών ICA, PCA, να φιλτραριστεί αισθητά ο θόρυβος. Αρχικά εφαρμόζεται μόνο ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες (Independent Component Analysis). Στην συνέχεια συνδυάζονται οι γραμμικοί μετασχηματισμοί PCA, ICA, εφαρμόζοντας πρώτα μετασχηματισμό με την PCA (Principal Component Analysis) και επανεκφράζοντας τα δεδομένα σε μια νέα βάση και στη συνέχεια σε αυτή την ορθογώνια πλέον βάση εφαρμόζεται η μέθοδος ICA. Για να έχουμε μια πιο γενική άποψη για το τρόπο που συμπεριφέρονται οι γραμμικοί μετασχηματισμοί σε συνθήκες θορύβου, αλλάζουμε τις τιμές των παραμέτρων που χαρακτηρίζουν την πηγή και το ηλεκτρικό δίπολο και εξάγουμε συμπεράσματα. Επιπλέον, θα εξεταστεί η συμπεριφορά των γραμμικών μετασχηματισμών σε περίπτωση που οι παράμετροι που χαρακτηρίζουν την πηγή πάρουν διαφορετικές τιμές. Η διαδικασία εφαρμόζεται σε δεδομένα μιας δοκιμής (Single Trial Data) και σε δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών (Concatenated Trials Data). Τέλος, τα δεδομένα διακρίνονται σε απλά (η πηγή είναι απλή κορύφωση) και σε δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (η πηγή είναι διαμορφωμένη κορύφωση).

4.2 Δεδομένα μιας δοκιμής (Single Trial Data)

Ακολουθεί η πειραματική διαδικασία σε δεδομένα μια δοκιμής. Εφαρμόζεται η μεθοδολογία που περιγράφεται στο 3^{ο} Κεφάλαιο. Τα δεδομένα προς επεξεργασία περιγράφονται στο 3.1.4 εδάφιο.

➢ Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων

Απλό σετ δεδομένων

Σύμφωνα με την μεθοδολογία που περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3 αρχικά παράγονται τα δεδομένα χωρίς προσθήκη θορύβου και στην συνέχεια προστίθεται θόρυβος έντασης 1.5 dB. Στο σχήμα 3.4 (α) εξετάζονται αρχικά τα δεδομένα χωρίς διαμόρφωση πλάτους, χωρίς θόρυβο ενώ στο σχήμα 3.4 (β) τα δεδομένα μετά την προσθήκη θορύβου.

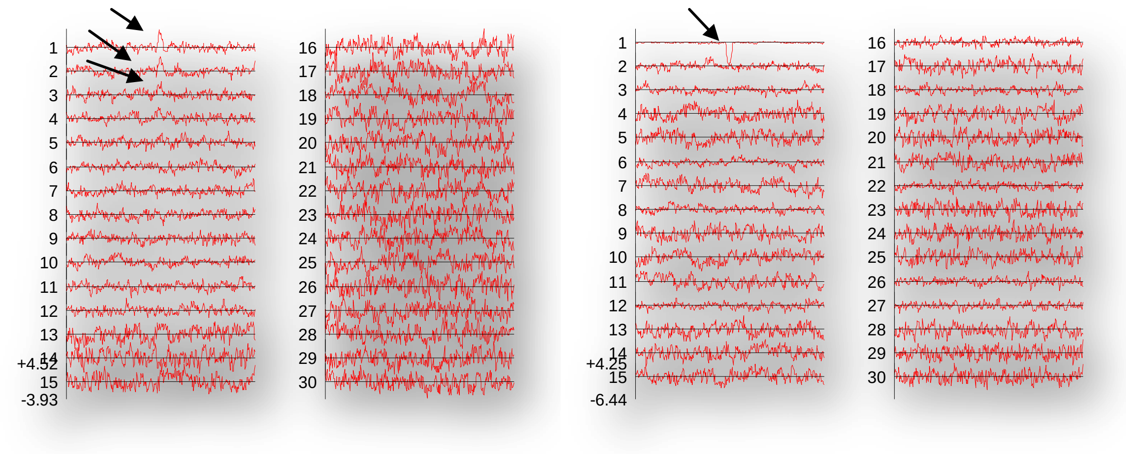
Διαμορφωμένο σετ δεδομένων

Στο σχήμα 3.5 (α) παρουσιάζονται τα διαμορφωμένα δεδομένα με συχνότητα διαμόρφωσης 4 Hz χωρίς θόρυβο και στο 4.5 (β) τα αντίστοιχα δεδομένα με θόρυβο.

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Στην φάση αυτή εφαρμόζεται ο αλγόριθμος ICA (Independent Component Analysis) και παράλληλα ο συνδυασμός των γραμμικών μετασχηματισμών PCA (Principal Component Analysis), ICA πάνω στα απλά δεδομένα (Σχήμα 4.4(β)), πάνω στα διαμορφωμένα δεδομένα (Σχήμα 4.5(β)).

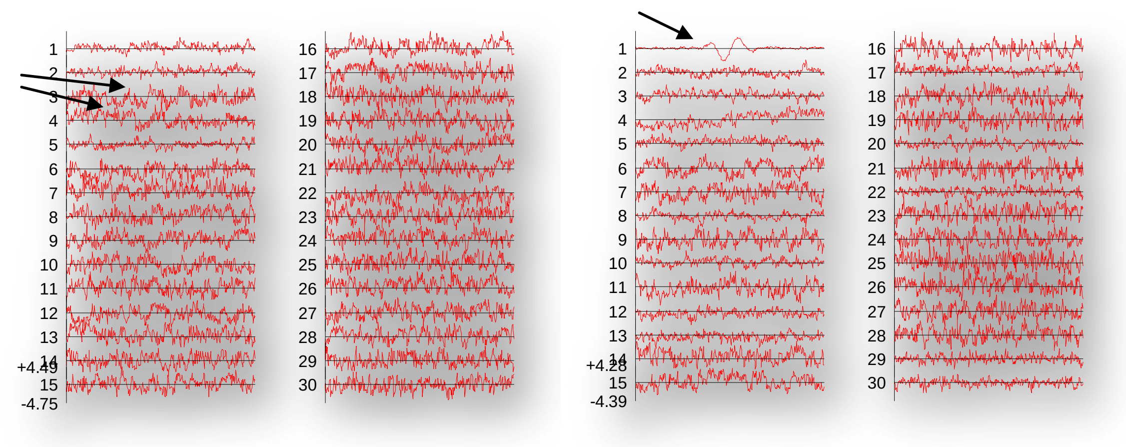
Στο παρακάτω σχήμα 4.1 (α) παρουσιάζονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες μετά την εφαρμογή της μεθόδου ICA και στο 4.1 (β) οι αντίστοιχες συνιστώσες μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο απλό σετ δεδομένων.



(α) **(β)**

Σχήμα 4.1 : Ανεξάρτητες συνιστώσες μετά την εφαρμογή της ICA (α), μετά την εφαρμογή της PCA-ICA (β). Παρατηρείται στο αριστερά διάγραμμα (ICA) ότι στις 3 πρώτες συνιστώσες διακρίνεται το σήμα πηγής. Στο διάγραμμα δεξιά (PCA-ICA) η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα είναι όμοια με ένα αντίγραφο σήματος πληροφορίας.

Ακολουθούν οι συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή των γραμμικών μετασχηματισμών σε δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (Σχήμα 4.2).



(α) **(β)**

Σχήμα 4.2 : Ανεξάρτητες συνιστώσες των modulated δεδομένων μετά την εφαρμογή της ICA (α), και μετά την εφαρμογή της PCA-ICA (β). Στο διάγραμμα αριστερά (ICA) με δυσκολία διακρίνονται οι συνιστώσες που αντιπροσωπεύουν την πηγή στο 3^o,4^o component. Στο διάγραμμα δεξιά (PCA-ICA) η πηγή διακρίνεται ξεκάθαρα στην πρώτη συνιστώσα.

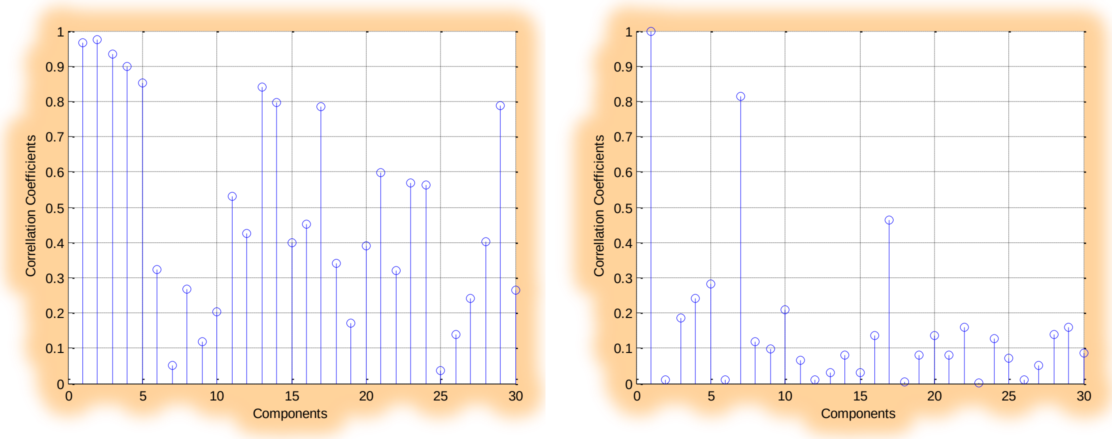
Κατά την επεξεργασία με ICA στα απλά δεδομένα το σήμα πηγής μπορεί να διακριθεί στις 3 πρώτες συνιστώσες (Σχήμα 4.1(α)). Όσον αφορά τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους το σήμα της διαμορφωμένης πηγής απεικονίζεται αμυδρά στην $3^{η}$, $4^{η}$ συνιστώσα (Σχήμα 4.2(α)). Από την άλλη, εφαρμόζοντας τον συνδυασμό μεθόδων PCA–ICA η πηγή διακρίνεται ξεκάθαρα στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα τόσο στα δεδομένα χωρίς διαμόρφωση πλάτους (Σχήμα 4.1 (α)), όσο και στα διαμορφωμένα δεδομένα (Σχήμα 4.2 (β)). Όσον αφορά την εφαρμογή της μεθόδου ICA, όπως εξηγούμε και παρακάτω δεν αρκεί η επιλογή των 3 πρώτων συνιστωσών για την πρώτη περίπτωση ή της $3^{ης}$, $4^{ης}$ συνιστώσας για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους, διότι μπορεί να απορριφθούν συνιστώσες οι οποίες περιέχουν σημαντική πληροφορία. Στο παρακάτω βήμα, εξηγείται πως μπορούν να επιλεχθούν οι κατάλληλες συνιστώσες παρατηρώντας το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης (Correlation Coefficients).

Σημείωση : Με τα βέλη στα παραπάνω σχήματα (4.1, 4.2) επισημαίνονται οι συνιστώσες που αντιπροσωπεύουν σήματα πληροφορίας.

➢ Προβολή πίσω στα κανάλια – Συντελεστές Συσχέτισης

Αν επιλέξουμε τον βέλτιστο αριθμό συνιστωσών και τις προβάλουμε πίσω στα κανάλια μας θα έχουμε πετύχει καθαρισμένα από θόρυβο δεδομένα και σε μια πολύ πιο συμπαγή απεικόνιση. Ο βέλτιστος αριθμός συνιστωσών μπορεί να επιλεχθεί σχετικά εύκολα και από την παρατήρηση της γραφικής παράστασης των συντελεστών συσχέτισης (εξίσωση 3.2). Ο υπολογισμός των συντελεστών συσχέτισης γίνεται γύρω από την χρονική υστέρηση (γύρω από το δείγμα 200 στην προκειμένη περίπτωση) που αναμένεται η κορύφωση.

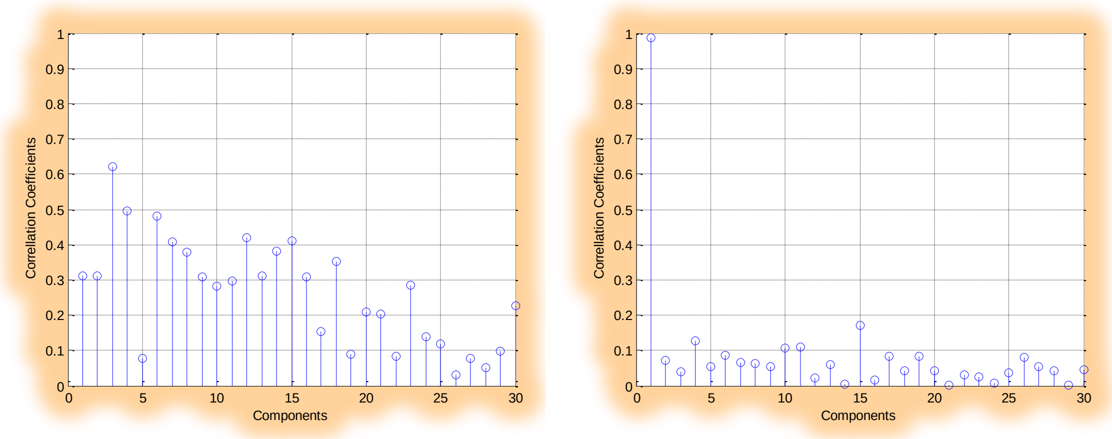
Στα σχήματα 4.3(α), (β) παρουσιάζονται οι γραφικές παραστάσεις που δίνουν τις τιμές των συντελεστών συσχέτισης όπως προκύπτουν κατά τη σύγκριση της προβολής προς τα πίσω (back projection) της κάθε συνιστώσας με το αρχικό χωρίς θόρυβο σήμα. Η μέτρηση εδώ γίνεται στο τρίτο κανάλι (ηλεκτρόδιο C4) γύρω από την χρονική υστέρηση που αναμένεται η πηγή. Έτσι προκύπτουν τριάντα τιμές συσχέτισης, όσες είναι και οι συνιστώσες.



(α) **(β)**

Σχήμα 4.3 : Γραφική παράσταση των συντελεστών συσχέτισης για SNR 1,5 db (παρατηρούνται 30 συνιστώσες στον άξονα χ΄χ, και οι συντελεστές συσχέτισης στον άξονα ψ΄ψ) μετά την εφαρμογή της ICA (α), μετά την εφαρμογή της PCA-ICA (β). Για ICA επιλέγονται τιμές των CCs > 0,2 και για PCA-ICA τιμές CCs > 0,85. Η μέτρηση γίνεται στο ηλεκτρόδιο C4.

Παρακάτω παρουσιάζονται οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις των συντελεστών συσχέτισης για τα διαμορφωμένα δεδομένα.



(α) **(β)**

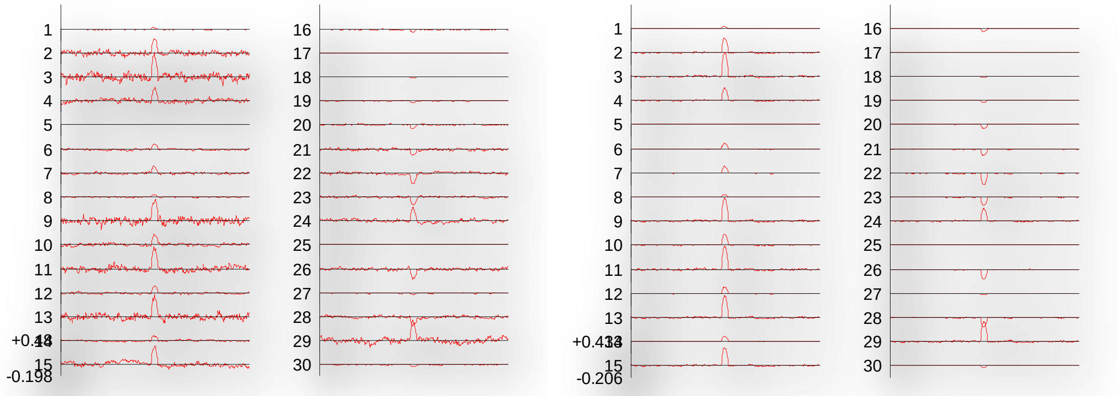
Σχήμα 4.4 : Γραφική παράσταση των συντελεστών συσχέτισης στην περίπτωση των διαμορφωμένων δεδομένων για SNR 1,5 db μετά την εφαρμογή της ICA (α), μετά την εφαρμογή του PCA-ICA (β). Για ICA επιλέγονται CCs > 0,2 και για PCA-ICA CCs > 0,85.

Παρατηρώντας την γραφική που αφορά την ICA επεξεργασία στο σχήμα 4.3 (α) είναι αξιοσημείωτο πως οι 3 πρώτοι συντελεστές συσχέτισης έχουν τιμή πολύ κοντά στο 1, κάτι που είναι λογικό εφόσον στο προηγούμενο βήμα στις τρεις πρώτες συνιστώσες με ευκολία διακρίνεται η πηγή. Η χαμηλή συσχέτιση (correlation) στα κανάλια μαρτυρά πήγες θορύβου και ασήμαντη πληροφορία. Στην περίπτωση των διαμορφωμένων δεδομένων στο σχήμα 4.4 (α) (επεξεργασία με ICA) παρατηρείται μεγαλύτερη συσχέτιση (correlation) στο $3^{ο}$ και $4^{ο}$ κανάλι οπως προβλέπεται παραπάνω. Ωστόσο, η πηγή είναι με δυσκολία ευδιάκριτη διότι η συσχέτιση δεν είναι πολύ υψηλή (οι συντελεστές συσχέτισης έχουν τιμή κοντά στο 0,6). Στην περίπτωση που συνδυάζονται οι γραμμικοί μετασχηματισμοί (PCA-ICA) τα αποτελέσματα είναι σαφή. Ο πρώτος συντελεστής συσχέτισης αντιστοιχεί στην ανεξάρτητη συνιστώσα που αντιπροσωπεύει την πηγή και στα δυο σετ δεδομένων (Σχηματα 4.3 (β), 4.4(β)). Οι υπόλοιποι συντελεστές συσχέτισης αντιστοιχούν σε συνιστώσες που αντιπροσωπεύουν σήματα θορύβου.

Όσον αφορά την προσέγγιση στην οποία εφαρμόζεται η μέθοδος ICA η βέλτιστη επιλογή ανεξάρτητων συνιστωσών είναι αυτή που αντιστοιχεί σε συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από 0,2 και στις δύο περιπτώσεις δεδομένων. Στην περίπτωση που συνδυάζονται οι δυο γραμμικοί μετασχηματισμοί (PCA-ICA) επιλέγονται συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από 0,85 τόσο στην περίπτωση των διαμορφωμένων δεδομένων (modulated data) όσο και στην περίπτωση των απλών δεδομένων. Τα συμπεράσματα αυτά διαπιστώθηκαν αφού επαναλήφθηκε αρκετές φορές η πειραματική διαδικασία. Οποιαδήποτε άλλη περίπτωση οδηγεί σε απώλεια σημαντικής πληροφορίας.

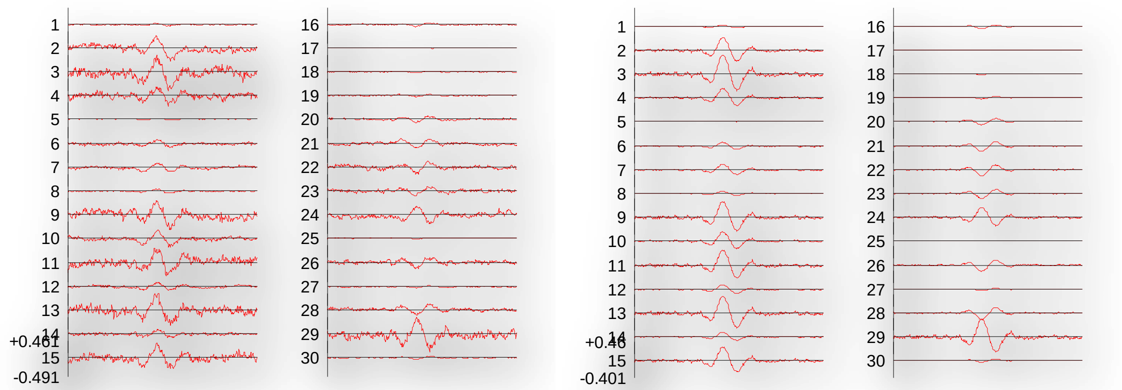
- **Επιλογή συνιστωσών για προβολή προς πίσω στα κανάλια (Back Projection)**

Στην συνέχεια ακολουθούν οι γραφικές αναπαραστάσεις των ανακατασκευασμένων δεδομένων (back projected data) που προκύπτουν μετά από την αναλυση με ICA, PCA-ICA. Το αποτέλεσμα της εφαρμογής της μεθόδου ICA στα προσομοιωμένα δεδομένα είναι ικανοποιητικό καθώς διεξάχθηκε με επιτυχία η εξάλειψη σημαντικού μέρους του θορύβου όπως φαίνεται στο σχήμα 4.5(α) (για το απλό σετ των δεδομένων) και στο σχήμα 4.6(α) (για το διαμορφωμένο σετ των δεδομένων). Η επεξεργασία με PCA-ICA έχει μεγαλύτερη επιτυχία καθώς το αποτέλεσμα που προκύπτει δεν διαφέρει πολύ από ένα αντίγραφο των αρχικών δεδομένων χωρίς θόρυβο (σχήμα 4.5(β)). Το ίδιο ισχύει και για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (σχήμα 4.6(β)).



(α) **(β)**

Σχήμα 4.5 : Back projected δεδομενα, με επιλογή συνιστωσών με CCs > 0.2 για την προσέγγιση με ICA (α), CCs > 0.85 για την προσέγγιση με PCA-ICA (β)



(α) **(β)**

Σχήμα 4.6 : Back projected δεδομενα (modulated), με επιλογή συνιστωσών με CCs > 0.2 για την προσέγγιση με ICA (α), CCs > 0.85 για την προσέγγιση με PCA-ICA (β)

- ## Αξιολόγηση Μεθόδων (ICA, PCA-ICA)

Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς καθώς και της απόδοσης των προσεγγίσεών μας γίνεται με τον υπολογισμό του MSE EEG (δηλαδή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που προκύπτει από την σύγκριση των αρχικών δεδομένων χωρίς θόρυβο με τα αρχικά δεδομένα με θόρυβο) και την σύγκριση αυτού με το MSE ICA , MSE PCA-ICA αντίστοιχα (με τα MSE ICA, MSE PCA-ICA υπολογίζεται το σφάλμα που προκύπτει από την σύγκριση των αρχικών δεδομένων χωρίς θόρυβο με τα ανακατασκευασμένα δεδομένα) . Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τα δεδομένα με θόρυβο καθώς και για τα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα έχει υπολογιστεί στο C3 ηλεκτρόδιο, στο χρονικό διάστημα που αναμένεται η κορύφωση και όχι στη συνολική διάρκεια του σήματος. Θα ήταν ανούσιο να εξεταστούν οι μέγιστες κουφώσεις σε όλη τη διάρκεια του σήματος, εφόσον αν επιλεχθεί μια ανεξάρτητη μεταβλητή που δίνει ένα μέγιστο πλάτος σε μια αδιάφορη χρονική στιγμή δεν αντιπροσωπεύει τη σωστή πληροφορία. Εδώ σημειώνεται πως ο υπολογισμός γίνεται γύρω από τον λανθάνοντα χρόνο που αναμένεται η πηγή για τον ίδιο ακριβώς λόγο. Υπολογίζεται τέλος, ο λόγος του MSE ICA προς το MSE EEG , και αντίστοιχα ο λόγος του MSE PCA-ICA προς το MSE EEG (improvement ratio, εξισώσεις 3.6,3.7). Όσο η τιμή της βελτίωσης (improvement ratio) είναι μικρότερη από την μονάδα τόσο πιο ικανοποιητικά είναι τα αποτελέσματα. Στην περίπτωση που μελετάται (Πινάκας 4.1), η μεθοδολογία PCA-ICA εξάγει τα καλύτερα αποτελέσματα κρίνοντας από την τιμή του λόγου της βελτίωσης (improvement ratio).

Πίνακας 4.1 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα 2 μεθόδων (ICA ,PCA-ICA) για μια επανάληψη.

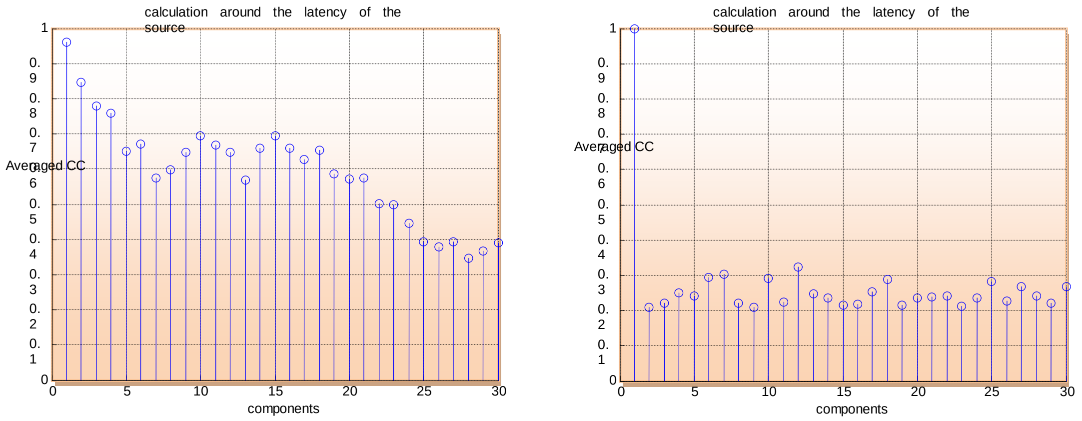
	MSE EEG	*MSE back projected data*	*Improvement Ratio*
ICA	0.0032	0.0024	0.7500
PCA-ICA	0.0032	2.1380e-004	0.0668
ICA (modulated)	0.0107	0.0096	0.8972
PCA-ICA (modulated)	0.0107	0.0014	0.1308

4.2.1 Εξομοίωση για 50 Επαναλήψεις

Ανάμεσα σε διαδοχικά «τρεξίματα» ο αλγόριθμος extended Infomax ICA εξάγει λίγο διαφορετικά αποτελέσματα. Αυτό συμβαίνει διότι η ανάλυση με ICA ξεκινα με έναν τυχαίο πίνακα βαρών (random weight matrix), ο οποίος τυχαία ανακατεύει την διάταξη των δεδομένων σε κάθε βήμα (training step) [19]. Επομένως, η σύγκλιση είναι λίγο διαφορετική κάθε φορά. Σύμφωνα με τους Arnaud Delorme και Scott Makeig, μετά από εκατοντάδες εργαστηριακές δοκιμές, έχει διαπιστωθει πως ο συγκεκριμένος αλγόριθμος επιστρέφει τις σταθερότερες συνιστώσες. Συνιστώσες δηλαδή που διαφέρουν ελάχιστα μεταξύ δυο διαδοχικών τρεξιμάτων του αλγορίθμου [20]. Ωστόσο, σε αυτή την περίπτωση που διαθέτουμε μικρό αριθμό δειγμάτων για εκπαίδευση, καθώς η επεξεργασία γίνεται πάνω σε δεδομένα μιας δοκιμής, η παραπάνω πειραματική διαδικασία επαναλαμβάνεται 50 φορές για να εξασφαλίσουμε σταθερότερα αποτελέσματα.

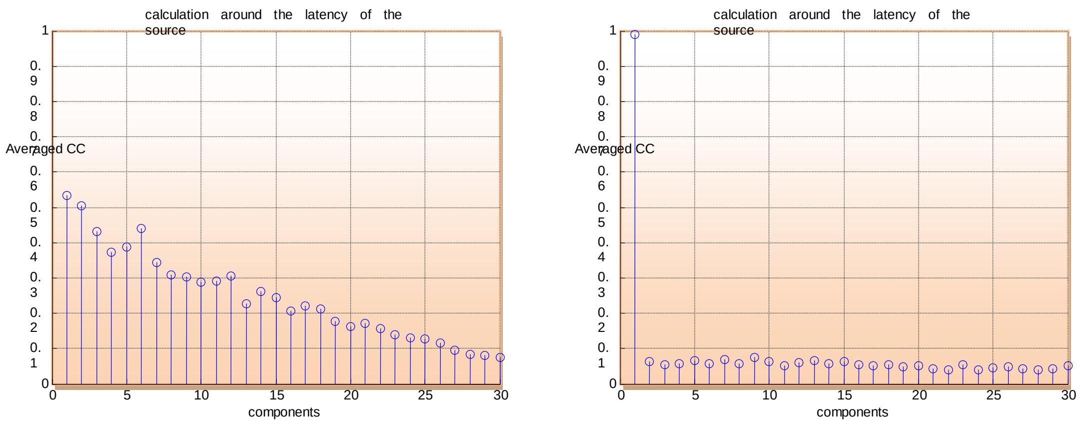
- **Συντελεστές Συσχέτισης (Correlation Coefficients)**

Συνοπτικά, παράγονται τα συνθετικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και με θόρυβο και εν συνεχεία, εφαρμόζεται η ICA στα δεδομένα με θόρυβο με σκοπό τον υπολογισμό των ανεξάρτητων συνιστωσών. Κατόπιν, κάθε μια από τις συνιστώσες προβάλλεται πίσω στα κανάλια με αποτέλεσμα να έχουμε τα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα για κάθε κανάλι. Συγκρίνοντας τα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο μέσω των συντελεστών συσχέτισης διακρίνουμε αν υπάρχει ομοιότητα. Αν υπάρχει ομοιότητα υπάρχει και αξιόλογη πληροφορία. Επαναλαμβάνοντας λοιπόν, την διαδικασία 50 φόρες για το ίδιο σήμα υπολογίζεται ο μέσος ορος των συντελεστών συσχέτισης για κάθε κανάλι [22]. Στα παρακάτω διαγράμματα λοιπόν φαίνεται μια εκτίμηση του μέσου όρου των συντελεστών συσχέτισης σε κάθε κανάλι στην πάροδο των 50 δοκιμών. Είναι ενδιαφέρον το διάγραμμα αυτό, από την άποψη, ότι στατιστικά μετά από 50 επαναλήψεις η συσχέτιση με τα αρχικά δεδομένα στα πρώτα κανάλια είναι αρκετά υψηλή. Σημειώνεται δε πως η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα έχει μέσο όρο συντελεστή συσχέτισης κοντά στην μονάδα με αποτέλεσμα να είναι η πιο ασφαλής επιλογή για την τελική ανακατασκευή.



(α) **(β)**

Σχήμα 4.7 : Averaged τιμές των συντελεστών συσχέτισης που αντιστοιχούν σε κάθε συνιστώσα για 50 επαναλήψεις ολόκληρης της διαδικασίας μετά απο επεξεργασία με ICA (α), **και μετά απο επεξεργασία με PCA-ICA (β).(Απλό σετ δεδομένων).**



(α) **(β)**

Σχήμα 4.8 : Averaged Correlation Coefficients για ICA (α), **και για PCA-ICA (β). (Modulated σετ δεδομένων).**

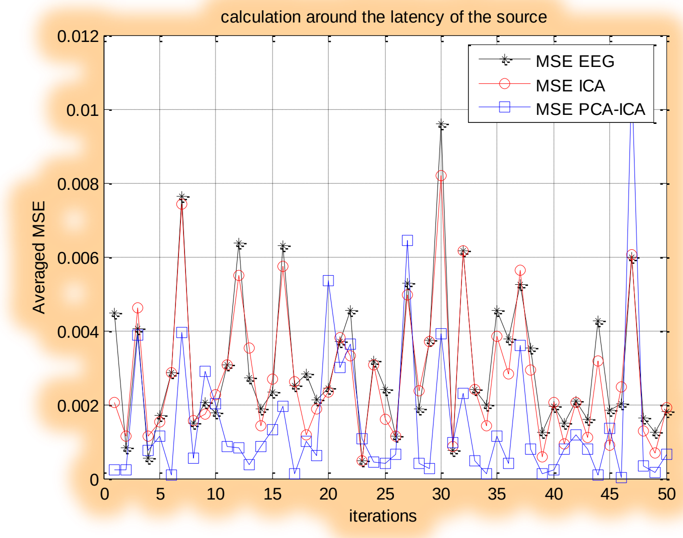
Διαδικασία επιλογής συνιστωσών: Όπως προκύπτει από τις γραφικές παραστάσεις (σχήμα 4.7 (α), επεξεργασία με ICA) όλες οι συνιστώσες μπορεί να περιέχουν χρήσιμη πληροφορία με εξαίρεση τις τελευταίες όπου η τιμή της συσχέτισης είναι χαμηλή και θα πρέπει να είμαστε εξαιρετικά προσεκτικοί με την επιλογή τους. Η παραπάνω γραφική παράσταση μάρτυρα μια απότομη πτώση των συντελεστών συσχέτισης στην τιμή 0,4 (σχήμα 4.7(α)). Στην παρούσα διπλωματική εργασία μελετήθηκε ένας τρόπος ο οποίος επιλέγει για την τελική ανακατασκευη τις βέλτιστες συνιστώσες σε κάθε επανάληψη. Οι συνιστώσες για την τελική ανακατασκευή επιλέγονται λοιπόν με τον εξής τρόπο: *Επιλέγονται οι συνιστώσες που αντιστοιχούν σε συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από κάποιο κατώφλι (από 0.1 έως 0.9). Για τις 9 περιπτώσεις κατωφλίων υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και τα back projected δεδομένα για την εκάστοτε περίπτωση. Επομένως προκύπτουν 9 MSE. Επιλέγεται η περίπτωση που δίνει το ελάχιστο MSE για την τελική ανακατασκευή*.

Στην έρευνα αυτή παρατηρήθηκε πως συνιστώσες με συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από 0,2 εξάγουν τα καλύτερα αποτελέσματα. Ομοίως, στα διαμορφωμένα δεδομένα ακολουθείται η ίδια πειραματική διαδικασία για την επιλογή των βέλτιστων συνιστωσών για back projection.

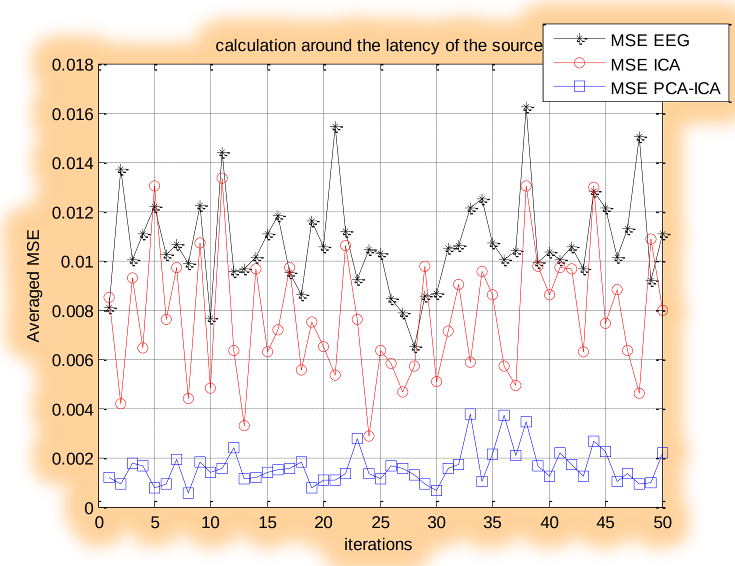
Όσον αφορά την επεξεργασία με PCA-ICA η επιλογή της κατάλληλης συνιστώσας για προβολή πίσω στα κανάλια είναι προφανής. Από το παραπάνω διάγραμμα (σχήμα 4.7 (β)) καταλαβαίνουμε πως ο πρώτος συντελεστής συσχέτισης αντιστοιχεί σε συνιστώσα πηγής ενώ τα υπόλοιπα σε συνιστώσες θορύβου. Το ίδιο ξεκάθαρα αποτελέσματα εξάγονται για το σετ διαμορφωμένων δεδομένων (σχήμα 4.8(β)). Αξίζει να σημειωθεί πως οι συνιστώσες που αντιστοιχούν σε σήματα θορύβου σε αυτήν την περίπτωση έχουν μικρότερη συσχέτιση από τις συνιστώσες θορύβου του σετ των απλών δεδομένων (Σχήματα 4.9(β), 4.10(β)).

➢ Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Square Error)

Σε κάθε επανάληψη υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και στα δεδομένα με θόρυβο (MSE EEG). Επίσης υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και στα τελικά ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα αντίστοιχα και για τις δυο γραμμικές μεθόδους (ICA,PCA-ICA). Στα πειράματα που ακολουθούν για κάθε περίπτωση δεδομένων μιας δοκιμής επαναλαμβάνεται η διαδικασία 50 φορές για πιο σταθερά συμπεράσματα και πιο συμπαγή αποτελέσματα και βέβαια για να καταλήξουμε στο αν τα αποτελέσματα τελικά συγκλίνουν. Επομένως, μας ενδιαφέρει το μέσο MSE για κάθε σήμα. Ακολουθούν οι τιμές των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων στην πάροδο των 50 επαναλήψεων για τις δύο προσεγγίσεις που μελετώνται στο παράδειγμα αυτό (Σχήμα 4.9,4.10).



Σχήμα 4.9 : Τα αποτελέσματα των MSE στην πάροδο των 50 επαναλήψεων ολόκληρης της διαδικασίας με την μέθοδο ICA ,PCA-ICA. (απλό σετ δεδομένων)



Σχήμα 4.10 : Τα αποτελέσματα των MSE στην πάροδο των 50 επαναλήψεων ολόκληρης της διαδικασίας με την μέθοδο ICA ,PCA-ICA. (modulated σετ δεδομένων)

Παρατηρείται διαφορά στην κλίμακα των γραφημάτων ανάμεσα στα μη διαμορφωμένα δεδομένα και στα διαμορφωμένα δεδομένα. Παρατηρείται επίσης ότι στο σετ των δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους η απόδοση του αλγόριθμου και ιδιαιτέρως της μεθόδου PCA-ICA είναι πάρα πολύ ικανοποιητική. Επίσης διαπιστώνεται η προαναφερθείσα σύγκλιση των αποτελεσμάτων. Σε κάθε επανάληψη λοιπόν, το μέσο τετραγωνικό σφάλμα έχει λίγο διαφορετική τιμή. Διαπιστώνεται επομένως πως ανάμεσα σε διαφορετικά «τρεξίματα» ο αλγόριθμος που εξετάζεται επιστρέφει αρκετά σταθερά αποτελέσματα. Τα διαγράμματα 4.9, 4.10 παρουσιάζουν ενδιαφέρον από στατιστική άποψη καθώς παρατηρούμε τα αποτελέσματα του αλγόριθμου στο ίδιο σήμα στην πάροδο των 50 επαναλήψεων.

Συγκεντρωτικά αποτελέσματα

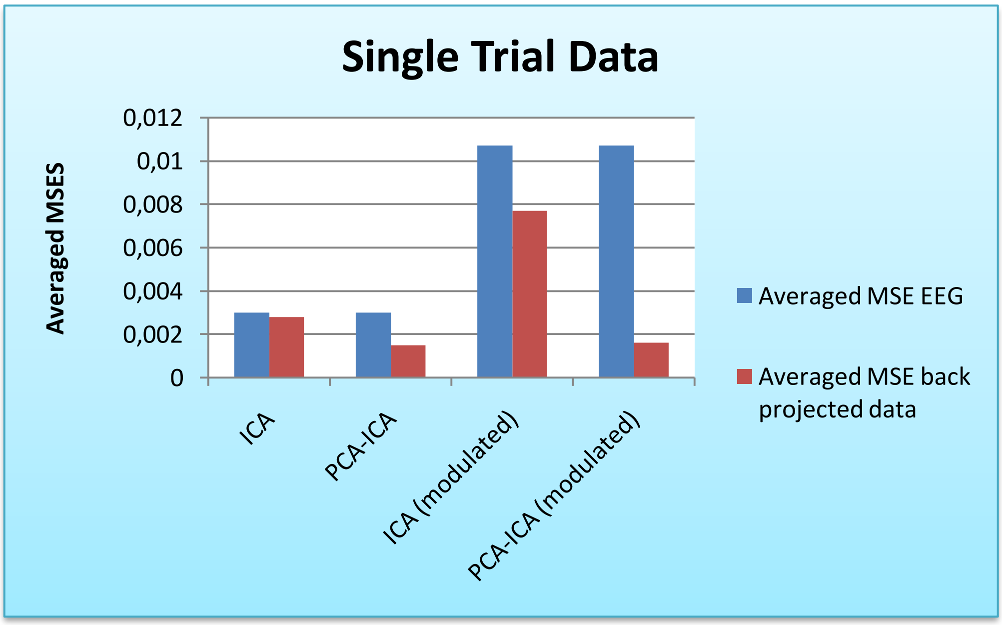
Σκοπός μας ήταν να διερευνήσουμε με ποια από τις παραπάνω μεθοδολογίες θα είχαμε τον καλύτερο καθαρισμό της πηγής από το θόρυβο. Η γενική εικόνα από την εφαρμογή και των δυο προηγούμενων πειραματικών διαδικασιών (ICA, PCA-ICA) είναι ότι επιτεύχθηκε σε όλες ικανοποιητικός διαχωρισμός του σήματος από τον θόρυβο. Το καλύτερο συνολικά αποτέλεσμα επιτεύχθηκε στην τελευταία προσέγγιση, με την επεξεργασία των σημάτων με προεπεξεργασία με PCA και στη συνέχεια ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες με ICA. Με τον συνδυασμό των δυο μεθόδων και με προσεκτική επιλογή των συντελεστών συσχέτισης (CCs) έτσι ώστε να επιτευχθεί απαλοιφή των artifacts εκμεταλλευόμαστε τις δυνατότητες των δύο γραμμικών μεθόδων (PCA, ICA).

Στον πίνακα 4.2 παρουσιάζονται τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα που προκύπτουν από τον υπολογισμό της μέσης τιμής των MSE για τις δύο προσεγγίσεις (ICA, συνδυαστική PCA-ICA) καθώς και για τα δύο σετ δεδομένων (διαμορφωμένα, μη δια μορφωμένα). Επιπλέον, έχει υπολογιστεί ο λόγος του MSE ICA προς το MSE EEG και αντίστοιχα ο λόγος του MSE PCA-ICA προς το MSE EEG (improvement). Όσο η τιμή της βελτίωσης (improvement) είναι μικρότερη από την μονάδα τόσο πιο ικανοποιητικά είναι τα αποτελέσματα.

Πίνακας 4.2: Συγκεντρωτικός πίνακας των αποτελεσμάτων του MSE και για τις 4 περιπτώσεις που αναλύθηκαν. Φαίνεται καθαρά ότι η τελευταία προσέγγιση (PCA- ICA) υπερέχει.

	MSE_{EEG}	$MSE_{BACK\ PROJECTED\ DATA}$	$\frac{MSE_{BACK\ PROJECTED\ DATA}}{MSE_{EEG}}$ **(Improvement ratio)**
ICA	0.0030	0.0028	0.9333 dB
PCA-ICA	0.0030	0.0015	0.5000 dB
ICA (modulated)	0.0107	0.0077	0.7196 dB
PCA-ICA (modulated)	0.0107	0.0016	0.1495 dB

Στο σχήμα που ακολουθεί (σχήμα 4.11) γίνεται πιο εμφανής η διαφορά στα αποτελέσματα των δυο μεθόδων τόσο στο απλό σετ δεδομένων όσο και στο σετ των δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.



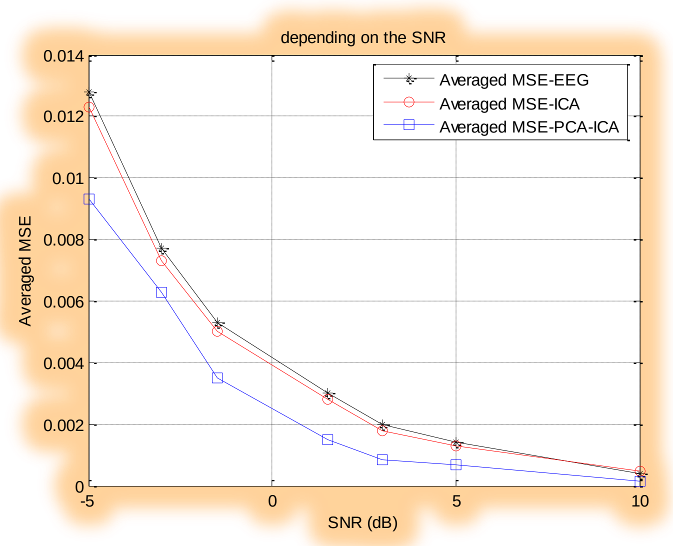
Σχήμα 4.11: Συγκεντρωτικός πίνακας των αποτελεσμάτων και για τις 2 προσεγγίσεις. Φαίνεται καθαρά ότι ο συνδυασμός PCA - ICA υπερέχει έναντι της επεξεργασίας μόνο με ICA και για τα δυο σύνολα δεδομένων.

Όπως παρατηρείται από το σχήμα 4.11 ο συνδυασμός των μεθόδων (**PCA-ICA**) τόσο για την περίπτωση του απλού σετ δεδομένων όσο και του διαμορφωμένου κυριαρχεί της μεθόδου μόνο με ICA. Μάλιστα, στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων η απόδοση της επεξεργασίας με συνδυασμό των δύο μεθόδων (PCA - ICA) είναι εξαιρετικά πιο ικανοποιητική συγκριτικά με την απόδοση στην περίπτωση του απλού σετ δεδομένων.

4.2.2 Εξομοίωση σε διαφορετική ένταση θορύβου

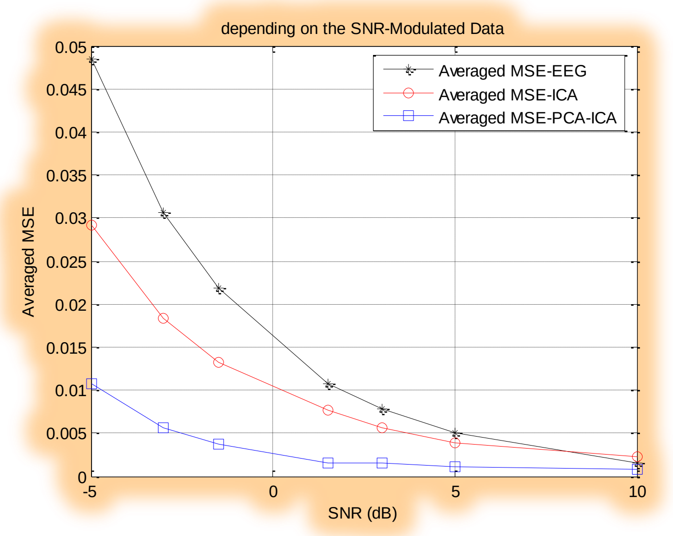
Στο σημείο αυτό, αλλάζουμε σταδιακά την ένταση του θορύβου έτσι ώστε να εκτιμηθεί η απόδοση των μεθόδων όταν ο λόγος σήματος προς θόρυβο (SNR) παίρνει διαφορετικές τιμές (-5 έως 25 db). Τα προσομοιωμένα δεδομένα ουσιαστικά παράγονται από τον γραμμικό συνδυασμό των δεδομένων χωρίς θόρυβο και του σήματος θορύβου. Στην φάση αυτή μεταβάλλουμε σταδιακά την ένταση του θορύβου διατηρώντας όμως σταθερό το πλάτος του «καθαρού» σήματος, δηλαδή του αρχικού σήματος χωρίς θόρυβο.

Εφαρμόζοντας την παραπάνω πειραματική διαδικασία (παράγραφος 4.2.1) για ένα σήμα με διαφορετική ένταση θορύβου την κάθε φορά (-5 μέχρι 25 db) προκύπτουν οι παρακάτω τιμές των μέσων όρων των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων για τις δύο γραμμικές μεθόδους που χρησιμοποιούνται σε αυτήν την προσέγγιση (ICA, PCA-ICA).



Σχήμα 4.12: Υπολογισμός των Averaged MSE-EEG που αντιστοιχούν στα δεδομένα με θόρυβο, των Averaged MSE-ICA, Averaged MSE-PCA-ICA που

αντιστοιχούν στα back projected δεδομένα όταν το SNR πάρει διαφορετικές τιμές. Με την αύξηση του θορύβου έχουμε αύξηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Στον χ΄χ τοποθετούνται οι διαφορετικές τιμες του SNR και στον ψ΄ψ οι τιμές των Averaged MSEs.



Σχήμα 4.13 : Υπολογισμός των Averaged MSEs (που προκύπτουν από τον υπολογισμό των MSEs για 50 επαναλήψεις) όταν το SNR πάρει διαφορετικές τιμές.

Γενικά στα διαγράμματα 4.12, 4.13 παρατηρείται ότι όταν το SNR παίρνει μικρές τιμές, τόσο το σφάλμα (Averaged MSE-EEG) που αντιστοιχεί στα δεδομένα με θόρυβο όσο και εκείνο που αντιστοιχεί στα ανακατασκευασμένα δεδομένα είναι αυξημένο. Αντίθετα, καθώς το SNR αυξάνεται (ο θόρυβος μειώνεται) οι τιμές των σφαλμάτων (Averaged MSEs) πέφτουν σταδιακά. Για τις πολύ μικρές τιμές θορύβου (π.χ. 10 dB) παρατηρείται πως το Averaged MSE-EEG είναι μικρότερο από το Averaged MSE-ICA κάτι που υποδηλώνει πως η επεξεργασία με ICA δεν είναι επιτυχημένη. Αυτό το συμπέρασμα είναι σαφώς λανθασμένο διότι σε πολύ υψηλές τιμές του λόγου σήματος προς θόρυβο (SNR), ο θόρυβος είναι σχεδόν ανύπαρκτος, οπότε είναι λογικές οι πολύ χαμηλές τιμές του Averaged MSE – EEG.

Από τα παραπάνω διαγράμματα (σχήματα 4.12, 4.13) επιπλέον, προκύπτει πως η επεξεργασία PCA σε συνδυασμό με ICA δίνει καλύτερα αποτελέσματα από αυτά που απορρέουν από την επεξεργασία μόνο με ICA.

Πιο συγκεκριμένα, σε περιπτώσεις με αυξημένα επίπεδα θορύβου (μικρό SNR) το σφάλμα που αντιστοιχεί στα ανακατασκευασμένα δεδομένα είναι βελτιωμένο (δηλαδή μικρότερο από το σφάλμα που αντιστοιχεί στα αρχικά δεδομένα) τόσο μετά την επεξεργασία με ICA όσο και με τον συνδυασμό PCA - ICA. To Averaged MSE **PCA-ICA** αποκλίνει περισσότερο από το Averaged MSE–EEG συγκριτικά με την αντίστοιχη απόκλιση του Averaged MSE–ICA από το Averaged MSE–EEG. Δηλαδή η γραφική παράσταση που αντιστοιχεί στο Averaged MSE του συνδυασμού των μεθόδων απέχει (είναι πιο απομακρυσμένο) περισσότερο από την γραφική του Averaged MSE–EEG συγκρινόμενη με εκείνη του averaged MSE της μιας μόνο μεθόδου. Επομένως το σφάλμα που δίνει ο συνδυασμός των δυο μεθόδων είναι μικρότερο από εκείνο της μεθόδου μόνο με ICA. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα ότι η μεθοδολογία με τη μεγαλύτερη απόδοση είναι αυτή κατά την οποία γίνεται προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ανάλυση σε ανεξάρτητες πηγές με τη μέθοδο ICA.

Σε κάθε περίπτωση παρατηρείται ότι η απόδοση της κάθε μεθοδολογίας είναι πολύ μεγαλύτερη για τα δεδομένα με υψηλό SNR. Σημειώνεται πως ο θόρυβος αυξάνει τις ανεξάρτητες συνιστώσες. Επομένως με μικρό SNR μπορεί να οδηγηθούμε σε λάθος υπολογισμό του πινάκα unmixing και ακολούθως σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό θα πρέπει να έχουμε ένα αρκετά υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο (SNR).

4.2.3 Επίδραση παραμέτρων στην ανάλυση συνιστωσών

Στη φάση αυτή μελετάται αν υπάρχει κάποια επίδραση στον τρόπο συμπεριφοράς των γραμμικών μετασχηματισμών (ICA, PCA) καθώς μεταβάλλονται οι τιμές των παραμέτρων που χαρακτηρίζουν την πηγή και το ηλεκτρικό δίπολο. Συγκεκριμένα, οι παράμετροι παίρνουν τις ακόλουθες τιμές:

- **Χρονική Υστέρηση (απλά δεδομένα)**

Η χρονική υστέρηση παίρνει τιμές γύρω από τις θέσεις: **50,100,150,200,250,300,350.**

- **Συντεταγμένες Ηλεκτρικού Διπόλου (απλά δεδομένα)**

Οι συντεταγμένες παίρνουν τις τιμές : **[7 6 5 9 2 9], [5 5 5 9 4 8], [6 6 2 10 1 8], [8 8 3 10 1 10].**

- **Χρονική Υστέρηση (διαμορφωμένα δεδομένα)**

Η χρονική υστέρηση παίρνει τιμές γύρω από τις θέσεις: 100,150,200,250,300.

- **Συντεταγμένες Ηλεκτρικού Διπόλου (διαμορφωμένα δεδομένα)**

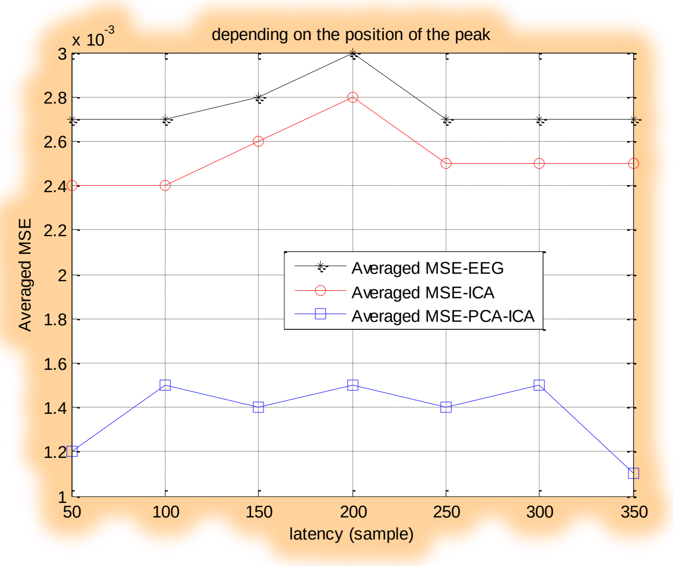
Οι συντεταγμένες παίρνει τις τιμές : [7 6 5 9 2 9], [5 5 5 9 4 8], [6 6 2 10 1 8], [8 8 3 10 1 10].

- **Διαφορετική συχνότητα διαμόρφωσης (διαμορφωμένα δεδομένα)**

Η Fo θα πάρει τις τιμές: 2-10 Hz (σύμφωνα με τους εγκεφαλικούς ρυθμούς).

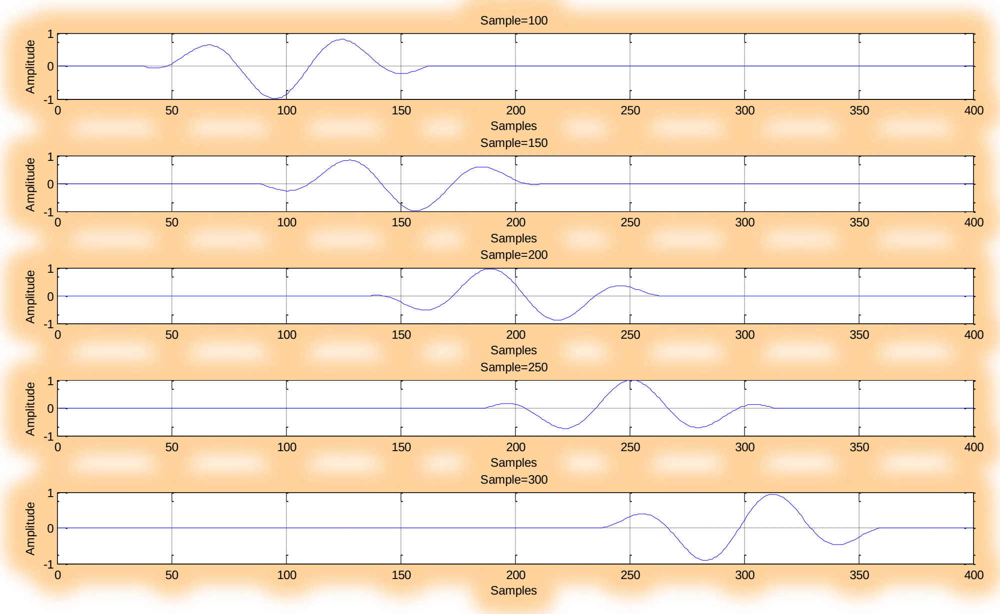
*Σημείωση **:** Όπως εξηγήθηκε και παραπάνω για κάθε σήμα θα επαναλαμβάνεται 50 φορές η διαδικασία για πιο σταθερά συμπεράσματα.*

Διαφορετική χρονική υστέρηση (απλό σετ δεδομένων): Η χρονική υστέρηση στο διάγραμμα που ακολουθεί (Σχήμα 4.14) έχει πάρει 7 διαφορετικές τιμές με το μέγιστο του peak να βρίσκεται στο δείγμα 50, 100, 150 κ.ο.κ. Ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί στην χρονική υστέρηση (latency) και ο κατακόρυφος στον μέσο όρο του MSE. Για κάθε σήμα με διαφορετική Η χρονική υστέρηση, εφαρμόζεται η διαδικασία που περιγράφεται παραπάνω (παράγραφος 4.2). Παρατηρείται πως η αλλαγή της παραμέτρου latency δεν έχει κάποια σημαντική επίδραση στις μεθόδους ICA, PCA-ICA καθώς τα αποτελέσματα για κάθε περίπτωση είναι παρόμοια. Αυτό συμβαινει διοτι το σήμα πηγής που μελετάται παραμένει αμετάβλητο κάθε φορά και η μονη παραμετρος που αλλάζει είναι η θέση του στον άξονα του χρόνου. Για όλες τις τιμές της χρονικής υστέρησης το σφάλμα που αντιστοιχεί στα ανακατασκευασμένα δεδομένα είναι μικρότερο από το σφάλμα που αντιστοιχεί στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο. Στο παράδειγμα που αναλύεται στην παραγραφο 4.2 αποδεικνύεται πως η επεξεργασία με PCA-ICA πετυχαίνει μείωση του θορύβου και καλύτερη απόδοση. Αυτό επαληθεύεται και από την παρατήρηση του σχήματος 4.14 καθώς η απόδοση στην περίπτωση του συνδυασμού των δυο μεθόδων (PCA-ICA) υπερτερεί σε σχέση με την απόδοση στην περίπτωση της επεξεργασίας μόνο με ICA για κάθε τιμή του latency.

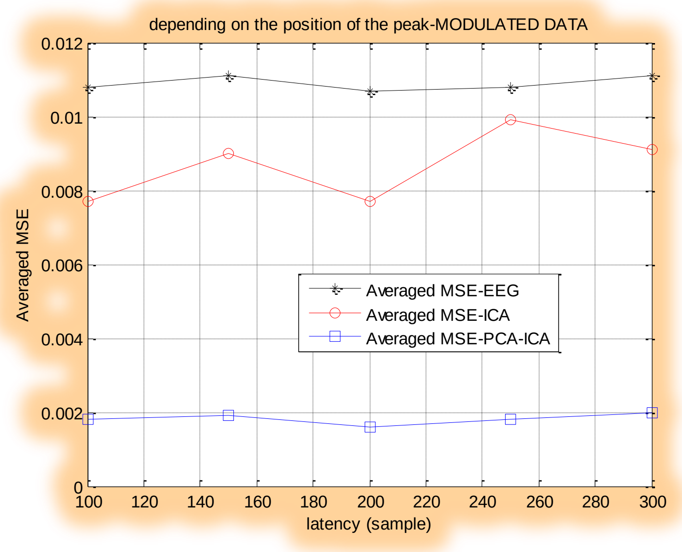


Σχήμα 4.14 : Υπολογισμός των Averaged MSEs (που προκύπτουν από τον υπολογισμό των MSE για 50 επαναλήψεις) για τα δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν το latency μεταβάλλεται. Η αλλαγή της παραμέτρου latency δεν έχει κάποια επίδραση στις μεθοδους ICA , PCA-ICA.

Διαφορετική χρονική υστέρηση (για διαμορφωμένα δεδομένα): Η περίπτωση των διαμορφωμένων δεδομένων δεν διαφέρει από εκείνη του απλού σετ δεδομένων. Εδώ πρέπει να σημειωθεί η εξής παρατήρηση. Στην περίπτωση του σετ των διαμορφωμένων δεδομένων η αλλαγή της χρονικής υστέρησης προϋποθέτει και την αλλαγή της μορφής του σήματος πηγής (Σχήμα 4.15). Η αλλαγή αυτή ωστόσο δεν επηρεάζει την συμπεριφορά των γραμμικών μετασχηματισμών καθώς το σήμα πηγής διαφερει μονο ως προς την φάση. Ακολουθεί το σχετικό διάγραμμα (Σχήμα 4.16) όπου γίνονται σαφή τα σχετικά συμπεράσματα.

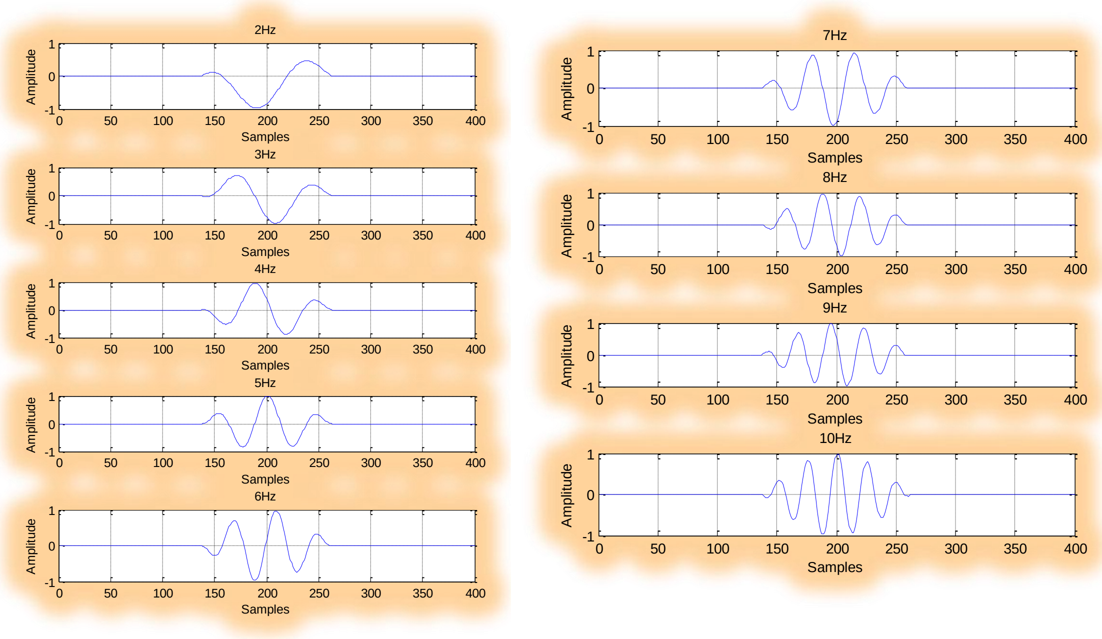


Σχήμα 4.15 : Modulated peaks με συχνότητα διαμόρφωσης 4Hz, τοποθετημένα σε διαφορετικό latency.

