|  |  |
| --- | --- |
|  | **ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ**  **ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**  **ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΟΣ**  **ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΟΣ** |

**ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΑ ΜΕ ΜΕΘΟΔΟ ΙΕΡΑΡΧΙΚΗΣ ΒΑΘΙΑΣ ΜΑΘΗΣΗΣ**

**Δ Ι Π Λ Ω Μ Α Τ Ι Κ Η Ε Ρ Γ Α Σ Ι Α**

**ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΣ**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: ΚΩΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΜΠΕΡΜΠΕΡΙΔΗΣ**

**ΠΑΤΡΑ - ΜΗΝΑΣ ΕΤΟΣ**

Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών.

Νικόλαος Πράσινος

© 20XX – Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Το σύνολο της εργασίας αποτελεί πρωτότυπο έργο, παραχθέν από τον Νικόλαο Πράσινο, 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.

**ΠΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ**

Πιστοποιείται ότι η Διπλωματική Εργασία με τίτλο

**ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΣΥΝΑΙΣΘΗΜΑΤΩΝ ΑΠΟ ΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΑ (EEG) ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΩΝΤΑΣ TRANSFORMERS**

του/της φοιτητή/τριας του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών

**ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΠΡΑΣΙΝΟΣ** ΤΟΥ **ΓΕΩΡΓΙΟΥ**

Αριθμός Μητρώου: 1059382

Παρουσιάστηκε δημόσια στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών στις

…….../……../………

και εξετάστηκε από την ακόλουθη εξεταστική επιτροπή:

Όνομα Επώνυμο, Βαθμίδα, Τμήμα (επιβλέπων)

Όνομα Επώνυμο, Βαθμίδα, Τμήμα (μέλος επιτροπής)

Όνομα Επώνυμο, Βαθμίδα, Τμήμα (μέλος επιτροπής)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ο/Η Επιβλέπων/ουσα |  | Ο/Η Διευθυντής/τρια του Τομέα |
|  |  |  |
| Ονοματεπώνυμο |  | Ονοματεπώνυμο |
| Βαθμίδα |  | Βαθμίδα |

**ΠΡΟΛΟΓΟΣ**

Ο πρόλογος είναι προαιρετικός. Εδώ ο συγγραφέας βάζει τυχόν πληροφορίες που δεν έχουν άμεση σχέση με το επιστημονικό περιεχόμενο της Διπλωματικής Εργασίας, όπως ευχαριστίες, κτλ.

Η δομή, η μορφή και η έκταση του προλόγου είναι στη διακριτική ευχέρεια του φοιτητή, εκτός αν προδιαγράψει διαφορετικά ο επιβλέπων.

**ΠΕΡΙΛΗΨΗ**

**ΤΙΤΛΟΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ**

|  |  |
| --- | --- |
| **ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ ΦΟΙΤΗΤΗ:** | **ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΟΣ:** |

Περιγράφονται εν συντομία οι στόχοι, οι μέθοδοι, οι διαδικασίες, τα πειράματα και τα αποτελέσματα της Διπλωματικής Εργασίας.

Η δομή, η μορφή και η έκταση της περίληψης είναι στη διακριτική ευχέρεια του φοιτητή, εκτός αν προδιαγράψει διαφορετικά ο επιβλέπων.

**EXTENSIVE ENGLISH SUMMARY**

**DIPLOMA THESIS TITLE**

|  |  |
| --- | --- |
| **STUDENT NAME, SURNAME:** | **SUPERVISOR NAME, SURNAME:** |

According to the Diploma Thesis regulations, the text of the Diploma Thesis should be accompanied by an extensive summary in English.

The specific details regarding the structure and form of the Extensive English Summary are at the student's discretion, unless otherwise specified by the supervisor.

Ακολουθεί ο Πίνακας Περιεχομένων και το κυρίως σώμα της Διπλωματικής Εργασίας. Η δομή, η μορφή και η έκταση του κειμένου είναι στη διακριτική ευχέρεια του φοιτητή, εκτός αν προδιαγράψει διαφορετικά ο επιβλέπων.

Περιεχόμενα

[Εισαγωγή 1](#_Toc129696861)

[**1.1** **Σημασία του προβλήματος** 1](#_Toc129696862)

[**1.2** **Στόχος της διπλωματικής εργασίας** 2](#_Toc129696863)

[**1.3** **Διάρθρωση της διπλωματικής εργασίας** 2](#_Toc129696864)

[2 Εγκέφαλος και Συναισθήματα 4](#_Toc129696865)

[**2.1** **Εγκέφαλος** 4](#_Toc129696866)

[**2.1.1** **Ανατομία** 4](#_Toc129696867)

[**2.1.2** **Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα** 7](#_Toc129696868)

[**2.1.2.1** **Ηλεκτρόδια και Πρότυπα Καταγραφής** 7](#_Toc129696869)

[**2.2** **Βιοσήματα** 9](#_Toc129696870)

[**2.2.1** **Κατηγορίες Βιοσημάτων** 10](#_Toc129696871)

[ **Κατηγοριοποίηση ανάλογα με το τρόπο εμφάνισης** 10](#_Toc129696872)

[ **Κατηγοριοποίηση ανάλογα με το βιολογικό σύστημα προέλευσης** 10](#_Toc129696873)

[ **Κατηγοριοποίηση ανάλογα με τη δυναμικότητα** 14](#_Toc129696874)

[**2.2.2** **Χαρακτηριστικά βιοσημάτων ΗΕΓ** 14](#_Toc129696875)

[**2.2.2.1** **Μαθηματικά χαρακτηριστικά ΗΕΓ** 14](#_Toc129696876)

[ **Μη γραμμικότητα** 14](#_Toc129696877)

[ **Μη στασιμότητα** 15](#_Toc129696878)

[**2.2.2.2** **Ηλεκτρικά χαρακτηριστικά ΗΕΓ** 16](#_Toc129696879)

[ **Πλάτος ηλεκτρικού σήματος** 16](#_Toc129696880)

[ **Χωρική – Χρονική ευκρίνεια** 16](#_Toc129696881)

[ **Συχνοτικές περιοχές ενδιαφέροντος** 16](#_Toc129696882)

[**2.2.2.3** **Θόρυβος στα ΗΕΓ** 18](#_Toc129696883)

[ **Θόρυβος λόγω εξοπλισμού** 18](#_Toc129696884)

[ **Θόρυβος λόγω φυσιολογίας** 19](#_Toc129696885)

[**2.3** **Συναισθήματα** 19](#_Toc129696886)

[**2.3.1** **Κατηγορίες Συναισθημάτων** 20](#_Toc129696887)

[**2.3.1.1** **Διακριτά μοντέλα** 20](#_Toc129696888)

[**2.3.1.2** **Πολυδιάστατα μοντέλα** 22](#_Toc129696889)

[**2.3.2** **Εγκέφαλος και Συναισθήματα** 23](#_Toc129696890)

[3 Αναγνώριση Συναισθημάτων με μεθόδους μηχανικής μάθησης 26](#_Toc129696891)

[**3.1** **Διεπαφή Εγκεφάλου - Υπολογιστή (BCI)** 26](#_Toc129696892)

[**3.1.1** **Ορισμός** 26](#_Toc129696893)

[**3.1.2** **Ιστορική Αναδρομή και Εφαρμογές** 28](#_Toc129696894)

[**3.1.3** **Μη-παρεμβατικά BCI** 31](#_Toc129696895)

[**3.1.4** **EEG-Based BCIs** 32](#_Toc129696896)

[**3.1.4.1** **Πλεονεκτήματα EEG-Based BCIs** 32](#_Toc129696897)

[**3.1.4.2** **Μειονεκτήματα EEG-Based BCIS** 33](#_Toc129696898)

[**3.1.4.3** **Paradigms των EEG-Based BCIS** 33](#_Toc129696899)

[**3.2** **Αναγνώριση Συναισθημάτων** 34](#_Toc129696900)

[**3.2.1** **Συναισθηματική Υπολογιστική** 35](#_Toc129696901)

[**3.2.2** **Διαδικασία Αναγνώρισης Συναισθημάτων από σήματα ΗΕΓ** 37](#_Toc129696902)

[**3.2.2.1** **Μέθοδοι προεπεξεργασίας** 38](#_Toc129696903)

[**3.2.2.2** **Μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών** 42](#_Toc129696904)

[**3.2.2.3** **Μέθοδοι ταξινόμησης** 49](#_Toc129696905)

[**3.3** **Hierarchical Spatial Learning Transformer (HSLT)** 64](#_Toc129696906)

[**3.3.1** **Κίνητρο** 65](#_Toc129696907)

[**3.3.2** **Περιγραφή του μοντέλου** 66](#_Toc129696908)

[4 Υλοποίηση και Αξιολόγηση 73](#_Toc129696909)

[**4.1** **DEAP Dataset** 73](#_Toc129696910)

[**4.2** **Επεξεργασία του DEAP** 75](#_Toc129696911)

[**4.2.1** **Επεξεργασία των δεδομένων** 75](#_Toc129696912)

[**4.2.2** **Oρισμός προβλημάτων ταξινόμησης** 75](#_Toc129696913)

[**4.3** **Υλοποίηση του HSLT framework** 76](#_Toc129696914)

[**4.3.1** **PSD features** 76](#_Toc129696915)

[**4.3.2** **Εκπαίδευση του μοντέλου** 79](#_Toc129696916)

[**4.3.3** **Αξιολόγηση του μοντέλου** 82](#_Toc129696917)

[5 Συμπεράσματα και Μελλοντικές Κατευθύνσεις 85](#_Toc129696918)

[6 Βιβλιογραφία 86](#_Toc129696919)

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1**

# Εισαγωγή

## **Σημασία του προβλήματος**

Είναι γνωστό, ότι ο ρόλος που διαδραματίζουν τα συναισθήματα στην καθημερινότητα των ανθρώπων είναι εξαιρετικά σημαντικός. Από χαρακτηριστικό της ικανότητας των ανθρώπων για λήψη αποφάσεων, αντίληψη και αλληλεπίδραση με άλλα άτομα, μέχρι πηγή έμπνευσης για αμέτρητους καλλιτέχνες σε όλο τον κόσμο, τα συναισθήματα καταλαμβάνουν κεντρική θέση στα ζωτικά γνωρίσματα της ανθρώπινης ύπαρξης. Παρ ’όλα αυτά, η γνώση της επιστημονικής κοινότητας για την ερμηνεία και την αναγνώριση των συναισθημάτων είναι περιορισμένη. Όμως τα τελευταία χρόνια με την άνοδο της υπολογιστικής ισχύς, και την βελτίωση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης είναι εφικτό να κατασκευαστούν μοντέλα, τα οποία μπορούν να βοηθήσουν τους νευροβιολόγους να αποκτήσουν μια καλύτερα εικόνα για τη λειτουργία των συναισθημάτων, καθώς επίσης και να αναπτυχθούν εφαρμογές οι οποίες θα μπορούν να αναγνωρίζουν και να λαμβάνουν υπόψιν τους τη συναισθηματική κατάσταση των χρηστών. Όλα τα παραπάνω αποτελούν αντικείμενα της Συναισθηματικής Υπολογιστικής (Affective Computing), ενός σύγχρονου κλάδου που σχετίζεται με την Πληροφορική, τη Ψυχολογία και τη Βιολογία.

Για τη σωστή αναγνώριση των συναισθημάτων, ακολουθείται μια διαδικασία συλλογής βιοσημάτων (data collection), τα οποία στη συνέχεια περνάνε μια κατάλληλη προεπεξεργασία (preprocessing), έτσι ώστε να εξαχθούν χρήσιμα χαρακτηριστικά (feature extraction), τα οποία στο τέλος με τη βοήθεια αλγορίθμων μηχανικής μάθησης (machine learning models), χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση του συναισθήματος του χρήστη. Η επιλογή των βιοσημάτων, των μεθόδων εξαγωγής χαρακτηριστικών και των αλγορίθμων είναι οι παράγοντες που διέπουν την παραπάνω ακολουθία. Ένα από τα πιο συνηθισμένα βιοσήματα που χρησιμοποιούνται σε πάρα πολλές έρευνες, είναι οι μετρήσεις ηλεκτροεγκεφαλογραφίας (ΗΕΓ). Ο εγκέφαλος αποτελεί το κέντρο πληροφορίας και τη βασική μονάδα του οργανισμού για την συναισθηματική διέγερση και την αναγνώριση συναισθημάτων. Έτσι, μετρήσεις της εγκεφαλικής δραστηριότητας αποδεικνύονται ανεκτίμητες για τη μελέτη των συναισθημάτων. Με την πρόοδο που παρατηρήθηκε τη τελευταία δεκαετία στις διεπαφές Ανθρώπου-Εγκεφάλου (BCI), η συλλογή ηλεκτροεγκεφαλογραφημάτων είναι πιο εύκολη από ποτέ, με αποτέλεσμα να μπορούν οι επιστήμονες να εκμεταλλευτούν όλα τα πλεονεκτήματα που προσφέρουν τα εγκεφαλικά σήματα σε σχέση με άλλα βιοσήματα.

Όπως όμως είναι φυσικό, υπάρχουν πολλές δυσκολίες στη διαδικασία ταξινόμησης συναισθημάτων. Πέρα από την ιδιαίτερα θορυβώδη φύση των βιοσημάτων, έχει παρατηρηθεί και σημαντική διαφορά στην ποιότητα και στα χαρακτηριστικά των σημάτων αυτών, ανάλογα με το άτομο στο οποίο έγιναν οι μετρήσεις. Έτσι η κατασκευή ενός μοντέλου υψηλής ακρίβειας, το οποίο θα είναι ικανό να αντλήσει πληροφορία από δείγματα πολλών διαφορετικών ανθρώπων και να τη χρησιμοποιήσει για να αναγνωρίσει τα συναισθήματα ενός νέου ανθρώπου, είναι αρκετά δύσκολη.

## **Στόχος της διπλωματικής εργασίας**

Όσο περισσότερο βελτιώνονται οι τεχνικές μηχανικής μάθησης, τόσο περισσότερες απόπειρες έχουν πραγματοποιηθεί για την επίλυση του παραπάνω προβλήματος. Οι επιστήμονες έχουν λάβει υπόψιν τους την σημασία τόσο της χωρικής όσο και της χρονικής και της συχνοτικής διάστασης των σημάτων ΗΕΓ και έχουν βρει τρόπους να εντάξουν και τις τρείς στα μοντέλα τους. Όμως σε μεγάλο βαθμό, τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται, αδυνατούν να αξιοποιήσουν πλήρως την πληροφορία της χωρικής διάστασης. Συγκεκριμένα, τα μοντέλα μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται πιο συχνά (CNN και RNN), εστιάζουν κυρίως σε πληροφορία ανά τόπους, με αποτέλεσμα να αδυνατούν να καταγράψουν τις ευρύτερες χωρικές εξαρτήσεις που έχουν μεταξύ τους τα δεδομένα στα σήματα ΗΕΓ. Στη συγκεκριμένη εργασία, με σκοπό να αφαιρεθεί αυτός ο περιορισμός, χρησιμοποιούνται μηχανισμοί αυτό-προσοχής (self-attention), δίνοντας έμφαση στις χωρικές εξαρτήσεις αρχικά των ηλεκτροδίων και στη συνέχεια των εγκεφαλικών περιοχών, λαμβάνοντας με αυτό το τρόπο την πληροφορία ιεραρχικά. Αντλώντας έμπνευση από το μοντέλο Vision Transformer, που αναπτύχθηκε για εφαρμογές Υπολογιστικής Όρασης (Computer Vision) και πέτυχε εξαιρετικά αποτελέσματα, κατασκευάζεται ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί τη χωρική κατανομή των ηλεκτροδίων σαν εικόνες, οι οποίες αποτελούνται από σύνολα ηλεκτροδίων και εγκεφαλικών περιοχών, αποσκοπώντας στον εντοπισμό συσχετίσεων ανάμεσα τους. Η διαδικασία που ακολουθείται για την επίτευξη αυτού του στόχου βασίστηκε στην υλοποίηση, που παρουσιάζεται αναλυτικά στην ερευνητική εργασία: Transformers for EEG-Based Emotion Recognition: A Hierarchical Spatial Information Learning Model [18]. Η μελέτη του παραπάνω paper και η προγραμματιστική υλοποίηση του αποτελούν το αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

## **Διάρθρωση της διπλωματικής εργασίας**

Η δομή που ακολουθεί η παρούσα διπλωματική εργασία είναι η εξής:

* Στο κεφάλαιο 2, περιγράφεται η βιολογική δομή του ανθρώπινου εγκεφάλου, ορίζονται ορισμένα συνηθισμένα βιοσήματα, δίνοντας έμφαση στο ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και περιγράφονται τα μοντέλα αναπαράστασης συναισθημάτων, που χρησιμοποιούνται στη βιβλιογραφία της αναγνώρισης συναισθημάτων.
* Στο κεφάλαιο 3, αναπτύσσεται ο χώρος της αναγνώρισης συναισθημάτων από ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα, περιγράφοντας τις δυνατότητες των BCI και την χρήση τους στο χώρο της Συναισθηματικής Υπολογιστικής και στη συνέχεια αναλύοντας τις μεθόδους που ακολουθούνται πιο συχνά στη βιβλιογραφία. Δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στην ερευνητική εργασία που ακολουθήθηκε για την υλοποίηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.
* Στο κεφάλαιο 4, παρατίθεται η υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας, αναφέροντας τις πειραματικές παραμέτρους που εφαρμόστηκαν και παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της.
* Στο κεφάλαιο 5, περιγράφονται τα συμπεράσματα που μπορούν να εξαχθούν από τα αποτελέσματα της διπλωματικής εργασίας και προτείνονται ορισμένες μελλοντικές κατευθύνσεις.

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2**

# Εγκέφαλος και Συναισθήματα



## **Εγκέφαλος**

Η ιδιότητα του ανθρώπινου οργανισμού να λαμβάνει και να αντιδρά σε διάφορα ερεθίσματα που δέχεται διαρκώς, είναι ζωτικής σημασίας καθώς σχετίζεται με την ομαλότητα των λειτουργιών του ανθρώπινου σώματος. Κεντρικό ρόλο σε αυτή τη διαδικασία διαδραματίζει το κεντρικό νευρικό σύστημα. Αποτελείται από τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό, τα οποία περικλείονται στα οστά του κρανίου και της σπονδυλικής στήλης αντίστοιχα. Ο εγκέφαλος συγκεκριμένα συνιστά τη σπουδαιότερη δομή του νευρικού συστήματος, καθώς πρόκειται για την βασική μονάδα επεξεργασίας του οργανισμού. Οι βασικές του λειτουργίες είναι:

1. Να δέχεται και να μεταφέρει αισθητικές πληροφορίες τόσο από το εξωτερικό περιβάλλον όσο και το υπόλοιπο σώμα μέσω της κεντρομόλου μοίρας του Περιφερειακού Νευρικού Συστήματος στο Κεντρικό Νευρικό Σύστημα.
2. Να επεξεργάζεται τις πληροφορίες που προσλαμβάνει. Εάν πρόκειται για κάποια σύνθετη συμπεριφορά, η επεξεργασία αυτή γίνεται στον εγκέφαλο ενώ εάν η πληροφορία αφορά κάποιο αντανακλαστικό, γίνεται στο νωτιαίο μυελό.
3. Να απαντά στα ερεθίσματα που δέχεται, ρυθμίζοντας μια απόκριση στα ερεθίσματα που δέχεται μέσω της φυγόκεντρου μοίρας του Περιφερειακού Νευρικού Συστήματος . Η απάντηση αυτή μπορεί να είναι είτε εκούσια, όπως για παράδειγμα το περπάτημα, είτε ακούσια όπως η αναπνοή ή ο ιδρώτας.

Γίνεται εύκολα αντιληπτό, ότι η μελέτη της συμπεριφοράς και της λειτουργίας του εγκεφάλου είναι ανεκτίμητη, για την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο ο άνθρωπος επεξεργάζεται την πληροφορία, που έρχεται συνεχώς σε επαφή.

### **Ανατομία**

Τα κυριότερα τμήματα του εγκεφάλου είναι: ο εγκεφαλικός φλοιός (cerebral cortex), η παρεγκεφαλίδα (cerebellum), το εγκεφαλικό στέλεχος (brain stem), οι μήνιγγες (meninges) και οι κοιλίες του εγκεφάλου.

Diagram

Description automatically generated

Ο εγκέφαλος

Για τις περισσότερες υλοποιήσεις συστημάτων αναγνώρισης συναισθημάτων, το τμήμα που λαμβάνεται περισσότερο υπόψιν, είναι ο εγκεφαλικός φλοιός [11]. Ο φλοιός αυτός αποτελεί το μεγαλύτερο μέρος του εγκεφάλου και αποτελείται από δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια, τα οποία διαιρούνται με τη σειρά τους σε τέσσερις λοβούς:

* Τον μετωπιαίο λοβό (frontal lobe), ο οποίος είναι υπεύθυνος για τη συνειδητή σκέψη. Μερικές φορές χωρίζεται σε δύο λοβούς, τον προ-μετωπιαίο (prefrontal-lobe) και τον μετωπιαίο λοβό.
* Τον βρεγματικό λοβό (parietal lobe), ο οποίος είναι υπεύθυνος για τη πληροφορία που προέρχεται από τις διάφορες αισθήσεις, καθώς επίσης και το χειρισμό αντικειμένων στο περιβάλλον.
* Τον κροταφικό λοβό (temporal lobe), ο οποίος είναι υπεύθυνος για τις αισθήσεις της μυρωδιάς και του ήχου, καθώς επίσης και την επεξεργασία σύνθετων ερεθισμάτων, όπως πρόσωπα και σκηνές.
* Τον ινιακό λοβό (occipital lobe), ο οποίος ειδικεύεται στην αίσθηση της όρασης.

Diagram

Description automatically generated

Εγκεφαλικοί Λοβοί

Ένα ακόμα σημείο ενδιαφέροντος στην ανατομία του εγκεφάλου, είναι το μεταιχμιακό σύστημα (limbic system). Εντοπίζεται βαθιά στον εγκέφαλο, κάτω από το τον εγκεφαλικό φλοιό και πάνω από το εγκεφαλικό στέλεχος. Αποτελείται από πέντε ανατομικές δομές, κάθε μια από τις οποίες επιτελεί διαφορετική λειτουργία που σχετίζεται με τις συμπεριφορικές και ψυχολογικές αποκρίσεις του ανθρώπου:

* Το θάλαμο (thalamus), ο οποίος είναι υπεύθυνος για την προώθηση των ερεθισμάτων από το σώμα στον εγκέφαλο
* Τον υποθάλαμο (hypothalamus), ο οποίος σχετίζεται με την ομοιόσταση του οργανισμού

* Τα βασικά γάγγλια (basal ganglia), τα οποία είναι υπεύθυνα για τις συνήθειες, τη μάθηση και τις διαδικασίες επιβράβευσης του ανθρώπου
* Τον ιππόκαμπο (hippocampus), ο οποίος αποτελεί το κέντρο μνήμης του εγκεφάλου και σχετίζεται με τις αναμνήσεις και τη μακροχρόνια μνήμη του ανθρώπου.
* Την αμυγδαλή (amygdala), η οποία διαδραματίζει κεντρικό ρόλο στις ψυχολογικές αποκρίσεις του ατόμου, όπως ο φόβος, η χαρά, ο θυμός και το άγχος [19].

Diagram

Description automatically generated

Μεταιχμιακό Σύστημα (Limbic System)

### **Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα**

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ή ΗΕΓ για συντομία, (electroencephalogram - EEG) είναι μια μέθοδος παρακολούθησης και καταγραφής της ηλεκτρικής δραστηριότητας των νευρώνων του εγκεφαλικού φλοιού. Στόχος του είναι η απεικόνιση του συνόλου των ηλεκτροχημικών επιδράσεων από νευρώνα σε νευρώνα, αθροιζόμενο για όλες τις περιοχές του εγκεφάλου. Πρόκειται λοιπόν για ένα διάγραμμα μεταβολής της ηλεκτρικής δραστηριότητας (τάσης/δυναμικού) του εγκεφάλου με το χρόνο. Η καταγραφή των σημάτων γίνεται τοποθετώντας ηλεκτρόδια σε διάφορα σημεία του κρανίου, έτσι ώστε να καλυφθεί όσο το δυνατόν μεγαλύτερη επιφάνεια και να είναι πιο ακριβής η παρακολούθηση της εγκεφαλικής δραστηριότητας. Έτσι ο αριθμός των διαγραμμάτων τάσης-χρόνου που προκύπτουν είναι ίσος με το πλήθος των ηλεκτροδίων, που συνιστούν την πολυκαναλική μέτρηση. Συγκεκριμένα, συνηθίζεται να συγκρίνονται σήματα από συμμετρικά σημεία του εγκεφάλου, καθώς εάν παρουσιάζονται έντονες διαφορές, είναι σημάδι κάποιας ανωμαλίας ή ασθένειας. Τα δυναμικά αυτά οφείλονται σε ρεύματα ιόντων διαμέσου της κυτταρικής μεμβράνης των νευρώνων που συμμετέχουν στην εκάστοτε εγκεφαλική λειτουργία. Τα ηλεκτρικά σήματα που προκύπτουν είναι αρκετά ασθενή, με εύρος 10μV ως 100μV, και συνήθως περνάνε από κάποια στάδια επεξεργασίας, για να είναι πιο εύχρηστα.

#### **Ηλεκτρόδια και Πρότυπα Καταγραφής**

Η ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου καταγράφεται με τη βοήθεια ηλεκτροδίων. Πρόκειται για αισθητήρες συστήματος, που μετατρέπουν το ρεύμα ιόντων μέσα στο ανθρώπινο σώμα σε ρεύμα ηλεκτρονίων μέσα στα καλώδια, τα οποία οδηγούν το ρεύμα σε επόμενη επεξεργασία. Υπάρχει μεγάλη ποικιλία ηλεκτροδίων, που μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Τα πιο συνηθισμένα είναι μικροί δίσκοι από ανοξείδωτο χάλυβα, κασσίτερο, χρυσό ή ασήμι που καλύπτονται με επίστρωση χλωριούχου αργύρου. Αυτοί οι δίσκοι συνδέονται με ένα καλώδιο και τοποθετούνται στη περιοχή του κρανίου. Η επαφή με το δέρμα γίνεται μέσω κολλώδους ουσίας (gel) ή πάστας, συνήθως αφού έχει γίνει καλός καθαρισμός του σημείου με οινόπνευμα για να μειωθεί η αντίσταση επαφής. ο οποίος πρέπει να έχει καθαριστεί καλά με οινόπνευμα για να μειωθεί η αντίσταση επαφής. Λόγω της χρήσης του gel, τα ηλεκτρόδια αυτά ονομάζονται «υγρά» (wet electrodes) [16]. Ένα όμως σημαντικό μειονέκτημα που έχουν, είναι ότι όταν στεγνώνει η κολλώδης ουσία, πρέπει να επανατοποθετηθούν τα ηλεκτρόδια ακολουθώντας παρόμοια διαδικασία. Για το λόγο αυτό, έχουν αναπτυχθεί «στεγνά» ηλεκτρόδια (dry electrodes), τα οποία δεν χρειάζονται ούτε κολλώδη ουσία, ούτε καθαρισμό του δέρματος προτού τοποθετηθούν. Ακόμη είναι πολύ συνηθισμένη, ειδικά σε περιβάλλοντα όπου απαιτούνται πολλά ηλεκτρόδια, η χρήση ενός σκούφου (cap) στον οποίο τα ηλεκτρόδια είναι ήδη ενσωματωμένα.

Graphical user interface, application

Description automatically generated

Left: Wireless dry electrodes, Right: Wired wet electrodes

Η ανάλυση της εγκεφαλικής δραστηριότητας γίνεται σε συγκεκριμένες εγκεφαλικές περιοχές ενδιαφέροντος. Για το λόγο αυτό, έχει καθιερωθεί ένα πρότυπο σύστημα ακριβής καταγραφής και τοποθέτησης των ηλεκτροδίων στο κρανίο, το οποίο ονομάζεται Διεθνές Σύστημα 10-20 (International 10-20 System). Το όνομα 10-20 υποδηλώνει ότι τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται σε αποστάσεις 10% ή 20% της συνολικής απόστασης από το μπροστινό μέχρι το πίσω ή το αριστερό μέχρι το δεξιό μέρος του κρανίου. Πιο συγκεκριμένα ανάμεσα σε δύο οποιαδήποτε ηλεκτρόδια η απόσταση είναι το 20% της παραπάνω απόστασης, ενώ η απόσταση του σημείου αναφοράς (για παράδειγμα αυτί) με το κοντινότερο σε αυτό ηλεκτρόδιο είναι 10%.

Κάθε θέση ηλεκτροδίου φέρει μια ετικέτα με γράμμα και αριθμό. Το γράμμα αναφέρεται στην περιοχή του εγκεφάλου που βρίσκεται το ηλεκτρόδιο και έτσι είναι: Fp (pre frontal), F (frontal), C (central), P (parietal), O (occipital), T (temporal) [16]. Σημειώνεται ότι υπάρχουν και Z ηλεκτρόδια, τα οποία εντοπίζονται στο μέσο των προαναφερθέντων αποστάσεων και έτσι υπάρχουν Fpz, Fz, Cz και Oz ηλεκτρόδια, από τα οποία τα Fz και Cz χρησιμοποιούνται κυρίως ως γειώσεις. Επιπλέον υπάρχουν τα ηλεκτρόδια Α1, Α2 τα οποία λειτουργούν σαν ηλεκτρόδια αναφοράς, είτε ένα από αυτά είτε ο συνδυασμός τους. Ο αριθμός που ακολουθεί δείχνει την ακριβής τοποθεσία του ηλεκτροδίου στο κρανίο, με τους άρτιους αριθμού να υποδηλώνουν τη δεξιά πλευρά του κρανίου και τους περιττούς την αριστερή και όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός τόσο πιο πολύ τείνει σε εκείνη τη πλευρά [15].

Diagram

Description automatically generated

Διεθνές Σύστημα 10-20

Για την καταγραφή των σημάτων ΗΕΓ, χρησιμοποιείται ένας διαφορικός ενισχυτής (differential amplifier), για να παραχθεί κάθε κανάλι ή να ανιχνευτεί κάποια δραστηριότητα. Κάθε ηλεκτρόδιο συνδέεται στη μία είσοδο του ενισχυτή και ένα κοινό ηλεκτρόδιο αναφοράς συνδέεται στην άλλη είσοδο. Αυτοί οι ενισχυτές μετρούν τη διαφορά τάσης μεταξύ των δύο σημάτων σε κάθε μια από τις εισόδους του και ενισχύουν το αποτέλεσμα σε τάξη φορών ή 60-100 db. Στη συνέχεια στα αναλογικά ΗΕΓ το σήμα φιλτράρεται και καταγράφεται, όμως στα σύγχρονα ψηφιακά συστήματα Ηλεκτροεγκεφαλογραφίας, το ενισχυμένο σήμα ψηφιοποιείται μέσω ενός μετατροπέα αναλογικού σε ψηφιακού (Analog-to-digital converter – ADC) αφού περάσει πρώτα από ένα φίλτρο anti-aliasing. Εκεί γίνεται δειγματοληψία του σήματος με συχνότητες μέχρι και 20kHz και στη συνέχεια απεικονίζεται το σήμα στον υπολογιστή.

