

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΛΟΠΟΝΝΗΣΟΥ – ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΕΛΕΓΧΟΣ ΡΟΜΠΟΤΙΚΟΥ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΜΕΣΩ BRAIN–COMPUTER INTERFACE ΜΕ ΧΡΗΣΗ EEG ΚΑΙ ΝΟΕΡΩΝ ΚΙΝΗΣΕΩΝ

Robotic Arm Control through α Brain–Computer Interface Using EEG Motor Imagery

του φοιτητή

Παναγιώτης Λεβεντογιάννης του Δημητρίου

ΑΡΙΘΜΟΣ ΜΗΤΡΩΟΥ: 9093202000104

Επιβλέπων:

Αθανάσιος Κούτρας, Αναπληρωτής Καθηγητής
Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών
Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου

Πάτρα, Σεπτέμβριος 2026

ΠΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ

Πιστοποιείται ότι η διπλωματική εργασία με θέμα:

ΕΛΕΓΧΟΣ ΡΟΜΠΟΤΙΚΟΥ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΜΕΣΩ BRAIN–COMPUTER INTERFACE ΜΕ ΧΡΗΣΗ EEG ΚΑΙ ΝΟΕΡΩΝ ΚΙΝΗΣΕΩΝ

του φοιτητή του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών

Παναγιώτης Λεβεντογιάννης του Δημητρίου

(Α.Μ. 9093202000104)

παρουσιάστηκε δημόσια και εξετάστηκε στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών στις

21 Σεπτεμβρίου 2026

από Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή αποτελούμενη από:

Γεώργιος Σουλιώτης Αναπληρωτής Καθηγητής	Αθανάσιος Κούτρας Αναπληρωτής Καθηγητής	Γιώργος Ασημακόπουλος Λέκτορας

Ο Επιβλέπων

Αθανάσιος Κούτρας
Αναπληρωτής Καθηγητής

Στοιχεία Διπλωματικής Εργασίας

Θέμα:	Έλεγχος Ρομποτικού Βραχίονα μέσω Brain–Computer Interface με χρήση EEG και Νοερών Κινήσεων
Φοιτητής:	Παναγιώτης Λεβεντογιάννης του Δημητρίου (Α.Μ. 9093202000104)
Ομάδα Επίβλεψης:	Αθανάσιος Κούτρας, Αναπληρωτής Καθηγητής
Εργαστήριο:	Signal, Image Processing & Pattern Recognition (SIPPRE) Group
Περίοδος εκπόνησης της εργασίας:	03/2026 – 09/2026
Άλλα στοιχεία:	

Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών.

Παναγιώτης Λεβεντογιάννης

© 2026 – Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Το σύνολο της εργασίας αποτελεί πρωτότυπο έργο, παραχθέν από τον Παναγιώτης Λεβεντογιάννης, και δεν παραβιάζει δικαιώματα τρίτων καθ' οιονδήποτε τρόπο. Αν η εργασία περιέχει υλικό, το οποίο δεν έχει παραχθεί από τον ίδιο, αυτό είναι ευδιάκριτο και αναφέρεται ρητώς εντός του κειμένου της εργασίας ως προϊόν εργασίας τρίτου, σημειώνοντας με παρομοίως σαφή τρόπο τα στοιχεία ταυτοποίησής του, ενώ παράλληλα βεβαιώνει πως στην περίπτωση χρήσης αυτούσιων γραφικών αναπαραστάσεων, εικόνων, γραφημάτων κ.λπ., έχει λάβει τη χωρίς περιορισμούς άδεια του κατόχου των πνευματικών δικαιωμάτων για την συμπερίληψη και επακόλουθη δημοσίευση του υλικού αυτού. Η εργασία αυτή δεν έχει υποβληθεί συνολικά ή εν μέρει για κανένα άλλο ακαδημαϊκό πτυχίο ή επαγγελματικό προσόν. Οποιαδήποτε χρήση εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης, συμπεριλαμβανομένων μεγάλων γλωσσικών μοντέλων, γεννητόρων κειμένου ή βοηθών κώδικα έχει αναφερθεί ρητώς εντός του κειμένου.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Πελοποννήσου δεν υποδηλώνει απαραιτήτως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Τμήματος.

Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης ο συγγραφέας εκχωρεί στο Πανεπιστήμιο Πελοποννήσου μη αποκλειστική άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, προσαρμογής, δημόσιου δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσής τους διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος και για όλο τον χρόνο διάρκειας των δικαιωμάτων πνευματικής ιδιοκτησίας.

Πάτρα, 21 Σεπτεμβρίου 2026

Ο Φοιτητής

Παναγιώτης Λεβεντογιάννης

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάζει την ανάπτυξη ενός πλήρους συστήματος Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (Brain-Computer Interface (BCI)) βασισμένου σε Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (Electroencephalography (EEG)) για τον έλεγχο του ρομποτικού χεριού InMoov i2 μέσω Νοερής Κίνησης (Motor Imagery (MI)). Το σύστημα υλοποιείται αποκλειστικά με εξαρτήματα ανοιχτού κώδικα και χαμηλού κόστους, αποδεικνύοντας τη δυνατότητα ανάπτυξης αξιόπιστων BCI εφαρμογών εκτός ακριβών ερευνητικών υποδομών.

Για την καταγραφή EEG χρησιμοποιείται η πλατφόρμα OpenBCI Cyton (8 κανάλια, 250 Hz, ADS1299), με ηλεκτρόδια τοποθετημένα στην κεντρική και κεντρομετωπιαία ζώνη (C3, C4, Cz, FC3, FC4, CP3, CP4, FCz) κατά το σύστημα 10-20. Το παράδειγμα καταγραφής βασίζεται στο πρωτόκολλο Graz-BCI (νοερή κίνηση vs. ηρεμία) με συγχρονισμένους markers μέσω Lab Streaming Layer (Lab Streaming Layer (LSL)).

*Καταγράφηκε πρωτογενές σύνολο δεδομένων από **14 συμμετέχοντες** (320 δοκιμές ο καθένας, 4.480 συνολικά). Η προεπεξεργασία περιλαμβάνει ζωνοπερατό φίλτρο 8–30 Hz και Common Average Reference (Common Average Reference (CAR)), ενώ η εξαγωγή χαρακτηριστικών υλοποιείται με Κοινά Χωρικά Πρότυπα (Common Spatial Patterns (CSP), 4 συνιστώσες, regularization Ledoit-Wolf). Αξιολογούνται συγκριτικά τέσσερις ταξινομητές: Linear Discriminant Analysis (LDA), Support Vector Machine (SVM) με πυρήνα RBF, γραμμικό SVM και Riemannian Minimum Distance to Mean (Minimum Distance to Mean (MDM)).*

*Η αξιολόγηση γίνεται με δύο σχήματα: 10-fold cross-validation και Leave-One-Run-Out (LORO). Η μέση ακρίβεια είναι **60.8%** και **59.1%** αντίστοιχα, στατιστικά σημαντική και στα δύο (Wilcoxon, $p < 0.01$). Η σύγκριση αναδεικνύει ότι το 10-fold υπερεκτιμά συστηματικά την ικανότητα γενίκευσης: υπό LORO, μόνο **6 από τους 14** συμμετέχοντες επιτυγχάνουν αξιόπιστη αποκωδικοποίηση σε δεδομένα νέου run.*

*Οι εντολές μεταδίδονται μέσω σειριακής επικοινωνίας σε Arduino, που ελέγχει 5 σερβοκινητήρες μέσω PCA9685 (I^2C) για το άνοιγμα και κλείσιμο του χεριού. Σε αξιολόγηση με δεδομένα εκτός εκπαίδευσης, το σύστημα εκτέλεσε ορθά **72.5%** των εντολών.*

Λέξεις κλειδιά

Διεπαφή Εγκεφάλου-Υπολογιστή, Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, Νοερή Κίνηση, Κοινά Χωρικά Πρότυπα, Riemannian Γεωμετρία, InMoov, OpenBCI, Ρομποτικό Χέρι

Abstract

This diploma thesis presents the development of a complete Electroencephalography (EEG)-based Brain-Computer Interface (BCI) system for controlling the InMoov i2 robotic hand through Motor Imagery (MI). The system is implemented exclusively using open-source tools and low-cost hardware, demonstrating the feasibility of reliable BCI applications outside expensive research facilities.

EEG signals are recorded using the OpenBCI Cyton platform (8 channels, 250 Hz, ADS1299 ADC), with electrodes placed over the central and fronto-central regions (C3, C4, Cz, FC3, FC4, CP3, CP4, FCz) according to the international 10-20 system. The recording paradigm follows the Graz-BCI protocol (motor imagery vs. rest) with synchronized event markers streamed via Lab Streaming Layer (LSL).

*A primary dataset was recorded from **14 participants** (320 trials each, 4,480 in total). Pre-processing includes a bandpass filter (8–30 Hz) and Common Average Reference (CAR); feature extraction uses Common Spatial Patterns (CSP, 4 components, Ledoit-Wolf regularization). Four classifiers are compared: Linear Discriminant Analysis (LDA), Support Vector Machines with RBF and linear kernels (SVM), and the Riemannian Minimum Distance to Mean (MDM).*

*Performance is assessed under two validation schemes: 10-fold cross-validation and Leave-One-Run-Out (LORO), yielding mean accuracies of **60.8%** and **59.1%** respectively, both statistically significant (Wilcoxon, $p < 0.01$). The comparison shows that 10-fold cross-validation systematically overestimates generalization: under LORO, only **6 of the 14** participants achieve reliable decoding on data from an unseen run.*

*Decisions are transmitted over serial to an Arduino microcontroller, which drives 5 servo motors through a PCA9685 PWM driver (I^2C) to open or close the InMoov i2 robotic hand. Evaluated on held-out data, the system executed **72.5%** of commands correctly.*

Keywords

Brain-Computer Interface, Electroencephalography, Motor Imagery, Common Spatial Patterns, Riemannian Geometry, InMoov, OpenBCI, Robotic Hand

Ευχαριστίες

Η ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας δεν θα ήταν εφικτή χωρίς τη συμβολή και την υποστήριξη ανθρώπων που στάθηκαν δίπλα μου καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησής της.

Πρώτα και κύρια, θα ήθελα να εκφράσω τις ειλικρινείς μου ευχαριστίες στον επιβλέποντα καθηγητή μου, κ. Αθανάσιο Κούτρα, Αναπληρωτή Καθηγητή του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Πελοποννήσου, για την καθοδήγηση, την εμπιστοσύνη και την επιστημονική υποστήριξη που μου παρείχε σε κάθε βήμα της εργασίας.

Ένα ιδιαίτερο ευχαριστώ οφείλω στους φίλους μου που αφιέρωσαν τον χρόνο τους για να συμμετάσχουν στις πειραματικές καταγραφές EEG. Η υπομονή και η προθυμία τους να φορέσουν το κάλυμμα ηλεκτροδίων και να εκτελέσουν επανειλημμένα τα πρωτόκολλα νοερής κίνησης ήταν απαραίτητη προϋπόθεση για τη συλλογή των δεδομένων της εργασίας.

Τέλος, θερμές ευχαριστίες στην οικογένειά μου για την αμέριστη συμπαράσταση και κατανόηση καθ' όλη τη διάρκεια των σπουδών μου. Η ενθάρρυνση και η εμπιστοσύνη τους αποτέλεσαν ανεκτίμητη στήριξη.

Σύντομη Περιγραφή

Θέμα και Αντικείμενο

Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός πλήρους συστήματος Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (BCI) που επιτρέπει τον μη επεμβατικό έλεγχο ρομποτικού άκρου μέσω αποκωδικοποίησης σημάτων EEG κατά τη διάρκεια νοερής κίνησης. Το σύστημα απευθύνεται στον τομέα της βοηθητικής τεχνολογίας και της νευροπροσθετικής, με στόχο την παροχή εναλλακτικού καναλιού επικοινωνίας και ελέγχου για άτομα με σοβαρές κινητικές αναπηρίες.

Η εργασία καλύπτει ολόκληρο το φάσμα από τον σχεδιασμό του πρωτοκόλλου καταγραφής και την επεξεργασία σήματος, μέχρι την εκπαίδευση ταξινομητών και τον τελικό έλεγχο του ρομποτικού χεριού InMoov i2 σε πραγματικό χρόνο, χρησιμοποιώντας αποκλειστικά ανοιχτού κώδικα εξαρτήματα και λογισμικό.

Υφιστάμενη Κατάσταση

Τα συστήματα BCI βασισμένα σε MI αποτελούν ένα από τα πιο ενεργά πεδία έρευνας στη βιοϊατρική μηχανική. Ο αλγόριθμος CSP, που εισήχθη από τους Ramoser κ.ά. (2000) και τυποποιήθηκε από τους Blankertz κ.ά. (2008), παραμένει η κυρίαρχη μέθοδος εξαγωγής χαρακτηριστικών για MI-based BCI. Παράλληλα, η Riemannian γεωμετρία (Barachant κ.ά. 2012) έχει αναδειχθεί ως ισχυρή εναλλακτική, ιδιαίτερα για subjects με χαμηλή απόδοση.

Παρά την ωριμότητα των αλγορίθμων, η πλειονότητα των ερευνητικών συστημάτων εξαρτάται από ακριβό εξοπλισμό ($>$20.000 €) και εξειδικευμένα εργαστηριακά περιβάλλοντα, περιορίζοντας τη διάδοσή τους. Η παρούσα εργασία αντιμετωπίζει αυτό το κενό αναπτύσσοντας ένα πλήρες σύστημα με κόστος $<$1.500 €.

Μεθοδολογία

Το σύστημα οργανώνεται σε πέντε λειτουργικά στάδια:

(1) Καταγραφή: Χρησιμοποιείται η πλατφόρμα OpenBCI Cyton (8 κανάλια, 250 Hz) με ηλεκτρόδια σε θέσεις C3, C4, Cz, FC3, FC4, CP3, CP4, FCz. Το παράδειγμα MI ακολουθεί το

πρωτόκολλο Graz-BCI (νοερή κίνηση vs. ηρεμία) με jittered inter-trial interval 1,5–2,5 s και συγχρονισμό μέσω LSL. Το γραφικό περιβάλλον παραδείγματος υλοποιήθηκε σε Python/pygame.

(2) Προεπεξεργασία: Εφαρμόζεται σειρά σταδίων μέσω MNE-Python: ζωνοπερατό φίλτρο FIR Hamming (1–40 Hz), notch φίλτρο (50 Hz), Common Average Reference (CAR) και FastICA για αφαίρεση ocular artifacts. Τα δεδομένα κόβονται σε epochs $[-1, +4]$ s γύρω από το cue onset.

(3) Εξαγωγή χαρακτηριστικών: CSP με 4 συνιστώσες και regularization Ledoit-Wolf εφαρμόζεται στο παράθυρο [0,5, 3,5] s, παράγοντας log-variance χαρακτηριστικά.

(4) Ταξινόμηση: Τέσσερα scikit-learn pipelines αξιολογούνται με 10-fold και Leave-One-Run-Out cross-validation: LDA (baseline), SVM με πυρήνες RBF και γραμμικό, και Riemannian MDM (pyRiemann).

(5) Real-time έλεγχος: Sliding window 1 s, majority vote 7 προβλέψεων, κατώφλι εμπιστοσύνης 60%, σειριακή επικοινωνία με Arduino Uno → PCA9685 → 5 σερβοκινητήρες → InMoov i2.

Αποτελέσματα

Καταγράφηκαν **14 συμμετέχοντες** (320 δοκιμές ο καθένας). Η μέση ακρίβεια ταξινόμησης είναι **60.8%** με 10-fold cross-validation και **59.1%** με Leave-One-Run-Out, στατιστικά σημαντική και στα δύο σχήματα (Wilcoxon, $p < 0.01$).

Το κύριο μεθοδολογικό εύρημα είναι ότι η επιλογή του σχήματος επικύρωσης αλλάζει ουσιωδώς τα συμπεράσματα: υπό LORO μόνο **6 από τους 14** συμμετέχοντες αποκωδικοποιούν αξιόπιστα σε δεδομένα νέου run, ενώ το 10-fold θα έδειχνε σχεδόν όλους επιτυχείς.

Ο έλεγχος του ρομποτικού χεριού αξιολογήθηκε με δεδομένα εκτός εκπαίδευσης, με **72.5%** ορθές εντολές.

Περιεχόμενα

Περίληψη ix

Abstract ix

Ευχαριστίες xi

Σύντομη Περιγραφή xiii

Πίνακας Περιεχομένων xv

Κατάλογος Σχημάτων xix

Κατάλογος Πινάκων xxi

Κατάλογος Συντομογραφιών και Συμβόλων xxiii

1 Εισαγωγή 1

1.1 Κίνητρο και Σκοπός . . . 1
1.2 Στόχοι της Εργασίας . . . 2
1.3 Συνεισφορά . . . 2
1.4 Δομή της Εργασίας . . . 3

2 Θεωρητικό Υπόβαθρο 5

2.1 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ) . . . 5
2.1.1 Ρυθμοί ΗΕΓ . . . 5
2.1.2 Φαινόμενα ERD/ERS . . . 6
2.2 Διεπαφές Εγκεφάλου-Υπολογιστή . . . 7
2.2.1 Αρχιτεκτονική BCI . . . 7
2.2.2 Πρωτόκολλο Graz-BCI . . . 7
2.3 Μέθοδοι Προεπεξεργασίας Σήματος . . . 8
2.3.1 Ζωνοπερατό Φίλτρο Butterworth . . . 8
2.3.2 Common Average Reference (CAR) . . . 9
2.3.3 Ανεξάρτητη Ανάλυση Συνιστωσών (ICA) . . . 9
2.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών — Κοινά Χωρικά Πρότυπα (CSP) . . . 10
2.4.1 Μαθηματική Διατύπωση . . . 10

2.4.2 Εξαγωγή Log-Variance Χαρακτηριστικών . . . 10
2.4.3 Regularization — Εκτιμητής Ledoit-Wolf . . . 11
2.5 Ταξινομητές . . . 11
2.5.1 Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA) . . . 11
2.5.2 Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVM) . . . 12
2.5.3 Riemannian Minimum Distance to Mean (MDM) . . . 12
2.6 Σχετικές Εργασίες — State of the Art . . . 12

3 Υλικό Συστήματος **15**
3.1 Σύστημα Καταγραφής ΗΕΓ — OpenBCI Cyton . . . 15
3.1.1 Επισκόπηση και Κύκλωμα ADC . . . 15
3.1.2 Τεχνικά Χαρακτηριστικά . . . 15
3.1.3 Πρωτόκολλο Ασύρματης Μετάδοσης . . . 16
3.1.4 Σύγκριση με Ερευνητικά Συστήματα . . . 16
3.1.5 Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων . . . 17
3.2 Ρομποτικό Χέρι InMoov i2 . . . 18
3.2.1 Επισκόπηση και Φιλοσοφία Σχεδιασμού . . . 18
3.2.2 Τεχνικά Χαρακτηριστικά i2 . . . 19
3.2.3 Μηχανισμός Κίνησης Tendon-Driven . . . 19
3.2.4 Αντιστοίχιση Σέρβο — Δάχτυλα . . . 20
3.3 Οδηγός Σέρβο — PCA9685 . . . 21
3.3.1 Αρχιτεκτονική και Χαρακτηριστικά . . . 21
3.3.2 Υπολογισμός Παραμέτρων PWM . . . 22
3.3.3 Σύνδεση με Arduino Uno . . . 23
3.4 Arduino Uno . . . 23
3.5 Συνολική Αρχιτεκτονική Υλικού . . . 24

4 Λογισμικό Συστήματος **25**
4.1 Πρωτόκολλο Καταγραφής και Παραδείγματος . . . 25
4.1.1 Σχεδιασμός Παραδείγματος . . . 25
4.1.2 Χρονική Δομή Trial . . . 25
4.1.3 Lab Streaming Layer — Συγχρονισμός Markers . . . 26
4.1.4 EEG Καταγραφή μέσω BrainFlow . . . 27
4.2 Προεπεξεργασία Σήματος . . . 27
4.2.1 Ζωνοπερατό και Notch Φίλτρο . . . 27
4.2.2 Common Average Reference (CAR) . . . 28
4.2.3 Independent Component Analysis (ICA) . . . 28
4.2.4 Εξαγωγή Epochs . . . 29
4.3 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών και Ταξινόμηση . . . 29
4.3.1 Προετοιμασία Πίνακα Δεδομένων . . . 29
4.3.2 Pipeline CSP + Ταξινομητής . . . 29

4.3.3 Cross-Validation . . . 30
4.3.4 Αποθήκευση Μοντέλου . . . 30
4.4 Firmware Arduino — Έλεγχος Σέρβο . . . 31
4.4.1 Αρχικοποίηση . . . 31
4.4.2 Κύριος Βρόχος και Εντολές . . . 31
4.5 Βρόχος Πραγματικού Χρόνου . . . 32
4.5.1 Αρχιτεκτονική . . . 32
4.5.2 Παράθυρο Ανάλυσης και Sliding Window . . . 32
4.5.3 Majority Vote και Κατώφλι Εμπιστοσύνης . . . 33
4.5.4 Φίλτρο IIR Real-Time . . . 33
4.5.5 Σύνολο Παραμέτρων Real-Time Pipeline . . . 34

5 Αποτελέσματα και Αξιολόγηση 35
5.1 Πειραματικό Πλαίσιο . . . 35
5.1.1 Συμμετέχοντες . . . 35
5.1.2 Παράδειγμα Καταγραφής . . . 36
5.1.3 Προεπεξεργασία . . . 36
5.2 Έλεγχος Ποιότητας Ακατέργαστου Σήματος . . . 37
5.3 Νευροφυσιολογική Τεκμηρίωση: Ανάλυση ERD/ERS . . . 37
5.4 Μετρικές Αξιολόγησης . . . 38
5.5 Μεθοδολογία Αξιολόγησης . . . 39
5.6 Αποτελέσματα Ταξινόμησης (10-fold CV) . . . 39
5.6.1 Μεταβλητότητα μεταξύ Συμμετεχόντων . . . 40
5.7 Αξιολόγηση με Leave-One-Run-Out CV . . . 40
5.7.1 Απόκλιση μεταξύ 10-fold και LORO . . . 42
5.8 Στατιστική Σημαντικότητα σε Επίπεδο Ομάδας . . . 43
5.9 Αξιολόγηση Ελέγχου Ρομποτικού Χεριού . . . 43
5.10 Συζήτηση . . . 44
5.10.1 Σύγκριση με τη Βιβλιογραφία . . . 44
5.10.2 Το Ζήτημα της Μεθοδολογίας Επικύρωσης . . . 45
5.10.3 Περιορισμοί . . . 45

6 Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία 47
6.1 Σύνοψη Εργασίας . . . 47
6.2 Κύρια Συμπεράσματα . . . 47
6.3 Περιορισμοί . . . 48
6.4 Μελλοντικές Κατευθύνσεις . . . 49
6.5 Επίλογος . . . 50

Βιβλιογραφία 51

Appendices **53**

A Διευθύνσεις Internet **A1**

B Κώδικας Συστήματος **B1**

C Αναλυτικά Αποτελέσματα ανά Συμμετέχοντα **C1**

Συμμετέχων S01 . . . . . C2
Συμμετέχων S02 . . . . . C4
Συμμετέχων S03 . . . . . C6
Συμμετέχων S04 . . . . . C8
Συμμετέχων S05 . . . . . C10
Συμμετέχων S06 . . . . . C12
Συμμετέχων S07 . . . . . C14
Συμμετέχων S08 . . . . . C16
Συμμετέχων S09 . . . . . C18
Συμμετέχων S10 . . . . . C20
Συμμετέχων S11 . . . . . C22
Συμμετέχων S12 . . . . . C24
Συμμετέχων S13 . . . . . C26
Συμμετέχων S14 . . . . . C28

Κατάλογος σχημάτων

3.1 Εξαρτήματα ρομποτικού χεριού InMoov i2 εκτυπωμένα σε PLA πριν τη συναρμολόγηση. Διακρίνονται οι τροχαλίες σέρβο (κυκλικά εξαρτήματα), οι αρθρώσεις δαχτύλων και ο σκελετός παλάμης. 18
3.2 Ένωση πήχη και παλάμης του InMoov i2. Διακρίνεται ο κυλινδρικός πήχης (forearm) συνδεδεμένος με το κέλυφος της παλάμης, μέσα από το οποίο δρομολογούνται τα καλώδια PWM των σερβοκινητήρων και οι νάιλον τένοντες. . . 19
3.3 Παλάμη InMoov i2 με τους κόκκινους νάιλον τένοντες δρομολογημένους από κάθε δάχτυλο προς τον πήχη. Φαίνεται ο ανοιχτός σκελετός PLA και η δρομολόγηση ανά φάλαγγα. 21
3.4 Ολοκληρωμένο ρομποτικό χέρι InMoov i2 με πήχη, παλάμη και 5 δάχτυλα. Φαίνεται το λογότυπο InMoov στην παλάμη και οι σύνδεσμοι PWM (κίτρινα/κόκκινα καλώδια) προς τον PCA9685. 24

5.1 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS — S11 38
5.2 Συνοπτικά αποτελέσματα LORO 41
5.3 Σύγκριση 10-fold και LORO 42
5.4 Εξέλιξη ακρίβειας ανά run 43

C.1 ERD/ERS — S01 . . . . . C2
C.2 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S01 . . . . . C3
C.3 ERD/ERS — S02 . . . . . C4
C.4 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S02 . . . . . C5
C.5 ERD/ERS — S03 . . . . . C6
C.6 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S03 . . . . . C7
C.7 ERD/ERS — S04 . . . . . C8
C.8 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S04 . . . . . C9
C.9 ERD/ERS — S05 . . . . . C10
C.10 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S05 . . . . . C11
C.11 ERD/ERS — S06 . . . . . C12
C.12 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S06 . . . . . C13
C.13 ERD/ERS — S07 . . . . . C14
C.14 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S07 . . . . . C15
C.15 ERD/ERS — S08 . . . . . C16
C.16 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S08 . . . . . C17

C.17 ERD/ERS — S09 . . . . . C18
C.18 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S09 . . . . . C19
C.19 ERD/ERS — S10 . . . . . C20
C.20 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S10 . . . . . C21
C.21 ERD/ERS — S11 . . . . . C22
C.22 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S11 . . . . . C23
C.23 ERD/ERS — S12 . . . . . C24
C.24 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S12 . . . . . C25
C.25 ERD/ERS — S13 . . . . . C26
C.26 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S13 . . . . . C27
C.27 ERD/ERS — S14 . . . . . C28
C.28 Χρονοσυχνοτική ανάλυση — S14 . . . . . C29

Κατάλογος πινάκων

2.1 Ζώνες συχνοτήτων EEG και σχέση με MI 6
2.2 Χρονική δομή trial — Graz-BCI πρωτόκολλο (παρούσα εργασία) 7

3.1 Τεχνικά χαρακτηριστικά OpenBCI Cyton 16
3.2 Σύγκριση OpenBCI Cyton με ερευνητικά συστήματα EEG 17
3.3 Κανάλια EEG και αντιστοίχιση OpenBCI Cyton 17
3.4 Τεχνικά χαρακτηριστικά ρομποτικού χεριού InMoov i2 19
3.5 Αντιστοίχιση σερβοκινητήρων, δαχτύλων και καναλιών PCA9685 20
3.6 Τεχνικά χαρακτηριστικά PCA9685 22
3.7 Τεχνικά χαρακτηριστικά Arduino Uno R3 23

4.1 Χρονική δομή trial παραδείγματος MI (Graz-BCI) 26
4.2 LSL marker κωδικοί παραδείγματος 27
4.3 Παράμετροι real-time pipeline (`realtime_gui.py`) 34

5.1 Δημογραφικά στοιχεία συμμετεχόντων 35
5.2 Παράμετροι πρωτοκόλλου καταγραφής 36
5.3 Σύγκριση ταξινομητών — δικό μας dataset (N=14, MI vs. rest, 10-fold CV) . . 39
5.4 Ακρίβεια ανά συμμετέχοντα (βέλτιστος ταξινομητής, 10-fold CV) 40
5.5 Αξιολόγηση Leave-One-Run-Out (CSP+LDA, 1.000 permutations) 41
5.6 Έλεγχος Wilcoxon σε επίπεδο ομάδας (N=14, έναντι 50%) 43
5.7 Μετρικές ελέγχου ρομποτικού χεριού (replay, S11, run 4) 44

Κατάλογος Συντομογραφιών και Συμβόλων

ADC Analog-to-Digital Converter.

BCI Brain-Computer Interface.

CAR Common Average Reference.

CSP Common Spatial Patterns.

EEG Electroencephalography.

ERD Event-Related Desynchronization.

ERS Event-Related Synchronization.

ICA Independent Component Analysis.

LDA Linear Discriminant Analysis.

LSL Lab Streaming Layer.

MDM Minimum Distance to Mean.

MI Motor Imagery.

SVM Support Vector Machine.

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

1.1 Κίνητρο και Σκοπός

Τα συστήματα Διεπαφής Εγκεφάλου-Υπολογιστή (BCI) αποτελούν μια από τις πιο φιλόδοξες κατευθύνσεις της σύγχρονης βιοϊατρικής μηχανικής. Επιτρέπουν την άμεση επικοινωνία μεταξύ του ανθρώπινου εγκεφάλου και εξωτερικών συσκευών, παρακάμπτοντας εντελώς τους φυσικούς νευρομυϊκούς δρόμους Wolpaw κ.ά., 2002. Αυτό σημαίνει ότι ένα άτομο με σοβαρή κινητική αναπηρία — λόγω εγκεφαλικού επεισοδίου, τετραπληγίας ή νόσου κινητικού νευρώνα (ALS) — μπορεί, θεωρητικά, να ελέγξει μια προσθετική συσκευή ή έναν υπολογιστή αποκλειστικά μέσω σκέψης.

Η νοερή κίνηση (MI) αποτελεί ένα από τα πιο μελετημένα παραδείγματα για μη επεμβατικά BCI συστήματα. Κατά τη νοερή εκτέλεση μιας κίνησης — χωρίς να κινείται πραγματικά το μέλος — ενεργοποιούνται οι ίδιες περιοχές του κινητικού φλοιού που θα ενεργοποιούνταν κατά την πραγματική εκτέλεση. Το φαινόμενο αυτό αντικατοπτρίζεται στο EEG ως εξασθένηση ισχύος στις ζώνες συχνοτήτων α (8–13 Hz) και β (13–30 Hz), γνωστό ως Event-Related Desynchronization (ERD) Pfurtscheller και Lopes da Silva, 1999.