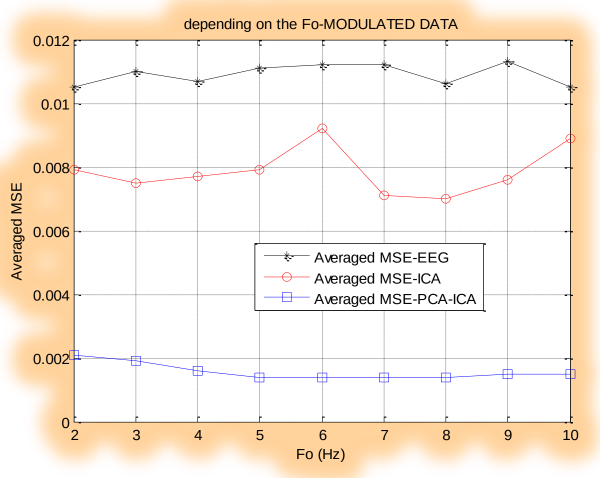


Σχήμα 4.16 : Υπολογισμός των Averaged MSEs (που προκύπτουν από τον υπολογισμό των MSE για 50 επαναλήψεις) για τα modulated δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν το latency μεταβάλλεται. Η αλλαγή της παραμέτρου latency δεν έχει κάποια επίδραση στις μεθόδους ICA , PCA-ICA.

Διαφορετική συχνότητα διαμόρφωσης (για διαμορφωμένα δεδομένα): Σε αυτήν την περίπτωση μεταβάλλεται σταδιακά η συχνότητα διαμόρφωσης του σήματος. Όσο αυξάνεται η συχνότητα διαμόρφωσης οι “ουρές” της κορύφωσης (peak) αυξάνονται (Σχήμα 4.17). Η χρονική διάρκεια του σήματος δεν αλλάζει, ούτε η θέση στην οποία είναι τοποθετημένη η κορύφωση, αλλάζουν ωστόσο οι κυματώσεις του σήματος. Το αποτέλεσμα ειναι το εξής, η αλλαγή της συχνότητας διαμόρφωσης και κατ’ έπεκτασιν της μορφής του σήματος δεν επηρεάζει ιδιαίτερα τα αποτελέσματα σε καμία από τις δύο μεθόδους (Σχήμα 4.18), παρόλο που το σήμα σε κάθε πείραμα αλλάζει. Στο Σχήμα 4.17 δίνονται οι μορφές της διαμορφωμένης κορύφωσης για συχνότητες διαμόρφωσης από 2-10 Hz έτσι ώστε να έχουμε μια σαφή εικόνα του σήματος προς επεξεργασία κάθε φορά.



Σχήμα 4.17 : Modulated peaks με συχνότητες διαμόρφωσης από 2 έως 10 Hz.



Σχήμα 4.18 : Υπολογισμός των Averaged MSEs (που προκύπτουν από τον υπολογισμό των MSE για 50 επαναλήψεις) όταν η συχνότητα διαμόρφωσης Fo του peak πάρει διαφορετικές τιμές. Η αλλαγή της παραμέτρου Fo δεν επηρεάζει ιδιαίτερα τα αποτελέσματα αν και εξετάζεται διαφορετικό σήμα την κάθε φορά.

Συντεταγμένες Διπόλου (για το απλό σετ δεδομένων): Σε αυτό το εδάφιο μελετάται η συμπεριφορά των ICA, PCA-ICA στην περίπτωση που μεταβάλλονται οι συντεταγμένες του δίπολου. Υπενθυμίζεται, πως το δίπολο εκφράζεται μέσω ενός διανύσματος με διεύθυνση, φορά και μέτρο που είναι τοποθετημένο σε κάποια σταθερή θέση μέσα στο κεφάλι. Σημειώνεται επίσης, πως το μέσο MSE υπολογίζεται στο τρίτο κανάλι (C3 ηλεκτρόδιο), επομένως οι πηγές που βρίσκονται σε θέση κοντά σε αυτό το ηλεκτρόδιο έχουν μεγαλύτερο πλάτος και συμπερασματικά έχουν μεγαλύτερο σφάλμα. Για να αποφευχθεί αυτή η ασάφεια υπολογίζεται ο λόγος του MSE ICA προς το MSE EEG και αντίστοιχα ο λόγος του MSE PCA-ICA προς το MSE EEG (improvement). Όσο η τιμή της βελτίωσης (improvement) είναι μικρότερη από την μονάδα τόσο πιο ικανοποιητικά είναι τα αποτελέσματα. Δεδομένου όλων αυτών των παραγόντων υπολογίζονται ενδεικτικά κάποια αποτελέσματα για κάποιες τιμές διπόλων. Παρατηρώντας λοιπόν τον πινάκα 4.3 απορέει για άλλη μια φορά το συμπέρασμα πως ο συνδυασμός PCA-ICA υπερτερεί της επεξεργασίας μόνο με ICA. Βέβαια πάντα επιτυγχάνεται βελτίωση του σφάλματος των ανακατασκευασμένων δεδομένων και ικανοποιητικά αποτελέσματα και για τις δυο μεθόδους. Επίσης η μετρική improvement ratio επαληθεύει την υπόθεση πως οι συντεταγμένες του δίπολου δεν επηρεάζουν τα αποτελέσματα των δυο γραμμικών μεθόδων που μελετώνται στην παρούσα προσέγγιση (ICA, PCA-ICA).

Πίνακας 4.3: Υπολογισμός των Averaged MSEs για τα δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν οι συντεταγμένες διπόλου πάρουν διαφορετικές τιμές. Τα αποτελέσματα δεν επηρεάζονται από την θέση, κατεύθυνση, μέγεθος του δίπολου και κάθε φορά παρατηρείται βελτίωση.

	Averaged MSEs between data with noise and data without noise	Averaged MSEs between back projected data and data without noise		Improvement ratio (ICA)	Improvement ratio (PCA-ICA)
	MSE EEG	MSE ICA	MSE PCA-ICA		
[7 6 5 9 2 9]	*0.0017*	*0.0016*	*7.5684e-004*	*0.9412*	*0.4452*
[5 5 5 9 4 8]	*4.1306e-004*	*3.9118e-004*	*1.8156e-004*	*0.9470*	*0.4395*
[6 6 2 1018]	*5.3214e-004*	*4.8990e-004*	*2.5750e-004*	*0.9206*	*0.4839*
[8 8 3 10 1 10]	*0.0027*	*0.0026*	*0.0014*	*0.9630*	*0.5185*

Συντεταγμένες Δίπολου (διαμοφωμένα δεδομένα): Όπως και προηγούμενα (περίπτωση απλού σετ δεδομένων) οι μεταβολές στις τιμές των συντεταγμένων διπόλου δεν επηρεάζουν την συμπεριφορά των γραμμικών μετασχηματισμών (ICA, PCA). Τα αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές στις συντεταγμένες του διπολου φαίνονται στον Πίνακα 4.4.

Πίνακας 4.4: Υπολογισμός των Averaged MSEs για τα modulated δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν οι συντεταγμένες διπόλου πάρουν διαφορετικές τιμές. Τα αποτελέσματα δεν επηρεάζονται από την θέση, κατεύθυνση, μέγεθος του διπόλου και κάθε φορά παρατηρείται ικανοποιητική βελτίωση.

	Averaged MSEs between data with noise and data without noise	Averaged MSEs between back proje data and data without noise		Improvement ratio (ICA)	Improvement ratio (PCA-ICA)
	MSE EEG	MSE ICA	MSE PCA-ICA		
[7 6 5 9 2 9]	0.0066	0.0047	0.0018	0.7121	0.2727
[5 5 5 9 4 8]	0.0019	0.0012	3.8319e-004	0.6316	0.2017
[6 6 2 10 18]	0.0020	0.0014	2.7811e-004	0.7000	0.1391
[8 8 3 10 1 10]	0.0111	0.0082	0.0019	0.7387	0.1712

Παρατηρήσεις

- Από τα παραπάνω, διαπιστώνεται πως η αλλαγή των τιμών σε παραμέτρους όπως η θέση της κορύφωσης, οι συντεταγμένες του διπόλου, και η συχνότητα διαμόρφωσης Fo, δεν έχει κάποια επίδραση στην αναλυση ανεξαρτητων συνιστωσών. Με λίγα λόγια, όποια τιμή και να πάρουν οι παραπάνω παράμετροι τα αποτελέσματα που θα προκύψουν μετά από ICA επεξεργασία θα είναι τα ίδια.
- Συμπεραίνεται ότι η επεξεργασία PCA σε συνδυασμό με ICA δίνει καλύτερα και πιο σταθερά αποτελέσματα από αυτά που προκύπτουν από την επεξεργασία μόνο με ICA ανεξαρτήτως από ποια παράμετρο από τις παραπάνω θα μεταβληθεί και κατά πόσο.

4.3 Δεδομένα πολλών δοκιμών (Concatenated Trials Data)

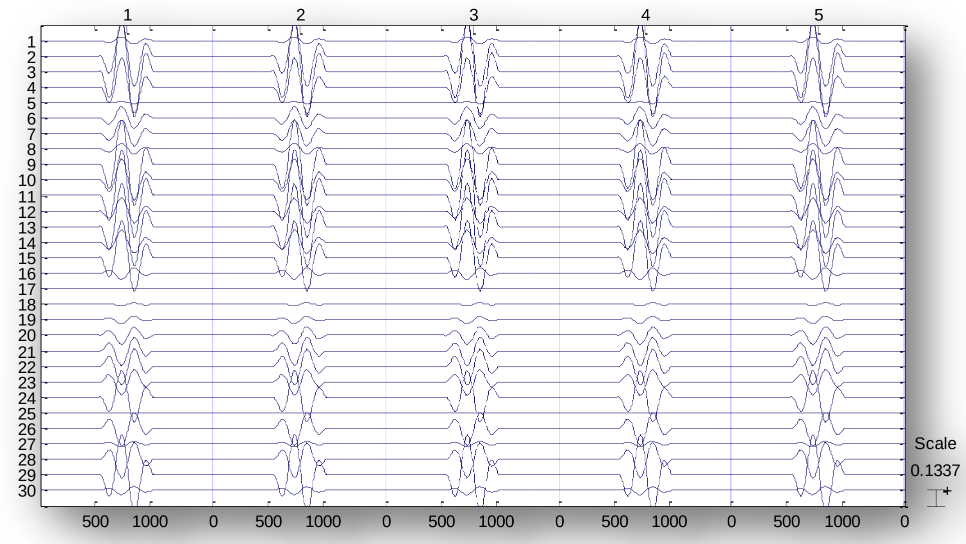
Για την εφαρμογή της ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών χρειάζεται να διαθέτουμε ένα ικανοποιητικά αριθμό δειγμάτων τέτοιον ώστε να μπορούμε να περιγράψουμε τις ανεξάρτητες πηγές μας και παράλληλα να καταλήξουμε σε μια ευσταθή κατάσταση. Στην περίπτωση όπου υπάρχουν λίγα δεδομένα για εκπαίδευση (training), ο ICA μπορεί να δώσει σήματα πηγών που δεν υπάρχουν στο πραγματικό EEG. Υπάρχει περίπτωση artifactual πηγές να παρερμηνευτούν ως πραγματικές αντιδράσεις του εγκεφάλου. Μια τεχνική για να εξασφαλιστεί ευστάθεια και να αποφευχθεί το παραπάνω φαινόμενο που υφίσταται όταν έχουμε μικρο αριθμό δειγμάτων , είναι η δημιουργία συνενωμένων δοκιμών (concatenated trials) [21]. Με τη τεχνική αυτή αυξάνεται το πλήθος των δεδομένων εκπαίδευσης. Επίσης με τον τρόπο αυτό διατηρούνται οι διαφοροποιήσεις από δοκιμή (trial) σε δοκιμή. Ακόμη διατηρείται η σειρά των συνιστωσών στις διάφορες δοκιμές.

Ακολουθείται η μεθοδολογία που περιγράφεται στο κεφάλαιο 3. Εφαρμοζεται σε δεδομένα 400 δειγμάτων, 30 δοκιμών με μια διαμορφωμένη πηγή τοποθετημένη στο δείγμα 200.

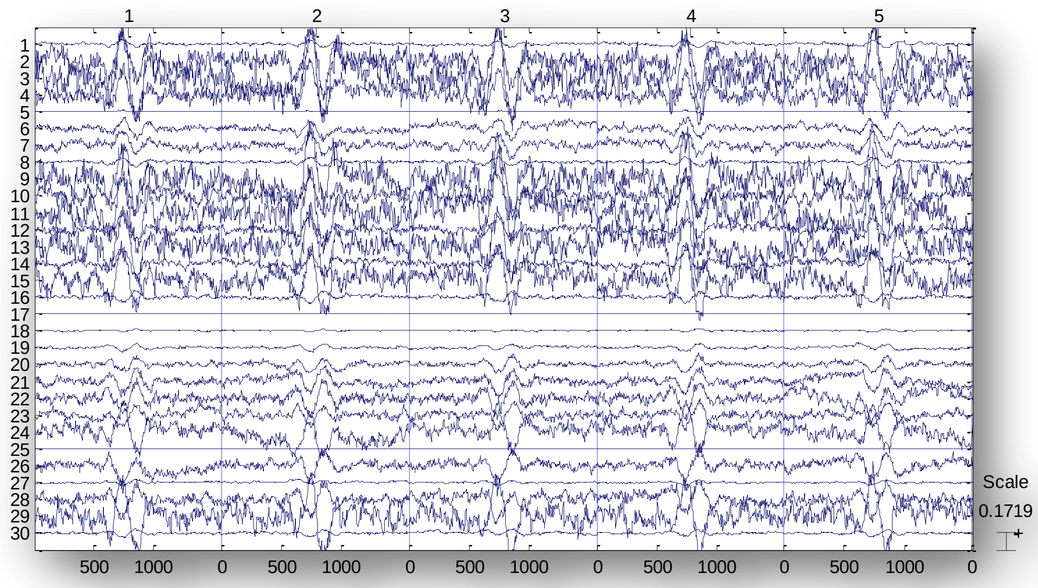
- **Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων**

Η δομή των στοιχείων αυτών είναι ένα διάνυσμα με 30 σειριακά (concatenated) συνδεδεμένα σήματα μιας δοκιμής. Κατά την δημιουργία των πολλαπλών δοκιμών δεν διαφοροποιήθηκε καμιά από τις παραμέτρους σύμφωνα με τις οποίες δημιουργήθηκαν τα δεδομένα μιας δοκιμής (single trial) στην προηγούμενη ενότητα. Έτσι κάθε γραμμή του πίνακα αντιστοιχεί σε ένα από τα 30 ηλεκτρόδια και κάθε στήλη σε μια από τις 30 δοκιμές. Η πειραματική διαδικασια που περιγραφεται παρακάτω βήμα βήμα εφαρμόζεται στο σετ των διαμορφωμένων δεδομένων.

Στο σχήμα 4.20 παρουσιάζονται τα διαμορφωμένα δεδομένα χωρίς θόρυβο και κατόπιν τα δεδομένα με την προσθήκη θορύβου έντασης 1.5 db. Η κορύφωση έχει διαμορφωθεί με AM διαμόρφωση με συχνότητα φέροντος 4 Hz. Οι δοκιμές είναι όμοιες μεταξύ τους και διαφέρουν μόνο ως προς το σήμα θορύβου. Υπενθυμίζεται πως ο συνθετικός θόρυβος που χρησιμοποιείται προσομοιώνει εγκεφαλική δραστηριότητα και artifacts. Παράγεται από την υπέρθεση 50 ημιτονοειδών σημάτων με τυχαίες φάσεις και συχνότητες για κάθε δοκιμή. Το μέσο πλάτος του θορύβου πολλαπλασιάζεται με ένα βάρος w_n για να ικανοποιούνται οι κατάλληλες συνθήκες του SNR σε κάθε περίπτωση.



(α)

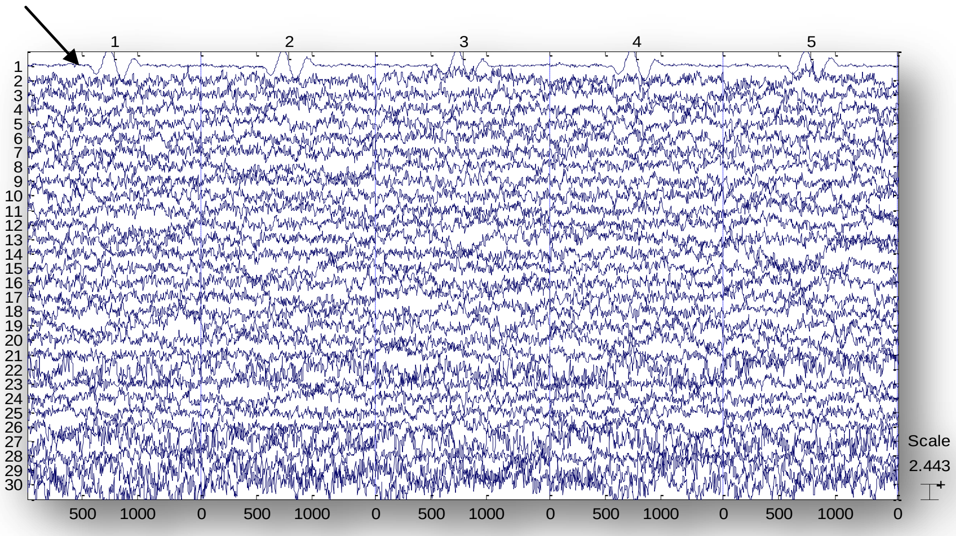


(β)

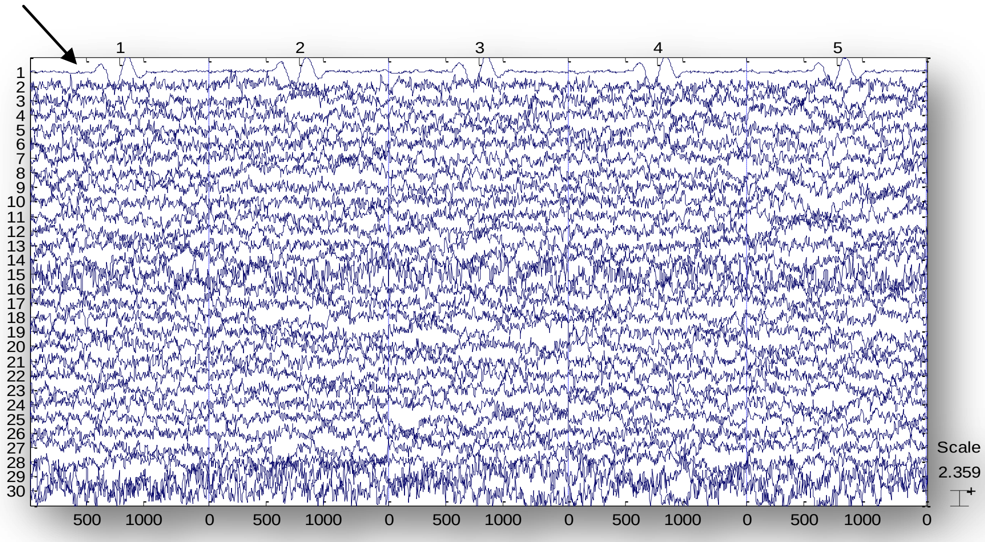
Σχήμα 4.19: Modulated Δεδομένα Πολλαπλών Δοκιμών Χωρίς Θόρυβο.(α) Modulated Δεδομένα Πολλαπλών Δοκιμών Με Θόρυβο.(β) 30 κανάλια - 30 δοκιμές. Παρουσιάζονται οι 5 πρώτες δοκιμές.

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Στο σημείο αυτό, εφαρμοζεται ο αλγόριθμος ICA και παράλληλα ο συνδυασμός των γραμμικών μετασχηματισμών PCA, ICA στα διαμορφωμένα δεδομένα με θόρυβο (Σχήμα 4.19(β)). Στο παρακάτω σχήμα, 4.20 (α), παρουσιάζονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες μετά την εφαρμογή της μεθόδου ICA και στο 4.20 (β) οι αντίστοιχες συνιστώσες μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA.



(α)



(β)

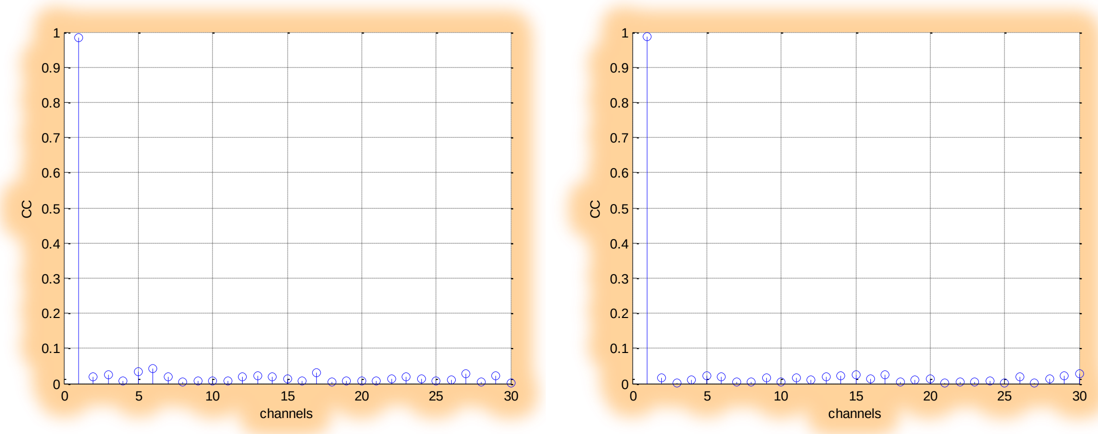
Σχήμα 4.20 : Ανεξάρτητες Συνιστώσες. Η πηγή διακρινεται στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα (επεξεργασία ICA) (α), Η πηγή διακρινεται στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα (επεξεργασία PCA-ICA). (β)

Στις ανεξάρτητες συνιστώσες στο σχήμα 4.20 (α) με ευκολία διακρίνεται το σήμα πηγής όταν γινεται επεξεργασία με ICA σε διαμορφωμένα δεδομένα. Ομοίως, εφαρμόζοντας τον συνδυασμό μεθόδων PCA–ICA η πηγή διακρίνεται ξεκάθαρα στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα (Σχήμα 4.20 (β)). Το γεγονός ότι μπορούμε με ακρίβεια να διακρίνουμε αν κάποια ανεξάρτητη συνιστώσα αντιστοιχεί σε σήμα πηγής είναι ενθαρρυντικό διότι καθιστά εύκολη την διαδικασία επιλογής των συνιστωσών. Πράγματι, η επιλογή κάποιων συνιστωσών και η απόρριψη των υπολοίπων, κατά την εφαρμογή της ICA μεθόδου, είναι μια lossy διαδικασία, δηλαδή μια διαδικασία με την εφαρμογή της οποίας χάνεται ένα τμήμα των δεδομένων και κατά συνέπεια της πληροφορίας. Γι'αυτό θα πρέπει να γίνεται με ιδιαίτερη προσοχή. Στο παρακάτω βήμα εξηγείται πως επιλέγονται οι κατάλληλες συνιστώσες παρατηρώντας το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης.

➢ Προβολή πίσω στα κανάλια – Συντελεστές Συσχέτισης

Ο βέλτιστος αριθμός συνιστωσών μπορεί να επιλεχθεί σχετικά εύκολα και από την παρατήρηση της γραφικής παράστασης των συντελεστών συσχέτισης (Corellation

Coefficients) (Σχήμα 4.21). Ο υπολογισμός των συντελεστών συσχέτισης για λόγους ευκολίας γίνεται στη συνολική διάρκεια του σήματος.



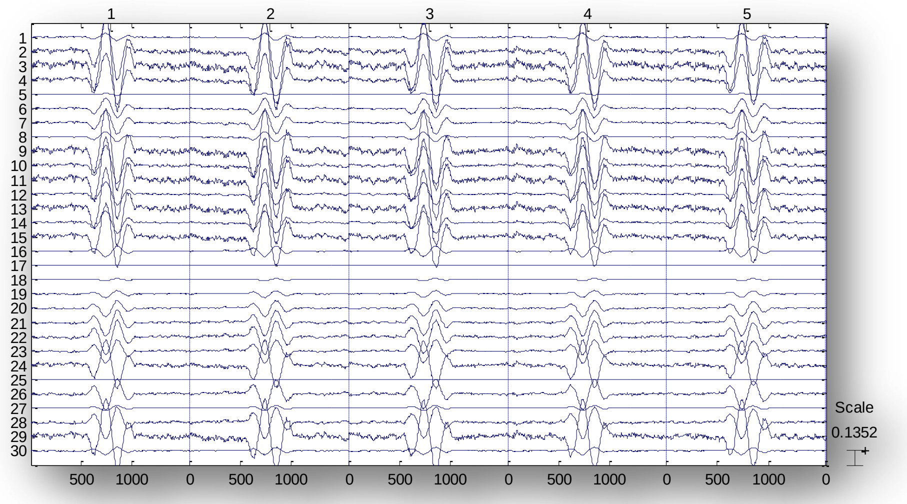
(α) **(β)**

Σχήμα 4.21: Correlation Coefficients μετά από επεξεργασία ICA (α), μετά από επεξεργασία PCA-ICA (β)

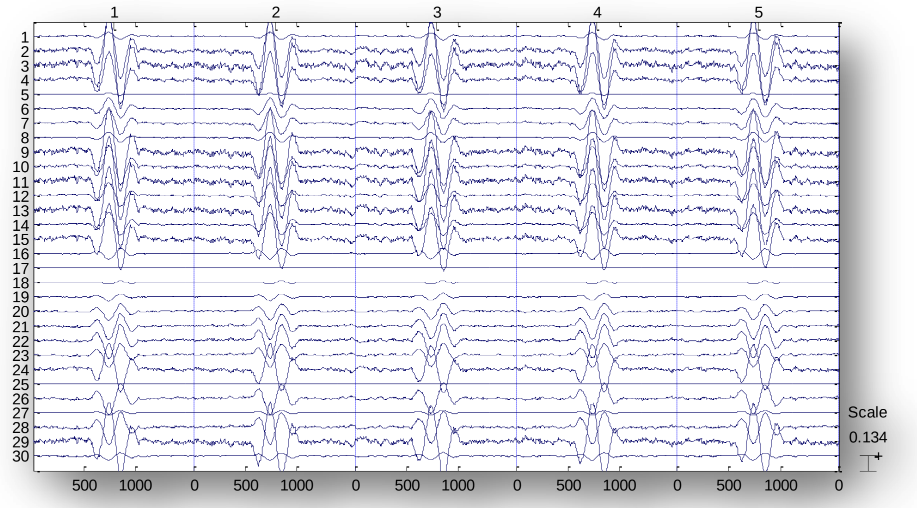
Παρατηρώντας λοιπόν την γραφική που αφορά την ICA επεξεργασία στο σχήμα είναι αξιοσημείωτο πως ο πρώτος συντελεστής συσχέτισης έχει τιμή κοντά στο 1, που είναι λογικό διότι στο προηγούμενο βήμα με ευκολία διακρίνεται η πηγή με το μάτι στην πρώτη συνιστώσα. Όπως έχει προαναφερθεί στις συνιστώσες με χαμηλή τιμή συσχέτισης συνήθως δεν περιέχεται χρήσιμη πληροφορία. Επομένως πρέπει με ιδιαίτερη προσοχή να επιλέξουμε τις συνιστώσες με τις οποίες θα πετύχουμε καλύτερη ανακατασκευή και μια πιο αντιπροσωπευτική απεικόνιση των δεδομένων μας. Ομοίως στην περίπτωση που συνδυάζουμε τους γραμμικούς μετασχηματισμούς (PCA-ICA) τα αποτελέσματα είναι σαφή. Ο πρώτος συντελεστής συσχέτισης αντιστοιχεί στην ανεξάρτητη συνιστώσα που αντιπροσωπεύει την πηγή. Όλα τα υπόλοιπα αποτελούν συνιστώσες που αντιστοιχούν σε σήματα θορύβου. Όπως και πρωτύτερα επιλέγονται οι συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από 0.85.

➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Στην συνέχεια ακολουθούν οι γραφικές παραστάσεις των ανακατασκευασμένων δεδομένων (back projected data) με ICA καθώς και με τον συνδυασμό των γραμμικών μετασχηματισμών PCA, ICA.



(α)



(β)

Σχήμα 4.22 : Back projected δεδομένα μετά από επεξεργασία ICA (α), μετά από επεξεργασία PCA-ICA (β)

Το σήμα ανακτάται σε αρκετά μεγάλο βαθμό και αφαιρείται μεγάλο μέρος του σήματος θορύβου οπως προκυπτει από τα παραπάνω διαγράμματα και με τις δυο μεθοδολογίες (ICA , PCA-ICA).

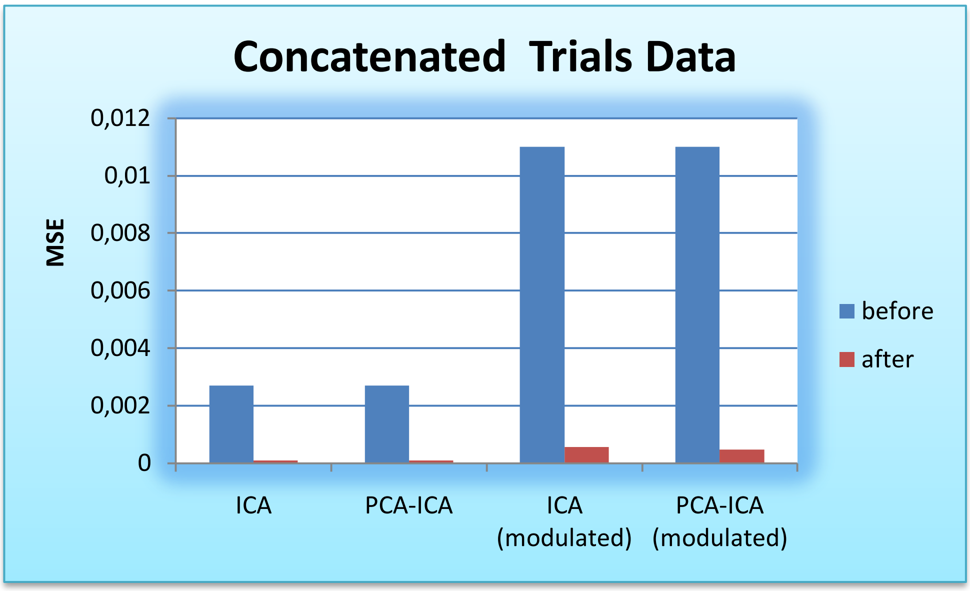
➢ Αξιολόγηση Μεθόδων

Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς καθώς και της απόδοσης των προσεγγίσεων μας γίνεται με τον υπολογισμό του MSE EEG και την σύγκριση αυτού με το MSE ICA , MSE PCA-ICA αντίστοιχα. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τα δεδομένα με θόρυβο καθώς και για τα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα έχει υπολογιστεί στο C3 ηλεκτρόδιο, στη συνολική διάρκεια του σήματος. Όπως έχει προαναφερθεί επιλέγουμε αυθαίρετα κάποιο κανάλι διότι εργαζόμαστε πάνω σε προσομοιωμένα δεδομένα. Ακολουθούν συγκεντρωτικά αποτελέσματα και για τα μη διαμορφωμένα δεδομένα τα οποία είναι εξίσου ικανοποιητικά και αναμενόμενα επομένως δεν περιγράφηκαν διεξοδικά. Μπορεί να γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων μέσω του improvement ratio, δηλαδή του λόγου του MSE ICA προς το MSE EEG και αντίστοιχα του λόγου του MSE PCA-ICA προς το MSE EEG.

Πίνακας 4.5 : Συγκεντρωτικός πίνακας των αποτελεσμάτων του MSE και για τις 4 περιπτώσεις. Αναλύθηκαν διεξοδικά οι 2 περιπτώσεις των modulated δεδομένων. Σημειώνεται βελτίωση σε όλες τις προσεγγίσεις.

	MSE EEG	MSE ICA/MSE PCA-ICA	Improvement ratio
ICA	0.0027	8.54e-005	0.0316
PCA-ICA	0.0027	9.77e-005	0.0362
ICA (modulated)	0.0110	5.6869e-004	0.0517
PCA-ICA(modulated)	0.0110	4.7015e-004	0.0427

Στο ακόλουθο σχήμα (4.23) παρουσιάζονται συγκριτικά τα αποτελέσματα των 2 μεθόδων τόσο στο απλό σετ δεδομένων όσο και στο διαμορφωμένο σετ των δεδομένων. Παρατηρείται πως είτε με την μέθοδο ICA, είτε με τον συνδυασμό των μεθόδων PCA-ICA τα αποτελέσματα είναι θεαματικά. Η πολύ μικρή τιμή του σφάλματος οφείλεται στον μεγάλο αριθμό των δειγμάτων και την εξασφάλιση ευστάθειας που αυτό συνεπάγεται. Παρόλο που η βελτίωση είναι σημαντική και στα δύο σετ δεδομένων παρατηρείται πως το απλό σετ δεδομένων έχει καλύτερη απόδοση. Στα δεδομένα μιας δοκιμής (Πίνακας 4.2) παρατηρείται το αντίστροφο, δηλαδή, σχετική βελτίωση και στα δυο σετ δεδομένων με το διαμοφωμένο σετ να υπερτερεί.



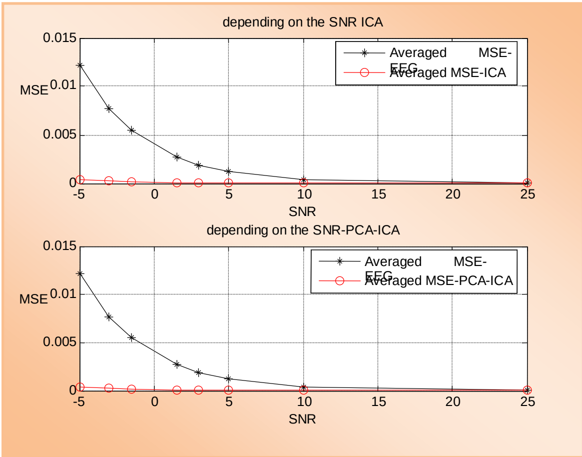
Σχήμα 4.23 : Συγκεντρωτικός πίνακας των αποτελεσμάτων του MSE με βελτίωση σε όλες τις προσεγγίσεις.

Σημείωση:

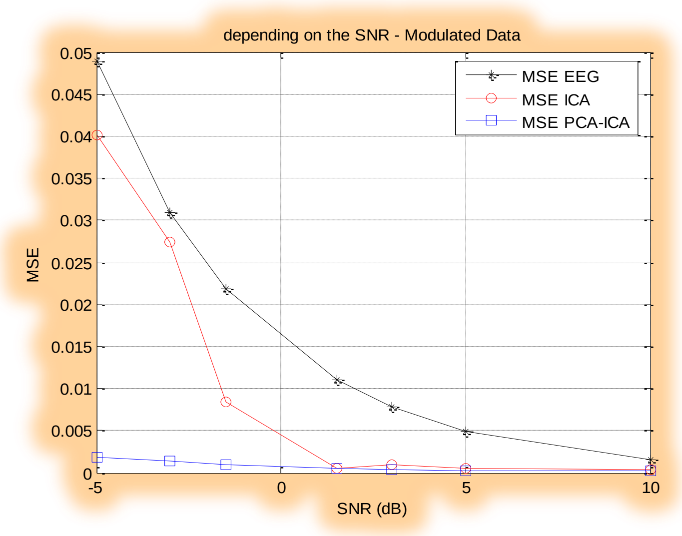
Οι διαφορές ανάμεσα στα διαδοχικά τρεξίματα του αλγορίθμου σε αυτή την περίπτωση δεν επηρεάζουν καθώς υπάρχει επάρκεια δεδομένων που εξασφαλίζει σταθερά αποτελέσματα. Επομένως, δεν χρειάζεται να επαναληφθεί η πειραματική διαδικασία 50 φορές όπως στην περίπτωση των δεδομένων μιας δοκιμής.

4.3.1 Εξομοίωση σε διαφορετική ένταση θόρυβου

Αλλάζουμε σταδιακά την ένταση του θορύβου έτσι ώστε να παρατηρήσουμε την απόδοση της μεθόδου όταν ο λόγος σήματος προς θόρυβο (SNR) παίρνει διαφορετικές τιμές (-5 έως 25 db). Δηλαδή σταδιακά θα αυξάνουμε ή θα μειώνουμε την ένταση του θορύβου διατηρώντας όμως σταθερό το πλάτος του αρχικού σήματος χωρίς θόρυβο.



Σχήμα 4.24 : Υπολογισμός των MSEs για τα δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν το SNR πάρει διαφορετικές τιμές. Με την αύξηση του θορύβου έχουμε αύξηση του τετραγωνικού σφάλματος για τα δεδομένα με θόρυβο,όχι όμως για τα ανακατασκευασμένα δεδομένα. Τα αποτελέσματα είναι όμοια στις 2 πειραματικές διαδικασίες(ICA,PCA-ICA).



Σχήμα 4.25 : Υπολογισμός των MSEs για τα modulated δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected data όταν το SNR πάρει διαφορετικές τιμές. Με την αύξηση του θορύβου έχουμε αύξηση του τετραγωνικού σφάλματος για τα δεδομένα με θόρυβο, όχι όμως για τα ανακατασκευασμένα δεδομένα μετα

από την επεξεργασια με PCA-ICA. Τα αποτελέσματα μετα από την επεξεργασια με ICA είναι ικανοποιητικα.

Όταν το SNR μειώνεται παρατηρείται πως το σφάλμα που αντιστοιχεί στα απλά δεδομένα με θόρυβο (MSE-EEG) αυξανεται, ενώ το σφάλμα των ανακατασκευασμένων δεδομένων (MSE-ICA, MSE- PCA-ICA) κυμαίνεται κοντά στο μηδέν (Σχημα 4.24). Παρατηρείται επίσης το εξής, πως με τις δυο προσεγγίσεις δηλαδή με επεξεργασία μόνο με ICA, με επεξεργασία με τον συνδυασμό PCA-ICA προκύπτουν όμοια αποτελέσματα με σχεδον μηδενικό σφάλμα (απλό σετ δεδομένων). Με την εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA πάνω στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων επιτυγχάνεται επίσης μηδενισμός του σφάλματος (Σχήμα 4.25). Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι σε όλες τις περιπτώσεις έχουμε ικανοποιητικά μεγάλο αριθμό δειγμάτων και εξασφαλίζουμε σταθερότερα αποτελέσματα. Ωστόσο στα αποτελέσματα της επεξεργασίας με ICA για τα διαμοφωμένα δεδομένα παρατηρείται πως για υψηλή ένταση θορύβου (δηλαδή μικρότερος θόρυβος από 1.5 db) το MSE-ICA είναι μεν βελτιωμένο αλλά αρκετά υψηλό. Παρατηρήθηκε επίσης κατά την διάρκεια των πειραμάτων πως τα αποτελέσματα για πολύ θόρυβο δηλαδή για μικρότερες από -5 db τιμές του SNR είναι ανακριβή. Στην περίπτωση όπου έχουμε πολύ χαμηλό SNR ο ICA μπορεί να δώσει σήματα πηγών που δεν υπάρχουν στο πραγματικό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Υπάρχει περίπτωση πηγές θορύβου να παρερμηνευτούν ως πραγματικά σήματα πηγών. Στη περίπτωση αυτή ο πινάκας unmixing που υπολογίζεται δεν είναι σωστός. Επομένως με μειωμένο SNR μπορεί να οδηγηθούμε σε λάθος υπολογισμό του πινάκα unmixing και ακολούθως σε εσφαλμένα συμπεράσματα. Επίσης ο θόρυβος ανεβάζει τον αριθμό των ανεξάρτητων πηγών. Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό θα πρέπει να έχουμε ένα αρκετά υψηλό λόγο σήματος προς θόρυβο (SNR).

4.3.2 Επίδραση παραμέτρων στην ανάλυση συνιστωσών

Στην συνέχεια χρησιμοποιούνται σήματα παρόμοια με το παραπάνω που επεξεργαστήκαμε με τις 2 μεθόδους (ICA, PCA-ICA) (Παραγραφος 4.2.2), τα οποία διαφέρουν σε κάποιες παραμέτρους. Αξιολογείται αν υπάρχει κάποια επίδραση στην συμπεριφορά των γραμμικών μετασχηματισμών δίνοντας διαφορετικές τιμές στις παραμέτρους. Μελετάται η συμπεριφορά μεθόδου ICA και PCA σε συνδυασμό με ICA ως προς τις παρακάτω παραμέτρους:

- **Διαφορετική χρονική υστέρηση (απλά δεδομένα)**

Η χρονική υστέρηση παίρνει τιμές γύρω από τις θέσεις: 50,100,150,200,250,300,350.

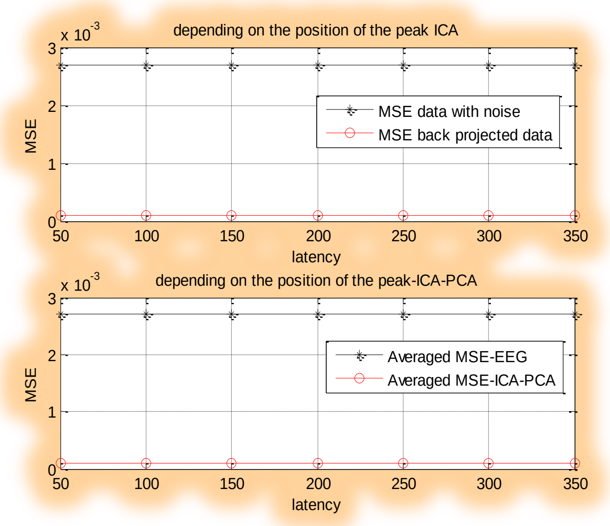
- **Διαφορετική χρονική υστέρηση (διαμορφωμένα δεδομένα)**

Η χρονική υστέρηση παίρνει τιμές γύρω από τις θέσεις: 100,150,200,250,300.

- **Διαφορετική συχνότητα διαμόρφωσης (διαμορφωμένα δεδομένα)**

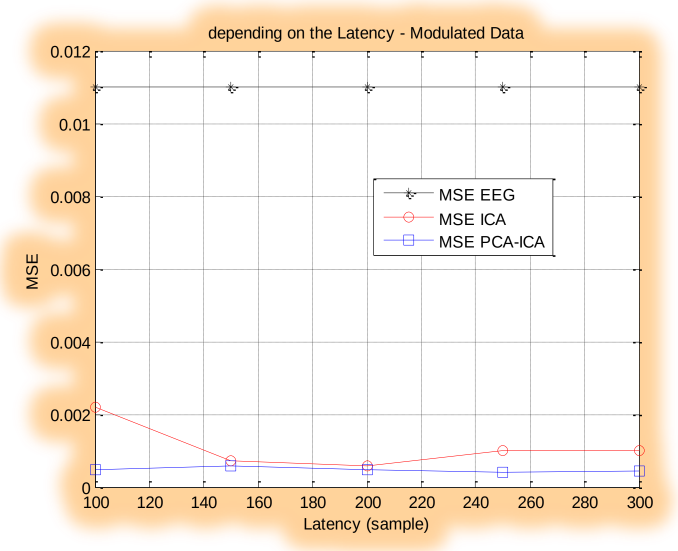
Η Fo παίρνει τις τιμές: 2-10 Hz (σύμφωνα με τους εγκεφαλικούς ρυθμούς).

Διαφορετική χρονική υστέρηση: Το συμπέρασμα που προκύπτει από το παρακάτω διάγραμμα (Σχήμα 5.26) είναι πως η αλλαγή της θέσης της κορύφωσης δεν έχει κάποια επίδραση στην επεξεργασία με ICA, στην επεξεργασία με τον συνδυασμό των μεθόδων PCA-ICA. Ειδικά στην περίπτωση του απλού σετ δεδομένων τα αποτελέσματα είναι ακριβώς ίδια για κάθε σήμα. Η σταθερότητα των αποτελεσμάτων οφείλεται στο γεγονός ότι η επεξεργασία γίνεται σε δεδομένα πολλών επαναλαμβανόμενων δοκιμών (περισσότερα δείγματα άρα αντικειμενικότερα αποτελέσματα). Σε κάθε περίπτωση, προκύπτει το ίδιο αποτέλεσμα διότι ουσιαστικά δεν αλλάζει το σήμα. Απλά αλλάζει η χρονική διάρκεια στην οποία μελετάται το σήμα. Επιπλέον, προκύπτουν παρόμοια αποτελέσματα με τις δύο υλοποιήσεις (ICA, PCA-ICA) πράγμα που συμβαίνει λόγω της επάρκειας των δεδομένων μας. Το μεγάλο πλήθος δεδομένων εξασφαλίζει καλά αποτελέσματα και με τις δυο μεθόδους. Τέλος, η απόδοση του αλγόριθμου σε δεδομένα πολλών δοκιμών υπερέχει σε σύγκριση με τα δεδομένα μιας δοκιμής (Σχημα 4.14).



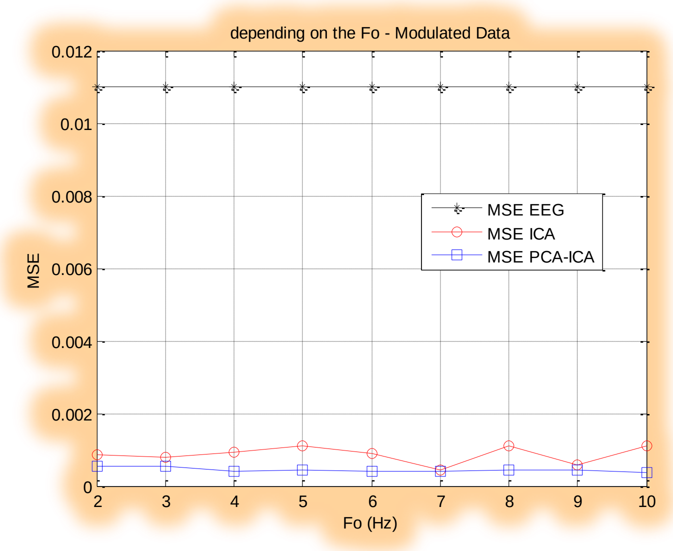
Σχήμα 4.26 : Υπολογισμός των MSEs (σε όλη την διάρκεια σήματος των 30 trials) για τα άπλα δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected data όταν το latency πάρει διαφορετικές τιμές. Η αλλαγή της παραμέτρου latency δεν έχει κάποια επίδραση στην επεξεργασία με ICA , PCA-ICA.

Διαφορετική χρονική υστέρηση (διαμορφωμένα δεδομένα): Τα αποτελέσματα για διαμορφωμένα δεδομένα διαφέρουν ελάχιστα για διαφορετικές τιμές της χρονικής υστέρησης (latency). Με την αλλαγή της χρονικής υστέρησης (latency) η φάση του διαμορφωμένου σήματος αλλάζει και κατ'επέκτασιν και η μορφή του. Επομένως δικαιολογούνται οι μικρές διαφοροποιήσεις στο σφάλμα. Τελικά, η αλλαγή της παραμέτρου latency δεν έχει κάποια ιδιαίτερη επίδραση στην επεξεργασία με ICA, PCA-ICA. Όμοια με παραπάνω, σημειώνεται πως τα δεδομένα πολλών δοκιμών εξασφαλίζουν καλύτερη απόδοση σε σύγκριση με τα δεδομένα μιας δοκιμής (σχήμα 4.16).



Σχήμα 4.27 : Υπολογισμός των MSEs (σε όλη την διάρκεια σήματος των 30 trials) για τα modulated δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν το latency πάρει διαφορετικές τιμές. Η αλλαγή της παραμέτρου latency δεν έχει κάποια επίδραση στην επεξεργασία με ICA , PCA-ICA.

Συχνότητα διαμόρφωσης: Όπως αναλύεται και στην περίπτωση των δεδομένων μιας δοκιμής, η αλλαγή της συχνότητας διαμόρφωσης επηρεάζει την μορφή του αρχικού σήματος. Ωστόσο, παρα την διαμόρφωση πλάτους με διαφορετικές συχνότητες (2 - 10 Hz) τα αποτελέσματα παραμένουν ανεπηρέαστα και για τις δυο γραμμικές μεθόδους (ICA, PCA-ICA) όπως προκύπτει από το σχήμα 4.28. Παρατηρείται τέλος, πως η απόδοση στα δεδομένα πολλών δοκιμών υπερτερεί σε σχέση με την απόδοση στα δεδομένα μιας δοκιμής (Σχήμα 4.18).



Σχήμα 4.28 : Υπολογισμός των MSEs (σε όλη την διάρκεια σήματος των 30 trials) για τα modulated δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected data όταν η συχνότητα διαμόρφωσης Fo του peak πάρει διαφορετικές τιμές. Η αλλαγή της παραμέτρου Fo δεν επηρεάζει ιδιαίτερα τα αποτελέσματα αν και έχουμε διαφορετικό σήμα την κάθε φορά.

Παρατηρήσεις

- Από τα παραπάνω προκύπτει πως η αλλαγή των τιμών σε παραμέτρους που χαρακτηρίζουν την πηγή δεν έχει κάποια επίδραση στην αναλυση ανεξαρτητων συνιστωσών. Με λίγα λόγια, όποια τιμή και να πάρουν οι παραπάνω παράμετροι τα αποτελέσματα που θα προκύψουν μετά από την επεξεργασία θα είναι τα ίδια.
- Η απόδοση της μεθόδου ICA στα δεδομένα πολλών δοκίμων είναι όμοια με την απόδοση την συνδυαστικής PCA-ICA με εξαίρεση την περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων για υψηλές τιμές θορύβου (<-1.5 db) όπου η PCA-ICA κυριαρχεί της ICA.

  Σε όλες τις υπόλοιπες περιπτώσεις οι δύο μέθοδοι (ICA, PCA-ICA) εξάγουν βέλτιστα αποτελέσματα καθώς σχεδόν μηδενίζουν το σφάλμα.

- Η πειραματική διαδικασία σε δεδομένα πολλών δοκιμών υπερτερεί της διαδικασίας σε δεδομένα μιας δοκιμής. Το μεγάλο πλήθος των δεδομένων εξασφαλίζει ευστάθεια και πιο συμπαγή αποτελέσματα. Ωστόσο, με την εφαρμογή της μεθόδου ICA πάνω στα δεδομένα συνενωμένων δοκιμών με διαμόρφωση πλάτους (Σχήμα 4.25) για υψηλές τιμές θορύβου (<-1.5 db) τα αποτελέσματα είναι ικανοποιητικά αλλά συγκριτικά με τα δεδομένα μιας δοκιμής (Σχήμα 4.13) μειονεκτούν.

4.4 Σύγκριση δεδομένων μιας δοκιμής με δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών

Στην περίπτωση που υπάρχει μικρός αριθμός δεδομένων προς επεξεργασία ο ICA μπορεί να δώσει σήματα που δεν υπάρχουν στο αληθινό ηλεκροεγκεφαλογράφημα. Υπάρχει η περίπτωση πηγές θορύβου να παρερμηνευτούν ως σήματα πηγής. Μια τεχνική για να εξασφαλιστεί η ευστάθεια είναι η δημιουργία συνενωμένων δοκιμών (concatenated trials) [21]. Με την τεχνική αυτή αυξάνεται το πλήθος των δεδομένων. Επίσης με τον τρόπο αυτό διατηρούνται οι διαφοροποιήσεις από δοκιμή σε δοκιμή.

Ωστόσο, με την επεξεργασία σε δεδομένα μιας δοκιμής (single trial) εκμεταλλευόμαστε τα συμπεράσματα στα οποια καταλήξαμε και τα χρησιμοποιούμε για να βελτιστοποιήσουμε την απόδοση της εκάστοτε μεθοδολογίας στα δεδομένα επαναλαμβανόμενων συνδεδεμένων δοκιμών.

- Προκύπτει πως η αλλαγή των τιμών σε παραμέτρους που χαρακτηρίζουν την πηγή δεν έχει κάποια επίδραση στην ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών, τόσο στα δεδομένα μιας δοκιμής, όσο και στα δεδομένα πολλών συνδεδεμένων δοκιμών.
- Στα δεδομένα πολλών συνδεδεμένων δοκιμών παρατηρείται σημαντική βελτίωση του σφάλματος και στα δύο σετ δεδομένων με το απλό σετ δεδομένων να έχει καλύτερη απόδοση. Στα δεδομένα μιας δοκιμής παρατηρείται το αντίστροφο, δηλαδή, σχετική βελτίωση και στα δυο σετ δεδομένων με το σετ των διαμορφωμένων δεδομένων να υπερτερεί.
- Τέλος, ενώ η απόδοση της συνδυαστικης PCA-ICA κυριαρχει στην περίπτωση των δεδομένων μιας δοκιμής, στην περίπτωση των δεδομένων πολλών

δοκιμών τοσο με την εφαρμογή μόνο με ICA όσο με την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA επιτυγχάνεται σχεδόν μηδενισμός του σφάλματος (εκτός από κάποιες περιπτώσεις με πολύ χαμηλό λόγο σήματος προς θόρυβο που η συνδυαστική PCA-ICA υπερτερεί).

Κεφάλαιο 5 Ανάλυση με 2 πηγές

5.1 Εισαγωγή

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στην παρούσα προσέγγιση χρησιμοποιούνται δυο δίπολα και συγκεκριμένα ο γραμμικός τους συνδυασμός για την δημιουργία ενός σύνθετου δίπολου μέσω του οποίου υπολογίζεται το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού. Οι δύο πηγές που προβάλλονται προς τα έξω, μέσω του γραμμικού συνδυασμού των δίπολων, συνθέτουν τα αρχικά δεδομένα. Οι πηγές είναι είτε κορυφώσεις (peaks), είτε διαμορφωμένες κορυφώσεις (modulated peaks). Οι δυο πηγές διαφέρουν μεταξύ τους σε κάποιες παραμέτρους (latency, duration). Ομοίως τα δυο ηλεκτρικά δίπολα που συνθέτουν τα προσομοιωμένα δεδομένα διαφέρουν ως προς τις συντεταγμένες του διπόλου δηλαδή, την θέση, το μέγεθος και την κατεύθυνση (location, orientation). Εξετάζεται σε ποιες περιπτώσεις είναι εφικτός ο διαχωρισμός των δυο αρχικών πηγών από τα συνθετικά δεδομένα. Η μέθοδος διαχωρισμού που χρησιμοποιείται σε αυτή την προσέγγιση είναι η συνδυαστική PCA-ICA, δηλαδή προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ανάλυση σε ανεξάρτητες πηγές με τη μέθοδο ICA, διότι από τις δυο μεθόδους που εξετάζονται στην πρώτη προσέγγιση είναι η μέθοδος με την καλύτερη απόδοση. Αρχικά η εξομοίωση γίνεται χωρίς θόρυβο και στην συνέχεια διεξάγεται σε περιβάλλον θορύβου, σε δεδομένα μιας δοκιμής και σε δεδομένα πολλαπλών δοκιμών.

5.2 Δεδομένα μιας δοκιμής - Επεξεργασία Χωρίς Θόρυβο

Ακολουθούν συνοπτικά οι περιπτώσεις διαχωρισμού των δύο πηγών που εξετάζονται στην παρούσα προσέγγιση.

❖ Περιπτώσεις που δεν μπορεί να γίνει διαχωρισμός των 2 πηγών

- Διαχωρισμός δυο ίδιων πηγών (ίδιο σχήμα, πλάτος, latency) που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) στο κεφάλι.

Γιατί δεν μπορεί να γίνει ο διαχωρισμός: Τα δεδομένα δυο πηγών που είναι ακριβώς ίδιες και βρίσκονται σε διαφορετική θέση μέσα στο κεφάλι, απεικονίζονται με τον ίδιο τρόπο με τα δεδομένα μιας πηγής. Επομένως, ο αλγόριθμος διαχωρισμού δεν είναι σε θέση να κατανοήσει την διαφορά αυτή, με αποτέλεσμα να μην μπορεί να γίνει ο διαχωρισμός διότι δεν υπάρχει γραμμική ανεξαρτησία των δεδομένων.

- Διαχωρισμός 2 πηγών (ίδιο σχήμα ,πλάτος) που βρίσκονται σε ίδια θέση (location) άλλα έχουν διαφορετικό λανθάνοντα χρόνο (latency).

Γιατί δεν μπορεί να γίνει ο διαχωρισμός: Σε αυτή την περίπτωση ο διαχωρισμός δεν είναι εφικτός διότι ο πίνακας των δεδομένων που εισάγεται στον αλγόριθμο δεν αποτελείται από γραμμικά ανεξάρτητες γραμμές ή στήλες. Οι δυο πηγές είναι ακριβώς ίδιες μεταξύ τους απλά διαφέρουν ως προς την χρονική θέση που βρίσκονται. Ακόμα και σε περίπτωση επικάλυψης των 2 πηγών δεν υφίσταται ο διαχωρισμός αφού δεν υπάρχει γραμμική ανεξαρτησία.

Γενικά, για να επιτευχθεί η σωστή διαχωρισιμότητα των πηγών προτείνεται τα πειράματα να γίνονται υπό συνθήκες όπου αλλάζουν διάφορες παράμετροι ταυτόχρονα (πλάτος πηγής, διάρκεια κοκ) έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η γραμμική ανεξαρτησία. Στην πραγματικότητα, καλά πειράματα είναι εκείνα στα οποία υπάρχει ανεξαρτησία, καθιστώντας την ICA πιο χρήσιμη για την ανάλυση των δεδομένων από πιο επιστημονική σκοπιά [2].

❖ Περιπτώσεις που μπορεί να γίνει διαχωρισμός των 2 πηγών

- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).

- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location), έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation), διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location), έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location), έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation), έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency) και διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration).

❖ **Στις παρακάτω περιπτώσεις διαπιστώνεται πως μπορεί να ανακτηθεί μόνο η μια από τις δυο πήγες.**

- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) και διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration).

5.2.1 Μελέτη διαχωρισμού 2 πηγών σε διαφορετική θέση (location) και σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)

Στο σημείο αυτό, αναλύεται η περίπτωση όπου τα δυο σήματα πηγών προς διαχωρισμό διαφέρουν μεταξύ τους ως προς την χρονική υστέρηση **(latency)** και ως προς την θέση που τοποθετούνται στο κεφάλι **(location)**.

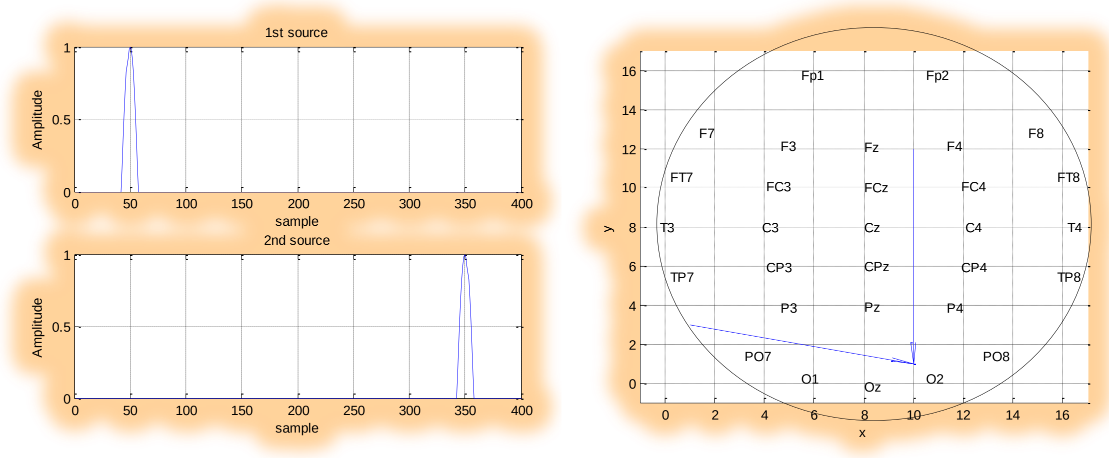
Αρχικά, εξετάζονται οι περιπτώσεις όπου τα δυο δίπολα τοποθετούνται σε διαφορετικές αποστάσεις μέσα στο κεφάλι. Μελετώνται επίσης οι περιπτώσεις όπου αλλάζει ο αριθμός των δειγμάτων ανάμεσα στις δύο κορυφώσεις. Τέλος, ακολουθεί συγκεντρωτικός πινάκας με τα αποτελέσματα αυτά.

➢ Δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις (απλό σετ δεδομένων)

Μεσαία απόσταση των 2 διπόλων

Αρχικά περιγράφεται η μορφή των δύο πηγών και ορίζονται οι συντεταγμένες των δύο διπόλων.

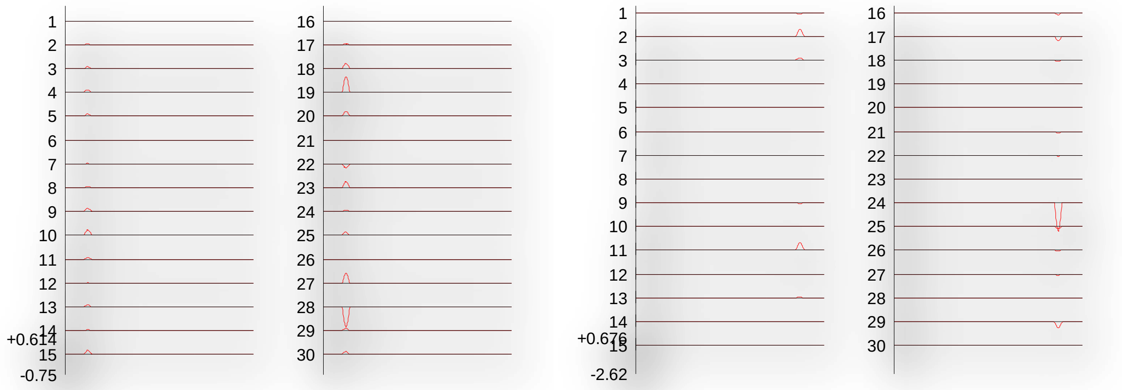
Οι δύο πηγές είναι τοποθετημένες σε διαφορετική θέση στο κεφάλι. Η κορύφωση της πρώτης πηγής βρίσκεται στην θέση 50, της δεύτερης πηγής στην θέση 350. Η συχνότητα δειγματοληψίας της κορύφωσης είναι 8 Hz (διάρκεια 0,06 sec) και για τις δύο πήγες. Οι συντεταγμένες του δίπολου για την πρώτη πηγή είναι [1 3 3 10 1 10], για την δεύτερη πηγή είναι [10 12 7 10 1 10] (Σχήμα 5.1).



(α) **(β)**

Σχήμα 5.1 : Αριστερά έχουμε γραφική αναπαράσταση των 2 πηγών. Στο σχήμα δεξιά φαίνεται η θέση και η κατεύθυνση των δυο διπόλων.

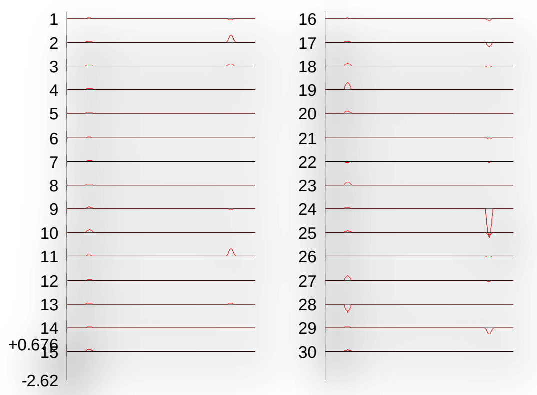
Στην συνέχεια, παράγονται τα συνθετικά δεδομένα όπως προκύπτουν από τα παραπάνω. Αξίζει να σημειωθεί πως κατά την υλοποίηση γίνεται υπέρθεση των συνθετικών δεδομένων που παράγονται από την πρώτη πηγή με τα συνθετικά δεδομένα που παράγονται από την δεύτερη πηγή με αποτέλεσμα να παράγονται τα συνθετικά δεδομένα για τις δυο πηγές. Η χρονική διάρκεια του σήματος σε κάθε κανάλι είναι 1,6 sec. Στο παρακάτω σχήμα (5.2) αναπαριστάνονται τα δεδομένα κάθε πηγής.



