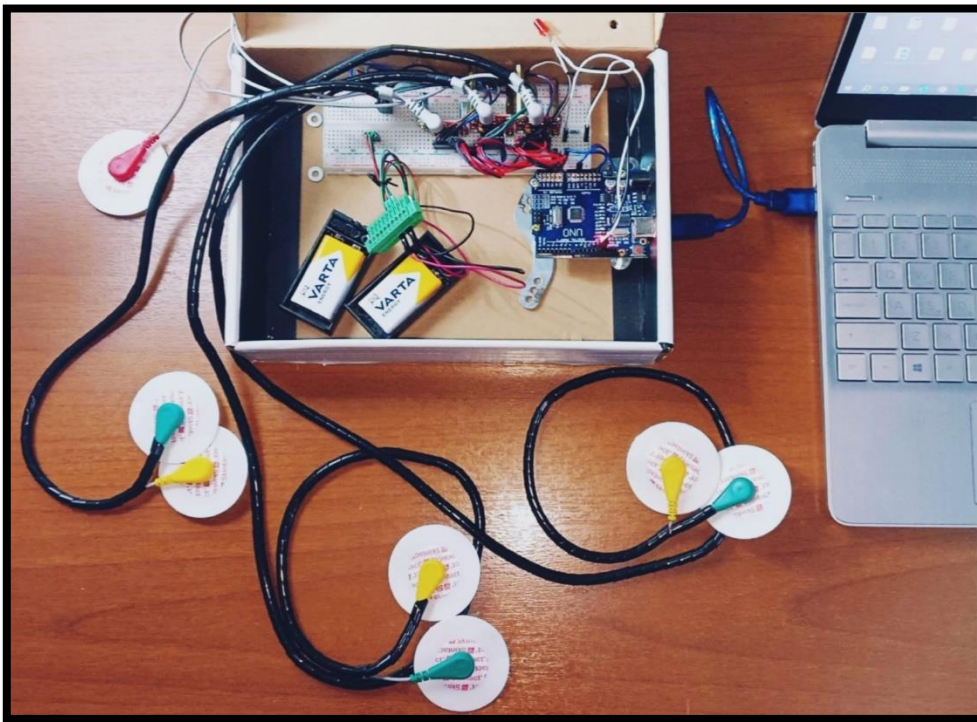




ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ & ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

Διπλωματική Εργασία

ΣΧΕΔΙΑΣΗ ΚΑΙ ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ ΚΙΝΗΣΙΟΛΟΓΙΑΣ ΑΝΩ ΑΚΡΩΝ ΜΕΣΩ ΗΛΕΚΤΡΟΜΥΟΓΡΑΦΙΑΣ



Φοιτητής: Ραφαήλ Περικλής Μποζίκας
ΑΜ: 48346277

Επιβλέπων Καθηγητής

Ξενοφών Διονύσιος Κανδρής,
Καθηγητής

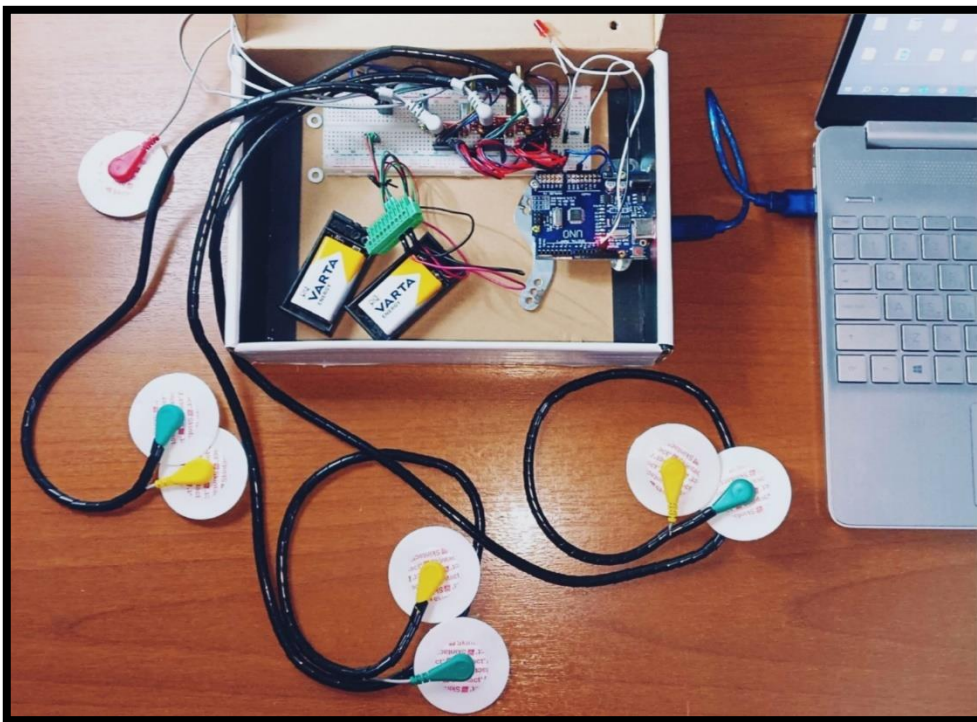
ΑΘΗΝΑ-ΑΙΓΑΛΕΩ, ΙΟΥΛΙΟΣ 2024



UNIVERSITY OF WEST ATTICA
FACULTY OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL & ELECTRONICS
ENGINEERING

Diploma Thesis

DESIGN AND DEVELOPMENT OF AN UPPER LIMB KINESIOLOGY SYSTEM VIA ELECTROMYOGRAPHY



Student: Rafail Periklis Bozikas
Registration Number: 48346277

Supervisor

Xenophon Dionysios Kandris
Professor

ATHENS-EGALEO, JULY 2024

Η Διπλωματική Εργασία έγινε αποδεκτή και βαθμολογήθηκε από την εξής τριμελή επιτροπή:

Ξενοφών-Διονύσιος Κανδρής, Καθηγητής	Γιώργος Πάτσης, Καθηγητής	Ηλίας Ζώης, Αναπληρωτής Καθηγητής
(Υπογραφή)	(Υπογραφή)	(Υπογραφή)

Copyright © Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ και Ραφαήλ Περικλής Μποζίκας,
Ιούνιος, 2024**

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 τους συγγραφείς.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον/την συγγραφέα του και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις θέσεις του επιβλέποντος, της επιτροπής εξέτασης ή τις επίσημες θέσεις του Τμήματος και του Ιδρύματος.

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Ο κάτωθι υπογεγραμμένος Ραφαήλ Περικλής Μποζίκας του Ιωάννη, με αριθμό μητρώου 46277 φοιτητής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ του Τμήματος ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ,

δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος. Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου.

Ο Δηλών
Ραφαήλ Περικλής Μποζίκας



Ευχαριστίες - Αφιερώσεις

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή και επιβλέποντα της εργασίας αυτής, κ. Ξενοφών Διονύσιο Κανδρή, τόσο για την καθοδήγηση και τις συμβουλές του σε αυτή την προσπάθεια, όσο και για το απίστευτο ενδιαφέρον και αγάπη που δείχνει ότι έχει πάνω στο επάγγελμά του. Κέρδιζε και κερδίζει με το παραπάνω την προσοχή του φοιτητή και χαίρομαι που κατάφερα να υλοποιήσω μαζί του αρκετά μαθήματα. Ήταν πάντα παρών και πρόθυμος να λύσει οποιαδήποτε απορία, εντός και εκτός του ωραρίου της σχολής και χαίρομαι που έδειξε τόσο ενδιαφέρον στο πρόσωπο μου.

Εύχομαι ότι καλύτερο σε αυτόν και την οικογένεια του.

Η εργασία είναι αφιερωμένη στην οικογένεια μου, τους φίλους μου και τους συναθλητές μου που συνέβαλαν με την συμμετοχή τους στις πειραματικές μετρήσεις.

Περίληψη

Η Διπλωματική εργασία αφορά τον σχεδιασμό, την ανάπτυξη και την υλοποίηση ενός απλού συστήματος καταγραφής πολλαπλών κινήσεων των άνω άκρων. Μέσω της επιφανειακής ηλεκτρομυογραφίας και της ανάπτυξης του κατάλληλου αλγορίθμου επιτυγχάνεται η αναγνώριση συγκεκριμένων κινήσεων που θα εκτελεστούν για το πείραμα. Η ανάπτυξη του συστήματος αυτού είναι αποτέλεσμα διεπιστημονικής έρευνας, δηλαδή απαιτείται ένας συνδυασμός γνώσεων φυσιολογίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων, ανατομίας του πήχη, επεξεργασίας σήματος και μεθόδων και αλγορίθμων εκπαίδευσης. Η πειραματική διαδικασία περιλαμβάνει μια σειρά από πειράματα που περιλαμβάνουν περιοδικές επαναλήψεις συγκεκριμένων κινήσεων σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, προκειμένου να ανιχνεύονται ορθά δεδομένα και όχι προϊόντα θορύβου και παρεμβολών. Αφού εκτελεστούν οι κινήσεις και πραγματοποιηθεί η καταγραφή τους, ξεκινά η εκπαίδευση και εξαγωγή αποτελεσμάτων και συμπερασμάτων.

Λέξεις – κλειδιά

Πήχης, Ηλεκτρομυογραφία, Επεξεργασία Βιοσήματος, Αλγόριθμοι, Arduino, Matlab, Πείραμα, Κινήσεις Άνω Ακρων, Μετρήσεις, Εκπαίδευση.

Abstract

The diploma thesis concerns the design, development, and implementation of a simple system that records multiple upper limb movements. Through surface electromyography and the development of the appropriate algorithm, the recognition of specific movements to be executed for the experiment is achieved. The development of this system is the result of interdisciplinary research, requiring a combination of knowledge of the physiology of nerve and muscle cells, anatomy of the limb, signal processing, and methods and algorithms of training. The experimental procedure includes a series of experiments involving periodic repetitions of specific movements within a specific time frame, in order to correctly detect data and not artifacts of noise and interference. After the movements are executed and recorded, the training and extraction of results and conclusions begin.

Keywords

Forearm, Electromyography, Biosignal Processing, Algorithms, Arduino, Matlab, Experiment, Upper Limb Movements, Measurements, Training.

Περιεχόμενα

Κατάλογος Πινάκων.....	8
Κατάλογος Εικόνων	9
Αλφαβητικό Ευρετήριο.....	11
ΕΙΣΑΓΩΓΗ.....	12
Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας.....	13
Σκοπός και στόχοι	13
Μεθοδολογία.....	13
Καινοτομία	13
Δομή 14	
1 Δομή των Μυών.....	15
1.1 Νευρικό κύτταρο	15
1.2 Δυναμικό ηρεμίας - Κυτταρική μεμβράνη.....	16
1.3 Σκελετικοί μύες.....	18
1.4 Μετάδοση της κίνησης.....	20
1.5 Ηλεκτρομυογραφία	22
2 Ανατομία και Ηλεκτρομυογράφημα.....	23
2.1 Ανατομία – Μυολογία Πήχη.....	23
2.1.1 Μύες Πρόσθιας Επιφάνειας.....	24
2.1.2 Μύες Κερκιδικού Χείλους.....	25
2.1.3 Μύες Οπίσθιας Επιφάνειας.....	26
2.2 Κινησιολογία Πήχη.....	28
2.3 Ηλεκτρομυογράφημα (EMG).....	29
2.3.1 Ηλεκτρόδια	29
2.3.2 Ενισχυτές και φίλτρα	31
2.3.3 Προβολή – Επεξεργασία του Σήματος.....	33
3 Επεξεργασία Βιοσήματος.....	34
3.1 Ανάλυση	35
3.2 Μηχανική Μάθηση	42
3.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα	42
3.2.2 Perceptron	44
3.2.3 MLPs.....	45
3.2.4 Αλγόριθμοι και αρχιτεκτονικές αναγνώρισης και ταξινόμησης προτύπων.....	45
4 Σχεδιασμός και Ανάπτυξη του Συστήματος	47
4.1 Περιγραφή του Συστήματος	47
4.1.1 Ηλεκτρομυογράφος.....	48
4.1.2 Arduino	49
4.1.3 Matlab.....	50
4.2 Διαδικασία Μετρήσεων	51
4.2.1 Πρωτόκολλο Πειραμάτων.....	51
4.2.2 Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων	54
4.2.3 Εκτέλεση του Πειράματος	58
4.3 Εκπαίδευση Συστήματος	59
4.3.1 Επεξεργασία και Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	59
4.3.2 Εκπαίδευση και Δοκιμή	60
4.4 Αξιολόγηση – Χρήση Συστήματος	60
4.4.1 Αναγνώριση των κινήσεων με τυχαία μέθοδο εκπαίδευσης.....	63

5	Επίλογος	68
5.1	Γενικά Συμπεράσματα.....	68
5.2	Προτάσεις για μελλοντική έρευνα	70
	Βιβλιογραφία – Αναφορές - Διαδικτυακές Πηγές	71
	Παράρτημα Α - Κώδικας Arduino	74
	Παράρτημα Β - Κώδικας Matlab.....	76

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 3-1 Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων από Englehart & Hudgins	40
Πίνακας 3-2 Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων από Kim, Choi, Moon & Mun	40
Πίνακας 3-3 Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων από Phinyomark, Phukpattaranont & Limsakul	40
Πίνακας 3-4 Επιπλέον Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων.....	41
Πίνακας 4-1 Block Διάγραμμα Συστήματος.....	47
Πίνακας 4-2 Κινήσεις που πραγματοποιήθηκαν [26]	53
.....	

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1-1 Μορφολογία ενός τυπικού νευρώνα [2]	15
Εικόνα 1-2 Μεταφορά ιόντων από την Κυτταροπλασματική Μembrάνη [1].....	16
Εικόνα 1-3 Δυναμικό κυτταρικής μεμβράνης ως προς το χρόνο [1]	17
Εικόνα 1-4 Νευρώνας με νευρικές ίνες, τελικές κινητικές πλάκες και μυϊκές ίνες [6].....	20
Εικόνα 1-5 Ηλεκτρομυογράφημα [2]	21
Εικόνα 1-6 Τυπική προσομοίωση ενός συστήματος ηλεκτρομυογραφίας και απεικόνισης του σήματος.....	22
Εικόνα 2-1 Οστά του πήχη [8]	23
Εικόνα 2-2 Επιφανειακοί μύες της πρόσθιας επιφάνειας του πήχη [8].....	24
Εικόνα 2-3 Βαθιοί μύες της πρόσθιας επιφάνειας του πήχη [8].....	25
Εικόνα 2-4 Μύες του κερκιδικού χείλους [8].....	26
Εικόνα 2-5 Επιφανειακοί μύες της οπίσθιας επιφάνειας του πήχη [8].....	26
Εικόνα 2-6 Βαθιοί μύες της οπίσθιας επιφάνειας του πήχη [8].....	27
Εικόνα 2-7 (I) Έκταση, (II) Κάμψη, (III) Πρηνισμός, (IV) Υπτιασμός [8]	28
Εικόνα 2-8 (I) Έκταση, (II) Κάμψη, (III) Απαγωγή, (IV) Προσαγωγή [8]	28
Εικόνα 2-9 Ηλεκτρόδια βάθους [1]	29
Εικόνα 2-10 Παθητικά (I), Ενεργητικά (II) επιφανειακά ηλεκτρόδια [1]	30
Εικόνα 2-11 Μονοπολική και Διπολική διαμόρφωση [10].....	31
Εικόνα 2-12 Διπολική διαμόρφωση [11]	32
Εικόνα 2-13 Ψηφιοποιημένη απεικόνιση σήματος EMG	33
Εικόνα 3-1 Φυσικός – Τεχνητός Νευρώνας [22]	43
Εικόνα 3-2 Perceptron [22]	44
Εικόνα 4-1 Μονάδα αισθητήρα EMG	48
Εικόνα 4-2 Arduino Uno	49
Εικόνα 4-3 Matlab [25].....	50
Εικόνα 4-4 Διάγραμμα κυκλώματος συνδεσμολογίας ηλεκτρομυογράφων - μικροελεγκτή	55
Εικόνα 4-5 Ηλεκτρόδια καταγραφής τοποθετημένα επάνω στον ωλένιος εκτείνων τον καρπό... 55	

Εικόνα 4-6 Ηλεκτρόδια καταγραφής τοποθετημένα επάνω στον επιπολής κοινό καμπτήρα των δακτύλων και κοντά στον ωλένιο καμπτήρα του καρπού.....	56
Εικόνα 4-7 Ηλεκτρόδια καταγραφής τοποθετημένα επάνω στην κατάφυση του επιπολής κοινού καμπτήρα των δακτύλων και επάνω στον εν τω βαθύ κοινό καμπτήρα των δακτύλων	56
Εικόνα 4-9 Ηλεκτρόδιο αναφοράς σε κοντινό σημείο και πάνω σε οστό	57
Εικόνα 4-10 Score Arduino για αδράνεια – κίνηση 1 – κίνηση 2 – αδράνεια.....	57
Εικόνα 4-12 Αναπαράσταση της διαδικασίας καταγραφής των μετρήσεων	58
Εικόνα 4-13 Κύκλωμα συνδεσμολογίας ηλεκτρομυογράφων – μικροελεγκτή – PC.....	58
Εικόνα 4-14 Classification Learner	59
Εικόνα 4-15 Ποσοστά ακρίβειας μεθόδων εκπαίδευσης για το υποκείμενο με το μικρότερο ποσοστό επιτυχίας	61
Εικόνα 4-16 Διάγραμμα – πίνακας σύγκρισης του παραπάνω υποκειμένου για μέθοδο εκπαίδευσης Cubic SVM	61
Εικόνα 4-17 Ποσοστά ακρίβειας μεθόδων εκπαίδευσης για το group με το μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας	62
Εικόνα 4-18 Διάγραμμα – πίνακας σύγκρισης του παραπάνω group για μέθοδο εκπαίδευσης Cubic SVM	62
Εικόνα 4-19 Ορθή αναγνώριση κίνησης (Ενδοϋποκειμενική)	63
Εικόνα 4-20 Ορθή αναγνώριση κίνησης (Διϋποκειμενική)	64
Εικόνα 4-21 Ορθή αναγνώριση κίνησης (Διϋποκειμενική)	64
Εικόνα 4-22 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαιδευμένου group υποκειμένων (Ενδοϋποκειμενική)	65
Εικόνα 4-23 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαιδευμένου group υποκειμένων (Διϋποκειμενική) .	66
Εικόνα 4-24 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαιδευμένου group υποκειμένων (Διϋποκειμενική) .	66
Εικόνα 4-25 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαίδευσης όλων των υποκειμένων (Ενδοϋποκειμενική)	67
Εικόνα 4-26 Διάγραμμα – πίνακας σύγκρισης για μέθοδο εκπαίδευσης όλων των υποκειμένων	67
Εικόνα 5-1 Διαγράμματα – πίνακες σύγκρισης για μεθόδους με χαμηλή ακρίβεια 2 συγκεκριμένων κινήσεων από τις 6.....	68
Εικόνα 5-2 Πλάγια όψη του κινητικού φλοιού του εγκεφάλου [30].....	70
.....	

Αλφαβητικό Ευρετήριο

EMG:	Electromyography / Ηλεκτρομυογραφία
TMG:	Tensiomyography / Τενσιομυογραφία
sEMG:	Surface electromyography / Επιφανειακή Ηλεκτρομυογραφία
nEMG:	Needle electromyography/ Ηλεκτρομυογραφία μέσω βελόνας
ADC:	Analog to Digital Converter/ Μετατροπέας Αναλογικού σήματος σε Ψηφιακό
USB:	Universal Serial Bus / Ενιαίος Σειριακός Δίαυλος
txt:	Text File / Αρχείο Κειμένου
ICSP:	In-Circuit Serial Programming / Σειριακός Προγραμματισμός της Πλακέτας
UART:	Universal Asynchronous Receiver/Transmitter / Παγκόσμια Ασύγχρονη Επικοινωνία Πομπόυ/Εκπομπόυ

.....

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο κινητικός φλοιός του εγκεφάλου είναι υπεύθυνος για το σχεδιασμό, τον έλεγχο και την εκτέλεση των διαφόρων κινήσεων του σώματος. Μέσω λοιπόν του νωτιαίου μυελού τα σήματα ταξιδεύουν στους μύες και προκαλούν τη συστολή ή διαστολή αυτών. Η Ηλεκτρομυογραφία (EMG) είναι μια τεχνική που χρησιμοποιείται για τον εντοπισμό και τη μέτρηση των ηλεκτρικών σημάτων που παράγονται κατά τη διάρκεια των νευρομυϊκών δραστηριοτήτων [31]. Ενδεικτικά, με το EMG μπορεί να ελεγχθεί η κίνηση του πήχη μέσω της μυϊκής δραστηριότητας. Κατά την εφαρμογή της τεχνικής αυτής, ένας αισθητήρας EMG τοποθετείται στον επιθυμητό μυ και καταγράφεται η ηλεκτρική δραστηριότητά του κατά τη διάρκεια μιας κίνησης. Αυτή η μέτρηση χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της λειτουργικότητας του μυϊκού συστήματος, καθώς και για την παρακολούθηση των σημάτων που παράγονται εντός των μυών σε διάφορους τομείς, όπως η μελέτη της κίνησης τεχνητών μελών, η αποκατάσταση, η χειρουργική επέμβαση ή η φυσιοθεραπεία.