A picture containing arrow

Description automatically generated

Διαφορικός ενισχυτής για παραγωγή του σήματος ΗΕΓ

## **Βιοσήματα**

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, όταν ο ανθρώπινος οργανισμός λαμβάνει κάποιο ερέθισμα, το μεταβιβάζει στον εγκέφαλο με τη βοήθεια των νευρώνων. Η πληροφορία που εμπεριέχεται σε αυτά τα ερεθίσματα, είναι συχνά πολύτιμη και υποδηλώνει το πως αντιδρά κάθε άτομο σε αυτά. Με τη χρήση διαφόρων αισθητήρων, είναι δυνατή η μέτρηση αυτής της πληροφορίας και η οπτικοποίηση της μέσω ηλεκτρικών σημάτων. Έτσι υπάρχει αντικειμενική απεικόνιση των αντιδράσεων ενός οργανισμού σε κάποιο ερέθισμα. Τα ηλεκτρικά αυτά σήματα, που προέρχονται από το ανθρώπινο σώμα και χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή πληροφορίας από τα βιολογικά συστήματα ονομάζονται βιοσήματα (biosignals).

Όπως κάθε σήμα, έτσι και τα βιοσήματα, είναι μετρήσεις μεταβαλλόμενων φυσικών μεγεθών, οι οποίες από μαθηματική άποψη μπορούν να εκφραστούν ως συναρτήσεις μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών. Με τα σήματα αυτά απεικονίζεται η πληροφορία του βιολογικού συστήματος και ύστερα από κάποια στάδια επεξεργασίας, η ανάλυση οδηγεί σε συμπεράσματα για τις αποκρίσεις του ανθρώπινου οργανισμού.

### **Κατηγορίες Βιοσημάτων**

Τα βιοσήματα μπορούν να χωριστούν σε κατηγορίες ανάλογα με το τρόπο εμφάνισης τους, το βιολογικό σύστημα προέλευση τους, το τρόπο παραγωγής τους και τη δυναμική φύση τους [20], [21].

##### **Κατηγοριοποίηση ανάλογα με το τρόπο εμφάνισης**

* Τα ενεργά βιοσήματα παράγονται από τον οργανισμό, χωρίς την ανάγκη εξωτερικής διέγερσης. Τέτοια βιοσήματα είναι τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα (ΗΚΓ), καθώς παράγονται από την συστολή και τη διαστολή των μυών της καρδιάς, η οποία συμβαίνει διαρκώς στον ανθρώπινο οργανισμό.
* Τα παθητικά βιοσήματα, τα οποία παράγονται τεχνητά μόνο με τη χρήση μιας εξωτερικής πηγής. Αυτό σημαίνει ότι όταν σταματήσει η λειτουργία του εξωτερικού παράγοντα, η διέγερση του βιοσήματος φθίνει και τελικά σταματά τελείως με ταχύτητα που εξαρτάται από τις ιδιότητες του σώματος. Χαρακτηριστικά παραδείγματα τέτοιων σημάτων είναι τα σήματα που προκύπτουν από ακτινοβολία με ακτίνες Χ και τα σήματα από ηλεκτροπληθυσμογραφία (μέτρηση μεταβολών όγκων διαφόρων ουσιών του σώματος)

##### **Κατηγοριοποίηση ανάλογα με το βιολογικό σύστημα προέλευσης**

* Ηλεκτρικά βιοσήματα, τα οποία οφείλονται στο ηλεκτρικό πεδίο που παράγεται στα κύτταρα του νευρικού και του μυϊκού συστήματος λόγω της διαφοράς που υπάρχει στην ηλεκτρική πόλωση στο εσωτερικό (αρνητικό φορτίο) και το εξωτερικό (θετικό φορτίο) της κυτταρικής μεμβράνης. Αυτή η διαφορά δυναμικού ονομάζεται δυναμικό ηρεμίας και σε περίπτωση διέγερσης του κυττάρου συμβαίνει μεγάλη στιγμιαία αλλαγή σε αυτή, η οποία λέγεται δυναμικό δράσης. Η έννοια του βιοσήματος χρησιμοποιείται για το δυναμικό δράσης, καθώς αυτό είναι που περιέχει την πληροφορία για την απόκριση του σώματος σε κάποιο ερέθισμα. Ορισμένα χαρακτηριστικά παραδείγματα ηλεκτρικών βιοσημάτων είναι το ηλεκτρομυογράφημα (EMG), το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ECG), το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) και το ηλεκτροοφθαλμογράφημα (EOG), τα οποία περιγράφουν την ηλεκτρική δραστηριότητα των μυών, της καρδιάς, του εγκεφάλου και του αμφιβληστροειδούς αντίστοιχα. Ακόμη ένα πολύ δημοφιλές ηλεκτρικό βιοσήμα, το οποίο χρησιμοποιείται κυρίως στην έρευνα είναι η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (EDA) ή γαλβανική απόκριση του δέρματος (GSR), η οποία μετράει τις ηλεκτρικές ιδιότητες του ανθρώπινου δέρματος, που οφείλονται σε διακυμάνσεις στις εκκρίσεις των ιδρωτοποιών αδένων [23].

Diagram

Description automatically generated

Ηλεκτροκαρδιογράφημα (ECG)

* Μαγνητικά βιοσήματα, τα οποία απεικονίζουν από τις μαγνητικές μεταβολές και τα παραγόμενα μαγνητικά πεδία, σε διάφορα όργανα ενός οργανισμού. Παραδείγματα μαγνητικών βιοσημάτων είναι το μαγνητοεγκεφαλογράφημα (MEG) και το μαγνητοκαρδιογράφημα (MCG), τα οποία μετράνε τις μαγνητικές μεταβολές στον εγκέφαλο και στην καρδιά αντίστοιχα.

A picture containing text

Description automatically generated

Το πρώτο σήμα MEG σήμα που καταγράφηκε με το σύστημα SQUID

* Μηχανικά βιοσήματα, τα οποία φανερώνουν τις μηχανικές λειτουργίες των βιολογικών συστημάτων, δηλαδή αυτές που σχετίζονται με την κίνηση, την πίεση και την δύναμη. Τα πιο συνηθισμένα μηχανικά βιοσήματα είναι η μέτρηση της πίεση του αίματος και των παλμών της καρδιάς, όμως υπάρχουν και άλλα όπως η μέτρηση της ισορροπίας και της κινησιολογίας ενός ατόμου που γίνεται με χρήση επιταχυνσιόμετρου [22].

Application

Description automatically generated with medium confidence

Σήμα πίεσης του αίματος

* Οπτικά βιοσήματα, τα οποία οφείλονται στις οπτικές ιδιότητες των βιολογικών συστημάτων. Ένα παράδειγμα χρήσης οπτικών βιοσημάτων, είναι στον έλεγχο της υγείας ενός εμβρύου, όπου λαμβάνεται πληροφορία για αυτή μετρώντας τα χαρακτηριστικά φθορισμού του αμνιακού υγρού.
* Ακουστικά βιοσήματα, τα οποία συνιστούν υποσύνολο των μηχανικών βιοσημάτων και σχετίζονται με τους ήχους που παράγει το σώμα λόγω δονήσεων και κινήσεων. Η ηχητική καταγραφή της καρδιάς με το φωνοκαρδιογράφημα (PGG), της υπνικής άπνοιας καθώς επίσης και των εσωτερικών ήχων του ανθρώπινου οργανισμού με τη χρήση ηλεκτρικού στηθοσκόπιού, αποτελούν συνηθισμένα παραδείγματα ακουστικών βιοσημάτων.

Diagram

Description automatically generated

Φωνοκαρδιογράφημα (PGG)

* Χημικά βιοσήματα, τα οποία παρέχουν πληροφορία, που αφορά τη συγκέντρωση διαφόρων χημικών συστατικών στο ανθρώπινο σώμα. Ορισμένα συνηθισμένα βιοσήματα αυτής της υποκατηγορίας είναι το επίπεδο γλυκόζης στο σώμα, το επίπεδο οξυγόνου στο αίμα καθώς επίσης και η συγκέντρωση των ιόντων ασβεστίου και καλίου στα κύτταρα.

Chart, line chart

Description automatically generated

Επίπεδο γλυκόζης στο αίμα

* Θερμικά βιοσήματα, τα οποία έχουν να κάνουν με τις θερμικές απώλειες και την ικανότητα απορρόφησης θερμότητας από το σώμα. Χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι η μέτρηση της θερμοκρασίας του σώματος ενός ατόμου, αλλά και η θερμογραφία, η οποία είναι η δημιουργία θερμικών χαρτών, που βοηθάνε στην ανίχνευση καρκινωμάτων.

Diagram

Description automatically generated with medium confidence

Εικόνα θερμογραφίας (Heat Map)

##### **Κατηγοριοποίηση ανάλογα με τη δυναμικότητα**

* Στατικά βιοσήματα, ονομάζονται τα βιοσήματα, που μεταφέρουν σταθερή πληροφορία με ελάχιστες μεταβολές με την πάροδο του χρόνου. Τέτοιο σήμα είναι η θερμοκρασία του σώματος, καθώς οι μεταβολές της είναι μικρές και συμβαίνουν με αργό ρυθμό.
* Δυναμικά βιοσήματα, είναι τα σήματα που εμφανίζουν διαρκώς μεγάλες αλλαγές και δεν έχουν μια σταθερή τιμή. Τα περισσότερα βιοσήματα που εξετάζονται για λόγους έρευνας εντάσσονται σε αυτή την υποκατηγορία, με ένα δημοφιλές παράδειγμα να είναι ο καρδιακός παλμός, ο οποίος αυξάνεται με την αναπνοή και μειώνεται κατά την εκπνοή.

### **Χαρακτηριστικά βιοσημάτων ΗΕΓ**

Τα σήματα ΗΕΓ αποτελούν έναν από τους πιο δημοφιλής χώρους έρευνας στην επεξεργασία και την ανάλυση βιοσημάτων. Αυτό συμβαίνει διότι ως γνωστόν, ο ανθρώπινος εγκέφαλος παρουσιάζει τρομερό ακαδημαϊκό ενδιαφέρον, λόγω της περίπλοκης δομής του και της υπολογιστικής του ικανότητας. Ακόμη, η ικανότητα του να ελέγχει όλες τις δράσεις του οργανισμού, το καθιστά ένα πολυπόθητο θέμα έρευνας για πολλούς επιστήμονες παγκοσμίως [14]. Όμως η ανάλυση των ΗΕΓ δεν είναι εύκολη διαδικασία καθώς τα σήματα αυτά είναι ιδιαιτέρως πολύπλοκα και απαιτούν καλή γνώση των ηλεκτρικών και μαθηματικών χαρακτηριστικών τους.

#### **Μαθηματικά χαρακτηριστικά ΗΕΓ**

##### **Μη γραμμικότητα**

Αρχικά ο ανθρώπινος εγκέφαλος αποτελεί ένα έντονα μη γραμμικό (non linear) σύστημα καθώς δεν υπάρχουν γραμμικά μοντέλα, τα οποία να μπορούν να περιγράψουν τη συμπεριφορά του [25]. Η ηλεκτρική δραστηριότητα που εμφανίζει, οφείλεται στην δράση πολλαπλών νευρώνων, οι οποίοι αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους με περίπλοκους τρόπους και επομένως τα ηλεκτρικά σήματα που παράγονται είναι επίσης μη γραμμικά.

Ως μη γραμμικό σύστημα ορίζεται το σύστημα, που δεν ακολουθεί μια γραμμική σχέση ανάμεσα στην είσοδο και την έξοδο του και αντιθέτως παρουσιάζει περίπλοκη, δυναμική και απρόβλεπτη συμπεριφορά. Χαρακτηριστικό γνώρισμα αυτών των συστημάτων είναι ότι δεν υπακούν την αρχή της υπέρθεσης (superposition principle), η οποία ορίζει ότι:

Θεωρώ T την συνάρτηση μεταφοράς του συστήματος:

##### **Μη στασιμότητα**

Για τα μη γραμμικά συστήματα η παραπάνω ιδιότητα δεν ισχύει, το οποίο σημαίνει ότι είναι λάθος η ανάλυση των σημάτων που προκύπτουν από τέτοια συστήματα, να γίνονται με γραμμικές μεθόδους. Παραδοσιακά τα ΗΕΓ και τα περισσότερα βιοσήματα αναλύονται με γραμμικές μεθόδους και τα αποτελέσματα που προκύπτουν δεν παρέχουν την πλήρη πληροφορία που εμπεριέχουν.

Επιπλέον τα σήματα ΗΕΓ είναι στοχαστικά σήματα, καθώς δεν είναι πλήρως προβλέψιμα και δεν περιγράφονται με ντετερμινιστικές εξισώσεις. Τα στοχαστικά σήματα χωρίζονται σε στάσιμα (stationary) και μη στάσιμα (non stationary) σήματα, ανάλογα με το εάν διατηρούν ή όχι τις στατιστικές ιδιότητες, όπως η μέση τιμή και η διασπορά, στην πάροδο του χρόνου. Συχνά χρησιμοποιείται ο πιο γενικός όρος Στάσιμα Υπό την Ευρεία Έννοια σήματα (Wide Sense Stationary – WSS), όπου πρέπει να ισχύουν οι παρακάτω συνθήκες:

1. Η μέση τιμή να είναι σταθερή και ανεξάρτητη του χρόνου
2. Η διασπορά να είναι πεπερασμένη
3. Η συνάρτηση αυτοσυσχέτισης να εξαρτάται μόνο από τη χρονική διαφορά.

Για τα σήματα ΗΕΓ δεν ισχύουν οι παραπάνω ιδιότητες. Ο λόγος που παρατηρείται αυτό έχει να κάνει με την εναλλαγή των εγγενών ασταθών καταστάσεων των νευρώνων κατά τη λειτουργία του εγκεφάλου. Επίσης το σήμα που προκύπτει από κάθε ηλεκτρόδιο, επηρεάζεται από διάφορες άλλες δομές του εγκεφάλου που δημιουργούν ηλεκτρικό πεδίο, καθώς επίσης και από άλλες δυναμικές παραμέτρους που προσθέτουν στην μη στασιμότητα του σήματος που καταγράφεται [24]. Γίνεται αντιληπτό, ότι οι τεχνικές επεξεργασίας των σημάτων αυτών πρέπει να αντιμετωπίζουν τον παραπάνω περιορισμό.

#### **Ηλεκτρικά χαρακτηριστικά ΗΕΓ**

##### **Πλάτος ηλεκτρικού σήματος**

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως τα σήματα ΗΕΓ, αντικατοπτρίζουν την ηλεκτρική δραστηριότητα που προκύπτει από τις συνάψεις των νευρώνων στον εγκεφαλικό φλοιό. Παρόλο που τα σήματα αυτά παράγονται κάτω από το κρανίο και επηρεάζονται αρκετά από σήματα άλλων βιολογικών συστημάτων, μπορούν να μετρηθούν ικανοποιητικά, παρουσιάζοντας τάση 10 -100 μV.

##### **Χωρική – Χρονική ευκρίνεια**

Η μέτρηση τους είναι πολυκαναλική (multichannel), αφού γίνεται με πολλά ηλεκτρόδια που τοποθετούνται σε προκαθορισμένες περιοχές με βάση το Διεθνές Σύστημα 10-20. Όσα περισσότερα ηλεκτρόδια τοποθετούνται τόσο πιο πολλά σήματα είναι διαθέσιμα. Επειδή όμως δεν είναι δυνατόν τοποθετηθεί ηλεκτρόδιο σε κάθε σημείο του εγκεφάλου και επειδή τα ηλεκτρόδια καλύπτουν σχετικά μικρή επιφάνεια η χωρική τους ευκρίνεια είναι μικρή. Πρακτικά αυτό σημαίνει ότι οι ερευνητές δεν μπορούν να είναι απόλυτα σίγουροι για το σημείο από το οποίο προέρχεται η ηλεκτρική δραστηριότητα.

Από την άλλη η μέτρηση της εγκεφαλικής δραστηριότητας με ηλεκτρόδια προσφέρει στα παραγόμενα σήματα υψηλή χρονική ευκρίνεια. Δηλαδή μπορούν να απεικονίσουν με εξαιρετική ακρίβεια τη στιγμή, που έγινε μια μέτρηση. Αυτό είναι πολύ σημαντικό για τους ερευνητές όταν μελετάνε ένα σήμα στο πεδίο του χρόνου, καθώς η αξιοπιστία των εγγραφών είναι εγγυημένη, το οποίο τους επιτρέπει να μελετήσουν τις αλλαγές που εμφανίζονται στον εγκέφαλο όταν οι χρήστες έρχονται σε επαφή με κάποιο ερέθισμα.

##### **Συχνοτικές περιοχές ενδιαφέροντος**

Η πληροφορία που αποκαλύπτεται με την ανάλυση των σημάτων ΗΕΓ στο πεδίο της συχνότητας είναι επίσης ένα πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό τους. Το συχνοτικό φάσμα των σημάτων αυτών έχει εύρος 0.5-50 Hz και χωρίζεται κυρίως σε πέντε μη επικαλυπτόμενες συχνοτικές ζώνες, όπου κάθε μια εστιάζει σε διαφορετική εγκεφαλική λειτουργία και εμφανίζει διαφορετικά εγκεφαλικά μοτίβα ανάλογα με το πόσο έντονη είναι η δραστηριότητα του εγκεφάλου. Από τις ζώνες αυτές προκύπτουν τα εγκεφαλικά κύματα (brain waves) ή ρυθμοί (rhythms). Τα πιο συνηθισμένα κύματα είναι τα εξής:

* Κύματα Θήτα (Theta brainwaves): Πρόκειται για κύματα, που βρίσκονται στο εύρος 0.5 – 4 Hz. Αφορούν περισσότερο ασυνείδητες ενέργειες του ανθρώπου, όπως όταν βρίσκεται σε κατάσταση βαθύ ύπνου (deep sleep) και συσχετίζεται με αυτόνομες διαδικασίες που συμβαίνουν στον ανθρώπινο οργανισμό, όπως εκείνες του ανοσοποιητικού συστήματος για επούλωση πληγών. Πολύ υψηλές ενδείξεις κυμάτων θήτα μπορεί να οφείλονται σε ζημιά στον εγκέφαλο, ενώ πολύ χαμηλές ενδείξεις δείχνουν έντονη κόπωση.
* Κύματα Δέλτα (Delta brainwaves): Πρόκειται για κύματα που βρίσκονται στο εύρος 4 – 7 Hz. Έχουν να κάνουν με διαισθητικές λειτουργίες, όπως τη συναισθηματική σταθερότητα του ανθρώπου. Πολύ υψηλές ενδείξεις ενδέχεται να αφορούν περιπτώσεις κατάθλιψης, υπερενεργητικότητας και διάσπαση προσοχής, ενώ υπερβολικά χαμηλές τιμές μπορεί να είναι ένδειξη κακής συναισθηματικής αντίληψης.
* Κύματα Άλφα (Alpha brainwaves): Πρόκειται για κύματα που βρίσκονται στο εύρος 8 – 13 Hz. Αυτά τα κύματα ενεργοποιούνται όταν ο άνθρωπος βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας και χαλάρωσης. Έντονη αύξηση μπορεί να φανερώνει αδυναμία συγκέντρωσης και υπερβολική αδράνειας, ενώ σημαντικές μειώσεις μπορεί να είναι αποτέλεσμα μεγάλου άγχους ή πίεσης, αυπνίας ακόμα και Oppressive Compulsive Disorder (OCD).
* Κύματα Βήτα (Beta brainwaves): Πρόκειται για κύματα που βρίσκονται στο εύρος 14 – 29 Hz. Όταν τα άτομα είναι ξύπνια και εκτελούν καθημερινές και συνειδητές δραστηριότητες όπως να συγκεντρώνονται σε κάτι ή να σκέφτονται, τα κύματα βήτα κυριαρχούν. Σε περίπτωση υπερβολικά υψηλών τιμών στα κύματα αυτά, παρατηρείται ότι οι άνθρωποι βιώνουν έντονες καταστάσεις στρες και αδυνατούν να ηρεμήσουν. Από την άλλη όταν οι τιμές αυτές είναι πολύ χαμηλές το υποκείμενο δυσκολεύεται να σκεφτεί και κάποιες φορές μπορεί να είναι απόρροια κατάθλιψης.
* Κύματα Γάμμα (Gamma brainwaves): Πρόκειται για κύματα που βρίσκονται σε συχνοτική ζώνη από 30 Hz και πάνω. Όταν το υποκείμενο βρίσκεται σε διαδικασία μάθησης ή έντονης επεξεργασίας πληροφοριών τότε τα κύματα αυτά ενεργοποιούνται. Πολύ υψηλές ενδείξεις κυμάτων γάμμα υποδηλώνει άγχος, στρες και γενικότερα μεγάλη διέγερση ενώ χαμηλές ενδείξεις μπορεί να σημαίνουν ότι ο άνθρωπος βιώνει κατάθλιψη ή έχει παρουσιάσει κάποια μαθησιακή δυσκολία.

A picture containing graphical user interface

Description automatically generated

Συχνοτικές ζώνες (ρυθμοί) ΗΕΓ

#### **Θόρυβος στα ΗΕΓ**

Το ΗΕΓ είναι μια εξαιρετική τεχνική για την μελέτη και την έρευνα πάνω στη δραστηριότητα του εγκεφάλου, όμως όπως και τα περισσότερα ηλεκτρικά βιοσήματα είναι ευαίσθητο σε θόρυβο και τεχνικά σφάλματα (artifacts). Κάθε μέτρηση ΗΕΓ διαθέτει κάποιον αναπόφευκτο θόρυβο, ο οποίος αν δεν αφαιρεθεί θα επηρεάσει πολύ αρνητικά την ανάλυση των σημάτων. Οι θόρυβοι αυτοί μπορεί να πηγάζουν από τεχνικά θέματα με τον εξοπλισμό ή από την φυσιολογία και τη συμπεριφορά του ανθρώπου, του οποίου καταγράφεται η εγκεφαλική δραστηριότητα [26].

##### **Θόρυβος λόγω εξοπλισμού**

Ο εξοπλισμός που χρησιμοποιείται για την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, μπορεί να προσθέσει θόρυβο στο μετρούμενο σήμα. Ένας τρόπος που μπορεί να συμβεί αυτό είναι εάν τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιούνται δεν έχουν καλή επαφή με το δέρμα του κρανίου, με αποτέλεσμα να αυξομειώνεται η εμπέδηση (impedance) των ηλεκτροδίων απότομα και να προκαλείται θόρυβος. Εάν το ηλεκτρόδιο που δεν κάνει καλή επαφή, είναι το ηλεκτρόδιο αναφοράς, τότε παρατηρούνται ακραίες τιμές στη κυματομορφή σε όλα τα κανάλια. Ακόμη μια συχνή πηγή θορύβου είναι η περίπτωση στην οποία τα ηλεκτρόδια δεν έχουν γειωθεί σωστά, με αποτέλεσμα να εισέρχεται θόρυβος στις συχνότητες που ταυτίζονται με τις συχνότητες της γραμμής μεταφοράς (50 ή 60 Hz).

##### **Θόρυβος λόγω φυσιολογίας**

Σημαντική πηγή θορύβου στα σήματα ΗΕΓ προκύπτει από διάφορες κινήσεις (εκούσιες ή ακούσιες) του χρήστη. Μια μεγάλη κατηγορία τέτοιων τεχνικών σφαλμάτων προέρχονται από τις οφθαλμικές κινήσεις. Το ανοιγοκλείσιμο των ματιών συγκεκριμένα επηρεάζει τα σήματα ΗΕΓ σημαντικά, αφού οι κινήσεις αυτές προκαλούν παραμορφώσεις των ηλεκτρικών πεδίων που περιβάλλουν τα μάτια, με αποτέλεσμα να παραμορφώνουν και το ηλεκτρικό σήμα.

Μια επιπλέον κατηγορία θορύβου στα σήματα ΗΕΓ είναι τα τεχνικά σφάλματα που προκύπτουν από διάφορες κινήσεις του ανθρώπου. Απότομες κινήσεις κάποιου μέρους του σώματος, όπως το σφίξιμο των δοντιών ή το περπάτημα, δημιουργούν θόρυβο στο σήμα καθώς είναι ιδιαίτερα ευαίσθητο σε έντονες μεταβολές.

Επιπλέον το δυναμικό που παράγεται λόγω της συστολής και της διαστολής του καρδιακού μυ, μπορεί να προκαλέσει σφάλματα ηλεκτροκαρδιογράφου στο ΗΕΓ. Αυτά τα σφάλματα μπορούν να αφαιρεθούν σχετικά εύκολα χρησιμοποιώντας ένα σήμα αναφορά ηλεκτροκαρδιογραφήματος.

Text

Description automatically generated with low confidence

1: ΗΕΓ με οφθαλμικό θόρυβο, 2: ΗΕΓ με θόρυβο λόγω κακής επαφής ηλεκτροδίου P3 με το δέρμα, 3: ΗΕΓ με θόρυβο λόγω κατάποσης, 4 : ΗΕΓ με θόρυβο λόγω κακής επαφής του ηλεκτροδίου αναφοράς

## **Συναισθήματα**

Η χρήση των βιοσημάτων είναι απαραίτητη για τη μελέτη του τρόπου που αποκρίνεται ο άνθρωπος σε διάφορα ερεθίσματα. Συγκεκριμένα τα ερεθίσματα που επηρεάζουν συναισθηματικά τον άνθρωπο, παρουσιάζουν έντονο ενδιαφέρον, καθώς η γνώση της επιστημονικής κοινότητας γύρω από τη φύση των συναισθημάτων είναι περιορισμένη. Τα συναισθήματα αποτελούν περίπλοκες ψυχολογικές καταστάσεις, που περιλαμβάνουν τρείς διακριτές συνιστώσες [2]:

* Υποκειμενική εμπειρία, δηλαδή είναι σημαντικά εξαρτώμενα από το κάθε υποκείμενο και τις εμπειρίες του

* Σωματική απόκριση, αφού κάθε συναίσθημα δημιουργεί διαφορετική αντίδραση στο σώμα κάθε ανθρώπου (όπως ιδρώτας ή δάκρυα)
* Συμπεριφορική έκφραση, διότι κάθε συναίσθημα προκαλεί διαφορετική μεταβολή στη συμπεριφορά κάθε ανθρώπου

### **Κατηγορίες Συναισθημάτων**

Γίνεται εύκολα αντιληπτό, ότι ο εντοπισμός και ο καθορισμός ενός γενικού ορισμού για τα συναισθήματα είναι κάτι δύσκολο, αφού συνιστούν κάτι διαφορετικό για κάθε άνθρωπο. Όμως για την έρευνα πάνω στις επιδράσεις των συναισθημάτων στα βιοσήματα που παράγουν οι άνθρωποι, είναι απαραίτητη η ποσοτικοποίηση τους. Για το σκοπό αυτό έχουν κατασκευαστεί συναισθηματικά μοντέλα, τα οποία αποσκοπούν στο να ταξινομήσουν τα ανθρώπινα αισθήματα. Τα δύο επικρατέστερα μοντέλα αναπαράστασης είναι τα Διακριτά μοντέλα και τα Πολυδιάστατα μοντέλα.

#### **Διακριτά μοντέλα**

Με βάση τη θεωρία του διακριτού μοντέλου αναπαράστασης συναισθημάτων, όλοι οι άνθρωποι έχουν ένα συγκεκριμένο σύνολο συναισθημάτων, που είναι παγκοσμίως αναγνωρίσιμο. Τα διακριτά μοντέλα θεωρούν ότι τα βασικά συναισθήματα είναι συγκεκριμένα σε αριθμό και έχουν προκύψει από τη διαδικασία της φυσικής επιλογής [10], και προκύπτουν από τις εκφράσεις των προσώπων των ανθρώπων και από άλλες βιολογικές διαδικασίες [9].

Το 1980 ο Αμερικανός ψυχολόγος William James πρότεινε τέσσερα βασικά συναισθήματα με βάση τις κινήσεις του σώματος των ανθρώπων: φόβος, λύπη, αγάπη και θυμός [27]. Θεωρείται η πρώτη απόπειρα κατηγοριοποίησης των βασικών συναισθημάτων με διακριτό μοντέλο στη σύγχρονη ψυχολογία.

Ο Paul Ekman, ακολουθώντας και αυτός τη Δαρβινική παράδοση [2, 10], μελέτησε τη σχέση ανάμεσα στα συναισθήματα και τις εκφράσεις των προσώπων, που προκύπτουν από αυτά. Συγκεκριμένα παρατήρησε ότι:

α) οι άνθρωποι δεν μαθαίνουν τα συναισθήματα αλλά γεννιούνται με αυτά

β) οι άνθρωποι βιώνουν τα ίδια συναισθήματα στις ίδιες καταστάσεις

γ) οι άνθρωποι τα εκφράζουν με παρόμοιο τρόπο

δ) οι άνθρωποι εμφανίζουν παρόμοια φυσιολογικά μοτίβα

Το 1972 κατέληξε λοιπόν, σε ένα μοντέλο το οποίο περιλαμβάνει έξι συναισθήματα: χαρά, λύπη, έκπληξη, θυμός, απέχθεια και φόβος. Όλα τα υπόλοιπα ονομάζονται δευτερεύοντα και είναι αποτέλεσμα συνδυασμού των βασικών συναισθημάτων.

Graphical user interface, application, Teams

Description automatically generated

Τα έξι βασικά συναισθήματα σύμφωνα με το μοντέλο του Ekman

Το σύνολο αυτό του Ekman επεκτάθηκε αργότερα σε περισσότερα διακριτά συναισθήματα από άλλους επιστήμονες. Το 2017 μια ομάδα ερευνητών στο University of California, Berkley εντόπισε 27 κατηγορίες συναισθημάτων, με βάση τις σωματικές αντιδράσεις διαφόρων υποκειμένων σε μικρά βίντεο, που αποσκοπούσαν στη συναισθηματική διέγερση τους [28].

Ένα ακόμη δημοφιλές διακριτό μοντέλο αναπαράστασης συναισθημάτων είναι αυτό που πρότεινε ο Robert Plutchik το 1980. Πρότεινε οκτώ βασικά συναισθήματα: θυμός, φόβος, θλίψη, αηδία, έκπληξη, περιέργεια, αποδοχή και χαρά. Όλα τα άλλα συναισθήματα αναφέρει, ότι είναι παράγωγα αυτών των οκτώ βασικών. Για παράδειγμα η απογοήτευση προκύπτει από την σύνθεση της έκπληξης με τη θλίψη. Για το λόγο αυτό επινόησε ένα τροχό συναισθημάτων, όπου τα συναισθήματα κατανέμονται σε ομόκεντρους κύκλους και οι εσωτερικοί κύκλοι αναπαριστούν βασικά συναισθήματα, ενώ οι εξωτερικοί πιο σύνθετα [29].