(α) **(β)**

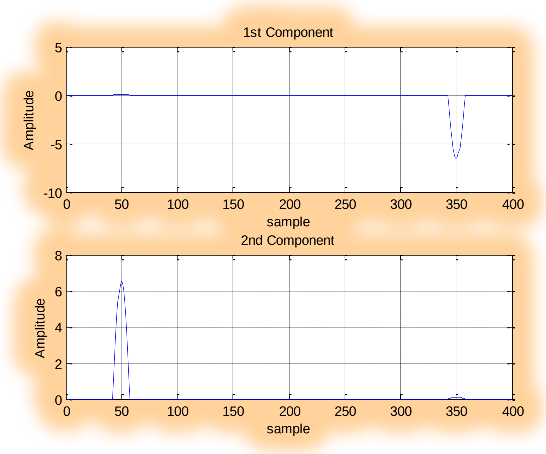
Σχήμα 5.2 : Γραφική αναπαράσταση της πρώτης πηγής καθώς προβάλλεται έξω στα 30 ηλεκτρόδια και δημιουργούνται τα συνθετικά δεδομένα της πρώτης πηγής(α). Στο σχήμα δεξιά (β) παράγονται τα δεδομένα της δεύτερης πηγής.

Το αποτέλεσμα της υπέρθεσης των γραφικών του σχήματος 5.2 φαίνεται στο σχήμα 5.3. Αυτά είναι τα δεδομένα που εισάγονται στον αλγόριθμο διαχωρισμού (*PCA*-ICA). Σκοπός του αλγορίθμου είναι η ανακατασκευή των συνθετικών σημάτων πηγής Σχήμα 5.1 (α) μέσω της γνώσης των σημάτων του παρακάτω σχήματος (5.3).



Σχήμα 5.3 : Οι δυο πήγες έχουν αναμιχθεί και θα εισαχθούν στον αλγόριθμο PCA-ICA.

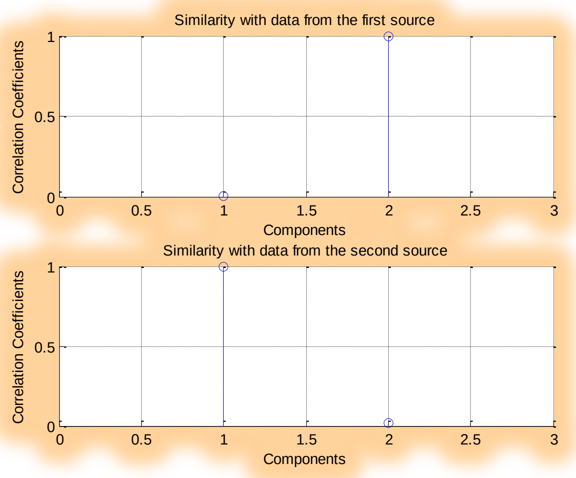
Οι κυματομορφές των ανεξάρτητων συνιστωσών παρουσιάζονται στο Σχήμα 5.4.



Σχήμα 5.4 : Ανεξάρτητες συνιστώσες όπως προκύπτουν μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA-ICA

Μέσω της σύγκρισης των σχημάτων 5.1 (α) και 5.4 προκύπτει πως οι μορφές των συνιστωσών είναι ακριβώς ίδιες με αυτές των συνθετικών σημάτων. Τα στοιχεία που έχουν αλλοιωθεί είναι το πλάτος άλλα και το πρόσημο κάθε σήματος. Η αλλοίωση αυτή όμως είναι θεωρητικά αναμενόμενη διότι μέσω της ICA δεν μπορεί να επιτευχθεί τόσο μεγάλη ακρίβεια ανακατασκευής. Πρέπει να σημειωθεί πως χωρίς τις επιλογές ‘extended ‘,1 και ’pca’ , 2 η ανακατασκευή των συνθετικών σημάτων είναι ανέφικτη.

Στο επόμενο βήμα προσδιορίζεται ένας αντικειμενικός τρόπος εξέτασης διαχωρισμού των δυο πηγών με την χρήση των συντελεστών συσχέτισης (Correlation Coefficients). Πιο συγκεκριμένα, παίρνουμε τη πρώτη συνιστώσα και την προβάλλουμε πίσω στα αρχικά της στοιχεία. Γίνεται σύγκριση των ανακατασκευασμένων (back projected) δεδομένων που προκύπτουν, με τα αρχικά δεδομένα που αφορούν την πρώτη πηγή και με τα αρχικά δεδομένα που αφορούν την δεύτερη πηγή αντίστοιχα (Σχήμα 5.2), μέσω των συντελεστών συσχέτισης. Γίνεται το ίδιο για την δεύτερη ανεξάρτητη συνιστώσα. Προκύπτουν λοιπόν τα εξής διαγράμματα (Σχήμα 5.5):



Σχήμα 5.5 : Γραφική παράσταση των Correlation Coefficients που προκύπτουν από την σύγκριση της κάθε back projected συνιστώσας με τα δεδομένα της πρώτης, δεύτερης πηγής αντίστοιχα. (Η σύγκριση γίνεται στο 3ο κανάλι)

Το συμπέρασμα που προκύπτει από το σχήμα 5.5 είναι πως υπάρχει υψηλή ομοιότητα ανάμεσα στα δεδομένα της πρώτης πηγής και τα back projected δεδομένα της δεύτερης συνιστώσας. Τα αντίστοιχα ισχύουν για την δεύτερη πηγή και την πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα. Συμπερασματικά, το αποτέλεσμα της εφαρμογής της συνάρτησης runica() σε συνθετικά δεδομένα χαρακτηρίζει θετικά την αξιοπιστία της, αφού είναι το θεωρητικά αναμενόμενο.

Στην συνέχεια παρουσιάζεται ο πίνακας (5.1) που προκύπτει αν συγκριθούν τα δεδομένα της πρώτης πηγής με τα δεδομένα την πρώτης και δεύτερης συνιστώσας και αντίστοιχα τα δεδομένα της δεύτερης πηγής με τα δεδομένα της πρώτης και δεύτερης συνιστώσας μέσω του MSE.

Ο τύπος του MSE ορίζεται ως εξής:

$$\boldsymbol{MSE_{PCA-ICA} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\hat{x}_i - y_i)^2}$$

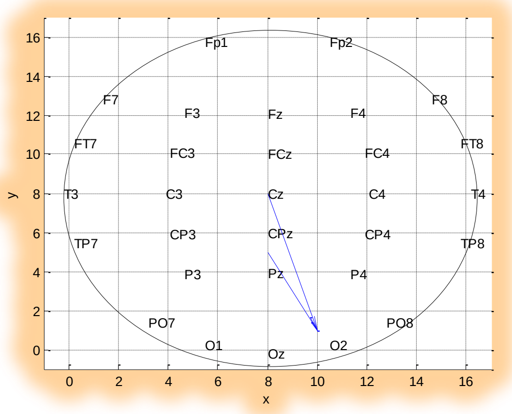
Όπου $\hat{x}$ τα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα της πρώτης ή της δεύτερης συνιστώσας, y τα αρχικά δεδομένα της πρώτης ή της δεύτερης πηγής. Ο υπολογισμός γίνεται στο τρίτο κανάλι (C3 ηλεκτρόδιο). Όπου Ν, τα δείγματα των σημάτων.

Πίνακας 5.1 : Τελικά αποτελέσματα για δίπολα σε μεσαία απόσταση

	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας	Διαχωρισμός
Latency-location	6.6639e-004	6.6639e-004	**2.2604e-008**	**2.2604e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

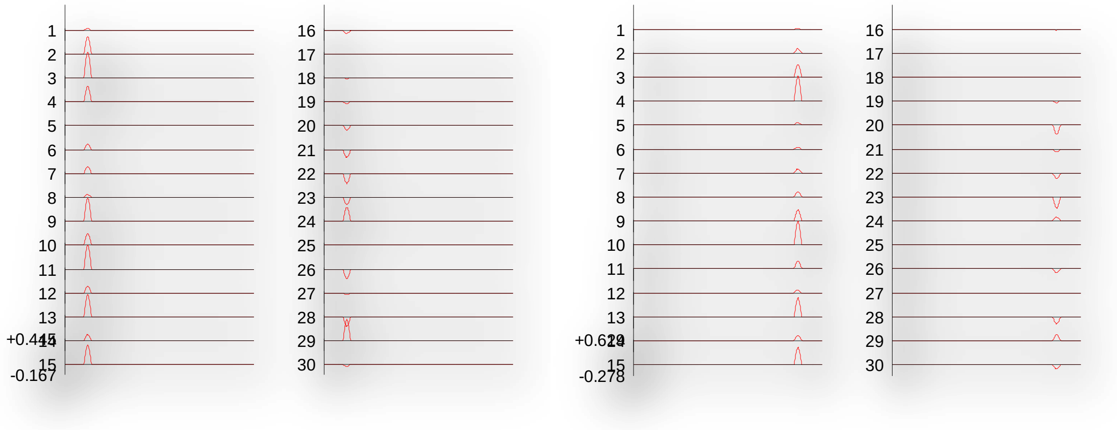
Μικρή απόσταση των 2 διπόλων

Στην περίπτωση αυτή, τα δίπολα τοποθετούνται σε μικρότερη απόσταση μέσα στο κεφάλι. Πιο συγκεκριμένα, οι συντεταγμένες του δίπολου για την πρώτη πηγή είναι [8 8 3 10 1 10], για την δεύτερη πηγή είναι [8 5 3 10 1 10] (Σχήμα 5.6).



Σχήμα 5.6 : Στο σχήμα φαίνεται η θέση και η κατεύθυνση των δυο διπόλων.

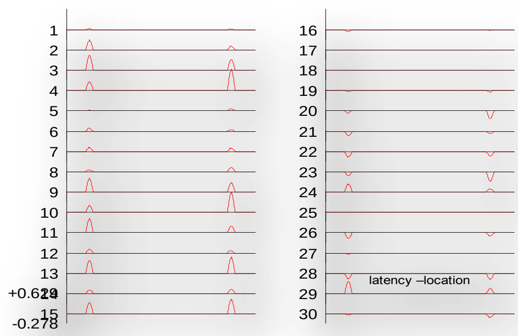
Στο παρακάτω σχήμα αναπαριστάνονται τα δεδομένα κάθε πηγής.



(α) **(β)**

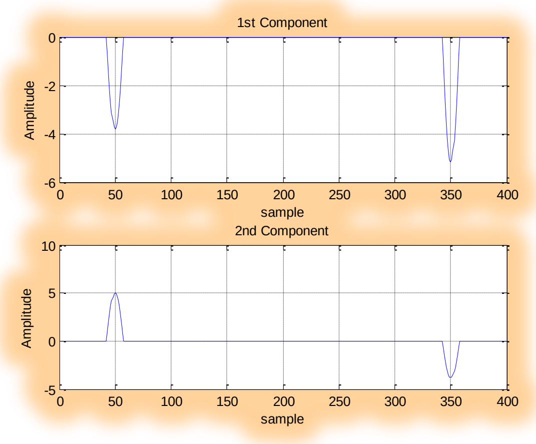
Σχήμα 5.7 : Γραφική αναπαράσταση των συνθετικών δεδομένων της πρώτης πηγής (α). Στο σχήμα δεξιά (β) παράγονται τα δεδομένα της δεύτερης πηγής.

Το αποτέλεσμα της υπέρθεσης των γραφικών του σχήματος 5.7 φαίνεται σχήμα στο 5.8. Αυτά είναι τα δεδομένα που εισάγονται στον αλγόριθμο διαχωρισμού (PCA-ICA).



Σχήμα 5.8 : Οι δυο πήγες έχουν αναμιχθεί και θα εισαχθούν στον αλγόριθμο PCA-ICA.

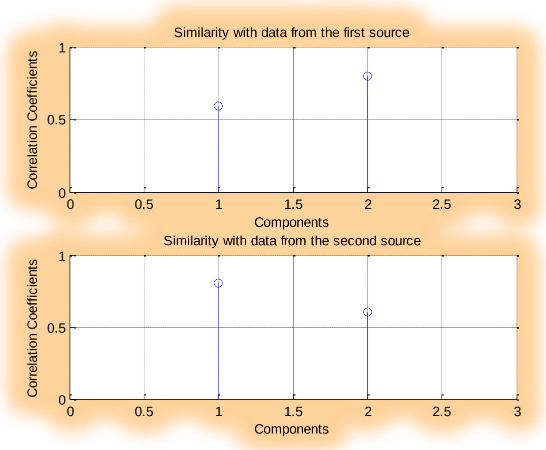
Το αποτέλεσμα που εξάγεται μετά την επεξεργασία με PCA - ICA είναι το ακόλουθο (Σχήμα 5.9).



Σχήμα 5.9 : Ανεξάρτητες συνιστώσες όπως προκύπτουν μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA-ICA.

Από το παραπάνω σχήμα γίνεται αντιληπτό πως ο διαχωρισμός δεν είναι ικανοποιητικός καθώς το αποτέλεσμα είναι μια γραμμική μίξη των πηγών και όχι τα αντίγραφα των πηγών που αναμένονται. Το πρόβλημα σε αυτή την περίπτωση έγκειται στο γεγονός πως τα δυο δίπολα βρίσκονται πολύ κοντά μεταξύ τους.

Συγκρίνουμε τα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα που προκύπτουν, με τα αρχικά δεδομένα που αφορούν την πρώτη πηγή και με τα αρχικά δεδομένα που αφορούν την δεύτερη πηγή μέσω των συντελεστών συσχέτισης. Κάνουμε το ίδιο για την δεύτερη ανεξάρτητη συνιστώσα. Προκύπτουν λοιπόν τα εξής διαγράμματα (Σχήμα 5.10):



Σχήμα 5.10 : Γραφική παράσταση των Correlation Coefficients που προκύπτουν από την σύγκριση της κάθε back projected συνιστώσας με τα δεδομένα της πρώτης, δεύτερης πηγής αντίστοιχα.(Η σύγκριση γίνεται στο 3^{o} κανάλι).

Το συμπέρασμα που προκύπτει από το σχήμα 5.10 είναι πως υπάρχει ομοιότητα και των δύο συνιστωσών με τα δυο σετ των αρχικών δεδομένων (πρώτης, δεύτερης αρχικής πηγής), επομένως ο διαχωρισμός δεν είναι ικανοποιητικός.

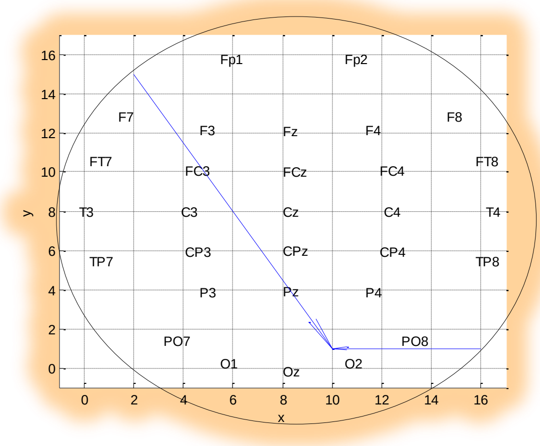
Πίνακας 5.2 Τελικά αποτελέσματα δίπολα σε μικρή απόσταση

	Σύγκριση δεδομένων 1^{ης} πηγής με δεδομένα 1^{ης} συνιστώσας	**Σύγκριση δεδομένων 2^{ης} πηγής με δεδομένα 2^{ης} συνιστώσας**	**Σύγκριση δεδομένων 2^{ης} πηγής με δεδομένα 1^{ης} συνιστώσας**	**Σύγκριση δεδομένων 1^{ης} πηγής με δεδομένα 2^{ης} συνιστώσας**	**Διαχωρισμός**
Latency-location	0.0040	0.0040	0.0018	0.0018	Μη ικανοποιητικός διαχωρισμός

Μεγάλη απόσταση των δύο διπόλων

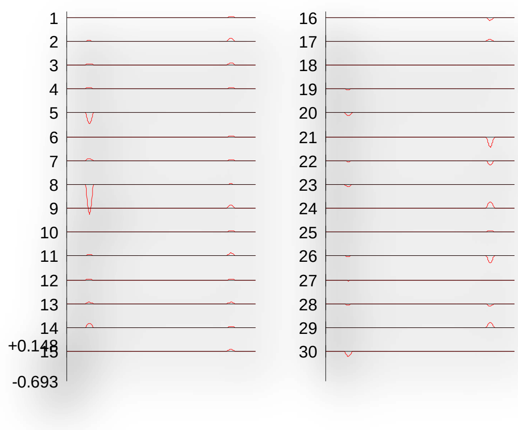
Στην περίπτωση που τα δύο δίπολα απέχουν αρκετά μεταξύ τους τα αποτελέσματα είναι διαφορετικά και παρουσιάζονται στην συνέχεια. Οι συντεταγμένες του δίπολου για την πρώτη πηγή είναι [16 1 1 10 1 10], για την δεύτερη πηγή είναι [2 15 8 10 1 10] (Σχήμα 5.11).

Στο Σχήμα 5.11 φαίνονται οι απομακρυσμένες θέσεις των διπόλων. Όπως θα διαπιστωθεί παρακάτω ο διαχωρισμός είναι αρκετά ικανοποιητικός σε σχέση με την περίπτωση που τα δίπολα έχουν μικρή απόσταση.



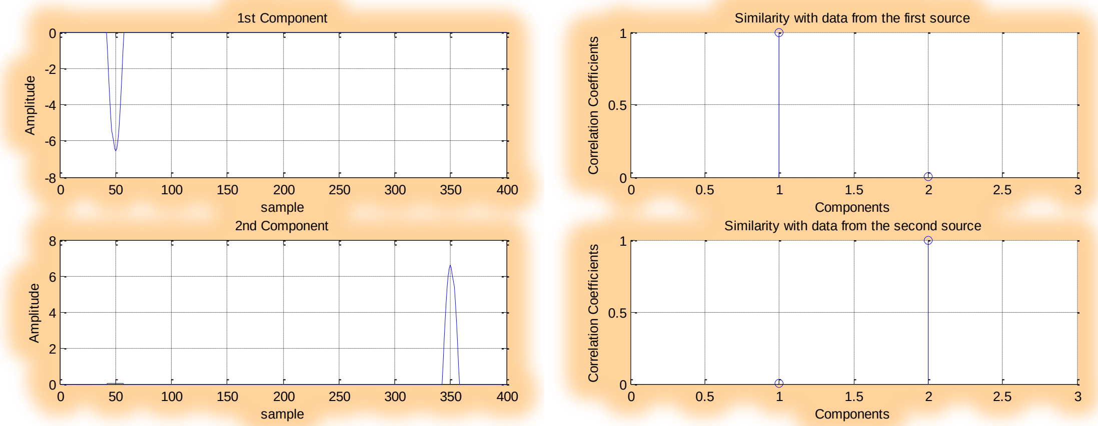
Σχήμα 5.11 : Στο σχήμα φαίνεται η θέση και η κατεύθυνση των δυο διπόλων. Τα δυο δίπολα βρίσκονται σε διαφορετική θέση και έχουν ίδια κατεύθυνση.

Ακολουθούν τα δεδομένα που εισάγονται στον PCA-ICA.



Σχήμα 5.12 : Οι δύο πηγές αναμεμιγμένες εισάγονται στον αλγόριθμο PCA-ICA.

Ακολουθεί το αποτέλεσμα που εξάγεται μετά την επεξεργασία με PCA-ICA, και παράλληλα οι αντίστοιχοι συντελεστές συσχέτισης (Σχήμα 5.13).



Σχήμα 5.13 : Γραφική παράσταση των ανεξάρτητων συνιστωσών όπως προκύπτουν μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA-ICA (α), Γραφική παράσταση των Correlation Coefficients που προκύπτουν από την σύγκριση της κάθε back projected συνιστώσας με τα δεδομένα της πρώτης, δεύτερης πηγής αντίστοιχα (β) (Η σύγκριση γίνεται στο C3 ηλεκτρόδιο).

Παρατηρώντας το παραπάνω σχήμα φαίνεται πως τα ανακατασκευασμένα δεδομένα που αντιστοιχούν στην πρώτη συνιστώσα έχουν συσχέτιση μηδέν με τα αρχικά δεδομένα της πρώτης πηγής, ενώ έχουν συσχέτιση 1 με τα τα αρχικά δεδομένα της δεύτερης πηγής. Το γεγονός αυτό μαρτυρά πως η πρώτη συνιστώσα αντιστοιχεί στην δεύτερη αρχική πηγή. Επομένως συμπεραίνεται πως έχει επιτευχθεί άριστη ανάκτηση του αρχικού σήματος της δεύτερης πηγής. Τα συμπεράσματα είναι αντίστοιχα για την δεύτερη ανεξάρτητη συνιστώσα της οποίας τα ανακατασκευασμένα δεδομένα έχουν απόλυτη ομοιότητα με τα δεδομένα της πρώτης πηγής.

Πίνακας 5.3 : Τελικά αποτελέσματα δίπολα σε μεγάλη απόσταση, πηγές σε διαφορετικό latency

	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας	Διαχωρισμός
Latency-location	**1.7480e-009**	**1.7480e-009**	5.1748e-005	5.1748e-005	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

- **Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις (απλό σετ δεδομένων)**

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν αν τοποθετηθούν τα δυο δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις στο κεφάλι. Συγκρίνονται τα δεδομένα της κάθε ανακατασκευασμένης συνιστώσας με τα δεδομένα της πρώτης, δεύτερης πηγής αντίστοιχα μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος. Από τον παρακάτω πίνακα το συμπέρασμα που προκύπτει είναι πως όσο πιο απομακρυσμένα είναι τα δυο δίπολα τόσο πιο ικανοποιητικός είναι ο διαχωρισμός (το σφάλμα παίρνει πολύ μικρές τιμές).

Πίνακας 5.4 (α) : Πίνακας με τα αποτελέσματα που προκύπτουν αν τοποθετηθούν τα δυο δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις.Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, απλό σετ δεδομένων)

Απόσταση διπολων (cm)	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας (MSE)	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας (MSE)	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας (MSE)	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας (MSE)	Διαχωρισμός
1	0.0030	0.0030	0.0031	0.0031	Μη ικανοποιητικός διαχωρισμός

3	0.0046	0.0046	**2.5507e-005**	**2.5507e-005**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
5	0.0042	0.0042	**3.5226e-006**	**3.5226e-006**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
7	0.0040	0.0040	**2.4337e-008**	**2.4337e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
9	**5.3932e-007**	**5.3932e-007**	0.0094	0.0094	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
11	**5.3890e-008**	**5.3890e-008**	0.0015	0.0015	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
13	**5.5583e-008**	**5.5583e-008**	0.0013	0.0013	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
15	3.7382e-004	3.7382e-004	**1.2133e-008**	**1.2133e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
17	2.1622e-004	2.1622e-004	**7.6494e-009**	**7.6494e-009**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	
19	1.1527e-004	1.1527e-004	**6.4034e-009**	**6.4034e-009**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Κάποιες τιμές είναι τονισμένες με bold διότι αυτές αντιστοιχούν στο μικρότερο σφάλμα για κάθε περίπτωση. Έτσι διακρίνεται σε ποια πηγή αντιστοιχεί η κάθε συνιστώσα.

Για να έχουμε μια πιο γενική εικόνα για τα παραπάνω υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με αυτά της κάθε συνιστώσας. Ταύτιση των δεδομένων μιας πηγής με τα δεδομένα μιας συνιστώσας υφίσταται όταν ο εκάστοτε συντελεστής συσχέτισης ισούται με 1 ή με τιμή κοντά στην μονάδα. Επομένως παρατηρώντας τον πίνακα 5.4 (β) μπορούμε με βεβαιότητα να διακρίνουμε αν έχει επιτευχθεί ικανοποιητική ανάκτηση των αρχικών πηγών. Σε απόσταση διπόλων μεγαλύτερη από τα 11 cm η ανάκτηση είναι άριστη όπως προκύπτει από τον παρακάτω πίνακα.

Πίνακας 5.4 (β) : Πίνακας με τα αποτελέσματα που προκύπτουν αν τοποθετηθούν τα δυο δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις.Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, απλό σετ δεδομένων)

Αποσταση διπολων	**Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με**	**Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με**	**Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με**	**Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με**	**Διαχωρισμος**

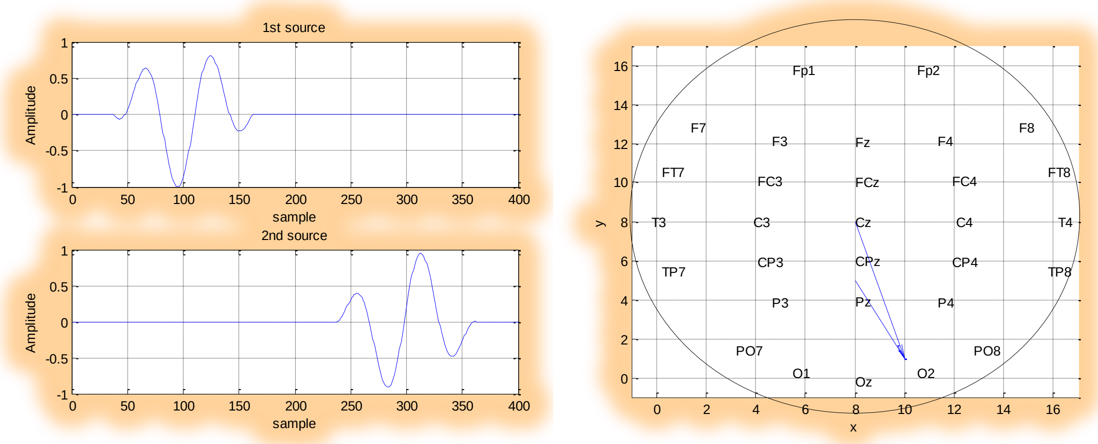
(cm)	δεδομένα 1ης συνιστώσας	δεδομένα 2ης συνιστώσας	δεδομένα 1ης συνιστώσας	δεδομένα 2ης συνιστώσας	
1	0.7115	0.7113	0.7027	0.7029	Μη ικανοποιητικος διαχωρισμος
3	0.0843	0.0705	**0.9964**	**0.9975**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
5	0.0403	0.0275	**0.9992**	**0.9996**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
7	0.0119	0.0005	**0.9999**	**1.0000**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
9	**0.9998**	**1.0000**	0.0188	0.0067	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
11	**1.0000**	**1.0000**	0.0064	0.0058	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
13	**1.0000**	**1.0000**	0.0053	0.0066	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
15	0.0045	0.0078	**1.0000**	**1.0000**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
17	0.0054	0.0072	**1.0000**	**1.0000**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
19	0.0042	0.0082	**1.0000**	**1.0000**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Στις τιμές που είναι τονισμένες με bold υποδυκνείεται η πολύ υψηλή συσχέτιση που μαρτυρά τον ικανοποιητικό διαχωρισμό.

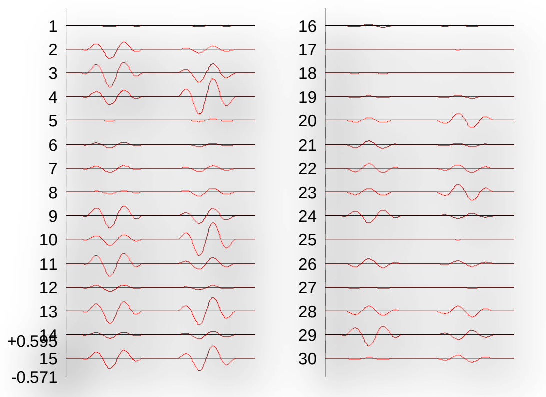
- **Δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις (σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους)**

Αρχικά αναλύεται η περίπτωση όπου οι διαμορφωμένες πηγές βρίσκονται σε κοντινή απόσταση μέσα στο κεφάλι.

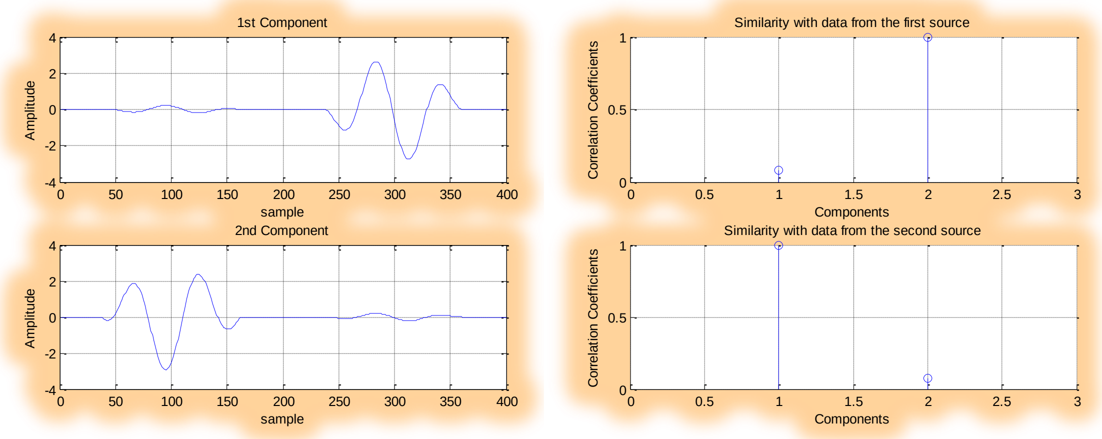
Στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων η χρονική διάρκεια της κορύφωσης ορίζεται ιση με 0.5 sec, και η συχνότητα διαμόρφωσης ίση με 4Hz και στα δύο σήματα πηγών. Η συχνότητα δειγματοληψίας των δυο προσομοιωμένων σημάτων είναι 250 Hz επομένως ικανοποιείται η συνθήκη Nyquist που θέλει την συχνότητα δειγματοληψίας να είναι τουλάχιστον διπλάσια από την συχνότητα του φέροντος (4Hz). Η κορύφωση της 1ης πηγής βρίσκεται στην θέση 100 ενώ της 2ης πηγής στην θέση 300. Οι συντεταγμένες του δίπολου είναι **[8 8 3 10 1 10]** για την 1η πηγή , στην **[8 5 3 10 1 10]** για την 2η πηγή.



Σχήμα 5.14 : Στο σχήμα αριστερά αναπαριστάνονται οι αρχικές modulated πηγές (α). Στο σχήμα δεξιά φαίνεται η θέση και η κατεύθυνση των δυο διπόλων (β)



Σχήμα 5.15 : Οι δυο πηγές αναμεμιγμένες εισάγονται στον αλγόριθμο PCA-ICA.



(α) **(β)**

Σχήμα 5.16 : Γραφική παράσταση των ανεξάρτητων συνιστωσών όπως προκύπτουν μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA-ICA (α) Γραφική παράσταση των Correlation Coefficients που προκύπτουν από την σύγκριση της κάθε back projected συνιστώσας με τα δεδομένα της πρώτης , δεύτερης πηγής αντίστοιχα.(Η σύγκριση γίνεται στο C3 ηλεκτρόδιο)(β)

Πίνακας 5.5 : Τελικά αποτελέσματα δίπολα σε μικρή απόσταση

	Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με δεδομένα $1^{ης}$ συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με δεδομένα $2^{ης}$ συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με δεδομένα $1^{ης}$ συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με δεδομένα $2^{ης}$ συνιστώσας	Διαχωρισμος
Latency-location	**0.0233**	**0.0233**	1.0555e-004	1.0555e-004	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να τονιστεί το εξής σημαντικό. Στην περίπτωση του απλού σετ δεδομένων αποδεικνύεται πως ο διαχωρισμός των πηγών, με διαφορετική θέση δίπολου (location) και διαφορετική θέση κορύφωσης (latency) για την περίπτωση όπου τα δίπολα είναι τοποθετημένα σε μικρή απόσταση, δεν είναι εφικτός.

Στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ των δεδομένων δεν ισχύει το ίδιο. Αυτή η διαφοροποίηση έγκειται στο ότι η μορφή των διαμορφωμένων σημάτων πηγής που βρίσκονται σε διαφορετική χρονική υστέρηση διαφέρει, λόγω της διαμόρφωσης. Επομένως, εφόσον τα σήματα είναι διαφορετικά διευκολύνεται ο διαχωρισμός.

- **Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις (σετ διαμορφωμένων δεδομένων)**

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προκύπτουν αν τοποθετηθούν τα δυο δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις στο κεφάλι.

Πίνακας 5.6 (α) : Πίνακας με τα αποτελέσματα που προκύπτουν αν τοποθετηθούν τα δυο δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις.Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσα. (Περίπτωση διαφορετικό latency-location, modulated σετ δεδομένων)

Αποσταση διπολων (cm)	1η πηγη-1η συνιστωσα	2η πηγη-2η συνιστωσα	2η πηγη-1η συνιστωσα	1η πηγη-2η συνιστωσα	Διαχωρισμος
1	0.0118	0.0118	0.0127	0.0127	Μη ικανοποιητικός διαχωρισμός
3	0.0188	0.0188	**6.8192e-005**	**6.8192e-005**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
5	0.0168	0.0168	**7.9246e-005**	**7.9246e-005**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
7	0.0161	0.0161	**5.7935e-006**	**5.7935e-006**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
9	4.8783e-005	4.8783e-005	**0.0378**	**0.0378**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
11	**2.2388e-007**	**2.2388e-007**	0.0061	0.0061	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
13	**6.8336e-008**	**6.8336e-008**	0.0054	0.0054	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
15	0.0015	0.0015	**1.0754e-007**	**1.0754e-007**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
17	8.7487e-004	8.7487e-004	**5.7007e-010**	**5.7007e-010**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
19	4.6606e-004	4.6606e-004	**1.6265e-011**	**1.6265e-011**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Πίνακας 5.6 (β) : Πίνακας με τα αποτελέσματα που προκύπτουν αν τοποθετηθούν τα δυο δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις.Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, διαμορφωμένο σετ δεδομένων)

Αποσταση διπολων (cm)	1η πηγη-1η συνιστωσα	2η πηγη-2η συνιστωσα	2η πηγη-1η συνιστωσα	1η πηγη-2η συνιστωσα	Διαχωρισμος
1	0.7209	0.7103	0.6930	0.7039	Μη ικανοποιητικος διαχωρισμος
3	0.0611	0.0599	**0.9981**	**0.9982**	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
5	0.0682	0.0686	**0.9977**	**0.9976**	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
7	0.0186	0.0190	**0.9998**	**0.9998**	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
9	**0.9993**	**0.9994**	0.0361	0.0359	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
11	**1.0000**	**1.0000**	0.0058	0.0061	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
13	**1.0000**	**1.0000**	0.0031	0.0036	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
15	0.0083	0.0087	**1.0000**	**1.0000**	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
17	0.0007	0.0011	**1.0000**	**1.0000**	Ικανοποιητικος διαχωρισμος
19	0.0004	0.0000	**1.0000**	**1.0000**	Ικανοποιητικος διαχωρισμος

Όσο αυξάνεται η απόσταση των δίπολων τόσο πιο ικανοποιητικός είναι ο διαχωρισμός, όπως προκύπτει από τον παραπάνω πινάκα.

- **Πηγές σε διαφορετικές χρονικές αποστάσεις (απλό σετ δεδομένων)**

Παρακάτω παρουσιάζονται οι περιπτώσεις όπου αλλάζει κάθε φορά η χρονική απόσταση μεταξύ των κορυφώσεων. Αρχικά η σύγκριση των δεδομένων των πηγών με τα δεδομένα των συνιστωσών γίνεται μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE) (Πίνακας 5.7 (α)) και εν συνεχεία μέσω των συντελεστών συσχέτισης (CC) (Πίνακας 5.7 (β)).

Πίνακας 5.7 (α) : Πηγές σε διαφορετικά latencies. Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, απλό σετ δεδομένων)

samples/sec		Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας (MSE)	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας (MSE)	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας (MSE)	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας (MSE)	Διαχωρισμος
25/0.1	**25**	6.6646e-004	6.6646e-004	**2.7022e-008**	**2.7022e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
50/0.2	**50**	6.6631e-004	6.6631e-004	**1.5596e-008**	**1.5596e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
100/0.4	**100**	6.6653e-004	6.6653e-004	**2.1981e-008**	**2.1981e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
150/0.6	**150**	6.6643e-004	6.6643e-004	**3.3651e-008**	**3.3651e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
200/0.8	**200**	6.6635e-004	6.6635e-004	**1.8460e-008**	**1.8460e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
250/1	**250**	6.6647e-004	6.6647e-004	**1.5092e-008**	**1.5092e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
300/1.2	**300**	6.6642e-004	6.6642e-004	**2.4586e-008**	**2.4586e-008**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Πίνακας 5.7 (β) : Πηγές σε διαφορετικά latencies. Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, απλό σετ δεδομένων)

samples/sec	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας CC	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας CC	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας CC	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας CC	Διαχωρισμος
25/0.1	0.0066	**0.0191**	**1.0000**	**0.9998**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

50/0.2	0.0049	0.0173	**1.0000**	**0.9999**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
100/0.4	0.0011	0.0132	**1.0000**	**0.9999**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
150/0.6	0.0003	0.0129	**1.0000**	**0.9999**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
200/0.8	0.0016	0.0138	**1.0000**	**0.9999**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
250/1	0.0031	0.0155	**1.0000**	**0.9999**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός
300/1.2	0.0014	0.0112	**1.0000**	**0.9999**	Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Το συμπέρασμα της παραπάνω μελέτης είναι πως δεν έχει κάποια επίδραση η χρονική απόσταση μεταξύ των δυο κορύφωσεων στην ανάκτηση των δυο πηγών. Βέβαια πρέπει να σημειωθεί πως οι δυο πηγές δεν πρέπει να επικαλύπτουν η μια την άλλη χρονικά διότι όπως φαίνεται, παρακάτω, στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων που συναντάται αυτό το φαινόμενο, επηρεάζεται αρνητικά ο διαχωρισμός των πηγών.

- **Πηγές σε διαφορετικές χρονικές αποστάσεις (σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους)**

Μελετώνται οι περιπτώσεις όπου διαφέρει κάθε φορά ο αριθμός των δειγμάτων ανάμεσα στις δυο κορυφώσεις. Αρχικά η σύγκριση των δεδομένων των πηγών με τα δεδομένα των συνιστωσών γίνεται μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και εν συνεχεία μέσω των συντελεστών συσχέτισης.

Πίνακας 5.8 (α) : Modulated πηγές σε διαφορετικά latencies. Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, modulated σετ δεδομένων)

samples/sec	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας	Διαχωρισμος

	MSE	MSE	MSE	MSE	
25/0.1	0.0024	0.0024	**3.1527e-004**	**3.1527e-004**	Μη Ικανοποιητικός
50/0.2	0.0026	0.0026	**9.0048e-005**	**9.0048e-005**	Μη Ικανοποιητικός
100/0.4	0.0027	0.0027	**1.4924e-006**	**1.4924e-006**	Ικανοποιητικός
150/0.6	0.0027	0.0027	**4.7736e-007**	**4.7736e-007**	Ικανοποιητικός
200/0.8	0.0027	0.0027	**6.2668e-007**	**6.2668e-007**	Ικανοποιητικός

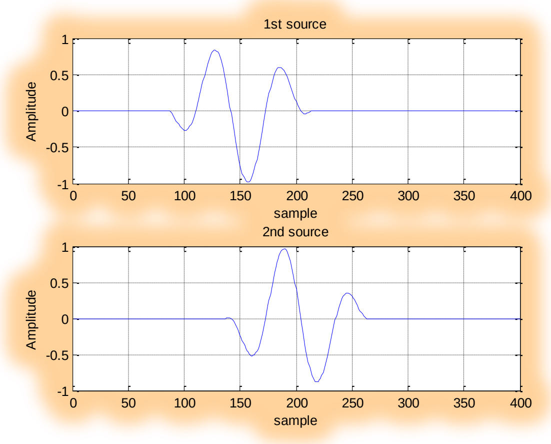
Πίνακας 5.8 (β) : Πηγές σε διαφορετικά latencies. Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας (περίπτωση διαφορετικού latency-location, modulated σετ δεδομένων)

Απόσταση μεταξύ των 2 πηγών σε δείγματα και σε seconds (samples/sec)	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας (CC)	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας (CC)	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας (CC)	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας (CC)	Διαχωρισμός
25/0.1	0.3553	0.0380	**0.9997**	**0.9396**	Μη Ικανοποιητικός
50/0.2	0.4439	0.0702	**0.9979**	**0.8988**	Μη Ικανοποιητικός
100/0.4	0.0085	0.0229	**0.9997**	**1.0000**	Ικανοποιητικός
150/0.6	0.0126	0.0122	**0.9999**	**0.9999**	Ικανοποιητικός
200/0.8	0.0136	0.0131	**0.9999**	**0.9999**	Ικανοποιητικός

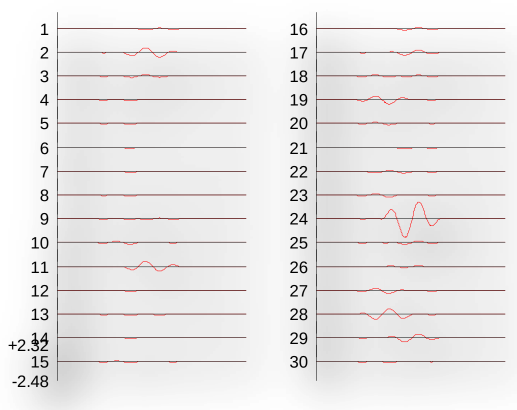
50 δείγματα απόσταση μεταξύ των δυο κορυφώσεων

Αυτή η περίπτωση εξετάζεται διότι παρουσιάζει ενδιαφέρον καθώς κατά την υπέρθεση των δυο σημάτων πηγής (Σχήμα 5.18) υπάρχει επικάλυψη.

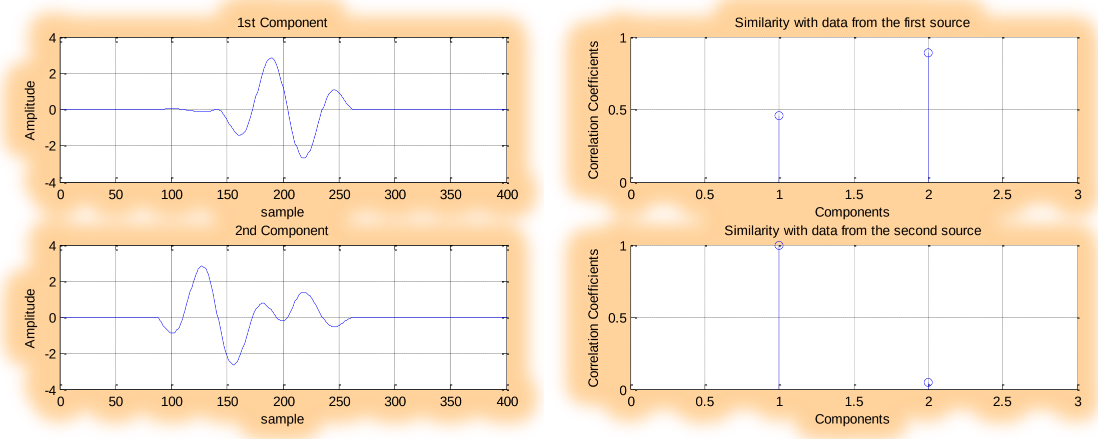
Αρχικά περιγράφονται σύντομα οι τιμές των παραμέτρων των δυο πηγών. Οι συντεταγμένες του δίπολου είναι **[1 3 3 10 1 10]** για την 1η πηγή , στην **[10 12 7 10 1 10]** για την 2η πηγή. Η κορύφωση της 1ης πηγής βρίσκεται στην θέση **150** , της 2ης πηγής στην θέση **200** (Σχήμα 5.17). Η χρονική διάρκεια του διαμορφωμένου peak είναι 0.5 sec και στις 2 πήγες.



Σχήμα 5.17 : Γραφική αναπαράσταση των 2 πηγών.



Σχήμα 5.18 : Οι δύο πηγές αναμεμιγμένες εισάγονται στον αλγόριθμο PCA-ICA.



(α) **(β)**

Σχήμα 5.19 : Γραφική παράσταση των ανεξάρτητων συνιστωσών όπως προκύπτουν μετά την εφαρμογή της μεθόδου PCA-ICA (α) Γραφική παράσταση των Correlation Coefficients που προκύπτουν από την σύγκριση της κάθε back projected συνιστώσας με τα δεδομένα της πρώτης, δεύτερης πηγής αντίστοιχα (β)

Πίνακας 5.9 : Modulated πηγές σε κοντινά latencies

	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας	**Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας**	**Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας**	**Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας**	**Διαχωρισμος**
Latency-location	0.0026	0.0026	9.0048e-005	9.0048e-005	Μη Ικανοποιητικός διαχωρισμός

Παραπάνω παρατηρείται μη ικανοποιητική ανακατασκευή των αρχικών σημάτων (Σχήμα 5.19). Αυτό συμβαίνει λογω της επικάλυψης των αρχικών σημάτων, επομένως το αποτέλεσμα που προκύπτει είναι λογικό. Όπως προκύπτει και από τον πίνακα 5.8 παρατηρείται ότι όσο οι πηγές δεν επικαλύπτονται χρονικά τόσο πιο επιτυχημένος είναι ο διαχωρισμός.

5.2.2 Άλλες περιπτώσεις διαχωρισμού

Στην φάση αυτή αναφέρονται διάφορες περιπτώσεις ικανοποιητικής ανάκτησης των σημάτων. Πιο συγκεκριμένα ακολουθούν πίνακες με τα αποτελέσματα των περιπτώσεων διαχωρισμού που αναλύθηκαν στην εισαγωγή. Η μελέτη αυτή γίνεται με σκοπό την εμπεριστατωμένη και αντικειμενική άποψη των αποτελεσμάτων.

- **Απλά δεδομένα**

Παρατηρείται πως σε όλες τις παρακάτω περιπτώσεις ο διαχωρισμός είναι επιτυχημένος. Σύμφωνα με τα παρακάτω για να επιτευχθεί ικανοποιητική ανάκτηση των σημάτων αρκεί να διαφέρουν τα δυο σήματα πηγής ως προς την χρονική υστέρηση (latency) σε συνδυασμό με τις παραμέτρους θέση (location), κατεύθυνση διπόλου (orientation), χρονική διάρκεια κορύφωσης (duration). Όπως και στα προηγούμενα ο έλεγχος για την ανάκτηση των 2 πηγών αρχικα γίνεται μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος και στην συνέχεια μέσω των συντελεστών συσχέτισης.

Πίνακας 5.10 (α) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τα αποτελέσματα για τις περιπτώσεις που είναι ικανοποιητικός ο διαχωρισμός. Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (απλό σετ δεδομένων)

	ΠΗΓΗ 1	ΠΗΓΗ 2	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας MSE
Latency-location	Latency=50 Location=(1,3,3)	Latency =350 Location =(10,12,7)	6.6639e-004	6.6639e-004	**2.2604e-008**	**2.2604e-008**
Latency-orientation	Latency=50 Orientation=(14,10,5)	Latency=350 Orientation=(10,1,10)	0.0019	0.0019	**1.0114e-005**	**1.0114e-005**

	Location=(6,4,3)	Location =(6,4,3)				
Latency-location-duration	Latency =50 Location=(1,3,3) Duration=0,06 sec	Latency =350 Location =(10,12,7) Duration=0,1 sec	0.0010	0.0010	**3.2651e-008**	**3.2651e-008**
Latency-orientation-duration	Latency=50 Orientation=(14,10,5) Duration=0,06 sec	Latency =350 Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	4.6319e-004	4.6319e-004	**1.6221e-006**	**1.6221e-006**
Latency-location-orientation	Latency =50 Location =(1,3,3) Orientation=(14,10,5)	Latency =350 Location =(10,12,7) Orientation=(10,1,10)	4.0538e-004	4.0538e-004	**1.6876e-008**	**1.6876e-008**
Latency-location-orientation-duration	Latency=50 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration=0,06 sec	Latency=350 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	5.8489e-004	5.8489e-004	**2.9776e-008**	**2.9776e-008**

Πίνακας 5.10 (β) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τα αποτελέσματα για τις περιπτώσεις που είναι ικανοποιητικός ο διαχωρισμός. Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας. (απλο σετ δεδομενων)

	ΠΗΓΗ 1	**ΠΗΓΗ 2**	**Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με δεδομένα $1^{ης}$ συνιστώσας** **CC**	**Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με δεδομένα $2^{ης}$ συνιστώσας** **CC**	**Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με δεδομένα $1^{ης}$ συνιστώσας** **CC**	**Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με δεδομένα $2^{ης}$ συνιστώσας** **CC**
Latency-location	Latency=50 Location=(1,3,3)	Latency =350 Location =(10,12,7)	0.0014	0.0112	**1.0000**	**0.9999**
Latency-orientation	Latency=50 Orientation=(14,10,5) Location=(6,4,3)	Latency=350 Orientation=(10,1,10) Location =(6,4,3)	**0.9983**	0.0473	0.0587	**0.9989**
Latency-location-duration	Latency =50 Location=(1,3,3) Duration=0,06 sec	Latency =350 Location =(10,12,7) Duration=0,1 sec	0.0022	**0.9999**	**1.0000**	0.0153

Latency-orientation-duration	Latency=50 Orientation=(14,10,5) Duration=0,06 sec	Latency =350 Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	0.0481	**0.9996**	**0.9988**	0.0293
Latency-location-orientation	Latency =50 Location =(1,3,3) Orientation=(14,10,5)	Latency =350 Location =(10,12,7) Orientation=(10,1,10)	0.0006	**0.9999**	**1.0000**	0.0119
Latency-location-orientation-duration	Latency=50 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration=0,06 sec	Latency=350 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	0.0028	**0.9999**	**1.0000**	0.0146

➢ Διαμορφωμένα δεδομένα

Ακολουθεί πίνακας με τα αποτελέσματα των περιπτώσεων διαχωρισμού για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων που αναλύθηκαν στην εισαγωγή.

Πίνακας 5.11 (α) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τα αποτελέσματα για τις περιπτώσεις που είναι ικανοποιητικός ο διαχωρισμός. Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (modulated σετ δεδομένων)

	ΠΗΓΗ 1	**ΠΗΓΗ 2**	**Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας** **MSE**	**Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας** **MSE**	**Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας** **MSE**	**Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας** **MSE**
Latency-location	Latency=100 Location=(1,3,3)	Latency =300 Location =(10,12,7)	0.0027	0.0027	**6.2668e-007**	**6.2668e-007**
Latency-orientation	Latency=100 Orientation=(14,10,5) Location=(6,4,3)	Latency=300 Orientation=(10,1,10) Location =(6,4,3)	0.0078	0.0078	**3.7338e-005**	**3.7338e-005**
Latency-location-	Latency =100	Latency =300	9.9505e-004	9.9505e-004	**2.4872e-006**	**2.4872e-006**

duration	Location=(1,3,3) Duration=0.5 sec	Location =(10,12,7) Duration=0.164 sec				
Latency-orientation-duration	Latency=100 Orientation=(14,10,5) Duration =0.5 sec	Latency =300 Orientation=(10,1,10) Duration=0.164 sec	**1.8672e-006**	**1.8672e-006**	6.5641e-004	6.5641e-004
Latency-location-orientation	Latency =100 Location =(1,3,3) Orientation=(14,10,5)	Latency =300 Location =(10,12,7) Orientation=(10,1,10)	0.0016	0.0016	**1.0856e-007**	**1.0856e-007**
Latency-location-orientation-duration	Latency=100 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration =0.5 sec	Latency=300 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0.164 sec	7.2907e-004	7.2907e-004	**3.0257e-007**	**3.0257e-007**

Πίνακας 5.11 (β) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τα αποτελέσματα για τις περιπτώσεις που είναι ικανοποιητικός ο διαχωρισμος.Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας. (modulated σετ δεδομενων)

	ΠΗΓΗ 1	**ΠΗΓΗ 2**	**Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας** **CC**	**Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας** **CC**	**Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας** **CC**	**Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας** **CC**
Latency-location	Latency=100 Location=(1,3,3)	Latency =300 Location =(10,12,7)	0.0136	0.0131	**0.9999**	**0.9999**
Latency-orientation	Latency=100 Orientation=(14,10,5) Location=(6,4,3)	Latency=300 Orientation=(10,1,10) Location =(6,4,3)	0.0583	0.0579	**0.9983**	**0.9983**
Latency-location-duration	Latency =100 Location=(1,3,3) Duration=0.5 sec	Latency =300 Location =(10,12,7) Duration=0.164 sec	0.0232	0.0278	**0.9997**	**0.9996**

Latency-orientation-duration	Latency=100 Orientation=(14,10,5) Duration =0.5 sec	Latency =300 Orientation=(10,1,10) Duration=0.164 sec	**0.9984**	**0.9988**	0.0569	0.0489
Latency-location-orientation	Latency =100 Location =(1,3,3) Orientation=(14,10,5)	Latency =300 Location =(10,12,7) Orientation=(10,1,10)	0.0082	0.0082	**1.0000**	**1.0000**
Latency-location-orientation-duration	Latency=100 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration =0.5 sec	Latency=300 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0.164 sec	0.0141	0.0185	**0.9999**	**0.9998**

5.2.3 Άλλες περιπτώσεις διαχωρισμού – Ανάκτηση της μιας εκ των 2 πηγών

Στην παρούσα φάση ακολουθούν πίνακες με τα αποτελέσματα των περιπτώσεων διαχωρισμού όπου οι δύο πηγές διαφέρουν ως προς την χρονική διάρκεια σε συνδυασμό με την παράμετρο θέση ή κατεύθυνση του διπόλου μέσα στο κεφάλι. Από τα αποτελέσματα που προκύπτουν μετά από την πειραματική διαδικασία διαπιστώνεται πως μπορεί να ανακτηθεί μόνο η μία από τις δυο πήγες. Ως έξοδος από τον ICA αλγόριθμο προκύπτουν δύο σήματα: μια πηγή και μια γραμμική μίξη των δύο πηγών. Θα μπορούσαμε να χαρακτηρίσουμε τα αποτελέσματα αυτά αναξιόπιστα αλλά πρέπει να σημειωθεί πως στην περίπτωση της επεξεργασίας με θόρυβο επιτυγχάνεται το φιλτράρισμα του θορύβου και παράλληλη ανάκτηση της μιας πηγής. Παράλληλα ανακτάται μια γραμμική μίξη εγκεφαλικής δραστηριότητας που μπορεί να μην παρέχει την αναμενόμενη πληροφορία αλλά παρέχει εξίσου σημαντική πληροφορία που αξίζει να ανακτηθεί και όχι να απορριφθεί.

➢ Απλά δεδομένα

Πίνακας 5.12 (α) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τις περιπτώσεις που διαχωρίζεται η μια εκ των δυο πηγών. Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (απλό σετ δεδομένων)

	ΠΗΓΗ 1	ΠΗΓΗ 2	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ηςσυνιστωσας MSE
duration-location	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0,06 sec	Latency=200 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	7.7855e-004	7.7855e-004	2.3061e-004	2.3061e-004
duration-orientation	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration=0,06 sec	Latency =200 Location =(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	2.9946e-004	2.9946e-004	1.6875e-004	1.6875e-004

Πίνακας 5.12 (β) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τις περιπτώσεις που διαχωρίζεται η μια εκ των δυο πηγών.Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας. (απλό σετ δεδομενων)

	ΠΗΓΗ 1	ΠΗΓΗ 2	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ης

			συνιστώσας CC	συνιστώσας CC	συνιστώσας CC	συνιστώσας CC
duration-location	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0,06 sec	Latency=200 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	**0.9993**	0.3650	0.9322	0.0353
duration-orientation	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration=0,06 sec	Latency =200 Location =(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0,1 sec	**0.9999**	0.4172	0.9118	0.0214

➢ Διαμορφωμένα δεδομένα

Πίνακας 5.13 (α) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τις περιπτώσεις που διαχωρίζεται η μια εκ των δυο πηγών. Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα δεδομένα κάθε πηγής και κάθε συνιστώσας (modulated σετ δεδομένων)

	ΠΗΓΗ 1	ΠΗΓΗ 2	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 2ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 2ης πηγής με δεδομένα 1ης συνιστώσας MSE	Σύγκριση δεδομένων 1ης πηγής με δεδομένα 2ηςσυνιστωσας MSE
duration-location	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0.5sec	Latency=200 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0.164sec	8.2778e-004	8.2778e-004	2.3564e-004	2.3564e-004
duration-orientation	Latency=200 Location=(1,3,3)	Latency =200 Location =(1,3,3)	4.4048e-004	4.4048e-004	2.5373e-004	2.5373e-004

	Orientation=(14,10,5) Duration=0.5sec	Orientation=(10,1,10) Duration=0.164sec				

Πίνακας 5.13 (β) : Συγκεντρωτικός πίνακας με τις περιπτώσεις που διαχωρίζεται η μια εκ των δυο πηγών.Υπολογίζονται οι συντελεστές συσχέτισης (CC) συγκρίνοντας τα δεδομένα της κάθε πηγής με τα δεδομένα κάθε συνιστώσας.(modulated σετ δεδομένων)

	ΠΗΓΗ 1	ΠΗΓΗ 2	Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με δεδομένα $1^{ης}$ συνιστώσας CC	Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με δεδομένα $2^{ης}$ συνιστώσας CC	Σύγκριση δεδομένων $2^{ης}$ πηγής με δεδομένα $1^{ης}$ συνιστώσας CC	Σύγκριση δεδομένων $1^{ης}$ πηγής με δεδομένα $2^{ης}$συνιστωσας CC
duration-location	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0.5 sec	Latency=200 Location=(10,12,7) Orientation=(10,1,10) Duration=0.164 sec	0.6706	0.0299	**0.9999**	0.7292
duration-orientation	Latency=200 Location=(1,3,3) Orientation=(14,10,5) Duration=0.5 sec	Latency =200 Location =(1,3,3) Orientation=(10,1,10) Duration=0.164 sec	0.6665	0.0237	**1.0000**	0.7335

Παρατηρήσεις

➢ Συμπερασματικά, όσον αφορά την περίπτωση διαχωρισμού 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) και έχουν διαφορετικό λανθάνοντα χρόνο (latency), όσο πιο απομακρυσμένα είναι τα δυο δίπολα τόσο πιο ικανοποιητικός είναι ο διαχωρισμός και στα δυο σετ δεδομένων. Η ελάχιστη απόσταση που πρέπει να έχουν τα δίπολα για να διαχωριστούν είναι 3cm είτε η πηγή είναι απλή ή διαμορφωμένη κορύφωση.

- Μεταβαλλόντας την απόσταση των δειγμάτων μεταξύ των δυο κορυφώσεων τα αποτελέσματα παραμένουν σταθερά. Δηλαδή, υφίσταται ικανοποιητικός διαχωρισμός. Βέβαια, οι δυο πήγες δεν πρέπει να επικαλύπτουν η μια την άλλη διότι επηρεάζεται αρνητικά ο διαχωρισμός των πηγών (περίπτωση διαχωρισμού διαφορετικό latency-location).

- Μεταβάλλοντας τις παραμέτρους που χαρακτηρίζουν τις 2 πηγές (λανθάνων χρόνο, θέση-κατεύθυνση δίπολου, χρονική διάρκεια κορύφωσης) μπορούν να ληφθουν αξιόλογα αποτελέσματα όσον αφορά την διαχωρισιμότητα των πηγών. Για να επιτευχθεί η σωστή διαχωρισιμοτητα των πηγών προτείνεται τα πειράματα να γίνονται υπό συνθήκες γραμμικής ανεξαρτησίας καθιστώντας την ICA πιο χρήσιμη για την ανάλυση των δεδομένων από μια πιο επιστημονική σκοπιά.

5.3 Δεδομένα μιας δοκιμής (30 κανάλια - 1 δοκιμή) - Επεξεργασία Με Θόρυβο

Για την περίπτωση που οι δυο πηγές διαφέρουν ως προς την χρονική υστέρηση (latency), την τοποθεσία του δίπολου (location) και την διάρκεια την κορύφωσης (duration) εφαρμόζεται η μεθοδολογία που ακολουθείται και στην πρώτη προσέγγιση. Μελετάται αναλυτικά η διαδικασία στο απλό και στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων.

- **Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων**

Αρχικά παράγουμε τα δεδομένα χωρίς προσθήκη θορύβου και στην συνέχεια προσθέτουμε θόρυβο. Στην συνέχεια ακολουθεί περιγραφή του απλού και του διαμορφωμένου σετ των δεδομένων.

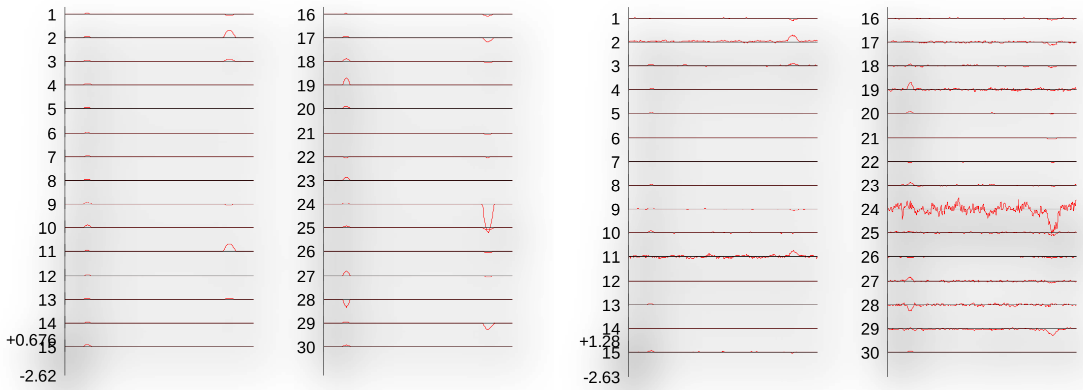
Απλό σετ δεδομένων

Η κορύφωση της πρώτης πηγής είναι τοποθετημένη στο δείγμα 50 και της δεύτερης στο δείγμα 350. Η θέση του διπόλου για την πρώτη πηγή είναι [1 3 3 10 1 10] και [10

12 7 10 1 10] για την δεύτερη πηγή. Τέλος, οι πηγές διαφέρουν μεταξύ τους ως προς την χρονική διάρκεια της κορύφωσης. Η πρώτη πηγή διαρκεί 0,06 sec και η δεύτερη πηγή διαρκεί 0,1 sec. (Σχήμα 5.20)

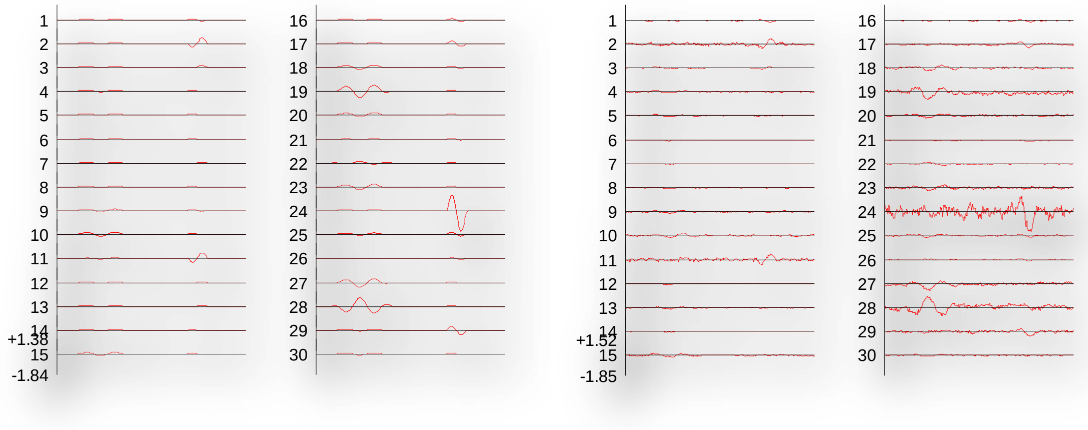
Διαμορφωμένο σετ δεδομένων

Στο σχήμα 5.21 παρουσιάζονται τα διαμορφωμένα δεδομένα τα οποία έχουν συχνότητα φέροντος 4 Hz, και συχνότητα του προσομοιωμένου σήματος 250 Hz έτσι ώστε να ικανοποιείται το θεώρημα δειγματοληψίας. Όπως και στα απλά δεδομένα , το δίπολο που μεταβάλλεται σύμφωνα με την πρώτη πηγή τοποθετήθηκε στην θέση [1 3 3 10 1 10] μέσα στο κεφάλι.Το δεύτερο δίπολο βρίσκεται στη θέση [10 12 7 10 1 10]. Η χρονική διάρκεια της πρώτης διαμορφωμένης πηγής είναι 0,5 sec και της δεύτερης πηγής είναι 0,1640 sec.



(α) (β)

Σχήμα 5.20 : Απλά δεδομενα χωρις θορυβο(α), modulated δεδομενα με θορυβο (β) 2 πηγές, single trial δεδομένα, 30 κανάλια.

