



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ  
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ &  
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ



# Εντοπισμός και Αξιολόγηση Πόνου με Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

**ΑΘΗΝΑΣ ΙΟΡΔΑΝΙΔΟΥ**

**Επιβλέπων:** Δρ. Τσίπουρας Μάρκος

Αναπληρωτής Καθηγητής

ΚΟΖΑΝΗ, ΜΑΡΤΙΟΣ 2023





HELLENIC DEMOCRACY  
UNIVERSITY OF WESTERN MACEDONIA

FUCULTY OF ENGINEERING  
DEPARTMENT OF ELECTRICAL &  
COMPUTER ENGINEERING



# Pain Assessment Based on EEG Analysis

THESIS

---

**ATHINA IORDANIDOU**

**SUPERVISOR:** Dr. Tsipouras Markos

Associate Professor

KOZANI, MARCH 2023





ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ  
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ  
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

## ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν. 1599/1986 και τα άρθρα 2,4,6 παρ. 3 του Ν. 1256/1982, η παρούσα Διπλωματική Εργασία με τίτλο **“Εντοπισμός και Αξιολόγηση Πόνου με Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος”** καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας και αναφέρονται ρητώς μέσα στο κείμενο που συνοδεύουν, και η οποία έχει εκπονηθεί στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, υπό την επίβλεψη του μέλους του Τμήματος κ. **Μάρκου Τσίπουρα** αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής εργασίας και δεν προσβάλλει κάθε μορφής πνευματικά δικαιώματα τρίτων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή / και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή. Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και μόνο.

Copyright (C) Αθηνά Ιορδανίδου, Μάρκος Τσίπουρας, 2023, Κοζάνη

Υπογραφή Φοιτητή:



Η αξιολόγηση του πόνου αποτελεί σημαντικό παράγοντα για την εκτίμηση της κατάστασης της υγείας των ασθενών. Σε περιπτώσεις που οι ασθενείς αδυνατούν να εκφράσουν την ύπαρξη ή ένταση του πόνου που βιώνουν, η εύρεση της πάθησης και κατ' επέκταση θεραπείας καθίσταται δυσκολότερη. Η αυτοματοποίηση της αξιολόγησης του πόνου μέσω της ιατρικής πληροφορικής μπορεί να διευκολύνει το έργο των υγειονομικών εργαζόμενων. Η παρούσα διπλωματική εργασία μελετά τον εντοπισμό και αξιολόγηση του πόνου μέσω της ανάλυσης ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ΗΕΓ). Σύμφωνα με παρόμοιες μελέτες η ανάλυση των ηλεκτροφυσιολογικών δεδομένων μπορεί να εξάγει χαρακτηριστικά, όπως η σχετική πυκνότητα φασματικής ισχύος - Power Spectral Density (PSD) που χρησιμοποιείται στο παρόν σύγγραμμα, για την ταξινόμηση τους μέσω μηχανικής μάθησης. Αντικείμενο της μελέτης είναι η ανάλυση των σημάτων και εξόρυξη των χαρακτηριστικών τους με σκοπό την αυτόματη αξιολόγηση των επιπέδων του πόνου από αλγόριθμους ταξινόμησης. Για την συλλογή των δεδομένων πραγματοποιήθηκε πειραματική μελέτη με χρήση του πρωτοκόλλου ψυχρής πίεσης - Cold Pressor Test (CPT) για την προσομοίωση του πόνου και καταγραφή των επιπέδων έντασης αυτού. Η ανάλυση των ηλεκτροφυσιολογικών σημάτων σε πέντε και τρία επίπεδα πόνου έγινε με τεχνικές επεξεργασίας ψηφιακών σημάτων, σε συνεργασία με πλατφόρμες μηχανικής μάθησης και εξόρυξης δεδομένων για την ταξινόμηση τους. Η ερέυνα είχε ως αποτέλεσμα την ταξινόμηση των 5 επιπέδων πόνου με ποσοστό επιτυχίας κατά 80.59% και 86.13% για 3 επίπεδα πόνου αντίστοιχα, γεγονός που καθιστά την μελέτη της αυτόματης αξιολόγησης πόνου μια αρκετά υποσχόμενη λύση για τους μη επικοινωνιακούς ασθενείς και γενικότερα στο χώρο της υγείας.

**Λέξεις Κλειδιά:** Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, ΗΕΓ, πόνος, CPT, ταξινόμηση, εξόρυξη δεδομένων, μηχανική μάθηση, τεχνητή νοημοσύνη.





# *Abstract*

---

Pain assessment is an important factor in determining the health state of patients. Finding the health issue and, by extension, therapy becomes more challenging when people are unable to convey the existence or degree of their discomfort. The use of medical informatics to automate pain assessment can make the work of healthcare practitioners simpler. This thesis studies the detection and evaluation of pain through electroencephalogram (EEG) analysis. According to comparable research, variables such as the relative power spectral density - Power Spectral Density (PSD) utilized in this study may be used to classify electrophysiological data using machine learning. The purpose of the research is to analyze the signals and extract their features in order for classification algorithms to automatically determine the levels of pain. An experimental study was carried out to synthesize a data collection using the Cold Pressor Test (CPT) protocol to simulate pain and measure its severity levels. Digital signal processing was used to analyze the electrophysiological signals in five and three degrees of pain, in combination with machine learning and data mining platforms for classification. The research resulted in the classification of 5 levels of pain accuracy of 80.59% and 86.13% for 3 levels of pain respectively, which makes the study of automatic pain assessment quite a promising solution for non-communicative patients and generally the health field.

**Keywords:** Electroencephalogram, EEG, pain, CPT - Cold Pressor Test, classifying, data mining, machine learning, artificial intelligence.



# Ευχαριστίες

---

Το μεγαλύτερο ευχαριστώ οφείλω στην οικογένεια μου, Γιώργος, Βιβή, Κάτια, Γιάννης που είναι πάντα δίπλα μου, στήριγμα σε κάθε βήμα της ζωής μου. Ευχαριστώ για την αγάπη και τις αξίες που μου δίνετε, την υπομονή και τις θυσίες που κάνετε όλα αυτά τα χρόνια για να γίνω επιστήμονας αλλά πρώτα απ' όλα άνθρωπος.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ σε όλους τους ανθρώπους που βρίσκονται στη ζωή μου και με αγαπούν ειλικρινά, είστε η πηγή έμπνευσης και ευτυχίας μου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Μάρκο Τσίπουρα για την επίβλεψη του στην παρούσα διπλωματική εργασία, για την βοήθεια και καθοδήγηση που μου προσέφερε καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της και για όλες τις γνώσεις που μου παρείχε στα φοιτητικά μου χρόνια.

Ένα εγκάρδιο ευχαριστώ στον υποψήφιο διδάκτορα κ. Παναγιώτη Μπονώτη, που η βοήθεια του σε όλο το έργο ήταν πολύτιμη και στάθηκε δίπλα μου σε κάθε δυσκολία τόσο με τις επιστημονικές του γνώσεις όσο και με την ανθρωπιά του.

Να ευχαριστήσω επίσης την μεταδιδακτορική ερευνήτρια κα. Κατερίνα Τζημούρτα για την προθυμία της και την συνεισφορά της σε ό,τι χρειαζόμουν.

Ακόμη, θα ήθελα να ευχαριστήσω το Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας για τα όμορφα φοιτητικά μου χρόνια στην Κοζάνη και την παροχή του εργαστηρίου για την διεξαγωγή των πειραμάτων.

Και τέλος, ευχαριστώ όλους τους εθελοντές και εθελόντριες που με χαρά συμμετείχαν στην πειραματική διαδικασία της διπλωματικής εργασίας κάνοντας εφικτή την μελέτη μου.

Κοζάνη, Φεβρουάριος 2023

Αθηνά Ιορδανίδου



# Περιεχόμενα

---

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	1
ABSTRACT	3
ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ	5
ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	7
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	10
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	12
ΠΡΟΛΟΓΟΣ	13
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ	14
1.1 Το ερευνητικό αντικείμενο	14
1.2 Οργάνωση του τόμου	16
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ	18
2.1 Ο Ανθρώπινος Εγκέφαλος	18
2.1.1 Βασική Ανατομία και Λειτουργίες του Εγκεφάλου	19
2.1.2 Ηλεκτροφυσιολογία του Εγκεφάλου	21
2.2 Η Αίσθηση του Πόνου	23
2.2.1 Νευροφυσιολογία του Πόνου	24
2.3 Βιοϊατρικά Σήματα	26
2.4 Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα	28
2.4.1 Λειτουργίες ΗΕΓ σκαι Καταγραφή Σήματος	28
2.4.2 Σύστημα Τοποθέτησης Ηλεκτροδίων	29
2.4.3 Σημειολογία ΗΕΓ	30
2.4.4 Επεξεργασία ΗΕΓ σήματος	33
2.4.4.1 Θόρυβος	33
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΑΝΑΛΥΣΗ ΤΟΥ ΘΕΜΑΤΟΣ	35
3.1 Μέθοδοι Αξιολόγησης του Πόνου	35
3.1.1 Αξιολόγηση του Πόνου σε Μη Επικοινωνιακούς Ασθενείς	36
3.2 Έρευνες και Συγκριτική Μελέτη	38
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΟΥ ΘΕΜΑΤΟΣ	42

4.1	Τεχνολογίες Ανάπτυξης	42
4.1.1	Το Πρωτόκολλο CPT	42
4.1.2	Συσκευή Λήψης ΗΕΓ	43
4.1.3	Πλατφόρμα Ανάπτυξης Σημάτων	45
4.1.3.1	EEGLAB	46
4.1.4	PyCharm, YASA και MNE	47
4.1.5	Εργαλεία Μηχανικής Μάθησης	48
4.2	Πειραματική Διαδικασία	50
4.2.1	Δείγμα ατόμων	50
4.2.2	Εξοπλισμός	50
4.2.3	Πείραμα	51
4.3	Δημιουργία Βάσης Δεδομένων	53
4.3.1	Εξαγωγή σημάτων από EmotivPRO	53
4.3.2	Προ-επεξεργασία σημάτων στο EEGLAB	54
4.3.2.1	Εισαγωγή δεδομένων στο EEGLAB	55
4.3.2.2	Καθορισμός θέσεων ηλεκτροδίων	56
4.3.2.3	Αφαίρεση μέσης τιμής γραμμής αναφοράς	57
4.3.2.4	Αφαίρεση θορύβου και λαθών	57
4.3.3	Τελική Βάση Δεδομένων Σημάτων	58
4.4	Ανάλυση Σημάτων	61
4.5	Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	65
4.5.1	Μαθηματικός Υπολογισμός PSD	65
4.5.2	Υπολογισμός PSD μέσω κώδικα σε Python	66
4.6	Βάση Δεδομένων Χαρακτηριστικών	66
4.7	Τεχνικές Εξόρυξης Δεδομένων	69
4.7.1	Sequential Minimal Optimization SMO	70
4.7.2	Naive Bayes	70
4.7.3	k-Nearest Neighbors kNN	71
4.7.4	Multilayer Perceptron MLP	71
4.7.5	J48	74
4.7.6	Random Forest	74
	<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ</b>	<b>76</b>

5.1 Αποτελέσματα της Μελέτης	76
5.1.1 Μετρικές Αξιολόγησης Αποτελεσμάτων	76
5.1.2 Αποτελέσματα για 5 επίπεδα πόνου	77
5.1.3 Αποτελέσματα για 3 επίπεδα πόνου	80
5.2 Σχολιασμός Αποτελεσμάτων	82
<b>ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ</b>	<b>86</b>
6.1 Συμπεράσματα της Μελέτης	86
6.1.1 Συγκριτική Μελέτη	86
6.1.2 Περιορισμοί	89
6.2 Μελλοντική Εργασία	89
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α – ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΟ ΜΕΛΕΤΗΣ</b>	<b>91</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β – ΚΩΔΙΚΑΣ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΣΕ ΡΥΤΗΘΝ</b>	<b>95</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ</b>	<b>97</b>

# Κατάλογος Εικόνων

---

ΕΙΚΟΝΑ 1.Α . ΑΥΤΟΝΟΜΟ ΝΕΥΡΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΝΘΡΩΠΟΥ [2].	18
ΕΙΚΟΝΑ 1.Β. ΒΑΣΙΚΗ ΑΝΑΤΟΜΙΑ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ [4].	19
ΕΙΚΟΝΑ 1.Γ. ΛΟΒΟΙ ΤΟΥ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ [5].	20
ΕΙΚΟΝΑ 2.Α. ΔΟΜΗ ΝΕΥΡΙΚΟΥ ΚΥΤΤΑΡΟΥ [7].	21
ΕΙΚΟΝΑ 2.Β. ΘΈΣΕΙΣ ΣΥΝΑΨΕΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ [7].	22
ΕΙΚΟΝΑ 2.Γ. ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑ ΝΕΥΡΩΝΩΝ ΜΈΣΩ ΝΕΥΡΟΔΙΑΒΙΒΑΣΤΩΝ [3].	23
ΕΙΚΟΝΑ 3.Α. ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΟΥ ΠΟΝΟΥ [9].	24
ΕΙΚΟΝΑ 3.Β. ΑΝΙΟΎΣΕΣ ΟΔΟΙ ΠΟΝΟΥ [9].	25
ΕΙΚΟΝΑ 4.Α. ΣΉΜΑ ΗΚΓ.	26
ΕΙΚΟΝΑ 4.Β. ΣΉΜΑ ΗΜΓ.	27
ΕΙΚΟΝΑ 4.Γ. ΣΗΜΑ ΗΕΓ.	27
ΕΙΚΟΝΑ 5.Α. ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΗΕΓ [38].	28
ΕΙΚΟΝΑ 5.Β. ΟΝΟΜΑΣΙΕΣ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗΣ[3].	29
ΕΙΚΟΝΑ 5.Γ. ΜΟΝΠΟΛΙΚΟ ΚΑΙ ΔΙΠΟΛΙΚΟ ΜΟΝΤΑΖ[3].	30
ΕΙΚΟΝΑ 5.Δ. ΓΡΑΜΜΗ ΚΑΤΑΓΡΑΦΙΚΟΥ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟΥ [38].	31
ΕΙΚΟΝΑ 5.Ζ. ΚΑΝΟΝΙΚΟΙ ΡΥΘΜΟΙ ΗΕΓ [3].	31
ΕΙΚΟΝΑ 6.Α ΚΛΙΜΑΚΑ ΕΚΦΡΑΣΕΩΝ ΠΡΟΣΩΠΟΥ FPS.	35
ΕΙΚΟΝΑ 6.Β ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΉ ΚΛΙΜΑΚΑ ΠΟΝΟΥ NRS.	36
ΕΙΚΟΝΑ 6.Γ ΘΕΡΜΟΜΕΤΡΟ ΠΟΝΟ ΙΡΤ[9].	36
ΕΙΚΟΝΑ 7.Α. VAS ΚΛΙΜΑΚΑ ΠΟΝΟΥ.	37
ΕΙΚΟΝΑ 9.Α ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΔΟΚΙΜΩΝ CRT ΓΙΑ ΑΡΤΗΡΙΑΚΗ ΠΙΕΣΗ.[24]	42
ΕΙΚΟΝΑ 9.Β ΜΕΘΟΔΟΣ ΔΙΕΞΑΓΩΓΗΣ ΠΡΩΤΟΚΟΛΛΟΥ CRT [26].	43
ΕΙΚΟΝΑ 10.Α ΣΥΣΚΕΥΉ ΛΗΨΗΣ ΗΕΓ ΕΜΟΤΙΒ ΕΡΟΣ Χ [25].	44
ΕΙΚΟΝΑ 10.Β. ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΕΜΟΤΙΒ ΕΡΟΣ Χ ΜΕ ΣΥΣΤΗΜΑ 10-20 [25].	44
ΕΙΚΟΝΑ 11.Α ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΜΑΤΛΑΒ ΕΚΔΟΣΗ R2019Α.	45
ΕΙΚΟΝΑ 11.Β GUI ΑΠΌ ΚΕΝΤΡΙΚΟ ΜΕΝΟΥ ΕΕGLAB V2022.1.	46
ΕΙΚΟΝΑ 12.Α GUI ΤΟΥ WEKA CHOOSER 3.9.5	48
ΕΙΚΟΝΑ 12.Β Ο EXPLORER ΤΟΥ WEKA 3.9.5	49
ΕΙΚΟΝΑ 13.Α ΚΛΊΜΑΚΑ ΈΝΔΕΙΞΗΣ ΤΟΥ ΠΟΝΟΥ	52
ΕΙΚΟΝΑ 13.Β GANTT ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ.	53
ΕΙΚΟΝΑ 14.Α ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΜΟΤΙΒPRO.	54
ΕΙΚΟΝΑ 14.Β ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΟ ΕΕGLAB ΚΑΙ ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΝΑΛΙΩΝ.	55
ΕΙΚΟΝΑ 14.Γ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ ΣΗΜΑΤΟΣ ΠΡΟΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΟΝΟΥ ΜΕ ΑΝΑΛΥΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΕΓΚΕΦΑΛΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ	55



ΕΙΚΟΝΑ 14.Δ ΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΘΕΣΕΩΝ ΑΙΣΘΗΤΗΡΩΝ.	56
ΕΙΚΟΝΑ 14.Ε ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΘΕΣΕΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ.	56
ΕΙΚΟΝΑ 14.Ζ ΦΙΛΤΡΟ ΑΦΑΙΡΕΣΗΣ ΘΟΡΥΒΟΥ LOWPASS ΚΑΙ HIGHPASS ΣΥΧΝΟΤΗΤΩΝ.	57
ΕΙΚΟΝΑ 14.Η ΑΠΟΡΡΙΨΗ ΛΑΘΩΝ ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΕ ΕΝΤΟΝΟ ΘΟΡΥΒΟ.	58
ΕΙΚΟΝΑ 15.Α ARFF ΑΡΧΕΙΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.	67
ΕΙΚΟΝΑ 15.Β. ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ WEKA, ΑΡΧΕΙΟ DATASET2_RESAMPLE1.	68
ΕΙΚΟΝΑ 16.Ε. ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟ MLP [45].	73
ΕΙΚΟΝΑ 17.Α CONFUSION MATRIX.	76
ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΑ – ΕΝΤΥΠΟ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΑΤΑΘΕΣΗΣ ΣΕΛΙΔΑ 1	91
ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΑ – ΕΝΤΥΠΟ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΑΤΑΘΕΣΗΣ ΣΕΛΙΔΑ 2	92
ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΑ – ΕΝΤΥΠΟ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΑΤΑΘΕΣΗΣ ΣΕΛΙΔΑ 3	93
ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΑ – ΕΝΤΥΠΟ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΑΤΑΘΕΣΗΣ ΣΕΛΙΔΑ 4	94
ΚΩΔΙΚΑΣ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΧΑΡΑΚΤΗΡΗΣΤΙΚΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΡΥΤΗΘΝ	95

# Κατάλογος Πινάκων

---

ΠΙΝΑΚΑΣ 1. ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΈΡΕΥΝΑ ΣΧΕΤΙΚΩΝ ΜΕΛΕΤΩΝ ΜΕ ΤΗΝ ΠΑΡΟΥΣΑ ΕΡΓΑΣΙΑ.	40
ΠΙΝΑΚΑΣ 2.Α. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ ΈΠΕΙΤΑ ΑΠΌ ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ.	61
ΠΙΝΑΚΑΣ 2.Β. ΒΑΣΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ ΈΠΕΙΤΑ ΑΠΌ ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΌ ΣΤΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	63
ΠΙΝΑΚΑΣ 3. ΚΑΤΑΣΤΑΤΙΚΩΝ ΕΠΙΠΈΔΩΝ ΠΌΝΟΥ ΩΣ ΠΡΟΣ ΤΗ ΔΙΑΡΚΕΙΑ.	64
ΠΙΝΑΚΑΣ 4. ΔΙΑΡΚΕΙΑ ΠΑΡΑΘΎΡΩΝ ΓΙΑ ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΌ ΣΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΕΠΙΜΈΡΟΥΣ ΤΜΉΜΑΤΑ.	64
ΠΙΝΑΚΑΣ 4. ΣΎΝΟΛΑ ΔΕΔΟΜΈΝΩΝ ΚΆΘΕ ΕΠΙΠΈΔΟΥ ΓΙΑ ΤΑ ΑΡΧΙΚΆ DATASET 1 ΚΑΙ DATASET 2.	65
ΠΙΝΑΚΑΣ 5. ΠΛΉΘΟΣ ΔΕΔΟΜΈΝΩΝ ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	66
ΠΙΝΑΚΑΣ 6. ΤΜΉΜΑ ΤΕΛΙΚΉΣ ΒΑΣΗΣ ΔΕΔΟΜΈΝΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ.	67
ΠΙΝΑΚΑΣ 7. ΤΕΛΙΚΆ ΔΕΔΟΜΈΝΑ 5 ΕΠΙΠΈΔΟΥ ΠΌΝΟΥ ΜΕΤΆ ΤΟ ΦΊΛΤΡΟ RESAMPLE ΣΤΟ WEKA.	68
ΠΙΝΑΚΑΣ 8. ΤΕΛΙΚΆ ΣΎΝΟΛΑ ΔΕΔΟΜΈΝΩΝ ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	68
ΠΙΝΑΚΑΣ 8. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ SMO ΓΙΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	77
ΠΙΝΑΚΑΣ 9. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΝΑΙΒΕ ΒΑΥΕΣ ΓΙΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	78
ΠΙΝΑΚΑΣ 10. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΚΝΝ ΓΙΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	78
ΠΙΝΑΚΑΣ 11. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ MULTILAYER PERCEPTRON ΓΙΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	78
ΠΙΝΑΚΑΣ 12. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ J48 ΓΙΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	79
ΠΙΝΑΚΑΣ 13. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ RANDOM FOREST ΓΙΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	79
ΠΙΝΑΚΑΣ 14. ACCURACY ΑΛΓΟΡΊΘΜΩΝ ΣΤΑ 5 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	79
ΠΙΝΑΚΑΣ 15. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ SMO ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	80
ΠΙΝΑΚΑΣ 16. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΝΑΙΒΕ ΒΑΥΕΣ ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	80
ΠΙΝΑΚΑΣ 17. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ ΚΝΝ ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	80
ΠΙΝΑΚΑΣ 18. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ MULTILAYER PERCEPTRON ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	81
ΠΙΝΑΚΑΣ 19. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ J48 ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	81
ΠΙΝΑΚΑΣ 20. ΑΠΟΤΕΛΈΣΜΑΤΑ RANDOM FOREST ΓΙΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	81
ΠΙΝΑΚΑΣ 21. ACCURACY ΑΛΓΟΡΊΘΜΩΝ ΣΤΑ 3 ΕΠΊΠΕΔΑ ΠΌΝΟΥ.	82
ΠΙΝΑΚΑΣ 22. ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΆ ACCURACY ΤΡΙΩΝ ΚΑΙ ΠΈΝΤΕ ΕΠΙΠΈΔΩΝ ΠΌΝΟΥ ΑΠΌ ΤΟΥΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΈΣ.	83
ΠΙΝΑΚΑΣ 23. ΚΑΛΎΤΕΡΟ ACCURACY (%) ΓΙΑ ΚΆΘΕ DATASET.	84
ΠΙΝΑΚΑΣ 24. ACCURACY ΣΧΕΤΙΚΩΝ ΕΡΕΥΝΩΝ.	88

# Πρόλογος

---

Το παρόν σύγγραμμα αποτελεί μελέτη που πραγματοποιήθηκε στους επιστημονικούς κλάδους της ιατρικής πληροφορικής, εξόρυξης δεδομένων και μηχανικής μάθησης στα πλαίσια εκπόνησης διπλωματικής εργασίας στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών της Πολυτεχνικής Σχολής του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας. Η πειραματική διαδικασία της μελέτης διεξήχθη στο τμήμα ηλεκτρολόγων μηχανικών και μηχανικών υπολογιστών σε σύγχρονο εργαστήριο με εξοπλισμό που παρείχε το πανεπιστήμιο.

# Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

## 1.1 Το ερευνητικό αντικείμενο

Η τεχνολογία αποτελεί στις σύγχρονες κοινωνίες αναπόσπαστο τμήμα της καθημερινότητας των ανθρώπων. Σε κάθε τομέα της ζωής ενός ατόμου, εργασιακό, προσωπικό ή κοινωνικό είναι ενσωματωμένη η τεχνολογία, το ίδιο ισχύει και για την υγεία. Η ιατρική περίθαλψη τα τελευταία χρόνια έχει ραγδαία εξέλιξη στους περισσότερους τομείς της ακόμη και σε περιπτώσεις των έως τώρα ανίατων ασθενειών. Η ένταξη της τεχνολογίας στην υγεία δημιούργησε τους κλάδους της ιατρικής πληροφορικής, βιοϊατρικής τεχνολογίας και ηλεκτρονικής υγείας που σήμερα διαπρέπουν καθημερινά με νέες ανακαλύψεις. Οι εφαρμογές της ιατρικής πληροφορικής έχουν μεγάλο αντίκτυπο στην εξέλιξη του ανθρώπινου είδους και όχι μόνο. Η επιταχυμένη ανακάλυψη εμβολίων και φαρμάκων, οι ρομποτικές επεμβάσεις, οι τρισδιάστατες εκτυπώσεις οργάνων για μεταμόσχευση, αποτελούν μερικά παραδείγματα της ραγδαίας ανάπτυξης του κλάδου της υγείας. Οι επιστήμονες από πολλούς κλάδους όπως της ιατρικής και της μηχανικής πλέον συνεργάζονται καθημερινά αφιερώνοντας το έργο τους στην βελτίωση της ποιότητας της ζωής των ανθρώπων. Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτελεί μια μελέτη για την αυτόματη αξιολόγηση του πόνου των ασθενών μέσω ανάλυσης σημάτων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και ταξινόμησης αυτών με μηχανική μάθηση σε επίπεδα έντασης πόνου. Η έρευνα αποσκοπεί σε μια προσπάθεια αξιοποίησης των τεχνολογικών μέσων για την αξιολόγηση του πόνου από τους υγειονομικούς εργαζόμενους στις περιπτώσεις των ασθενών που αδυνατούν να εκφράσουν την ύπαρξη ή/και ένταση του πόνου που βιώνουν.

Για πολλά χρόνια, η επιστημονική κοινότητα μελετά την αξιολόγηση του πόνου για την καλύτερη αντιμετώπισή του. Η Διεθνής Ένωση για τη Μελέτη του Πόνου (IASP) ορίζει τον πόνο ως «Μια δυσάρεστη αισθητική και συναισθηματική εμπειρία που σχετίζεται, ή μοιάζει με αυτήν που σχετίζεται με πραγματική ή πιθανή βλάβη των ιστών» [8]. Ο πόνος χρησιμεύει ως μηχανισμός απόκρισης και άμυνας έναντι των βλαπτικών ερεθισμάτων που βιώνει το σώμα. Η αλγαισθησία αναφέρεται στην αντίληψη των ερεθισμάτων, στη μετάφρασή τους και στη διαμόρφωση της αίσθησης του πόνου ως αποτέλεσμα. Η μέτρηση της σοβαρότητας της αίσθησης του πόνου που βιώνουν οι ασθενείς είναι πολύ σημαντική καθώς επηρεάζει την ταχύτητα εύρεσης της θεραπείας αλλά και την πηγή δημιουργίας του πόνου. Η ανάγκη για έγκυρη αξιολόγηση του πόνου είναι σημαντική εφόσον το ιατρικό προσωπικό μιας μονάδας υγείας χρησιμοποιεί την μετρική αυτή ως πρωταρχικό γνώμονα για τον σχηματισμό του προφίλ ασθενούς. Στις περιπτώσεις που οι ασθενείς δεν έχουν την ικανότητα να εκφράσουν την πηγή του πόνου καθώς και την σοβαρότητα του η εκτίμηση της καταλληλότερης διάγνωσης και θεραπείας τους αυτομάτως γίνεται δυσκολότερη. Οι μη-επικοινωνιακοί ασθενείς, έχουν χαμηλό δείκτη Glasgow Coma Scale. Ο δείκτης GCS είναι μια αξιόπιστη μέθοδος που χρησιμοποιείται για την μέτρηση του επιπέδου συνείδησης ενός ατόμου. Ως μια πρακτική μέθοδος εκτίμησης του επιπέδου συνείδησης των ατόμων χρησιμοποιεί την καταμέτρηση της ανταπόκρισης τους σε διαφορετικά ερεθίσματα.

Συγκεκριμένα καταγράφεται η ανταπόκριση ως προς την κίνηση των ματιών, την ομιλία και τη δυνατότητα κίνησης. Μερικές περιπτώσεις ατόμων με χαμηλό δείκτη GCS είναι οι ασθενείς που βρίσκονται στην μονάδα εντατικής θεραπείας ΜΕΘ, ασθενείς που βρίσκονται σε ανάκαμψη έπειτα από χειρουργική επέμβαση, άτομα που έχουν υποστεί κάποια εγκεφαλική κάκωση, κωφάλαλοι και άτομα με αναπηρίες. Η αξιολόγηση του πόνου έως τώρα στους

ασθενείς γίνεται με ερωτηματολόγια, οπτικές κλίμακες μέτρησης, κλίμακες έντασης πόνου σύμφωνα με τις εκφράσεις του προσώπου. Οι μέθοδοι αυτές αν και αποδοτικές στην αξιολόγηση του πόνου δεν είναι απόλυτα ακριβείς στις περιπτώσεις των ασθενών με χαμηλό δείκτη GCS, αλλά ούτε και εφαρμόσιμες σε κάθε περίπτωση. Είναι λοιπόν πολύ σημαντικό να οριστούν μέθοδοι που να καλύπτουν το ευρύτερο πλήθος ασθενών ώστε να είναι πιο έγκυρη και με μεγαλύτερη ακρίβεια η διάγνωση τους. Για να γίνει εφικτή η καταμέτρηση του πόνου έχει προταθεί από προηγούμενες έρευνες καθώς και από τη παρούσα εργασία η μελέτη του εγκεφάλου ως προς την ερμηνεία του πόνου μέσω διεπαφών ανθρώπου-υπολογιστή. Η καταγραφή των βιοσημάτων του εγκεφάλου γίνεται μέσω των διαγνωστικών εξετάσεων ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος και αξονικής ή/και μαγνητικής εγκεφάλου.

Η μέθοδος καταγραφής των βιοσημάτων του εγκεφάλου που χρησιμοποιείται στην μελέτη είναι το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Η μέθοδος αυτή επιλέχθηκε λόγω φορητότητας συσκευής, ευκολία στην πειραματική διαδικασία καθώς και στο κόστος εξέτασης των ατόμων καθώς αναζητείται μια μέθοδος αξιολόγησης του πόνου με βέλτιστες προϋποθέσεις. Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα έως σήμερα χρησιμοποιείται ευρέως για την διάγνωση ορισμένων ασθενειών όπως η νόσος Αλτσχάιμερ, η επιληψία καθώς και επίσης για την έρευνα της πρόληψης άλλων ασθενειών. Η αίσθηση του πόνου είναι μια πληροφορία που παράγει ως αντίδραση ο εγκέφαλος έπειτα από μετάφραση βλαπτικών ή δυνητικά βλαπτικών ερεθισμάτων. Η μετάδοση της πληροφορίας από/ προς τον εγκέφαλο και το σώμα γίνεται μέσω των νευρικών κυττάρων. Τα χημικά ή μηχανικά ερεθίσματα από το εξωτερικό/ εσωτερικό περιβάλλον μετατρέπονται μέσω υποδοχέων των νευρικών κυττάρων σε μηνύματα που μεταφέρονται μέσω αυτών, καλούμενα νευρικές ώσεις. Οι νευρικές ώσεις είναι ηλεκτροφυσιολογικά σήματα πολύ μικρής έντασης τα οποία είναι δυνατό να καταγραφούν μέσω ηλεκτροεγκεφαλογράφου. Τα ηλεκτρικά σήματα είναι αποτελούμενα από διαφορετικές κυματομορφές με διαφορετικά εύρη συχνοτήτων. Οι συχνότητες αυτές που αποτελείται τμηματικά ένα ηλεκτροφυσιολογικό σήμα ονομάζονται κανονικοί ρυθμοί του εγκεφάλου και τα χαρακτηριστικά τους μελετώνται στην ανάλυση του παρόν συγγράμματος. Οι διακυμάνσεις που παρουσιάζουν οι ρυθμοί των εγκεφαλικών σημάτων αποτελούν την μετρική για την εξαγωγή συμπερασμάτων ως προς τον πόνο.

Η προσομοίωση του πόνου για την τεχνητή δημιουργία ερεθισμάτων ώστε να καταγραφούν οι διακυμάνσεις των εγκεφαλικών σημάτων μπορεί να γίνει με ποικίλες μεθόδους. Στην πειραματική διαδικασία της παρούσας μελέτης επιλέχθηκε έπειτα από ενδελεχή έρευνα το πρωτόκολλο ψυχρής πίεσης Cold Pressor Test. Το CPT χρησιμοποιείται συνήθως από καρδιολόγους για την εκτίμηση του στρες που βιώνει η καρδιά κατά την διάρκεια του πόνου και την πρόληψη καρδιοπαθειών. Το συγκεκριμένο πρωτόκολλο επιλέχθηκε διότι είναι μια μέθοδος προσομοίωσης του πόνου και του στρες χωρίς να προκαλεί βλάβες στο σώμα παρά μόνο τοπική και προσωρινή αλγαισθησία. Η διαδικασία του CPT περιλαμβάνει τη βύθιση του χεριού σε παγωμένο νερό (0-3°C) ως ότου ο ασθενής να νιώσει αφόρητο πόνο και αφαιρεί το χέρι από το νερό. Ταυτόχρονα με το πρωτόκολλο στη συγκεκριμένη έρευνα έγινε καταγραφή μέσω ηλεκτροεγκεφαλογράφου των βιοσημάτων που προήλθαν από τα ερεθίσματα του πόνου. Για την δημιουργία βάσης δεδομένων με τα επίπεδα του πόνου κάθε εθελοντή, παράλληλα με το πείραμα έκαναν ένδειξη με ένα δάχτυλο του χεριού, που δεν ήταν βυθισμένο στον πάγο, για την σήμανση του αντίστοιχου επιπέδου πόνου που βίωναν.

Οι καταγραφές που πραγματοποιήθηκαν υπέστησαν επεξεργασία μετέπειτα σε πλατφόρμες ανάλυσης σημάτων και στη συνέχεια έγινε εξόρυξη των χαρακτηριστικών των κανονικών ρυθμών του εγκεφάλου Δέλτα, Θήτα, Άλφα, Βήτα και Γάμμα. Τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν για κάθε σήμα καταγραφής EEG θα αποτελέσαν και δεδομένα της βάσης εκπαίδευσης των αλγορίθμων ταξινόμησης.

Στόχος της μελέτης που πραγματοποιήθηκε στην διπλωματική εργασία είναι η δυνατότητα αυτόματης αξιολόγησης του πόνου στους ασθενείς μέσω των ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων. Η έρευνα αυτή μπορεί να αποτελέσει ώθηση για τη δημιουργία εφαρμογών πραγματικού χρόνου για την αυτόματη εκτίμηση του πόνου των μη-επικοινωνιακών ασθενών σε μονάδες υγείας.

## 1.2 Οργάνωση του τόμου

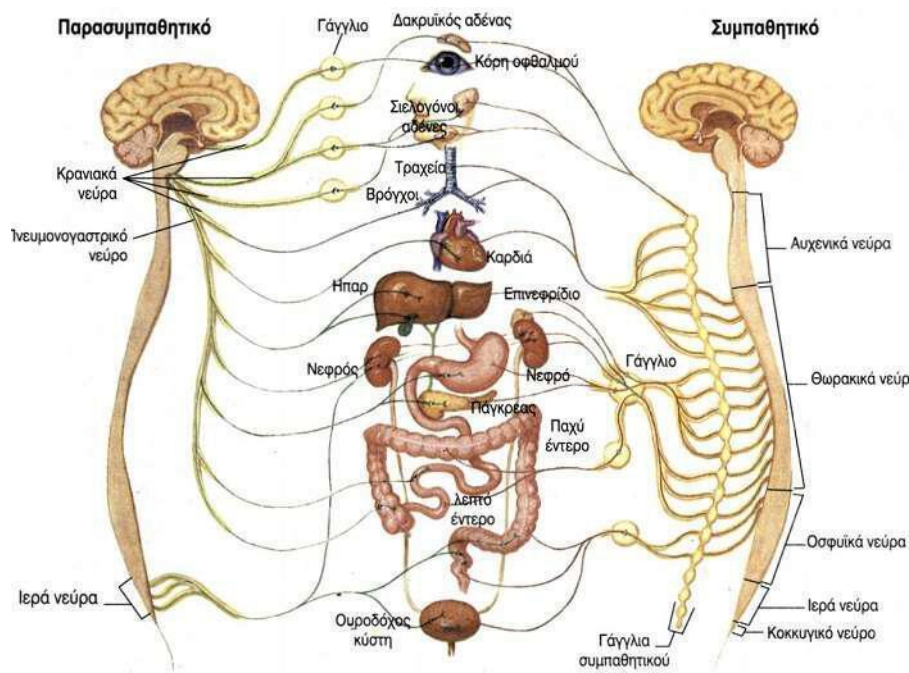
Οι θεματικές που πραγματεύεται η διπλωματική εργασία αρθρώνονται σε συνολικά 5 επιπλέον Κεφάλαια και ενότητες. Στο 2<sup>ο</sup> κεφάλαιο αναλύονται η δομή και η νευρανατομία του ανθρώπινου εγκεφάλου, τα βιοσήματα και ηλεκτροφυσιολογία της αίσθησης του πόνου καθώς και το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Η ενότητα αυτή αποτελεί μια περιεκτική κάλυψη των προ απαιτούμενων γνώσεων για την κατανόηση της λειτουργίας του εγκεφάλου, της αίσθησης του πόνου και κατ' επέκταση την διαδικασία καταγραφής των βιοσημάτων μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Στο Κεφάλαιο 3 ακολουθεί η ανάλυση του προβλήματος που προσπαθεί να επιλύσει η έρευνα. Πραγματεύονται οι μέθοδοι αξιολόγησης του πόνου γενικώς σε ασθενείς καθώς και στους μη-επικοινωνιακούς ασθενείς με χαμηλό δείκτη Glasgow Coma Scale. Επιπρόσθετα παρουσιάζεται μια συγκριτική βιβλιογραφική έρευνα που πραγματοποιήθηκε σε σχετικές μελέτες που χρησιμοποιούν το πρωτόκολλο CPT, καταγραφή με ηλεκτροεγκεφαλογράφο EEG, φορητές συσκευές καταγραφής αλλά και την μέτρηση του πόνου. Στο επόμενο κεφάλαιο οι ενότητες έχουν διαχωριστεί σε επτά βασικές ενότητες όπου αναλύεται εκτενώς η μέθοδος υλοποίησης του προβλήματος που ερευνά η διπλωματική εργασία. Συγκεκριμένα, στην ενότητα 4.1 αναφέρονται οι τεχνολογίες που εφαρμόστηκαν για την εκτέλεση του πειράματος και συλλογή δεδομένων, οι πλατφόρμες που χρησιμοποιήθηκαν για την επεξεργασία και ανάλυση των σημάτων καθώς και επίσης τα εργαλεία εξόρυξης δεδομένων και μηχανικής μάθησης που συμπεριλήφθηκαν στην μελέτη. Στη επόμενη ενότητα 4.2, εξηγείται η πειραματική διαδικασία που εφαρμόστηκε με το χρήση του πρωτοκόλλου CPT για τη δημιουργία των συνόλων δεδομένων. Στη συνέχεια, ακολουθεί ενότητα όπου αναλύεται η μεθοδολογία επεξεργασίας των σημάτων και έπειτα η εξαγωγή των χαρακτηριστικών των ηλεκτροφυσιολογικών σημάτων που χρησιμοποιήθηκαν ως τελικές βάση δεδομένων. Ολοκληρώνοντας το κεφάλαιο 4 με την ενότητα 7, αναλύονται ενδελεχώς οι τεχνικές εξόρυξης των δεδομένων μέσω μηχανικής μάθησης και οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν στην μελέτη για την ταξινόμηση των δεδομένων στα επίπεδα πόνου. Στη συνέχεια το επόμενο κεφάλαιο αποτελεί το 5<sup>ο</sup> στη σειρά όπου παραθέτονται τα αποτελέσματα της έρευνας και σχολιασμός αυτών. Τελικώς, το παρόν σύγγραμμα ολοκληρώνεται με το Κεφάλαιο 6 των τελικών συμπερασμάτων που εξήχθησαν από την έρευνα και μελλοντική εργασία που μπορεί να ακολουθήσει της μελέτης αυτής.



# Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο

## 2.1 Ο Ανθρώπινος Εγκέφαλος

Ο εγκέφαλος αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα και πιο σύνθετα όργανα του ανθρώπου. Είναι το κέντρο ελέγχου και ενορχηστρωτής των ζωτικών και γνωστικών λειτουργιών του σώματος. Οι βασικές διεργασίες όπως η αναπνοή, οι κινήσεις, το αίσθημα της πείνας έως και οι πιο πολύπλοκες όπως η μνήμη, η ομιλία και η βούληση συντονίζονται από τον εγκέφαλο. Για τον συντονισμό όλων των λειτουργιών του ανθρώπου συνεργάζονται το νευρικό σύστημα και ο εγκέφαλος. Το νευρικό σύστημα αποτελείται από το κεντρικό νευρικό σύστημα ΚΝΣ, το οποίο είναι ο εγκέφαλος και ο νωτιαίος μυελός και το περιφερειακό νευρικό σύστημα ΠΝΣ, το οποίο αποτελείται από νεύρα που καταλήγουν στους μύς, τα όργανα και τα οστά. Το περιφερειακό σύστημα διαχωρίζεται επίσης και στο αυτόνομο νευρικό σύστημα, το οποίο αποτελείται από το συμπαθητικό και παρασυμπαθητικό νευρικό σύστημα όπως φαίνεται στην εικόνα 1.α και τους νευρώνες που συνδέονται με τον εγκέφαλο και τον νωτιαίο μυελό[1]. Το παρασυμπαθητικό και το συμπαθητικό νευρικό σύστημα ελέγχουν όλες τις ακούσιες λειτουργίες του σώματος όπως η λειτουργία της καρδιάς, των πνευμόνων, των νεφρών και άλλων ζωτικών λειτουργιών που γίνονται αυτόματα από τον εγκέφαλο χωρίς να απαιτούν την σκέψη ενός ατόμου. Τα νεύρα του αυτόνομου νευρικού συστήματος όπως απεικονίζονται παρακάτω συνδέονται με τον νωτιαίο μυελό και διανέμονται σε όλα τα όργανα του σώματος, τους αδένες, τα αγγεία και τους μύς [1].



ΕΙΚΟΝΑ 1.Α . ΑΥΤΟΝΟΜΟ ΝΕΥΡΙΚΟ ΣΥΣΤΗΜΑ ΑΝΘΡΩΠΟΥ [2].

Για την καλύτερη κατανόηση της ανατομίας του εγκεφάλου και των περιοχών που εμπλέκονται στις συναισθηματικές και γνωστικές λειτουργίες του ανθρώπου ακολουθεί ανάλυση της δομής του εγκεφάλου και των νευρικών κυττάρων στην επόμενη ενότητα.

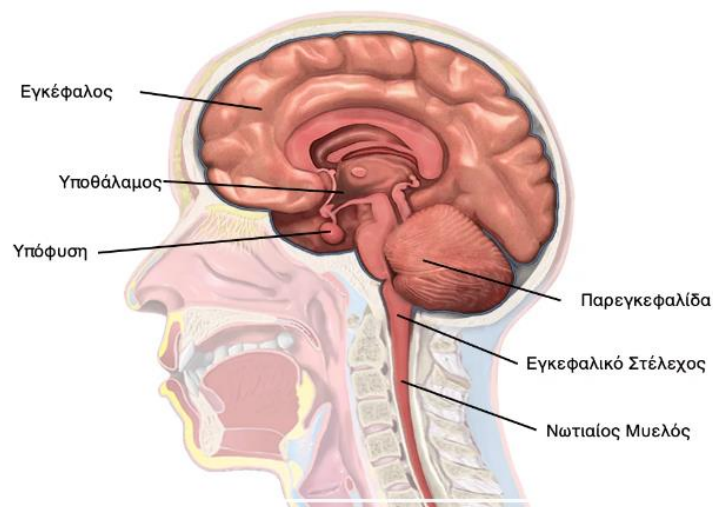


## 2.1.1 Βασική Ανατομία και Λειτουργίες του Εγκεφάλου

Ο εγκέφαλος συντίθεται από ένα δίκτυο δισεκατομμυρίων νευρώνων που λαμβάνουν, μεταφέρουν, επεξεργάζονται και αποθηκεύουν πληροφορίες. Το νευρικό σύστημα του ανθρώπου είναι υπεύθυνο για όλες τις λειτουργίες του σώματος και χωρίζεται σε δύο μέρη. Το Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ) αποτελείται από τον εγκέφαλο και τον νωτιαίο μυελό που, οι οποίοι περικλείονται από το κρανίο και τη σπονδυλική στήλη αντίστοιχα. Το Περιφερικό Νευρικό Σύστημα (ΠΝΣ) είναι το σύνολο των νευρών στο σώμα και περιλαμβάνει το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα (ΑΝΣ), το οποίο επιτελεί ακούσια λειτουργίες και συντονίζει τα ζωτικά όργανα του σώματος.

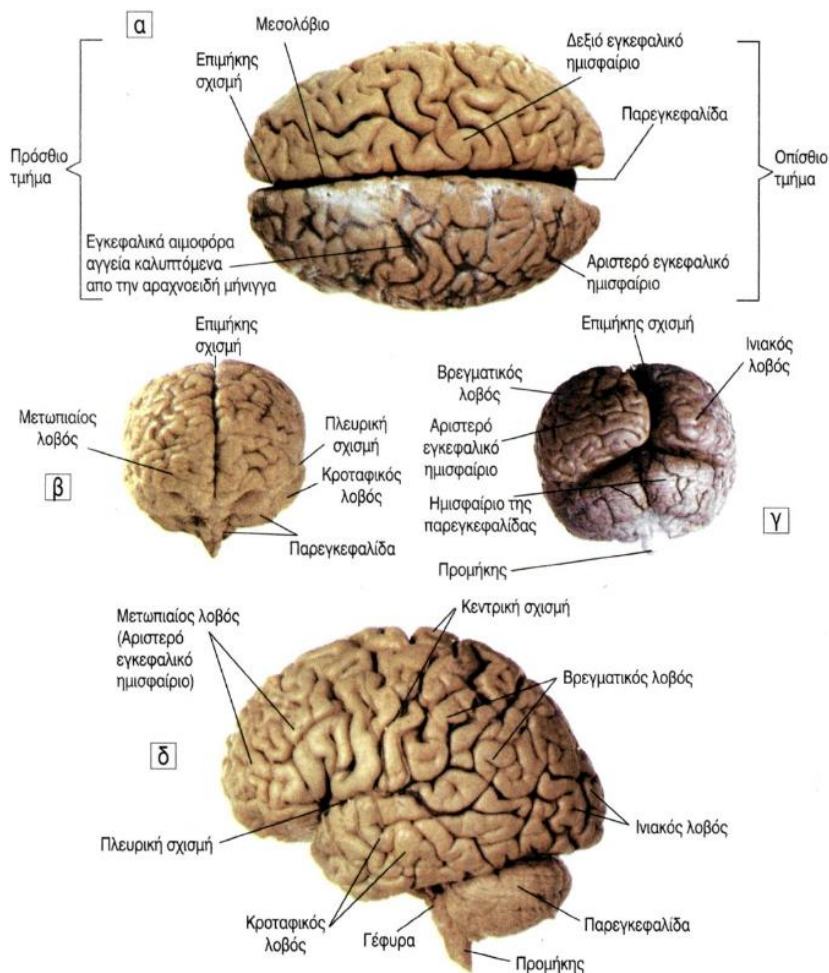
Η μοριακή δομή του εγκεφάλου χωρίζεται σε νευρικά και κύτταρα γλοίας. Τα νευρικά κύτταρα ή νευρώνες μεταφέρουν τις πληροφορίες στις περιοχές του εγκεφάλου ενώ τα κύτταρα γλοίας παρέχουν στους νευρώνες τροφή, προστασία και δομική υποστήριξη [4]. Πάνω από τα εγκεφαλικά κύτταρα υπάρχουν οι μήνιγγες, στρώματα ιστού που λειτουργούν ως προστατευτικό περίβλημα του εγκεφάλου και του νωτιαίου μυελού. Οι μήνιγγες διαχωρίζουν τις εγκεφαλικές περιοχές και ταυτόχρονα φέρουν αιμοφόρα αγγεία που διανέμουν το αίμα στα κύτταρα. Το ανώτερο εξωτερικό περίβλημα προστασίας του εγκεφάλου είναι το κρανίο που αποτελείται από οστά.

Ο εγκέφαλος αποτελείται από τρία κύρια μέρη. Το εγκεφαλικό στέλεχος όπως εισέρχεται από τη σπονδυλική στήλη στο κρανίο, είναι ο πρώτος σταθμός αναμετάδοσης μηνυμάτων από και προς τον νωτιαίο μυελό. Η παρεγκεφαλίδα βρίσκεται αμέσως μετά το εγκεφαλικό στέλεχος και κάτω από τα εγκεφαλικά ημισφαίρια (δεξί και αριστερό ημισφαίριο) όπως απεικονίζονται στην εικόνα 1.β. [4].



**ΕΙΚΟΝΑ 1.Β. ΒΑΣΙΚΗ ΑΝΑΤΟΜΙΑ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ [4].**

Τα εγκεφαλικά ημισφαίρια καθώς συνθέτουν και το μεγαλύτερο τμήμα του εγκεφάλου επιτελούν τις περισσότερες λειτουργίες του ανθρώπου. Τα δύο ημισφαίρια, δεξί και αριστερό, αποτελούνται από 4 λοβούς που διακρίνονται σε μετωπιαίο, κροταφικό, βρεγματικό και ινιακό λοβό, όπως φαίνονται στην εικόνα 1.γ.. Σε κάθε ημισφαίριο οι λοβοί είναι υπεύθυνοι για διαφορετικές λειτουργίες, παράυτα δεν είναι αυτόνομοι μεταξύ τους.



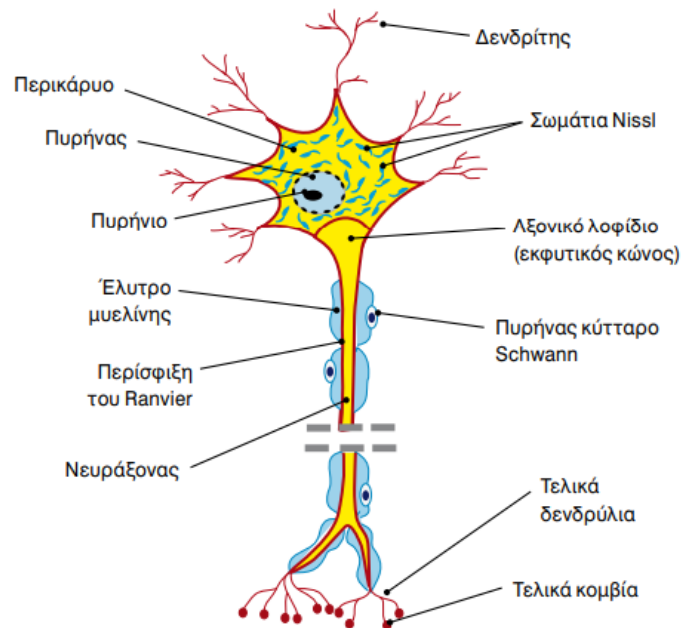
**ΕΙΚΟΝΑ 1.Γ. ΛΟΒΟΙ ΤΟΥ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ [5].**

Οι περισσότερες λειτουργίες του εγκεφάλου εκτελούνται ξεχωριστά σε κάθε λοβό και ορισμένες εμπλέκουν κάποια επιπλέον τμήματά του. Συγκεκριμένα, ο Μετωπιαίος λοβός είναι το κέντρο της προσωπικότητας ενός ατόμου. Ελέγχει λειτουργίες όπως η νοημοσύνη, οι κινήσεις, τα συναισθήματα, η κριτική ικανότητα, η ομιλία και η γραφή. Ο Βρεγματικός λοβός συνδέεται με την αίσθηση της αφής, του πόνου και της θερμοκρασίας. Λειτουργεί ως διερμηνευτής της γλώσσας, της αντίληψης του χώρου καθώς και των κινητικών και αισθητικών σημάτων. Ο Ινιακός λοβός σχετίζεται κυρίως με την αίσθηση της όρασης, την αντίληψη των χρωμάτων και του φωτός. Ο Κροταφικός λοβός επιτελεί λειτουργίες που συγχέονται με τη μνήμη, την ακοή και τη γλώσσα [4].

Η συνεργασία του ΚΝΣ με το ΠΝΣ οδηγεί στην εκτέλεση όλων των σύνθετων εκούσιων και ακούσιων λειτουργιών του ανθρώπου. Ο εγκέφαλος είναι ένα πολυσύνθετο δίκτυο περίπου 86 δισεκατομμυρίων νευρώνων που λειτουργούν αρμονικά. Η πιο σημαντική δομή του εγκεφάλου είναι το νευρικό κύτταρο του οποίου η δραστηριότητα είναι ηλεκτροχημικής φύσεως. Για την καλύτερη κατανόηση της αναμετάδοσης πληροφορίας και στη συνέχεια την αντίληψη του πόνου που μελετάται στην παρούσα εργασία, θα αναλυθεί η ηλεκτροφυσιολογία του εγκεφάλου.

## 2.1.2 Ηλεκτροφυσιολογία του Εγκεφάλου

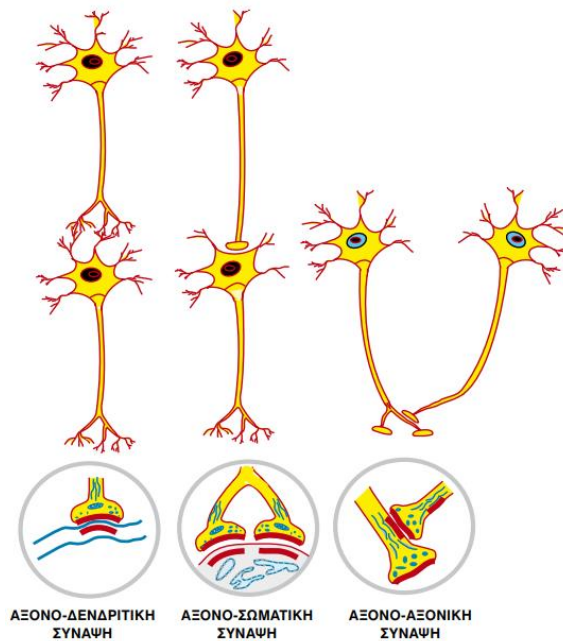
Το υπεύθυνο κύτταρο για την λήψη, μεταφορά και αποθήκευση της πληροφορίας στον εγκέφαλο ονομάζεται νευρώνας. Η δομή ενός νευρώνα διαχωρίζεται σε τρία κυρίως τμήματα, το κυτταρικό σώμα, τους δενδρίτες και τον άξονα όπως φαίνονται στην εικόνα 2.α. Το κυτταρικό σώμα περιλαμβάνει πυρήνα, πυρήνιο, ριβοσώματα, μεμβράνη, μιτοχόνδριο, σύστημα Golgi, ενδοπλασματικό δίκτυο και περικάρυο. Ο νευρικός άξονας αποτελείται από μικροσωληνίσκους και μικρονημάτια. Περιβάλλεται από έλυτρο μυελίνης πάνω στο οποίο βρίσκεται ο πυρήνας κυττάρου Schwann και καταλήγει σε απολήξεις που ονομάζονται τελικά κομβία. Οι δενδρίτες είναι κυτταρικές αποφυάδες.



ΕΙΚΟΝΑ 2.Α. ΔΟΜΗ ΝΕΥΡΙΚΟΥ ΚΥΤΤΑΡΟΥ [7].

Η επικοινωνία μεταξύ των νευρικών κυττάρων επιτυγχάνεται μέσω συνδέσεων που ονομάζονται συνάψεις. Οι νευρώνες μπορούν να δημιουργήσουν συνάψεις μεταξύ τους σε διάφορες θέσεις όπως απεικονίζεται στο σχήμα της εικόνας 2.β. Σε όλα τα είδη συνάψεων το προσυναπτικό στοιχείο είναι τα τελικά κομβία του νευρικού άξονα ενός νευρώνα και τα μετασυναπτικά στοιχεία είναι οι δενδρίτες, το κυτταρικό σώμα και τα τελικά κομβία ενός άλλου νευρώνα. Ειδικότερα, οι συνάψεις χωρίζονται σε [7]:

- **Αξονοδενδριτικές:** Τα τελικά κομβία συνάπτονται με δενδρίτες άλλου νευρώνα.
- **Αξονοσωματικές:** Τα τελικά κομβία συνάπτονται με το κυτταρικό σώμα άλλου νευρώνα.
- **Αξονοαξονικές:** Τα τελικά κομβία δημιουργούν σύναψη με τον άξονα του άλλου νευρώνα.

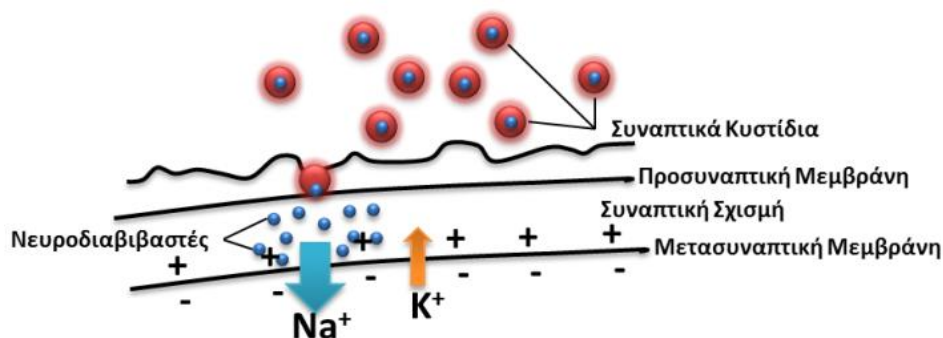


**ΕΙΚΟΝΑ 2.Β. ΘΕΣΕΙΣ ΣΥΝΑΨΕΩΝ ΝΕΥΡΩΝΩΝ [7].**

Η μετάδοση της πληροφορίας μεταξύ νευρικών κυττάρων πραγματοποιείται μέσω ηλεκτροχημικής δραστηριότητας. Οι συνάψεις των νευρώνων είναι κυρίως χημικές και ηλεκτρικές. Στο προσυναπτικό στοιχείο υπάρχει ένα χημικό στοιχείο μέσα σε προσυναπτικά κυστίδια, που ονομάζεται νευροδιαβιβαστής και κατά την σύναψη απελευθερώνεται στο μετασυναπτικό στοιχείο. Υπάρχουν διάφορα είδη νευροδιαβιβαστών μεταξύ των οποίων η επινεφρίνη, ντοπαμίνη, σεροτονίνη, εγκεφαλίνη, ακετυλοχολίνη και γλουταμινικό οξύ. Οι νευροδιαβιβαστές δρουν πάνω σε πρωτεϊνικούς υποδοχείς της μετασυναπτικής μεμβράνης και έχουν είτε διεγερτική είτε ανασταλτική δράση[7].

Στη μεμβράνη του νευρικού κυττάρου υπάρχουν σε υψηλή συγκέντρωση ιόντα νατρίου  $\text{Na}^+$  και καλίου  $\text{K}^+$ , όπως και άλλων αρνητικών ιόντων. Οι διαφορετικές συγκεντρώσεις θετικών και αρνητικών ιόντων στη κυτταρική μεμβράνη δημιουργούν διαφορά δυναμικού που ονομάζεται δυναμικό ηρεμίας και είναι περίπου  $-70\text{mV}$ . Για τη διατήρηση του δυναμικού ηρεμίας υπάρχει μια δίοδος στην κυτταρική μεμβράνη που επιτρέπει την μετακίνηση ιόντων  $\text{Na}^+$  και  $\text{K}^+$  εσωτερικά και εξωτερικά της μεμβράνης. Τα ιόντα  $\text{Na}^+$  βρίσκονται σε μεγαλύτερη συγκέντρωση εξωτερικά της μεμβράνης και αντίστοιχα τα ιόντα  $\text{K}^+$  εσωτερικά της [5]. Οποιαδήποτε αλλαγή στο εξωτερικό περιβάλλον ονομάζεται ερέθισμα και έχει ως αποτέλεσμα τη μεταβολή του δυναμικού ηρεμίας της κυτταρικής μεμβράνης. Όταν ένα ερέθισμα έχει μεγαλύτερη ένταση από μια συγκεκριμένη οριακή τιμή, τότε δημιουργείται αύξηση της διαπερατότητας σε ιόντα  $\text{Na}^+$  της μεμβράνης που εισέρχονται στο κύτταρο και φορτίζεται θετικά έως περίπου  $+50\text{mV}$  [5]. Για την επαναφορά σε τιμές δυναμικού ηρεμίας εξέρχονται ιόντα  $\text{K}^+$  από το κύτταρο μειώνοντας έτσι τη διαφορά δυναμικού μικρότερη των  $-70\text{mV}$ . Συνεπώς, με τη βοήθεια της διαρροής ιόντων  $\text{Na}^+$  και  $\text{K}^+$  αποκαθίσταται το δυναμικό ηρεμίας στα  $-70\text{mV}$ . Οι αλλαγές αυτές στο δυναμικό της μεμβράνης, οι οποίες γίνονται σε πολύ γρήγορο χρονικό διάστημα ( $1\text{msec}$ ), μεταδίδονται κατά μήκος του νευρικού άξονα και κατ' επέκταση σε άλλους νευρώνες. Η μεταφορά δυναμικού ονομάζεται νευρική ώση[5].

Ο ρόλος των νευροδιαβιβαστών είναι να αυξάνουν την διαπερατότητα ιόντων στη κυτταρική μεμβράνη του μετασυναπτικού στοιχείου ώστε να δημιουργήσουν νευρική ώση. Αν ο νευροδιαβιβαστής έχει διεγερτική δράση τότε αυξάνεται η διαπερατότητα ιόντων  $\text{Na}^+$  [5], ενώ αν έχει ανασταλτική δράση αυξάνεται η διαπερατότητα ιόντων  $\text{Cl}^-$  [7]. Συνεπώς, το χρονοδιάγραμμα μεταφοράς ενός μηνύματος, δηλαδή διαφορά δυναμικού ή νευρικής ώσης από έναν νευρώνα σε έναν άλλον είναι η εξής: η νευρική ώση του προσυναπτικού στοιχείου μεταδίδεται από την μεμβράνη του κυτταρικού σώματος στον άξονα και στα τελικά κομβία, όπου τα προσυναπτικά κυστίδια απελευθερώνουν κάποιον νευροδιαβιβαστή όπως φαίνεται στην εικόνα 2.γ. Στη συνέχεια ο νευροδιαβιβαστής προκαλεί την αύξηση διαπερατότητας ιόντων της κυτταρικής μεμβράνης του άλλου νευρώνα και κατ' επέκταση δημιουργείται νέα νευρική ώση. Με τον τρόπο αυτό επικοινωνούν τα νευρικά κύτταρα μεταξύ τους.



**ΕΙΚΟΝΑ 2.Γ. ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΑ ΝΕΥΡΩΝΩΝ ΜΕΣΩ ΝΕΥΡΟΔΙΑΒΙΒΑΣΤΩΝ [3].**

Με την ανάλυση της ηλεκτροφυσιολογικής δραστηριότητας του εγκεφάλου και της λειτουργίας των νευρικών κυττάρων είναι πλέον δυνατή η επεξήγηση της νευροφυσιολογίας της αίσθησης του πόνου, από την λήψη του βλαπτικού ερεθίσματος στους αισθητικούς νευρώνες έως την μετατροπή τους σε νευρική ώση και μετέπειτα τη διανομή της πληροφορίας στις ανάλογες περιοχές του εγκεφάλου για ερμηνεία του πόνου. Στην επόμενη ενότητα θα αναλυθεί η δημιουργία της αίσθησης του πόνου και η νευρανατομία αυτού καθώς και οι μετάδοση της πληροφορίας στις περιοχές που εμπλέκονται στην επεξεργασία του πόνου.

## 2.2 Η Αίσθηση του Πόνου

Η αξιολόγηση του πόνου αποτελεί αντικείμενο μελέτης της επιστημονικής κοινότητας εδώ και πολλά χρόνια, με σκοπό τη καλύτερη διαχείριση αυτού. Σε μια προσπάθεια αποφυγής προσωπικών επεξηγήσεων, η Διεθνής Ένωση για τη Μελέτη του Πόνου IASP έχει διατυπώσει τον πόνο ως «Μια δυσάρεστη αισθητική και συναισθηματική εμπειρία που σχετίζεται, ή μοιάζει με αυτήν που σχετίζεται με πραγματική ή πιθανή βλάβη των ιστών» [8]. Ο πόνος λειτουργεί σαν μηχανισμός αντίδρασης και προστασίας από ερεθίσματα που αντιλαμβάνεται το σώμα. Η αντίληψη των ερεθισμάτων, η μετάφραση αυτών και η δημιουργία της αίσθησης του πόνου ως αντίδραση ονομάζεται αλγαισθησία. Όπως αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα τα ερεθίσματα που δέχεται ο άνθρωπος από το εξωτερικό περιβάλλον αλλά και από το εσωτερικό μετατρέπονται από τους αισθητικούς νευρώνες σε νευρικές ώσεις και μεταβιβάζονται μέσω των νευρικών κυττάρων στον εγκέφαλο. Έτσι και η αίσθηση του πόνου διερμηνεύεται από τον εγκέφαλο μέσω της πληροφορίας που μεταφέρουν τα νευρικά κύτταρα σε αυτόν. Εκτενέστερα, ακολουθεί η νευρανατομική ανάλυση του πόνου.

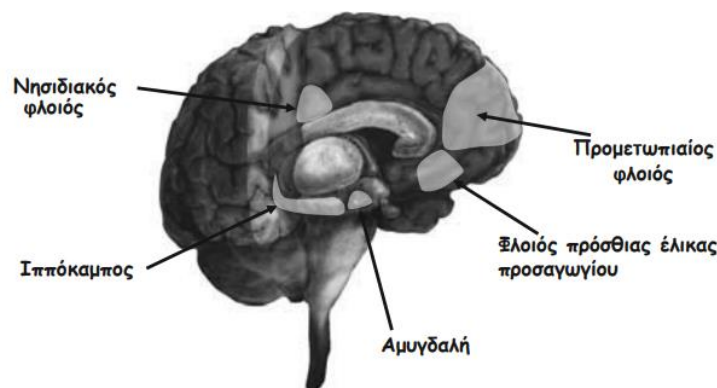
## 2.2.1 Νευροφυσιολογία του Πόνου

Το σωματισθητικό σύστημα είναι υπεύθυνο για την αντίληψη των ερεθισμάτων από το εξωτερικό περιβάλλον και το εσωτερικό του ανθρώπου. Η όραση, η αφή, η ακοή, το αίσθημα το πόνου, η αντίληψη της θερμοκρασίας και άλλες αισθήσεις είναι αποτέλεσμα της μετάφρασης των ερεθισμάτων. Εκατοντάδες χιλιάδες υποδοχείς στο σώμα δέχονται διαφορετικά ερεθίσματα και μεταφέρουν πληροφορίες μέσω του νευρικού συστήματος στον εγκέφαλο, όπου επεξεργάζονται από τις ανάλογες περιοχές και δημιουργείται η αίσθηση.

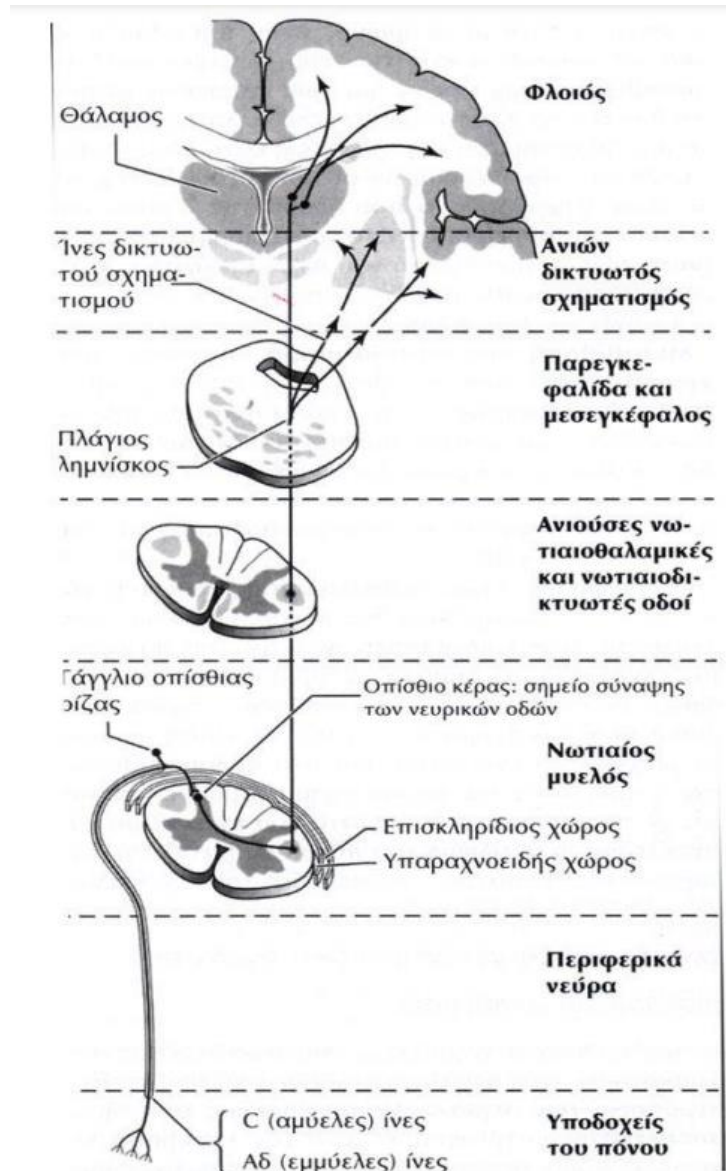
Οι αλγαισθητικοί υποδοχείς μπορούν να είναι αισθητικοί υποδοχείς ή απολήξεις αισθητικών ινών των αλγαισθητικών νευρώνων. Οι αισθητικές ίνες διαχωρίζονται σε Αβ ίνες, Αδ αλγούποδοχείς και σε C αλγούποδοχείς.

- **Αβ ίνες:** βρίσκονται στο δέρμα, στους μυς και στους συνδέσμους. Ανιχνεύουν αβλαβή ερεθίσματα.
- **Αδ αλγούποδοχείς:** βρίσκονται στο δέρμα. Έχουν υψηλή ανταπόκριση στην ανίχνευση υψηλής θερμοκρασίας και ιστικής βλάβης.
- **C αλγούποδοχείς:** υπάρχουν στο δέρμα, στους μυς, στους τένοντες, στα οστά, στις αρθρώσεις, στον οδοντικό πολφό και στα σπλάχνα. Αντιδρούν σε όλα τα βλαπτικά ερεθίσματα [9].

Τα ερεθίσματα που δέχονται οι αλγαισθητικοί υποδοχείς είναι μηχανικά, χημικά και θερμικά. Η αίσθηση του πόνου δημιουργείται μέσω τεσσάρων σταδίων. Αρχικά, μετατρέπονται τα ερεθίσματα σε ηλεκτρική δραστηριότητα και μεταβιβάζεται το μήνυμα κατά μήκος των νευρών μέσω των νευροδιαβιβαστών, με τη διαδικασία που αναλύθηκε σε προηγούμενο κεφάλαιο. Οι Αδ ίνες ενεργοποιούνται άμεσα από το ερέθισμα και οι C ίνες από αλγογόνες ουσίες όπως η βραδυκινίνη, η ισταμίνη, η σεροτονίνη, ουσία P κ.α.[9]. Ακολουθεί η τροποποίηση των μηνυμάτων στο νωτιαίο μυελό μέσω των διεγερτικών ή ανασταλτικών νευροδιαβιβαστών, όπου ενισχύεται ή εξασθενεί η ηλεκτρική δραστηριότητα του αλγαισθητικού μηνύματος. Το μήνυμα φτάνει στον εγκέφαλο, χωρίζεται στις περιοχές του εγκεφάλου που εμπλέκονται στην επεξεργασία του πόνου και πραγματοποιείται η αντίληψη του. Η επεξεργασία του πόνου πραγματοποιείται κυρίως στο βρεγματικό λοβό στις περιοχές της εικόνας 3.α. Οι διαδρομές που ακολουθούν τα μηνύματα μέσω των νευρώνων προς τον εγκέφαλο για την αντίληψη του πόνου ονομάζονται ανιούσες οδοί πόνου όπως απεικονίζονται στην 3.β. Η αντίδραση σε αλγαισθητικά ερεθίσματα γίνεται με ανάλογο τρόπο μέσω των κατιουσών ανασταλτικών οδών πόνου.



ΕΙΚΟΝΑ 3.Α. ΠΕΡΙΟΧΕΣ ΕΓΚΕΦΑΛΟΥ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΤΟΥ ΠΟΝΟΥ [9].



**ΕΙΚΟΝΑ 3.Β. ΑΝΙΟΥΣΕΣ ΟΔΟΙ ΠΟΝΟΥ [9].**

Τα βλαπτικά ερεθίσματα που δέχεται το σωματισθητικό σύστημα στο ανθρώπινο σώμα όπως αναλύθηκε μετατρέπονται σε ηλεκτρική δραστηριότητα και μεταδίδονται στον εγκέφαλο μέσω των αλγαισθητικών ιών. Η πληροφορία με το σήμα του πόνου αφού φτάσει στον εγκέφαλο διανέμεται στις αντίστοιχες περιοχές που συμμετέχουν στην επεξεργασία του πόνου. Έπειτα είναι δυνατή η καταγραφή των διακυμάνσεων της ηλεκτρικής δραστηριότητας που προκαλείται από το ερέθισμα. Τα ηλεκτρικά σήματα του εγκεφάλου ανήκουν στη κατηγορία των βιοσημάτων και είναι μετρήσιμα χρησιμοποιώντας σύγχρονες διαγνωστικές μεθόδους. Στην ενότητα που ακολουθεί γίνεται αναφορά στα σήματα που μπορούν να μετρηθούν μέσω βιοϊατρικής πληροφορικής καθώς και οι μέθοδοι με τις οποίες είναι δυνατή η καταγραφή τους.

## 2.3 Βιοϊατρικά Σήματα

Η σύγχρονη ιατρική του τελευταίου αιώνα χρησιμοποιεί την καταγραφή και ανάλυση των βιοϊατρικών σημάτων για την καλύτερη διάγνωση και παρακολούθηση των παθήσεων και της κατάστασης των ασθενών. Το βιοϊατρικό σήμα είναι σύνολο διακυμάνσεων φυσικών μεγεθών που προέρχονται από την λειτουργία των ζωτικών οργάνων. Τα βιοϊατρικά σήματα μπορούν να είναι μονοδιάστατα, δισδιάστατα ή τρισδιάστατα και διαχωρίζονται σε ηλεκτρικά, χημικά και μηχανικά ανάλογα το όργανο και τον αισθητήρα μέτρησης από όπου προέρχονται. Για την καταγραφή των σημάτων χρησιμοποιούνται διάφορα τεχνολογικά μέσα εκ των οποίων ορισμένα είναι τα:

- Ηλεκτρόδια: αισθητήρες καταγραφής ηλεκτρικής δραστηριότητας. Διακρίνονται σε επιφανειακά ηλεκτρόδια, βελονοειδή ηλεκτρόδια, σφηνοειδή ηλεκτρόδια, υποσκληρίδια ηλεκτρόδια λωρίδας (subdural strip electrodes) και εν τω βάθει ηλεκτρόδια (depth electrodes) [3].
- Μαγνητικός τομογράφος: μεγάλης απεικονιστικής ακρίβειας εξοπλισμός για απεικόνιση εσωτερικών οργάνων. Αποτελείται από ποικίλους μαγνήτες και πηνία που χρησιμοποιούν το φαινόμενο του μαγνητικού συντονισμού. Οι τομές που δημιουργούνται συγκεντρώνονται σε έναν υπολογιστή για την απεικόνιση δισδιάστατων και τρισδιάστατων σημάτων.
- Αξονικός τομογράφος: χρησιμοποιεί ακτινοβολία από ακτίνες X σε σύντομα χρονικά διαστήματα με στόχο τη δημιουργία τόμων του σώματος όπως ο μαγνητικός τομογράφος.
- Υπερηχογράφος: αποτελείται από αισθητήρες πολυκρυσταλικών υλικών οι οποίοι μετατρέπουν τη μηχανική πίεση σε ηλεκτρικό σήμα, τα ηλεκτρικά σήματα σε υπερήχους αλλά και τα ηχητικά σήματα σε ηλεκτρικά.
- Μικροσκόπιο: είναι διάταξη φακών που χρησιμοποιούν το ορατό ηλεκτρομαγνητικό φάσμα για τη μεγέθυνση και μελέτη αντικειμένων σε κυτταρικό επίπεδο [9].

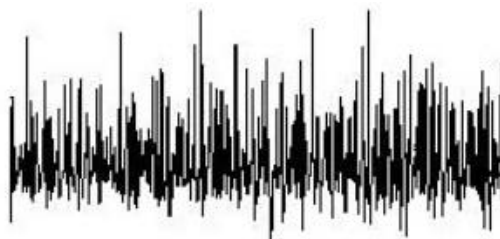
Μερικές από τις ευρέως χρησιμοποιούμενες μετρήσεις των βιοϊατρικών σημάτων είναι το ηλεκτροκαρδιογράφημα, το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και το ηλεκτρομυογράφημα. Το ηλεκτροκαρδιογράφημα καταγράφει το δυναμικό της ηλεκτρικής δραστηριότητας που παράγει η καρδιά, συνήθως με τη βοήθεια επιφανειακών ηλεκτροδίων. Μια φυσιολογική διακύμανση του καρδιακού ρυθμού απεικονίζεται στην 4.α.



ΕΙΚΟΝΑ 4.Α. ΣΗΜΑ ΗΚΓ.



Το ηλεκτρομυογράφημα είναι η καταγραφή του ηλεκτρικού δυναμικού των μυών του σώματος. Χρησιμοποιείται κυρίως για την εύρεση μυϊκών παθήσεων ή παραμορφώσεων. Στη παρακάτω εικόνα απεικονίζεται το σήμα από φυσιολογική μυϊκή δραστηριότητα(Εικόνα 4.β).



**ΕΙΚΟΝΑ 4.Β. ΣΗΜΑ ΗΜΓ.**

Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι η μέτρηση του ηλεκτρικού δυναμικού της εγκεφαλικής δραστηριότητας με χρήση ηλεκτρικών αισθητήρων που τοποθετούνται στην επιφάνεια του κρανίου. Με τη βοήθεια του μπορούν να διαγνωσθούν δυσλειτουργίες του εγκεφάλου και άλλες ασθένειες όπως η επιληψία και η νόσος του Αλτσχάιμερ. Στην εικόνα 4.γ αναπαρίσταται το σήμα από αισθητήρα ηλεκτροεγκεφαλογράφου το οποίο είναι στην αθροιστική μορφή του, καθώς ένα σήμα ΗΕΓ αποτελείται από το άθροισμα κυματομορφών διαφορετικών συχνοτήτων.



**ΕΙΚΟΝΑ 4.Γ. ΣΗΜΑ ΗΕΓ.**

Στη παρούσα διπλωματική εργασία όπως έχει αναφερθεί μελετώνται τα σήματα του εγκεφάλου μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος με σκοπό τον εντοπισμό του πόνου και ανάλυση τους σε χαρακτηριστικά ανάλογα με το επίπεδο πόνου. Για να γίνει αυτό είναι σημαντική η επεξήγηση της λειτουργίας του ηλεκτροεγκεφαλογράφου. Η επόμενη ενότητα περιέχει αναλυτική επεξήγηση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται οι λειτουργίες που μπορούν να γίνουν μέσω του ΗΕΓ και η μέθοδος καταγραφής των σημάτων και το σύστημα τοποθέτησης των ηλεκτροδίων καταγραφής. Επιπρόσθετα, μια ακόμη θεματική που έχει σημαντικό ρόλο στην διεκπεραίωση της μελέτης είναι η σημειολογία των ρυθμών του εγκεφάλου από τους οποίους εξάγονται τα χαρακτηριστικά στη πειραματική διαδικασία.

