#### ΑΝΑΛΥΣΗ ΒΙΟ-ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

ΔΗΜΗΤΡΗΣ ΖΕΡΚΕΛΙΔΗΣ 03400049 ΜΑΡΙΑ ΚΑΪΚΤΖΟΓΛΟΥ 03400052 ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΑ ΚΑΡΑΪΣΚΟΥ 03400054 ΜΑΡΙΑ-ΦΙΛΙΠΠΑ ΤΡΙΒΥΖΑ 03400080



#### Αντικείμενο έρευνας i

Στην καθημερινή ζωή, η αναγνώριση των αντικειμένων και ο διαχωρισμός τους σε κατηγορίες είναι μια απλή, άκοπη διαδικασία θεμελιώδους σημασίας για την επιβίωση.

Ωστόσο, ο τρόπος που λειτουργούν τα νεύρα για να την υποστηρίξουν συνεχίζει να έχει πολλές σκοτεινές πτυχές.

Ένα από τα αντικείμενα έρευνας της γνωστικής νευροεπιστήμης είναι η εξερεύνηση των αναπαραστάσεων των αντικειμένων στον εγκέφαλο και η εύρεση συσχετισμών μεταξύ των αναπαραστάσεων στα σημεία του εγκεφάλου.

#### Αντικείμενο έρευνας ii

Το ΕΕG είναι μια μέθοδος παρακολούθησης και καταγραφής της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, η οποία είναι συνήθως μη επεμβατική, με τα ηλεκτρόδια τοποθετημένα στο τριχωτό της κεφαλής, αν και μερικές φορές χρησιμοποιούνται διηθητικά ηλεκτρόδια, όπως στην ηλεκτροκορτικογραφία.

#### Λειτουργικά Χαρακτηριστικά EEG:

- Το ΕΕG μετρά τις διακυμάνσεις τάσης που προκύπτουν από το ιοντικό ρεύμα μέσα στους νευρώνες του εγκεφάλου.
- Οι μετρήσεις ΕΕG είναι αρκετά μικρές, μετρούμενες σε μV, με τις κύριες συχνότητες ενδιαφέροντος μέχρι περίπου 30 Hertz (Hz).
- Υψηλή χρονική ανάλυση (msec) και χαμηλή χωρική ανάλυση.
- Σχετικά χαμηλό κόστος νευροαπεικόνισης.

#### Σύνολα Δεδομένων

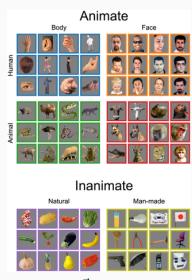


Figure 1

# ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΠΛΑΙΣΙΟ ΚΑΙ ΜΕΘΟΔΟΙ

#### Αλγόριθμοι ταξινόμησης

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για τη μείωση των διαστάσεων των δεδομένων και για την ταξινόμηση είναι οι εξής:

- Principal Component Analysis (PCA) με τη μέθοδο SVD (Singular Value Decomposition)
- Linear Discriminant Analysis (LDA)
- · Support-Vector Machines (SVM)

## Μέθοδοι Deep Learning

Νευρωνικά δίκτυα τα οποία εφαρμόστηκαν για την ταξινόμηση των δεδομένων είναι τα εξής:

- Deep FeedForward Neural Networks (DFNN)
- Convolutional Neural Network (CNNs)
- Μέθοδος Transfer Learning, Pre-Trained Models

## Μέθοδοι αξιολόγησης ταξινομητών

Η αξιολόγηση των ταξινομητών πραγματοποιήθηκε με τη χρήση των εξής μεθόδων:

- Cross-validation (CV)
- Accuracy
- Confusion Matrix (CM) (Πίνακας Σύγχυσης)

#### Ταξινόμηση για κάθε συμμετέχων (Single-Trial Classification) i

Μία παρατήρηση καθορίζεται ως η ΕΕG απόκριση σχετικά με μία πειραματική δοκιμή, ενώ το διάνυσμα των χαρακτηριστικών που την περιγράφει είναι το αντίστοιχο σύνολο τάσεων από ηλεκτρόδια και χρονικών σημείων ενδιαφέροντος. Μία κλάση είναι η περιγραφή του ερεθίσματος που χρησιμοποιήθηκε στην αντίστοιχη δοκιμή.