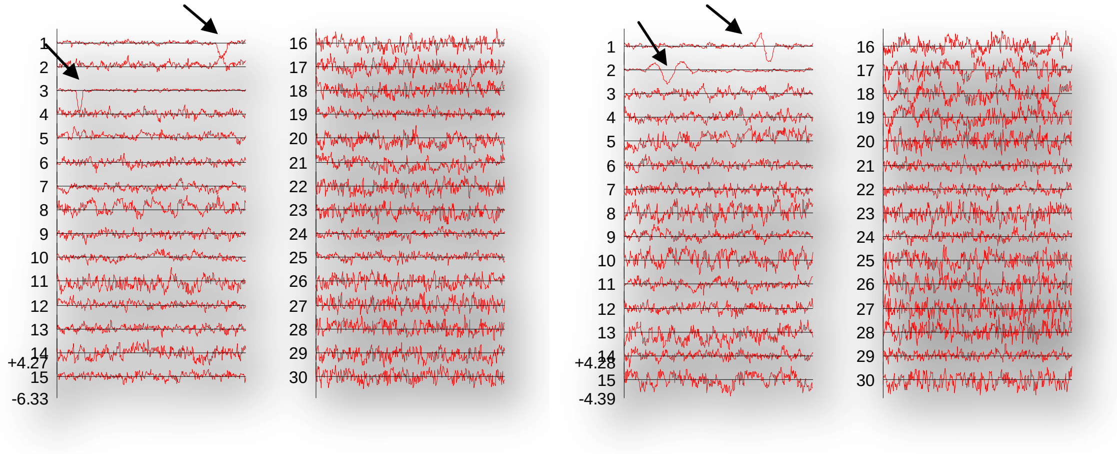


(α) **(β)**

Σχήμα 5.21 : Modulated δεδομένα χωρίς θόρυβο(α), modulated δεδομενα με θορυβο (β) 2 πηγές ,single trial δεδομένα, 30 κανάλια.

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Στην περίπτωση του απλού σετ δεδομένων οι πηγές διακρίνονται στην πρώτη και στην τρίτη συνιστώσα. Τα υπόλοιπα κανάλια αντιπροσωπεύουν τις συνιστώσες θορύβου. Όσον άφορα το σετ των δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους παρατηρώντας το διάγραμμα των ανεξάρτητων συνιστωσών διαπιστώνεται πως οι δυο πρώτες συνιστώσες αντιστοιχούν σε σήματα πηγής και όλες οι υπόλοιπες σε σήματα θορύβου. Επομένως συμπεραίνουμε πως ο διαχωρισμός με PCA-ICA είναι αποτελεσματικός. Οι πηγές διαχωρίζονται επιτυχώς μεταξύ τους και παράλληλα κατορθώνεται απαλοιφή του θορύβου.

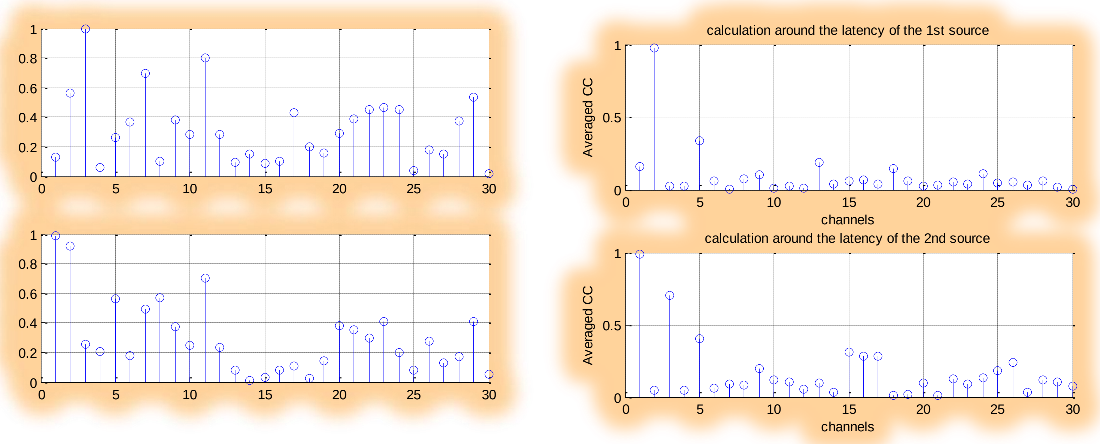


(α) **(β)**

Σχήμα 5.22 : Independent Components που προκύπτουν μετά την PCA-ICA ανάλυση.

➢ Προβολή πίσω στα κανάλια – Συντελεστές Συσχέτισης

Ένας αντικειμενικός τρόπος για την επιλογή του βέλτιστου αριθμού ανεξάρτητων συνιστωσών είναι η παρατήρηση της γραφικής παράστασης των συντελεστών συσχέτισης (Correlation Coefficients). Ο υπολογισμός των συντελεστών συσχέτισης γίνεται γύρω από την χρονική υστέρηση (latency) που αναμένεται η πηγή. Σε αυτή την περίπτωση, εφόσον υπάρχουν δύο πηγές η συσχέτιση υπολογίστηκε ανάμεσα στα ανακατασκευασμένα δεδομένα της κάθε συνιστώσας και στα δεδομένα της κάθε πηγής ξεχωριστά. Στο σχήμα αριστερά πάνω (5.23 (α)) φαίνεται η ομοιότητα των συνιστωσών με τα δεδομένα της πρώτης πηγής. Εκεί παρατηρείται πως η συσχέτιση που αντιστοιχεί στα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα της 3ης συνιστώσας, είναι υψηλό με τιμή κοντά στο 1. Αντίστοιχα στο σχήμα κάτω αριστερά (5.23 (α)), η συσχέτιση της πρώτης συνιστώσας έχει την τιμή 1. Εδώ θα πρέπει να προστεθεί το ότι για ανακατασκευή επιλέγεται επιπλέον η δεύτερη ανεξάρτητη συνιστώσα, λόγω της υψηλής τιμής του αντίστοιχου συντελεστή συσχέτισης. Τονίζεται πως σε περιπτώσεις ικανοποιητικού διαχωρισμού δύο πηγών, ο αριθμός των πηγών προς διαχωρισμό δεν είναι πάντα ίσος με τον αριθμό των ανεξάρτητων συνιστωσών. Σχεδόν σε όλες τις περιπτώσεις λοιπόν, όλη η πληροφορία συγκεντρώνεται σε δύο βασικές συνιστώσες (components) ενώ ένα μικρότερο τμήμα πληροφορίας ενδέχεται να μοιράζεται στις υπόλοιπα συνιστώσες. Στο διάγραμμα δεξιά που αφορά τα διαμορφωμένα δεδομένα(5.23 (β)), αν κριθεί η δεύτερη συνιστώσα από την υψηλή της συσχέτιση, περιέχει πιθανότατα σημαντική πληροφορία. Στο ακριβώς από κάτω διάγραμμα (5.23 (β)), (σύγκριση με τα δεδομένα της δεύτερης πηγής) η συσχέτιση που αντιστοιχεί στην πρώτη συνιστώσα είναι υψηλή. Συνεπώς η επιλογή αυτής της συνιστώσας είναι η πλέον κατάλληλη. Στο ίδιο σχήμα η συσχέτιση που αντιστοιχεί στην 3^{η} ανεξάρτητη συνιστώσα είναι αρκετά υψηλή έτσι ώστε να επιλεχθεί η συνιστώσα αυτή για προβολή πίσω στα κανάλια. Συμπερασματικά, με την παρατήρηση του διαγράμματος των συντελεστών συσχέτισης, και με πειραματικές δοκιμές οι οποίες οδηγούν σε μικρότερο σφάλμα επιλέγονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες οι οποίες αντιπροσωπεύουν την σημαντική πληροφορία.



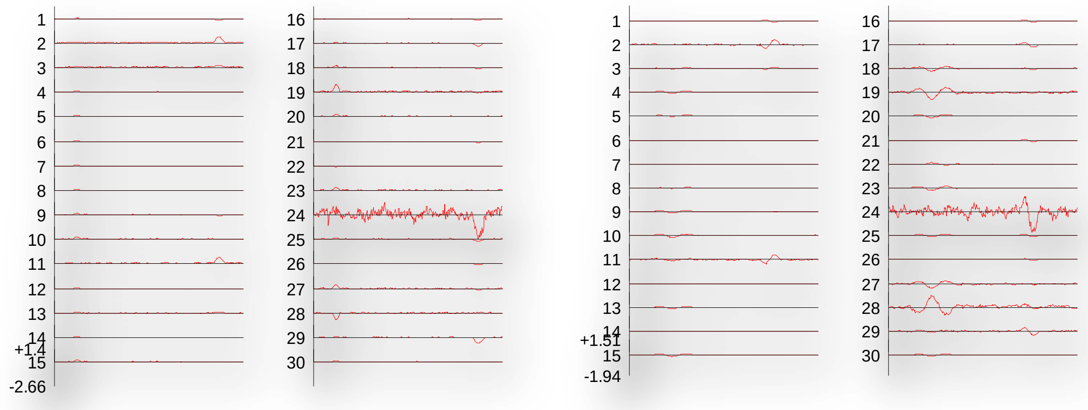
(α) **(β)**

Σχήμα 5.23 : Υπολογισμός των Correlation Coefficients γύρω από το latency που αναμένεται η κάθε πηγή, απλό σετ δεδομένων (α) modulated σετ δεδομένων(β) Επιλογή για προφανής λόγους τις 3 πρώτες συνιστώσες και στα δυο σετ δεδομένων.

➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Στην συνέχεια ακολουθεί η γραφική παράσταση των ανακατασκευασμένων δεδομένων (back projected data) με τον συνδυασμό των γραμμικών μετασχηματισμών PCA, ICA. Για να διαπιστωθεί αν έχει αφαιρεθεί σημαντικό μέρος επιπρόσθετης πληροφορίας γίνεται σύγκριση του παρακάτω σχήματος (5.24) με τα

Σχήματα 5.20 (β), 5.21(β). Ωστόσο, το αποτέλεσμα της εφαρμογής του συνδυασμού των μεθόδων PCA και ICA τόσο στο απλό σετ των δεδομένων όσο και στο σετ των δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους δεν μπορεί να διαπιστωθεί εκτιμώντας με το μάτι επομένως συνεχίζοντας στο επόμενο βήμα στον υπολογισμό του σφάλματος παρουσιάζονται τα σχετικά συμπεράσματα.



(α) (β)

Σχήμα 5.24 : Ανακατασκευασμένα δεδομένα (απλή πηγή) (α), (διαμορφωμένη πηγή) (β)

➢ Αξιολόγηση Μεθόδου (PCA-ICA)

Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς καθώς και της απόδοσης της επεξεργασίας PCA-ICA θα γίνει όπως και στην πρώτη προσέγγιση με τον υπολογισμό της μέσης τιμής του MSE EEG (δηλαδή το μέσο τετραγωνικό σφάλμα που υπολογίζεται πριν την επεξεργασία με PCA-ICA) και την σύγκριση αυτού με το MSE PCA-ICA. Η μέση τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για τα δεδομένα με θόρυβο καθώς και για τα ανακατασκευασμένα δεδομένα έχει υπολογιστεί στο C3 ηλεκτρόδιο, στο χρονικό διάστημα που αναμένονται οι κορυφώσεις και όχι στη συνολική διάρκεια του σήματος. Θα ήταν ανούσιο να εξετάσουμε τις μέγιστες κορυφώσεις σε όλη τη διάρκεια του σήματος, καθώς η επιλογή μιας ανεξάρτητης μεταβλητής που δίνει ένα μέγιστο πλάτος σε μια διαφορετική χρονική στιγμή δεν θα αντιπροσώπευε τη χρήσιμη πληροφορία. Ακολουθεί το τελικό αποτέλεσμα για αυτήν την περίπτωση στον Πίνακα 5.14. Συμπερασματικά διαπιστώνεται πως στα δυο σετ δεδομένων πραγματοποιείται βελτίωση του ανακατασκευασμένου σήματος, με την απόδοση του διαμορφωμένου σετ να υπερτερεί.

Πίνακας 5.14 : MSE EEG vs MSE PCA-ICA για μια επανάληψη.

	MSE EEG	MSE PCA-ICA	Improvement ratio
latency-location-duration	0.0019	0.0013	0.6920
latency-location-duration (modulated)	0.0021	3.0310e-004	0.1465

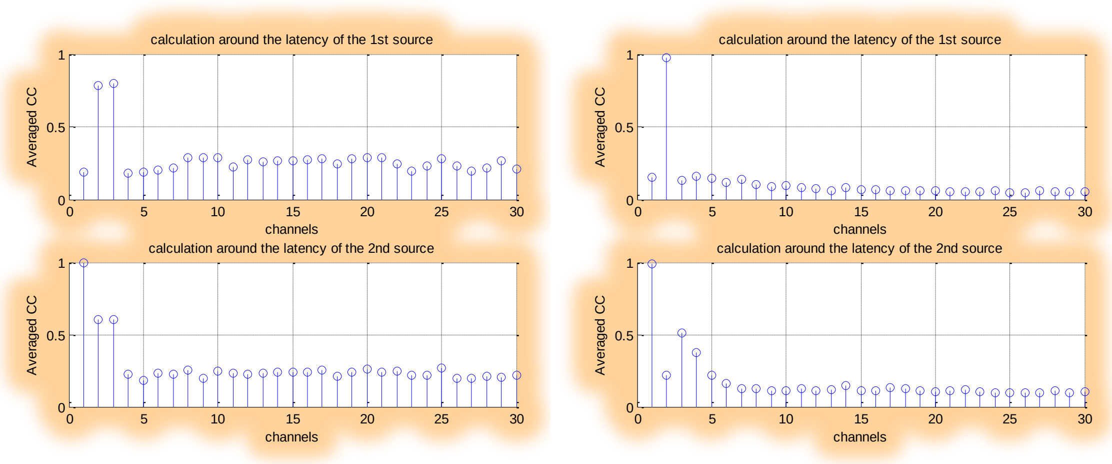
5.3.1 Εξομοίωση για 50 Επαναλήψεις

- **Συντελεστές Συσχέτισης (Correlation Coefficients)**

Επαναλαμβάνοντας λοιπόν, την διαδικασία 50 φορές για το ίδιο σήμα υπολογίζονται κάθε φορά οι συντελεστές συσχέτισης για κάθε συνιστώσα και τέλος ο μέσος όρος αυτών στην πάροδο των 50 επαναλήψεων [22]. Στην επεξεργασία με PCA-ICA που διεξάχθηκε τόσο στο απλό σετ δεδομένων όσο και στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων, η επιλογή των κατάλληλων συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια είναι προφανής. Παρόλα αυτά για να είμαστε πιο αντικειμενικοί κατά τη επιλογή μας ακολουθήσαμε την πειραματική διαδικασία που περιγράφεται στο αντίστοιχο εδάφιο στο 4^{o} κεφάλαιο. Υπολογίζονται αρχικά οι συντελεστές συσχέτισης μέσω της σύγκρισης των αρχικών δεδομένων χωρίς θόρυβο και των back projected δεδομένων της κάθε συνιστώσας.

Οι συνιστώσες για την τελική ανακατασκευή επιλέγονται λοιπόν με τον εξής τρόπο: *Επιλέγονται οι συνιστώσες που αντιστοιχούν σε συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από κάποιο κατώφλι (από 0.1 έως 0.9). Για τις 9 περιπτώσεις κατωφλίων υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και τα back projected δεδομένα για την εκάστοτε περίπτωση. Επομένως προκύπτουν 9 MSE. Επιλέγεται η περίπτωση που δίνει το ελάχιστο MSE για την τελική ανακατασκευή.*

Το συμπέρασμα που προκύπτει από την έρευνα αυτή είναι το εξής: οι 1^o,2^o,3^o συντελεστές συσχέτισης αντιστοιχούν σε συνιστώσες πηγής ενώ οι υπόλοιποι σε συνιστώσες θορύβου. Κάθε φορά λοιπόν, όπως προκύπτει από την πειραματική διαδικασία επιλέγονται οι 3 πρώτες συνιστώσες. Στην περίπτωση των διαμορφωμένων δεδομένων παρατηρείται πως η ομοιότητα της $3^{ης}$ back projected συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο δεν είναι αρκετά υψηλή (Σχήμα 5.25 (β) κάτω). Αποδεικνύεται όμως διαμέσου της πειραματικής διαδικασίας , πως η επιλογή της συνιστώσας αυτής, οδηγεί σε αποδοτικότερα αποτελέσματα. Όπως προαναφέρθηκε μπορεί η πληροφορία να είναι συγκεντρωμένη στις πρώτες συνιστώσες, αλλά κάποιο μικρό τμήμα σημαντικής πληροφορίας μοιράζεται και στις υπόλοιπες συνιστώσες. Για αυτό το λόγο πρέπει να είμαστε σε θέση να εκτιμήσουμε σωστά ποιες συνιστώσες θα προβληθούν πίσω στα κανάλια για να παραχθούν τα ανακατασκευασμένα δεδομένα.



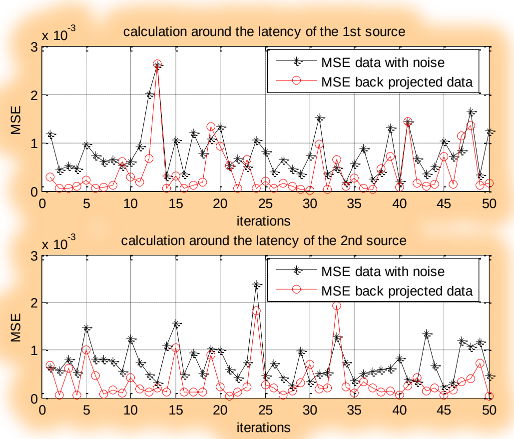
(α) (β)

Σχήμα 5.25 : Μέσος όρος των Correlation coefficients για κάθε κανάλι στην πάροδο των 50 επαναλήψεων. Υπολογισμός γύρω από το latency που μας ενδιαφέρει την κάθε φορά. Για απλή πηγή (α), για modulated πηγη (β)

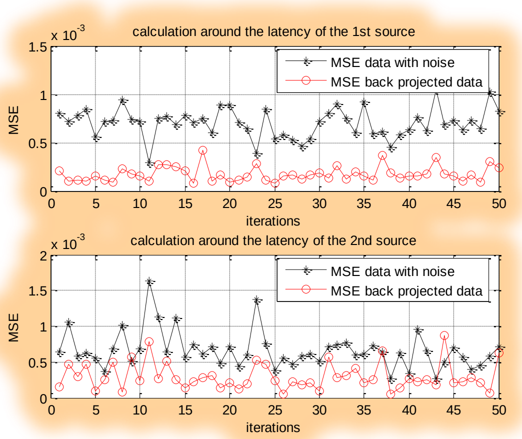
Τα παραπάνω διαγράμματα αξίζει να τα μελετήσουμε καθώς παρατηρούμε ότι στατιστικά μετά από 50 επαναλήψεις η συσχέτιση με τα αρχικά δεδομένα στα πρώτα τρια κανάλια είναι αρκετά υψηλή επομένως διακιολογημένα τα επιλέγουμε για την τελική ανακατασκευή.

➢ Μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Square Error)

Σε κάθε επανάληψη υπολογίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα, για τα αρχικά δεδομένα με θόρυβο (MSE EEG) και για τα ανακατασκευασμένα δεδομένα (MSE PCA-ICA) αντίστοιχα, όπως γίνεται και στο 4^{o} κεφάλαιο. Επομένως μας ενδιαφέρει το μέσο MSE για κάθε σήμα. Ακολουθούν οι τιμές των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων στην πάροδο των 50 επαναλήψεων για το παράδειγμα αυτό. Παρατηρείται ότι στο διαμορφωμένο σετ των δεδομένων μας η απόδοση του αλγόριθμου είναι πάρα πολύ ικανοποιητική.



(α)



(β)

Σχήμα 5.26 : Αποτελέσματα μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα και στα δεδομένα με θόρυβο, ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα και τα ανακατασκευασμένα δεδομένα στην πάροδο των 50 επαναλήψεων ολόκληρης της διαδικασίας που εφαρμόζεται στο απλό σετ δεδομένων (α), modulated σετ δεδομένων (β).

Τα διαγράμματα 5.26 (α), (β) παρουσιάζουν ενδιαφέρον από στατιστική άποψη καθώς παρατηρούμε τα αποτελέσματα του αλγόριθμου στο ίδιο σήμα στην πάροδο των 50 επαναλήψεων.

Συγκεντρωτικά αποτελέσματα

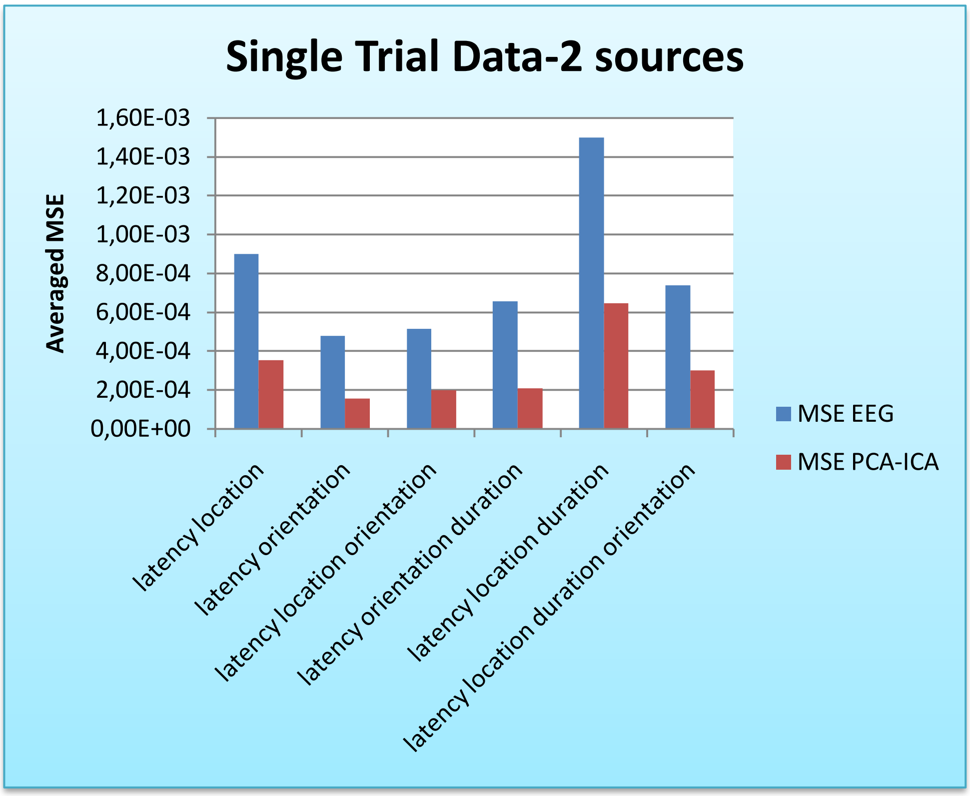
Ακολουθεί συγκεντρωτικός πίνακας με τα μέσα MSEs που προέκυψαν μετά τις 50 επαναλήψεις. Όπως και στο παράδειγμα που αφορά την μια επανάληψη έχει υπολογιστεί το μέσο MSE. Η βελτίωση και στα δύο σετ δεδομένων είναι φανερή και κυρίως στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ των δεδομένων. Με την παραπάνω πειραματική διαδικασία πετυχαίνουμε την απαλοιφή σημαντικού μέρους του θορύβου και ταυτόχρονα ικανοποιητικό διαχωρισμό των δυο αρχικών πηγών.

Πίνακας 5.15 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα στην περίπτωση που οι δυο πηγές διαφέρουν ως προς τις παραμέτρους latency,location,duration. Η επεξεργασία γίνεται σε περιβάλλον θορύβου με SNR=1,5 db.

	MSE EEG	MSE PCA-ICA	Improvement Ratio
latency-location-duration	0.0015	7.1543e-004	0.4660
latency-location-duration (modulated)	0.0014	4.6881e-004	0.3431

Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για όλες τις περιπτώσεις διαχωρισμού

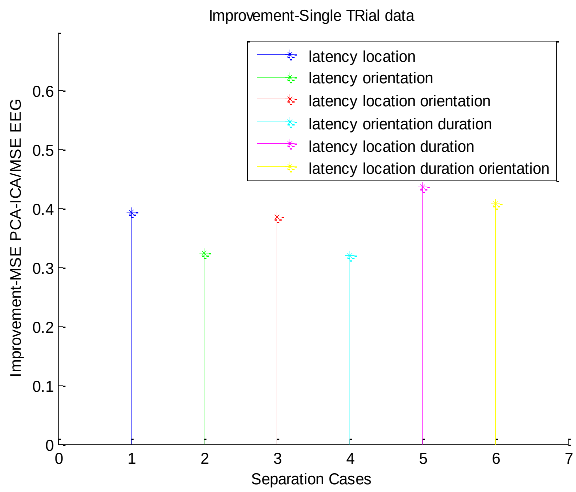
Σύμφωνα με το παραπάνω υπολογίστηκαν οι μέσες τιμές των μέσων τετραγωνικών σφαλμάτων για όλες τις περιπτώσεις επιτυχούς διαχωρισμού στα απλά δεδομένα και στα διαμορφωμένα δεδομένα και παρουσιάζονται παρακάτω.



Σχήμα 5.27 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για κάθε περίπτωση διαχωρισμού πηγών. Single trial απλά δεδομένα, 30 κανάλια, 50 επαναλήψεις ολόκληρης της διαδικασίας για κάθε περίπτωση.

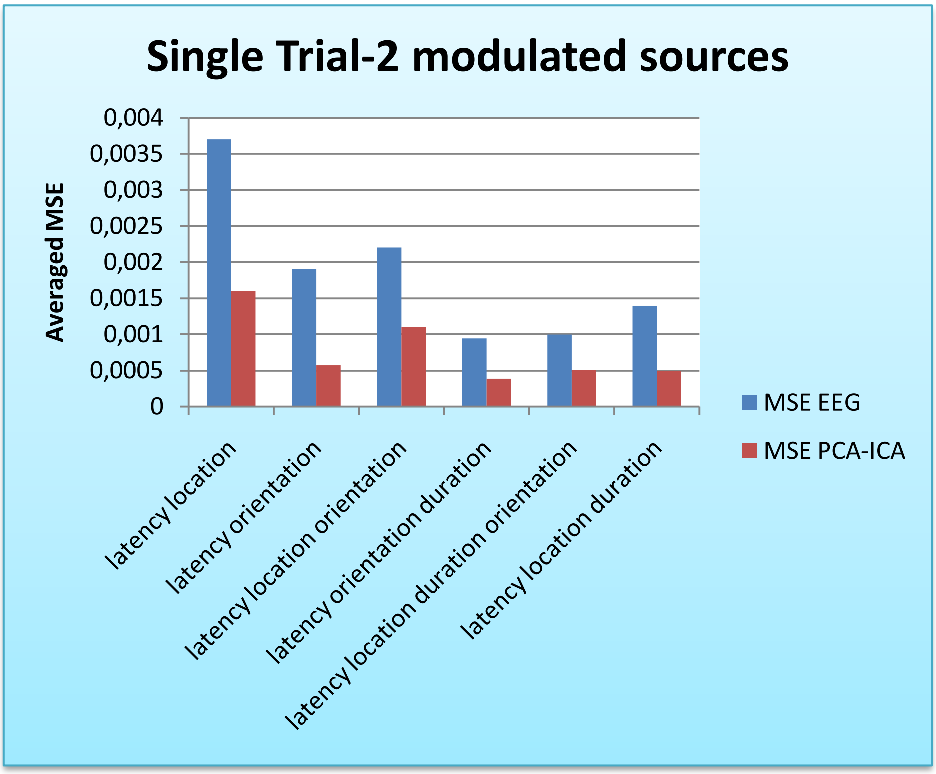
Οι περιπτώσεις όπου οι πηγές έχουν ίδιο λανθάνων χρόνο (latency) δεν συμπεριλαμβάνονται στα συγκεντρωτικά διαγράμματα διότι στις περιπτώσεις αυτές ο διαχωρισμός με ICA δεν είναι ικανοποιητικός και ενδεχομένως να καταλήγαμε σε λανθασμένα συμπεράσματα. Στο σημείο αυτό αξίζει να γίνει η εξής παρατήρηση. Η μείωση του σφάλματος μάρτυρα ικανοποιητικό διαχωρισμό των πηγών σήματος από τις πηγές θορύβου. Ωστόσο, δεν μπορούμε να πούμε με σιγουριά αν οι δυο πηγές διαχωρίστηκαν σωστά μεταξύ τους. Υπάρχει η περίπτωση η έξοδος του Infomax να είναι μια μίξη των αρχικών πηγών. Στην προκειμένη περίπτωση πρώτα γίνεται έλεγχος για το αν είναι εφικτός ο διαχωρισμός των δυο πηγών και έπειτα προχωράμε στην επεξεργασία με θόρυβο.

Για να έχουμε μια πιο ολοκληρωμένη άποψη των αποτελεσμάτων ακολουθεί η βελτίωση (Improvement Ratio) που προκύπτει σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού. Πιο συγκεκριμένα αυτή η μετρική που χρησιμοποιείται αρκετές φόρες και στο 4^{o} κεφάλαιο εκτιμά τον λόγο του μέσου όρου του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανάμεσα στα ανακατασκευασμένα δεδομένα και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο (MSE PCA-ICA), προς τον μέσο όρο του μέσου τετραγωνικού σφάλματος ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο (MSE EEG).



Σχήμα 5.28 : Βελτίωση σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού. Η βελτίωση του ανακατασκευασμένου σήματος είναι σημαντική αν η τιμή του improvement είναι < 1 .

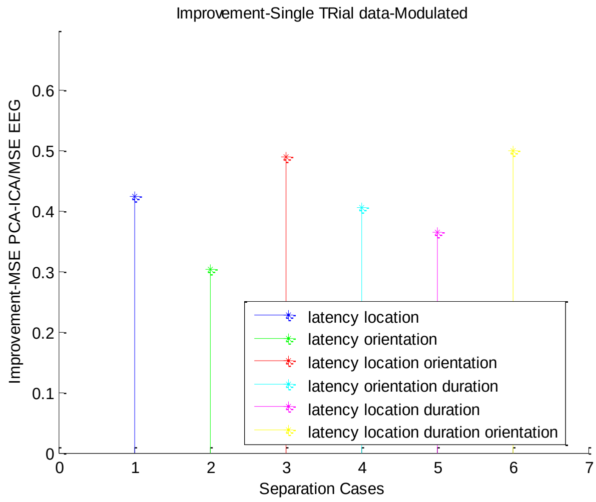
Ακολουθούν τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους.



Σχήμα 5.29 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για κάθε περίπτωση διαχωρισμού πηγών. Single trial modulated δεδομένα, 30 κανάλια, 50 επαναλήψεις ολόκληρης της διαδικασίας.

Παρατηρείται σημαντική μείωση του σφάλματος, πράγμα που σημαίνει εξάλειψη σημαντικού μέρους του θορύβου. Παρατηρείται επίσης, διαφορετική κλίμακα από ότι στο διάγραμμα για τα απλά δεδομένα. Αυτό συμβαίνει διότι μελετάται τελείως διαφορετικό σήμα.

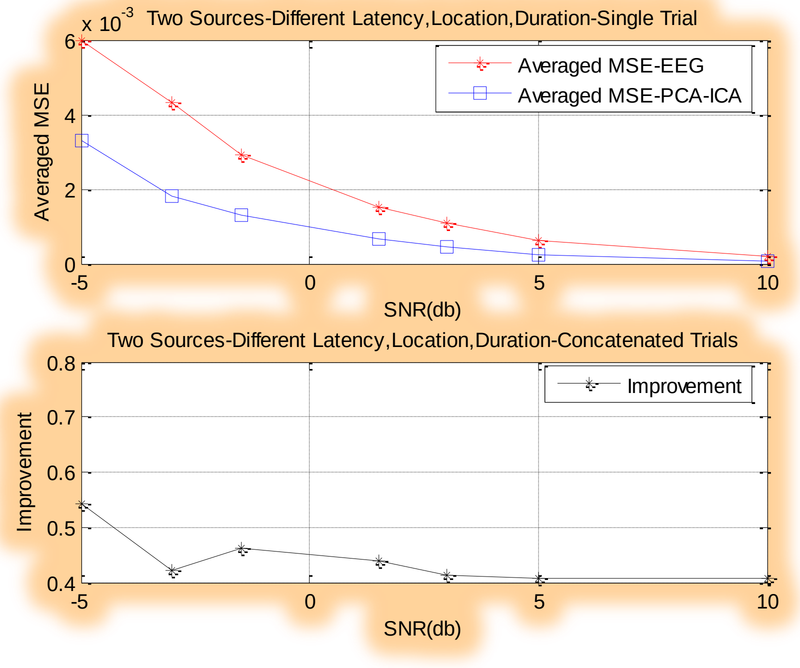
Στο παρακάτω σχήμα (5.30) ακολουθεί η βελτίωση (Improvement Ratio) που προκύπτει σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού των διαμορφωμένων δεδομένων.



Σχήμα 5.30 : Βελτίωση σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού για το modulated σετ δεδομένων. Η βελτίωση του ανακατασκευασμένου σήματος είναι σημαντική αν η τιμή του improvement είναι < 1 .

5.3.2 Εξομοίωση σε διαφορετική ένταση θορύβου

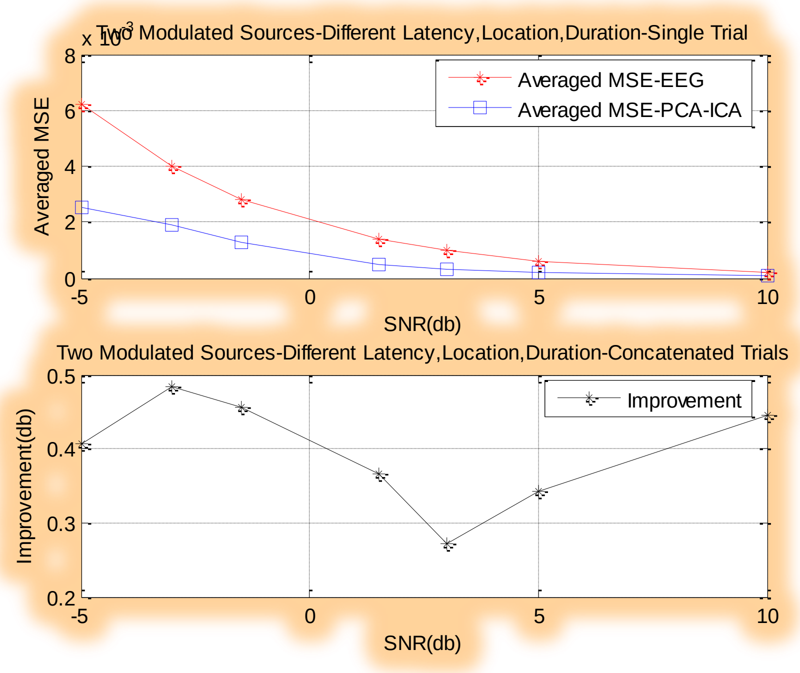
Μελετάται η περίπτωση που οι δύο πηγές προς διαχωρισμό διαφέρουν ως προς την χρονική υστέρηση (latency), την τοποθεσία του διπόλου μέσα στο κεφάλι (location) και την διάρκεια της κορύφωσης(duration) σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου.



Σχήμα 5.31 : Υπολογισμός των Averaged MSEs για τα απλά δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν το SNR πάρει διαφορετικές τιμές. Τα δεδομένα παράγονται με την βοήθεια δυο πηγών που διαφέρουν ως προς το latency, location,duration.

Όπως παρατηρείται στο παραπάνω σχήμα (5.31) που αφορά το απλό σετ δεδομένων η αύξηση του SNR έχει ως αποτέλεσμα την μείωση των σφαλμάτων (MSE EEG, MSE PCA-ICA). Μάλιστα, οι τιμές του σφάλματος στην περίπτωση των ανακατασκευασμένων δεδομένων (MSE PCA-ICA) είναι εμφανώς μικρότερες από τις αντίστοιχες τιμές στην περίπτωση των αρχικών δεδομένων με θόρυβο (MSE-EEG).

Στην συνέχεια παρουσιάζεται η αντίστοιχη γραφική παράσταση για την συμπεριφορά σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου στο διαμορφωμένο σετ των δεδομένων (Σχήμα 5.32).



Σχήμα 5.32 : Υπολογισμός των Averaged MSEs για τα modulated δεδομένα με θόρυβο και για τα back projected δεδομένα όταν το SNR πάρει διαφορετικές τιμές. Τα δεδομένα παράγονται με την βοήθεια δυο πηγών που διαφέρουν ως προς το latency, location,duration.

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι παρόμοια με τα παραπάνω καθώς υπάρχει μείωση του σφάλματος σε κάθε περίπτωση.

Παρατηρήσεις

➢ Οι περιπτώσεις διαχωρισμού που μελετήθηκαν στην παράγραφο 5.2 στην επεξεργασία χωρίς θόρυβο διαχωρίζονται το ίδιο ικανοποιητικά και σε περιβάλλον θορύβου.

➢ Τα αποτελέσματα σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού (για το MSE και το Improvement Ratio) κυμαίνονται στα ίδια επίπεδα και στα δύο σετ δεδομένων.

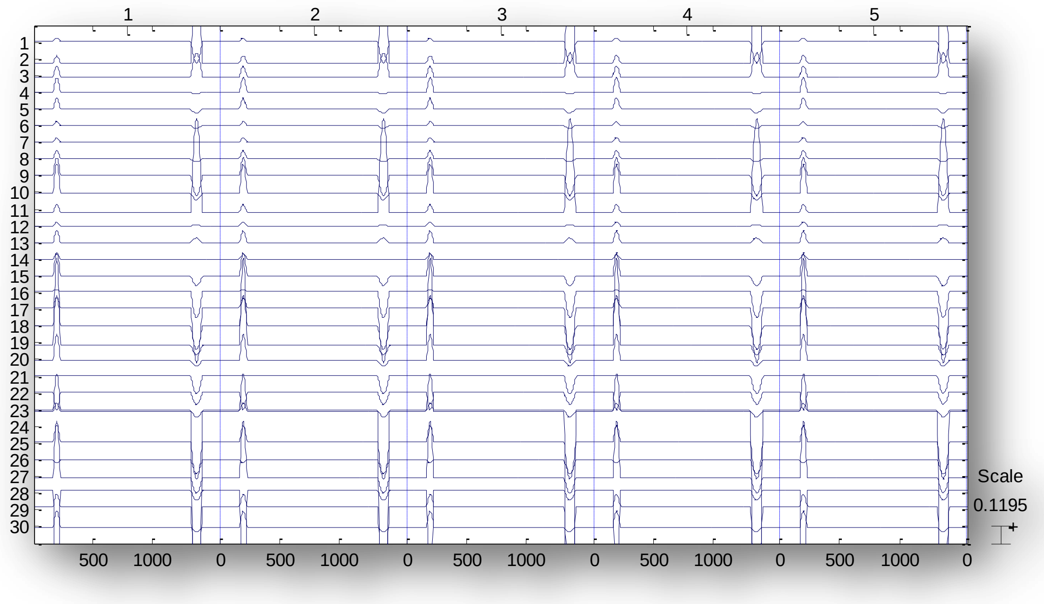
➢ Στην περίπτωση διαχωρισμού που οι πηγές διαφέρουν ως προς τις παραμέτρους χρονική υστέρηση (latency), θέση διπόλου (location) και διάρκεια κορύφωσης (duration) σημειώνεται μείωση του σφάλματος σε όλα τα διαφορετικά επίπεδα έντασης θορύβου.

5.4 Δεδομένα πολλών δοκιμών (Concatenated Trials Data)

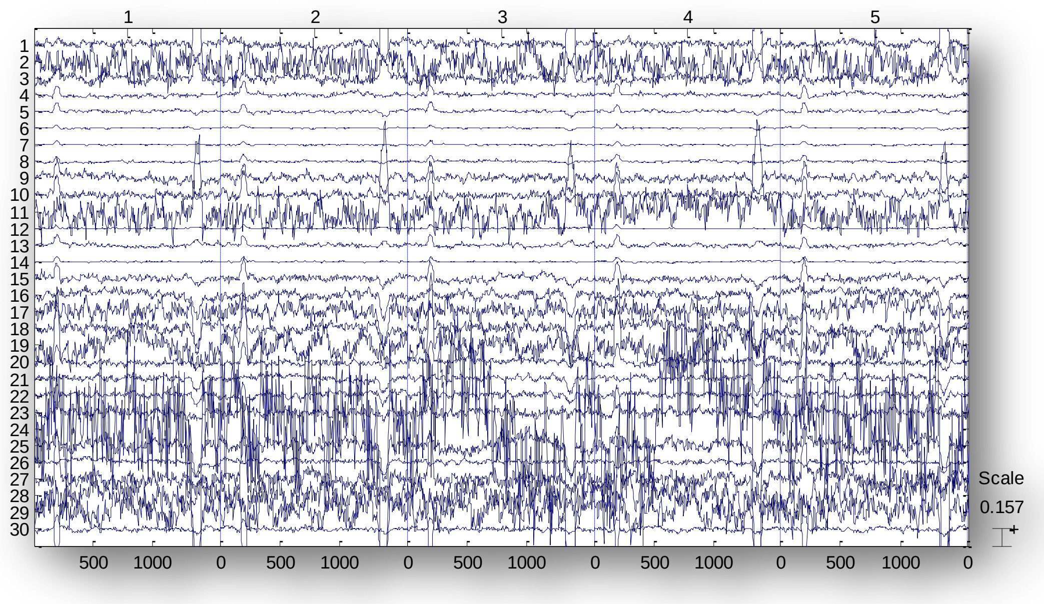
Παρακάτω αναλύεται η περίπτωση διαχωρισμού δύο πηγών που διαφέρουν στις παραμέτρους χρονική υστέρηση (latency – θέση κορύφωσης), θέση δίπολου (location), διάρκεια κορύφωσης (duration). Αρχικά καθορίζονται οι τιμές των παραμέτρων που ισχύουν για κάθε πηγή. Ας υποθέσουμε πως έχουμε δεδομένα 30 δοκιμών 400 δειγμάτων με 2 πηγές αναμεμιγμένες. Η κορύφωση της πρώτης πηγής βρίσκεται στο δείγμα 50, της δεύτερης πηγής στο δείγμα 350. Επιπλέον οι συντεταγμένες του δίπολου είναι [1 3 3 10 1 10] για την πρώτη πηγή, [10 12 7 10 1 10] για την δεύτερη πηγή και η συχνότητα δειγματοληψίας του peak είναι 8 Hz (διάρκεια 0,06 sec) για την πρώτη πηγή και 5Hz για την δεύτερη πηγή (διάρκεια 0,1 sec). Τέλος, ο λόγος σήματος προς θόρυβο έχει τιμή 1,5 db. Για τα διαμορφωμένα δεδομένα ,η πρώτη πηγή τοποθετείται στο δείγμα 100 και η δεύτερη στο δείγμα 300. Η συχνότητα δειγματοληψίας της κορύφωσης είναι 1 Hz για την πρώτη πηγή και 3 Hz για την δεύτερη πηγή και τέλος, η συχνότητα διαμόρφωσης είναι 4 Hz. Ακολουθεί αναλυτικά η διαδικασία για το απλό σετ δεδομένων, και το διαμορφωμένο σετ δεδομένων παράλληλα ώστε να γίνει σύγκριση.

- **Παράγωγη προσομοιωμένων δεδομένων**

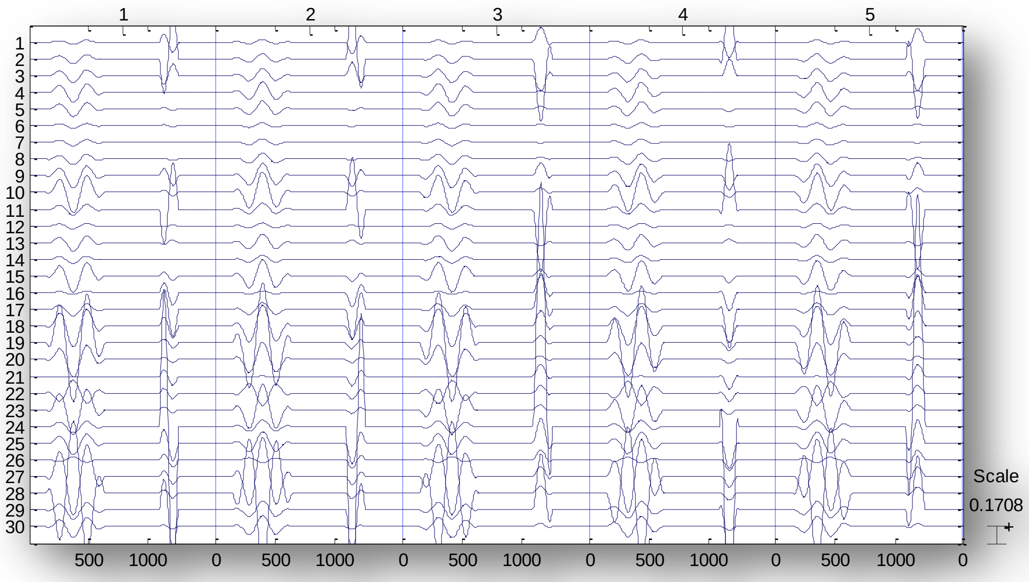
Η δομή των στοιχείων αυτών είναι ένα διάνυσμα με 30 σειριακά (concatenated) συνδεδεμένα σήματα μιας δοκιμής. Έτσι, κάθε γραμμή του πίνακα αντιστοιχεί σε ένα από τα 30 ηλεκτρόδια και κάθε στήλη σε μια από τις 30 δοκιμές. Αρχικά παράγονται τα δεδομένα χωρίς προσθήκη θορύβου και στην συνέχεια προσθέτουμε θόρυβο. (Σχήματα 5.33, 5.34 για τα απλά δεδομένα, Σχήματα 5.35, 5.36 για τα διαμορφωμένα δεδομένα).



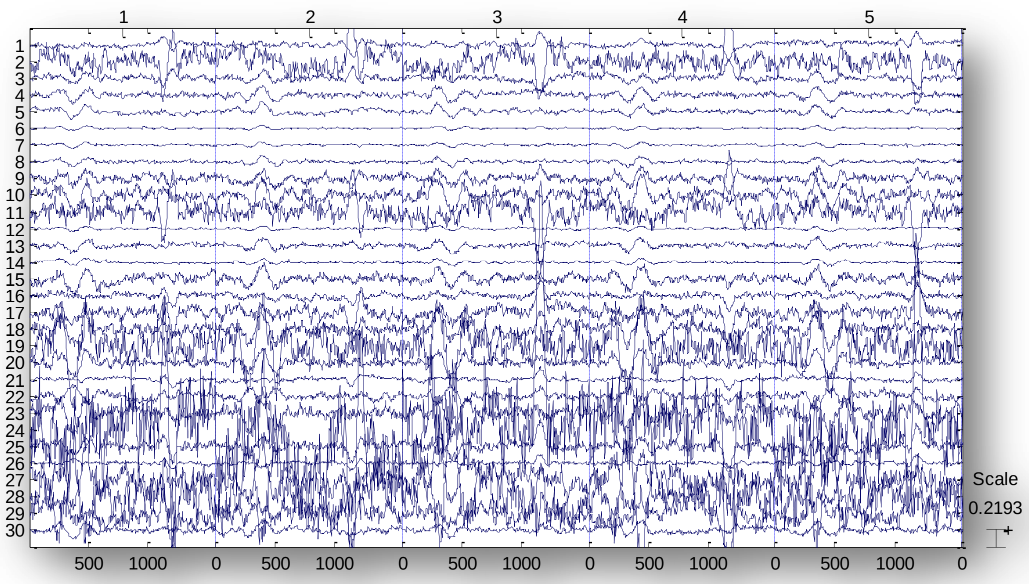
Σχήμα 5.33 : Simulated concatenated δεδομένα με 2 απλές πήγες αναμεμιγμένες χωρίς θόρυβο. Οι πηγές διαφέρουν στις παραμέτρους latency, location, duration.



Σχήμα 5.34 : Simulated concatenated δεδομένα με 2 απλές πηγές αναμεμιγμένες με θόρυβο έντασης 1.5 db.



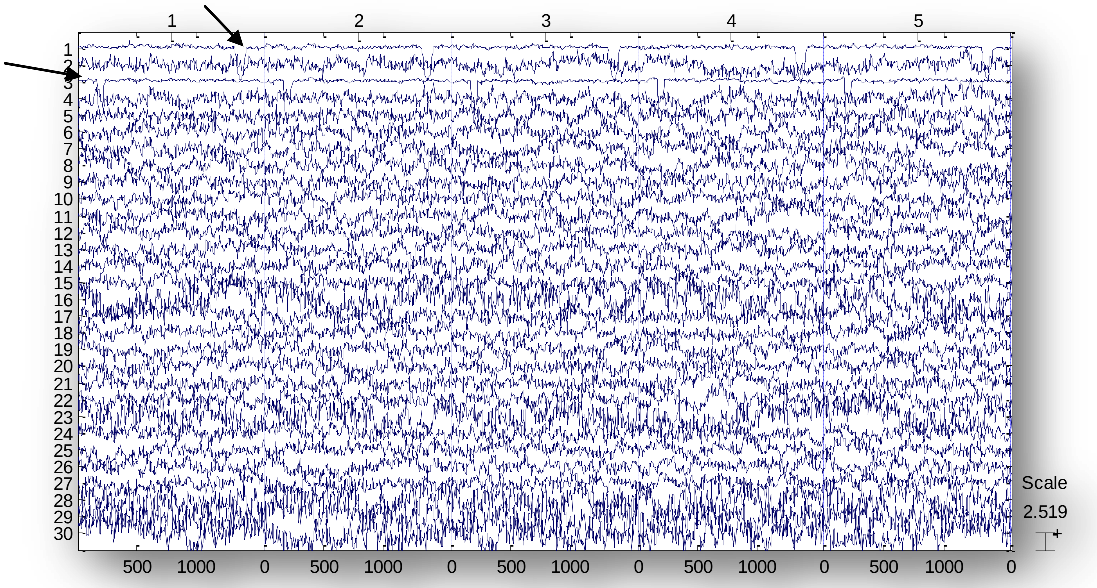
Σχήμα 5.35 : Simulated concatenated δεδομένα με 2 απλές πήγες αναμεμιγμένες χωρίς θόρυβο. Οι πηγές διαφέρουν στις παραμέτρους latency, location, duration.



Σχήμα 5.36 : Simulated concatenated δεδομενα με 2 modulated πηγες αναμεμιγμενες με θόρυβο έντασης 1.5 db.

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

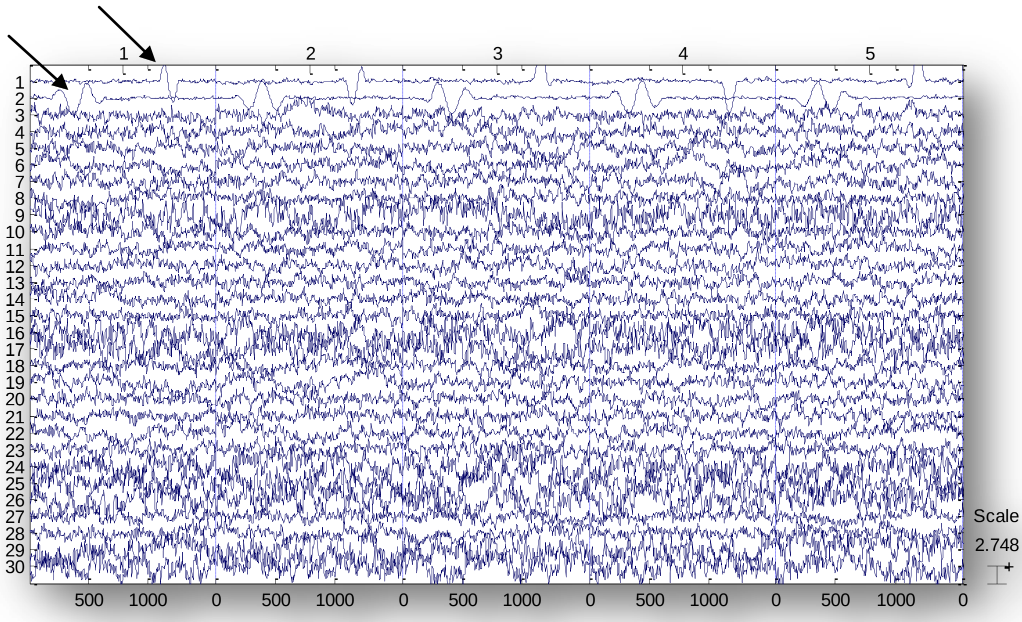
Εφαρμόζεται ο συνδυασμός μεθόδων PCA–ICA στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο Σχήματα 5.37, 5.38.



Σχήμα 5.37 : Ανεξάρτητες συνιστώσες των απλών concatenated δεδομένων με 2 πηγές σε διαφορετικά latency,location. Οι 1η,3η ανεξάρτητες συνιστώσες αντιστοιχούν στα σήματα πηγής.

Όσον αφορά το απλό σετ δεδομένων οι ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του αλγορίθμου παρουσιάζονται στο σχήμα 5.37. Οι πηγές με ευκολία διακρίνονται στην πρώτη και στην τρίτη ανεξάρτητη συνιστώσα. Επιπλέον στο ίδιο σχήμα είναι εύκολο να διακρίνουμε τα σήματα θορύβου στα υπόλοιπα κανάλια.

Στο παρακάτω σχήμα παρουσιάζονται οι ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν από τη επεξεργασία των διαμορφωμένων δεδομένων.

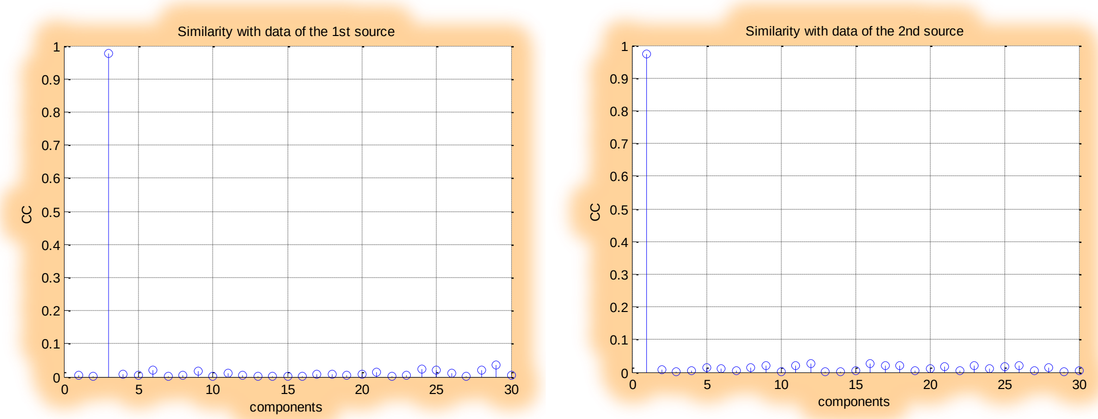


Σχήμα 5.38 : Ανεξάρτητες συνιστώσες των modulated concatenated δεδομένων με 2 πηγές σε διαφορετικά latency,location. Οι δυο πρώτες ανεξάρτητες συνιστώσες αντιστοιχούν στα σήματα πηγής.

Στο παραπάνω σχήμα (5.38) εύκολα διακρίνονται τα σήματα πηγής στις πρώτες δύο ανεξάρτητες συνιστώσες. Το γεγονός ότι μπορούμε με ακρίβεια να διακρίνουμε αν κάποια ανεξάρτητη συνιστώσα του σχήματος αντιστοιχεί σε σήμα πηγής είναι ενθαρρυντικό διότι καθιστά εύκολη την διαδικασία επιλογής των συνιστωσών. Η επιλογή κάποιων συνιστωσών και η απόρριψη των υπολοίπων, κατά την εφαρμογή της PCA – ICA μεθόδου, είναι μια διαδικασία με την εφαρμογή της οποίας χάνεται ένα τμήμα των δεδομένων και κατά συνέπεια της πληροφορίας. Γι’αυτό θα πρέπει να επιλέξουμε τις κατάλληλες συνιστώσες με ιδιαίτερη προσοχή. Παρατηρώντας το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης στο παρακάτω βήμα επιλέγονται τις ανεξάρτητες συνιστώσες αντικειμενικά.

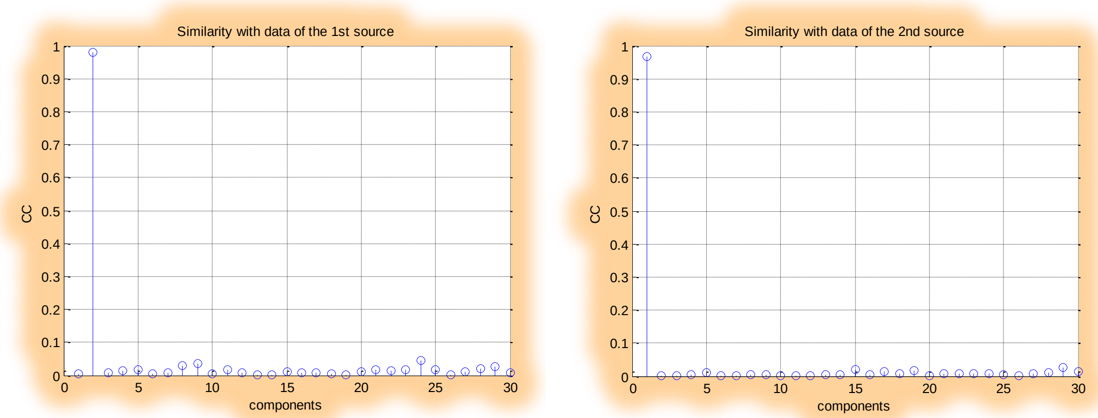
➢ Προβολή πίσω στα κανάλια – Συντελεστές Συσχέτισης

Ακολουθούν οι συντελεστές συσχέτισης για τα τα απλά και τα διαμορφωμένα δεδομένα.



(α) (β)

Σχήμα 6.39 : Correlation Coefficients για τα απλά δεδομένα. Επιλέξαμε τις 1,3 συνιστώσες για back projection. Αριστερά φαίνεται η ομοιότητα των back projected συνιστωσών με τα δεδομένα της 1ης πηγής και δεξιά η ομοιότητα των back projected συνιστωσών με τα δεδομένα της 2ης πηγής



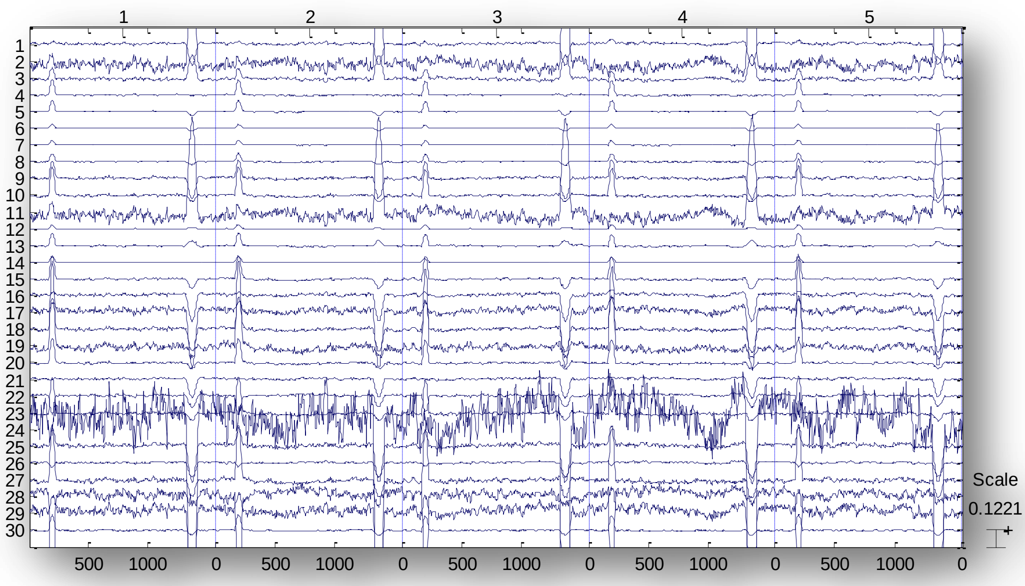
(α) (β)

Σχήμα 6.39 : Correlation Coefficients για τα διαμορφωμένα δεδομένα. Επιλέξαμε τις 1,2 συνιστώσες για back projection. Αριστερά φαίνεται η ομοιότητα των back projected συνιστωσών με τα δεδομένα της 1ης πηγής και δεξιά η ομοιότητα των back projected συνιστωσών με τα δεδομένα της 2ης πηγής

Όπως προβλέψαμε παραπάνω για τα απλά δεδομένα, παρατηρώντας το σχήμα 5.39 (α) η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα πράγματι αντιστοιχεί σε σήμα πηγής. Η υψηλή συσχέτιση του πρώτου συντελεστή συσχέτισης επαληθεύει την παραπάνω υπόθεση. Επιπρόσθετα όπως προκύπτει από το σχήμα 5.39 (β) όπου η συγκριση γίνεται ανάμεσα στα δεδομένα της δεύτερης πηγής και στα ανακατασκευασμένα δεδομένα κάθε συνιστώσας επιλέγεται η τρίτη συνιστώσα για προβολή πίσω στα κανάλια διότι υπονοείται ταύτιση με τα δεδομένα της δεύτερης πηγής. Όσον αφορά τα διαμορφωμένα δεδομένα παρατηρούμε πως οι δυο πρώτες συνιστώσες έχουν μεγαλύτερη συσχέτιση με τα αρχικά δεδομένα κάθε πηγής από ότι οι υπόλοιπες οι οποίες αντιστοιχούν προφανώς σε σήματα θορύβου για αυτό και τις απορρίπτουμε (Σχήμα 5.39 (β)).

➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολη πίσω στα κανάλια

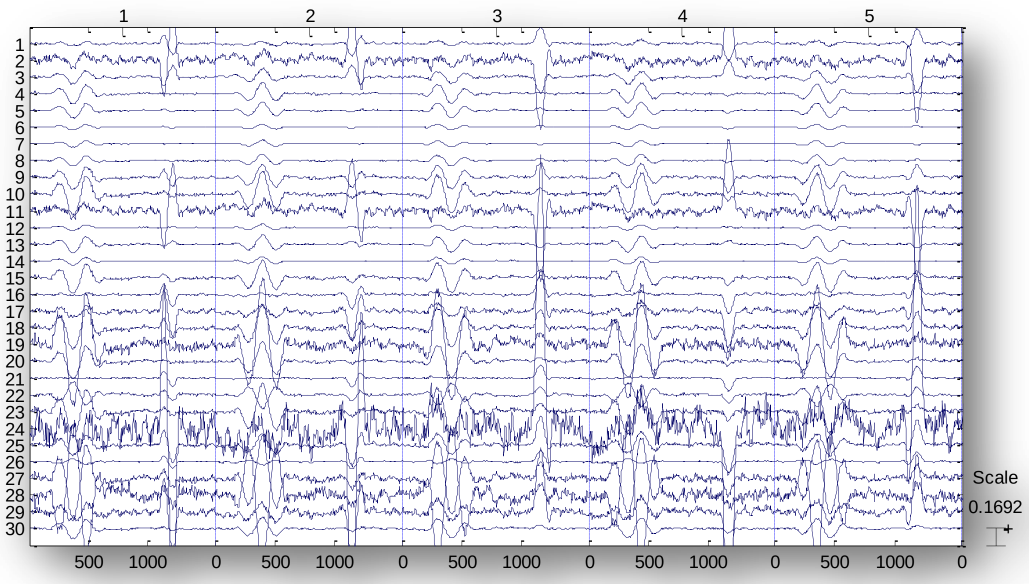
Ακολουθούν τα ανακατασκευασμένα δεδομένα για το απλό και το διαμορφωμένο σετ δεδομένων.



Σχήμα 5.40 : Back projected δεδομένα μετά από την επεξεργασία των απλών δεδομένων με επιλογή της πρώτης και τρίτης συνιστώσας.