A picture containing pinwheel, outdoor object

Description automatically generated

Τροχός συναισθημάτων του Plutchik

#### **Πολυδιάστατα μοντέλα**

Μια διαφορετική αναπαράσταση των συναισθημάτων, είναι η αναπαράσταση τους χρησιμοποιώντας διανύσματα διαφόρων διαστάσεων. Η θεωρία της αναπαράστασης των συναισθημάτων με πολυδιάστατα μοντέλα ορίζει ότι ένα συνολικό σύστημα νευροφυσιολογίας είναι υπεύθυνο για κάθε συναισθηματική κατάσταση και έρχεται σε αντίθεση με τη θεωρία των διακριτών μοντέλων, βάση της οποίας είναι ότι διαφορετικά συναισθήματα προκύπτουν από διαφορετικά νευρικά συστήματα.

Η πρώτη αναφορά σε ποσοτικοποίηση συναισθημάτων βάσει διαστάσεων, γίνεται από τον πατέρα της σύγχρονης ψυχολογίας Wilhelm Max Wundt, ο οποίος το 1897 πρότεινε ότι τα συναισθήματα μπορούν να αναλυθούν σε τρείς διαστάσεις: «ευχάριστα ή δυσάρεστα», «διεγερτικά ή κατασταλτικά» και «καταπονητικά ή αναπαυτικά».

Το πιο δημοφιλές μοντέλο πολυδιάστατης αναπαράστασης συναισθημάτων, είναι το Κυκλικό Μοντέλο (Circumplex Model) του James Russell, ο οποίος το 1980 χρησιμοποίησε καρτεσιανές συντεταγμένες για να κατηγοριοποιήσει συναισθήματα [30]. Συγκεκριμένα, στον κάθετο άξονα τοποθέτησε τη Διέγερση (Arousal), όπου όσο πιο θετική είναι τόσο πιο έντονο το συναίσθημα και όσο πιο αρνητική τόσο πιο ήπιο, ενώ στον οριζόντιο άξονα τοποθέτησε τη Δραστικότητα (Valence), όπου όσο πιο θετική είναι, τόσο πιο ευχάριστο είναι το συναίσθημα και όσο πιο αρνητική, τόσο πιο δυσάρεστο.

Chart, scatter chart

Description automatically generated

Το Κυκλικό Μοντέλο του Russel

Αντλώντας έμπνευση από το μοντέλο του Russel, έχουν επινοηθεί και άλλα μοντέλα τα οποία προσθέτουν και άλλες διαστάσεις στο Κυκλικό μοντέλο, με πιο συνηθισμένες προσθήκες εκείνες της Κυριαρχίας (Dominance) και της Αρέσκειας (Liking) [9, 10].

Chart

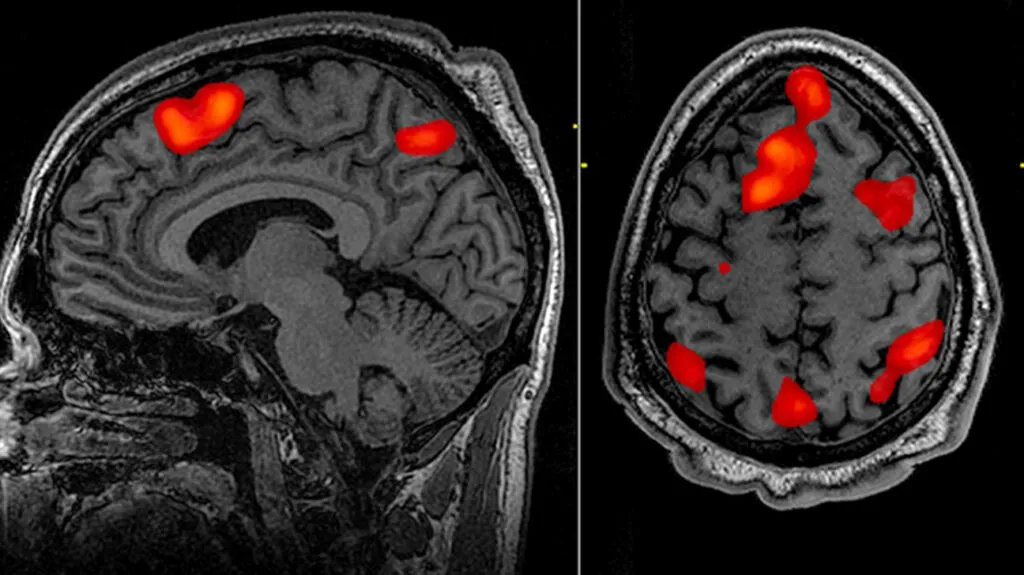
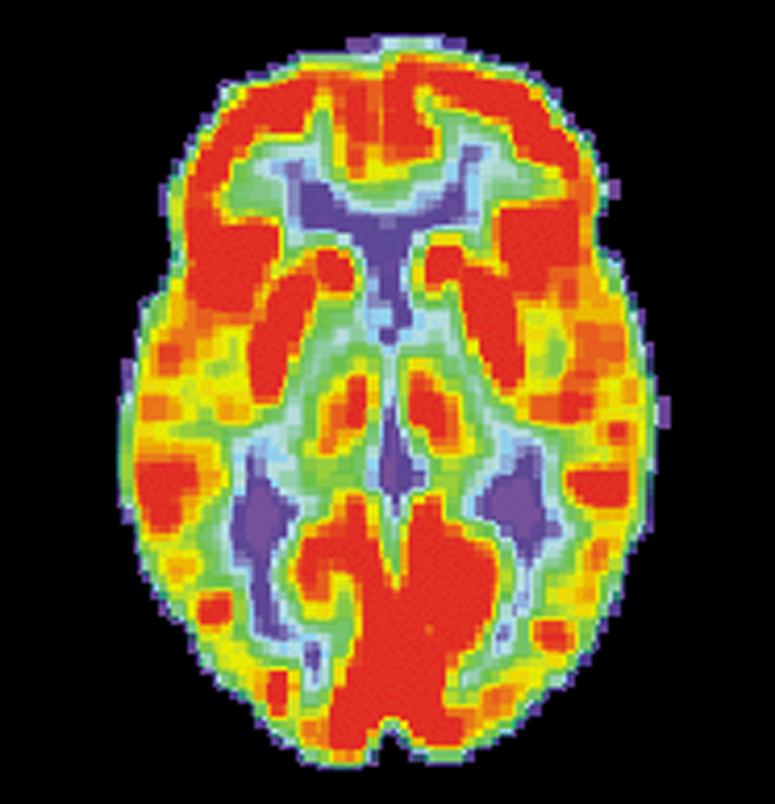
Description automatically generated

3D διάγραμμα Valence - Arousal - Dominance

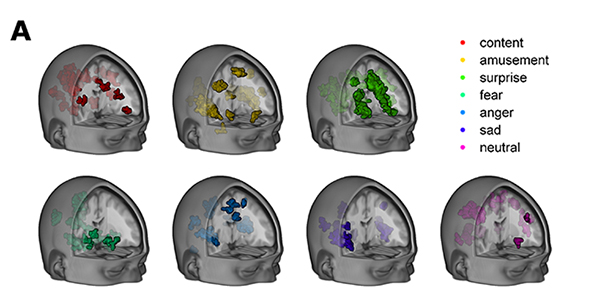
### **Εγκέφαλος και Συναισθήματα**

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει η μελέτη της επίδρασης των συναισθηματικών ερεθισμάτων στον εγκέφαλο. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η βασική λειτουργία του εγκεφάλου είναι η λήψη των ερεθισμάτων από τους νευρώνες, η επεξεργασία τους και η δημιουργία κάποιας απόκρισης στον ανθρώπινο οργανισμό. Έτσι τις τελευταίες δύο δεκαετίες έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές νευροαπεικόνισης (neuroimaging), οι οποίες μπορούν να απεικονίσουν συγκεκριμένα κομμάτια του εγκεφάλου κατά τη διάρκεια που ο χρήστης εκτελεί μια συγκεκριμένη διεργασία ή δέχεται κάποιο συγκεκριμένο ερέθισμα.

Τέτοιες τεχνικές είναι η Λειτουργική Απεικόνιση Μαγνητικού Συντονισμού (functional Magnetic Resonance Imaging – fMRI) και η Τομογραφία Εκπομπής Ποζιτρονίων (Positron Emission Tomography – PET), που μπορούν να βοηθήσουν στο σχεδιασμό μια πλήρης εικόνας των διεργασιών του εγκεφάλου κατά τη συναισθηματική διέγερση.



fMRI (Αριστερό σχήμα), PET scan (Δεξιό σχήμα)



Αποτελέσματα fMRI για διάφορες συναισθηματικές καταστάσεις

Τα ευρήματα της νευροαπεικόνισης έχουν δείξει ότι καίριο ρόλο στην παραγωγή των συναισθημάτων διαδραματίζουν συγκεκριμένα μέρη του μεταιχμιακού συστήματος καθώς επίσης και επιμέρους σημεία του μετωπιαίου φλοιού (frontal cortex). Σημαντική δομή για την προέλευση των συναισθημάτων είναι η αμυγδαλή, η οποία αποτελεί μια ομάδα νευρώνων του μεταιχμιακού συστήματος, που αναλαμβάνει ενστικτώδεις λειτουργίες.

Ορισμένα παραδείγματα συσχέτισης συναισθημάτων με τα μέρη του εγκεφάλου που ενεργοποιούν κατά τη διέγερση [32] είναι :

* Το συναίσθημα της χαράς ενεργοποιεί αρκετά μέρη του εγκεφάλου, όπως τον δεξιό μετωπιαίο φλοιό, τον προσφηνοειδές λοβό (precuneus), την αριστερή αμυγδαλή και τον δεξιά νησιωτικό φλοιό (insula). Αυτή η εγκεφαλική δραστηριότητα περιλαμβάνει συνδέσεις ανάμεσα στο κέντρο της αντίληψης του εγκεφάλου (μετωπιαίος φλοιός και νησιωτικός φλοιός) και το κέντρο της ευημερίας του εγκεφάλου (αμυγδαλή).
* Το συναίσθημα του φόβου σχετίζεται με την αμυγδαλή, τον υποθάλαμο και τον αριστερά μετωπιαίο φλοιό. Αυτό εξηγείται διότι χρειάζεται σκέψη, που γίνεται στον μετωπιαίο φλοιό, ενστικτώδης αντίδραση που συμβαίνει στην αμυγδαλή και ένα αίσθημα επείγουσας ανάγκης που συμβαίνει στον υποθάλαμο.
* Το συναίσθημα της λύπης, που είναι και το πιο μελετημένο συναίσθημα λόγω της έρευνας που γίνεται για την καταπολέμηση της κατάθλιψης, ενεργοποιεί το δεξί βρεγματικό λοβό, τον ιππόκαμπο, την αμυγδαλή και τον αριστερά νησιωτικό φλοιό.

Γίνεται εύκολα αντιληπτή, η σημασία της ομαλής λειτουργίας του εγκεφάλου για την παραγωγή των σωστών συναισθημάτων τη σωστή στιγμή. Δεν είναι τυχαίο, ότι ασθένειες του εγκεφάλου, μπορούν με τον καιρό, να προκαλέσουν μεταβολές στις συναισθηματικές αποκρίσεις του ανθρώπου. Είναι επομένως λογικό οι επιστήμονες που ερευνούν τη βιολογική φύση των συναισθημάτων να μελετάνε τις δομές και τα σήματα του εγκεφάλου.

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3**

# Αναγνώριση Συναισθημάτων από Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα



## **Διεπαφή Εγκεφάλου - Υπολογιστή (BCI)**

Η πληροφορία που διαθέτει ο εγκέφαλος, για τη συναισθηματική κατάσταση αλλά και γενικότερα για όλες τις λειτουργίες του ανθρώπινου οργανισμού, είναι φανερό ότι είναι ανεκτίμητη. Για την λήψη και εκμετάλλευση αυτής της πληροφορίας είναι ιδιαίτερα σημαντική μια συσκευή, η οποία είναι ικανή να συλλέξει και να επεξεργαστεί τα δεδομένα της εγκεφαλικής δραστηριότητας. Αυτή η συσκευή είναι η Διεπαφή Εγκεφάλου-Υπολογιστή και συνιστά έναν έντονα αναπτυσσόμενο χώρο στο τομέα της επιστήμης υπολογιστών.

### **Ορισμός**

Η Διεπαφή Εγκεφάλου-Υπολογιστή ή BCI είναι η τεχνολογία, που λειτουργεί σαν δίαυλος επικοινωνίας, ανάμεσα στην ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου και μια εξωτερική συσκευή. Προσφέρει έναν τρόπο αλληλεπίδρασης ανάμεσα σε ανθρώπους και μηχανές, χωρίς την κίνηση των μυών, αφού το σύστημα ελέγχεται μόνο από την εγκεφαλική δραστηριότητα του χρήστη, η οποία καταγράφεται με ειδικό εξοπλισμό.

Diagram

Description automatically generated

Πλαίσιο λειτουργία (framework) ενός BCI

Υπάρχουν δύο βασικοί τύποι BCI: ενεργά (active) και παθητικά (passive). Τα ενεργά BCI απαιτούν από τους χρήστες να συγκεντρώσουν ενεργά τις σκέψεις τους σε κάποιο συγκεκριμένο ερέθισμα ή κίνηση, ώστε να αλληλοεπιδράσουν με μια εξωτερική συσκευή. Για παράδειγμα, ένας χρήστης μπορεί να σκεφτεί ότι κινεί το χέρι του, με αποτέλεσμα να στείλει σήμα κίνησης σε έναν ρομποτικό βραχίονα, ο οποίος θα κινείται με τον ίδιο τρόπο. Από την άλλη, τα παθητικά BCI απλώς ανιχνεύουν εγκεφαλικά σήματα , χωρίς να κάνει κάτι ο χρήστης, με σκοπό την ερμηνεία της εγκεφαλικής κατάστασης του ατόμου. Χαρακτηριστικό παράδειγμα παθητικών BCI, είναι η χρήση τους για την αναγνώριση των συναισθημάτων και των επιπέδων άγχους (stress) του χρήστη [12].

Κοιτώντας από πολύ υψηλό επίπεδο (high level), ένα BCI αποτελείται από ένα σύστημα λήψης των εγκεφαλικών σημάτων (signal acquisition system), τεχνικές επεξεργασίας των σημάτων αυτών (signal processing techniques) και μια συσκευή εξόδου (output device) [14].

Diagram

Description automatically generated

Σύστημα BCI

Μια ακόμη συνηθισμένη κατηγοριοποίηση, που γίνεται στα BCI είναι με βάση της μεθόδου λήψης των σημάτων του εγκεφάλου. Συγκεκριμένα γίνεται χωρισμός ανάμεσα σε τρείς ομάδες:

* Παρεμβατικά (invasive) BCI, τα οποία χαρακτηρίζονται από την εισαγωγή μικροηλεκτροδίων μέσα στον εγκεφαλικό φλοιό και τη φαιά ουσία. Παρέχουν εξαιρετικής ποιότητας σήματα με υψηλό SNR (Signal-to-noise Ratio) και υψηλή χωρική ευκρίνεια. Παρόλα αυτά η χρήση τους περιορίζεται κυρίως σε ιατρικά περιβάλλοντα, καθώς είναι πολύ δύσκολη η χρήση τους και επιφέρει ορισμένα ρίσκα στην υγεία του χρήστη. Συσκευές που χρησιμοποιούνται για την παρεμβατική ανίχνευση εγκεφαλικών σημάτων, είναι οι σειρές μικροηλεκτροδίων (microelectrode arrays), οι οποίες δρουν σαν διεπαφή ανάμεσα στους νευρώνες και το ηλεκτρικό κύκλωμα που διαβάζει το σήμα.
* Μερικώς παρεμβατικά (partially invasive) BCI, τα οποία χρησιμοποιούν ηλεκτρόδια που τοποθετούνται μέσα στο κρανίο, χωρίς όμως να εισαχθούν στη φαιά ουσία. Τα σήματα που προκύπτουν από αυτές τις ανιχνεύσεις είναι χαμηλότερης ποιότητας από αυτά των παρεμβατικών BCI, όμως μειώνουν σημαντικά τους κινδύνους που τα συνοδεύουν. Η πιο γνωστή μερικώς παρεμβατική μέθοδος ανίχνευσης εγκεφαλικών σημάτων είναι, η Ηλεκτροκορτικογραφία (ECoG), όπου χρησιμοποιούνται διηθητικά ηλεκτρόδια, δηλαδή τοποθετούνται ύστερα από χειρουργική επέμβαση μέσα στο κρανίο [15].
* Μη-παρεμβατικά (non-invasive) BCI, τα οποία τοποθετούν ηλεκτρόδια επάνω στην επιφάνεια του κρανίου, χωρίς να εισάγουν κάτι μέσα στο ανθρώπινο σώμα. Τα μη-παρεμβατικά BCI είναι τα πιο μελετημένα και πιο χρησιμοποιημένα BCI, καθώς επιτρέπουν συλλογή ικανοποιητικής ποιότητας σημάτων, με τον πιο εύκολο τρόπο χωρίς να έχουν κανένα ρίσκο για την υγεία του ανθρώπου. Οι πιο δημοφιλείς μη-παρεμβατικοί μέθοδοι λήψης εγκεφαλικών σημάτων, είναι το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ), το Μαγνητοεγκεφαλογράφημα (MEG) και η Μαγνητική Τομογραφία (MRI).

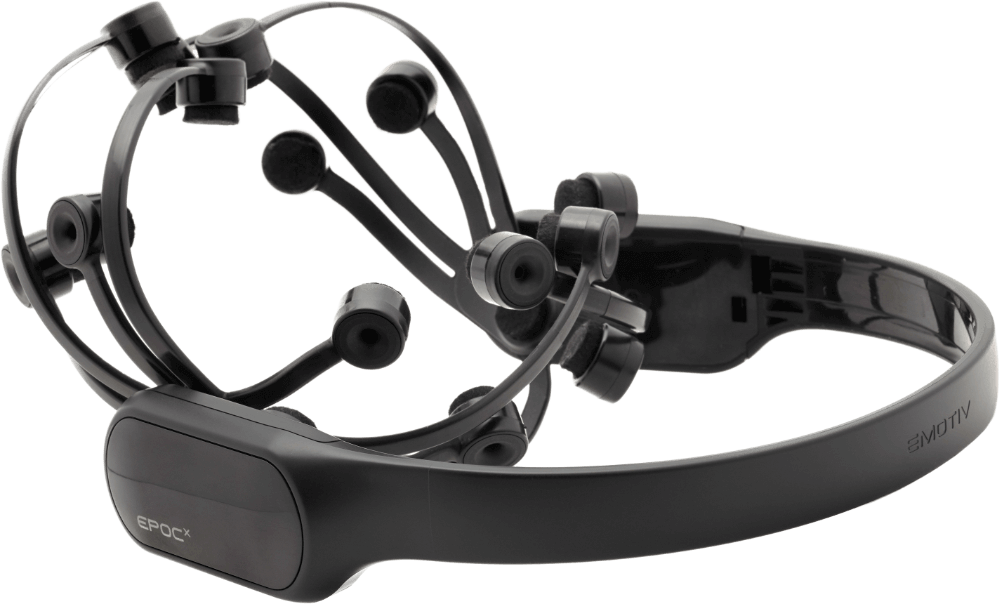
### **Ιστορική Αναδρομή και Εφαρμογές**

Ο χώρος των BCI αποτελεί έναν σχετικά νέο χώρο ερευνών, ο οποίος ξεκίνησε τη δεκαετία του 1970. Όμως εξίσου μεγάλη σημασία μπορεί να αποδοθεί στην αρχή της μελέτης του ανθρώπινου εγκεφάλου το 1924, όπου ο Γερμανός ψυχίατρος Hans Berger, ανακάλυψε την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου και ανέπτυξε το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Συγκεκριμένα μπόρεσε να εντοπίσει τις επιμέρους ταλαντώσεις που συμβαίνουν στον εγκέφαλο όπως τα κύματα άλφα αναλύοντας ίχνη του ΗΕΓ, ενώ επίσης μελέτησε τη συσχέτιση των σημάτων ΗΕΓ των ασθενών με εγκεφαλικές διαταραχές. Έγινε άμεσα αντιληπτό, ότι η χρήση των ΗΕΓ, επέτρεπε την αναζήτηση νέων δυνατοτήτων για τη μελέτη της εγκεφαλικής δραστηριότητας.

Το 1973 ο επιστήμονας πληροφορικής Jacques Vidal του πανεπιστήμιου του UCLA, πραγματοποίησε την πρώτη αναφορά στον όρο BCI με το paper: “Toward Direct Brain-Computer Communication” και θεωρείτε ο εφευρέτης του BCI. Σε αυτή την εργασία, ο Vidal έγραφε για τη δυνατότητα ελέγχου αντικειμένων χρησιμοποιώντας σήματα ΗΕΓ. Το 1977 ο Vidal κατάφερε χρησιμοποιώντας μη-παρεμβατικούς τρόπους ανίχνευσης εγκεφαλικών σημάτων, να δημιουργήσει ένα σύστημα, που μπορούσε να ελέγξει έναν κέρσορα στην οθόνη ενός υπολογιστή, χρησιμοποιώντας Visual Evoked Potentials (VEP), δηλαδή αιχμές τάσης, που συνέβαιναν με κάποιο ορατό ερέθισμα, στον εγκέφαλο [33].

Το 1988 οι επιστήμονες Stevo Bozinovski, Mihail Sestakov και Liljana Bozinovsk έγραψαν μια αναφορά, πάνω σε ένα πείραμα τους για τον έλεγχο ενός ρομπότ με τη χρήση σημάτων ΗΕΓ. Συγκεκριμένα, κατάφεραν να κινήσουν ένα ρομπότ και να το κάνουν να ακολουθήσει μια γραμμή που ήταν σχεδιασμένη στο πάτωμα. Ήταν η πρώτη αναφορά στον έλεγχο ενός φυσικού αντικειμένου με τη χρήση εγκεφαλικών σημάτων [34]. Το 2008 ο ηλεκτρολόγος μηχανικός del Milan μαζί με την ομάδα του, ανέπτυξαν ένα σύστημα, το οποίο επέτρεπε στους συμμετέχοντες να ελέγχουν ένα αναπηρικό αμαξίδιο, χρησιμοποιώντας μη-παρεμβατικές μεθόδους λήψης σημάτων [35].

Με την πάροδο των χρόνων οι συσκευές ανίχνευσης της εγκεφαλικής δραστηριότητας βελτιωνόντουσαν διαρκώς, ενώ ταυτόχρονα αναπτυσσόντουσαν νέες μέθοδοι επεξεργασίας σημάτων και μηχανικής μάθησης. Τα τελευταία χρόνια, το κόστος τους αλλά και η ακρίβεια με την οποία λειτουργούν έχουν φτάσει σε ένα επίπεδο, που επιτρέπουν την χρήση τους από απλούς πολίτες. Για αυτό το λόγο ο χώρος των BCI αποτελεί κέντρο ενδιαφέροντος για πολλούς τομείς, όπως την υγεία, την επιστήμη των υπολογιστών, την εκπαίδευση, το μάρκετινγκ ακόμη και τη διασκέδαση.



Το BCI headset της Emotiv, Epoc+

Μια πολύ σημαντική εφαρμογή των BCI, είναι η βελτίωση της καθημερινότητας των ανθρώπων με μυϊκές αναπηρίες. Ο έλεγχος ενός αναπηρικού αμαξιδίου ή ενός ρομποτικού βραχίονα, που αναφέρθηκαν προηγουμένως, αποτελούν ιδιαίτερα χρήσιμα συστήματα για ανθρώπους που έχουν προβλήματα στην κινησιολογία τους. Πολύ διαδεδομένη είναι επίσης η μελέτη των BCI ορθογράφων (spellers), δηλαδή συσκευών που λειτουργούν ως μέσο γραφής και επικοινωνίας μέσω των εγκεφαλικών σημάτων, για ανθρώπους που έχουν χάσει την ικανότητα της επικοινωνίας. Συγκεκριμένα οι ορθογράφοι P300 είναι αρκετά δημοφιλής καθώς δεν απαιτούν εμπειρία χρήσης και είναι εύκολοι στη χρήση [16]. Αξιοποιούν τα P300 κύματα που παρουσιάζονται στον εγκέφαλο, όταν ο χρήστης σκέφτεται ένα αντικείμενο και αυτό το αντικείμενο εμφανίζεται μπροστά του μετά από μια σειρά άλλων αντικειμένων. Έτσι για τους P300 ορθογράφους, ο χρήστης σκέφτεται ένα γράμμα και όταν το γράμμα αυτό εμφανιστεί σε μια οθόνη μπροστά του εμφανίζεται μετά από σχεδόν 300 ms, μια αιχμή στα εγκεφαλικά του σήματα.



P300 speller

Ακόμη ένας χώρος όπου τα BCI συστήματα βρίσκουν άμεση εφαρμογή είναι ο χώρος της υγείας. Τα σήματα ΗΕΓ και άλλα εγκεφαλικά σήματα περιέχουν ουσιώδης πληροφορία σχετικά με την κατάσταση υγείας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Έτσι η χρήση των BCI συστημάτων μπορεί να βοηθήσει σημαντικά στην ανίχνευση ή πρόβλεψη εγκεφαλικών διαταραχών, όπως την επιληψία, την ασθένεια Parkinson’s και την ασθένεια Alzheimer’s [12]. Επίσης μέσω της μελέτης των εγκεφαλικών αυτών σημάτων, είναι ικανά να βοηθήσουν τους ιατρούς στην αποκατάσταση των κινήσεων των ασθενών, που έχουν τραυματιστεί και έχουν χάσει τη δυνατότητα κίνησης τους.

Ένας επιπρόσθετος χώρος όπου εφαρμόζονται BCI συστήματα είναι ο χώρος τους νευρομάρκετινγκ (neuromarketing). Εκεί χρησιμοποιούνται τα εργαλεία που παρέχουν τα BCI, με σκοπό να εξετασθεί η συμπεριφορά των καταναλωτών σε διάφορα προϊόντα ή διαφημίσεις. Έτσι αποκτώνται πληροφορίες σχετικά με την συμπεριφορά, το γνωστικό και το συναισθηματικό επίπεδο των καταναλωτών, τις οποίες οι εταιρίες μπορούν να συλλέξουν και να εφαρμόσουν, με βάση αυτών, αποδοτικές στρατηγικές μάρκετινγκ [36]. Ενδιαφέρον παρουσιάζει και μια βάση δεδομένων, που έχει κατασκευαστεί πάνω στα συναισθήματα που έχουν προκαλέσει διάφορα βιντεοπαιχνίδια σε παίχτες τους. Αυτά τα συναισθήματα αναγνωρίζονται μέσω των σημάτων ΗΕΓ και το σύστημα αυτό, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να ελέγχει ο κατασκευαστής των παιχνιδιών αν το συναίσθημα που διεγείρει στον χρήστη είναι το επιθυμητό [37].

Μια τελευταία εφαρμογή που μελετάται αρκετά είναι η χρήση των BCI ως χειριστήρια βιντεοπαιχνιδιών για διασκέδαση. Σήμερα υπάρχουν BCI συσκευές που είναι φορητές, οικονομικές, εύκολες στη χρήση και ασύρματες, οπότε μπορούν να χρησιμοποιηθούν σαν διεπαφή ανάμεσα στο χρήστη και στο παιχνίδι. Παρόλο που η ακρίβεια τους δεν έχει φτάσει ακόμα σε καλά επίπεδα, για να ανταπεξέλθουν στις ταχύτητες που απαιτούν τα παιχνίδια, έχουν γίνει απόπειρες όπου χρήστες καταφέρνουν να κινήσουν τους χαρακτήρες τους και να παίξουν απλά παιχνίδια. Ορισμένα μοντέλα συνδυάζονται και με άλλους αισθητήρες, ώστε να ανιχνεύσουν περισσότερα σήματα όπως εκφράσεις προσώπου για να ενισχύσουν την ευχρηστία τους [38].



BCI gaming

### **Μη-παρεμβατικά BCI**

Στην έρευνα των BCI το μεγαλύτερο ενδιαφέρον για την επιστημονική κοινότητα παρουσιάζουν τα μη-παρεμβατικά BCI, καθώς δεν απαιτούν χειρουργική επέμβαση για τη χρήση τους. Η πιο δημοφιλής μέθοδος λήψης εγκεφαλικών σημάτων είναι αδιαμφισβήτητα τα ΗΕΓ, καθώς διαθέτουν ορισμένα πλεονεκτήματα, που τα καθιστούν πιο κατάλληλα για έρευνα σε πιο γενικευμένα περιβάλλοντα. Παρακάτω όμως αναλύονται και κάποιες άλλες μέθοδοι λήψης σημάτων, καθώς υπάρχει και για αυτές εκτενής βιβλιογραφία και έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον η σύγκριση τους με τα σήματα ΗΕΓ.

* Ένα κλασικό βιοσήμα με μεγάλη χρήση είναι η Μαγνητική Τομογραφία (Magnetic Resonance Imaging - MRI). Πρόκειται για μια ακτινολογική μέθοδο απεικόνισης του εσωτερικού ενός οργανισμού, η οποία έχει τη δυνατότητα να παρέχει λεπτομερής εικόνες του εγκεφάλου χρησιμοποιώντας μαγνήτες και ραδιοκύματα. Αποτελεί χρήσιμο βιοσήμα στην αναγνώριση συναισθημάτων, καθώς μπορεί να απεικονίσει τις ανωμαλίες του εγκεφάλου και εντοπίζει και τις πηγές αυτών των ανωμαλιών [14].
* Επιπλέον μια σύγχρονη τεχνική είναι η Λειτουργική Απεικόνιση Μαγνητικού Συντονισμού (functional Magnetic Resonance Imaging – fMRI), η οποία απεικονίζει την αιμοδυναμική αντίδραση που σχετίζεται με τη δραστηριότητα των νευρώνων στον εγκέφαλο και στο Νωτιαίο Μυελό. Η τεχνική αυτή προσφέρει το επιπρόσθετο χαρακτηριστικό, ότι μπορεί να απεικονίσει συγκεκριμένα κομμάτια του εγκεφάλου, κατά τη διάρκεια που ο χρήστης εκτελεί μια συγκεκριμένη διεργασία, παρατηρώντας την αλλαγή της ροής του αίματος. Αυτό επιτρέπει τον εντοπισμό των μερών του εγκεφάλου που ενεργοποιούνται σε κάθε διεργασία [14].
* Μια ακόμη καινοτόμα τεχνική, με την οποία ασχολούνται οι επιστήμονες είναι η Τομογραφία Εκπομπής Ποζιτρονίων (Positron Emission Tomography – PET), η οποία χρησιμοποιεί ραδιενεργές ουσίες, που ονομάζονται ραδιοανιχνευτές (radiotracers), για να μετρήσουν μεταβολές σε διάφορες μεταβολικές διαδικασίες στο σώμα και να διαγνώσουν ασθένειες. Αυτές οι μεταβολές οπτικοποιούνται με αποτέλεσμα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως εικόνες για τη μελέτη της εγκεφαλικής κατάστασης του ανθρώπου [14].

|  |  |
| --- | --- |
| Μέθοδος | Μειονεκτήματα |
| ΜRI | Αργή και άβολη διαδικασία |
| fMRI | Είναι ακριβή διαδικασία και απαιτεί ακινησία από το χρήστη |
| PET | Ακριβός εξοπλισμός με δύσκολη συναρμολόγηση |

Οι παραπάνω τεχνικές είναι εξαιρετικά χρήσιμες σε κλινικά περιβάλλοντα, όμως υστερούν σε φορητότητα, κόστος, και ευχρηστία, τα οποία είναι χαρακτηριστικά που στην πλειονότητα των εφαρμογών θεωρούνται πολύ σημαντικά. Για το λόγο αυτό η πιο συχνά αξιοποιημένη μη-παρεμβατική μέθοδος είναι η συλλογή και η μελέτη των σημάτων ΗΕΓ.