Χρησιμοποιείται η μέθοδος PCA, με τη χρήση της μεθόδου SVD, ώστε το μοντέλο ταξινόμησης να εκπαιδευτεί σε πληροφορίες που είναι σημαντικές. Ο ακριβής αριθμός κύριων συνιστωσών που χρησιμοποιήθηκε στην ταξινόμηση καθορίστηκε μέσω της μεθόδου CV.

Όλες οι ταξινομήσεις έγιναν αρχικά ξεχωριστά για τον κάθε συμμετέχων με τη χρήση της μεθόδου LDA. Χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος CV, όπου τα δεδομένα αρχικά "ανακατεύτηκα" και χωρίστηκαν σε δέκα ομάδες (folds). Σε κάθε fold, οι εννέα αντίστοιχες ομάδες, υποβλήθηκαν σε ένα εμφωλευμένο 10-fold CV, όπου καθοριζόταν ο αριθμός των κύριων συνιστωσών, k, για το PCA.

Η συνάρτηση επιστρέφει τη μέση τιμή όλων των ποσοστών επιτυχίας (του εξωτερικού cross-validation) και τον τελικό CM. Επαναλήφθηκε η διαδικασία που περιγράφηκε, αλλά με τη χρήση της μεθόδου SVM με πυρήνα RBF.

#### Ταξινόμηση για κάθε συμμετέχων (Single-Trial Classification) ii

Εκτελέστηκαν ταξινομήσεις σε χωρικά (spatial) και χρονικά (temporal) υποσύνολα του συνόλου δεδομένων, ώστε να αποκτήσουμε μία πιο βαθύτερη γνώση της κατηγορικής αναπαράστασης αντικειμένων.

Για τη χωρική ανάλυση, πραγματοποιήθηκαν ανεξάρτητες ταξινομήσεις χρησιμοποιώντας όλα τα χρονικά δείγματα από ένα ηλεκτρόδιο κάθε φορά. Τα αποτελέσματα της διαδικασίας αυτής μπορούν να μας δείξουν ποια ηλεκτρόδια περιέχουν περισσότερο σημαντικές πληροφορίες για την ταξινόμηση.

Για τη χρονική ανάλυση, εκτελέστηκαν ξεχωριστές ταξινομήσεις σε επικαλυπτόμενα συνεχόμενα χρονικά υποσύνολα, ώστε να μελετηθούν τα χρονικά παράθυρα δίνουν καλύτερα ποσοστά επιτυχίας. Πραγματοποιήθηκαν ταξινομήσεις για κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά σε κάθε χρονικό παράθυρο.

# Πολυδιάστατη Κλιμάκωση και Ομαδοποίηση (Multidimensional Scaling and Clustering) i

Η Representational Similarity Analysis (RSA) είναι μια πολυμεταβλητή τενική με την οποία εξάγεται πληροφορία για την κατανομή μοτίβων αναπαράστασης στον εγκέφαλο. Βρίσκει εφαρμογές σε διάφορους τύπους δεδομένων νευροαπεικόνισης και ταιριάζει καλά σε πειραματικούς σχεδιασμούς όπου τα αντικείμενα μπορούν να συσχετιστούν μεταξύ τους.

Το γεγονός ότι οι αποκρίσεις από τις EEG/MEG καταγραφές περιέχουν πληροφορία για την κατηγορία των αντικειμένων οδήγησε σε μια λεπτομερή ανάλυση της δομής αναπαράστασης (στον εγκέφαλο) των κατηγοριών αντικειμένων.

Η ιδέα πίσω από τη δομή της αναπαράστασης είναι ότι οι αποκρίσεις σε διάφορα ερεθίσματα μπορούν να συγκριθούν αξιοποιώντας τις αποστάσεις μεταξύ τους.

# Πολυδιάστατη Κλιμάκωση και Ομαδοποίηση (Multidimensional Scaling and Clustering) ii

Κατά τη διάρκεια του πειράματος μετράται η εγκεφαλική δραστριότητα του υποκειμένου ενώ αυτό εκτίθεται σε ένα πλήθος εικόνων. Για κάθε περιοχή του εγκεφάλου που ενδιαφέρει τη μελέτη, εκτιμάται ένα μοτίβο δραστηριότητας για κάθε μία από τις πειραματικές συνθήκες.