Επιλέγοντας την πρώτη και τρίτη ανεξάρτητη συνιστώσα για προβολή πίσω στα κανάλια προκύπτουν τα ανακατασκευασμένα δεδομένα του παραπάνω σχήματος. Η PCA-ICA πέτυχε σίγουρα τον «καθαρισμό» των σημάτων από το θόρυβο όπως προκύπτει από το σχήμα 5.40.

Στην περίπτωση των δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους επιλέγονται οι δυο πρώτες ανεξάρτητες συνιστώσες σύμφωνα με τα διαγράμματα των συντελεστών συσχέτισης.



Σχήμα 5.41 : Back projected δεδομένα μετά από την επεξεργασία των modulated δεδομένων με επιλογή των δυο πρώτων συνιστωσών.

Όπως έχει επισημανθεί και προηγουμένως η επιλογή των ανεξάρτητων συνιστωσών είναι μια περίπλοκη , lossy διαδικασία και πρέπει να είμαστε ιδιαίτερα προσεκτικοί διότι μπορεί να απορρίψουμε συνιστώσες οι οποίες περιέχουν σημαντική πληροφορία.

➢ Αξιολόγηση Μεθόδου (PCA-ICA)

Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς καθώς και της απόδοσης των προσεγγίσεων μας θα γίνει με τον υπολογισμό του MSE EEG και την σύγκριση αυτού με το MSE PCA-

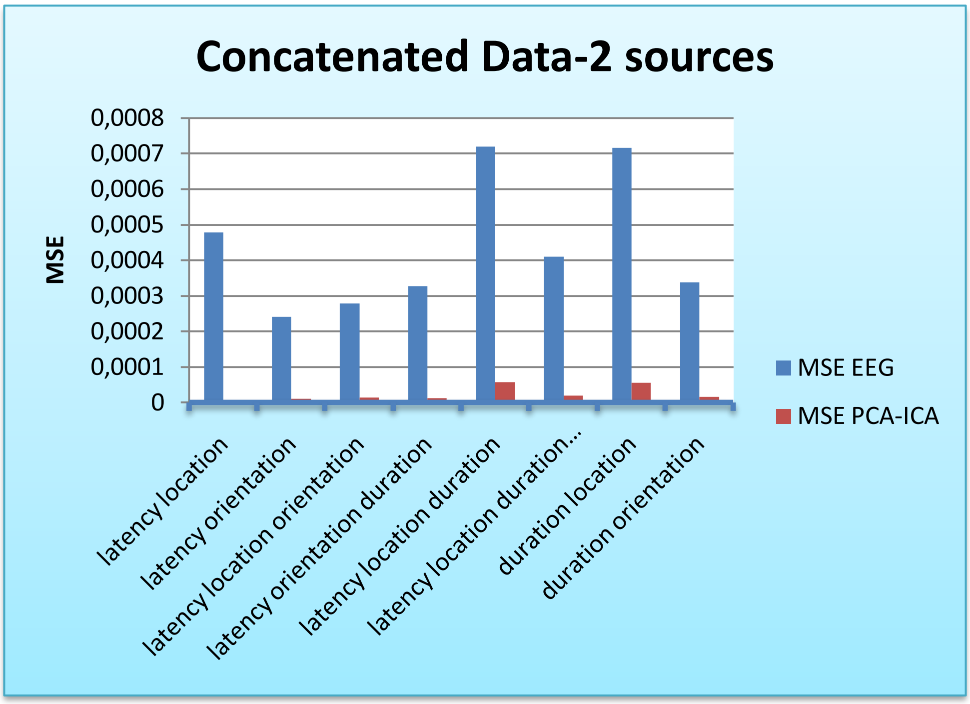
ICA αντίστοιχα. Το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για τα δεδομένα με θόρυβο καθώς και για τα ανακατασκευασμένα δεδομένα έχει υπολογιστεί στο C3 ηλεκτρόδιο, στη συνολική διάρκεια του σήματος. Όπως έχει προαναφερθεί επιλέγουμε αυθαίρετα κάποιο κανάλι διότι εργαζόμαστε πάνω σε προσομοιωμένα δεδομένα. Ακολουθούν τα αποτελέσματα για το απλό σετ δεδομένων καθώς και για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων για τις περιπτώσεις που μελετώνται παραπάνω.

Πίνακας 5.16 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα της παραπάνω πειραματικής διαδικασίας.

	MSE EEG	MSE PCA-ICA	Improvement
Διαφορετικο latency-location- duration	7.3173e-004	6.2654e-005	0.0856
Διαφορετικο latency-location-duration(modulated)	8.6535e-004	7.4538e-005	0.0861

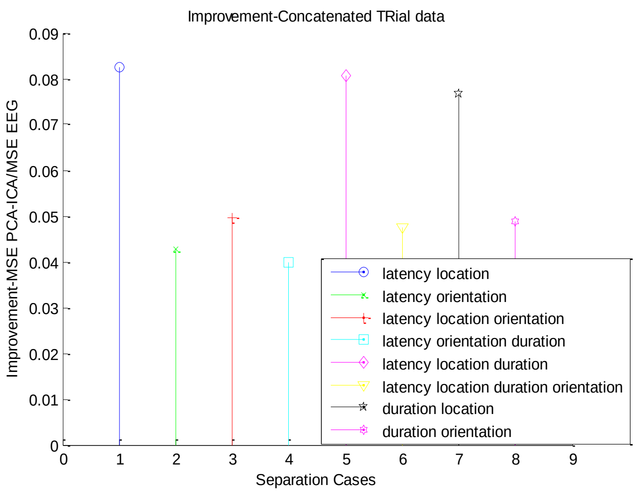
Σύμφωνα με τον παραπάνω πινάκα παρατηρείται σημαντική βελτίωση του σφάλματος. Το μεγάλο πλήθος δειγμάτων εξασφαλίζει την ευστάθεια και μια πιο συμπαγή απεικόνιση των δεδομένων.

Ακολουθούν τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα για όλες τις περιπτώσεις διαχωρισμού πηγών για δεδομένα πολλών δοκιμών με διαμόρφωση και χωρίς διαμόρφωση πλάτους. Στην ακόλουθη εικόνα (5.42) παρατηρείται σημαντική βελτίωση των ανακατασκευασμένων δεδομένων και οδηγούμαστε στο συμπέρασμα πως ο θόρυβος έχει εξαλειφθεί ικανοποιητικά.



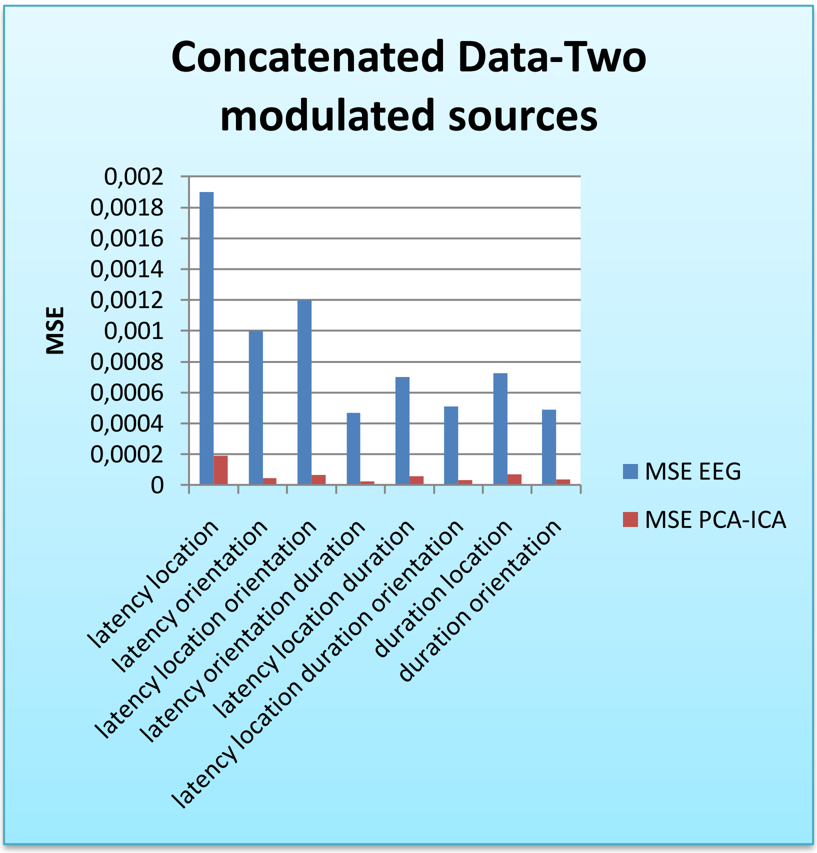
Σχήμα 5.42 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τις 8 περιπτώσεις διαχωρισμού πηγών.Τα δεδομένα είναι πολλών δοκιμών με 2 πηγές που διαφέρουν μεταξύ τους.

Για μια πιο γενική άποψη των αποτελεσμάτων στο ακόλουθο διάγραμμα παρουσιάζεται η βελτίωση (Improvement Ratio) σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού (Σχήμα 5.43).



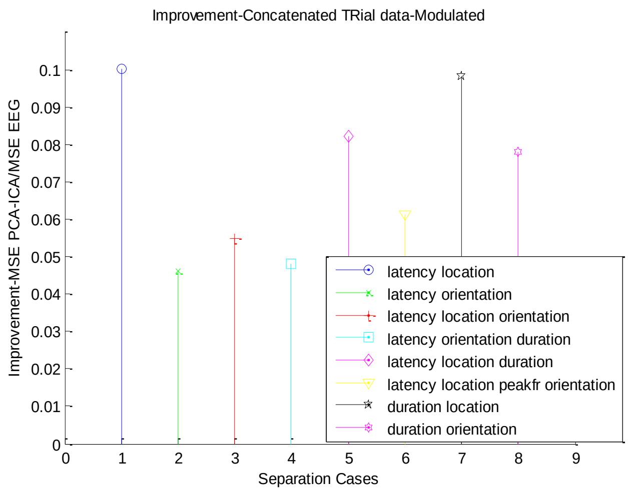
Σχήμα 5.43 : Διάγραμμα βελτίωσης για όλες τις περιπτώσεις διαχωρισμού των δυο πηγών. Η βελτιωση είναι σημαντικη σε ολες τις περιπτωσεις.

Παρακάτω βλέπουμε ικανοποιητικά αποτελέσματα για το σετ των δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους (Σχήμα 5.44, 5.45). Παρατηρείται σχεδόν μηδενικό σφάλμα σε κάθε περίπτωση διαχωρισμού. Η μείωση του σφάλματος σε συνδυασμό με την σωστή διαχωρισιμότητα των πηγών χαρακτηρίζει θετικά την αξιοπιστία της ICA σε δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών τόσο στο απλό σετ δεδομένων, όσο στο σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.



Σχήμα 5.44 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για τις 8 περιπτώσεις διαχωρισμού πηγών. Τα δεδομένα είναι modulated, concatenated με 2 πηγές που διαφέρουν μεταξύ τους.

Στην συνέχεια ακολουθεί το διάγραμμα της βελτίωσης (Improvement Ratio) και όπως προβλέπεται από το Σχήμα 5.44, οι χαμηλές τιμές του Improvement Ratio μαρτυρούν πολύ καλά αποτελέσματα. Η πειραματική διαδικασία στο 4^{o} κεφάλαιο έδειξε πως τα αποτελέσματα που προκύπτουν μετά από την επεξεργασία σε δεδομένα πολλών δοκιμών στο απλό σετ δεδομένων είναι αποδοτικότερα από τα αποτελέσματα που επιστρέφονται μετά από την επεξεργασία στο σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους. Αυτό επαληθεύεται και στην ανάλυση με δυο πηγές. Αν παρατηρηθούν τα διαγράμματα 5.43 και 5.45 προκύπτει πως η απόδοση για το απλό σετ δεδομένων είναι καλύτερη.



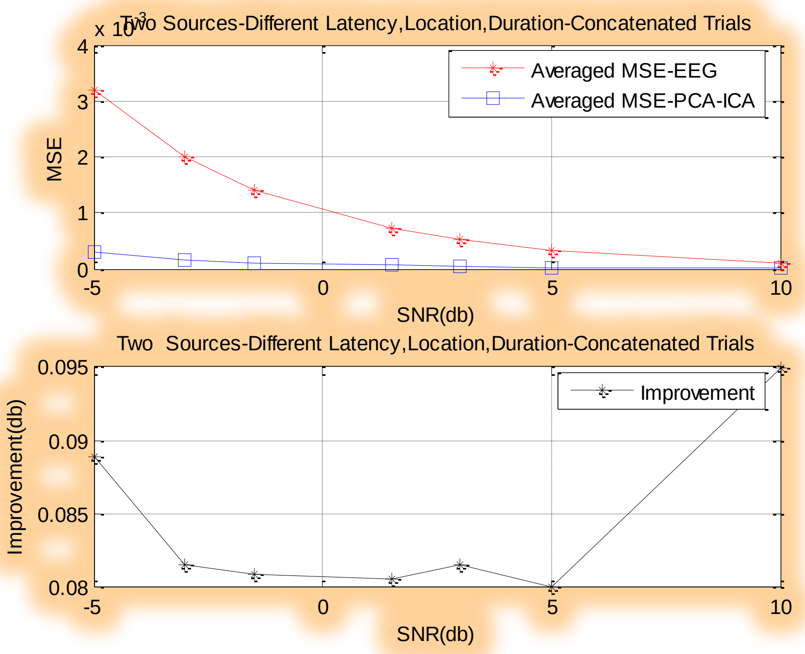
Σχήμα 5.45 : Διάγραμμα βελτίωσης για όλες τις περιπτώσεις διαχωρισμού των δυο διαμορφωμένων πηγών. Η βελτίωση είναι σημαντική σε όλες τις περιπτώσεις.

Παρατηρείται στα σχήματα 5.42, 5.43, 5.44, 5.45 πως για μεγάλο πλήθος δεδομένων μπορούν να ληφθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα για τις περιπτώσεις διαφορετική διάρκεια κορύφωσης (duration) – διαφορετική κατεύθυνση διπόλου (orientation), διαφορετική διάρκεια κορύφωσης (duration) – διαφορετική θέση διπόλου (location) οι οποίες είναι πιο σύνθετες καθώς ανακτάται η μια μόνο πηγή κατά τον διαχωρισμό.

Επιπλέον συγκριτικά με τα διαγράμματα που αφορούν τα δεδομένα μιας δοκιμής (Σχήματα 5.27, 5.28, 5.29, 5.30) η χρήση δεδομένων πολλών δοκιμών καθίσταται κατάλληλη καθώς είναι πιο αποδοτική.

5.4.1 Εξομοίωση σε διαφορετική ένταση θορύβου

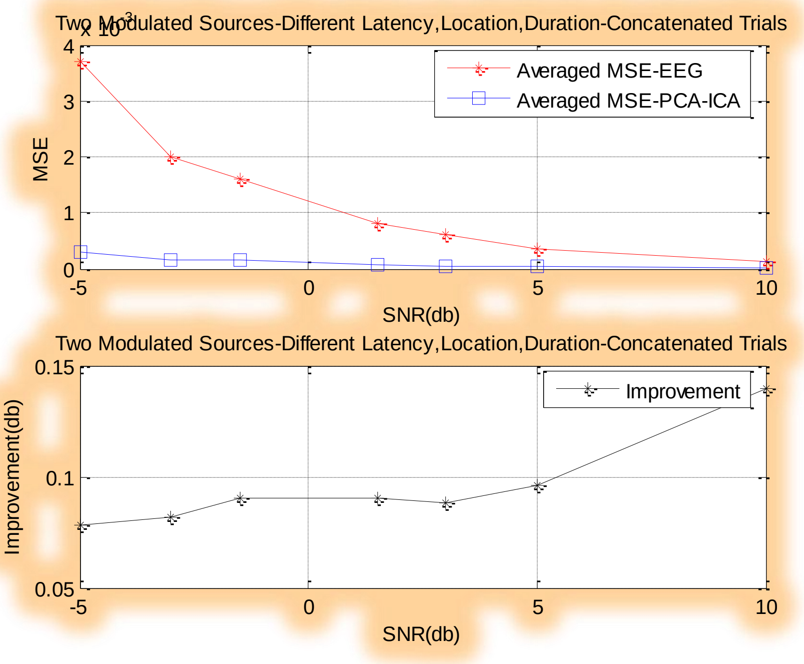
Μελετάται η περίπτωση που οι δύο πηγές προς διαχωρισμό διαφέρουν ως προς την χρονική υστέρηση (latency), την τοποθεσία του δίπολου μέσα στο κεφάλι (location) και την διάρκεια της κορύφωσης (duration) σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου.



Σχήμα 5.46 : Υπολογισμός των MSE-EEG, MSE PCA-ICA όταν το SNR παίρνει διαφορετικές τιμές. Τα δεδομένα είναι πολλαπλών δοκιμών και παράγονται με την βοήθεια δυο πηγών που διαφέρουν ως προς τις παραμέτρους latency, location,duration.

Όπως παρατηρείται στο παραπάνω σχήμα (5.46) που αφορά το απλό σετ δεδομένων η αύξηση του SNR έχει σαν αποτέλεσμα την μείωση των σφαλμάτων (MSE EEG, MSE PCA-ICA). Μάλιστα οι τιμές του σφάλματος στην περίπτωση των ανακατασκευασμένων δεδομένων (MSE PCA-ICA) είναι εμφανώς μικρότερες από τις αντίστοιχες τιμές στην περίπτωση των αρχικών δεδομένων με θόρυβο (MSE-EEG). Είναι ενθαρρυντικό το γεγονός πως για μεγάλες τιμές θορύβου η βελτίωση του σφάλματος είναι υψηλή.

Ακολουθεί η αντίστοιχη γραφική για την συμπεριφορά σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου στο διαμορφωμένο σετ των δεδομένων (Σχήμα 5.47).



Σχήμα 5.47 : Υπολογισμός των MSE-EEG, MSE PCA-ICA όταν το SNR παίρνει διαφορετικές τιμές. Τα δεδομένα είναι modulated, πολλαπλών δοκιμών και παράγονται με την βοήθεια δυο πηγών που διαφέρουν ως προς τις παραμέτρους latency, location,duration.

Τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι όμοια με τα παραπάνω. Η απόδοση στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων είναι όμοια με την απόδοση στο απλό σετ των δεδομένων. Η μικρή αλλαγή στην κλίμακα των διαγραμμάτων (Σχήμα 5.46, σχήμα 5.47) οφείλεται στο ότι αλλάζει το σήμα που μελετάται σε κάθε περίπτωση (απλή κορύφωση, διαμορφωμένη κορύφωση).

Παρατηρήσεις

➢ Σύμφωνα με τα παραπάνω, για όλες τις περιπτώσεις διαχωρισμού εξάγονται παρόμοια συμπεράσματα. Δηλαδή, επιτυχής διαχωρισμός των 2 πηγών και μείωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος στο ελάχιστο.

- Επιπλέον τα συμπεράσματα για τις ιδιαίτερες περιπτώσεις όπου υφίσταται η ανάκτηση της μιας εκ των δυο πηγών είναι εξίσου ικανοποιητικά ως προς την εξάλειψη του θορύβου.
- Τα συμπεράσματα που αφορούν το σετ διαμορφωμένων δεδομένων είναι όμοια με τα συμπεράσματα που απορρέουν από την επεξεργασία στο απλό σετ δεδομένων (τα διαμορφωμένα δεδομένα έχουν λίγο μικρότερη απόδοση από τα απλά δεδομένα).
- Τέλος, συμπεραίνεται πως όταν δυο πηγές διαχωρίζονται ικανοποιητικά σε περιβάλλον χωρίς θόρυβο, μπορούν εξίσου να έχουν ικανοποιητική διαχωρισιμότητα και σε περιβάλλον θορύβου.

5.5 Σύγκριση δεδομένων μιας δοκιμής – δεδομένων πολλών δοκιμών

Είναι εμφανές πως τα αποτελέσματα που προκύπτουν μετά από την επεξεργασία πάνω σε δεδομένα μιας δοκιμής (Σχήματα 5.59,5.60) μειονεκτούν συγκριτικά με αυτά που προκύπτουν μετά από την επεξεργασία σε δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών. Σε αυτή την περίπτωση των πολλών συνενωμένων δοκίμων (concatenated δεδομένα) τα δείγματα εκπαίδευσης είναι αρκετά ώστε να ικανοποιείται το κριτήριο της ευστάθειας και τα αποτελέσματα να είναι αρκετά ικανοποιητικά και στα δύο σετ δεδομένων [21].

- Η απόδοση στα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους μειονεκτεί ελάχιστα σε σχέση με την απόδοση στο απλό σετ στην περίπτωση των δεδομένων πολλών δοκιμών. Στα δεδομένα μιας δοκιμής αποδοτικότερο είναι το σετ διαμορφωμένων δεδομένων (τα ίδια προκύπτουν και από την επεξεργασία σε 1 πηγή).

- Για μεγάλο πλήθος δεδομένων μπορούν να ληφθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα για τις περιπτώσεις διαφορετική διάρκεια κορύφωσης (duration) – διαφορετική κατεύθυνση διπόλου (orientation), διαφορετική διάρκεια κορύφωσης (duration) – διαφορετική θέση διπόλου (location) οι οποίες είναι πιο σύνθετες καθώς ανακτάται η μια μόνο πηγή κατά τον διαχωρισμό.

Κεφάλαιο 6 Ανάλυση με Ν πηγές

6.1 Εισαγωγή

Στην παρούσα προσέγγιση η επεξεργασία πραγματοποιείται σε δεδομένα πολλών δοκιμών και η μέθοδος PCA-ICA εφαρμόζεται αρχικά σε κάθε κανάλι ξεχωριστά, στην συνέχεια, στα νέα δεδομένα που προκύπτουν, και έπειτα, σε όλα τα αρχικά κανάλια με θόρυβο με σκοπό την σύγκριση των μεθόδων. Η πειραματική διαδικασία διεξάγεται σε περιβάλλον θορύβου. Τα δεδομένα της παρούσας προσέγγισης δημιουργούνται με την βοήθεια Ν διπόλων που μεταβάλλονται σύμφωνα με Ν πηγές (N=7 ή 5).

Οι περιπτώσεις που μελετώνται είναι οι εξής:

- **Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση στο κεφάλι (location)**

Στην περιπτωση αυτή τα Ν δίπολα εναι τοποθετημένα σε διαφορετική θέση μέσα στο κεφάλι (διαφορετικό location) και μεταβάλλονται σύμφωνα με Ν ίδιες πήγες. Εχει προαναφερθεί σε προηγούμενο κεφάλαιο, πως η διαχωρισιμότητα των πηγων σε αυτή την περιπτωση δεν είναι εφικτή. Στην παρούσα φάση όμως, εξετάζεται αυτή η περίπτωση για να αποδειχθεί πιο αναλυτικά η ιδιαιτερότητα της, καθώς θα διαπιστωθεί η μη ικανότητα του αλγόριθμου να διακρίνει την διαφορά ανάμεσα στα δεδομένα Ν ίδιων πηγών σε διαφορετική θέση και στα δεδομένα μόνο μιας πηγής καθώς δεν υπάρχει γραμμική ανεξαρτησία.

- **Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)**

Στην περίπτωση αυτή τα Ν δίπολα είναι τοποθετημένα στην ίδια θέση στο κεφάλι και μεταβάλλονται σύμφωνα με Ν πηγές με διαφορετική θέση της κορύφωσης (διαφορετικό latency). Σε προηγούμενο κεφάλαιο εχει αποδειχθεί πως ο διαχωρισμός των πηγών σε αυτή την περίπτωση δεν είναι εφικτός. Στο κεφάλαιο αυτό εισάγεται και εξετάζεται μια καινούρια διαφοροποίηση, με την αρχική θεση της κορύφωσης της κάθε πηγής να αποκλίνει ανα δοκιμή.

- **N ίδιες πηγές σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency) και σε διαφορετική θέση (location)**

N δίπολα τοποθετημένα σε διαφορετική θέση στο κεφάλι που μεταβάλλονται σύμφωνα με N πηγές με διαφορετική χρονική υστέρηση (διαφορετική θέση της κορύφωσης). Έχει ήδη αποδειχθεί ο ικανοποιητικός διαχωρισμός των δύο πηγών στο κεφάλαιο 6 και παρακάτω θα επαληθευφθεί η διαχωρισιμότητα εξίσου και των N πηγών.

Στην παρακάτω παράγραφο (6.2) αναλύεται η εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA σε ένα τυχαία επιλεγμένο κανάλι και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Κατόπιν στην ίδια παράγραφο, εφαρμόζεται ο συνδυασμός PCA-ICA σε κάθε κανάλι. Στην συνέχεια εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA στα νέα «καθαρισμένα» κανάλια. Τέλος, στην παράγραφο 6.3 εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA στα αρχικά συνενωμένα δεδομένα πολλών δοκιμών με θόρυβο. Σκοπός είναι η συγκριση των αποτελεσμάτων της εκάστοτε μεθόδολογίας.

Αναλυτικά:

Πρώτη Μεθοδολογία

- Εφαρμογή PCA-ICA σε ένα τυχαία επιλεγμένο κανάλι των αρχικών δεδομένων πολλών δοκιμών.
- Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι.
- Εφαρμογή PCA-ICA στα νέα «καθαρισμένα» δεδομένα που προκύπτουν από το παραπάνω βήμα.

Δεύτερη Μεθοδολογία

- Εφαρμογή PCA-ICA στα αρχικά συνενωμένα δεδομένα πολλων δοκιμών με θόρυβο σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα.

6.2 Πρώτη Μεθοδολογία

Ακολουθεί η μεθοδολογία που εφαρμόζεται σε αυτή την παράγραφο.

Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά

- Αρχικά παράγονται τα προσομοιωμένα δεδομένα με 30 διαδοχικές δοκιμές και 30 κανάλια. Τα δεδομένα δημιουργούνται με την βοήθεια ενός σύνθετου διπόλου (γραμμικό συνδυασμό Ν διπόλων) που μεταβάλλεται σύμφωνα με Ν πηγές.
- Παράγονται τα δεδομένα σε περιβάλλον θορύβου με λόγο σήματος προς θόρυβο 1,5 db.
- Επιλέγεται αυθαίρετα ένα από τα 30 κανάλια .
- Εφαρμόζεται στο κανάλι αυτό ο συνδυασμός των γραμμικών μετασχηματισμών PCA-ICA.
- Προκύπτουν οι ανεξάρτητες συνιστώσες.
- Επιλέγεται κάθε μια από τις συνιστώσες και προβάλλεται πίσω στα αρχικά της στοιχεία.
- Συγκρίνεται η κάθε ανακατασκευασμένη (back projected) συνιστώσα με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο του επιλεγμένου καναλιού μέσω των συντελεστών συσχέτισης.
- Επιλέγονται οι τελικές συνιστώσες για προβολή πίσω στα κανάλια κρίνοντας από το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης.

Τα παραπάνω βήματα επαναλαμβάνονται για τα 30 κανάλια με σκοπό το φιλτράρισμα του θορύβου.

Στην συνέχεια:

Εφαρμογή PCA-ICA στα «καθαρισμένα» κανάλια

- Εφαρμογή PCA-ICA στα νέα δεδομένα.
- Εξαγωγή των ανεξάρτητων συνιστωσών.
- Σύγκριση των ανακατασκευασμένων (back projected) συνιστωσών με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο (αν επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των πηγών γίνεται σύγκριση των ανακατασκευασμένωνσυνιστωσών με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε πηγής).

- Επιλογή των τελικών συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια κρίνοντας από το διάγραμμα των Συντελεστών Συσχέτισης.

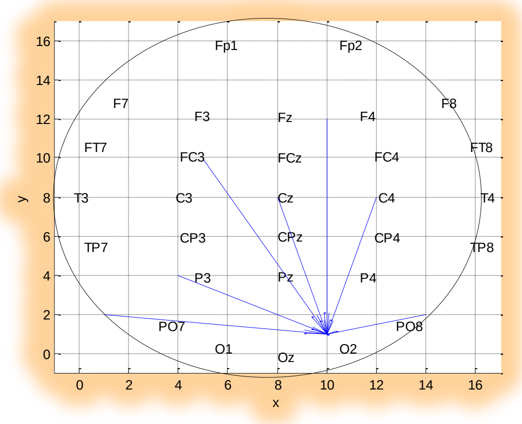
Παρακάτω εξετάζονται αναλυτικά οι περιπτώσεις που προαναφέρθηκαν στην εισαγωγή (N ίδιες πηγές σε διαφορετικό location, N ίδιες πηγές σε διαφορετικό latency, N ίδιες πηγές σε διαφορετικό latency και σε διαφορετικό location).

6.2.1 N ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση (location)

Περιγραφή των δεδομένων:

- Παράγονται δεδομένα με 7 πηγές όμοιες μεταξύ τους που βρίσκονται σε διαφορετική θέση. Υπενθυμίζεται πως οι 3 πρώτες συντεταγμένες αναφέρονται στην τοποθεσία του δίπολου μέσα στο κεφάλι και οι 3 τελευταίες συντεταγμένες στην κατεύθυνση και το μέγεθός του.
- Τα συνενωμένα δεδομένα αποτελούνται από 30 δόκιμες με 400 δείγματα ανά δοκιμή.
- Η χρονική διάρκεια της κορύφωσης είναι 0.06 sec. Για τα δοιαμορφωμένα δεδομένα η χρονική διάρκεια της διαμορφωμένης κορύφωσης είναι 0.5 sec και η συχνότητα του φέροντος είναι 4 Hz.
- Η διάρκεια του σήματος κάθε δοκιμής είναι και για τα δυο σετ δεδομένων 1.6 sec.
- Τα δίπολα βρίσκονται στις θέσεις [10 12 1 10 1 10], [1 2 3 10 1 10], [12 8 5 10 1 10], [4 4 3 10 1 10], [8 8 6 10 1 10], [14 2 4 10 1 10], [5 10 2 10 1 10]. Στο παρακάτω σχήμα (6.1) φαίνονται ξεκάθαρα οι θέσεις των 7 διπόλων.

Κατά την δημιουργία των πολλαπλών δοκιμών δεν διαφοροποιήθηκε καμιά από τις παραμέτρους.



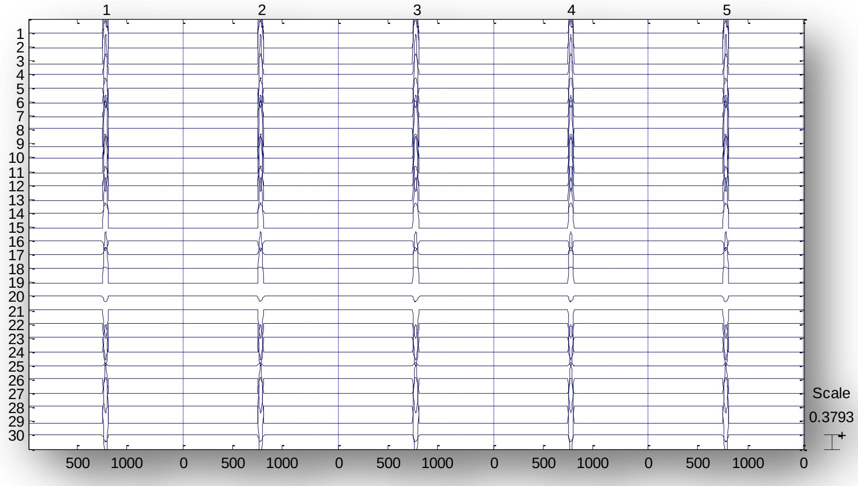
Σχήμα 6.1: Τα 7 δίπολα τοποθετημένα μέσα στο κεφάλι. Παρατηρείται πως βρίσκονται σε διαφορετική τοποθεσία και έχουν όλα την ίδια κατεύθυνση. Οι τοποθεσίες των διπόλων είναι ίδιες για τα δύο σετ δεδομένων (απλό σετ, modulated σετ δεδομένων)

<u>Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά</u>

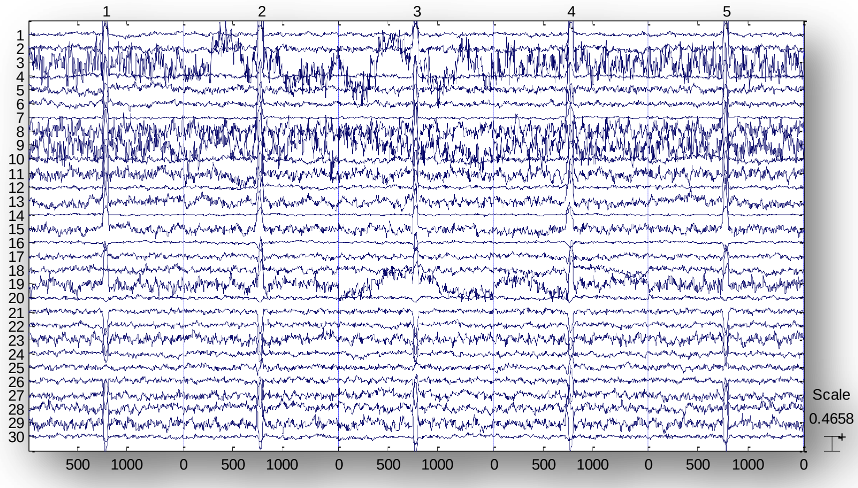
➢ Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων

- **30 κανάλια-30 δοκιμές**

Παράγονται συνενωμένα δεδομένα 30 δοκιμών για 30 κανάλια. Αναπαρίστανται γραφικά τα διαγράμματα για τα απλά δεδομένα χωρίς θόρυβο, τα απλά δεδομένα με θόρυβο και αντίστοιχα για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (modulated data) χωρίς θόρυβο και τα διαμορφωμένα δεδομένα με θόρυβο (Σχήμα 6.2, Σχήμα 6.3). Εξετάζοντας τα διαγράμματα που ακολουθούν μπορεί να διαπιστωθεί πως όταν οι πηγές είναι ακριβώς ίδιες μεταξύ τους και βρίσκονται σε διαφορετική θέση μέσα στο κεφάλι τα δεδομένα που προβάλλονται πίσω στα κανάλια απεικονίζονται με τον ίδιο τρόπο με τα δεδομένα μιας πηγής.

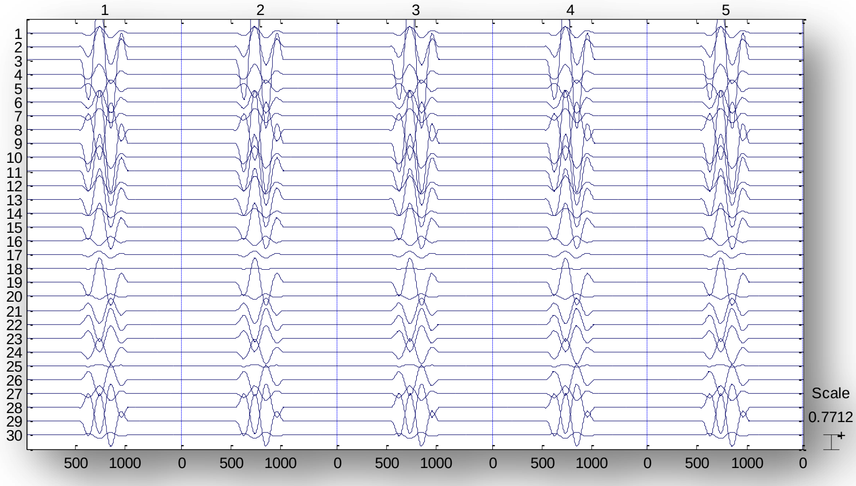


(α)

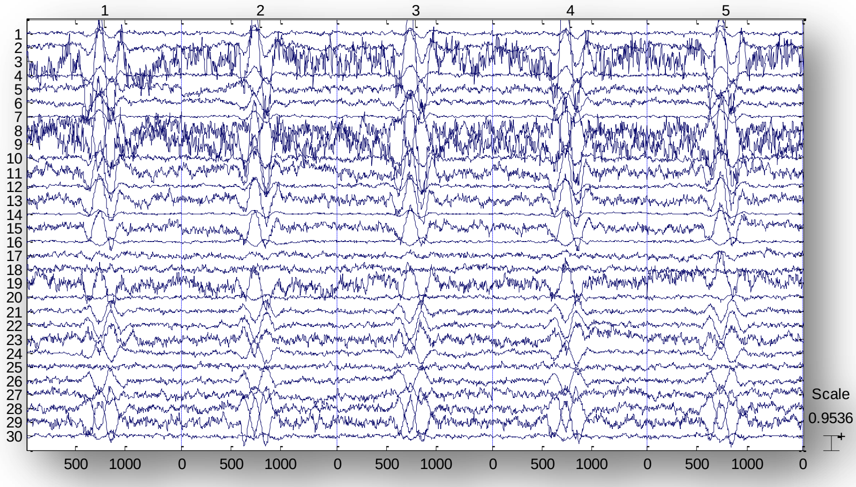


(β)

Σχήμα 6.2 : Concatenated trials 30 channels ,30 trials με 7 πηγές τοποθετημένες σε διαφορετική θέση χωρίς θόρυβο (α), με θόρυβο (β). (Παρουσιάζονται οι 5 πρώτες δοκιμές)



(α)

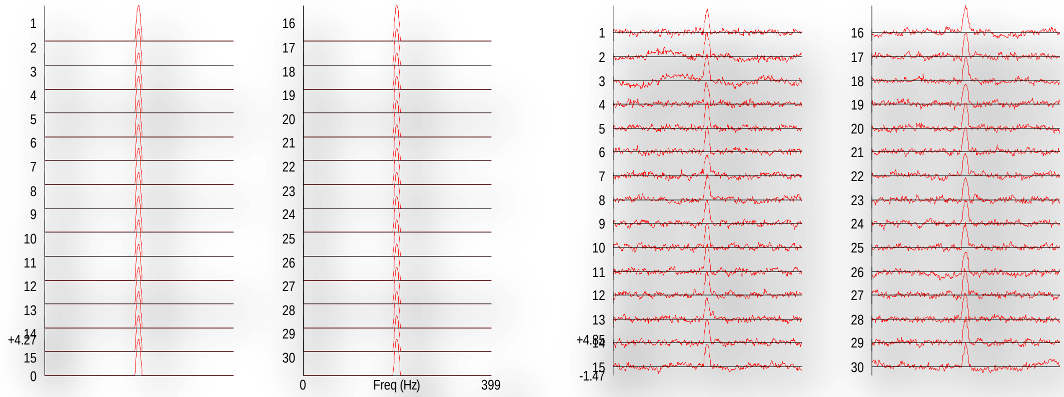


(β)

Σχήμα 6.3 : Concatenated trials 30 channels με 7 modulated πηγές τοποθετημένες σε διαφορετική θέση χωρίς θόρυβο (α), με θόρυβο (β). (Παρουσιάζονται οι 5 πρώτες δοκιμές)

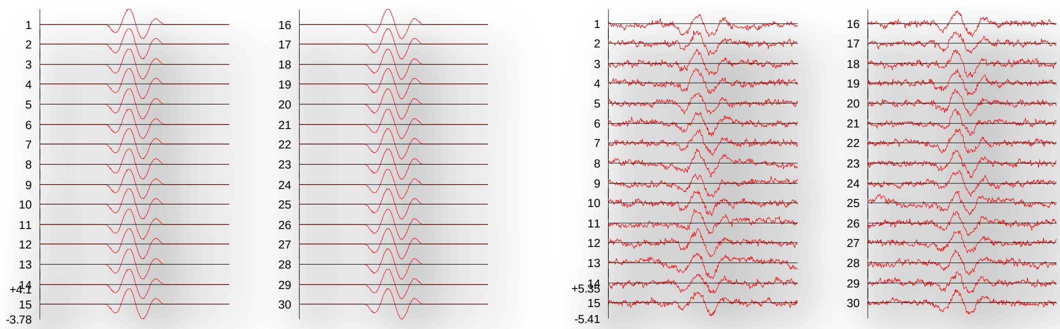
- **1 κανάλι – 30 δοκιμές**

Επιλέγεται αυθαίρετα κάποιο κανάλι από τα παραπάνω δεδομένα (Σχήμα 6.2, Σχήμα 6.3). Στην περίπτωση αυτή επιλέγεται το τρίτο κανάλι (ηλεκτρόδιο C3). Σκοπός είναι στο κανάλι αυτό να εφαρμοστεί η συνδυαστική PCA-ICA. Παρακάτω ακολουθούν οι γραφικές παραστάσεις των 30 δοκιμών του καναλιού χωρίς θόρυβο και με θόρυβο αντίστοιχα. Το κανάλι όπως εξηγήθηκε παραπάνω αποτελείται από 30 διαδοχικές και πανομοιότυπες δοκιμές. Τοποθετείται η κάθε δοκιμή κάτω από την άλλη και προκύπτουν τα έτοιμα δεδομένα για εισαγωγή και επεξεργασία στον αλγόριθμο Infomax. Εισάγονται στον αλγόριθμο τα δεδομένα με θόρυβο (Σχήμα 6.4(β), Σχήμα 6.5(β)).



(α) **(β)**

Σχήμα 6.4: Τρίτο κανάλι των δεδομένων χωρίς θόρυβο (α), τρίτο κανάλι των δεδομένων με θόρυβο (β). Η κάθε δοκιμή είναι τοποθετημένη κάτω από την άλλη.

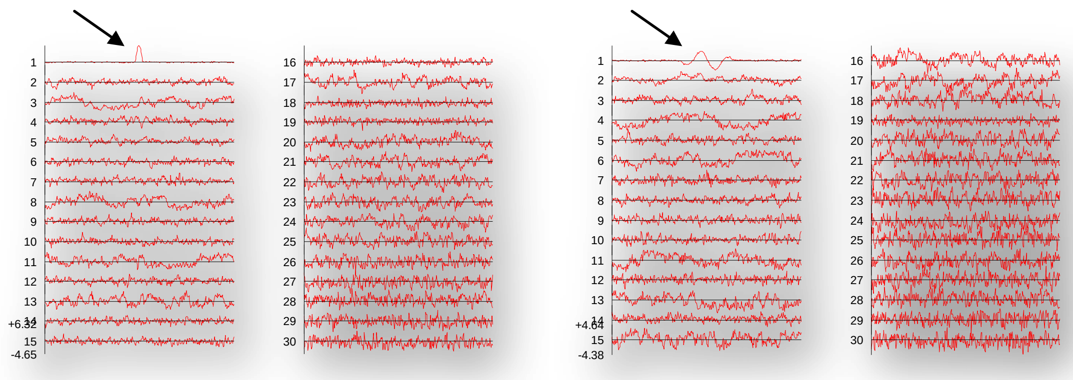


(α) **(β)**

Σχήμα 6.5 : Τρίτο κανάλι των modulated δεδομένων χωρίς θόρυβο (α), τρίτο κανάλι των modulated δεδομένων με θόρυβο (β). Η κάθε δοκιμή είναι τοποθετημένη κάτω από την άλλη.

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Όπως προαναφέρθηκε επιλέγεται τυχαία κάποιο κανάλι (το τρίτο στην προκειμένη περίπτωση - C3 ηλεκτρόδιο) και εφαρμόζεται ο αλγόριθμος. Παρουσιάζονται οι ανεξάρτητες συνιστωσες όπως προκύπτουν μετά από την επεξεργασία PCA-ICA για το άπλο σετ και αντίστοιχα για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων.



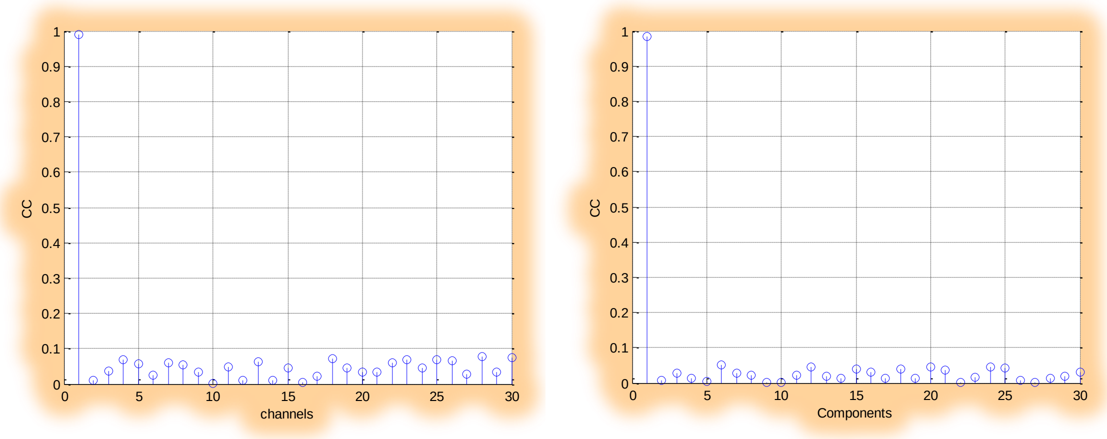
(α) **(β)**

Σχήμα 6.6 : Independent components για τα απλά δεδομένα (αριστερά), για τα modulated δεδομένα (δεξιά). Και στις 2 περιπτώσεις διακρίνονται οι πηγές στην πρώτη συνιστώσα.

Παρατηρείται τόσο στο απλό, όσο και στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων πως προκύπτει μια πηγή σήματος και πολλές πηγές θορύβου (Σχήμα 6.6).

➢ Συντελεστές Συσχέτισης – Προβολή πίσω στα κανάλια

Προβάλλονται πίσω στα αρχικά τους στοιχεία οι συνιστώσες του σχήματος 6.6 (α,β) και τα δεδομένα που προκύπτουν συγκρίνονται κάθε φορά με τα δεδομένα χωρίς θόρυβο των σχημάτων 6.4 (α), 6.5 (α) και προκύπτουν οι αντίστοιχοι συντελεστές συσχέτισης (Σχήμα 6.7 (α),(β)). Ο υπολογισμός της συσχέτισης γίνεται στο τρίτο κανάλι (στην προκειμένη περίπτωση το τρίτο καναλι αντιστοιχεί στην τρίτη δοκιμή).



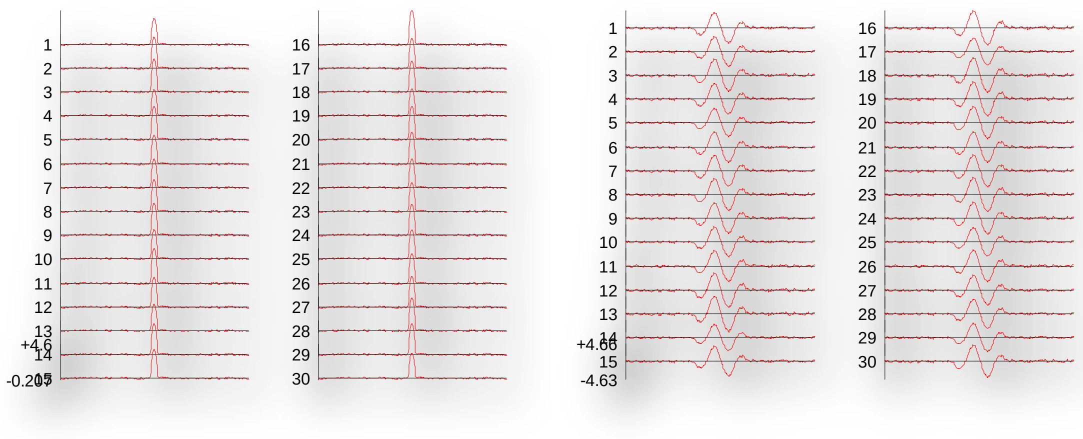
(α) **(β)**

Σχήμα 6.7 : Το correlation ανάμεσα στα back projected δεδομένα και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο του τρίτου καναλιού ,για τα άπλα δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β).

Μελετώντας το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης επαληθεύεται η παραπάνω υπόθεση. Πράγματι, το αποτέλεσμα είναι μια κύρια πηγή και πολλές πηγές θορύβου. Τα συμπεράσματα είναι όμοια για τα δύο σετ δεδομένων.

➢ Επιλογή Συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Στην συνέχεια, επιλέγεται η συνιστώσα που περιέχει το σήμα πηγής και προβάλλεται πίσω στα αρχικά της στοιχεία. Σαν αποτέλεσμα επιστρέφονται οι 30 νέες δοκιμές καθαρισμένες από τον θόρυβο.



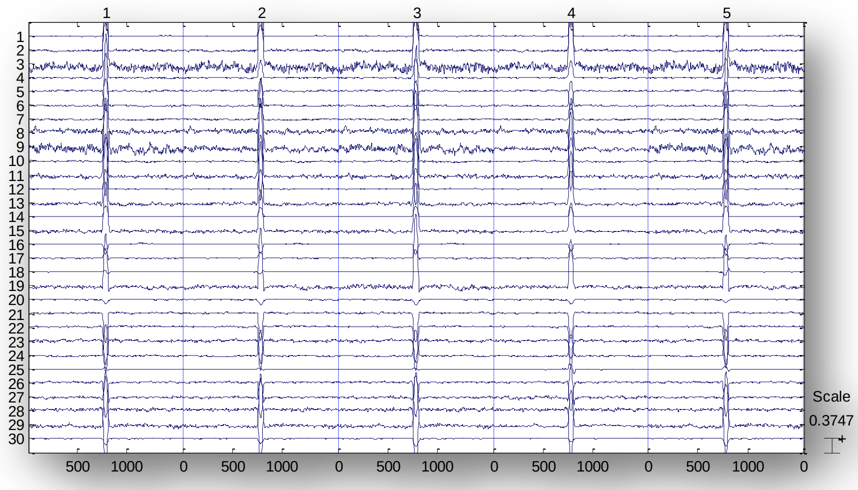
(α) **(β)**

Σχήμα 6.8 : Back projected δεδομένα με επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας, για τα απλά δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β).

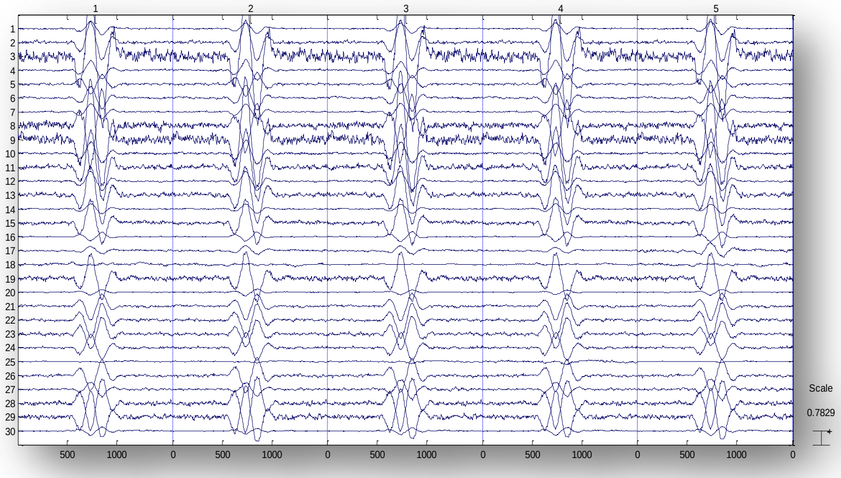
Παραπάνω εξηγείται διεξοδικά ο τρόπος που εφαρμόζεται ο αλγόριθμος Infomax σε κάποιο επιλεγμένο κανάλι. Παρατηρείται πως αν και η επεξεργασία γίνεται πάνω σε δεδομένα πολλών δοκιμών η μέθοδος PCA-ICA ουσιαστικά εφαρμόζεται πάνω σε δεδομένα μιας δοκιμής. Στην συνέχεια η παραπάνω πειραματική διαδικασία θα εφαρμοστεί σε κάθε κανάλι. Αυτό αποσκοπεί στο φιλτράρισμα του θορύβου με την βοήθεια της ανάλυσης συνιστωσών σε κάθε κανάλι ξεχωριστά.

➢ Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά

Στο σημείο που σαν έξοδος από τον αλγόριθμο προκύπτει μια κύρια πηγή (οι μίξεις των N πηγών) και πολλές συνιστώσες θορύβου, επιλέγονται οι συνιστώσες που περιέχουν τα σήματα πηγής και προβάλλονται πίσω στα αρχικά τους στοιχεία (στην προκειμένη περίπτωση επιλέγεται πάντα η πρώτη συνιστώσα). Σαν αποτέλεσμα επιστρέφονται οι 30 δοκιμές καθαρισμένες από τον θόρυβο. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται για τα 30 κανάλια με αποτέλεσμα να αφαιρεθεί σημαντικό μέρος του θορύβου από τα αρχικά δεδομένα. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν φαίνονται στο Σχήμα 6.9 για τα απλά δεδομένα και στο Σχήμα 6.10 για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους.



Σχήμα 6.9 : Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι των αρχικών δεδομένων με θόρυβο.



Σχήμα 6.10 : Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι των modulated δεδομένων με θόρυβο.

Με το μάτι γίνεται αντιληπτό πως αφαιρείται μεγάλο τμήμα του θορύβου που εμπεριέχεται στα κανάλια. Υπολογίζεται το σχετικό σφάλμα σε σχέση με τα αρχικά χωρίς θόρυβο δεδομένα και παρουσιάζεται στον παρακάτω πίνακα (6.1).

Πινακας 6.1 : Συγκεντρωτικα αποτελεσματα για την περιπτωση Διαφορετικο Location της 1ης μεθοδολογίας

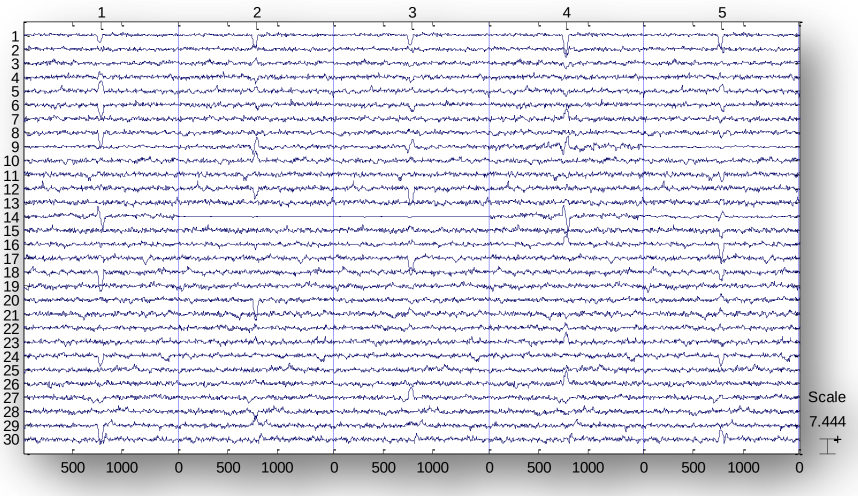
Διαφορετικο Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά)
Απλο σετ δεδομενων	0.1370	0.0086
Modulated σετ δεδομενων	0.5238	0.0504

Από τον παραπάνω πινακα διαπιστώνεται η ικανοποιητική αφαίρεση μεγάλου τμήματος θορύβου των αρχικών δεδομένων. Επομένως το συμπέρασμα που απορρέει είναι πως η παραπάνω διαδικασία είναι μια καλή και γρήγορη μέθοδος διαχωρισμού από τον θόρυβο καθώς εφαρμόζεται σε κάθε κανάλι ξεχωριστά (δηλαδή σε λίγα δείγματα εκπαίδευσης) και όχι στον πολύ μεγάλο όγκο δεδομένων που προϋποθέτει η εφαρμογή σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα.

Εφαρμογή PCA-ICA στα καθαρισμένα κανάλια

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Στο σημείο αυτό εφαρμόζεται η Ανάλυση Ανεξάρτητων Συνιστωσών στα νέα «καθαρισμένα» δεδομενα (Σχήμα 6.9) που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του αλγόριθμου σε κάθε κανάλι ξεχωριστά. Τα αποτελέσματα δεν είναι ικανοποιητικά καθώς οι ανεξάρτητες συνιστώσες που επιστρέφονται έχουν διάσπαρτη πληροφορία σε όλα τα κανάλια και σε όλες τις δοκιμές με αποτέλεσμα να μην είμαστε σε θέση να κρίνουμε ποιές συνιστώσες θα επιλέξουμε – απορρίψουμε. Το αποτέλεσμα αυτό στο Σχήμα 6.11 πιθανότατα δεν είναι σωστό διότι εισάγεται στον αλγόριθμο διαχωρισμού πληροφορία με μειωμένα επίπεδα θορύβου (σχεδόν μηδενικό σφάλμα) σε συνδυασμό με το γεγονός πως ο ICA αντιλαμβάνεται τα δεδομένα Ν πηγών σε διαφορετική θέση (location) σαν δεδομένα μιας πηγής. Επομένως, η διαδικασία σταματάει εδώ καθώς δεν εχει νόημα η περαιτέρω μελέτη αυτής της περίπτωσης.



Σχήμα 6.11 : Ανεξάρτητες συνιστώσες για τα απλά δεδομένα

6.2.2 Ν ίδιες πηγές σε ίδια θέση (location) αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)

Περιγραφή των δεδομένων:

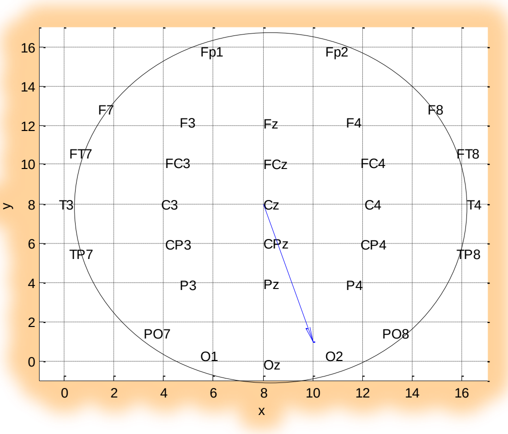
Απλά δεδομένα

- Παράγονται δεδομένα με 7 πηγές όμοιες μεταξύ τους που βρίσκονται σε διαφορετική χρονική υστέρηση. Κατά την δημιουργία των πολλαπλών δοκιμών δεν διαφοροποιήθηκε καμιά από τις παραμέτρους. Η μόνη διαφορά είναι ότι υπάρχει μικρή απόκλιση της θέσης της κορύφωσης σε κάθε πηγή ανά δοκιμή (random shift of latency in every trial). Έτσι, οι κορυφώσεις έχουν τοποθετηθεί στα δείγματα 50,100,150,200,250,300,350 με απόκλιση της τάξης ±8 (το standard deviation της θέσης της κορύφωσης είναι ±8).
- Τα 7 δίπολα βρίσκονται τοποθετημένα στο ίδιο σημείο και έχουν την ίδια κατεύθυνση. Πιο συγκεκριμένα, βρίσκονται στην θέση (8, 8, 3) και έχουν κατεύθυνση προς την θέση (10,1,10) , στον τρισδιάστατο χώρο (Σχήμα 6.12).
- Τα συνενωμένα δεδομένα αποτελούνται από 30 δοκιμές με 400 δείγματα ανά δοκιμή. Η διάρκεια του σήματος κάθε δοκιμής είναι 1,6 sec.
- Η χρονική διάρκεια της κορύφωσης είναι 0.06 sec.

Διαμορφωμένα δεδομένα

- Παράγονται δεδομένα με 5 πηγές όμοιες μεταξύ τους που βρίσκονται σε διαφορετικό latency. Οι κορυφώσεις βρίσκονται στα δείγματα 100, 150, 200, 250, 300 με απόκλιση της τάξης ±8.
- Τα δίπολα είναι όλα τοποθετημένα στην θέση [8 8 3 10 1 10] (Σχήμα 6.12).

- Τα συνενωμένα δεδομένα αποτελούνται από 30 δοκιμές με 400 δείγματα ανά δοκιμή. Η διάρκεια του σήματος κάθε δοκιμής είναι 1,6 sec.
- Η χρονική διάρκεια της κορύφωσης είναι 0.5 sec.



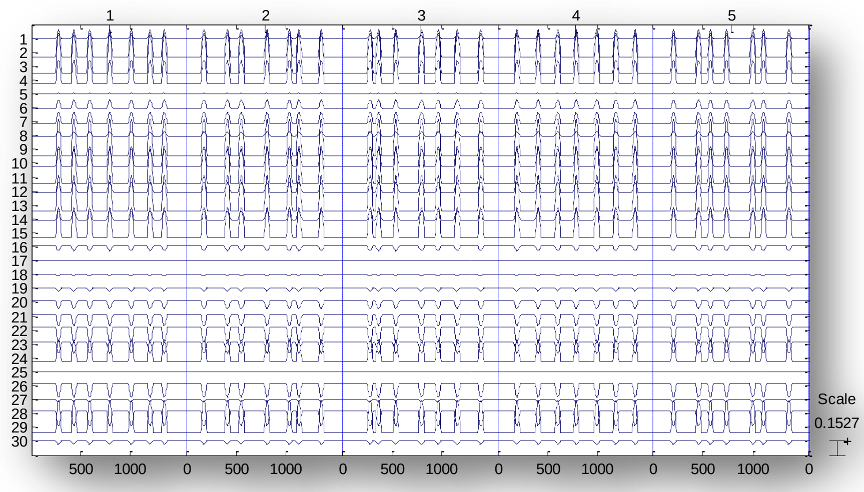
Σχήμα 6.12 : Θέση, διεύθυνση και φορά των διπόλων. Τα δίπολα έχουν ίδιες συντεταγμένες. Οι τοποθεσιες των διπολων είναι ιδιες για τα δυο σετ δεδομένων (απλο σετ, modulated σετ δεδομένων)

Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά

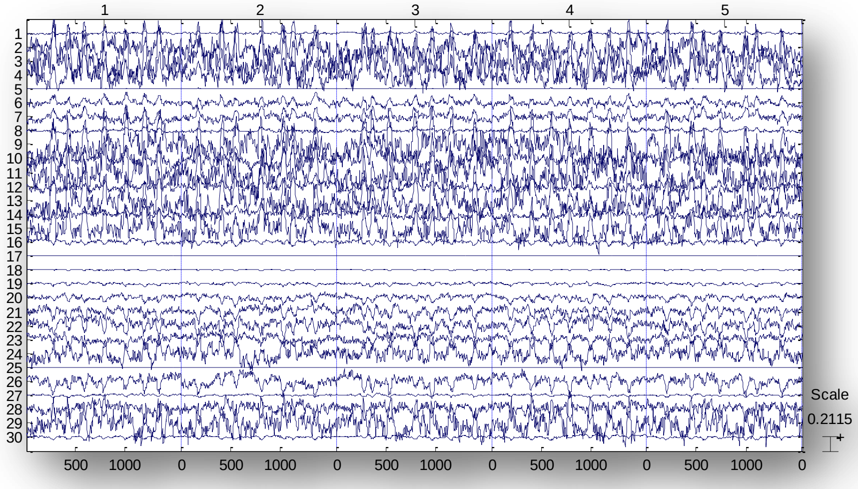
➢ Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων

- **30 κανάλια-30 δοκιμές**

Ακολουθούν τα διαγράμματα για τα απλά δεδομένα χωρίς θόρυβο, τα απλά δεδομένα με θόρυβο και αντίστοιχα για τα διαμορφωμένα δεδομένα χωρίς θόρυβο και τα διαμορφωμένα δεδομένα με θόρυβο (Σχήμα 6.13, Σχήμα 6.14). Σε κάθε περίπτωση παρουσιάζονται οι 5 πρώτες δοκιμές.