Μετά τη συλλογή των δεδομένων μέσω του EMG, ακολουθεί η ανάλυσή τους για τον εντοπισμό σημείων ενδιαφέροντος. Ο ηλεκτρικός έλεγχος μέσω των μυών χρησιμοποιείται σε ποικίλες εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένων:

- Συστημάτων ελέγχου προσθετικών συσκευών άνω άκρων, όπως παλάμες, λαβίδες, περιστροφείς καρπού, ακόμη και ενεργοποιητές ώμου.
- Εφαρμογών εικονικής και επαυξημένης πραγματικότητας.
- Αλληλεπίδρασης ανθρώπου και υπολογιστή.
- Συστημάτων ρομποτικής.
- Συστημάτων αποκατάστασης.
- Παρακολούθησης της μυϊκής δραστηριότητας για λόγους υγείας ή άθλησης.

Σημαντικό σημείο αφορά και την ασφάλεια, καθώς η αναγνώριση των κινήσεων των ανθρώπινων άνω άκρων μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε συστήματα αναγνώρισης και πρόληψης κινδύνων, όπως η αυτόματη πρόληψη ατυχημάτων σε εργασιακά περιβάλλοντα. Τέλος, για την επιτυχή υλοποίηση αυτού του συστήματος, απαιτείται γνώση προηγμένων τεχνολογιών όπως η ασύρματη επικοινωνία και οι προηγμένοι αλγόριθμοι επεξεργασίας σήματος. Μέσα από αυτή την προσέγγιση, είναι δυνατή η ανάπτυξη εξειδικευμένων συστημάτων καταγραφής κινήσεων των άνω άκρων με πληθώρα εφαρμογών σε διάφορους τομείς της τεχνολογίας και της υγείας.

Αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας

Το κύριο αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η μελέτη της εγγραφής μέσω επιφανειακής ηλεκτρομυογραφίας, στην περιοχή του πήχη, των σημάτων των κινήσεων του άνω άκρου του χεριού και του καρπού, και την ανάπτυξη ενός συστήματος για την αναγνώρισή τους μέσω μεθόδων και αλγορίθμων εκπαίδευσης.

Σκοπός και στόχοι

Ο σκοπός της εργασίας είναι η δημιουργία ενός συστήματος που αναγνωρίζει επαρκώς τις κινήσεις που θα εκτελούνται από το εκάστοτε υποκείμενο. Οι στόχοι περιλαμβάνουν την εμβάθυνση σε τομείς της επιστήμης των τεχνητών μελών και τη μετέπειτα ενασχόληση με αυτούς, με στόχο τη βελτίωση της ποιότητας ζωής ανθρώπων με δυσλειτουργικά ή ακρωτηριασμένα άκρα.

Μεθοδολογία

Στο πρώτο κομμάτι της εργασίας γίνεται εκτενής μελέτη και ανάλυση της διεπιστημονικής έρευνας που απαιτείται για να επιτευχθεί η πειραματική μελέτη του αντικειμένου της εργασίας. Δηλαδή ένας συνδυασμός γνώσεων φυσιολογίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων, ανατομίας του πήχη, επεξεργασίας σήματος και μεθόδων και αλγορίθμων εκπαίδευσης. Στο δεύτερο στάδιο υλοποιείται ο σχεδιασμός, η ανάπτυξη και λειτουργία του συστήματος καταγραφής EMG σημάτων από τον πήχη και τέλος στο τρίτο στάδιο η εξαγωγή αποτελεσμάτων και συμπερασμάτων της ορθής ή εσφαλμένης λειτουργίας του συστήματος.

Καινοτομία

Η καινοτομία της εργασίας αφορά την εκτέλεση κινήσεων με συγκεκριμένη διαδικασία μέτρησης και πρωτοκόλλου πειραμάτων μέσω πρωτότυπου αλγορίθμου εξαγωγής και επεξεργασίας σήματος.

Δομή

Η δομή της παρούσας διπλωματικής αποτελείται από 5 κεφάλαια.

Στο 1ο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις συστατικές ιδιότητες και μηχανισμούς ελέγχου και λειτουργίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων ώστε να γίνει πιο κατανοητή η λειτουργία του ηλεκτρομυογραφήματος. Πιο συγκεκριμένα γίνεται αναφορά στο νευρικό κύτταρο, το δυναμικό ηρεμίας, τη κυτταρική μεμβράνη, τους σκελετικούς μύες, τη μετάδοση της κίνησης και την ηλεκτρομυογραφία.

Στο 2ο κεφάλαιο γίνεται αναφορά στην ανατομία των μυών και του πήχη με έμφαση στη θέση των μυών πάνω στον πήχη, καθώς και περιγραφή του ηλεκτρομυογραφήματος και των τρόπων εξαγωγής του σήματος.

Στο 3ο κεφάλαιο γίνεται μια εισαγωγή στην επεξεργασία του βιοσήματος και των τρόπων επεξεργασίας, ενώ στη συνέχεια γίνεται εκτενής ανάλυση των τρόπων που θα εφαρμοστούν στην παρούσα διπλωματική.

Το 4ο κεφάλαιο απαρτίζεται από πληροφορίες σχετικά με το σχεδιασμό και την ανάπτυξη του συστήματος, δηλαδή το σκοπό και τη περιγραφή του συστήματος, τη διαδικασία των μετρήσεων, το πρωτόκολλο πειράματος, τη τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, την εκτέλεση του πειράματος, την εκπαίδευση του συστήματος και την αξιολόγηση – χρήση του συστήματος.

Το 5ο κεφάλαιο περιλαμβάνει συμπεράσματα και προβλήματα που αντιμετωπίστηκαν καθώς και προτάσεις μελλοντικής βελτίωσης.

1 Δομή των Μυών

Για την καλύτερη κατανόηση της λειτουργίας του ηλεκτρομυογραφήματος, θα πρέπει να γίνει πρώτα μια μικρή αναφορά στην μικροσκοπική κλίμακα μελέτης αυτής της δραστηριότητας και πιο συγκεκριμένα στις συστατικές ιδιότητες και τους μηχανισμούς ελέγχου και λειτουργίας των νευρικών και μυϊκών κυττάρων [1].

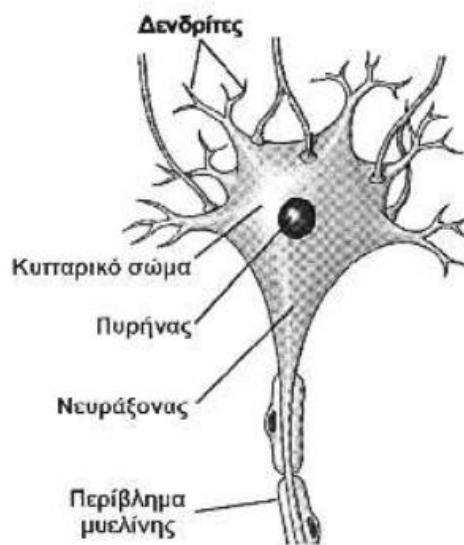
1.1 Νευρικό κύτταρο

Στον ανθρώπινο οργανισμό υπάρχουν δύο τύποι διεγερσιμων κυττάρων, κυττάρων δηλαδή που μεταβάλουν τις ιδιότητες της κυτταρικής τους μεμβράνης είτε για τη μεταβίβαση των ώσεων (ερεθισμάτων) στη περίπτωση των νευρικών κυττάρων, είτε για συστολή του μήκους τους στη περίπτωση των μυϊκών κυττάρων.

Ένας τυπικός νευρώνας αποτελείται από το κυτταρικό σώμα, το νευροάξονα και τους δενδρίτες. Το ανθρώπινο σώμα περιέχει περισσότερους από 10^{10} νευρώνες καθώς αποτελούν τη βασική λειτουργική μονάδα του νευρικού συστήματος.

Οι δενδρίτες των νευρώνων είναι υπεύθυνοι για τη λήψη εισερχόμενων σημάτων από άλλους νευρώνες. Κατά τη διάρκεια αυτής της επαφής, οι δενδρίτες λαμβάνουν σήματα από τους δενδροαξόνες άλλων νευρώνων και τα μεταδίδουν στο σώμα του νευρώνα.

Ενδιαφέρουσα πληροφορία είναι ότι σε ένα μόνο κινητικό νευρώνα υπάρχουν πολλές χιλιάδες σημεία επαφής με άλλους νευρώνες, τα οποία καλύπτουν μέχρι και το 40% της συνολικής τους επιφάνειας. Αυτό το φαινόμενο αναδεικνύει τη σημασία της σύνθετης δομής και λειτουργίας του εγκεφάλου και του νευρικού συστήματος στη μετάδοση πληροφοριών και την εκτέλεση λειτουργιών.



Εικόνα 1-1 Μορφολογία ενός τυπικού νευρώνα [2]

Υπάρχουν τρεις κύριοι τύποι νευρώνων: οι αισθητικοί, οι κινητικοί και οι ενδιάμεσοι, επίσης γνωστοί ως συνδετικοί. Οι κινητικοί νευρώνες είναι αυτοί που προκαλούν τη μεταφορά μηνυμάτων από τον εγκέφαλο και το νωτιαίο μυελό με τη χρήση είτε σύσπασης (για την κίνηση των μυών) είτε μέσω της έκκρισης ουσιών (για την ενεργοποίηση των αδένων).

Η περιοχή ανάμεσα σε δύο γειτονικούς νευρώνες ονομάζεται συναπτική σχισμή (σύναψη) και είναι η περιοχή λειτουργικής σύνδεσης των τελικών κομβίων του νευροάξονα ενός νευρώνα με άλλα νευρικά κύτταρα ή με ειδικά διαμορφωμένες θέσεις των εκτελεστικών οργάνων (μυών ή αδένων).

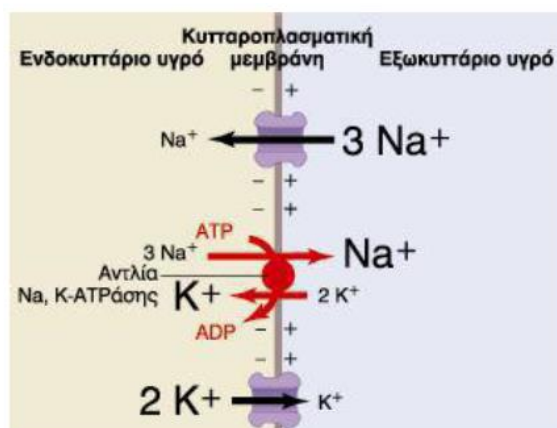
Για τη μεταβίβαση του σήματος, μεταδίδονται νευρικές ώσεις από νευρώνα σε νευρώνα ή σε μυς ή αδένες με τη βοήθεια χημικών ενώσεων που παράγει το νευρικό κύτταρο των νευροδιαβιβαστών. Οι χημικές αυτές ενώσεις, εκκρίνονται από τα τελικά κομβία των νευροαξόνων [3].

1.2 Δυναμικό ηρεμίας - Κυτταρική μεμβράνη

Η Κυτταρική (Κυτταροπλασματική) Μεμβράνη είναι ένα στρώμα, αποτελούμενο από φωσφορολιπίδια (42%), πρωτεΐνες (55%) και υδατάνθρακες (3%), που περιβάλλει ολόκληρο το κύτταρο.

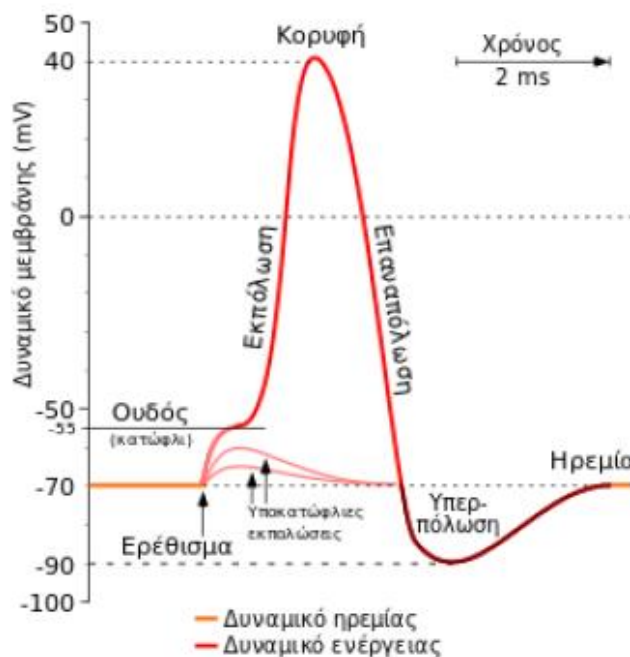
Οι πρωτεΐνες της κυτταρικής μεμβράνης διακρίνονται σε περιφερειακές και διαμεμβρανικές. Οι δεύτερες αποτελούν διαύλους ή αντλίες μετακίνησης ιόντων ανάμεσα στον ενδοκυττάριο και εξωκυττάριο χώρο (υγρό) καθώς διαπερνούν την κυτταρική μεμβράνη και είναι κυρίως αυτές που μας ενδιαφέρουν, διότι σχετίζονται με τα ηλεκτρομυογραφήματα [1].

Μεταξύ του ενδοκυττάριου και εξωκυττάριου χώρου παρατηρείται διαφορά στο δυναμικό ηρεμίας της κυτταρικής μεμβράνης. Αυτή η διαφορά κυμαίνεται από 50 έως -100 mV, όπου το αρνητικό πρόσημο (-100 mV) υποδεικνύει ότι ο ενδοκυττάριος χώρος είναι ηλεκτραρνητικά φορτισμένος σε σχέση με τον εξωκυττάριο χώρο.



Εικόνα 1-2 Μεταφορά ιόντων από την Κυτταροπλασματική Μεμβράνη [1]

Για όσο διάστημα δεν υπάρχει κάποιο ερέθισμα, η κυτταρική μεμβράνη διατηρεί το δυναμικό ηρεμίας σταθερό. Κατά τη διάρκεια ερεθίσματος ενός νευρώνα, αυξάνεται η διαπερατότητα της μεμβράνης για 1 msec και έχουμε απώλεια του αρνητικού δυναμικού του ενδοκυττάριου χώρου της ίνας (Εκπόλωση). Στη συνέχεια, αυξάνεται, για μικρό διάστημα, η διαπερατότητα στη μεμβράνη και έχουμε επαναφορά της αρνητικού δυναμικού ηρεμίας (Επαναπόλωση).



Εικόνα 1-3 Δυναμικό κυτταρικής μεμβράνης ως προς το χρόνο [1]

Πιο αναλυτικά, η παραπάνω διαδικασία λαμβάνει χώρα σε 3 στάδια:

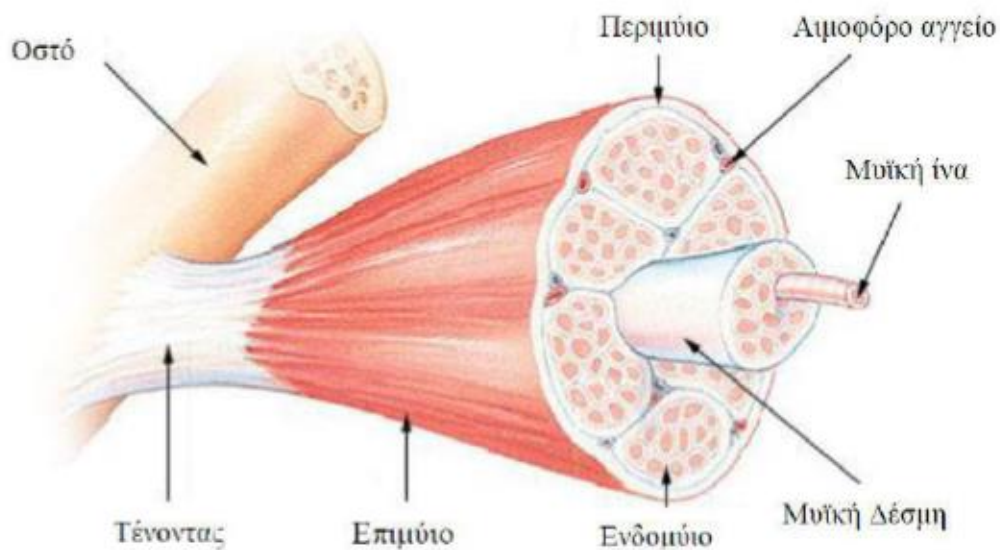
- Στο 1^ο στάδιο της Εκπόλωσης, μια πρωτεΐνη, η οποία όπως προείπαμε λειτουργεί ως διάυλος ιόντων Na^+ , επιτρέπει να περάσουν Na^+ στον ενδοκυττάριο χώρο, με αποτέλεσμα την αύξηση του δυναμικού ηρεμίας και μείωση του φυσιολογικού αρνητικού δυναμικού ηρεμίας (από -70 σε ~50 mV).
- Στο 2^ο στάδιο της Επαναπόλωσης, μια πρωτεΐνη, αντίθετα με το 1^ο στάδιο, λειτουργεί ως διάυλος ιόντων K^+ και επιτρέπει να περάσουν K^+ στον εξωκυττάριο χώρο, με αποτέλεσμα την μείωση του δυναμικού ηρεμίας και επαναφέροντας το στη αρχική του κατάσταση.
- Στο 3^ο στάδιο, η Επαναπόλωση είναι τόσο γρήγορη που τις περισσότερες φορές μειώνει το δυναμικό, ώστε να γίνει μικρότερο και από την αρχική του τιμή (Υπερπόλωση) [1].

Όταν ο εγκέφαλος δώσει εντολή για κίνηση, αν το δυναμικό (ερέθισμα) είναι αρκετά ισχυρό, παράγεται ένα δυναμικό δράσης, το οποίο στη περίπτωση του νευρικού κυττάρου αποτελεί το σήμα που μεταβιβάζεται κατά μήκος του και στην περίπτωση του μυϊκού κυττάρου οδηγεί στη συστολή του [2].

1.3 Σκελετικοί μύες

Οι σκελετικοί μύες έχουν ως βασικό σκοπό τους την κίνηση και τη στήριξη του ανθρώπινου σκελετού. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω εκούσιας ή ακούσιας συστολής και διαστολής των μυών.

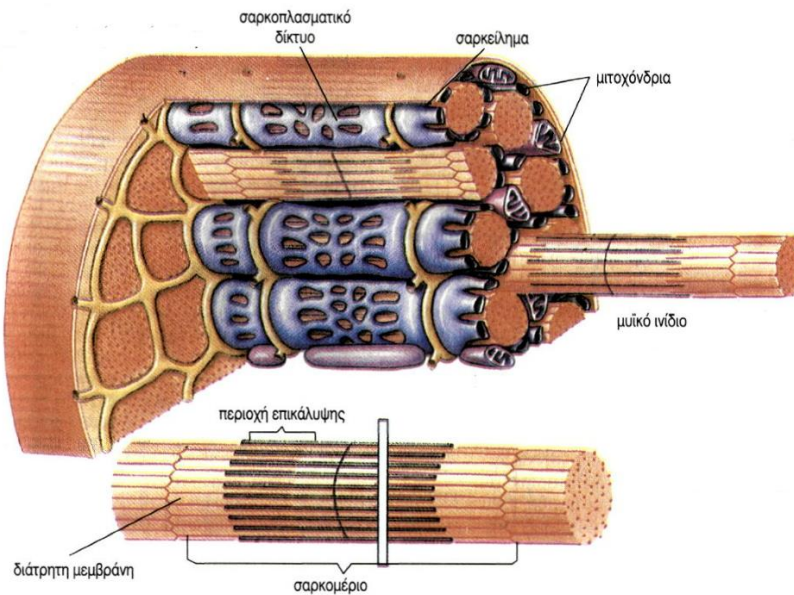
Η διασύνδεσή τους με τα οστά πραγματοποιείται μέσω των τενόντων, τα οποία αποτελούν δεμάτια κολλαγόνων ινών. Στα άκρα κάθε μύος, οι τένοντες συνδέονται με τα οστά, επιτρέποντας έτσι την έλξη του οστού προς το μέρος του επιθυμητού μύος κατά τη συστολή του [4].



Εικόνα 1-4 Δομική απεικόνιση ενός μυ και διασύνδεσή του με οστό [1]

Οι μυϊκές δέσμες αποτελούν το μεγαλύτερο κομμάτι του σκελετικού μύος και αυτές με τη σειρά τους αποτελούνται από τις μυϊκές ίνες.

Οι μυϊκές ίνες χωρίζονται σε τέσσερα τμήματα όπως φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα: το σαρκείλημα, το σαρκομέριο ή σαρκόπλασμα, το ενδοπλασματικό ή σαρκοπλασματικό δίκτυο και τα μυοϊνίδια.



Εικόνα 1-5 Δομή μυϊκής ίνας [3]

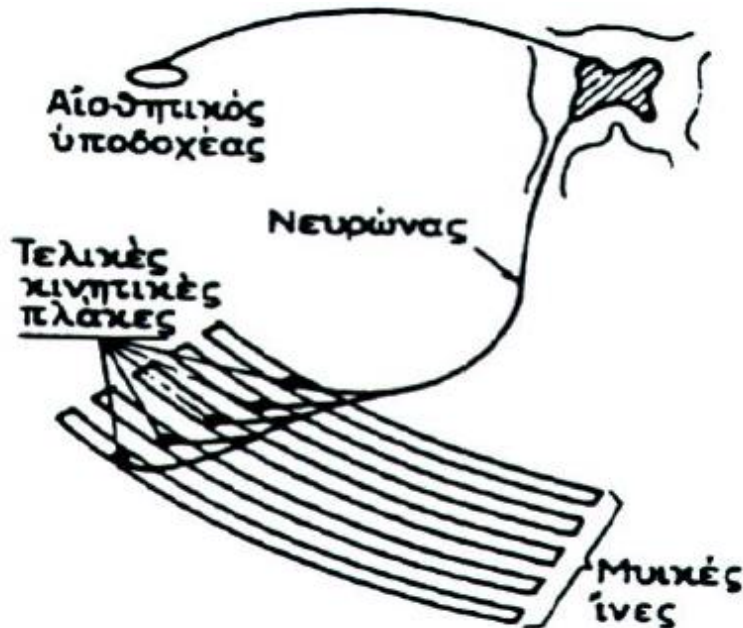
Οι μυϊκές ίνες χωρίζονται σε τρεις κύριους τύπους ανάλογα με την ταχύτητα συστολής τους: τύπος I (αργή ταχύτητα), τύπος IIα και τύπος IIβ (γρήγορη ταχύτητα).