Παρά τη θεωρητική ωριμότητα του πεδίου, η μετάβαση από ερευνητικά εργαστήρια σε πραγματικές εφαρμογές παραμένει πρόκληση. Οι κύριες δυσκολίες εντοπίζονται στη μεταβλητότητα του EEG σήματος μεταξύ χρηστών και συνεδριών, στον θόρυβο και τα artifacts καταγραφής, καθώς και στην ανάγκη για αξιόπιστη ταξινόμηση σε πραγματικό χρόνο με χαμηλή υπολογιστική επιβάρυνση.

Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διπλωματική εργασία αναπτύσσει ένα πλήρες, από άκρο σε άκρο (*end-to-end*) σύστημα BCI βασισμένο σε EEG, με στόχο τον έλεγχο ρομποτικού χεριού σε πραγματικό χρόνο. Χρησιμοποιείται η οικονομικά προσιτή πλατφόρμα OpenBCI Cyton (8 κανάλια, 250 Hz), μέθοδοι επεξεργασίας σήματος βασισμένοι σε CSP με regularization Ledoit-Wolf, και τρεις ταξινομητές (LDA, SVM, Riemannian MDM) που αξιολογούνται συγκριτικά σε δημόσιο dataset. Το ρομποτικό άκρο είναι το ανοιχτού κώδικα InMoov i2, εκτυπωμένο σε 3D εκτυπωτή, ελεγχόμενο μέσω Arduino Uno και οδηγού PWM PCA9685.

Βασική φιλοδοξία είναι το σύστημα να αποτελέσει μια ανοιχτή, αναπαραγώγιμη πλατφόρμα χαμηλού κόστους, που μπορεί να χρησιμεύσει ως βάση για μελλοντική κλινική και ερευνητική εφαρμογή.

1.2 Στόχοι της Εργασίας

Οι βασικοί στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι:

1. **Σχεδιασμός pipeline καταγραφής και παραδείγματος:** Υλοποίηση πρωτοκόλλου Graz-BCI με συγχρονισμένη καταγραφή EEG και markers μέσω Lab Streaming Layer (LSL).
2. **Προεπεξεργασία σήματος:** Εφαρμογή ζωνοπερατού φίλτρου (1–40 Hz για την ανάλυση, 8–30 Hz για την ταξινόμηση), notch 50 Hz, Common Average Reference (CAR) και απόρριψη τεχνουργημάτων με κατώφλι πλάτους.
3. **Εξαγωγή χαρακτηριστικών με CSP:** Υλοποίηση Κοινών Χωρικών Προτύπων με regularization Ledoit-Wolf (4 συνιστώσες) για εξαγωγή διακριτικών χαρακτηριστικών από τα EEG epochs.
4. **Πρωτογενές σύνολο δεδομένων:** Καταγραφή EEG από 14 συμμετέχοντες με δικό μας εξοπλισμό και πρωτόκολλο, 320 δοκιμές ανά συμμετέχοντα (4.480 συνολικά). Η αξιολόγηση της εργασίας στηρίζεται αποκλειστικά σε αυτό το σύνολο και όχι σε δημόσια δεδομένα.
5. **Σύγκριση ταξινομητών:** Συγκριτική αξιολόγηση τεσσάρων προσεγγίσεων — LDA, SVM (πυρήνες RBF και γραμμικός) και Riemannian MDM — και στους 14 συμμετέχοντες.
6. **Αυστηρή μεθοδολογία επικύρωσης:** Παράλληλη αξιολόγηση με 10-fold και Leave-One-Run-Out cross-validation, με ανάδειξη του πόσο διαφορετικά συμπεράσματα προκύπτουν ανάλογα με το σχήμα που επιλέγεται.
7. **Υλοποίηση real-time loop:** Ανάπτυξη βρόχου πραγματικού χρόνου με κατώφλι εμπιστοσύνης 60% για αξιόπιστη λήψη αποφάσεων.
8. **Έλεγχος ρομποτικού χεριού InMoov i2:** Ενοποίηση του pipeline ταξινόμησης με firmware Arduino για έλεγχο 5 σέρβο κινητήρων μέσω PCA9685, επιτυγχάνοντας κλείσιμο/άνοιγμα της παλάμης βάσει της ταξινομημένης πρόθεσης κίνησης.

1.3 Συνεισφορά

Η κύρια συνεισφορά της εργασίας εντοπίζεται σε δύο επίπεδα. Πρώτον, στη συστηματική συγκριτική αξιολόγηση τριών διαφορετικών οικογενειών ταξινομητών (LDA ως baseline γραμμικής διακριτικής ανάλυσης, SVM ως kernel-based προσέγγιση, MDM ως Riemannian geometry μέθοδος) στο ίδιο pipeline επεξεργασίας, επιτρέποντας άμεση σύγκριση χωρίς συγχυτικές παραμέτρους. Δεύτερον, στην ολοκλήρωση του αλυσιδωτού συστήματος από καταγραφή EEG έως φυσική κίνηση ρομποτικής παλάμης, χρησιμοποιώντας αποκλειστικά ανοιχτού κώδικα εργαλεία

(MNE-Python, scikit-learn, pyRiemann, LSL) και εξαρτήματα χαμηλού κόστους (OpenBCI, Arduino, InMoov i2).

1.4 Δομή της Εργασίας

Η εργασία οργανώνεται στα ακόλουθα κεφάλαια:

- **Κεφάλαιο 2 – Θεωρητικό Υπόβαθρο:** Παρουσιάζεται το θεωρητικό πλαίσιο που διέπει το σύστημα: φυσιολογία και ρυθμοί EEG, φαινόμενα ERD/Event-Related Synchronization (ERS) κατά τη νοερή κίνηση, αρχιτεκτονική BCI, πρωτόκολλο Graz, μέθοδοι προεπεξεργασίας (CAR, Independent Component Analysis (ICA)), εξαγωγή χαρακτηριστικών (CSP) και ταξινομητές (LDA, SVM, Riemannian MDM).
- **Κεφάλαιο 3 – Υλικό Συστήματος:** Περιγράφεται το υλικό που χρησιμοποιήθηκε: πλατφόρμα OpenBCI Cyton, τοποθέτηση ηλεκτροδίων κατά το σύστημα 10-20, ρομποτικό χέρι InMoov i2, οδηγός σέρβο PCA9685 και Arduino Uno.
- **Κεφάλαιο 4 – Λογισμικό Συστήματος:** Αναλύεται το λογισμικό pipeline: καταγραφή με LSL, προεπεξεργασία, CSP, ταξινόμηση, firmware Arduino και ο βρόχος πραγματικού χρόνου.
- **Κεφάλαιο 5 – Αποτελέσματα και Αξιολόγηση:** Παρουσιάζονται ο έλεγχος ποιότητας του σήματος, η ανάλυση ERD/ERS, τα αποτελέσματα ταξινόμησης και υπό τα δύο σχήματα επικύρωσης για τους 14 συμμετέχοντες, και η αξιολόγηση του ελέγχου του ρομποτικού χεριού.
- **Κεφάλαιο 6 – Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία:** Συνοψίζονται τα κύρια ευρήματα, αξιολογείται η επίτευξη των στόχων και προτείνονται κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

Κεφάλαιο 2 Θεωρητικό Υπόβαθρο

Το κεφάλαιο αυτό παρουσιάζει το θεωρητικό υπόβαθρο που διέπει το σύστημα BCI που αναπτύχθηκε στην παρούσα εργασία. Ξεκινά με τις βασικές αρχές του EEG και τη φυσιολογία της νοερής κίνησης, προχωρά στην αρχιτεκτονική των συστημάτων BCI, και καταλήγει στις μεθόδους επεξεργασίας σήματος και ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν.

2.1 Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ)

Το EEG είναι μη επεμβατική μέθοδος καταγραφής της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου μέσω ηλεκτροδίων τοποθετημένων στο τριχωτό της κεφαλής Niedermeyer και da Silva, 2004. Το καταγραφόμενο σήμα αντανακλά κυρίως τα αθροιστικά μετασυναπτικά δυναμικά (post-synaptic potentials) πυραμιδικών νευρώνων του φλοιού, που εμφανίζουν σύγχρονη ενεργοποίηση σε αρκετά εκατομμύρια κύτταρα ώστε να παράγουν μετρήσιμο σήμα στην επιφάνεια.

Τα πλεονεκτήματα του EEG έναντι άλλων νευροαπεικονιστικών μεθόδων (fMRI, PET) είναι η εξαιρετική χρονική ανάλυση (της τάξης των ms), το χαμηλό κόστος εξοπλισμού, η φορητότητα και η μη επεμβατικότητα. Τα μειονεκτήματα περιλαμβάνουν τη χαμηλή χωρική ανάλυση, την ευαισθησία σε artifacts κίνησης και μυϊκής δραστηριότητας, και τη σημαντική μεταβλητότητα μεταξύ ατόμων.

2.1.1 Ρυθμοί ΗΕΓ

Το σήμα EEG κατηγοριοποιείται σε ζώνες συχνοτήτων βάσει της κυρίαρχης συχνότητας ταλάντωσης (Πίνακας 2.1). Κάθε ζώνη σχετίζεται με διαφορετικές νευρολογικές καταστάσεις:

Πίνακας 2.1 Ζώνες συχνοτήτων EEG και σχέση με MI

Ρυθμός	**Εύρος (Hz)**	**Σχέση με MI / Κατάσταση**
Delta (δ)	0.5–4	Βαθύς ύπνος, παθολογικές καταστάσεις
Theta (θ)	4–8	Χαλάρωση, υπνηλία, νοητική κόπωση
Alpha (α)	8–13	ERD κατά MI, ηρεμία με κλειστά μάτια
Beta (β)	13–30	ERD κατά MI, ERS μετά κίνηση
Gamma (γ)	30–100	Γνωστική επεξεργασία, πολύπλοκα ερεθίσματα

Για τα συστήματα BCI βασισμένα σε MI, τα κρίσιμα εύρη είναι α και β, γι' αυτό και στην παρούσα εργασία εφαρμόζεται ζωνοπερατό φίλτρο 8–30 Hz.

2.1.2 Φαινόμενα ERD/ERS

Κατά τη νοερή κίνηση παρατηρείται χαρακτηριστική μεταβολή της φασματικής ισχύος του EEG στις ζώνες α και β. Το φαινόμενο αυτό, που περιγράφηκε συστηματικά από τους Pfurtscheller και Lopes da Silva, διακρίνεται σε δύο συμπληρωματικές διαδικασίες Pfurtscheller και Lopes da Silva, 1999:

- **ERD (Event-Related Desynchronization):** Μείωση της φασματικής ισχύος σε σχέση με το baseline, που παρατηρείται *κατά τη διάρκεια* της νοερής κίνησης. Σχετίζεται με αυξημένη νευρωνική δραστηριότητα στον αντίστοιχο κινητικό φλοιό. Στο σύστημά μας, η νοερή κίνηση δεξιού χεριού παράγει ERD κυρίως στο ηλεκτρόδιο C3 (αριστερός κινητικός φλοιός) λόγω αντίπλευρης νευρολογικής οργάνωσης.

- **ERS (Event-Related Synchronization):** Αύξηση της φασματικής ισχύος, που παρατηρείται *μετά* την κίνηση (post-movement β rebound) ή στο μη εμπλεκόμενο ημισφαίριο κατά τη μονόπλευρη νοερή κίνηση.

Το μοτίβο ERD/ERS είναι τοπογραφικά εκλεκτικό: νοερή κίνηση αριστερού χεριού ERD στο C4, νοερή κίνηση δεξιού χεριού ERD στο C3. Αυτή η χωρική διαφοροποίηση είναι ακριβώς αυτό που εκμεταλλεύονται οι αλγόριθμοι CSP για την εξαγωγή διακριτικών χαρακτηριστικών.

2.2 Διεπαφές Εγκεφάλου-Υπολογιστή

2.2.1 Αρχιτεκτονική BCI

Ένα πλήρες σύστημα BCI αποτελείται από τέσσερα λειτουργικά στάδια που αλληλοσυνδέονται σε βρόχο Wolpaw κ.ά., 2002:

1. **Απόκτηση σήματος (Signal Acquisition):** Καταγραφή ακατέργαστου EEG σήματος μέσω ηλεκτροδίων και ενισχυτή. Στην παρούσα εργασία: OpenBCI Cyton, 8 κανάλια, 250 Hz, 24-bit ADC.

2. **Προεπεξεργασία (Preprocessing):** Φιλτράρισμα θορύβου, απόρριψη artifacts, χωρική αναφορά. Στην παρούσα εργασία: Butterworth 8–30 Hz, CAR, ICA.

3. **Εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση (Feature Extraction & Classification):** Μετατροπή του προεπεξεργασμένου σήματος σε διανύσματα χαρακτηριστικών και λήψη απόφασης. Στην παρούσα εργασία: CSP log-variance features, ταξινόμηση με LDA/SVM/MDM.

4. **Μεταφορά στο περιβάλλον (Output/Feedback):** Εκτέλεση της εντολής και παροχή ανατροφοδότησης στον χρήστη. Στην παρούσα εργασία: serial εντολή στο Arduino PCA9685 σέρβο κίνηση InMoov i2.

2.2.2 Πρωτόκολλο Graz-BCI

Το πρωτόκολλο Graz-BCI, που αναπτύχθηκε από την ομάδα του Pfurtscheller στο Πανεπιστήμιο Graz, είναι το πιο ευρέως χρησιμοποιούμενο πρωτόκολλο για MI-based BCI. Βασίζεται σε cue-based παράδειγμα: ο συμμετέχων λαμβάνει οπτικό ερέθισμα (βέλος ή σχήμα) και καλείται να εκτελέσει νοερά την αντίστοιχη κίνηση για καθορισμένο χρονικό διάστημα.

Στην παρούσα εργασία υιοθετείται ελαφρώς τροποποιημένη έκδοση του πρωτοκόλλου με δύο κλάσεις: νοερή κίνηση δεξιού χεριού (MI) έναντι ηρεμίας (rest). Η χρονική δομή κάθε trial παρουσιάζεται στον Πίνακα 2.2.

Πίνακας 2.2 Χρονική δομή trial — Graz-BCI πρωτόκολλο (παρούσα εργασία)

Φάση	**Διάρκεια (s)**	**LSL Marker**
Baseline (ηρεμία)	2.0	`rest_start`
Cue (οπτικό ερέθισμα)	1.25	`cue_mi` / `cue_rest`
Νοερή Κίνηση / Ηρεμία	4.0	`mi_start`
Pause (διάλειμμα)	1.5	`trial_end`
Σύνολο ανά trial	**8.75**	

Η επιλογή παραθύρου ανάλυσης [0.5, 4.5] s μετά το cue onset εξαιρεί την αρχική μεταβατική περίοδο του ERD και τυχόν artefacts που σχετίζονται με την εμφάνιση του ερεθίσματος.

Ηχητικό Σήμα Προειδοποίησης (Auditory Warning Cue)

Αμέσως πριν από κάθε οπτικό ερέθισμα (cue), εκπέμπεται ηχητικό σήμα διάρκειας 70 ms και συχνότητας 1 kHz. Ο ρόλος του είναι διπλός: αφενός προετοιμάζει τον συμμετέχοντα για την επερχόμενη νοερή κίνηση, αφετέρου αποτρέπει την αιφνίδια εμφάνιση οπτικού ερεθίσματος που θα προκαλούσε σχετικά οπτικά ERP (Visual Evoked Potentials, VEP) τα οποία θα επικάλυπταν το χρήσιμο σήμα ERD Pfurtscheller και Neuper, 2001. Το ηχητικό σήμα δεν φέρει πληροφορία κλάσης — είναι πανομοιότυπο για MI και REST trials — ώστε να μην αποτελεί από μόνο του διακριτικό ερέθισμα.

Φάση Νοερής Κίνησης: Αποφυγή Οπτικών ERPs

Κατά τη φάση **IMAGERY** (4,0 s), η οθόνη εμφανίζει *αποκλειστικά* σταυρό εστίασης (fixation cross), χωρίς εικόνες χεριού, κειμενικές υπομνήσεις ή οποιοδήποτε άλλο οπτικό στοιχείο. Η επιλογή αυτή είναι κρίσιμη για δύο λόγους:

1. **Αποφυγή N200/P300:** Η εμφάνιση οπτικού ερεθίσματος κατά τη διάρκεια της νοερής κίνησης θα προκαλούσε ERPs (N200 στα $\sim$200 ms, P300 στα $\sim$300 ms) που επικαλύπτουν φασματικά τον μ- και β-ρυθμό, αποδυναμώνοντας το σήμα ERD που αποτελεί τη βάση της ταξινόμησης.

2. **Αυθεντικότητα νοερής κίνησης:** Η ύπαρξη εικόνας χεριού μετατρέπει ουσιαστικά το παράδειγμα από *νοερή κίνηση* σε *παρατήρηση κίνησης* (motor observation), ενεργοποιώντας διαφορετικό νευρωνικό υπόστρωμα (mirror neuron system) και αλλοιώνοντας τα χαρακτηριστικά ERD Pfurtscheller και Neuper, 2001.

Ο σταυρός εστίασης διατηρεί την προσοχή του συμμετέχοντα σταθερή και ελαχιστοποιεί τις οφθαλμοκινητικές κινήσεις (saccades), που αποτελούν συνήθη πηγή ocular artifacts στο ΗΕΓ.

2.3 Μέθοδοι Προεπεξεργασίας Σήματος

2.3.1 Ζωνοπερατό Φίλτρο Butterworth

Το ζωνοπερατό φίλτρο εφαρμόζεται ως πρώτο βήμα προεπεξεργασίας για δύο λόγους: (α) απομόνωση των ζωνών α και β που φέρουν το χρήσιμο σήμα MI, και (β) απόρριψη ζώνης DC drift ($<$1 Hz), artifact κινήσεων ($<$4 Hz) και υψίσυχνου μυϊκού θορύβου ($>$40 Hz).

Επιλέχθηκε φίλτρο Butterworth 4ης τάξης (zero-phase, IIR) με εύρος 8–30 Hz. Η επιλογή Butterworth έναντι άλλων τύπων (Chebyshev, Elliptic) αιτιολογείται από το επίπεδο κέρδος στη ζώνη διέλευσης, αποφεύγοντας παραμόρφωση πλάτους στα σήματα ERD. Το zero-phase filtering (χρήση `filtfilt`) εξαλείφει την ολίσθηση φάσης που θα εισήγαγε single-pass φίλτρο.

2.3.2 Common Average Reference (CAR)

Το Common Average Reference είναι απλή αλλά αποτελεσματική χωρική μέθοδος αναφοράς που μειώνει τον κοινό θόρυβο (common-mode noise) σε όλα τα κανάλια. Για κάθε κανάλι i και χρονική στιγμή t, ο μετασχηματισμός ορίζεται ως:

$$x_i^{CAR}(t) = x_i(t) - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} x_j(t) \tag{2.1}$$

όπου N ο συνολικός αριθμός ηλεκτροδίων (στην παρούσα εργασία $N = 8$). Το CAR λειτουργεί ουσιαστικά ως χωρικό high-pass φίλτρο, ενισχύοντας τοπικές εγκεφαλικές πηγές και αποδυναμώνοντας απομακρυσμένους γενικευμένους θορύβους όπως ηλεκτρική παρεμβολή γραμμής (50 Hz) και κίνησης.

2.3.3 Ανεξάρτητη Ανάλυση Συνιστωσών (ICA)

Η ICA είναι τυφλή αποσύνθεση πηγής (blind source separation) που διαχωρίζει το παρατηρούμενο EEG σήμα $\mathbf{X}$ σε στατιστικά ανεξάρτητες συνιστώσες $\mathbf{S}$:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{S} \tag{2.2}$$

όπου $\mathbf{A}$ ο άγνωστος πίνακας ανάμιξης. Στην πράξη, η ICA αναγνωρίζει συνιστώσες που αντιστοιχούν σε artifacts: ocular (ανοιγοκλείσιμο ματιών, EOG), μυϊκά (EMG), καρδιακά (ECG). Οι συνιστώσες αυτές αφαιρούνται πριν την αναστροφή στο χώρο των ηλεκτροδίων.

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιείται FastICA (8 συνιστώσες, `random_state=42`) μέσω της βιβλιοθήκης MNE-Python Gramfort κ.ά., 2013. Η επιθεώρηση των συνιστωσών γίνεται χειροκίνητα βάσει τοπογραφίας και φάσματος.

2.4 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών – Κοινά Χωρικά Πρότυπα (CSP)

2.4.1 Μαθηματική Διατύπωση

Τα Κοινά Χωρικά Πρότυπα (CSP) αποτελούν τον κυρίαρχο αλγόριθμο εξαγωγής χαρακτηριστικών για MI-based BCI Blankertz κ.ά., 2008. Ο στόχος είναι η εύρεση γραμμικών χωρικών φίλτρων $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ που ταυτόχρονα μεγιστοποιούν τη διακύμανση για μία κλάση και ελαχιστοποιούν για την άλλη.

Για κάθε κλάση $k \in \{1, 2\}$ (MI, rest), υπολογίζεται ο κανονικοποιημένος πίνακας χωρικής συνδιακύμανσης:

$$\mathbf{S}_k = \frac{1}{T_k} \sum_{t=1}^{T_k} \frac{\mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^\top}{\mathrm{tr}(\mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^\top)} \tag{2.3}$$

όπου T_k ο αριθμός trials κλάσης k και $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^{N \times T}$ το epoch t (N κανάλια, T δείγματα).

Ο αλγόριθμος CSP λύνει το γενικευμένο πρόβλημα ιδιοτιμών:

$$\mathbf{S}_1 \mathbf{W} = (\mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2) \mathbf{W} \mathbf{\Lambda} \tag{2.4}$$

Τα ιδιοδιανύσματα $\mathbf{W}$ ταξινομούνται ώστε τα πρώτα να μεγιστοποιούν τη διακύμανση για κλάση 1 (και ελαχιστοποιούν για κλάση 2) και τα τελευταία το αντίστροφο. Στην πράξη, επιλέγονται m φίλτρα από κάθε άκρο (στην παρούσα εργασία $m = 2$, σύνολο 4 CSP φίλτρα).

2.4.2 Εξαγωγή Log-Variance Χαρακτηριστικών

Το διάνυσμα χαρακτηριστικών για κάθε epoch προκύπτει ως log-μετασχηματισμός της διακύμανσης των φιλτραρισμένων σημάτων:

$$f_i = \log\left(\mathrm{var}\left(\mathbf{w}_i^\top \mathbf{x}\right)\right), \quad i = 1, \ldots, 2m \tag{2.5}$$

Ο λογαρισμός εξομαλύνει την κατανομή των χαρακτηριστικών (προσεγγίζει κανονική), καθιστώντας τον LDA ταξινομητή πιο αποτελεσματικό.

2.4.3 Regularization – Εκτιμητής Ledoit-Wolf

Ένα κρίσιμο πρόβλημα στα BCI datasets είναι η εκτίμηση του πίνακα συνδιακύμανσης από μικρό αριθμό trials. Για $N = 8$ κανάλια, ο πίνακας $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{8\times 8}$ έχει 36 ελεύθερες παραμέτρους. Αν ο αριθμός trials είναι συγκρίσιμος με N, ο εκτιμητής δειγματοληψίας είναι εγγενώς μη σταθερός (ill-conditioned).

Ο εκτιμητής Ledoit-Wolf εφαρμόζει shrinkage regularization:

$$\hat{\mathbf{S}}_{LW} = (1-\alpha)\,\hat{\mathbf{S}}_{sample} + \alpha \cdot \frac{\mathrm{tr}(\hat{\mathbf{S}}_{sample})}{N}\,\mathbf{I} \tag{2.6}$$

όπου $\alpha \in [0, 1]$ εκτιμάται αναλυτικά από τα δεδομένα, ισορροπώντας τον δειγματικό εκτιμητή (χαμηλή προκατάληψη, υψηλή διακύμανση) και τον ταυτοτικό πίνακα (μηδενική διακύμανση, υψηλή προκατάληψη). Το αποτέλεσμα είναι πάντα θετικά ορισμένος πίνακας, εγγυώμενος αριθμητική σταθερότητα στο γενικευμένο πρόβλημα ιδιοτιμών.

2.5 Ταξινομητές

2.5.1 Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA)

Η LDA είναι ο κλασικός και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενος ταξινομητής σε BCI εφαρμογές, κυρίως λόγω της απλότητάς του, της χαμηλής υπολογιστικής πολυπλοκότητας και της αποτελεσματικότητάς του με μικρά datasets. Υποθέτει ότι τα χαρακτηριστικά κάθε κλάσης ακολουθούν κανονική κατανομή με κοινό (shared) πίνακα συνδιακύμανσης $\boldsymbol{\Sigma}$:

$$p(\mathbf{f} \mid k) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}) \tag{2.7}$$

Η γραμμική συνάρτηση απόφασης ορίζεται ως:

$$g(\mathbf{f}) = \mathbf{w}^\top \mathbf{f} + w_0, \quad \mathbf{w} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2) \tag{2.8}$$

Στο σύστημά μας, μετά την εξαγωγή 4 CSP log-variance χαρακτηριστικών, ο LDA λαμβάνει απόφαση MI vs. rest με πολυπλοκότητα $O(d)$ ανά δείγμα ($d = 4$), καθιστώντας τον ιδανικό για real-time εφαρμογές.

2.5.2 Μηχανές Υποστήριξης Διανυσμάτων (SVM)

Ο SVM είναι μέθοδος μέγιστου περιθωρίου (maximum margin) που αναζητά το υπερεπίπεδο που μεγιστοποιεί την απόσταση από τα πλησιέστερα σημεία κάθε κλάσης (support vectors). Για μη γραμμικά διαχωρίσιμα προβλήματα, χρησιμοποιείται ο τεχνικός των kernels (kernel trick), που αντιστοιχεί σε μη γραμμικό μετασχηματισμό στον χώρο χαρακτηριστικών:

$$K(\mathbf{f}_i, \mathbf{f}_j) = \exp\left(-\gamma \|\mathbf{f}_i - \mathbf{f}_j\|^2\right) \tag{2.9}$$

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιείται πυρήνας Radial Basis Function (RBF) με $C = 1.0$ και `gamma='scale'` (αυτόματη κανονικοποίηση βάσει διακύμανσης χαρακτηριστικών). Πριν τον SVM εφαρμόζεται StandardScaler για κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών.

2.5.3 Riemannian Minimum Distance to Mean (MDM)

Ο Riemannian MDM αποτελεί μια θεμελιωδώς διαφορετική προσέγγιση από τους LDA και SVM: αντί να λειτουργεί στον χώρο των CSP χαρακτηριστικών, λειτουργεί απευθείας στον χώρο των Συμμετρικών Θετικά Ορισμένων (SPD) πινάκων, εφοδιασμένο με τη Riemannian γεωμετρία Barachant κ.ά., 2012.

Η βασική ιδέα: κάθε epoch αναπαρίσταται από τον πίνακα συνδιακύμανσής του $\mathbf{S} \in \mathcal{P}_N$ (χώρος $N \times N$ SPD πινάκων). Ο MDM υπολογίζει τον *Riemannian mean* $\mathbf{M}_k$ για κάθε κλάση:

$$\mathbf{M}_k = \arg\min_{\mathbf{M}} \sum_{i \in \text{class}_k} \delta_R^2(\mathbf{S}_i, \mathbf{M}) \tag{2.10}$$

όπου δ_R η Riemannian απόσταση:

$$\delta_R(\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2) = \left\| \log\left(\mathbf{S}_1^{-1/2} \mathbf{S}_2 \mathbf{S}_1^{-1/2}\right) \right\|_F \tag{2.11}$$

Ταξινόμηση νέου epoch: ανατίθεται στην κλάση με τον πλησιέστερο Riemannian mean.

Το πλεονέκτημα του MDM είναι η φυσική αναλλοίωτη ιδιότητα υπό *congruence transformations* (τεχνητά artifacts σε ορισμένους τύπους θορύβου), που τον καθιστά πιο ισχυρό στη μεταβλητότητα μεταξύ συνεδριών.

2.6 Σχετικές Εργασίες – State of the Art

Το πεδίο των MI-based BCI έχει πλούσια βιβλιογραφία. Παρακάτω συνοψίζονται οι κυριότερες προσεγγίσεις και τα αποτελέσματά τους που αποτελούν σημείο αναφοράς για την

παρούσα εργασία.

Οι Blankertz κ.ά. Blankertz κ.ά., 2008 τυποποίησαν τον αλγόριθμο CSP για BCI εφαρμογές και έδειξαν ότι ο συνδυασμός CSP + LDA αποτελεί ανταγωνιστικό baseline με απόδοση που αγγίζει 80% σε optimally-selected subjects. Η εργασία αυτή αποτέλεσε τη βάση του pipeline της παρούσας εργασίας.

Ο Barachant κ.ά. Barachant κ.ά., 2012 εισήγαγαν τη Riemannian geometry στην ταξινόμηση EEG, δείχνοντας ότι η Riemannian MDM υπερτερεί του CSP+LDA σε subjects με χαμηλή απόδοση (*bad performers*). Στο BCI Competition IV Dataset 2a (4 κλάσεις MI, 22 κανάλια), ο MDM επέτυχε κατά μέσο όρο $\sim$70% accuracy.

Το PhysioNet EEG Motor Imagery Dataset Goldberger κ.ά., 2009 αποτελεί το ευρύτερα χρησιμοποιούμενο δημόσιο σύνολο δεδομένων MI και περιλαμβάνει 109 subjects με 64-channel EEG. Τυπική απόδοση με CSP+LDA σε MI vs. rest (binary classification, 8-channel subset) κυμαίνεται μεταξύ 65–80% ανάλογα με τον subject, με μέσο $\sim$72% Goldberger κ.ά., 2009. Τα ποσοστά αυτά χρησιμεύουν ως σημείο αναφοράς για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων μας, χωρίς ωστόσο το σύνολο αυτό να χρησιμοποιείται στην αξιολόγηση: η παρούσα εργασία βασίζεται αποκλειστικά στο πρωτογενές σύνολο δεδομένων που καταγράφηκε για τον σκοπό της.

Θέση της παρούσας εργασίας: Διαφοροποιείται από τη βιβλιογραφία στη χρήση χαμηλού κόστους εξοπλισμού (8 κανάλια OpenBCI έναντι 64 ερευνητικών συστημάτων), στη συγκριτική αξιολόγηση τριών οικογενειών ταξινομητών στο ίδιο pipeline, και στην ενοποίηση με φυσικό ρομποτικό άκρο σε πραγματικό χρόνο.