Για κάθε ζεύγος μοτίβων δραστηριότητας υπολογίζεται η ανομοιότητα μέσω μιας μετρικής εγγύτητας και εισάγεται σε έναν πίνακα που ονομάζεται RDM. Ο πίνακας αυτός επομένως προκύπτει συμμετρικός με μηδενική διαγώνιο, και ουσιαστικά περιγράφει τη γεωμετρία της αναπαράστασης.

Έγινε οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων με δύο τρόπους:

- Εφαρμογή Classical Multidimensional Scaling (MDS)
- Δημιουργία δενδρογράμματος με ιεραρχική συσταδοποίηση (Hierarchical Clustering)



#### Category-Level Ταξινομήσεις i

Εκτελέστηκαν ταξινομήσεις σε κατηγορικό επίπεδο για όλες τις κλάσεις, για τους 5 πρώτους συμμετέχοντες. Υπολογίστηκε η μέση τιμή της ακρίβειας του ταξινομητή με τη χρήση του LDA. Η ακρίβεια ήταν 37.46%, ενώ η αντίστοιχη ακρίβεια της έρευνας ήταν 40.68%.

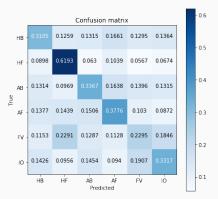


Figure 2: Category-Level CM.

- Η πιο επιτυχημένη ταξινόμηση πραγματοποιείται στην κατηγορία Human Face (HF) με 61.93%
- Σε όλες τις υπόλοιπες κατηγορίες το ποσοστό δεν ξεπερνάει το 38%.
- Ο ταξινομητής μπερδεύεται περισσότερο στην κατηγορία Fruit Vegetable (FV) με ποσοστό σωστής πρόβλεψης μόλις 22.95%.

#### Category-Level Ταξινομήσεις ii

- Η Η Γ διαχωρίζεται αρκετά από τις υπόλοιπες κατηγορίες κατά μήκος και των δύο αξόνων.
- Η FV διακρίνεται από τις υπόλοιπες κατά μήκους τού Χ-άξονα ωστόσο βρίσκεται κοντά σε τρεις από τις υπόλοιπες κατηγορίες (ΙΟ, ΑΒ, ΑF) στον Υ-άξονα.
- Το αντίστροφο ακριβώς συμβαίνει για την ΗΒ, δηλαδή διαχωρίζεται στο Υ-άξονα από τις υπόλοιπες αλλά βρίσκεται κοντά με άλλες τρείς (ΙΟ, ΑΒ, ΑF) στον Χ-άξονα.
- Οι ΙΟ, ΑΒ και ΑΓ βρίσκοντα σε εγγύτητα κατά μήκος και των δύο αξόνων.

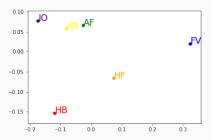


Figure 3: Category-Level MDS.

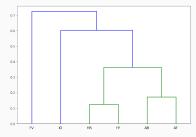
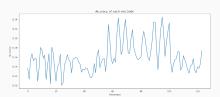


Figure 4: Category-Level Dendrogram.

#### Category-Level Ταξινομήσεις iii

Εκτελέστηκε τοπική ταξινόμηση για τις 6 κατηγορικές κλάσεις, δηλαδή εξήχθησαν ποσοστά επιτυχίας για κάθε ένα από τα 124 ηλεκτρόδια.



**Figure 5:** Η ακρίβεια για κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά.

- Οι ακρίβειες ανάμεσα στα ηλεκτρόδια κυμαίνονται περίπου από 20% έως 34%.
- Τα ελάχιστα και τα μέγιστα στους υπόλοιπους συμμετέχοντες που εξετάσαμε κυμάνθηκαν από 18%-20% και από 30%-35% αντίστοιχα.
- Κάποια ηλεκτρόδια (τα ίδια πάντα) συνεισφέρουν περισσότερο στην ακρίβεια του μοντέλου.

#### Category-Level Ταξινομήσεις iv

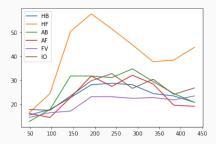
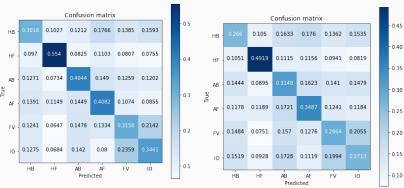


Figure 6: Διάγραμμα ακρίβειας-χρόνου.