- **Μυϊκές ίνες βραδείας συστολής:**
 1. Δυναμικό ηρεμίας μεμβράνης ιών -70mV .
 2. Συσπώνται σε συχνότητα περίπου 30Hz .
 3. Χρόνος συστολής 10msec .
- **Μυϊκές ίνες ταχείας συστολής:**
 1. δυναμικό ηρεμίας μεμβράνης ιών -85mV .
 2. Συσπώνται σε συχνότητες $60-100\text{Hz}$.
 3. Χρόνος συστολής 10msec .

Το μέγιστο ποσοστό δύναμης που αναπτύσσεται κατά τη συστολή, καθορίζεται από το μέσο όρο των μυϊκών ιών (βραδείας – ταχείας συστολής), ενώ εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη διάμετρο της ίνας αλλά και από τη δραστηριότητα και ηλικία του ατόμου [5].

1.4 Μετάδοση της κίνησης

Τα νευρικά ερεθίσματα τα οποία δέχονται οι μυϊκές ίνες μεταφέρονται από έναν κινητικό νευρώνα, ο νευροάξονας του οποίου όταν φτάσει στο μυ διακλαδίζεται. Κάθε διακλάδωση σχηματίζει μια νευρομυϊκή σύναψη (τελική κινητική πλάκα) στο μέσον περίπου της μυϊκής ίνας [2].

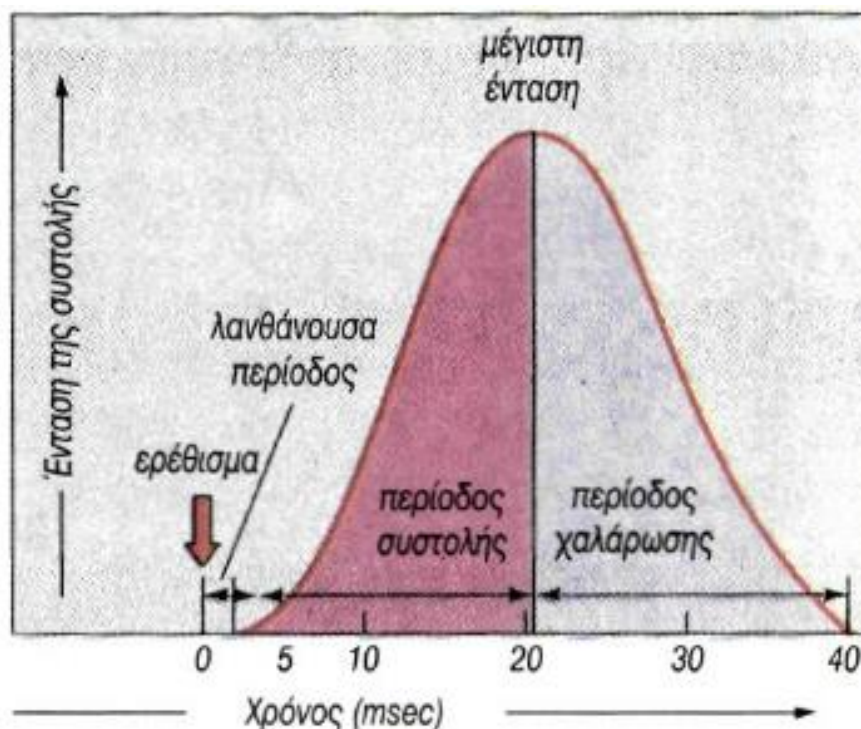


Εικόνα 1-4 Νευρώνας με νευρικές ίνες, τελικές κινητικές πλάκες και μυϊκές ίνες [6]

Ο αριθμός και η λεπτότητα των κινήσεων ενός μυ εξαρτάται από την κινητική μονάδα, το συνδυασμό δηλαδή των μυϊκών ιών μαζί με τον κινητικό νευρώνα.

Για τη συστολή μιας μυϊκής ίνας είναι απαραίτητο η νευρική ώση να φτάσει στην τελική κινητική πλάκα και να πραγματοποιηθεί εκπόλωση της νευρικής ίνας με ορισμένη ένταση, καθώς για μικρό ερέθισμα δε θα αντιδράσει καθόλου. Στη συνέχεια η διαδικασία της συστολής θα εξελιχθεί σε τρία στάδια:

- Κατά το 1^ο στάδιο, έχουμε τη λανθάνουσα περίοδο, το χρόνο δηλαδή που μεσολαβεί από το ερέθισμα της μυϊκής ίνας μέχρι τη έναρξη της συστολής της
- Στο 2^ο στάδιο είναι η περίοδος της συστολής έως την επίτευξη της μέγιστης τιμής της και εξαρτάται από το είδος της αλλά όπως προείπαμε και από τη διάμετρο της αλλά και από τη δραστηριότητα και ηλικία του ατόμου.
- Το 3^ο στάδιο αφορά το χρόνο έως τη πλήρη χαλάρωση της μυϊκής ίνας [2].



Εικόνα 1-5 Ηλεκτρομυογράφημα [2]

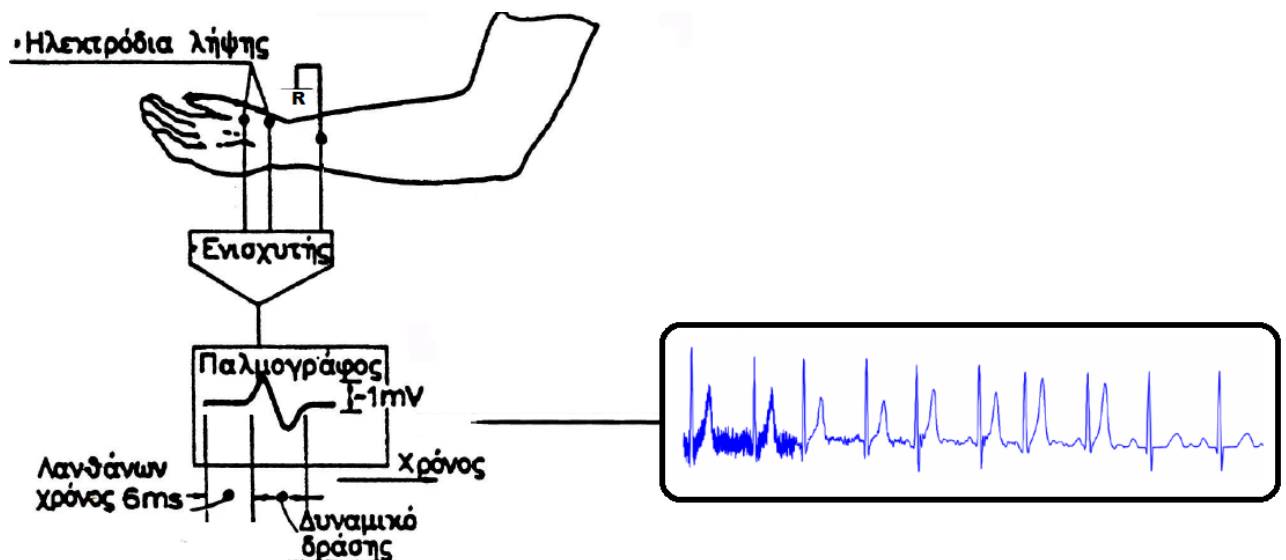
Μέσω αυτών των παραμέτρων παρέχονται επίσης πληροφορίες σχετικά με την δυσκαμψία των μυών, την ταχύτητα συστολής, τους κυρίαρχους τύπους μυϊκών ινών, την μυϊκή κόπωση, την ισορροπία μεταξύ αγωνιστικών και ανταγωνιστικών μυών, την συμμετρία μεταξύ αριστερής και δεξιάς πλευράς του σώματος, αποτελέσματα τα οποία συμβάλουν στην παρακολούθηση της δραστηριότητας των μυών για λόγους υγείας ή άθλησης μέσω της μεθόδου της τενσιομυογραφίας (TMG) [7].

1.5 Ηλεκτρομυογραφία

Η κίνηση λοιπόν ενός μυ καθορίζεται από το πλήθος των μυϊκών ινών, το βαθμό σύσπασης του και τις ιδιότητες του νευρώνα που διεγείρει την κινητική μονάδα.

Τα δυναμικά δράσης της κινητικής μονάδας προκαλούν τη συστολή της κινητικής μονάδας και συνεπώς τη κίνηση του μυός. Όταν ένα δυναμικό δράσης διατρέχει μία μυϊκή ίνα, ένα μικρό μέρος του ηλεκτρικού ρεύματος μεταδίδεται σε όλο το μυ. Τα σωρευμένα δυναμικά δράσης του πλήθους των μυϊκών ινών είναι το μέγεθος που καταγράφει το ηλεκτρομυογράφημα.

Με χρήση λοιπόν ηλεκτροδίων στον αντίστοιχο μυ, είναι δυνατή η ανίχνευση των ηλεκτρικών σημάτων και κατ' επέκταση η καταγραφή της διέγερσης του σε ένα πολυκαναλικό μονοδιάστατο σήμα, δηλαδή οι αλλαγές δυναμικού του [1]



Εικόνα 1-6 Τυπική προσομοίωση ενός συστήματος ηλεκτρομυογραφίας και απεικόνισης του σήματος

2 Ανατομία και Ηλεκτρομυογράφημα

Η παρακάτω περιγραφή της φυσιολογίας και κινησιολογίας των μυών του πήχη (αντιβράχιο), προέρχονται σχεδόν αυτούσιες από το βιβλίο «**Μαθήματα Ανατομικής**». Αυτό συμβαίνει διότι οι περισσότερες λέξεις του κειμένου αποτελούν ορισμούς – κλειδιά και κάποια αλλαγή σε αυτές ίσως άλλαζε τη σημασία τους.

2.1 Ανατομία – Μυολογία Πήχη

Ο πήχης αποτελείται από δύο οστά, την κερκίδα και την ωλένη. Η κερκίδα ενώνει τον αγκώνα με το καρπό από τη μεριά του αντίχειρα ενώ η ωλένη από τη μεριά του μικρού δακτύλου. Η κερκίδα είναι λίγο μεγαλύτερη από την ωλένη και συμβάλει περισσότερο στις κινήσεις του καρπού και του δακτύλου αλλά και στη περιστροφή του γύρω από τη κερκίδα (πρηνισμός – υπτιασμός) [1].



Εικόνα 2-1 Οστά του πήχη [8]

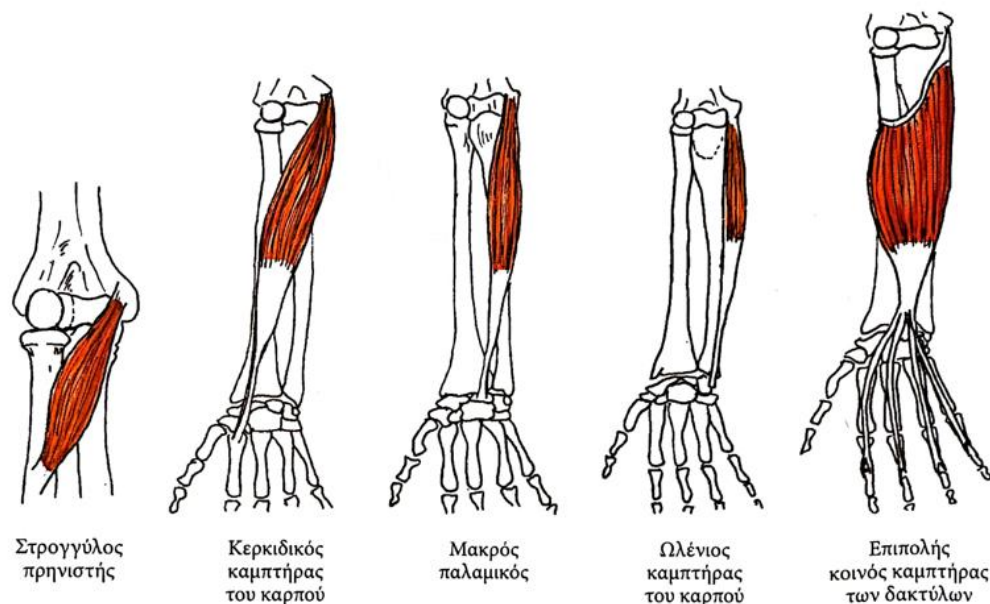
Ανάλογα με τη θέση την οποία βρίσκονται, οι μύες του πήχη χωρίζονται στους παλαμιαίους (μύες της πρόσθιας επιφάνειας), και στους ραχιαίους μύς, οι οποίοι χωρίζονται σε αυτούς του κερκιδικού χείλους και στους οπίσθιας επιφάνειας.

2.1.1 Μύες Πρόσθιας Επιφάνειας

Οι μύες αυτής τη κατηγορίας χωρίζονται σε επιφανειακοί και βαθιοί μύες.

Επιφανειακοί

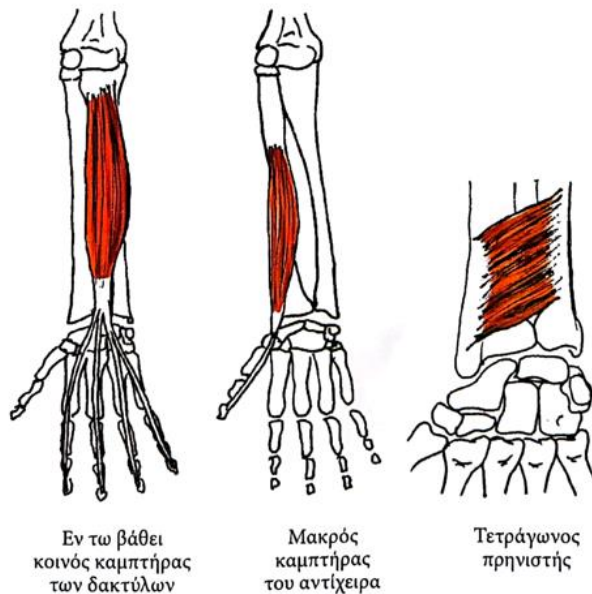
1. **Στρογγυλός πρηνιστής:** Εκφύεται από την παρατροχίλια απόφυση του βραχιόνιου και την κορωνοειδή απόφυση της ωλένης, ενώ καταφύεται στον μέσον της έξω επιφάνειας της κερκίδας.
2. **Κερκιδικός καμπτήρας του καρπού:** Εκφύεται από την παρατροχίλια απόφυση του βραχιόνιου και καταφύεται στη βάση του 2^{ου} μετακάρπιου.
3. **Μακρός παλαμικός:** Εκφύεται από την παρατροχίλια απόφυση του βραχιόνιου και καταφύεται στον εγκάρσιο σύνδεσμο και στην παλαμιαία απονεύρωση.
4. **Ωλένιος καμπτήρας του καρπού:** Εκφύεται από την παρατροχίλια απόφυση του βραχιόνιου και το ωλέκραιο και οπίσθιο χείλος της ωλένης, ενώ καταφύεται στα οστά του καρπού.
5. **Επιπολής κοινός καμπτήρας των δακτύλων:** Βρίσκεται κάτω από τον προηγούμενο μυ και εκφύεται από τρεις κεφαλές οι οποίες βρίσκονται κάτω από το βραχιόνιο οστό, στην ωλένη και στην κερκίδα, ενώ καταφύεται στα οστά του καρπού και πιο συγκεκριμένα στη 2^η φάλαγγα του 2^{ου} έως 5^{ου} δακτύλου. Είναι ο μεγαλύτερος μυς της επιφανειακής ομάδας και είναι υπεύθυνος για το μεγαλύτερο ποσοστό της κάμψης των δακτύλων.



Εικόνα 2-2 Επιφανειακοί μύες της πρόσθιας επιφάνειας του πήχη [8]

Βαθιοί

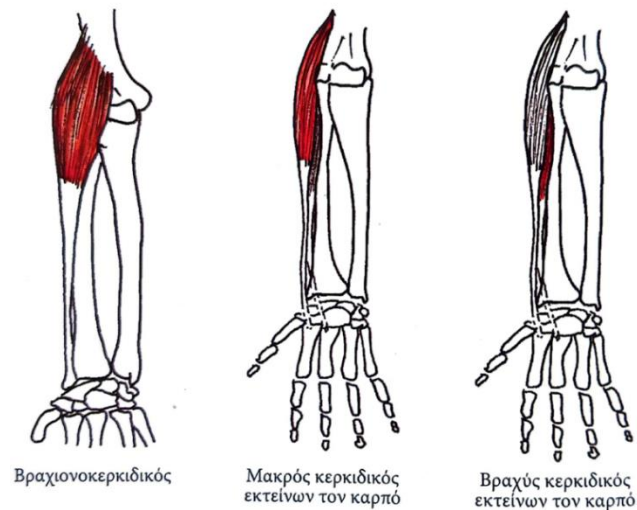
1. **Εν τω βάθει κοινός καμπτήρας των δακτύλων:** Εκφύεται κατά μήκος του οστού της ωλένης και του μεσόστεου υμένα και καταφύεται στα οστά του καρπού και πιο συγκεκριμένα στη 3^η φάλαγγα του 2^{ου} έως 5^{ου} δακτύλου. Είναι υπεύθυνος μαζί με τον επιπολής κοινό καμπτήρα για το μεγαλύτερο ποσοστό της κάμψης των δακτύλων.
2. **Μακρός καμπτήρας του αντίχειρα:** Εκφύεται κατά μήκος του οστού της κερκίδας και του μεσόστεου υμένα και καταφύεται στην ονυχοφόρο φάλαγγα του αντίχειρα.
3. **Τετράγωνος πρηνιστής:** Εκφύεται από την πρόσθια κάτω επιφάνεια της ωλένης και καταφύεται στην πρόσθια κάτω επιφάνεια της κερκίδας.



Εικόνα 2-3 Βαθιοί μύες της πρόσθιας επιφάνειας του πήχη [8]

2.1.2 Μύες Κερκιδικού Χείλους

1. **Βραχιονοκερκιδικός:** Εκφύεται την υπερκονδύλια ακρολοφία του βραχιόνιου οστού, καταφύεται στο κάτω και έξω άκρο της κερκίδας και αποτελεί τον πιο επιφανειακό μυ στην κερκιδική πλευρά του πήχη.
2. **Μακρός κερκιδικός εκτείνων του καρπού:** Εκφύεται από το έξω χείλος του βραχιόνιου οστού και καταφύεται στη βάση του 2^{ου} μετακάρπιου.
3. **Βραχύς κερκιδικός εκτείνων του καρπού:** Εκφύεται από τη παρακονδύλια απόφυση του βραχιόνιου οστού και καταφύεται στη βάση του 3^{ου} μετακάρπιου.



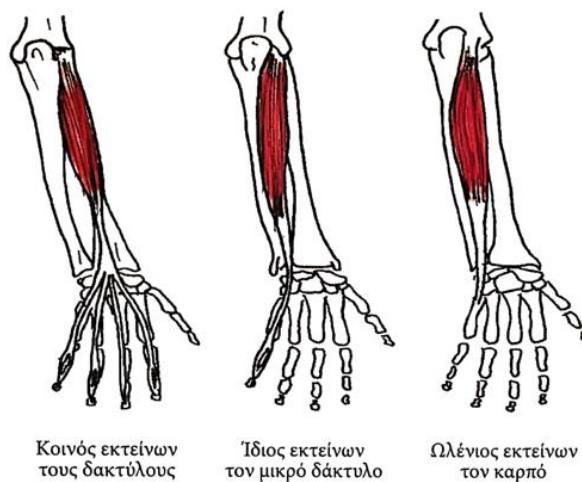
Εικόνα 2-4 Μύες του κερκιδικού χείλους [8]

2.1.3 Μύες Οπίσθιας Επιφάνειας

Οι μύες αυτής τη κατηγορίας χωρίζονται σε επιφανειακοί και βαθιοί μύες.