### **EEG-Based BCIs**

Οι συσκευές BCI που έχουν εγκατεστημένες στο headset τους ηλεκτρόδια για καταγραφή ΗΕΓ, ονομάζονται EEG-Based BCI συστήματα. Τα συστήματα αυτά τα τελευταία χρόνια έχουν βελτιωθεί τόσο που ειδικά σε περιβάλλοντα καθημερινής χρήσης μονοπωλούν το ενδιαφέρον της κοινότητας των BCI καθώς διαθέτουν ορισμένα χαρακτηριστικά που καθιστούν τη χρήση τους κατάλληλη.

#### **Πλεονεκτήματα EEG-Based BCIs**

Για αρχή τα EEG-Based ΒCI συστήματα είναι σίγουρα η πιο οικονομική μέθοδος συλλογής σημάτων της εγκεφαλικής δραστηριότητας, αφού συνεχώς διάφορες εταιρείες βγάζουν στην αγορά νέες συσκευές με ανταγωνιστικές τιμές, με σκοπό να προσελκύσουν developers για να αναπτύξουν εφαρμογές με το headset τους. Ακόμη τα συστήματα αυτά είναι σημαντικά πιο εύκολα στη χρήση ενώ ταυτόχρονα συλλέγουν εγκεφαλικά σήματα με μεγαλύτερη ταχύτητα από τις άλλες μεθόδους. Σε αντίθεση με τις προαναφερθέντες μη-παρεμβατικές μεθόδους, τα περισσότερα EEG-Based ΒCI είναι wearable και δεν απαιτούν τη χρήση άλλων εξωτερικών συσκευών για την συλλογή των σημάτων. Έτσι μπορούν να χρησιμοποιηθούν και από απλούς ανθρώπους, που δεν έχουν γνώση τους πως λειτουργούν οι συσκευές αυτές.

Επιπλέον τα σήματα ΗΕΓ που λαμβάνονται από τα BCI, χαρακτηρίζονται από πάρα πολύ υψηλή χρονική ευκρίνεια, επιπέδου millisecond. Αυτό σημαίνει ότι μπορούν με πολύ μεγάλη ακρίβεια να καταγράψουν τη χρονική στιγμή που μετράνε το ηλεκτρικό σήμα. Ένα επιπρόσθετο πολύ χρήσιμο χαρακτηριστικό των headset με ηλεκτρόδια ΗΕΓ, είναι ότι μπορούν να συλλέξουν σήματα σε πολλαπλές μη-επικαλυπτόμενες συχνοτικές ζώνες όπως αυτές που αναφέρθηκαν παραπάνω (Θήτα, Δέλτα, Άλφα, Βήτα, Γάμμα). Η σημαντικότητα αυτού του χαρακτηριστικού οφείλεται στην ισχυρή σύνδεση των συχνοτήτων ενδιαφέροντος με διακριτές συμπεριφορικές καταστάσεις. Έτσι χρησιμοποιώντας απλές τεχνικές επεξεργασίας σήματος είναι εύκολο να ληφθούν σήματα ΗΕΓ σε διάφορες συχνοτικές περιοχές.

#### **Μειονεκτήματα EEG-Based BCIS**

Παρόλα αυτά αξίζει να αναφερθούν ορισμένα μειονεκτήματα των EEG-Based ΒCI συστημάτων. Τα σήματα ΗΕΓ έχουν χαμηλή χωρική ευκρίνεια, η οποία οφείλεται στον περιορισμένο αριθμό ηλεκτροδίων. Αυτό σημαίνει ότι δεν είναι πάντα αντιληπτό το ακριβές σημείο του εγκεφάλου, από το οποίο προήλθε η μέτρηση. Ακόμη τα ΗΕΓ παράγουν σήματα με χαμηλότερο SNR από τα σήματα που προέρχονται από άλλες μεθόδους, καθώς είναι ιδιαίτερα ευαίσθητα σε θόρυβο που προέρχεται από το περιβάλλον, κινήσεις του χρήστη και διασπάσεις της προσοχής. Επιπλέον η έλλειψη στασιμότητας που έχουν τα σήματα ΗΕΓ κάνει την ανάλυση τους αρκετά δύσκολη, αφού είναι απρόβλεπτα καθώς αλλάζουν τιμές πάρα πολύ γρήγορα και στο χρόνο και στο χώρο. Ένα ακόμη σοβαρό μειονέκτημα των σημάτων ΗΕΓ, είναι ότι εξαρτώνται πολύ έντονα από το άτομο στο οποίο γίνεται η μέτρηση. Αυτό σημαίνει ότι συνήθως τα EEG-Based BCI συστήματα εξειδικεύονται σε ένα άτομο, ενώ η χρήση ενός συστήματος από πολλούς ανθρώπους είναι εξαιρετικά δύσκολη [14].

#### **Paradigms των EEG-Based BCIS**

Για την κατανόηση των μεταβολών που συμβαίνουν στην ηλεκτρική εγκεφαλική δραστηριότητα, έχουν επινοηθεί ορισμένα paradigms, τα οποία αντιστοιχίζονται σε συγκεκριμένες αναζητήσεις που γίνονται στα σήματα ΗΕΓ μετά από την επαφή του χρήστη με κάποιο ερέθισμα. Τα πιο συνηθισμένα από αυτά είναι τα παρακάτω [11]:

* Sensory Evoked Potentials (SEP): Τα προκαλούμενα δυναμικά (evoked potentials), αναφέρονται σε ηλεκτρικά δυναμικά, τα οποία καταγράφονται μετά την εμφάνιση ενός ερεθίσματος. Υπάρχουν τρία είδη προκαλούμενων δυναμικών, Auditory Evoked Potentials (AEP), τα οποία πρόκεινται για ηλεκτρικά δυναμικά που εμφανίζονται με ακουστικά ερεθίσματα, Visual Evoked Potentials (VEP), που αφορούν δυναμικά που οφείλονται σε οπτικά ερεθίσματα, και τα Somatosensory Evoked Potentials (SsEP), τα οποία είναι δυναμικά που προέρχονται από σωματικά ερεθίσματα.
* Event-Related Potentials (ERP): Τα σήματα ΗΕΓ έχουν πολύ υψηλή χρονική ευκρίνεια, η οποία επιτρέπει την μέτρηση άμεσων αποκρίσεων που οφείλονται σε ερεθίσματα που διαρκούν μικρό χρονικό διάστημα. Έτσι τα ERPs (δυναμικά που σχετίζονται με κάποιο συμβάν) μετράνε θετικά ή αρνητικά δυναμικά που συμβαίνουν συνήθως με κάποια καθυστέρηση, ύστερα από την εμφάνιση κάποιου ερεθίσματος. Οι συνιστώσες των ERPs εμφανίζονται με την σειρά: P100, N100, N200, P200, P300, και Slow Cortical Potential (SCP). Τα N100 χαρακτηρίζονται από υψηλή αρνητική τιμή που συμβαίνει με καθυστέρηση 100 ms μετά από ένα ερέθισμα, ενώ τα P100 χαρακτηρίζονται από υψηλή θετική τιμή που συμβαίνει με την ίδια καθυστέρηση. Ανάλογα ορίζονται και τα N200 και P200, με καθυστέρηση 200 ms αυτή τη φορά. Τα P300 αναπαριστούν διαδικασίες που αφορούν την εκτίμηση του ερεθίσματος από τον χρήστη, που συμβαίνουν όταν ο χρήστης αντιλαμβάνεται το ερέθισμα και εμφανίζονται από 250 ms με 500 ms μετά από αυτό. Τα SCP μπορούν να συμβούν από 300 ms μετά την εμφάνιση του ερεθίσματος μέχρι αρκετά δευτερόλεπτα ύστερα.

Diagram

Description automatically generated

Event Related Potentials

* Event-Related De/Synchronizations (ERD/ERS): Η ανάλυση ERD/ERS, δηλαδή ο συγχρονισμός ή αποσυγχρονισμός που οφείλεται σε κάποιο συμβάν, επιτρέπει την εκτίμηση των μεταβολών ισχύος σε συγκεκριμένες συχνοτικές περιοχές με πολύ υψηλή χρονική ευκρίνεια. Η αύξηση της ισχύς μέσα σε μια συγκεκριμένη συχνοτική ζώνη μετά την παρουσίαση ενός ερεθίσματος, ορίζεται ως ERS, ενώ η μείωση της ισχύς σε μια συχνοτική ζώνη ορίζεται ως ERD. Η ανάλυση αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη στην μέτρηση των αποκρίσεων του χρήστη σε ερεθίσματα, που συμβαίνουν για κάποια διάρκεια, για κάθε χρονική στιγμή στην οποία παρουσιάζονται.

## **Αναγνώριση Συναισθημάτων**

Η αναγνώριση συναισθημάτων (emotion recognition) πρόκειται για τη διαδικασία εντοπισμού των ανθρώπινων συναισθημάτων. Η ικανότητα των ανθρώπων να καταλάβουν τα συναισθήματα των άλλων συνιστά μια ιδιαίτερα σημαντική λειτουργία καθώς επηρεάζει έντονα την επικοινωνία και την συνύπαρξη των ανθρώπων σε μια κοινωνία. Αυτή η διαδικασία όταν πραγματοποιείται από ανθρώπους, έχει σημαντικά υποκειμενικό χαρακτήρα, τόσο λόγω της αμφισβητούμενης ικανότητας των ανθρώπων να αναγνωρίσουν πλήρως τα συναισθήματα άλλων ανθρώπων, όσο και λόγω της έλλειψης μια αδιαφιλονίκητης «αλήθειας» για το συναίσθημα ενός ανθρώπου μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή.

Ένα αναδυόμενο πεδίο έρευνας τη τελευταία δεκαετία, για την καταπολέμηση των παραπάνω περιορισμών και την υποστήριξη των ανθρώπων στην κατανόηση των συναισθημάτων, είναι η αναγνώριση τους με τη χρήση διαφόρων τεχνολογιών. Συγκεκριμένα γίνεται χρήση διαφόρων τρόπων (modalities) καταγραφής πληροφορίας, η οποία στη συνέχεια βοηθάει στον εντοπισμό του συναισθήματος. Οι πιο μελετημένοι από αυτούς είναι:

* Αναγνώριση συναισθήματος από τις εκφράσεις των προσώπων σε ένα βίντεο ή σε μια εικόνα
* Αναγνώριση συναισθήματος από τα σήματα φωνής σε μια ηχογράφηση
* Αναγνώριση συναισθήματος από το τρόπο γραφής σε ένα κείμενο
* Αναγνώριση συναισθήματος από βιοσήματα που μετρούνται με τη χρήση wearables.

Γίνεται αντιληπτό, ότι ο χώρος αυτός βρίσκει άμεση εφαρμογή στις μελέτες των BCI και ειδικότερα των EEG-Based BCI, αφού η ευχρηστία, η φορητότητα και το κόστος τους επιτρέπουν ευρεία χρήση και έρευνα. Η αναγνώριση συναισθημάτων από σήματα ΗΕΓ είναι ένα θέμα με ιδιαίτερη άνθιση τα τελευταία χρόνια. Υπάρχει εκτενής βιβλιογραφία, στην οποία ερευνητές παγκοσμίως επιδιώκουν να πετύχουν όλο και πιο ικανοποιητικά αποτελέσματα αξιοποιώντας τα διαρκώς εξελισσόμενα ευρήματα της επιστήμης των υπολογιστών. Μάλιστα η αναγνώριση συναισθημάτων με χρήση τεχνολογίας, αποτελεί κεντρικό θέμα ενδιαφέροντος του τομέα της Συναισθηματικής Υπολογιστικής (Affective Computing), η οποία επιχειρεί να επεκτείνει την Αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Μηχανής.

### **Συναισθηματική Υπολογιστική**

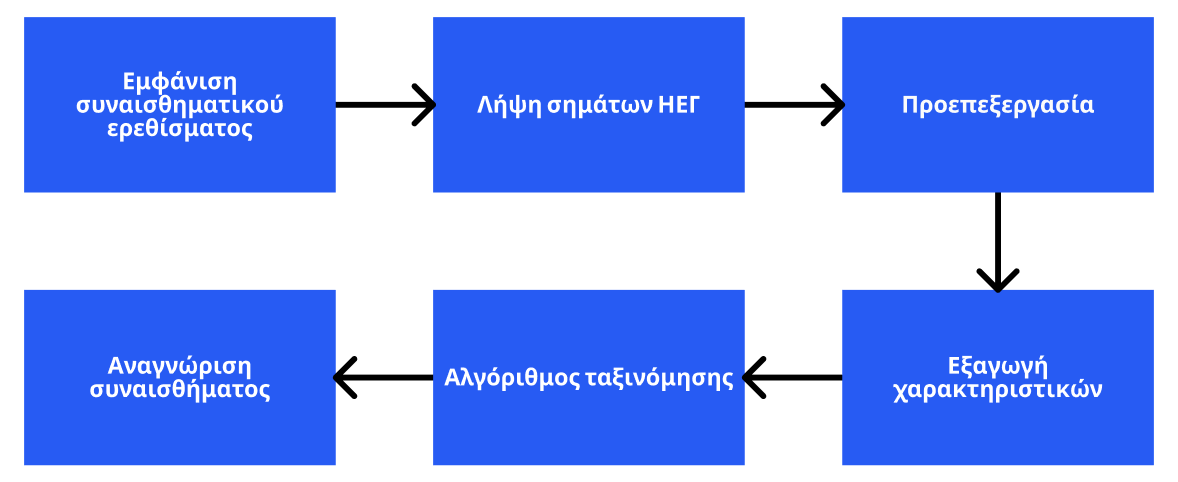
Η Συναισθηματική Υπολογιστική, αποτελεί έναν έντονα αναπτυσσόμενο κλάδο της Επιστήμης Υπολογιστών, και συγκεκριμένα της Διεπαφής Ανθρώπου–Υπολογιστή (HCI), ο οποίος αντλώντας πληροφορίες από τους κλάδους της Ψυχολογίας, της Πληροφορικής και της Βιολογίας, αποσκοπεί στην έρευνα και ανάπτυξη συστημάτων, ικανών για την αναγνώριση, ερμηνεία, επεξεργασία και προσομοίωση των ανθρώπινων συναισθημάτων. Το βασικό κίνητρο του κλάδου αυτού, είναι η κατασκευή μηχανών με συναισθηματική νοημοσύνη, οι οποίες θα αναγνωρίζουν τα συναισθήματα του χρήστη και θα προσαρμόζουν τη λειτουργία τους αναλόγως.

Η ιδέα της κατασκευής μηχανών που «αισθάνονται», δεν είναι καινούργια. Από την αρχαιότητα υπήρχαν μύθοι, που περιλάμβαναν άψυχα όντα που είχαν συνείδηση, ενώ στη πιο σύγχρονη εποχή, έχουν δημιουργηθεί πάρα πολλά έργα που εστιάζουν στην ικανότητα των μηχανών να αναγνωρίζουν τα ανθρώπινα συναισθήματα. Όμως παρόλο που συνηθίζεται το ύφος των έργων αυτών να είναι έντονα δυστοπικό, η υλοποίηση αυτής της ιδέας στην πραγματικότητα μπορεί να επιφέρει σημαντικό όφελος στην καθημερινή ζωή των ανθρώπων. Το 1995 λοιπόν η Αμερικανίδα επιστήμονας Rosalind Pickard δημοσίευσε την εργασία της [1] με θέμα την Συναισθηματική Υπολογιστική, και το 1997 εκδόθηκε το βιβλίο της με τίτλο Affective Computing από το MIT Press. Έτσι ουσιαστικά ξεκίνησε αυτόν τον κλάδο, ο οποίος με την πάροδο των χρόνων, έχει αναπτυχθεί και διευρυνθεί σε πολύ μεγάλο βαθμό, φέροντας στο προσκήνιο της επιστήμης της Διεπαφής Ανθρώπου–Υπολογιστή, την σημασία των συναισθημάτων του χρήστη.

Εφαρμογές της Συναισθηματικής Υπολογιστικής, μπορούν να βρεθούν σε πολλαπλούς τομείς. Ορισμένοι από αυτούς αναφέρονται παρακάτω:

* Στο τομέα της ψυχαγωγίας, έχουν δημιουργηθεί συστήματα [4], τα οποία αντιλαμβάνονται τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη όταν ακούει μουσική και προτείνει αντίστοιχα τραγούδια. Ακόμη, αναπτύσσεται από την εταιρεία βιντεοπαιχνιδιών Valve ένας μηχανισμός, ο οποίος θα προσαρμόζει τη δυσκολία των βιντεοπαιχνιδιών δυναμικά, ανάλογα με το πόσο ενεργά αλληλεπιδρά ο παίκτης με το παιχνίδι, εάν δηλαδή βρίσκει το παιχνίδι βαρετό ή εάν είναι χαρούμενος παίζοντας το [5].
* Επιπρόσθετα, στο τομέα της αυτόνομης οδήγησης, έξυπνα συστήματα εγκατεστημένα σε αυτοκίνητα, μπορούν να αυξήσουν τα μέτρα ασφαλείας, αν αντιληφθούν ότι ο οδηγός είναι θυμωμένος ή αγχωμένος.
* Επιπλέον ένας χώρος, στον οποίο αποδεικνύεται χρήσιμη η συναισθηματική υπολογιστική, είναι ο χώρος του marketing. Επειδή η συναισθηματική έκφραση είναι κάτι το υποκειμενικό και διαφέρει από άτομο σε άτομο, είναι δύσκολο να καταλάβουν με σιγουριά οι εταιρείες πως αισθάνονται οι πελάτες τους όταν χρησιμοποιούν ένα προϊόν τους. Για αυτό το λόγο μπορούν να χρησιμοποιήσουν (πάντα με τη συναίνεση του χρήστη) συσκευές αναγνώρισης συναισθημάτων, οι οποίες επιδιώκουν να δώσουν αντικειμενικά αποτελέσματα για τη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη [6].
* Επίσης ένας ιδιαίτερα σημαντικός χώρος στον οποίο βρίσκουν εφαρμογή οι τεχνικές της Συναισθηματικής Υπολογιστικής είναι ο χώρος της υγείας. Πέρα από τον έλεγχο της ηρεμίας και της καλής διάθεσης του ασθενή, με την μελέτη των βιοσημάτων, χρησιμοποιώντας σύγχρονες τεχνικές μηχανικής μάθησης έχουν ανακαλυφθεί νέα ευρήματα, τα οποία ήταν άγνωστα στους επιστήμονες στο παρελθόν. Για παράδειγμα στο χώρο της εργοθεραπείας είναι γνωστό, ότι άνθρωποι που βρίσκονται στο φάσμα του αυτισμού, παρουσιάζουν πολύ μεγάλη δυσκολία στο να κατανοήσουν τα συναισθήματα των ατόμων που βρίσκονται γύρω τους. Για πολλά χρόνια υπήρχε η αντίληψη ότι η αιτία για αυτή τη δυσκολία, ήταν η ελλιπής κωδικοποίηση της πληροφορίας της αναγνώρισης συναισθημάτων από τους μορφασμούς των προσώπων. Όμως τελευταίες έρευνες δείχνουν ότι κάτι τέτοιο δεν ισχύει και ότι αυτή η δυσκολία έγκειται στην αποκωδικοποίηση ή χρήση αυτής της πληροφορίας, με αποτέλεσμα να θεωρείται ότι η δυσλειτουργία βρίσκεται σε επόμενο στάδιο της αναγνώρισης συναισθημάτων [7, 8].

### **Διαδικασία Αναγνώρισης Συναισθημάτων από σήματα ΗΕΓ**

Με βάση τα προαναφερθέντα, το κοινό στοιχείο που μοιράζονται όλες οι εφαρμογές της Συναισθηματικής Υπολογιστικής είναι η ανάγκη για την αναγνώριση των συναισθημάτων των χρηστών τους. Παρακάτω φαίνεται η βασική ροή εργασίας ενός συστήματος αναγνώρισης συναισθημάτων.

Διαδικασία Αναγνώρισης Συναισθημάτων

Πρώτα ο χρήστης έρχεται σε επαφή με κάποιο ερέθισμα ώστε να του προκληθεί κάποιο συναίσθημα (emotion elicitation). Αυτό το ερέθισμα μπορεί να είναι ένα βίντεο, μια εικόνα, ένας ήχος ή ακόμα και ένα γεγονός. Όσο συμβαίνει αυτό μια συσκευή BCI καταγράφει τα σήματα ΗΕΓ του χρήστη (signal acquisition), όπου εμπεριέχεται η πληροφορία για την απόκριση του ατόμου στο συναισθηματικό ερέθισμα. Στη συνέχεια αυτά τα σήματα λόγω της σημαντικά θορυβώδους φύσης τους, περνάνε από κάποια στάδια προεπεξεργασίας (preprocessing), τα οποία αποσκοπούν στην απομόνωση του πληροφοριακού περιεχομένου του σήματος. Έπειτα γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών των σημάτων (feature extraction), η οποία επιδιώκει να εντοπίσει τα σημεία ενδιαφέροντος τους, χρησιμοποιώντας τεχνικές στατιστικής ανάλυσης και επεξεργασίας σήματος. Ύστερα όταν έχουν εντοπισθεί τα χαρακτηριστικά των σημάτων, χρησιμοποιούνται ως δεδομένα για την εκπαίδευση ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, ο οποίος λειτουργεί ως ταξινομητής (classifier), του οποίου ο τελικός σκοπός είναι να αναγνωρίσει το συναίσθημα από τα σήματα ΗΕΓ.

Τεράστιο κομμάτι της βιβλιογραφίας του χώρου της αναγνώρισης συναισθημάτων, αποτελούν τα διάφορα paper που σχετίζονται με την κατασκευή κάποιας συγκεκριμένης ροής εργασίας (framework) για την αναγνώριση συναισθημάτων από ΗΕΓ. Τα paper αυτά χρησιμοποιούν διάφορες τεχνικές προεπεξεργασίας, εξαγωγής χαρακτηριστικών και ταξινόμησης, για να επιλύσουν ένα συγκεκριμένο πρόβλημα αναγνώρισης συναισθημάτων, καθώς αυτά είναι και τα πιο καίρια στάδια. Παρακάτω αναλύονται ορισμένες από τις πιο δημοφιλείς τεχνικές που χρησιμοποιούνται σε αυτά τα στάδια της διαδικασίας αναγνώρισης συναισθημάτων.

#### **Μέθοδοι προεπεξεργασίας**

Ένα από τα σημαντικότερα βήματα στη διαδικασία αναγνώρισης συναισθημάτων, είναι αναμφίβολα η προεπεξεργασία των σημάτων ΗΕΓ. Τα σήματα αυτά σχεδόν πάντα περιλαμβάνουν artefacts, που οφείλονται σε θόρυβο από διάφορες πηγές. Αυτός ο θόρυβος πρέπει να αφαιρεθεί, έτσι ώστε στα επόμενα στάδια της διαδικασίας, το πληροφοριακό περιεχόμενο που μεταφέρουν τα σήματα αυτά, να είναι όσο το δυνατόν πιο αναλλοίωτο. Για την εκπλήρωση αυτού του στόχου, υπάρχουν πολλές τεχνικές, ορισμένες από τις οποίες εφαρμόζονται σε κάθε framework της βιβλιογραφίας.

* Μείωση της δειγματοληψίας (Downsampling)

Η μείωση της δειγματοληψίας των σημάτων ΗΕΓ είναι ένα πολύ συνηθισμένο βήμα προεπεξεργασίας. Έχει να κάνει με τη μείωση των δειγμάτων σε ένα σήμα ΗΕΓ, επιλέγοντας ένα υποσύνολο των αρχικών δειγμάτων. Τα βήματα του downsampling είναι τα παρακάτω [40]:

1. Αφαίρεση των υψηλών συχνοτήτων του EEG σήματος χρησιμοποιώντας ένα χαμηλοπερατό φίλτρο (Low-pass filter).

Diagram

Description automatically generated

Χαμηλοπερατό φίλτρο

Το φίλτρο αυτό αφαιρεί συχνότητες πάνω από μια συχνότητα αποκοπής (cutoff frequency), η οποία επιλέγεται βάση της νέας επιθυμητής συχνότητας δειγματοληψίας. Συγκεκριμένα με βάση το κριτήριο του Nyquist, η μέγιστη συχνότητα που μπορεί να αποτυπωθεί σε ένα σήμα είναι η μισή της συχνότητας δειγματοληψίας του.

Έτσι λαμβάνοντας υπόψιν, το κριτήριο του Nyquist μπορεί να κατασκευαστεί ένα χαμηλοπερατό φίλτρο, το οποίο συνήθως κατασκευάζεται ψηφιακά είτε χρησιμοποιώντας τεχνική FIR (Finite Impulse Response) είτε IIR (Infinite Impulse Response).

1. Αποδεκατισμός (decimation) σήματος, δηλαδή μείωση των δειγμάτων στο σήμα ΗΕΓ, επιλέγοντας κάθε Μ δείγμα, όπου Μ ορίζεται ο παράγοντας downsampling. Ο παράγοντας αυτός επιλέγεται βάση της νέας επιθυμητής συχνότητας δειγματοληψίας του σήματος ΗΕΓ. Στα FIR φίλτρα ο υπολογισμός γίνεται με την παρακάτω σχέση, όπου y το σήμα εξόδου, x το σήμα εισόδου και h η συνάρτηση του χαμηλοπερατού φίλτρου:
2. Μετά τον αποδεκατισμό γίνεται χρήση ενός φίλτρου αντί-αναδίπλωσης (anti-aliasing), για να αφαιρεθούν οι συνιστώσες υψηλής συχνότητας που μπορεί να εμφανίστηκαν. Αυτό το φίλτρο είναι αναγκαίο ως δικλείδα ασφαλείας σε περίπτωση που έχουν εισαχθεί στο σήμα συχνότητες πάνω από τη συχνότητα αποκοπής, ώστε να αποφευχθεί το φαινόμενο της αναδίπλωσης, το οποίο μπορεί να αλλοιώσει το σήμα.

Ο βασικός λόγος που το downsampling χρησιμοποιείται τόσο συχνά, είναι η ανάγκη μείωσης των υπολογιστικών απαιτήσεων του συστήματος. Τα σήματα ΗΕΓ έχουν πολύ υψηλή διαστασιμότητα και η επεξεργασία συνόλων δεδομένων με πολύ μεγάλο μέγεθος χρειάζεται πολλού πόρους από το σύστημα, με αποτέλεσμα να οδηγεί σε μια χρονοβόρα αλλά και κοστοβόρα διαδικασία.

* Φιλτράρισμα(Filtering)

Το βασικό χαρακτηριστικό των σημάτων ΗΕΓ, που τα κάνει να ξεχωρίζουν από άλλα σήματα είναι οι μη επικαλυπτόμενες συχνοτικές ζώνες ενδιαφέροντος που διαθέτουν. Επομένως ένα σημαντικό βήμα προεπεξεργασίας είναι η απομόνωση των συχνοτικών αυτών περιοχών από το υπόλοιπο σήμα καθώς εκεί εντοπίζεται η πληροφορία. Για να γίνει αυτό χρησιμοποιείται συνήθως ένα ζωνοδιαβατό φίλτρο (bandpass filter, του οποίου οι συχνότητες αποκοπής ποικίλουν. Ένα τυπικό εύρος είναι από 0.5 Hz μέχρι 60Hz, ώστε να πιάσει όλα τα κύματα ενδιαφέροντος (θήτα, δέλτα, άλφα, βήτα, γάμμα) [39].

A picture containing text, light, dark, line

Description automatically generated

Ζωνοδιαβατό φίλτρο

Επιπλέον χρησιμοποιούνται ευρύτατα φίλτρα εγκοπής (notch filters), τα οποία αφαιρούν μόνο μια συχνότητα, ώστε να αποβάλλουν τις παρεμβολές της συχνότητας του δικτύου ρεύματος (50Hz ή 60 Hz).

Table

Description automatically generated with low confidence

Φίλτρο εγκοπής

* Αφαίρεση σήματος αρχής (pretrial-baseline)

Ένα ακόμη συνηθισμένο βήμα στην επεξεργασία των σημάτων ΗΕΓ, είναι η αφαίρεση μέρους της αρχής του σήματος, που ονομάζεται pretrial baseline. Αυτό το κομμάτι του σήματος, ορίζεται ως τη χρονική περίοδο αμέσως πριν την εμφάνιση του ερεθίσματος ή την αρχής μιας διεργασίας. Ο βασικός λόγος που πραγματοποιείται αυτό το βήμα, είναι η αφαίρεση της οποιασδήποτε επίδρασης που έχει η συμπεριφορά του χρήστη σε αυτή τη χρονική περίοδο στο υπόλοιπο σήμα, με αποτέλεσμα να δίνεται έμφαση μόνο στο διάστημα ενδιαφέροντος. Έτσι το σήμα θα αποτελείται μόνο από την απόκριση του χρήστη στο πείραμα, κάνοντας το εύκολο να συγκριθεί με άλλα πειράματα και να μελετηθεί ανεξαρτήτως επιδράσεων που δεν σχετίζονται με το πείραμα.

Η πιο συνηθισμένη μέθοδος αφαίρεσης του pretrial baseline, ονομάζεται baseline correction. Τα βήματα για την πραγματοποίηση της είναι:

1. Επιλογή της χρονικής περιόδου πριν την εμφάνιση του ερεθίσματος ή της διεργασίας. Τυπικά η περίοδος αυτή μπορεί να κρατήσει από 100 ms μέχρι 500 ms, ανάλογα με το πείραμα.
2. Υπολογισμός του μέσου όρου της τάσης του σήματος ΗΕΓ, μέσα σε αυτό το χρονικό διάστημα, σε κάθε ηλεκτρόδιο.
3. Αφαίρεση της τιμής αυτής από κάθε δείγμα του σήματος ΗΕΓ, σε κάθε ηλεκτρόδιο. Έτσι αφαιρείται η μέση τιμή της επίδρασης της συμπεριφοράς του χρήστη, προτού την έναρξη του πειράματος.