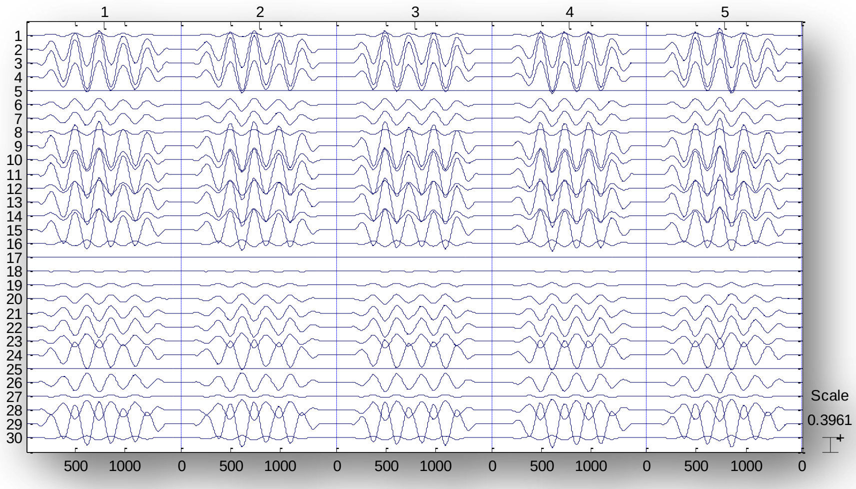


(α)

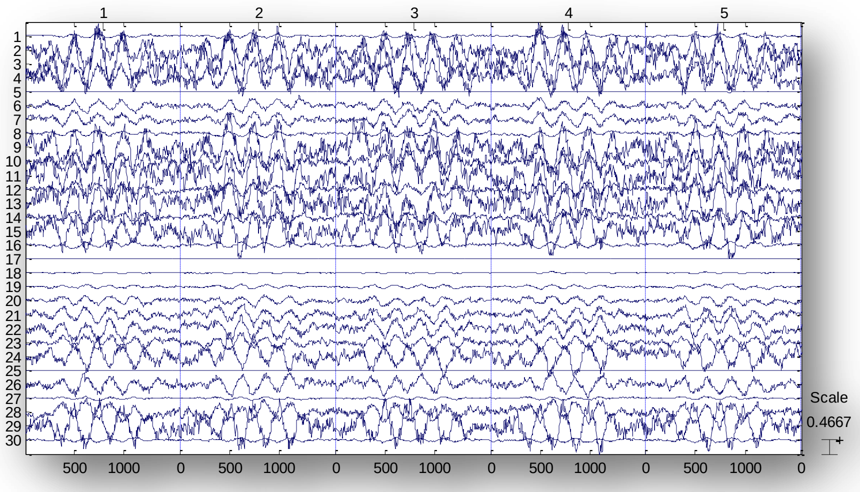


(β)

Σχήμα 6.13 : Concatenated trials 30 channels, 30 trials με 7 πήγες τοποθετημένες σε διαφορετικό latency χωρις θόρυβο(α), με θορυβο (β) .



(α)

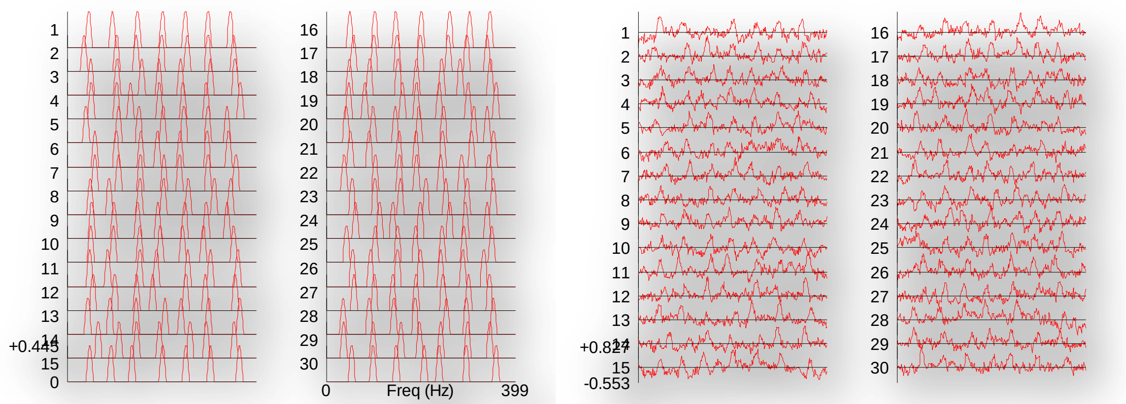


(β)

Σχήμα 6.14 : Concatenated trials 30 channels, 30 trials με 5 modulated πηγές τοποθετημένες σε διαφορετικό latency χωρίς θόρυβο (α), με θόρυβο (β).

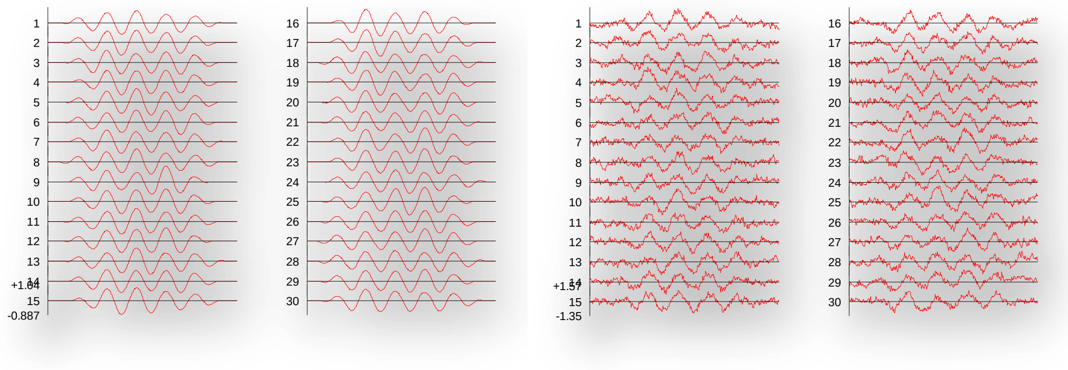
- **1 κανάλι-30 δοκιμές**

Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζονται τα δεδομένα του καναλιού προς επεξεργασία σε κάθε περίπτωση. Παρατηρείται μικρή αλλαγή της θέσης των κορυφώσεων ανά δοκιμή (Σχημα 6.15 (α) για το απλό σετ δεδομένων, Σχήμα 6.16 (α) για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων).



(α) **(β)**

Σχήμα 6.15 : Τρίτο κανάλι των δεδομένων χωρίς θόρυβο (α), τρίτο κανάλι των δεδομένων με θόρυβο (β), η κάθε δοκιμή είναι τοποθετημένη κάτω από την άλλη.



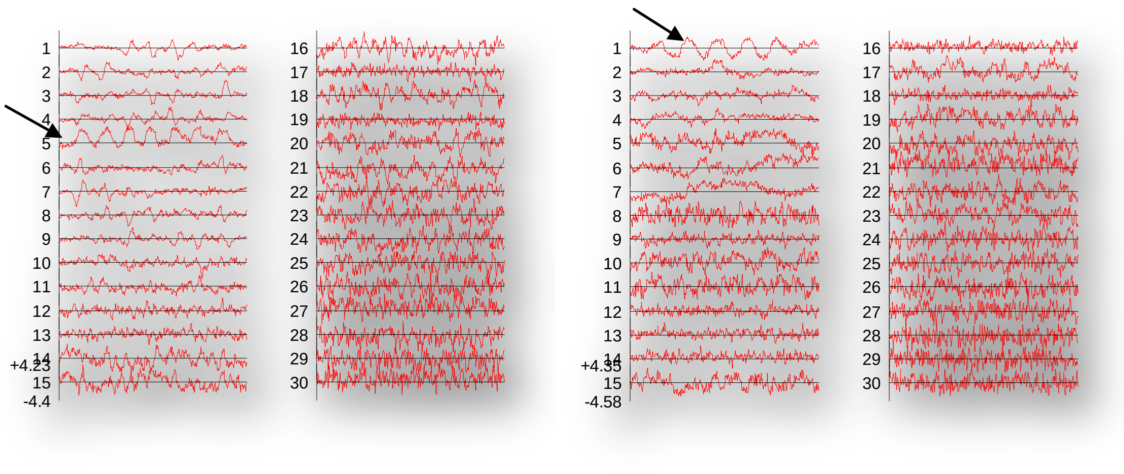
(α) (β)

Σχήμα 6.16 : Τρίτο κανάλι των modulated δεδομένων χωρίς θόρυβο (α), τρίτο κανάλι των modulated δεδομένων με θόρυβο (β), η κάθε δοκιμή είναι τοποθετημένη κάτω από την άλλη.

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών στο 3^{ο} κανάλι

Όπως προκύπτει από το παρακάτω διάγραμμα των ανεξάρτητων συνιστωσών (Σχήμα 6.17 (α)), επικρατεί σύγχυση όσον αφορά το απλό σετ δεδομένων. Παρατηρείται συγκεντρωμένη πληροφορία στα αρχικά κανάλια και ιδιαιτέρως στην 5^{η} συνιστώσα. Επιπλέον, και σε αυτή την περίπτωση παρατηρείται γραμμική μίξη των 6 πηγών. Ωστόσο, καθίσταται δύσκολη η διαδικασία επιλογής ή απόρριψης συνιστωσών διότι μπορεί να επιλεγούν συνιστώσες που δεν απεικονίζουν πραγματική πληροφορία. Το γεγονός αυτό οφείλεται στην απόκλιση της χρονικής υστέρησης ανά δοκιμή (random shift of latency in every trial). Στο σχήμα 6.15 (α) διακρίνονται ξεκάθαρα οι διαφοροποιήσεις ανά δοκιμή λόγω της προαναφερθείσας απόκλισης.

Στα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους η γραμμική μίξη των πηγών διακρίνεται στην πρώτη συνιστώσα (Σχήμα 6.17 (β)). Σε αυτή την περίπτωση η απόκλιση είναι αρκετά μικρή με αποτέλεσμα να μην επηρεαστούν αρνητικά τα αρχικά διαμορφωμένα σήματα και το αποτέλεσμα μετά την εφαρμογή του αλγόριθμου να είναι ικανοποιητικό. Πράγματι, στο σχήμα 6.16 (α) διακρίνονται πολύ μικρές διαφοροποιήσεις ανά δοκιμή.



(α) (β)

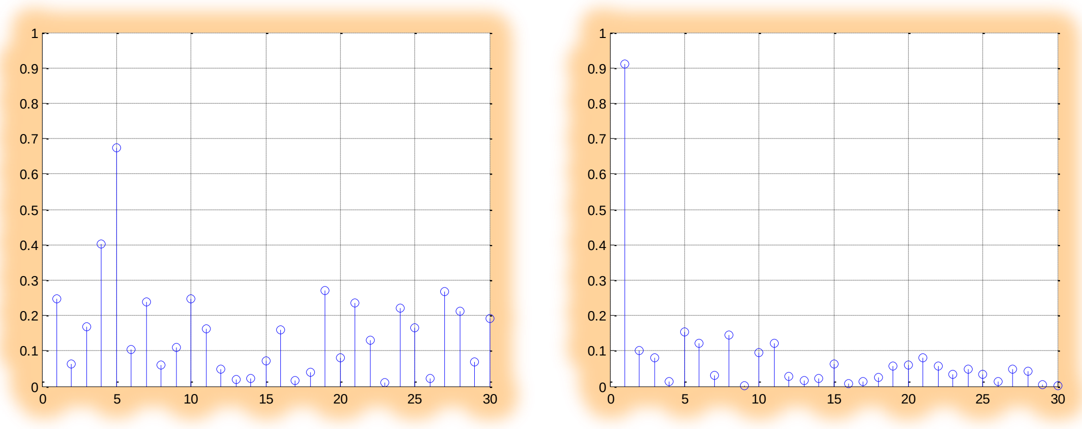
Σχήμα 6.17 : Ανεξάρτητες συνιστώσες για τα απλά δεδομένα (α), για τα διαμορφωμένα δεδομένα (β)

➢ Συντελεστές Συσχέτισης – Προβολή συνιστωσών πίσω στα κανάλια

Όσον αφορά τα απλά δεδομένα, από το παραπάνω διάγραμμα των ανεξάρτητων συνιστωσών (Σχήμα 6.18 (α)) προκύπτει μια γραμμική μίξη των σημάτων πηγής στην 5η συνιστώσα. Επιπλέον, με το μάτι διακρίνεται αρκετή διασκορπισμένη πληροφορία στα αρχικά κανάλια. Οι συνιστώσες που επιλέχθηκαν τελικά για προβολή πίσω στα αρχικά τους στοιχεία είναι αυτές με συντελεστή συσχέτισης μεγαλύτερο από 0.1, διότι όπως προέκυψε από τις πειραματικές δοκιμές, φέρουν ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Το MSE σε σχέση με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο του 3ου καναλιού εκτιμάται 0.0118. Ωστόσο, το αποτέλεσμα αυτό δεν είναι το βέλτιστο εφόσον κατά την διεξαγωγή των πειραμάτων παρατηρήθηκε πως η επιλογή των συνιστωσών 4, 5, 1 και 10 μειώνει το σφάλμα σε 0.0094. Από την άλλη, η επιλογή των συνιστωσών 4 και 5 που αντιστοιχούν στους συντελεστές συσχέτισης με τις δύο μεγαλύτερες τιμές επιστρέφουν εξίσου ικανοποιητικό αποτέλεσμα καθώς το MSE σε αυτή την περίπτωση υπολογίζεται ίσο με 0.0119. Η επιλογή των κατάλληλων συνιστωσών είναι μια δύσκολη διαδικασία καθώς μπορεί να απορριφθούν συνιστώσες με χρήσιμη πληροφορία. Στην παρούσα διπλωματική συνήθως επιλέγονται συνιστώσες οι οποίες έχουν συντελεστές συσχέτισης μεγαλύτερους από κάποιο συγκεκριμένο κατώφλι το οποίο οδηγεί στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Η διαδικασία που ακολουθείται έχει ως εξής, υπολογίζεται το σφάλμα για κάθε πιθανό κατώφλι (0.1 εώς 0.9) και επιλέγεται αυτό που επιστρέφει το βέλτιστο αποτέλεσμα (δηλαδή το μικρότερο σφάλμα). Ο τρόπος αυτός κρίνεται αποδοτικός και αντικειμενικός καθως επιστρέφει συνήθως τις καταλληλότερες συνιστώσες για προβολή πίσω στα κανάλια και για αυτόν τον λόγο χρησιμοποιείται στην προκειμένη περίπτωση.

Όσον αφορά τα διαμορφωμένα δεδομένα, επιλέχθηκαν οι συνιστώσες 1, 2, 5, 6, 8, 11. Δηλαδή οι συνιστώσες με τιμές συντελεστών συσχέτισης μεγαλύτερες από 0.1. Πολλές από αυτές τις συνιστώσες που επιλέχθηκαν έχουν χαμηλή συσχέτιση με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο. Ωστόσο δεν απορρίπτονται διότι επιστρέφουν καλύτερο αποτέλεσμα (μικρότερο σφάλμα) σε σχέση με αυτό που προκύπτει από την επιλογή μόνο της πρώτης συνιστώσας.

Στην περίπτωση που το αντικείμενο της μελετής είναι αληθινό ηλεκτροεγκεφαλογράφημα προτείνεται η επιλογή συνιστωσών από τα πρώτα κανάλια καθώς εκεί συνήθως συγκεντρώνεται το μεγαλύτερο μέρος της πληροφορίας.

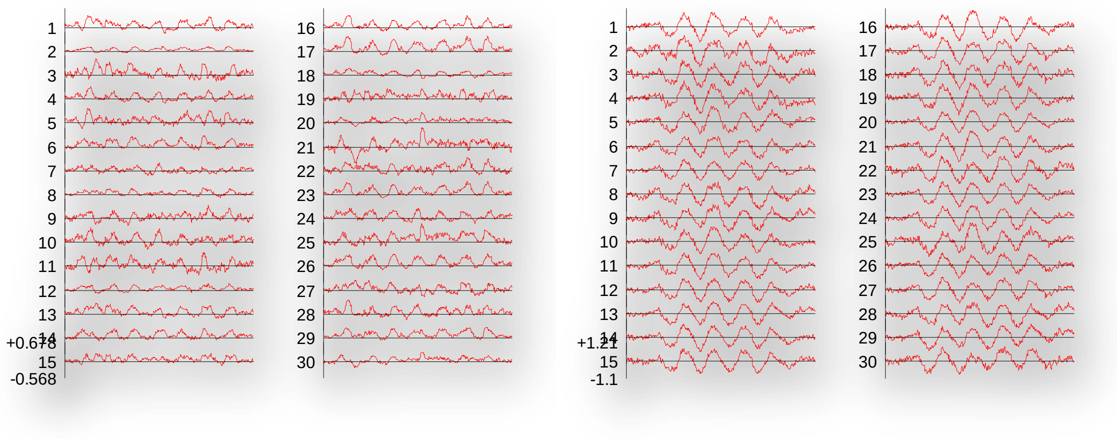


(α) (β)

Σχήμα 6.18 : Η συσχέτιση ανάμεσα στα back projected δεδομένα και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο του τρίτου καναλιού, για τα απλά δεδομένα (α) ,για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β).

➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζονται τα ανακατασκευασμένα δεδομένα όπως προκύπτουν από τα παραπάνω.

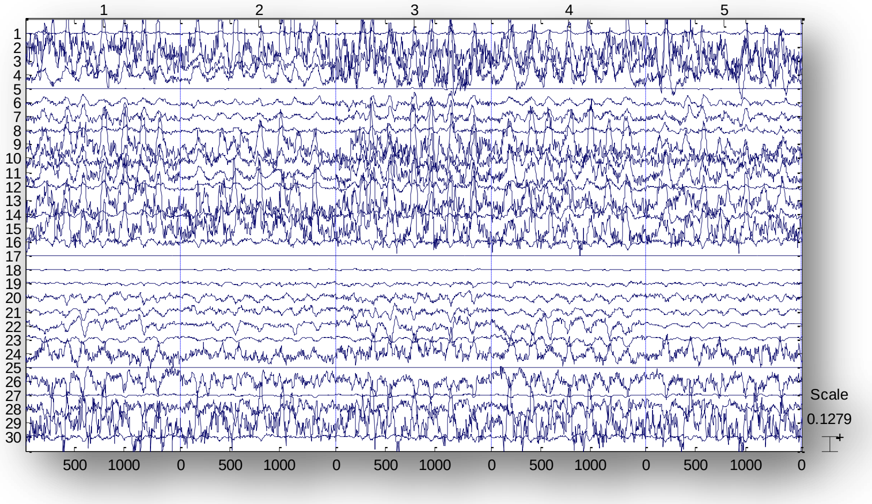


(α) **(β)**

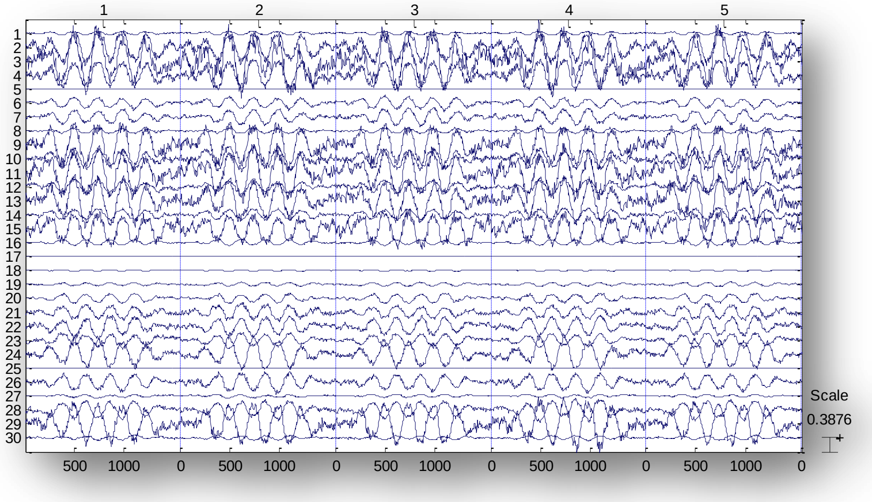
Σχήμα 6.19 : Back projected δεδομένα του τρίτου καναλιού ,για τα απλά δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β)

➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά

Επαναλαμβάνεται η παραπάνω διαδικασία για τα υπόλοιπα κανάλια και προκυπτούν τα παρακάτω διαγράμματα.



Σχήμα 6.20 : Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι των απλών δεδομένων με θόρυβο.



Σχήμα 6.21 : Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι των modulated δεδομένων με θόρυβο.

Ακολουθεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα σε σχέση με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο στον Πίνακα 6.2.

Πίνακας 6.2 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση διαφορετικό latency της 1ης μεθοδολογίας

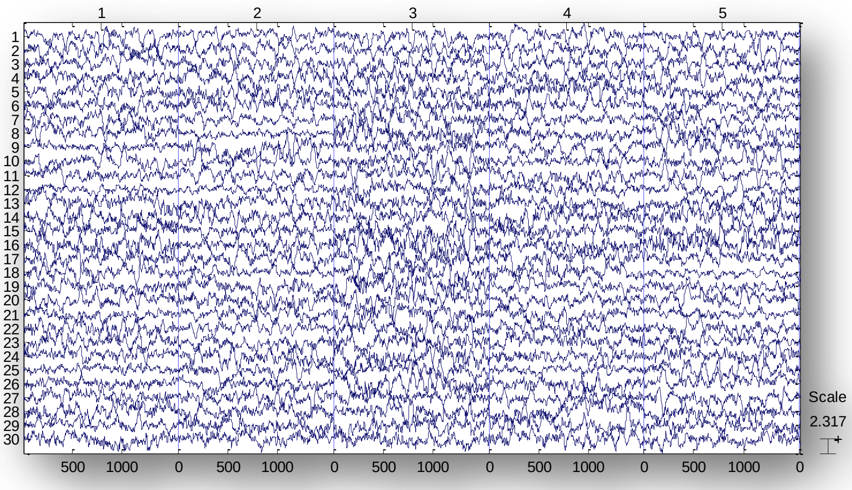
Διαφορετικο Latency	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά)
Απλο σετ δεδομενων	0.0191	0.0179
Modulated σετ δεδομενων	0.0574	0.0285

Παρατηρήσεις: Σύμφωνα με τα παραπάνω παρατηρείται ικανοποιητική ανακατασκευή του σήματος και απαλοιφή σημαντικού μέρους του θορύβου στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων. Στην περίπτωση του απλού σετ δεδομένων επιτυγχάνεται μεν μείωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος αλλά με μικρότερη απόδοση σε σχέση με το διαμορφωμένο σετ δεδομένων. Αυτή η χαμηλή απόδοση οφείλεται στην αρκετά αισθητή απόκλιση της τιμής της χρονικής υστέρησης (latency) ανά δοκιμή. Επιπλέον αξίζει να σημειωθεί πως η μέθοδος αυτή διαχωρίζει ικανοποιητικά την σημαντική πληροφορία από τον θόρυβο και αποτυγχάνει στον διαχωρισμό των πηγών μεταξύ τους.

Εφαρμογή PCA-ICA στα νέα «καθαρισμένα» κανάλια

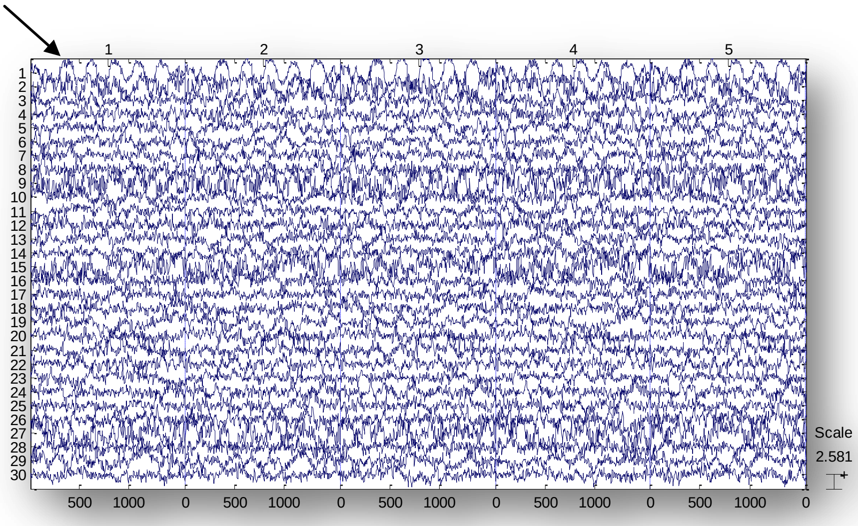
- ### Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Εφαρμόζεται η ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών στα νέα «καθαρισμένα» δεδομένα του σχήματος 6.20. Με το μάτι δεν γίνεται αντιληπτή κάποια συνιστώσα πληροφορίας, επομένως θα κριθεί η επιλογή των συνιστωσών για προβολή προς τα πίσω, από το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης.



Σχήμα 6.22 : Ανεξάρτητες συνιστώσες για τα απλά δεδομένα

Ομοίως εφαρμόζεται η ανάλυση ανεξάρτητων συνιστωσών στα νέα «καθαρισμένα» διαμορφωμένα δεδομένα του σχήματος 6.21. Στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα διακρίνεται σήμα πληροφορίας όπως προκύπτει από το Σχήμα 6.23.

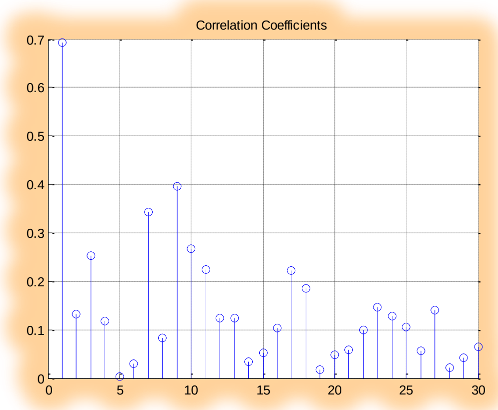


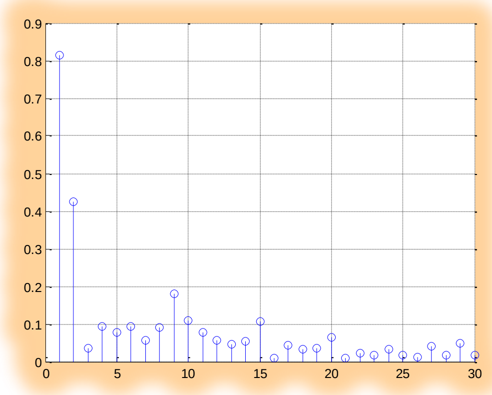
Σχήμα 6.23 : Ανεξάρτητες συνιστώσες για τα modulated δεδομένα

- ## Συντελεστές Συσχέτισης – Προβολή πίσω στα κανάλια

Ακολουθούν οι συντελεστές συσχέτισης που προκύπτουν από την σύγκρισης της κάθε back projected συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο. Είναι εμφανές από τα διαγράμματα που ακολουθούν πως η επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας είναι κατάλληλη αντίστοιχα και στα δύο σετ δεδομένων. Ωστόσο, στην προκειμένη περίπτωση επιλέγονται συνιστώσες οι οποίες έχουν συντελεστές συσχέτισης μεγαλύτερους από κάποιο συγκεκριμένο κατώφλι το οποίο οδηγεί στο καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Υπολογίζεται δηλαδή, το σφάλμα για κάθε πιθανό κατώφλι (0.1 έως 0.9) και επιλέγεται αυτό που επιστρέφει το βέλτιστο αποτέλεσμα (δηλαδή το μικρότερο σφάλμα).

Όπως εχει προαναφερθεί, προτείνεται, κατά την επεξεργασία πραγματικού σήματος ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος η επιλογή των πρώτων συνιστωσών διότι συνήθως σε αυτές συγκεντρώνεται η πληροφορία και η απόρριψη των υπολοίπων καθώς περιέχουν συνήθως επιπρόσθετη πληροφορία και artifacts.



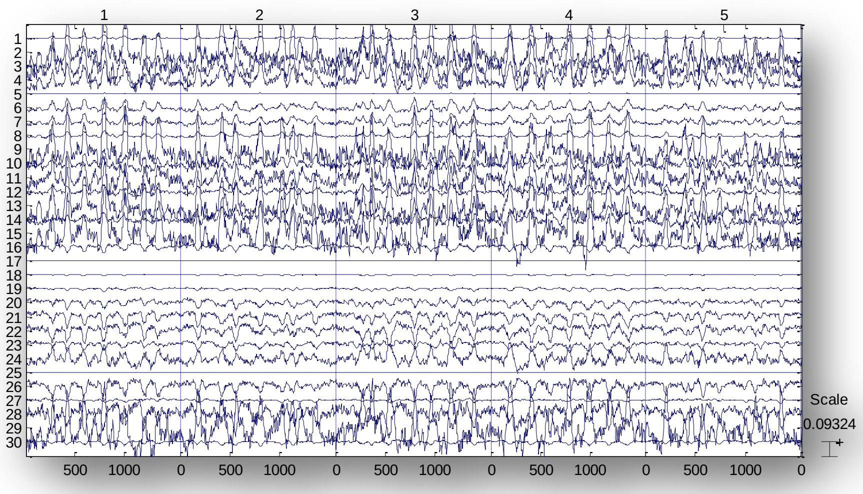


(α) **(β)**

Σχήμα 6.24 : Το correlation ανάμεσα στα back projected δεδομένα και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο,για τα άπλα δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β).

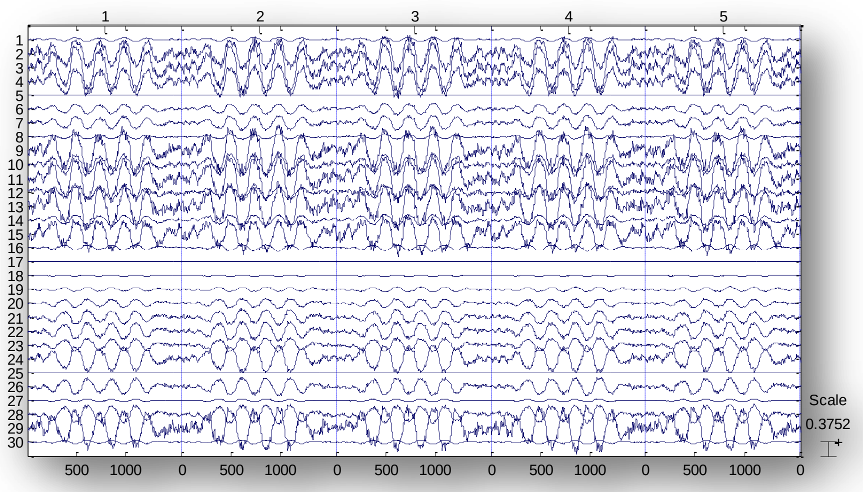
➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Σύμφωνα με τα παραπάνω, επιλέγονται οι συνιστώσες με τιμή συντελεστών συσχέτισης μεγαλύτερη του 0.2 και τα νέα ανακατασκευασμένα δεδομένα που προκύπτουν παρουσιάζονται στο σχήμα 6.35.



Σχημα 6.25: Ανακατασκευασμένα δεδομένα μετα την εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA στα νέα κανάλια (απλά δεδομένα)

Για διαμορφωμένα δεδομένα επιλέγονται οι συνιστώσες με τιμή συντελεστή συσχέτισης μεγαλύτερο του 0.1. Το αποτέλεσμα φαίνεται στο διάγραμμα 6.26.



Σχήμα 6.26 : Ανακατασκευασμένα δεδομένα μετά την εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA στα νεα καθαρισμένα κανάλια που προεκυψαν από την πρώτη μεθοδολογία (διαμορφωμένα δεδομένα).

Ακολουθούν τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα στον παρακάτω πίνακα (6.4).

Πινακας 6.4 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση διαφορετικο latency της 2ης μεθοδολογίας

Διαφορετικο Latency	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε καθε κανάλι ξεχωριστά)	MSE PCA-ICA (PCA-ICA στα νέα καθαρισμένα κανάλια)
Απλο σετ δεδομενων	0.0179	0.0137
Modulated σετ δεδομενων	0.0285	0.0129

Παρατηρήσεις: Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προκύπτουν στον Πίνακα 6.4 και από την παραπάνω πειραματική διαδικασία συμπεραίνεται πως δεν επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των διαφορετικών πηγών με την περαιτέρω επεξεργασία των νέων δεδομένων της πρώτης μεθοδολογίας, αλλά μειώνεται αισθητά το σφάλμα που σημαίνει πως έχει αφαιρεθεί σημαντικό μέρος του θορύβου. Τα αποτελέσματα για το διαμορφωμένο σετ των δεδομένων είναι αισθητά πιο αποδοτικό.

6.2.3 Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση (location) και σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)

Απλά δεδομένα

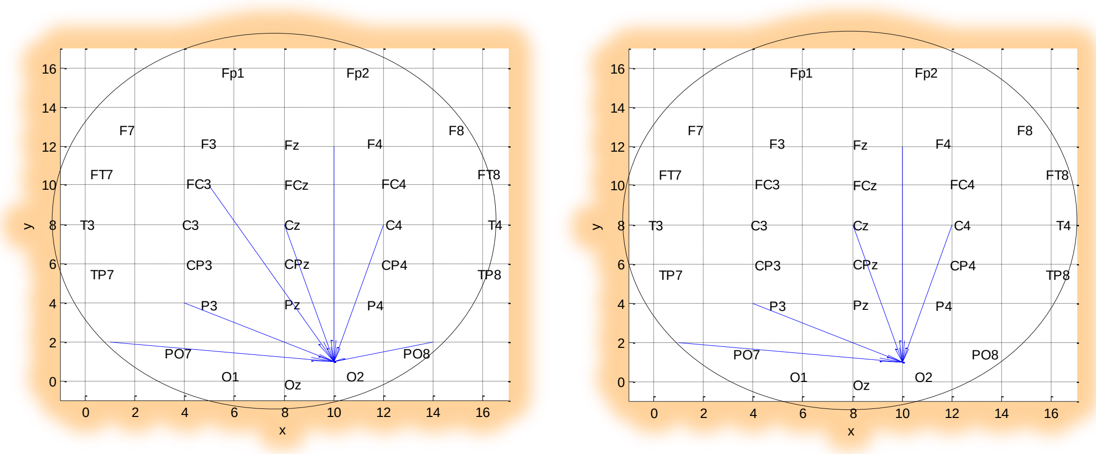
- Παράγονται δεδομένα με 7 πηγές όμοιες μεταξύ τους που βρίσκονται σε διαφορετικό latency. Οι κορυφώσεις βρίσκονται στα δείγματα 50,100,150,200,250,300,350.
- Τα δίπολα είναι τοποθετημένα στις θέσεις [10 12 1 10 1 10], [1 2 3 10 1 10], [12 8 5 10 1 10], [4 4 3 10 1 10], [8 8 6 10 1 10], [14 2 4 10 1 10], [5 10 2 10 1 10]

- Τα συνενωμένα δεδομένα αποτελούνται από 30 δοκιμές με 400 δείγματα ανά δοκιμή. Η διάρκεια του σήματος κάθε δοκιμής είναι 1,6 sec.
- Η χρονική διάρκεια της κορύφωσης είναι 0.06 sec.

Διαμορφωμένα δεδομένα

- Παράγονται δεδομένα με 5 πηγές όμοιες μεταξύ τους που βρίσκονται σε διαφορετικό latency. Οι κορυφώσεις βρίσκονται στα δείγματα 100, 150, 200, 250, 300.
- Τα δίπολα είναι τοποθετημένα στις θέσεις [10 12 1 10 1 10], [1 2 3 10 1 10], [12 8 5 10 1 10], [4 4 3 10 1 10], [8 8 6 10 1 10].
- Τα συνενωμένα δεδομένα αποτελούνται από 30 δοκιμές με 400 δείγματα ανά δοκιμή. Η διάρκεια του σήματος κάθε δοκιμής είναι 1,6 sec.
- Η χρονική διάρκεια της κορύφωσης είναι 0.5 sec.

Κατά την δημιουργία των πολλαπλών δοκιμών δεν διαφοροποιήθηκε καμιά από τις παραμέτρους.



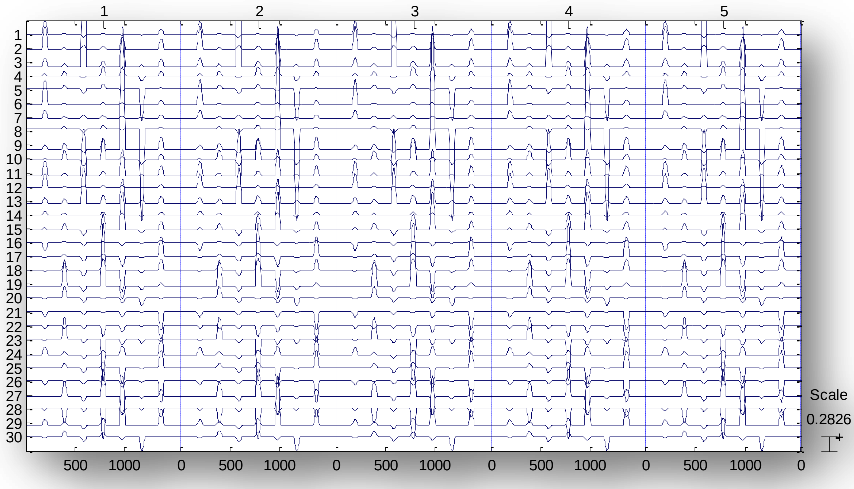
(α) **(β)**

Σχήμα 6.27 : Θέσεις των διπόλων μέσα στο κεφάλι, για τα απλά δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β)

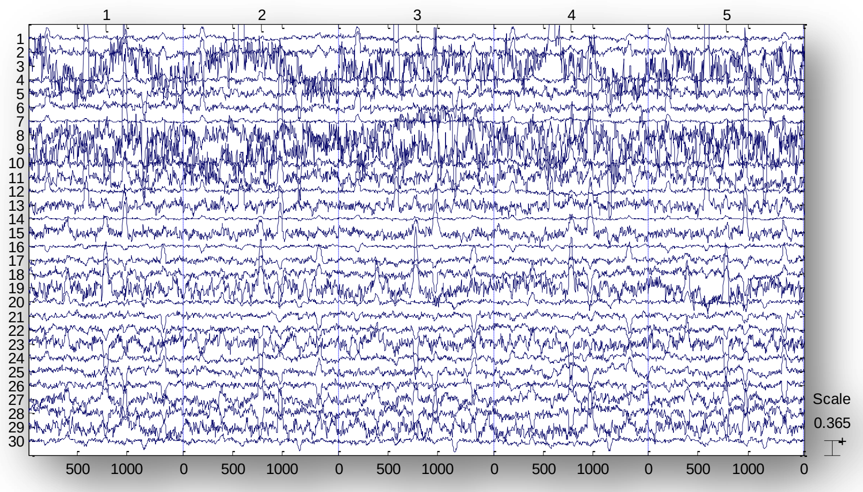
➢ Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων

- **30 κανάλια-30 δοκιμές**

Όπως και παραπάνω αρχικά παρουσιάζονται τα διαγράμματα με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και τα αρχικά δεδομένα με θόρυβο (Σχήματα 6.28,6.29). Παρατηρείται στην περίπτωση του απλού σετ δεδομένων πως τα δεδομένα παρήχθησαν με την υπέρθεση των 7 διαφορετικών πηγών. Οι πηγές όπως προκύπτει από το διάγραμμα (Σχήμα 6.28 (α)) είναι τοποθετημένες σε διαφορετικό δείγμα (λόγω της διαφορετικής χρονικής υστέρησης) και η αλλαγή στο πλάτος της κάθε πηγής οφείλεται στην διαφορετική θέση του κάθε διπόλου μέσα στο κεφάλι (λόγω του διαφορετικής θέσης). Ομοίως προκύπτουν τα διαγράμματα για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους.

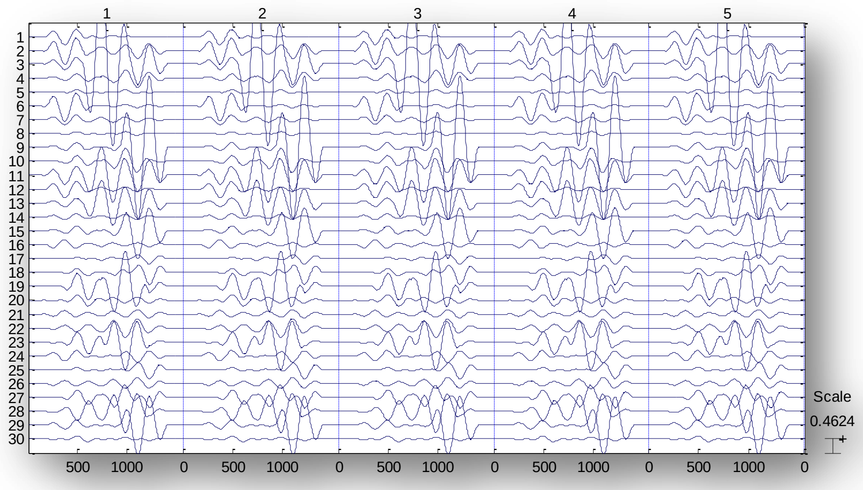


(α)

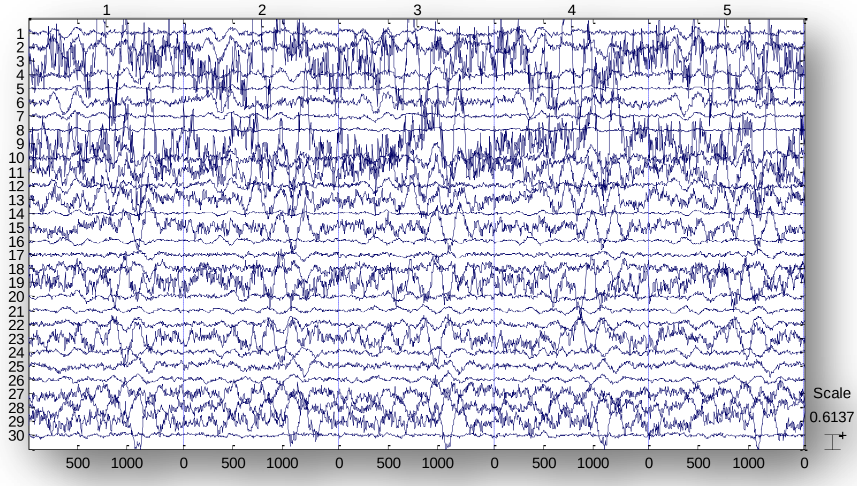


(β)

Σχήμα 6.28 : Concatenated trials 30 channels ,30 trials με 7 πηγές τοποθετημένες σε διαφορετική θέση και σε διαφορετικό latency χωρίς θόρυβο (α), με θόρυβο (β). (Παρουσιάζονται οι 5 πρωτες δοκιμές)



(α)



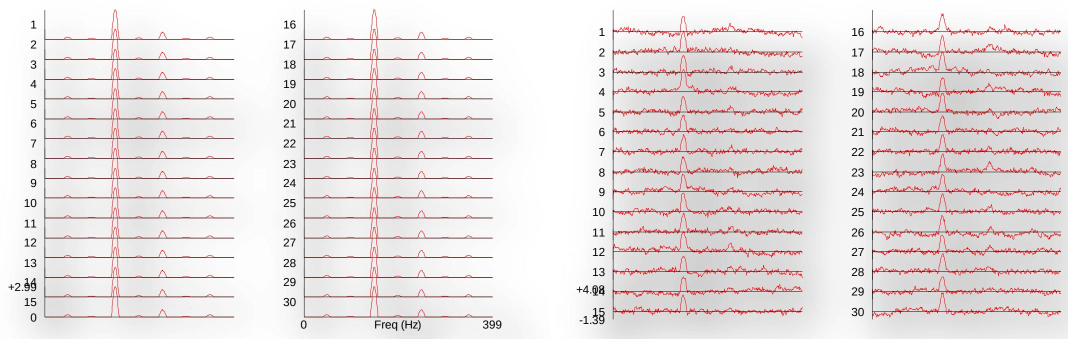
(β)

Σχήμα 6.29 : Concatenated trials 30 channels με 5 modulated πηγές τοποθετημένες σε διαφορετική θέση και σε διαφορετικό latency χωρίς θόρυβο (α), με θόρυβο (β). (Παρουσιάζονται οι 5 πρώτες δοκιμές)

➢ Παραγωγή simulated δεδομένων

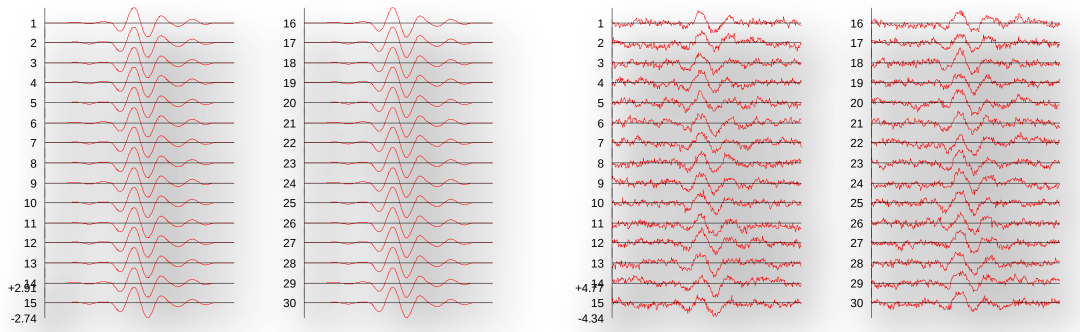
- **1 κανάλι-30 δοκιμές**

Επιλέγεται το τρίτο κανάλι προς επεξεργασία και παρουσιάζονται τα δεδομένα του σε κάθε περιπτωση.



(α) **(β)**

Σχήμα 6.30 : Τρίτο κανάλι των δεδομένων χωρίς θόρυβο (α), τρίτο κανάλι των δεδομένων με θόρυβο (β). Η κάθε δοκιμή είναι τοποθετημένη κάτω από την άλλη.

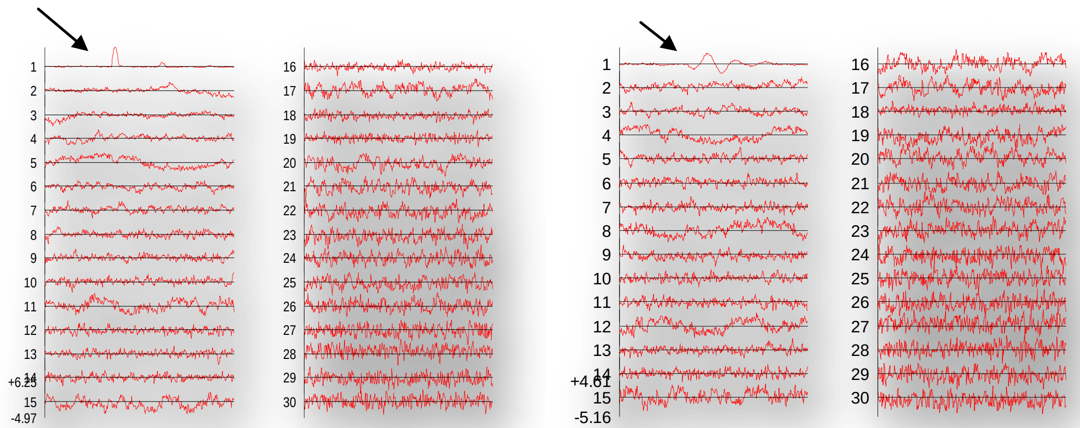


(α) **(β)**

Σχήμα 6.31 : Τρίτο κανάλι των modulated δεδομένων χωρίς θόρυβο (α), τρίτο κανάλι των modulated δεδομένων με θόρυβο (β). Η κάθε δοκιμή είναι τοποθετημένη κάτω από την άλλη.

➢ Εφαρμογή ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών

Το αποτέλεσμα της ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών πάνω στα δεδομένα του σχήματος 6.30 (β) και 6.31 (β), φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί (Σχήμα 6.32). Η έξοδος και στα δυο σετ δεδομένων όπως αναμένεται είναι ένα σήμα πληροφορίας (γραμμική μίξη των N πηγών) στην πρώτη συνιστώσα και 29 συνιστώσες θορύβου.

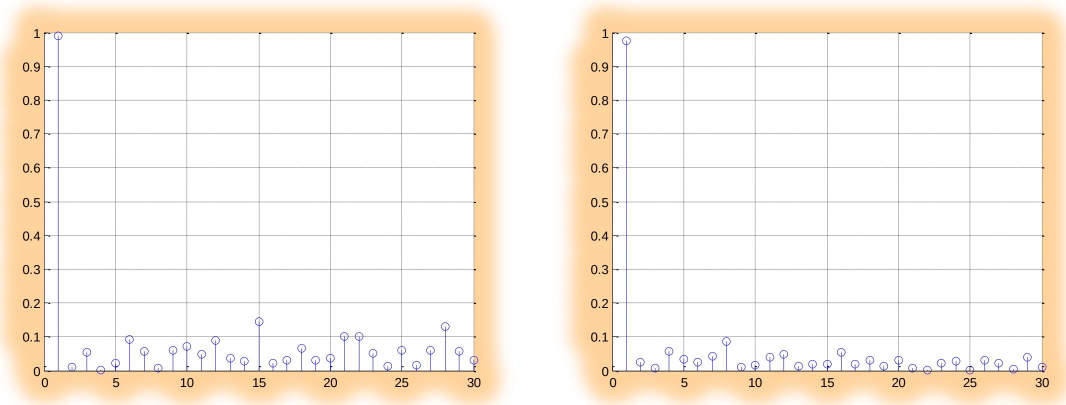


(α) **(β)**

Σχήμα 6.32 : Independent components για τα απλά δεδομένα (αριστερά), για τα modulated δεδομένα (δεξιά) .Και στις 2 περιπτώσεις διακρίνεται η γραμμικη μίξη των πηγών στην πρώτη συνιστώσα.

➢ Συντελεστές Συσχέτισης – Προβολή πίσω στα κανάλια

Η διαδικασία υπολογισμού των Συντελεστών Συσχέτισης επαληθεύει τις παραπάνω υποθέσεις. Πραγματικά, η πρώτη συνιστώσα αντιπροσωπεύει την πληροφορία (έχει υψηλή συσχέτιση με τα αρχικά δεδομένα) και οι συνιστώσες με χαμηλές τιμές συσχέτισης αντιπροσωπεύουν τα σήματα θορύβου.

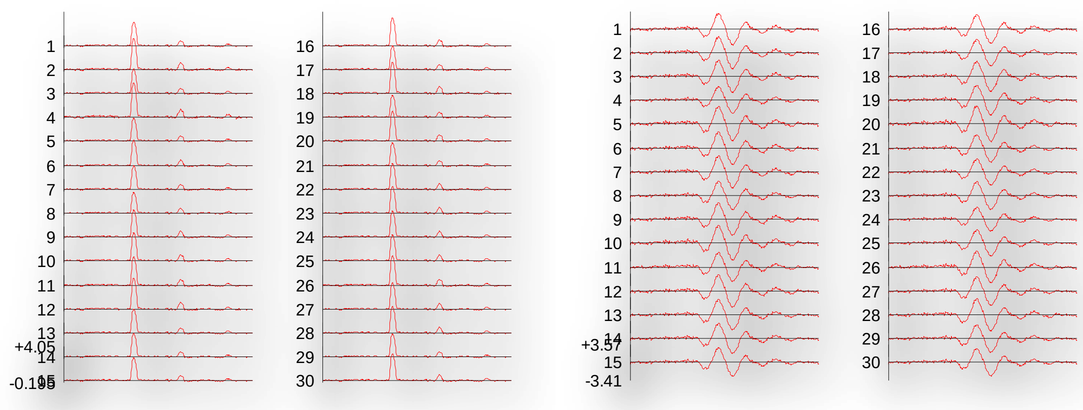


(α) **(β)**

Σχήμα 6.33 : Η συσχέτιση ανάμεσα στα back projected δεδομένα και στα δεδομένα χωρίς θόρυβο του τρίτου καναλιού, για τα άπλα δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β).

➢ Επιλογή Συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Στο σημείο αυτό παρουσιάζονται τα ανακατασκευασμένα δεδομένα αντίστοιχα για τα δύο σετ δεδομένων με εμφανώς ικανοποιητικά αποτελέσματα.

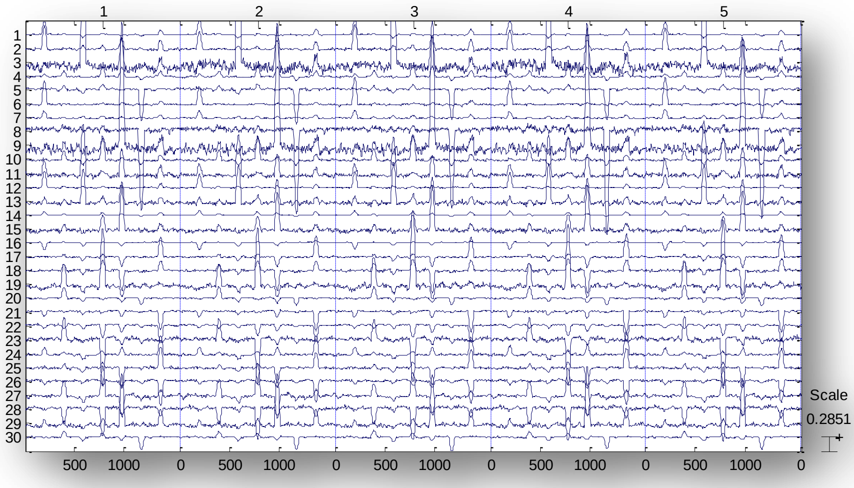


(α) **(β)**

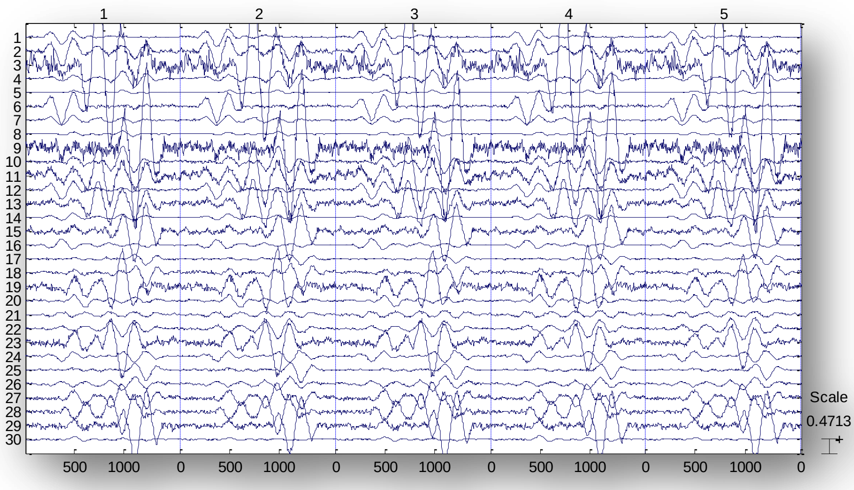
Σχήμα 6.34 : Back projected δεδομένα με επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας, για τα απλά δεδομένα (α), για τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους (β).

➢ Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά

Όπως εχει προηγηθεί στις προηγούμενες παραγράφους έτσι και εδώ εφαρμόζεται η παραπάνω πειραματική διαδικασία σε κάθε κανάλι ξεχωριστά με σκοπό το φιλτράρισμα του θορύβου στο σύνολο των δεδομένων.



Σχήμα 6.35 : Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι των αρχικών δεδομένων με θόρυβο.



Σχήμα 6.36 : Εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι των modulated δεδομένων με θόρυβο.

Τέλος στον παρακάτω πίνακα (6.3) παρουσιάζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα για αυτή την περίπτωση.

Πινακας 6.3 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση διαφορετικό latency-location της 1ης μεθοδολογίας

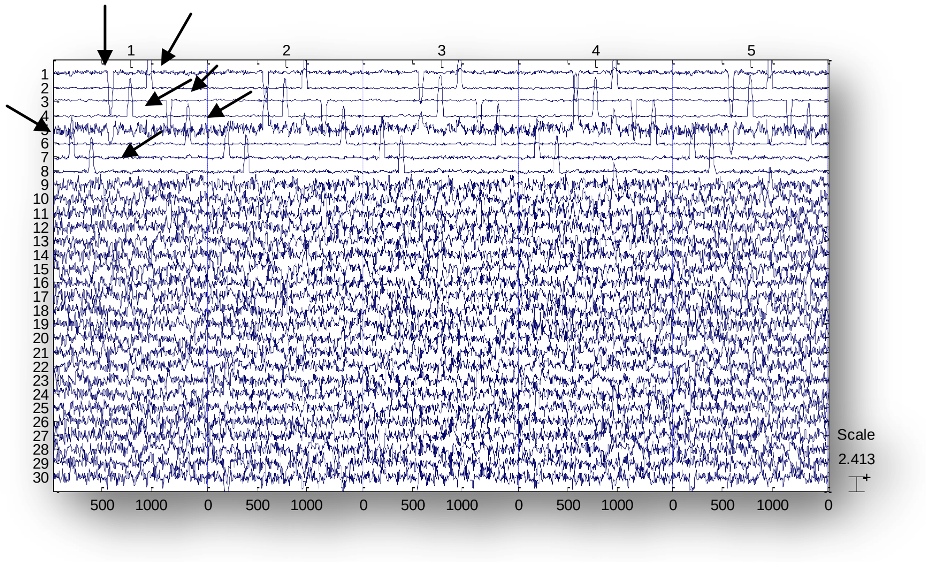
Διαφορετικό Latency-Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά)
Απλό σετ δεδομένων	0.1314	0.0068
Modulated σετ δεδομένων	0.5164	0.0430

Παρατηρήσεις: Πράγματι, αυτή η μέθοδος μπορεί να διαχωρίσει με μεγάλη επιτυχία τον θόρυβο από τα κανάλια και προτείνεται διότι επεξεργάζεται μικρό αριθμό δειγμάτων με αποδοτικό τρόπο. Ωστόσο, δεν υφίσταται ο διαχωρισμός των πηγών μεταξύ τους. Στην πορεία, αποδυκνείεται πως η περαιτέρω επεξεργασία των νέων καθαρισμένων καναλιών οδηγεί σε ικανοποιητική διαχωρισιμότητα των πηγών.

Εφαρμογή PCA-ICA στα νέα «καθαρισμένα» κανάλια

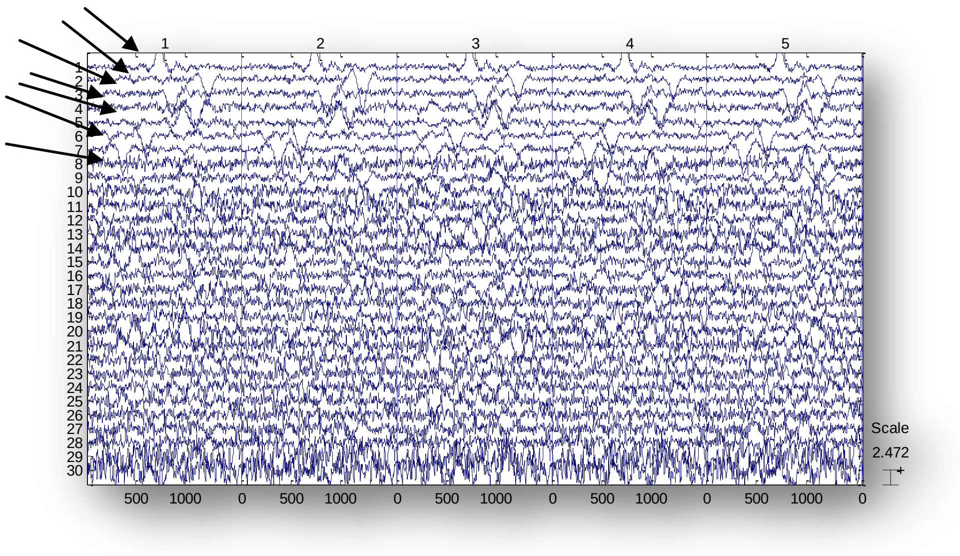
➢ Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων Συνιστωσών

Από το παρακάτω σχήμα (6.37) παρατηρείται ικανοποιητικός διαχωρισμός των 7 αρχικών πηγών και διακρίνονται ξεκάθαρα τα κανάλια που θα επιλεχθούν για την τελική ανακατασκευή.



Σχήμα 6.37 : Ανεξάρτητες συνιστώσες για τα απλά δεδομένα

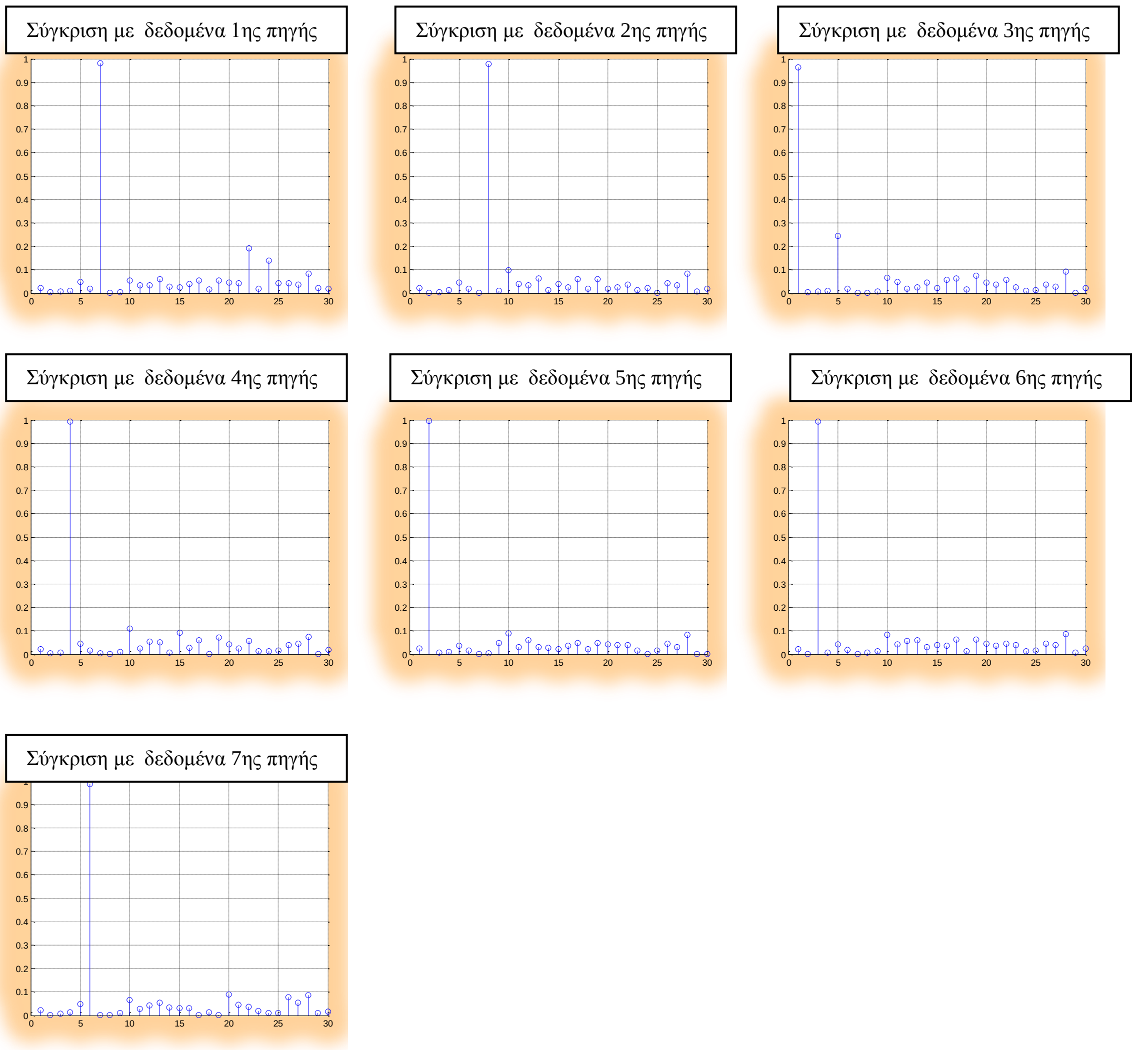
Στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων σύμφωνα με το παρακάτω διάγραμμα (Σχήμα 6.38), ο διαχωρισμός των πηγών είναι ικανοποιητικός. Ωστόσο, επειδή οι κατάλληλες συνιστώσες για την τελική ανακατασκευή του σήματος δεν διακρίνονται με ευκολία, τις επιλέγουμε κρίνοντας από τα διαγράμματα των συντελεστών συσχέτισης (Σχήμα 6.40).