Επιφανειακοί

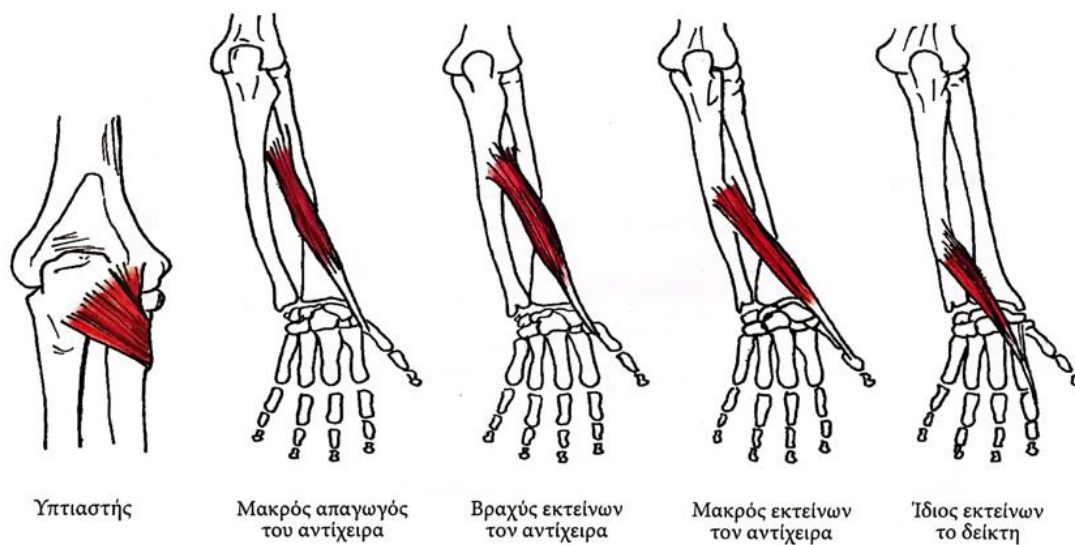
1. **Κοινός εκτείνων τους δακτύλους:** Εκφύεται από την παρακονδύλια απόφυση του βραχιόνιου και καταφύεται στη ραχιαία απονεύρωση του 2^{ου} έως 5^{ου} δακτύλου.
2. **Ίδιος εκτείνων το μικρό δάκτυλο:** Εκφύεται από την παρακονδύλια απόφυση του βραχιόνιου και καταφύεται στη ραχιαία απονεύρωση του 5^{ου} δακτύλου.
3. **Ωλένιος εκτείνων τον καρπό:** Εκφύεται από την παρακονδύλια απόφυση του βραχιόνιου και το οπίσθιο χείλος της ωλένης, ενώ καταφύεται στη βάση του 5^{ου} μετακάρπιου.



Εικόνα 2-5 Επιφανειακοί μύες της οπίσθιας επιφάνειας του πήχη [8]

Βαθιοί

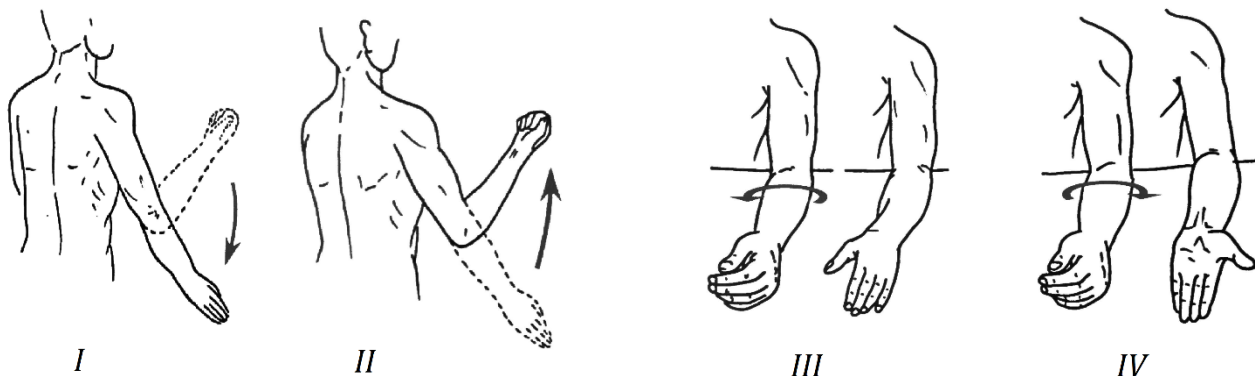
1. **Υπτιαστής:** Εκφύεται από την παρακονδύλια απόφυση του βραχιόνιου και την ωλένη, ενώ καταφύεται στο άνω οπίσθιο τριτομόριο της κερκίδας.
2. **Μακρός απαγωγός του αντίχειρα:** Εκφύεται από την οπίσθια επιφάνεια της ωλένης – κερκίδας και του μεσόστεου υμένα, ενώ καταφύεται στη βάση του 1^{ου} μετακάρπιου.
3. **Βραχύς εκτείνων του αντίχειρα:** Εκφύεται από την οπίσθια επιφάνεια της κερκίδας και του μεσόστεου υμένα, ενώ καταφύεται στη βάση της 1^{ης} φάλαγγας του αντίχειρα.
4. **Μακρός εκτείνων του αντίχειρα:** Εκφύεται από την οπίσθια επιφάνεια μεσότητας της ωλένης και του μεσόστεου υμένα, ενώ καταφύεται στη βάση της 2^{ης} φάλαγγας του αντίχειρα.
5. **Ίδιος εκτείνων το δείκτη:** Εκφύεται από την οπίσθια επιφάνεια της ωλένης και του μεσόστεου υμένα, ενώ καταφύεται στη ραχιαία απονεύρωση του δείκτη.



Εικόνα 2-6 Βαθιοί μύες της οπίσθιας επιφάνειας του πήχη [8]

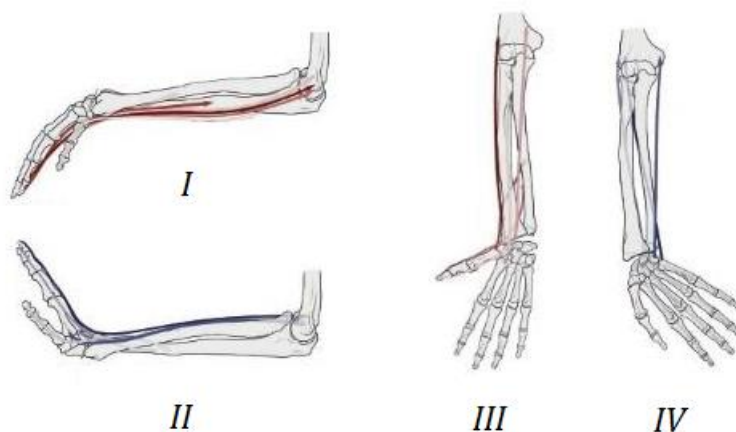
2.2 Κινησιολογία Πήχη

Ο πήχης αποτελεί ένα σημαντικό μυ του ανθρώπου, ο οποίος είναι υπεύθυνος για τις κινήσεις της καρπικής άρθρωσης αλλά και πλήθος κινήσεων του άκρου του χεριού. Συνδέεται με τον βραχίονα μέσω της άρθρωσης του αγκώνα και έχει δύο κινήσεις ελευθερίας, κάμψη – έκταση και πρηνισμό – υπτιασμό του πήχη.



Εικόνα 2-7 (I) Έκταση, (II) Κάμψη, (III) Πρηνισμός, (IV) Υπτιασμός [8]

Συνδέεται με το άκρο του χεριού μέσω της άρθρωσης του καρπού και προσφέρει δύο κινήσεις ελευθερίας, κάμψη – έκταση και απαγωγή (κερκιδική απόκλιση) – προσαγωγή (ωλένια απόκλιση) του καρπού. Η κάμψη πραγματοποιείται κατά κύριο λόγο μέσω του εν τω βάθει καμπτήρα των δακτύλων σε συνδυασμό με τους καμπτήρες της καρπικής άρθρωσης, ενώ η έκταση πραγματοποιείται κυρίως από τους εκτείνοντες μύες του κοινού εκτείνων τους δακτύλους.



Εικόνα 2-8 (I) Έκταση, (II) Κάμψη, (III) Απαγωγή, (IV) Προσαγωγή [8]

Σε συνδυασμό με τους μύες της καρπικής άρθρωσης προσφέρει τρεις κινήσεις ελευθερίας, κάμψη – έκταση, απαγωγή – προσαγωγή των δακτυλικών αρθρώσεων, αλλά και αντίθεση του αντίχειρα ή προς τον αντίχειρα.

2.3 Ηλεκτρομυογράφημα (EMG)

Όπως ειπώθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, το δυναμικό δράσης που αναπτύσσεται κατά τη διέγερση ενός μυ και κατ' επέκταση η συστολή του μπορεί να μετρηθεί και να καταγραφεί μέσω ενός EMG.

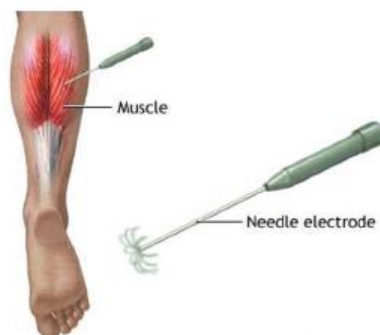
Η καταγραφή μπορεί να εφαρμοστεί σε έναν ή περισσότερους μυς ταυτόχρονα και οι τρόποι σύνδεσης ποικίλουν τόσο στο είδος το αισθητηρίων που θα χρησιμοποιηθούν, όσο και στο τρόπο τοποθέτησης τους αλλά και της θέσης τους [9].

2.3.1 Ηλεκτρόδια

Για τη καταγραφή ενός EMG απαιτείται η χρήση ειδικών αισθητηρίων, τα οποία ονομάζονται ηλεκτρόδια επαφής και έχουν καθοριστικό ρόλο στην καταγραφή του σήματος καθώς ορίζουν την τεχνική καταγραφής. Διακρίνονται σε ενδομυϊκά ή ηλεκτρόδια βάθους και στα επιφανειακά ηλεκτρόδια.

Ενδομυϊκά Ηλεκτρόδια (Ηλεκτρόδια Βάθους)

Πρόκειται για ηλεκτρόδια τα οποία χρησιμοποιούνται για τη καταγραφή της ηλεκτρομυογραφικής δραστηριότητας μυών βαθύτερων από την επιφάνεια του δέρματος ή για την εκτίμηση λεπτών κινήσεων. Πρόκειται για βελόνες από ανοξείδωτο ατσάλι οι οποίες διεισδύονται στο εσωτερικό του μυ για τη μέτρηση και αποτελεί επεμβατική διαδικασία (nEMG) [5].



Εικόνα 2-9 Ηλεκτρόδια βάθους [1]

Επιφανειακά Ηλεκτρόδια

Πρόκειται για επιφανειακή ηλεκτρομυογραφία (sEMG), η οποία προσφέρει επιφανειακή ανίχνευση EMG και πραγματοποιείται μέσω ηλεκτροδίων τα οποία είναι τοποθετημένα στην επιφάνεια του δέρματος και πάνω ή κοντά στον επιθυμητό μυ. Είναι μη επεμβατική μέθοδος και βασίζεται σε υπολογιστική τεχνική καταγραφής των ηλεκτρικών παλμών. Διακρίνονται σε παθητικά και ενεργητικά ηλεκτρόδια.

- **Παθητικά:** Αποτελούνται από έναν αυτοκόλλητο δίσκο με έναν μικρότερο μεταλλικό δίσκο αργύρου/χλωρίου (λόγω υψηλής αγωγιμότητας των ευγενών μετάλλων) στο κέντρο του. Μεταξύ των δίσκων και του δέρματος για βελτίωση της βιοσημότητας της λήψης, είτε τοποθετείται ηλεκτρολυτική κρέμα, είτε είναι ήδη τοποθετημένο ένα αγωγίμο υψηλού ιξώδους τζελ [5].
- **Ενεργητικά:** Πρόκειται για επιφανειακά ηλεκτρόδια, συνήθως μικρότερης επιφάνειας επαφής και τα οποία διαθέτουν ένα κύκλωμα προενίσχυσης. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα να μην απαιτείται κάποια ηλεκτρολυτική κρέμα ή τζελ και γι' αυτό αναφέρονται και ως ξηρά ηλεκτρόδια [4].



Εικόνα 2-10 Παθητικά (I), Ενεργητικά (II) επιφανειακά ηλεκτρόδια [1]

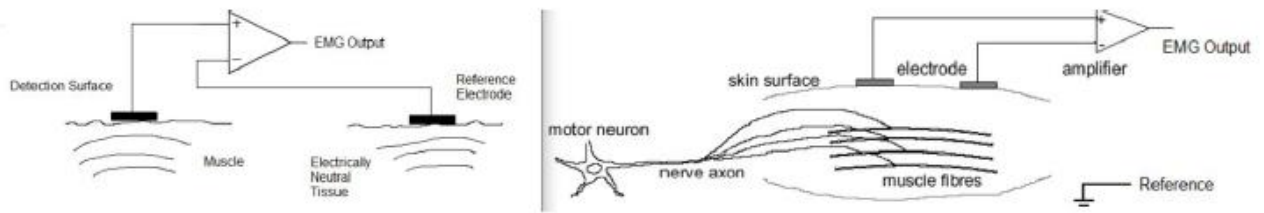
Ανάλογα με το τρόπο τοποθέτησης τους στον επιθυμητό μυ, διακρίνονται σε μονοπολικά και διπολικά.

Μονοπολικά

Σε αυτή τα κατηγορία υπάρχουν δύο επιφανειακά ηλεκτρόδια, εκ των οποίων το πρώτο τοποθετείται επάνω ή κοντά στο επιθυμητό μυ και το δεύτερο σε κάποιο ουδέτερο σημείο επάνω στο σώμα του υποκειμένου. Το δεύτερο σημείο λειτουργεί ως σημείο αναφοράς, δηλαδή θεωρούμε ότι έχει μηδενικό δυναμικό, και είναι καλό να βρίσκεται κοντά στη κινητική μονάδα μελέτης αλλά μακριά από το σημείο καταγραφής του πρώτου ηλεκτροδίου και αν είναι δυνατόν επάνω σε κάποιο οστό. Η καταγραφή του σήματος μέσω αυτής της διάταξης των ηλεκτροδίων είναι πιο απλή αλλά υπεισέρχεται μεγαλύτερο σφάλμα καθώς καταγράφεται αρκετός θόρυβος.

Διπολικά - Πολυπολικά

Σε αυτή τα κατηγορία υπάρχουν τρία ή περισσότερα επιφανειακά ηλεκτρόδια, εκ των οποίων συνήθως ανά δύο τοποθετούνται επάνω ή κοντά στο επιθυμητό ή επιθυμητούς μύες, ενώ ένα ηλεκτρόδιο τοποθετείται σε κάποιο σημείο αναφοράς. Η καταγραφή του σήματος μέσω αυτής της διάταξης περιλαμβάνει περισσότερα ηλεκτρόδια αλλά δεν υπεισέρχεται κάποιο σφάλμα καθώς τα σήματα από τις ανά δύο επιφάνειες ηλεκτροδίων, συνδέονται με έναν διαφορικό ενισχυτή όπου και συλλέγεται η διαφορά τους. Ο θόρυβος οποίος καταγράφεται είναι σχεδόν κοινός, με αποτέλεσμα ο διαφορικός ενισχυτής να τον αφαιρεί σε ικανοποιητικό βαθμό [1].



Εικόνα 2-11 Μονοπολική και Διπολική διαμόρφωση [10]

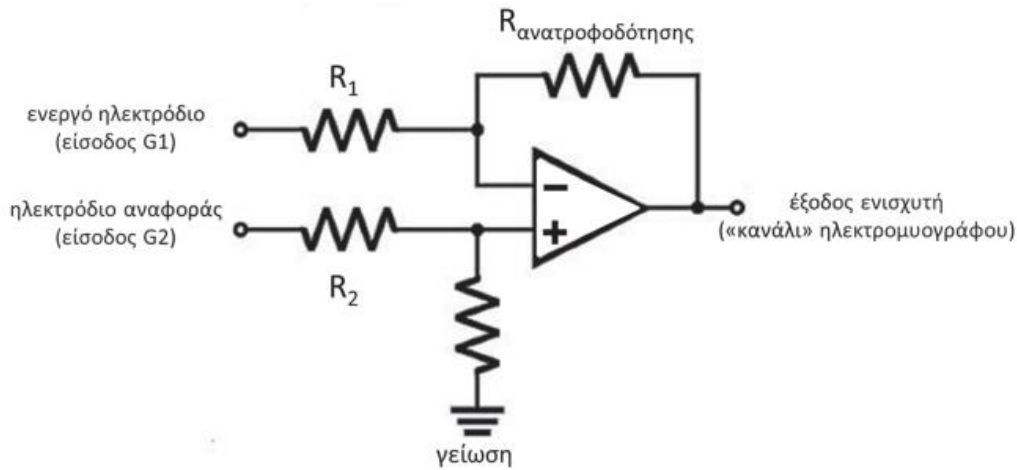
Στη παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν διπολικά παθητικά επιφανειακά ηλεκτρόδια και οι τιμές των δυναμικών δράσης που μπορούν να καταγράψουν είναι δυνατό να μεταβληθούν μεταβάλλοντας:

- Τις διαστάσεις του μεταλλικού δίσκου των παθητικών ηλεκτροδίων, ανάλογα με μέγεθος του επιθυμητού μυϊκού όγκου καταγραφής, αλλά και τη διάρκεια και το πλάτος του δυναμικού δράσης.
- Τη μεταξύ τους απόσταση των ανά δύο ηλεκτροδίων καταγραφής, ανάλογα με μέγεθος του επιθυμητού μυϊκού όγκου καταγραφής.
- Την απόκλιση των ανά δύο ηλεκτροδίων από το κατάλληλο σημείο της επιφάνειας του δέρματος του επιθυμητού μυ αλλά και τη γραμμική απόκλιση από τη παράλληλη διεύθυνση του.
- Την αντίσταση του δέρματος, καθώς είναι απαραίτητος ο καθαρισμός της επιφάνειας του, μέσω κάποιου αλκοολούχου διαλύματος. Με το τρόπο αυτό επιτυγχάνεται η απομάκρυνση των νεκρών κυττάρων της επιφάνειας του δέρματος και ως αποτέλεσμα η μείωση της αντίστασής του [9].

2.3.2 Ενισχυτές και φίλτρα

Ανεξάρτητα από τη διαμόρφωση η οποία έχει εφαρμοστεί στην εκάστοτε μέτρηση, είναι απαραίτητη η χρήση ενισχυτικών βαθμίδων για ενίσχυση του σήματος κατά τη διάρκεια της καταγραφής, καθώς το ηλεκτρομυογραφικό σήμα είναι αρκετά μικρότερο του εξωτερικού θορύβου.

Αφαιρώντας λοιπόν τις δύο καταγραφές, για τη περίπτωση της μονοπολικής διαμόρφωσης, παρατηρείται ότι ο θόρυβος δεν μειώνεται και συνεπώς η διάταξη αυτή δεν χρησιμοποιείται συχνά. Αντίθετα, όπως ειπώθηκε και παραπάνω, η διπολική ή πολυπολική διαμόρφωση με τη βοήθεια ενός διαφορικού ενισχυτή με κάποιο επιθυμητό κέρδος, αφαιρεί σε μεγάλο βαθμό το θόρυβο και ύστερα ενισχύει το σήμα [9].



Εικόνα 2-12 Διπολική διαμόρφωση [11]

Ωστόσο, είναι απαραίτητο να υπάρχει προσοχή σε ότι αφορά κάποια χαρακτηριστικά του ενισχυτή που θα χρησιμοποιηθεί, καθώς το EMG σήμα είναι αρκετά χαμηλής έντασης.

- Είναι απαραίτητο να τηρείται το θεώρημα δειγματοληψίας των Nyquist – Shannon, συνεπώς η συχνότητα δειγματοληψίας να είναι τουλάχιστον διπλάσια από τη συχνότητα της μυϊκής δραστηριότητας [28].
- Παρόλο που τα φίλτρα αποκόπτουν δυνητικά χρήσιμη πληροφορία είναι απολύτως απαραίτητα προκειμένου να μειωθεί ο βιολογικός και ηλεκτρονικός θόρυβος των καταγραφών προκειμένου να γίνουν πιο ευκρινείς οι κυματομορφές των δυναμικών [11].

Συνεπώς, είναι απαραίτητο να χρησιμοποιείται το σωστό φίλτρο πριν την είσοδο του διαφορικού ενισχυτή:

Υψηλοπερατά Φίλτρα: Για θορύβους χαμηλής συχνότητας.

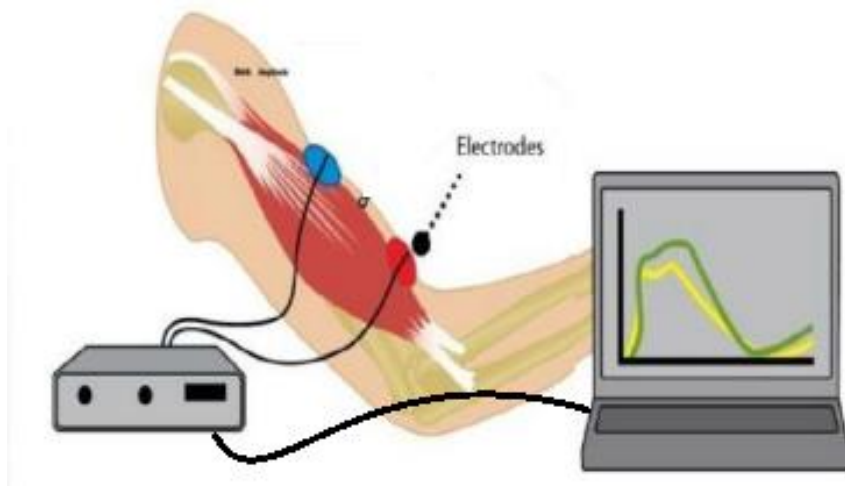
Χαμηλοπερατά Φίλτρα: Για θορύβους υψηλής συχνότητας.

Φίλτρα Διέλευσης Ζώνης: Για τη συλλογή μονάχα μιας συγκεκριμένης ζώνης συχνοτήτων και συνεπώς της μετάδοσης καθαρού EMG [10].

- Επίσης είναι σημαντικό ο διαφορικός ενισχυτής να έχει υψηλότερη σύνθετη αντίσταση εισόδου από την αντίσταση του δέρματος και επομένως να μην υπάρχει αλλοίωση του πραγματικού σήματος από τον ενισχυτή.