Κεφάλαιο 3 Υλικό Συστήματος

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζεται αναλυτικά το υλικό (hardware) που χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση του συστήματος BCI. Το σύστημα αποτελείται από τρία λειτουργικά υποσυστήματα που αλληλεπιδρούν σε πραγματικό χρόνο: (α) το σύστημα καταγραφής EEG (OpenBCI Cyton), (β) το σύστημα επεξεργασίας και ελέγχου (υπολογιστής + Arduino Uno), και (γ) το ρομποτικό άκρο (InMoov i2 + PCA9685). Η ροή δεδομένων ξεκινά από την αιχμή των ηλεκτροδίων, διέρχεται από τα στάδια ασύρματης μετάδοσης, ταξινόμησης και τελικά μετατρέπεται σε κινητική εντολή για τους σερβοκινητήρες.

3.1 Σύστημα Καταγραφής ΗΕΓ – OpenBCI Cyton

3.1.1 Επισκόπηση και Κύκλωμα ADC

Για την καταγραφή του EEG σήματος επιλέχθηκε η πλατφόρμα **OpenBCI Cyton 8-channel** Frey, 2016, μια ανοιχτού υλικού (open hardware) πλακέτα βιοσήματος σχεδιασμένη για ερευνητική χρήση με χαμηλό κόστος. Η επιλογή αυτή αιτιολογείται από τον συνδυασμό ικανοποιητικής αναλυτικής ικανότητας για EEG/MI εφαρμογές, πλήρη ανοιχτού κώδικα τεκμηρίωση, και τιμή κατά **25–50× χαμηλότερη** από ερευνητικά συστήματα ισοδύναμων χαρακτηριστικών Rakhmatulin κ.ά., 2021.

Το κεντρικό στοιχείο της πλακέτας είναι το **ADS1299** της Texas Instruments Texas Instruments, 2017, ένας εξειδικευμένος 8-κάναλος, 24-bit, ταυτόχρονης δειγματοληψίας (simultaneous-sampling) delta-sigma Analog-to-Digital Converter (ADC) για βιοδυναμικές εφαρμογές (ΗΕΓ, ΗΚΓ, ΗΜΓ). Ενσωματώνει **Programmable Gain Amplifier (PGA)** με προγραμματιζόμενο κέρδος (1, 2, 4, 6, 8, 12, 24×), ενσωματωμένους bias drive και SRB ενισχυτές, καθώς και εσωτερικές πηγές αναφοράς. Στη διαμόρφωση που χρησιμοποιήθηκε, το κέρδος PGA τέθηκε στο **24**×, που δίνει ονομαστικό εύρος εισόδου ±**187,5 μV** — κατάλληλο για EEG σήματα εύρους 1–100 μV.

3.1.2 Τεχνικά Χαρακτηριστικά

Τα πλήρη τεχνικά χαρακτηριστικά της πλατφόρμας παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.1.

Πίνακας 3.1 Τεχνικά χαρακτηριστικά OpenBCI Cyton

Χαρακτηριστικό	**Τιμή**
Κύκλωμα ADC	Texas Instruments ADS1299
Αριθμός καναλιών	8 (επεκτάσιμα σε 16 με Daisy module)
Ανάλυση ADC	24-bit
Συχνότητα δειγματοληψίας	250 SPS (default)
Κέρδος PGA	24× (ΗΕΓ mode)
Εύρος εισόδου	±187,5 μV (gain 24)
Θόρυβος εισόδου	∼0,09–0,14 μVrms
CMRR	∼99 dB
Μικροελεγκτής	PIC32MX250F128B (32-bit, 50 MHz)
Ασύρματη επικοινωνία	RFduino / Bluetooth 2.4 GHz
Δέκτης PC	USB dongle (FTDI FT231XQ-R)
Τροφοδοσία	Μπαταρία 3–6 V (LiPo / AA×4)
Ανοιχτό υλικό	Ναι (MIT License)

3.1.3 Πρωτόκολλο Ασύρματης Μετάδοσης

Κάθε δείγμα EEG μεταδίδεται ασύρματα ως **πακέτο 33 bytes**: header byte `0xA0`, αύξων αριθμός (1 byte), 8 κανάλια × 3 bytes (24-bit, two's complement, MSB-first), 6 bytes βοηθητικών δεδομένων (επιταχυνσιόμετρο LIS3DH ή custom), και stop byte `0xC0`–`0xCF`. Η σειριακή σύνδεση μέσω USB dongle είναι **115200 baud**. Σε κανονικές συνθήκες (απόσταση <5 m, χωρίς εμπόδια) η σύνδεση είναι σταθερή χωρίς απώλεια πακέτων.

3.1.4 Σύγκριση με Ερευνητικά Συστήματα

Ο Πίνακας 3.2 συγκρίνει το OpenBCI Cyton με αντιπροσωπευτικά ερευνητικά EEG συστήματα. Παρά τον περιορισμό στα 8 κανάλια και τη χαμηλότερη μέγιστη συχνότητα δειγματοληψίας, το Cyton παρέχει επαρκή απόδοση για binary MI ταξινόμηση σε κεντρικά ηλεκτρόδια, όπως τεκμηριώνεται από τους Frey (2016) Frey, 2016 και Rakhmatulin κ.ά. (2021) Rakhmatulin κ.ά., 2021.

Πίνακας 3.2 Σύγκριση OpenBCI Cyton με ερευνητικά συστήματα EEG

Σύστημα	**Κανάλια**	**Ανάλυση**	**Μέγ. SR**	**Τιμή (USD)**
OpenBCI Cyton	8 (16)	24-bit	250 Hz	∼1.000
g.tec g.USBamp	16 (stack)	24-bit	38,4 kHz	∼25.000
BrainProducts actiCHamp+	32–160	24-bit	100 kHz	∼40.000
ANT Neuro eego mylab	32–256	24-bit	16 kHz	∼30.000
Emotiv EPOC X (καταν.)	14	14-bit	256 Hz	∼850

3.1.5 Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων

Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων ακολουθεί το **διεθνές σύστημα 10-20** Niedermeyer και da Silva, 2004. Επιλέχθηκαν 8 θέσεις στην κεντρική και κεντρομετωπιαία ζώνη (C3, C4, Cz, FC3, FC4, CP3, CP4, FCz), που αντιστοιχούν στους κινητικούς και προκινητικούς φλοιούς και των δύο ημισφαιρίων. Η επιλογή αυτή αιτιολογείται από τη φυσιολογία της MI: νοερή κίνηση αριστερού χεριού παράγει ERD στο **C4** (δεξιός κινητικός φλοιός), ενώ νοερή κίνηση δεξιού χεριού παράγει ERD στο **C3** Pfurtscheller και Lopes da Silva, 1999. Τα FC3/FC4 καλύπτουν τον ενδιάμεσο προκινητικό φλοιό, τα CP3/CP4 τον βρεγματικό (somatosensory association cortex), και το Fz συνδέεται με την εκτελεστική προσοχή κατά τη νοερή κίνηση.

Πίνακας 3.3 Κανάλια EEG και αντιστοίχιση OpenBCI Cyton

Κανάλι OpenBCI	**Θέση (10-20)**	**Ημισφαίριο**	**Σχέση με MI**
CH1	C3	Αριστερό	Κύριο κέντρο κινητικού φλοιού χεριού, ERD κατά δεξιού MI
CH2	C4	Δεξιό	Κύριο κέντρο κινητικού φλοιού χεριού, ERD κατά αριστερού MI
CH3	Cz	Μεσαίο	Κινητικός φλοιός άκρων κάτω, reference area
CH4	FC3	Αριστερό	Προκινητικός / Supplementary Motor Area (SMA)
CH5	FC4	Δεξιό	Προκινητικός / SMA
CH6	CP3	Αριστερό	Σωματαισθητικός συσχετιστικός φλοιός
CH7	CP4	Δεξιό	Σωματαισθητικός συσχετιστικός φλοιός
CH8	Fz	Μεσαίο	Μετωπιαίος — εκτελεστική προσοχή, SMA

Ως ηλεκτρόδιο αναφοράς (reference) χρησιμοποιείται το **SRB2** της Cyton πλακέτας, που συνδέεται με το δεξί λοβό του αυτιού (A2) με αγώγιμο κλιπ. Ως γείωση (bias/ground) χρησιμοποιείται ηλεκτρόδιο στο **Fpz** ή το αριστερό αυτί (A1).

3.2 Ρομποτικό Χέρι InMoov i2

3.2.1 Επισκόπηση και Φιλοσοφία Σχεδιασμού

Το **InMoov** είναι το πρώτο ανοιχτού κώδικα, 3D-εκτυπωμένο, ανθρωπόμορφο ρομπότ φυσικού μεγέθους στον κόσμο. Σχεδιάστηκε και δημοσιεύθηκε τον **Ιανουάριο 2012** από τον Γάλλο δημιουργό **Gael Langevin** Langevin, 2012, αρχικά ως μη κινούμενο προσθετικό χέρι φυσικού μεγέθους για εμπορική φωτογράφιση. Στη συνέχεια το project εξελίχθηκε σε πλήρες ανθρωπόμορφο ρομπότ και απέκτησε παγκόσμια κοινότητα κατασκευαστών.

Η βασική φιλοσοφία του InMoov είναι **προσβασιμότητα και αναπαραγωγιμότητα**: όλα τα εξαρτήματα σχεδιάστηκαν να χωρούν σε θάλαμο εκτύπωσης **12×12×12 cm**, επιτρέποντας αναπαραγωγή σε οποιοδήποτε καταναλωτικό FDM 3D printer. Τα αρχεία STL διατίθενται δωρεάν στο Thingiverse (thing:17773) υπό άδεια **Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0)**.



Σχήμα 3.1 Εξαρτήματα ρομποτικού χεριού InMoov i2 εκτυπωμένα σε PLA πριν τη συναρμολόγηση. Διακρίνονται οι τροχαλίες σέρβο (κυκλικά εξαρτήματα), οι αρθρώσεις δαχτύλων και ο σκελετός παλάμης.

3.2.2 Τεχνικά Χαρακτηριστικά i2

Η έκδοση **i2** αποτελεί βελτιωμένο επανασχεδιασμό του αρχικού χεριού του 2012. Εκτυπώθηκε σε **PLA** (Polylactic Acid) λόγω ευκολίας εκτύπωσης, επαρκούς μηχανικής αντοχής και βιοσυμβατότητας. Τα βασικά χαρακτηριστικά παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.4.

Πίνακας 3.4 Τεχνικά χαρακτηριστικά ρομποτικού χεριού InMoov i2

Χαρακτηριστικό	**Τιμή**
Εκδοχή	i2 (2022)
Υλικό εκτύπωσης	PLA (Polylactic Acid)
Αριθμός δαχτύλων	5
Ενεργοί βαθμοί ελευθερίας	5 (1 DOF ανά δάχτυλο)
Μηχανισμός κίνησης	Tendon-driven (νάιλον μονόινο)
Σωληνάκια τενόντων	PTFE (Teflon), Ø 4 mm
Σέρβο ανά δάχτυλο	1 (στον πήχη)
Άδεια	CC BY-NC 4.0
Αρχεία STL	Thingiverse thing:17773

3.2.3 Μηχανισμός Κίνησης Tendon-Driven



Σχήμα 3.2 Ένωση πήχη και παλάμης του InMoov i2. Διακρίνεται ο κυλινδρικός πήχης (forearm) συνδεδεμένος με το κέλυφος της παλάμης, μέσα από το οποίο δρομολογούνται τα καλώδια PWM των σερβοκινητήρων και οι νάιλον τένοντες.

Κάθε δάχτυλο κινείται μέσω **ενός νάιλον τένοντα** (πετονιά Ø ≈0,7 mm) που εκτείνεται από την άκρη του δαχτύλου (DF phalanx), διέρχεται από τις αρθρώσεις (DIP PIP MCP), διασχίζει τη παλάμη μέσα από σωληνάκια **PTFE (Teflon)** για μείωση τριβής, και καταλήγει σε κυκλική τροχαλία (pulley) στον άξονα του αντίστοιχου σερβοκινητήρα. Η **επαναφορά** (extension) επιτυγχάνεται παθητικά μέσω της ελαστικής γεωμετρίας των αρθρώσεων και της φυσικής ελαστικότητας του PLA, χωρίς ανταγωνιστικό τένοντα. Αυτό απλοποιεί την κατασκευή αλλά περιορίζει το κλείσιμο σε μεγάλες δυνάμεις (stall).

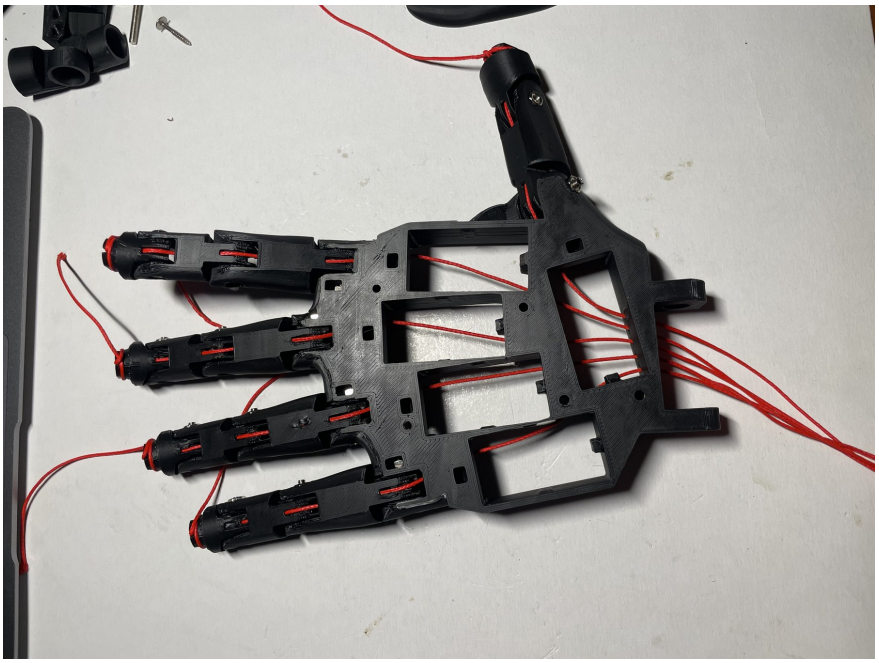
Η κινηματική κάθε δαχτύλου αντιστοιχεί σε **1 ενεργό DOF**, παρόλο που ανατομικά κάθε δάχτυλο διαθέτει 3 αρθρώσεις (MCP, PIP, DIP). Η σύζευξη των αρθρώσεων μέσω ενός τένοντα παράγει υπερ-ακτινωτή κίνηση (underactuated, coupled flexion), επαρκή για τα grasp patterns που απαιτεί η παρούσα εφαρμογή (ολικό κλείσιμο / άνοιγμα παλάμης).

3.2.4 Αντιστοίχιση Σέρβο – Δάχτυλα

Για κάθε δάχτυλο χρησιμοποιείται ένας **σερβοκινητήρας τοποθετημένος στον πήχη**. Η αντιστοίχιση καναλιών PCA9685 παρουσιάζεται στον Πίνακα 3.5. Η επιλογή τοποθέτησης στον πήχη αντί στην παλάμη μειώνει το βάρος της κινητής παλάμης και διευκολύνει τη δρομολόγηση τενόντων.

Πίνακας 3.5 Αντιστοίχιση σερβοκινητήρων, δαχτύλων και καναλιών PCA9685

Κανάλι PCA9685	Δάχτυλο	Κίνηση	Παλμός (ticks)
CH0	Αντίχειρας	Κάμψη / Έκταση	150 (ανοιχτό) 375 (κλειστό)
CH1	Δείκτης	Κάμψη / Έκταση	150 (ανοιχτό) 375 (κλειστό)
CH2	Μέσος	Κάμψη / Έκταση	150 (ανοιχτό) 375 (κλειστό)
CH3	Παράμεσος	Κάμψη / Έκταση	150 (ανοιχτό) 375 (κλειστό)
CH4	Μικρός	Κάμψη / Έκταση	150 (ανοιχτό) 375 (κλειστό)



Σχήμα 3.3 Παλάμη InMoov i2 με τους κόκκινους νάιλον τένοντες δρομολογημένους από κάθε δάχτυλο προς τον πήχη. Φαίνεται ο ανοιχτός σκελετός PLA και η δρομολόγηση ανά φάλαγγα.

3.3 Οδηγός Σέρβο – PCA9685

3.3.1 Αρχιτεκτονική και Χαρακτηριστικά

Ο έλεγχος των σερβοκινητήρων υλοποιείται μέσω του ολοκληρωμένου κυκλώματος **PCA9685** της NXP Semiconductors NXP Semiconductors, 2015, ενός εξειδικευμένου ελεγκτή PWM με διεπαφή I^2C. Ο PCA9685 παρέχει **16 ανεξάρτητα κανάλια PWM** με **ανάλυση 12-bit (4096 βήματα)** ανά κανάλι, εσωτερικό ταλαντωτή 25 MHz, και υποστήριξη I^2C Fast-mode Plus έως 1 MHz.

Βασικό πλεονέκτημα έναντι άμεσης σύνδεσης σέρβο στο Arduino Uno είναι ότι ο PCA9685 **αποφορτίζει πλήρως τον μικροελεγκτή** από τη δημιουργία σημάτων PWM — το Arduino απλώς στέλνει εντολές I^2C — και επιτρέπει **ακριβή χρονισμό** ανεξάρτητο από το κύριο πρόγραμμα. Επιπλέον, ο ελεγκτής υποστηρίζει **staggered output** (διαδοχική έναρξη παλμών ανά κανάλι), μειώνοντας τα ρεύματα αιχμής κατά την ταυτόχρονη ενεργοποίηση πολλών σέρβο.

Πίνακας 3.6 Τεχνικά χαρακτηριστικά PCA9685

Χαρακτηριστικό	**Τιμή**
Κατασκευαστής	NXP Semiconductors
Διεπαφή επικοινωνίας	I²C (Fast-mode Plus, έως 1 MHz)
Προεπιλεγμένη διεύθυνση	`0x40`
Διαθέσιμες διευθύνσεις	`0x40`–`0x7F` (62 διευθύνσεις)
Κανάλια PWM	16
Ανάλυση PWM	12-bit (4096 βήματα)
Εύρος συχνότητας PWM	24–1526 Hz
Συχνότητα λειτουργίας σέρβο	50 Hz
Εσωτερικός ταλαντωτής	25 MHz
Τάση τροφοδοσίας λογικής	2,3–5,5 V
Τάση εξόδου σέρβο (V+)	Εξωτερική 4,8–6,0 V

3.3.2 Υπολογισμός Παραμέτρων PWM

Η συχνότητα PWM ρυθμίζεται μέσω του καταχωρητή `PRE_SCALE` σύμφωνα με τον τύπο NXP Semiconductors, 2015:

$$\text{prescale} = \left\lfloor \frac{f_{osc}}{4096 \times f_{update}} \right\rfloor - 1 \tag{3.1}$$

όπου $f_{osc} = 25\,\text{MHz}$ (εσωτερικός ταλαντωτής) και $f_{update} = 50\,\text{Hz}$ (απαίτηση σέρβο). Αντικαθιστώντας:

$$\text{prescale} = \left\lfloor \frac{25\,000\,000}{4096 \times 50} \right\rfloor - 1 = 121 \tag{3.2}$$

Στα 50 Hz, η περίοδος είναι 20 ms και **1 tick = 20 000 µs / 4096 ≈ 4,883 µs**. Τα τυπικά σέρβο ελέγχονται με παλμούς πλάτους 1–2 ms (ουδέτερο 1,5 ms). Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιείται διευρυμένο εύρος για πλήρη μηχανική διαδρομή:

$$\text{SERVOMIN} = 150 \text{ ticks} \approx 732\,\mu\text{s} \quad \longrightarrow \quad \text{Ανοιχτή παλάμη} \tag{3.3}$$

$$\text{SERVOMID} = 375 \text{ ticks} \approx 1830\,\mu\text{s} \quad \longrightarrow \quad \text{Κλειστή παλάμη} \tag{3.4}$$

Η αντιστοίχιση γωνίας ελέγχου σε ticks υπολογίζεται γραμμικά: $\text{pulse} = \text{SERVOMIN} + (\text{SERVOMID} - \text{SERVOMIN}) \times \frac{\theta}{90^\circ}$, όπου $\theta \in [0^\circ, 90^\circ]$ η επιθυμητή γωνία κάμψης.

3.3.3 Σύνδεση με Arduino Uno

Ο PCA9685 συνδέεται με το Arduino Uno μέσω I²C με τα ακόλουθα pins: **SDA A4**, **SCL A5**, **VCC 5V (λογική)**. Η τροφοδοσία των σερβοκινητήρων γίνεται από **εξωτερικό τροφοδοτικό 5 V / 3 A** συνδεδεμένο στον ακροδέκτη V+ της πλακέτας. Κρίσιμη απαίτηση σχεδιασμού: τα GND του Arduino, PCA9685 και εξωτερικού τροφοδοτικού πρέπει να συνδέονται σε κοινό σημείο για σωστή λειτουργία I²C. Πυκνωτής αποσύζευξης 470 μF μεταξύ V+ και GND μειώνει τις πτώσεις τάσης κατά τις μεταβάσεις σέρβο.

3.4 Arduino Uno

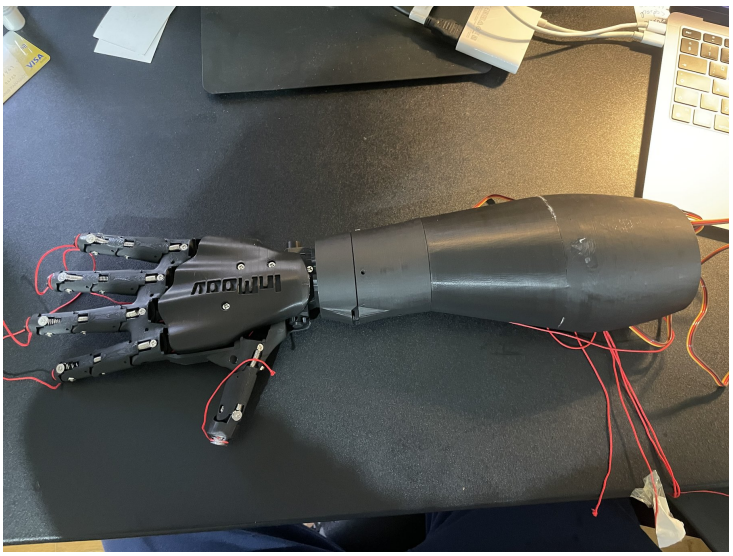
Το **Arduino Uno** (μικροελεγκτής ATmega328P, 8-bit, 16 MHz) χρησιμεύει ως ενδιάμεσο επίπεδο ελέγχου μεταξύ του υπολογιστή και του PCA9685. Εκτελεί αποκλειστικά firmware υποδοχής εντολών (firmware αναλύεται αναλυτικά στο Κεφ. 4): λαμβάνει ASCII εντολές μέσω **USB/σειριακής @ 9600 baud** και τις μεταφράζει σε εντολές I²C προς τον PCA9685.

Πίνακας 3.7 Τεχνικά χαρακτηριστικά Arduino Uno R3

Χαρακτηριστικό	**Τιμή**
Μικροελεγκτής	ATmega328P (8-bit, 16 MHz)
Τάση λειτουργίας	5 V
Ψηφιακές I/O	14 (6 με PWM)
Αναλογικές είσοδοι	6
Flash μνήμη	32 KB
SRAM	2 KB
Σειριακή επικοινωνία	USB-to-Serial (ATmega16U2) @ 9600 baud
I²C pins	SDA (A4), SCL (A5)

Τα δύο ASCII commands που αναγνωρίζει το firmware είναι: "`min\n`" (κλείσιμο παλάμης, SERVOMID = 375 ticks σε όλα τα κανάλια 0–4) και "`mid\n`" (άνοιγμα παλάμης, SERVOMIN = 150 ticks σε όλα τα κανάλια 0–4).

3.5 Συνολική Αρχιτεκτονική Υλικού



Σχήμα 3.4 Ολοκληρωμένο ρομποτικό χέρι InMoov i2 με πήχη, παλάμη και 5 δάχτυλα. Φαίνεται το λογότυπο InMoov στην παλάμη και οι σύνδεσμοι PWM (κίτρινα/κόκκινα καλώδια) προς τον PCA9685.

Η ροή δεδομένων του συστήματος κινείται σε δύο παράλληλα μονοπάτια που συγχρονίζονται στον υπολογιστή:

Μονοπάτι ΗΕΓ (αναφορά): Ηλεκτρόδια → ADS1299 (ADC, 24-bit) → PIC32 (packetization) → RFduino (BLE, 2,4 GHz) → USB dongle (PC) → BrainFlow/pylsl → Python pipeline.

Μονοπάτι Ελέγχου Ρομπότ: Python (classifier output) → USB Serial → Arduino Uno (ATmega328P) → I^2C @ 0x40 → PCA9685 (PWM, 50 Hz) → 5 σερβοκινητήρες → νάιλον τένοντες → δάχτυλα InMoov i2.

Η **συνολική καθυστέρηση** (latency) από τη λήψη απόφασης στον classifier έως την έναρξη κίνησης των σερβοκινητήρων είναι: σειριακή επικοινωνία PC→Arduino ($\leq$10 ms) + I^2C επικοινωνία ($<$1 ms) + χρόνος PWM κύκλου (20 ms @ 50 Hz) $\approx$ **30–35 ms**, αμελητέα σε σχέση με τη διάρκεια του classification window (4 s).

Κεφάλαιο 4 Λογισμικό Συστήματος

Το κεφάλαιο αυτό παρουσιάζει αναλυτικά το λογισμικό pipeline που υλοποιήθηκε για το σύστημα BCI. Το λογισμικό αναπτύχθηκε σε **Python 3.10** και **Arduino IDE**, και οργανώνεται σε πέντε ενότητες που αντιστοιχούν στα στάδια της επεξεργασίας: (1) πρωτόκολλο καταγραφής και παραδείγματος MI, (2) προεπεξεργασία σήματος, (3) εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση, (4) firmware Arduino, και (5) real-time βρόχος ελέγχου.

Οι κύριες βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν είναι: **MNE-Python** Gramfort κ.ά., 2013 για επεξεργασία EEG, **scikit-learn** για CSP και ταξινομητές, **pyRiemann** για Riemannian MDM, **BrainFlow** για σύνδεση με OpenBCI Cyton σε πραγματικό χρόνο, **pylsl** για συγχρονισμένη καταγραφή markers Kothe κ.ά., 2025, και **pygame** για τη γραφική διεπαφή παραδείγματος.

4.1 Πρωτόκολλο Καταγραφής και Παραδείγματος

4.1.1 Σχεδιασμός Παραδείγματος

Το παράδειγμα υλοποιήθηκε στο αρχείο `eeg_mi_paradigm.py` με χρήση της βιβλιοθήκης **pygame** για γραφική απεικόνιση και **pylsl** για αποστολή markers Kothe κ.ά., 2025. Βασίζεται στο πρωτόκολλο **Graz-BCI** Pfurtscheller κ.ά., 2003 με τις ακόλουθες παραμέτρους (κλάση `SessionConfig`):

- **2 κλάσεις**: Νοερή Κίνηση (`MI`) έναντι Ηρεμίας (`REST`)
- **20 trials ανά κλάση** ανά run (40 trials/run συνολικά)
- **Τυχαία σειρά** trials (ισορροπημένη ανά ζεύγος)
- **Jittered inter-trial interval**: 1,5–2,5 s (αποφυγή αντιληπτικής προετοιμασίας / Contingent Negative Variation)
- **Ηχητικό σήμα (beep)** 1 kHz / 70 ms πριν από κάθε cue

4.1.2 Χρονική Δομή Trial

Κάθε trial ακολουθεί 5 διαδοχικές φάσεις, όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 4.1. Το κρίσιμο σημείο σχεδιασμού είναι ότι κατά τη φάση **IMAGERY** εμφανίζεται *μόνο* σταυρός

εστίασης — χωρίς εικόνες χεριού ή κειμενική υπόμνηση — για αποφυγή οπτικών ERPs που θα επικάλυπταν το σήμα ERD Pfurtscheller και Neuper, 2001.

Πίνακας 4.1 Χρονική δομή trial παραδείγματος MI (Graz-BCI)

Φάση	**Οθόνη**	**Διάρκεια (s)**	**LSL Marker**
`REST`	Κενή οθόνη	1,5–2,5 (jitter)	`trial_start` (20)
`PREPARE`	Σταυρός εστίασης	2,0	—
`CUE`	Κείμενο MI/REST	2,25	`cue_MI` (1) / `cue_REST` (2)
`IMAGERY`	Σταυρός μόνο	4,0	`imagery_start` (30)
`FEEDBACK`	«Μπορείτε να ανοιγοκλείσετε»	1,5	`imagery_end` (31)
Σύνολο ανά trial		**∼11,25**	

4.1.3 Lab Streaming Layer – Συγχρονισμός Markers

Για τον ακριβή χρονικό συγχρονισμό μεταξύ του παραδείγματος και της ροής EEG, χρησιμοποιείται το **Lab Streaming Layer (LSL)** Kothe κ.ά., 2025. Κάθε μεταβολή φάσης (cue onset, αρχή MI, τέλος trial) αποστέλλεται ως ακέραιος marker σε ένα LSL marker stream με ανάλυση sub-millisecond.

Το marker stream δημιουργείται με:

```
info = StreamInfo(
    name="EEG_BCI_Markers",
    type="Markers",
    channel_count=1,
    nominal_srate=0,        # irregular (event-driven)
    channel_format="int32",
    source_id="eeg_mi_paradigm",
)
outlet = StreamOutlet(info)
```

Listing 4.1 Δημιουργία LSL marker stream (`eeg_mi_paradigm.py`)

Και ο αποστολέας markers:

```
def push_marker(outlet, code: int):
    if outlet is not None:
        outlet.push_sample([code])    # LSL timestamp αυτόματα
```

Listing 4.2 Αποστολή marker κατά το cue onset (`eeg_mi_paradigm.py`)

Τα markers αποθηκεύονται συγχρονισμένα με τα EEG δεδομένα σε αρχεία **XDF** μέσω του LabRecorder. Οι κωδικοί markers παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.2.