* Αφαίρεση θορύβου με διαχωρισμό πηγών (Blind Source Separation)

Οι αλγόριθμοι διαχωρισμού πηγών χρησιμοποιούνται ευρέως στα στάδια προεπεξεργασίας των σημάτων ΗΕΓ, ώστε να διαχωρίσουν και να εντοπίσουν τις διάφορες πηγές εγκεφαλικής δραστηριότητας. Στόχος τους είναι να αποσυνθέσουν τα πολυκαναλικά δεδομένα ΗΕΓ σε ένα σύνολο από ανεξάρτητα δομικά στοιχεία (components), τα οποία αντιστοιχίζονται σε διαφορετικές πηγές εγκεφαλικές δραστηριότητας. Έτσι μπορεί να γίνει εκτίμηση των αρχικών πηγών των θορύβων που εμφανίζονται στα ΗΕΓ και να αφαιρεθεί [12].

Ο πιο συνηθισμένος αλγόριθμος Blind Source Separation είναι ο ICA (Independent Component Analysis). Χρησιμοποιείται ευρύτατα για την αφαίρεση των EOG artefacts, δηλαδή θορύβου που οφείλεται σε κινήσεις των ματιών, τα οποία εμφανίζονται πολύ συχνά όταν καταγράφονται σήματα ΗΕΓ. Πρόκειται για μια μαθηματική τεχνική, η οποία διαχωρίζει ένα mixed σήμα σε διάφορα independent components (ICs), υποθέτοντας ότι οι πηγές που συνείσφεραν στο mixed σήμα είναι στατιστικά ανεξάρτητες μεταξύ τους. Αφού συμβεί αυτό γίνεται η επιλογή των ICs που οφείλονται σε EOG artefacts (ή άλλα είδη artefacts όπως muscle artefacts, power line artefacts κλπ) και αφαιρούνται. Η τεχνική ICA είναι ένα πάρα πολύ χρήσιμο εργαλείο στην επεξεργασία σημάτων ΗΕΓ, καθώς επιτρέπει στους ερευνητές λειτουργίες που δεν επιτυγχάνονται τόσο εύκολα με απλές μεθόδους επεξεργασίας σήματος.

Diagram

Description automatically generated

Αφαίρεση θορύβου από ΗΕΓ με ICA

Μια ακόμη μέθοδος Blind Source Separation που βρίσκει χρήση ιδιαίτερα στην αφαίρεση artefacts είναι η CCA (Canonical Component Analysis). Η μέθοδος αυτή έχει χρησιμοποιηθεί κυρίως για την αφαίρεση artefacts που οφείλονται σε κινήσεις των μυών, οι οποίες εισάγουν ανεπιθύμητο θόρυβο στο σήμα. Συχνά μαζί με την καταγραφή σημάτων ΗΕΓ, λαμβάνονται και μετρήσεις ΗΜΓ (ηλεκτρομυογραφήματος) από το ίδιο άτομο, οι οποίες μπορούν να θεωρηθούν ως σήματα αναφοράς για την δραστηριότητα των μυών. Έτσι ο αλγόριθμος CCA μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να βρεθούν γραμμικές συσχετίσεις ανάμεσα στα σήματα ΗΕΓ και τα ΗΜΓ και να διαχωριστούν τα σήματα που σχετίζονται με τις κινήσεις των μυών από τα σήματα που σχετίζονται με την εγκεφαλική δραστηριότητα, με αποτέλεσμα να δημιουργείται ένα σήμα που είναι πιο αντιπροσωπευτικό της λειτουργίας του εγκεφάλου.

#### **Μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών**

Η εξαγωγή χαρακτηριστικών (feature extraction) είναι το επόμενο βήμα στην αναγνώριση συναισθημάτων από σήματα ΗΕΓ. Σκοπός της διαδικασίας είναι η μείωση της διαστασιμότητας των δεδομένων και η εξαγωγή χαρακτηριστικών πληροφορίας (features), τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε μετέπειτα ανάλυση. Τα χαρακτηριστικά αυτά είναι συνήθως μοτίβα ή παρατηρήσεις που μπορούν να υπολογιστούν και σχετίζονται με την απόκριση του ανθρώπινου εγκεφάλου σε κάποιο ερέθισμα. Διακρίνονται σε χαρακτηριστικά που βρίσκονται στο πεδίο του χρόνου, στο πεδίο της συχνότητας, στο πεδίο του χρόνου-συχνότητας και στο πεδίο του χώρου. Στην βιβλιογραφία αναφέρονται πάρα πολλές μέθοδοι εξαγωγής χαρακτηριστικών όμως οι πιο μελετημένες αναφέρονται παρακάτω [41].

* Χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου (Time Domain features)
* Δυναμικά που σχετίζονται με κάποιο συμβάν (Event Related Potentials)

Πρόκειται για τα μέρη των σημάτων ΗΕΓ που αναφέρθηκαν προηγουμένως και αφορούν δυναμικά που εμφανίζονται με την παρουσία κάποιου γεγονότος, όπως τα P100, N100, P200, N200, P300. Σε εφαρμογές BCI έχουν ληφθεί οι καθυστερήσεις τους και τα πλάτη τους ως features, όμως στα πλαίσια της αναγνώρισης συναισθημάτων δεν είναι εξίσου χρήσιμα, καθώς είναι δύσκολος ο συσχετισμός μιας συνιστώσας του ERP σε κάποιο συγκεκριμένο σημείο σε ένα συναισθηματικό ερέθισμα. Τα χαρακτηριστικά αυτά βρίσκουν πιο συχνή εφαρμογή σε ενεργά BCI, ενώ το πρόβλημα της αναγνώρισης συναισθημάτων αφορά κυρίως παθητικά BCI.

* Στατιστική ανάλυση του σήματος (Statistics of signal)

Ορισμένα απλά αλλά συχνά χρησιμοποιημένα χαρακτηριστικά που εξάγονται από σήματα ΗΕΓ, είναι οι στατιστικές μετρήσεις του σήματος. Συγκεκριμένα χρησιμοποιούνται οι παρακάτω μετρήσεις, όπου το προεπεξεργασμένο σήμα EEG:

* Ισχύς (Power):
* Μέση τιμή (Mean):
* Τυπική απόκλιση (Standard Deviation):
* Πρώτη διαφορά (1st difference):
* Κανονικοποιημένη πρώτη διαφορά (Normalized 1st difference):
* Παράμετροι Hjorth (Hjorth parameters)

Οι παράμετροι Hjorth είναι δείκτες ορισμένων στατιστικών ιδιοτήτων που χρησιμοποιούνται στο τομέα της επεξεργασίας σήματος και πιο συγκεκριμένα ως features στην ανάλυση των σημάτων ΗΕΓ. Οι παράμετροι αυτοί είναι τρείς: Η Δραστηριότητα (Activity), Κινητικότητα (Mobility) και Πολυπλοκότητα (Complexity).

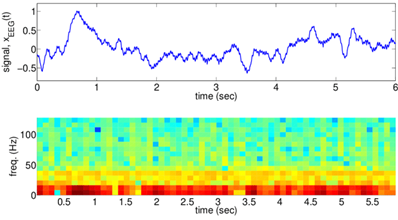
* Δραστηριότητα Hjorth (Hjorth activity): Αναπαριστά την ισχύ ενός σήματος, δηλαδή την διασπορά της συνάρτησης χρόνου του.
* Κινητικότητα Hjorth (Hjorth mobility): Αναπαριστά την μέση συχνότητα ή την αναλογία της τυπικής απόκλισης του φάσματος ισχύος.
* Πολυπλοκότητα Hjorth (Hjorth complexity): Αναπαριστά την αλλαγή στη συχνότητα. Συγκεκριμένα συγκρίνει την ομοιότητα του σήματος με ένα απλό ημιτονοειδές κύμα και η τιμή της παραμέτρου συγκλίνει στο 1 αν τα σήματα είναι πολύ όμοια.
* Χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας (Frequency Domain features)
* Ισχύς συχνοτικής ζώνης (Band Power)

Τα πιο δημοφιλή features για το χώρο της αναγνώρισης συναισθημάτων από ΗΕΓ, είναι τα χαρακτηριστικά ισχύος από διαφορετικές συχνοτικές ζώνες. Παρόλο που οι ακριβείς τιμές για τα εύρη των συχνοτικών ζωνών ενδιαφέροντος ποικίλουν από έρευνα σε έρευνα, οι διαδικασίες παραμένουν ίδιες.

Το φάσμα ισχύος ενός σήματος δίνεται από τον μετασχηματισμό Fourier (Fourier Transform) και αφού τα σήματα ΗΕΓ είναι σήματα που προκύπτουν από δειγματοληψία και άρα είναι διακριτό σήμα, το φάσμα ισχύος βρίσκεται μέσω του διακριτού μετασχηματισμού Fourier ή DFT (Discrete Fourier Transform). Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι για τον υπολογισμό του DFT με πιο γνωστό τον FFT (Fast Fourier Transform). Όμως ο υπολογισμός αυτού του μετασχηματισμού, υποθέτει ότι το σήμα, το οποίο υφίσταται την επεξεργασία είναι στάσιμο, πράγμα που όπως εξηγήθηκε παραπάνω δεν ισχύει για τα σήματα ΗΕΓ. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιούνται συχνά οι μέθοδοι STFT (Short Time Fourier Transform) και PSD (Power Spectral Density) χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Welch.

Η βασική ιδέα πίσω από τον αλγόριθμο STFT είναι ο χωρισμός του σήματος σε μικρά επικαλυπτόμενα κομμάτια (segments) και η εφαρμογή του μετασχηματισμού Fourier σε κάθε κομμάτι. Τα βήματα για την υλοποίηση του φαίνονται παρακάτω:

1. Χωρισμός του σήματος σε μικρότερα segments, τα οποία συνήθως επιλέγονται να έχουν αριθμό δειγμάτων ο οποίος να είναι δύναμη του δύο, όπως 256 ή 512 δείγματα. Επιλέγεται μικρό μέγεθος για τα segments, με σκοπό να μπορεί το σήμα να θεωρηθεί στάσιμο. Τα segments αυτά κάποιες φορές επικαλύπτουν το ένα το άλλο. Αυτό τις περισσότερες φορές είναι απαραίτητο γιατί κάθε segment δεν είναι στατιστικά ανεξάρτητο από το άλλο.
2. Εφαρμογή συνάρτησης παραθύρωσης (window function) σε κάθε segment. Η συνάρτηση παραθύρωσης είναι μια μαθηματική συνάρτηση, η οποία μειώνει την συχνοτική διαρροή (spectral leakage), που οφείλεται στον πεπερασμένο αριθμό των δειγμάτων. Οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις είναι τα παράθυρα Hamming και Hanning.
3. Εφαρμογή του διακριτού μετασχηματισμού Fourier σε κάθε παραθυρωμένο segment. Έτσι υπολογίζεται το φάσμα ισχύος σε κάθε segment του σήματος.
4. Τα φάσματα ισχύος που υπολογίστηκαν σε κάθε segment συνδυάζονται μεταξύ τους, συνήθως τοποθετώντας το ένα πάνω από το άλλο (stacking) έτσι ώστε να ληφθεί μια απεικόνιση στο πεδίο χρόνου-συχνότητας. Έτσι προκύπτει ένας δισδιάστατος πίνακας, ο οποίος ονομάζεται spectrogram και δείχνει το συχνοτικό περιεχόμενο ενός σήματος με την πάροδο του χρόνου. Με αυτό το τρόπο μπορεί κανείς να υπολογίσει την μέση τιμή ισχύος στη συχνοτική περιοχή που τον ενδιαφέρει και να χρησιμοποιήσει τη τιμή αυτή ως features. Έστω παράθυρο χρόνου με πλήθος δειγμάτων και συχνοτική ζώνη με πλήθος δειγμάτων [42].



Αποτέλεσμα εφαρμογής STFT σε ένα σήμα ΗΕΓ

Ο αλγόριθμος PSD μετράει τη κατανομή της ισχύος στο πεδίο της συχνότητας. Πρόκειται για μια αρκετά δημοφιλή τεχνική για την εξαγωγή πληροφορίας πάνω στην ισχύ των συχνοτικών ζωνών του σήματος. Ο υπολογισμός του PSD ενός διακριτού σήματος Ν δειγμάτων με συχνότητα δειγματοληψίας , όπου το χρονικό διάστημα ανάμεσα σε δύο δείγματα γίνεται με τον παρακάτω τύπο:

Σημειώνεται ότι η ολική χρονική διάρκεια του σήματος είναι . Μπορεί να θεωρηθεί ότι το PSD είναι ουσιαστικά ο μετασχηματισμός Fourier της συνάρτησης αυτοσυσχέτισης του σήματος. Όπως φαίνεται από τη παραπάνω σχέση η ακριβής τιμή του PSD βρίσκεται όταν τα δείγματα Ν του σήματος (δηλαδή και η χρονική του διάρκεια) είναι άπειρα. Σε μια πραγματική εφαρμογή όμως, κάτι τέτοιο είναι πρακτικά αδύνατο, οπότε συνηθέστερα υπολογίζεται το periodogram, το οποίο θεωρεί πεπερασμένο αριθμό δειγμάτων Ν. Η σχέση του periodogram είναι η ακόλουθη:

Όσο το πλήθος των δειγμάτων αυξάνεται, τόσο πιο πολύ το periodogram συγκλίνει στο PSD. Ο παραπάνω υπολογισμός όμως έχει το μειονέκτημα ότι είναι υπολογιστικά κοστοβόρος. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται η μέθοδος του Welch, για ταχύτερη εκτίμηση του periodogram. Η διαδικασία που ακολουθεί είναι παρόμοια με εκείνη του STFT, αφού και στη μέθοδο του Welch χωρίζεται το σήμα σε μικρά επικαλυπτόμενα segments (αντιμετωπίζοντας έτσι το πρόβλημα της μη στασιμότητας των σημάτων ΗΕΓ), εφαρμόζεται μια συνάρτηση παραθύρωσης, υπολογίζεται το periodogram αυτών των segments και λαμβάνεται ως feature ο μέσος όρος των periodograms.

*Chart, histogram

Description automatically generated*

Αποτέλεσμα Welch's method σε σήμα ΗΕΓ

* Διαφορική εντροπία (Differential Entropy)

Από τη θεωρία πληροφορίας είναι γνωστή η έννοια της διαφορικής εντροπίας, η οποία αποτελεί ένα μέτρο της ποσότητας της αβεβαιότητας ή της τυχαιότητας σε μια συνεχή κατανομή πιθανότητας. Από την πρώτη φορά που χρησιμοποιήθηκε ως feature σε εφαρμογή αναγνώρισης συναισθημάτων με ΗΕΓ [43], χρησιμοποιείται όλο ένα και περισσότερο από τους ερευνητές. Ο ορισμός της διαφορικής εντροπίας (όπου είναι η συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας της τυχαίας μεταβλητής X) είναι:

Επομένως αν θεωρηθεί ότι η μεταβλητή Χ ακολουθεί την Κανονική κατανομή:

Επιπλέον έχει αποδειχθεί ότι για μια ακολουθία ΗΕΓ συγκεκριμένου μήκους, η διαφορική εντροπία είναι ίση με τον λογάριθμο της ισχύος σε μια συχνοτική ζώνη. Έτσι υπολογίζονται τα features της διαφορικής εντροπίας στα σήματα ΗΕΓ.

* Χαρακτηριστικά στο πεδίο χρόνου-συχνότητας (Time-Frequency Domain features)
* Διακριτός μετασχηματισμός κυματιδίων (Discrete Wavelet Transform - DWT)

Η χρήση χαρακτηριστικών στο πεδίο χρόνου-συχνότητας μπορεί να επιφέρει επιπρόσθετη πληροφορία σε μη στάσιμα σήματα, όπως είναι τα ΗΕΓ, αφού λαμβάνουν υπόψιν τις δυναμικές αλλαγές που συμβαίνουν και στη συχνότητα και στο χρόνο. Μια πρόσφατη μέθοδος που χρησιμοποιείται αρκετά σε αυτό το πεδίο είναι η DWT, η οποία αποσυνθέτει το σήμα σε ένα σύνολο κυματιδίων (wavelets) με διαφορετικές συχνότητες και κλίμακες.

Η μέθοδος DWT λειτουργεί εκτελώντας συνέλιξη (convolution) ανάμεσα στο σήμα εισόδου και μια σειρά από κυματίδια συγκεκριμένου μήκους και διαφόρων επιπέδων (levels) και λεπτομέρειας (detail). Στη συνέχεια ο αλγόριθμος υπολογίζει τους συντελεστές που καταγράφουν τις συνεισφορές κάθε κυματιδίου στο σήμα, οι οποίοι μπορούν να ανακατασκευάσουν το σήμα. Έτσι οι συντελεστές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εξαγωγή χαρακτηριστικών σε εφαρμογές αναγνώρισης συναισθημάτων. Για παράδειγμα έχουν χρησιμοποιηθεί ‘db4’ κυματίδια (δηλαδή κυματίδια Daubechies 4ου επιπέδου) για την κατασκευή συντελεστών λεπτομέρειας 4ου επιπέδου, που αντιστοιχίζεται στην άλφα συχνοτική ζώνη, από τους οποίους υπολογίζεται η ενέργεια και η εντροπία [44].

* Χαρακτηριστικά στο πεδίο του χώρου (Spatial Domain features)
* Διαφορική και Ρητή Ασσυμετρία (Differential and Rational Asymmetry)

Η ανάλυση των ασσυμετριών των μετρήσεων από τα δύο εγκεφαλικά ημισφαίρια, έχει ιδιαίτερο ενδιαφέρον στο τομέα της αναγνώρισης των συναισθημάτων, καθώς σύμφωνα με την νευροεπιστήμη αυτή η ασυμμετρία σχετίζεται με τη συναισθηματική έκφραση. Συνήθως λοιπόν χρησιμοποιείται η διαφορά δύο χαρακτηριστικών από δύο συμμετρικά ηλεκτρόδια από το δεξί και στο αριστερό ημισφαίριο (όπου l η τιμή από το ηλεκτρόδιο στο αριστερό ημισφαίριο και όπου r η τιμή από το δεξί):

Συνηθέστερα τα χαρακτηριστικά των οποίων υπολογίζεται η διαφορά είναι οι τιμές ισχύος των συχνοτικών ζωνών, ενώ επίσης έχουν χρησιμοποιηθεί και στατιστικές μετρήσεις και τιμές διαφορικής εντροπίας. Σημειώνεται ότι σε κάποιες περιπτώσεις έχει υπολογισθεί και ο λόγος των χαρακτηριστικών από συμμετρικά ηλεκτρόδια.

* Εκτίμηση Τετραγωνικού Πλάτους Συνεκτικότητας (Magnitude Squared Coherence Estimate - MSCE)

Το χαρακτηριστικό αυτό χρησιμοποιεί την έννοια της συνεκτικότητας (coherence) και αντιπροσωπεύει τη συσχέτιση δύο σημάτων σε κάθε συχνότητα. Παίρνει τιμές από 0 μέχρι 1, όπου 0 σημαίνει ότι δεν υπάρχει κάποια συσχέτιση ανάμεσα στα δύο σήματα και 1 σημαίνει ότι υπάρχει απόλυτη συσχέτιση. Ουσιαστικά το feature αυτό επιχειρεί να βρει συσχετίσεις ανάμεσα στα σήματα ΗΕΓ, που προέρχονται από διαφορετικά κανάλια. Ο ορισμός του χαρακτηριστικού είναι:

Όπου είναι το cross power spectral density ανάμεσα στα σήματα και είναι τα PSD των δύο σημάτων στη συχνότητα . Επειδή όμως παράγονται πάρα πολλά features από το συνδυασμό όλων των ηλεκτροδίων μεταξύ τους, συνήθως υπολογίζεται ο μέσος όρος των στις συχνοτικές ζώνες.

#### **Μέθοδοι ταξινόμησης**

Τελευταίο στάδιο της διαδικασίας αναγνώρισης συναισθημάτων από σήματα ΗΕΓ είναι η χρήση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης (machine learning) για την ταξινόμηση(classification) των συναισθημάτων. Η αναπαράσταση των σημάτων στα διάφορα frameworks, γίνεται είτε με διακριτά είτε με πολυδιάστατα μοντέλα. Ως είσοδοι στα διάφορα μοντέλα, χρησιμοποιούνται συνηθέστερα τα features τους, που υπολογίστηκαν στο προηγούμενο στάδιο, όμως σε κάποιες περιπτώσεις εισέρχονται και ολόκληρα τα ΗΕΓ, χωρίς να έχει γίνει εξαγωγή χαρακτηριστικών. Επιπλέον επειδή είναι επιθυμητό να υπάρχουν αρκετά δεδομένα για την εκπαίδευση συνήθως τα σήματα ΗΕΓ, χωρίζονται σε μικρότερα κομμάτια που ονομάζονται epochs και θεωρούνται ξεχωριστά δεδομένα.

Τα μοντέλα ταξινόμησης που χρησιμοποιούνται ποικίλουν από πολύ απλά μοντέλα μηχανικής μάθησης μέχρι και πιο περίπλοκα μοντέλα βαθιάς μάθησης (deep learning), τα οποία αλλάζουν τη μορφολογία των δεδομένων και εκτελούν πιο ειδικευμένη ταξινόμηση. Με τη ραγδαία εξέλιξη των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, χρησιμοποιούνται συνεχώς νέα μοντέλα για την αναγνώριση συναισθημάτων, με αποτέλεσμα να προκύπτουν καλύτερα αποτελέσματα με κάθε υλοποίηση. Παρακάτω περιγράφονται ορισμένες από τις πιο μελετημένες τεχνικές ταξινόμησης στη βιβλιογραφία.

* Πολυεπίπεδο Perceptron (Multilayer Perceptron)

Το Πολυεπίπεδο Perceptron ή MLP πρόκειται για το πιο δημοφιλή αλγόριθμο μηχανικής μάθησης, αφού πολλές φορές ονομάζεται απλώς ως «νευρωνικό δίκτυο». Χρησιμοποιείται ευρέως για διεργασίες επιβλεπόμενης μάθησης (supervised learning), στόχος της οποίας είναι η ταξινόμηση δεδομένων με βάση κάποια δεδομένα εκπαίδευσης, αλλά και για εκτέλεση παλινδρόμησης (regression). Πρόκειται για ένα είδος τεχνητού νευρωνικού δικτύου (Artificial Neural Network-ANN) και μπορεί να χαρακτηριστεί ως ένα εμπροσθοτροφοδοτούμενο (feed-forward) νευρωνικό δίκτυο πολλών ενδιάμεσων επιπέδων (layers) από νευρώνες, που ονομάζονται perceptrons. Συγκεκριμένα αποτελείται από τουλάχιστον τρία διακριτά επίπεδα: το επίπεδο εισόδου (input layer), το κρυφό επίπεδο (hidden layer) και το επίπεδο εξόδου (output layer). Σημειώνεται ότι στο κρυφό επίπεδο, υπάρχουν πολλά επιμέρους επίπεδα. Συνήθως αν τα επίπεδα αυτά ξεπεράσουν τα τρία, γίνεται αναφορά σε μοντέλο βαθιάς μάθησης. Κάθε επίπεδο έχει κόμβους (nodes), οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους με διάφορα βάρη. Έτσι κάθε κόμβος, εκτός από εκείνους του επιπέδου εισόδου, έχει πολλές εισόδους και μια έξοδο, η οποία συνδέεται σε όλους τους επόμενους κόμβους.

A picture containing background pattern

Description automatically generated

Multilayer Perceptron

Σε κάθε ένα από αυτούς τους κόμβους, γίνεται η επεξεργασία της πληροφορίας χρησιμοποιώντας τις τιμές των εισόδων, τα βάρη και κάποιο bias, που προστίθεται σε κάθε κόμβο. Ουσιαστικά οι είσοδοι αναπαρίστανται με ένα διάνυσμα εισόδου και τα βάρη με ένα διάνυσμα βαρών. Έτσι γίνεται πολλαπλασιασμός των δύο διανυσμάτων και στο αποτέλεσμα προστίθεται και το bias του νευρώνα. Ακόμη για να υπολογισθεί η έξοδος του νευρώνα, το αποτέλεσμα των παραπάνω πράξεων περνάει από μια συνάρτηση ενεργοποίησης (activation functions), η οποία συνήθως είναι μη γραμμική συνάρτηση για να προσομοιώσει τις μη γραμμικές ιδιότητες των ανθρώπινων νευρώνων.

Η επιλογή της συνάρτησης ενεργοποίησης έχει πολύ μεγάλη επίδραση στην απόδοση του δικτύου. Ο ρόλος της συνάρτησης αυτής είναι να αποφασίσει εάν ένας νευρώνας θα ασκήσει μεγάλη επίδραση ή όχι στο δίκτυο. Ιστορικά οι πιο συνηθισμένες συναρτήσεις ενεργοποίησης είναι η υπερβολική εφαπτομένη (hyperbolic tangent), η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid) και η softmax. Όμως σε μοντέλα βαθιάς μάθησης έχει αποδειχθεί, ότι καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν με τη χρήση της συνάρτησης ReLU (rectifier linear unit) και ορισμένων διαφοροποιήσεων της. Για αυτό το λόγο η πιο χρησιμοποιημένη συνάρτηση ενεργοποίησης στο κόσμο αυτή τη στιγμή είναι η ReLU.

* Υπερβολική εφαπτομένη:



Υπερβολική Εφαπτομένη

* Σιγμοειδής συνάρτηση:



Σιγμοειδής Συνάρτηση

* Softmax:



Softmax

* ReLU:



ReLU

Η εκπαίδευση του μοντέλου MLP, πραγματοποιείται με τον δημοφιλή αλγόριθμο ανάστροφης διάδοσης σφάλματος (backpropagation). Στην αρχή τα βάρη των συνδέσεων των νευρώνων έχουν τυχαίες τιμές. Ο αλγόριθμος backpropagation μεταβάλει τα βάρη αυτά, ανάλογα με τις τιμές του σφάλματος στην έξοδο του δικτύου.

Πιο συγκεκριμένα, ως γνωστόν το δίκτυο δέχεται κάποιες εισόδους και παράγει ορισμένες εξόδους. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιούνται δεδομένα που είναι γνωστές και οι είσοδοι και οι έξοδοι. Έτσι συγκρίνεται η έξοδος των κόμβων στο επίπεδο εξόδου με την πραγματική τιμή και υπολογίζεται το σφάλμα με μια συνάρτηση σφάλματος, όπως το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (Mean Squared Error) ή η ετερό-εντροπία (Cross-Entropy). Σκοπός του backpropagation είναι η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης σφάλματος, μεταβάλλοντας τα βάρη και τα biases του δικτύου. Για να το κάνει αυτό διαδίδει το σφάλμα από την έξοδο προς την είσοδο και υπολογίζει τις κλίσεις (gradients) χρησιμοποιώντας το κανόνα της αλυσίδας (chain rule). Όταν οι κλίσεις έχουν υπολογιστεί, χρησιμοποιούνται για να μεταβάλουν τις τιμές των βαρών και των biases με βάση κάποια μέθοδο βελτιστοποίησης , όπως τον Stochastic Gradient Descent (SGD). Ορίζοντας ως βάρη τη μεταβλητή , ως biases τη μεταβλητή , ως ρυθμός εκμάθησης (learning rate) τη μεταβλητή και ως συνάρτηση σφάλματος τηνο backpropagation αλλάζει τις παραμέτρους του δικτύου ως εξής:

* Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης ή SVM, είναι πάρα πολύ διαδεδομένα μοντέλα μηχανικής μάθησης και έχουν βρει εφαρμογή σε πάρα πολλές υλοποιήσεις στο χώρο της αναγνώρισης συναισθημάτων. Πρόκειται για αλγορίθμους, οι οποίοι παρόλο που δεν εντάσσονται στους αλγορίθμους βαθιάς μάθησης, έχουν παράγει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Η ταξινόμηση με τα SVM γίνεται αρχικά τοποθετώντας τα δεδομένα ως σημεία στο χώρο. Ο χώρος στον οποίο τοποθετούνται τα δεδομένα έχει πλήθος διαστάσεων ίσο με το πλήθος των χαρακτηριστικών, δηλαδή ίσο με το μήκος διανύσματος ενός δείγματος εισόδου. Στη συνέχεια ο αλγόριθμος προσπαθεί να βρει ένα υπερεπίπεδο (hyperplane), το οποίο λειτουργεί ως όριο αποφάσεων και διαχωρίζει τα δεδομένα εισόδου σε διαφορετικές κλάσεις. Όπως είναι λογικό πολλά σημεία δεδομένων δεν τοποθετούνται στην σωστή πλευρά του hyperplane. Στόχος της εκπαίδευσης των SVM είναι η μεγιστοποίηση της απόστασης ανάμεσα στις κλάσεις και η ταυτόχρονη ελαχιστοποίηση των δεδομένων που δεν ταξινομούνται σωστά, μεταβάλλοντας τις παραμέτρους του διαχωριστικού υπερεπιπέδου.

Diagram, schematic

Description automatically generated

SVM αλγόριθμος για δυαδική ταξινόμηση

Στις περιπτώσεις που τα δεδομένα δεν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα (linearly separable), τα SVM μπορούν να κάνουν μη γραμμική ταξινόμηση, χρησιμοποιώντας μια τεχνική που ονομάζεται kernel trick, έτσι ώστε να μεταφέρουν τα δεδομένα σε ένα χώρο υψηλότερων διαστάσεων. Αυτό είναι πολύ χρήσιμο για περίπλοκα δεδομένα, όπως είναι και τα ΗΕΓ, τα οποία έχουν πολλές μη γραμμικές ιδιότητες.

Diagram

Description automatically generated

Χρήση kernel trick για μετατροπή δισδιάστατου χώρου σε τρισδιάστατο

* Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (Convolutional Neural Networks)

Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα ή CNN είναι μοντέλα βαθιάς μηχανικής μάθησης, τα οποία βρίσκουν πολύ συχνή εφαρμογή στο τομέα επεξεργασίας της εικόνας, όμως χρησιμοποιούνται και σε άλλες περιοχές. Ουσιαστικά πρόκειται για ρυθμιστικές (regularized) εκδόσεις των MLP.

Τα MLP, όπως αναλύθηκαν προηγουμένως, αποτελούνται από πολλούς νευρώνες, όπου οι νευρώνες ενός επιπέδου συνδέονται με όλους τους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Αυτή η πλήρη συνδεσιμότητα των MLP μπορεί να οδηγήσει στο overfitting, δηλαδή να εστιάζει τόσο πολύ το μοντέλο στα δεδομένα βάσει των οποίων έχει εκπαιδευτεί και να μην μπορεί να βγάλει συμπεράσματα από νέα άγνωστα δεδομένα. Τα CNN εκμεταλλεύονται τα ιεραρχικά μοτίβα που υπάρχουν στα δεδομένα και κατασκευάζουν μοτίβα αυξανόμενης πολυπλοκότητας, χρησιμοποιώντας διάφορα φίλτρα που ονομάζονται πυρήνες (kernels). Έχουν σχεδιαστεί για να μαθαίνουν και να εξάγουν πολύτιμα χαρακτηριστικά μόνα τους από τα δεδομένα εισόδου και για αυτό το λόγο πολλές φορές παραλείπεται το στάδιο του feature extraction. Ο τρόπος που το κάνουν αυτό είναι βελτιστοποιώντας τα φίλτρα που χρησιμοποιούν μέσω της εκπαίδευσης χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο backpropagation.