2.3.3 Προβολή – Επεξεργασία του Σήματος

Για απεικόνιση του πραγματικού αναλογικού σήματος χωρίς παραμορφώσεις και αλλοιώσεις, είναι απαραίτητη ακόμη και σήμερα η ύπαρξη αναλογικών παλμογράφων με οθόνες καθοδικού σωλήνα και αναλογικό διαφορικό. Ωστόσο, η ανάγκη για αποθήκευση των σημάτων σε ψηφιακή μορφή και η επεξεργασία και σύνθετη ανάλυση τους σε πρώτο ή σε δεύτερο χρόνο, έχει καθιερώσει με διαφορά τη χρήση ψηφιακών παλμογράφων. Το επιθυμητό EMG λοιπόν, ψηφιοποιείται από μια ενσωματωμένη κάρτα ψηφιοποίησης και το ψηφιοποιημένο πλέον σήμα υπόκειται σε περαιτέρω επεξεργασία μέσω ειδικά σχεδιασμένου λογισμικού [11].



Εικόνα 2-13 Ψηφιοποιημένη απεικόνιση σήματος EMG

3 Επεξεργασία Βιοσήματος

Είτε πρόκειται για την εκτέλεση κινήσεων μέσω ενός τεχνητού μέλους, είτε για την υλοποίηση άλλων επιθυμητών λειτουργιών, υπάρχουν δύο βασικές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση μίας ή περισσότερων κινήσεων του καρπού ή του άκρου του χεριού.

Χρησιμοποιώντας την πληροφορία που καταγράφει ο EMG γίνεται η επεξεργασία του ακατέργαστου σήματος, λαμβάνοντας και ανορθώνοντας το πριν οποιαδήποτε επεξεργασία, καθώς πρέπει να υπάρχει μια κυματομορφή με συνεχόμενο θετικό πρόσημο και όχι με αρνητικές και θετικές φάσεις. Στη συνέχεια με συλλογή απλών χαρακτηριστικών όπως την συλλογή της μέγιστης (max) ή μέσης (average) τιμής του και σύγκρισης της με ένα επιθυμητό κατώφλι, μπορεί να δημιουργηθεί πληροφορία για ενεργοποίηση ή απενεργοποίηση μιας εργασίας (κίνησης). Αυτή η τεχνική χρησιμοποιείται συνήθως για απευθείας (direct) επεξεργασία του σήματος και είναι εύκολη στη δημιουργία και κωδικοποίηση, ενώ χρησιμοποιείται από μεγάλο πλήθος τεχνητών μελών. Έχει καλά αποτελέσματα και ανιχνεύει καλά τις κινήσεις της ενεργοποίησης είτε του καρπού είτε κάποιας δακτυλικής άρθρωσης του άκρου του χεριού. Ωστόσο όσο μεγαλώνει η πολυπλοκότητα του τεχνητού μέλους και προστίθενται περισσότερες επιθυμητές κινήσεις, μεγαλώνει και το πλήθος των αισθητηρίων (ηλεκτροδίων) που πρέπει να ανιχνεύουν την κάθε κίνηση ξεχωριστά. Επίσης με αυτή τη τεχνική είναι δύσκολη η μελέτη και εκτέλεση ενός ποσοστού ενεργοποίησης/απενεργοποίησης, και δύσκολη η αποφυγή σφαλμάτων.

Με τη βοήθεια λοιπόν της μηχανικής μάθησης και των διαφόρων μεθόδων και τεχνικών της, μπορεί να υπάρξει μεγαλύτερη ακρίβεια και αξιοπιστία στη πληροφορία που εξάγεται από ένα EMG. Αυτή η τεχνική υπερτερεί της direct και χρησιμοποιώντας τη συλλογή των απλών ή σύνθετων χαρακτηριστικών που έχει εξαχθεί από το εκάστοτε σήμα είναι δυνατό να αναγνωριστούν πρότυπα και πληροφορία που είναι αδύνατο να αναγνωριστούν από απλές τεχνικές επεξεργασίας του σήματος και ακόμα περισσότερο με γυμνό μάτι. Επιτρέπεται η αναγνώριση πλήθους διαφορετικών κινήσεων και ενεργοποιήσεων με μικρό αριθμό ηλεκτροδίων για απευθείας εκτέλεση ή σε δεύτερο χρόνο για διαφορετικού είδους διαδικασίες. Ωστόσο, είναι μια τεχνική με μεγάλο όγκο υπολογιστικής και προγραμματιστικής πληροφορίας, ειδικά για περιπτώσεις απευθείας εκτέλεσης μιας κίνησης, η οποία όμως παράγει πληροφορία με μεγάλη ακρίβεια και αξιοπιστία, δίχως μεγάλο πλήθος σφαλμάτων.

Στη παρούσα εργασία λοιπόν, γίνεται ανάλυση διαφόρων μεθόδων αυτής της τεχνικής, επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου για επεξεργασία των δεδομένων, καθώς και εξαγωγή των συμπερασμάτων [12].

3.1 Ανάλυση

Για τη ανάλυση λοιπόν EMG σημάτων υπάρχουν διαφορετικοί τύποι που μπορούν να εφαρμοστούν για την εξαγωγή χρήσιμης πληροφορίας για το εκάστοτε σήμα. Η επιλογή των σωστών τύπων είναι σχετική και εξαρτάται από τη κρίση του προγραμματιστή, αλλά και τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε συστήματος τόσο στη μορφολογία των σημάτων όσο και τη διαθέσιμη πληροφορία τους.

Τα παρακάτω χαρακτηριστικά των Englehart & Hudgins, είναι ένα σετ μαθηματικών υπολογισμών ευρέως διαδεδομένο και αποδεκτό από την επιστημονική κοινότητα [5],[13].

- **Μέση Απόλυτη Τιμή (Mean Absolute Value)**

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

N = το μέγεθος των δεδομένων

x_i : τα δεδομένα

- **Slope Sign Changes (SSC)**

$$\bar{x}_i > \bar{x}_{i-1} \text{ και } \bar{x}_i > \bar{x}_{i+1}$$

$$\bar{x}_i < \bar{x}_{i-1} \text{ και } \bar{x}_i < \bar{x}_{i+1}$$

Ένα χαρακτηριστικό το οποίο επιδεικνύει το αριθμό των φορών κατά τον οποίο η κυματομορφή αλλάζει πρόσημο.

- **Μήκος Κυματομορφής (Waveform Length)**

Ένα χαρακτηριστικό το οποίο αφορά τη πολυπλοκότητα της κυματομορφής.

$$WL = \sum_{k=n(i-1)}^{i(n-1)} |\Delta \bar{x}_k|$$

- **Zero Crossing / Threshold Counter (ZC)**

Αφορά το πλήθος των φορών που η κυματομορφή διέρχεται από το μηδέν, συνεπώς είναι αναγκαίο ένα κατώφλι ανάλογο της ευαισθησίας του θορύβου.

Τα παρακάτω χαρακτηριστικά των Kim, Choi, Moon & Mun, αφορούν τη μελέτη και σύγκριση συγκεκριμένων αλγορίθμων ταξινόμησης, για EMG σήματα κινήσεων της καρπικής άρθρωσης [14]:

- **Απόλυτη Μέση Τιμή Διαφοράς (Difference Absolute Mean Value)**

$$DAMV = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |x_{i+1} - x_i|$$

- **Difference Absolute Standard Deviation Value**

$$DASDV = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{i+1} - x_i)^2}{N-1}}$$

- **Μέση Τετραγωνική Τιμή (Rute Mean Square)**

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} (x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_N^2)}$$

Επιπλέον χαρακτηριστικά των Phinyomark, Phukpattaranont & Limsakul, που αφορούν τη μελέτη EMG σημάτων μέσω ταξινόμησης [15] :

- **Integrated EMG**

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |x_i|$$

Πρόκειται για ένα χαρακτηριστικό που αφορά την περιοχή κάτω από τη κυματομορφή του EMG.

- **Τροποποιημένη Μέση Απόλυτη Τιμή (Modified Mean Absolute Value)**

$$MMAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i |x_i|$$

Αφορά μια επέκταση του MAV, με τη προσθήκη ενός βάρους w_i , όπου:

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{αν } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- **Διακύμανση του EMG (Variance of EMG)**

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2$$

Πρόκειται για ένα δείκτη ισχύος.

- **Myopulse Percentage Rate**

$$MYOP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{αν } (|x_i| > \text{κατώφλι})$$

Πρόκειται για μία ακόμη επέκταση του MAV, αλλά με τη προσθήκη ενός κατωφλιού σε κάθε μέτρηση.

- **Log Detector**

$$LD = e^{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(|x_i|)}$$

Είναι ένα μη γραμμικό χαρακτηριστικό και αφορά τη εκτίμηση της μυϊκής δύναμης.

Επιπλέον χαρακτηριστικά που αφορούν τη μελέτη EMG σημάτων μέσω ταξινόμησης:

- **Μέση Απόλυτη Απόκλιση (Mean Absolute Deviation)**

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{x}|$$

Αφορά τη μέση απόσταση μεταξύ των δεδομένων ενός EMG και του μέσου όρου [16].

- **Ενισχυμένο Μήκος Κύματος (Enhanced Wavelength)**

$$EWL = \sum_{i=2}^L |(x_i - x_{i-1})^p|$$

$$p = \begin{cases} 0.75, & \text{αν } i \geq 0.2L \text{ και } \leq 0.8L \\ 0.50, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Όπου p παράμετρος που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της επίδρασης του δείγματος εντός του σήματος [17].

- **Enhance Mean Absolute Value**

$$EMAV = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|^p$$

$$p = \begin{cases} 0.75, & \text{αν } i \geq 0.2L \text{ και } i \leq 0.8L \\ 0.50, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Όπου p παράμετρος που χρησιμοποιείται για τον προσδιορισμό της επίδρασης του δείγματος εντός του σήματος [17].

- **Log Difference Absolute Mean Value**

$$LDAMV = \log\left(\frac{\sum_{i=1}^N |x_{i+1}-x_i|}{N}\right) \quad [18]$$

- **Log Difference Absolute Standard Deviation Value**

$$LDASDV = \log\left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{i+1}-x_i)^2}{N-1}}\right) \quad [18]$$

- **Ασυμμετρία (Skewness)**

$$SK = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{i+1}-\bar{x})^3}{(N-1) \sigma^3}$$

Όταν τα πλάτη των δειγμάτων του τμήματος EMG αντιπροσωπεύονται ως κατανομή, μπορεί να μετρηθεί η ασυμμετρία, καθώς το χαρακτηριστικό αυτό αφορά τη μέτρηση της ασυμμετρίας / παραμόρφωσης μιας κατανομής [19].

- **Absolute Value of the Summation of Exp Root** [20]

$$ASM = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i)^{exp}}{N}$$

$$exp = \begin{cases} 0.5, & \text{αν } i \geq 0.25N \text{ και } i \leq 0.75N \\ 0.75, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ***Absolute Value of the Summation of Square Root*** [20]

$$ASS = \left| \sum_{i=1}^N x_i^{1/2} \right|$$

- ***Mean Value of the Square Root*** [20]

$$MSR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^{1/2}$$

- ***Standard Deviation (SD)***

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

- ***Coefficient of Variation (COV)***

$$COV = \frac{\sigma}{\mu}$$

όπου σ η τυπική απόκλιση και μ η μέση τιμή [21]

<u>Χαρακτηριστικά των Englehart & Hudgins</u>	
Μέση Απόλυτη Τιμή	MAV
Slope Sign Changes	SSC
Μήκος Κυματομορφής	WL
Zero Crossing	ZC

Πίνακας 3-1 Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων από Englehart & Hudgins

<u>Χαρακτηριστικά των Kim, Choi, Moon & Mun</u>	
Difference absolute mean value	DAMV
Difference Absolute Standard Deviation Value	DASDV
Μέση Τετραγωνική Τιμή	RMS

Πίνακας 3-2 Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων από Kim, Choi, Moon & Mun

<u>Χαρακτηριστικά των Phinyomark, Phukpattaranont & Limsakul</u>	
Integrated EMG	IEMG
Τροποποιημένη Μέση Απόλυτη Τιμή	MMAV
Variance of EMG	VAR
Myopulse Percentage Rate	MYOP
Log Detector	LD

Πίνακας 3-3 Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων από Phinyomark, Phukpattaranont & Limsakul

<u>Επιπλέον Χαρακτηριστικά</u>	
Μέση Απόλυτη Απόκλιση	MAD
Enhanced Wavelength	EWL
Enhanced Mean Absolute Value	EMAV
Log Difference Absolute Mean Value	LDAMV
Log Difference Absolute Standard Deviation Value	LDASDV
Ασυμμετρία	SKEW
Absolute Value Of The Summation Of Exp Root	ASM
Absolute Value Of The Summation Of Square Root	ASS
Mean Value Of The Square Root	MSR
Log Detector	SD
Coefficient Of Variation	COV

Πίνακας 3-4 Επιπλέον Χαρακτηριστικά ανάλυσης σημάτων

3.2 Μηχανική Μάθηση

Αν και είναι δύσκολο να δοθεί ένας επακριβής ορισμός, η μηχανική μάθηση αποτελεί κομμάτι ενός ευφυούς συστήματος, δηλαδή ενός συστήματος που έχει ως στόχο τη κατασκευή συστημάτων με χαρακτηριστικά ανθρώπινης ευφυίας. Έχει τη δυνατότητα να μαθαίνει, να λαμβάνει αποφάσεις και να επιλύει προβλήματα.

Με την ανάπτυξη των κατάλληλων υπολογιστικών αλγορίθμων, αξιοποιούνται δεδομένα για την εξαγωγή της κατάλληλης πληροφορίας και γνώσης. Κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, οι αλγόριθμοι αυτοί εξετάζουν τα δεδομένα και εντοπίζουν πρότυπα, τάσεις και συσχετίσεις μεταξύ των διαφόρων μεταβλητών. Μέσω αυτής της ανάλυσης, αποκτούν γνώση για το πώς λειτουργούν τα δεδομένα.

Η χρήση ειδικών οργάνων – αισθητηρίων παίζει σημαντικό ρόλο στη συλλογή δεδομένων, όπου οι αντίστοιχοι αλγόριθμοι επεξεργάζονται για να προβλέψουν ή να εξάγουν γνώση.

Αντίστοιχα, η ανάγνωση ειδικών διαμορφωμένων βάσεων δεδομένων επιτρέπει στους αλγόριθμους να αναγνωρίζουν πρότυπα και τάσεις από προηγούμενες εμπειρίες ή γνώσεις που έχουν καταγραφεί σε βάσεις δεδομένων.

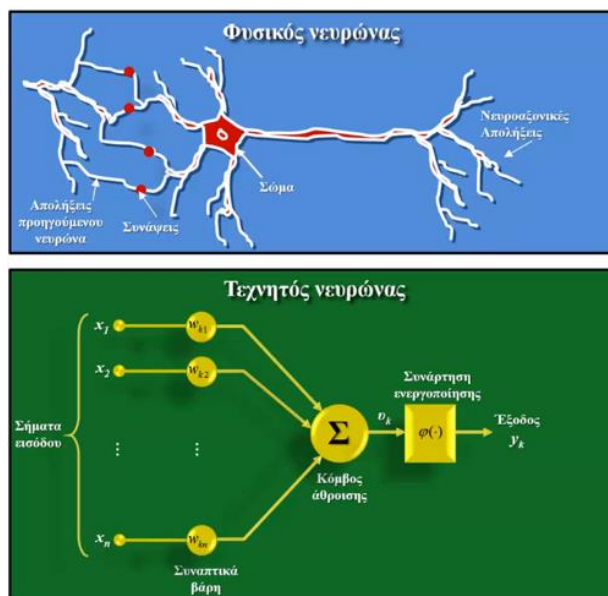
Στη συνέχεια, αυτή η γνώση που έχει αποκτηθεί μέσω της διαδικασίας εκμάθησης χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη ή τη λήψη αποφάσεων για νέες καταστάσεις ή σεναρία που δεν έχουν προηγουμένως παρουσιαστεί στα δεδομένα εκπαίδευσης.

Συστήματα αυτή της λογικής χρησιμοποιούνται για:

- Μοντελοποίηση στατικών και δυναμικών συστημάτων
- Αναγνώριση και ταξινόμηση προτύπων
- Εκτίμηση και πρόβλεψη χρονοσειρών
- Επεξεργασία σημάτων και δεδομένων
- Εντοπισμός και διάγνωση βλαβών και σφαλμάτων [22].

3.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα

Αλγόριθμος μάθησης ονομάζεται μια σειρά από βήματα που επιλύουν τα προβλήματα μάθησης, δηλαδή που τροποποιούν τις παραμέτρους του δικτύου ώστε να μαθαίνει όσο καλύτερα γίνεται την πληροφορία που είναι διαθέσιμη στα δεδομένα που έχουν συλλεχθεί. Μέσω τεχνητών νευρώνων, δηλαδή τεχνητής αναπαράστασης της λειτουργίας των φυσικών νευρώνων του ανθρώπινου εγκεφάλου, η ικανότητα μάθησης προκύπτει σαν αποτέλεσμα της αλλαγής του τρόπου που επηρεάζει ο κάθε τεχνητός νευρώνας του υπόλοιπους.



Εικόνα 3-1 Φυσικός – Τεχνητός Νευρώνας [22]

Η αρχιτεκτονική του εκάστοτε νευρωνικού δικτύου καθορίζεται από:

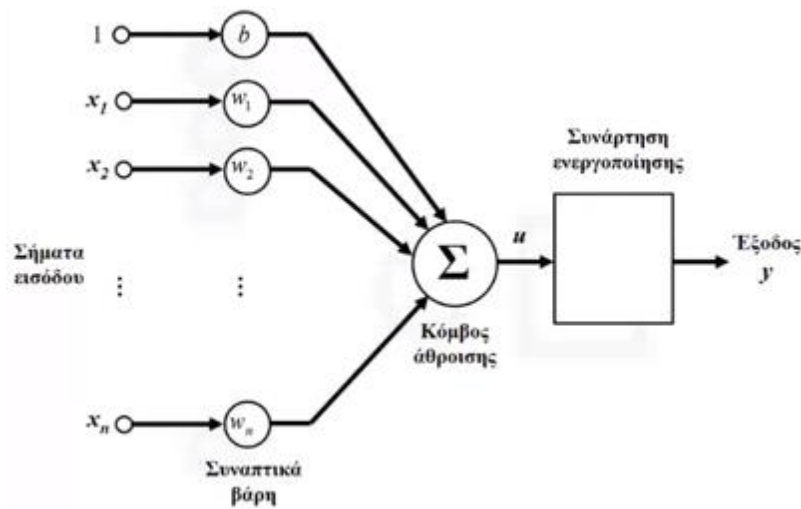
- Το είδος των νευρώνων που χρησιμοποιούνται
- Τη τοπολογική τους δομή
- Τον τρόπο διασύνδεσής τους

Ανάλογα με την αρχιτεκτονική που θα χρησιμοποιηθεί, υπάρχουν και αντίστοιχα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα.

- **Επιβλεπόμενη μάθηση (Supervised learning):** Στη παρούσα εκπαίδευση υπάρχει ένας εκπαιδευτής (αισθητήριο) που γνωρίζει για κάθε δεδομένο εισόδου, ποιο θα είναι το αντίστοιχο δεδομένο εξόδου. Μετά το πέρας της εκπαίδευσης, το νευρωνικό δίκτυο αποσυνδέεται από το εκπαιδευτή και μπορεί να παρέχει προβλέψεις για την έξοδο σε καινούργια δεδομένα εισόδου. Πρόκειται για τη πιο συνηθισμένη μορφή μάθησης και χρησιμοποιείται σε δίκτυα με πρόσθια τροφοδότηση ή σε δίκτυα RBF για προσέγγιση συναρτήσεων, ή για αναγνώριση προτύπων.
- **Μη επιβλεπόμενη μάθηση (Unsupervised learning):** Στη παρούσα εκπαίδευση το νευρωνικό δίκτυο μαθαίνει τη σχέση και ανακαλύπτει πρότυπα που υπάρχουν ανάμεσα στη είσοδο και την έξοδο. Η διαδικασία της εκπαίδευσης αυτής γίνεται γνωρίζοντας μόνα τα δεδομένα εισόδου και βρίσκει εφαρμογή κυρίως σε προβλήματα ομαδοποίησης (clustering).
- **Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement learning):** Στη παρούσα εκπαίδευση υπάρχει συνεχής αλληλεπίδραση με το περιβάλλον και ανάλογα με την απόδοση επιβραβεύεται ή "τιμωρείται" το σύστημα. Η μάθηση αυτή βρίσκει χρήση στην εκπαίδευση παλινδρομικών νευρωνικών δικτύων, αλλά και στη επίλυση προβλημάτων δυναμικού προγραμματισμού και προσαρμοστικού αυτομάτου ελέγχου [22].

3.2.2 Perceptron

Ο Perceptron αποτελεί το απλούστερο είδος νευρωνικού δικτύου και έχει τη δυνατότητα να μαθαίνει από δεδομένα που του παρουσιάζονται, ώστε να ταξινομεί πρότυπα ανάμεσα σε δύο γραμμικά διαχωρίσιμες κλάσεις.