Πίνακας 4.2 LSL marker κωδικοί παραδείγματος

Γεγονός	**Κωδικός**	**Χρήση**
Baseline eyes open (έναρξη)	10	Baseline recording
Baseline eyes closed (έναρξη)	12	Baseline recording
Έναρξη trial	20	Epoching reference
Cue MI	1	Event ID T1 (κλάση MI)
Cue REST	2	Event ID T2 (κλάση REST)
Έναρξη νοερής κίνησης	30	Epoching window start
Τέλος νοερής κίνησης	31	Epoching window end
Διάλειμμα (έναρξη/τέλος)	40/41	Run boundaries
Τέλος session	99	EOF marker

4.1.4 EEG Καταγραφή μέσω BrainFlow

Η ταυτόχρονη καταγραφή EEG από το OpenBCI Cyton υλοποιείται μέσω της βιβλιοθήκης **BrainFlow** σε ξεχωριστό νήμα (`threading.Thread`), ώστε να μην επηρεάζεται ο χρονισμός της οθόνης (60 fps). Η σύνδεση με την πλακέτα γίνεται μέσω σειριακής θύρας (`BoardIds.CYTON_BOARD`, `serial_port`), ενώ για ανάπτυξη/δοκιμή χωρίς υλικό χρησιμοποιείται `BoardIds.SYNTHETIC_BOARD` (παράμετρος `simulate=True`). Τα δεδομένα αποθηκεύονται σε CSV συμβατό με OpenBCI, εμπλουτισμένο με timestamps και markers.

4.2 Προεπεξεργασία Σήματος

Η προεπεξεργασία υλοποιείται στο αρχείο `preprocess.py` και εκτελείται σε 5 διαδοχικά στάδια σε αντικείμενο `mne.io.Raw`.

4.2.1 Ζωνοπερατό και Notch Φίλτρο

Εφαρμόζεται **ζωνοπερατό φίλτρο FIR Hamming-window** (1–40 Hz) και **notch φίλτρο** στα 50 Hz για απόρριψη της παρεμβολής δικτύου:

```
raw.filter(
    l_freq=1.0, h_freq=40.0,
    method="fir", fir_window="hamming", verbose=False,
)
raw.notch_filter(freqs=50.0, verbose=False)
```

Listing 4.3 Φιλτράρισμα σήματος (`preprocess.py`)

4.2.2 Common Average Reference (CAR)

Μετά το φιλτράρισμα εφαρμόζεται **CAR** μέσω της MNE-Python:

```
raw, _ = mne.set_eeg_reference(
    raw, ref_channels="average",
    projection=False, verbose=False
)
```

Listing 4.4 Common Average Reference (`preprocess.py`)

Αυτό υλοποιεί τον μετασχηματισμό της Εξ. 2.1 από το Κεφ. 2: $x_i^{CAR}(t) = x_i(t) - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} x_j(t)$, όπου $N = 8$ κανάλια.

4.2.3 Independent Component Analysis (ICA)

Η ICA εφαρμόζεται με **FastICA** (7 συνιστώσες, ανώτατο όριο $N - 1 = 7$ για 8 κανάλια, `random_state=42`):

```
ica = ICA(
    n_components=7,          # min(N_ICA_COMP, n_channels - 1)
    method="fastica",
    random_state=42,
    max_iter=800,
)
ica.fit(raw)

# Αυτόματοςεντοπισμόςοφθαλμικών  artifacts μέσω Fp1/Fp2
eog_idx, _ = ica.find_bads_eog(raw, ch_name="Fp1")
ica.exclude = eog_idx
raw_clean   = ica.apply(raw.copy())
```

Listing 4.5 ICA εφαρμογή και αυτόματος εντοπισμός ocular artifacts (`preprocess.py`)

Το βήμα αυτό απαιτεί μετωπιαίο κανάλι (Fp1/Fp2) για τον εντοπισμό των οφθαλμικών συνιστωσών. **Στη διάταξη που χρησιμοποιήθηκε (C3/C4/Cz/FC3/FC4/CP3/CP4/FCz) δεν υπάρχει μετωπιαίο ηλεκτρόδιο, επομένως το ICA παραλείπεται και δεν συμμετέχει στην παραγωγή των αποτελεσμάτων του Κεφαλαίου 5**· η απόρριψη τεχνουργημάτων στηρίζεται αποκλειστικά στο κατώφλι πλάτους των 300 μV. Η επιλογή αυτή είναι εξάλλου σύμφωνη με τη βιβλιογραφία, καθώς το ICA θεωρείται αναξιόπιστο με μόλις 8 κανάλια. Η υλοποίηση διατηρείται στο pipeline ώστε να είναι άμεσα αξιοποιήσιμη σε μελλοντική διάταξη με πυκνότερη κάλυψη.

4.2.4 Εξαγωγή Epochs

Τα συνεχή δεδομένα τεμαχίζονται σε epochs χρονοκλειδωμένα στο onset κάθε cue (markers 1=MI, 2=REST):

```
epochs = mne.Epochs(
    raw=raw, events=events, event_id={"MI": 1, "REST": 2},
    tmin=-1.0,              # 1s baseline πριντο  cue
    tmax=4.0,               # 4s μετάτο  cue
    baseline=(-1.0, 0.0),   # baseline correction
    reject={"eeg": 300e-6}, # απόρριψη epochs >300 μV
    preload=True,
)
```

Listing 4.6 Epoch εξαγωγή (`preprocess.py`)

Το παράθυρο $[-1, 4]$ s επιτρέπει baseline correction 1 s και πλήρη απεικόνιση του ERD που αρχίζει ∼500 ms μετά το cue. Τελικό σχήμα epochs: `(n_trials, 8, 1250)` για 250 Hz × 5 s.

4.3 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών και Ταξινόμηση

4.3.1 Προετοιμασία Πίνακα Δεδομένων

Πριν την εξαγωγή χαρακτηριστικών, ο πίνακας δεδομένων περικόπτεται στο παράθυρο **[0,5, 3,5] s** μετά το cue (κλάση `classify.py`, παράμετροι `T_CLASS_START`, `T_CLASS_END`) και επαναφιλτράρεται στη ζώνη **8–30 Hz** (μ + β):

```
epochs_filt = epochs.copy().filter(
    l_freq=8.0, h_freq=30.0, method="fir", verbose=False
)
epochs_crop = epochs_filt.crop(tmin=0.5, tmax=3.5)
X = epochs_crop.get_data()    # shape: (n_trials, 8, n_times)
y = (events[:, 2] == 2).astype(int)  # 0=REST, 1=MI
```

Listing 4.7 Περικοπή και επαναφιλτράρισμα για ταξινόμηση (`classify.py`)

4.3.2 Pipeline CSP + Ταξινομητής

Τρία scikit-learn pipelines κατασκευάζονται με κοινό βήμα **CSP** (4 συνιστώσες, regularization Ledoit-Wolf):

```
csp = CSP(n_components=4, reg="ledoit_wolf", log=True)

```

```
pipelines = {
    "LDA": Pipeline([
        ("csp",    csp),
        ("scaler", StandardScaler()),
        ("clf",    LDA()),
    ]),
    "SVM (RBF)": Pipeline([
        ("csp",    CSP(n_components=4, reg="ledoit_wolf", log=True)),
        ("scaler", StandardScaler()),
        ("clf",    SVC(kernel="rbf", C=1.0, gamma="scale",
                       probability=True)),
    ]),
    "Riemannian MDM": Pipeline([
        ("cov", Covariances(estimator="lwf")),  # pyRiemann
        ("clf", MDM(metric="riemann")),
    ]),
}
```

Listing 4.8 Κατασκευή pipelines CSP+LDA και CSP+SVM (`classify.py`)

Το CSP χρησιμοποιεί log-variance χαρακτηριστικά (παράμετρος `log=True`), δηλαδή $f_i = \log(\mathrm{var}(\mathbf{w}_i^\top \mathbf{x}))$, ενώ ο εκτιμητής Ledoit-Wolf `reg="ledoit_wolf"` εγγυάται αριθμητικά σταθερό πίνακα συνδιακύμανσης για μικρό αριθμό trials Blankertz κ.ά., 2008.

4.3.3 Cross-Validation

Η αξιολόγηση γίνεται με **10-fold stratified cross-validation** (`StratifiedKFold`, `random_state=42`)

```
cv = StratifiedKFold(n_splits=10, shuffle=True, random_state=42)
scores = cross_val_score(pipe, X, y, cv=cv,
                         scoring="accuracy", n_jobs=-1)
print(f"{name}: {scores.mean()*100:.1f}% +/- {scores.std()*100:.1f}%")
```

Listing 4.9 10-fold stratified cross-validation (`classify.py`)

Το `StratifiedKFold` εξασφαλίζει ισορροπία κλάσεων (MI/REST) σε κάθε fold. Αν ο ελάχιστος αριθμός trials ανά κλάση είναι < 10, ο αριθμός folds προσαρμόζεται αυτόματα (`n_splits = min(10, min_class_size)`).

4.3.4 Αποθήκευση Μοντέλου

Το βέλτιστο pipeline εκπαιδεύεται στο σύνολο των δεδομένων και αποθηκεύεται μέσω `joblib` για χρήση στον real-time βρόχο:

```
best_pipe.fit(X, y)
joblib.dump(best_pipe, f"models/model_{subject_id}_{timestamp}.joblib")
```

Listing 4.10 Αποθήκευση μοντέλου (`classify.py`)

4.4 Firmware Arduino – Έλεγχος Σέρβο

Το firmware υλοποιείται στο αρχείο `InMoov_EEG_Control.ino` και εκτελεί δύο λειτουργίες: (α) υποδοχή ASCII εντολών μέσω σειριακής και (β) μετάδοση PWM εντολών στον PCA9685 μέσω I²C.

4.4.1 Αρχικοποίηση

```
#include <Wire.h>
#include <Adafruit_PWMServoDriver.h>

Adafruit_PWMServoDriver pwm = Adafruit_PWMServoDriver(); // 0x40

#define SERVOMIN  150    // Κλειστήπαλάμη  (~732 μs)
#define SERVOMID  375    // Ανοιχτήπαλάμη  (~1830 μs)
#define N_FINGERS 5

void setup() {
    Serial.begin(9600);
    pwm.begin();
    pwm.setPWMFreq(50);    // 50 Hz — standard servo
    openAll();             // εκκίνησησεανοιχτήθέση
    Serial.println("Ready!");
}
```

Listing 4.11 Αρχικοποίηση firmware Arduino (`InMoov_EEG_Control.ino`)

4.4.2 Κύριος Βρόχος και Εντολές

```
void openAll() {
    for (int i = 0; i < N_FINGERS; i++) {
        pwm.setPWM(i, 0, SERVOMID);  // SERVOMID = 375 ticks
        delay(100);                   // staggered: αποφυγήαιχμώνρεύματος
    }
    Serial.println("OPEN");
}

void closeAll() {
    for (int i = 0; i < N_FINGERS; i++) {
        pwm.setPWM(i, 0, SERVOMIN);  // SERVOMIN = 150 ticks
```

```
        delay(100);
    }
    Serial.println("CLOSED");
}

void loop() {
    if (Serial.available() > 0) {
        String cmd = Serial.readStringUntil('\n');
        cmd.trim();
        if      (cmd == "mid") openAll();     // άνοιγμαπαλάμης
        else if (cmd == "min") closeAll();    // κλείσιμοπαλάμης
    }
}
```

Listing 4.12 Κύριος βρόχος υποδοχής εντολών (`InMoov_EEG_Control.ino`)

Αξιοσημείωτη λεπτομέρεια σχεδιασμού: η σειριακή ενεργοποίηση σέρβο (`delay(100)` ανά δάχτυλο) αποτρέπει ταυτόχρονα ρεύματα αιχμής που θα υπερφόρτωναν το εξωτερικό τροφοδοτικό. Η αλληλουχία Thumb→Index→Middle→Ring→Wrist παράγει επίσης πιο φυσιολογική κινηματική κίνησης δαχτύλων. Το firmware αγνοεί αγνώστους χαρακτήρες, εξασφαλίζοντας ανθεκτικότητα σε περιπτώσεις θορύβου στη σειριακή γραμμή.

4.5 Βρόχος Πραγματικού Χρόνου

4.5.1 Αρχιτεκτονική

Ο real-time βρόχος υλοποιείται στο `realtime_gui.py` σε **αρχιτεκτονική δύο νημάτων** (producer-consumer):

- **Worker thread** (παρασκήνιο): λαμβάνει δεδομένα από το BrainFlow, εφαρμόζει φίλτρο Butterworth IIR 8–30 Hz, τρέχει τον classifier, εφαρμόζει majority vote, και αποστέλλει εντολές στο Arduino.
- **GUI thread** (κύριο): ανανεώνει τη γραφική οθόνη (matplotlib animation @ 20 fps) με ζωντανό σήμα EEG (κανάλια C3, C4), αποτέλεσμα ταξινόμησης και κατάσταση χεριού.

Η επικοινωνία μεταξύ των νημάτων γίνεται μέσω κοινής κλάσης `State` με `threading.Lock()`, αποτρέποντας race conditions.

4.5.2 Παράθυρο Ανάλυσης και Sliding Window

```
WINDOW_MS    = 1000      # παράθυροανάλυσης  1s
STEP_MS      = 125       # βήμαολίσθησης  125ms (8 Hz)
VOTE_SIZE    = 7         # majority vote: τελευταίες 7 προβλέψεις
MIN_VOTE_PCT = 0.60      # κατώφλιεμπιστοσύνης  60%

WINDOW_SAMPLES = int(SFREQ * WINDOW_MS / 1000)    # = 250 δείγματα
STEP_SAMPLES   = int(SFREQ * STEP_MS  / 1000)     # = 31 δείγματα
```

Listing 4.13 Sliding window classification (`realtime_gui.py`)

4.5.3 Majority Vote και Κατώφλι Εμπιστοσύνης

```
vote_buffer = collections.deque(maxlen=VOTE_SIZE)
# ... ανά( βήμαολίσθησης ):
vote_buffer.append(pred)

if len(vote_buffer) == VOTE_SIZE:
    n_open   = vote_buffer.count(0)
    n_close  = vote_buffer.count(1)
    winner   = 0 if n_open >= n_close else 1
    confidence = max(n_open, n_close) / VOTE_SIZE

    if confidence >= MIN_VOTE_PCT:        # >= 60%: αξιόπιστηαπόφαση
        if winner != last_cmd or (now - last_cmd_t) > HOLD_S:
            cmd = "mid\n" if winner == 0 else "min\n"
            arduino.write(cmd.encode())  # αποστολήστο  Arduino
            last_cmd   = winner
            last_cmd_t = now
```

Listing 4.14 Majority vote και έλεγχος κατωφλίου (`realtime_gui.py`)

Ο αλγόριθμος majority vote επιλέγει την πλειοψηφική κλάση στις τελευταίες $V = 7$ προβλέψεις. Η εντολή αποστέλλεται στο Arduino μόνο αν η **εμπιστοσύνη** (*confidence*) υπερβαίνει το 60%, δηλαδή τουλάχιστον $\lceil 0{,}6 \times 7 \rceil = 5$ από τις 7 τελευταίες προβλέψεις συμφωνούν. Το `HOLD_S=2` s αποτρέπει ταχείες εναλλαγές εντολών (hysteresis), μειώνοντας τον μηχανικό κόπο των σέρβο.

4.5.4 Φίλτρο IIR Real-Time

Αντί του FIR zero-phase (που απαιτεί μελλοντικά δείγματα), στο real-time pipeline χρησιμοποιείται **Butterworth IIR** 4ης τάξης με `sosfiltfilt` για κάθε παράθυρο:

```
sos = butter(4, [8.0/125.0, 30.0/125.0], btype="band", output="sos")

def preprocess_window(eeg, sos):
```

```
    filtered = np.array([sosfiltfilt(sos, ch) for ch in eeg])
    filtered -= filtered.mean(axis=0, keepdims=True)  # CAR
    return filtered[np.newaxis, :, :]  # shape: (1, 8, 250)
```

Listing 4.15 IIR Butterworth 8-30 Hz για real-time (`realtime_gui.py`)

4.5.5 Σύνολο Παραμέτρων Real-Time Pipeline

Πίνακας 4.3 Παράμετροι real-time pipeline (`realtime_gui.py`)

Παράμετρος	**Τιμή**	**Αιτιολόγηση**
Παράθυρο ανάλυσης	1.000 ms (250 δείγματα)	Επαρκές για ERD
Βήμα ολίσθησης	125 ms (31 δείγματα)	8 Hz ανανέωση
Φίλτρο	Butterworth IIR 4ης τάξης, 8–30 Hz	Real-time
Majority vote	$V = 7$ προβλέψεις	Εξομάλυνση θορύβου
Κατώφλι εμπιστοσύνης	$\geq 60\%$	Αποφυγή λανθασμένων εντολών
Hysteresis	2 s hold	Μείωση μηχανικού κόπου σέρβο
Baud rate Arduino	9600	Firmware default
GUI ανανέωση	50 ms (20 fps)	Matplotlib animation

Κεφάλαιο 5 Αποτελέσματα και Αξιολόγηση

5.1 Πειραματικό Πλαίσιο

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η πειραματική αξιολόγηση του συστήματος BCI που αναπτύχθηκε. Σε αντίθεση με μελέτες που βασίζονται αποκλειστικά σε δημόσια σύνολα δεδομένων, η αξιολόγηση πραγματοποιείται σε **πρωτογενές σύνολο δεδομένων** (*primary dataset*) που καταγράφηκε ειδικά για τη συγκεκριμένη εργασία, με τον δικό μας εξοπλισμό και πρωτόκολλο. Αυτό επιτρέπει τον πλήρη έλεγχο των συνθηκών καταγραφής και την αξιολόγηση του συστήματος σε ρεαλιστικές συνθήκες λειτουργίας.

5.1.1 Συμμετέχοντες

Στη μελέτη συμμετείχαν **14 υγιείς συμμετέχοντες** (S01–S14). Η συλλογή των δεδομένων διεξήχθη σύμφωνα με το πρωτόκολλο που περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 4, με χρήση της πλατφόρμας OpenBCI Cyton (8 κανάλια, 250 Hz) και τοποθέτηση ηλεκτροδίων στην κεντρική και κεντρομετωπιαία ζώνη κατά το διεθνές σύστημα 10–20. Οι καταγραφές πραγματοποιήθηκαν στο διάστημα Μαΐου–Ιουνίου 2026.

Πίνακας 5.1 Δημογραφικά στοιχεία συμμετεχόντων

Χαρακτηριστικό	**Τιμή**
Αριθμός συμμετεχόντων	14
Εύρος ηλικίας	19–27 έτη
Φύλο (Α/Γ)	6 / 8
Δεξιόχειρες / Αριστερόχειρες	8 / 6
Προηγούμενη εμπειρία με BCI	1 ναι / 13 όχι

Όλοι οι συμμετέχοντες ενημερώθηκαν για τη διαδικασία και υπέγραψαν έντυπο συγκατάθεσης κατόπιν ενημέρωσης (*informed consent*) πριν την έναρξη της καταγραφής.

Δύο χαρακτηριστικά του δείγματος αξίζουν ιδιαίτερης αναφοράς. Πρώτον, **13 από τους 14 συμμετέχοντες ήταν εντελώς αρχάριοι** ως προς τη χρήση BCI, χωρίς καμία προηγούμενη εκπαίδευση σε νοερή κίνηση. Το στοιχείο αυτό είναι καθοριστικό για την ερμηνεία των αποτελεσμάτων, καθώς η βιβλιογραφία τεκμηριώνει ότι η απόδοση σε MI βελτιώνεται σημαντικά με την εξάσκηση.

Δεύτερον, το δείγμα περιλαμβάνει **6 αριστερόχειρες** (43%), ποσοστό σαφώς υψηλότερο από τη συχνότητα στον γενικό πληθυσμό (∼10%). Επειδή το πρωτόκολλο ζητούσε από όλους τους συμμετέχοντες να εκτελούν νοερή κίνηση του *δεξιού* χεριού ανεξαρτήτως χειρικότητας, η υπόθεση της ετερόπλευρης ενεργοποίησης (ERD στο C3 για κίνηση δεξιού χεριού) δεν ισχύει με την ίδια βεβαιότητα για το τμήμα αυτό του δείγματος. Η επίπτωση συζητείται στην Ενότητα 5.10.

5.1.2 Παράδειγμα Καταγραφής

Η ταξινόμηση που εξετάζεται είναι **δυαδική**: νοερή κίνηση (MI) έναντι κατάστασης ηρεμίας (*rest*). Κάθε συνεδρία αποτελείται από τέσσερις εκτελέσεις (*runs*) των 80 δοκιμών, οι οποίες ακολουθούν το πρωτόκολλο Graz-BCI με συγχρονισμένους markers μέσω LSL. Συνολικά καταγράφηκαν **320 δοκιμές ανά συμμετέχοντα** (160 MI και 160 rest), δηλαδή **4.480 δοκιμές** στο σύνολο των 14 συμμετεχόντων.

Πίνακας 5.2 Παράμετροι πρωτοκόλλου καταγραφής

Παράμετρος	**Τιμή**
Κλάσεις	MI vs. rest (δυαδικό)
Runs ανά συνεδρία	4
Δοκιμές ανά run	80 (40 MI + 40 rest)
Δοκιμές ανά κλάση / συμμετέχοντα	160
Σύνολο δοκιμών ανά συμμετέχοντα	320
Συνεδρίες ανά συμμετέχοντα	1
Διάρκεια δοκιμής (imagery)	4 s
Παράθυρο ταξινόμησης	0.5–3.5 s μετά το cue
Baseline πριν τα runs	60 s eyes-open + 30 s eyes-closed
Συχνότητα δειγματοληψίας	250 Hz
Κανάλια	8 (C3, C4, Cz, FC3, FC4, CP3, CP4, FCz)

5.1.3 Προεπεξεργασία

Το σήμα υπέστη ζωνοπερατό φιλτράρισμα 1–40 Hz και notch στα 50 Hz (δίκτυο ΕΕ), ακολουθούμενο από CAR. Τα epochs εξήχθησαν στο παράθυρο $[-1, +4]$ s ως προς το cue και απορρίφθηκαν αυτόματα όσα παρουσίαζαν πλάτος $> 300\,\mu$V. Για την ταξινόμηση εφαρμόστηκε πρόσθετο ζωνοπερατό φίλτρο 8–30 Hz (ζώνες μ και β).

5.2 Έλεγχος Ποιότητας Ακατέργαστου Σήματος

Πριν από οποιαδήποτε ανάλυση ταξινόμησης, εφαρμόστηκε έλεγχος ποιότητας στο **ακατέργαστο** σήμα, πριν το φιλτράρισμα. Το βήμα αυτό αποδείχθηκε κρίσιμο: το ποσοστό διατήρησης epochs μετά την απόρριψη τεχνουργημάτων **αποκρύπτει** σφάλματα καταγραφής, καθώς το ζωνοπερατό φίλτρο και το CAR αφαιρούν τις μεγάλες συνιστώσες συνεχούς (offset) πριν καν εφαρμοστεί το κατώφλι απόρριψης.

Εντοπίστηκαν δύο κατηγορίες σφαλμάτων:

- **Χρόνιο μονόπλευρο offset:** 7–8 από τα 8 κανάλια παραμένουν καθηλωμένα σε ένα πρόσημο για ολόκληρη τη συνεδρία. Υποδεικνύει κακή επαφή ηλεκτροδίου αναφοράς/bias.

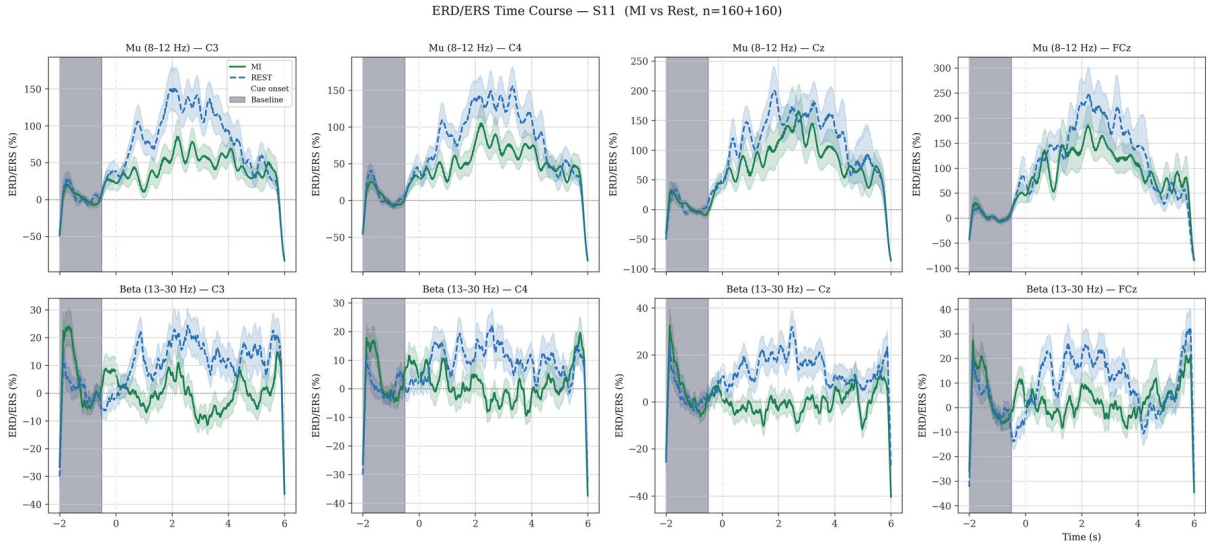
- **Διαλείπων κορεσμός (rail-clipping):** το σήμα αγγίζει το όριο του μετατροπέα ADS1299 ($\pm 187500\,\mu$V σε gain 24) σε ποσοστό $> 1\%$ των δειγμάτων.

Παρά τα σφάλματα αυτά, **και οι 14 συμμετέχοντες** πέρασαν τον έλεγχο φυσιολογικού φάσματος ($1/f$) μετά το CAR και το ζωνοπερατό φίλτρο, με εμφανή κορυφή μ στα 8–12 Hz. Το πραγματικό εγκεφαλικό σήμα είναι επομένως ανακτήσιμο, αλλά τα σφάλματα πρέπει να δηλώνονται κατά την ερμηνεία των ανά-συμμετέχοντα αποτελεσμάτων.

5.3 Νευροφυσιολογική Τεκμηρίωση: Ανάλυση ERD/ERS

Πριν από κάθε προσπάθεια ταξινόμησης τίθεται ένα προαπαιτούμενο ερώτημα: *περιέχει το σήμα το φυσιολογικό φαινόμενο που υποτίθεται ότι μετράμε;* Ένας ταξινομητής μπορεί να πετύχει ποσοστά πάνω από την τύχη εκμεταλλευόμενος τεχνουργήματα (κινήσεις οφθαλμών, μυϊκή δραστηριότητα, θόρυβο δικτύου) χωρίς καμία συμμετοχή του κινητικού φλοιού. Η ανάλυση ERD/ERS απαντά σε αυτό το ερώτημα ανεξάρτητα από την ταξινόμηση.

Υπολογίστηκε η σχετική μεταβολή ισχύος στις ζώνες μ (8–12 Hz) και β (13–30 Hz) για τα κεντρικά ηλεκτρόδια, με περίοδο αναφοράς το διάστημα $[-1.5, -0.5]$ s πριν το cue — επιλέχθηκε το μεσαίο τμήμα της προ-ερεθισματικής περιόδου ώστε να αποφευχθούν τα φαινόμενα άκρου του φιλτραρίσματος. Για την ανάλυση αυτή χρησιμοποιήθηκε ευρύτερο παράθυρο epoch ($[-2, +6]$ s) από εκείνο της ταξινόμησης, για τον ίδιο λόγο. Η αναμενόμενη υπογραφή της νοερής κίνησης είναι **μείωση** της ισχύος μ κατά τη διάρκεια της MI σε σχέση με την ηρεμία.



Σχήμα 5.1 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον S11 (τον συμμετέχοντα με την υψηλότερη απόδοση). Η κάθετη διακεκομμένη γραμμή σημειώνει το cue και η γκρι ζώνη την περίοδο αναφοράς. Σε όλα τα κεντρικά ηλεκτρόδια η καμπύλη MI παραμένει *κάτω* από την καμπύλη *rest* στη ζώνη μ — ακριβώς η αναμενόμενη αποσυγχρονισμένη απόκριση. Η διάκριση διατηρείται και στη ζώνη β. Οι σκιασμένες περιοχές γύρω από τις καμπύλες αντιστοιχούν σε τυπικό σφάλμα μέσου.

Το πρότυπο αυτό επιβεβαιώνει ότι το σήμα περιέχει γνήσια κινητική δραστηριότητα και όχι απλώς διακριτό θόρυβο. Η ένταση του φαινομένου ωστόσο διαφέρει σημαντικά μεταξύ συμμετεχόντων, γεγονός που προμηνύει τη μεταβλητότητα που παρατηρείται στη συνέχεια στα αποτελέσματα ταξινόμησης. Οι αντίστοιχες γραφικές παραστάσεις για το σύνολο των 14 συμμετεχόντων, καθώς και οι χρονοσυχνοτικές αναλύσεις, περιλαμβάνονται στο συνοδευτικό υλικό της εργασίας.

5.4 Μετρικές Αξιολόγησης

Για την αξιολόγηση της απόδοσης χρησιμοποιούνται οι ακόλουθες μετρικές:

- **Accuracy:** ποσοστό σωστών ταξινομήσεων επί του συνόλου.
- **Cohen's κ:** συμφωνία πέρα από αυτή που θα προέκυπτε τυχαία· ιδιαίτερα χρήσιμη όταν οι κλάσεις δεν είναι ισορροπημένες.
- **F1 ανά κλάση:** αποκαλύπτει μεροληψία του ταξινομητή προς μία κλάση, κάτι που η συνολική accuracy μπορεί να συγκαλύψει.
- **Permutation test:** εμπειρικός έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας με ανακάτεμα των ετικετών (1.000 επαναλήψεις).

5.5 Μεθοδολογία Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με **δύο** σχήματα διασταυρούμενης επικύρωσης, εντός κάθε συμμετέχοντα (*within-subject*):

1. **10-fold stratified cross-validation.** Τα epochs αναμειγνύονται και χωρίζονται τυχαία, διατηρώντας την αναλογία των κλάσεων σε κάθε fold.
2. **Leave-One-Run-Out (LORO) cross-validation.** Το μοντέλο εκπαιδεύεται σε τρία runs και αξιολογείται στο τέταρτο, για κάθε δυνατό συνδυασμό.

Η διάκριση αυτή είναι **ουσιώδης και όχι διαδικαστική**. Στο 10-fold σχήμα, δοκιμές από το ίδιο run καταλήγουν ταυτόχρονα στο σύνολο εκπαίδευσης και ελέγχου. Επειδή η αντίσταση των ηλεκτροδίων, η θέση του κράνους και η εγρήγορση του χρήστη παραμένουν σχεδόν σταθερές *εντός* ενός run, ο ταξινομητής μπορεί να εκμεταλλευτεί χαρακτηριστικά ειδικά της συνεδρίας αντί για γνήσια νευροφυσιολογικά πρότυπα. Το LORO εξαλείφει αυτή τη διαρροή και αποτελεί το καθιερωμένο σχήμα στη βιβλιογραφία BCI, καθώς αντιστοιχεί στο ρεαλιστικό σενάριο χρήσης: βαθμονόμηση σε προηγούμενα runs, λειτουργία σε νέο.