- Η ΗF έχει πολύ μεγαλύτερη ακρίβεια από όλες τις υπόλοιπες, 40%-50%, ενώ οι υπόλοιπες είναι γύρω στο 20%-30%.
- Η FV έχει τα χαμηλότερα ποσοστά επιτυχίας σε όλα τα χρονικά παράθυρα.
- Στα δύο πρώτα χρονικά παράθυρα (0-128ms) έχουμε πολύ χαμηλή ακρίβεια σε όλες τις κλάσεις.
- Τα αποτελέσματα βελτιώνονται στο επόμενο χρονικό παράθυρο (96-176ms) και στα χρονικά παράθυρα 4 με 6 (144-320ms), ενώ στα επόμενα έχουμε πάλι μία πτώση.

#### Category-Level Ταξινομήσεις ν



**Figure 7:** CM ταξινόμησης με χρήση απλού CNN.

Figure 8: CM of simple CNN after PCA.

## Category-Level Ταξινομήσεις vi

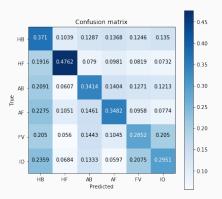
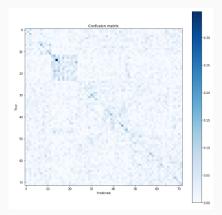


Figure 9: CM of deep CNN after PCA.

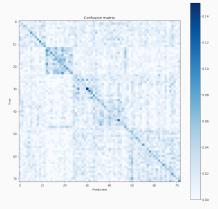
#### Exemplar-Level Ταξινομήσεις i



**Figure 10:** CM Exemplar-Level ταξινόμησης LDA ενός συμμετέχοντα.

- Το συνολικό ποσοστό επιτυχίας από τους 5 συμμετέχοντες είναι 8.54%.
- Οι 12 κατηγορίες της ΗF φαίνονται περισσότερο από τις υπόλοιπες κατηγορίες.
- Ο ταξινομητής συγχέει τα ανθρώπινα πρόσωπα μεταξύ τους, ωστόσο δεν τα συγχέει πολύ με τις υπόλοιπες κατηγορίες.
- Δε φαίνεται να υπάρχει εμφανής διαχωρισμός μεταξύ μιας κατηγορίας από τις υπόλοιπες.

#### Exemplar-Level Ταξινομήσεις ii

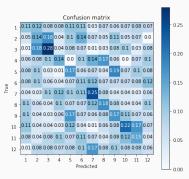


**Figure 11:** CM Exemplar-Level ταξινόμησης σε απλό CNN.

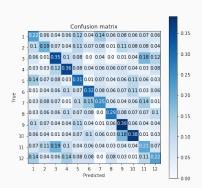
- Ακρίβεια 6%, δηλαδή χαμηλότερη από τον ταξινομητή με το LDA.
- Η κύρια διαγώνιος που συμβολίζει τις πραγματικές προβλέψεις έχει πιο υψηλό ποσοστό επιτυχίας από τις άλλες.

#### Ενδο-κατηγοριακές Ταξινομήσεις ί

- Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης σε exemplar-level της κατηγορίας ΗF από τους
  5 συμμετέχοντες ήταν 14.79%, που είναι αρκετά χαμηλό.
- Το αντίστοιχο αποτέλεσμα της κατηγορίας ΙΟ από όλους τους συμμετέχοντες είναι 27.21%.



**Figure 12:** Within-category HF ενός συμμετέχοντα.



**Figure 13:** Within-category IO ενός συμμετέχοντα.

#### Ενδο-κατηγοριακές Ταξινομήσεις ii

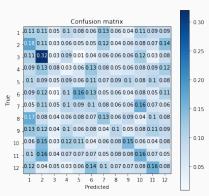
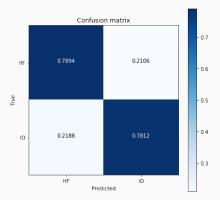


Figure 14: Within-Category CM of deep CNN.