Σχήμα 6.38 : Ανεξάρτητες συνιστώσες για τα διαμορφωμένα δεδομένα

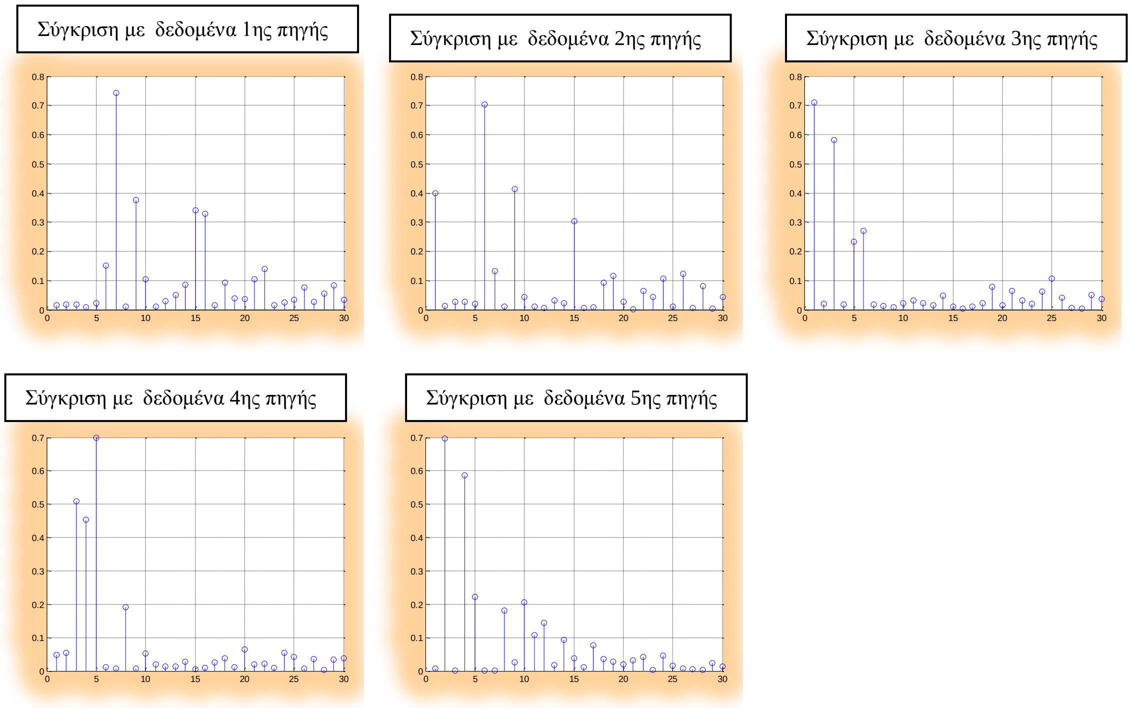
➢ Προβολή προς τα πίσω συνιστωσών και σύγκριση με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε πηγής

Στην φάση αυτή κάθε ανεξάρτητη συνιστώσα προβάλλεται πίσω στα αρχικά της στοιχεία και τα δεδομένα που προκύπτουν συγκρίνονται με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε πηγής μέσω των συντελεστών συσχέτισης. Επομένως, παρατηρώντας τα παρακάτω διαγράμματα (Σχήμα 6.39) που αφορούν το απλό σετ δεδομένων προκύπτει πως η πρώτη πηγή αντιστοιχεί στην 7η ανεξάρτητη συνιστώσα, η δεύτερη πηγή στην 8η, η τρίτη πηγή στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα κοκ.



Σχήμα 6.39 : Συντελεστές Συσχέτισης που προκύπτουν από την ομοιότητα μεταξύ των back projected δεδομένων της κάθε συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε αρχικής πηγής (απλά δεδομένα)

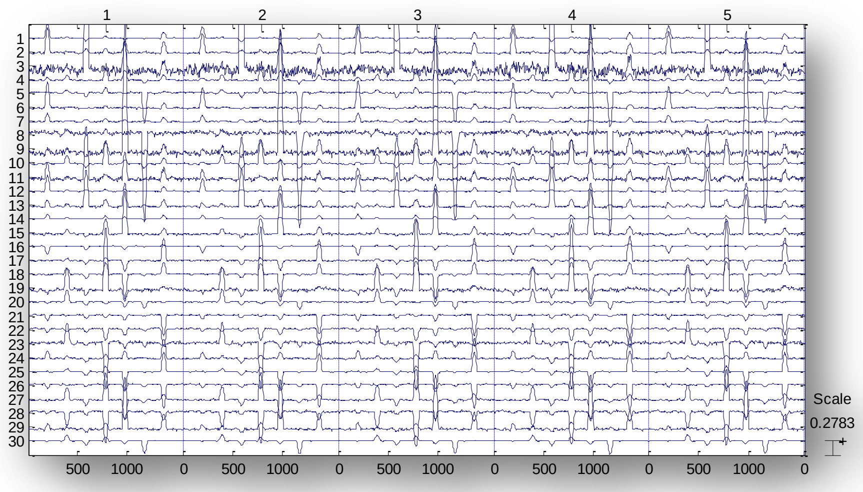
Στην περίπτωση της σύγκρισης της κάθε back projected συνιστώσας με τα δεδομένα κάθε διαμορφωμένης πηγής όπως προκύπτει από τα διαγράμματα των συντελεστών συσχέτισης, παρατηρείται πως η πληροφορία μοιράζεται σε περισσότερες από μια συνιστώσες (Σχήμα 6.40).



Σχήμα 6.40 : Συντελεστές Συσχέτισης που προκύπτουν από την ομοιότητα μεταξύ των back projected δεδομένων της κάθε συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε αρχικής πηγής (modulated δεδομένα)

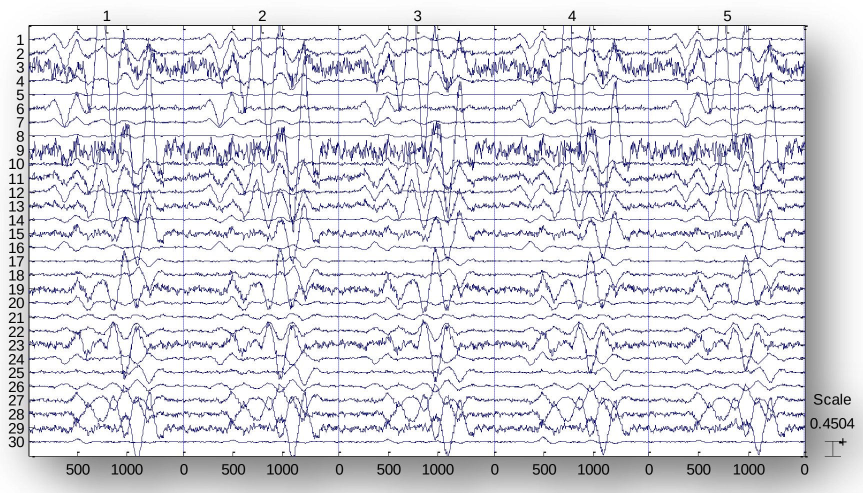
➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή στα κανάλια

Σύμφωνα με τα παραπάνω επιλέγονται για προβολή πίσω στα αρχικά τους στοιχεία οι συνιστώσες 1-8.



Σχήμα 6.41 : Απλά δεδομένα

Σύμφωνα με τα παραπάνω επιλέχθησαν οι 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 15, 16 συνιστώσες.



Σχήμα 6.42 : Modulated δεδομένα

Ακολουθούν τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση αυτή στον Πίνακα 6.5.

Πίνακας 6.5 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση διαφορετικό latency-location της 2ης μεθοδολογίας

Διαφορετικό Latency-Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA στα νέα καθαρισμένα κανάλια)
Απλό σετ δεδομένων	0.0068	0.0066
Modulated σετ δεδομένων	0.0430	0.0467

Παρατηρήσεις: Από τον παραπάνω πίνακα προκύπτει πως το σφάλμα μετα από την περαιτέρω επεξεργασια στα νέα καθαρισμένα δεδομένα είτε βελτιώνεται ελάχιστα (απλό σετ δεδομένων), είτε αυξάνεται σε μικρό βαθμό (διαμορφωμένο σετ δεδομένων). Ουσιαστικά το SNR των ανακατασκευασμένων δεδομένων κυμαίνεται στα ίδια επίπεδα με το SNR των δεδομένων που χρησιμοποιούνται σαν είσοδος στον αλγόριθμο. Αυτό που πρέπει να τονιστεί είναι πως σε αυτό το σημείο ο πρωταρχικός στόχος δεν είναι η μείωση του θορύβου καθώς αυτό έχει ήδη επιτευχθεί στην πρώτη μεθοδολογία. Ο στόχος στην φάση αυτή, είναι ο διαχωρισμός των N πηγών που σύμφωνα με τα διαγράμματα των ανεξάρτητων συνιστωσών και των συντελεστών συσχέτισης, είναι επιτυχής τόσο στα απλά δεδομένα όσο στα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους. Σημειώνεται πως η διαχωρισιμότητα των N πηγών στο απλό σετ δεδομένων είναι απολύτως ικανοποιητική καθώς N ανεξάρτητες συνιστώσες αντιπροσωπεύουν τα N σήματα πηγής. Στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων η πληροφορία μοιράζεται σε παραπάνω από N συνιστώσες. Τις επιπλέον συνιστώσες τις επιλέγουμε για προβολή προς τα πίσω καθώς η απόρριψη τους μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια χρήσιμης πληροφορίας. Συμπερασματικά, η εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά και ακολούθως η εφαρμογή PCA-ICA στο σύνολο των νέων καθαρισμένων δεδομένων μπορεί με επιτυχία να οδηγήσει σε αφαίρεση του θορύβου και παράλληλα στον ικανοποιητικό διαχωρισμό των N πηγών.

6.3 Δεύτερη Μεθοδολογία

Τέλος, στην φάση αυτή εφαρμόζεται ο αλγόριθμος στα αρχικά συνενωμένα δεδομένα πολλών δοκιμών με θόρυβο σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα. Ακολουθεί η μεθοδολογία:

- Εφαρμογή PCA-ICA στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο.
- Εξαγωγή των ανεξάρτητων Συνιστωσών.
- Σύγκριση της κάθε ανακατασκευασμένης (back projected) συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο.
- Επιλογή των τελικών συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια κρίνοντας από το διάγραμμα των Συντελεστών Συσχέτισης.

6.3.1 Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση στο κεφάλι

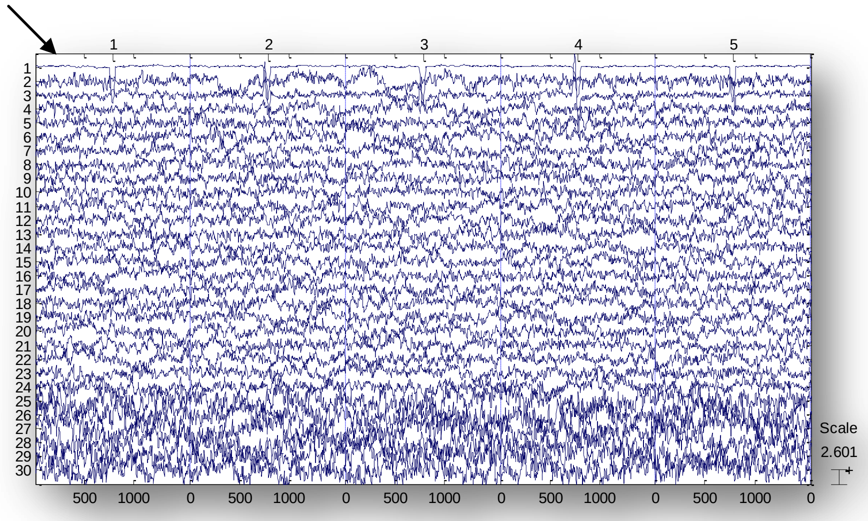
Ακολουθούν τα βήματα της μεθοδολογίας αναλυτικά, με την εφαρμογή του αλγορίθμου extended Infomax ICA στα συνενωμένα δεδομένα (30 κανάλια - 30 δοκιμές). Τα δεδομένα παράγονται με την βοήθεια 7 πηγών που προβάλλονται έξω στα 30 ηλεκτρόδια μέσω του γραμμικού συνδυασμού των 7 διπόλων που είναι τοποθετημένα σε διαφορετική θέση στο κεφάλι.

- **Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων**

Χρησιμοποιούνται σαν είσοδος στον αλγόριθμο τα απλά δεδομένα του σχήματος 6.2 (β) με θόρυβο έντασης 1.5 db και τα διαμορφωμένα δεδομένα του σχήματος 6.3(β) αντίστοιχα.

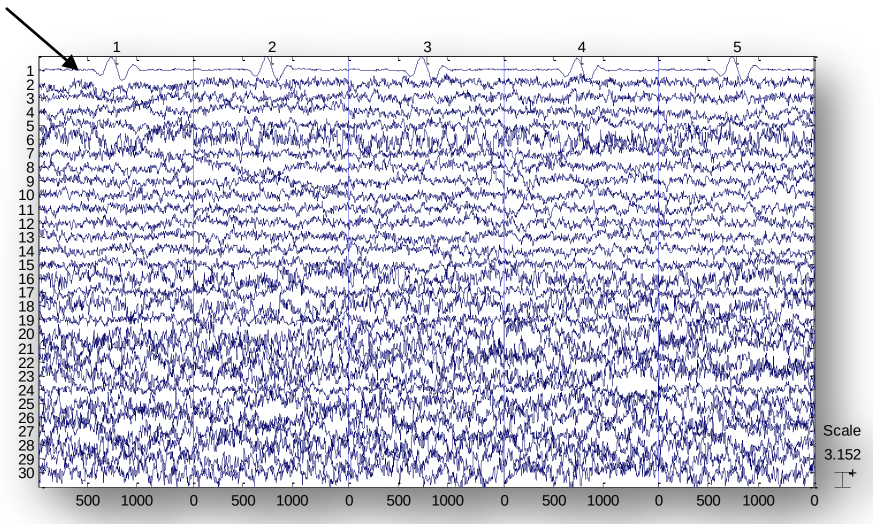
- **Εφαρμογή Ανάλυσης Ανεξάρτητων συνιστωσών**

Εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA στα δεδομένα του σχήματος 6.2 (β) και επιστρέφονται σαν έξοδος οι ακόλουθες ανεξάρτητες συνιστώσες (Σχήμα 6.43).



Σχήμα 6.43 : Οι Ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο απλό σετ δεδομένων. Η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα περιέχει σήμα πληροφορίας.

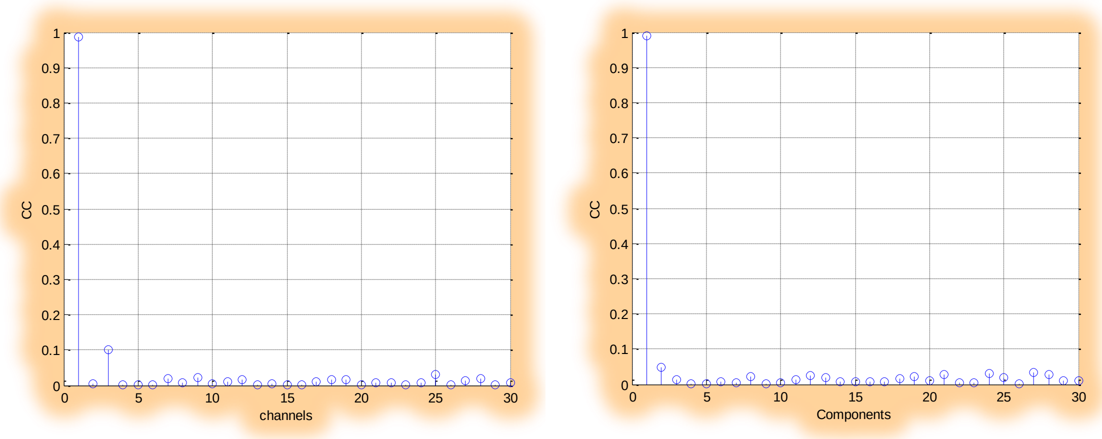
Ομοίως για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων προκύπτουν οι αντίστοιχες ανεξάρτητες συνιστώσες (Σχήμα 6.44).



Σχήμα 6.44 : Οι Ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων. Η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα περιέχει σήμα πληροφορίας.

➢ Συντελεστές Συσχέτισης – Προβολή πίσω στα κανάλια

Πραγματοποιείται η προβολή της κάθε συνιστώσας πίσω στα αρχικά της στοιχεία. Ο υπολογισμός της συσχέτισης γίνεται ανάμεσα στα ανακατασκευασμένα (back projected) δεδομένα και στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο. Προκύπτει το διάγραμμα των συντελεστών συσχέτισης για το απλό σετ δεδομένων και για το διαμορφωμένο σετ των δεδομένων (Σχήμα 6.45).



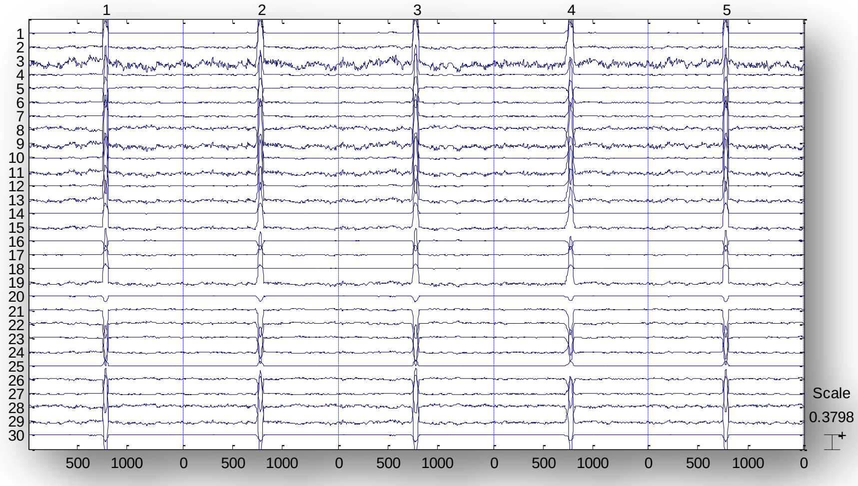
(α) **(β)**

Σχήμα 6.45 : Συντελεστές συσχέτισης για τα απλά δεδομένα και για τα διαμορφωμένα δεδομένα αντίστοιχα.

Παρατηρώντας τις ανεξάρτητες συνιστώσες στα σχήματα 6.43, 6.44 καθώς και τα διαγράμματα των συντελεστών συσχέτισης (Σχήματα 6.45 (α),(β)), εύκολα προκύπτει το συμπέρασμα πως η πρώτη συνιστώσα εμπεριέχει το σήμα πηγής.

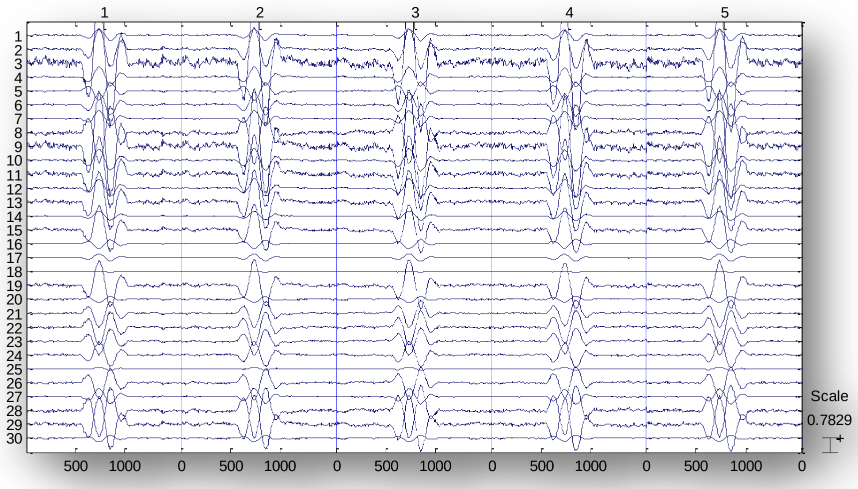
➢ Επιλογή Συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Το αποτέλεσμα της προβολής πίσω στα κανάλια (back projection) της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας φαίνεται στο σχήμα 6.46.



Σχήμα 6.46 : Ανακατασκευασμένα δεδομένα μετά από επεξεργασία PCA-ICA. Επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας για προβολή πίσω στα κανάλια.

Το αποτέλεσμα της προβολής πίσω στα κανάλια της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας του διαμορφωμένουσετ δεδομένων φαίνεται στο σχήμα 6.47.



Σχήμα 6.47 : Back projected δεδομένα μετά από επεξεργασία PCA-ICA. Επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας για back projection.

Στον παρακάτω πίνακα (6.6) ακολουθεί το αποτέλεσμα για αυτή την περίπτωση.

Πινακας 6.6 : Συγκεντρωτικα αποτελεσματα για την περιπτωση Διαφορετικο Location της 3ης μεθοδολογίας

Διαφορετικό Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε όλα τα κανάλια)
Απλό σετ δεδομενων	0.1370	0.0089
Modulated σετ δεδομένων	0.5238	0.0273

Παρατηρήσεις: Όπως έχει προαναφερθεί η περίπτωση αυτή είναι ιδιαίτερη, καθώς οι Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική τοποθεσία μέσα στο κεφάλι όταν προβάλλονται έξω στα 30 ηλεκτρόδια απεικονίζονται με τον ίδιο τρόπο που απεικονίζονται τα δεδομένα που παράγονται από μια μόνο πηγή. Τα αποτελέσματα είναι αναμενόμενα και όμοια με τα αποτελέσματα για μια πήγη στο 4ο κεφάλαιο. Ο αλγόριθμος δεν είναι σε θέση να ξεχωρίσει τις Ν πηγές μεταξύ τους καθώς αντιλαμβάνεται τα δεδομένα Ν πηγών σαν τα δεδομένα μια πηγής (δεν υπάρχει γραμμική ανεξαρτησία) αλλά μπορεί να αφαιρέσει αισθητά μεγάλο τμήμα του θορύβου.

6.3.2 Ν ίδιες πηγές σε ίδια θέση (location) αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)

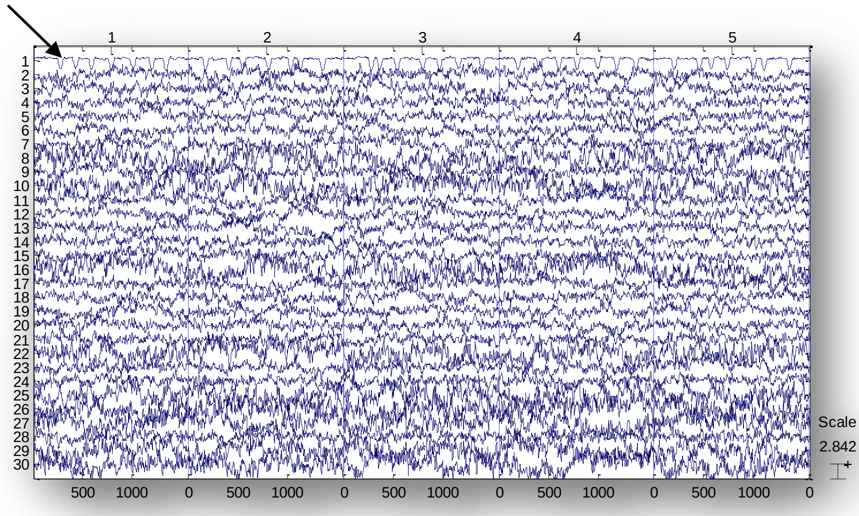
➢ **Παραγωγή προσομοιωμένων δεδομένων**

Χρησιμοποιούνται σαν είσοδος στον αλγόριθμο τα άπλα δεδομένα του σχήματος 6.12 (β) με θόρυβο έντασης 1.5 db και τα διαμορφωμένα δεδομένα του σχήματος 6.13 (β) αντίστοιχα.

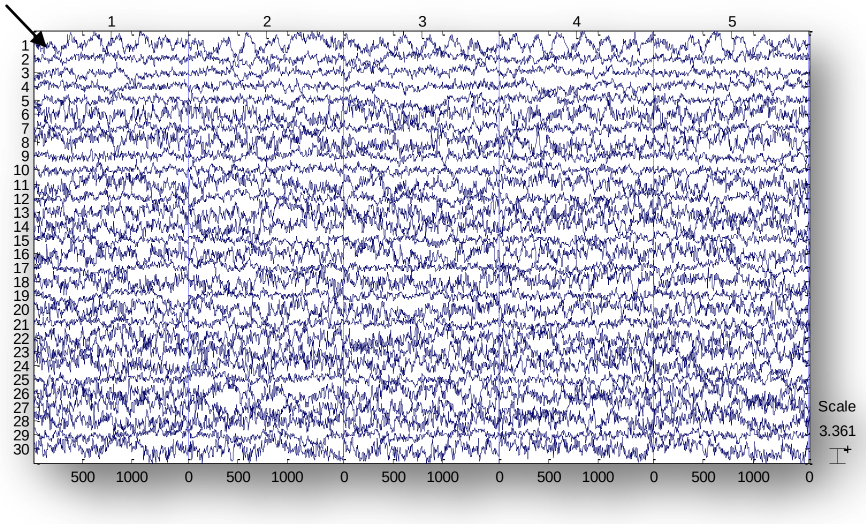
Τα δεδομένα παράγονται με την χρήση 7 πηγών σε διαφορετική χρονική υστέρηση που προβάλλονται έξω στα 30 ηλεκτρόδια μεσώ 7 διπόλων που είναι τοποθετημένα στην ίδια θέση στο κεφάλι.

➢ Εφαρμογή ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών

Εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο της ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών Infomax ICA στα απλά δεδομένα του σχήματος 6.13 (β) και στα διαμορφωμένα δεδομένα του σχήματος 6.14 (β) προκύπτουν τα ακόλουθα διαγράμματα των ανεξάρτητων συνιστωσών. (Σχήματα 6.48, 6.49)



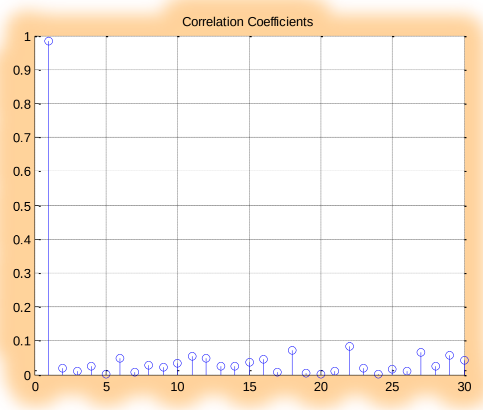
Σχήμα 6.48 : Οι Ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο απλό σετ δεδομένων. Η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα περιέχει σήμα πληροφορίας.

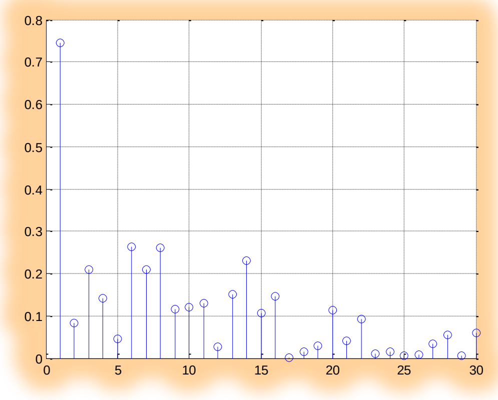


Σχήμα 6.49 : Οι Ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων. Η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα περιέχει σήμα πληροφορίας.

➢ Συντελεστές Συσχέτισης – Προβολή πίσω στα κανάλια

Σε αυτό το σημείο προβάλλονται πίσω στα αρχικά τους στοιχεία οι ανεξάρτητες συνιστώσες (Σχήματα 6.48, 6.49) και συγκρίνονται με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο (Σχήματα 6.13 (α), 6.14 (α)) μέσω των συντελεστών συσχέτισης. Παρατηρείται για το σετ των απλών δεδομένων μια γραμμική μίξη των 7 πηγών στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα. Εδώ σημειώνεται πως παρά την απόκλιση της θέσης της κορύφωσης ανά δοκιμή τα αποτελέσματα ως προς τον διαχωρισμό των πηγών από τον θόρυβο είναι ικανοποιητικά σε αντίθεση με τις παραπάνω μεθοδολογίες. Ο αλγόριθμος ουσιαστικά αντιλαμβάνεται το κάθε καναλι (δηλαδή τις 30 δοκιμές) σαν ένα σήμα και επακόλουθα το διαχωρίζει με επιτυχία από τον θόρυβο. Στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων συμβαίνει το ίδιο αλλά με λιγότερη επιτυχία αλλά αυτό είναι αναμενόμενο καθώς όπως εχει ήδη δειχθεί στο 4^{o} κεφάλαιο η επεξεργασία στο απλό σετ δεδομένων έχει συνήθως καλύτερη απόδοση από το σετ διαμορφωμένων δεδομένων.



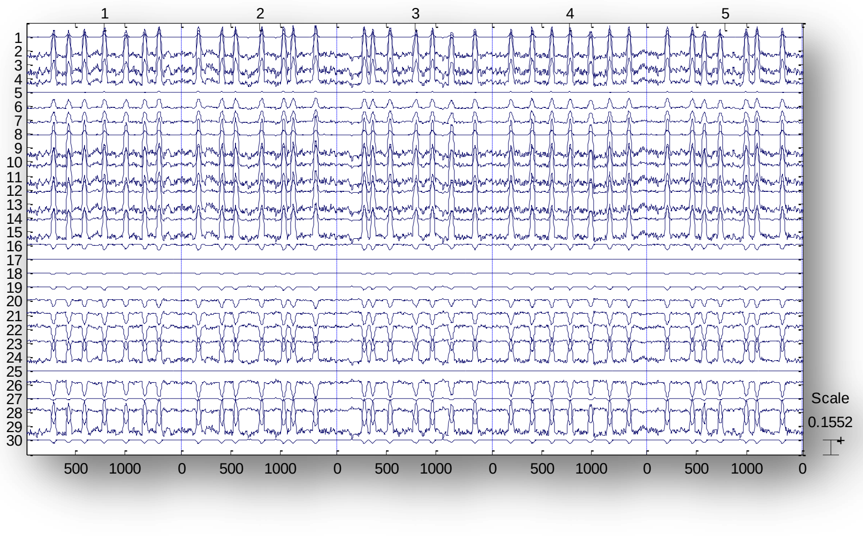


(α) **(β)**

Σχήμα 6.50 : Συντελεστές συσχέτισης για τα απλά δεδομένα (α), και για τα διαμορφωμένα δεδομένα αντίστοιχα (β)

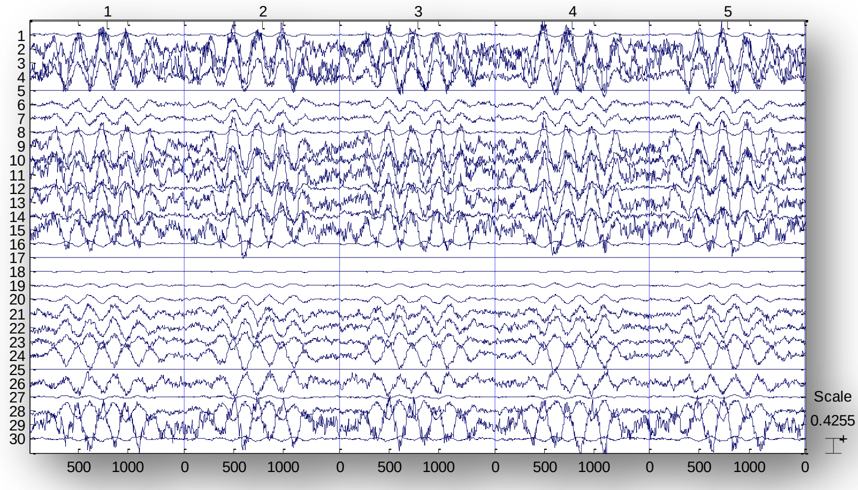
➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Προφανώς, επιλέγεται η πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα για προβολή πίσω στα κανάλια (back projection).



Σχήμα 6.51 : Ανακατασκευασμένα δεδομένα μετά από επεξεργασία PCA-ICA. Επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας για προβολή πίσω στα κανάλια

Για τα διαμορφωμένα δεδομένα επιλέγονται οι συνιστώσες που αντιστοιχούν σε συντελεστές συσχέτισης με τιμές μεγαλύτερες του 0.2.



Σχήμα 6.52 : Ανακατασκευασμένα διαμορφωμέναδεδομένα μετά από επεξεργασία PCA-ICA Επιλογή της πρώτης ανεξάρτητης συνιστώσας για προβολή πίσω στα κανάλια

Στον παρακάτω πίνακα (6.7) ακολουθεί το αποτέλεσμα για αυτή την περίπτωση.

Πίνακας 6.7 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση διαφορετικό latency της 3ης μεθοδολογίας

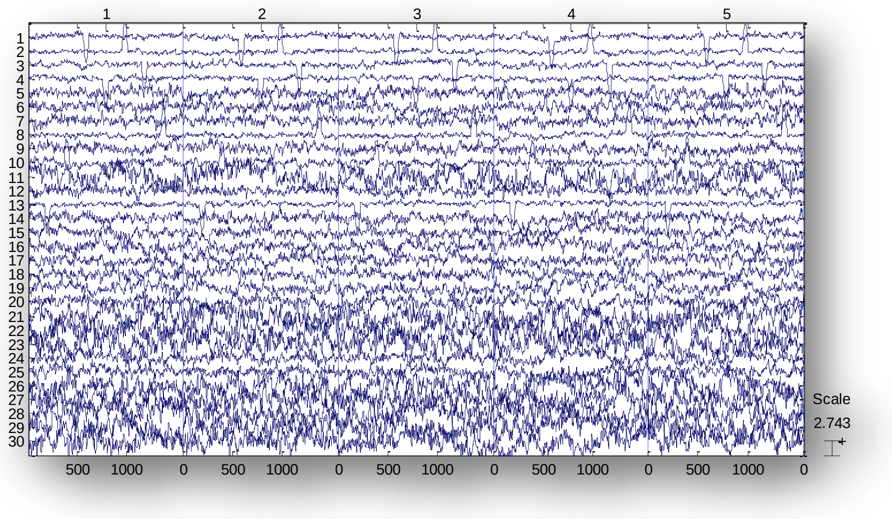
Διαφορετικό Latency	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε όλα τα κανάλια)
Απλο σετ δεδομένων	0.0191	8.9285e-004
Modulated σετ δεδομένων	0.0574	0.0274

Παρατηρήσεις: Όπως και στην παραπάνω περίπτωση διαχωρισμού (διαφορετικό location) ο αλγόριθμος εχει την ικανότητα να διαχωρίσει τα σήματα πηγής από τον θόρυβο με επιτυχια αλλα αποτυγχάνει να διαχωρίσει τις N πηγές μεταξύ τους. Αυτή η μέθοδος είναι ιδανική σε περίπτωση που επιθυμούμε να διαχωρίσουμε από τον θόρυβο σήματα που δεν είναι time locked στο ερέθισμα (δηλαδή σήματα που ανά δοκιμή εμφανίζουν απόκλιση στην θέση της κορύφωσης).

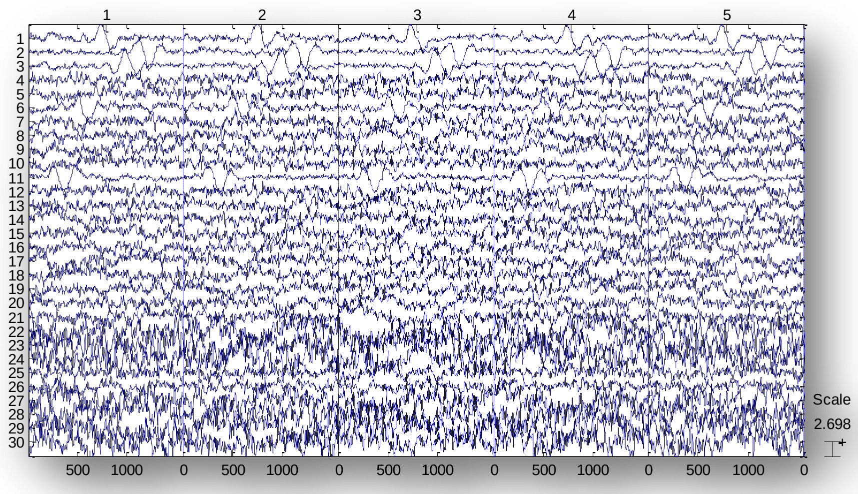
6.3.3 N ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση (location) και σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)

➢ **Εφαρμογή Ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών**

Εφαρμόζοντας τον συνδυασμό PCA-ICA στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο συμπεραίνεται πως επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των πηγών όπως προκύπτει από το παρακάτω σχήμα (6.53).



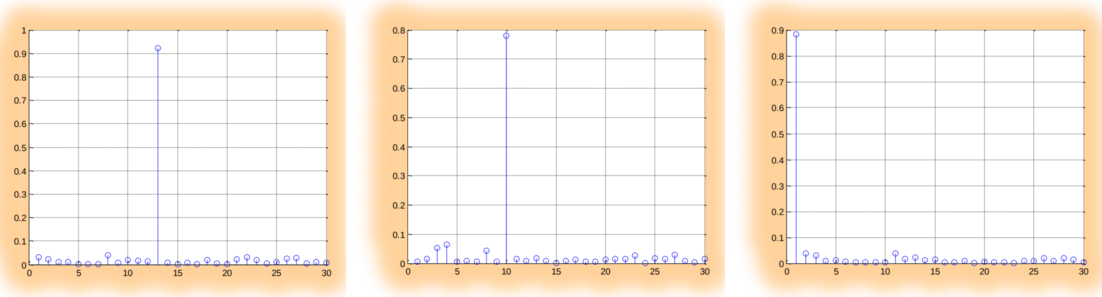
Σχήμα 6.53 : Οι Ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο απλό σετ δεδομένων.

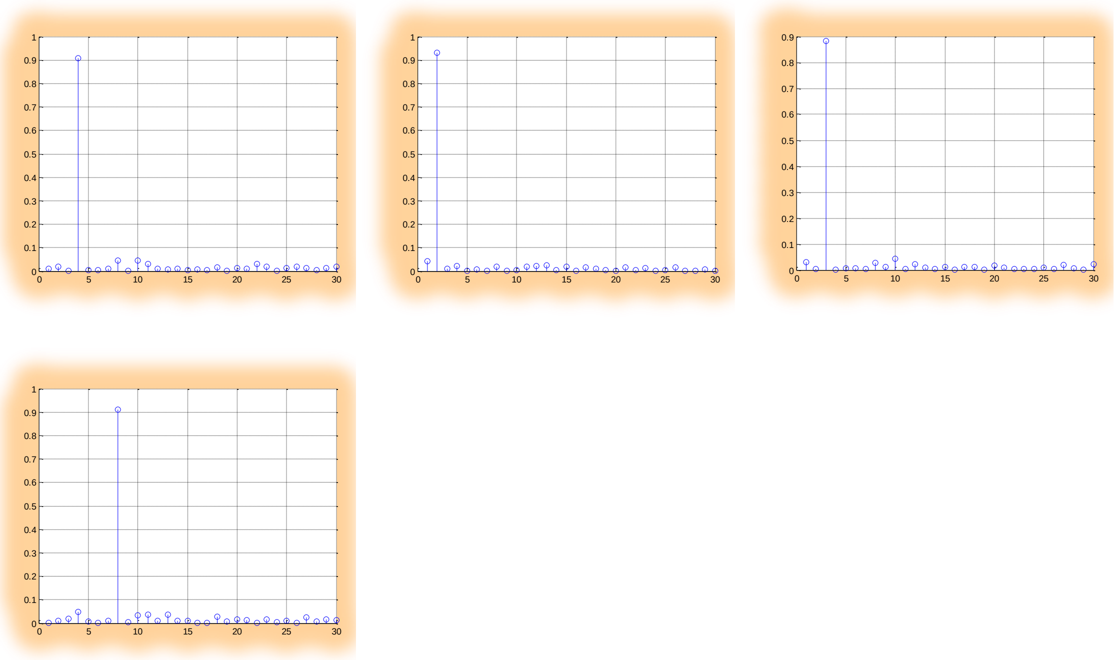


Σχήμα 6.54 : Οι Ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν μετά την εφαρμογή του συνδυασμού PCA-ICA στο διαμορφωμένο σετ δεδομένων.

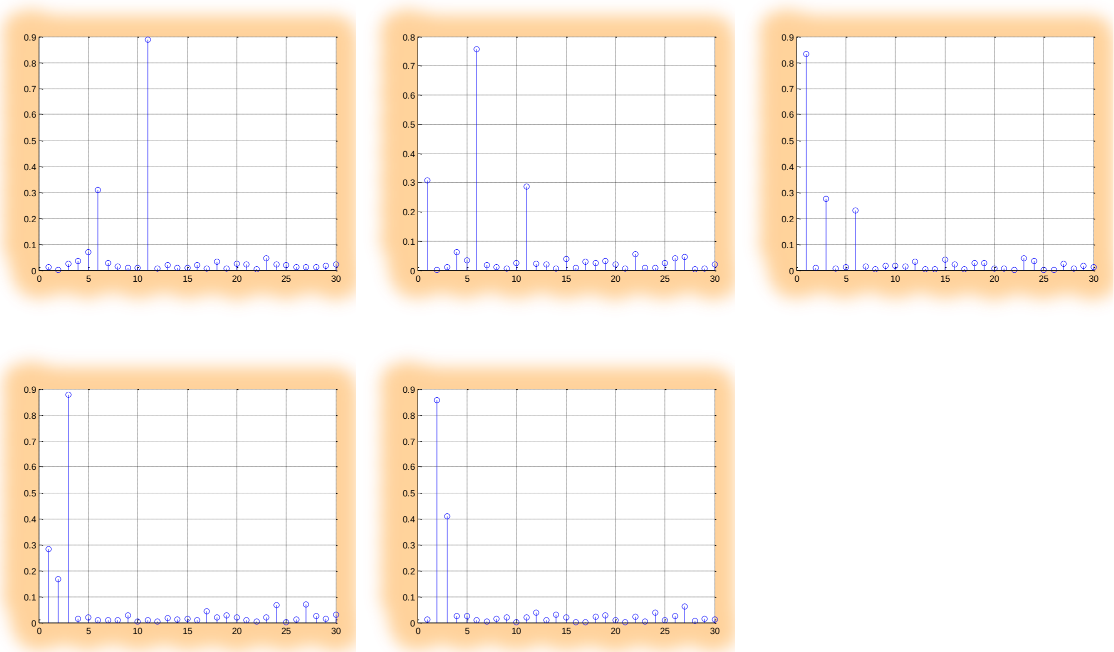
➢ Προβολή πίσω στα κανάλια συνιστωσών και σύγκριση με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε πηγής

Σύμφωνα με τα διαγράμματα των ανεξαρτητων συνιστωσών (Σχήματα 6.53, 6.54) έχει επιτευχθεί ο διαχωρισμός των πηγών, επομένως, γίνεται σύγκριση της κάθε συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε πηγής μέσω των συντελεστών συσχέτισης. Ακολουθούν τα διαγράμματα αντίστοιχα για κάθε σετ δεδομένων (Σχήματα 6.55,6.56).





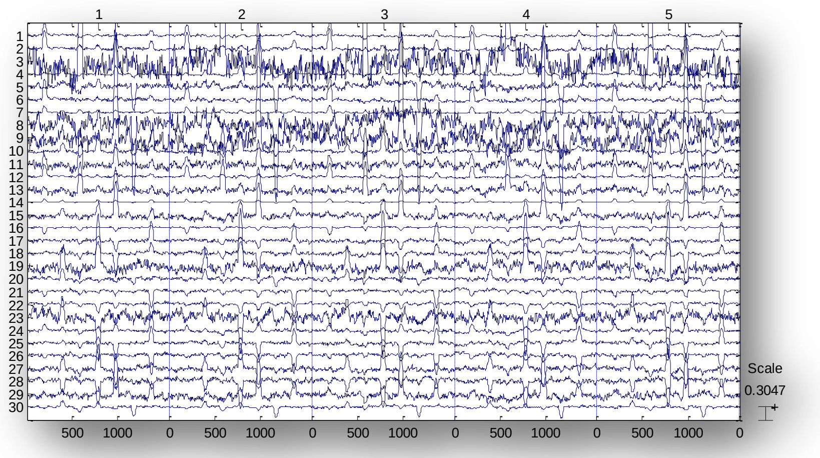
Σχήμα 6.55 : Συντελεστές συσχέτισης που προκύπτουν από την ομοιότητα μεταξύ των ανακατασκευασμένων (back projected) δεδομένων της κάθε συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε αρχικής πηγής (απλά δεδομένα)



Σχήμα 6.56 : Συντελεστές συσχέτισης που προκύπτουν από την ομοιότητα μεταξύ των back projected δεδομένων της κάθε συνιστώσας με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο της κάθε αρχικής πηγής (modulated δεδομένα)

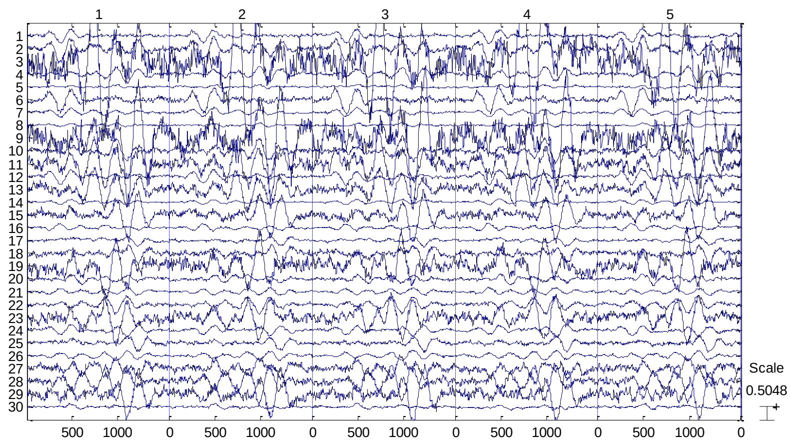
➢ Επιλογή συνιστωσών για προβολή πίσω στα κανάλια

Επιλέχθησαν οι συνιστώσες 13, 10, 1, 4, 2, 3, 8 για την τελική ανακατασκευή.



Σχήμα 6.57 : Ανακατασκευασμένα δεδομένα με επιλογή των συνιστωσών που ανακτούν τις αρχικές πηγές για προβολή πίσω στα κανάλια (απλό σετ δεδομένων)

Επιλέχθησαν οι συνιστώσες 1, 2, 3, 6, 11.



Σχήμα 6.58 : Ανακατασκευασμένα δεδομένα με επιλογή των συνιστωσών που αντιστοιχούν στις αρχικές πηγές για προβολή πίσω στα κανάλια (διαμορφωμένο σετ δεδομένων)

Στον παρακάτω πίνακα (6.8) ακολουθεί το αποτέλεσμα για αυτή την περίπτωση.

Πίνακας 6.8 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα για την περίπτωση διαφορετικό latency-location της 3ης μεθοδολογίας

Διαφορετικό Latency-Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε όλα τα καναλια)
Απλό σετ δεδομένων	0.1314	0.0508
Modulated σετ δεδομένων	0.5164	0.1591

Παρατηρήσεις: Στην περίπτωση αυτή επιτυγχάνονται και τα δύο ζητούμενα. Αφενός πραγματοποιείται με επιτυχία ο διαχωρισμός των N πηγών και αφετέρου απαλοίφεται σημαντικό μέρος του θορύβου. Συγκριτικά με την πρώτη μεθοδολογία η απόδοση σε αυτή την μεθοδολογία είναι αισθητά μικρότερη. Ωστόσο είναι μια γρήγορη και αποδοτική μέθοδος καθώς με ένα τρέξιμο μόνο του αλγορίθμου σε όλο το σύνολο των δεδομένων εξάγονται ικανοποιητικά αποτελέσματα.

6.4 Σύγκριση μεθόδων μέσω του Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος - Συμπεράσματα

Ακολουθεί η σύγκριση ανάμεσα στην εφαρμογή PCA-ICA πάνω σε κάθε κανάλι ξεχωριστά, στην εφαρμογή πάνω στα νέα ανακατασκευασμένα κανάλια και την εφαρμογή πάνω στα 30 κανάλια ταυτόχρονα μέσω του μέσου τετραγωνικού σφάλματος.

Υπολογίζεται το MSE ανάμεσα στα:

✓ **<u>Αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο - Αρχικά δεδομένα με θόρυβο (MSE-EEG)</u>**

Ν ίδιες πηγές σε ίδια χρονική υστέρηση (latency) αλλά διαφορετική θέση (location): Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.2 (α) και του σχήματος 6.2 (β) για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.3 (α) και του σχήματος 6.3 (β) για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

Ν ίδιες πηγές σε ίδια θέση αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.12 (α) και του σχήματος 6.12 (β) για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.13 (α) και του σχήματος 6.13 (β) για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση και σε διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.22 (α) και του σχήματος 6.22 (β) για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.23 (α) και του σχήματος 6.23 (β) για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

✓ **<u>Αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο – Ανακατασκευασμενα δεδομένα μετα την εφαρμογη PCA-ICA πάνω σε κάθε κανάλι ξεχωριστά (MSE PCA-ICA single trial)</u>**

Ν ίδιες πηγές σε ίδια χρονική υστέρηση αλλά διαφορετική θέση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.2 (α) και του σχήματος 6.9 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.3 (α) και του σχήματος 6.10 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

Ν ίδιες πηγές σε ίδια θέση αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.12 (α) και του σχήματος 6.19 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.13 (α) και του σχήματος 6.20 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση και σε διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.22 (α) και του σχήματος 6.29 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.23 (α) και του σχήματος 6.30 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

✓ **Αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο - Ανακατασκευασμένα δεδομένα μετά την εφαρμογη PCA-ICA στα νέα «καθαρισμένα» κανάλια (MSE newdata)**

N ίδιες πηγές σε ίδια θέση αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.12 (α) και του σχήματος 6.35 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.13 (α) και του σχήματος 6.36 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

N ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση και σε διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.22 (α) και του σχήματος 6.41 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.23 (α) και του σχήματος 6.42 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

✓ **Αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο - Ανακατασκευασμενα δεδομένα μετα την εφαρμογη PCA-ICA στα αρχικά κανάλια με θόρυβο (MSE PCA-ICA multiple trials)**

N ίδιες πηγές σε ίδια χρονική υστέρηση αλλά διαφορετική θέση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.2 (α) και του σχήματος 6.46 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.3 (α) και του σχήματος 6.47 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

N ίδιες πηγές σε ίδια θέση αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.12 (α) και του σχήματος 6.51 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.13 (α) και του σχήματος 6.52 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

N ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση και σε διαφορετική χρονική υστέρηση: Δηλαδή ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.22 (α) και του σχήματος 6.57 για το απλό σε δεδομένων και ανάμεσα στα δεδομένα του σχήματος 6.23 (α) και του σχήματος 6.58 για το σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

Τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα φαίνονται στους πίνακες 6.9, 6.10, 6.11.

Πίνακας 6.9 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα εφαρμογής PCA-ICA στο σύνολο των καναλιών και σε κάθε κανάλι ξεχωριστά αντίστοιχα στην περίπτωση που οι πηγές έχουν διαφορετικό θέση.

Διαφορετικό Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά)	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε όλα τα κανάλια)	Διαχωρισμός
Απλό σετ δεδομένων	0.1370	0.0086	0.0089	Μη Ικανοποιητικός Διαχωρισμός
Modulated σετ δεδομένων	0.5238	0.0504	0.0273	Μη Ικανοποιητικός Διαχωρισμός

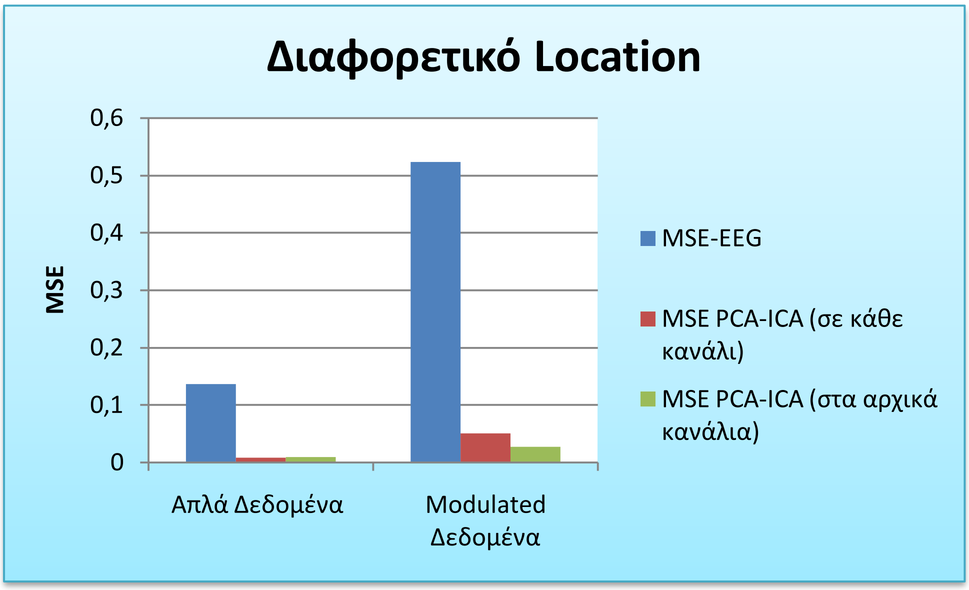
Πίνακας 6.10 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα εφαρμογής PCA-ICA στο σύνολο των καναλιών,στα νέα καθαρισμένα κανάλια και σε κάθε κανάλι ξεχωριστά αντίστοιχα στην περίπτωση που οι πηγές έχουν διαφορετικό latency.

Διαφορετικό Latency	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά)	MSE PCA-ICA (PCA-ICA στα νέα κανάλια)	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε όλα τα κανάλια)	Διαχωρισμός

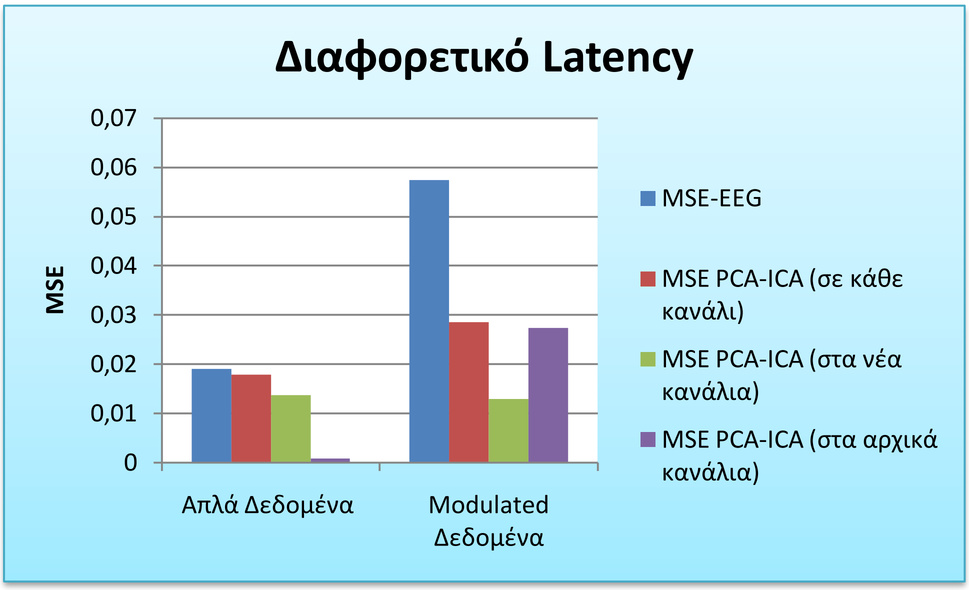
Απλό σετ δεδομένων	0.0191	0.0179	0.0137	8.9285e-004	Μη Ικανοποιητικός Διαχωρισμός
Modulated σετ δεδομένων	0.0574	0.0285	0.0129	0.0274	Μη Ικανοποιητικός Διαχωρισμός

Πίνακας 6.11 : Συγκεντρωτικά αποτελέσματα εφαρμογής PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά, στα νέα καθαρισμένα κανάλια και στο σύνολο των αρχικών καναλιών, στην περίπτωση που οι πηγές έχουν διαφορετικό latency.

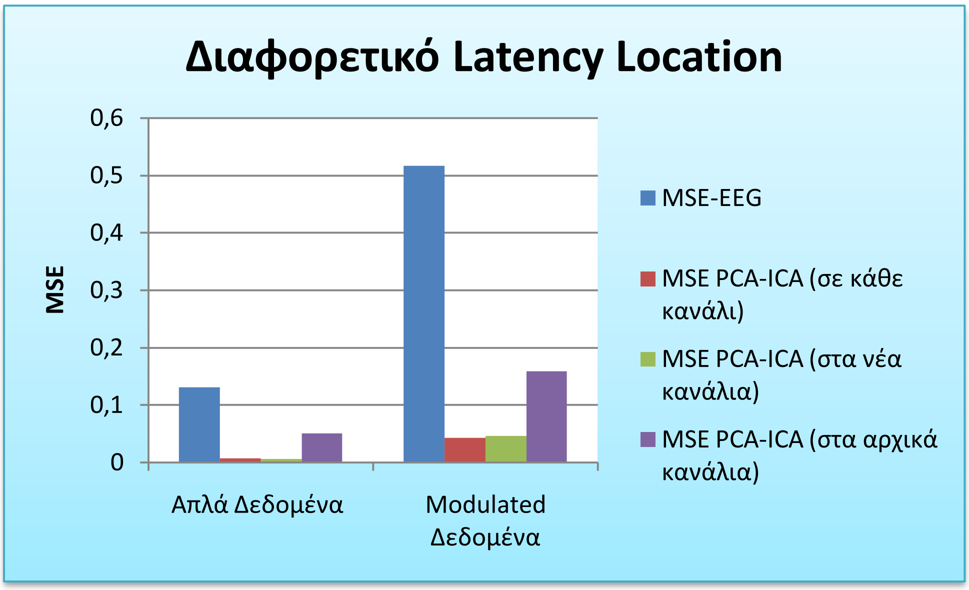
Διαφορετικό Latency-Location	MSE EEG	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστα)	MSE PCA-ICA (PCA-ICA στα νέα κανάλια)	MSE PCA-ICA (PCA-ICA σε όλα τα κανάλια)	Διαχωρισμός
Απλό σετ δεδομένων	0.1314	0.0068	0.0066	0.0508	Ικανοποιητικός διαχωρισμός των 7 πηγών
Modulated σετ δεδομένων	0.5164	0.0430	0.0467	0.1591	Ικανοποιητικός διαχωρισμός των 5 πηγών



Σχήμα 6.59 : Γραφικά αποτελέσματα εφαρμογής PCA-ICA στο σύνολο των καναλιών και σε κάθε κανάλι ξεχωριστά αντίστοιχα στην περίπτωση που οι πηγές έχουν διαφορετικό location.



Σχήμα 6.60 : Γραφικά αποτελέσματα εφαρμογής PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά, στα νέα καθαρισμένα κανάλια, στο σύνολο των αρχικών καναλιών στην περίπτωση που οι πηγές έχουν διαφορετικό latency.



Σχήμα 6.61 : Γραφικά αποτελέσματα εφαρμογής PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά, στα νέα καθαρισμένα κανάλια και στο σύνολο των αρχικών καναλιών, στην περίπτωση που οι πηγές έχουν διαφορετικά latency-location.

Τα συμπεράσματα για τα παραπάνω γραφήματα αναλύονται στην παρακάτω παράγραφο για να υπάρχει μια πιο ολοκληρωμένη αποψη για το τι συμβαίνει στις 2 μεθοδολογίες σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου.

6.4.1 Εξομοίωση σε διαφορετική ένταση θορύβου

Ακολουθεί γραφική παράσταση των σφαλμάτων της κάθε μεθοδολογίας σε σχέση με διαφορετική ένταση θορύβου την κάθε φορά. Με το συμβολισμό MSE-EEG υπενθυμίζεται πως συμβολίζεται το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στα αρχικά δεδομένα με θόρυβο και στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο. Με τον συμβολισμό MSE PCA-ICA single trial συμβολίζεται το σφάλμα ανάμεσα στα δεδομένα που προκύπτουν μετά από την εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά , και στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο. Με τον συμβολισμό MSE newdata συμβολίζεται το σφάλμα ανάμεσα στα δεδομένα που προκύπτουν μετά από την εφαρμογή του αλγόριθμου σε όλα τα νέα καθαρισμένα κανάλια, και στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο. Τέλος, με τον συμβολισμό MSE PCA-ICA multiple trials συμβολίζεται το σφάλμα ανάμεσα στα δεδομένα που προκύπτουν μετά από την εφαρμογή PCA-ICA σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα , και στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο.

Σκοπός αυτής της ενότητας είναι η σύγκριση των ανακατασκευασμένων δεδομένων που προκύπτουν από την κάθε μεθοδολογία , η ομοιότητα των ανακατασκευασμένων δεδομένων με τα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο και η συμπεριφορά των μεθοδολογιών σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου.

▪ N ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση (location)

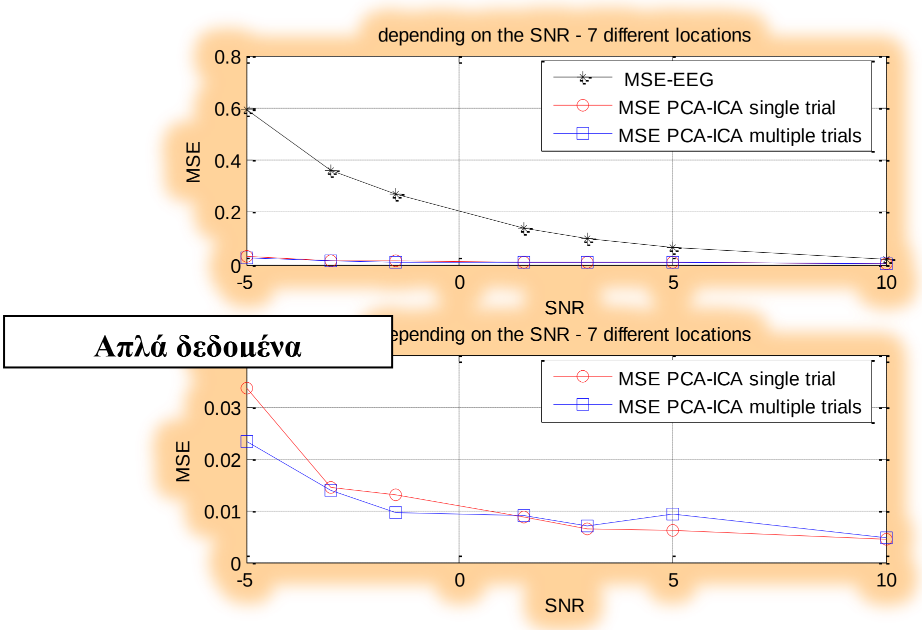
Αρχικά παρουσιάζεται η περίπτωση όπου τα δεδομένα παράγονται με την χρήση N διπόλων που τοποθετούνται σε διαφορετική θέση στο κεφάλι. (N=7 για το απλό σετ δεδομένων, 5 για το σετ διαμορφωμένων δεδομένων). Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα κατά την επεξεργασία με την πρώτη και την δεύτερη μεθοδολογια. Σημειώνεται πως δεν έχει υπολογιστεί το μέσο τετραγωνικό σφάλμα ανάμεσα στα δεδομένα που προκύπτουν μετά από την εφαρμογή του αλγόριθμου στα νέα φιλτραρισμένα κανάλια, και στα αρχικά δεδομένα χωρίς θόρυβο καθώς κατά την επεξεγασία δεν λαμβάνονται σαφή συμπεράσματα. Για να υπάρχει λοιπόν μια ολοκληρωμένη άποψη των αποτελεσμάτων, σε κάθε περίπτωση συγκρίνονται τα αποτελέσματα των μεθοδολογιών με το MSE EEG αρχικά, και στην συνέχεια, σε ξεχωριστό διάγραμμα συγκρίνονται οι δυο μεθοδολογίες μεταξύ τους.