Συγκρίνονται τέσσερις ταξινομητές: Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA), SVM με πυρήνα RBF, γραμμικό SVM, και Riemannian Minimum Distance to Mean (MDM). Η εξαγωγή χαρακτηριστικών γίνεται με CSP (4 συνιστώσες, regularization Ledoit-Wolf), όπως περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 4.

5.6 Αποτελέσματα Ταξινόμησης (10-fold CV)

Ο Πίνακας 5.3 συνοψίζει την απόδοση των τεσσάρων ταξινομητών, ως μέσος όρος επί των 14 συμμετεχόντων.

Πίνακας 5.3 Σύγκριση ταξινομητών — δικό μας dataset (N=14, MI vs. rest, 10-fold CV)

Ταξινομητής	**Mean Accuracy (%)**	**Std**	**Εύρος (%)**
LDA	60.8	7.6	49.9–75.6
SVM (RBF)	60.5	7.4	49.0–72.3
SVM (Linear)	61.1	7.7	50.3–73.8
Riemannian MDM	60.5	7.4	51.4–72.8

Οι τέσσερις ταξινομητές αποδίδουν ουσιαστικά ισοδύναμα (60.5–61.1%), με τις διαφορές τους να είναι πολύ μικρότερες από τη διασπορά μεταξύ συμμετεχόντων ($\sigma \approx 7.5$). Το εύρημα αυτό συμφωνεί με τη βιβλιογραφία: όταν η εξαγωγή χαρακτηριστικών γίνεται με CSP, η

επιλογή του τελικού ταξινομητή έχει δευτερεύουσα σημασία σε σχέση με την ποιότητα του σήματος και την ικανότητα του χρήστη.

5.6.1 Μεταβλητότητα μεταξύ Συμμετεχόντων

Ένα χαρακτηριστικό των συστημάτων BCI είναι η σημαντική μεταβλητότητα της απόδοσης μεταξύ χρηστών, γνωστή και ως *BCI illiteracy*. Ο Πίνακας 5.4 παρουσιάζει την καλύτερη ακρίβεια ανά συμμετέχοντα μαζί με την κατάσταση ποιότητας του ακατέργαστου σήματος.

Πίνακας 5.4 Ακρίβεια ανά συμμετέχοντα (βέλτιστος ταξινομητής, 10-fold CV)

Συμμετέχων	**Accuracy (%)**	**Ποιότητα σήματος**
S01	73.5	rail-clip 6.0%
S02	58.2	καθαρό
S03	62.2	rail-clip 3.4%
S04	66.3	μονόπλευρο offset
S05	68.0	rail-clip 1.5%
S06	59.1	rail-clip 2.4%
S07	53.3	μονόπλευρο offset
S08	51.9	μονόπλευρο offset
S09	55.5	rail-clip 1.9%
S10	57.8	μονόπλευρο offset
S11	75.6	καθαρό
S12	68.2	μονόπλευρο offset
S13	65.2	μονόπλευρο offset
S14	55.8	rail-clip 2.7%
Μέσος όρος	**62.2 ± 7.5**	

Η απόδοση κυμαίνεται από 51.9% (S08, ουσιαστικά στο επίπεδο τύχης) έως 75.6% (S11). Αξίζει να σημειωθεί ότι η παρουσία σφάλματος στο ακατέργαστο σήμα **δεν προβλέπει** από μόνη της χαμηλή απόδοση: ο S01 πέτυχε 73.5% παρά το υψηλότερο ποσοστό κορεσμού του δείγματος, ενώ ο S02 απέδωσε μόλις 58.2% με απολύτως καθαρή καταγραφή.

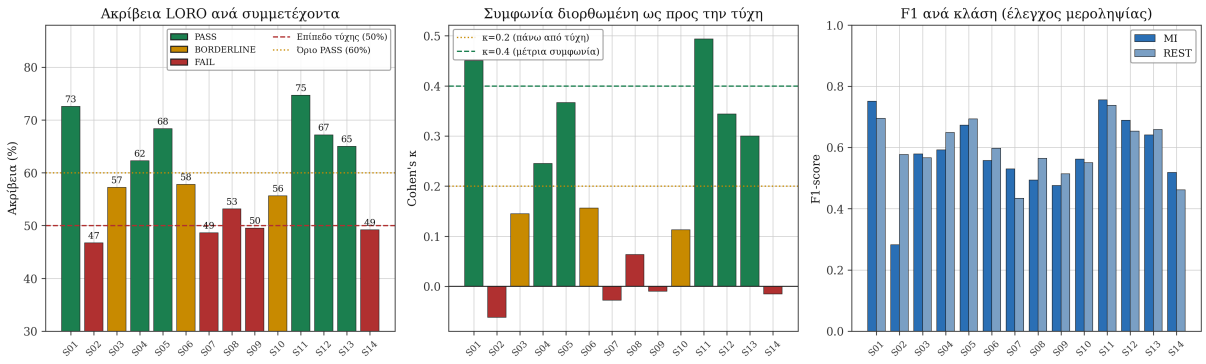
5.7 Αξιολόγηση με Leave-One-Run-Out CV

Ο Πίνακας 5.5 παρουσιάζει τα αποτελέσματα LORO με CSP+LDA, permutation test 1.000 επαναλήψεων, και Cohen's κ. Ο χαρακτηρισμός *PASS* αποδίδεται όταν $p < 0.05$, accuracy $> 60\%$ και $\kappa > 0.2$· *FAIL* όταν $p \geq 0.05$· *BORDERLINE* στις ενδιάμεσες περιπτώσεις.

Πίνακας 5.5 Αξιολόγηση Leave-One-Run-Out (CSP+LDA, 1.000 permutations)

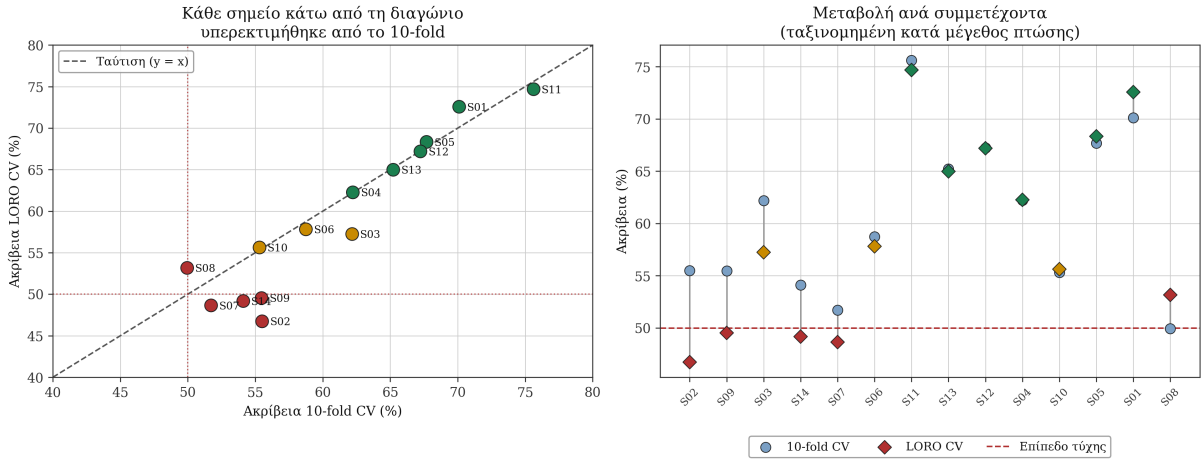
Συμμ.	**Acc (%)**	κ	p	**Χαρακτηρισμός**
S01	72.6	0.45	0.001	PASS
S02	46.7	-0.06	0.773	FAIL
S03	57.2	0.14	0.032	BORDERLINE
S04	62.3	0.25	0.001	PASS
S05	68.3	0.37	0.001	PASS
S06	57.8	0.16	0.003	BORDERLINE
S07	48.6	-0.03	0.669	FAIL
S08	53.2	0.06	0.120	FAIL
S09	49.5	-0.01	0.484	FAIL
S10	55.6	0.11	0.031	BORDERLINE
S11	74.7	0.49	0.001	PASS
S12	67.2	0.34	0.001	PASS
S13	65.0	0.30	0.001	PASS
S14	49.2	-0.02	0.539	FAIL
Μέσος όρος	**59.1 ± 9.3**	**0.18**		

Συνολικά, **6 συμμετέχοντες χαρακτηρίζονται PASS** (S01, S04, S05, S11, S12, S13), **3 BORDERLINE** (S03, S06, S10) και **5 FAIL** (S02, S07, S08, S09, S14). Ο μέσος όρος ακρίβειας υπό LORO είναι 59.1%, δηλαδή 3.1 ποσοστιαίες μονάδες χαμηλότερος από τον αντίστοιχο του 10-fold σχήματος (62.2%). Η διαφορά αυτή στον μέσο όρο υποεκτιμά ωστόσο το μέγεθος του φαινομένου, καθώς η επίδραση δεν είναι ομοιόμορφη: ορισμένοι συμμετέχοντες διατηρούν την απόδοσή τους ενώ άλλοι καταρρέουν πλήρως.



Σχήμα 5.2 Αποτελέσματα Leave-One-Run-Out για τους 14 συμμετέχοντες. **Αριστερά:** ακρίβεια ανά συμμετέχοντα, χρωματισμένη κατά χαρακτηρισμό. **Κέντρο:** Cohen's κ — οι αρνητικές τιμές (S02, S07, S09, S14) υποδηλώνουν απόδοση χειρότερη από την τυχαία. **Δεξιά:** F1 ανά κλάση· η έντονη ανισορροπία στον S02 αποκαλύπτει ταξινομητή που προβλέπει σχεδόν πάντα *rest*.

5.7.1 Απόκλιση μεταξύ 10-fold και LORO

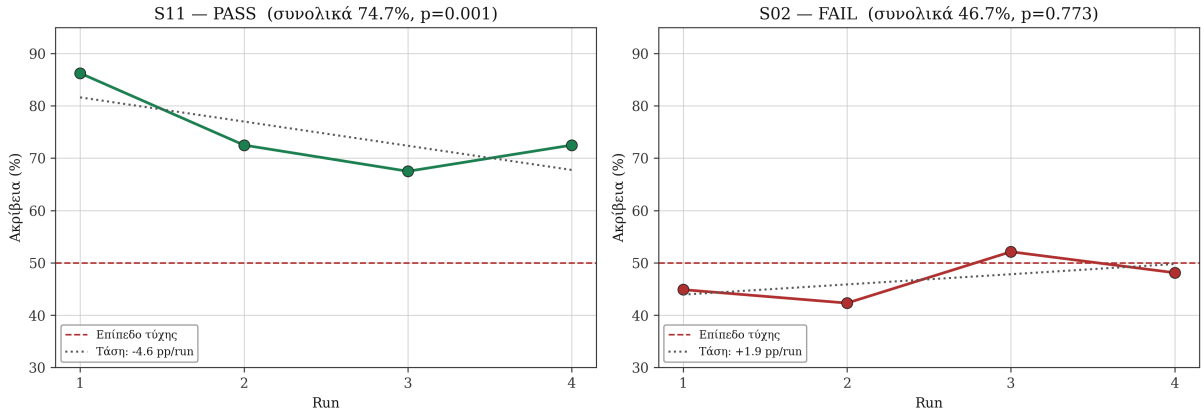


Σχήμα 5.3 Σύγκριση των δύο σχημάτων επικύρωσης (LDA και στα δύο, ώστε η σύγκριση να είναι ισοδύναμη). **Αριστερά:** κάθε σημείο κάτω από τη διαγώνιο αντιστοιχεί σε συμμετέχοντα του οποίου η απόδοση υπερεκτιμήθηκε από το 10-fold. **Δεξιά:** η μεταβολή ανά συμμετέχοντα. Η μέση πτώση είναι μόλις 1.7 ποσοστιαίες μονάδες, αλλά κατανέμεται εξαιρετικά άνισα — ο S02 χάνει 8.8 μονάδες και μεταπίπτει κάτω από το επίπεδο τύχης.

Η σύγκριση των δύο σχημάτων αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα ευρήματα της εργασίας. Το πιο χαρακτηριστικό παράδειγμα είναι ο **S02**: με 10-fold CV πέτυχε 58.2%, ενώ με LORO έπεσε στο 46.7%, δηλαδή *κάτω* από το επίπεδο τύχης, με $p = 0.77$. Η ανάλυση F1 ανά κλάση αποκαλύπτει τον μηχανισμό: $\text{F1}_{\text{MI}} = 0.28$ έναντι $\text{F1}_{\text{REST}} = 0.58$, δηλαδή ο ταξινομητής απλώς προβλέπει σχεδόν πάντα *rest*. Πρόκειται για υποδειγματική περίπτωση όπου το τυχαίο 10-fold σχήμα επέτρεψε στο μοντέλο να «δει» κάθε run κατά την εκπαίδευση και συγκάλυψε την πλήρη αδυναμία γενίκευσης.

Αντίστροφα, ο **S04** διατηρεί την απόδοσή του (66.3% → 62.3%, PASS) παρά το χρόνιο μονόπλευρο offset — επιβεβαιώνοντας ότι ο συνδυασμός CAR και ζωνοπερατού φίλτρου ανακτά πράγματι το φυσιολογικό σήμα σε αυτές τις περιπτώσεις.

Σημειώνεται τέλος ότι σχεδόν όλοι οι συμμετέχοντες, ακόμη και όσοι χαρακτηρίζονται PASS, εμφανίζουν **φθίνουσα τάση** απόδοσης από το run 1 προς το run 4. Η παρατήρηση αυτή αποδίδεται σε κόπωση και μείωση της προσοχής εντός της συνεδρίας, και υποδεικνύει ότι συνεδρίες μικρότερης διάρκειας ή με περισσότερα διαλείμματα ενδέχεται να βελτιώσουν την ποιότητα των δεδομένων.



Σχήμα 5.4 Εξέλιξη της ακρίβειας ανά run για δύο αντιπροσωπευτικούς συμμετέχοντες. **Αριστερά:** ο S11 (PASS) ξεκινά στο 86% και παραμένει σαφώς πάνω από το επίπεδο τύχης σε όλα τα runs, παρά τη φθίνουσα τάση. **Δεξιά:** ο S02 (FAIL) παραμένει κοντά ή κάτω από το 50% σε ολόκληρη τη συνεδρία, χωρίς κάποιο run να δείχνει αξιόπιστη αποκωδικοποίηση.

5.8 Στατιστική Σημαντικότητα σε Επίπεδο Ομάδας

Πέρα από τους ανά-συμμετέχοντα ελέγχους, εφαρμόστηκε έλεγχος προσημασμένων τάξεων Wilcoxon (*one-sample signed-rank*) στις ακρίβειες και των 14 συμμετεχόντων έναντι του επιπέδου τύχης (50%). Το αποτέλεσμα είναι **στατιστικά σημαντικό και υπό τα δύο σχήματα επικύρωσης**:

Πίνακας 5.6 Έλεγχος Wilcoxon σε επίπεδο ομάδας (N=14, έναντι 50%)

Σχήμα επικύρωσης	**Μέση ακρίβεια (%)**	W	p
10-fold CV (LDA)	60.8	104	< 0.001
LORO CV (CSP+LDA)	59.1	94	0.003

Το εύρημα είναι σημαντικό: ακόμη και υπό το αυστηρό σχήμα LORO, όπου πέντε συμμετέχοντες αποτυγχάνουν πλήρως, η ομάδα *συνολικά* αποκωδικοποιεί σαφώς πάνω από το επίπεδο τύχης ($p = 0.003$). Το φαινόμενο επομένως υφίσταται σε επίπεδο πληθυσμού και δεν οφείλεται σε μεμονωμένους τυχερούς συμμετέχοντες, παρότι δεν εκδηλώνεται σε κάθε άτομο.

5.9 Αξιολόγηση Ελέγχου Ρομποτικού Χεριού

Πέρα από την offline ταξινόμηση, το σύστημα αξιολογήθηκε ως προς τον πραγματικό έλεγχο του ρομποτικού χεριού InMoov i2. Χρησιμοποιήθηκε πρωτόκολλο *replay*: το μοντέλο εκπαιδεύεται στα runs 1–3 και οι δοκιμές του run 4 — τις οποίες δεν έχει δει ποτέ — τροφοδοτούνται διαδοχικά στον ταξινομητή, του οποίου η έξοδος οδηγεί απευθείας τους

σερβοκινητήρες μέσω της σειριακής διεπαφής Arduino.

Το σχήμα αυτό απομονώνει την αξιολόγηση της αλυσίδας *σήμα* → *ταξινομητής* → *ενεργοποιητής* από τη μεταβλητότητα της ζωντανής καταγραφής, διατηρώντας παράλληλα την εγκυρότητα της αξιολόγησης, καθώς κάθε δοκιμή στην οποία αντιδρά το χέρι προέρχεται από δεδομένα εκτός εκπαίδευσης.

Πίνακας 5.7 Μετρικές ελέγχου ρομποτικού χεριού (replay, S11, run 4)

Μετρική	**Τιμή**
Δοκιμές αξιολόγησης (unseen)	80
Ορθές ενεργοποιήσεις	58/80
Ακρίβεια εκτέλεσης εντολών	72.5%
Αντιστοίχιση εντολών	MI → κλείσιμο, rest → άνοιγμα
Χρόνος διατήρησης στάσης	1.5 s
Ταχύτητα σειριακής επικοινωνίας	9600 baud

Ποιοτικά, η κίνηση του χεριού ήταν ευκρινής και άμεσα αντιληπτή από τον παρατηρητή, με καθαρή αντιστοιχία μεταξύ των δοκιμών MI και του κλεισίματος της παλάμης. Οι εσφαλμένες ταξινομήσεις εκδηλώνονται ως μεμονωμένες, σύντομες κινήσεις αντίθετης φοράς και δεν συσσωρεύονται, καθώς κάθε δοκιμή αξιολογείται ανεξάρτητα.

5.10 Συζήτηση

5.10.1 Σύγκριση με τη Βιβλιογραφία

Ο μέσος όρος 62.2% (10-fold), 59.1% (LORO) και τα ποσοστά 62–75% των έξι συμμετεχόντων που χαρακτηρίζονται PASS υπό LORO τοποθετούνται εντός του αναμενόμενου εύρους για **αρχάριους χρήστες σε πρώτη συνεδρία με διάταξη 8 καναλιών**. Η βιβλιογραφία αναφέρει τυπικά 55–70% offline για naive χρήστες, ενώ τα υψηλότερα ποσοστά (80–88%) των δημόσιων συνόλων δεδομένων προϋποθέτουν 64 κανάλια, εκπαιδευμένους χρήστες και πολλαπλές συνεδρίες.

Ενδιαφέρον παρουσιάζει και η **βελτίωση της ποιότητας των καταγραφών με την πάροδο του χρόνου**: οι S12 και S13, από τις πλέον πρόσφατες συνεδρίες, χαρακτηρίζονται και οι δύο PASS (67.2% και 65.0% αντίστοιχα), γεγονός που αποδίδεται στη σταδιακή βελτίωση της τεχνικής τοποθέτησης των ηλεκτροδίων και στην ωρίμανση του πρωτοκόλλου.

5.10.2 Το Ζήτημα της Μεθοδολογίας Επικύρωσης

Το κυριότερο μεθοδολογικό συμπέρασμα της εργασίας είναι ότι η **αναφορά αποτελεσμάτων 10-fold CV σε δεδομένα MI είναι παραπλανητική**. Στη μελέτη μας, το 10-fold σχήμα θα οδηγούσε στο συμπέρασμα ότι σχεδόν όλοι οι συμμετέχοντες αποκωδικοποιούν επιτυχώς, ενώ το LORO αποκαλύπτει ότι μόνο 6 από τους 14 (43%) γενικεύουν αξιόπιστα σε νέο run. Δεδομένου ότι κάθε πρακτική εφαρμογή BCI απαιτεί ακριβώς αυτή τη γενίκευση — το σύστημα βαθμονομείται σε προηγούμενα δεδομένα και πρέπει να λειτουργήσει σε νέα — το LORO είναι το μόνο σχήμα με λειτουργική σημασία. Η επιλογή να αναφερθούν *και τα δύο* σχήματα, μαζί με την ανάλυση της απόκλισής τους, αποτελεί συνειδητή μεθοδολογική τοποθέτηση της παρούσας εργασίας.

5.10.3 Περιορισμοί

- **Μέγεθος δείγματος:** 14 συμμετέχοντες, μία συνεδρία ο καθένας. Δεν αξιολογείται η σταθερότητα μεταξύ ημερών.
- **Χειρικότητα και σταθερό χέρι νοερής κίνησης:** Το πρωτόκολλο ζητούσε νοερή κίνηση του δεξιού χεριού από όλους τους συμμετέχοντες, ενώ 6 από τους 14 ήταν αριστερόχειρες. Στους αριστερόχειρες η οργάνωση του κινητικού φλοιού είναι συχνά λιγότερο έντονα πλευριωμένη, γεγονός που ενδέχεται να αποδυναμώνει το χωρικό πρότυπο που εκμεταλλεύεται το CSP και να συνεισφέρει στη μεταβλητότητα των αποτελεσμάτων. **Η χειρικότητα δεν καταγράφηκε ανά συμμετέχοντα**, οπότε δεν ήταν δυνατός ο έλεγχος συσχέτισης με την απόδοση — η καταγραφή της αποτελεί σαφή σύσταση για μελλοντικές μελέτες. Εναλλακτικά, η επιλογή του χεριού νοερής κίνησης θα μπορούσε να προσαρμόζεται στην κυρίαρχη πλευρά κάθε συμμετέχοντα.
- **Αρχάριοι χρήστες:** 13 από τους 14 συμμετέχοντες δεν είχαν προηγούμενη επαφή με BCI. Τα αποτελέσματα αντιπροσωπεύουν επομένως απόδοση *πρώτης επαφής* και αναμένεται να υποεκτιμούν το δυναμικό του συστήματος υπό συνθήκες εκπαιδευμένου χρήστη.
- **Αριθμός καναλιών:** 8 κανάλια περιορίζουν τη χωρική ανάλυση του CSP και καθιστούν το ICA αναξιόπιστο για την αφαίρεση τεχνουργημάτων.
- **Σφάλματα καταγραφής:** η επαφή του ηλεκτροδίου αναφοράς/bias δεν ελεγχόταν συστηματικά στις πρώτες συνεδρίες. Το σύστημα καταγραφής επεκτάθηκε ώστε να προειδοποιεί τον πειραματιστή αμέσως μετά το baseline, ώστε το πρόβλημα να διορθώνεται πριν χαθεί ολόκληρη συνεδρία.
- **Απουσία ζωντανής αξιολόγησης κλειστού βρόχου:** η αξιολόγηση του ρομποτικού χεριού βασίζεται σε replay καταγεγραμμένων δεδομένων, χωρίς οπτική ανατροφοδότηση προς τον χρήστη σε πραγματικό χρόνο.

Κεφάλαιο 6 Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

6.1 Σύνοψη Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία ανέπτυξε ένα πλήρες, από άκρο σε άκρο (*end-to-end*) σύστημα BCI βασισμένο σε EEG για τον έλεγχο ρομποτικού χεριού σε πραγματικό χρόνο, χρησιμοποιώντας αποκλειστικά ανοιχτού κώδικα εργαλεία και εξαρτήματα χαμηλού κόστους.

Το σύστημα περιλαμβάνει: (α) πλατφόρμα καταγραφής EEG OpenBCI Cyton 8 καναλιών, (β) παράδειγμα MI βασισμένο στο πρωτόκολλο Graz-BCI με συγχρονισμό LSL, (γ) pipeline προεπεξεργασίας με ζωνοπερατό φίλτρο, notch 50 Hz, CAR και απόρριψη τεχνουργημάτων με κατώφλι πλάτους, (δ) εξαγωγή χαρακτηριστικών με CSP και regularization Ledoit-Wolf, (ε) τέσσερις ταξινομητές (LDA, SVM με πυρήνες RBF και γραμμικό, Riemannian MDM) αξιολογημένους τόσο με 10-fold όσο και με Leave-One-Run-Out cross-validation, και (στ) βρόχο ελέγχου συνδεδεμένο με το ρομποτικό χέρι InMoov i2 μέσω Arduino και PCA9685.

6.2 Κύρια Συμπεράσματα

Από την ανάπτυξη και αξιολόγηση του συστήματος προκύπτουν τα ακόλουθα συμπεράσματα:

1. **Αποτελεσματικότητα CSP για MI ταξινόμηση:** Ο αλγόριθμος CSP με regularization Ledoit-Wolf αποδείχθηκε αποτελεσματικός για εξαγωγή διακριτικών χαρακτηριστικών από σήματα EEG 8 καναλιών. Η χωρική φιλτράρισμα εκμεταλλεύεται το τοπογραφικό μοτίβο ERD (C3 vs. C4) που χαρακτηρίζει τη νοερή κίνηση χεριού.

2. **Σύγκριση ταξινομητών:** Η συγκριτική αξιολόγηση τριών οικογενειών ταξινομητών στο ίδιο pipeline επέτρεψε άμεση σύγκριση χωρίς συγχυτικές παραμέτρους. Ο LDA αποδείχθηκε ανταγωνιστικός baseline λόγω της απλότητάς του και της χαμηλής απαίτησης σε δεδομένα εκπαίδευσης, επιβεβαιώνοντας τα ευρήματα της βιβλιογραφίας Lotte κ.ά., 2018.

3. **Ολοκλήρωση end-to-end συστήματος:** Επιτεύχθηκε πλήρης ολοκλήρωση της αλυσίδας από καταγραφή EEG έως φυσική κίνηση ρομποτικής παλάμης, με συνολική καθυστέρηση

απόφασης-εκτέλεσης $\sim$30–35 ms — αμελητέα για εφαρμογές βοηθητικής τεχνολογίας.

4. **Χαμηλό κόστος και αναπαραγωγιμότητα:** Το σύστημα υλοποιήθηκε με συνολικό κόστος υλικού $<$1.500 €, σε αντίθεση με ερευνητικά συστήματα αξίας $>$25.000 €, χωρίς σημαντική υποβάθμιση απόδοσης για binary MI ταξινόμηση.

5. **Majority vote για αξιόπιστη real-time απόφαση:** Η εφαρμογή majority vote ($V = 7$, κατώφλι 60%) μείωσε αποτελεσματικά τις ψευδείς εντολές, εξισορροπώντας ευαισθησία και εξειδίκευση στον έλεγχο σε πραγματικό χρόνο.

6.3 Περιορισμοί

Η παρούσα εργασία παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων:

- **Περιορισμένος αριθμός καναλιών:** Τα 8 κανάλια του OpenBCI Cyton δεν επιτρέπουν χωρική ανάλυση πηγής (*source localization*) ή εφαρμογή ICA σε πλήρη έκταση. Η επιλεγμένη διάταξη ηλεκτροδίων (C3/C4/Cz/FC3/FC4/CP3/CP4/FCz) είναι βέλτιστη για binary χέρι-MI αλλά ανεπαρκής για 4-class παράδειγμα Ramoser κ.ά., 2000.

- **Μεταβλητότητα μεταξύ session:** Το σύστημα εκπαιδεύεται σε δεδομένα μιας session και εφαρμόζεται σε άλλη, χωρίς online adaptation. Η μη-στασιμότητα του EEG μεταξύ ημερών υποβαθμίζει τη cross-session απόδοση Zanini κ.ά., 2018.

- **Απουσία ανατροφοδότησης (feedback):** Ο χρήστης δεν λαμβάνει άμεση ανατροφοδότηση κατά την εκπαίδευση (open-loop), γεγονός που περιορίζει την ανάπτυξη νευροπλαστικότητας και την αύξηση απόδοσης με την εξάσκηση.

- **Δυαδική μόνο ταξινόμηση:** Το σύστημα υποστηρίζει αποκλειστικά binary ταξινόμηση (MI vs. REST), παράγοντας μόνο δύο εντολές (άνοιγμα / κλείσιμο παλάμης). Ο έλεγχος μεμονωμένων δαχτύλων απαιτεί σημαντικά πιο σύνθετο παράδειγμα.

- **BCI illiteracy:** Εκτιμάται ότι 15–30% των χρηστών δεν αναπτύσσουν επαρκές ERD μοτίβο για αξιόπιστο έλεγχο BCI Vidaurre και Blankertz, 2010. Το φαινόμενο επιβεβαιώνεται και στα δικά μας δεδομένα, μάλιστα σε *εντονότερο* βαθμό: υπό αυστηρή αξιολόγηση Leave-One-Run-Out, 5 από τους 14 συμμετέχοντες (36%) δεν επιτυγχάνουν στατιστικά σημαντική αποκωδικοποίηση. Το σύστημα δεν ενσωματώνει μηχανισμό προσαρμογής για τους χρήστες αυτούς — η αντιμετώπιση του ζητήματος παραμένει ανοικτή.

6.4 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Βάσει των περιορισμών και των ευρημάτων της εργασίας, προτείνονται οι ακόλουθες κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα:

Βραχυπρόθεσμα (αλγοριθμικά):

- **Transfer learning:** Εφαρμογή Riemannian alignment (Zanini κ.ά. 2018 Zanini κ.ά., 2018) ή Euclidean alignment (He & Wu 2020 He και Wu, 2020) για cross-session και cross-subject γενίκευση χωρίς επαναβαθμονόμηση.

- **Deep learning:** Αντικατάσταση CSP+LDA με αρχιτεκτονικές EEGNet Lawhern κ.ά., 2018 ή ShallowConvNet Schirrmeister κ.ά., 2017 που εκμεταλλεύονται χωροχρονικά μοτίβα χωρίς χειροκίνητη εξαγωγή χαρακτηριστικών.

- **Online adaptation:** Υλοποίηση co-adaptive learning (Vidaurre κ.ά. 2011 Vidaurre και Blankertz, 2010) για αυτόματη ενημέρωση του classifier κατά τη χρήση, μειώνοντας τον αντίκτυπο της μη-στασιμότητας.

Μεσοπρόθεσμα (πειραματικά):

- **Closed-loop feedback:** Ενσωμάτωση οπτικής ή απτικής ανατροφοδότησης κατά την εκπαίδευση, για ενίσχυση νευροπλαστικότητας και βελτίωση ERD σήματος.

- **Πολυκλασματική ταξινόμηση:** Επέκταση σε 4 κλάσεις (αριστερό/δεξί χέρι, πόδια, γλώσσα) με προσθήκη ηλεκτροδίων στις αντίστοιχες τοπογραφικές ζώνες.