- Η απόδοση στο συγκεκριμένο νευρωνικό δίκτυο είναι αρκετά χαμηλή, της τάξης του 14%.
- Αυτό μπορεί να οφείλεται στην έλλειψη αρκετών δεδομένων για να έχουμε καλύτερη γενίκευση και στην έλλειψη πόρων ώστε να γίνει η εκπαίδευση σε περισσότερες εποχές

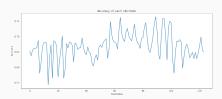
#### Δυαδική ταξινόμηση ανάμεσα στις κλάσεις ΗF και ΙΟ ί



**Figure 15:** 2-Category-Level CM of LDA ενός συμμετέχοντα.

- Τα μοντέλα μας προβλέπουν με υψηλά ποσοστά την HF κατηγορία, επομένως εδώ αναμένουμε ακόμα υψηλότερα ποσοστά λόγω του ότι έχουμε μόνο 2 κατηγορίες.
- Η μέση ακρίβεια από όλους τους συμμετέχοντες είναι 80.51%.
- Ο ταξινομητής δε συγχέει τις δύο αυτές κλάσεις όσο άλλες μεταξύ τους.

#### Δυαδική ταξινόμηση ανάμεσα στις κλάσεις ΗF και ΙΟ ii



**Figure 16:** Η ακρίβεια για κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά.

- Τα ποσοστά επιτυχίας ενός συμμετέχοντα κυμαίνονταν από 55% έως 75%, ανάλογα το ηλεκτρόδιο.
- Υπάρχουν έντονες κορυφές μεγίστου και ελαχίστου ανάμεσα στα διάφορα ηλεκτρόδια.
- Πάντα τα ίδια ηλεκτρόδια που δίνουν το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχίας
- Τα αποτελέσματα για τους υπόλοιπους συμμετέχοντες είναι παρόμοια.

## Δυαδική ταξινόμηση ανάμεσα στις κλάσεις HF και IO iii

- Τα συνολικά αποτελέσματα από τους 5 συμμετέχοντες δείχνουν ότι στα πρώτα δύο χρονικά παράθυρα έχουμε ακρίβεια λίγο μεγαλύτερη από 50%.
- Στο τρίτο χρονικό παράθυρο έχουμε μία απότομη αύξηση της ακρίβειας σε 70.85%, ενώ η μέγιστη τιμή της ακρίβειας είναι στο τέταρτο χρονικό παράθυρο, 77.14%.
- Στη συνέχεια, η ακρίβεια μειώνεται ώσπου πέφτει γύρω στο 64% στα τελευταία χρονικά παράθυρα.

#### Δυαδική ταξινόμηση ανάμεσα στις κλάσεις ΗF και ΙΟ iv

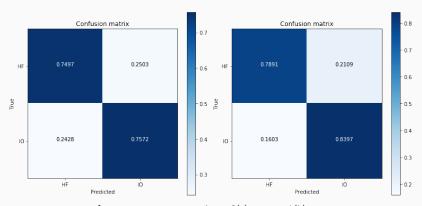


Figure 17: 2-Category-Level CM of (a) DFNN and (b) CNN.

# Στατιστική Ανάλυση i

		0-496ms	tw 0-4	tw 3-7	tw 6-10	tw 9-13	tw 12-16	tw 15-19	tw 18-22	tw 21-25	tw 24-28
6 classes	accuracy %	37.463	16.41	18.54	28.04	34.77	34.08	32.34	28.26	24.64	24.2
	sample std	1.661	0.6504	0.4029	0.9542	1.713	2.3572	1.4505	2.0719	2.3494	3.7905
	p-value	1.102e-29	5.807e-01	1.403e-01	8.095e-11	1.726e-23	8.314e-22	3.086e-18	4.097e-11	3.337e-06	8.939e-06
12 classes - HF	accuracy %	14.791	8.58	8.72	11.69	15.74	14.75	12.75	12.2	11.34	10.92
	sample std	1.936	1.6389	1.0324	1.7731	1.8993	1.9021	1.9262	1.8309	1.95	0.974
	p-value	2.127e-06	4.701e-01	4.079e-01	6.416e-03	3.834e-08	1.235e-06	4.179e-04	1.764e-03	1.395e-02	2.834e-02
12 classes - IO	accuracy %	27.211	8.34	9.72	16.67	19.95	21.57	22.17	16.67	14.1	12.59
	sample std	5.723	0.4869	0.8308	2.6852	5.3198	6.0019	6.37	3.3409	3.5925	1.4584
	p-value	1.014e-36	5.335e-01	1.569e-01	8.363e-10	1.618e-16	3.321e-20	1.139e-21	8.363e-10	8.326e-06	6.865e-04
2 classes - HF vs IO	accuracy %	80.509	50.78	54.47	70.85	77.14	74.9	71.98	67.36	63.66	64.46
	sample std	1.523	1.557	2.0009	1.6855	0.9515	3.164	2.4646	3.5935	5.2983	4.9621
	p-value	1.325e-46	3.792e-01	2.396e-02	4.413e-22	1.211e-36	3.907e-31	1.763e-24	9.683e-16	2.281e-10	2.168e-11
72 classes - Exemplars	accuracy %	8.542	1.36	1.75	4.02	6.97	6.63	6.05	4.54	3.43	3
	sample std	3.314	0.1116	0.1961	0.6209	1.9255	2.5032	2.2325	1.7331	1.214	0.7073
	p-value	4.542e-21	5.801e-01	2.958e-01	5.488e-05	7.95e-15	2.19e-13	2.511e-11	1.67e-06	1.167e-03	6.836e-03