➢ Όπως αναμένεται η αύξηση του SNR συνεπάγεται την σταδιακή μείωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (MSE-EEG). Η εφαρμογή του αλγόριθμου σε κάθε κανάλι ανεξάρτητα και η δεύτερη μεθοδολογία εξάγουν παρόμοια αποτελέσματα με αρκετά χαμηλές τιμές του μέσου τετραγωνικού σφάλματος σε όλα τα επίπεδα θορύβου (σχεδόν μηδενισμός των MSE PCA-ICA single trial, MSE PCA-ICA multiple trials).

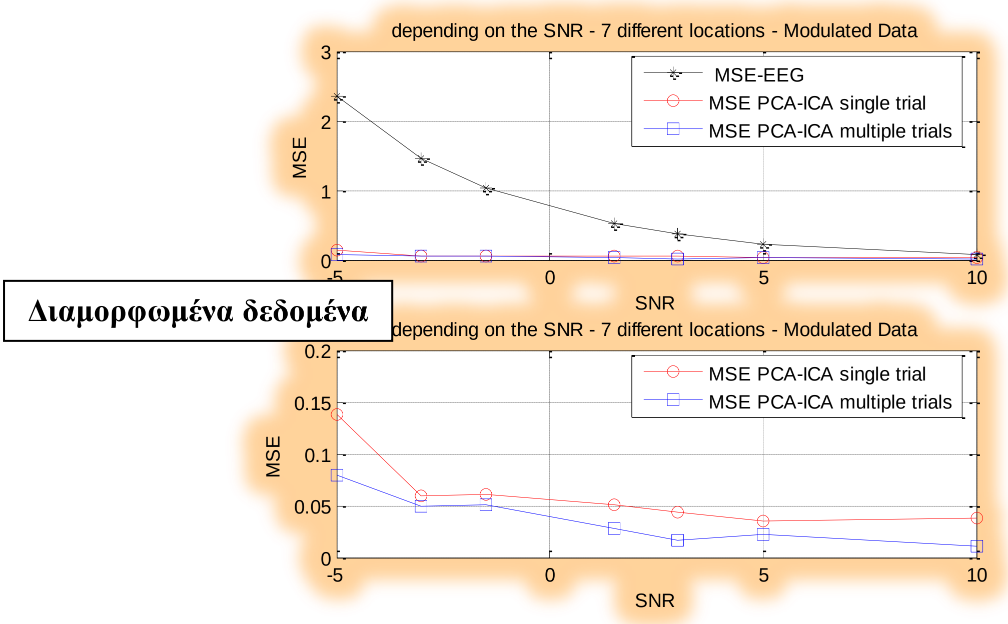
➢ Όπως έχει προαναφερθεί αρκετές φορές σε αυτό το κεφάλαιο, τα δεδομένα που παράγονται όταν N πηγές βρίσκονται στην ίδια θέση είναι ίδιας μορφής με τα δεδομένα που παράγονται από μια πηγή με αποτέλεσμα να μην γίνεται αυτή η διαφορά αντιληπτή από τον αλγόριθμο (λόγω της μη ανεξαρτησίας των δεδομένων εισόδου). Επομένως δεν επιτυγχάνεται η διαχωρισιμότητα των πηγών σε καμία από τις δύο μεθοδολογίες.

➢ Τα συμπεράσματα που προκύπτουν για το διαμορφωμένο σετ των δεδομένων είναι παρόμοια με αυτά του απλού σετ. Η εφαρμογή του αλγόριθμου σε κάθε κανάλι ξεχωριστά (PCA-ICA single trial) αποδίδει παρόμοια με την εφαρμογή στο σύνολο όλων των αρχικών δεδομένων με θόρυβο (PCA-ICA multiple trials).

Συμπερασματικά, η εφαρμογή του αλγόριθμου σε κάθε κανάλι ξεχωριστά είναι μια αποδοτική και καλή μέθοδος επεξεργασίας των δεδομένων καθώς αφαιρείται ο θόρυβος και παρά το γεγονός ότι η επεξεργασία γίνεται σε μικρό πλήθος δειγματων. Υπενθυμίζοντας η επεξεργασία με συνδυαστική PCA-ICA σε κάθε καναλι ξεχωριστά, ουσιαστικά εφαρμόζεται σε 30 δοκιμές των 400 δειγμάτων κάθε φορά δηλαδή σε μειωμένο μέγεθος δεδομένων. Ωστόσο επιφέρει αποτελέσματα το ίδιο ικανοποιητικά με τα αποτελέσματα που εξασφαλίζει η εφαρμογή του αλγόριθμου σε μεγάλο αριθμό training δεδομένων όπως προκύπτει από τα σχετικά διαγράμματα (Σχήμα 6.62, 6.63).



Σχήμα 6.62 : Αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές θορύβου σε δεδομένα με εφτά πηγές σε διαφορετικό location. Στο πάνω διάγραμμα συγκρίνονται οι δύο μεθοδολογίες με το MSE EEG, στο κάτω διάγραμμα συγκρίνονται οι δύο μεθοδολογίες μεταξύ τους.



Σχήμα 6.63 : Αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές θορύβου σε δεδομένα με πέντε διαμορφωμένες πήγες σε διαφορετικό location.

▪ Ν ίδιες πηγές σε ίδια θέση (location) αλλά διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)

Στην συνέχεια, παρουσιάζεται η περίπτωση όπου τα δεδομένα παράγονται με την χρήση Ν διπόλων που βρίσκονται στην ίδια θέση στο κεφάλι και που μεταβάλλονται μεσω Ν πηγών τοποθετημένων σε διαφορετική χρονική υστέρηση.

➢ Όσον αφορά το απλό σετ δεδομένων, τα συμπεράσματα για την πρώτη μεθοδολογία όπως είναι αναμενομενο δεν είναι τόσο ικανοποιητικά. Αυτό οφείλεται στο γεγονός πως στα δεδομένα που παράγουμε και εισάγουμε στον αλγόριθμο υπάρχει απόκλιση της θέσης των πηγών ανά δοκιμή.

➢ Όπως διαπιστώνεται κατά τη σχετική πειραματικη διαδικασία στην πρώτη μεθοδολογία (στο απλό σετ δεδομένων), κατά την εξαγωγή των ανεξάρτητων συνιστωσών είναι αρκετά δύσκολο να επιλεγούν ή να απορριφθούν οι κατάλληλες συνιστώσες (λόγω της προαναφερθείσας απόκλισης). Συνεπακόλουθα, αυτό ενδεχομένως οδηγεί σε απώλεια σημαντικής πληροφορίας κατά την ανακατασκευή.

- Παρατηρείται επίσης πως τα γραφήματα του MSE PCA-ICA single trial και του MSE PCA-ICA newdata είναι μεταξύ τους ανάλογα, με το MSE PCA-ICA newdata προφανώς να υπερτερεί (αυτό συμβαίνει διότι τα φιλτραρισμένα δεδομένα μπαίνουν εκ νέου σαν είσοδος στον αλγόριθμο). Μάλιστα, ο αλγόριθμος αδυνατεί να επεξεργαστεί δεδομένα με τιμές έντασης θορύβου χαμηλότερες από -1.5 db. (Σχήμα 6.64 για τα απλά δεδομένα)

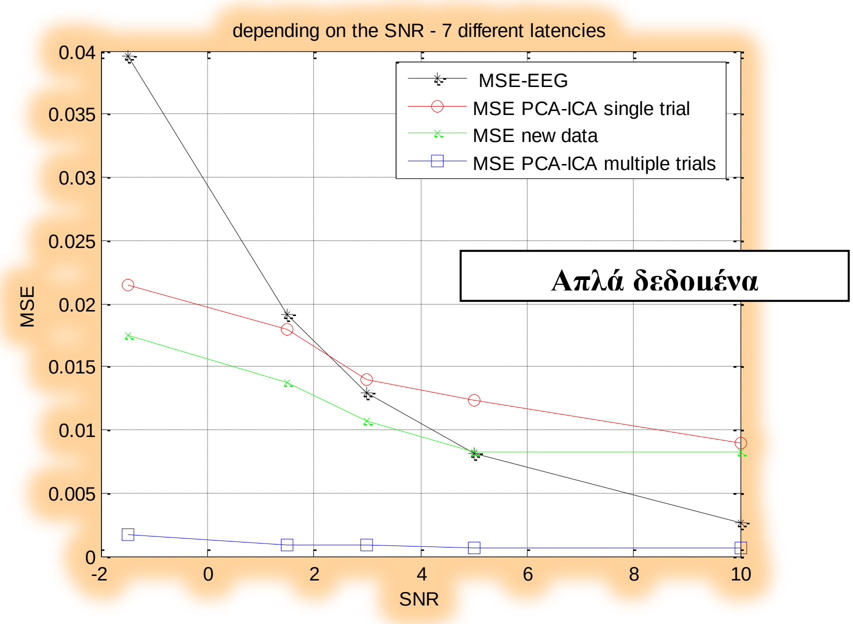
- Όσον αφορά την δεύτερη μεθοδολογία η απόδοση είναι πολύ καλύτερη και πραγματοποιείται σχεδόν μηδενισμός του σφάλματος σε όλα τα επίπεδα θορύβου. Όπως προαναφέρθηκε αυτό συμβαίνει διότι ο αλγόριθμος αντιλαμβάνεται το κάθε κανάλι σαν ένα σήμα και το διαχωρίζει επιτυχώς από τον θόρυβο. (Σχήμα 6.64 για τα απλά δεδομένα)

- Στην περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων (Σχήμα 6.65) η απόκλιση στην θέση της κορύφωσης των πηγών ανα δοκιμή δεν είναι τόσο αισθητή όπως ήδη παρατηρήθηκε στην σχετική παράγραφο με αποτέλεσμα να έχουμε ικανοποιητικά αποτελέσματα στην πρώτη μεθοδολογία με μείωση του σφάλματος (MSE PCA-ICA single trial, MSE PCA-ICA new data) σε όλα τα επίπεδα θορύβου.

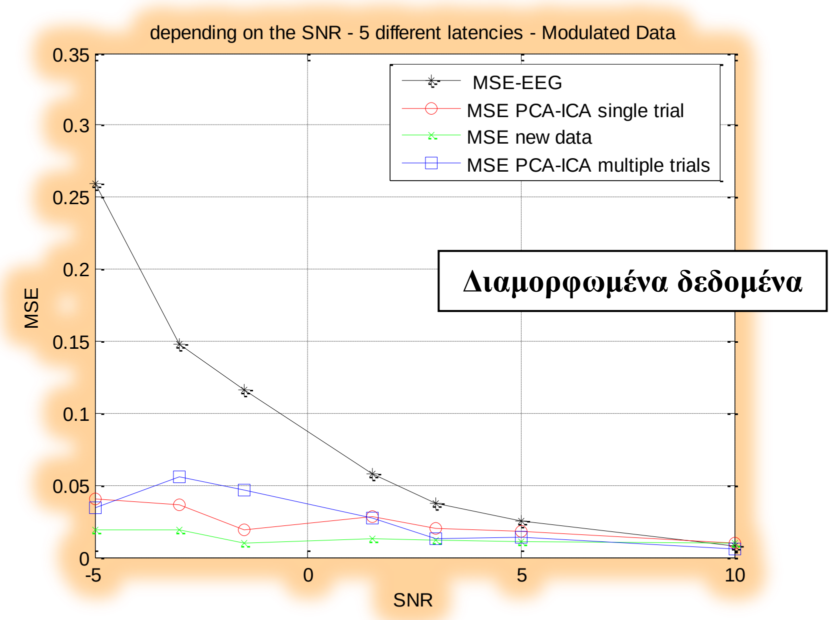
- Ομοίως η δεύτερη μεθοδολογία εξάγει ικανοποιητικά αποτελέσματα με εξίσου μειωμένο σφάλμα (MSE PCA-ICA multiple trials) σε διαφορετική ένταση θορύβου κάθε φορά. Συγκεντρωτικά, από το διάγραμμα (Σχήμα 6.65 για διαμορφωμένα δεδομένα) συμπεραίνεται πως κατά σειρά καλύτερης απόδοσης, όσον αφορά τα διαμορφωμένα δεδομένα, τίθεται η πρώτη μεθοδολογία και στην συνέχεια η δεύτερη μεθοδολογία.

- Καμία από τις 2 μεθοδολογίες δεν επιτυγχάνει την διαχωρισιμότητα των N πηγών τόσο στο απλό σετ δεδομένων όσο στο σετ διαμορφωμένων δεδομένων.

Συμπερασματικά η μέθοδος εφαρμογής του αλγόριθμου στο σύνολο των αρχικών καναλιών με θόρυβο είναι η ιδανική σε περίπτωση που επιθυμούμε να διαχωρίσουμε από τον θόρυβο σήματα που δεν είναι time locked στο ερέθισμα (δηλαδή σήματα που ανά δοκιμή εμφανίζουν απόκλιση στην θέση της κορύφωσης).



Σχήμα 6.64 : Αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές θορύβου σε δεδομένα με εφτά πηγές σε διαφορετικό latency.



Σχήμα 6.65 : Αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές θορύβου σε δεδομένα με πέντε modulated πηγές σε διαφορετικό latency.

▪ **Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση (location) και σε διαφορετική χρονική υστέρηση (latency)**

Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα για την περίπτωση όπου τα δεδομένα παράγονται με την χρήση Ν διπόλων που βρίσκονται σε διαφορετική θέση στο κεφάλι και που μεταβάλλονται μέσω Ν πηγών τοποθετημένων σε διαφορετική χρονική υστέρηση.

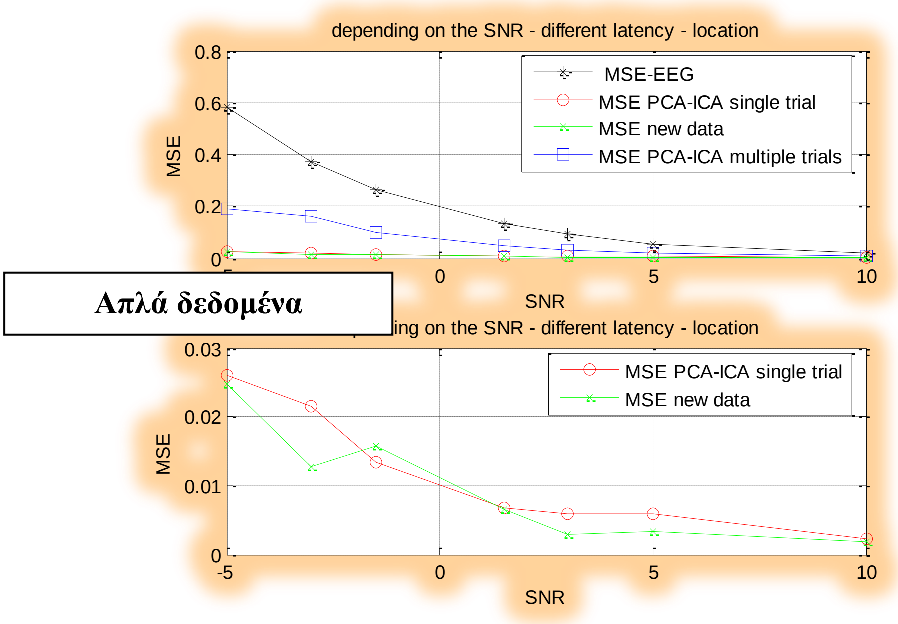
➢ Παρατηρώντας το παρακάτω διαγραμμα (Σχήμα 6.66) συμπεραίνεται πως η πρώτη μεθοδολογία πετυχαίνει σχεδόν μηδενισμό του σφάλματος για όλες τις τιμές του θορύβου και η περαιτέρω επεξεργασία εξασφαλίζει την διαχωρισιμότητα των πηγών.

➢ Τέλος, στην δεύτερη μεθοδολογία σταδιακά μειώνεται το σφάλμα όσο η ένταση του θορύβου αλλάζει και τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι ικανοποιητικά καθως με αυτή την μεθοδολογία παράλληλα επιτυγχάνεται και ο διαχωρισμός των πηγών.

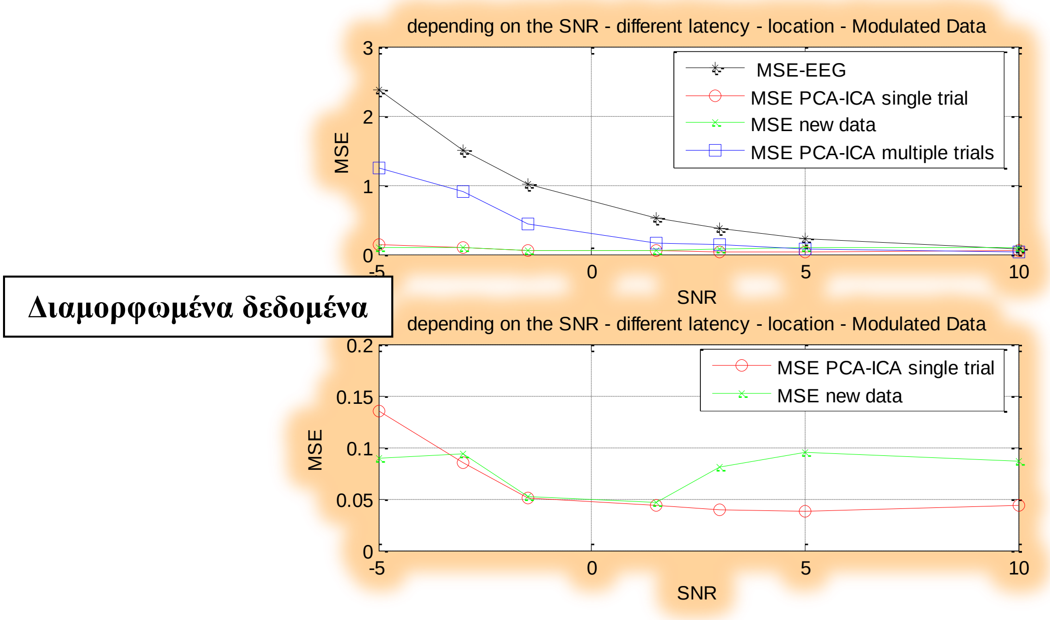
➢ Τα αποτελέσματα της πρώτης μεθοδολογίας είναι αποδοτικότερα από τα αποτελέσματα της δεύτερης μεθοδολογίας.

➢ Τα συμπεράσματα για το σετ των διαμορφωμένων δεδομένων είναι όμοια με τα αποτελέσματα στο απλό σετ δεδομένων όπως προκύπτει από το σχήμα 6.67.

Αξίζει να σημειωθεί, πως η δεύτερη μεθοδολογια με εύκολο, γρήγορο και αποδοτικό τρόπο επιτυγχάνει αφαίρεση μεγάλου τμήματος του θορύβου και παράλληλα σωστή διαχωρισιμότητα των πηγών με ένα μόνο τρέξιμο του αλγόριθμου (καθώς εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA μια φορά μόνο στο σύνολο των αρχικών καναλιών με θόρυβο).



Σχήμα 6.66 : Αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές θορύβου σε δεδομένα με εφτά πήγες σε διαφορετικό latency και σε διαφορετικό location.



Σχήμα 6.67 : Αποτελέσματα για διαφορετικές τιμές θορύβου σε δεδομένα με πέντε modulated πήγες σε διαφορετικό latency και σε διαφορετικό location.

Κεφάλαιο 7 Συμπεράσματα

7.1 Εισαγωγή

Στο σημείο αυτό, παρουσιάζονται συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα που απορρέουν από την εκάστοτε πειραματική διαδικασία.

Στο κεφάλαιο 4, στην περίπτωση της ανάλυσης με 1 πηγή πρωταρχικός στόχος είναι ο διαχωρισμός της 1 πηγής από τον θόρυβο. Ακολούθως εξάγονται συμπεράσματα για την επίδραση διαφόρων παραμέτρων στην ανάκτηση του σήματος πηγής. Σαν συνολικό αποτέλεσμα προκύπτει πως η διαχωρισιμότητα της 1 πηγής από τον θόρυβο είναι δυνατή. Μάλιστα, ο συνδυασμός της προεπεξεργασίας των σημάτων με PCA, με την ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες (ICA) επιφέρει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα. Όσον αφορά την επίδραση των παραμέτρων, απορρέει το συμπέρασμα πως οι εκάστοτε αλλαγές που πιθανόν να συμβαίνουν σε κάθε σήμα με την μεταβολή των παραμέτρων δεν επηρεάζουν το συνολικό αποτέλεσμα της ανάλυσης ανεξάρττων συνιστωσών.

Στο 5^{ο} κεφάλαιο, στην περίπτωση της ανάλυσης με 2 πηγές, στόχος μας είναι η μελέτη της δυνατότητας διαχωρισμού και ανάκτησης δύο σημάτων από πολλά κανάλια σε περιβάλλον χωρίς θόρυβο. Παράλληλα, μελετώνται οι περιπτώσεις διαχωρισιμότητας των δύο πηγών που προκύπτουν από την επεξεργασία χωρίς θόρυβο και σε περιβάλλον θορύβου. Το γενικό συμπέρασμα που εξάγεται στο σημείο αυτό είναι πως η εξάλειψη του θορύβου πραγματοποιείται σε κάθε περίπτωση. Παράλληλα, επιτυγχάνεται η διαχωρισιμότητα των πηγών σε περιπτώσεις όπου οι δύο πηγές διαφέρουν μεταξύ τους ως προς την χρονική υστέρηση σε συνδυασμό με κάποια άλλη παράμετρο όπως η θέση του διπόλου μέσα στο κεφάλι, η κατεύθυνσή του και η χρονική διάρκεια του σήματος πηγής. Σε κάθε άλλη περίπτωση το αποτέλεσμα που προκύπτει από την εφαρμογή της μεθόδου ICA είναι μια γραμμική μίξη των πηγών και πηγές θορύβου.

Το κεφάλαιο 6 αναφέρεται στην προσέγγιση της ανάλυσης με Ν πηγές η οποία διακρίνεται σε δύο βασικές μεθοδολογίες. Στην πρώτη μεθοδολογία η ανάλυση PCA-ICA γίνεται σε σειρά δοκιμών. Πιο συγκεκριμένα σε σειρά δοκιμών σε κάθε κανάλι μπορούμε να εξετάσουμε τον «καθαρισμό» (φιλτράρισμα) κάθε καναλιού ανεξάρτητα. Στην συνέχεια η εφαρμογή PCA-ICA στα νέα φιλτραρισμένα κανάλια δίνει την δυνατότητα εξαγωγής των ανεξάρτητων συνιστωσών που συνθέτουν το σήμα. Στην δεύτερη μεθοδολογία πραγματοποιείται η εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA στα αρχικά κανάλια και εξετάζεται η δυνατότητα διαχωρισμού των πηγών που συνθέτουν το σήμα καθώς και το φιλτράρισμα του θορύβου. Στο σημείο αυτό στόχος είναι η σύγκριση των δύο παραπάνω μεθοδολογιών σε κάποιες ενδιαφέρουσες περιπτώσεις διαχωρισμού. Σαν συνολικό συμπέρασμα απορρέει ότι σε περιπτώσεις όπου οι N πηγές διαφέρουν μόνο ως προς μια παράμετρο (χρονική υστέρηση ή θέση μέσα στο κεφάλι) τα αποτελέσματα είναι αναμενόμενα μη ικανοποιητικά. Πιο συγκεκριμένα εξετάστηκαν περαιτέρω αυτές οι περιπτώσεις των οποίων έχει ήδη αποδειχθεί η μη διαχωρισιμότητά τους στην ανάλυση με 2 πηγές. Επαληθεύεται η ανέφικτη διαχωρισιμότητα τους και σε αυτή την προσέγγιση. Τέλος, εξετάζεται η περίπτωση όπου οι N πηγές διαφέρουν σε 2 παραμέτρους (χρονική υστέρηση και θέση στο κεφάλι. Στην περίπτωση αυτή και οι δύο μεθοδολογίες χαρακτηρίζουν θετικά την αξιοπιστία τους με την πρώτη μεθοδολογία να υπερτερεί.

Στις ακόλουθες παράγραφους ακολουθούν αναλυτικά τα συμπεράσματα.

7.2 Επεξεργασία σημάτων με 1 πηγή

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στο $4^{ο}$ κεφάλαιο χρησιμοποιείται ένα δίπολο τοποθετημένο σε κάποια συγκεκριμένη θέση στο εσωτερικό του εγκεφάλου του οποίου το πλάτος και η κατεύθυνση μεταβάλλονται σύμφωνα με μια πηγή.

Η πηγή είναι

- είτε μια απλή κορύφωση (peak),
- είτε μια διαμορφωμένη κορύφωση (modulated peak).

Η επεξεργασία γίνεται σε περιβάλλον θορύβου. Σκοπός επομένως αυτής της διαδικασίας είναι να ανακτηθεί το αρχικό σήμα της πηγής φιλτράροντας το θόρυβο.

Εξετάζεται λοιπόν αν μια πηγή μπορεί να διαχωριστεί από τον θόρυβο με

- την μέθοδο ICA,

- τον συνδυασμό των μεθόδων PCA, ICA.

7.2.1 Δεδομένα μιας δοκιμής

- Η γενική εικόνα από την εφαρμογή και των δύο πειραματικών διαδικασιών (ICA, PCA-ICA) είναι ότι επιτεύχθηκε σε όλες ικανοποιητικός διαχωρισμός του σήματος από τον θόρυβο.
- Το καλύτερο συνολικά αποτέλεσμα επιτεύχθηκε με την επεξεργασία των σημάτων με προεπεξεργασία με PCA και στη συνέχεια ανάλυση σε ανεξάρτητες συνιστώσες με ICA.

- Όσον αφορά το απλό σετ δεδομένων, κατά την επεξεργασία με την μέθοδο ICA, σε διαφορετικά επίπεδα θορύβου, διαπιστώνεται οριακή βελτίωση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος των ανακατασκευασμένων δεδομένων για κάθε τιμή του SNR. Κατά την επεξεργασία με PCA-ICA το μέσο τετραγωνικό σφάλμα των ανακατασκευασμένων δεδομένων μειώνεται στο μισό. Δηλαδή, τα ανακατασκευασμένα δεδομένα έχουν τον μισό θορυβο από ότι τα αρχικα. Αυτό συμβαίνει σε διαφορετικές τιμές SNR (-5 εως 10 db).
- Το συμπέρασμα που απορέει από την επεξέργασια δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους είναι ικανοποιητικό διότι διεξάγεται ικανοποιητικά το φιλτράρισμα του θορύβου για τις διάφορες τιμές του SNR. Όπως προαναφέρθηκε η απόδοση στην περίπτωση της επεξεργασίας με την συνδυαστική PCA-ICA υπερτερεί. Συγκεκριμένα, για τιμές SNR μεγαλύτερες από 1.5 db το σφάλμα των ανακατασκευασμένων δεδομένων κυμαίνεται σε τιμές κοντά στο μηδέν.
- Κατά την επεξεργασία με τις δύο γραμμικές μεθόδους (ICA, PCA-ICA) παρατηρείται καλύτερη απόδοση στο σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους.

Συγκεντρωτικά από τα παραπάνω συμπεραίνεται ότι:

Η εφαρμογή της συνδυαστικης PCA-ICA υπερτερεί της ICA. Συνεπώς η PCA-ICA είναι μια αποδοτική και καλή μέθοδος για το φιλτράρισμα του θορύβου και η εφαρμογή της σε δεδομένα μιας δοκιμής χαρακτηρίζει θετικά την αξιοπιστία της.

Διεξάγονται αποδοτικότερα αποτελέσματα στα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους όπως προκύπτει από την πειραματική διαδικασία.

▪ Επίδραση των παραμέτρων

Στην φάση αυτή, μελετάται αν υπάρχει κάποια επίδραση στον τρόπο συμπεριφοράς των γραμμικών μετασχηματισμών (ICA, PCA-ICA), αν μεταβληθούν οι παράμετροι που χαρακτηρίζουν την πηγή και το ηλεκτρικό δίπολο. Οι παράμετροι που μεταβάλλονται είναι οι εξής:

- Χρονική υστέρηση (latency)
- Συντεταγμένες Ηλεκτρικού Διπόλου (Dipole's coordinates)
- Συχνότητα Διαμόρφωσης (Modulation Frequency Fo)

➢ Η μεταβολή της τιμής των παραμέτρων που χαρακτηρίζουν την πηγή πολλές φορές οδηγεί σε σήματα με διαφορετική μορφή. Ωστόσο, διαπιστώνεται πως η αλλαγή των τιμών σε παραμέτρους όπως η θέση της κορύφωσης (latency), οι συντεταγμένες του διπόλου, και η συχνότητα διαμόρφωσης Fo, δεν έχει κάποια επίδραση στην αναλυση ανεξαρτητων συνιστωσών παρόλο που η μορφή του σήματος αλλάζει. Με λίγα λόγια, όποια τιμή και να πάρουν οι παραπάνω παράμετροι τα αποτελέσματα που θα προκύψουν μετά από ICA επεξεργασία θα είναι παρόμοια.

➢ Συμπεραίνεται ότι η επεξεργασία PCA σε συνδυασμό με ICA δίνει καλύτερα και πιο σταθερά αποτελέσματα από αυτά που προκύπτουν από την επεξεργασία μόνο με ICA ανεξαρτήτως από ποια παράμετρο από τις παραπάνω θα μεταβληθεί και κατά πόσο.

➢ Για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων, ισχύει ό,τι και προηγουμένως. Επιτυγχάνεται μεγαλύτερη αποδοση σε σχέση με το απλό σετ δεδομένων, τόσο με την την μέθοδο ICA, όσο με τον συνδυασμό των μεθόδων PCA, ICA.

7.2.2 Δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών

- Η απόδοση της μεθόδου ICA στα δεδομένα πολλών δοκιμών είναι όμοια με την απόδοση την συνδυαστικής PCA-ICA με εξαίρεση την περίπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων για υψηλές τιμές θορύβου (<-1.5 db) όπου το MSE-ICA είναι μεν βελτιωμένο αλλά αρκετά υψηλό. Σε όλες τις υπόλοιπες περιπτώσεις οι δύο μέθοδοι (ICA, PCA-ICA) εξάγουν βέλτιστα αποτελέσματα καθώς σχεδόν μηδενίζουν το σφάλμα σε κάθε τιμη θορύβου.
- Παρόλο που η βελτίωση του σφάλματος είναι σημαντική και στα δυο σετ δεδομένων παρατηρείται πως το απλό σετ δεδομένων έχει καλύτερη απόδοση. Στα δεδομένα μιας δοκιμής παρατηρείται το αντίστροφο, δηλαδή, σχετική βελτίωση και στα δύο σετ δεδομένων με το διαμορφωμένο σετ να υπερτερεί.
- Τα αποτελέσματα για πολύ θόρυβο δηλαδή για μικρότερες από -5 db τιμές του SNR είναι ανακριβή.

- **Επίδραση των παραμέτρων**

- Προκύπτει πως η αλλαγή των τιμών σε παραμέτρους που χαρακτηρίζουν την πηγή δεν έχει κάποια επίδραση στην αναλυση ανεξαρτητων συνιστωσών. Με λίγα λόγια, όποια τιμή και να πάρουν οι παράμετροι τα αποτελέσματα που θα προκύψουν μετά από την επεξεργασία θα είναι τα ίδια.

7.3 Επεξεργασία Σημάτων με 2 Πηγές

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στο $5^{ο}$ κεφάλαιο χρησιμοποιούνται δύο δίπολα και συγκεκριμένα ο γραμμικός τους συνδυασμός για την δημιουργία ενός σύνθετου δίπολου μέσω του οποίου υπολογίζεται το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού.

Οι δύο πηγές που προβάλλονται προς τα έξω, μέσω του γραμμικού συνδυασμού των δίπολων, συνθέτουν τα αρχικά δεδομένα. Οι πηγές είναι

- είτε κορυφώσεις (peaks),
- είτε διαμορφωμένες κορυφώσεις (modulated peaks).

- Οι δύο πηγές διαφέρουν μεταξύ τους σε κάποιες παραμέτρους (latency, duration).
- Ομοίως τα δύο ηλεκτρικά δίπολα που συνθέτουν τα προσομοιωμένα δεδομένα διαφέρουν ως προς τις συντεταγμένες του διπόλου δηλαδή, την θέση, το μέγεθος και την κατεύθυνση (location,orientation) .

Εξετάζεται σε ποιες περιπτώσεις είναι εφικτός ο διαχωρισμός των δύο αρχικών πηγών από τα συνθετικά δεδομένα. Η μέθοδος διαχωρισμού που χρησιμοποιείται σε αυτή την προσέγγιση είναι η συνδυαστική PCA-ICA, δηλαδή προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ανάλυση σε ανεξάρτητες πηγές με τη μέθοδο ICA , διότι από τις δύο μεθόδους που εξετάζονται στο 4^{o} κεφάλαιο είναι η μέθοδος με την καλύτερη απόδοση.

Αρχικά η εξομοίωση γίνεται χωρίς θόρυβο και στην συνέχεια διεξάγεται σε περιβάλλον θορύβου, σε δεδομένα μιας δοκιμής και σε δεδομένα πολλαπλών δοκιμών.

7.3.1 Επεξεργασία χωρίς θόρυβο

- **Περιπτώσεις που δεν μπορεί να γίνει διαχωρισμός των 2 πηγών**

  - Διαχωρισμός δύο ίδιων πηγών (ίδιο σχήμα, πλάτος, χρονική υστέρηση) που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) στο κεφάλι.
  - Διαχωρισμός 2 πηγών (ίδιο σχήμα ,πλάτος) που βρίσκονται σε ίδια θέση (location) άλλα έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).

Γιατί δεν μπορεί να γινει διαχωρισμός: Τα δεδομένα εισόδου δεν είναι γραμμικά ανεξάρτητα. Γενικά, για να επιτευχθεί η σωστή διαχωρισιμότητα των πηγών προτείνεται τα πειράματα να γίνονται υπό συνθήκες όπου αλλάζουν διάφορες παράμετροι ταυτόχρονα (πλάτος πηγής, διάρκεια κοκ) έτσι ώστε να εξασφαλίζεται η γραμμική ανεξαρτησία [2].

- **Περιπτώσεις που μπορεί να γίνει διαχωρισμός των 2 πηγών**

- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location), έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation), διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location), έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location), έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation), έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency) και διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration).

- **Στις παρακάτω περιπτώσεις διαπιστώνεται πως μπορεί να ανακτηθεί μόνο η μια από τις δυο πήγες.**

- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που έχουν διαφορετική κατεύθυνση (orientation) και διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration).
- Διαχωρισμός 2 ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) και διαφέρουν ως προς την διάρκεια της κορύφωσης (duration).

▪ Διαφορετική χρονική υστέρηση – Διαφορετική θέση στο κεφάλι

Η περίπτωση διαχωρισμού που αναλύθηκε πιο διεξοδικά είναι αυτή στην οποία οι δυο πηγές διαφέρουν ως προς την χρονική υστέρηση και την θέση του διπόλου στο κεφάλι.

Πιο συγκεκριμένα μελετήθηκαν οι περιπτώσεις διαχωρισμού όπου :

- Τα δίπολα είναι τοποθετημένα σε διαφορετικές αποστάσεις μεταξύ τους.
- Η διαφορά της χρονικής απόστασης μεταξύ των πηγών μεταβάλλεται. Δηλαδή οι δύο πηγές εμφανίζονται σε πιο κοντινές ή πιο μακρινές χρονικές στιγμές.

o Δίπολα σε διαφορετικές αποστάσεις

Δίπολα σε μικρή απόσταση

- Ο διαχωρισμός δεν είναι ικανοποιητικός καθώς το αποτέλεσμα είναι μια γραμμική μίξη των πηγών και όχι τα αντίγραφα των πηγών που αναμένονται. Το πρόβλημα σε αυτή την περίπτωση έγκειται στο γεγονός πως τα δυο δίπολα βρίσκονται πολύ κοντά μεταξύ τους.
- Στην περιπτωση του διαμορφωμένου σετ δεδομένων ο διαχωρισμός είναι εφικτός. Αυτή η διαφοροποίηση με το απλό σετ των δεδομένων έγκειται στο ότι η μορφή των διαμιρφωμένων σημάτων πηγής που βρίσκονται σε διαφορετική χρονική υστέρηση διαφέρει, λόγω της διαμόρφωσης. Επομένως, εφόσον τα σήματα είναι διαφορετικά διευκολύνεται ο διαχωρισμός.

Δίπολα σε μεσαία απόσταση

- Οι μορφές των ανεξάρτητων συνιστωσών είναι ακριβώς ίδιες με αυτές των συνθετικών σημάτων.
- Τα στοιχεία που έχουν αλλοιωθεί είναι το πλάτος άλλα και το πρόσημο κάθε σήματος. Η αλλοίωση αυτή όμως είναι θεωρητικά αναμενόμενη διότι μέσω της ICA δεν μπορεί να επιτευχθεί τόσο μεγάλη ακρίβεια ανακατασκευής.

Δίπολα σε μεγάλη απόσταση

- Ομοίως με παραπάνω, με απόλυτη ταύτιση των δεδομένων της κάθε πηγής με τα δεδομένα της κάθε ανακατασκευασμένης (back projected) συνιστώσας.

- Συμπέρασματικα προκύπτει είναι πως όσο πιο απομακρυσμένα είναι τα δυο δίπολα τόσο πιο ικανοποιητικός είναι ο διαχωρισμός (το σφάλμα παίρνει πολύ μικρές τιμές) και στα δυο σετ δεδομένων.
- Τέλος, η ελάχιστη απόσταση που πρέπει να έχουν τα δίπολα για να διαχωριστούν είναι 3cm είτε η πηγή είναι απλή κορύφωση είτε η πηγή είναι διαμορφωμένη κορύφωση.

- **Πηγές σε διαφορετική χρονική υστέρηση**

- Δεν έχει κάποια επίδραση η χρονική στιγμή στην οποία εμφανίζεται η κάθε κορύφωση στο διαχωρισμό των δύο πηγών.
- Οι δύο πήγες δεν πρέπει να επικαλύπτουν η μια την άλλη διότι επηρεάζεται αρνητικά ο διαχωρισμός των πηγών.
- Τα συμπεράσματα είναι ίδια και για τα 2 σετ δεδομένων.

7.3.2 Επεξεργασία με θόρυβο

Δεδομένα μια δοκιμής

Στην φάση αυτή εχει μελετηθεί διεξοδικά η περίπτωση στην οποία οι πηγές διαφέρουν μεταξύ τους ως προς την χρονική υστέρηση (latency)**,** την θέση στο κεφάλι (location) και την διάρκεια της κορύφωσης (duration).

- Επιτυγχάνεται η απαλοιφή σημαντικού μέρους του θορύβου. Εξασφαλίζονται ικανοποιητικά αποτελεσματα καθώς φιλτράρεται ο θόρυβος σε διαφορετικές τιμές SNR (-5 εως 10 db).
- Παράλληλα, επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των δύο πηγών.

Όπως προκύπτει από την πειραματική διαδικασία, τα αποτελέσματα για τα δύο σετ δεδομένων συγκριτικά είναι παρόμοια. Ωστόσο, τα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους κυριαρχούν των απλών δεδομένων, κατά την επεξεργασία σε υψηλά επίπεδα θορύβου.

- ## Δεδομένα πολλων συνενωμένων δοκιμών

- Η PCA-ICA πέτυχαινει ικανοποιητικό «καθαρισμό» των σημάτων από το θόρυβο αν κριθεί από την σημαντική βελτίωση του σφάλματος για όλες τις περιπτώσεις διαχωρισμού. Παράλληλα επιτυγχάνεται η διαχωρισιμότητα των 2 πηγών.
- Για μεγάλο πλήθος δεδομένων μπορούν να ληφθούν ικανοποιητικά αποτελέσματα (ως προς το φιλτράρισμα του θορύβου) για τις περιπτώσεις διαφορετική διάρκεια κορύφωσης (duration) – διαφορετική κατεύθυνση (orientation) , διαφορετική διάρκεια κορύφωσης (duration) – διαφορετική θέση στο κεφάλι (location) οι οποίες είναι πιο σύνθετες καθώς ανακτάται η μια μόνο πηγή κατά τον διαχωρισμό.
- Σε διαφορετικές τιμές SNR (από -5 εως 10 db) πραγματοποιείται σχεδόν μηδενισμός του θορύβου.
- Η απόδοση στο σετ δεδομένων με διαμόρφωση πλάτους είναι όμοια με την απόδοση στο απλό σετ των δεδομένων.
- Τα αποτελέσματα που προκύπτουν μετά από την επεξεργασία πάνω σε δεδομένα μιας δοκιμής μειονεκτούν συγκριτικά με αυτά που προκύπτουν μετά από την επεξεργασία σε δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών. Σε αυτή την περίπτωση των πολλών συνενωμένων δοκιμών (concatenated δεδομένα) τα δείγματα εκπαίδευσης είναι αρκετά ώστε να ικανοποιείται το κριτήριο της ευστάθειας και τα αποτελέσματα να είναι αρκετά ικανοποιητικά και στα δύο σετ δεδομένων.

7.4 Επεξεργασία σημάτων με Ν πηγές

Για την παραγωγή των προσομοιωμένων δεδομένων στην τρίτη προσέγγιση χρησιμοποιούνται Ν δίπολα και συγκεκριμένα ο γραμμικός τους συνδυασμός για την δημιουργία ενός σύνθετου δίπολου μέσω του οποίου υπολογίζεται το δυναμικό στην επιφάνεια του κεφαλιού.

Οι Ν πηγές που προβάλλονται προς τα έξω, μέσω του γραμμικού συνδυασμού των δίπολων, συνθέτουν τα αρχικά δεδομένα. Οι πηγές είναι:

- είτε κορυφώσεις (peaks)
- είτε διαμορφωμένες κορυφώσεις (modulated peaks).

Τα πειραματα διεξάγονται σε περιβάλλον θορύβου σε δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμων (concatenated trials data).

Στο 6^{o} κεφάλαιο εξετάζονται οι 3 παρακάτω περιπτώσεις ως προς την διαχωρισιμότητα:

- Διαχωρισμός Ν ίδιων πηγών (ίδιο σχήμα, πλάτος, χρονική υστέρηση) που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) στο κεφάλι.
- Διαχωρισμός Ν πηγών (ίδιο σχήμα ,πλάτος) που βρίσκονται σε ίδια θέση (location) άλλα έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).
- Διαχωρισμός Ν ίδιων πηγών που βρίσκονται σε διαφορετική θέση (location) και έχουν διαφορετική χρονική υστέρηση (latency).

Η μέθοδος διαχωρισμού που χρησιμοποιείται σε αυτή την προσέγγιση είναι η συνδυαστική PCA-ICA, δηλαδή προεπεξεργασία των σημάτων με PCA και έπειτα ανάλυση σε ανεξάρτητες πηγές με τη μέθοδο ICA.

Στόχος στην παρούσα προσέγγιση είναι η μελέτη της συμπεριφοράς της ανάλυσης συνιστωσών όταν εφαρμόζεται σε ένα καναλι με 30 δοκιμές και αν με αυτόν τον τροπο επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των πηγών. Πιο συγκεκριμένα η συνδυαστική PCA-ICA εφαρμόζεται 30 φορές για κάθε ένα από τα 30 κανάλια. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται ο όγκος των δεδομένων προς επεξεργασία (ουσιαστικά είναι σαν να εργαζόμαστε πανω σε δεδομένα μιας δοκιμής, 1 καναλι – 30 δοκιμές) . Η απάντηση στο αν επιτυγχάνεται η διαχωρισιμότητα των πηγών είναι όχι, ωστόσο τα δεδομένα του εκάστοτε καναλιού συνήθως «καθαρίζονται» επιτυχώς από τον θόρυβο. Έπειτα, το επόμενο βήμα είναι η περαιτέρω επεξεργασία των φιλτραρισμένων καναλιών και η εκ νέου εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA στο σύνολο των καινούριων αυτών καναλιών. Με τη περαιτέρω επεξεργασία των φιλτραρισμένων καναλιών αποσκοπούμε στο επιθυμητό αποτέλεσμα το οποίο είναι η διαχωρισιμότητα των πηγών. Τέλος, για να αποκτηθεί μια πιο ολοκληρωμένη άποψη για τα παραπάνω, εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA στο σύνολο των αρχικών δεδομένων με θόρυβο. Συμφωνα με αυτά που προαναφέρθηκαν διακρίνονται τα παραπάνω σε 3 μεθοδολογίες. Πιο συγκεκριμένα:

Πρώτη Μεθοδολογία

- Εφαρμογή PCA-ICA ανεξάρτητα σε κάθε κανάλι.
- Εφαρμογή PCA-ICA στα νέα φιλτραρισμένα δεδομένα που προκύπτουν από το παραπάνω βήμα.

Δεύτερη Μεθοδολογία

- Εφαρμογή PCA-ICA στα αρχικά συνενωμένα δεδομένα πολλών δοκιμών με θόρυβο σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα.

7.4.1 N ίδιες πηγές σε διαφορετική θέση στο κεφάλι

Όπως έχει προαναφερθεί στο κεφάλαιο 6 αποδυκνείεται πως 2 πηγές δεν μπορούν να διαχωριστούν μεταξύ τους αν είναι ίδιες και βρίσκονται σε διαφορετική θέση στο κεφάλι. Εξετάζεται λοιπόν αυτή η περίπτωση, για να αποδειχθεί πιο αναλυτικά η ιδιαιτερότητά της, καθως διαπιστώνεται η μη ικανότητα του αλγόριθμου να διακρίνει την διαφορά αναμεσα στα δεδομένα N ίδιων πηγών σε διαφορετική θεση, και στα δεδομένα μόνο μιας πηγής. Αυτό συμβαίνει διότι, όταν οι πηγές είναι ακριβώς ίδιες μεταξύ τους και βρίσκονται σε διαφορετική θέση μέσα στο κεφάλι τα δεδομένα που προβάλλονται πίσω στα κανάλια απεικονίζονται με τον ίδιο τρόπο με τα δεδομένα μιας πηγής.

- **Πρώτη Μεθοδολογία**

➢ Η εφαρμογή της ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών σε κάθε κανάλι ξεχωριστά χαρακτηρίζει θετικά την αξιοπιστία της καθώς μειώνει τον θόρυβο επιτυχώς. Είναι μια καλή και γρήγορη μέθοδος διαχωρισμού από τον θόρυβο καθώς εφαρμόζεται σε λίγα δείγματα εκπαίδευσης και όχι στον πολύ μεγάλο όγκο δεδομένων που προϋποθέτει η εφαρμογή σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα.

➢ Η περαιτέρω επεξεργασία των νέων «καθαρισμένων» καναλιών δεν οδηγεί σε θετικά συμπεράσματα. Από την μια, δεν υφίσταται διαχωρισμός των N πηγών. Από την άλλη, οι ανεξάρτητες συνιστώσες που προκύπτουν, χαρακτηρίζονται από διάχυτη πληροφορία στα κανάλια με αποτέλεσμα να μην μπορεί να βγει κάποιο σαφές συμπέρασμα.

- **Δεύτερη Μεθοδολογία**

➢ Η εφαρμογή της ανάλυσης των ανεξάρτητων συνιστωσών σε όλα τα αρχικά κανάλια με θόρυβο είναι ικανοποιητική καθώς το σφάλμα σχεδόν μηδενίζεται σε όλα τα επίπεδα θορύβου. Το αποτέλεσμα αυτό είναι λογικό και αναμενόμενο καθώς τα δεδομένα N πηγών σε διαφορετική θέση (location) τα αντιλαμβάνεται ο αλγόριθμος όπως αντιλαμβάνεται τα δεδομένα μιας πηγης.

➢ Όπως εχει προκύψει από το 4^{ο} κεφάλαιο στα πειράματα σε συνενωμένα δεδομένα πολλών δοκιμών μιας πηγής φέρουν εντυπωσιακά αποτελέσματα λόγω του μεγάλου αριθμού των δεδομένων εκπαίδευσης και λόγω της ευστάθειας.

➢ Δεν επιτυγχάνεται ο διαχωρισμος των N πηγών.

✓ Σε αυτή την περίπτωση σαν γενική εικόνα καταλήγουμε στο ότι η εφαρμογή της συνδυαστικής PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά εξάγει όμοια αποτελέσματα με την εφαρμογή σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα. Στην μια περίπτωση εφαρμόζεται η συνδυαστική PCA-ICA σε μικρό αριθμό δεδομένων (1 κανάλι κάθε φορά). Στην δεύτερη περίπτωση με ένα συνολικό τρέξιμο εξάγονται ικανοποιητικά αποτελέσματα.

✓ Τα συμπεράσματα είναι παρόμοια για τα δύο σετ δεδομένων.

✓ Οι δύο μέθοδοι είναι εξίσου αποδοτικές καθώς μειώνουν το σφάλμα στο ελάχιστο. Συμπερασματικά η επεξεργασία σε μεγάλο όγκο δεδομένων είτε γίνεται σε κάθε κανάλι ξεχωριστα είτε σε όλα τα κανάλια ταυτόχρονα επιφέρει αξιόλογα αποτελέσματα.

7.4.2 N ίδιες πηγές σε διαφορετική χρονική υστέρηση

Στην περιπτωση αυτή τα N δίπολα είναι τοποθετημένα στην ίδια θέση στο κεφάλι και μεταβάλλονται σύμφωνα με N πηγές με διαφορετική θέση της κορύφωσης (διαφορετικό latency). Στο κεφάλαιο 5 εχει αποδειχθεί πως ο διαχωρισμός των πηγών σε αυτή την περίπτωση δεν είναι εφικτος. Στο κεφάλαιο 6 εισάγεται και εξετάζεται μια καινούρια διαφοροποίηση, με την αρχική θεση της κορύφωσης της κάθε πηγής να αποκλίνει ανα δοκιμή.

- **Πρώτη Μεθοδολογία**

➢ Σε αυτή την περίπτωση υπάρχει μια μικρή απόκλιση της τιμής της θέσης της κάθε κορύφωσης (latency) ανά δοκιμή. Με την εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ξεχωριστά δεν υπάρχει ικανοποιητικό αποτέλεσμα. Αυτό πιθανόν συμβαίνει διότι οι 30 δοκιμές με θόρυβο που εισέρχονται στον αλγόριθμο, είναι αρκετά διαφοροποιημένες, λόγω της απόκλισης που υφίστανται οι κορυφώσεις ανα δοκιμή. Επομένως, ο πινακας μίξης που δέχεται σαν εισοδο ο αλγόριθμος είναι αρκετά περίπλοκος με αποτέλεσμα να είναι είναι δύσκολη η διαδικασία της επιλογής των κατάλληλων συνιστωσών. Ειδικά για μεγάλες τιμές θορύβου τα αποτελέσματα είναι τελείως ασαφή.

➢ Τα αποτελέσματα για το διαμορφωμένο σετ δεδομένων είναι ικανοποιητικά διότι δεν υπαρχει σημαντική διαφοροποίηση ανα δοκιμή.

➢ Η περαιτέρω επεξεργασία προφανώς οδηγεί σε νεα μείωση του θορυβου. Παρατηρώντας τα αντίστοιχα διαγράμματα για το πρώτο βήμα (εφαρμογή PCA-ICA σε κάθε κανάλι ανεξάρτητα) και το δεύτερο βήμα (εφαρμογή PCA-ICA στα νέα φιλτραρισμένα δεδομένα) αυτής της μεθοδολογίας διακρίνεται μια αναλογία. Αυτή η αναλογία που υπάρχει ανάμεσα στις γραφικές παραστάσεις οφείλεται στο ότι τα νέα καθαρισμένα κανάλια που εξάγονται από την επεξεργασία με το πρώτο βήμα, εισάγονται ξανά στον αλγόριθμο Infomax με σκοπό την περαιτέρω επεξεργασία με αποτέλεσμα να μειώνεται εκ νέου το μέσο τετραγωνικό σφάλμα.

➢ Για μικρές τιμές θορύβου (>3 db) τα αποτελέσματα δεν είναι ικανοποιητικά οπότε συμπεραίνεται πως δεν έχει ιδιαίτερο η μεθοδολογία αυτή σε περιπτώσεις που το σήμα δεν είναι time locked στο ερέθισμα. Ωστόσο ικανοποιητικά είναι τα αποτελέσματα του διαμορφωμένου σετ δεδομένων. Αυτό πιθανότατα οφείλεται στην κατασκευή των δεδομένων δηλαδή, στο ότι δεν υπαρχει σημαντική διαφοροποίηση ανα δοκιμή.

➢ Δεν επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των Ν πηγών σε κανένα από τα δυο σετ δεδομένων.

- **Δεύτερη Μεθοδολογία**

➢ Η $2^η$ μεθοδολογία είναι αποδοτικότερη όσον αφορά το απλό σετ δεδομένων. Ο αλγόριθμος αντιλαμβάνεται το κάθε κανάλι (δηλαδή τις 30 δοκιμές) σαν ένα σήμα και το διαχωρίζει με μεγάλη ακρίβεια από τον θόρυβο. Επομένως το σφάλμα σχεδόν μηδενίζεται και τα ανακατασκευασμένα δεδομένα είναι σχεδόν όμοια με αντίγραφα των αρχικών χωρίς θόρυβο καναλιών.

➢ Δεν επιτυγχάνεται ο διαχωρισμός των Ν πηγών.

➢ Η συνδυαστικη PCA-ICA είναι αποδοτικότερη στο απλό σετ δεδομένων συγκριτικά με το σετ των διαμορφωμένων δεδομένων. Αυτό το συμπέρασμα έχει προκύψει και στο $5^ο$ κεφάλαιο στα απλά συνενωμένα δεδομένα πολλών δοκιμών μιας πηγής που υπερτερούν σε σύγκριση με τα αντίστοιχα δεδομένα με διαμόρφωση πλάτους.

7.4.3 Ν ίδιες πηγές σε διαφορετική χρονική υστέρηση και σε διαφορετική θέση στο κεφάλι

➢ Με την πρώτη μεθοδολογία επιτυγχάνεται η διαχωρισιμότητα των Ν πηγών και ταυτόχρονα η απαλοιφή του θορύβου σε μηδενικά επίπεδα.

➢ Η $2^η$ μεθοδολογία με μόνο ένα «τρέξιμο» του αλγόριθμου επιτυγχάνει να διαχωρίσει τις πηγές και παράλληλα να αυξήσει τον λόγο σήματος προς θόρυβο (SNR).

- Τα αποτελέσματα που προκύπτουν με την εφαρμογή της 1ης μεθοδολογίας υπερτερούν αυτών της 2ης μεθοδολογίας.

- Τα συμπεράσματα είναι παρόμοια και για τα δυο σετ δεδομένων.

7.5 Δεδομένα μιας δοκιμής – Δεδομένα πολλών συνενωμένων δοκιμών

Τα πειράματα διεξάγονται σε δεδομένα μιας δοκιμής (Single Trial) και σε δεδομένα πολλών επαναλαμβανόμενων δοκιμών (Concatenated Trials). Σύμφωνα με την σχετική πειραματική διαδικασία τα συμπεράσματα που προκύπτουν είναι τα ακόλουθα:

- Το καλύτερο συνολικό αποτέλεσμα επιτυγχάνεται με την εφαρμογή της ανάλυσης ανεξάρτητων συνιστωσών πάνω σε δεδομένα πολλών δοκιμών.
- Στην περίπτωση που υπάρχει μικρός αριθμός δεδομένων προς επεξεργασία ο ICA μπορεί να δώσει σήματα που δεν υπαρχουν. Υπάρχει η περίπτωση πηγές θορύβου να παρερμηνευτούν ως σήματα πηγής.
- Για την εξασφάλιση της ευστάθειας δημιουργούμε δεδομένα συνενωμένων δοκιμών αυξάνοντας το πλήθος των δεδομένων.
- Επιπλέον με την δημιουργία συνενωμένων δοκιμών διατηρούνται οι διαφοροποιήσεις από δοκιμή σε δοκιμή.
- Από την άλλη με την επεξεργασία σε δεδομένα μιας δοκιμής εκμεταλλευόμαστε τα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε και τα χρησιμοποιούμε για να βελτιστοποιήσουμε την απόδοση της εκάστοτε μεθοδολογίας στα δεδομένα επαναλαμβανόμενων συνδεδεμένων δοκιμών [21].

7.6 Παρατήρησεις – Περαιτέρω μελέτη

Σε αυτό το σημείο θα πρέπει να τονιστεί το ότι κατά την διεξαγωγή των πειραμάτων στα κεφάλαια 4, 5, 6, ένα από τα κυριότερα προβλήματα που προκύπτει είναι η δυσκολία της επιλογής των κατάλληλων συνιστωσών για ανακατασκευή. Στην περίπτωση της εφαρμογής της συνδυαστικής PCA-ICA καθώς και στην περίπτωση της εφαρμογής των γραμμικών μεθόδων πάνω σε δεδομένα πολλαπλών δοκιμών συνήθως η πληροφορία τείνει να συγκεντρώνεται στην πρώτη ανεξάρτητη συνιστώσα (ή πρώτες N συνιστώσες για επεξεργασία με N πηγές) και τα αποτελέσματα είναι ξεκάθαρα. Σε κάποιες περιπτώσεις όμως, η επιλογή ή η απόρριψη των συνιστωσών είναι εντελώς υποκειμένική. Για να υπάρχει μια πιο αντικειμενική άποψη στο θέμα αυτό, συνήθως επιλέγονται συνιστώσες που αντιστοιχούν σε συντελεστές συσχέτισης με τιμή μεγαλύτερη από κάποιο συγκεκριμένο κατώφλι. Δηλαδή, μετά από μεγάλο αριθμό πειραματικών δοκιμών, κρίνεται πιο κατώφλι επιστρέφει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα τις περισσότερες φορές. Με τον τρόπο αυτό επιλέγονται συνήθως αρκετές ανεξάρτητες συνιστώσες οι οποίες πιθανόν να περιέχουν επιπρόσθετη πληροφορία. Παράλληλα όμως μειώνεται ο κίνδυνος απόρριψης συνιστωσών που ενδεχομένως εμπεριέχουν χρήσιμη πληροφορία.

Τέλος, όπως και στις περισσότερες νέες μεθόδους πρέπει να δοθεί προσοχή σε κάποια σημεία. Για παράδειγμα ο χρόνος υπολογισμού ειδικά όσον αφορά το σετ δεδομένων επαναλαμβανόμενων δοκιμών θεωρείται παράλογος. Επιπλέον η μέθοδος ICA είναι δαπανηρή ως προς την μνήμη. Όσον αφορά την επεξεργασία σε δεδομένα μιας δοκιμής ο χρόνος υπολογισμού είναι μικρός αλλά με τα ίδια δεδομένα εισόδου εξάγονται λίγο διαφορετικά αποτελέσματα σε κάθε τρέξιμο του αλγόριθμου. Επομένως πρέπει να δοθεί η κατάλληλη προσοχή για την αποφυγή παρερμηνείας ή υπερβολικής ερμηνείας των αποτελεσμάτων. Βέβαια περαιτέρω έρευνα απαιτείται για να εκτιμηθούν οι εφαρμογές και τα αποτελέσματα των καινούριων μεθόδων που μελετήθηκαν στην παρούσα διπλωματική. Θα ήταν επιθυμητό να βρεθούν τρόποι για την χρήση αυτών των μεθόδων σε μεγάλο πλήθος δεδομένων αλλά παράλληλα να μειωθεί ο χρόνος υπολογισμού και να βελτιωθούν τα προβλήματα μνήμης, Μια πιθανή λύση στο πρόβλημα αυτό θα ήταν η εφαρμογή του αλγόριθμου ICA σε μεγάλες ομάδες δεδομένων (clusters). Ωστόσο, δεν θα πρέπει να σταματήσει η ενδεχόμενη έρευνα επίλυσης του παραπάνω προβλήματος. Στο μέλλον μια πληρέστερη κατανόηση των εγκεφαλικών δραστηριοτήτων μπορεί να βοηθήσει τις μεθόδους της ICA να βελτιώσουν την ανάλυση και ερμηνεία των EEG σημάτων. Επιπλέον διαφορετικοί τύποι βιοϊατρικών δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθούν σαν είσοδοι στον ICA αλγόριθμο. Τέλος, η χρήση EEG προβλέπεται να αυξηθεί μέσα στα επόμενα χρόνια.

Βιβλιογραφία

[1] Δ. Κουτσούρης, Εισαγωγή στη Βιοϊατρική Τεχνολογία και Ανάλυση Ιατρικών Σημάτων. Ε.Μ.Π., 2000.

[2] H.H. Jasper. The 10–20 electrode system of the International Federation. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 10: 370–375, 1958.

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

[4] S. Makeig, T.P. Jung, A.J. Bell, and T.J. Sejnowski, Blind separation of auditory event-related brain responses into independent components. In Proceedings of the National Academy of Sciences, 94:10979-10984, 1997.

[5] R.Vigario.Extraction of ocular artifacts from EEG using Independent Component Analysis. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 103:395-404, 1997.

[6] T.P. Jung, C. Humphries, T.W. Lee, S. Makeig, M.J. McKeown, V. Iragui, and T.J. Sejnowski, Extended ICA removes artifacts from electroencephalographic recordings. Advances in Neural Information Processing Systems 10. MIT Press, 1998.

[7] J.P. Nadal and N. Parga. Non-linear neurons in the low-noise limit: a factorial code maximises information transfer. Network, 4:295-312, 1994.

[8] A.J. Bell and T.J Sejnowski. An information maximisation approach to blind separation and blind deconvolution. Neural Computation, 7(6) : 1129-1159, 1995.

[9] S. Amari, A. Cichocki, and H. H. Yang. A New Learning Algorithm for Blind Signal Separation. In D. Touretzky, M. Mozer, and M. Hasselmo. Advances in Neural Information Processing Systems 8:752-763. MIT Press, Cambridge MA, 1996.

[10] J. F. Cardoso and B. Laheld. Equivariant adaptive source separation. IEEE Transaction on Signal Processing, 45(2) : 434-444, 1996.

[11] M. Girolami. Self-organizing artificial neural networks for signal separation. PhD thesis, Paisley University, Scotland, Department of Computing and Information Systems, 1997.

[12] http://www.oursland.net/tutorials/ica/index.html

[13] http://cis.legacy.ics.tkk.fi/aapo/papers/IJCNN99_tutorialweb/

[14] http://users.ics.tkk.fi/whyj/publications/thesis/thesis_node14.html

[15] Nick Yeung, Rafal Bogacz, Clay B. Holroyd and Jonathan D. Cohen. Detection of synchronized oscillations in the electroencephalogram: An evaluation of methods. Psychophysiology, 41: 822-832, 2004.

[16] http://www.cs.bris.ac.uk/~rafal/phasereset/

[17] http://sccn.ucsd.edu/~scott/tutorial/icatutorial3.html

[18] Σπηλιόπουλος Ιωάννης. Ανάλυση και αντιστροφή αλγόριθμου αντιστροφής για εντοπισμό διπόλου πηγής από εγκεφαλογράφημα. Διπλωματική Εργασία, Πολυτεχνείο Κρήτης, 2009.

[19] http://sccn.ucsd.edu/wiki/Chapter_09:_Decomposing_Data_Using_ICA

[20] Makeig, S et al. Frequently Asked Questions about ICA applied to EEG and MEG data. WWW Site, Swartz Center for Computational Neuroscience, Institute for Neural Computation, University of California San Diego, sccn.ucsd.edu/eeglab sccn.ucsd.edu/~scott/icafaq.html [World Wide Web Publication], 2002.

[21] Barrie Jervis, Suliman Belal, Kenneth Camilleri, Tracey Cassar, Cristin Bigan, David E.J. Linden, Kostas Michalopoulos, Michalis Zervakis, Mircea Becleaga, Simon Fabri and Joseph Muscat. The independent components of auditory p300 and cnv evoked potentials derived from single trial recordings. Physiological Measurement, 2007.

[22] Kianoush Nazarpour, Hamid R.Mohseni, ChristianW. Hesse, Jonathon A. Chambers and Saeid Sanei. A Novel Semiblind Signal Extraction Approach for the Removal of Eye-Blink Artifact from EEGs. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008.

[23] Jie Haoa, Xin Zoub, Martin P. Wilson, Nigel P. Davies, Yu Sun, Andrew C. Peet and Theodoros N. Arvanitis. A comparative study of feature extraction and blind source separation of independent component analysis (ICA) on childhood brain tumour ^{1}H magnetic resonance spectra. NMR in Biomedicine, 22: 809–818, 2009.