- **Hybrid BCI:** Συνδυασμός MI με SSVEP ή P300 για αύξηση του αριθμού εντολών και αντιμετώπιση του BCI illiteracy Lotte κ.ά., 2018.

Μακροπρόθεσμα (κλινικά):

- Αξιολόγηση του συστήματος με συμμετέχοντες με κινητικές αναπηρίες (ALS, τετραπληγία) σε κλινικό περιβάλλον.

- Ανάπτυξη φορητής έκδοσης με ενσωματωμένη επεξεργασία (Raspberry Pi / NVIDIA Jetson) για χρήση εκτός εργαστηρίου.

- Ενσωμάτωση ελέγχου μεμονωμένων δαχτύλων μέσω EMG ή πιο λεπτόκοκκης MI αποκωδικοποίησης.

6.5 Επίλογος

Η παρούσα εργασία αποδεικνύει ότι η κατασκευή ενός λειτουργικού BCI συστήματος ελέγχου ρομποτικού χεριού είναι εφικτή με εξαρτήματα χαμηλού κόστους και ανοιχτού κώδικα, ανοίγοντας τον δρόμο για προσβάσιμες βοηθητικές τεχνολογίες. Το σύστημα αποτελεί μια ανοιχτή, αναπαραγώγιμη πλατφόρμα που μπορεί να χρησιμεύσει ως βάση για μελλοντική έρευνα στη νευροπροσθετική και τη βοηθητική ρομποτική.

Βιβλιογραφία

Barachant, A., Bonnet, S., Congedo, M., & Jutten, C. (2012). Multiclass Brain-Computer Interface Classification by Riemannian Geometry. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *59*(4), 920–928. https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2172210

Blankertz, B., Tomioka, R., Lemm, S., Kawanabe, M., & Müller, K.-R. (2008). Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, *25*(1), 41–56. https://doi.org/10.1109/MSP.2008.4408441

Frey, J. (2016). Comparison of an Open-Hardware Electroencephalography Amplifier with Medical Grade Device in BCI Applications [arXiv:1606.02438]. *Proc. 3rd Int. Conf. Physiological Computing Systems (PhyCS 2016)*, 105–114.

Goldberger, A., κ.ά. (2009). EEG Motor Movement/Imagery Dataset. https://physionet.org/content/eegmmidb/

Gramfort, A., Luessi, M., Larson, E., Engemann, D. A., Strohmeier, D., Brodbeck, C., Goj, R., Jas, M., Brooks, T., Parkkonen, L., & Hämäläinen, M. (2013). MEG and EEG data analysis with MNE-Python. *Frontiers in Neuroscience*, *7*, 267. https://doi.org/10.3389/fnins.2013.00267

He, H., & Wu, D. (2020). Transfer Learning for Brain-Computer Interfaces: A Euclidean Space Data Alignment Approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *67*(2), 399–410. https://doi.org/10.1109/TBME.2019.2913914

Kothe, C., Shirazi, S., Stenner, T., Medine, D., Boulay, C., Grivich, M. I., Artoni, F., Mullen, T., Delorme, A., & Makeig, S. (2025). The Lab Streaming Layer for Synchronized Multimodal Recording. *Imaging Neuroscience*, *3*, IMAG.a.136. https://doi.org/10.1162/IMAG.a.136

Langevin, G. (2012). InMoov — Open Source 3D Printed Life-Size Robot [CC BY-NC 4.0].

Lawhern, V. J., Solon, A. J., Waytowich, N. R., Gordon, S. M., Hung, C. P., & Lance, B. J. (2018). EEGNet: A Compact Convolutional Neural Network for EEG-based Brain-Computer Interfaces. *Journal of Neural Engineering*, *15*(5), 056013. https://doi.org/10.1088/1741-2552/aace8c

Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., & Yger, F. (2018). A Review of Classification Algorithms for EEG-based Brain-Computer Interfaces: a 10 Year Update. *Journal of Neural Engineering*, *15*(3), 031005. https://doi.org/10.1088/1741-2552/aab2f2

Niedermeyer, E., & da Silva, F. L. (2004). *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields* (5th). Lippincott Williams & Wilkins.

NXP Semiconductors. (2015). PCA9685: 16-channel, 12-bit PWM Fm+ I^2C-bus LED controller — Product datasheet Rev. 4.

Pfurtscheller, G., & Lopes da Silva, F. H. (1999). Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology*, *110*(11), 1842–1857. https://doi.org/10.1016/S1388-2457(99)00141-8

Pfurtscheller, G., κ.ά. (2003). Graz-BCI: State of the Art and Clinical Applications. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *11*(2), 177–180. https://doi.org/10.1109/TNSRE.2003.814454

Pfurtscheller, G., & Neuper, C. (2001). Motor Imagery and Direct Brain-Computer Communication. *Proceedings of the IEEE*, *89*(7), 1123–1134. https://doi.org/10.1109/5.939829

Rakhmatulin, I., Parfenov, A., Traylor, Z., Nam, C. S., & Lebedev, M. (2021). Low-cost brain computer interface for everyday use. *Experimental Brain Research*, *239*(12), 3573–3583. https://doi.org/10.1007/s00221-021-06231-4

Ramoser, H., Müller-Gerking, J., & Pfurtscheller, G. (2000). Optimal Spatial Filtering of Single Trial EEG During Imagined Hand Movement. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, *8*(4), 441–446. https://doi.org/10.1109/86.895946

Schirrmeister, R. T., Springenberg, J. T., Fiederer, L. D. J., Glasstetter, M., Eggensperger, K., Tangermann, M., Hutter, F., Burgard, W., & Ball, T. (2017). Deep Learning with Convolutional Neural Networks for EEG Decoding and Visualization. *Human Brain Mapping*, *38*(11), 5391–5420. https://doi.org/10.1002/hbm.23730

Texas Instruments. (2017). ADS1299: Low-Noise, 8-Channel, 24-Bit Analog Front-End for EEG and Biopotential Measurements — Datasheet SBAS499C.

Vidaurre, C., & Blankertz, B. (2010). Towards a Cure for BCI Illiteracy. *Brain Topography*, *23*(2), 194–198. https://doi.org/10.1007/s10548-009-0121-6

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, *113*(6), 767–791. https://doi.org/10.1016/S1388-2457(02)00057-3

Zanini, P., Congedo, M., Jutten, C., Said, S., & Berthoumieu, Y. (2018). Transfer Learning: A Riemannian Geometry Framework With Applications to Brain-Computer Interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *65*(5), 1107–1116. https://doi.org/10.1109/TBME.2017.2742541

Appendices

Παράρτημα Α Διευθύνσεις Internet

1. OpenBCI — Πλατφόρμα καταγραφής ΗΕΓ:
   https://openbci.com
2. OpenBCI Documentation:
   https://docs.openbci.com
3. MNE-Python — Βιβλιοθήκη επεξεργασίας ΗΕΓ/MEG:
   https://mne.tools
4. InMoov — Ανοιχτού κώδικα ρομποτικό χέρι (Gael Langevin):
   https://inmoov.fr
5. InMoov i2 Hand — Thingiverse (αρχεία STL):
   https://www.thingiverse.com/thing:17773
6. Lab Streaming Layer (LSL):
   https://github.com/sccn/labstreaminglayer
7. pyRiemann — Riemannian geometry για ΗΕΓ:
   https://pyriemann.readthedocs.io
8. BrainFlow — Unified API για βιοαισθητήρες:
   https://brainflow.org
9. NXP PCA9685 Datasheet:
   https://www.nxp.com/docs/en/data-sheet/PCA9685.pdf
10. Texas Instruments ADS1299 Datasheet:
    https://www.ti.com/lit/ds/symlink/ads1299.pdf
11. Adafruit PCA9685 PWM Servo Driver Guide:
    https://learn.adafruit.com/16-channel-pwm-servo-driver
12. GitHub repository εργασίας:
    https://github.com/PanosLeventogiannis/eeg-bci-hand

Παράρτημα Β Κώδικας Συστήματος

Περιβάλλον Ανάπτυξης

Στοιχείο	Έκδοση / Λεπτομέρεια
Γλώσσα προγραμματισμού	Python 3.10
Λειτουργικό σύστημα	macOS 14 / Ubuntu 22.04
MNE-Python	1.6.x
scikit-learn	1.4.x
pyRiemann	0.6.x
BrainFlow	5.x
pylsl	1.16.x
pygame	2.5.x
joblib	1.3.x
scipy	1.11.x
Firmware	Arduino IDE 2.x
Adafruit PWM Library	3.x

Δομή Αρχείων Project

```
eeg-bci-hand/
|-- eeg_mi_paradigm.py      # Graz-BCI paradigm + LSL markers (pygame)
|-- preprocess.py           # Filtering, CAR, ICA, epoching (MNE)
|-- classify.py             # CSP, LDA/SVM/MDM, cross-validation
|-- realtime_gui.py         # Real-time BCI loop + matplotlib GUI
|-- load_data.py            # PhysioNet / OpenBCI data loaders
|-- firmware/
|   |-- InMoov_EEG_Control.ino   # Arduino firmware (PCA9685)
|-- eeg_data/
|   |-- epochs_*.fif        # MNE epochs files
|   |-- models/             # Trained joblib pipelines
|   |-- markers/            # LSL marker JSON logs
|-- requirements.txt
```

Listing B.1 Δομή φακέλων project

Εγκατάσταση

```
pip install mne scikit-learn pyriemann brainflow pylsl \
            pygame joblib scipy matplotlib pyserial
```

Listing B.2 Εγκατάσταση βιβλιοθηκών

Firmware Arduino — `InMoov_EEG_Control.ino`

```
/*
 * ============================================================
 *  InMoov i2 Robotic Hand — EEG BCI Serial Control
 *  Hardware: Adafruit PCA9685 PWM Servo Driver (I2C)
 * ============================================================
 *  Receives string commands from Python (realtime.py):
 *    "mid\n" →   Open hand   (all fingers to SERVOMID)
 *    "min\n" →   Close hand  (all fingers to SERVOMIN)
 *
 *  Responds with:
 *    "OPEN\n"   after opening
 *    "CLOSED\n" after closing
 *    "Ready!\n" on startup
 *
 *  Finger channel assignments (PCA9685):
 *    0 = Thumb
 *    1 = Index
 *    2 = Middle
 *    3 = Ring
 *    4 = Wrist/Pinky
 *
 *  Libraries required:
 *    Adafruit PWM Servo Driver Library
 *    (Install via Arduino Library Manager)
 * ============================================================
 */

#include <Wire.h>
#include <Adafruit_PWMServoDriver.h>

Adafruit_PWMServoDriver pwm = Adafruit_PWMServoDriver();

#define THUMB   0
#define INDEX   1
#define MIDDLE  2
#define RING    3
#define WRIST   4
```

```
38
39 // PWM pulse counts for your servos (tune these to your mechanical limits)
40 #define SERVOMIN  150   // Close position
41 #define SERVOMID  375   // Open  position
42 #define SERVOMAX  600   // (reserved for future individual finger control)
43
44 #define N_FINGERS 5
45 #define BAUD_RATE 9600
46 #define MOVE_DELAY 100  // ms between fingers (prevents power surge)
47
48 // ── Helper functions ──────────────────────────────────────────
49
50 void openAll() {
51   for (int i = 0; i < N_FINGERS; i++) {
52     pwm.setPWM(i, 0, SERVOMID);
53     delay(MOVE_DELAY);
54   }
55   Serial.println("OPEN");
56 }
57
58 void closeAll() {
59   for (int i = 0; i < N_FINGERS; i++) {
60     pwm.setPWM(i, 0, SERVOMIN);
61     delay(MOVE_DELAY);
62   }
63   Serial.println("CLOSED");
64 }
65
66 // ── Setup ─────────────────────────────────────────────────────
67
68 void setup() {
69   Serial.begin(BAUD_RATE);
70   pwm.begin();
71   pwm.setPWMFreq(50);   // Standard servo frequency: 50 Hz
72   delay(10);
73   openAll();            // Start in open position
74   Serial.println("Ready!");
75 }
76
77 // ── Main loop ─────────────────────────────────────────────────
78
79 void loop() {
80   if (Serial.available() > 0) {
81     String cmd = Serial.readStringUntil('\n');
82     cmd.trim();
83
84     if (cmd == "mid") {
85       openAll();
```

```
86      } else if (cmd == "min") {
87        closeAll();
88      }
89      // ignore unrecognised commands
90    }
91  }
```

Listing B.3 Firmware Arduino για έλεγχο InMoov i2 μέσω PCA9685

Παράρτημα C Αναλυτικά Αποτελέσματα ανά Συμμετέχοντα

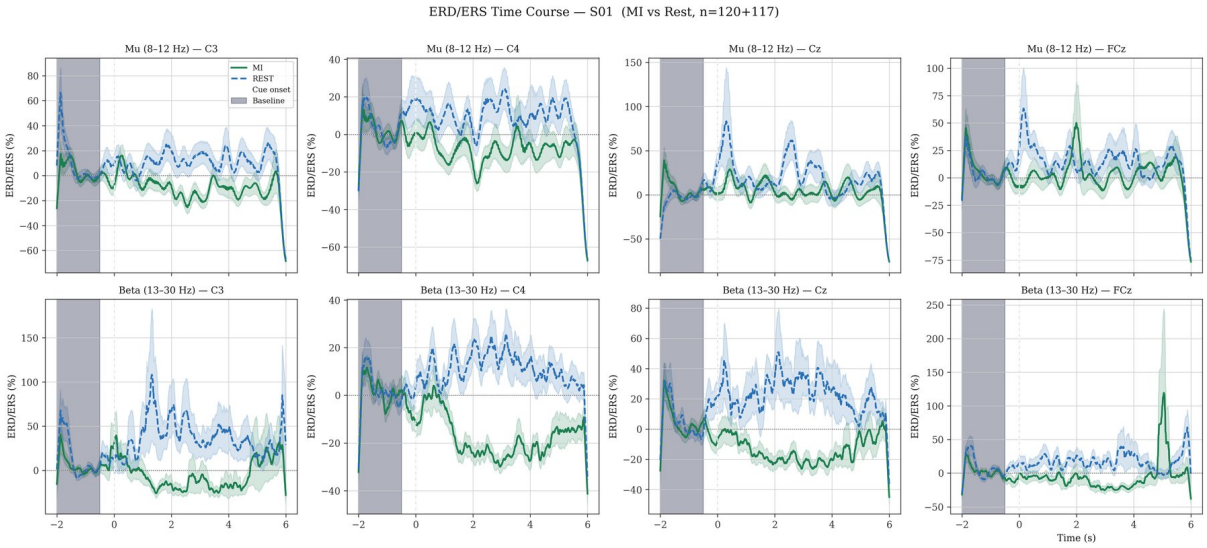
Στο παράρτημα αυτό παρατίθενται, για καθέναν από τους 14 συμμετέχοντες, οι δύο αναλύσεις που τεκμηριώνουν τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα του Κεφαλαίου 5:

- **Χρονική εξέλιξη ERD/ERS** στις ζώνες μ (8–12 Hz) και β (13–30 Hz) για τα κεντρικά ηλεκτρόδια. Η καμπύλη MI χαμηλότερα από την *rest* αντιστοιχεί στον αναμενόμενο αποσυγχρονισμό.
- **Χρονοσυχνοτική ανάλυση** (spectrogram) της διαφοράς μεταξύ των δύο συνθηκών, που αποτυπώνει σε ποιες συχνότητες και χρονικές στιγμές εμφανίζεται η διάκριση.

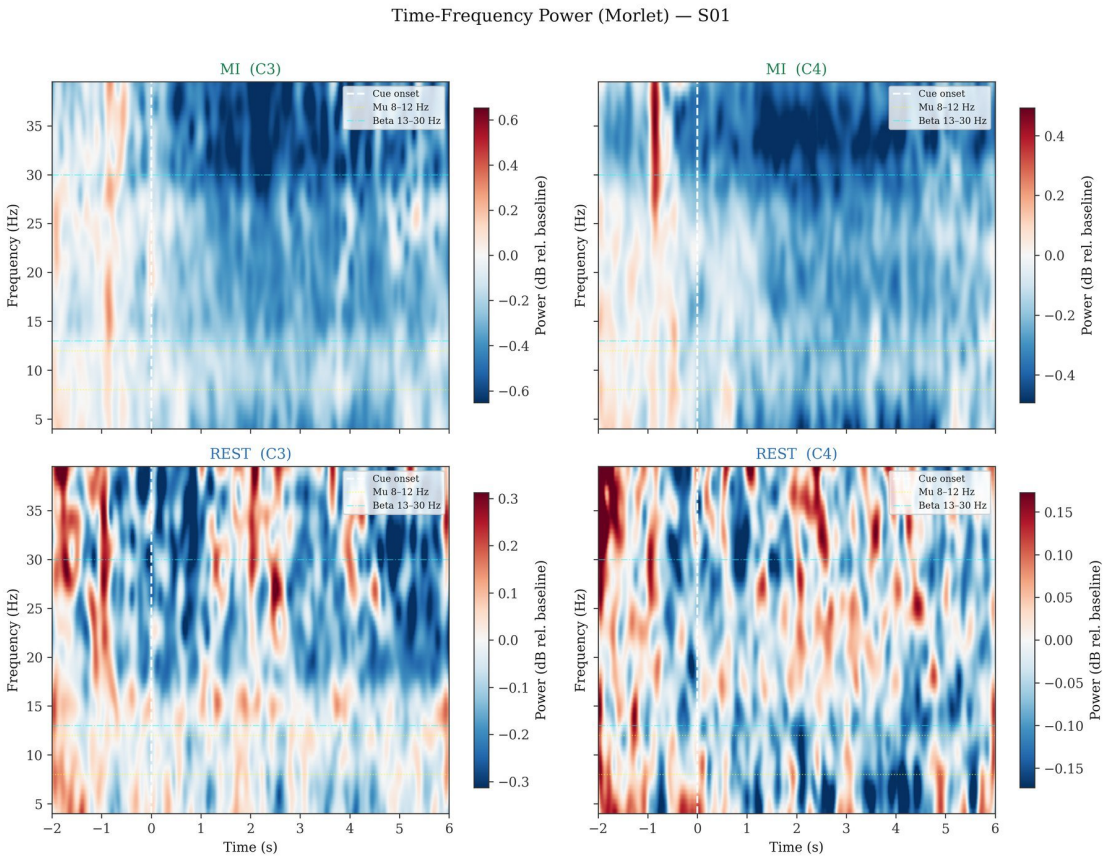
Σε κάθε λεζάντα αναγράφονται η ακρίβεια υπό 10-fold και LORO επικύρωση, ο χαρακτηρισμός αξιοπιστίας και η κατάσταση ποιότητας του ακατέργαστου σήματος, ώστε οι γραφικές παραστάσεις να διαβάζονται μαζί με τα ποσοτικά ευρήματα.

Συμμετέχων S01

Ακρίβεια 10-fold	73.5%
Ακρίβεια LORO	72.6% (Cohen's $\kappa = 0.45$, $p = 0.001$)
Χαρακτηρισμός	PASS (επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	κορεσμός 6.0% των δειγμάτων
Διατήρηση epochs	74.1% (237/320)



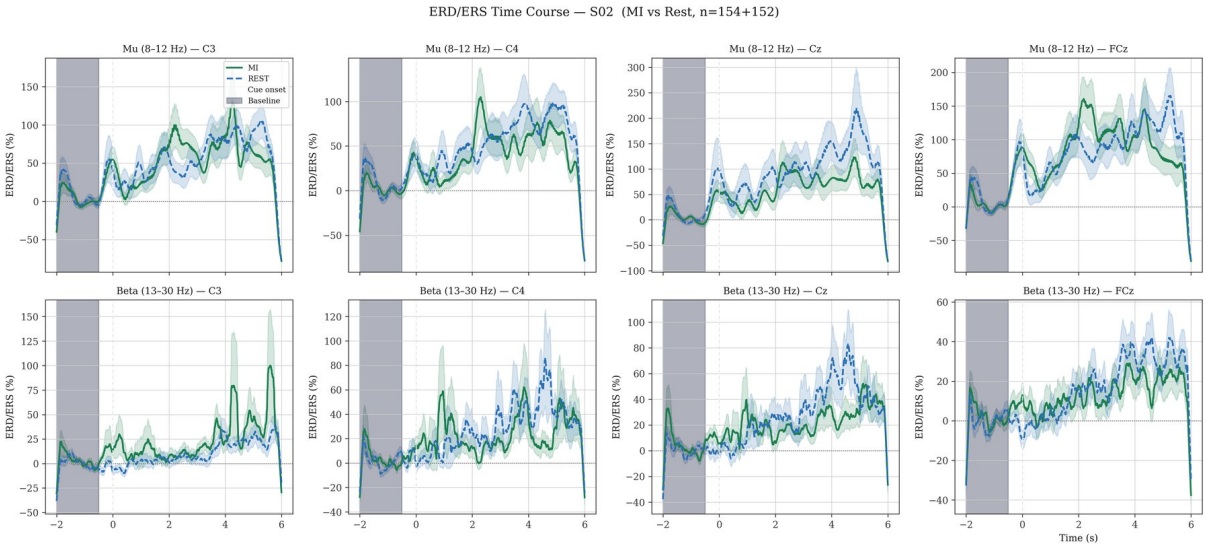
Σχήμα C.1 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S01. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



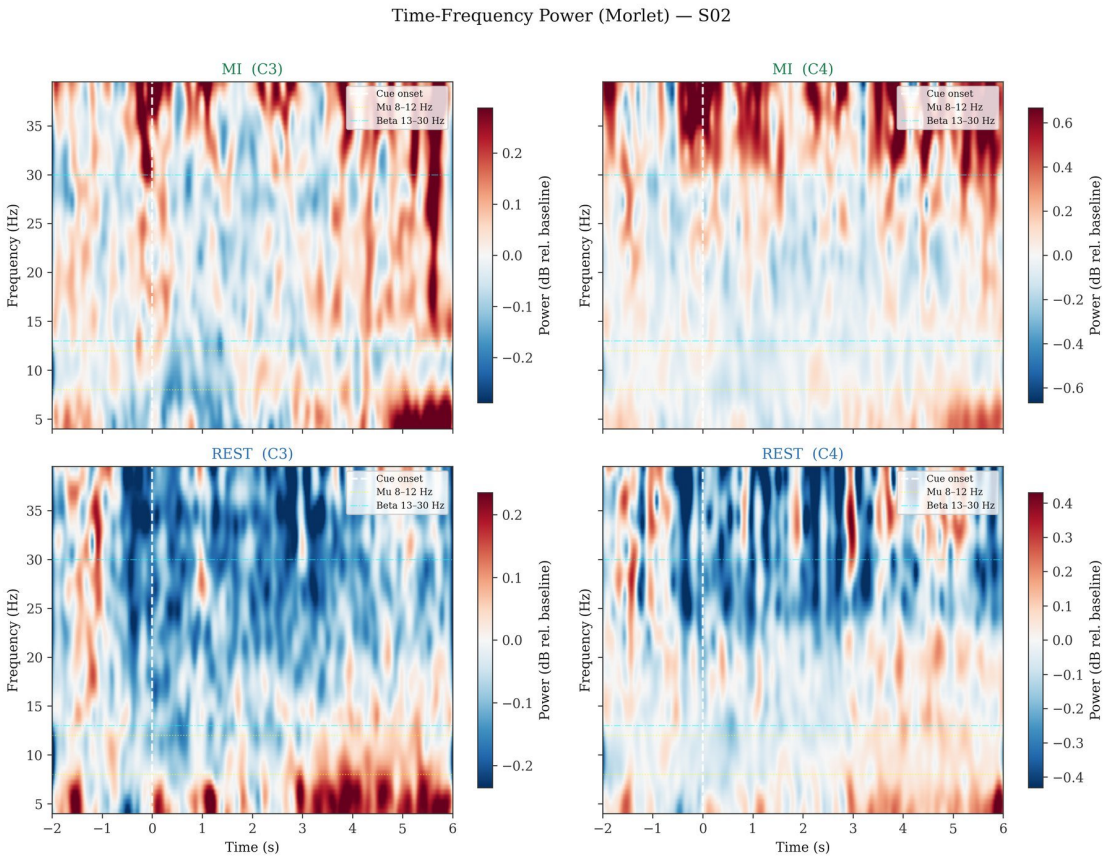
Σχήμα C.2 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S01.

Συμμετέχων S02

Ακρίβεια 10-fold	58.2%
Ακρίβεια LORO	46.7% (Cohen's κ = -0.06, p = 0.773)
Χαρακτηρισμός	FAIL (μη επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	καθαρή καταγραφή
Διατήρηση epochs	95.6% (306/320)



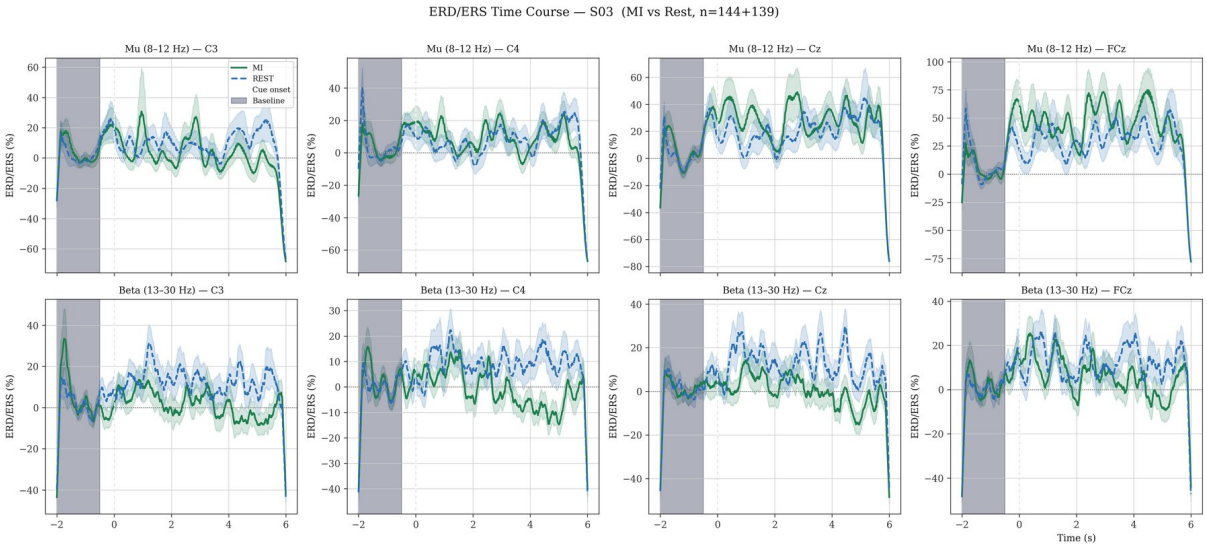
Σχήμα C.3 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S02. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



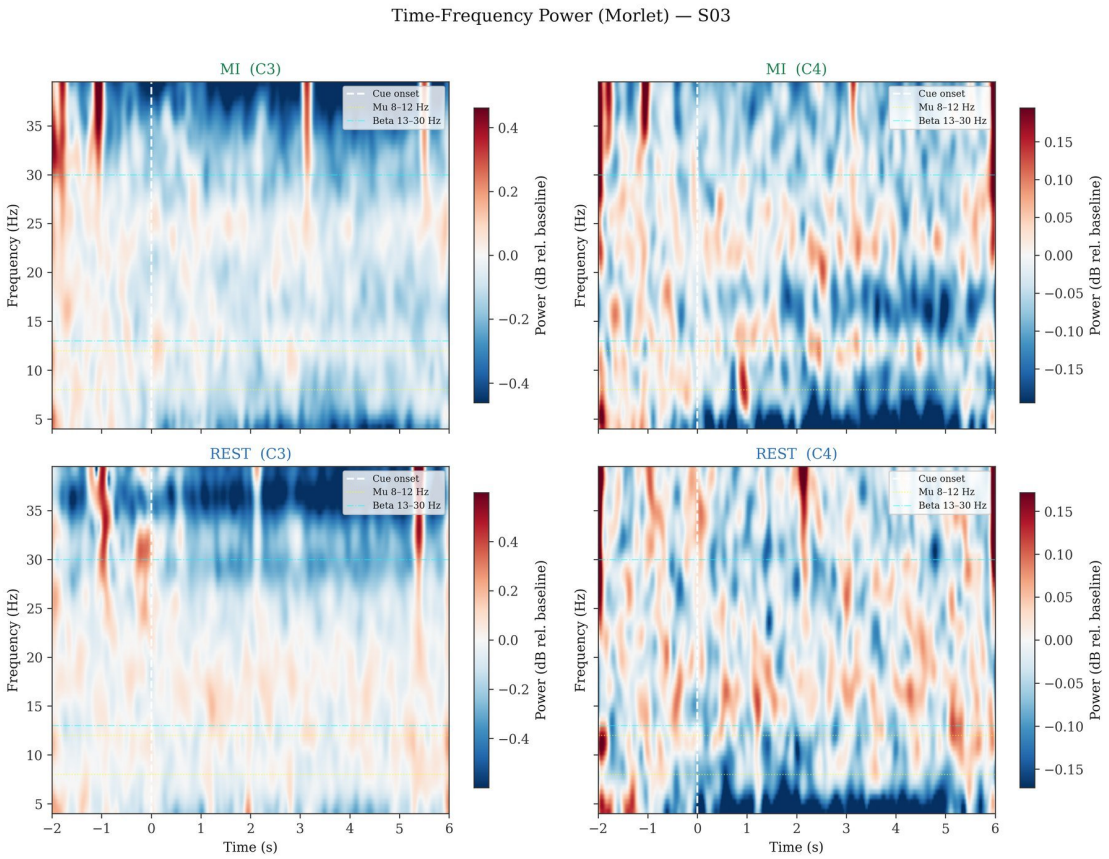
Σχήμα C.4 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S02.