Εικόνα 3-2 Perceptron [22]

Η συνάρτηση ενεργοποίησης δέχεται σαν είσοδο το άθροισμα των σταθμισμένων σημάτων και το μετασχηματίζει ως:

- Συνάρτηση κατωφλίου:

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1 & \text{αν } u \geq 0 \\ 0 & \text{αν } u < 0 \end{cases}$$

- Γραμμική συνάρτηση:

$$\varphi(u) = \begin{cases} 1 & \text{για } u \geq \frac{1}{2} \\ u & \text{για } \frac{1}{2} > u > -\frac{1}{2} \\ 0 & \text{για } u \leq -\frac{1}{2} \end{cases}$$

- Σιγμοειδής συνάρτηση:

$$\varphi(u) = \frac{1}{1+e^{-a*u}}$$

Η σιγμοειδής συνάρτηση υπερτερεί και χρησιμοποιείται συχνότερα [22].

3.2.3 MLPs

Πρόκειται για μια πιο σύνθετη δομή νευρωνικού δικτύου (Multilayer Perceptrons) και ξεχωρίζει ως εξής:

- Κάθε μοντέλο νευρώνων περιέχει μια μη γραμμική, διαφοροποιήσιμη συνάρτηση ενεργοποίησης.
- Έχει ένα ή περισσότερα επίπεδα που παραμένουν «κρυμμένα» από τους κόμβους εισόδου και εξόδου.
- Εμφανίζει υψηλή συνδεσιμότητα, η έκταση της οποίας καθορίζεται από τα συναπτικά βάρη του δικτύου.

Λόγω της υψηλής πολυπλοκότητας που προκύπτει από αυτά τα χαρακτηριστικά, η θεωρητική ανάλυση του δικτύου μπορεί να αποδειχθεί επίπονη εργασία. Αυτό με τη σειρά του οδηγεί σε αυξημένη δυσκολία στη διαδικασία μάθησης του δικτύου [30].

3.2.4 Αλγόριθμοι και αρχιτεκτονικές αναγνώρισης και ταξινόμησης προτύπων

- *RBF (Radial Basis Function)*

Το Radial Basis Function Network (RBF) είναι ένα είδος τεχνητού νευρωνικού δικτύου που αποτελείται από τρία επίπεδα: το επίπεδο εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο με RBF νευρώνες και ένα επίπεδο εξόδου. Τα RBF νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιούνται συνήθως για προβλήματα που περιλαμβάνουν αναγνώριση προτύπων, πρόβλεψη και εκτίμηση [30].

- *KNN (K-Nearest Neighbors):*

Ο αλγόριθμος K-Nearest Neighbors είναι ένας απλός αλγόριθμος μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιείται για ταξινόμηση και παλινδρόμηση. Κατά τη διάρκεια της ταξινόμησης, ο KNN επιλέγει τα k πιο γειτονικά από το σύνολο εκπαίδευσης δεδομένα και καθορίζει την κλάση του αντικειμένου εισόδου με βάση τις πλειοψηφίες.

- *Naïve Bayes*

Ο αλγόριθμος Naive Bayes είναι ένας απλός αλλά πρακτικός αλγόριθμος, ο οποίος βασίζεται στο κανόνα του Bayes για να ταξινομήσει ένα σύνολο δεδομένων με βάση τα δεδομένα που του έχουν δοθεί. Πιο συγκεκριμένα υπολογίζει την εκ των υστέρων πιθανότητα ένα πρότυπο να ανήκει σε μια δεδομένη κλάση όταν το πρότυπο αυτό περιγράφεται από ένα διάνυμα χαρακτηριστικών x .

- *CNN (Convolutional Neural Network):*

Τα Convolutional Neural Networks (CNNs) είναι ένα είδος τεχνητών νευρωνικών δικτύων που είναι κυρίως εξειδικευμένα για επεξεργασία εικόνων. Τα CNNs χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση αντικειμένων, η ανίχνευση προσώπων, η αυτόματη οδήγηση αυτοκινήτων, η ιατρική εικονική ανάλυση και πολλά άλλα.

- *Random Forest:*

Ο αλγόριθμος Random Forest αποτελείται από πολλά απλά δέντρα αποφάσεων, τα οποία λειτουργούν ως ένα σύνολο (ensemble). Κάθε δέντρο κατασκευάζεται με τυχαίες δειγματοληψίες από το σύνολο εκπαίδευσης και τυχαία χαρακτηριστικά. Ο Random Forest χρησιμοποιείται για ταξινόμηση, παλινδρόμηση και για εκτίμηση σημασιολογικών δεδομένων.

- *Support Vector Machines (SVM):*

Πρόκειται για μια ισχυρή μέθοδος μηχανικής μάθησης τόσο για ταξινόμηση όσο και για παλινδρόμηση. Τα SVM διαχωρίζουν τις κλάσεις με το μέγιστο δυνατό περιθώριο μεταξύ των δύο κλάσεων. Είναι αποτελεσματικά σε προβλήματα με μεγάλο αριθμό διαστάσεων [32].

Κάθε ένας από αυτούς τους αλγορίθμους έχει διαφορετικές χρήσεις και εφαρμογές, και η επιλογή τους εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και του προβλήματος που προσπαθούν να λύσουν.

4 Σχεδιασμός και Ανάπτυξη του Συστήματος

Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να αναλυθεί το έργο που εκπονήθηκε στο πλαίσιο αυτής της Διπλωματικής Εργασίας αφενός μεν για το σχεδιασμό και την ανάπτυξη ενός συστήματος καταγραφής πολλαπλών κινήσεων των άνω άκρων μέσω ηλεκτρομυογράφου αφετέρου δε την εκπαίδευση του συστήματος ώστε να μπορεί να αναγνωρίσει τις κινήσεις που εκτελέστηκαν.

4.1 Περιγραφή του Συστήματος

Στη παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε σύστημα ολοκληρωμένου ηλεκτρομυογράφου και μέσω επιφανειακών παθητικών ηλεκτροδίων ανιχνεύεται το EMG σήμα. Στη συνέχεια ενισχύεται, ανορθώνεται και τέλος εξομαλύνεται πριν εισαχθεί στον μικροεπεξεργαστή.

Στη συνέχεια, το σήμα ψηφιοποιείται από τον ADC μετατροπέα που διαθέτει ο μικροεπεξεργαστής Arduino Uno, αποστέλλεται σειριακά μέσω θήρας USB στον υπολογιστή και μέσω του προγράμματος CoolTerm πραγματοποιείται εκτύπωση των δεδομένων και αποθήκευση τους σε τύπο αρχείου (.txt).

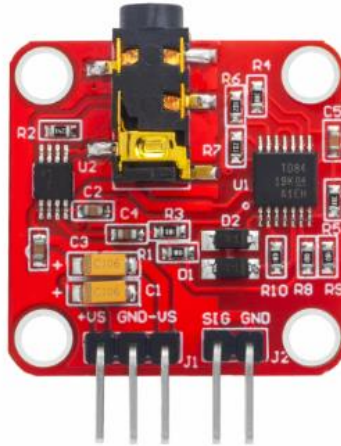
Τέλος, τα αρχεία (.txt) μέσω του προγράμματος Matlab, τίθενται σε επεξεργασία και ανάλυση μέσω κατάλληλων αλγορίθμων. Ύστερα, μέσω μεθόδων μηχανικής μάθησης εξάγονται αποτελέσματα και τα δεδομένα κατηγοριοποιούνται στις αντίστοιχες κινήσεις που εκτελέστηκαν.



Πίνακας 4-1 Block Διάγραμμα Συστήματος

4.1.1 Ηλεκτρομυογράφος

Το σύστημα ηλεκτρομυογραφίας περιλαμβάνει έναν τύπο αισθητηρίων EMG ανοιχτού υλικού (Open Source Hardware) για χρήση με το Arduino. Πρόκειται για συμβατούς αισθητήρες με πληθώρα μικροελεγκτών, οικονομικούς και εύκολους στη χρήση.



Εικόνα 4-1 Μονάδα αισθητήρα EMG

- Τάση λειτουργίας: +/- 9Volts
- Ελάχιστη τάση λειτουργίας: +/- 3Volts
- Θερμοκρασία λειτουργίας: -40°C - +85°C
- 1 Ψηφιακή έξοδο: SIG (σύνδεση με μικροελεγκτή)
- Ground: GND (σύνδεση με μικροελεγκτή)
- 3 Αναλογικές εισόδους: 3.5mm headphone jack για τη διασύνδεση πλακέτας – ηλεκτροδίων

Μέσω επιφανειακών ηλεκτροδίων ανά δύο τοποθετημένα επάνω ή κοντά στο επιθυμητό μυ, και το ηλεκτρόδιο αναφοράς κάθε ζεύγους τοποθετημένο σε κάποιο σημείο αναφοράς, πραγματοποιείται η καταγραφή του σήματος.

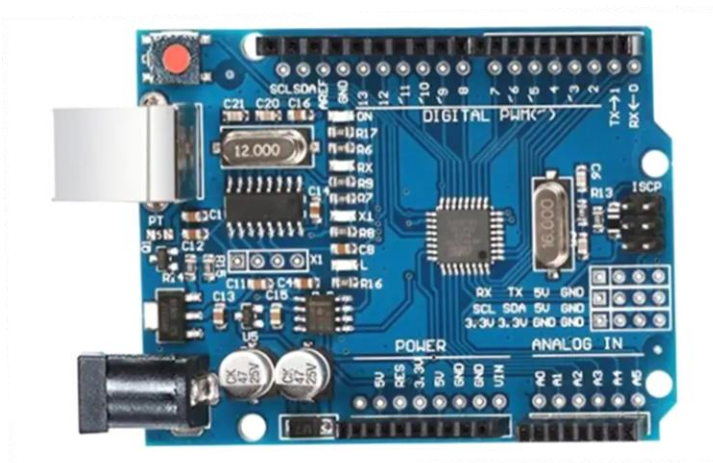
Η καρδιά της πλακέτας είναι ο ενισχυτής T084 της οικογένειας TL08xx JFET, καθένας από τους οποίους λειτουργούν ως ενισχυτές εισόδου υψηλής τάσης μέσω διπολικών τρανζίστορ σε μονολιθικό ολοκληρωμένο κύκλωμα.

4.1.2 Arduino

Το Arduino είναι μια ανοικτού λογισμικού πλατφόρμα πρωτότυπων ηλεκτρονικών συσκευών οι οποίες βασίζονται στην ευελιξία και την ευκολία χρήσης υλικού και λογισμικού. Το Arduino έχει την δυνατότητα να αλληλοεπιδρά με το περιβάλλον μέσω της λήψης σημάτων, η οποία γίνεται με διαφόρων ειδών αισθητήρες [5]. Ανάλογα με την εταιρία κατασκευής, το μοντέλο (οικογένεια) και τα διάφορα συμβατά Arduino boards υπάρχουν οι αντίστοιχες διαφορές στις δυνατότητες κάθε hardware εκδοχής.

Στη παρούσα εργασία θα χρησιμοποιηθεί ένα συμβατό Arduino Uno board. Το μοντέλο Uno της οικογένειας Arduino είναι το πιο διαδεδομένο και είναι συμβατό με πλήθος αισθητήρων και επεκτάσεων. Βασίζεται στον μικροελεγκτή ATmega328P της Atmel. Είναι μια ολοκληρωμένη πλακέτα που περιέχει ό,τι χρειάζεται για να μπορεί να προγραμματιστεί και να λειτουργήσει συνδέοντάς την με ένα απλό καλώδιο USB στον υπολογιστή σας ή με ένα τροφοδοτικό στην πρίζα, ενώ επίσης μπορεί να λειτουργήσει με απλή μπαταρία. Αναλυτικά η πλακέτα διαθέτει:

- Τάση λειτουργίας: 5V
- Τάση εισόδου: 7-12V
- Τάση εισόδου (limits): 6-20V
- Ψηφιακά I/O Pins: 14 ψηφιακές εισόδους ή εξόδους (6 από αυτές μπορεί να χρησιμοποιηθούν σαν PWM έξοδοι)
- 6 Αναλογικές εισόδους
- DC Ρεύμα ανά I/O Pin: 20 mA
- DC Ρεύμα για 3.3V Pin: 50mA
- Μνήμη Flash: 32 KB
- Μνήμη SRAM: 2 KB (ATmega328P)
- Μνήμη EEPROM: 1 KB (ATmega328P)
- Ταχύτητα (Clock Speed): 16 MHz
- 1 θύρα USB (τύπου B) για τον προγραμματισμό και την τροφοδοσία της πλακέτας
- 1 είσοδο τροφοδοσίας που μπορεί να χρησιμοποιηθεί εναλλακτικά για τροφοδοσία
- 1 υποδοχή ICSP
- Reset button



Εικόνα 4-2 Arduino Uno

Οι εργασίες που του ανατίθενται μπορεί να είναι είτε αυτόνομες είτε να επικοινωνούν με το λογισμικό που τρέχει σε έναν υπολογιστή. Ο μετατροπέας του διαθέτει 10 bit για ανάλυση, δηλαδή επιστρέφει ακέραιους αριθμούς από το 0 έως το 1023. Μέσω της εντολής AnalogRead() ο μικροελεγκτής έχει την δυνατότητα να δειγματοληπτεί από τις θύρες του μέχρι και 10.000 φορές το δευτερόλεπτο. Ωστόσο για λόγους διαχείρισης των δεδομένων στην συγκεκριμένη εργασία ο ρυθμός αποθήκευσης έγινε ανά 10msec. Τέλος η μεταφορά των δεδομένων από το Arduino στον Η/Υ γίνεται σειριακά είτε χρησιμοποιώντας τις ψηφιακές θύρες 0 και 1 (RX και TX) είτε στην προκειμένη περίπτωση χρησιμοποιώντας την σειριακή θύρα USB που διαθέτει το Arduino [23].

4.1.3 Matlab

Το Matlab είναι ένα σύγχρονο ολοκληρωμένο μαθηματικό περιβάλλον για ερευνητικές και άλλες εφαρμογές με επιστημονικούς υπολογισμούς (scientific computing). Πρόκειται για ένα διαδραστικό πρόγραμμα, το οποίο μέσω προγραμματισμού αριθμητικών υπολογισμών και οπτικοποίηση δεδομένων δημιουργεί ένα πολύ ισχυρό και χρήσιμο εργαλείο στις μαθηματικές και φυσικές επιστήμες [24].



Εικόνα 4-3 Matlab [25]



Είναι ειδικά σχεδιασμένο για υπολογισμούς με πίνακες **MAT**rix **LAB**oratory (εργαστήριο πινάκων), όπως η επίλυση γραμμικών συστημάτων, η εύρεση ιδιοτιμών και ιδιοδιανυσμάτων, η αντιστροφή τετραγωνικών πινάκων κλπ. Επιπλέον, το πακέτο αυτό είναι εφοδιασμένο με πολλές επιλογές για γραφικά (δηλ. την κατασκευή γραφικών παραστάσεων) και προγράμματα γραμμένα στη δική του γλώσσα προγραμματισμού για την επίλυση άλλων προβλημάτων. Η γλώσσα προγραμματισμού του MATLAB δίνει την ευχέρεια στον χρήστη να το επεκτείνει με δικά του προγράμματα [24].

4.2 Διαδικασία Μετρήσεων

4.2.1 Πρωτόκολλο Πειραμάτων

Η εργασία σχεδιάστηκε μέσω μιας σειράς από πειράματα που περιλαμβάνουν περιοδικές επαναλήψεις συγκεκριμένων κινήσεων σε συγκεκριμένο χρονικό διάστημα, προκειμένου να ανιχνεύονται ορθά δεδομένα και όχι προϊόντα θορύβου και παρεμβολών.

Συγκεκριμένα καταγράφηκαν 6 κινήσεις (ακινησία του άκρου, γροθιά (κάμψη όλων των δακτύλων), κάμψη, έκταση, απαγωγή και προσαγωγή του καρπού). Η κάθε κίνηση πραγματοποιήθηκε για αριθμό 10 επαναλήψεων και η εκτέλεση της για 0.1 δευτερόλεπτα με διάλειμα 5 δευτερόλεπτα. Οι κινήσεις εκτελέστηκαν από 10 άτομα διαφορετικών ηλικιακών ομάδων και φύλου.

Ακινησία Του Άκρου	
Γροθιά	

<p>Κάμψη Καρπού</p>	 A photograph showing a right hand flexed at the wrist, with the fingers pointing downwards. The hand is resting on a wooden surface.
<p>Έκταση Καρπού</p>	 A photograph showing a right hand extended at the wrist, with the fingers pointing upwards. The hand is resting on a wooden surface.
<p>Απαγωγή Καρπού</p>	 A photograph showing a right hand abducted at the wrist, with the fingers pointing to the left. The hand is resting on a wooden surface.



Πίνακας 4-2 Κινήσεις που πραγματοποιήθηκαν [26]

Πριν από κάθε συλλογή δεδομένων πραγματοποιείται έλεγχος μέσω απλού αλγορίθμου καταγραφής δεδομένων EMG, για την σωστή χρονικά αλλαγή των δεδομένων εξαιτίας της ενεργοποίησης του μυ και την ομαλή μετάδοση των δεδομένων από την πλακέτα στον υπολογιστή μέσω του Arduino. Στην συνέχεια ενεργοποιείται ο αλγόριθμος καταγραφής των δεδομένων που δημιουργήθηκε για την παρούσα εργασία και με τη βοήθεια του προγράμματος Coolterm ξεκινά η εγγραφή και αποθήκευση του σήματος σε αρχείο κειμένου (.txt).

Η αποστολή των δεδομένων από το Arduino στον υπολογιστή γίνεται μέσω του UART με την σειριακή θύρα (USB) του ολοκληρωμένου κυκλώματος σε ρυθμό μετάδοσης (baudrate) 1000000 symbols/sec. Ο αλγόριθμος αναπροσαρμόζει τα δεδομένα ώστε να περιλαμβάνουν τιμές από 0 έως 100, που αντιστοιχούν στις μετρούμενες στάθμες του μετατροπέα από αναλογικό σε ψηφιακό σήμα. Η δειγματοληψία του σήματος βρίσκεται σε άμεση συνάρτηση με τον κύκλο εντολών του μικροεπεξεργαστή, δηλαδή τον χρόνο που απαιτείται για εκτελεστεί το σύνολο των εντολών που δόθηκαν στον βρόχο επανάληψης. Ο συνολικός χρόνος εκτέλεσης είναι ~33.6μsec οπότε η συχνότητα δειγματοληψίας είναι :

$$F_s = 1/T_s = 1/0.000336 \approx 2976.19Hz$$

Από το θεώρημα δειγματοληψίας του Nyquist [28] είναι γνωστό πως το σήμα θα πρέπει να δειγματοληπτείται με συχνότητα τουλάχιστον διπλάσια της μέγιστης συχνότητας που περιλαμβάνεται στο σήμα. Το εύρος ζώνης των περισσότερων ηλεκτρομυογραφημάτων περιέχει τις συχνότητες από 10Hz έως 250Hz (max = 500Hz). Συνεπώς, η κατάλληλη συχνότητα δειγματοληψίας πρέπει να είναι μεγαλύτερη των 1000Hz, προκειμένου να αποφευχθεί το φαινόμενο της επικάλυψης συχνοτήτων (frequency aliasing) και συνεπακόλουθα η απώλεια πληροφορίας.

$$f_s \geq 2 * f_{MAX} = 2 * 500 = 1000 \text{ Hz}$$

Όπως βλέπουμε, στην περίπτωση μας ο ρυθμός δειγματοληψίας είναι 2976Hz και είναι μεγαλύτερος από το ελάχιστο πολλαπλάσιο της μέγιστης συχνότητας του σήματος και συνεπώς το θεώρημα δειγματοληψίας του Nyquist δεν παραβιάζεται και δεν υπάρχει απώλεια πληροφορίας κατά τη δειγματοληψία του σήματος. Ωστόσο, για τις απαιτήσεις του συστήματος υπάρχει απλή λήψη των σημάτων και επεξεργασία τους (ανάλυση, εξαγωγή χαρακτηριστικών κλπ.), χωρίς άμεση μετάδοση του σήματος. Συνεπώς οι συχνότητες του σήματος δεν είναι τόσο κρίσιμες για την ανάλυση μας.

Τέλος η ανάλυση του σήματος που περιλαμβάνεται στο κάθε αρχείο, γίνεται μέσω του προγράμματος Matlab. Οι δοκιμές των συναρτήσεων και των εντολών εκτελέστηκαν στο παράθυρο εντολών (command window) και αφού αποφασίστηκε ο αλγόριθμος, αναπτύχθηκε το αντίστοιχο παραμετρικό αρχείο δέσμης εντολών (script), υπεύθυνο για την ανάλυση του σήματος και την εξαγωγή των αποτελεσμάτων [5].