Πιο συγκεκριμένα, στα CNN τα δεδομένα εισάγονται από ένα επίπεδο εισόδου (input layer) και στη συνέχεια περνάνε από πολλά επίπεδα συνέλιξης (convolution layers). Σε κάθε επίπεδο εφαρμόζεται κάποιο φίλτρο, έτσι ώστε να εξαχθούν χαρακτηριστικά από τα δεδομένο. Τα φίλτρα αυτά είναι είτε διανύσματα, αν τα δεδομένα είναι μονοδιάστατα, είτε πίνακες αν έχουν παραπάνω διαστάσεις, με σχετικά μικρό μέγεθος. Σε κάθε επίπεδο συνέλιξης περνάνε ολόκληρα τα δεδομένα εισόδου και στη συνέχεια χρησιμοποιείται μια συνάρτηση ενεργοποίησης όπως ακριβώς γινόταν στον αλγόριθμο MLP. Έπειτα από κάθε επίπεδο συνέλιξης υπάρχει ένα pooling layer, έτσι ώστε να μειωθεί η διαστασιμότητα των εξόδων των επιπέδων συνέλιξης. Μετά από όλα τα convolution και pooling επίπεδα, τα δεδομένα γίνονται μονοδιάστατα (flattened). Έτσι μπορούν να γίνουν είσοδοι σε κάποιο νευρωνικό δίκτυο, το οποίο χρησιμοποιείται για να αξιοποιήσει τα χαρακτηριστικά που ανακαλύφθηκαν στα επίπεδα συνέλιξης, για να κάνει τη τελική ταξινόμηση.

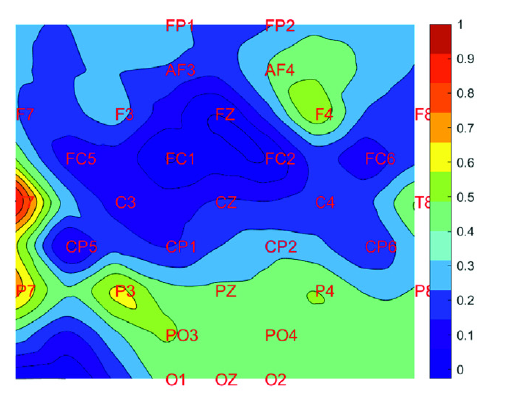
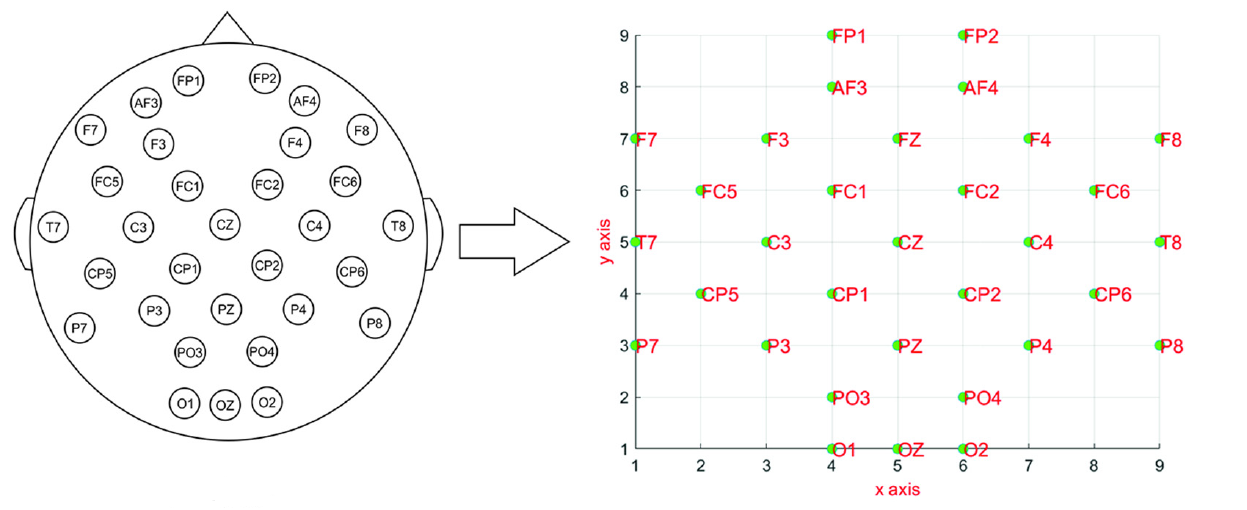
Diagram

Description automatically generated

Αρχιτεκτονική CNN

Τα CNN έχουν σχεδιαστεί, για να διαχειρίζονται δεδομένα, όπου οι χωρικές πληροφορίες τους είναι σημαντικές, με αποτέλεσμα να λειτουργούν καλύτερα σε δισδιάστατα δεδομένα, όπως οι εικόνες. Στο χώρο της αναγνώρισης συναισθημάτων είναι συνηθισμένη η χρήση των CNN αφού πρώτα μετατραπούν τα δεδομένα σε δισδιάστατες αναπαραστάσεις. Συχνά τα σήματα ΗΕΓ, που έχουν καταγραφθεί στοιβάζονται το ένα πάνω στο άλλο με αποτέλεσμα να δημιουργείται μια δισδιάστατη απεικόνιση όπου οι στήλες είναι οι τιμές των σημάτων στο χρόνο και οι σειρές είναι τα διάφορα κανάλια. Στη συνέχεια αυτές οι απεικονίσεις περνάνε μια διαδικασία whitening normalization (συνήθως με τη τεχνική Zero Component Analysis), έτσι ώστε να έχουν τα δεδομένα καλύτερη διαχωρισιμότητα, και τέλος τροφοδοτούνται σε ένα μοντέλο CNN [45, 46].

Μια άλλη ενδιαφέρουσα προσέγγιση που έχει ακολουθηθεί, είναι η χρήση των θέσεων των ηλεκτροδίων στο κεφάλι του χρήστη σαν σημεία ενδιαφέροντος σε έναν δισδιάστατο πίνακα και η δημιουργία feature maps χρησιμοποιώντας χρώμα για την αναπαράσταση των τιμών των features [47].



Δημιουργία feature maps για είσοδο σε CNN

* Μακροχρόνια Βραχυπρόθεσμη Μνήμη (Long Short-Term Memory)

Το μοντέλο Μακροχρόνιας Βραχυπρόθεσμης Μνήμης ή LSTM, είναι ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο, το οποίο ανήκει στην οικογένεια των Αναδρομικών Νευρωνικών Δικτύων (Recurrent Neural Networks) ή RNN. Σε αντίθεση με τα εμπροσθοτροφοδοτούμενα νευρωνικά δίκτυα, τα LSTM έχουν συνδέσεις ανάδρασης και έτσι είναι ιδανικά για την επεξεργασία ακολουθιών (sequences) δεδομένων, όπως σήματα ομιλίας, βίντεο και ΗΕΓ.

Πιο συγκεκριμένα, τα LSTM δίκτυα πρόκειται για βελτιώσεις των απλών RNN αρχιτεκτονικών καθώς σχεδιάστηκαν για να αντιμετωπίσουν το πρόβλημα των vanishing gradients που εμφανιζόταν διαρκώς στα RNN. Όταν εκπαιδεύονται τα RNN χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος backpropagation, ο οποίος μεταδίδει τη τιμή του σφάλματος από την έξοδο προς την είσοδο και χρησιμοποιεί το gradient του για να μεταβάλει τις παραμέτρους του RNN. Σε βαθιά δίκτυα, όπως είναι συνήθως τα RNN καθώς επεξεργάζονται μεγάλες ακολουθίες δεδομένων, παρατηρείται μείωση του gradient όσο μεταδίδεται στο δίκτυο, με αποτέλεσμα να μην γίνεται καθόλου εκπαίδευση στα πιο βαθιά σημεία του δικτύου. Το πρόβλημα αυτό στο χώρο των RNN ονομάζεται ‘short-term memory’ και το επιλύουν τα LSTM μοντέλα, αυξάνοντας την ποσότητα της πληροφορίας που μπορούν να επεξεργαστούν.

Ένα LSTM μοντέλο αποτελείται από ένα ή πολλά κελιά μνήμης (memory cell), που έχουν εντός τους τρείς μηχανισμούς πυλών (gating mechanisms). Το memory cell επιτρέπει στο δίκτυο να διατηρεί την πληροφορία με την πάροδο του χρόνου και οι τρείς πύλες (gates), ρυθμίζουν την διάδοση της πληροφορίας εντός και εκτός του cell, ανάλογα με τη πόσο σχετικές είναι. Οι τρείς gating μηχανισμοί, που βρίσκονται εντός του cell με αυτή τη σειρά, είναι:

* Forget gate: Η πύλη αυτή καθορίζει ποια πληροφορία από την προηγούμενη κατάσταση θα απορριφθεί, όταν συγκρίνεται με τη τρέχουσα είσοδο, βάζοντας της τιμή 0 για να την απορρίψει ή 1 για να την κρατήσει..
* Input gate: Πρόκειται για την πύλη, που αποφασίζει ποια κομμάτια νέας πληροφορίας θα αποθηκευτούν στη τρέχουσα κατάσταση, χρησιμοποιώντας το ίδιο σύστημα με τις forget gate.
* Output gate: Η πύλη εξόδου ελέγχει ποια κομμάτια πληροφορίας από τη τρέχουσα κατάσταση θα οδηγηθούν στην έξοδο, πάλι χρησιμοποιώντας το σύστημα 0 και 1 όπως οι προηγούμενες πύλες.

Οι είσοδοι και έξοδοι των LSTM είναι συνήθως διανύσματα καθορισμένου μήκους και οι μηχανισμοί υλοποιούνται χρησιμοποιώντας σιγμοειδείς συναρτήσεις (sigmoid και hyperbolic tangent) ως συναρτήσεις ενεργοποίησης, για να δημιουργήσουν τιμές ανάμεσα σε 0 και 1, οι οποίες στη συνέχεια στρογγυλοποιούνται στη μια από τις δύο τιμές.

Graphical user interface, diagram, application

Description automatically generated

Αρχιτεκτονική ενός κελιού LSTM

Τα LSTM έχουν πολύ καλά αποτελέσματα στο χώρο της αναγνώρισης συναισθημάτων. Χρησιμοποιούνται πολύ συχνά ως μέθοδοι feature extraction , λόγω της ικανότητας τους να διαχειριστούν ακολουθίες δεδομένων, όπως οι χρονικές σειρές των σημάτων ΗΕΓ. Έτσι τα LSTM μετασχηματίζουν τα σήματα ΗΕΓ σε διανύσματα καθορισμένου μήκους, τα οποία στη συνέχεια μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ταξινόμηση. Μια χαρακτηριστική αρχιτεκτονική που αξιοποιήθηκε το 2017 και κατάφερε να επιτύχει πιο υψηλό ποσοστό ακρίβειας, από τις απλές μεθόδους μηχανικής μάθησης, σε προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης χαμηλού ή υψηλού valence, arousal και liking, χρησιμοποίησε δύο επίπεδα LSTM για feature extraction και ένα επίπεδο με πολλούς νευρώνες για classification [48].

Diagram

Description automatically generated

Αρχιτεκτονική για αναγνώριση συναισθημάτων από ΗΕΓ, χρησιμοποιώντας LSTM

* Μετατροπέας (Transformers)

Ο Μετατροπέας ή Transformer είναι ένα μοντέλο βαθιάς μάθησης, το οποίο δημιουργήθηκε το 2017 από μια ομάδα της Google στο paper “Attention is all you need” [50]. Η υιοθέτηση του ως αλγόριθμος σε πολλά πεδία είναι ραγδαία, καθώς διαχειρίζεται εξαιρετικά ακολουθίες δεδομένων.

Σε αντίθεση με τα μοντέλα RNN, που επεξεργάζονται τα δεδομένα ένα τη φορά, η αρχιτεκτονική των transformer επιτρέπει την επεξεργασία ολόκληρων των δεδομένων εισόδου. Αυτό επιτρέπει την παράλληλη επεξεργασία του αλγορίθμου, με αποτέλεσμα να μειώνεται σημαντικά ο χρόνος που απαιτείται για εκπαίδευση. Επίσης οι transformers, έχουν ως επίκεντρο τους μηχανισμούς προσοχής (attention mechanisms), οι οποίοι δίνουν υψηλό βάρος σε δεδομένα που είναι σχετικά μεταξύ τους, με αποτέλεσμα να μαθαίνουν τις σχέσεις που έχουν μεταξύ τους τα δεδομένα εισόδου, τα οποία μπορεί να είναι λέξεις σε ένα κείμενο σε προβλήματα φυσικής επεξεργασίας γλώσσας

Ο transformer είναι ένα μοντέλο sequence to sequence, δηλαδή δέχεται μια ακολουθία δεδομένων και παράγει μια ακολουθία δεδομένων. Έτσι βασίζεται σε αρχιτεκτονική κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή (encoder-decoder). Ο encoder έχει ως στόχο να κωδικοποιήσει την είσοδο σε μια συνεχή αναπαράσταση, που περιλαμβάνει τις πληροφορίες για το attention των δεδομένων. Δηλαδή επιχειρεί να αποδώσει νόημα και να καταλάβει τις αλληλοσυσχετίσεις ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου. Ο decoder στη συνέχεια, χρησιμοποιώντας τις πληροφορίες που παρήγαγε ο encoder, σχηματίζει τη τελική ακολουθία, βγάζοντας μια έξοδο τη φορά, ενώ ταυτόχρονα δέχεται την προηγούμενη του έξοδο ως αναφορά.

Αρχικά κάθε δεδομένο εισόδου, μετατρέπεται σε ένα embedding διάνυσμα, φτιάχνοντας για το σύνολο των δεδομένων έναν πίνακα embedding, και προτού μπει στον encoder, του προστίθεται πληροφορία για τη θέση του στην ακολουθία (positional encoding). Αυτό είναι ένα απαραίτητο βήμα για να διατηρηθεί η θέση των δεδομένων στην ακολουθία, γιατί τα δεδομένα μπαίνουν όλα μαζί στο μοντέλο. Συνήθως αυτό γίνεται με τις συναρτήσεις:

Και κάθε δεδομένο εισόδου του encoder υπολογίζεται ως:

Στον encoder ο σκοπός είναι η εύρεση συσχετίσεων ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιείται μηχανισμός προσοχής και συγκεκριμένα αυτό-προσοχής (self-attention) καθώς βρίσκει συσχετίσεις στα ίδια δεδομένα. Για να το κάνει αυτό χρησιμοποιεί τις έννοιες της ανάκτησης πληροφορίας query, key και value σε κάθε δεδομένο. Αυτές οι έννοιες αναπαρίστανται με πίνακες, οι οποίοι αρχικά είναι τυχαίοι και ανανεώνονται όταν εκπαιδεύεται το μοντέλο. Έτσι όταν εισάγεται μια ακολουθία δεδομένων σε έναν μηχανισμό προσοχής, παίρνει το query διάνυσμα που αντιστοιχίζεται σε κάποιο συγκεκριμένο σημείο στην ακολουθία και το συγκρίνει με κάθε διάνυσμα key στη βάση δεδομένων. Με αυτό το τρόπο, βρίσκει πόσο το συγκεκριμένο αυτό σημείο, σχετίζεται με όλα τα υπόλοιπα στην ακολουθία, δίνοντας βάρη σε κάθε συνδυασμό. Τότε τα βάρη αυτά πολλαπλασιάζονται με τις τιμές των values, ώστε να αποδοθεί η προσοχή στα σημεία της ακολουθίας, που είναι πιο σχετικά με το query. Σημειώνεται ότι χρησιμοποιείται η συνάρτηση softmax για να θέσει τις τιμές από 0 μέχρι 1.

Μια ενδιαφέρουσα αναλογία της λειτουργίας του attention είναι η λειτουργία των συστημάτων ανάκτησης πληροφορίας, όπως το σύστημα αναζήτησης του YouTube. Η είσοδος στο search bar που κάνει ο χρήστης για να ψάξει ένα βίντεο είναι το query διάνυσμα. Τότε το YouTube προσπαθεί να αντιστοιχίσει το query αυτό με το τίτλο, την περιγραφή και τις ετικέτες του κάθε βίντεο στη βάση δεδομένων τους, τα οποία είναι τα διανύσματα keys. Η σύγκριση του query και των keys γίνεται χρησιμοποιώντας το εσωτερικό γινόμενο με βάση του cosine similarity. Έτσι έχει φτιάξει ένα φίλτρο προσοχής (attention filter), το οποίο στη συνέχεια πολλαπλασιάζεται με τα υποψήφια βίντεο, που είναι τα διανύσματα values και επιστρέφει τα πιο σχετικά. Το attention των transformers εκτελεί μια παρόμοια λειτουργία με τη διαφορά ότι τα queries, τα keys και τα values εξάγονται από την ίδια πηγή που είναι η είσοδος του transformer και για αυτό αποκαλείται self-attention. Έτσι σε εφαρμογές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, το φίλτρο προσοχής δείχνει πως κάθε λέξη σχετίζεται με όλες τις υπόλοιπες σε ένα κείμενο.

Τονίζεται ότι οι transformers όμως χρησιμοποιούν multi-head self-attention, διότι εκτελούν πολλές φορές την παραπάνω διαδικασία για την ίδια είσοδο και στο τέλος μαζεύουν όλη την πληροφορία (shared knowledge), με αποτέλεσμα να προκύπτουν πιο αξιόπιστες τιμές attention. Αυτό το κάνει ενώνοντας τους πίνακες που υπολογίζονται σε κάθε head και εισάγοντας τους σε ένα feed-forward νευρωνικό δίκτυο, το οποίο μαζεύει την πληροφορία.

Diagram

Description automatically generated

Multi-head self-attention

Στη συνέχεια η έξοδος του multi-head attention προστίθεται στην αρχική είσοδο (residual connection), βοηθώντας στη διατήρηση της πληροφορίας και στην αντιμετώπιση του προβλήματος vanishing gradient. Έπειτα το αποτέλεσμα της πρόσθεσης περνάει από μια κανονικοποίηση που ονομάζεται layer normalization, η οποία κάνει τη σύγκλιση του δικτύου κατά την εκπαίδευση ταχύτερη. Αυτό το κάνει παίρνοντας κάθε σειρά από τον πίνακα εισόδου και για κάθε στοιχείο της σειράς αφαιρεί τη μέση τιμή της σειράς και διαιρεί με τη τετραγωνική ρίζα της διασποράς. Σκοπός του layer normalization είναι η μέση τιμή να προσεγγίζει το 0 και η διασπορά το 1. Ο τύπος του layer normalization είναι:

Αφού γίνει η κανονικοποίηση το αποτέλεσμα μπαίνει ως είσοδος σε ένα MLP για εκτενέστερη επεξεργασία των δεδομένων, του οποίου η έξοδος γίνεται ξανά πρόσθεση με την είσοδο του MLP και κανονικοποιείται εκ νέου, τελειώνοντας έτσι τη δομή του encoder. Συνήθως κατασκευάζονται πολλοί encoders, οι οποίοι στοιβάζονται ο ένας πάνω στον άλλο, ώστε να δημιουργηθούν διαφορετικές αναπαραστάσεις της πληροφορίας από τα δεδομένα εισόδου και να ενισχυθεί η προβλεπτική ισχύς του δικτύου.

Στη συνέχεια αναλαμβάνει ο decoder τη διαδικασία παραγωγής της ακολουθίας εξόδου. Όπως προαναφέρθηκε ο decoder παράγει ένα σημείο της ακολουθίας της εξόδου τη φορά και ταυτόχρονα το στέλνει πίσω στην είσοδο του decoder προκαλώντας έτσι μια ανάδραση, για αυτό είναι μια autoregressive δομή. Ξεκινάει έχοντας ως input ένα start token και τελειώνει όταν έχει ως output ένα end token. Η είσοδος του decoder περνάει τα αρχικά στάδια της δημιουργίας του linear embedding και των positional encodings, τα οποία στη συνέχεια εισέρχονται σε ένα επίπεδο multi-head self-attention, το οποίο όμως είναι masked, έτσι ώστε να χρησιμοποιήσει μόνο τις εξόδους που έχουν περάσει προηγουμένως, αφού τα υπόλοιπα δεδομένα δεν έχουν σχέση με το context της ακολουθίας. Αυτό το κάνει προσθέτοντας τις εισόδους με ένα πίνακα-μάσκα, ο οποίος έχει τιμή 0 στα δεδομένα που δεν έχουν περάσει και τιμή που προσεγγίζει το πλην άπειρο για δεδομένα που δεν έχουν φτάσει ακόμα.

Το παραγόμενο αποτέλεσμα χρησιμοποιείται ως values στο επόμενο επίπεδο multi-head attention, όπου τα queries και τα keys λαμβάνονται από τις εξόδους του encoder. Έτσι γίνεται η συσχέτιση της εισόδου του encoder με την είσοδο του decoder και επιτρέπει στο decoder να εστιάσει στην κατάλληλη είσοδο του encoder. Τότε τα διανύσματα εξόδου multi-head attention γίνονται είσοδοι σε ένα feed-forward νευρωνικό δίκτυο για επιπρόσθετη επεξεργασία τελειώνοντας έτσι τη δομή του decoder. Όπως έγινε πριν με τους encoders, συνηθίζεται να χρησιμοποιούνται πολύ decoders και να στοιβάζονται ο ένας πάνω στον άλλον.

Τέλος η έξοδος του decoder μπαίνει σε έναν γραμμικό ταξινομητή, ο οποίος έχει πλήθος νευρώνων όσο το πλήθος των ξεχωριστών δεδομένων, έτσι ώστε να δημιουργηθεί ο ίδιος αριθμός κλάσεων. Η έξοδος αυτού του γραμμικού ταξινομητή περνάει από μια συνάρτηση softmax, ώστε να αποδοθεί σε κάθε κλάση μια πιθανότητα. Η πιο υψηλή πιθανότητα θα είναι και το σημείο της ακολουθίας που θα παράγει ο transformer.

Diagram

Description automatically generated

Αρχιτεκτονική transformer

Μια παραλλαγή της αρχικής αρχιτεκτονικής του transformer, που έχει ευρεία χρήση στο χώρο του computer vision και έχει αρχίσει να χρησιμοποιείται και στο χώρο της αναγνώρισης συναισθημάτων από σήματα ΗΕΓ, είναι ο Vision Transformer (ViT), που προτάθηκε από τους Dosovitskiy et al. το 2021 [51]. Είναι μια διαδικασία, που εκμεταλλεύεται τους μηχανισμούς αυτό-προσοχής των transformers για επεξεργασία δισδιάστατων δομών, όπως είναι οι εικόνες. Αποτελείται από ορισμένα στάδια επεξεργασίας της δισδιάστατης δομής, ένα stack από transformer encoders, το οποίο ουσιαστικά εκτελεί feature extraction το αποτέλεσμα του οποίου εισέρχεται σε ένα MLP για classification.

Σε αντίθεση με τα CNN, τα οποία δεν επηρεάζονται από τις μετατοπίσεις των pixels (translation invariant) και ουσιαστικά εφαρμόζουν τοπική επίβλεψη σε γειτονιές από pixel, οι transformers δεν επηρεάζονται από μεταθέσεις (permutation invariant) και επιβλέπουν ολόκληρα τα δεδομένα εισόδου. Όμως για να υιοθετηθούν τα παραπάνω θετικά των transformers, απαιτείται η μετατροπή των χωρικών δεδομένων σε ακολουθίες. Για το λόγο αυτό το πρώτο στάδιο σε ένα μοντέλο ViT, είναι ο διαχωρισμός της εικόνας εισόδου σε patches, δηλαδή ακολουθιακά σημεία, όπως είναι οι λέξεις σε ένα κείμενο. Τα patches αυτά στη συνέχεια περνάνε από ένα linear layer, έτσι ώστε να γίνουν flattened patch embeddings. Τότε με την ίδια λογική που ακολουθεί η απλή αρχιτεκτονική transformer, τα patch embeddings προστίθενται με position embeddings, για να διατηρηθεί η χωρική πληροφορία. Τονίζεται ότι στην αρχή των patch embeddings μπαίνει ένα ακόμα patch, το οποίο ονομάζεται class token, σκοπός του οποίου είναι να μαζέψει πληροφορία από τα άλλα tokens στην ακολουθία και εν τέλει να γίνει από αυτό η τελική ταξινόμηση, μειώνοντας έτσι το bias των αποτελεσμάτων.

Μετά από αυτά τα στάδια επεξεργασίας, έχουν δημιουργηθεί patch embeddings που περιλαμβάνουν χωρική πληροφορία και αναπαρίστανται με ένα δισδιάστατο πίνακα. Ο πίνακας αυτός είναι είσοδος, στη στοίβα από transformer encoders, των οποίων η εσωτερική αρχιτεκτονική είναι ίδια με του απλού transformer encoder. Έτσι το class token, μαθαίνει την απαραίτητη πληροφορία από όλα τα υπόλοιπα patches και συνιστά το διάνυσμα, που θα χρησιμοποιηθεί ως είσοδος στο MLP, για να γίνει η ταξινόμηση.

Diagram

Description automatically generated

Αρχιτεκτονική Vision Transformer

Τα ViT μοντέλα απαιτούν πολλά δεδομένα για εκπαίδευση και είναι αρκετά υπολογιστικά κοστοβόρα. Όμως σε περιπτώσεις μεγάλων datasets, έχουν ξεπεράσει την ακρίβεια των state-of-the-art CNN. Σε εφαρμογές αναγνώρισης συναισθημάτων από ΗΕΓ, έχουν χρησιμοποιηθεί παραλλαγές των ViT, με πολύ μεγάλα ποσοστά επιτυχίας.

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4**

# Μετατροπέας Ιεραρχικής Χωρικής Βαθιάς Μάθησης



## **Hierarchical Spatial Learning Transformer (HSLT)**

Για την υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας, χρησιμοποιήθηκε ως βάση το μοντέλο Hierarchical Spatial Learning Transformer ή HSLT, που προτείνουν οι Zhe Wang et al. στην ερευνητική εργασία “Transformers for EEG-Based Emotion Recognition: A Hierarchical Spatial Information Learning Model” [18]. Συγκεκριμένα, οι ερευνητές επιχειρούν να κατασκευάσουν ένα μοντέλο, χρησιμοποιώντας τα σημαντικά στοιχεία των ViT, ώστε να αξιοποιήσουν την χωρική διάσταση που διαθέτουν τα σήματα ΗΕΓ. Το μοντέλο αυτό επιλέχθηκε, λόγω των εξαιρετικών αποτελεσμάτων που εμφάνισε σε subject-independent πειράματα, δηλαδή εκπαίδευση με σήματα ΗΕΓ από διάφορους χρήστες και έλεγχος με σήματα ενός νέου χρήστη, καθώς επίσης και λόγω του τρόπου με τον οποίο μετασχηματίζει τα δεδομένα, για να αντλήσει όσο το δυνατόν περισσότερη χρονική, συχνοτική και χωρική πληροφορία μπορεί.

### **Κίνητρο**

Ο χώρος της αναγνώρισης συναισθημάτων με σήματα ΗΕΓ, παρουσιάζει έντονο ενδιαφέρον και διαρκώς δημοσιεύονται νέες εργασίες, που προσπαθούν να επιλύσουν το πρόβλημα. Στην πλειονότητα τους, αυτές οι εργασίες χρησιμοποιούν features, που έχουν εξαχθεί είτε από το πεδίο του χρόνου, είτε από το πεδίο της συχνότητας. Όμως τα σήματα ΗΕΓ, που έχουν συλλεχθεί από πολυκαναλικά σφαιρικά BCI headsets, έχουν τρείς διαστάσεις: χρονική διάσταση, συχνοτική διάσταση και χωρική διάσταση.

Η χρονική διάσταση αφορά μοτίβα και παρατηρήσεις που εμφανίζονται στο πεδίο του χρόνου, ενώ η συχνοτική διάσταση εξάγει κατανομές ισχύος, οι οποίες παρατηρούνται στο πεδίο της συχνότητας. Η πληροφορία που εξάγεται από τη χωρική διάσταση, αφορά χωρικές εξαρτήσεις ανάμεσα στα ηλεκτρόδια ή ανάμεσα στις εγκεφαλικές περιοχές. Η χωρική πληροφορία των σημάτων ΗΕΓ μπορεί να διαδραματίσει σπουδαίο ρόλο στην αναγνώριση συναισθημάτων, καθώς όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, υπάρχουν συγκεκριμένες περιοχές του εγκεφάλου, που ευθύνονται για την επεξεργασία των συναισθημάτων. Μάλιστα σύμφωνα με τα ευρήματα της νευροβιολογίας, οι περιοχές που σχετίζονται εντονότερα με τα ανθρώπινα συναισθήματα είναι ο προ-μετωπιαίος λοβός και ο βρεγματικός λοβός.

Υλοποιήσεις, όπου αξιοποιούνται και τα τρία χαρακτηριστικά έχουν γίνει χρησιμοποιώντας RNN [52, 53] και CNN μοντέλα [47, 54]. Τα μοντέλα αυτά όμως συνοδεύονται με ορισμένα μειονεκτήματα. Συγκεκριμένα τα RNN μοντέλα δεν επιτρέπουν παράλληλη επεξεργασία, πράγμα που κάνει την εκπαίδευση τους αρκετά πιο αργή, ενώ ταυτόχρονα δεν μπορούν να επεξεργαστούν μεγάλες ακολουθίες δεδομένων λόγω του vanishing gradient προβλήματος. Όσον αφορά τα μοντέλα CNN, έχουν σημαντικό περιορισμό στο χώρο που μπορούν να επιβλέψουν, καθώς τα φίλτρα που χρησιμοποιούν εστιάζουν μόνο σε γειτονικές περιοχές για πληροφορία. Έτσι γίνεται αντιληπτό, ότι και τα δύο μοντέλα αδυνατούν να καταγράψουν τις μακροπρόθεσμες χωρικές εξαρτήσεις των διαφορετικών εγκεφαλικών περιοχών και των ηλεκτροδίων στα σήματα ΗΕΓ, παραλείποντας με αυτό το τρόπο μεγάλο κομμάτι της πληροφορίας που διαθέτουν.

Το μοντέλο HSLT επιχειρεί να λύσει τους παραπάνω περιορισμούς, αξιοποιώντας τεχνικές των αρχιτεκτονικών των transformer και συγκεκριμένα των ViT. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιεί μηχανισμούς αυτό-προσοχής, έτσι ώστε να αφομοιώσει τις μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις των σημάτων ΗΕΓ. Αυτό το κάνει σε επίπεδο ηλεκτροδίων, βρίσκοντας τις χωρικές συσχετίσεις ανάμεσα σε ηλεκτρόδια ίδιας εγκεφαλικής περιοχής και στη συνέχεια σε επίπεδο εγκεφαλικών περιοχών, εντοπίζοντας τις χωρικές εξαρτήσεις ανάμεσα στις εγκεφαλικές περιοχές. Ακόμη, χρησιμοποιεί positional embeddings, για να αποκτήσει πληροφορία για τις θέσεις των ηλεκτροδίων και των εγκεφαλικών περιοχών, καθώς επίσης και το class token, έτσι ώστε να συλλέξει όλα τα αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά σε ένα unbiased token.