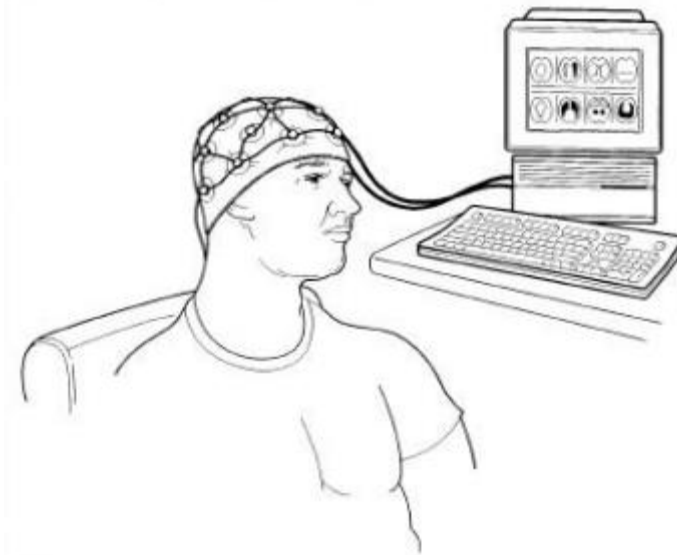
## 2.4 Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

Το κλινικό, διαγνωστικό και ερευνητικό εργαλείο που καταγράφει τα βιοϊατρικά σήματα από την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου είναι το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (ΗΕΓ). Το ΗΕΓ αναπτύχθηκε στις αρχές του 20ου αιώνα (1929) στην Γερμανία, από τον νευρολόγο-ψυχίατρο Η. Berger, παράλληλα με το ηλεκτροκαρδιογράφημα (1924). Τα δύο αυτά εργαλεία είναι τα πρώτα στα οποία εφαρμόστηκαν πολλές και διαφορετικές τεχνικές επεξεργασίας. Η χρήση του ΗΕΓ έχει βρει εκτεταμένη εφαρμογή στην εκτίμηση, παρακολούθηση και διάγνωση πολλών παθολογικών καταστάσεων νευρολογικής φύσης. Η χρησιμοποίηση του ΗΕΓ γίνεται με τη βοήθεια μιας συστάδας ηλεκτροδίων που εφαρμόζονται στο τριχωτό μέρος της κεφαλής, με τα οποία γίνεται η καταγραφή των σημάτων από τον φλοιό του εγκεφάλου, τμήμα το οποίο βρίσκεται πιο κοντά στο κρανίο. Οι αισθητήρες των ηλεκτροδίων μπορούν να διακρίνουν και να παρακολουθήσουν κυρίως τα μεγαλύτερα σήματα από την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου λόγω της περιπλοκότητάς τους και της μικρής διακριτικής ικανότητας που έχουν, ως εκ τούτου είναι αρκετά δύσκολη η εκτίμηση και η εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων καθώς χρειάζεται εμπειρία και άρτια επιστημονική γνώση. Για τους λόγους αυτούς και για την ανάγκη αυτοματοποίησης των διαδικασιών μελέτης έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι ποσοτικής ανάλυσης των σημάτων του ΗΕΓ από τους ερευνητές [3].

Στη συνέχεια, αναλύεται ο τρόπος λειτουργίας του ΗΕΓ, το σύστημα τοποθέτησης των ηλεκτροδίων για την λήψη των σημάτων, η σημειολογία του, η επεξεργασία τα φιλτράρισμα και η ενίσχυση των σημάτων καθώς και ο εξωγενής θόρυβος που υπεισέρχεται στα σήματα.

### 2.4.1 Λειτουργίες ΗΕΓ σκαι Καταγραφή Σήματος

Το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα εντοπίζει την ηλεκτρική δραστηριότητα του εγκεφάλου και καταγράφει σε χαρτί με τη βοήθεια γαλβανόμετρων ή σε οθόνη ενός ηλεκτρονικού υπολογιστή, τη διαφορά των δυναμικών των ηλεκτρικών πεδίων των ηλεκτροδίων.



ΕΙΚΟΝΑ 5.Α. ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΗΕΓ [38].

Τα ηλεκτρόδια του ΗΕΓ είναι αισθητήρες που καταγράφουν ηλεκτρικό δυναμικό (electrical potential sensors) από τα οποία τα πιο διαδεδομένα στην κλινική πράξη είναι τα επιφανειακά. Η καταγραφή αυτή υλοποιείται σε τρία στάδια:

- τοποθέτηση και σύνδεση των ηλεκτροδίων στο τριχωτό της κεφαλής σύμφωνα με τον πίνακα τοπολογίας
- σύνθετη επεξεργασία, φιλτράρισμα και ανάλυση των σημάτων
- συγκέντρωση και αποθήκευση των αποτελεσμάτων (data sets)

Στη σύγχρονη εποχή, η μεγάλη ανάπτυξη της τεχνολογίας και ειδικά των ηλεκτρονικών, βοήθησε πολύ στην βελτίωση της επεξεργασίας των σημάτων καθώς το μεγάλο μέγεθός τους κατά τη λήψη των πρώτων σημάτων στο παρελθόν ήταν δυνατόν να επεξεργαστεί μόνο σε νοσοκομειακά εργαστήρια [3].

Παρακάτω, ακολουθεί το σύστημα τοποθέτησης των ηλεκτροδίων που τοποθετούνται στο κεφάλι ώστε να γίνει η καταγραφή των εγκεφαλικών σημάτων.

## 2.4.2 Σύστημα Τοποθέτησης Ηλεκτροδίων

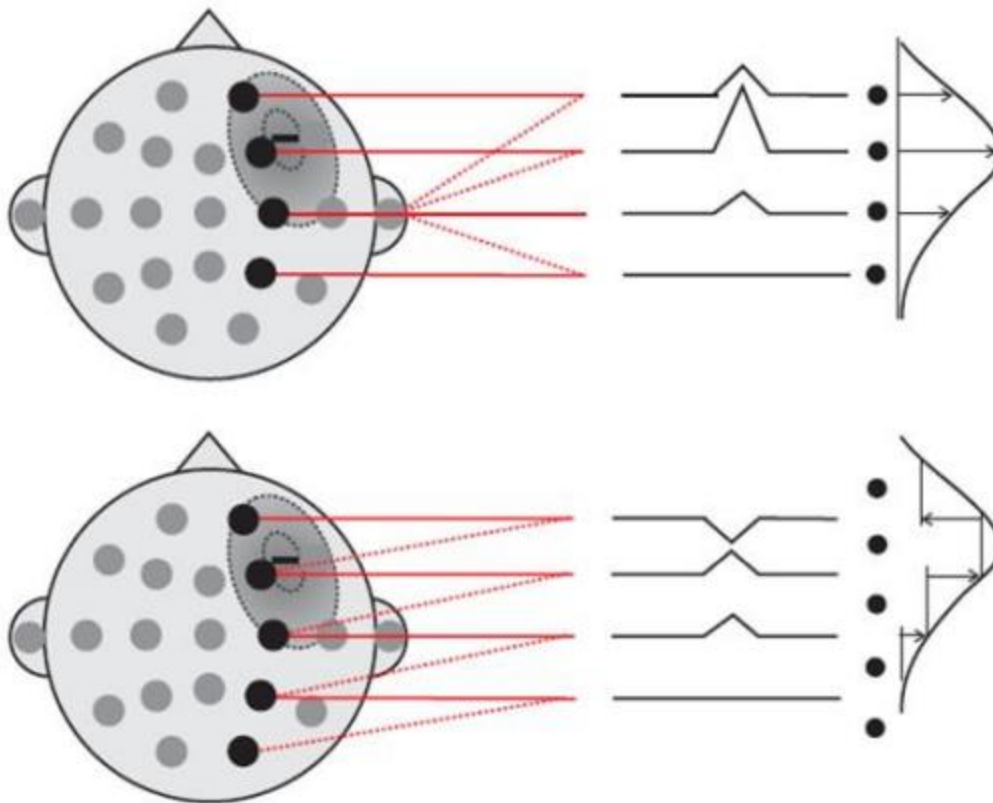
Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων γίνεται σε προκαθορισμένα οδηγία σημεία (ινιακό όγκωμα, ριζορίνιο, τράγοι των δύο αυτιών) και με τρόπο συστηματικό. Ανεξάρτητα με το μέγεθος της κεφαλής θα πρέπει η τοποθέτηση τους να γίνεται στο ίδιο αντιπροσωπευτικό σημείο μιας περιοχής του εγκεφάλου. Ένα τέτοιο σύστημα είναι το 10-20 στο οποίο η τοποθέτηση ενός ηλεκτροδίου είναι είτε στο 10% είτε στο 20% της απόστασης από το σημείο οδηγό. Το σύστημα αυτό προέκυψε από συγκεκριμένη διαδικασία υπολογισμού ποσοστών ανάμεσα στα σημεία οδηγούς που προαναφέρθηκαν, πχ. Fpz, Fz, Cz, Pz, Oz, όπου F= Frontal, C=Cenrtal, P=Parental, T= Temporal, O=Occipital και z=zero, η μηδενική απόσταση. Η αρίθμησή τους ακολουθεί τον κανόνα των ζυγών στο δεξί ημισφαίριο και περιττοί στο αριστερό ημισφαίριο.

Fp	Fpl	Αριστερό μετωποπολικό
	Fp2	Δεξιό μετωποπολικό
F	Fz	Μέσο μετωπιαίο
	F3	Αριστερό άνω μετωπιαίο
	F4	Δεξιό άνω μετωπιαίο
	F7	Αριστερό κάτω μετωπιαίο ή Αριστερό πρόσθιο κροταφικό
	F8	Δεξιό κάτω μετωπιαίο ή Δεξιό πρόσθιο κροταφικό
C	Cz	Κορυφαίο ή μέσο κεντρικό
	C3	Αριστερό κεντρικό
	C4	Δεξιό κεντρικό
T	T3	Αριστερό μέσο κροταφικό
	T4	Δεξιό μέσο κροταφικό
	T5	Αριστερό οπίσθιο κροταφικό
	T6	Δεξιό οπίσθιο κροταφικό
P	Pz	Μέσο βρεγματικό
	P3	Αριστερό βρεγματικό
	P4	Δεξιό βρεγματικό
O	Oz	Μέσο ινιακό
	O1	Αριστερό ινιακό
	O2	Δεξιό ινιακό

ΕΙΚΟΝΑ 5.Β. ΟΝΟΜΑΣΙΕΣ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗΣ[3].

Λόγω της πληθώρας των εξειδικευμένων εφαρμογών που χρησιμοποιείται ο ΗΕΓ, υπάρχουν διαφορετικά συστήματα τοποθέτησης των ηλεκτροδίων όπως πχ. το σύστημα Queen square, το BESA για την μελέτη της επιληψίας, το Kombimontage, το Wernicke-Left/Wernicke-Right (WL/WR) με 29 κανάλια για την μελέτη της γλώσσας, κα.

Η διαφορά του δυναμικού (απαγωγή) που καταγράφεται ανάμεσα στα ηλεκτρόδια συνιστά ένα κανάλι ΗΕΓ. Μονοπολικό ή διπολικό Μοντάζ ονομάζεται ο συνδυασμός όλων των απαγωγών κατά μόνος ή κατά ζεύγος που καταγράφουν ταυτόχρονα ΗΕΓ (στην πραγματικότητα όλες οι απαγωγές είναι διπολικές). Όσο πιο απλά είναι τα Μοντάζ τόσο πιο εύκολη είναι η ανάγνωση του ΗΕΓ καθώς τα πολύπλοκα δυσκολεύουν την διαδικασία. Το διάγραμμα στην Εικόνα 5.γ απεικονίζει το ίδιο δυναμικό, πάνω στο μονοπολικό και κάτω στο διπολικό μοντάζ:

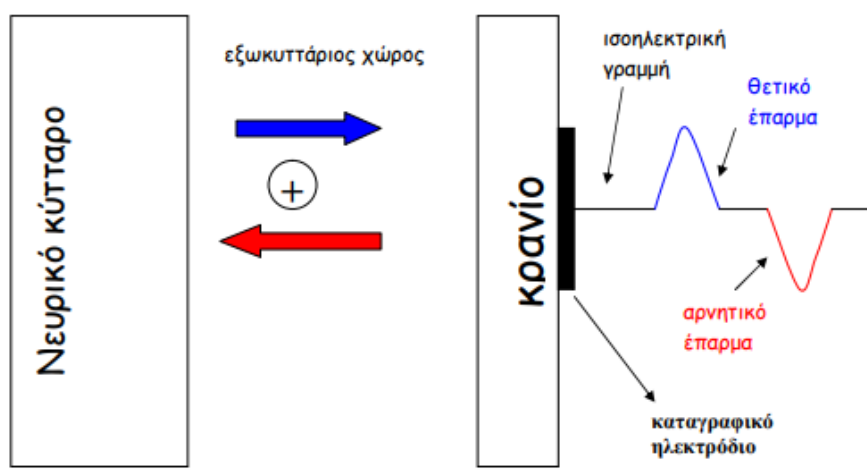


ΕΙΚΟΝΑ 5.Γ. ΜΟΝΟΠΟΛΙΚΟ ΚΑΙ ΔΙΠΟΛΙΚΟ ΜΟΝΤΑΖ[3].

Στη συνέχεια του κεφαλαίου παρατίθεται η σημειολογία του ΗΕΓ περιλαμβάνοντας το φυσιολογικό, μη-φυσιολογικό και κατά τη διάρκεια του ύπνου ΗΕΓ.

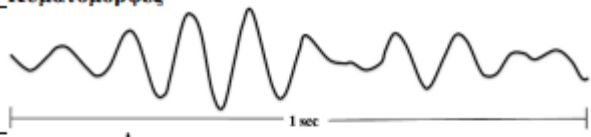
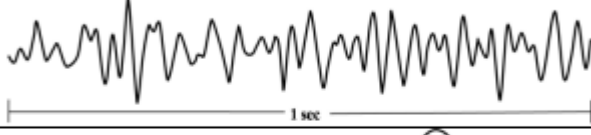
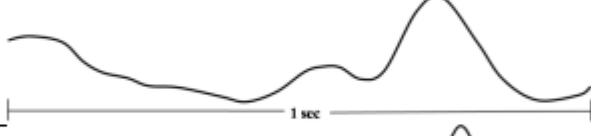
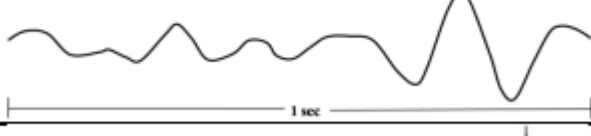
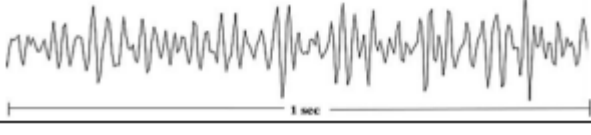
### 2.4.3 Σημειολογία ΗΕΓ

Το ΗΕΓ είναι μια γραμμή που μπορεί να είναι ευθεία οριζόντια (ισοηλεκτρική) που δηλώνει ότι τα νευρικά κύτταρα είναι σε κατάσταση ηρεμίας ή να έχει γραμμές που αποκλίνουν από το οριζόντιο επίπεδο (επάρματα) που δείχνουν ότι υπάρχει μεταβολή στο δυναμικό του εξωκυττάριου χώρου του εγκεφάλου, δηλαδή ενεργοποιήθηκαν τα νευρικά κύτταρα από κάποιο ερέθισμα (Εικόνα 4.Η.) [38].



**ΕΙΚΟΝΑ 5.Δ. ΓΡΑΜΜΗ ΚΑΤΑΓΡΑΦΙΚΟΥ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΟΥ [38].**

Η ερμηνεία της καταγραφής του ΗΕΓ έχει σχέση με την εμπειρία του νευρολόγου, βασίζεται όμως σε κανόνες-κριτήρια που τη διέπουν. Τέτοια κριτήρια είναι η μορφολογία, η συμμετρία, το πλάτος, η πολικότητα, η συχνότητα των δυναμικών, η ποσότητα, η χωρική και χρονική κατανομή και η αντιδραστικότητα+. Οι βασικοί ΗΕΓ ρυθμοί είναι ομάδες συχνοτήτων που ορίζονται στο εύρος από 0.1 – 70 Hz, όπως φαίνονται στην παρακάτω εικόνα (Εικόνα 5.ε).

Ρυθμός	Εύρος Συχνοτήτων	Κυματομορφές
Άλφα	8-13 Hz	
Βήτα	13-35 Hz	
Δέλτα	0.5-4 Hz	
Θήτα	4-8 Hz	
Γάμμα	>35 Hz	

**ΕΙΚΟΝΑ 5.Ζ. ΚΑΝΟΝΙΚΟΙ ΡΥΘΜΟΙ ΗΕΓ [3].**

Κάθε ένα ΗΕΓ θεωρείται διαφορετικό όπως και η λειτουργία του εγκεφάλου σε διαφορετικά άτομα. Οι ρυθμοί που θεωρούνται φυσιολογικοί είναι οι Άλφα και Βήτα, ενώ παθολογικοί θεωρούνται οι Θήτα και Δέλτα (όχι απαραίτητα στα παιδιά ή π.χ. κατά τη διάρκεια του ύπνου). Ως φυσιολογικό λαμβάνεται το ΗΕΓ που έχει η πλειοψηφία των ενηλίκων ανθρώπων σε εγρήγορση που δεν εμφανίζουν οργανική ή λειτουργική διαταραχή. Δεν αποκλείεται όμως η ύπαρξη φυσιολογικού ΗΕΓ σε άτομο με εγκεφαλική βλάβη και αντίστροφα [3].

Η ΗΕΓ δραστηριότητα χαρακτηρίζεται ως ρυθμική όταν έχει σταθερή περίοδο και συχνότητα στα ημιτονοειδή κύματα που αποτελείται, άρρυθμη όταν η περίοδος των κυμάτων δεν είναι σταθερή, συμμετρική όταν εξελίσσεται στα δύο ημισφαίρια σε ομόλογες περιοχές με ίδιο πλάτος, τύπο και συχνότητα, διαφορετικά ασύμμετρη, όταν καταγράφεται αδιαλείπτως για μεγάλο χρονικό διάστημα συνεχής, διαφορετικά διαλείπουσα. Η ΗΕΓ δραστηριότητα που είναι συνεχής και κυρίαρχη σε ένα ΗΕΓ ονομάζεται βασικός ρυθμός και συμπίπτει με τον ρυθμό Άλφα σε φυσιολογικό άτομο. Όμως, ο βασικός ρυθμός δεν είναι συνώνυμο του Άλφα ούτε και της φυσιολογικής ΗΕΓ δραστηριότητας [3].

Κανονικά το ΗΕΓ δεν συνδέεται με κάποιο ιδιαίτερο γεγονός και αντιπροσωπεύει αυθόρμητη δραστηριότητα. Ενδιαφέρον παρουσιάζουν αυτά που προκαλούνται από συγκεκριμένα γεγονότα: Βιωματικά δυναμικά είναι οι ΗΕΓ μετρήσεις που προκαλούνται ως απόκριση σε συγκεκριμένα γεγονότα από εξωτερικούς παράγοντες ή ως ψυχολογική διαδικασία και διακρίνονται σε:

- Προκλητά δυναμικά (evoked potentials), σχετίζονται με εξωτερικό ερέθισμα και χωρίζονται σε τρεις κατηγορίες:
  1. Οπτικά προκλητά δυναμικά (visual evoked potentials-VEP),
  2. Ακουστικά προκλητά δυναμικά (auditory evoked potentials-AEP),
  3. Σωματοαισθητικά προκλητά δυναμικά (somatosensory evoked potentials-SEP)
- Εκπεμπόμενα δυναμικά (emitted potentials), σχετίζονται με ψυχολογική διαδικασία.

Κατά τη διάρκεια του ύπνου ο Άλφα ρυθμός εξαφανίζεται και υπάρχει γενική επιβράδυνση στους ρυθμούς με την εμφάνιση Θήτα και Δέλτα ρυθμών. Με βάση την οπτική παρατήρηση του ΗΕΓ και σε συνάρτηση με ηλεκτρομυογραφική δραστηριότητα και την κίνηση των ματιών, τα στάδια του ύπνου σε συγκεκριμένη χρονική περίοδο (εποχή, 20-30 sec) κατηγοριοποιούνται ως εξής [3]:

- Στάδιο I: χαμηλή τάση, αναμεμειγμένες συχνότητες με υπεροχή δραστηριότητας στα 2-7 Hz και άλφα δραστηριότητα για το λιγότερο από το 50% της εποχής.
- Στάδιο II: παρουσία ακίδων (sleep spindles) και χαμηλή δραστηριότητα (2 Hz ή λιγότερο), για λιγότερο από το 20% της εποχής.
- Στάδιο III: χαμηλή δραστηριότητα για 20-50% της εποχής.
- Στάδιο IV: χαμηλή δραστηριότητα για περισσότερο από το 50%.
- Στάδιο V (ή REM): σχετικά χαμηλής τάσης αναμεμειγμένες συχνότητες.

Όπως προαναφέρθηκε σε προηγούμενη παράγραφο, οι ανωμαλίες σε ένα ΗΕΓ δε συνιστούν ύπαρξη μιας συγκεκριμένης ασθένειας καθώς αυτές που έχουν το ίδιο παθοφυσιολογικό υπόστρωμα, θα δώσουν ίδιο τύπο ανωμαλίας στο ΗΕΓ. Η αξιολόγηση πρέπει να γίνεται σύμφωνα με την βασική δραστηριότητα, την ύπαρξη τυχόν παροδικών φαινομένων ΗΕΓ, πόση έκταση αυτά καταλαμβάνουν, αν οι ανωμαλίες είναι εστιακές ή διάχυτες, διαλείπουσες ή συνεχείς, συχνές ή σπάνιες, καθώς επίσης και την ηλικία και την κατάσταση της συνείδησης του ατόμου. Περαιτέρω αναλύεται η επεξεργασία του ΗΕΓ σήματος και η χρήση των φίλτρων.

## 2.4.4 Επεξεργασία ΗΕΓ σήματος

Επειδή το ηλεκτρικό σήμα του εγκεφάλου είναι αδύναμο (συχνότητες 0,5-100 Hz) ενώ ο θόρυβος είναι ισχυρός, απαιτείται η χρήση ενισχυτή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι [3] :

- η χαμηλή διαρροή ρεύματος,
- η καλή συμπεριφορά στο θόρυβο,
- η υψηλή εμπέδηση εισόδου,
- ο υψηλός λόγος απόρριψης της τάσης τροφοδοσίας
- ο υψηλός λόγος απόρριψης απομόνωσης
- ο υψηλός λόγος αναστολής της παρεμβολής

Ο τρόπος της συνδεσμολογίας των ενισχυτών είναι καθοριστικός για τη διάκρισή τους σε μονοπολικούς και διαφορικούς. Επίσης, θα πρέπει να ληφθεί υπ' όψιν ο ψηφιακός θόρυβος, η συχνότητα αποκοπής του φίλτρου και ο έλεγχος της ευαισθησίας κατά την διαδικασία ψηφιοποίησης του ΗΕΓ. Η δειγματοληψία που πραγματοποιείται σε ένα ΗΕΓ ρουτίνας είναι περίπου στα 250 Hz, ενώ στην πράξη απαιτείται λίγο υψηλότερος ώστε να επιτυγχάνεται υψηλότερη ανάλυση του σήματος. Για να απομακρυνθούν οι παρεμβολές από το ηλεκτρομαγνητικό πεδίο (θόρυβος) που δημιουργεί το ηλεκτρικό ρεύμα μπορεί να χρειαστεί ειδικό φίλτρο (notch filter or Band Stop filter) που αποκόβει συχνότητες ορισμένου εύρους. Τα σύγχρονα συστήματα ΗΕΓ παρέχουν ψηφιακά φίλτρα ενσωματωμένα στο λογισμικό τους. Εφόσον διενεργηθεί η καταγραφή, το αναλογικό σήμα μετατρέπεται σε ψηφιακό με την δειγματοληψία και αποθηκεύεται στον σκληρό δίσκο της ψηφιακής μονάδας. Από εκεί είναι διαθέσιμο για προβολή, επεξεργασία, ανάλυση με προηγμένες μεθόδους.

Στο τελευταίο κομμάτι του κεφαλαίου παρουσιάζεται ο θόρυβος και η ερμηνεία του σε ένα ΗΕΓ καθώς και οι βασικές του κατηγορίες.

### 2.4.4.1 Θόρυβος

Σε μια καταγραφή ΗΕΓ, οποιοδήποτε δυναμικό ή κυματομορφή που δεν έχει προέλευση από τον εγκέφαλο ονομάζεται θόρυβος ή παράσιτα και η παρουσία του αποτελεί πολύ σημαντικό πρόβλημα καθώς δυσχεραίνει το έργο των ειδικών στην διάγνωση. Ο θόρυβος έχει δύο βασικές κατηγορίες [3]:

- **Βιολογικό:** η μυϊκή δραστηριότητα, οι κινήσεις των μελών, η καρδιακή λειτουργία, η επίδραση των ιδρωτοποιών αδένων του δέρματος στα καταγραφικά όργανα, η κίνηση των βλεφάρων ή των οφθαλμών του ατόμου που εξετάζεται μπορεί να δημιουργήσει φυσιολογικές, εξωεγκεφαλικές κυματομορφές.
- **Μη βιολογικό (ή «τεχνητό»):** διάφορα προβλήματα στην λειτουργία των συστημάτων καταγραφής, βλάβες, κακή τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, επίδραση ηλεκτρομαγνητικού πεδίου από γραμμές δικτύου και ηλεκτρικού ρεύματος κλπ. δίνουν εσφαλμένες κυματομορφές.





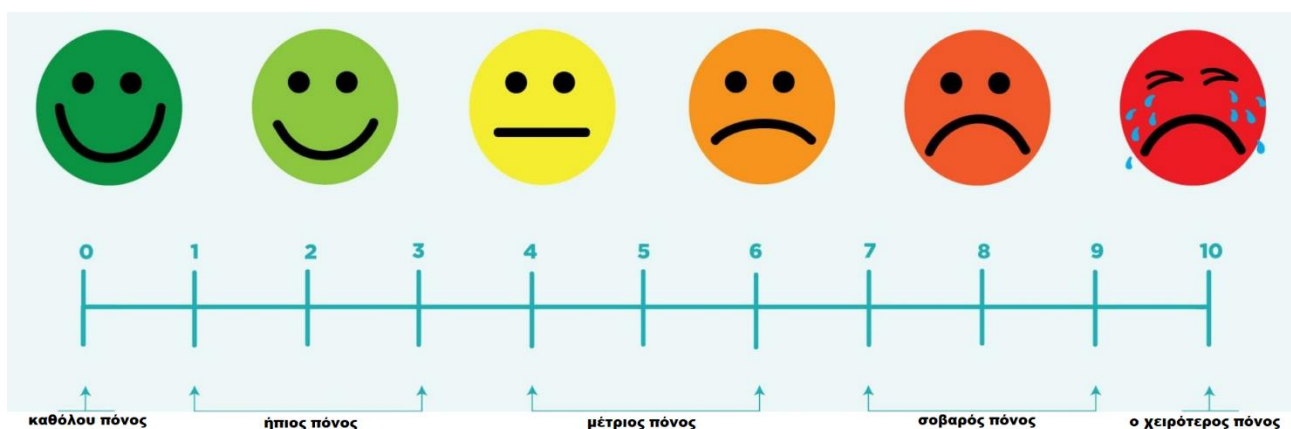
# Κεφάλαιο 3: Ανάλυση του Θέματος

## 3.1 Μέθοδοι Αξιολόγησης του Πόνου

Ο πόνος όπως αναλύθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο είναι μια πολυσύνθετη λειτουργία του οργανισμού που εμπλέκει τη συνεργασία σωματισθητικών, συναισθηματικών και γνωστικών λειτουργιών του σώματος. Η εκτίμηση της έντασης του πόνου των ασθενών είναι πολύ σημαντική για την αντιμετώπιση ασθενειών και την παροχή κατάλληλης θεραπείας. Ο πόνος στις μονάδες περιθάλψης καταμετράται ταυτόχρονα μαζί με άλλες εξετάσεις με διάφορους τρόπους. Η αξιολόγηση αυτού πραγματοποιείται με τη χρήση συνδυαστικών μεθόδων ώστε να υπάρχει ένα ολοκληρωμένο καταστατικό της υγείας των ασθενών. Ένα πλήρες ιατρικό προφίλ ασθενούς περιλαμβάνει τα εξής[9]:

- Γενικό ιατρικό ιστορικό και ιστορικό πόνου. Σημειώνεται το σημείο εντοπισμού, η χρονική διάρκεια, η ένταση και ποιότητα, παράγοντες που επιδεινώνουν το πόνο, προηγούμενες θεραπείες και κοινωνική/ επαγγελματική ζωή.
- Φυσική εξέταση. Γίνεται προσπάθεια εντοπισμού της ανατομικής προέλευσης του πόνου που περιγράφει ο/η ασθενής.
- Εργαστηριακές εξετάσεις. Σκοπός είναι η εύρεση κατάλληλης θεραπείας για το πόνο.
- Εργαλεία και μέθοδοι εκτίμησης του πόνου. Η αξιολόγηση γίνεται με τη βοήθεια ερωτηματολογίων, κλίμακες αυτοβαθμολόγησης και παρατηρητικές μετρήσεις.

Τα ερωτηματολόγια, οι κλίμακες αυτοβαθμολόγησης και οι παρατηρητικές μετρήσεις ανήκουν στις συμβατικές μεθόδους αξιολόγησης του πόνου. Τα ερωτηματολόγια συνήθως περιλαμβάνουν ερωτήσεις σχετικά με το είδος του πόνου, δηλαδή αν είναι καυστικός ή σαν ηλεκτρικό ρεύμα, συνεχής ή σπασμωδικός, μούδιασμα ή φαγούρα και άλλες λεκτικές περιγραφές. Οι κλίμακες έντασης συχνά είναι το θερμόμετρο του πόνου IPT(εικόνα 6.γ) το οποίο κυμαίνεται από καθόλου έως αβάσταχτο πόνο, αριθμητική κλίμακα NRS(εικόνα 6.β) από το 1 έως το 10, οι εκφράσεις του προσώπου FPS(εικόνα(6.α). Παρακάτω ακολουθούν μερικά παραδείγματα κλιμάκων αξιολόγησης πόνου.



ΕΙΚΟΝΑ 6.Α ΚΛΙΜΑΚΑ ΕΚΦΡΑΣΕΩΝ ΠΡΟΣΩΠΟΥ FPS.



ΕΙΚΟΝΑ 6.Β ΑΡΙΘΜΗΤΙΚΗ ΚΛΙΜΑΚΑ ΠΟΝΟΥ NRS.



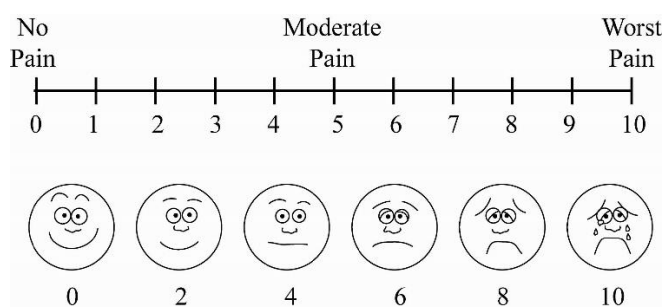
ΕΙΚΟΝΑ 6.Γ ΘΕΡΜΟΜΕΤΡΟ ΠΟΝΟ ΙΡΤ[9].

### 3.1.1 Αξιολόγηση του Πόνου σε Μη Επικοινωνιακούς Ασθενείς

Η καταμέτρηση του πόνου σε ασθενείς όπως μελετήθηκε γίνεται με χρήση διαφόρων μεθόδων όπως λεκτικές, αριθμητικές και κλίμακες εκφράσεων προσώπου. Στις περιπτώσεις των μη επικοινωνιακών ασθενών που έχουν χαμηλό δείκτη GCS για παράδειγμα, είναι αρκετά δύσκολη η αξιολόγηση του πόνου. Σύμφωνα με μελέτη που πραγματοποιήθηκε στο πλαίσιο διπλωματικής εργασίας μεταπτυχιακής φοιτήτριας Μ. Μικροβασίλη, η αναγνώριση, αξιολόγηση και αντιμετώπιση του πόνου σε μη επικοινωνιακούς ασθενείς όπως ασθενείς που βρίσκονται στη ΜΕΘ είναι κρίσιμη για την σωστή διάγνωση και θεραπεία τους[11]. Οι ασθενείς που βρίσκονται σε δυσμενή κατάσταση υγείας και υποφέρουν από πόνους συνήθως αδυνατούν να εκφράσουν την πηγή και την ένταση του πόνου τους ώστε οι υγειονομικοί εργαζόμενοι να είναι σε θέση να τους παρέχουν την καταλληλότερη φροντίδα. Υπάρχουν ποικίλα εμπόδια στην καταμέτρηση του πόνου των μη επικοινωνιακών ασθενών. Αναλόγως την σοβαρότητα της περίπτωσης μπορεί να υπάρχουν δυσκολίες στην έκφραση λόγω μηχανικής υποστήριξης, όπως ο ενδοτραχειακός σωλήνας[11]. Ακόμη οι ασθενείς μπορεί να είναι υπό την επήρεια αναισθητικών ή αναλγητικών φαρμάκων, με αποτέλεσμα να μην είναι ακριβείς οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση του πόνου. Οι εκφραστικές κλίμακες, λεκτικές και αριθμητικές στις περισσότερες περιπτώσεις είναι αδύνατον να έχουν αποτέλεσμα στην αξιολόγηση του πόνου, επομένως το ιατρικό και νοσηλευτικό προσωπικό καταφεύγουν σε εκτιμήσεις από την γενική συμπεριφορά του ασθενούς.

Για την αξιολόγηση του πόνου στους μη επικοινωνιακούς ασθενείς που έχουν όμως ικανότητα κίνησης μερικών μυών ή ικανότητα ομιλίας ακόμη και θορύβους χρησιμοποιούνται οπτικό-ακουστικές μέθοδοι αξιολόγησης που βασίζονται καθαρά στην ερμηνεία από τα ιατρικό προσωπικό. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται η οπτική αναλογική κλίμακα VAS, η συμπεριφορική κλίμακα BPS, εργαλείο παρακολούθησης πόνου κρίσιμης φροντίδας CPOT καθώς και παρακολούθηση των ζωτικών ή/και βιοχημικών λειτουργιών των ασθενών [11].

- Η κλίμακα VAS έχει ως πρώτο επίπεδο τον «Καθόλου Πόνο» και ως τελευταίο τον «Χειρότερο Πόνο» όπως φαίνεται στην εικόνα 7.α[37]. Η αναλογική κλίμακα κυμαίνεται σύμφωνα με τις εκφράσεις του προσώπου ενός ανθρώπου που είναι από εντελώς ήρεμος σημαίνοντας «Καθόλου Πόνο» και τελικώς ενός πάρα πολύ θλιμμένου ανθρώπου που σηματοδοτεί τον «Χειρότερο Πόνο» που θα μπορούσε να νιώσει ένας ασθενής.
- Η κλίμακα εκτίμησης συμπεριφοράς για την αξιολόγηση του πόνου περιέχει μια λίστα συμπεριφορών που υποδηλώνουν πόνο με αντίστοιχο σκορ ανάλογα την ένταση πόνου που φανερώνουν. Τέτοιες μετρικές συμπεριφοράς συνήθως είναι ορισμένες εκφράσεις του προσώπου όπως σφίξιμο μυών, η κίνηση των άνω άκρων και η παρακολούθηση της παροχής οξυγόνου, δηλαδή αν ενοχλεί τον ασθενή ή βήχει [11]. Το συνολικό σκορ της αξιολόγησης φανερώνει την ένταση του πόνου του ασθενούς.
- Η μέθοδος αξιολόγησης CPOT είναι μια συνδυαστική καταμέτρηση του πόνου με όλες τις παραπάνω τακτικές και επιπρόσθετα καταγράφονται οι ήχοι/φωνή των ασθενών και η ένταση των μυών τους σύμφωνα με την κρίση του προσωπικού.
- Οι ζωτικές ενδείξεις είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται επίσης για τη παρακολούθηση του πόνου των ασθενών ή τις κρισιμότητας της κατάστασης που βρίσκονται. Γίνεται καταγραφή της αρτηριακής πίεσης και του κορεσμού του οξυγόνου. Παρόλα αυτά η μέθοδος αυτή δεν είναι ακριβής για την αξιολόγηση του πόνου καθώς οι ασθενείς μπορεί να βρίσκονται σε θεραπεία με χρήση φαρμάκων και αναισθητικών[11].



**ΕΙΚΟΝΑ 7.Α. VAS ΚΛΙΜΑΚΑ ΠΟΝΟΥ.**

Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα που παρατάθηκαν για την εκτίμηση του πόνου σε μη-επικοινωνιακούς ασθενείς, το έργο του ιατρικού προσωπικού στις μονάδες υγείας είναι αρκετά δύσκολο στο να ερμηνεύσουν τον προσωπικό πόνο που βιώνει κάθε ασθενής. Η σημαντικότητα εύρεσης μεθόδων που να εγγυόνται την ακρίβεια της αξιολόγησης του πόνου είναι εμφανής. Η έγκαιρη διάγνωση του πόνου και της πηγής αυτού είναι ζωτικής σημασίας για την εξέλιξη της κατάστασης της υγείας των ασθενών.

## 3.2 Έρευνες και Συγκριτική Μελέτη

Στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε μια συγκριτική μελέτη σε παρόμοιες έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί για την καταγραφή σημάτων EEG σε συνδυασμό με την καταμέτρηση του πόνου ή/ και το πρωτόκολλο CPT που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα έρευνα για προσομοίωση του πόνου. Συγκεκριμένα, η συγκριτική έρευνα αφορούσε τα άρθρα [14],[15],[17][18],[21],[22],[23]. Παρακάτω ακολουθεί ένας συγκεντρωτικός πίνακας με τα δεδομένα των ανωτέρω άρθρων (Πίνακας 1). Για κάθε άρθρο που συμπεριλήφθηκε στην μελέτη αναφέρονται ως στήλες του πίνακα η θεματική που αφορά το άρθρο, οι συγγραφείς, αν υπήρχαν εθελοντές (πλήθος), η συσκευή καταγραφής ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος EEG, το πρωτόκολλο προσομοίωσης του πόνου, οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση και ταξινόμηση του πόνου και τέλος τα αποτελέσματα είτε σε μορφή μετρικών ακρίβειας, ευαισθησίας και ευστοχίας είτε σε μορφή συμπερασμάτων της έρευνας. Συνολικά 2 από τις 7 έρευνες που ακολουθούν χρησιμοποίησαν το ίδιο πρωτόκολλο (CPT) που χρησιμοποιείται και στην διπλωματική εργασία. Η ταξινόμηση του πόνου από αλγορίθμους μηχανικής μάθησης έφερε υποσχόμενα αποτελέσματα. Στις υπόλοιπες έρευνες χρησιμοποιώντας διαφορετική μέθοδο προσομοίωσης του πόνου τα αποτελέσματα φαίνεται να είναι εξίσου θετικά. Στα περισσότερα χρησιμοποιούνται για πρόκληση του πόνου θερμικά ερεθίσματα. Μια έρευνα χρησιμοποιεί επεμβατική μέθοδο ενώ μια μελετά τον πόνο τόσο σε σωματικό επίπεδο όσο και σε ψυχολογικό. Η πρώτη έρευνα που ακολουθεί πραγματοποιήθηκε το 2019 στο Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας από υποψήφιο διδάκτωρ πλέον του τμήματος, Παναγιώτη Μπονώτη, συνεργατικά με τους αναφερόμενους επιστήμονες και αποτελεί το έναυσμα για την παρούσα διπλωματική εργασία ως συνέχεια της έρευνας που πραγματοποιήθηκε.

Θέμα Έρευνας Χρονολογία	Συγγραφείς	Εθελοντές	Συσκευή EEG	Πρωτόκολλο	Αλγόριθμος	Αποτελέσματα
Automated Assessment of Pain Intensity based on EEG Signal Analysis 2019 [23]	Panagiotis A. Bonotis, Dimosthenis C. Tsouros, Panagiotis N. Smyrlis, Alexandros T. Tzallas, Nikolaos Giannakeas, Evripidis Glavas, Markos G. Tsipouras	22	EMOTIV EPOC+	CPT	Stochastic Forest C4.5 Random Forest Multilayer Perceptron	SF / C4.5 / RF / MLP <b>Sensitivity</b> 76.4% / 53.2% / 72.1% / 64.8% <b>Precision</b> 75.4% / 51.9% / 72.3% / 63.6% <b>Accuracy</b> 72.7% / 51.0% / 69.4% / 62.4%
A Novel Classification Strategy to Distinguish Five Levels of Pain Using the EEG Signal Features 2018 [22]	T. Nezam , R. Boostani, V. Abootalebi , K. Rastegar	24	Scan-LT apparatus	CPT	decision tree Support Vector Machine (SVM) k-nearest neighbor(KNN )	Τρία επίπεδα πόνου /Πέντε επίπεδα πόνου <b>Sensitivity SVM</b> 93%/87% <b>Specificity SVM</b> 91%/78% <b>Accuracy SVM</b> 83% / 62% <b>Accuracy KNN</b> 80% / 60%

Quantifying and Characterizing Tonic Thermal Pain across Subjects from EEG Data using Random Forest Models 2017 [17]	Vishal Vijayakumar, Michelle Case, Sina Shirinpour, and Bin He*, Fellow, IEEE	25	Custom αναλογική συσκευή	Ένα τονικό θερμικό ερέθισμα χορηγήθηκε στα άτομα χρησιμοποιώντας έναν θερμικό διεγέρτη	Random forest	Accuracy ταξινόμησης για την πρόβλεψη του πόνου είναι 89,45%, υψηλότερη μεταξύ των υπαρχόντων αλγορίθμων EEG.
Quantification of Pain Degree Using EEG with Simple Device 2017 [18]	Junichiro Kagita, Yasue Mitsukura	20	MindWave Mobile	Σωματικός πόνος σε 13 άτομα, Ψυχολογικός πόνος κατά την παρακολούθηση επώδυνης ταινίας σε 5 άτομα	Fast Fourier transform (FFT)	Σημαντική διαφορά στο ΗΕΓ μεταξύ ανώδυνης και επώδυνης κατάστασης παρατηρήθηκε σε συχνότητες των 9, 11, 12, 16, 17 και 22 Hz. Η ακρίβεια της ταξινόμησης με χρήση των παραπάνω χαρακτηριστικών ήταν 91,7%. Σημαντική διαφορά στο ΗΕΓ μεταξύ ανώδυνης και ψυχολογικά επώδυνης κατάστασης παρατηρήθηκε σε συχνότητες 21 και 22 Hz.
Experimental Exploration of Objective Human Pain Assessment Using Multimodal Sensing Signals 2022 [14]	Yingzi Lin, Yan Xiao, Li Wang, Yikang Guo, Wenchao Zhu, Biren Dalip, Sagar Kamarthi, Kristin L. Schreiber, Robert R. Edwards and Richard D. Urman	28	Enobio 32, Tobii Pro Glasses 2, FlexComp Infiniti, Omron series 5,λεκτρική κλίμακα, αγωγιμότητα δέρματος, ηλεκτρομυογράφημα, πίεση αίματος, θερμοκρασία δέρματος, ρυθμός αναπνοής.	IRB #17-01-25	multi-modal fusion Support Vector Machine (SVM)	Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι εκφράσεις του προσώπου, η κίνηση των ματιών, το ΗΕΓ, η αγωγιμότητα του δέρματος, η θερμοκρασία του δέρματος και η αρτηριακή πίεση αποδείχθηκαν τα πιο ελπιδοφόρα για την ανίχνευση των διαφορετικών επιπέδων επώδυνων καταστάσεων. Μια multi-modal fusion σε επίπεδο απόφασης έχει τη δυνατότητα να βελτιώσει την ακρίβεια της ταξινόμησης επώδυνων καταστάσεων.