Figure 18: Πίνακας αποτελεσμάτων ταξινόμησης



#### Συμπεράσματα i

#### **Clinical Impact:**

- Η κατανόηση των χαρακτηριστικών των νευρικών δεδομένων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αποκωδικοποίηση των ανθρώπινων σκέψεων και ενεργειών, η οποία και θα βοηθούσε στη διάγνωση νευροψυχολογικών παθήσεων του εγκεφάλου.
- Μέσω των σημάτων που θα λαμβάνουμε από τον εγκέφαλο, να ελέγχουμε άμα είναι φυσιολογικά τα σήματα αυτά, όταν ο αντίστοιχος ασθενής εκτεθεί σε κάποιες εικόνες, ώστε να βρούμε κάποια πιθανή βλάβη του εγκεφάλου του νωρίτερα.
- Πιθανές εφαρμογές στην κλινική ιατρική είναι η δημιουργία συστημάτων τα οποία επιτρέπουν σε ανθρώπους με αναπηρία να επικοινωνούν με άλλους ανθρώπους και να ελέγχουν το περιβάλλον τους.

#### Συμπεράσματα ii

#### Σημαντικά συμπεράσματα:

- Τα 500 πρώτα miliseconds από αποκρίσεις σε ερεθίσματα 72 εικόνων περιέχουν πληροφορία για την αποκωδικοποίηση κατηγοριών και exemplars.
- Η κατηγορία ΗF είχε τη μεγαλύτερη συνοχή και διαχωρισιμότητα από τις υπόλοιπες κατηγορίες, ενώ στις δύο κατηγορίες άψυχων αντικειμένων, ΙΟ και FV, υπήρξε σύγχυση στο διαχωρισμό.
- Συγκεκριμένα ηλεκτρόδια σε συγκεκριμένες χρονικές στιγμές δίνουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με κάποια άλλα.
- Τα νευρωνικά δίκτυα μπορούν να ξεπεράσουν σε ορισμένες περιπτώσεις τους κλασσικούς αλγορίθμους μηχανικής μάθησης.

#### Συμπεράσματα iii

#### Μελλοντική έρευνα:

- Η ανάπτυξη τεχνικών μηχανικής και βαθιάς μάθησης που θα συνεισφέρουν στην ακριβέστερη κατανόηση των εγκεφαλικών διεργασιών και αναπαραστάσεων.
- Η σχεδίαση πιο περίπλοκων αρχιτεκτονικών κατάλληλα σχεδιασμένων για το πρόβλημα των ΕΕG δεδομένων, όπως ένας συνδυασμός LSTM-CNN για την αξιοποίηση των μεταβολών των δεδομένων στο χρόνο.
- Στατιστική ανάλυση του σήματος με στατιστικές μεθόδους και οπτικοποιήσεις, έτσι ώστε να αναδειχτούν χαρακτηριστικά των δεδομένων, όπως η κατανομή τους, η ενδεχόμενη γραμμικότητα ή γραμμικές εξαρτήσεις, έκτοπα σημεία και άλλα.
- Επιλογή υπερπαραμέτρων των μοντέλων με τη χρήση grid search ή άλλων αντίστοιχων τεχνικών.