### **Περιγραφή του μοντέλου**

Το framework που ακολουθήθηκε και το μοντέλο HSLT μπορεί να αναλυθεί σε τέσσερα μέρη: α) Αρχικά γίνεται η εξαγωγή χαρακτηριστικών, για τη δημιουργία των κομματιών (patches) ηλεκτροδίων και ο χωρισμός τους βάσει της τοπολογίας του EEG headset σε εγκεφαλικές περιοχές. β) Στη συνέχεια γίνεται η είσοδος στους transformer encoders, όπου κάθε encoder αντιστοιχεί σε μια εγκεφαλική περιοχή, ώστε να γίνει η μάθηση των εξαρτήσεων ανάμεσα στα ηλεκτρόδια της ίδιας εγκεφαλικής περιοχής. γ) Έπειτα οι εξαρτήσεις που βρέθηκαν, ενώνονται και γίνονται επίσης είσοδοι σε transformer encoder, ώστε να γίνει η μάθηση των εξαρτήσεων ανάμεσα στις εγκεφαλικές περιοχές. δ) Τέλος χρησιμοποιείται αφού έχει εξαχθεί η απαιτούμενη πληροφορία γίνεται ταξινόμηση της συναισθηματικής κατάστασης του χρήστη.

Diagram

Description automatically generated

Framework του Hierarchical Spatial Information Learning Model

* Εξαγωγή χαρακτηριστικών και χωρισμός των patches των ηλεκτροδίων

Αρχικά τα σήματα ΗΕΓ, χωρίζονται σε κομμάτια (segmentation), που στη βιβλιογραφία των σημάτων ΗΕΓ ονομάζονται epochs. Αφού γίνει το segmentation των σημάτων ΗΕΓ, εξάγονται για κάθε κομμάτι τα PSD χαρακτηριστικά σε κάθε συχνοτική ζώνη. Αυτό γίνεται χρησιμοποιώντας τη μέθοδο Welch με ένα παράθυρο Hamming του ενός δευτερολέπτου. Έτσι για κάθε segment, μπορούν να υπολογιστούν PSD χαρακτηριστικά σε όσες συχνότητες επιτρέπει το κριτήριο του Nyquist, δηλαδή σε πλήθος συχνοτήτων όσο το μισό της συχνότητας δειγματοληψίας. Έτσι εάν η συχνότητα δειγματοληψίας των σημάτων ΗΕΓ είναι Hz , μπορεί να αναλυθεί η κατανομή ισχύος από τη συχνότητα 0 Hz έως Hz.

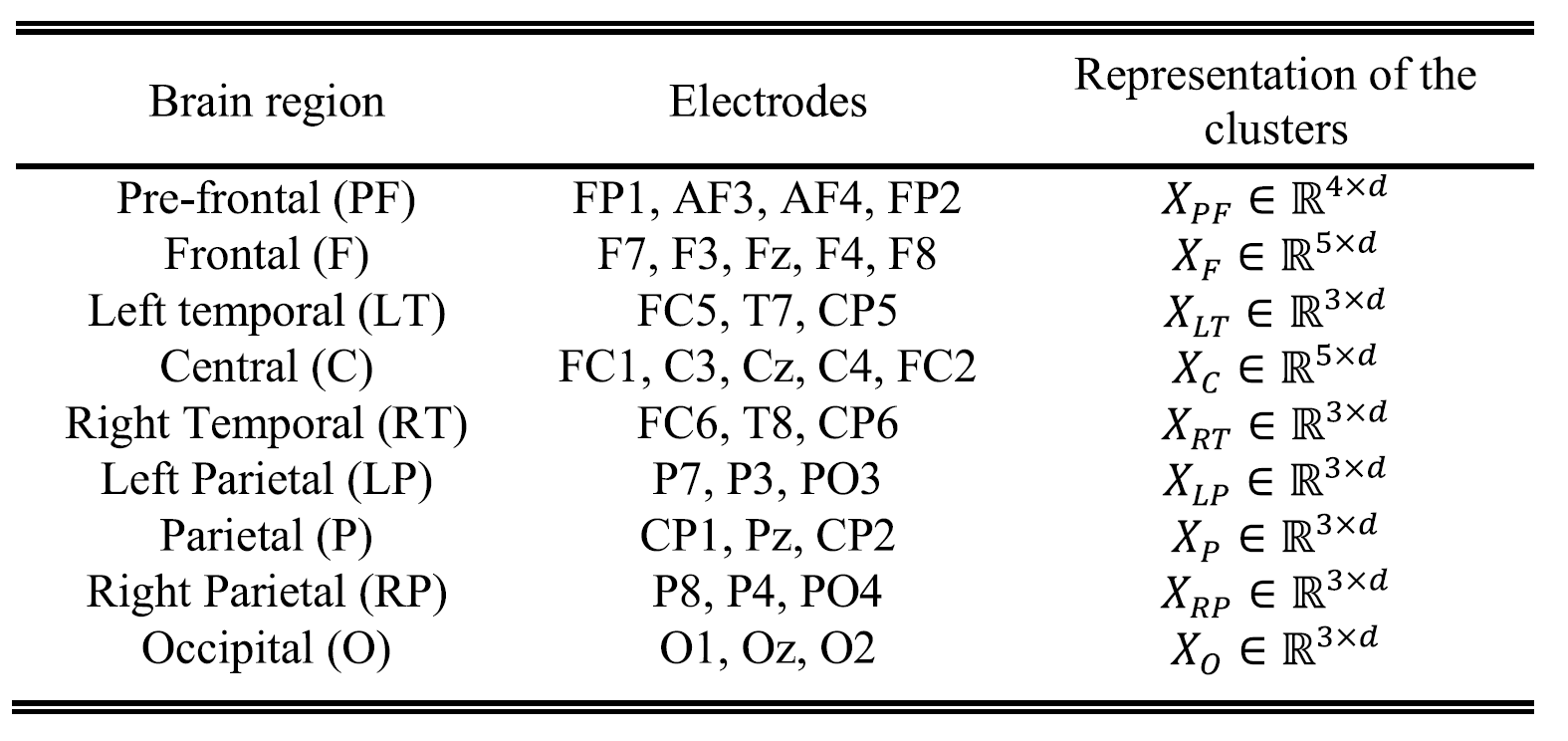
Αφού γίνει αυτός ο υπολογισμός, μπορούν να παρθούν τα PSD των δεδομένων στις συχνοτικές ζώνες, που χρησιμοποιούν στο paper. Συγκεκριμένα οι συγγραφείς ενδιαφέρονται για τις παρακάτω συχνοτικές ζώνες:

* Θήτα (Theta): 5 Hz – 9 Hz
* Αργό Άλφα (Slow Alpha): 9 Hz – 11 Hz
* Άλφα (Alpha): 9 Hz – 13 Hz
* Βήτα (Beta): 13 Hz – 31 Hz
* Γάμμα (Gamma): 31 Hz – 46 Hz

Έτσι, για να ληφθεί μια τιμή για κάθε συχνοτική ζώνη ενδιαφέροντος υπολογίζεται ο μέσος όρος των PSD χαρακτηριστικών, ο οποίος στη συνέχεια μετατρέπεται σε λογαριθμική κλίμακα dB.

Αυτό έχει ως αποτέλεσμα κάθε ηλεκτρόδιο να μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα patch ηλεκτροδίου , όπου το αναφέρεται στο -οστό ηλεκτρόδιο και είναι το πλήθος των συχνοτικών ζωνών ενδιαφέροντος, όπου στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι 5. Έτσι το σύνολο των χαρακτηριστικών των ΗΕΓ μπορούν να αναπαρασταθούν σαν ένα δισδιάστατο πίνακα , όπου είναι το πλήθος των ηλεκτροδίων.

Στη συνέχεια, λαμβάνοντας υπόψιν το γεγονός, ότι διαφορετικές εγκεφαλικές περιοχές ανταποκρίνονται διαφορετικά στις συναισθηματικές διεγέρσεις, τα ηλεκτρόδια χωρίζονται σε εγκεφαλικές περιοχές, έτσι ώστε να ενταχθεί η χωρική αυτή πληροφορία στα δεδομένα. Ο χωρισμός αυτός γίνεται βάσει της ανθρώπινης ανατομίας και της τοπολογίας των ηλεκτροδίων στο BCI headset, δημιουργώντας έτσι ομάδες (clusters) των patches των ηλεκτροδίων:



Χωρισμός ηλεκτροδίων σε εγκεφαλικές περιοχές και δημιουργία clusters από patches ηλεκτροδίων

Με αυτό το τρόπο, έχουν χωριστεί τα ηλεκτρόδια σε εννέα εγκεφαλικές περιοχές, σχηματίζοντας για τη κάθε μία, ένα δισδιάστατο cluster με αριθμό σειρών ίσο με το πλήθος των ηλεκτροδίων ανά εγκεφαλική περιοχή και αριθμό στηλών ίσο με το πλήθος των συχνοτικών περιοχών ενδιαφέροντος, όπου στη προκειμένη περίπτωση είναι πέντε.

* Χωρική μάθηση σε επίπεδο ηλεκτροδίων

Το επόμενο βήμα είναι η είσοδος των clusters των patches ηλεκτροδίων στο μοντέλο HSLT και η μάθηση των χωρικών αλληλοσυσχετίσεων σε επίπεδο ηλεκτροδίων (electrode-level learning). Πιο συγκεκριμένα κάθε ένα από τα clusters, μπαίνει παράλληλα ως είσοδος σε ένα ξεχωριστό transformer encoder. Έτσι συνολικά για τη μάθηση σε επίπεδο ηλεκτροδίων υπάρχουν εννέα transformer encoders. Αυτό γίνεται για να αξιοποιηθεί ο μηχανισμός αυτό-προσοχής και να αποκτήσει πληροφορία, πάνω στους χώρους της ίδιας της εγκεφαλικής περιοχής. Οι transformer encoders είναι το βασικό κατασκευαστικό μπλοκ του μοντέλου και στα δύο επίπεδα μάθησης και η γενική του δομή φαίνεται παρακάτω:

Diagram

Description automatically generated

Transformer Encoder στο HSLT

Κάθε cluster μπορεί να αναπαρασταθεί ως ένας δισδιάστατος πίνακας, με γραμμές και στήλες, οπότε στην εγκεφαλική περιοχή , το cluster είναι:

Κάθε cluster περνάει από ένα επίπεδο Linear Embedding, ώστε να γίνουν map σε σταθερό μέγεθος και να μετατραπεί ο πίνακας από σε . Αυτό γίνεται με ένα επίπεδο από νευρώνες και άρα τα patches ηλεκτροδίων πολλαπλασιάζονται με πίνακα προβολής Έτσι προκύπτουν τα patch embeddings:

Σε αυτά τα embeddings, προστίθεται στην είσοδο το class token, το οποίο είναι ένα παραπάνω εκπαιδεύσιμο embedding, που έχει ως λειτουργία να συλλέξει την πληροφορία όλων των embeddings:

Έπειτα, για να ενταχθεί η πληροφορία της θέσης του κάθε ηλεκτροδίου στην εγκεφαλική περιοχή, χρησιμοποιείται το μονοδιάστατο positional embedding, το οποίο προστίθεται στα embeddings:

Ο πίνακας αποτελεί την είσοδο στο transformer encoder. Ο encoder αυτός αποτελείται από ένα επίπεδο multi-head self-attention, δύο επίπεδα layer normalization και ένα MLP. Συγκεκριμένα, ο πίνακας υφίσταται κανονικοποίηση μέσω του layer normalization, ώστε να βελτιωθεί ο χρόνος εκπαίδευσης, και στη συνέχεια μπαίνει στο multi-head self-attention. Εκεί γίνεται η μάθηση των χωρικών αλληλοεξαρτήσεων ανάμεσα στα ηλεκτρόδια. Στη συνέχεια γίνεται χρήση ενός residual connection, για την προσθήκη του αποτελέσματος του μηχανισμού προσοχής με την αρχική πληροφορία καθώς επίσης και ενός ακόμη layer normalization επιπέδου.

Το αποτέλεσμα αυτών των επιπέδων, εισέρχεται σε ένα MLP, το οποίο αποτελείται από ένα επίπεδο εξόδου και ένα κρυφό επίπεδο με συνάρτηση ενεργοποίησης GELU (Gaussian-error linear unit). Η συνάρτηση αυτή, πρόκειται για μια μη γραμμική παραλλαγή της ReLU, που ορίζεται ως: , όπου η αθροιστική συνάρτηση κατανομής πιθανότητας της κανονικής (Γκαουσιανής) κατανομής.

*Chart, line chart

Description automatically generated*

Συνάρτηση ενεργοποίησης GELU συγκριτικά με τη ReLU

Τέλος χρησιμοποιείται ένα ακόμη residual connection και έτσι ολοκληρώνεται η δομή του transformer encoder. Όπως γινόταν και με τους απλούς transformers, γίνεται χρήση μπλοκ από transformer encoders, οι οποίοι στοιβάζονται ο ένας με τον άλλον, έτσι ώστε να επεκταθεί η μάθηση:

Σημειώνεται, ότι ως MSA και LN ορίζονται οι λειτουργίες του multi-head self-attention και layer normalization αντίστοιχα. Επίσης επισημαίνεται, ότι το είναι ο πίνακας εξόδου του transformer encoder, όπου είναι ο δείκτης που εμφανίζει το πλήθος των transformer encoder μπλοκ, που έχουν χρησιμοποιηθεί ως εκείνο το σημείο.

Έτσι στο τέλος προκύπτουν latent features από κάθε transformer encoder. Άρα συνολικά τα latent features είναι διαστάσεων και μπορούν να γραφούν ως:

* Χωρική μάθηση σε επίπεδο εγκεφαλικών περιοχών

Τα latent features που αποκτήθηκαν από τις εξόδους των transformer encoders διαθέτουν την πληροφορία για τις σχέσεις ανάμεσα στα ηλεκτρόδια σε κάθε εγκεφαλική περιοχή. Όμως η διαστασιμότητα κάθε στοιχείου στο δεν είναι ίδια, καθώς η προ-μετωπιαία, η μετωπιαία και η κεντρική εγκεφαλική περιοχή έχουν τουλάχιστον ένα παραπάνω ηλεκτρόδιο από τις υπόλοιπες περιοχές, οι οποίες έχουν διαστάσεις . Για το λόγο αυτό, γίνεται προβολή των και σε διαστάσεις , με αποτέλεσμα η είσοδος στο κομμάτι του HSLT, που αφορά την χωρική μάθηση σε επίπεδο εγκεφαλικών περιοχών (brain-region learning) να είναι:

Τότε εφαρμόζονται οι ίδιες λειτουργίες, που εφαρμόστηκαν στη χωρική μάθηση σε επίπεδο ηλεκτροδίων. Τα δεδομένα εισόδου γίνονται map σε σταθερό μέγεθος δημιουργώντας τα embeddings των εγκεφαλικών περιοχών (προστίθεται ένα Dropout Layer για να αποφευχθεί το overfitting), εισάγεται το class token και η πληροφορία της θέσης με τα positional embeddings και το αποτέλεσμα μπαίνει σε μια στοίβα από

Σημειώνεται ότι οι διαστάσεις του πίνακα προβολής στο Linear Embedding είναι , ενώ οι διαστάσεις του πίνακα των positional embeddings είναι .

Έτσι ο πίνακας διαθέτει την γνώση που αποκτήθηκε όσον αφορά τις χωρικές σχέσεις αλληλοεξάρτησης των διαφόρων εγκεφαλικών περιοχών. Αυτή η πληροφορία θα αξιοποιηθεί για την αναγνώριση του συναισθήματος του υποκειμένου.

* Ταξινόμηση σε μια συναισθηματική κατάσταση

Το τελευταίο μέρος του HSLT framework είναι η ταξινόμηση των ευρημάτων της παραπάνω διαδικασίας σε μια συναισθηματική κατάσταση. Για να γίνει αυτό χρησιμοποιείται το class token που αναφέρθηκε προηγουμένως. Το token αυτό βρίσκεται πάντα στην πρώτη θέση του πίνακα , οπότε μπορεί να αναπαρασταθεί ως . Για την πρόβλεψη χρησιμοποιείται ένα επίπεδο από νευρώνες, των οποίων το πλήθος είναι ίσο με το πλήθος των κλάσεων του προβλήματος ταξινόμησης και η σιγμοειδής συνάρτηση ενεργοποίησης, η οποία θέτει τιμές στις εξόδους από 0 μέχρι 1 και λαμβάνει τη μεγαλύτερη. Έτσι πραγματοποιείται η πρόβλεψη , όπου είναι ο πίνακας των συνδέσεων του επιπέδου των νευρώνων και είναι η σιγμοειδής συνάρτηση :

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5**

# Υλοποίηση και Αξιολόγηση



## **DEAP Dataset**

Η υλοποίηση του μοντέλου HSLT, έγινε στο σύνολο δεδομένων DEAP (Database for Emotion Analysis using Physiological Signals) [55], αφού πρόκειται για ένα μοντέλο με έντονη χρήση στη βιβλιογραφία, που επιτρέπει τη σύγκριση του HSLT με άλλα μοντέλα. Το DEAP αποτελεί ένα ανοιχτό και δωρεάν σύνολο δεδομένων, που περιέχει βιοσήματα που έχουν καταγραφτεί από οπτικοακουστικά ερεθίσματα και τις υποκειμενικές εκτιμήσεις των ατόμων που συμμετείχαν στα πειράματα, πάνω στη συναισθηματική κατάσταση τους. Το dataset αυτό συντάχθηκε από ερευνητές των πανεπιστημίων: Queen Mary University of London. University of Twente, University of Geneva και EPFL.

Οι συμμετέχοντες των πειραμάτων ήταν 32 (16 υγιείς άνδρες και 16 υγιείς γυναίκες) και οι ηλικίες τους είχαν εύρος από 19 μέχρι 37 χρονών. Το dataset περιλαμβάνει βιοσήματα των ανθρώπων αυτών, όπως ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα (EEG), ηλεκτρομυογραφήματα (EMG), ηλεκτροφθαλμογραφήματα (EOG), ηλεκτροκαρδιογραφήματα (ECG), δεδομένα γαλβανικής απόκρισης δέρματος (GSR), δεδομένα ηλεκτροπληθυσμογραφίας και θερμοκρασίας. Τα σήματα αυτά συλλέχθηκαν, ενώ οι συμμετέχοντες έβλεπαν 40 μουσικά βίντεο κλιπ του ενός λεπτού, τα οποία στόχευαν στη διέγερση διαφορετικών συναισθηματικών καταστάσεων. Ακόμη οι χρήστες, έπρεπε να αναφέρουν τα συναισθήματα τους, αφού είδαν το κάθε βίντεο. Για να το κάνουν αυτό αξιοποίησαν το πολυδιάστατο μοντέλο αναπαράστασης συναισθημάτων και συμπλήρωσαν τις υποκειμενικές τους εκτιμήσεις για τα επίπεδα valence, arousal, dominance και liking, για να περιγράψουν τη συναισθηματική τους κατάσταση. Αυτό έγινε βαθμολογώντας τα παραπάνω χαρακτηριστικά του συναισθήματος με τη χρήση μιας διακριτής κλίμακας 9 σημείων, αξιοποιώντας τα SAM (Self-Assessment Mannequins) mannequins.

Diagram

Description automatically generated

SAM mannequins για βαθμολόγηση επιπέδων valence (πάνω), arousal (μέση) και dominance (κάτω)

Το αρχείο του dataset που χρησιμοποιήθηκε στη διπλωματική είναι το zip με τα preprocessed data για python. Τα σήματα ΗΕΓ συλλέχθηκαν από το BCI σύστημα Biosemi ActiveTwo, το οποίο έχει 32 κανάλια και συχνότητα δειγματοληψίας 512Hz. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν πέρασαν από ορισμένα στάδια προεπεξεργασίας.

* Downsampling στα 128 Hz
* Αφαίρεση των EOG artefacts χρησιμοποιώντας τεχνική Blind Source Separation
* Εφαρμογή ζωνοδιαβατού φίλτρου, για διατήρηση των συχνοτήτων 4 Hz–45 Hz
* Χρήση αναφοράς κοινού μέσου όρου (common average referencing), η οποία αφαιρεί το μέσο όρο των σημάτων όλων των ηλεκτροδίων από κάθε ηλεκτρόδιο ξεχωριστά.
* Χωρισμός (segmentation) των δεδομένων σε βίντεο των 60 δευτερολέπτων και 3 δευτερόλεπτα για έναρξη. Ο μέσος όρος του σήματος έναρξης των 3 δευτερολέπτων αφαιρείται από το υπόλοιπο σήμα.

Τα δεδομένα που περιέχει το zip αρχείο συγκεφαλαιώνονται στον παρακάτω πίνακα:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Διαστάσεις** | **Περιεχόμενα** |
| **Δεδομένα**  **(ανά υποκείμενο)** |  | βίντεο κανάλια σημεία |
| **Βαθμολογίες** |  | βίντεοβαθμολογία  (valence, arousal, dominance, liking) |

## **Επεξεργασία του DEAP**

Τα δεδομένα πριν μπουν στο μοντέλο HSLT μετασχηματίζονται, όπως υποδεικνύουν οι συγγραφείς της ερευνητικής εργασίας, που παρουσιάζεται το μοντέλο. Επιπλέον, καθορίζεται το πως διαχειρίζονται οι τιμές εκτίμησης των συναισθηματικών καταστάσεων των χρηστών, ορίζοντας τα προβλήματα ταξινόμησης.

### **Επεξεργασία των δεδομένων**

Συγκεκριμένα, όπως προαναφέρθηκε, τα σήματα χωρίζονται σε epochs, έτσι ώστε να αποκτηθούν περισσότερα δεδομένα για εκπαίδευση. Έτσι, εφαρμόζεται ένα κυλιόμενο χρονικό παράθυρο των 6 δευτερολέπτων με 50% επικάλυψη. Τονίζεται, ότι στην υλοποίηση της διπλωματικής αφαιρέθηκαν τα πρώτα τρία δευτερόλεπτα των σημάτων, έτσι ώστε να ταυτίζεται ο αριθμός των features που υπολογίστηκαν, με εκείνο που υπολογίζουν οι Zhe Wang et al. στην ερευνητική εργασία. Αποδείχθηκε, ότι εν τέλει δεν είχε κάποια σημαντική επίπτωση στην απόδοση του μοντέλου, καθώς έγινε δοκιμή χωρίς την αφαίρεση των δεδομένων και τα αποτελέσματα ήταν παραπλήσια. Έτσι η αφαίρεση των 3 δευτερολέπτων μειώνει τα σημεία των σημάτων ΗΕΓ σε 7680 και η διαδικασία epoching, χωρίζει τα δεδομένα σε 19 epochs:

### **Ορισμός προβλημάτων ταξινόμησης**

Οι βαθμολογίες των συναισθηματικών καταστάσεων των χρηστών, σε κάθε συνιστώσα του πολυδιάστατου μοντέλου, χωρίζονται σε δύο κατηγορίες: υψηλή (high) και χαμηλή (low). Οι βαθμολογίες που βρίσκονται στο εύρος τιμών 1-4 εντάσσονται στην κατηγορία low, ενώ αν βρίσκονται στο εύρος 6-9 εντάσσονται στην κατηγορία high. Στην συγκεκριμένη υλοποίηση, χρησιμοποιούνται μόνο οι διαστάσεις valence και arousal. Έτσι το πρόβλημα αναγνώρισης συναισθημάτων, χωρίζεται σε τρία υποπροβλήματα.

* Δυαδική ταξινόμηση: Low Valence – High Valence (LV – HV)
* Δυαδική ταξινόμηση: Low Arousal – High Arousal (LA – HA)
* Ταξινόμηση τεσσάρων κλάσεων:

Low Arousal, Low Valence – Low Arousal, High Valence – High Arousal, Low Valence – High Arousal, High Valence

(LALV – LAHV – HALV – HAHV)

Σημειώνεται ότι κάθε epoch έχει ως κλάση την τιμή του σήματος ΗΕΓ, από το οποίο χωρίστηκε. Επιπλέον αξίζει να αναφερθεί, ότι λόγω του παραπάνω τρόπου χωρισμού των βαθμολογιών σε κατηγορίες high και low, παραλείπονται τελείως τα δεδομένα, για τα οποία οι βαθμολογίες είναι ανάμεσα στις τιμές 4 και 6. Επομένως κάθε άτομο έχει διαφορετικές διαστάσεις σε κάθε πρόβλημα ταξινόμησης για τα δεδομένα του. Για παράδειγμα στο πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης LA – HA, το πρώτο υποκείμενο έχει δεδομένα με διαστάσεις: (βίντεο epochs ηλεκτρόδια σημεία) και το δεύτερο, έχει δεδομένα με διαστάσεις: .

Ακόμη δίνεται έμφαση στη μετατροπή των κλάσεων σε όλα τα προβλήματα ταξινόμησης σε one-hot encodings. Αυτό σημαίνει ότι οι κλάσεις, που είναι κατηγορικές μεταβλητές, θα μετατραπούν σε ένα διάνυσμα μεγέθους ίσο με το πλήθος των κλάσεων, του οποίου όλα τα στοιχεία θα είναι ίσα με μηδέν, εκτός από ένα στοιχείο που θα αντιπροσωπεύει την κλάση και θα είναι ίσο με 1. Έτσι στο πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης, η κλάση LA γίνεται [1,0] και η κλάση HA γίνεται [0,1]. Ο βασικός λόγος που γίνεται αυτός ο μετασχηματισμός, είναι η μετατροπή των κατηγορικών κλάσεων, σε τύπο δεδομένων, που μπορεί να καταλάβει ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, ενώ ταυτόχρονα επειδή τα διανύσματα, δεν διαθέτουν κάποια ιεραρχική δομή, δεν προβληματίζουν το μοντέλο, στο να εκτιμάει κάποια τιμή περισσότερο από κάποια άλλη.

## **Υλοποίηση του HSLT framework**

Μετά την προετοιμασία των δεδομένων για την χρήση τους στο framework του HSLT, γίνεται η εξαγωγή των χαρακτηριστικών και η είσοδος τους στο μοντέλο. Το μοντέλο στη συνέχεια αξιολογείται, ώστε να διαπιστωθεί η απόδοση του βάσει ορισμένων μετρικών.

### **PSD features**

Στο HSLT framework, γίνεται εξαγωγή των PSD τα οποία υπολογίζονται με τη μέθοδο Welch, χρησιμοποιώντας παράθυρο Hamming 1 δευτερολέπτου. Τα features αυτά επιδιώκουν να εκφράσουν την κατανομή ισχύος στις συχνότητες των σημάτων ΗΕΓ. Παρακάτω φαίνονται δύο κατανομές ισχύος, όπου η πρώτη είναι για το 1ο υποκείμενο, στο 1ο βίντεο και 1η πρώτη εποχή και η δεύτερη είναι για το 32ο υποκείμενο, στο 1ο βίντεο και στην 1η εποχή.

* 1ο υποκείμενο, 1ο βίντεο, 1η εποχή

Chart, histogram

Description automatically generated

Αποτέλεσμα PSD με μέθοδο Welch, χρησιμοποιώντας παράθυρο Hamming για 1 sec για το πρώτο subject, πρώτο βίντεο και πρώτο epoch στα ηλεκτρόδια Fp1 και O2

* 31ο υποκείμενο, 1ο βίντεο, 1η εποχή

Chart, histogram

Description automatically generated

Αποτέλεσμα PSD με μέθοδο Welch, χρησιμοποιώντας παράθυρο Hamming για 1 sec για το 32ο subject, πρώτο βίντεο και πρώτο epoch στα ηλεκτρόδια Fp1 και O2

Δίνεται ιδιαίτερη έμφαση στη διαφορά των κατανομών σε κάθε ηλεκτρόδιο αλλά και σε κάθε υποκείμενο. Αυτό συμβαίνει διότι παρόλο που το ερέθισμα είναι το ίδιο, διαφορετικές εγκεφαλικές περιοχές αντιδρούν διαφορετικά στο κάθε ερέθισμα. Επίσης επειδή τα σήματα ΗΕΓ, παρουσιάζουν έντονη εξάρτηση από τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε ατόμου, από το οποίο προέρχονται, είναι λογικό τα σήματα ΗΕΓ να διαφέρουν πολύ από άτομο σε άτομο.

Από τα plots όλων των δεδομένων, μπορεί να υπολογιστούν τα PSD features. Αρχικά κάθε ακολουθία τιμών PSD, χωρίζεται στις πέντε συχνοτικές περιοχές ενδιαφέροντος, που χρησιμοποίησαν και οι συγγραφείς. Στη συνέχεια οι ακολουθίες PSD εντός των συχνοτικών ζωνών, μετατρέπονται σε κλίμακα dB και τέλος λαμβάνεται ο μέσος όρος αυτών των τιμών. Έτσι κάθε σήμα ΗΕΓ ενός ηλεκτροδίου, αναπαρίσταται ως ένα διάνυσμα πέντε τιμών. Τα διανύσματα αυτά μαζεύονται για κάθε άτομο και ομαδοποιούνται σχηματίζοντας τις εννέα εγκεφαλικές περιοχές του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Ακολουθώντας την υλοποίηση της ερευνητικής εργασίας των Zhe Wang et al., τα συνολικά features, που υπολογίζονται για κάθε πρόβλημα ταξινόμησης είναι:

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **LA** | **HA** | **LV** | **HV** | **LALV** | **LAHV** | **HALV** | **HAHV** |
| 7144 | 10108 | 6973 | 10374 | 2413 | 2014 | 2983 | 5225 |

### **Εκπαίδευση του μοντέλου**

Η εκπαίδευση του μοντέλου στην υλοποίηση της διπλωματικής, ακολουθεί κατά κύριο λόγο την υλοποίηση, που ακολουθούν και οι Zhe Wang et al. στην ερευνητική τους εργασία. Όμως σε μερικά σημεία έχουν γίνει ορισμένες αλλαγές, οι οποίες οδήγησαν σε καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης. Παρακάτω αναλύονται οι παράμετροι εκπαίδευσης.

* **Leave-One-Subject-Out Cross-Validation**

Το μοντέλο HSLT εκπαιδεύεται για τα προβλήματα αναγνώρισης συναισθημάτων σε subject-independent πειράματα. Αυτό σημαίνει ότι το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης αποτελείται από δεδομένα πολλών υποκειμένων και ελέγχεται σε δεδομένα νέων υποκειμένων, που έχουν συμμετάσχει στην εκπαίδευση. Για να γίνει αυτό, χρησιμοποιείται η μέθοδος leave-one-subject-out cross-validation, στην οποία το μοντέλο εκπαιδεύεται με τα δεδομένα όλων των υποκειμένων, εκτός από ένα, το οποίο χρησιμοποιείται για τον έλεγχο. Αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται έτσι ώστε να έχουν δοκιμαστεί όλοι οι συνδυασμοί εκπαίδευσης και ελέγχου. Επομένως στην συγκεκριμένη υλοποίηση, κάθε φορά χρησιμοποιούνται 31 υποκείμενα για εκπαίδευση (training) και 1 για έλεγχο (testing), ενώ αυτή η διαδικασία επαναλαμβάνεται 32 φορές.