Does EEG activity during painful stimulation mirror more closely the noxious stimulus intensity or the subjective pain sensation?  2018 [15]	Stefanie F. Bunk, Stefan Lautenbacher, Jascha Rüsseler, Karin Müller, Jana Schultz & Miriam Kunz	36	ECI Electro-Cap Electrode system	Διεγερτικό με βάση το Peltier θερμότητας επαφής που εφαρμόζεται στο πόδι μέσω θερμικής λειτουργίας	BrainVision Recorder, BrainVision V-Amp and BrainVision Analyzer (Brain Products) software	Η υποκειμενική αίσθηση πόνου θα μπορούσε να προβλεφθεί σημαντικά με την ισχύ πολλών ζωνών συχνοτήτων κατά τη διάρκεια της τονικής θερμικής διέγερσης. Ισχύς του ΗΕΓ για τις ζώνες συχνοτήτων άλφα2, βήτα1, βήτα2 και θήτα.
Assessment of Machine Learning Techniques used for EEG based Pain Monitoring  2021 [21]	Rîciu Ionela Mirela, Daniela Hossu, Andrei Hossu	112 νεογέννητα ηλικίας 29-47 εβδομάδων	Multichannel EEG	Το επιβλαβές ερέθισμα δημιουργήθηκε από ένα εργαλείο τομής που εφαρμόστηκε στη φτέρνα (λόγχη φτέρνας), κλινικά απαραίτητο για τη λήψη δείγματος αίματος.	SVM classification algorithm	65% μεγαλύτερη ακρίβεια (accuracy). Ο SVM θεωρήθηκε ο καλύτερος αλγόριθμος για ταξινόμηση EEG δεδομένων.

Πίνακας 1. Συγκριτική έρευνα σχετικών μελετών με την παρούσα εργασία.

Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα που συλλέχθηκαν από τα άρθρα για τη συγκριτική έρευνα, συμπεραίνεται πως η αυτόματη αξιολόγηση του πόνου έπειτα από ανάλυση των σημάτων EEG με Fast Fourier Transform και ταξινόμηση τους από αλγορίθμους μηχανικής μάθησης όπως Support Vector Machine (SVM), Random Forest, Multilayer Perceptron (MLP), k-Nearest Neighbors (kNN) είναι μια αρκετά υποσχόμενη μελέτη στον τομέα της ιατρικής πληροφορικής και με κατάλληλες παραμετροποιήσεις μπορεί να κάνει τον αυτόματο εντοπισμό και αξιολόγηση του πόνου εφικτά με μεγάλη ακρίβεια.

Αφού έχει καλυφθεί η θεωρητική μελέτη που πραγματοποιήθηκε για την εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας υπάρχουν τα εφόδια για την πειραματική μελέτη του προβλήματος που πραγματεύεται το σύγγραμμα. Στο επόμενο κεφάλαιο ακολουθεί αναλυτική περιγραφή όλων των λογισμικών, των αλγορίθμων, των πρωτοκόλλων που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και οι μέθοδοι διεξαγωγής των πειραμάτων, της ανάλυσης των σημάτων και κατ' επέκταση η υλοποίηση του προβλήματος «Εντοπισμός και Αξιολόγηση Πόνου με Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος».



# Κεφάλαιο 4: Σχεδίαση και Υλοποίηση του Θέματος

## 4.1 Τεχνολογίες Ανάπτυξης

Η υλοποίηση του προβλήματος αυτόματου εντοπισμού και αξιολόγησης του πόνου που πραγματεύεται η μελέτη απαιτεί τη χρήση συνδυαστικά πολλών τεχνολογιών. Για την πειραματική προσομοίωση του πόνου χρησιμοποιείται το Cold Pressor Test (CPT). Η καταγραφή των σημάτων γίνεται μέσω ασύρματης συσκευής ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος της εταιρίας EMOTIV. Επιπρόσθετα για την επεξεργασία και ανάλυση των σημάτων στα επίπεδα πόνου χρησιμοποιούνται οι πλατφόρμες επεξεργασίας Matlab και EEGLAB. Τελικώς, για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών των σημάτων EEG που χρειάζονται για την συσχέτιση τους με το αντίστοιχο επίπεδο πόνου έγινε συγγραφή κώδικα σε rython στο PyCharm με χρήση των βιβλιοθηκών MNE και YASA που αφορούν την επεξεργασία σημάτων EEG. Οι παραπάνω θεματικές υποενότητες αναλύονται εκτενώς στην ενότητα αυτή και αποτελούν στο σύνολο τους την μεθοδολογία ανάπτυξης και υλοποίησης του προβλήματος που επιλύεται στο παρόν σύγγραμμα.

### 4.1.1 Το Πρωτόκολλο CPT

Το Cold Pressor Test προτάθηκε το 1932 από τους A. Hines και E. Brown ως μέθοδος μέτρησης των διακυμάνσεων της δραστηριότητας της καρδιάς, της αρτηριακής πίεσης και του στρες[24]. Ο αρχικός σκοπός της ανακάλυψης ήταν η πρόβλεψη της υπέρτασης με μια γρήγορη και εύκολη μέθοδο. Το πρωτόκολλο περιλάμβανε τη βύθιση του χεριού ή ποδιού σε παγωμένο νερό 2-4°C για 1-3 λεπτά με ταυτόχρονη καταγραφή του καρδιακού παλμού και αρτηριακής πίεσης. Μια ενδεικτική μέθοδος εκτίμησης των αποτελεσμάτων της αντιδραστικότητας της αρτηριακής πίεσης που χρησιμοποιούσαν απεικονίζεται στην Εικόνα 9.α.

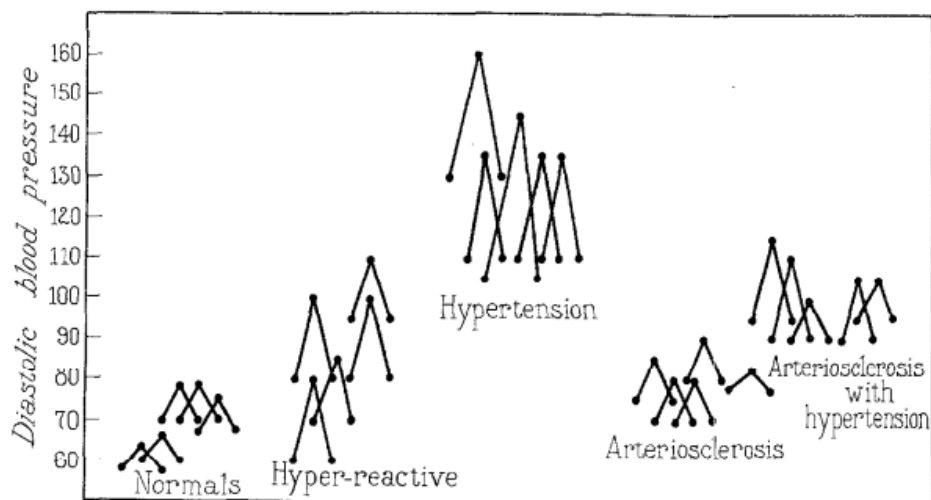


Fig. 1.—Response of blood pressure to cold pressor test.

### ΕΙΚΟΝΑ 9.Α ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΔΟΚΙΜΩΝ CPT ΓΙΑ ΑΡΤΗΡΙΑΚΗ ΠΙΕΣΗ.[24]



Για την διεξαγωγή εξέτασης με χρήση του πρωτοκόλλου CPT απαιτείται ένα δοχείο με νερό και πάγο για τη βύθιση του χεριού του ατόμου και συσκευές καταγραφής βιοσημάτων όπως καρδιογράφου, πιεσόμετρου, ηλεκτρομυογράφου, ηλεκτροεγκεφαλογράφου ή άλλο. Στην εικόνα 9.β παρουσιάζεται μια περίπτωση εξέτασης με εφαρμογή πρωτοκόλλου CPT σε ασθενή [26].



**ΕΙΚΟΝΑ 9.Β ΜΕΘΟΔΟΣ ΔΙΕΞΑΓΩΓΗΣ ΠΡΩΤΟΚΟΛΛΟΥ CPT [26].**

Η μέθοδος της ψυχρής πίεσης CPT χρησιμοποιείται πλέον σε πληθώρα ερευνών στον τομέα της ιατρικής πληροφορικής για την αξιολόγηση του πόνου και του στρες. Το CPT στις σχετικές έρευνες συνδυάζεται με τη καταμέτρηση της δραστηριότητας του εγκεφάλου με ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Η εκτίμηση του πόνου και του στρες βασίζεται στην ανάλυση των βασικών ΗΕΓ ρυθμών Άλφα (8-13 Hz), Βήτα (13-35 Hz), Δέλτα (0.5-4 Hz), Θήτα (4-8 Hz), Γάμμα (>35 Hz) στα χαρακτηριστικά τους όπως η σχετική πυκνότητα φασματικής ισχύος των ρυθμών που αναλύεται σε επόμενη ενότητα του κεφαλαίου.

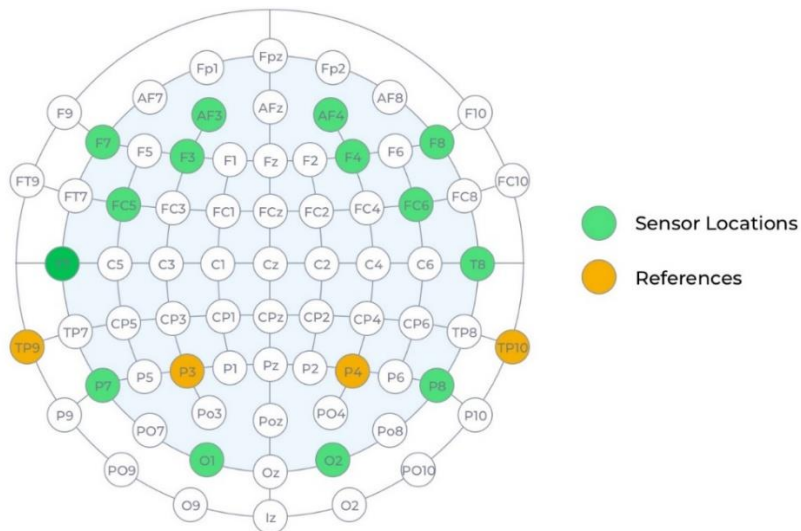
Στην ενότητα που ακολουθεί παρουσιάζεται η ασύρματη συσκευή που χρησιμοποιήθηκε στην πειραματική μελέτη για την καταγραφή των ηλεκτρικών σημάτων του εγκεφάλου.

#### **4.1.2 Συσκευή Λήψης ΗΕΓ**

Η καταγραφή των σημάτων για τη διπλωματική εργασία έγινε με ασύρματη συσκευή λήψης ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε η συσκευή EPOC X της EMOTIV, εταιρία βιοπληροφορικής επικεντρωμένη στη σχεδίαση συσκευών ΗΕΓ. Η συσκευή χρησιμοποιεί 14 κανάλια καταγραφής: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 καθώς και 2 κόμβους αναφοράς P3 και P4 common mode sense/driven right leg CMS/DRL. Για τη τοποθέτηση των αισθητήρων πάνω στους βραχίονες της στέκας χρησιμοποιείται το διεθνές σύστημα 10-20 όπως απεικονίζεται στην εικόνα 10.β. Οι αισθητήρες βρίσκονται τοποθετημένοι πάνω στην συσκευή και διαθέτουν ειδική υποδοχή όπου προστίθεται επίθεμα τσόχας εμποτισμένο με φυσιολογικό ορό Sodium 0.9% για καλύτερη αγωγιμότητα όπως φαίνονται στην εικόνα 10.α. Η σύνδεση της συσκευής με υπολογιστή πραγματοποιείται ασύρματα με Bluetooth μέσω USB. Διαθέτει διαδοχική και μονή ADC δειγματοληψία με συχνότητα δειγματοληψίας 128 ή 256 Hz κατ' επιλογή του χρήστη. Η ανάλυση του σήματος είναι στα 14bit με LSB 0,51μV και στα 16bit με LSB 0,1275 μV. Το εύρος ζώνης είναι 0.2-45Hz και ψηφιακά φίλτρα στα 50Hz και 60Hz [25].



**ΕΙΚΟΝΑ 10.Α ΣΥΣΚΕΥΗ ΛΗΨΗΣ ΗΓΓ ΕΜΟΤΙΒ ΕΡΟC X [25].**



**ΕΙΚΟΝΑ 10.Β. ΤΟΠΟΘΕΤΗΣΗ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΕΜΟΤΙΒ ΕΡΟC X ΜΕ ΣΥΣΤΗΜΑ 10-20 [25].**

Η συσκευή μεταδίδει σε πραγματικό χρόνο πληροφορίες που συλλέγονται από τους αισθητήρες. Διαθέτει γυροσκόπιο 3-αξονικό +/-4g, μαγνητόμετρο 3-αξονικό +/- 4900 uTesla και αισθητήρα κίνησης. Επιπρόσθετα, μπορεί να ανιχνεύσει αισθήματα όπως ο ενθουσιασμός, η συγκέντρωση, το άγχος, το ενδιαφέρον, η χαλάρωση και η προσήλωση. Έχει δυνατότητα αναγνώρισης εκφράσεων προσώπου, δηλαδή άνοιγμα και κλείσιμο ματιών, χαμόγελο, γέλιο. Κατά τη διεξαγωγή των πειραμάτων της παρούσας εργασίας η συσκευή αποδείχθηκε εύχρηστη λόγω φορητότητας, είχε μεγάλη διάρκεια ζωής μπαταρίας. Η μεταβίβαση από εθελοντή σε εθελοντή ήταν αρκετά απλή καθώς το γέμισμα των σπόγγων τσόχας με φυσιολογικό ορό γινόταν χωρίς την αφαίρεση τους, καθώς υπήρχε άνοιγμα στο επάνω μέρος των αισθητήρων για προσθήκη ορού.

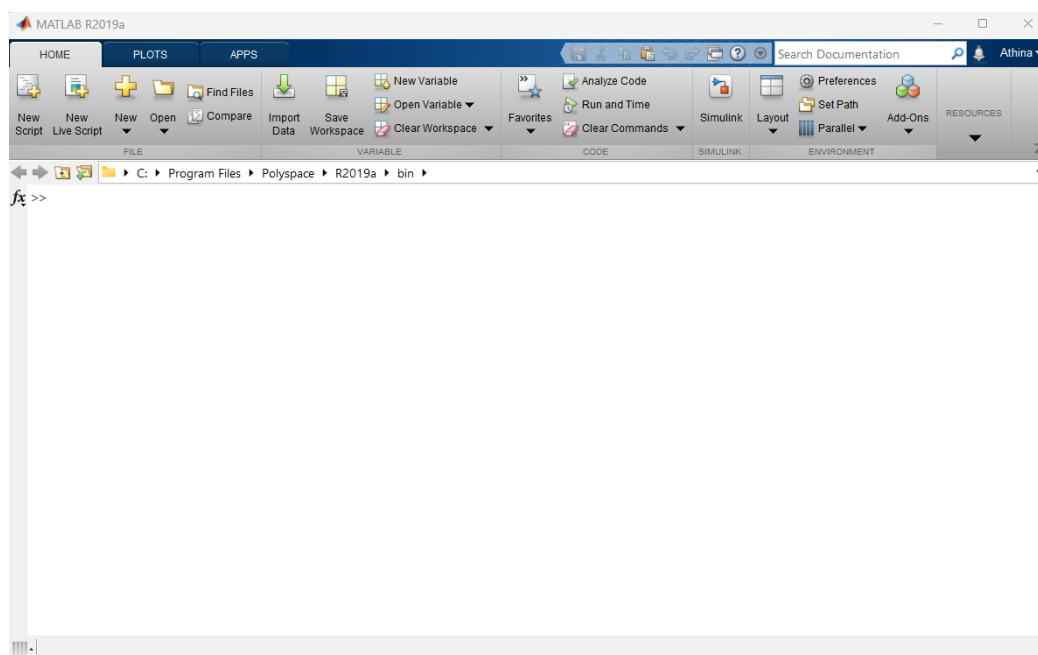
Με χρήση των ανωτέρω τεχνολογιών πραγματοποιήθηκε η καταγραφή των raw EEG δεδομένων και ακολουθεί στην επόμενη ενότητα η ανάλυση και επεξεργασία αυτών.

### 4.1.3 Πλατφόρμα Ανάπτυξης Σημάτων

Το MATLAB είναι ένα επαγγελματικό περιβάλλον εργασίας αριθμητικών υπολογισμών με γλώσσα προγραμματισμού. Η χρήση του εμφανίστηκε πρώτη φορά το 1986 όταν κυκλοφόρησε η πρώτη έκδοση του με απλές λειτουργίες, ενώ σήμερα έπειτα από πληθώρα αναβαθμίσεων και εκδόσεων σήμερα χρησιμοποιείται η τελευταία R2022a με πολύ μεγάλο όγκο δυνατοτήτων. Παρέχει πληθώρα υπηρεσιών για επαγγελματίες, φοιτητές και επιστήμονες. Υποστηρίζει λειτουργίες όπως:

- Ανάλυση δεδομένων και Επεξεργασία σημάτων
- Γραφικά
- Διεπαφή με άλλες γλώσσες όπως η Python, JAVA, C/C++ κ.α.
- Προγραμματισμό, Μηχανική Μάθηση, Ρομποτική
- Τηλεπικοινωνίες

Στον κλάδο της μηχανικής το MATLAB είναι ένα από τα πιο πολυχρησιμοποιημένα εργαλεία. Η αναπαράσταση των δεδομένων γίνεται αποκλειστικά με χρήση πινάκων. Στην διπλωματική εργασία η προ επεξεργασία των σημάτων που συλλέχθηκαν από το πείραμα έγινε στην R2019a έκδοση του MATLAB. Το περιβάλλον εργασίας φαίνεται στην εικόνα 11.α.



**ΕΙΚΟΝΑ 11.Α ΠΕΡΙΒΑΛΟΝ MATLAB ΕΚΔΟΣΗ R2019A.**

Βασικά στοιχεία του περιβάλλοντος εργασίας του MATLAB είναι:

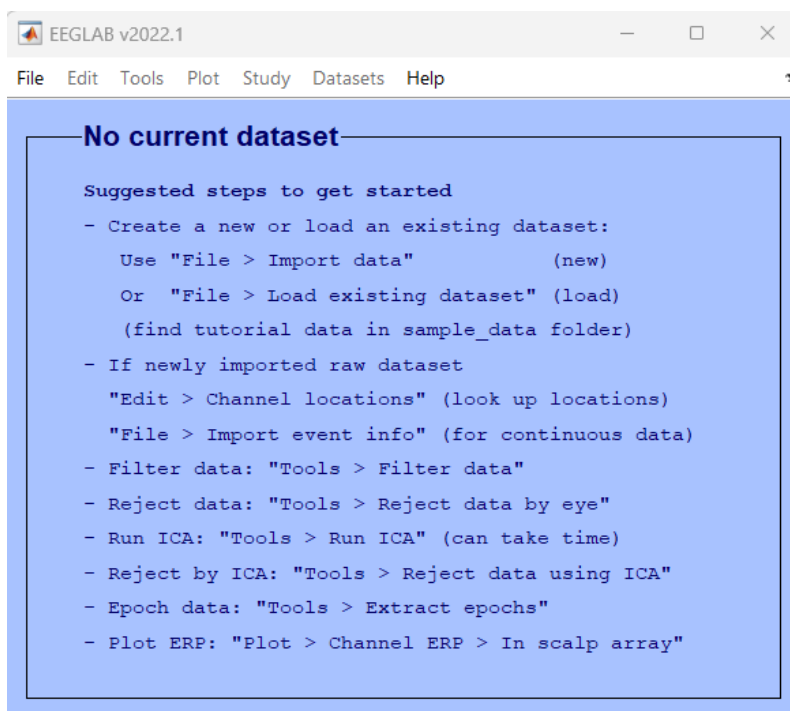
- το παράθυρο εντολών (Command Window), όπου ο χρήστης εκτελεί εντολές απευθείας χωρίς τη δημιουργία κώδικα και αρχείου εκτέλεσης.
- ο χώρος εργασίας (Workspace), εδώ αποθηκεύονται όλες οι εργασίες που έχουν εκτελεστεί σε μεταβλητές με μορφή πίνακα.

- Η καρτέλα εργαλείων όπου έχει επιλογές δημιουργία αρχείων σεναρίου (script), μεταφόρτωσης δεδομένων, γραφήματα, σύνθετες εφαρμογές για βιολογία, μηχανική, φυσική κ.α.

Το MATLAB είναι ένα πολύ σύνθετο αλλά ταυτόχρονα εύχρηστο εργαλείο. Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιεί είναι βαθιά και δεν απαιτεί ιδιαίτερες γνώσεις σε σχέση με άλλες γλώσσες προγραμματισμού γεγονός που την καθιστά προσιτή για όλους τους χρήστες. Περιέχει πρόσθετα εργαλεία (toolbox) που μπορεί κάθε χρήστης να εγκαταστήσει ανάλογα τον κλάδο εργασίας που επιθυμεί. Στην συγκεκριμένη εργασία εγκαταστάθηκε το εργαλείο EEGLAB για επεξεργασία δεδομένων βιοσημάτων.

#### 4.1.3.1 EEGLAB

Το EEGLAB είναι εργαλείο σχεδιασμένο από τους Derlom και Makeig η οποία χρησιμοποιείται από το 2004 και ανήκει στην εργαλειοθήκη του MATLAB [27]. Δημιουργήθηκε για την επεξεργασία δεδομένων από ηλεκτροεγκεφαλογράφημα και άλλα ηλεκτροφυσιολογικά δεδομένα. Το περιβάλλον εργασίας του EEGLAB διαμορφώνεται από ένα γραφικό περιβάλλον χρήστη (GUI) αρκετά απλό ως προς την χρήση, όπως απεικονίζεται στην εικόνα 11.β η τελευταία έκδοση v2022.1 που χρησιμοποιήθηκε για την επεξεργασία των βιοσημάτων.



**ΕΙΚΟΝΑ 11.Β GUI ΑΠΟ ΚΕΝΤΡΙΚΟ ΜΕΝΟΥ EEGLAB V2022.1.**

Το EEGLAB δίνει στον χρήστη πολλές δυνατότητες για την επεξεργασία και απεικόνιση ηλεκτροφυσιολογικών σημάτων διαφόρων τύπων αρχείων όπως τα .csv, .txt, .bdf, .edf κ.α. Υποστηρίζει την ανάλυση δεδομένων στο πεδίο χρόνου/συχνοτήτων και οπτικοποίηση δεδομένων. Ο χρήστης μπορεί να εισάγει δεδομένα στο EEGLAB και έπειτα να εφαρμόσει κάποιο από τα εγκατεστημένα φίλτρα, να διαχωρίσει σε ομάδες γεγονότων τα σήματα, να τα καθαρίσει από θόρυβο, να απορρίψει λάθη, να τα προβάλλει ως γραφικές παραστάσεις και πολλές ακόμη λειτουργίες εκ των οποίων ορισμένες θα αναλυθούν περαιτέρω σε επόμενο κεφάλαιο.

#### 4.1.4 PyCharm, YASA και MNE

Το PyCharm είναι ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (IDE) που χρησιμοποιείται για προγραμματισμό στην Python. Παρέχει ανάλυση κώδικα, γραφικό εντοπισμό σφαλμάτων, ενσωματωμένο ελεγκτή μονάδας, ενοποίηση με συστήματα ελέγχου εκδόσεων και υποστηρίζει την ανάπτυξη ιστού με το Django. Το PyCharm αναπτύχθηκε από την τσέχικη εταιρεία JetBrains. Είναι cross-platform, λειτουργεί σε Microsoft Windows, macOS και Linux. Το PyCharm έχει και μια Community Edition κυκλοφόρησε με την άδεια Apache.

Το YASA (Yet Another Spindle Algorithm) είναι μια εργαλειοθήκη ανάλυσης ύπνου γραμμής εντολών στην Python. Δημιουργήθηκε από τον Raphael Vallat, Μεταδιδακτορικός ερευνητής στο UC Berkeley. Είναι νευροεπιστήμονας και ερευνητής ύπνου στο Center for Human Sleep Science στο UC Berkeley, ως μηχανικός αλγορίθμων ML και σύμβουλος ύπνου. Οι τομείς εξειδίκευσής του περιλαμβάνουν τη μηχανική μάθηση και την επεξεργασία σημάτων, την πολυϋπνογραφία και τα φορητά φυσιολογικά δεδομένα και την ανακάλυψη νέων βιοδεικτών ύπνου για διάφορες ανθρώπινες ασθένειες. Είναι δημιουργός και βασικός συντηρητής πολλών βιβλιοθηκών ανοιχτού κώδικα στην Python[33].

Οι κύριες λειτουργίες του YASA είναι:

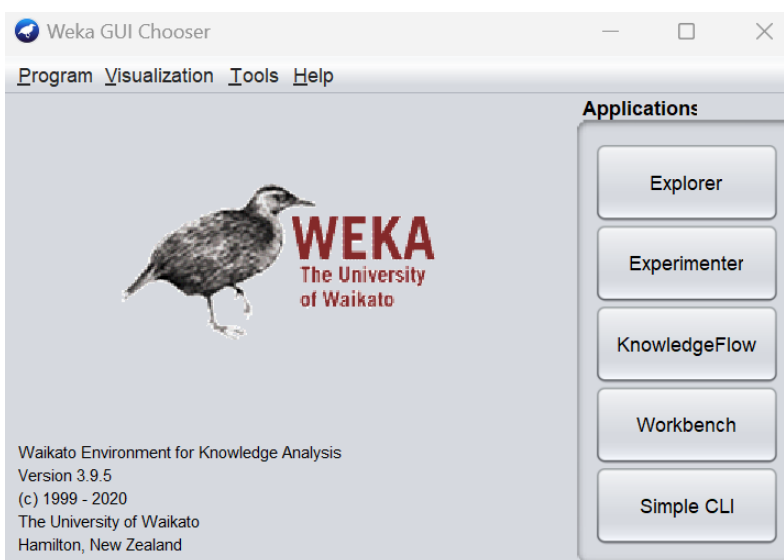
- Αυτόματη σταδιοποίηση ύπνου δεδομένων πολυυπνογραφίας.
- Ανίχνευση συμβάντων: άτρακτοι ύπνου, αργά κύματα και γρήγορες κινήσεις των ματιών, σε δεδομένα EEG ενός ή πολλαπλών καναλιών.
- Απόρριψη αντικειμένου, σε δεδομένα EEG ενός ή πολλαπλών καναλιών.
- Φασματικές αναλύσεις: ισχύς ζώνης, σύζευξη πλάτους φάσης, κλίση 1/f.
- Ανάλυση υπνογράμματος: στατιστικές ύπνου και μεταβάσεις σταδίου.

Η MNE-Python είναι μια μονάδα Python ανοιχτού κώδικα για την επεξεργασία, ανάλυση και οπτικοποίηση λειτουργικών δεδομένων νευροαπεικόνισης (EEG, MEG, sEEG, ECoG και fNIRS). Μερικές από τις λειτουργίες που παρέχει είναι [34]:

- γραφική διεπαφή χρήστη για MNE-Python (MNELAB).
- αυτόματη ανίχνευση και παρεμβολή κακού καναλιού (autoreject)
- ανάλυση ανεξάρτητων στοιχείων (ICA) με καλή απόδοση σε πραγματικά δεδομένα (PICARD)
- στατιστική ανάλυση γενικού σκοπού δεδομένων M/EEG (eelbrain)
- μια εφαρμογή python του Preprocessing Pipeline (PREP) για δεδομένα EEG (pyprep)
- Βιβλιοθήκη EEG Python υψηλού επιπέδου για όλα τα είδη αντίστροφων λύσεων EEG (invertmeeg)

### 4.1.5 Εργαλεία Μηχανικής Μάθησης

Στην παρούσα εργασία για την ταξινόμηση των δεδομένων στα πέντε επίπεδα πόνου χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό μηχανικής μάθησης WEKA. Το συγκεκριμένο λογισμικό ανοιχτού κώδικα έχει αναπτυχθεί από το Πανεπιστήμιο του Waikato σε γλώσσα Java, υπό την Γενική Άδεια Δημόσιας Χρήσης GNU. Το WEKA είναι σχεδιασμένο για καλύτερη ευχρηστία σε γραφικό περιβάλλον GUI και αποτελεί ένα πλέον πολύ χρήσιμο εργαλείο για ερευνητικούς και εκπαιδευτικούς σκοπούς στον τομέα της προ-επεξεργασίας, μοντελοποίησης και εξόρυξης δεδομένων. Το κεντρικό μενού επιλογών του WEKA απεικονίζεται στην Εικόνα 12.α.



**ΕΙΚΟΝΑ 12.Α GUI ΤΟΥ WEKA CHOOSER 3.9.5**

Παρέχει ποικίλες δυνατότητες για τους προαναφερθέντες επιστημονικούς τομείς μερικές εκ των οποίων αναφέρονται παρακάτω και βρίσκονται στον Explorer όπως φαίνεται στην Εικόνα 12.β:

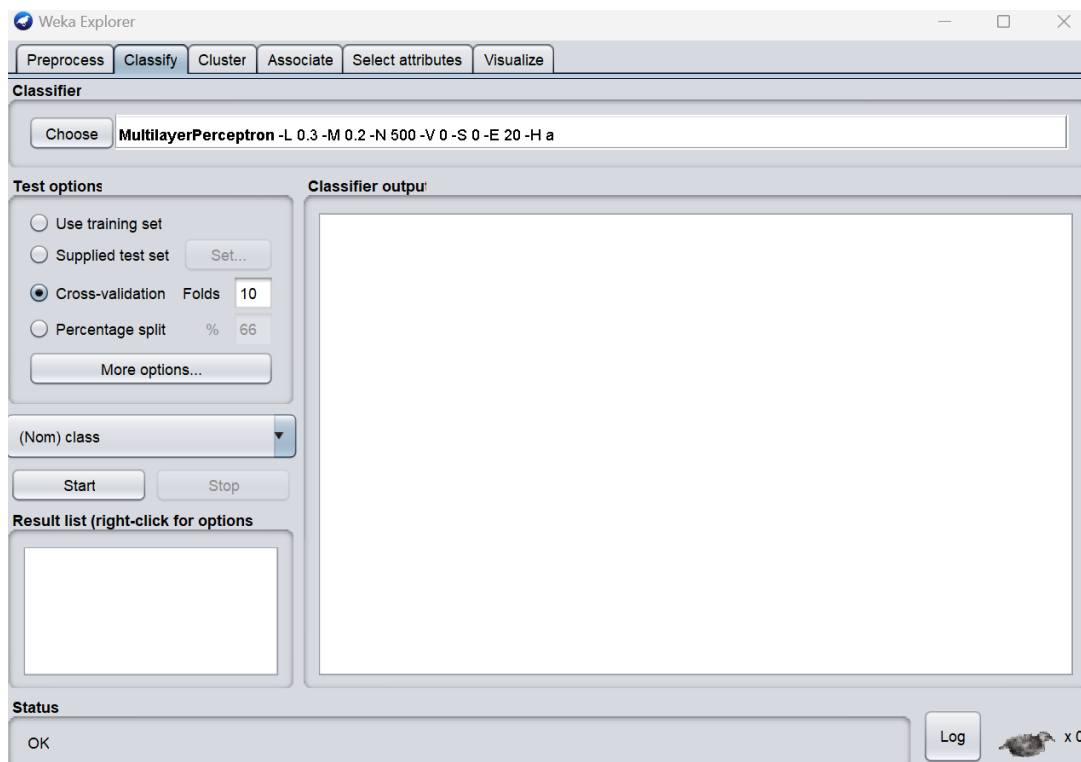
- η προ-επεξεργασία των δεδομένων (preprocess)
- η ταξινόμηση (classify)
- η ομαδοποίηση (cluster)
- η εύρεσης κανόνων συσχέτισης (associate)
- η επιλογή σχετικότητας χαρακτηριστικών στοιχείων (select attributes)
- και η οπτικοποίηση δεδομένων (visualize)

Για την εισαγωγή συνόλων δεδομένων στο WEKA συνήθως χρησιμοποιείται ο τύπος αρχείων ARFF (\*.arff), επομένως τα δεδομένα που έχουν δημιουργηθεί στο EEGLAB του Matlab μετατρέπονται σε αυτή τη μορφή μέσα από το περιβάλλον του WEKA όπως θα αναλυθεί σε επόμενη ενότητα. Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι για τις λειτουργίες που έχουν αναφερθεί και παρέχει η πλατφόρμα. Ειδικότερα για την ταξινόμηση των δεδομένων μερικοί από τους καλύτερους είναι:

- ο Multilayer Perceptron, ένας αλγόριθμος ταξινόμησης βασισμένος στην λειτουργία των νευρωνικών δικτύων.
- ο Random Forest, αλγόριθμος ταξινόμησης που χρησιμοποιεί δέντρα απόφασης (decision trees).
- ο k-NN, ο οποίος ταξινομεί τα δεδομένα σε κατηγορίες σύμφωνα με τις τιμές των k πλησιέστερων γειτόνων τους.
- ο J48, ο οποίος είναι ένας αναδρομικός αλγόριθμος ταξινόμησης που χρησιμοποιεί στρατηγικές διαίρει και βασίλευε.

Συνολικά το WEKA διαθέτει περίπου[30]:

- 49 εργαλεία προ-επεξεργασίας δεδομένων
- 76 αλγόριθμους ταξινόμησης
- 8 αλγόριθμους ομαδοποίησης
- 15 αλγορίθμους αξιολόγησης χαρακτηριστικών/υποσυνόλου και 10 αλγόριθμοι αναζήτησης για επιλογή χαρακτηριστικών.
- 3 αλγόριθμους για την εύρεση κανόνων συσχέτισης



**ΕΙΚΟΝΑ 12.Β Ο EXPLORER ΤΟΥ WEKA 3.9.5**

## 4.2 Πειραματική Διαδικασία

Η έρευνα που πραγματοποιείται στην διπλωματική εργασία αποτελείται τόσο από θεωρητική – βιβλιογραφική κάλυψη του ζητούμενου όσο και πειραματικής μελέτης. Για την συλλογή των δεδομένων EEG από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα πραγματοποιήθηκε πείραμα με εθελοντές φοιτητές και φοιτήτριες του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας. Το πείραμα περιλάμβανε την καταγραφή σημάτων με ΗΕΓ και ταυτόχρονη προσομοίωση του πόνου με χρήση του πρωτοκόλλου Cold Pressor Test και σήμανση των επιπέδων του πόνου που βίωναν οι εθελοντές. Στη παρούσα ενότητα περιγράφεται εκτενώς όλη η διαδικασία που ακολουθήθηκε κατά τη διάρκεια της πειραματικής μελέτης, ως προς τις προδιαγραφές του πειράματος, τον εξοπλισμό και τη συλλογή των δεδομένων.

### 4.2.1 Δείγμα ατόμων

Στη πειραματική διαδικασία της διπλωματικής εργασίας συμμετείχαν εθελοντικά 31 υγιή άτομα, εκ των οποίων 6 γυναίκες και 25 άνδρες ηλικίας από 18 έως 33 ετών. Η δήλωση συμμετοχής των ατόμων έγινε έπειτα από συμπλήρωση φόρμας google, η οποία ανακοινώθηκε στην ιστοσελίδα του τμήματος. Η αποδοχή συμμετοχής των ατόμων στο πείραμα έγινε σύμφωνα με κριτήρια, για τα οποία είχαν εκ των προτέρων ενημερωθεί με έντυπο συγκατάθεσης και ενημέρωσης, βασισμένο σε πρότυπα του παγκοσμίου οργανισμού υγείας για την αποφυγή παραβίασης των δεοντολογικών ηθικών κλινικής μελέτης (Παράρτημα Α – Ερωτηματολόγια Μελέτης). Τα κριτήρια απόρριψης της συμμετοχής των εθελοντών ήταν:

- Χρήση φαρμακευτικής αγωγής πριν το πείραμα.
- Ασθενής με απινιδωτή ή βηματοδότη
- Αλλεργία στον πάγο
- Κατανάλωση καφέ ή αλκοόλ 6 ώρες πριν το πείραμα
- Εγκεφαλική κάκωση
- Χρήση προϊόντων περιποίησης μαλλιών (τζέλ, κεριά, αφρός, λακ)

Εφόσον οι εθελοντές/ εθελόντριες πληρούσαν όλες τις προϋποθέσεις από τις παραπάνω, συμμετείχαν κανονικά στο πείραμα κατόπιν επιλογής επιθυμητής ημέρας και ώρας συμμετοχής μέσω φόρμας. Οι μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν σε εργαστηριακό χώρο του πανεπιστημίου και δεν υπήρξε καμία επιπλοκή τόσο στους εθελοντές όσο και στη διαδικασία κατά τη διάρκεια των πειραμάτων.

### 4.2.2 Εξοπλισμός

Για την διεξαγωγή του πειράματος χρησιμοποιήθηκε εξοπλισμός του εργαστηρίου και προσωπικός. Συγκεκριμένα, η καταγραφή των σημάτων έγινε με την συσκευή Eros X της EMOTIV (ενότητα 4.1.2) που χρησιμοποιεί το διεθνές σύστημα 10-20, σε συχνότητα δειγματοληψίας 128Hz. Όλες οι καταγραφές πραγματοποιήθηκαν σε πολύ σύγχρονο υπολογιστή του εργαστηρίου του Πανεπιστημίου στη ΖΕΠ, Κοζάνη μέσω της εφαρμογής EmotivPRO της κατασκευαστικής εταιρίας του ΗΕΓ.



Για το γέμισμα των αισθητήρων χρησιμοποιήθηκε φιάλη φυσιολογικού ορού Sodium 0.9% και σύριγγα χωρίς βελόνα ειδικού μεγέθους για την εφαρμογή στις υποδοχές των αισθητήρων του ηλεκτροεγκεφαλογράφου. Για τη προετοιμασία των εθελοντών υπήρχε θερμόμετρο υπέρυθρων ώστε να διασφαλιστεί η φυσιολογική θερμοκρασία του χεριού τους πριν και μετά το πείραμα και αποφυγή τραυματισμών, καθώς και αντισηπτικά για τη διατήρηση της υγιεινής του νερού στο δοχείο. Για την προσομοίωση του πόνου χρησιμοποιήθηκε ένα δοχείο με νερό και πάγο θερμοκρασίας περίπου 0-3°C, όπου κάθε εθελοντής/ εθελόντρια βύθιζε το χέρι για λίγα λεπτά για να καταγραφούν τα στάδια του πόνου, όπως αναλύεται στην επόμενη ενότητα (4.2.3). Επιπλέον, για την επαναφορά της φυσιολογικής θερμοκρασίας του χεριών των εθελοντών υπήρχαν στο χώρο διαθέσιμες ζεστές πετσέτες.

### 4.2.3 Πείραμα

Η διεξαγωγή των πειραμάτων έγινε σε εργαστηριακό χώρο του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών, ΠΔΜ στη ΖΕΠ Κοζάνης. Η ενημέρωση των φοιτητών/τριών για την έναρξη πειραμάτων έγινε μέσω ανακοίνωσης στη σελίδα του τμήματος και μέσω αποστολής μηνύματος στα φοιτητικά τους email. Για την έγκυρη πληροφόρηση των φοιτητών/τριών υπήρχε επισυναπτόμενο αρχείο το έντυπο συγκατάθεσης και ενημέρωσης για εθελοντική συμμετοχή σε ιατρικές μελέτες που βρίσκεται στο παράρτημα της διπλωματικής εργασίας. Έπειτα κατόπιν συνεννόησης μέσω φόρμας έκλειναν ραντεβού για να προσέλθουν στο εργαστήριο, με αυτόν τον τρόπο διασφαλίστηκε η ομαλή διεξαγωγή των πειραμάτων. Στο χώρο των πειραμάτων υπήρχε ησυχία ώστε να είναι απομονωμένοι από αντιπερισπασμούς οι εθελοντές και να αποφευχθεί ο θόρυβος στο σήμα.