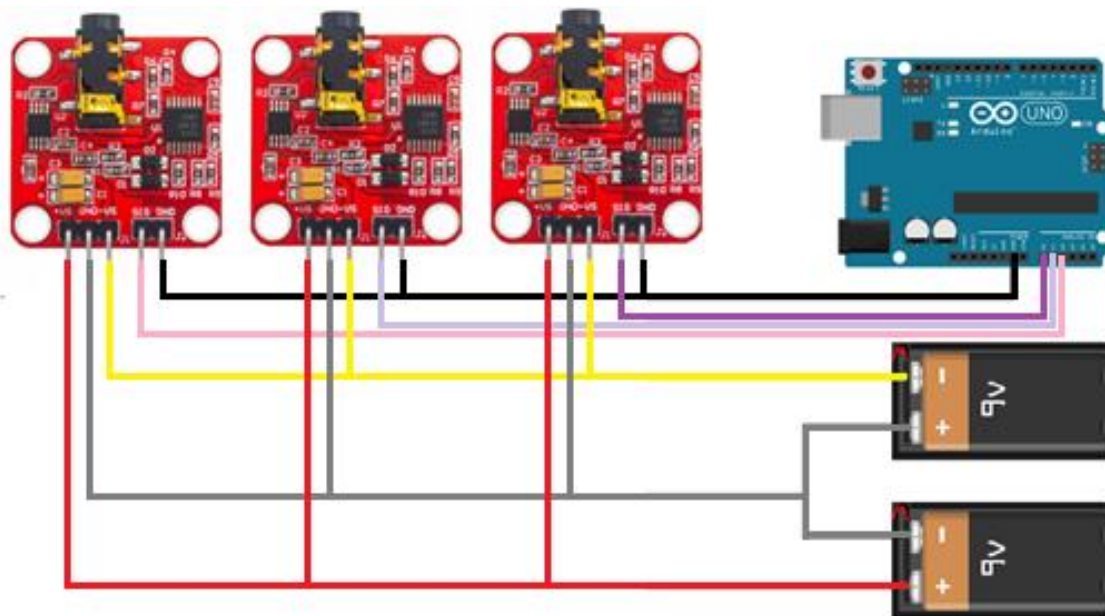
4.2.2 Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων

Για την ορθή τοποθέτηση των ηλεκτροδίων, αφού καθορίστηκαν οι μυϊκές επιφάνειες που θα παρακολουθηθούν, εκτελέστηκαν οι εξής διαδικασίες:

- καθαρισμός της επιφάνειας του δέρματος, μέσω αλκοολούχου διαλύματος
- απόσταση των δύο ηλεκτροδίων ίση με 2cm
- τοποθέτηση ειδικού τζελ (γέλη) στη κεφαλή του κάθε ηλεκτροδίου για βελτίωση της βιοσημότητας που θα λάβουμε.
- τοποθέτηση του ζεύγους επάνω στο κεντρικό σημείο του μυός που πρόκειται να συσταλεί και παράλληλα με τη διεύθυνση των μυϊκών ινών
- τοποθέτηση του ηλεκτροδίου αναφοράς, κοντά στη κινητική μονάδα μελέτης αλλά μακριά από το σημείο καταγραφής και κοντά σε οστό

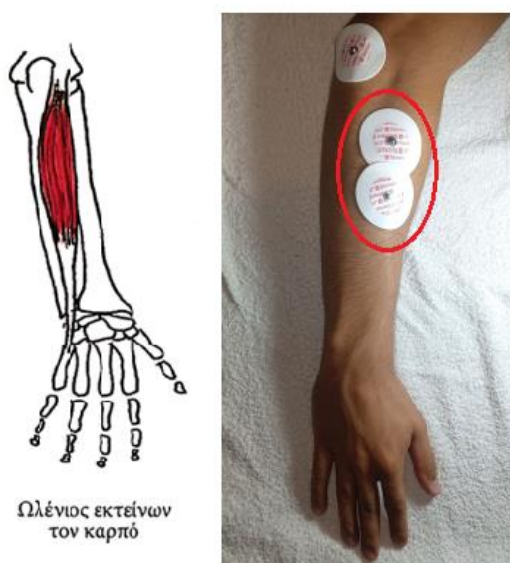
Στη παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν τρεις αισθητήρες ηλεκτρομυογραφίας, τοποθετημένοι σε διαφορετικούς μυς. Με αυτό το τρόπο είναι δυνατή η συλλογή ταυτόχρονα τριών δεδομένων από ίδιους ή και ανταγωνιστικούς μυς της εκάστοτε κίνησης. Στη συνέχεια ύστερα από τη συλλογή των δεδομένων γίνεται εξαγωγή των χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν παραπάνω για κάθε αισθητήρα. Αφού πραγματοποιηθεί η εξαγωγή τους, γίνεται η συλλογή των καινούργιων δεδομένων και πραγματοποιείται η εκπαίδευση του συστήματος.

Όπως φαίνεται και παρακάτω ο κάθε ηλεκτρομυογράφος τροφοδοτείται από δύο μπαταρίες των 9V, όπου ο θετικός και ο αρνητικός πόλος χρησιμοποιείται για την τροφοδοσία των pin V_{s+} και V_{s-} αντίστοιχα. Η ενέργεια αυτή αποσκοπεί στη λειτουργία του διαφορικού ενισχυτή. Ο κοινός χρησιμοποιείται ως γείωση και συνδέεται στο pin Ground. Η σύνδεση της πλακέτας με το Arduino επιτυγχάνεται μέσω του Pin A0 (Analog 0) και γείωσης (GND) αντίστοιχα. Ο μικροελεγκτής ύστερα τροφοδοτείται με 5Volt από τον υπολογιστή.



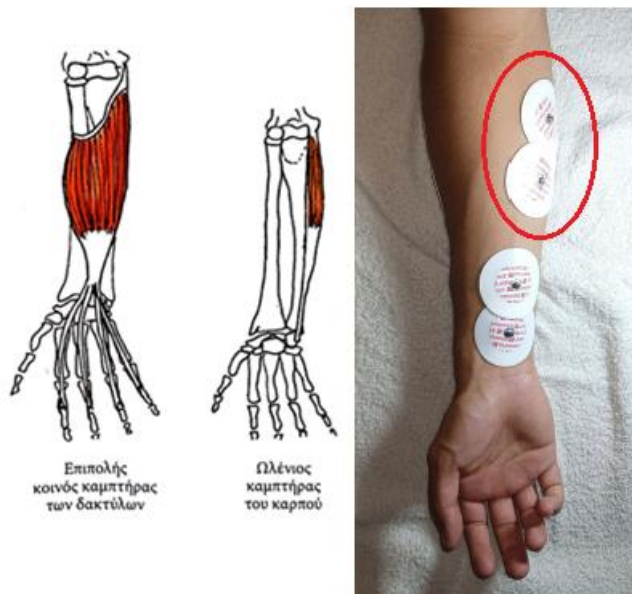
Εικόνα 4-4 Διάγραμμα κυκλώματος συνδεσμολογίας ηλεκτρομυογράφων - μικροελεγκτή

Τα ηλεκτρόδια του πρώτου αισθητήρα (έκτασης), θα τοποθετηθούν στην επιφάνεια του πήχη και πιο συγκεκριμένα επάνω στην επιφάνεια που βρίσκεται ο ωλένιος εκτείνων τον καρπό.



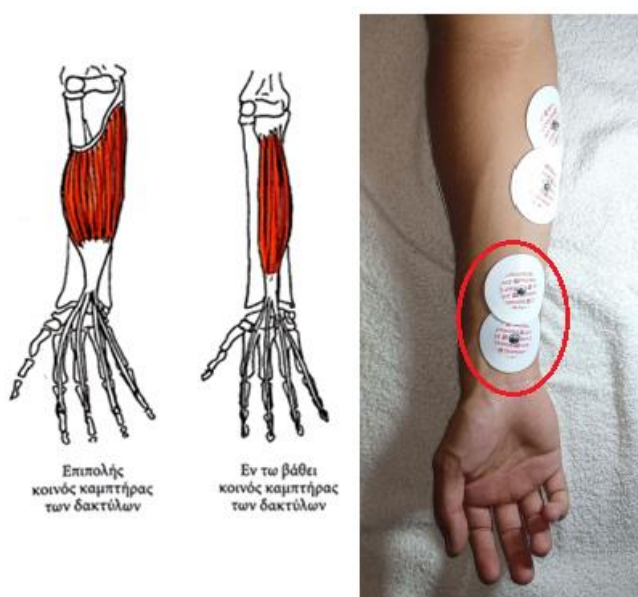
Εικόνα 4-5 Ηλεκτρόδια καταγραφής τοποθετημένα επάνω στον ωλένιος εκτείνων τον καρπό

Στη συνέχεια, τα ηλεκτρόδια του δεύτερου αισθητήρα (κάμψης), θα τοποθετηθούν στην επιφάνεια του πήχη και πιο συγκεκριμένα επάνω στην έκφυση του επιπολής κοινού καμπτήρα των δακτύλων και κοντά στον ωλένιο καμπτήρα του καρπού.



Εικόνα 4-6 Ηλεκτρόδια καταγραφής τοποθετημένα επάνω στον επιπολής κοινό καμπτήρα των δακτύλων και κοντά στον ωλένιο καμπτήρα του καρπού

Τέλος, τα ηλεκτρόδια του τρίτου αισθητήρα (κάμψης), θα τοποθετηθούν στην επιφάνεια του πήχη και πιο συγκεκριμένα επάνω στην κατάφυση του επιπολής κοινού καμπτήρα των δακτύλων και επάνω στον εν τω βαθύ κοινό καμπτήρα των δακτύλων.



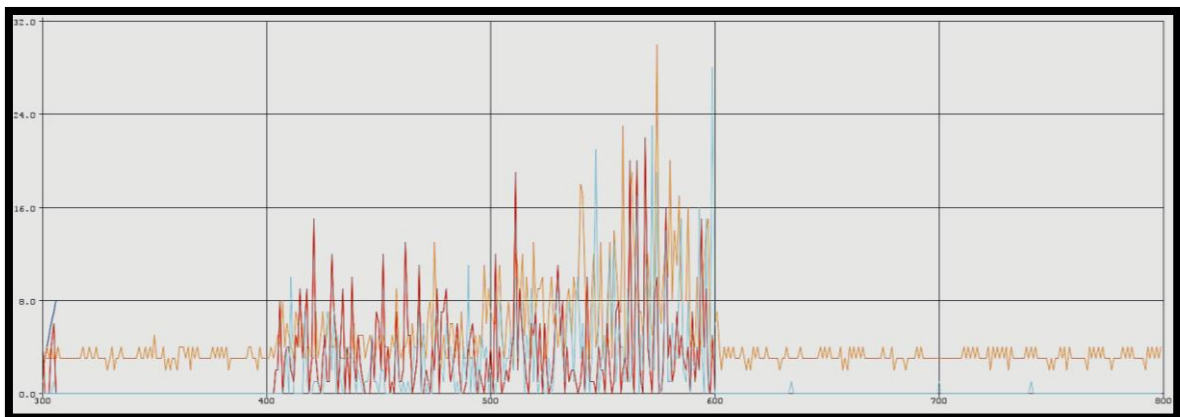
Εικόνα 4-7 Ηλεκτρόδια καταγραφής τοποθετημένα επάνω στην κατάφυση του επιπολής κοινού καμπτήρα των δακτύλων και επάνω στον εν τω βαθύ κοινό καμπτήρα των δακτύλων

Επιπροσθέτως, τα ηλεκτρόδια αναφοράς αφού ενωθούν μεταξύ τους, θα τοποθετηθούν σε κοντινό σημείο στην επιφάνεια του πήχη και πάνω σε οστό. Πιο συγκεκριμένα, θα τοποθετηθούν κοντά στην περιοχή του αγκώνα.



Εικόνα 4-8 Ηλεκτρόδιο αναφοράς σε κοντινό σημείο και πάνω σε οστό

Για να γίνει έλεγχος αν έγινε ορθή τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στις αντίστοιχες μυϊκές επιφάνειες, το εκάστοτε υποκείμενο εκτελεί τις κινήσεις και παρατηρείται στο scope του Arduino αν λαμβάνονται μεταβολές από την εκάστοτε μυϊκή δραστηριότητα.

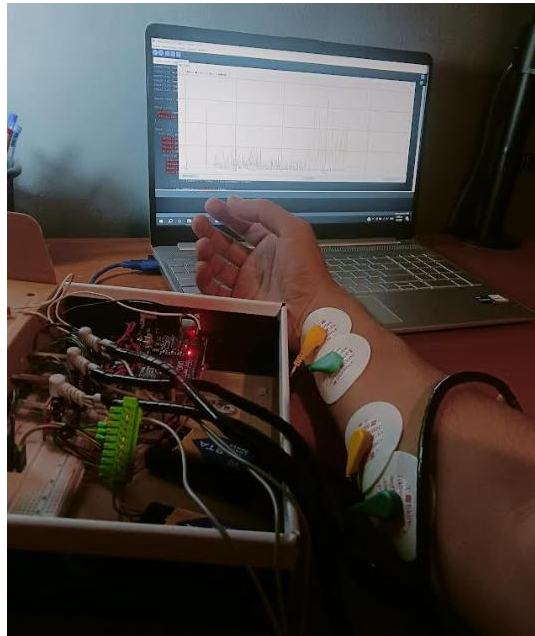


Εικόνα 4-9 Scope Arduino για αδράνεια – κίνηση 1 – κίνηση 2 – αδράνεια

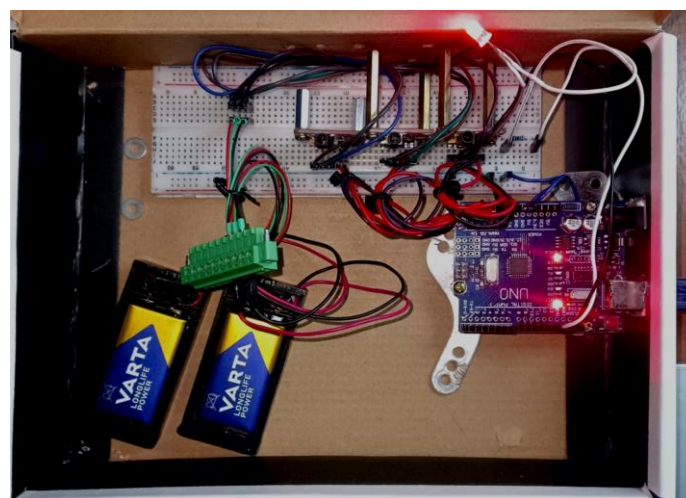
4.2.3 Εκτέλεση του Πειράματος

Το κάθε υποκείμενο εκτελεί με τη σειρά τις κινήσεις από 10 επαναλήψεις τη κάθε μια. Για τη διευκόλυνση του υποκειμένου, έχει προστεθεί κώδικας μέσω του οποίου ενεργοποιείται ένα κόκκινο LED που σηματοδοτεί την εκκίνηση της κίνησης καθώς και τον τερματισμό της με συνεπακόλουθη απενεργοποίησή του.

Αφού ελεγχθούν για τελευταία φορά πως όλα έχουν τοποθετηθεί σωστά, με εντολή του υποκειμένου ξεκινάει η διαδικασία. Καθ' όλη τη διάρκεια του πειράματος το υποκείμενο ενθαρρύνεται να ενημερώσει εάν κουραστεί ή εάν νιώσει κάποια δυσφορία και η διαδικασία μπορεί να σταματήσει και να ξανά ξεκινήσει δίχως επανάληψη των κινήσεων που επιτεύχθηκαν έως εκείνη τη στιγμή. Ο αλγόριθμος έχει προγραμματιστεί με τέτοιο τρόπο ώστε να εμφανίζει σε κάθε εκτύπωση και τον αριθμό της κίνησης που εκτελείται αλλά και της επανάληψης ώστε στο τέλος να γίνει η κατάλληλη διόρθωση από τον προγραμματιστή. Με τη ολοκλήρωση της διαδικασίας, το αρχείο καταγραφής αποθηκεύεται σε αρχείο τύπου .txt και γίνονται οι κατάλληλες διορθώσεις αν αυτό είναι απαραίτητο.



Εικόνα 4-10 Αναπαράσταση της διαδικασίας καταγραφής των μετρήσεων



Εικόνα 4-11 Κύκλωμα συνδεσμολογίας ηλεκτρομυογράφων – μικροελεγκτή – PC

4.3 Εκπαίδευση Συστήματος

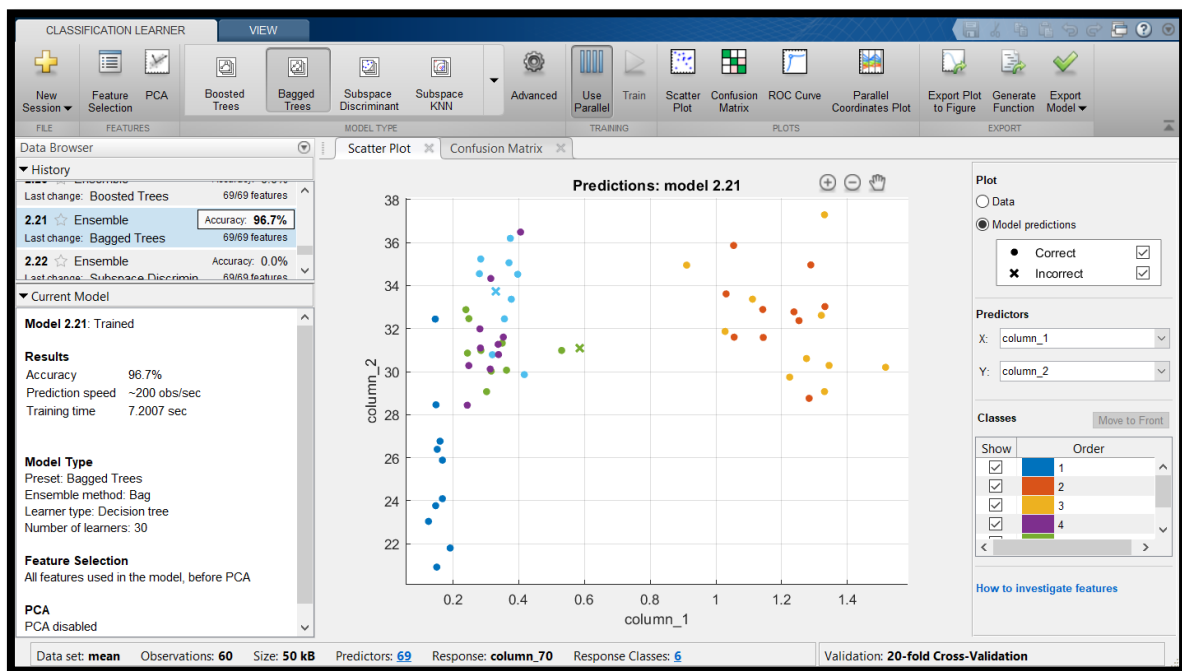
Αφού εκτελεστούν όλες οι μετρήσεις και εξαχθούν όλα τα δεδομένα από όλα τα υποκείμενα, ξεκινά η διαδικασία της εκπαίδευσης μέσω MATLAB.

4.3.1 Επεξεργασία και Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Μέσω του script που έχει δημιουργηθεί για την εργασία αυτή, γίνεται προ επεξεργασία του σήματος, ώστε να δημιουργηθούν οι αντίστοιχοι πίνακες και τα δεδομένα των οποίων θα δοθούν στο σύστημα που θα εκπαιδευτεί. Πραγματοποιείται διόρθωση της γραμμής βάσης, φιλτράρονται τα δεδομένα για αφαίρεση θορύβου και εξομαλύνεται το σήμα.

Στη συνέχεια αφού οριστούν τα χαρακτηριστικά που πρέπει να εξαχθούν, δημιουργούνται πίνακες χαρακτηριστικών των σημάτων. Με τη ολοκλήρωση της δημιουργίας των πινάκων ξεκινά η εκπαίδευση.

Εκπαιδούνται πληθώρα μοντέλων μηχανικής μάθησης μέσω ειδικού toolbox μηχανικής μάθησης και στατιστικής (Classification Learner)



Εικόνα 4-12 Classification Learner

4.3.2 Εκπαίδευση και Δοκιμή

Αφού εκπαιδευτεί το σύστημα, διαχωρίζονται τα δεδομένα σε υποσύνολα εκπαίδευσης, ξανά εκπαιδεύονται, αξιολογείται η απόδοσή τους στα υπόλοιπα δεδομένα, χρησιμοποιούνται τεχνικές διασταύρωσης των δεδομένων και εξασφαλίζεται η αποτροπή της υπέρ εκπαίδευσης (overfitting), φαινόμενο κατά το οποίο το μοντέλο μαθαίνει το θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα εκπαίδευσης [22].

Γίνεται οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων της ανάλυσής μας μέσω διαγραμμάτων – πινάκων σύγχυσης (confusion matrix), γίνεται συλλογή των αποδόσεων και επανάληψη του σχεδιασμού και της επεξεργασίας, για βελτίωση της ακρίβειας και της αξιοπιστίας του συστήματος.

4.4 Αξιολόγηση – Χρήση Συστήματος

Ύστερα από πολλές δοκιμές διαφορετικών ομάδων δεδομένων εκπαίδευσης, διαφορετικών τύπων εκπαίδευσης και επεξεργασία των παραμέτρων τους, προκύπτουν οι παρακάτω παρατηρήσεις:

1. Είναι φανερό σχεδόν σε όλες τις ομάδες δεδομένων που τέθηκαν σε εκπαίδευση, η αναγνώριση με μεγάλο βαθμό επιτυχίας των κινήσεων γροθιάς, κάμψης και έκτασης του καρπού. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι αισθητήρες βρίσκονται επάνω στη πρόσθια και οπίσθια επιφάνεια του πήχη όπου πραγματοποιείται η κίνηση. Έτσι, ανιχνεύεται με μεγάλη επιτυχία η ενεργοποίηση ή η αδράνεια του αντίστοιχου μυ.
2. Όπως ήταν προφανές, η αναγνώριση της ακινησίας είναι απόλυτα επιτυχής ακόμα και σε μεθόδους εκπαίδευσης με μέτρια ή και κακή επιτυχία. Αυτό οφείλεται στο γεγονός πως κανένας μυς δεν ενεργοποιείται, γεγονός που διευκολύνει η διαδικασία της εκπαίδευσης σε σχέση με άλλες κινήσεις – δεδομένα.
3. Τα δεδομένα για τις κινήσεις της απαγωγής – προσαγωγής είναι σχετικά κοντά σε ορισμένα δείγματα, γεγονός που ίσως οφείλεται σε λανθασμένη τοποθέτηση των ηλεκτροδίων 1 και 2. Συνεπώς σε εκείνες τις περιπτώσεις έχουμε σφάλμα ανάγνωσης και δυσκολία επιτυχίας της εκπαίδευσης. Οι περισσότεροι μέθοδοι εκπαίδευσης αποτυγχάνουν εξαιτίας των δύο αυτών κινήσεων, γεγονός που είναι απόλυτα αισθητό και από τα διαγράμματα – πίνακες σύγχυσης τους.
4. Η μέτρηση με το μικρότερο ποσοστό επιτυχίας στην εκπαίδευση εκτελέστηκε από το μεγάλο ηλικιακά υποκείμενο. Το υποκείμενο (> 60 χρονών) είχε το μικρότερο ποσοστό λίπους και το λεπτότερο πήχη από την ομάδα. Τα ηλεκτρόδια καταλάμβαναν μεγαλύτερη επιφάνεια καταγραφής και συνεπώς περισσότερες μυϊκές μονάδες. Αυτό είχε ίσως ως αποτέλεσμα, την αστοχία της ανάγνωσης λόγω θορύβου από γειτονικούς μύες.