Συμμετέχων S03

Ακρίβεια 10-fold	62.2%
Ακρίβεια LORO	57.2% (Cohen's $\kappa = 0.14$, $p = 0.032$)
Χαρακτηρισμός	BORDERLINE (οριακός)
Ποιότητα σήματος	κορεσμός 3.4% των δειγμάτων
Διατήρηση epochs	88.4% (283/320)



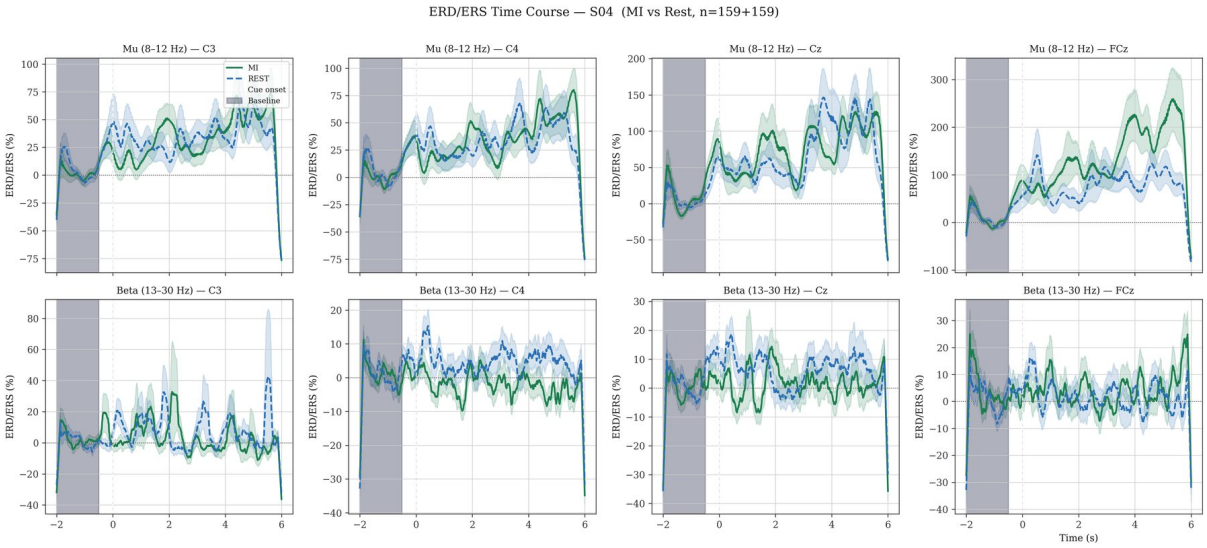
Σχήμα C.5 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S03. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



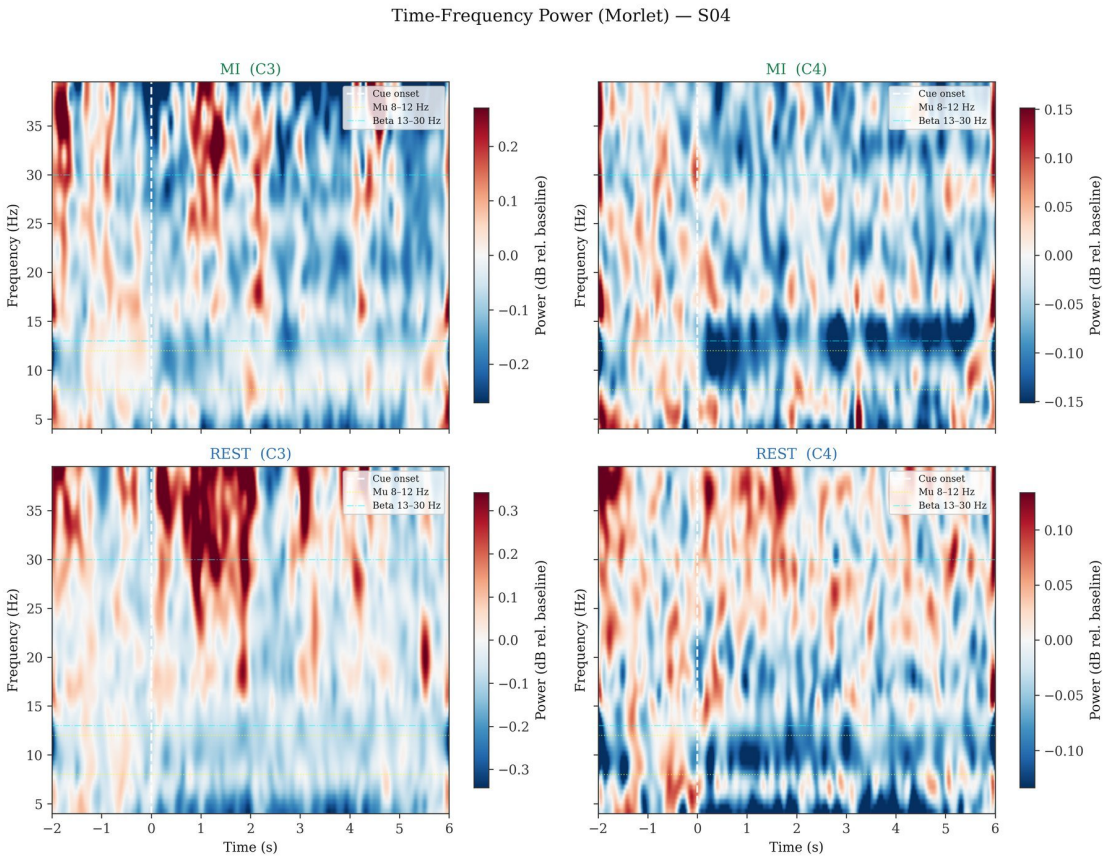
Σχήμα C.6 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S03.

Συμμετέχων S04

Ακρίβεια 10-fold	66.3%
Ακρίβεια LORO	62.3% (Cohen's $\kappa = 0.25$, $p = 0.001$)
Χαρακτηρισμός	PASS (επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	χρόνιο μονόπλευρο offset (8/8 κανάλια)
Διατήρηση epochs	99.4% (318/320)



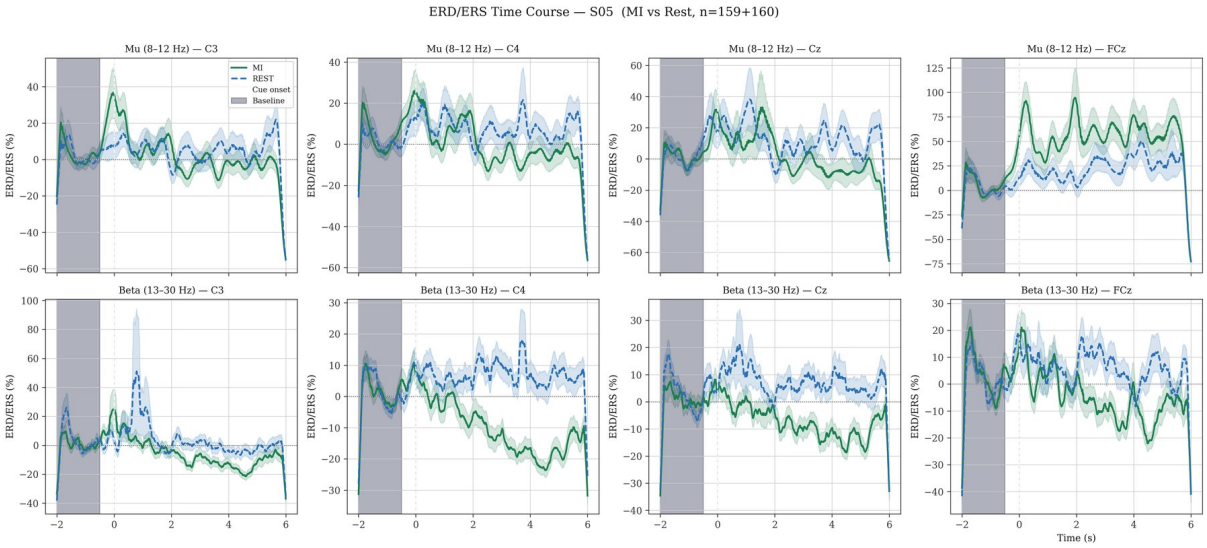
Σχήμα C.7 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S04. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



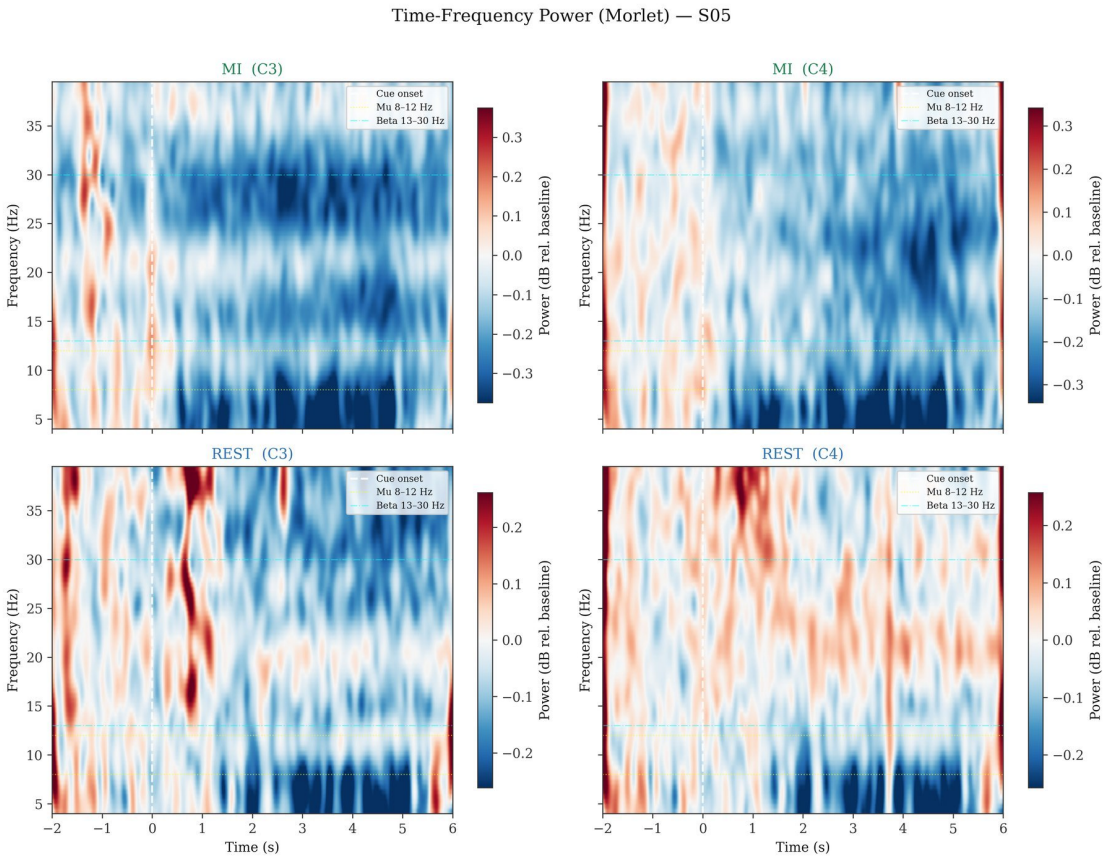
Σχήμα C.8 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S04.

Συμμετέχων S05

Ακρίβεια 10-fold	68.0%
Ακρίβεια LORO	68.3% (Cohen's $\kappa = 0.37$, $p = 0.001$)
Χαρακτηρισμός	PASS (επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	κορεσμός 1.5% των δειγμάτων
Διατήρηση epochs	99.7% (319/320)



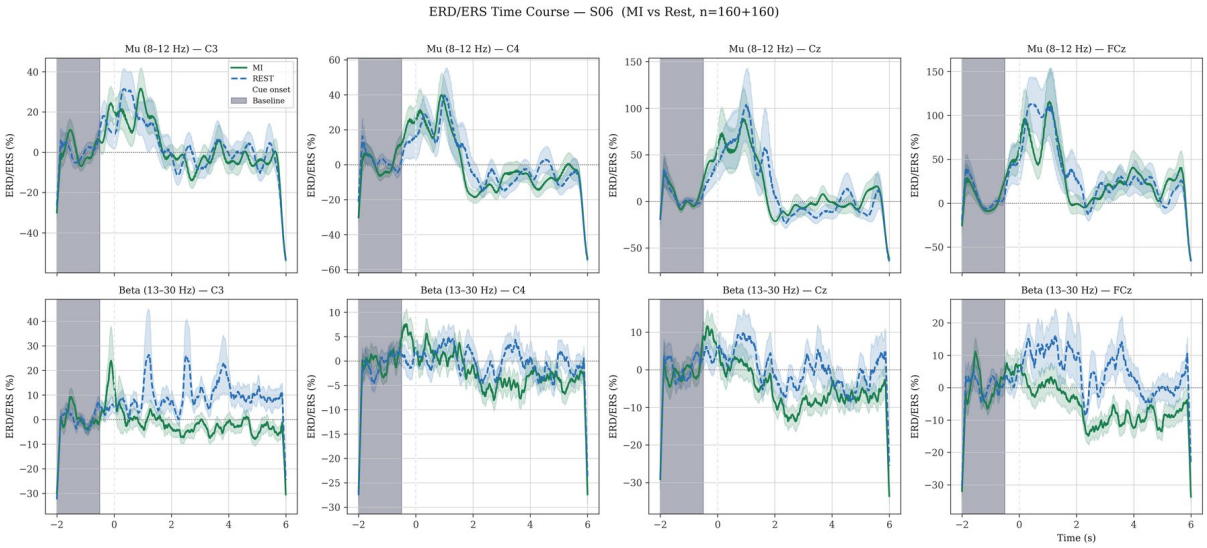
Σχήμα C.9 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S05. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



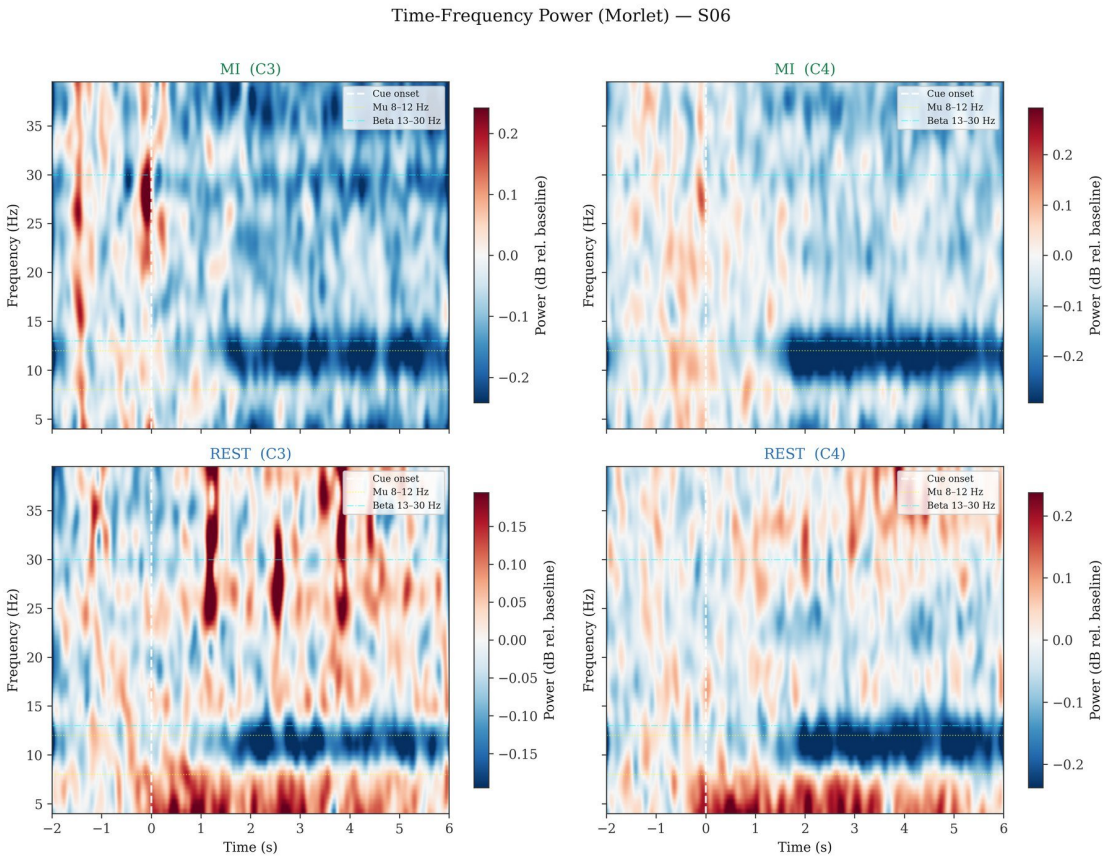
Σχήμα C.10 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S05.

Συμμετέχων S06

Ακρίβεια 10-fold	59.1%
Ακρίβεια LORO	57.8% (Cohen's $\kappa = 0.16$, $p = 0.003$)
Χαρακτηρισμός	BORDERLINE (οριακός)
Ποιότητα σήματος	κορεσμός 2.4% των δειγμάτων
Διατήρηση epochs	100.0% (320/320)



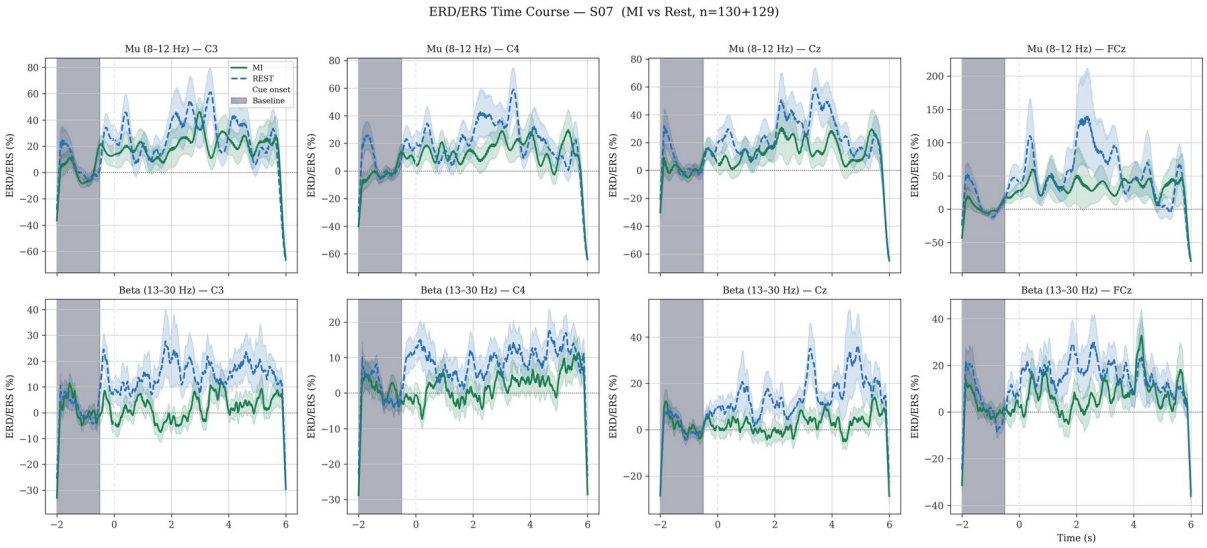
Σχήμα C.11 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S06. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



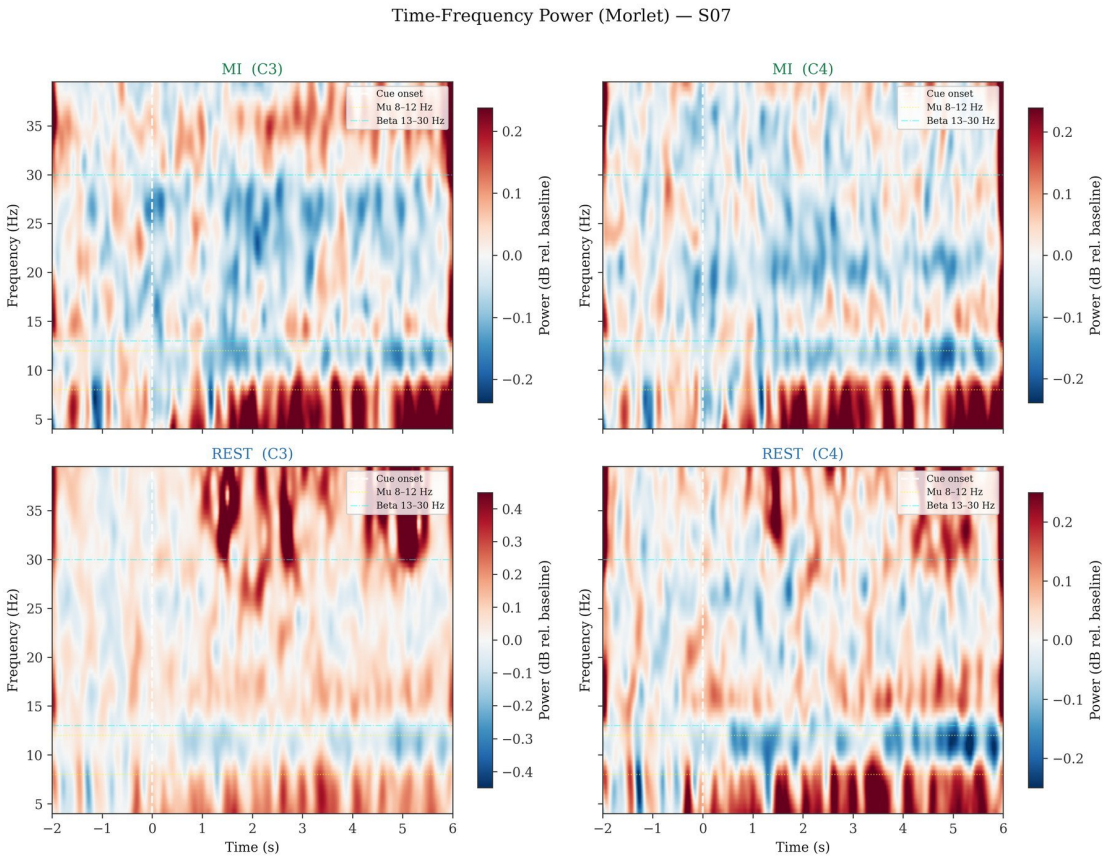
Σχήμα C.12 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S06.

Συμμετέχων S07

Ακρίβεια 10-fold	53.3%
Ακρίβεια LORO	48.6% (Cohen's κ = -0.03, p = 0.669)
Χαρακτηρισμός	FAIL (μη επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	χρόνιο μονόπλευρο offset (8/8 κανάλια)
Διατήρηση epochs	80.9% (259/320)



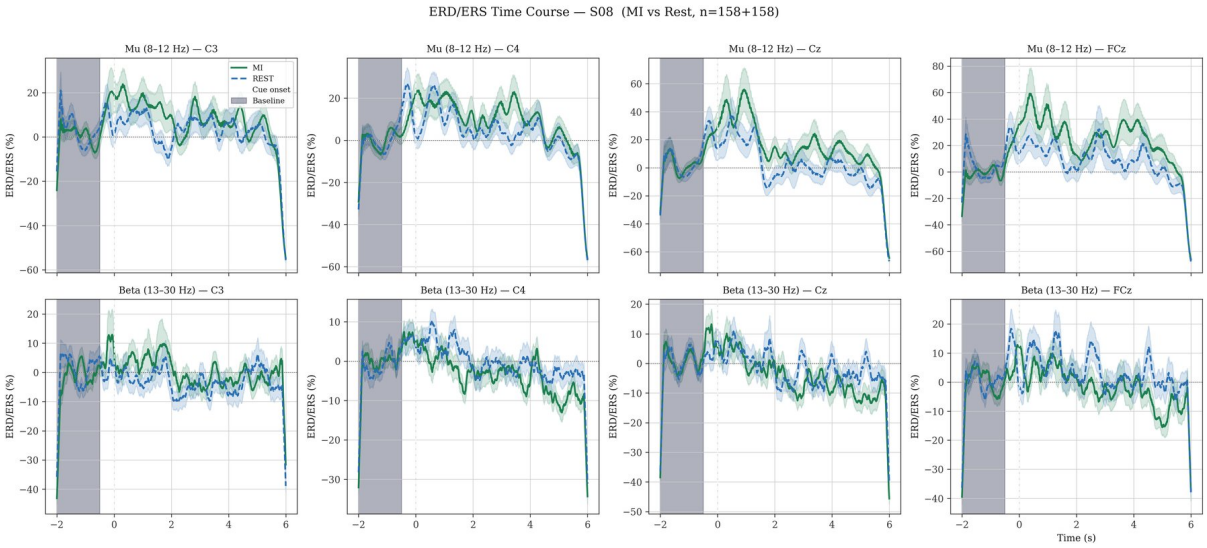
Σχήμα C.13 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S07. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



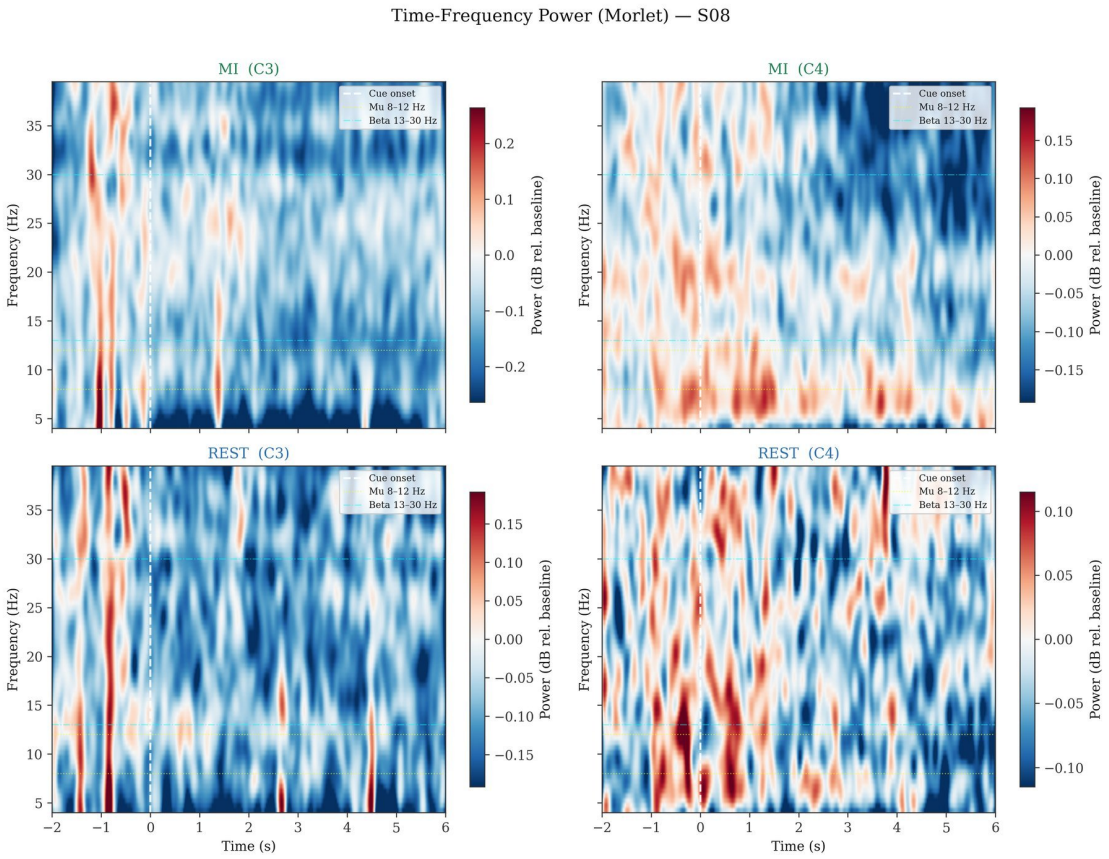
Σχήμα C.14 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S07.

Συμμετέχων S08

Ακρίβεια 10-fold	51.9%
Ακρίβεια LORO	53.2% (Cohen's $\kappa = 0.06$, $p = 0.120$)
Χαρακτηρισμός	FAIL (μη επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	χρόνιο μονόπλευρο offset (7/8 κανάλια)
Διατήρηση epochs	98.8% (316/320)



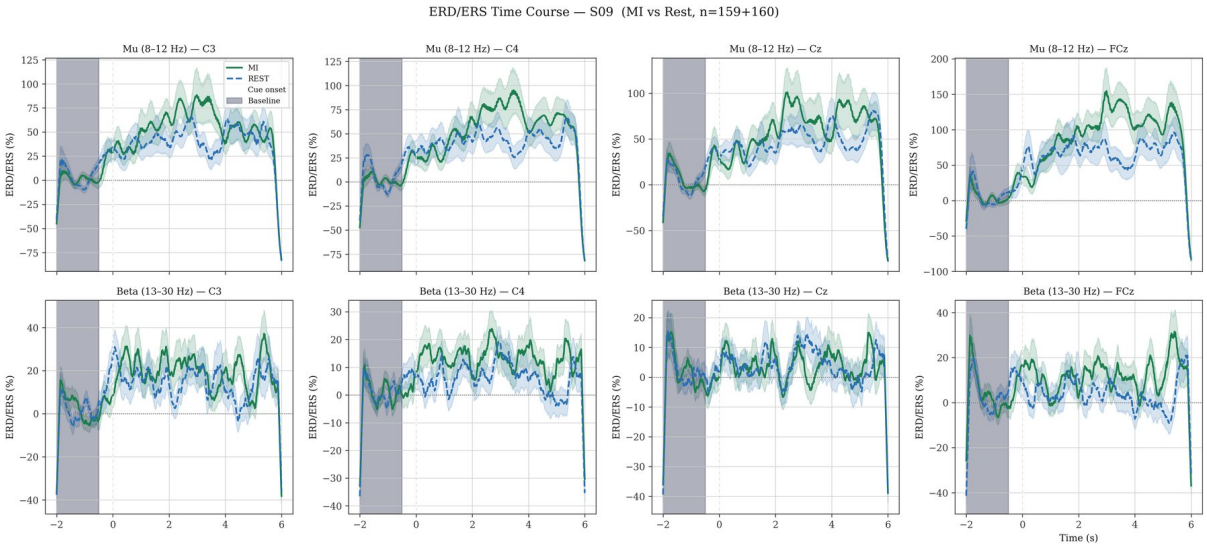
Σχήμα C.15 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S08. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



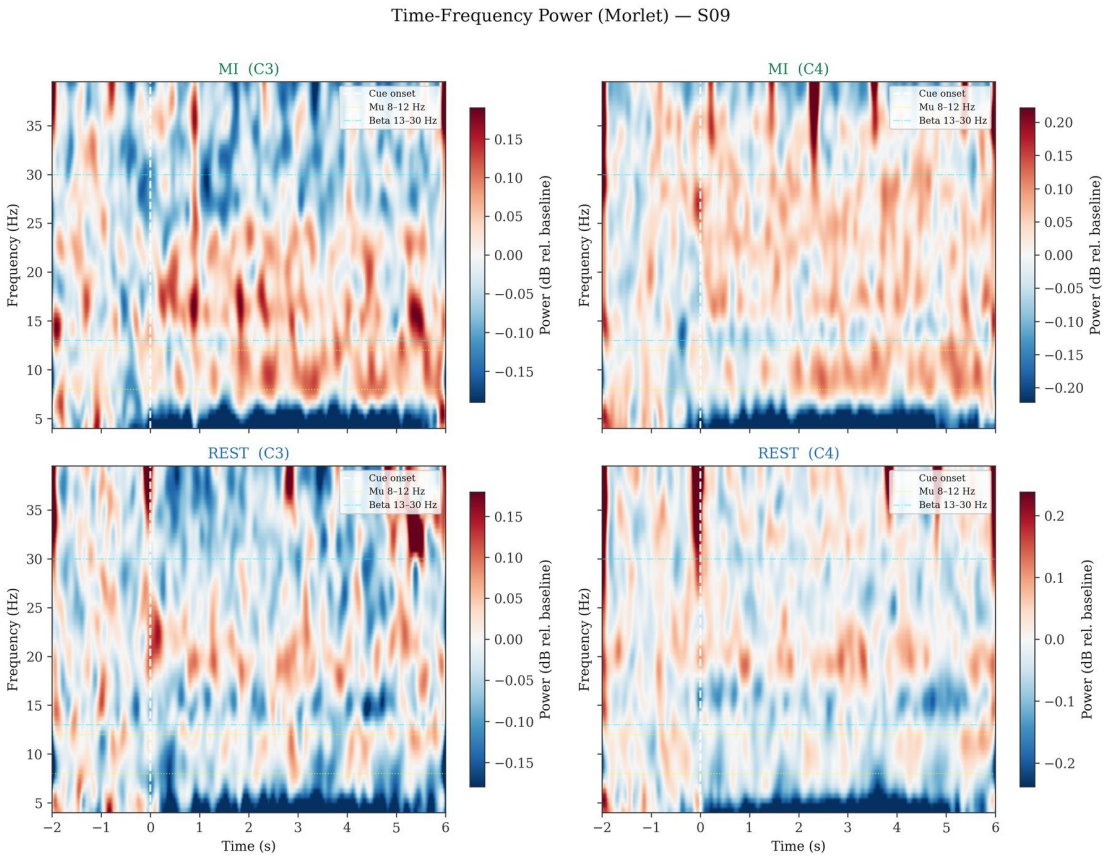
Σχήμα C.16 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S08.