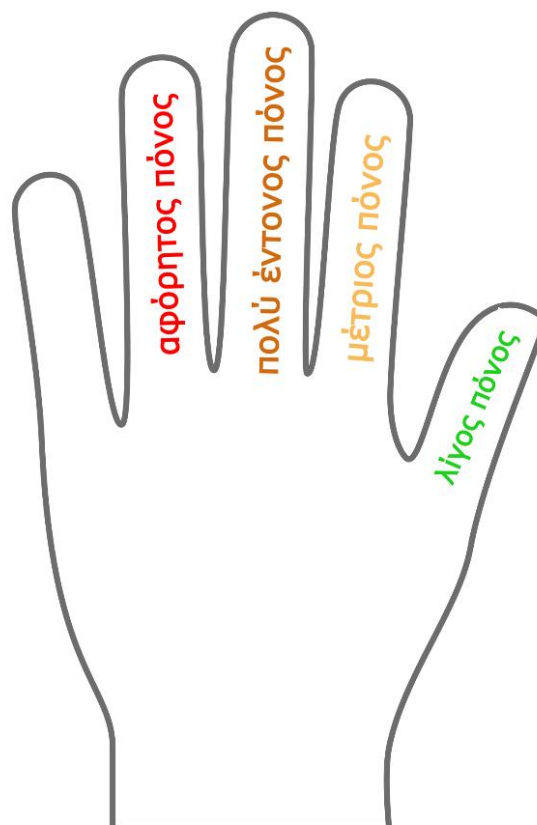
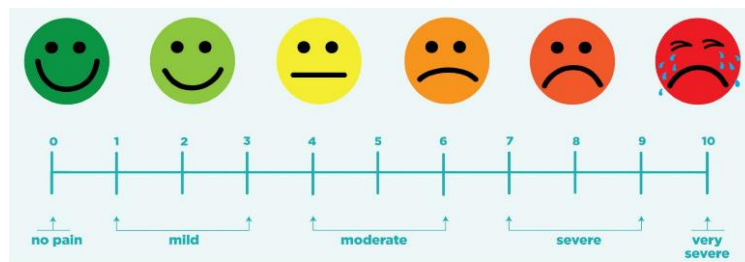
Στο πείραμα συμμετείχαν συνολικά 31 υγιή άτομα και έγιναν 58 καταγραφές raw σημάτων με τον ηλεκτροεγκεφαλογράφο. Οι συμμετέχοντες εισέρχονταν στο χώρο και έπειτα από ορισμένο χρόνο που δινόταν για την προσαρμογή τους και επίλυση αποριών έπρεπε να κάνουν τα εξής βήματα για να ξεκινήσει η πρώτη καταγραφή:

1. Να καθίσουν σε μια καρέκλα ήρεμοι, δίπλα στο γραφείο με το δοχείο πάγου-νερού.
2. Να κοιτούν ευθεία σε ένα λευκό τοίχο.
3. Να μην κουνιούνται όσο το δυνατόν, εκτός του αριστερού χεριού και να μην μιλάνε.

Οι παραπάνω απαιτήσεις του πειράματος αποσκοπούσαν στην βελτιστοποίηση των καταγραφών και αποφυγή θορύβων στο σήμα. Μετά την τοποθέτηση του ηλεκτροεγκεφαλογράφου στους εθελοντές γινόταν επαναληπτική επεξήγηση των οδηγιών του πειράματος. Η κλίμακα βαθμολόγησης του πόνου γινόταν με ένδειξη του χεριού και χτύπημα αντίστοιχου δαχτύλου για κάθε επίπεδο πόνου (συνήθως αριστερό), όπως φαίνεται και στην Εικόνα 13.α., η οποία χρησιμοποιήθηκε ως μέσο επεξήγησης κατά τη διάρκεια του πειράματος. Μετά την επιβεβαίωση ορθής τοποθέτησης της συσκευής καταγραφής και την επιβεβαίωση κατανόησης και τήρησης των προ-απαιτούμενων ενεργειών του πειράματος ξεκινούσε η καταμέτρηση. Αρχικά για 15 s οι εθελοντές κρατούσαν τα μάτια τους ανοιχτά και για 15 s αντίστοιχα κλειστά, ώστε να γίνει καταγραφή του baseline από το λογισμικό. Στη συνέχεια ξεκινούσε η καταγραφή. Σημειωνόταν ο πρώτος χρονικός δείκτης, μέσω πλήκτρων που είχαν ήδη οριστεί στο λογισμικό, ο οποίος σηματοδοτούσε το επίπεδο χωρίς πόνο. Έπειτα από κάποια δευτερόλεπτα ζητούνταν από τους εθελοντές να βυθίσουν το δεξί τους χέρι στο παγωμένο νερό.

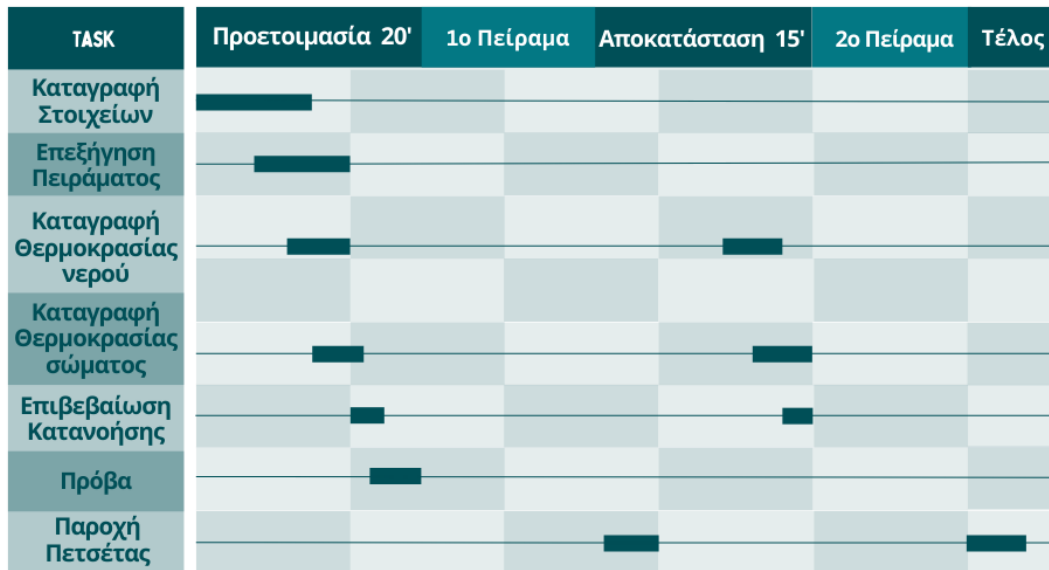
Στη συνέχεια ανάλογα το επίπεδο πόνου γινόταν ένδειξη από τους εθελοντές με χτύπο του αντίστοιχου δαχτύλου και ταυτόχρονη καταγραφή του χρονικού δείκτη στο λογισμικό όπου έγινε η ένδειξη. Όταν έφταναν στο αφόρητο επίπεδο πόνου έκαναν ένδειξη και έπειτα από 2-3 δευτερόλεπτα αφαιρούσαν το χέρι από τον πάγο και τους παρέχόταν ζεστή πετσέτα.

Το πείραμα επαναλαμβανόταν δύο φορές ανά άτομο με διάλειμμα κατά μέσο όρο 15-20 λεπτών ώστε να αποκατασταθεί η θερμοκρασία του χεριού τους, ενώ σε μερικές περιπτώσεις υπήρχε μεγαλύτερη αναμονή καθώς η ανοχή στον πόνο αλλάζει ανά άτομο. Τα 5 επίπεδα του πόνου τελικά ήταν το επίπεδο 1 χωρίς πόνο, επίπεδο 2 λίγος πόνος με χτύπο αντίχειρα, επίπεδο 3 μέτριος πόνος με χτύπο δείκτη, επίπεδο 4 με χτύπο μέσου και επίπεδο 5 με χτύπο παράμεσου (Εικόνα 13.α.). Παρακάτω ακολουθεί και διάγραμμα καταστάσεων τύπου Gantt που περιγράφει τα βήματα της πειραματικής διαδικασίας, η οποία χρησιμοποιήθηκε και για επεξήγηση της διαδικασίας στους εθελοντές/ντριες (Εικόνα 13.β).



**ΕΙΚΟΝΑ 13.Α ΚΛΙΜΑΚΑ ΕΝΔΕΙΞΗΣ ΤΟΥ ΠΟΝΟΥ**

# GANTT Πειράματος



ΕΙΚΟΝΑ 13.Β GANTT ΔΙΑΓΡΑΜΜΑ ΚΑΤΑΣΤΑΣΕΩΝ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ.

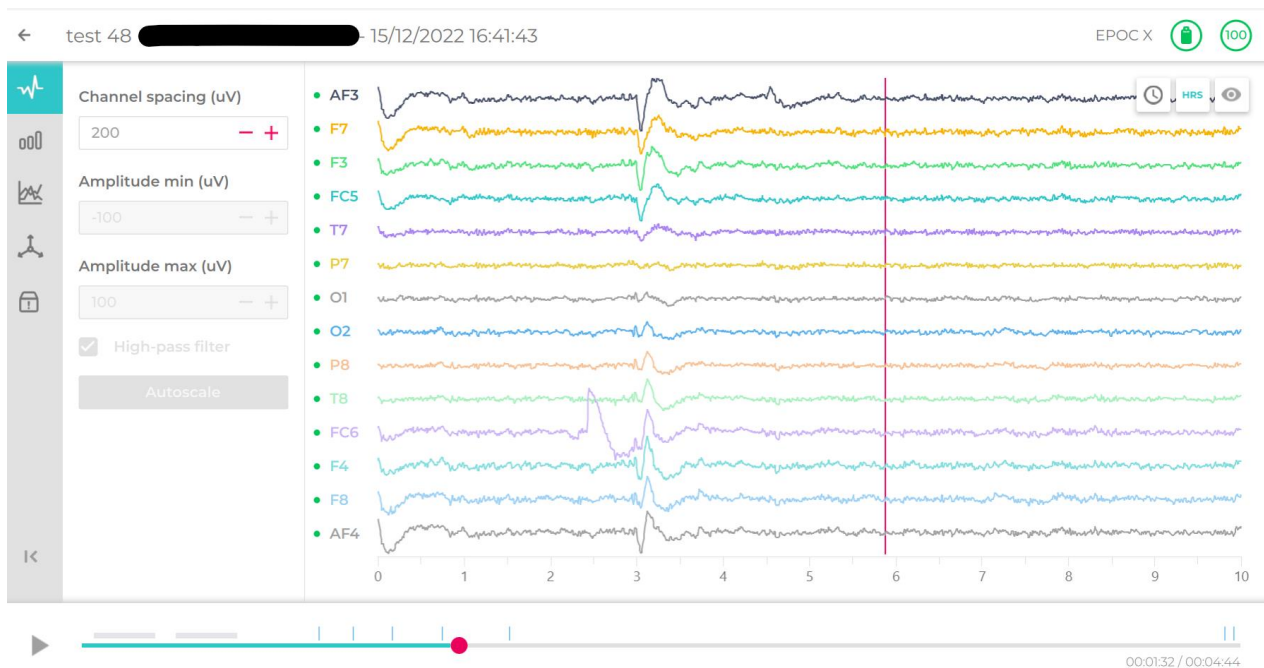
Αφού αναλύθηκε η διαδικασία διεκπεραίωσης της πειραματικής μελέτης ακολουθεί στην επόμενη ενότητα αναλυτική επεξήγηση των μεθόδων συλλογής των δεδομένων και επεξεργασίας των raw EEG σημάτων. Η ανάλυση των δεδομένων σε αρχικό στάδιο έγινε με την χρήση πλατφόρμας επεξεργασίας ψηφιακών σημάτων Matlab και EEGLAB όπως αναλύεται περαιτέρω.

## 4.3 Δημιουργία Βάσης Δεδομένων

Με την ολοκλήρωση της πειραματικής διαδικασίας της παρούσας διπλωματικής εργασίας συγκεντρώθηκαν 58 καταγραφές στην εφαρμογή του EmotivPRO. Έχοντας πλέον δημιουργήσει μια βάση δεδομένων raw σημάτων σε πρώιμο στάδιο, ακολουθεί η προεπεξεργασία τους και ανάλυση μετέπειτα στα επίπεδα του πόνου όπως αναλύεται στην παρούσα ενότητα. Τα σήματα της πρώιμης βάσης δεδομένων περιείχαν από λίγο έως αρκετό θόρυβο και απαιτείται ο καθαρισμός και φιλτράρισμα αυτών προτού αναλυθούν σε επίπεδα πόνου, ώστε να βελτιστοποιηθεί η ταξινόμηση τους σε επόμενο στάδιο. Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστεί η μεθοδολογία βήμα προς βήμα για την επεξεργασία και ανάλυση των σημάτων στα επίπεδα του πόνου.

### 4.3.1 Εξαγωγή σημάτων από EmotivPRO

Το EmotivPRO όπως έχει προαναφερθεί είναι ένα λογισμικό της κατασκευαστικής εταιρίας του ηλεκτροεγκεφαλογράφου, απαραίτητο για την καταγραφή των EEG σημάτων. Παρέχει αρκετές επιλογές για την οπτικοποίηση των σημάτων και μετρικές συναισθημάτων που είναι ορατές και κατά τη διάρκεια του πειράματος. Παρακάτω απεικονίζεται στην Εικόνα 14.α ένα στιγμιότυπο από το περιβάλλον του EmotivPRO από καταγραφή του πειράματος, όπου φαίνονται οι κυματομορφές του EEG σήματος από τα ηλεκτρόδια και ένας χρονικός δείκτης σήμανσης του πόνου.



**ΕΙΚΟΝΑ 14.Α ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΕΜΟΤΙΥPRO.**

Τα raw EEG σήματα μπορούσαν να εξαχθούν από την εφαρμογή σε μορφή \*.csv και \*.edf ορίζοντας κατά προτίμηση τις μετρικές και πληροφορίες που θα εξάγονταν για κάθε αρχείο. Για κάθε αρχείο δημιουργήθηκε ένα \*.edf με το raw EEG σήμα και ένα \*.csv με τα σημεία ένδειξης (markers) ώστε να μην χαθεί καμία σημαντική πληροφορία και υπάρξει κάποια λανθασμένη εκτίμηση των χρονικών ενδείξεων που είχαν σημειωθεί. Επομένως, δημιουργήθηκε ένας φάκελος CPT\_EDF\_RAW με κάθε καταγραφή να έχει ονομασία test1\_EPOCX\_ημερομηνία μέτρησης και ούτω καθεξής.

### 4.3.2 Προ-επεξεργασία σημάτων στο EEGLAB

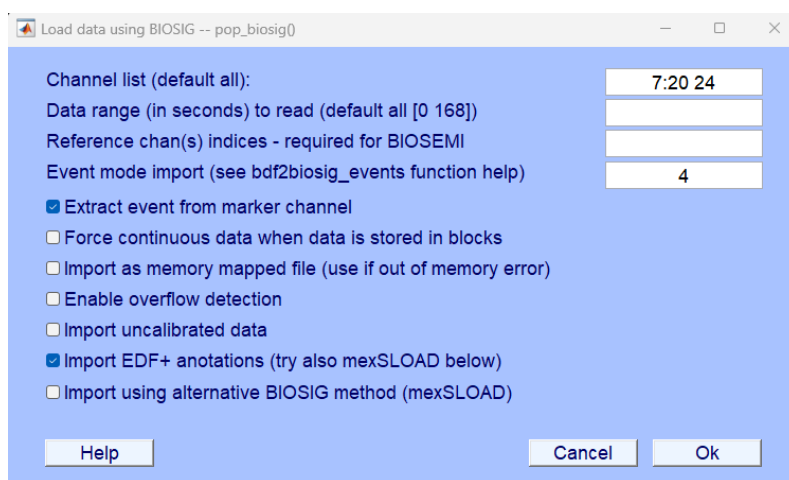
Έχοντας ολοκληρώσει τη δημιουργία της πρώιμης βάσης δεδομένων με τα raw EEG σήματα, ακολούθησε η εισαγωγή τους στη Matlab και στο EEGLAB κατ' επέκταση ώστε γίνει η προ-επεξεργασία τους. Τα βήματα που ακολουθήθηκαν για κάθε σήμα και αναλύονται εκτενέστερα παρακάτω ήταν τα εξής:

- Εισαγωγή των δεδομένων στο EEGLAB και καθορισμών καναλιών
- Καθορισμός θέσεων των ηλεκτροδίων
- Αφαίρεση μέσης τιμής γραμμής αναφοράς
- Απόρριψη θορύβου και λαθών
- Διαχωρισμός στα 5 επίπεδα πόνου σύμφωνα με τις ενδείξεις που σημειώθηκαν.
- Δημιουργία τελικής βάσης προ-επεξεργασμένων δεδομένων.

Τα παραπάνω βήματα έγιναν με τη σειρά όπως αναφέρονται για κάθε σήμα από τη βάση δεδομένων CPT\_EDF\_RAW.

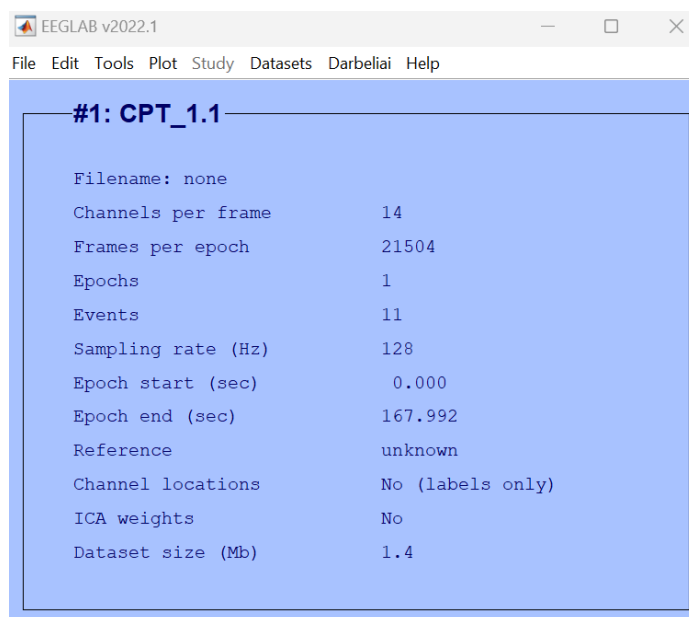
### 4.3.2.1 Εισαγωγή δεδομένων στο EEGLAB

Η εισαγωγή των δεδομένων στο EEGLAB έγινε σε μορφή \*.edf. Από το κεντρικό μενού του GUI του EEGLAB που έχει παρουσιαστεί σε προηγούμενη ενότητα (Εικόνα 11.β) επιλέγεται από τη γραμμή εργαλείων το File → Import Data → Using EEGLAB functions and plugins → from EDF files του BIOSIG toolbox. Η επιλογή αυτή καλεί την συνάρτηση pop\_biosig() της εργαλειοθήκης BIOSIG. Μέσω αυτής της συνάρτησης καθορίζονται τα 14 κανάλια της συσκευής καταγραφής EEG. Κάθε κανάλι από τα 14 αντιστοιχεί σε μια στήλη του αρχείου \*.edf του σήματος. Οι πρώτες στήλες αντιστοιχούν σε τίτλους που δίνει αυτόματα η εφαρμογή και δεν είναι χρήσιμοι για την επεξεργασία σήματος, επομένως από το 7<sup>ο</sup> κανάλι έως και το 20<sup>ο</sup> (7:20) υπήρχαν τα κανάλια καταγραφής. Στην 24<sup>η</sup> στήλη βρίσκεται η πληροφορία των χρονικών ενδείξεων που γινόταν για τα επίπεδα πόνου όπως φαίνονται στην Εικόνα 14.β.



**ΕΙΚΟΝΑ 14.Β ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΣΤΟ EEGLAB ΚΑΙ ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΚΑΝΑΛΙΩΝ.**

Αφού ορίζονταν η λίστα των καναλιών, δινόταν ένα όνομα για κάθε νέο αρχείο και εμφανιζόταν πλέον συνοπτικά πληροφορίες του σήματος, όπως φαίνεται στην Εικόνα 14.γ.

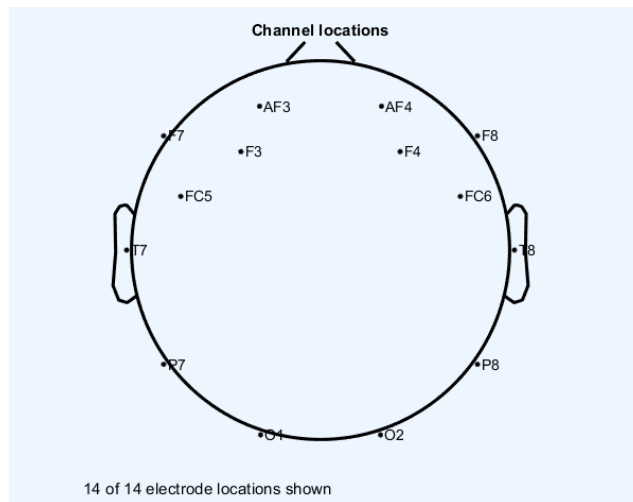


**ΕΙΚΟΝΑ 14.Γ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΕΣ ΣΗΜΑΤΟΣ ΠΡΟΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ**

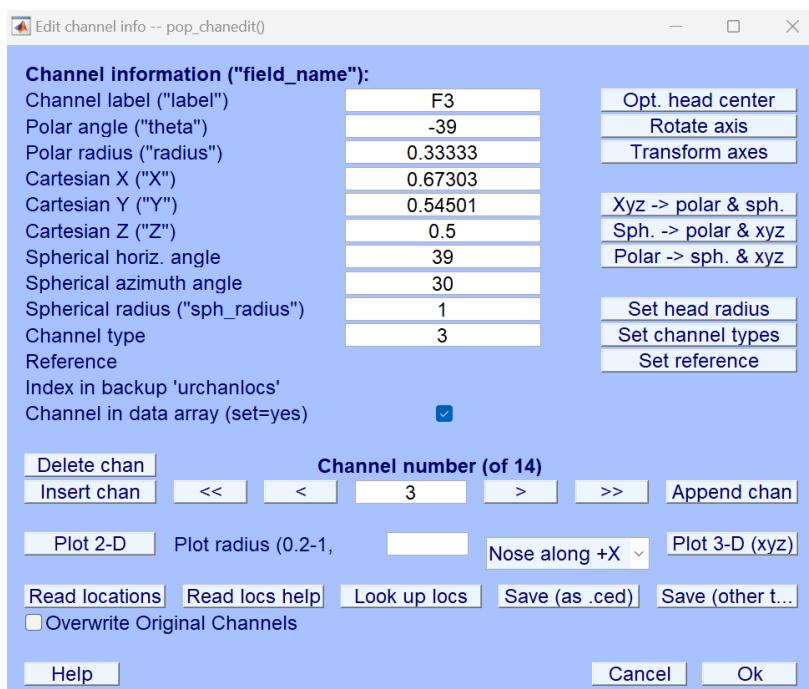
Κάθε σήμα ονομάστηκε σύμφωνα με τον αριθμό εθελοντή στο πείραμα και την καταγραφή που πραγματοποίησε αντίστοιχα, δηλαδή τα αρχεία εμφανίζονται στο νέο dataset που θα δημιουργηθεί ως CPT\_1.1, CPT\_1.2 και αντίστοιχα όσα ακολουθούν. Με την ολοκλήρωση της εισαγωγής των δεδομένων στο EEGLAB έπεται ο καθαρισμός των θέσεων των ηλεκτροδίων.

### 4.3.2.2 Καθορισμός θέσεων ηλεκτροδίων

Για τον καθαρισμό των θέσεων ηλεκτροδίων έγινε για το πρώτο αρχείο μέσω κλήσης της συνάρτησης `pop_chanedit()` από Edit → Channel locations, όπου ορίστηκαν χειροκίνητα οι θέσεις των 14 καναλιών (Εικόνα 14.ε). Οι θέσεις των καναλιών αποθηκεύτηκαν ως αρχείο σε μορφή \*.ced, στο αρχείο `channel_locs.ced`. Πλέον ο καθορισμός των θέσεων των ηλεκτροδίων γινόταν μέσω του Edit → Dataset info → Channel location file και φόρτωσης του αρχείου `channel_locs.ced`. Όλες οι συντεταγμένες των καναλιών τοποθετήθηκαν σύμφωνα με το διεθνές σύστημα 10-20, όπως φαίνεται στην Εικόνα 14.δ.



**ΕΙΚΟΝΑ 14.Δ ΓΡΑΦΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΘΕΣΕΩΝ ΑΙΣΘΗΤΗΡΩΝ.**



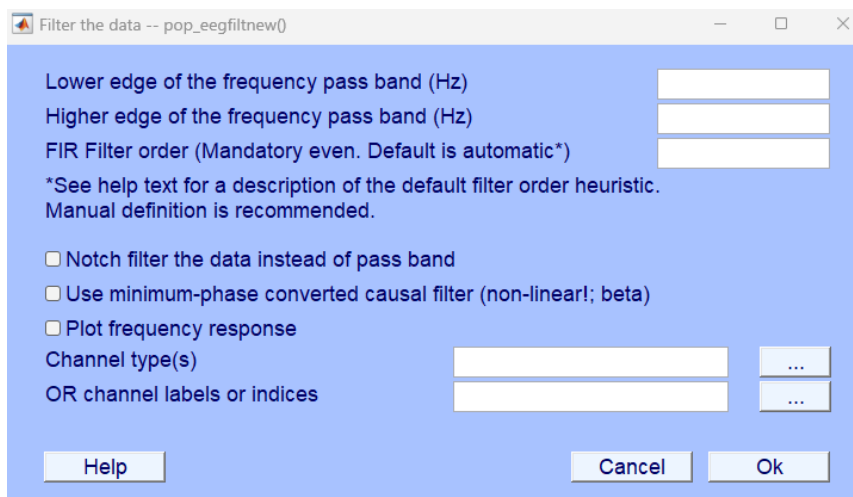
**ΕΙΚΟΝΑ 14.Ε ΚΑΘΟΡΙΣΜΟΣ ΘΕΣΕΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ.**

### 4.3.2.3 Αφαίρεση μέσης τιμής γραμμής αναφοράς

Η αφαίρεση της μέσης τιμής γραμμής αναφοράς (epoch baseline) από κάθε κανάλι για κάθε μέτρηση γίνεται για να μην υπάρχουν έντονες διαφορές μεταξύ των διαφόρων εποχών των δεδομένων. Σε περίπτωση που δεν αφαιρεθεί η μέση τιμή γραμμής αναφοράς μπορεί να παραποιηθούν τα αποτελέσματα στην ανάλυση των δεδομένων, για παράδειγμα λόγω χαμηλών συχνοτήτων. Η αφαίρεση της τιμής αυτής επιτυγχάνεται στο EEGLAB μέσω του Tools → remove epoch baseline, όπου καλείται η συνάρτηση `pop_rmbase`.

### 4.3.2.4 Αφαίρεση θορύβου και λαθών

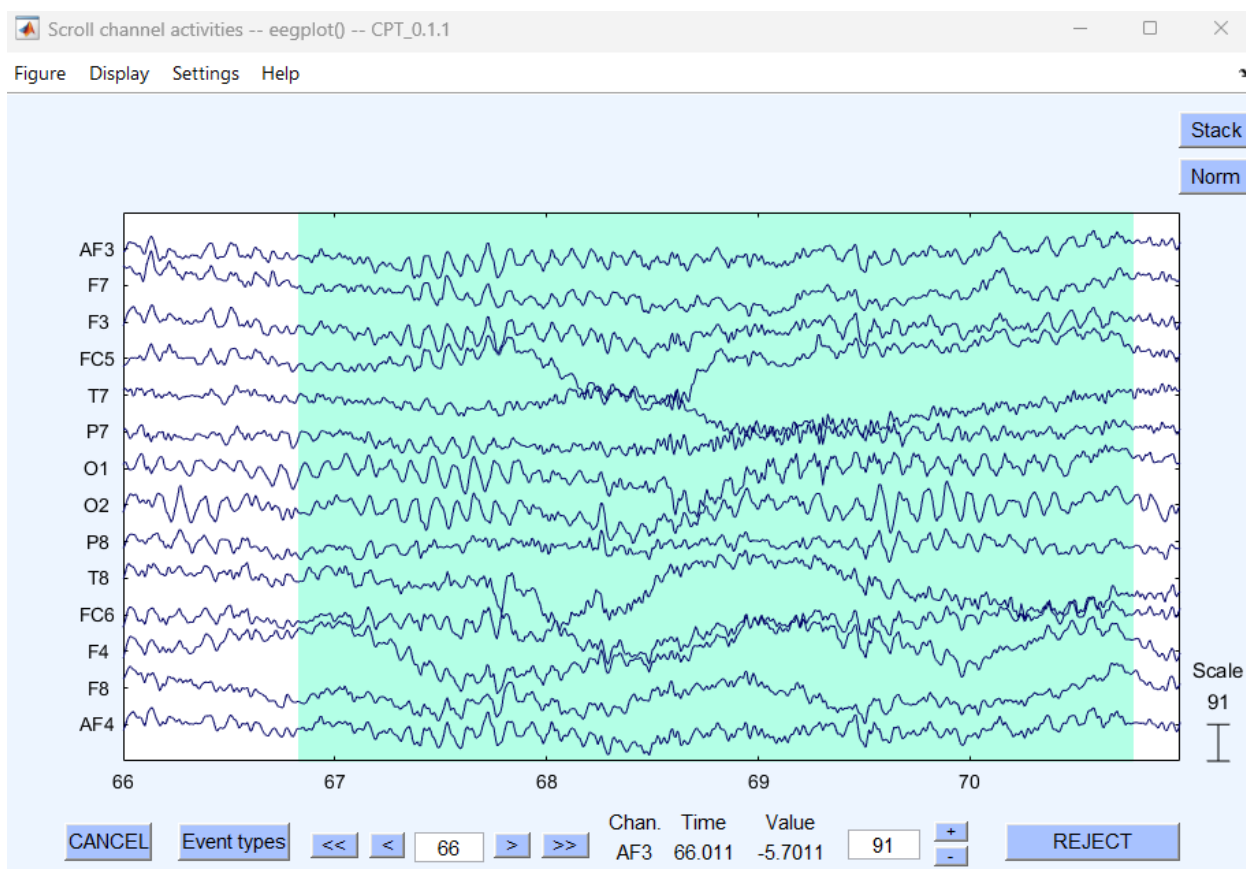
Τα raw EEG σήματα που συλλέχθηκαν όπως έχει προαναφερθεί παρουσίαζαν θόρυβο. Για τον καθαρισμό στο σύνολο των δεδομένων κάθε αρχείου χρησιμοποιήθηκαν δύο μέθοδοι. Σε πρώτη φάση εφαρμόστηκε φίλτρο αφαίρεσης θορύβου FIR. Το φίλτρο Finite Impulse Response (FIR) για την επεξεργασία ηλεκτροεγκεφαλικού σήματος θεωρείται το καλύτερο για την σημαντική αφαίρεση θορύβου[31]. Για την εφαρμογή του φίλτρου μέσω του EEGLAB menu επιλέγεται από τα Tools → Filter the data → Basic FIR filter και εμφανίζεται στη συνέχεια ένα pop up παράθυρο μέσω της συνάρτησης `pop_eegfiltnew()`, όπως φαίνεται και στην Εικόνα 14.ζ. Το FIR αφαιρεί τις χαμηλές συχνότητες και τις υψηλές συχνότητες σε περιθώρια που ορίζονται χειροκίνητα. Συγκριμένα, ως χαμηλές συχνότητες ορίστηκαν όσες ήταν μικρότερες των 0.5 Hz και ως υψηλές συχνότητες ορίστηκαν όσες ήταν μεγαλύτερες των 60 Hz. Οι τιμές αυτές ορίστηκαν κατά αυτόν τον τρόπο διότι συχνότητες χαμηλότερες ή υψηλότερες από τις οριακές θεωρούνται θόρυβος και επηρεάζουν την ανάλυση σε μετέπειτα στάδιο, για παράδειγμα άνω των 60 Hz είναι συνήθως έντονες μυϊκές κινήσεις. Το περιθώριο 0.5-60 Hz θεωρήθηκε το πιο κατάλληλο για την παρούσα εργασία καθώς δεν χάνεται καμία πληροφορία από τους κυρίαρχους ρυθμούς του εγκεφάλου Δέλτα (0.5-4 Hz), Θήτα (4-8 Hz), Άλφα (8-13 Hz), Βήτα (13-35 Hz) και Γάμμα(35-60 Hz).



**ΕΙΚΟΝΑ 14.Ζ ΦΙΛΤΡΟ ΑΦΑΙΡΕΣΗΣ ΘΟΡΥΒΟΥ LOWPASS ΚΑΙ HIGHPASS ΣΥΧΝΟΤΗΤΩΝ.**

Στη συνέχεια, αφού εφαρμόστηκε το φίλτρο FIR στο σύνολο των δεδομένων ακολούθησε η χειροκίνητη απόρριψη λαθών και πολύ θορυβωδών τμημάτων στο εκάστοτε σήμα. Η επιλογή αυτή γινόταν μέσω του Plot → Channel Data Scroll → Reject Selected, όπως φαίνεται στην Εικόνα 14.η. Με απόρριψη των θορυβωδών τμημάτων είτε μέσω του Reject από το Plot είτε μέσω του select data → και επιλογή των χρονικών σημείων και αφαίρεση αυτών ολοκληρώθηκε ο καθαρισμός των δεδομένων από λάθη και θόρυβο.

Το νέο καθαρό σήμα χωριζόταν στη συνέχεια στα επίπεδα πόνου σύμφωνα με τις ενδείξεις με τη μέθοδο που αναλύεται σε επόμενη ενότητα και αποθηκευόταν στο καινούργιο σύνολο δεδομένο dataset1\_cleaned. Αρκετά σήματα απορρίφθηκαν πλήρως λόγω έντονου θορύβου, ενώ άλλα χρειάστηκε η αφαίρεση κάποιου/ων θορυβωδών καναλιών ώστε να υπάρχει μόνο εκμεταλλεύσιμη πληροφορία του ηλεκτροφυσιολογικού σήματος.



ΕΙΚΟΝΑ 14.Η ΑΠΟΡΡΙΨΗ ΛΑΘΩΝ ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΜΕ ΕΝΤΟΝΟ ΘΟΡΥΒΟ.

### 4.3.3 Τελική Βάση Δεδομένων Σημάτων

Η ολοκλήρωση της προ-επεξεργασίας των σημάτων δημιούργησε μια βάση δεδομένων από σήματα που εγκρίθηκαν για ανάλυση. Σε περίπτωση έντονου θορύβου απορρίπτονταν το συγκεκριμένο σήμα ενώ σε περίπτωση καναλιού με θόρυβο αφαιρούνται το εκάστοτε κανάλι. Παρακάτω ακολουθεί πίνακας (Πίνακας 2.α.) της βάσης δεδομένων για όλα τα σήματα που καταγράφηκαν, με πληροφορίες δημογραφικές των εθελοντών και σχόλια από την προ-επεξεργασία τους για την αποδοχή ή απόρριψη αυτών. Επιπλέον, τα σήματα διαχωρίστηκαν στα επίπεδα πόνου αμέσως μετά τον καθαρισμό τους και στην συνέχεια αποθηκεύτηκαν σε ξεχωριστά αρχεία επειδή η εισαγωγή τους σε μετέπειτα χρόνο από τον καθαρισμό στο EEGLAB προκάλεσε την απώλεια των χρονικών ενδείξεων (markers). Σε ορισμένα σήματα εγκρίθηκαν κάποια επίπεδα πόνου, ενώ άλλα απορρίφθηκαν είτε διότι το έκαστο άτομο δεν έφτασε ποτέ στο τελευταίο επίπεδο είτε λόγω έντονου θορύβου και μη ύπαρξη αξιοποιήσιμης πληροφορίας. Επιπρόσθετα, υπάρχουν καταγραφές στις οποίες έχει αφαιρεθεί κάποιο κανάλι από τα ηλεκτρόδια καταγραφής διότι σε ένα συνολικά μη θορυβώδες σήμα προκαλούσε έντονους θορύβους και επομένως επιλέχθηκε να αφαιρεθεί.



	<b>Φύλο, Ηλικία</b>	<b>Αρχείο δεδομένου</b>	<b>Σχόλια</b>
<b>1</b>	Άνδρας, 18	CPT_0.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
<b>2</b>	Γυναίκα, 30	CPT_0.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
<b>3</b>	Άνδρας, 30	CPT_0.3	Απορρίπτεται, θόρυβος
<b>4</b>	Άνδρας, 23	CPT_4.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_4.2	Εγκρίνεται
<b>5</b>	Γυναίκα, 23	CPT_5.1	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
		CPT_5.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
<b>6</b>	Άνδρας, 23	CPT_6.1	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
		CPT_6.2	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
<b>7</b>	Άνδρας, 22	CPT_7.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
<b>8</b>	Άνδρας, 22	CPT_8.1	Εγκρίνεται
		CPT_8.2	Εγκρίνεται
<b>9</b>	Άνδρας, 20	CPT_9.1	Εγκρίνεται
		CPT_9.2	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
<b>10</b>	Άνδρας, 23	CPT_10.1	Εγκρίνεται
		CPT_10.2	Εγκρίνεται
<b>11</b>	Γυναίκα, 23	CPT_11.1	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
<b>12</b>	Άνδρας, 22	CPT_12.1	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
		CPT_12.2	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
<b>13</b>	Άνδρας, 23	CPT_13.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_13.2	Εγκρίνεται
<b>14</b>	Άνδρας, 20	CPT_14.1	Εγκρίνεται, απορρίπτεται το level 2

		CPT_14.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
15	Γυναίκα, 18	CPT_15.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_15.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
16	Άνδρας, 27	CPT_16.1	Εγκρίνεται, δεν υπάρχουν τα level 3,5
		CPT_16.2	Εγκρίνεται, δεν υπάρχει το level 5
17	Άνδρας, 26	CPT_17.1	Εγκρίνεται μόνο το level 1
		CPT_17.2	Εγκρίνεται, απορρίπτεται το level 1
18	Άνδρας, 22	CPT_18.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_18.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
19	Άνδρας, 19	CPT_19.1	Εγκρίνεται μόνο το level 1
		CPT_19.2	Εγκρίνεται
20	Άνδρας, 23	CPT_20.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_20.2	Εγκρίνεται
21	Άνδρας, 20	CPT_21.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_21.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
22	Άνδρας, 20	CPT_22.1	Εγκρίνεται
		CPT_22.2	Εγκρίνεται
23	Γυναίκα, 20	CPT_23.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_23.2	Απορρίπτεται, θόρυβος
24	Άνδρας, 22	CPT_24.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
		CPT_24.2	Εγκρίνεται
25	Άνδρας, 22	CPT_25.1	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιού F7 από το level 5
		CPT_25.2	Εγκρίνεται
26	Άνδρας, 22	CPT_26.1	Εγκρίνεται, απορρίπτεται το level 1

		CPT_26.2	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιού F7 στο level 1
27	Άνδρας, 24	CPT_27.1	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιού O2 στο level 2. Απορρίπτονται τα level 4 και 5
28	Άνδρας, 25	CPT_28.1	Απορρίπτεται, κακή σύνδεση
		CPT_28.2	Απορρίπτεται, κακή σύνδεση
		CPT_28.3	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιού O1 στο level 3
29	Γυναίκα, 31	CPT_29.1	Απορρίπτεται, θόρυβος
30	Άνδρας, 30	CPT_30.1	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιού F8 στο level 3. Απορρίπτεται το level 5.
		CPT_30.2	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιού F4 στο level 3. Απορρίπτεται το level 5.
31	Άνδρας, 33	CPT_31.1	Εγκρίνεται, αφαίρεση καναλιών P8 στο level 1 και FC6 στο level 1 και 5.

Πίνακας 2.α. Βάση δεδομένων σημάτων έπειτα από προ-επεξεργασία.

Συνολικά πραγματοποιήθηκαν 58 καταγραφές. Εγκρίθηκαν για την βάση δεδομένων 34 σήματα, ενώ 24 απορρίφθηκαν. Παρατηρήθηκε πολύ έντονος θόρυβος σε αρκετά σήματα διότι είτε υπήρχαν έντονες κινήσεις από τους εθελοντές είτε υπήρχε κακή σύνδεση στην μετάδοση της πληροφορίας από την συσκευή στον υπολογιστή. Παρατηρήθηκε επίσης σε ορισμένες καταγραφές αδυναμία της συσκευής να καταγράψει ενώ είχε ήδη ξεκινήσει το πείραμα με αποτέλεσμα να διακοπεί η διαδικασία και να ξανά ξεκινήσει.