* **Αλγόριθμος βελτιστοποίησης Adam και συναρτήσεις σφάλματος**

Για την εκπαίδευση χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος βελτιστοποίησης Adam (Adaptive Moment Estimation), ο οποίος αποτελεί μια παραλλαγή του αλγορίθμου SGD και έχει αποδειχθεί ότι είναι ιδιαίτερα αποδοτικός σε προβλήματα με πολλά δεδομένα και πολλές παραμέτρους. Επίσης η συνάρτηση σφάλματος (loss function) που χρησιμοποίησαν οι συγγραφείς της ερευνητικής εργασίας, για την εκπαίδευση ήταν η συνάρτηση cross-entropy. Στην υλοποίηση της διπλωματικής έγινε χρήση, ορισμένων πιο ειδικών παραλλαγών της συνάρτησης αυτής, ενώ ταυτόχρονα χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές συνάρτησης ενεργοποίησης. Πιο συγκεκριμένα, για τα προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης των one-hot-encoded κλάσεων, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση binary cross-entropy loss με συνάρτηση ενεργοποίησης την sigmoid:

Για το πρόβλημα ταξινόμησης τεσσάρων one-hot-encoded κλάσεων, χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση categorical cross-entropy loss με συνάρτηση ενεργοποίησης την softmax:

Στις παραπάνω σχέσεις ορίζεται ως η πιθανότητα η πραγματική κλάση να είναι η και ως η πιθανότητα που δίνει το μοντέλο στην κλάση να είναι η .

* **Μείωση του ρυθμού εκμάθησης με τη μέθοδο Cosine Weight Decay**

Ο ρυθμός εκμάθησης (learning rate) μειώνεται κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης με τη μέθοδο cosine weight decay [56], με βήμα ίσο με το πλήθος των batches των δεδομένων για όλες τις εποχές εκπαίδευσης:

Το cosine weight decay, μεταβάλλει το ρυθμό εκμάθησης, σε κάθε mini-batch, δηλαδή κάθε υποσύνολο των δεδομένων, που χρησιμοποιείται για εκπαίδευση σε κάθε βήμα εκπαίδευσης. Πρόκειται για μια αρκετά συχνή μέθοδο μείωσης του ρυθμού εκμάθησης και είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για να αποφευχθεί το overfitting και να βοηθήσει το δίκτυο να φτάσει στο ολικό ελάχιστο της συνάρτησης σφάλματος. Η μείωση αυτή γίνεται ξεκινώντας από έναν αρχικό ρυθμό εκπαίδευσης και σταδιακά, φτάνοντας σε μια τελική επιθυμητή τιμή.

Η σχέση που χρησιμοποιείται για την ανανέωση του ρυθμού μεταβολής είναι η παρακάτω, όπου ο ρυθμός εκμάθησης τη στιγμή t, η οποία ανήκει στο εύρος  ο αρχικός ρυθμός εκμάθησης και είναι η τελική επιθυμητή τιμή του ρυθμού εκμάθησης:

Η εργασία των Zhe Wang et al. δεν αναφέρει τις παραμέτρους του cosine weight decay. Στην υλοποίηση της διπλωματικής, το είναι ίσο με 0.005 και το είναι ίσο με 0, ενώ επίσης η μείωση του learning rate συμβαίνει για όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Chart

Description automatically generated

Μεταβολή του ρυθμού εκμάθησης ανά βήμα εκπαίδευσης, όταν το testing set ήταν τα δεδομένα του τελευταίου subject και το training set τα δεδομένα όλων των υπολοίπων

* **Early Stopping**

Σημειώνεται ότι οι εποχές εκπαίδευσης, που προτείνουν οι Zhe Wang et al. είναι 80, όμως σχεδόν πάντα η βέλτιστη εκπαίδευση γίνεται πολύ νωρίτερα. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιείται η τεχνική early stopping με παράμετρο patience ίση με 10. Έτσι, όταν δεν παρατηρείται βελτίωση στην απόδοση, η οποία μετριέται με το validation loss, η εκπαίδευση περιμένει άλλες 10 εποχές μέχρι να βρει καλύτερη τιμή. Αν δεν βρει καλύτερη τιμή σε αυτές τις 10 επιπρόσθετες εποχές, τότε σταματάει την εκπαίδευση, κρατώντας τη βέλτιστη τιμή. Με αυτό το τρόπο, αποφεύγεται το overfitting, δηλαδή η υπερβολική μάθηση των δεδομένων στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης, που έχει ως αποτέλεσμα, το μοντέλο να αδυνατεί να ταξινομήσει νέα δεδομένα.

* **Υπερπαράμετροι**

Στην υλοποίηση της διπλωματικής οι υπερπαράμετροι (hyperparameters) που χρησιμοποιήθηκαν για το μοντέλο ήταν:

* Εποχές (epochs): 80
* Πλήθος δειγμάτων ανά batch (batch size): 512
* Αρχικός ρυθμός εκμάθησης: 0.005
* Dropout στα MSA blocks: 0.4
* Dropout στα MLP blocks: 0.4
* Dropout μετά το Linear Embedding στο brain-region-level learning: 0.1
* Διάσταση των embeddings στο electrode-level learning: 8
* Διάσταση των embeddings στο brain-region-level learning: 16
* Πλήθος των transformer encoder block στο electrode-level learning (: 2
* Πλήθος των transformer encoder block στο brain-region-level learning (: 2
* Διάσταση των πινάκων στα MSA block: 64
* Πλήθος heads στα MSA block (: 16
* Πλήθος κρυφών νευρώνων στα MLP δίκτυα: 4 φορές τη διάσταση των embeddings

### **Αξιολόγηση του μοντέλου**

Η αξιολόγηση του μοντέλου γίνεται όσες φορές γίνεται και η εκπαίδευση, που επιβάλλει το leave-one-subject-out cross-validation. Επομένως σε κάθε επανάληψη λαμβάνεται ένα υποκείμενο που χρησιμοποιείται για testing και όλα τα υπόλοιπα χρησιμοποιούνται για εκπαίδευση. Σε κάθε επανάληψη γίνεται η αξιολόγηση στα testing δεδομένα, με αποτέλεσμα να λαμβάνονται μετρικές απόδοσης 32 φορές. Η τελική αξιολόγηση του μοντέλου, γίνεται παίρνοντας το μέσο όρο και τη τυπική απόκλιση κάθε μετρικής.

#### **Μετρικές Αξιολόγησης**

Οι μετρικές αξιολόγησης του μοντέλου, που χρησιμοποιήθηκαν στην υλοποίηση της διπλωματικής, είναι οι ίδιες που χρησιμοποίησαν οι συγγραφείς στη δική τους υλοποίηση. Τονίζεται ότι τα χαρακτηριστικά που εξάχθηκαν δεν είναι ισορροπημένα (imbalanced), δηλαδή υπάρχει μεγάλη διαφορά στο πλήθος των features για κάθε κλάση. Αυτό μπορεί να προκαλέσει παραπλανητικά νούμερα αξιολόγησης και αυτό λήφθηκε υπόψιν από τους συγγραφείς της ερευνητικής εργασίας. Συγκεκριμένα, οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν, είναι η ακρίβεια (accuracy), το F1-Score και το Cohen’s Kappa Score, οι οποίες αναλύονται παρακάτω. Για την εξήγηση τους ορίζονται οι μεταβλητές:

* TP (True Positives): Το πλήθος των σωστών ταξινομήσεων για δεδομένα που ανήκουν σε μια κλάση.
* TN (True Negatives): Το πλήθος των σωστών ταξινομήσεων για δεδομένα που δεν ανήκουν σε μια κλάση.
* FP (False Positives): Το πλήθος των ταξινομήσεων, για δεδομένα που λανθασμένα προβλέπεται ότι ανήκουν σε μια κλάση.
* FN (False Negatives): Το πλήθος των ταξινομήσεων, για δεδομένα που λανθασμένα προβλέπεται ότι δεν ανήκουν σε μια κλάση.

Για ευκολότερη κατανόηση χρησιμοποιείται ο confusion matrix, ο οποίος ορίζεται και για προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης (binary classification) αλλά και για ταξινόμησης πολλών κλάσεων (multi-class classification).

Table

Description automatically generated

Confusion Matrix

* **Ακρίβεια (Accuracy)**

Η ακρίβεια αποτελεί την πιο συνηθισμένη μετρική αξιολόγησης στο χώρο της μηχανικής μάθησης. Πρόκειται για το ποσοστό των ταξινομήσεων, που εκτέλεσε σωστά το μοντέλο μάθησης για μια κλάση. Η σχέση που περιγράφει την ακρίβεια είναι:

Παρόλο που η ακρίβεια έχει τόσο ευρεία χρήση, ένα σημαντικό της μειονέκτημα είναι ότι επηρεάζεται πάρα πολύ από τη κλάση πλειοψηφίας. Έτσι ένα μοντέλο που είναι πάρα πολύ καλό στο να εντοπίζει μια κλάση, ενδεχομένως να έχει πολύ υψηλή ακρίβεια, αν τα δεδομένα αυτής της κλάσης είναι πολύ περισσότερα από των άλλων κλάσεων. Όμως αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο, δεν είναι πολύ καλό στο να ταξινομεί σωστά δεδομένα των άλλων κλάσεων.

* **F1-Score**

Μια ακόμη πολύ συνηθισμένη μετρική αξιολόγησης, είναι το F1-Score, το οποίο αποτελεί τον αρμονικό μέσο όρο των μετρικών precision και recall. Η μετρική precision βρίσκει το ποσοστό των TP, ανάμεσα σε όλες τις positive ταξινομήσεις, ενώ η μετρική recall βρίσκει το ποσοστό των TP, ανάμεσα σε όλα τα πραγματικά positives. Έτσι ορίζονται:

Το F1-Score συνιστά μια ιδιαίτερα χρήσιμη μετρική αξιολόγησης, ειδικά σε περιπτώσεις που τα δεδομένα είναι imbalanced. Αυτό συμβαίνει, διότι ο αρμονικός μέσος όρος δίνει το ίδιο βάρος στο precision και στο recall, που έχει ως αποτέλεσμα την μείωση του F1-Score, στην περίπτωση που το μοντέλο ταξινομεί σωστά μόνο την κλάση πλειοψηφίας.

Αξίζει να σημειωθεί ότι σε περιπτώσεις multiclass classification το F1-Score, υπολογίζεται με τρείς διαφορετικούς τρόπους.

* Micro F1-Score: Αθροίζει όλα τα TP, FP, TN, FN και υπολογίζει precision και recall. Έτσι δίνεται ίσο βάρος σε κάθε κλάση ανεξαρτήτως του πλήθους των δειγμάτων.
* Macro F1-Score: Βρίσκει τα precision και recall για κάθε κλάση ξεχωριστά και μετά υπολογίζει το μέσο όρο τους. Με αυτό το τρόπο δίνεται ίσο βάρος σε κάθε κλάση ανεξαρτήτως του πλήθους των δειγμάτων.
* Weighted F1-Score: Βρίσκει τα precision και recall για κάθε κλάση ξεχωριστά, δίνοντας βάρη ανάλογα με το πλήθος των δειγμάτων σε κάθε κλάση. Έτσι λαμβάνεται υπόψιν το πλήθος των δειγμάτων στον τελικό υπολογισμό.

Στην υλοποίηση της διπλωματικής, για το πρόβλημα του 4-class classification, χρησιμοποιήθηκε weighted F1-Score.

* **Cohen’s Kappa Coefficient**

Η μετρική Cohen’s Kappa Coefficient αποτελεί μια στατιστική μέτρηση της συμφωνία ανάμεσα σε δύο βαθμολογητές, στην ταξινόμηση κατηγορικών δεδομένων. Πρόκειται για μια μετρική, που χρησιμοποιήθηκε πρώτη φορά στο χώρο της ψυχολογίας και στοχεύει στην εκτίμηση της συμφωνίας ανάμεσα στις ταξινομήσεις του μοντέλου και στις πραγματικές ταξινομήσεις, λαμβάνοντας υπόψιν και την πιθανότητα της τυχαίας συμφωνίας. Το εύρος τιμών της μετρικής είναι από -1, που είναι η χειρότερη τιμή μέχρι 1, που είναι η καλύτερη. Συγκεκριμένα η τιμή 1 δείχνει πλήρη συμφωνία ανάμεσα στους βαθμολογητές, που δεν οφείλεται στη τύχη, η τιμή 0 δείχνει ότι η συμφωνία είναι τελείως κατά τύχη και η τιμή -1 δείχνει πλήρη διαφωνία, που δεν οφείλεται στη τύχη. Η σχέση που την περιγράφει είναι:

Σημειώνεται ότι ως ορίζεται το ποσοστό συμφωνίας ανάμεσα στους δύο βαθμολογητές (observed agreement) και ως ορίζεται η υποθετική πιθανότητα της τυχαίας συμφωνίας (agreement by chance). Σε ένα περιβάλλον δυαδικής ταξινόμησης οι παραπάνω μεταβλητές ορίζονται:

Η μετρική Cohen’s Kappa Coefficient μπορεί να χρησιμοποιηθεί επιτυχώς σε περιπτώσεις imbalanced εισόδων, καθώς λαμβάνει υπόψιν όλες τις κλάσεις. Επίσης σε περιπτώσεις πολύ υψηλού accuracy, η χρήση της μετρικής αυτής μπορεί να παρέχει σημαντική περισσότερη πληροφορία, για την ποιότητα των δεδομένων και του μοντέλου.

#### **Αποτελέσματα αξιολόγησης**

Παρακάτω φαίνονται οι πίνακες αξιολόγησης για κάθε μετρική ξεχωριστά και γίνεται σύγκριση των αποτελεσμάτων της διπλωματικής με τα αποτελέσματα των Zhe Wang et al. Οι τιμές που αναγράφονται είναι οι μέσοι όροι των πειραμάτων και μέσα στις παρενθέσεις είναι οι τυπικές αποκλίσεις.

**Accuracy**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Binary classification (Valence) | Binary classification (Arousal) | 4-class classification (Valence & Arousal) |
| Υλοποίηση Διπλωματικής | 0.75 (0.08) | 0.75 (0.08) | 0.63 (0.12) |
| Zhe Wang et al. | 0.67 (0.09) | 0.66 (0.09) | 0.57 (0.08) |

**F1-Score**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Binary classification (Valence) | Binary classification (Arousal) | 4-class classification (Valence & Arousal) |
| Υλοποίηση Διπλωματικής | 0.79 (0.09) | 0.74 (0.12) | 0.58 (0.14) |
| Zhe Wang et al. | 0.66 (0.07) | 0.64 (0.10) | 0.54 (0.09) |

**Cohen’s Kappa Coefficient**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Binary classification (Valence) | Binary classification (Arousal) | 4-class classification (Valence & Arousal) |
| Υλοποίηση Διπλωματικής | 0.38 (0.20) | 0.25 (0.21) | 0.29 (0.20) |
| Zhe Wang et al. | 0.45 (0.11) | 0.44 (0.11) | 0.33 (0.09) |

Γίνεται αντιληπτό, ότι με την υλοποίηση της διπλωματικής, προκύπτουν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα, τα οποία στις μετρικές Accuracy και F1-Score, ξεπερνούν τα αποτελέσματα των Zhe Wang et al. κατά σημαντικό βαθμό. Τα αποτελέσματα της μετρικής Cohen’s Kappa Coefficient στην υλοποίηση της διπλωματικής, δεν είναι όσο καλά είναι τα αποτελέσματα στην αρχική εργασία, καθώς οι μέσοι όροι είναι χαμηλότεροι και οι τυπικές αποκλίσεις πολύ μεγαλύτερες. Αυτό σημαίνει ότι στα πειράματα, η τιμή της μετρικής αυτής είναι είτε πολύ υψηλή είτε πολύ χαμηλή, χωρίς όμως να φτάνει σε αρνητικές τιμές, που θα σήμαινε διαφωνία ανάμεσα στους βαθμολογητές.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η ερευνητική εργασία των Zhe Wang et al. είχε ορισμένες ασάφειες. Συγκεκριμένα για την εκπαίδευση του μοντέλου, οι παράμετροι cosine weight decay, learning rate και early stopping, δεν ορίζονται κάπου μέσα στο κείμενο. Για την υλοποίηση της διπλωματικής, το cosine weight decay διαρκεί όσο όλες οι εποχές εκπαίδευσης, το learning rate είναι 0.005 και το early stopping έχει patience ίσο με 10 εποχές. Επίσης, πουθενά στο κείμενο δεν ορίζεται το πλήθος των νευρώνων στο κρυφό επίπεδο των MLP. Για το λόγο αυτό ακολουθήθηκε ο τρόπος εργασίας των Dosovitskiy et al., σύμφωνα με τους οποίους η τιμή του MLP size είναι τέσσερις φορές το embedding dimension του μοντέλου. Επομένως, υπάρχει περίπτωση αυτοί οι ορισμοί των υπερπαραμέτρων να οδήγησαν στην μεταβολή της απόδοσης του μο

**ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6**

# Συμπεράσματα και Μελλοντικές Κατευθύνσεις

## **Συμπεράσματα**

Με βάση τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν, γίνεται φανερό ότι το HSLT framework, συνιστά μια μεθοδολογία, που είναι ικανή να εκπονήσει subject-independent αναγνώριση συναισθημάτων κάτω από διαφορετικά προβλήματα ταξινόμησης. Η δυσκολία που έγκειται στην ατομικότητα της πληροφορίας, που διαθέτουν τα σήματα ΗΕΓ, είναι επίσης φανερή, καθώς η τυπική απόκλιση των πειραμάτων σε όλες τις μετρικές και κυρίως στο Cohen’s Kappa Coefficient είναι μεγάλη. Όμως παρά αυτής της ιδιαιτερότητας που έχουν τα βιοσήματα αυτά, το μοντέλο εξακολουθεί να εκτελεί ορθή ταξινόμηση στην πλειονότητα των περιπτώσεων. Αυτό οφείλεται στη χρήση των μηχανισμών αυτό-προσοχής, καθώς μπορούν να καταγράψουν ποιες εγκεφαλικές περιοχές συνεισφέρουν περισσότερο στην συναισθηματική διέγερση. Επίσης σημαντικό ρόλο διαδραματίζει η ιεραρχική ανάλυση του εγκεφάλου, από τα ηλεκτρόδια μέχρι τις εγκεφαλικές περιοχές, με αποτέλεσμα να αποτυπώνονται πλήρως οι χωρικές εξαρτήσεις. Αξίζει επιπλέον να δοθεί σημασία στη χρήση των positional embeddings και του class token, ώστε να προστεθεί η πληροφορία της θέσης των ηλεκτροδίων και των εγκεφαλικών περιοχών αλλά και να αξιοποιηθεί όλη η πληροφορία που έμαθε το δίκτυο με unbiased τρόπο.

Ακόμη, η υλοποίηση που ακολουθήθηκε στη διπλωματική, επέφερε καλύτερα αποτελέσματα σε δύο από τις τρείς μετρικές, από εκείνη των Zhe Wang et al., που παρουσίασαν στο framework. Αυτό οφείλεται πιθανώς στην προσθήκη της παραμέτρου patience στη μέθοδο early stopping, αφού χρησιμοποιείται το μικρότερο δυνατό τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης σφάλματος. Επιπρόσθετα, οι υπερπαράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν και αναφέρονται παραπάνω, συνείσφεραν επίσης στην βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου.

## **Μελλοντικές κατευθύνσεις**

Γίνεται αντιληπτό, ότι με την υλοποίηση της διπλωματικής, προκύπτουν πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα, τα οποία στις μετρικές Accuracy και F1-Score, ξεπερνούν τα αποτελέσματα των Zhe Wang et al. κατά σημαντικό βαθμό. Τα αποτελέσματα της μετρικής Cohen’s Kappa Coefficient στην υλοποίηση της διπλωματικής, δεν είναι όσο καλά είναι τα αποτελέσματα στην αρχική εργασία, καθώς οι μέσοι όροι είναι χαμηλότεροι και οι τυπικές αποκλίσεις πολύ μεγαλύτερες. Αυτό σημαίνει ότι στα πειράματα, η τιμή της μετρικής αυτής είναι είτε πολύ υψηλή είτε πολύ χαμηλή, χωρίς όμως να φτάνει σε αρνητικές τιμές, που θα σήμαινε διαφωνία ανάμεσα στους βαθμολογητές.

# Βιβλιογραφία

1. Picard, R. 1997. Affective computing. Boston: The MIT Press.
2. Nazmi Sofian Suhaimi, James Mountstephens, Jason Teo, "EEG-Based Emotion Recognition: A State-of-the-Art Review of Current Trends and Opportunities", Computational Intelligence and Neuroscience, vol. 2020, Article ID 8875426, 19 pages, 2020. https://doi.org/10.1155/2020/8875426

1. De Prisco, Roberto, Alfonso Guarino, Delfina Malandrino, and Rocco Zaccagnino. 2022. "Induced Emotion-Based Music Recommendation through Reinforcement Learning" Applied Sciences 12, no. 21: 11209. https://doi.org/10.3390/app122111209
2. https://www.roadtovr.com/valve-openbci-immersive-vr-games/
3. Caruelle, D., Shams, P., Gustafsson, A. et al. "Affective Computing in Marketing: Practical Implications and Research Opportunities Afforded by Emotionally Intelligent Machines". Mark Lett 33, 163–169 (2022). https://doi.org/10.1007/s11002-021-09609-0
4. https://news.mit.edu/2022/artificial-neural-networks-model-face-processing-in-autism-0616
5. Juan Manuel Mayor Torres, Tessa Clarkson, Kathryn M. Hauschild, Christian C. Luhmann, Matthew D. Lerner, Giuseppe Riccardi, "Facial Emotions Are Accurately Encoded in the Neural Signal of Those With Autism Spectrum Disorder: A Deep Learning Approach", Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging, Volume 7, Issue 7, 2022, Pages 688-695, ISSN 2451-9022, https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2021.03.015.
6. https://en.wikipedia.org/wiki/Emotion\_classification
7. Gu Simeng, Wang Fushun, Patel Nitesh P., Bourgeois James A., Huang Jason H., "A Model for Basic Emotions Using Observations of Behavior in Drosophila", Frontiers in Psychology, Volume 10, 2019,

https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2019.00781, ISSN 1664-1078

1. S. M. Alarcão and M. J. Fonseca, "Emotions Recognition Using EEG Signals: A Survey," in IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 10, no. 3, pp. 374-393, 1 July-Sept. 2019, doi: 10.1109/TAFFC.2017.2714671.
2. X. Gu et al., "EEG-Based Brain-Computer Interfaces (BCIs): A Survey of Recent Studies on Signal Sensing Technologies and Computational Intelligence Approaches and Their Applications," in IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, vol. 18, no. 5, pp. 1645-1666, 1 Sept.-Oct. 2021, doi: 10.1109/TCBB.2021.3052811.
3. Neha Tiwari, Damodar Reddy Edla, Shubham Dodia, Annushree Bablani, "Brain computer interface: A comprehensive survey", Biologically Inspired Cognitive Architectures, Volume 26, 2018, Pages 118-129, ISSN 2212-683X, https://doi.org/10.1016/j.bica.2018.10.005.
4. https://biomig.ntua.gr/courses/biom\_eng\_med\_signal\_analysis/EEG\_acquisition\_and\_processing.pdf
5. Graimann, B., Allison, B., Pfurtscheller, G. (2009). Brain–Computer Interfaces: A Gentle Introduction. In: Graimann, B., Pfurtscheller, G., Allison, B. (eds) Brain-Computer Interfaces. The Frontiers Collection. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-02091-9\_1
6. Z. Wang, Y. Wang, C. Hu, Z. Yin and Y. Song, "Transformers for EEG-Based Emotion Recognition: A Hierarchical Spatial Information Learning Model," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 22, no. 5, pp. 4359-4368, 1 March1, 2022, doi: 10.1109/JSEN.2022.3144317.
7. https://qbi.uq.edu.au/brain/brain-anatomy/limbic-system
8. Kaniusas, E. (2012). Fundamentals of Biosignals. In: Biomedical Signals and Sensors I. Biological and Medical Physics, Biomedical Engineering. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24843-6\_1
9. https://en.wikipedia.org/wiki/Biosignal
10. https://ee.kpi.ua/
11. https://www.pluxbiosignals.com/blogs/informative/what-are-biosignals-get-started-here
12. Klonowski W. Everything you wanted to ask about EEG but were afraid to get the right answer. Nonlinear Biomed Phys. 2009 May 26;3(1):2. doi: 10.1186/1753-4631-3-2. PMID: 19470156; PMCID: PMC2698918.
13. B. García-Martínez, A. Martínez-Rodrigo, R. Alcaraz and A. Fernández-Caballero, "A Review on Nonlinear Methods Using Electroencephalographic Recordings for Emotion Recognition," in IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 12, no. 3, pp. 801-820, 1 July-Sept. 2021, doi: 10.1109/TAFFC.2018.2890636.
14. https://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography#Artifacts
15. James, William (1 April 2007). [*The Principles of Psychology*](https://books.google.com/books?id=nPFIy6WBgPYC&q=Fear,+grief,+love,+rage+william+james&pg=PA449). Cosimo, Inc. [ISBN](https://en.wikipedia.org/wiki/ISBN_(identifier)) [9781602063136](https://en.wikipedia.org/wiki/Special:BookSources/9781602063136).
16. Cowen AS, Keltner D. Self-report captures 27 distinct categories of emotion bridged by continuous gradients. Proc Natl Acad Sci U S A. 2017 Sep 19;114(38):E7900-E7909. doi: 10.1073/pnas.1702247114. Epub 2017 Sep 5. PMID: 28874542; PMCID: PMC5617253.
17. Plutchik, Robert. "Emotion, a psychoevolutionary theory." (1980).
18. Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology, 39*(6), 1161–1178. [https://doi.org/10.1037/h0077714](https://psycnet.apa.org/doi/10.1037/h0077714)
19. Fusar-Poli P, Placentino A, Carletti F, Landi P, Allen P, Surguladze S, Benedetti F, Abbamonte M, Gasparotti R, Barale F, Perez J, McGuire P, Politi P. Functional atlas of emotional faces processing: a voxel-based meta-analysis of 105 functional magnetic resonance imaging studies. J Psychiatry Neurosci. 2009 Nov;34(6):418-32. PMID: 19949718; PMCID: PMC2783433.
20. https://en.wikipedia.org/wiki/Brain%E2%80%93computer\_interface
21. Lebedev MA, Nicolelis MA. Brain-Machine Interfaces: From Basic Science to Neuroprostheses and Neurorehabilitation. Physiol Rev. 2017 Apr;97(2):767-837. doi: 10.1152/physrev.00027.2016. PMID: 28275048.
22. DEL R. MILLÁN J., Ferrez P.W., Galán F., Lew E., Chavarriaga R. Non-invasive brain-machine interaction. *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell.*2008;22:959–972.
23. https://hbr.org/2019/01/neuromarketing-what-you-need-to-know
24. Talha Burak Alakus, Murat Gonen, Ibrahim Turkoglu, Database for an emotion recognition system based on EEG signals and various computer games – GAMEEMO, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 60, 2020, 101951, ISSN 1746-8094, https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101951.
25. Timothy McMahan, Ian Parberry, Thomas D. Parsons, Modality specific assessment of video game player’s experience using the Emotiv, Entertainment Computing, Volume 7, 2015, Pages 1-6, ISSN 1875-9521, https://doi.org/10.1016/j.entcom.2015.03.001.
26. H. Huang *et al*., "An EEG-Based Brain Computer Interface for Emotion Recognition and Its Application in Patients with Disorder of Consciousness," in *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 12, no. 4, pp. 832-842, 1 Oct.-Dec. 2021, doi: 10.1109/TAFFC.2019.2901456.
27. https://en.wikipedia.org/wiki/Downsampling\_(signal\_processing)
28. R. Jenke, A. Peer and M. Buss, "Feature Extraction and Selection for Emotion Recognition from EEG," in *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 5, no. 3, pp. 327-339, 1 July-Sept. 2014, doi: 10.1109/TAFFC.2014.2339834.
29. Y. -J. Liu, M. Yu, G. Zhao, J. Song, Y. Ge and Y. Shi, "Real-Time Movie-Induced Discrete Emotion Recognition from EEG Signals," in IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 9, no. 4, pp. 550-562, 1 Oct.-Dec. 2018, doi: 10.1109/TAFFC.2017.2660485.
30. R. -N. Duan, J. -Y. Zhu and B. -L. Lu, "Differential entropy feature for EEG-based emotion classification," 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER), San Diego, CA, USA, 2013, pp. 81-84, doi: 10.1109/NER.2013.6695876.
31. M. Murugappan, M. Rizon, R. Nagarajan, and S. Yaacob. 2008. EEG feature extraction for classifying emotions using FCM and FKM. In Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Applied Computer and Applied Computational Science (ACACOS'08). World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), Stevens Point, Wisconsin, USA, 299–304.
32. J. M. Mayor-Torres, S. Medina-DeVilliers, T. Clarkson, M. D. Lerner and G. Riccardi, *Evaluation of Interpretability for Deep Learning algorithms in EEG Emotion Recognition: A case study in Autism*, pp. 1-12, 2021.
33. Ante Topic, Mladen Russo, Emotion recognition based on EEG feature maps through deep learning network, Engineering Science and Technology, an International Journal, Volume 24, Issue 6, 2021, Pages 1442-1454, ISSN 2215-0986, https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.03.012.
34. Salma Alhagry, Aly Aly Fahmy and Reda A. El-Khoribi, “Emotion Recognition based on EEG using LSTM Recurrent Neural Network” International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA), 8(10), 2017. [http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2017.081046](https://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2017.081046)
35. *Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2017. Attention is all you need. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17). Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 6000–6010.*
36. Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Sylvain Gelly, et al. An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020.
37. Khosrowabadi R, Quek C, Ang KK, Wahab A. ERNN: a biologically inspired feedforward neural network to discriminate emotion from EEG signal. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst. 2014 Mar;25(3):609-20. doi: 10.1109/TNNLS.2013.2280271. PMID: 24807454.
38. Bashivan, Pouya & Rish, Irina & Yeasin, M. & Codella, Noel. (2015). Learning Representations from EEG with Deep Recurrent-Convolutional Neural Networks.
39. T. Zhang, W. Zheng, Z. Cui, Y. Zong and Y. Li, "Spatial–Temporal Recurrent Neural Network for Emotion Recognition," in IEEE Transactions on Cybernetics, vol. 49, no. 3, pp. 839-847, March 2019, doi: 10.1109/TCYB.2017.2788081.
40. https://www.eecs.qmul.ac.uk/mmv/datasets/deap/readme.html#orig
41. Loshchilov, I., & Hutter, F. (2016). Sgdr: stochastic gradient descent with warm restarts. *arXiv preprint arXiv:1608.03983*.