Συμμετέχων S09

Ακρίβεια 10-fold	55.5%
Ακρίβεια LORO	49.5% (Cohen's κ = -0.01, p = 0.484)
Χαρακτηρισμός	FAIL (μη επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	κορεσμός 1.9% των δειγμάτων
Διατήρηση epochs	99.7% (319/320)



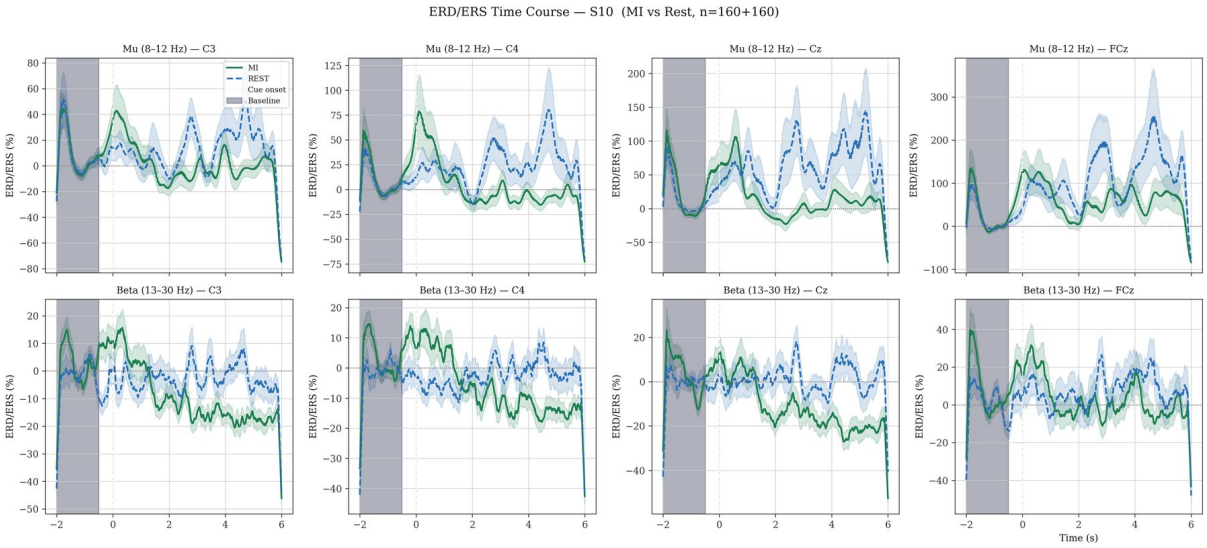
Σχήμα C.17 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S09. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



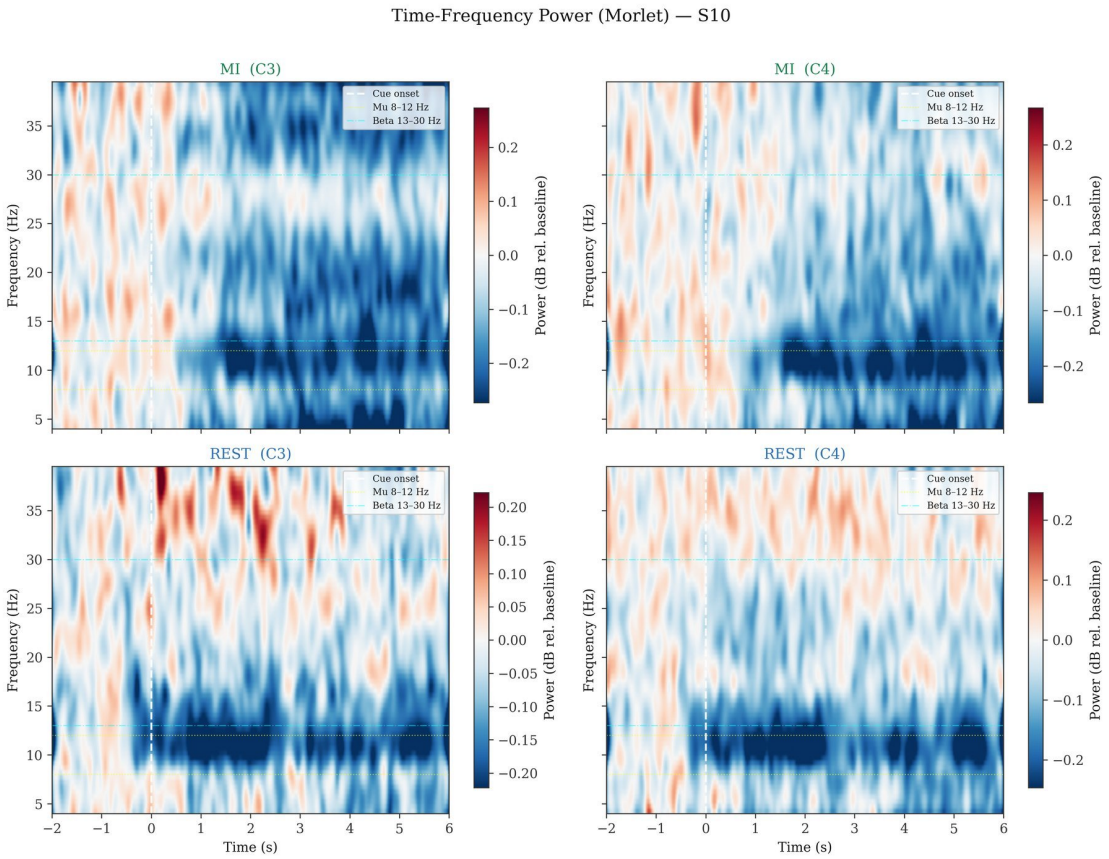
Σχήμα C.18 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S09.

Συμμετέχων S10

Ακρίβεια 10-fold	57.8%
Ακρίβεια LORO	55.6% (Cohen's $\kappa = 0.11$, $p = 0.031$)
Χαρακτηρισμός	BORDERLINE (οριακός)
Ποιότητα σήματος	χρόνιο μονόπλευρο offset (8/8 κανάλια)
Διατήρηση epochs	100.0% (320/320)



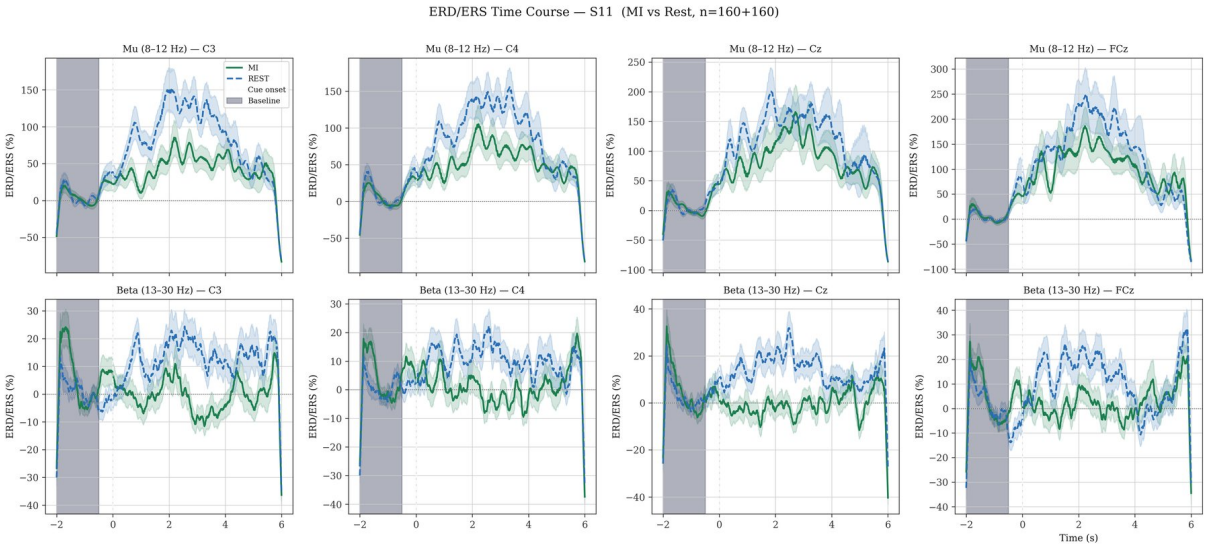
Σχήμα C.19 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S10. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



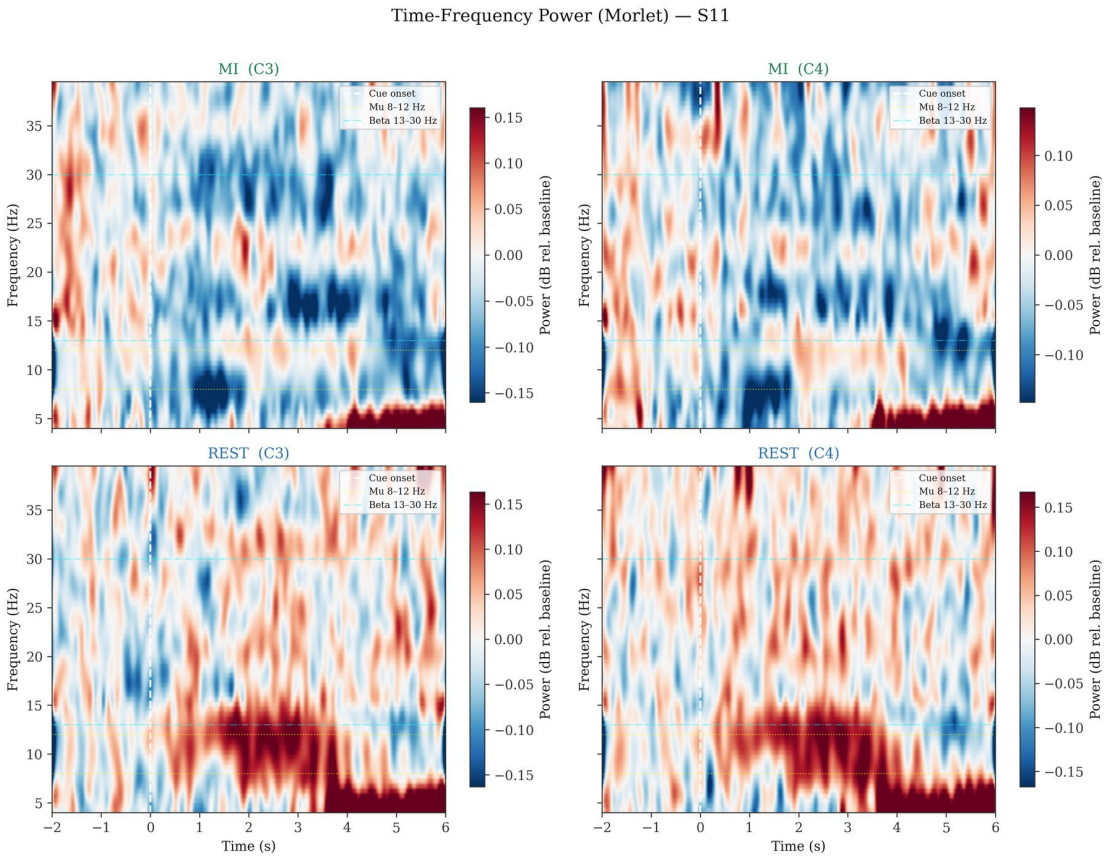
Σχήμα C.20 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S10.

Συμμετέχων S11

Ακρίβεια 10-fold	75.6%
Ακρίβεια LORO	74.7% (Cohen's $\kappa = 0.49$, $p = 0.001$)
Χαρακτηρισμός	PASS (επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	καθαρή καταγραφή
Διατήρηση epochs	100.0% (320/320)



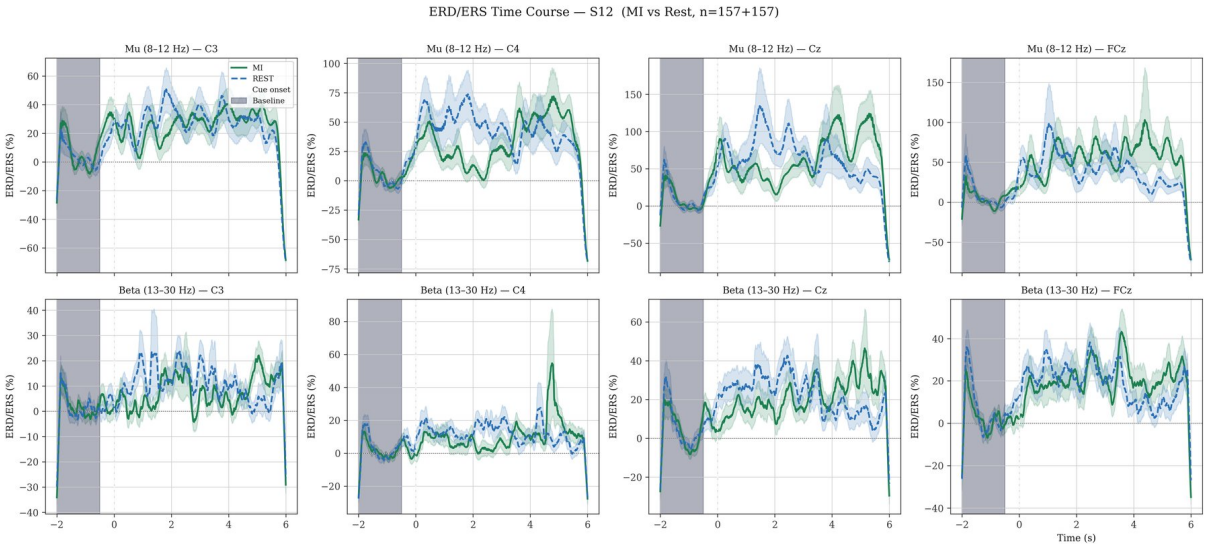
Σχήμα C.21 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S11. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



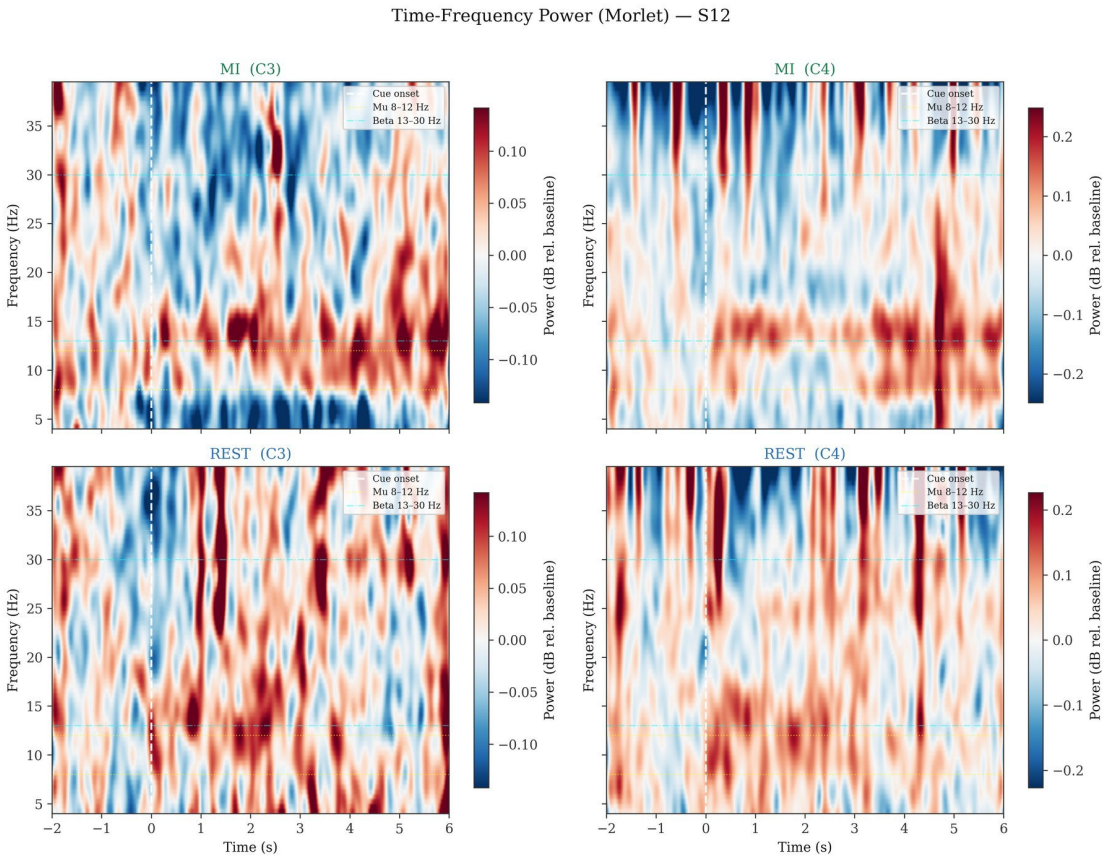
Σχήμα C.22 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S11.

Συμμετέχων S12

Ακρίβεια 10-fold	68.2%
Ακρίβεια LORO	67.2% (Cohen's $\kappa = 0.34$, $p = 0.001$)
Χαρακτηρισμός	PASS (επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	χρόνιο μονόπλευρο offset (8/8 κανάλια)
Διατήρηση epochs	98.1% (314/320)



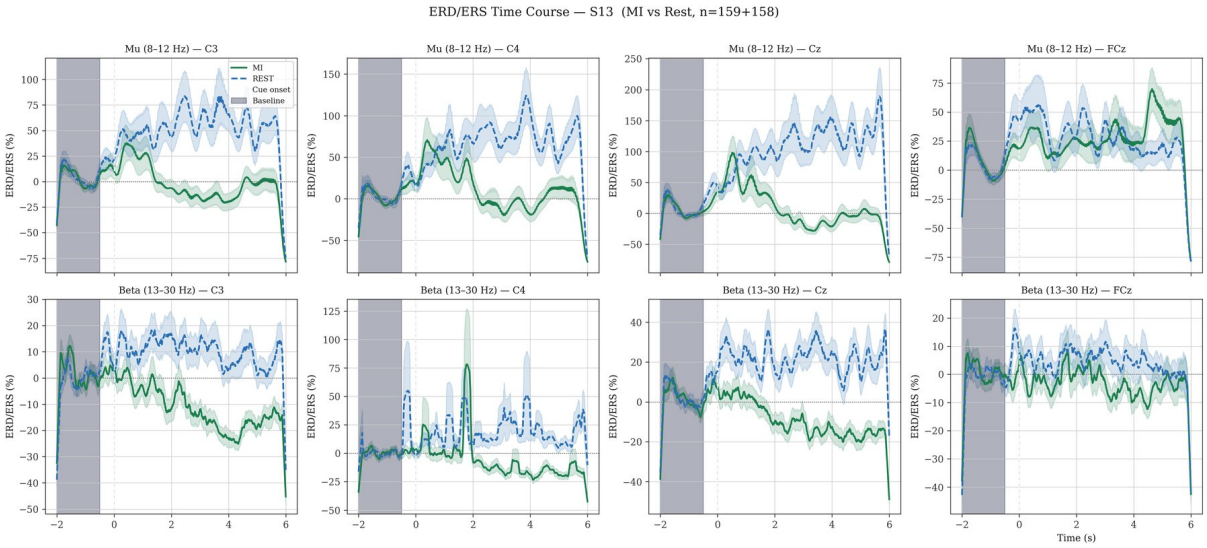
Σχήμα C.23 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S12. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



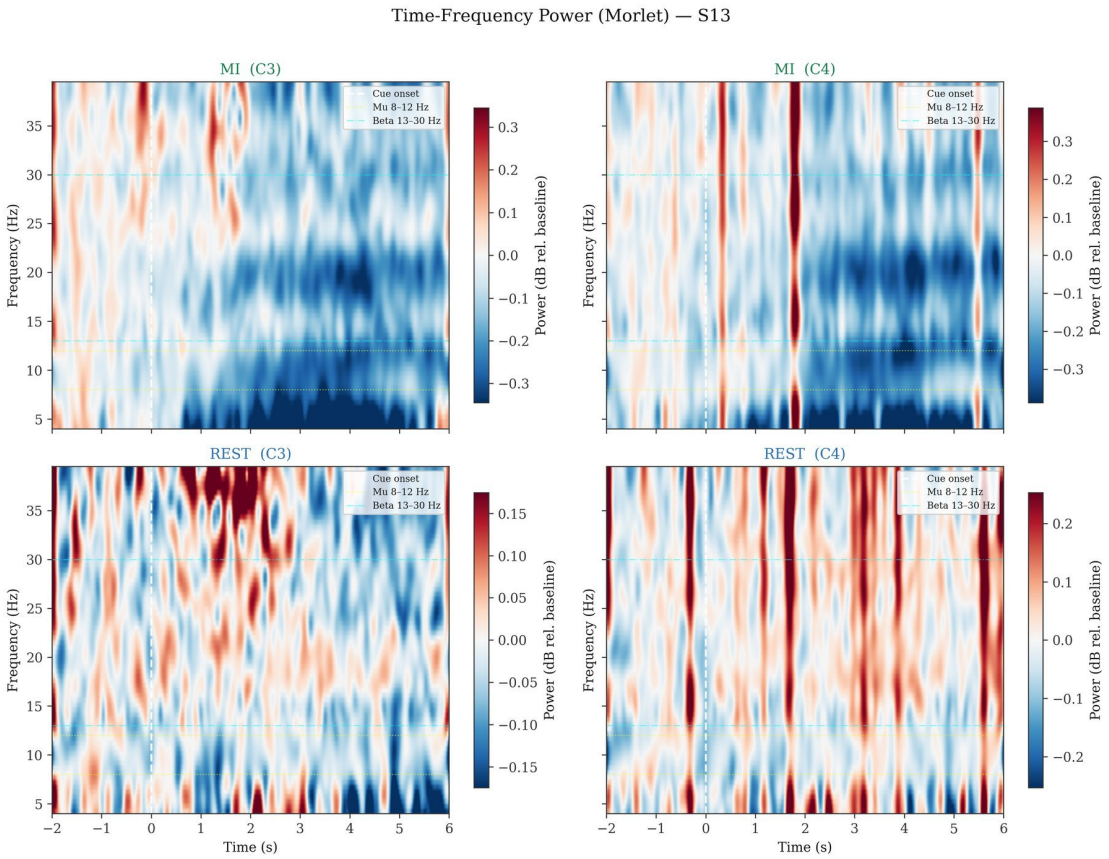
Σχήμα C.24 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S12.

Συμμετέχων S13

Ακρίβεια 10-fold	65.2%
Ακρίβεια LORO	65.0% (Cohen's $\kappa = 0.30$, $p = 0.001$)
Χαρακτηρισμός	PASS (επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	χρόνιο μονόπλευρο offset (8/8 κανάλια)
Διατήρηση epochs	99.1% (317/320)



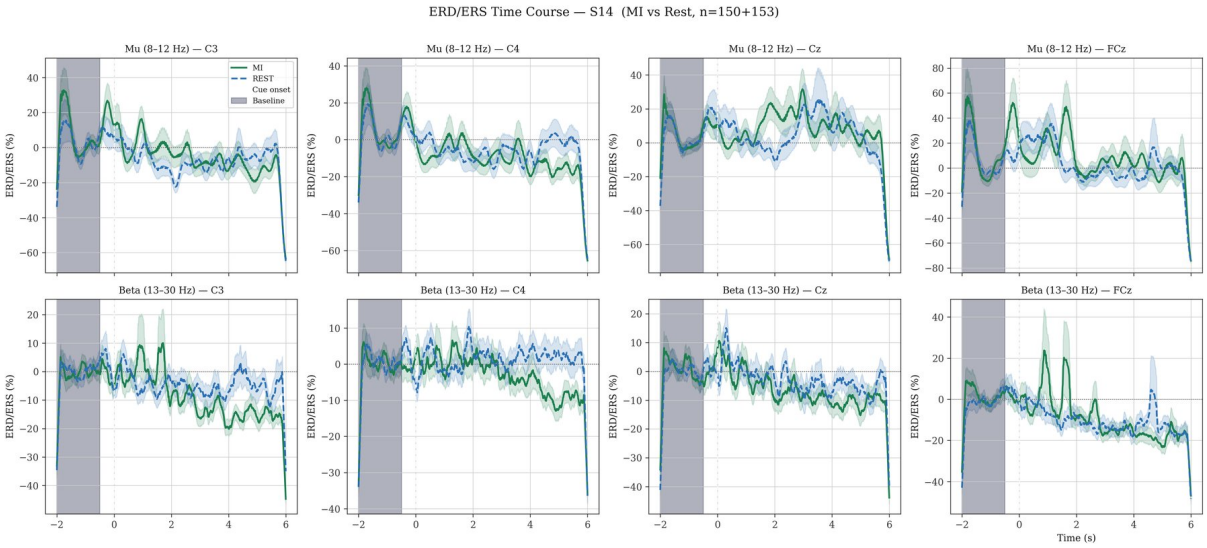
Σχήμα C.25 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S13. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



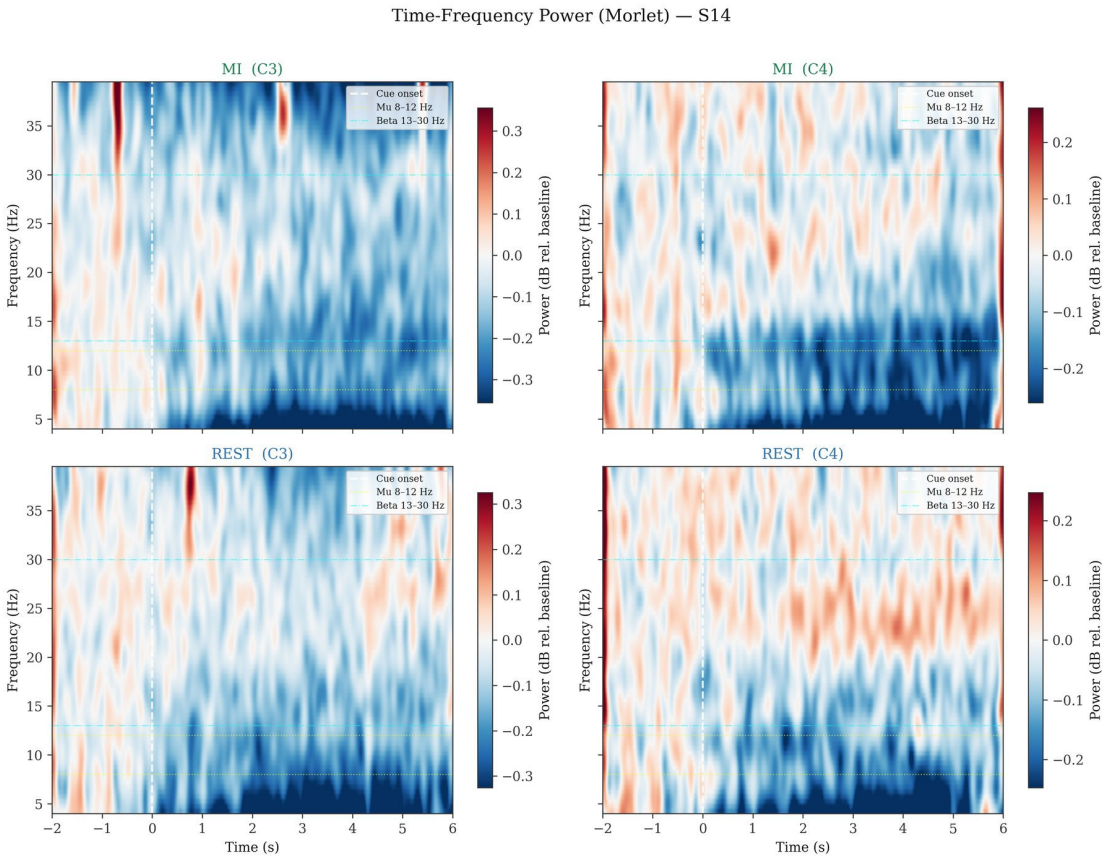
Σχήμα C.26 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S13.

Συμμετέχων S14

Ακρίβεια 10-fold	55.8%
Ακρίβεια LORO	49.2% (Cohen's κ = -0.02, p = 0.539)
Χαρακτηρισμός	FAIL (μη επιτυχής)
Ποιότητα σήματος	κορεσμός 2.7% των δειγμάτων
Διατήρηση epochs	94.7% (303/320)



Σχήμα C.27 Χρονική εξέλιξη ERD/ERS για τον συμμετέχοντα S14. Κάθετη διακεκομμένη γραμμή: cue. Γκρι ζώνη: περίοδος αναφοράς.



Σχήμα C.28 Χρονοσυχνοτική ανάλυση για τον συμμετέχοντα S14.