## 4.4 Ανάλυση Σημάτων

Έπειτα από ολοκλήρωση της προ επεξεργασίας των καταγραφών που πραγματοποιήθηκαν όπως προ αναφέρθηκε 34 σήματα εγκρίθηκαν για την εισαγωγή τους στη βάση δεδομένων ενώ 24 απορρίφθηκαν. Τα πλέον 34 καθαρά από θόρυβο και λάθη σήματα διαχωρίστηκαν στα 5 στάδια του πόνου από Καθόλου Πόνο έως Αφόρητο Πόνο. Σύμφωνα με τις ενδείξεις που είχαν σημειωθεί κάθε σήμα κόπηκε 1-3 δευτερόλεπτα πριν την ένδειξη του αντίστοιχου επιπέδου και 1-2 δευτερόλεπτα πριν το επόμενο. Ο διαχωρισμός έγινε μέσω EEGLAB χειροκίνητα για κάθε ένα σήμα ξεχωριστά. Για όλα τα αρχεία και τα επίπεδα πόνου τους δεν υπάρχει ένα συγκεκριμένο χρονικό περιθώριο που να ορίζεται καθώς κάθε εθελοντής/ντρια έχει διαφορετική ανοχή στον πόνο. Συνεπώς στο σύνολο δεδομένων που προκύπτει έπειτα από τον διαχωρισμό παρουσιάζονται πολλές διακυμάνσεις στο χρόνο, όπως φαίνεται παρακάτω στον πίνακα 2.β. Τα αρχεία βρίσκονται στο φάκελο dataset1\_cleaned.

Αρχείο Δεδομένων	Level1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Πολύ Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος
CPT_4.2	8.992	7	11.992	19.992	6
CPT_5.1	6.258	6.148	5.844	10.992	
CPT_6.1	5.828	12.992	5.961	59.992	
CPT_6.2	8.992	9.992	10.992	8.992	
CPT_8.1	4.891	8.992	7.266	9.992	5.297
CPT_8.2	8.992	18.992	11.992	18.992	5.18
CPT_9.1	10.992	5.945	7.992	96.992	5.352
CPT_9.2	6.195	4.039	9.992	251.992	
CPT_10.1	5.867	12.992	10.992	4.641	4.234
CPT_10.2	7.477	12.992	5.023	24.992	5.031
CPT_11.1	4.57	5.555	13.992	127.992	
CPT_12.1	6.977	10.992	9.992	11.992	
CPT_12.2	7.992	6.398	6.688	4.594	
CPT_13.2	8.992	13.992	16.992	8.992	4.898
CPT_14.1	7.141		4.27	4.141	4.148
CPT_16.1	6.383	7.153		28.085	
CPT_16.2	4.709	12.992	6.906	110.992	
CPT_17.1	5.891				
CPT_17.2		8.734	22.114	146.286	4.044
CPT_19.1	16.992				
CPT_19.2	15.992	24.992	16.992	96.992	9.992
CPT_20.2	5.954	9.992	7.15	10.78	5.044
CPT_22.1	6.795	8.015	7.904	84.373	12.89
CPT_22.2	10.179	14.531	58.914	273.31	15.054
CPT_24.2	11.327	8.43	9.259	35.47	7.413

<b>CPT_25.1</b>	5.3077	6.898	11.5331	7.133	8.4383
<b>CPT_25.2</b>	7.377	7.287	12.453	8.203	7.36
<b>CPT_26.1</b>		6.523	7.017	43.653	7.57
<b>CPT_26.2</b>	11.023	4.723	12.617	108.64	13.435
<b>CPT_27.1</b>	9.648	6.672	6.913		
<b>CPT_28.3</b>	6.22	7.935	21.6	23.35	7.9
<b>CPT_30.1</b>	7.5	10.32	6.57	10.24	
<b>CPT_30.2</b>	12.11	6.133	10.843	24.545	
<b>Σύνολο</b>	<b>32</b>	<b>31</b>	<b>31</b>	<b>31</b>	<b>20</b>

Πίνακας 2.β. Βάση δεδομένων σημάτων έπειτα από διαχωρισμό στα 5 επίπεδα πόνου.

Συνολικά στο Level 1 – Καθόλου πόνος υπάρχουν 32 σήματα, στο Level 2 – 4 υπάρχουν 31 σήματα και στο Level 5 – Αφόρητος πόνος υπάρχουν 20 σήματα. Παρατηρείται ότι στο 5<sup>ο</sup> επίπεδο υπάρχουν τα λιγότερα σήματα. Αυτό συμβαίνει διότι πολλά άτομα δεν κατάφεραν να φτάσουν στο 5<sup>ο</sup> επίπεδο πόνου δηλαδή να νιώσουν αφόρητο πόνο, αφού έπειτα από κάποια λεπτά συνήθιζαν τη θερμοκρασία του παγωμένου νερού και σαφώς είχαν μεγάλη αντοχή σε χαμηλές θερμοκρασίες. Μπορεί εύκολα να παρατηρηθεί επίσης ότι στο 4<sup>ο</sup> επίπεδο πόνου κατά μέσο όρο υπάρχουν οι μεγαλύτερης διάρκειας καταγραφές. Σύμφωνα με δηλώσεις των εθελοντών αμέσως μετά την εισχώρηση του χεριού στον πάγο ένιωθαν λίγο πόνο, σχεδόν αμέσως μέτριο και έπειτα αρκετά έντονο. Στη συνέχεια ένιωθαν να συνηθίζουν τον πόνο και η ανοχή ήταν μεγαλύτερη έως ότου είτε να νιώσουν ξανά αφόρητο πλέον πόνο είτε να σταματήσει η αύξηση της έντασης του πόνου. Σε κάποια δεδομένα όπως φαίνεται στον πίνακα 2 λείπουν κάποια στάδια πόνου σε αρχικές και ενδιάμεσες καταστάσεις, τα στάδια αυτά αφαιρέθηκαν από τη βάση κατά τη διάρκεια του διαχωρισμού λόγω πολύ έντονου θορύβου στα συγκεκριμένα επίπεδα, ενώ τα υπόλοιπα είχαν αξιοποιήσιμη πληροφορία.

Η ανάλυση των σημάτων στα 5 επίπεδα πόνου γίνεται με σκοπό την εξαγωγή χαρακτηριστικών που έχουν τα ηλεκτροφυσιολογικά σήματα όπως θα αναλυθεί στην επόμενη ενότητα. Για την καλύτερη εξαγωγή αυτών των χαρακτηριστικών ήταν απαραίτητος ο καθορισμός ίδιου χρονικού παραθύρου σε όλα τα σήματα της βάσης για να είναι έγκυρη η ταξινόμηση τους μέσω μηχανικής μάθησης σε επόμενο στάδιο. Σύμφωνα με τον πίνακα 2 η ελάχιστη διάρκεια παραθύρου για κάθε επίπεδο είναι λίγο μεγαλύτερη των τεσσάρων δευτερολέπτων ενώ η μεγαλύτερη περίπου 4.5 λεπτά. Το χρονικό παράθυρο που ορίστηκε για όλα τα σήματα και κάθε επίπεδο πόνου ήταν 6 δευτερόλεπτα με σκοπό την αποφυγή ύπαρξης πληροφορίας πόνου από ένα επίπεδο σε ένα άλλο και ταυτόχρονα τη διατήρηση όσων περισσότερων σημάτων ήταν δυνατό στο σύνολο των δεδομένων. Δεδομένα που ήταν πολύ μεγαλύτερα των 6 δευτερολέπτων διαχωρίστηκαν σε επιμέρους σήματα ώστε να αυξηθεί το πλήθος του συνόλου δεδομένων για την εκπαίδευση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Ο διαχωρισμός έγινε σύμφωνα με την παρακάτω μέθοδο (Πίνακας 3.). Όσα σήματα σε κάθε επίπεδο πόνου ήταν λιγότερο από 4 δευτερόλεπτα απορρίπτονταν. Αναλυτικός πίνακας του καταστατικού δεδομένων βρίσκεται στο αρχείο Καταστατικό Δεδομένων.xlsx.

Επίπεδο πόνου	Δεδομένα <6 seconds	Δεδομένα >=6 seconds	Δεδομένα > 12 seconds	Δεδομένα > 18 seconds	Δεδομένα > 24 seconds
level 1	9	20	3	0	0
level 2	4	18	7	1	1
level 3	5	18	5	2	1
level 4	3	10	0	3	15
level 5	10	7	3	0	0
Σύνολο	31	73	18	6	17

Πίνακας 3. Καταστατικών επιπέδων πόνου ως προς τη διάρκεια.

Όσα σήματα ήταν μικρότερα των 6 δευτερολέπτων παρέμειναν ως είχαν στο dataset. Για τα υπόλοιπα σήματα έγινε καθορισμός παραθύρου 6 δευτερολέπτων και διαχωρισμός τους σε επιμέρους σήματα σύμφωνα με τον Πίνακα 3. Σε μεγαλύτερη ανάλυση, το σχεδιάγραμμα του διαχωρισμού των σημάτων > 6 δευτερολέπτων έγινε σύμφωνα με το σχεδιάγραμμα της εικόνας 15.α. Από την μέση τιμή διάρκειας κάθε σήματος επιλέχθηκε το παράθυρο σε κάθε κατηγορία του Πίνακα 4.

	Κατηγορία Δεδομένων	Διάρκεια Παραθύρου [ <i>min, max</i> ]sec
1	$6sec \leq \text{δεδομένο} < 12sec$	$\left[\frac{T}{2} - 3, \frac{T}{2} + 3\right], T$ συνολική διάρκεια
2	$12sec \leq \text{δεδομένο} < 18sec$	$\left[\frac{T}{2} - 6, \frac{T}{2}\right], \left[\frac{T}{2}, \frac{T}{2} + 6\right]$
3	$18sec \leq \text{δεδομένο} < 24sec$	$\left[\frac{T}{2} - 9, \frac{T}{2} - 3\right], \left[\frac{T}{2} - 3, \frac{T}{2} + 3\right], \left[\frac{T}{2} + 3, \frac{T}{2} + 9\right]$
4	$24sec \leq \text{δεδομένο}$	$\left[\frac{T}{2} - 12, \frac{T}{2} - 6\right], \left[\frac{T}{2} - 6, \frac{T}{2}\right], \left[\frac{T}{2}, \frac{T}{2} + 6\right], \left[\frac{T}{2} + 6, \frac{T}{2} + 12\right]$

Πίνακας 4. Διάρκεια παραθύρων για διαχωρισμό σημάτων σε επιμέρους τμήματα.

Κάθε σήμα διαχωρίστηκε σε επιμέρους σήματα με γνώμονα τον παραπάνω πίνακα αντιστοίχισης κατηγορία διάρκειας – παράθυρο. Για τα σήματα της κατηγορίας 1 πρόκυπτε 1 σήμα 6 δευτερολέπτων. Τα σήματα της κατηγορίας 2 διαχωριζόταν σε 2 νέα σήματα, της κατηγορίας 3 σε 3 νέα σήματα ενώ της κατηγορίας 4 σε 4 νέα σήματα όλα με παράθυρο τεσσάρων δευτερολέπτων. Συνεπώς, τα σήματα του dataset1 που ήταν αρχικά 145 γίνονται 226, σύμφωνα με τα σύνολα του Πίνακα 3.

$$\text{Dataset 2} = 31 (< 6sec) + 73 (\text{Κατ1}) + 18 \times 2 (\text{Κατ2}) + 6 \times 3 (\text{Κατ3}) + 17 \times 4 (\text{Κατ4}) = 226$$

Το αρχικό dataset1 δεν θα χρησιμοποιηθεί για την εξαγωγή χαρακτηριστικών λόγω της ανομοιότητας στη χρονική διάρκεια των επιπέδων πόνου, γεγονός που το καθιστά όχι τόσο κατάλληλο για την εκπαίδευση και ταξινόμηση στο weka. Τα δύο dataset και τα επίπεδα πόνου παρουσιάζονται στον Πίνακα 4.

Επίπεδα Πόνου	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Σύνολο
Dataset 1	32	31	31	31	20	145
Dataset 2	35	43	43	82	23	226

Πίνακας 4. Σύνολα δεδομένων κάθε επιπέδου για τα αρχικά Dataset 1 και Dataset 2.

## 4.5 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Έχοντας ολοκληρώσει την ανάλυση των σημάτων στα 5 επίπεδα πόνου στην προηγούμενη συχνότητα έχει δημιουργηθεί ένα τελικό σύνολο δεδομένων πλήθος 226 σημάτων στην raw μορφή τους. Για να γίνει ταξινόμηση των δεδομένων του dataset2 είναι αναγκαίος ο υπολογισμός ορισμένων χαρακτηριστικών που έχει κάθε σήμα ώστε να είναι δυνατή η συσχέτιση ενός δεδομένου με το αντίστοιχο επίπεδο πόνου που ανήκει. Στην εργασία επιλέχθηκε να χρησιμοποιηθεί ως χαρακτηριστικό συσχέτιση η σχετική φασματική πυκνότητα ισχύος (Power Spectral Density – PSD) του σήματος. Στην ενότητα αυτή αναλύεται το μαθηματικό και προγραμματιστικό μοντέλο που υλοποιήθηκε για την εξαγωγή της φασματικής πυκνότητας ισχύος όλων των δεδομένο στο dataset2.

### 4.5.1 Μαθηματικός Υπολογισμός PSD

Η φασματική πυκνότητα ισχύος (PSD) είναι μια μετρική που αναπαριστά την κατανομή της ισχύος ενός σήματος  $x_a(t)$  στις διάφορες συχνότητες από τις οποίες αποτελείται ένα σήμα. Μια ακολουθία  $x(n)$  είναι το αποτέλεσμα δειγματοληψίας ενός συνεχούς στο χρόνο σήματος  $x_a(t)$ , με μια συχνότητα δειγματοληψίας  $F_s$  [39], όπου στις μετρήσεις που πραγματοποιήθηκαν στο πείραμα της εργασίας  $F_s = 128\text{Hz}$ .

Η πεπερασμένη ενέργεια ενός σήματος  $x_a(t)$  εκφράζεται ως:  $E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x_a(t)|^2 dt$  και ο μετασχηματισμός Fourier  $X(f)$  του σήματος αυτού είναι  $X_a(F) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_a(t)e^{-j2\pi Ft} dt$  [39].

Από το θεώρημα του Parseval, το οποίο λέει ότι το τετράγωνο του ολοκληρώματος μια συνάρτησης είναι ίσο με το τετράγωνο του μετασχηματισμού της. Δηλαδή:

Ισχύει ότι  $E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x_a(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X_a(F)|^2 dF$  [39]. Η  $|X_a(F)|^2$  περιγράφει την ενέργεια που κατανέμεται σε όλο το σήμα ως προς τη συχνότητα και ονομάζεται **Φασματική Πυκνότητα Ενέργειας**  $S_{xx} = |X_a(F)|^2$ . Έχοντας κατανοήσει την Φασματική Πυκνότητα Ενέργειας ενός σήματος θα οριστεί η μετρική Φασματική Πυκνότητα Ισχύος η οποία υπολογίζεται συνήθως για στατικά τυχαία σήματα. Η **φασματική πυκνότητα ισχύος** περιγράφεται από την σχέση:

$S_{xx}(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{E[|X_T(f)|^2]}{2T}$ , όπου  $E$  είναι η αναμενόμενη τιμή της φασματικής πυκνότητας ενέργειας. Η μέση ισχύς του σήματος είναι:  $P_{xx} = \int_{-\infty}^{+\infty} S_{xx}(f) df$  [40].

## 4.5.2 Υπολογισμός PSD μέσω κώδικα σε Python

Ο υπολογισμός της μετρικής που έχει οριστεί για την συσχέτιση των χαρακτηριστικών των σημάτων με τα επίπεδα του πόνου πραγματοποιήθηκε μέσω αλγορίθμων σε γλώσσα python. Συγκεκριμένα έγινε συγγραφή κώδικα σε python που βρίσκεται στο αρχείο eeg\_rpsd.py. Για την εξαγωγή του χαρακτηριστικού PSD από τα raw EEG δεδομένα του συνόλου dataset2 χρησιμοποιήθηκαν η πλατφόρμα PyCharm, οι βιβλιοθήκη YASA και MNE, τα οποία αναλύθηκαν στην υποενότητα 4.1.4. Ο κώδικας που συγγράφηκε βρίσκεται στο παράρτημα Β της διπλωματικής εργασίας.

Υλοποιήθηκε μια συνάρτηση που δέχεται ως ορίσματα το αρχείο δεδομένου. Στη συνέχεια μέσω της βιβλιοθήκης MNE διαβάζονται τα δεδομένα EEG μορφής .edf και μετατρέπονται σε πίνακα για να διαχειριστούν από τον αλγόριθμο. Επιλέγονται μόνο EEG δεδομένα από το αρχείο καθώς περιέχονται και πληροφορίες που δεν αφορούν τον υπολογισμό του PSD. Έπειτα μέσω της βιβλιοθήκης YASA υπολογίζεται η σχετική πυκνότητα φασματικής ισχύος Relative PSD για κάθε ηλεκτρόδιο καταγραφής και για κάθε κανονικό ρυθμό EEG: 0.5-4Hz (Delta), 4-8Hz (Theta), 8-13Hz (Alpha), 13-35Hz (Beta) και 35-60Hz (Gamma). Η σχετική PSD είναι η απόλυτη PSD της συχνότητας που είναι προς υπολογισμό προς το άθροισμα των PSD όλων των συχνότητων. Το αποτέλεσμα που επιστρέφει η συνάρτηση υπολογισμού PSD είναι ένας πίνακας (m x n) που περιέχει 5 γραμμές και 14 στήλες με τα PSD κάθε συχνότητας EEG για κάθε ηλεκτρόδιο από τα 14 της συσκευής καταγραφής. Κατά την κλήση της συνάρτησης σε επαναληπτικό βρόχο για τον υπολογισμό των χαρακτηριστικών κάθε αρχείου στο σύνολο δεδομένο dataset2 έγινε μετατροπή του πίνακα (m x n) σε μια γραμμή ανά αρχείο ώστε να δημιουργηθεί η βάση δεδομένων των χαρακτηριστικών που χρειάζεται για την ταξινόμηση τους από τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης σε επόμενο στάδιο. Το τελικό αποτέλεσμα μετατρέπεται σε ένα αρχείο .csv που αποτελεί την βάση δεδομένων των χαρακτηριστικών και βρίσκεται στο αρχείο database\_features\_eeg.csv.

## 4.6 Βάση Δεδομένων Χαρακτηριστικών

Μέσω της εξαγωγής του χαρακτηριστικού Relative PSD για κάθε ηλεκτρόδιο καταγραφής όπως αναφέρεται στην προηγούμενη ενότητα, δημιουργήθηκε μια βάση δεδομένων χαρακτηριστικών για κάθε αρχείο του dataset2. Το αρχείο database\_features\_eeg.csv περιέχει την βάση των χαρακτηριστικών. Συνολικά υπάρχουν 226 γραμμές όσα και τα δεδομένα και 73 στήλες. Οι τρεις πρώτες αφορούν το όνομα το αρχείου, τον αριθμό εθελοντή και η 3<sup>η</sup> το επίπεδο του πόνου. Οι υπόλοιπες 70 στήλες είναι η σχετική PSD που υπολογίστηκε για κάθε ηλεκτρόδιο και κανονικό ρυθμό EEG, 5 ρυθμοί x 14 ηλεκτρόδια. Στον πίνακα 6. Παρουσιάζεται τμήμα της βάσης δεδομένων χαρακτηριστικών. Κατά τη διάρκεια της μελέτης επιλέχθηκε να μελετηθεί ο πόνος σε 5 επίπεδα. Στη συνέχεια αποφασίστηκε να μελετηθεί και σε 3 επίπεδα πόνου ώστε να αυξηθεί ο όγκος των δεδομένων για καλύτερα αποτελέσματα. Για τη δημιουργία του νέου συνόλου δεδομένων σε 3 επίπεδα πόνου χρησιμοποιήθηκε η βάση δεδομένων που είχε ήδη δημιουργηθεί για τα 5 επίπεδα, στην οποία τα επίπεδα 2 και 3 ενώθηκαν για την δημιουργία νέου επιπέδου 2 και τα επίπεδα 4 και 5 ενώθηκαν για την δημιουργία νέου επιπέδου 3. Το πλήθος δεδομένων για 3 επίπεδα βρίσκεται στον πίνακα 5.

3 Επίπεδα Πόνου	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Σύνολο
Dataset3	35	86	105	226

Πίνακας 5. Πλήθος δεδομένων για 3 επίπεδα πόνου.



data file	subject	pain level	Delta_AF3	Theta_P8	Delta_F3	Alpha_F7	...
Lvl_1_CPT_10.1.dataset2.edf	10	1	0.695694	0.079055483	0.390112	0.11411025	...
Lvl_1_CPT_10.2.dataset2.edf	10	1	0.623551	0.055377814	0.595137	0.158780136	...
Lvl_1_CPT_11.1.dataset2.edf	11	1	0.617665	0.137331926	0.683035	0.076738522	...
Lvl_2_CPT_13.2.2.dataset2.edf	13	2	0.767226	0.136722925	0.555199	0.048763645	...
Lvl_2_CPT_16.1.dataset2.edf	16	2	0.836736	0.091183389	0.71453	0.049156327	...
Lvl_3_CPT_19.2.2.dataset2.edf	19	3	0.220466	0.115844044	0.291079	0.080153343	...
Lvl_3_CPT_20.2.dataset2.edf	20	3	0.265212	0.121914789	0.268779	0.047806885	...
Lvl_4_CPT_17.2.2.dataset2.edf	17	4	0.307306	0.089175302	0.235587	0.067110556	...
Lvl_4_CPT_17.2.3.dataset2.edf	17	4	0.447985	0.06007739	0.310835	0.068301368	...
Lvl_4_CPT_17.2.4.dataset2.edf	17	4	0.422047	0.079055483	0.274247	0.070846	...
Lvl_5_CPT_28.3.dataset2.edf	28	5	0.347429	0.055377814	0.352405	0.11411025	...
Lvl_5_CPT_31.1.dataset2.edf	31	5	0.295437	0.137331926	0.148333	0.158780136	...
Lvl_5_CPT_4.2.dataset2.edf	4	5	0.692273	0.136722925	0.7895	0.076738522	...
...	...	...	...	...	...	...	...

Πίνακας 6. Τμήμα τελικής βάσης δεδομένων χαρακτηριστικών.

Τα δύο σύνολα δεδομένων dataset2 για 5 επίπεδα πόνου και dataset3 για 3 επίπεδα πόνου μετατράπηκαν σε αρχεία ARFF μέσω του λογισμικού weka που έχει αναφερθεί στην ενότητα 4.1.5. Η στήλη pain level που εκφράζει το επίπεδο του πόνου που αντιστοιχεί στο δεδομένο ορίστηκε ως κλάση και μετατράπηκε σε ονομαστικό (nominal) attribute. Στην παρακάτω εικόνα 15.α παρατίθεται τμήμα του αρχείου .arff της βάσης εκπαίδευσης των αλγορίθμων.

```
@attribute Gamma_O1 numeric
@attribute Gamma_O2 numeric
@attribute Gamma_P8 numeric
@attribute Gamma_T8 numeric
@attribute Gamma_FC6 numeric
@attribute Gamma_F4 numeric
@attribute Gamma_F8 numeric
@attribute Gamma_AF4 numeric
@attribute 'pain level' {1,2,3,4,5}

@data
0.570437,0.612653,0.59198,0.559711,0.502172,0.521278,0.548263,0.453568,0.519913,0.534844,0.36
0.397175,0.390954,0.223119,0.591789,0.2908,0.785389,0.251,0.318144,0.376461,0.244822,0.249781
0.282144,0.369091,0.335748,0.330604,0.239164,0.284888,0.590985,0.256621,0.346745,0.351077,0.3
0.303703,0.437321,0.320185,0.316487,0.441597,0.343065,0.126232,0.133587,0.171421,0.489826,0.4
0.354841,0.557038,0.276154,0.490842,0.158095,0.33512,0.341756,0.445451,0.443514,0.330911,0.35
0.354841,0.557038,0.276154,0.490842,0.158095,0.33512,0.341756,0.445451,0.443514,0.330911,0.35
0.33343,0.291466,0.291104,0.339657,0.550477,0.475547,0.376279,0.380255,0.311585,0.202484,0.29
0.623551,0.699614,0.595137,0.799794,0.77569,0.784781,0.604384,0.401716,0.588767,0.619802,0.67
0.550119,0.626799,0.496146,0.602627,0.527292,0.603819,0.519969,0.48255,0.484032,0.574218,0.54
0.236489,0.525302,0.206071,0.25773,0.421886,0.291139,0.207038,0.18178,0.323857,0.187541,0.218
0.309402,0.396657,0.37015,0.492529,0.427832,0.556031,0.477234,0.438727,0.488978,0.312863,0.38
0.461597,0.576094,0.393024,0.438325,0.349872,0.228362,0.179347,0.284079,0.438554,0.329468,0.5
0.494358,0.441762,0.473102,0.368009,0.401723,0.45381,0.360873,0.360344,0.537026,0.510891,0.44
0.461597,0.576094,0.393024,0.438325,0.349872,0.228362,0.179347,0.284079,0.438554,0.329468,0.5
0.617665,0.61109,0.683035,0.814712,0.690745,0.643156,0.583335,0.509938,0.522977,0.666455,0.63
0.521887,0.449796,0.395863,0.342565,0.301122,0.590344,0.431509,0.31859,0.371322,0.495807,0.56
0.496064,0.66317,0.5138,0.556296,0.498473,0.573453,0.589043,0.515706,0.522397,0.404678,0.5228
0.496064,0.66317,0.5138,0.556296,0.498473,0.573453,0.589043,0.515706,0.522397,0.404678,0.5228
0.459321,0.578681,0.438773,0.552967,0.20068,0.52008,0.334404,0.349628,0.413613,0.214542,0.594
0.309402,0.396657,0.37015,0.492529,0.427832,0.556031,0.477234,0.438727,0.488978,0.312863,0.38
0.691172,0.693927,0.587433,0.641385,0.408298,0.306923,0.313388,0.382702,0.509562,0.455123,0.4
0.655155,0.637027,0.698026,0.723504,0.815486,0.681213,0.567217,0.434176,0.611497,0.674129,0.6
```

ΕΙΚΟΝΑ 15.Α ARFF ΑΡΧΕΙΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ.

Στη συνέχεια έγινε φόρτωση των αρχείων για τα 5 και 3 επίπεδα πόνου στο weka για να ξεκινήσει η διαδικασία της ταξινόμησης. Προτού γίνει αυτό επιλέχθηκε για την βελτιστοποίηση των αποτελεσμάτων κατά την ταξινόμηση να δημιουργηθούν νέα αρχεία τα οποία έχουν φιλτραριστεί με το φίλτρο Resample του Weka της κατηγορίας supervised/instance.

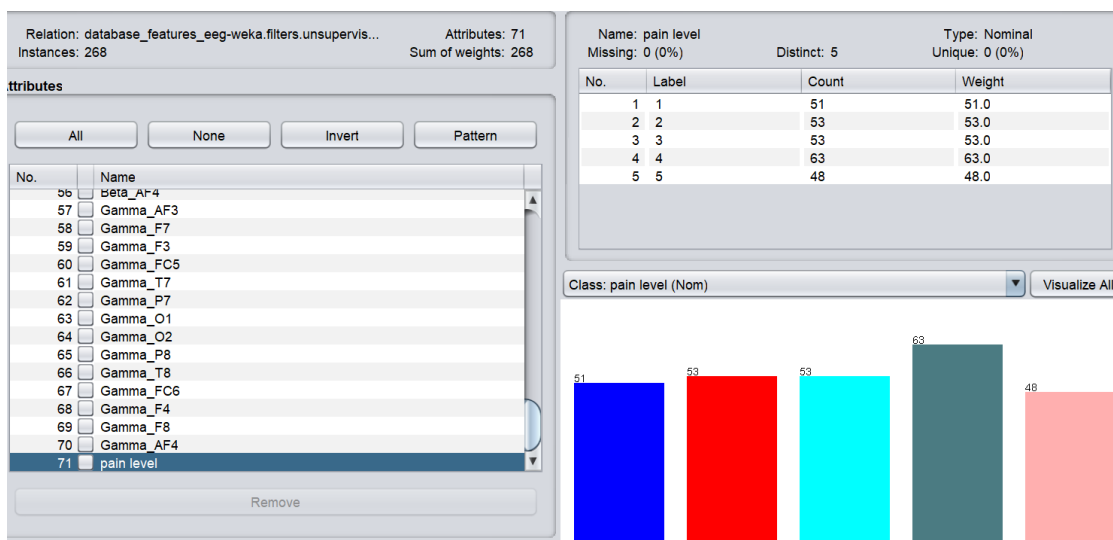
Το φίλτρο Resample παράγει ένα τυχαίο υπόδειγμα ενός συνόλου δεδομένων χρησιμοποιώντας είτε δειγματοληψία με αντικατάσταση είτε χωρίς αντικατάσταση. Για τα dataset2 και dataset3 έγινε εφαρμογή του φίλτρου με δύο παραμετροποιήσεις Resample1 και Resample2, όπου στο Resample1 επιλέχθηκε το biasToUniformClass = 0.8 και το SampleSizePercent = 120. Το biasToUniformClass σημαίνει πόσο η κατανομή κλάσης στα δεδομένα εξόδου κλίνει προς μια ομοιόμορφη κατανομή κλάσης και το SampleSizePercent προσδιορίζει τον αριθμό των περιπτώσεων προς δειγματοληψία για μια συγκεκριμένη κατηγορία i. Έπειτα από εφαρμογή του φίλτρου Resample με τις παραμετροποιήσεις Resample1 και Resample2 προέκυψαν δύο νέα αρχεία για τις αναλύσεις πέντε και τριών επιπέδων πόνου. Για τα πέντε επίπεδα πόνου δημιουργήθηκαν τα dataset2\_resample1 και dataset2\_resample2 όπως φαίνονται στον Πίνακα 7. Για τα τρία επίπεδα πόνου δημιουργήθηκαν τα dataset3\_Resample1 και dataset3\_Resample2, όπως φαίνονται στον πίνακα 8. Ένα υπόδειγμα των συνόλων δεδομένων έπειτα από φόρτωση στο περιβάλλον του weka παρουσιάζεται στην εικόνα 15.β.

5 Επίπεδα Πόνου	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Σύνολο
<b>Dataset 2</b>	35	43	43	82	23	226
<b>Dataset2_Resample1</b>	51	53	53	63	48	268
<b>Dataset2_Resample2</b>	67	67	67	67	67	335

Πίνακας 7. Τελικά δεδομένα 5 επιπέδου πόνου μετά το φίλτρο Resample στο weka.

3 Επίπεδα Πόνου	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Σύνολο
<b>Dataset3</b>	35	86	105	226
<b>Dataset3_Resample1</b>	80	92	97	269
<b>Dataset3_Resample2</b>	113	113	113	339

Πίνακας 8. Τελικά σύνολα δεδομένων για 3 επίπεδα πόνου.



ΕΙΚΟΝΑ 15.Β. ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ WEKA, ΑΡΧΕΙΟ DATASET2\_RESAMPLE1.

## 4.7 Τεχνικές Εξόρυξης Δεδομένων

Η ανάλυση των δεδομένων που συλλέχθηκαν με την πειραματική διαδικασία ολοκληρώθηκε στην προηγούμενη ενότητα. Αναλύθηκαν τα σήματα σε πέντε και τρία επίπεδα πόνου και στη συνέχεια δημιουργήθηκαν δύο νέα σύνολα δεδομένων για την ομαλότητα του πλήθους των κλάσεων μέσω resampling φίλτρου στο weka. Έχοντας πλέον όλα τα δεδομένα που απαιτούνται για την ταξινόμηση σε πέντε και τρία επίπεδα πόνου ακολουθεί η περιγραφή των αλγορίθμων που χρησιμοποιούνται στην μελέτη ως ταξινομητές μέσω του weka.

Η ταξινόμηση (classification) είναι μια μέθοδος εξόρυξης δεδομένων (data mining) εποπτευόμενης κατηγοριοποίησης των δεδομένων μέσω μηχανικής μάθησης. Σε ένα γενικό πλαίσιο οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης απαιτούν ένα σημαντικό πλήθος δεδομένων (instances) και τουλάχιστον δύο κατηγορίες (attributes) των δεδομένων αυτών για να γίνει εκπαίδευση των αλγορίθμων (training dataset). Η ταξινόμηση που εφαρμόζεται στην εργασία είναι μια πολύ-κλασική ταξινόμηση δεδομένων (num class > 2) διότι για το dataset των τριών επιπέδων πόνου υπάρχουν τρεις κλάσεις και στο dataset των πέντε επιπέδων υπάρχουν αντίστοιχα πέντε κλάσεις. Στην κατηγορία των multi-class classification ανήκουν αλγόριθμοι μερικοί από τους οποίους είναι τα νευρωνικά δίκτυα, τα δέντρα απόφασης, οι k-κοντινότεροι γείτονες, τα support vector machines και Bayes πιθανοτικοί ταξινομητές.

Η διαδικασία που ακολουθούν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης χωρίζεται σε στάδια. Αρχικά, αφού έχει δοθεί στον αλγόριθμο ένα σύνολο δεδομένων από  $x$  κατηγορίες και  $m$  πλήθος δεδομένων, ο αλγόριθμος διαχωρίζεται το dataset ως εξής σε:

- Training set, είναι το σύνολο εκπαίδευσης για την κατασκευή του μοντέλου αντιστοίχισης δεδομένων σε κλάσεις.
- Test set, σύνολο δεδομένων για έλεγχο της ακρίβειας που έχει επιτευχθεί κατά την ταξινόμηση.

Το training set χρησιμοποιείται για να κατασκευαστεί το μοντέλο το οποίο εκφράζει την κλάση ως συνάρτηση των άλλων γνωρισμάτων. Για κάθε σύνολο μπορεί να υπάρχουν διαφορετικά μοντέλα. Αφού δημιουργηθούν τα μοντέλα μέσω του training set, χρησιμοποιείται το test set για να ελέγξει κατά πόσο το κάθε μοντέλο κατηγοριοποιεί τα άγνωστης κλάσης δεδομένα στη σωστή κλάση που ανήκουν, δηλαδή την ακρίβεια. Το μοντέλο που επιλέγεται να χρησιμοποιηθεί από τους αλγόριθμους είναι εκείνο με την καλύτερη δυνατή ακρίβεια που μπορεί να επιτευχθεί.

Συνολικά χρησιμοποιήθηκαν έξι Classifying αλγόριθμοι οι οποίοι έχουν παρουσιάσει τα καλύτερα αποτελέσματα σε έρευνες που έχουν προηγηθεί όπως αναλύθηκε στην ενότητα 3.2 και ήταν οι παρακάτω:

- SMO
- Naive Bayes
- kNN
- MLP
- J48
- Random Forest

Για να γίνει καλύτερη η κατανόηση της μεθοδολογίας της ταξινόμησης θα αναλυθούν στις επόμενες ενότητες όλοι οι αλγόριθμοι που επιλέχθηκαν για την συγκεκριμένη μελέτη.

### 4.7.1 Sequential Minimal Optimization SMO

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης Sequential Minimal Optimization (SMO) είναι ένας αλγόριθμος εκπαίδευσης των Support Vector Machines (SVM), ο οποίος δημιουργήθηκε το 1998 από τον John. C Platt [41]. Ο SMO είναι μια βελτιστοποίηση της εκπαίδευσης των αλγορίθμων SVM, ο οποίος επιλύει το τετραγωνικό πρόβλημα QP. Ο τετραγωνικός προγραμματισμός είναι μη-γραμμικός και επιλύει μαθηματικά προβλήματα βελτιστοποίησης που περιλαμβάνουν τετραγωνικές συναρτήσεις. Γενικότερα ένας SVM αλγόριθμος στην πιο απλή του γραμμική μορφή είναι ένα υπερεπίπεδο που διαχωρίζει ένα σύνολο θετικών δειγμάτων από ένα σύνολο αρνητικών με μέγιστη απόσταση. Για την επίλυση μη-γραμμικών προβλημάτων όπως ο τετραγωνικός προγραμματισμός το αποτέλεσμα ενός SVM γίνεται με χρήση πολλαπλασιαστών Lagrange, μέθοδος εύρεσης τοπικών μέγιστων και ελάχιστων συνάρτησης [41]. Το αποτέλεσμα του SVM υπολογίζεται με τη παρακάτω συνάρτηση:

$$u = \sum_{j=1}^N y_j a_j K(\vec{x}_j, \vec{x}) - b$$

Όπου, το  $u$  είναι το αποτέλεσμα που παράγει η επίλυση ενός μη-γραμμικού SVM.  $K$  είναι πυρήνας Kernel οποίος μετράει την ομοιότητα ή την απόσταση των δεδομένων του διανύσματος εισόδου  $\vec{x}$  και του διανύσματος του training set  $\vec{x}_j$ . Η παράμετρος  $b$  είναι το threshold, το  $y_j$  είναι το σωστό αποτέλεσμα του SVM για το  $j$ -οστό δείγμα εκπαίδευσης και  $a_j$  είναι πολλαπλασιαστής Lagrange που μετατρέπει το πρόβλημα σε μη γραμμικό.

Ο SMO επιλύει το μη-γραμμικό πρόβλημα της συνάρτησης στη εικόνα 16.α με δύο πολλαπλασιαστές Lagrange, το τετραγωνικό πρόβλημα. Για να λύσει το τετραγωνικό πρόβλημα ο SMO αναλύει το QP σε μικρότερα QP προβλήματα που λύνονται γρηγορότερα, βελτιώνοντας έτσι τον χρόνο υπολογισμού σε μεγάλο πλήθος δεδομένων [41]. Ο SMO επιλύει επαναληπτικά το πρόβλημα διάσπασης σε μικρότερα QP προβλήματα, βρίσκοντας σε κάθε επανάληψη τους δύο καλύτερους δυνατούς πολλαπλασιαστές Lagrange με χρήση heuristic.

### 4.7.2 Naive Bayes

Ο αλγόριθμος Naive Bayes είναι ταξινομητής της οικογενείας αλγορίθμων δικτύων Bayes, ένα πιθανοτικό γραφικό μοντέλο το οποίο αναπαριστά ένα σύνολο μεταβλητών και τις υπό προϋποθέσεις εξαρτήσεις τους μέσω ενός κατευθυνόμενου άκυκλου γραφήματος (DAG)[42]. Ο Naive Bayes παίρνει το όνομα του, ως αφελής της κατηγορίας αλγορίθμων bayes διότι βασίζει την ταξινόμηση σε μοντέλα πιθανοτήτων που υποθέτουν ισχυρή ανεξαρτησία χαρακτηριστικών. Έστω ένα  $x$  διάνυσμα δεδομένων προς ταξινόμηση. Το πιθανοτικό μοντέλο βάζει πιθανότητες  $p(C_k|x_1, \dots, x_n)$  για κάθε μια από τις πιθανές κλάσεις  $C_k$  σύμφωνα με την μαθηματική έκφραση του πιθανοτικού μοντέλου Bayes[43], όπου  $p$  είναι η πιθανότητα κάθε μεταβλητής.

$$p(C_k | x) = \frac{p(C_k)p(x | C_k)}{p(x)}$$

Ο Naive Bayes συνδυάζει το μοντέλο πιθανοτήτων Bayes με έναν κανόνα απόφασης για την εύρεση του μοντέλου ταξινόμησης. Ο πιο συνήθης κανόνας που επιλέγεται είναι η υπόθεση με τη μεγαλύτερη πιθανότητα για την ελαχιστοποίηση λανθασμένων εκτιμήσεων. Ο ταξινομητής

Naive Bayes υποθέτει ότι όλα τα χαρακτηριστικά (attributes) δεν έχουν κάποια εξάρτηση μεταξύ τους, δηλαδή παρουσία ή η απουσία ενός χαρακτηριστικού δεν επηρεάζει την παρουσία ή απουσία οποιουδήποτε άλλου χαρακτηριστικού. Στην συγκεκριμένη έρευνα τα δεδομένα των χαρακτηριστικών έχουν εξάρτηση μεταξύ τους, πάραυτα επιλέχθηκε για την σύγκριση των αποτελεσμάτων που θα παράγει σε σύγκριση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους ταξινόμησης. Σύμφωνα με έρευνες ο Naive Bayes είναι ένας από τους καλύτερους ταξινομητές κειμένων.

### 4.7.3 k-Nearest Neighbors kNN

Ο k-Nearest Neighbors είναι ένας από τους πιο απλούς και πολύ-εφαρμοσμένους αλγόριθμους εποπτευόμενης και μη ταξινόμησης. Η μόνη παράμετρος που δέχεται είναι το k, το πλήθος των πλησιέστερων γειτονικών δεδομένων από εκείνο προς ταξινόμηση. Έστω ένα πρότυπο από τα δεδομένα  $x$ , ο kNN βρίσκει από το training set τους k κοντινότερους γείτονες στο  $x$  σύμφωνα με την ευκλείδεια απόσταση, η οποία συνήθως ορίζεται από την σχέση:

$$d(x, x^n) = \sqrt{\sum_i^d (x_j - x_j^n)^2}, \text{ όπου } x^n \text{ είναι στοιχεία του training set.}$$

Ο kNN μεθοδολογικά λειτουργεί ως εξής:

- βρίσκει όλες τις αποστάσεις ενός στοιχείου προς ταξινόμηση από τα στοιχεία του training set και επιλέγει τα k στοιχεία με τις μικρότερες αποστάσεις από αυτό, τους κοντινότερους γείτονες.
- Στη συνέχεια βρίσκει την κατηγορία κάθε κοντινότερου γείτονα.
- Τελικώς αναθέτει το στοιχείο που ήταν προς ταξινόμηση στην κλάση που πλειοψηφεί από τους k κοντινότερους γείτονες, σε αυτήν δηλαδή που ανήκουν οι περισσότεροι.

Ο καθορισμός των k κοντινότερων γειτόνων για την εκτέλεση του αλγορίθμου kNN δεν είναι βασισμένος σε κάποιο μοτίβο. Συνηθέστερα επιλέγεται σύμφωνα με το πλήθος των δεδομένων που υπάρχουν στο dataset, σε ποσοστό περίπου 10% του πλήθους. Ο kNN επιλύει μη-γραμμικά προβλήματα ταξινόμησης.

### 4.7.4 Multilayer Perceptron MLP

Ο Multilayer Perceptron είναι ένας αλγόριθμος εποπτευόμενης ταξινόμησης. Ανήκει στους αλγορίθμους νευρωνικών δικτύων και αποτελείται από στρώματα (layers) – επίπεδα νευρώνων. Είναι ένας από τους καλύτερους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για ταξινόμηση πολύ-κλαστικών δεδομένων και μη-γραμμικών προβλημάτων. Οι απλοί Perceptron αποτελούνται από δύο επίπεδα, ένα επίπεδο νευρών εισόδου το επίπεδο 0 και ένα επίπεδο εξόδου. Στον Multilayer Perceptron υπάρχουν ένα ή περισσότερα κρυμμένα επίπεδα νευρώνων. Ο MLP είναι πολύ αποτελεσματικός σε δεδομένα με πολλαπλά χαρακτηριστικά. Αναλυτικά για κάθε επίπεδο ο αριθμός των νευρώνων αλλάζει σύμφωνα με το πλήθος των χαρακτηριστικών. Για να γίνει καλύτερη η κατανόηση της αρχιτεκτονικής του Multilayer Perceptron ακολουθεί επιγραμματική ανάλυση αυτής:

- **Επίπεδο εισόδου ή Επίπεδο 0:** Περιέχει αριθμό νευρώνων όσα και τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης (training set). Η είσοδος που

δέχεται ο κάθε νευρώνας, δηλαδή ένα χαρακτηριστικό από το σύνολο των attributes είναι και η έξοδος αυτού.

- **Κρυμμένα επίπεδα:** Ο αλγόριθμος MLP μπορεί να έχει διάφορα πλήθη κρυμμένων επιπέδων. Στα κρυμμένα επίπεδα επίσης μπορούν να περιέχονται διάφορα πλήθη νευρώνων, οι κρυμμένοι νευρώνες. Συνδυαστικά τα πλήθη των κρυμμένων νευρώνων και επιπέδων καθορίζουν την αντίστοιχη αρχιτεκτονική του MLP.
- **Επίπεδο εξόδου:** Το επίπεδο εξόδου αποτελείται από νευρώνες πλήθους όσων των κατηγοριών του συνόλου εκπαίδευσης. Κάθε νευρώνας του επιπέδου εξόδου συσχετίζεται με μια κατηγορία του συνόλου δεδομένων, ανάλογα με το πόσο αντιστοιχίζεται στη κατηγορία αυτή. Η έξοδος των νευρώνων του επιπέδου εξόδου δίνει το τελικό αποτέλεσμα που παράγει ο MLP.

Τα κρυμμένα επίπεδα ενεργοποιούνται σύμφωνα με μια συνάρτησης ενεργοποίησης που επιλέγεται συνήθως να είναι η σιγμοειδής,  $\sigma(u) = \frac{1}{1+e^{-u}}$  [44]. Η έξοδος των νευρώνων των κρυμμένων επιπέδων υπολογίζεται σύμφωνα με το εσωτερικό γινόμενο της εισόδου τους και του βάρους της (πόλωση) το οποίο είναι η μεταβλητή της συνάρτησης ενεργοποίησης, Κάθε νευρώνας ενός επιπέδου συνδέεται με όλους τους νευρώνες του αμέσως επόμενου επιπέδου. Για την επίλυση μη γραμμικά διαχωρίσιμων προβλημάτων με χρήση του MLP απαιτείται τουλάχιστον ένα κρυμμένο επίπεδο του οποίου η συνάρτηση ενεργοποίησης να είναι μη γραμμική επίσης. Ο MLP κατά την εκτέλεση του χρησιμοποιεί backpropagation για την εκπαίδευση των νευρωνικών δικτύων υπολογίζοντας το τετραγωνικό σφάλμα και διαδίδοντας το στους άλλους νευρώνες. Η συνάρτηση υπολογισμού του τετραγωνικού σφάλματος υπολογίζεται σύμφωνα με την παρακάτω έκφραση[44]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N \|y(x^m) - t(x^m)\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N \sum_{j=1}^p (y_j(x^m) - t_j(x^m))^2$$

Το backpropagation περιλαμβάνει το ευθύ πέρασμα όλων των νευρώνων και το αντίστροφο πέρασμα. Στο ευθύ πέρασμα οι υπολογισμοί γίνονται από κάτω προς τα πάνω στο δίκτυο των νευρώνων ενώ στο αντίστροφο από πάνω προς τα κάτω. Ο αλγόριθμος εκπαίδευσης αρχικά θέτει τιμές για τα βάρη και τις πολώσεις. Στη συνέχεια εκχωρεί ως είσοδο όλα τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων. Για κάθε χαρακτηριστικό εφαρμόζει backpropagation. Κάνει ένα ευθύ και ένα αντίστροφο πέρασμα υπολογίζοντας τις παραμέτρους για τα βάρη και τις πολώσεις μέσω παραγώγων όπως φαίνεται στον παρακάτω αλγόριθμο εκπαίδευσης. Έπειτα όλα τα βάρη και οι πολώσεις ενημερώνονται σύμφωνα με τις νέες τιμές. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται έως ότου το τετραγωνικό σφάλμα να είναι ίσο με μια πολύ μικρή σταθερή τιμή  $\alpha$ . Ο αλγόριθμος στο τέλος της εκτέλεσης του βρίσκει τοπικά ελάχιστα του τετραγωνικού σφάλματος τα οποία εξαρτώνται από το ρυθμό μάθησης του MLP και τα αρχικά βάρη και πολώσεις που ορίζονται [44]. Ο ρυθμός μάθησης  $\eta$  παίρνει τιμές μεγαλύτερες του μηδέν και έως 1. Σε περιπτώσεις που το  $\eta$  είναι πολύ μεγάλο ο αλγόριθμος μπορεί να ταλαντεύεται γύρω από την λύση χωρίς να καταφέρει να βρεθεί, ενώ αν το  $\eta$  είναι πολύ μικρό σύμφωνα με τις απαιτήσεις του προβλήματος η λύση μπορεί να βρεθεί αργά.

## Αλγόριθμος Εκπαίδευσης MLP

t=0

-Αρχικοποίηση τα βάρη

```

while 1{
  for m=1 to N
  {
    -Θέσε ως είσοδο το  $x^m$  και κάνε ευθύ, αντίστροφο πέρασμα και υπολόγισε
    τα  $\frac{\partial e_m}{\partial w_{ij}^{(k)}}$ ,  $\frac{\partial e_m}{\partial w_{io}^{(k)}}$ 
  }
  Υπολόγισε το σφάλμα:
  
$$E^{(t)} = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N \|y(x^m) - t(x^m)\|^2$$

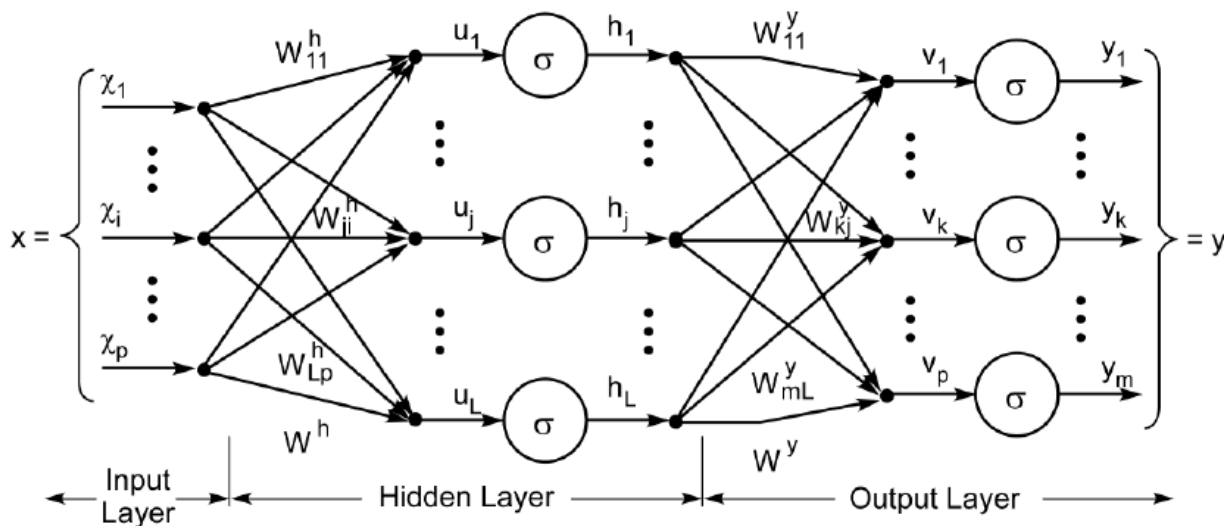
  if  $|E^{(t)} - E^{(t-1)}| < \varepsilon$  OR  $E^{(t)} < a$ 
  break
  for κάθε βάρη και πόλωση
  {
    
$$w_{ij}^{(k)(t+1)} = w_{ij}^{(k)(t)} - n \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(k)}} \Big|_{w_{ij}^{(k)(t)}} \quad (\text{βάρη})$$

    
$$w_{io}^{(k)(t+1)} = w_{io}^{(k)(t)} - n \frac{\partial E}{\partial w_{io}^{(k)}} \Big|_{w_{io}^{(k)(t)}} \quad (\text{πολώσεις})$$

  }
  t=t+1
}

```

Ένα υπόδειγμα του νευρωνικού δικτύου που σχηματίζεται κατά τη διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου MLP παρουσιάζεται στην εικόνα 16.ε.



**ΕΙΚΟΝΑ 16.Ε. ΣΧΗΜΑΤΙΚΗ ΑΝΑΠΑΡΑΣΤΑΣΗ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟ MLP [45].**

Στην σχηματική αναπαράσταση  $x$  είναι η είσοδος στο επίπεδο εισόδου του MLP και  $y$  η έξοδος στο επίπεδο εξόδου. Οι κρυμμένοι νευρώνες υπολογίζονται σύμφωνα με την σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης και  $w$  είναι τα βάρη και οι πολώσεις. Η αρχιτεκτονική του MLP εξαρτάται από τον καθορισμό των κρυμμένων επιπέδων, νευρώνων και συνάρτησης ενεργοποίησης. Η διαφορετική επιλογή των παραμέτρων αυτών οδηγεί σε διαφορετική αρχιτεκτονική του MLP.

### 4.7.5 J48

Ο αλγόριθμος J48 είναι ένας ταξινομητής που βασίζεται σε δέντρα απόφασης και αποτελεί υλοποίηση του αλγορίθμου C4.5. Τα δέντρα αποφάσεων που δημιουργούνται από το μοντέλο ταξινόμησης για το σύνολο εκπαίδευσης (training set) χρησιμοποιούν τη εντροπία των πληροφοριών[46] και την μέθοδο «διαίρει και βασίλευε»[47]. Γενικότερα, ο J48 όπως και όλα τα δέντρα απόφασης αποτελούνται από τον κόμβο της ρίζας, τους κλάδους/ συνδέσμους και τους κόμβους των φύλλων του δέντρου. Κάθε κόμβος του δέντρου απόφασης επιλέγει ένα χαρακτηριστικό που διαιρεί καλύτερα τα δεδομένα σε υποσύνολα. Το κριτήριο για την διαίρεση των δεδομένων σε υποσύνολα είναι το κανονικοποιημένο κέρδος των πληροφοριών[46]. Έτσι, το χαρακτηριστικό που έχει το μεγαλύτερο κέρδος επιλέγεται στο δέντρο απόφασης. Η αλγοριθμική εκτέλεση του αλγορίθμου J48 είναι η εξής [46]:

Για κάθε χαρακτηριστικό **attribute** του συνόλου δεδομένων:

- Βρίσκει το κανονικοποιημένο κέρδος πληροφοριών από την διαίρεση στο **attribute**.
- Ορίζεται ένα **opt\_attribute** με το βέλτιστο κέρδος πληροφοριών.
- Δημιουργείται ένας νέος κόμβος που διαχωρίζεται στο **opt\_attribute** που ορίστηκε ως αυτό με το βέλτιστο κέρδος πληροφοριών.
- Γίνεται αναδρομή στις υπολίστες που αποκτήθηκαν με διαίρεση στο **opt\_attribute** βέλτιστου κέρδους και προστίθενται αυτοί οι κόμβοι ως παιδιά του κόμβου του **attribute**.

### 4.7.6 Random Forest

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης Random Forest είναι βασισμένος σε τυχαία δέντρα απόφασης. Για τη δημιουργία του μοντέλου ταξινόμησης ο Random Forest παράγει ένα πλήθος δέντρων απόφασης που καλείται δάσος. Το δάσος αποτελείται από διαφορετικά δέντρα απόφασης που λειτουργούν ως σύνολο, δίνει ως αποτέλεσμα την κλάση που έχουν δώσει ως αποτέλεσμα η πλειοψηφία των δέντρων απόφασης. Ο Random Forest έχει αποδειχθεί ως ένας από τους καλύτερους αλγόριθμους ταξινόμησης για μεγάλου πλήθους σύνολα δεδομένων. Η τυχειότητα και εξάρτηση των δέντρων του δάσους μεταξύ τους αυξάνει την ακρίβεια της ταξινόμησης των δεδομένων σε κατηγορίες ενώ παράλληλα η ταξινόμηση όλων των δεδομένων πραγματοποιείται σε μικρό χρόνο σε σύγκριση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Για κάθε δέντρο του δάσους δημιουργείται ένα τυχαίο training set από το αρχικό σύνολο δεδομένων χαρακτηριστικών. Το κάθε δέντρο εκπαιδεύεται σύμφωνα με το training set που του ανατέθηκε και συνολικά παράγουν το καθένα ως αποτέλεσμα μια κλάση. Η κλάση που έχει εξαχθεί περισσότερο από το σύνολο των δέντρων απόφασης είναι η κλάση που κατηγοριοποιεί το δάσος του Random Forest τα δεδομένα του αρχικού συνόλου. Ο καθορισμός του πλήθους  $m$  των τυχαίων χαρακτηριστικών που θα επιλεγθούν για κάθε κόμβο, αποτελεί σημαντικό παράγοντα για την ακρίβεια των αποτελεσμάτων του Random Forest. Η συσχέτιση μεταξύ των τυχαίων δέντρων βασίζεται στην επιλογή του  $m$ . Αν το  $m$  είναι μικρό, τότε τα δέντρα θα έχουν λιγότερη συσχέτιση μεταξύ τους, και η ακρίβεια των αποτελεσμάτων που παράγει ένα δέντρο απόφασης εξαρτάται από το πλήθος των χαρακτηριστικών στα οποία εκπαιδεύεται.

Στο επόμενο κεφάλαιο παρατίθενται τα αποτελέσματα των ανωτέρω αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση των δεδομένων της παρούσας μελέτης.





# Κεφάλαιο 5: Αποτελέσματα

## 5.1 Αποτελέσματα της Μελέτης

Στο παρόν κεφάλαιο ολοκληρώνεται η μελέτη της διπλωματικής εργασίας με τα αποτελέσματα ταξινόμησης του πόνου που πραγματοποιήθηκε μέσω μηχανικής μάθησης. Η ταξινόμηση έγινε για τα dataset2\_resample1, dataset2\_resample2, dataset3\_resample1 και dataset3\_resample2 μέσω του weka με χρήση των αλγόριθμων που αναλύθηκαν στην ενότητα 4.7 τεχνικές εξόρυξης δεδομένων. Στην ενότητα που ακολουθεί παρουσιάζονται οι μετρικές που χρησιμοποιήθηκαν για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων καθώς και τα αποτελέσματα για τα πέντε και τρία επίπεδα πόνου αντίστοιχα.

### 5.1.1 Μετρικές Αξιολόγησης Αποτελεσμάτων

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που εξάγουν οι αλγόριθμοι ταξινόμησης μέσω του Weka γίνεται με ορισμένες μετρικές που έχουν επιλεγεί για τη συγκεκριμένη διπλωματική εργασία. Σαν αποτέλεσμα το weka αυτόματα παράγει τον πίνακα σύγχυσης (confusion matrix) και άλλες μετρικές που υπολογίζονται από το λογισμικό όπως precision, recall, TP rate, FP rate, τετραγωνικό σφάλμα, Correctly Classified Instances (CCI) κ.α. Οι μετρικές αυτές είναι σημαντικές για την εκτίμηση της ικανότητας επιτυχούς ταξινόμησης των δεδομένων στις κλάσεις που αντιστοιχούν. Ο παρακάτω πίνακας σύγχυσης επιλέχθηκε τυχαία από τα δεδομένα που παράχθηκαν στο weka για την επεξήγηση υπολογισμού των μετρικών. Συγκεκριμένα υπολογίστηκαν τα precision, recall και accuracy για κάθε αλγόριθμο και dataset. Στον πίνακα τα κελιά που είναι σημειωμένα με γαλάζιο χρώμα ανήκουν στην κατηγορία αληθινών ταξινομήσεων (θετικών/αρνητικών) ενώ τα γκρι στις προβλεπόμενων ταξινομήσεων (θετικών/αρνητικών).

1	2	3	4	5	Classified as
54	5	3	3	2	1
4	48	5	6	4	2
6	3	50	5	3	3
5	6	6	45	5	4
1	2	3	5	56	5

EIKONA 17.A CONFUSION MATRIX.

- TP (True Positive) – Το κελί στον πίνακα σύγχυσης είναι αληθινό θετικό όταν προβλέπεται ένα θετικό αποτέλεσμα και αυτό που συνέβη είναι το ίδιο.
- FP (False Positive) – Το κελί στον πίνακα σύγχυσης είναι ψευδώς θετικό όταν υπάρχει προβλεπόμενο θετικό και αυτό που συνέβη είναι αρνητικό αποτέλεσμα.
- FN (False Negative) – Το κελί στον πίνακα σύγχυσης είναι ψευδώς αρνητικό όταν υπάρχει προβλεπόμενη αρνητικό αποτέλεσμα και αυτό που συνέβη είναι θετικό.
- TN (True Negative) – Το κελί στον πίνακα σύγχυσης είναι αληθώς αρνητικό όταν προβλέπεται αρνητικό αποτέλεσμα και αυτό που συνέβη είναι το ίδιο.

Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα μπορούν να υπολογιστούν οι μετρικές που επιλέχθηκαν για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

- **Precision:** ο υπολογισμός του precision εκτιμά το πόσες αληθινές προβλέψεις ήταν τελικά θετικές. Η μετρική αυτή είναι πολύ χρήσιμη για περιπτώσεις που η έρευνα απαιτεί να μην υπάρχουν ψευδώς θετικές προβλέψεις σε σχέση με τις ψευδώς αρνητικές [35]. Το μαθηματικό μοντέλο του precision είναι σύμφωνα με τους παραπάνω συντελεστές:  $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$
- **Recall:** το Recall χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του κατά πόσο οι αληθινές θετικές περιπτώσεις μπόρεσαν να προβλεφθούν σωστά. Ο υπολογισμός του είναι πολύ σημαντικός όταν οι ψευδώς αρνητικές προβλέψεις επηρεάζουν την έρευνα και γίνεται μέσω της σχέσης:  $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$
- **Accuracy:** το Accuracy είναι επίσης πολύ σημαντικός παράγοντας για την αξιολόγηση της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων. Είναι το σύνολο των αληθινών προβλέψεων ως προς το σύνολο όλων των δεδομένων. Συγκεκριμένα, υπολογίζεται ως εξής:  $Accuracy = \frac{TP+TN}{P+N} = \frac{Correctly\ Classified\ Instances\ (CCI)}{Total\ Number\ of\ Instances}$

Βάση τις μετρικές precision, recall, accuracy εξήχθησαν τα αποτελέσματα για όλους τους αλγορίθμους ταξινόμησης των τεσσάρων συνόλων δεδομένων. Στις επόμενες ενότητες ακολουθούν τα αποτελέσματα πρώτα για τα 5 επίπεδα πόνου για τους 6 αλγορίθμους ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν και έπειτα παρομοίως για τα 3 επίπεδα πόνου. Τα αποτελέσματα για κάθε σύνολο δεδομένων ανά αλγόριθμο ταξινόμησης παρουσιάζονται σε μορφή πίνακα όπου υπάρχει το confusion matrix καθώς και οι μετρικές precision, recall για κάθε επίπεδο πόνου. Στη συνέχεια υπάρχουν συγκεντρωτικοί πίνακες για τα 5 και 3 επίπεδα πόνου όπου παρουσιάζεται το συνολικό accuracy για κάθε αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε για ταξινόμηση. Όλες οι μετρικές είναι σε ποσοστιαία μορφή με ακρίβεια δύο δεκαδικών ψηφίων.

### 5.1.2 Αποτελέσματα για 5 επίπεδα πόνου

Αποτελέσματα SMO								
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset2_ Resample1	24	9	4	11	3	Level 1	49%	47.1%
	10	20	12	9	2	Level 2	34.5%	37.7%
	5	15	15	12	6	Level 3	35.7%	28.3%
	6	7	6	38	6	Level 4	47.5%	60.3%
	4	7	5	10	22	Level 5	56.4%	45.8%
Dataset2_ Resample2	41	7	3	9	7	Level 1	53.9%	61.2%
	11	23	19	5	9	Level 2	41.8%	34.3%
	7	16	22	11	11	Level 3	31%	32.8%
	7	9	17	30	4	Level 4	50%	44.8%
	10	0	10	5	42	Level 5	57.5%	62.7%

Πίνακας 8. Αποτελέσματα SMO για 5 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα Naive Bayes								
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset2_ Resample1	7	12	2	16	14	Level 1	22.6%	13.7%
	9	15	7	9	13	Level 2	26.8%	28.3%
	6	11	8	22	6	Level 3	25%	15.1%
	2	9	10	33	9	Level 4	35.9%	52.4%
	7	9	5	12	15	Level 5	26.3%	31.3%
Dataset2_ Resample2	22	13	2	9	21	Level 1	31%	32.8%
	10	19	5	11	22	Level 2	33.9%	28.4%
	17	10	5	14	21	Level 3	19.2%	7.5%
	15	10	9	22	11	Level 4	35.5%	32.8%
	7	4	5	6	45	Level 5	37.5%	67.2%

Πίνακας 9. Αποτελέσματα Naive Bayes για 5 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα kNN (IBK) k=3								
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset2_ Resample1	19	14	6	4	8	Level 1	27.9%	37.3%
	14	15	8	5	11	Level 2	25.9%	28.3%
	9	12	20	6	6	Level 3	39.2%	37.7%
	12	6	8	33	4	Level 4	62.3%	52.4%
	14	11	9	5	9	Level 5	23.7%	18.8%
Dataset2_ Resample2	36	5	7	3	16	Level 1	49.3%	53.7%
	4	33	12	6	12	Level 2	47.1%	49.3%
	14	12	28	8	5	Level 3	45.2%	41.8%
	14	16	10	20	7	Level 4	46.5%	29.9%
	5	4	5	6	47	Level 5	54%	70.1%

Πίνακας 10. Αποτελέσματα kNN για 5 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα Multilayer Perceptron								
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset2_ Resample1	40	2	1	4	4	Level 1	71.4%	78.4%
	5	40	3	2	3	Level 2	81.6%	75.5%
	4	2	35	7	5	Level 3	72.9%	66%
	7	3	6	42	5	Level 4	75%	66.7%
	0	2	3	1	42	Level 5	71.2%	87.5%
Dataset2_ Resample2	54	5	3	3	2	Level 1	77.1%	80.6%
	4	48	5	6	4	Level 2	75%	71.6%
	6	3	50	5	3	Level 3	74.6%	74.6%
	5	6	6	45	5	Level 4	70.3%	67.2%
	1	2	3	5	56	Level 5	80%	83.6%

Πίνακας 11. Αποτελέσματα Multilayer Perceptron για 5 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα J48								
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset2_ Resample1	37	4	4	3	3	Level 1	74%	72.5%
	3	40	3	2	5	Level 2	64.5%	75.5%
	4	5	36	3	4	Level 3	67.9%	67.9%
	5	8	10	38	2	Level 4	77.6%	60.3%
	1	4	0	3	40	Level 5	74.1%	83.3%
Dataset2_ Resample2	53	4	4	2	4	Level 1	71.6%	79.1%
	5	49	7	4	2	Level 2	72.1%	73.1%
	8	7	36	13	3	Level 3	61%	53.7%
	6	7	9	42	3	Level 4	65.6%	62.7%
	2	1	3	3	58	Level 5	82.9%	86.6%

Πίνακας 12. Αποτελέσματα J48 για 5 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα Random Forest								
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2 Λίγος Πόνος	Level 3 Μέτριος Πόνος	Level 4 Έντονος Πόνος	Level 5 Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset2_ Resample1	40	2	4	3	2	Level 1	85.1%	78.4%
	2	41	4	4	2	Level 2	80.4%	77.4%
	2	2	37	9	3	Level 3	72.5%	69.8%
	1	5	5	51	1	Level 4	73.9%	81%
	2	1	1	2	42	Level 5	84%	87.5%
Dataset2_ Resample2	58	3	1	1	4	Level 1	82.9%	86.6%
	5	52	4	5	1	Level 2	88.1%	77.6%
	1	0	54	8	4	Level 3	72%	80.6%
	5	4	11	46	1	Level 4	75.4%	68.7%
	1	0	5	1	60	Level 5	85.7%	89.6%

Πίνακας 13. Αποτελέσματα Random Forest για 5 επίπεδα πόνου.

ΣΥΝΟΛΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΠΛΗΘΟΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	SMO	NAIVE BAYES	KNN	MLP	J48	RANDOM FOREST
DATASET2_RESAMPLE1	268	44.4%	29.1%	45.52%	74.25%	71.26%	<b>78.73%</b>
DATASET2_RESAMPLE2	335	47.16%	33.73%	48.95%	75.52%	71.04%	<b>80.59%</b>

Πίνακας 14. Accuracy αλγορίθμων στα 5 επίπεδα πόνου.

### 5.1.3 Αποτελέσματα για 3 επίπεδα πόνου

Αποτελέσματα SMO						
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset3_ Resample1	58	8	14	Level 1	58%	72.5%
	21	42	29	Level 2-3	56%	45.7%
	21	25	51	Level 4-5	54.3%	52.6%
Dataset3_ Resample2	86	13	14	Level 1	57.7%	76.1%
	26	62	25	Level 2-3	60.8%	54.9%
	37	27	49	Level 4-5	43.4%	43.4%

Πίνακας 15. Αποτελέσματα SMO για 3 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα Naive Bayes						
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset3_ Resample1	62	7	11	Level 1	43.7%	77.5%
	44	22	26	Level 2-3	44%	23.9%
	36	21	40	Level 4-5	51.9%	41.2%
Dataset3_ Resample2	80	15	18	Level 1	42.6%	70.8%
	58	28	27	Level 2-3	41.8%	24.8%
	50	24	39	Level 4-5	46.4%	34.5%

Πίνακας 16. Αποτελέσματα Naive Bayes για 3 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα kNN (IBK) k=7 & k=11						
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset3_ Resample1	45	24	11	Level 1	49.5%	56.3%
	29	37	26	Level 2-3	41.6%	40.2%
	17	28	52	Level 4-5	58.4%	53.6%
Dataset3_ Resample2	73	14	26	Level 1	52.9%	64.6%
	34	42	37	Level 2-3	54.5%	37.2%
	31	21	61	Level 4-5	49.2%	54%

Πίνακας 17. Αποτελέσματα kNN για 3 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα Multilayer Perceptron						
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset3_ Resample1	68	5	7	Level 1	80%	85%
	10	66	16	Level 2-3	78.6%	71.7%
	7	13	77	Level 4-5	77%	79.4%
Dataset3_ Resample2	107	4	2	Level 1	86.3%	94.7%
	9	89	15	Level 2-3	80.2%	78.8%
	8	18	87	Level 4-5	83.7%	83.7%

Πίνακας 18. Αποτελέσματα Multilayer Perceptron για 3 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα J48						
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset3_ Resample1	68	6	6	Level 1	77.3%	85%
	14	61	17	Level 2-3	75.3%	66.3%
	6	14	77	Level 4-5	77%	79.4%
Dataset3_ Resample2	103	4	6	Level 1	84.4%	91.2%
	10	87	16	Level 2-3	77.7%	77%
	9	21	83	Level 4-5	79%	73.5%

Πίνακας 19. Αποτελέσματα J48 για 3 επίπεδα πόνου.

Αποτελέσματα Random Forest						
Σύνολο Δεδομένων	Level 1 Καθόλου Πόνος	Level 2-3 Λίγος-Μέτριος Πόνος	Level 4-5 Έντονος-Αφόρητος Πόνος	Ταξινομήθηκε ως	Precision	Recall
Dataset3_ Resample1	71	7	2	Level 1	85.5%	88.8%
	7	66	19	Level 2-3	77.6%	71.7%
	5	12	80	Level 4-5	79.2%	82.5%
Dataset3_ Resample2	108	5	0	Level 1	90.8%	95.6%
	5	94	14	Level 2-3	81%	83.2%
	6	17	90	Level 4-5	86.5%	79.6%

Πίνακας 20. Αποτελέσματα Random Forest για 3 επίπεδα πόνου.

ΣΥΝΟΛΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΠΛΗΘΟΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	SMO	NAIVE BAYES	KNN	MLP	J48	RANDOM FOREST
DATASET3_RESAMPLE1	268	56.13%	46.09%	49.81%	78.43%	76.58%	<b>80.66%</b>
DATASET3_RESAMPLE2	339	58.11%	43.36%	51.91%	<b>83.48%</b>	80.53%	<b>86.13%</b>

Πίνακας 21. Accuracy αλγορίθμων στα 3 επίπεδα πόνου.

## 5.2 Σχολιασμός Αποτελεσμάτων

Η μελέτη που πραγματοποιήθηκε στην παρούσα εργασία ολοκληρώθηκε με την εξαγωγή των αποτελεσμάτων για τα επίπεδα πόνου στην ενότητα 5.1. Στόχος της διπλωματικής εργασίας ήταν ο εντοπισμός και αξιολόγηση του πόνου με ανάλυση του ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος. Η πειραματική διαδικασία για την συλλογή δεδομένων πόνου έγινε με γνώμονα τα 5 επίπεδα πόνου, ενώ στην συνέχεια προστέθηκε στην ανάλυση μια δεύτερη υλοποίηση του προβλήματος στα 3 επίπεδα πόνου, ώστε να υπάρχει μεγαλύτερο πλήθος συνόλου δεδομένων. Τα 5 επίπεδα πόνου αποτελούνταν από:

1. Επίπεδο 1 – Καθόλου Πόνος
2. Επίπεδο 2 – Λίγος Πόνος
3. Επίπεδο 3 – Μέτριος Πόνος
4. Επίπεδο 4 – Έντονος Πόνος
5. Επίπεδο 5 – Αφόρητος Πόνος

Τα σύνολα δεδομένων που δημιουργήθηκαν για την ανάλυση σε 3 επίπεδα πόνου αποτελούνται όπως προαναφέρθηκε σε προηγούμενες ενότητες από τα δεδομένα της ανάλυσης των 5 επιπέδων πόνου με τη διαφορά ότι τα δεδομένα κατηγορίας 2, 3 ενώθηκαν σε μια νέα κατηγορία επίπεδο 2 και τα δεδομένα κατηγορίας 4, 5 ενώθηκαν επίσης σε μια κατηγορία επίπεδο 3. Η αύξηση των δεδομένων ανά κατηγορία μέσω της μείωσης των επιπέδων πόνου από 5 σε 3 αναμένεται να έχει ως αποτέλεσμα την καλύτερη ταξινόμηση των δεδομένων στην αντίστοιχη κατηγορία αφού πλέον στην εκάστη κατηγορία υπάρχει μεγαλύτερο πλήθος δεδομένων. Στην ενότητα 5.1 σύμφωνα με τις μετρικές που ορίστηκαν για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων που παρήχθησαν από τους αλγορίθμους ταξινόμησης. Η σημαντικότερη μετρική αξιολόγησης είναι η συνολική ακρίβεια – accuracy για όλα τα επίπεδα πόνου, για κάθε σύνολο δεδομένων. Το accuracy όλων των συνόλων δεδομένων για τα 3 και 5 επίπεδα πόνου σύμφωνα με τα αποτελέσματα που αναφέρθηκαν από κάθε αλγόριθμο βρίσκονται συγκεντρωτικά στον πίνακα 22.



ΕΠΙΠΕΔΑ ΠΟΝΟΥ	ΣΥΝΟΛΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΠΛΗΘΟΣ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	SMO	NAIVE BAYES	KNN	MLP	J48	RANDOM FOREST
5 ΕΠΙΠΕΔΑ	Dataset2_Resample1	268	44.4%	29.1%	45.52%	74.25%	71.26%	<b>78.73%</b>
	Dataset2_Resample2	335	47.16%	33.73%	48.95%	75.52%	71.04%	<b>80.59%</b>
3 ΕΠΙΠΕΔΑ	Dataset3_Resample1	268	56.13%	46.09%	49.81%	78.43%	76.58%	<b>80.66%</b>
	Dataset3_Resample2	339	58.11%	43.36%	51.91%	83.48%	80.53%	<b>86.13%</b>

Πίνακας 22. Συγκεντρωτικά accuracy τριών και πέντε επιπέδων πόνου από τους ταξινομητές.

Σύμφωνα με τον παραπάνω συγκριτικό πίνακα αποτελεσμάτων από όλους αλγορίθμους ταξινόμησης για τα σύνολα δεδομένων των τριών και πέντε επιπέδων πόνου είναι εύκολο να διακριθεί ως καλύτερος ο Random Forest Classifier. Τα αποτελέσματα της τελευταίας στήλης του πίνακα που έχουν τονιστεί και ανήκουν στα αποτελέσματα του Random Forest είναι τα καλύτερα ποσοστά accuracy που έχουν επιτευχθεί για όλα τα dataset σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγόριθμους.

Ειδικότερα, στα πέντε επίπεδα πόνου τα Dataset2\_Resample1 και Dataset2\_Resample2 έχουν accuracy με τον Random Forest 78,73% και 80,59% αντίστοιχα ως το μεγαλύτερο ποσοστό που έχει επιτευχθεί στη συγκεκριμένη κατηγορία. Ο αμέσως επόμενος καλύτερος ταξινομητής είναι ο Multilayer Perceptron με accuracy 74,25% και 75.52% αντίστοιχα. Ακολουθούν με φθίνουσα σειρά οι J48, k-Nearest Neighbors kNN και Sequential Minimal Optimization SMO. Τα χειρότερα ποσοστά accuracy για την ταξινόμηση των δεδομένων στα 5 επίπεδα πόνου την έχει ο αλγόριθμος Naive Bayes με ποσοστά 29.1% και 33.73% για τα Dataset2\_Resample1 και Dataset2\_Resample2 αντίστοιχα. Παρατηρείται επίσης πως συγκριτικά τα δύο σύνολα δεδομένων των 5 επιπέδων πόνου μεταξύ τους έχουν κάτω από 5% διαφορά ως προς το accuracy που έχουν πετύχει όλοι οι αλγόριθμοι. Αν και θεωρητικά έχουν μικρή ποσοστιαία διαφορά το Dataset2\_Resample2 έχει μεγαλύτερο accuracy σε όλους τους αλγορίθμους όπως φαίνεται στον πίνακα 22. Η έκβαση αυτή είναι αναμενόμενη και θεμιτή καθώς το συγκεκριμένο dataset έχει μεγαλύτερο πλήθος δεδομένων έπειτα από το resample που έγινε με επανατοποθέτηση δεδομένων ώστε όλες οι κατηγορίες πόνου να έχουν ίσο πλήθος δεδομένων. Η ισορροπία που υπάρχει στο σύνολο δεδομένων με ίδιο πλήθος σε κάθε κατηγορία πόνου συνεισφέρει στην καλύτερη ταξινόμηση των δεδομένων από τους αλγορίθμους, συνεπώς και παρατηρείται αυτή η μικρή αλλά σημαντική ποσοστιαία αύξηση του συνολικού accuracy.

Στα τρία επίπεδα πόνου που ανήκουν τα Dataset3\_Resample1 και Dataset3\_Resample2, παρομοίως με τα 5 επίπεδα τα καλύτερα ποσοστά accuracy έχουν επιτευχθεί από τον Random Forest Classifier, με 80.66% και 86.13% αντίστοιχα για τα δύο σύνολα δεδομένων. Ο επόμενος καλύτερος στη σειρά ταξινομητής όπως προκύπτει από τον πίνακα 22 είναι ο Multilayer Perceptron με 78.43% και 83.48% αντίστοιχα για τα δύο dataset. Ακολουθούν με φθίνουσα σειρά οι J48, Sequential Minimal Optimization SMO και k-Nearest Neighbors kNN. Στο σημείο αυτό παρατηρείται διαφορά στο ποιος αλγόριθμος ανά dataset δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, αφού στα 5 επίπεδα πόνου φάνηκε ως 4<sup>ος</sup> καλύτερος ταξινομητής ο kNN ενώ στα 3 επίπεδα πόνου ο SMO. Ο ταξινομητής με τα χειρότερα ποσοστά accuracy είναι ο Naive Bayes όπως αναφέρθηκε επίσης και στα 5 επίπεδα, με τη διαφορά ότι στο Dataset3\_Resample2 παρατηρείται μικρότερο ποσοστό σε σχέση με το Dataset3\_Resample1 παρότι το πλήθος του συνόλου δεδομένων είναι μεγαλύτερο. Αντίστοιχα όμως όπως και στα 5 επίπεδα πόνου όλοι αλγόριθμοι πετυχαίνουν μεγαλύτερο ποσοστό accuracy για τα δύο σύνολα δεδομένων αφού το πλήθος του συνόλου δεδομένων στο Dataset3\_Resample2 είναι μεγαλύτερο και εξισορροπημένο για κάθε επίπεδο πόνου.

ΕΠΙΠΕΔΑ ΠΟΝΟΥ	ΣΥΝΟΛΟ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	ΠΛΗΘΟΣ ΣΥΝΟΛΟΥ	RANDOM FOREST CLASSIFIER
5 ΕΠΙΠΕΔΑ	Dataset2_Resample1	268	78.73%
	Dataset2_Resample2	335	80.59%
3 ΕΠΙΠΕΔΑ	Dataset3_Resample1	268	80.66%
	Dataset3_Resample2	339	86.13%

Πίνακας 23. Καλύτερο Accuracy (%) για κάθε dataset.

Τα ποσοστά καλύτερης ταξινόμησης σύμφωνα με το accuracy κάθε συνόλου δεδομένων όπως αναφέρθηκε προηγουμένως προέρχονται από τον Random Forest Classifier. Συγκεκριμένα, για τα πέντε επίπεδα πόνου στο Dataset2\_Resample1 η ακρίβεια είναι 78.73%, στο Dataset2\_Resample2 είναι 80.59%. Η ταξινόμηση στο 2<sup>ο</sup> dataset είναι καλύτερη λόγω του μεγαλύτερου όγκου των δεδομένων. Για τα τρία επίπεδα πόνου στο Dataset3\_Resample1 η ακρίβεια είναι 80.66%, στο Dataset2\_Resample2 είναι 86.13%. Η ταξινόμηση στο 2<sup>ο</sup> dataset είναι επίσης καλύτερη λόγω του μεγαλύτερου όγκου των δεδομένων.

Συνολικά, η πιο επιτυχημένη ταξινόμηση έγινε στα 3 επίπεδα πόνου στο Dataset3\_Resample2 το οποίο αποτελείται από 339 δεδομένα, γεγονός που το καθιστά το μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων από όλα. Το ποσοστό accuracy 86.13% που έχει επιτευχθεί κατά την ταξινόμηση είναι ένα αρκετά μεγάλο ποσοστό επιτυχίας στην εξόρυξη δεδομένων. Τα αποτελέσματα για τις δύο αναλύσεις των τριών και πέντε επιπέδων αντίστοιχα έχουν πολύ ικανοποιητικά ποσοστά επιτυχημένης ταξινόμησης. Ο αλγόριθμος Random Forest αποδείχθηκε ο πιο αξιόπιστος ταξινομητής στην παρούσα διπλωματική εργασία. Η επιτυχημένη ταξινόμηση των επιπέδων πόνου με 80.59% και 86.13% accuracy καθιστά την μελέτη του αυτόματου εντοπισμού και αξιολόγησης του πόνου εφικτή.



# Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα

## 6.1 Συμπεράσματα της Μελέτης

Στη διπλωματική εργασία «Εντοπισμός και Αξιολόγηση Πόνου με Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος» μελετήθηκε και αναλύθηκε εκτενώς η αξιολόγηση του πόνου για κάθε επίπεδο από Καθόλου Πόνο έως και Αφόρητο πόνο μέσω της ανάλυσης των ηλεκτροφυσιολογικών σημάτων του εγκεφάλου. Έπειτα από συλλογή δεδομένων μέσω της πειραματικής διαδικασίας και χρήσης του πρωτοκόλλου Cold Pressor Test (CPT) δημιουργήθηκαν βάσεις δεδομένων για την εκπαίδευση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν ως χαρακτηριστικά η σχετική πυκνότητα ισχύος (Power Spectral Density – PSD) κάθε ηλεκτροδίου εκ των δεκατεσσάρων της συσκευής καταγραφής και η κλάση του κάθε επιπέδου πόνου. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν τέσσερα σύνολα δεδομένων που παρήχθησαν από το αρχικό μέσω resampling των δεδομένων με δύο διαφορετικές παραμετροποιήσεις στο φίλτρο resampling. Συνολικά 6 αλγόριθμοι ταξινόμησης συμμετείχαν στην μελέτη: Sequential Minimal Optimization (SMO), Naive Bayes, k-Nearest Neighbors (kNN), Multilayer Perceptron, J48 και Random Forest. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που αναλύθηκαν στο 5<sup>ο</sup> Κεφάλαιο ο Random Forest Classifier αποδείχθηκε ως ο πιο αξιόπιστος ταξινομητής για κάθε σύνολο δεδομένων με μεγαλύτερα ποσοστά σε accuracy στα 5 επίπεδα πόνου 80.59% και 86.13% στα 3 επίπεδα αντίστοιχα.

Σύμφωνα με τα προαναφερθέντα, συμπεραίνεται πως ο εντοπισμός και η αξιολόγηση του πόνου με ανάλυση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος είναι εφικτά με μεγάλη ακρίβεια. Η μελέτη πραγματοποιήθηκε σε υγιείς εθελοντές/ντριες συνεπώς η αυτόματη αξιολόγηση του πόνου σε ασθενείς με χρόνιες παθήσεις είναι πιθανό να απαιτεί διαφορετικές παραμέτρους για καλύτερη αξιοπιστία.

### 6.1.1 Συγκριτική Μελέτη

Η έρευνα που υλοποιήθηκε στο πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας βασίστηκε σε προηγούμενες σχετικές μελέτες για την αυτόματη αξιολόγηση του πόνου. Σύμφωνα με την ενότητα 3.2 που αναλύθηκαν τα στοιχεία παρόμοιων ερευνών με τη μελέτη της εργασίας παρατίθενται στον πίνακα 24. Τα αποτελέσματα που παρουσίασαν οι μελέτες σε συνδυασμό της παρούσας μελέτης αλλά και της μελέτης που προηγήθηκε από τον υποψήφιο διδάκτορα του τμήματος Παναγιώτη Μπονώτη, ο οποίος πραγματοποίησε την ίδια μελέτη με διαφορετικές παραμετροποιήσεις στην εκτέλεση ακολουθούν παρακάτω.

Θέμα Έρευνας Χρονολογία	Συγγραφείς	Μελέτη πόνου	Πρωτόκολλο	Αλγόριθμος	Accuracy (%)
Automated Assessment of Pain Intensity based on EEG Signal Analysis  2019 [23]	Panagiotis A. Bonotis, Dimosthenis C. Tsouros, Panagiotis N. Smyrlis, Alexandros T. Tzallas, Nikolaos	5 επίπεδα πόνου	CPT	Stochastic Forest	72.7%
				J48	51.0%
				Random Forest	69.4%

	Giannakeas, Evripidis Glavas, Markos G. Tsipouras	3 επίπεδα πόνου		Multilayer Perceptron	62.4%
				Stochastic Forest	67.9%
				J48	55.5%
				Random Forest	65.1%
				Multilayer Perceptron	63.6%
A Novel Classification Strategy to Distinguish Five Levels of Pain Using the EEG Signal Features 2018 [22]	T. Nezam , R. Boostani, V. Abootalebi , K. Rastegar	5 επίπεδα πόνου	CPT	SVM	62%
				kNN	60%
		3 επίπεδα πόνου		SVM	83%
				kNN	80%
Quantifying and Characterizing Tonic Thermal Pain across Subjects from EEG Data using Random Forest Models 2017 [17]	Vishal Vijayakumar, Michelle Case, Sina Shirinpour, and Bin He* , Fellow, IEEE	Υπαρξη vs απουσία πόνου	τονικό θερμικό ερέθισμα χορηγήθηκε χρησιμοποιώντας έναν θερμικό διεγέρτη	Random forest	<b>89.45%</b>
Assessment of Machine Learning Techniques used for EEG based Pain Monitoring 2021 [21]	Răciu Ionela Mirela, Daniela Hossu, Andrei Hossu	Υπαρξη vs απουσία πόνου	εργαλείο τομής που εφαρμόστηκε στη φτέρνα (λόγχη φτέρνας),	SVM	65%
<b>Παρούσα Διπλωματική εργασία</b>	Ιορδανίδου Αθηνά	5 επίπεδα πόνου	CPT	SMO	47.16%
				Naive Bayes	33.73%
				kNN	48.95%
				MLP	75.52%
				J48	71.04%
				Random Forest	<b>80.59%</b>

				SMO	58.11%
				Naive Bayes	46.09%
				kNN	51.91%
				MLP	83.48%
				J48	80.53%
				Random Forest	<b>86.13%</b>

Πίνακας 24. Accuracy σχετικών ερευνών.

Οι έρευνες που χρησιμοποιήθηκαν για την συγκριτική μελέτη βασίζονται στην φασματική ανάλυση των raw EEG δεδομένων όπως και η παρούσα εργασία. Σύμφωνα με τα παραπάνω δεδομένα για την ταξινόμηση του πόνου το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας ταξινόμησης έγινε στην μελέτη της ύπαρξης ή απουσίας πόνου με χρήση θερμικού ερεθίσματος για προσομοίωση του πόνου και μέσω του αλγόριθμου Random Forest, με ποσοστό 89.45% accuracy. Η μελέτη της έντασης του πόνου σε επίπεδα κλιμάκωσης του πόνου αποτελεί μια λίγο πιο σύνθετη έρευνα στο τομέα αυτό καθώς απαιτεί μεγάλο πλήθος δεδομένων και ακρίβεια διαχωρισμού των σημάτων σε επίπεδα πόνου ώστε να είναι εφικτή η ταξινόμηση τους μέσω μηχανικής μάθησης. Η μελέτες που έχουν προηγηθεί για την ταξινόμηση του πόνου σε διαφορετικά επίπεδα έχουν φέρει πολύ θετικά αποτελέσματα όπως φαίνεται στον πίνακα 24. Συγκριτικά οι μελέτες που έχουν ερευνήσει την ταξινόμηση του πόνου σε 3 και σε 5 επίπεδα έντασης έχουν καταφέρει υψηλότερα ποσοστά accuracy 72.7% στα 5 επίπεδα πόνου με τον Stochastic Forest και 83% στα 3 επίπεδα πόνου με τον SVM. Η παρούσα μελέτη παρουσιάζει μια μικρή βελτίωση, αλλά ελπιδοφόρα για την συνέχιση των μελετών στον τομέα, μέσω του αλγορίθμου Random Forest. Συγκεκριμένα, στα 5 επίπεδα πόνου έχει επιτευχθεί 80.6% accuracy ταξινόμηση και στα 3 επίπεδα πόνου 86.2%. Τα ποσοστά ακρίβειας που έχουν επιτευχθεί στην μελέτη της διπλωματικής εργασίας αποτελούν πλέον τα υψηλότερα μεταξύ των μελετών στη ταξινόμηση των επιπέδων πόνου. Επίσης, αν και ο αλγόριθμος Random Forest παράγαγε τα αποτελέσματα ταξινόμησης με μεγαλύτερη ακρίβεια από όλους τους υπολοίπους, ο Multilayer Perceptron αποδεικνύεται ως ένας επίσης πολύ αξιόπιστος αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για την μελέτη σημάτων EEG.

Είναι άξιο επισήμανσης να ειπωθεί στο σημείο αυτό πως ο ορισμός κατάλληλου χρονικού παραθύρου για κάθε σήμα EEG που αναλύεται, η μέθοδος φιλτραρίσματος, ο καθορισμός των καταλληλότερων κριτηρίων εξαγωγής των χαρακτηριστικών όπως η φασματική πυκνότητα ισχύος κάθε ρυθμού, δέλτα, θήτα, άλφα, βήτα και γάμα καθώς επίσης και στην κατάλληλη παραμετροποίηση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης καθορίζουν απόλυτα την απόδοση που θα επιτευχθεί σε αντίστοιχη έρευνα. Τα αποτελέσματα που εξάγονται από τη ανάλυση και ταξινόμηση των EEG σημάτων βασίζονται στην ολοκληρωμένη μελέτη όλων αυτών των κριτηρίων, ώστε να υπάρχει βελτιστοποίηση της έρευνας.

Σύμφωνα με όσα έχουν αναφερθεί τα αποτελέσματα της παρούσας έρευνας είναι αρκετά θετικά, παρουσιάζοντας μια μικρή βελτίωση σε σχέση με προηγούμενες έρευνες. Η έκβαση της μελέτης αυτής μπορεί να αποτελέσει μια ώθηση στην βελτιστοποίηση των παραμέτρων που χρησιμοποιούνται σε τέτοιου είδους ερευνών ώστε να υπάρξει μελλοντικά μια αυτοματοποιημένη αξιολόγηση του πόνου με όσο το δυνατόν βέλτιστη ακρίβεια.

## 6.1.2 Περιορισμοί

Κατά την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας οι κυριότεροι περιορισμοί συναντήθηκαν στην διεκπεραίωση της πειραματικής διαδικασίας. Συγκεκριμένα, ήταν απαραίτητη η εύρεση ειδικού χώρου πειραμάτων ώστε να υπάρχει ησυχία για την αποφυγή θορύβων στο σήμα. Επιπλέον, μια ακόμη δυσκολία που αντιμετωπίστηκε ήταν η διατήρηση της θερμοκρασίας του νερού σταθερή ώστε να μην γίνεται πιο ανεκτό με την πάροδο του χρόνου και προκληθούν δυσαρμονίες στα επίπεδα του πόνου ανά εθελοντή. Σχετικά με την συσκευή καταγραφής σε ορισμένες περιπτώσεις παρουσιάστηκαν αδυναμίες στην ασύρματη επικοινωνίες, γεγονός που προκάλεσε την καθυστέρηση στη διαδικασία των πειραμάτων. Συνεπώς στις περιπτώσεις αυτές έπρεπε να διακοπεί η διαδικασία και να γίνει επανέναρξη του πειράματος.

Στο στάδιο της επεξεργασίας παρατηρήθηκαν κάποιες δυσκολίες στον χειροκίνητο καθαρισμό των σημάτων. Αυτό φάνηκε και στα σήματα που παρέμειναν στη βάση δεδομένων σε σχέση με το πλήθος των καταγραφών, αφού πολλά σήματα είχαν αρκετό θόρυβο με αποτέλεσμα να μην υπάρχει αρκετή αξιοποιήσιμη πληροφορία και να απορριφθούν.

Η κυριότερη παρεμπόδιση στην μελέτη που δημιουργήθηκε ήταν στην εξαγωγή των χαρακτηριστικών των σημάτων, δηλαδή της φασματικής πυκνότητας ισχύος κάθε κανονικού ρυθμού και ηλεκτροδίου. Η δυσκολία αυτή δημιουργήθηκε λόγω ότι στην αρχή της μελέτης είχε επιλεχθεί να γίνει ανάλυση των χαρακτηριστικών μέσω EEGLAB και το Plugin Darbeliai, ενώ τελικώς έγινε με συγγραφή κώδικα σε Python μέσω YASA και MNE βιβλιοθηκών. Το plugin Darbeliai [28] είναι λογισμικό σχεδιασμένο για την επεξεργασία των σημάτων EEG στο πεδίο των συχνοτήτων μέσω μετασχηματισμού Fast Fourier Transform FFT. Λόγω ότι το plugin λειτουργούσε με ένα GUI το οποίο είχε προκαθορισμένες συναρτήσεις μέσω Matlab κατά την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υπήρχαν errors στον κώδικα της εφαρμογής που δεν μπορούσαν να επιλυθούν. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα την αλλαγή της μεθόδου εξαγωγής των χαρακτηριστικών των σημάτων σε κώδικα υπολογισμού του Power Spectral Density PSD μέσω python.

Παρά τις όσες δυσκολίες εμφανίστηκαν κατά την εκπόνηση της διπλωματικής εργασίας η επίλυση των ζητημάτων συνέβαλε σημαντικά στην απόκτηση γενικών γνώσεων και στην βελτιστοποίηση της ίδιας της μελέτης.

## 6.2 Μελλοντική Εργασία

Η μελέτη που πραγματοποιήθηκε έγινε σε σήματα ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος που έχουν υποστεί φίλτρα αφαίρεσης θορύβου και απόρριψης λαθών. Όλες οι αναλύσεις που υλοποιήθηκαν έγιναν σε δεύτερο χρόνο από τις καταγραφές συνεπώς η ταξινόμηση του πόνου σε πραγματικό χρόνο θα αποτελούσε μια πολύ σημαντική μελέτη ώστε να γίνει πραγματικότητα ο εντοπισμός και αξιολόγηση πόνου σε ασθενείς που δεν μπορούν να επικοινωνήσουν την ύπαρξη ή/ και ένταση του πόνου που βιώνουν. Η υλοποίηση λογισμικών που επικοινωνούν σε πραγματικό χρόνο με ασύρματες ή μη συσκευές ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος για να πραγματοποιούν εντοπισμό του πόνου σε μονάδες περίθαλψης μη-επικοινωνιακών ασθενών και μη, θα μπορούσε να είναι μια πολύ ενδιαφέρουσα μελέτη στο χώρο της ιατρικής. Μια ενδιαφέρουσα έρευνα είναι η αναζήτηση των μετρικών EEG σημάτων που σχετίζονται μόνο με τον πόνο όπως η μελέτη συγκεκριμένων περιοχών του εγκεφάλου και σημάτων που προέρχονται από τις αντίστοιχες περιοχές.





# Παράρτημα Α – Ερωτηματολόγιο Μελέτης



## Research Ethics Review Committee (WHO ERC)

20, AVENUE APPIA – CH-1211 GENEVA 27 – SWITZERLAND – [HTTP://WWW.WHO.INT/ETHICS/REVIEW-COMMITTEE](http://www.who.int/ethics/review-committee)

**Έντυπο συγκατάθεσης κατόπιν ενημέρωσης για  
κλινικές μελέτες**



ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ  
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ & ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΑΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ  
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ



UNIVERSITY OF  
WESTERN MACEDONIA

### [Έντυπο συγκατάθεσης κατόπιν ενημέρωσης για το Cold Pressor Test (CPT)]

*Αυτή η δήλωση συγκατάθεσης είναι για οποιονδήποτε που προσκαλείται να συμμετέχει σε έρευνα στο Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας στα πλαίσια διπλωματικής εργασίας με τίτλο «Εντοπισμός και Αξιολόγηση Πόνου με Ανάλυση ΗΕΓ».*

**Ερευνητής Ιορδανίδου Αθηνά**  
**Συνεργάτης Ερευνητής Μπρονότης Παναγιώτης**  
**Επιβλέπων Δρ. Τσίπουρας Μάρκος**  
**Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών ΠΑΜ**

#### Μέρος 1: Πληροφορίες

##### Εισαγωγή

Ονομάζομαι Αθηνά Ιορδανίδου, είμαι προπτυχιακή φοιτήτρια του τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών του ΠΑΜ. Το Cold Pressor Test (CPT) είναι μέρος της έρευνας που πραγματοποιώ στα πλαίσια της διπλωματικής μου εργασίας. Σας προσκαλώ να γίνετε μέρος της έρευνας. Παρακάτω υπάρχουν αναλυτικές πληροφορίες για το πείραμα και το σκοπό της έρευνας.

##### Σκοπός της έρευνας

Η αξιολόγηση του πόνου είναι ένας πολύ σημαντικός παράγοντας για τη διευκόλυνση της διάγνωσης ασθενειών. Στην περίπτωση των μη επικοινωνιακών ασθενών, που δε μπορούν να εξηγήσουν την αιτία ή την ένταση του πόνου τους, είναι δύσκολο ή ακόμη αδύνατο να εντοπιστεί το πρόβλημα και να καθοριστεί η θεραπεία. Η αυτόματη αξιολόγηση του πόνου θα βοηθούσε ιδιαίτερα τους ασθενείς με χαμηλό Glasgow Comma Scale, γνωστός δείκτης μέτρησης του επιπέδου συνείδησης.

##### Είδος ερευνητικής παρέμβασης

Το πείραμα θα περιλαμβάνει αίσθηση έντονου κρύου στο χέρι.

##### Εθελοντική συμμετοχή

Η συμμετοχή σας στο πείραμα είναι αποκλειστικά εθελοντική. Είναι επιλογή σας αν θέλετε να συμμετέχετε. Αν επιλέξετε να συμμετέχετε στην έρευνα της εργασίας, θα πραγματοποιήσετε ένα CPT όπως εξηγείται παρακάτω. Μπορείτε να αλλάξετε γνώμη αργότερα και να μη συμμετέχετε σε περίπτωση που δεν το επιθυμείτε, ακόμη και αν συμφωνήσατε προηγουμένως.

1

ΕΡΩΤΗΜΑΤΟΛΟΓΙΑ – ΕΝΤΥΠΟ ΕΝΗΜΕΡΩΣΗΣ ΚΑΙ ΣΥΓΚΑΤΑΘΕΣΗΣ ΣΕΛΙΔΑ 1

### **Πληροφορίες για το Cold Pressor Test (CPT)**

Το CPT βασίζεται στη βύθιση του χεριού του εθελοντή σε παγωμένο νερό 0-3°C για συνήθως 2-3 λεπτά, εφόσον ο πόνος να είναι αφόρητος όπου σταματά το πείραμα.

### **Διαδικασίες και Πρωτόκολλο**

#### **Περιγραφή της διαδικασίας**

Στην αρχή της διαδικασίας θα σας ζητηθεί να καθίσετε άνετα και να παραμείνετε σε ηρεμία κοιτώντας έναν άδειο τοίχο για την αποφυγή παρεμβολών. Εφόσον τακτοποιηθείτε θα σας ζητηθεί να βυθίσετε με ηρεμία το δεξί/αριστερό σας χέρι στο παγωμένο νερό. Παράλληλα, θα διεξάγεται μια καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος. Το άλλο σας χέρι θα χρησιμοποιηθεί ως ένδειξη του επιπέδου του πόνου όπως περιγράφεται στον παρακάτω πίνακα. Χτυπώντας το αντίστοιχο δάχτυλο στην επιφάνεια, δείχνετε το ανάλογο επίπεδο του πόνου.

<b>Επίπεδα πόνου</b>	<b>Ένταση πόνου</b>	<b>Αντίστοιχο δάχτυλο</b>
Επίπεδο 1	Λίγος πόνος	Αντίχειρας
Επίπεδο 2	Μέτριος πόνος	Δείκτης
Επίπεδο 3	Υψηλός πόνος	Μέσος
Επίπεδο 4	Αβάσταχτος πόνος	Παράμεσος

Η έναρξη της διαδικασίας γίνεται τη στιγμή που βυθίζετε το χέρι στο παγωμένο νερό. Με έναν ήρεμο χτύπο δείχνετε κάθε επίπεδο από 1-4. Τη στιγμή που θα χτυπήσετε το μικρό σας δάχτυλο στην επιφάνεια για να δείξετε τον αβάσταχτο πόνο, προετοιμάζεστε για την εξαγωγή του χεριού από το νερό, μετρώντας μέχρι το 3. Θα σας παρέχεται ζεστή και στεγνή πετσέτα για να αποκατασταθεί η φυσιολογική θερμοκρασία του χεριού σας.

#### **Διάρκεια**

Η διάρκεια της πειραματικής διαδικασίας κυμαίνεται περίπου στη 1 ώρα συνολικά αναλόγως τον/την εθελοντή/εθελόντρια και πραγματοποιείται δύο φορές στο διάστημα αυτό.

#### **Παρενέργειες**

Σε προηγούμενες έρευνες που εφάρμοζαν το πρωτόκολλο CPT, δεν έχουν παρατηρηθεί σωματικές ή ψυχικές βλάβες και παρενέργειες εκτός από το αίσθημα του κρύου στο χέρι.

#### **Ρίσκα**

Δεν υπάρχουν.

#### **Εμπιστευτικότητα**

Τα προσωπικά σας δεδομένα θα παραμείνουν απολύτως εμπιστευτικά.

#### **Κοινοποίηση αποτελεσμάτων**

Τα εξαγόμενα δεδομένα από το πείραμα θα κοινοποιηθούν μόνο μεταξύ της ερευνητικής ομάδας στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας.

#### **Δικαίωμα άρνησης ή απόσυρσης**

Έχετε το δικαίωμα να αρνηθείτε να συμμετέχετε ή να αποσυρθείτε από τη διαδικασία οποιαδήποτε στιγμή το επιθυμείτε, σε περίπτωση που σας προκαλεί οποιαδήποτε είδους ενόχληση.

#### **Επικοινωνία**

Αν έχετε οποιαδήποτε απορία σχετικά με το πείραμα μπορείτε να επικοινωνήσετε στην διεύθυνση email [ece01333@uowm.gr](mailto:ece01333@uowm.gr).

### ΠΡΟΣΩΠΙΚΟ ΙΑΤΡΙΚΟ ΙΣΤΟΡΙΚΟ

#### Επιλέξτε/ Συμπληρώστε τα παρακάτω

1. Παρακαλώ σημειώστε αλλεργίες (π.χ. πάγος) ;	
2. Παίρνετε κάποια φαρμακευτική αγωγή;	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
3. Υπάρχει περίπτωση να είστε έγκυος;	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
4. Έχετε ψυχιατρικά προβλήματα;	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
5. Εμφυτεύματα: (π.χ. βηματοδότης, απινιδωτής)	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
6. Έχετε κάνει ποτέ παγοθεραπεία (π.χ. Αν είστε αθλητής αθλήτρια) ;	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
7. Έχετε κάποια εγκεφαλική κάκωση?	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
8. Έχετε κάνει ποτέ εξέταση με ηλεκτροεγκεφαλογράφο?	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ
9. Έχετε πει καφέ ή αλκοόλ τις προηγούμενες 6 ώρες?	<input type="checkbox"/> ΝΑΙ <input type="checkbox"/> ΟΧΙ

### ΥΠΟΧΡΕΩΤΙΚΗ ΠΡΟΕΤΟΙΜΑΣΙΑ ΠΡΙΝ ΤΗΝ ΠΕΙΡΑΜΑΤΙΚΗ ΔΙΑΔΙΚΑΣΙΑ

1. Αποφύγετε να φάτε 2 ώρες πριν το πείραμα.
2. Αποφύγετε να καταναλώσετε αλκοόλ ή καφεΐνη τουλάχιστον 6 ώρες πριν το πείραμα.
3. Αποφύγετε να χρησιμοποιήσετε προϊόντα περιποίησης μαλλιών όπως σπρέι, λάδι, κεριά κ.α. πριν το πείραμα.

Έχω διαβάσει τις παραπάνω πληροφορίες ή μου τις έχουν διαβάσει. Είχα την ευκαιρία να κάνω σχετικές ερωτήσεις και όποιες ερωτήσεις έκανα έχουν απαντηθεί με ικανοποίηση. Συναινώ οικειοθελώς να συμμετάσχω ως συμμετέχων στην παρούσα έρευνα.

Όνομα Συμμετέχοντα \_\_\_\_\_ Υπογραφή Συμμετέχοντα \_\_\_\_\_

Ημερομηνία  
ημέρα/μήνας/έτος

Έχω δει την ακριβή ανάγνωση του εντύπου συγκατάθεσης στον πιθανό συμμετέχοντα και το άτομο είχε την ευκαιρία να κάνει ερωτήσεις. Επιβεβαιώνω ότι το άτομο έχει δώσει τη συγκατάθεσή του ελεύθερα.

Όνομα μάρτυρα \_\_\_\_\_ Υπογραφή μάρτυρα \_\_\_\_\_

Ημερομηνία  
ημέρα/μήνας/έτος

Δήλωση του ερευνητή/ ατόμου που λαμβάνει τη συγκατάθεσή του  
Έχω διαβάσει με ακρίβεια το φύλλο πληροφοριών στον πιθανό συμμετέχοντα και στο μέτρο των δυνατοτήτων μου βεβαιώθηκα ότι ο συμμετέχων κατανοεί ότι θα γίνουν τα εξής:

1. Θα συμμετέχει εθελοντικά σε πειραματική έρευνα
2. Θα αισθανθεί πόνο/ ενόχληση λόγω πάγου στο χέρι
3. Θα καταγραφούν τα εγκεφαλικά του σήματα

Επιβεβαιώνω ότι δόθηκε στον συμμετέχοντα η ευκαιρία να κάνει ερωτήσεις σχετικά με τη μελέτη και όλες οι ερωτήσεις που τέθηκαν από τον συμμετέχοντα έχουν απαντηθεί σωστά και στο μέγιστο των δυνατοτήτων μου. Επιβεβαιώνω ότι το άτομο δεν έχει εξαναγκαστεί να δώσει τη συγκατάθεσή του και ότι η συγκατάθεση δόθηκε ελεύθερα και οικειοθελώς.

Αντίγραφο αυτού του εντύπου έχει δοθεί στον συμμετέχοντα..

Όνομα του ερευνητή/ ατόμου που λαμβάνει τη συγκατάθεση του *Ιορδανίδου Αθηνά*

Υπογραφή του ερευνητή/ ατόμου που λαμβάνει τη συγκατάθεση του \_\_\_\_\_

Ημερομηνία \_\_\_\_\_  
ημέρα/μήνας/έτος

## Παράρτημα Β – Κώδικας Εξαγωγής Χαρακτηριστικών σε Python

```
import pandas as pd
import mne
import yasa
import os
from pandas import DataFrame
from scipy.signal import welch

basepath =
r'C:\Users\hp\OneDrive\Υπολογιστής\THMMY\Διπλωματική\DATASETS_OFFICIAL\DATASET2_6SEC\final'
database = pd.DataFrame()

#Calculate Power Spectral Density of EEG bands (PSD)
def calculate_psd(basepath, entry):

    print("Calculating relative power spectrum of file :", entry)
    # Load data as a MNE Raw file
    raw = mne.io.read_raw_edf(basepath + "\\\" + entry, preload=True, verbose=0)

    # Keep only the EEG channels
    raw.pick_types(eeg=True)

    #Apply bandpass filter, lowpass 50Hz and highpass 0.5Hz.
    # raw.filter(0.5, 60)

    # Extract the data and convert from V to uV
    data = raw.get_data(units="uV")
    sf = raw.info['sfreq']
    channels = raw.ch_names

    # Have a look at the data
    print('Chan =', channels)
    print('Sampling frequency =', sf, 'Hz')
    print('Data shape =', data.shape)

    win = int(4 * sf) # Window size is set to 4 seconds
    freqs, psd = welch(data, sf, nperseg=win, average='median')

    print(freqs.shape, psd.shape) # psd has shape (n_channels, n_frequencies)

    # Relative bandpower per channel on the whole recording (entire data)
    bp: DataFrame = yasa.bandpower(data, sf=sf, ch_names=channels, bands=[
        (0.5, 4, "Delta"),
        (4, 8, "Theta"),
        (8, 13, "Alpha"),
        (13, 35, "Beta"),
        (35, 60, "Gamma"),
    ])
    print(bp)
    return bp

#Read every file in EEG database directory for processing
for entry in os.listdir(basepath):
    if os.path.isfile(os.path.join(basepath, entry)):
        psd_data = calculate_psd(basepath, entry)
        psd_data = psd_data.unstack().to_frame().T
        psd_data.columns = psd_data.columns.map('{0[0]}_{0[1]}'.format)
        filename = entry
        psd_data['data file'] = filename
        database = database.append(psd_data)

# convert and save as csv file the power spectral density of files.
database.to_csv(r"C:\Users\hp\OneDrive\Υπολογιστής\relative power.csv")
```

**ΚΩΔΙΚΑΣ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΧΑΡΑΚΤΗΡΗΣΤΙΚΩΝ ΣΗΜΑΤΩΝ ΣΕ ΡΥΘΜΟΝ**



# Βιβλιογραφία

---

- [1] Α. Ράμμος. Νευρικό σύστημα ανθρώπου, Οκτώβριος 2022, Διαθέσιμο από: <http://www.dr-rammos.gr/index.php/faiouxromokkytoma-2/o-diachorismos-tou-nevrikoysystimatos/periferiko-nevriko-systima>
- [2] Γ. Ε. Κυριακού, «Νευρικό σύστημα: Ελέγχει τη λειτουργία και το συντονισμό του οργανισμού», Οκτώβριος 2022, διαθέσιμο από: <https://www.proionta-tis-fisis.com/nevriko-systima-eleghei-ti-leitourgia-kai-to-syntonismo-tou-organismou/>
- [3] Μ. Τσιπούρας, Ν. Γιαννακέας, Ε. Καρβούνης, Α. Τζάλλας, Ιατρική πληροφορική [Προπτυχιακό εγχειρίδιο], Κάλλιππος, Ανοικτές Ακαδημαϊκές Εκδόσεις, 2015. <https://hdl.handle.net/11419/2975>.
- [4] Δ. Βαρθαλίτης, «Βασικές Γνώσεις Ανατομίας του Εγκεφάλου», Νοέμβριος 2022, διαθέσιμο από: <https://pediatric-neurosurgery.com/anatomy>.
- [5] Α. Αστορίνης, Μ. Κωστάκη-Αποστόλου, Φ. Μπαρώννα-Μάμαλη, Β. Περάκη, Π. Πιάλογλου, Βιολογία Α' Τάξης Ενιαίου Λυκείου, Υπουργείο Εθνικής Παιδείας και Θρησκευμάτων, Οργανισμός Εκδόσεως Διδακτικών Βιβλίων, Αθήνα, 1999.
- [6] Α. Τζάλλας, Διδακτορική Διατριβή, «Αυτόματη Διάγνωση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος.», Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Σχολή Επιστημών Υγείας, Τμήμα Ιατρικής, Ιωάννινα, 2009.
- [7] E. Johnson, A. Χαρχαντή, Νεύρο-Ανατομία, Μέρος 1: Νευρικός Ιστός. Κεφάλαιο 1. Νευρώνες, 2012.
- [8] Ελληνική Εταιρία Αλγολογίας, «Αναθεωρημένος Ορισμός του Πόνου από την IASP», Νοέμβριος 2022, διαθέσιμο από: [https://www.algologia.org/?option=com\\_content&view=article&id=101&fontstyle=f-larger](https://www.algologia.org/?option=com_content&view=article&id=101&fontstyle=f-larger)
- [9] Ελληνική Εταιρία Αλγολογίας, «Θέματα Συνεχιζόμενης Εκπαίδευσης στην Αλγολογία», Αθήνα, 2017.
- [10] Κ. Σιδηροπούλου, Βασικές αρχές λειτουργίας του νευρικού συστήματος Από τη Νευροφυσιολογία στη συμπεριφορά, Ε. Κ. Νευροφυσιολογίας, Τ. Βιολογίας, and Π. Κρήτης.
- [11] Μ. Μικροβασίλη, Διπλωματική Εργασία, «Η Αναγνώριση, η Αξιολόγηση και η Αντιμετώπιση του Πόνου στις Μονάδες Εντατικής Θεραπείας της Αττικής.», Αθήνα, 2020.
- [12] Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Φυσιολογία ΙΙ, Τμήμα Ιατρικής, «Το Νευρικό Σύστημα -Ανατομία του Νευρικού Συστήματος».
- [13] F. Kavak Akelma, S. Altinsoy, M. T. Arslan, and J. Ergil, "Effect of favorite music on postoperative anxiety and pain," *Anaesthesist*, vol. 69, no. 3, pp. 198–204, Mar. 2020, doi: 10.1007/s00101-020-00731-8.

- [14] Y. Lin et al., "Experimental Exploration of Objective Human Pain Assessment Using Multimodal Sensing Signals," *Front Neurosci*, vol. 16, Feb. 2022, doi: 10.3389/fnins.2022.831627.
- [15] S. F. Bunk, S. Lautenbacher, J. Rüsseler, K. Müller, J. Schultz, and M. Kunz, "Does EEG activity during painful stimulation mirror more closely the noxious stimulus intensity or the subjective pain sensation?," *Somatosens Mot Res*, vol. 35, no. 3-4, pp. 192-198, Oct. 2018, doi: 10.1080/08990220.2018.1521790.
- [16] G. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference (41st: 2019: Berlin, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, and Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) : Biomedical Engineering Ranging from Wellness to Intensive Care : 41st EMB Conference 2019 : July 23-27, Berlin.
- [17] V. Vijayakumar, M. Case, S. Shirinpour, and B. He, "Quantifying and Characterizing Tonic Thermal Pain Across Subjects From EEG Data Using Random Forest Models," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 64, no. 12, pp. 2988-2996, Dec. 2017, doi: 10.1109/TBME.2017.2756870.
- [18] J. Kagita and Y. Mitsukura, "Quantification of Pain Degree Using EEG with Simple Device," 2018.
- [19] European Study Group on Cardiovascular Oscillations. Conference (11th: 2020: Online), Università di Pisa, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, and Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2020 11th Conference of the European Study Group on Cardiovascular Oscillations (ESGCO): computation and modelling in physiology new challenges and opportunities : Pisa, Italy - July 15th, 2020, virtual conference.
- [20] L. B. Kisler et al., "Bi-phasic activation of the primary motor cortex by pain and its relation to pain-evoked potentials – an exploratory study," *Behavioural Brain Research*, vol. 328, pp. 209-217, Jun. 2017, doi: 10.1016/j.bbr.2017.04.006.
- [21] R. I. Mirela, D. Hossu, and A. Hossu, "Assessment of Machine Learning Techniques used for EEG based Pain Monitoring," in *Proceedings - 2021 23rd International Conference on Control Systems and Computer Science Technologies, CSCS 2021*, May 2021, pp. 232-237. doi: 10.1109/CSCS52396.2021.00045.
- [22] T. Nezam, R. Boostani, V. Abootalebi, and K. Rastegar, "A Novel Classification Strategy to Distinguish Five Levels of Pain Using the EEG Signal Features," *IEEE Trans Affect Comput*, vol. 12, no. 1, pp. 131-140, Jan. 2021, doi: 10.1109/TAFFC.2018.2851236.
- [23] P. A. Bonotis et al., "Automated assessment of pain intensity based on EEG signal analysis," in *Proceedings - 2019 IEEE 19th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering, BIBE 2019*, Oct. 2019, pp. 583-588. doi: 10.1109/BIBE.2019.00111.
- [24] Edgar A. Hines Jr.; George E. Brown (1936). The cold pressor test for measuring the reactivity of the blood pressure: Data concerning 571 normal and hypertensive subjects. , 11(1), 1-9. doi:10.1016/s0002-8703(36)90370-8.
- [25] Emotiv Epoc X, User Manual, Δεκέμβριος 2022, διαθέσιμο από: <https://emotiv.gitbook.io/epoc-x-user-manual/>



- [26] S. Jarvis, Cardiovascular Regulation Laboratory, University of Northern Arizona, Δεκέμβριος 2022, διαθέσιμο από: <https://nau.edu/biological-sciences/cardiovascular-regulation-laboratory/>
- [27] EEGLAB, Software EEGLAB Toolbox, Δεκέμβριος 2022, διαθέσιμο από: <https://eeglab.org/>
- [28] M. Baranauskas, EEGLAB Darbeliai Plugin, Ιανουάριος 2022, διαθέσιμο από: [https://github.com/embar-/eeglab\\_darbeliai/wiki/1.-Purpose-and-features](https://github.com/embar-/eeglab_darbeliai/wiki/1.-Purpose-and-features)
- [29] Eibe Frank, Mark A. Hall, and Ian H. Witten, The WEKA Workbench. Online Appendix for "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016.
- [30] Ranjita Kumari Dash, Selection Of The Best Classifier From Different Datasets Using Weka, International Journal Of Engineering Research and Technology (IJERT) Volume 02, Issue 03, March 2013.
- [31] Faisal, S. and Meenu, T. V., EEG Processing Using VHBCSE Based FIR Filter, May 2021, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3856670>
- [32] Ouyang D, Yuan Y, Li G, Guo Z. The Effect of Time Window Length on EEG-Based Emotion Recognition. Sensors (Basel). 2022 Jun 30;22(13):4939. doi: 10.3390/s22134939. PMID: 35808434; PMCID: PMC9269830.
- [33] R. Vallat, YASA software - python library, Φεβρουάριος 2023, διαθέσιμο από: <https://raphaelvallat.com/index.html#five>
- [34] Alexandre Gramfort, Martin Luessi, Eric Larson, Denis A. Engemann, Daniel Strohmeier, Christian Brodbeck, Roman Goj, Mainak Jas, Teon Brooks, Lauri Parkkonen, and Matti S. Hämäläinen. MEG and EEG data analysis with MNE-Python. Frontiers in Neuroscience, 7(267):1-13, 2013. doi:10.3389/fnins.2013.00267.
- [35] Vujović, Ž. (2021). A case study of the application of WEKA software to solve the problem of liver inamation. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-464435/v1>
- [36] Glasgow Coma Scale G. Teasdale, Ιανουάριος 2023, διαθέσιμο από: <https://www.glasgowcomascale.org/>
- [37] University of Yale, VAS Pain Scale, Ιανουάριος 2023, διαθέσιμο από: <https://assessment-module.yale.edu/im-palliative/visual-analogue-scale>
- [38] Π. Ρήγας, Εργαστήριο Φυσιολογίας ΙΙ, Ιανουάριος 2023, διαθέσιμο από: <http://www.teiath.gr/userfiles/akanellou/phys2%20fyll3%20electoegefalogramm.pdf>
- [39] Γ. Πολυμέρου, «Ανίχνευση Φάσματος σε Γνωστικά Συστήματα Ραδιοεπικοινωνιών με τη χρήση Ανιχνευτών Ενέργειας», Διπλωματική Εργασία ΑΠΘ, Θεσσαλονίκη, 2010. <http://ikee.lib.auth.gr/record/114580/files/polymerou.pdf>
- [40] Σ. Καραμπόγιας, Φασματική Πυκνότητα Ισχύος, Φεβρουάριος 2023, διαθέσιμο από: <http://skara.di.uoa.gr/Random Processes/transparency/tranparency2011 k4.pdf>

- [41] Platt, J. (1998) Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines, *Advances in Kernel Methods. Support Vector Learning*, MIT Press, Boston.
- [42] IBM, Naive Bayes Algorithm, Φεβρουάριος 2023, διαθέσιμο από: <https://www.ibm.com/docs/en/db2/9.7?topic=classification-naive-bayes>
- [43] Naive Bayes Algorithm , Φεβρουάριος 2023, διαθέσιμο από: [https://en.wikipedia.org/wiki/Naive\\_Bayes\\_classifier#Constructing\\_a\\_classifier\\_from\\_the\\_probability\\_model](https://en.wikipedia.org/wiki/Naive_Bayes_classifier#Constructing_a_classifier_from_the_probability_model)
- [44] Μ. Τσίπουρας, Εξόρυξη Δεδομένων, Multilayer Perceptron, Διαλέξεις, Δεκέμβριος 2022, διαθέσιμο από: <https://eclass.uowm.gr/>.
- [45] M. B. Frish, , " Robust discrimination of human footsteps using seismic signals", Structure of Multilayer Perceptron-figure, Φεβρουάριος 2023, διαθέσιμο από: [https://www.researchgate.net/figure/The-structure-of-a-multilayer-perceptron-neural-network\\_fig3\\_241347660](https://www.researchgate.net/figure/The-structure-of-a-multilayer-perceptron-neural-network_fig3_241347660)
- [46] R. Quilan, C4.5 Algorithm, J48, Φεβρουάριος 2023, διαθέσιμο από: [https://en.wikipedia.org/wiki/C4.5\\_algorithm](https://en.wikipedia.org/wiki/C4.5_algorithm)
- [47] Π. Μπονώτης, Διπλωματική εργασία, «Ανάλυση Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος για την Αυτόματη Αξιολόγηση Πόνου», Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας, Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Τηλεπικοινωνιών, Κοζάνη, 2019.