1.10 ☆ SVM	Accuracy: 76.7%
Last change: Cubic SVM	69/69 features
1.11 ☆ SVM	Accuracy: 16.7%
Last change: Fine Gaussian SVM	69/69 features
1.12 ☆ SVM	Accuracy: 20.0%
Last change: Medium Gaussian S...	69/69 features
1.13 ☆ SVM	Accuracy: 36.7%
Last change: Coarse Gaussian S...	69/69 features
1.14 ☆ KNN	Accuracy: 16.7%
Last change: Fine KNN	69/69 features
1.15 ☆ KNN	Accuracy: 16.7%
Last change: Medium KNN	69/69 features
1.16 ☆ KNN	Accuracy: 16.7%
Last change: Coarse KNN	69/69 features
1.17 ☆ KNN	Accuracy: 16.7%
Last change: Cosine KNN	69/69 features
1.18 ☆ KNN	Accuracy: 16.7%
Last change: Cubic KNN	69/69 features
1.19 ☆ KNN	Accuracy: 16.7%
Last change: Weighted KNN	69/69 features

Εικόνα 4-13 Ποσοστά ακρίβειας μεθόδων εκπαίδευσης για το υποκείμενο με το μικρότερο ποσοστό επιτυχίας

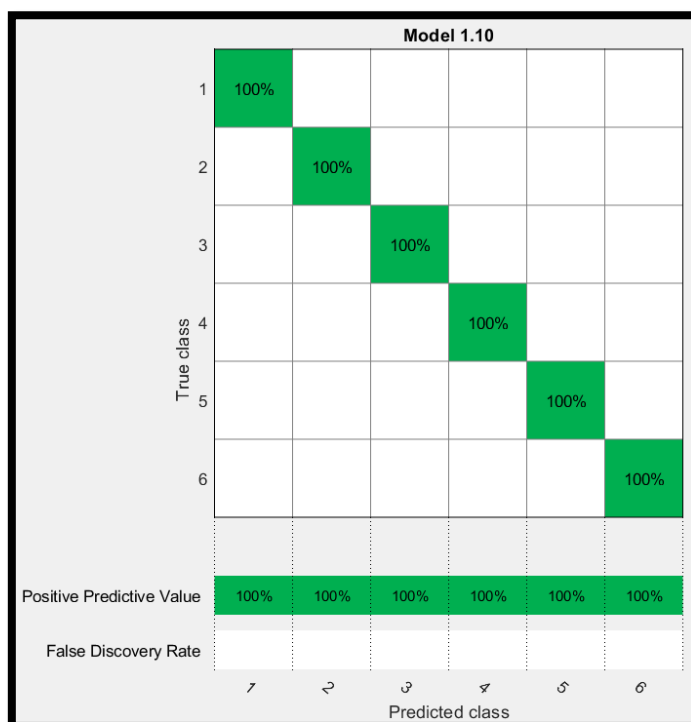


Εικόνα 4-14 Διάγραμμα – πίνακας σύγκρισης του παραπάνω υποκειμένου για μέθοδο εκπαίδευσης Cubic SVM

5. Τα μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας σε πλήθος εκπαίδευσεων εκτελέστηκαν από ένα συγκεκριμένο γκρουπ διαφόρων ηλικιακών ομάδων (27,34,60) και ίδιου φύλου.

1.1 ☆ Tree	Accuracy: 93.3%
Last change: Fine Tree	69/69 features
1.2 ☆ Tree	Accuracy: 93.3%
Last change: Medium Tree	69/69 features
1.3 ☆ Tree	Accuracy: 80.0%
Last change: Coarse Tree	69/69 features
1.4 ☆ Linear Discriminant	Failed
Last change: Linear Discriminant	69/69 features
1.5 ☆ Quadratic Discriminant	Failed
Last change: Quadratic Discriminant	69/69 features
1.6 ☆ Naive Bayes	Accuracy: 93.3%
Last change: Gaussian Naive Bayes	69/69 features
1.7 ☆ Naive Bayes	Accuracy: 80.0%
Last change: Kernel Naive Bayes	69/69 features
1.8 ☆ SVM	Accuracy: 100.0%
Last change: Linear SVM	69/69 features
1.9 ☆ SVM	Accuracy: 100.0%
Last change: Quadratic SVM	69/69 features
1.10 ☆ SVM	Accuracy: 100.0%
Last change: Cubic SVM	69/69 features
1.11 ☆ SVM	Accuracy: 40.0%
Last change: Fine Gaussian SVM	69/69 features
1.12 ☆ SVM	Accuracy: 86.7%
Last change: Medium Gaussian SVM	69/69 features
1.13 ☆ SVM	Accuracy: 80.0%
Last change: Coarse Gaussian SVM	69/69 features

Εικόνα 4-15 Ποσοστά ακρίβειας μεθόδων εκπαίδευσης για το group με το μεγαλύτερα ποσοστά επιτυχίας



Εικόνα 4-16 Διάγραμμα – πίνακας σύγκρισης του παραπάνω group για μέθοδο εκπαίδευσης Cubic SVM

4.4.1 Αναγνώριση των κινήσεων με τυχαία μέθοδο εκπαίδευσης

Στη παράγραφο αυτή γίνεται αναγνώριση των κινήσεων είτε για περιπτώσεις όπου η εκπαίδευση και αναγνώριση αφορούν το ίδιο υποκείμενο (Ενδοϋποκειμενικές), είτε εκπαίδευση που έχει γίνει σε διαφορετικό υποκείμενο από αυτό της αναγνώρισης (Διϋποκειμενικές).

4.4.1.1 Εφαρμογή τυχαίας μεθόδου σε EMG σήμα για αναγνώριση κίνησης (Ενδοϋποκειμενική)

- Επιλέγεται τυχαία ένα υποκείμενο, το 9^ο.
- Επιλέγεται και εξάγεται τυχαία από την εκπαίδευση, η 2 επανάληψη της 1^{ης} κίνησης.
- Εκπαιδεύεται το σύστημα για τις 6 κινήσεις του υποκειμένου δίχως αυτή την επανάληψη
- Επιλέγεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με τη μεγαλύτερη επιτυχία. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ο Quadratic SVM με ακρίβεια 96.6% για 10folds.
- Εξάγεται το μοντέλο.
- Εκτελείται πρόβλεψη της τυχαίας επανάληψης

Στη περίπτωση μας ο αλγόριθμος πρόβλεψε σωστά τη κίνηση και έδωσε αποτέλεσμα 1.

```
>> prediction = QuadraticSVM_ypok9_endoypok.predictFcn(ypok9epan2)

prediction =

    1
```

Εικόνα 4-17 Ορθή αναγνώριση κίνησης (Ενδοϋποκειμενική)

4.4.1.2 Εφαρμογή τυχαίας μεθόδου σε EMG σήμα για αναγνώριση κίνησης (Διϋποκειμενική)

- Επιλέγεται τυχαία ένα υποκείμενο.
- Εκπαιδεύεται το σύστημα για τις 6 κινήσεις του υποκειμένου.
- Επιλέγεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με τη μεγαλύτερη επιτυχία. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ο Quadratic SVM με ακρίβεια 96.6% για 10folds.
- Εξάγεται το μοντέλο.
- Εκτελείται πρόβλεψη τυχαίας επανάληψης διαφορετικού υποκειμένου από αυτό της εκπαίδευσης.

Στη περίπτωση μας ο αλγόριθμος πρόβλεψε ορθά τη 3^η επανάληψη της 2^{ης} κίνησης του 4^{ου} υποκειμένου.

```
>> prediction = QuadraticSVM_ypok9_diypok.predictFcn(ypok4epan13)

prediction =

     2
```

Εικόνα 4-18 Ορθή αναγνώριση κίνησης (Διϋποκειμενική)

Στη συνέχεια ο αλγόριθμος πρόβλεψε ορθά τη 7^η επανάληψη της 6^{ης} κίνησης του 6^{ου} υποκειμένου.

```
>> prediction = QuadraticSVM_ypok9_diypok.predictFcn(ypok6epan57)

prediction =

     6
```

Εικόνα 4-19 Ορθή αναγνώριση κίνησης (Διϋποκειμενική)

4.4.1.3 Εφαρμογή τυχαίας μεθόδου σε EMG σήματα ομάδας υποκειμένων για αναγνώριση κίνησης (Ενδοϋποκειμενική)

- Επιλέγεται τυχαία μια ομάδα υποκειμένων.
- Επιλέγεται και εξάγεται τυχαία από την εκπαίδευση, η 1 επανάληψη της 3^{ης} κίνησης του 1^{ου} υποκειμένου της ομάδας.
- Εκπαιδεύεται το σύστημα για τις 6 κινήσεις.
- Επιλέγεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με τη μεγαλύτερη επιτυχία. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ο Ensemble Bagged Trees 96.7%, για 10folds.
- Εξάγεται το μοντέλο.
- Εκτελείται πρόβλεψη της τυχαίας επανάληψης

Στη περίπτωση μας ο αλγόριθμος πρόβλεψε σωστά τη κίνηση και έδωσε αποτέλεσμα 3.

```
>> prediction = EnsembleBaggedTrees_ypok_1_4_5_endoypok.predictFcn(ypok1epan21)
prediction =
3
```

Εικόνα 4-20 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαιδευμένου group υποκειμένων (Ενδοϋποκειμενική)

4.4.1.4 Εφαρμογή τυχαίας μεθόδου σε EMG σήματα ομάδας υποκειμένων για αναγνώριση κίνησης (Διϋποκειμενική)

- Επιλέγεται τυχαία μια ομάδα υποκειμένων.
- Εκπαιδεύεται το σύστημα για τις 6 κινήσεις.
- Επιλέγεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με τη μεγαλύτερη επιτυχία. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ο Ensemble Bagged Trees 96.7%, για 10folds.
- Εξάγεται το μοντέλο.
- Εκτελείται πρόβλεψη τυχαίας επανάληψης διαφορετικού υποκειμένου από αυτά της εκπαίδευσης.

Στη περίπτωση μας ο αλγόριθμος πρόβλεψε ορθά τη 7^η επανάληψη της 6^{ης} κίνησης του 6^{ου} υποκειμένου.

```
>> prediction = EnsembleBaggedTrees_ypok_1_4_5_endoypok.predictFcn(ypok6epan57)

prediction =

     6
```

Εικόνα 4-21 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαιδευμένου group υποκειμένων (Διϋποκειμενική)

Στη συνέχεια ο αλγόριθμος πρόβλεψε σωστά τη 2^η επανάληψη της 1^{ης} κίνησης του 9^{ου} υποκειμένου.

```
>> prediction = EnsembleBaggedTrees_ypok_1_4_5_endoypok.predictFcn(ypok9epan2)

prediction =

     1
```

Εικόνα 4-22 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαιδευμένου group υποκειμένων (Διϋποκειμενική)

4.4.1.5 Εφαρμογή τυχαίας μεθόδου σε όλα τα EMG σήματα των υποκειμένων για αναγνώριση κίνησης (Ενδοϋποκειμενική)

- Επιλέγεται και εξάγεται τυχαία από την εκπαίδευση, η 2 επανάληψη της 1^{ης} κίνησης του 9^{ου} υποκειμένου της ομάδας.
- Εκπαιδεύεται όλο το σύστημα για τις 4 κινήσεις.
- Επιλέγεται ο αλγόριθμος εκπαίδευσης με τη μεγαλύτερη επιτυχία. Στη συγκεκριμένη περίπτωση ο Ensemble Bagged Trees 96.7%, για 15folds.
- Εξάγεται το μοντέλο.
- Εκτελείται πρόβλεψη της τυχαίας επανάληψης

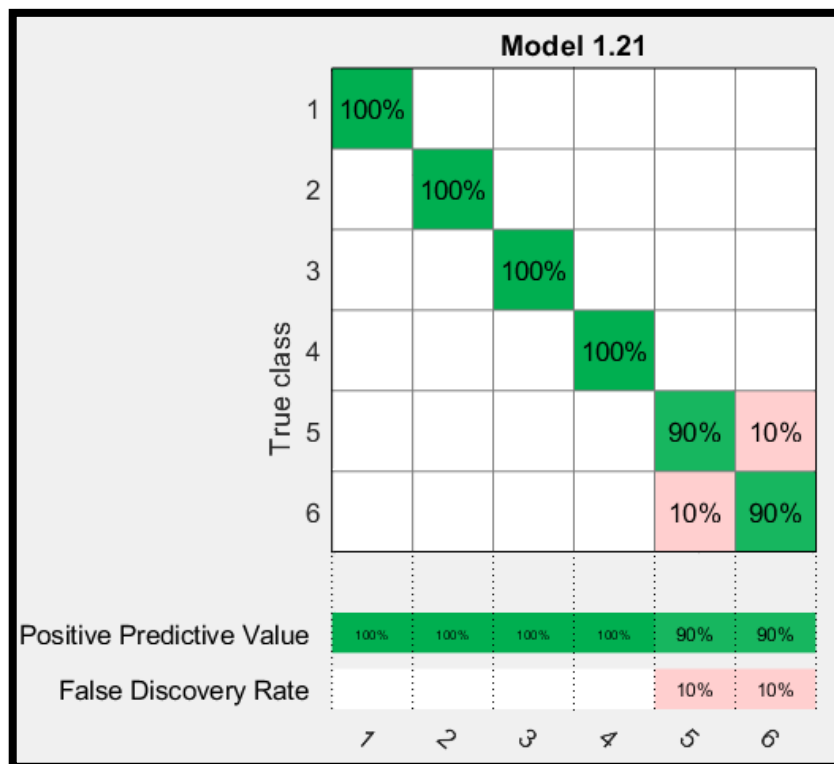
Στη περίπτωση μας ο αλγόριθμος πρόβλεψε σωστά τη κίνηση και έδωσε αποτέλεσμα 4.

```
>> prediction = EnsembleBaggedTrees_all.predictFcn(ypok4epan38)

prediction =

     4
```

Εικόνα 4-23 Ορθή αναγνώριση κίνησης εκπαίδευσης όλων των υποκειμένων (Ενδοϋποκειμενική)



Εικόνα 4-24 Διάγραμμα – πίνακας σύγχυσης για μέθοδο εκπαίδευσης όλων των υποκειμένων

5 Επίλογος

Στη παρούσα εργασία, στόχος ήταν η αναγνώριση κινήσεων του χεριού, χρησιμοποιώντας αισθητήρες ηλεκτρομυογραφίας στη περιοχή του πήχη. Οι κινήσεις που εκτελέστηκαν θα μπορούσαν να ήταν κινήσεις απαραίτητες στη καθημερινότητα ενός ανθρώπου με δυσλειτουργικό μυϊκό ή νευρικό σύστημα, ακόμη και ακρωτηριασμό.

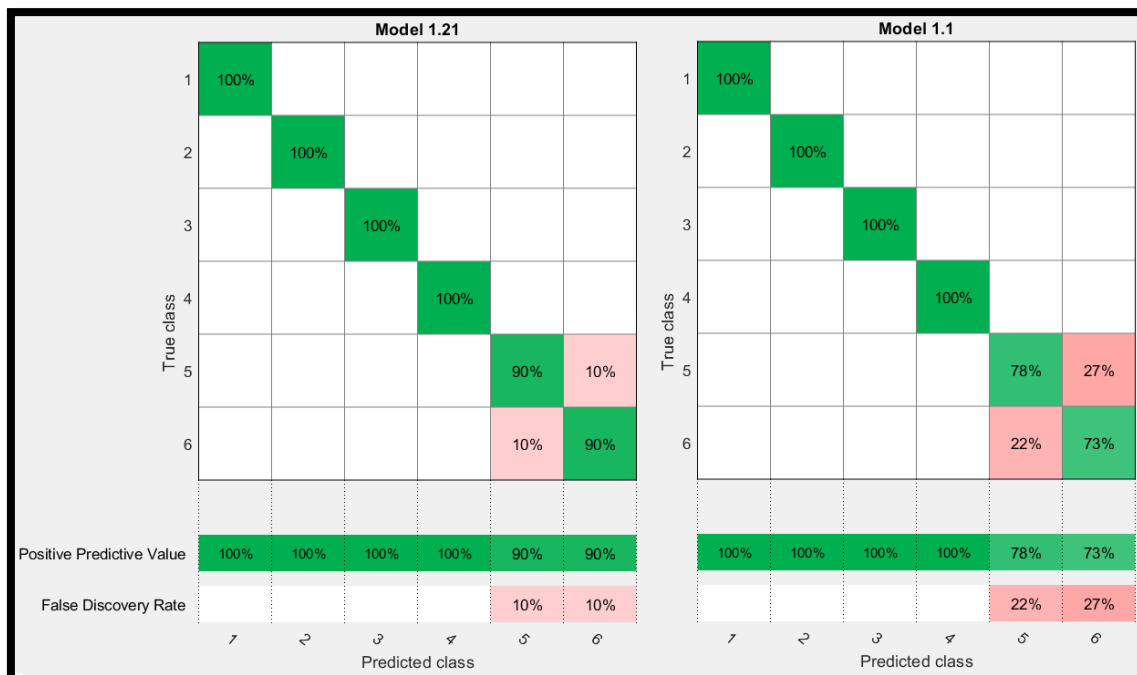
Μελετήθηκαν αρκετές πτυχές τις επιστήμης όπως η φυσιολογία των νευρικών και μυϊκών κυττάρων, η ανατομία του πήχη, η επεξεργασία σήματος και η αναγνώριση προτύπων.

Ύστερα πραγματοποιήθηκε καταγραφή 4 διαφορετικών κινήσεων του χεριού χρησιμοποιώντας ένα κύκλωμα ανάγνωσης του EMG σήματος και έγινε εξαγωγή κάποιων αποτελεσμάτων.

Τα αποτελέσματα αυτά αφού επεξεργάστηκαν, χρησιμοποιήθηκαν με το κατάλληλο τρόπο και εξήχθησαν κάποια συμπεράσματα.

5.1 Γενικά Συμπεράσματα

Η συνολική ακρίβεια του συνόλου των μετρήσεων 96.7%, μπορεί να θεωρηθεί επιτυχία. Για μικρότερα πλήθη υποκειμένων επιτεύχθηκε και απόλυτη ακρίβεια 100%. Συμπερασματικά λοιπόν, οι επιπρόσθετες μετρήσεις πέραν των επιτυχούς group, έγιναν υπό διαφορετικές συνθήκες και σε αυτό ίσως οφείλεται αυτή η μικρή πτώση της συνολική ακρίβεια. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω οι περισσότεροι μέθοδοι εκπαίδευσης αποτυγχάνουν εξαιτίας των δύο κινήσεων της απαγωγής – προσαγωγής, γεγονός που ίσως οφείλεται σε λανθασμένη τοποθέτηση των ηλεκτροδίων 1 και 2.



Εικόνα 5-1 Διαγράμματα – πίνακες σύγκρισης για μεθόδους με χαμηλή ακρίβεια 2 συγκεκριμένων κινήσεων από τις 6

Πραγματοποιήθηκε κατηγοριοποίηση των μετρήσεων σε ηλικιακές ομάδες και φύλα. Ηλικιακά δεν φάνηκε να υπάρχει σημαντική διαφορά, ωστόσο τα αρσενικά είχαν μια αμελητέα υπερτερότητα στην ακρίβεια, συγκριτικά με τα θηλυκά υποκείμενα.

Επίσης, παρατηρήθηκε μεγαλύτερη ακρίβεια σε πιο γυμνασμένα υποκείμενα και πολύ χαμηλή ακρίβεια σε υποκείμενο χαμηλού λίπους και με το λεπτότερο πήχη από την ομάδα.

Επιπροσθέτως, αν και η απόδοση του προτεινόμενου συστήματος βρέθηκε επιτυχής, είναι γεγονός ότι όλοι οι συμμετέχοντες κατά τη διάρκεια των πειραμάτων που διεξήχθησαν σε αυτήν την ερευνητική εργασία ήταν υγιείς. Ως εκ τούτου, η αποτελεσματικότητα των πειραματικών συστημάτων σε πραγματικές συνθήκες, όπως αυτό που αναπτύχθηκε σε αυτήν την εργασία, είναι αμφισβητήσιμη επειδή εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις συνθήκες υγείας των χρηστών τους.

Επιπλέον, η επίτευξη επιτυχημένης απόδοσης ενός συστήματος δεν εγγυάται την αποτελεσματικότητά του σε πραγματικές εφαρμογές, όπως για παράδειγμα ενός τεχνητού μέλους.

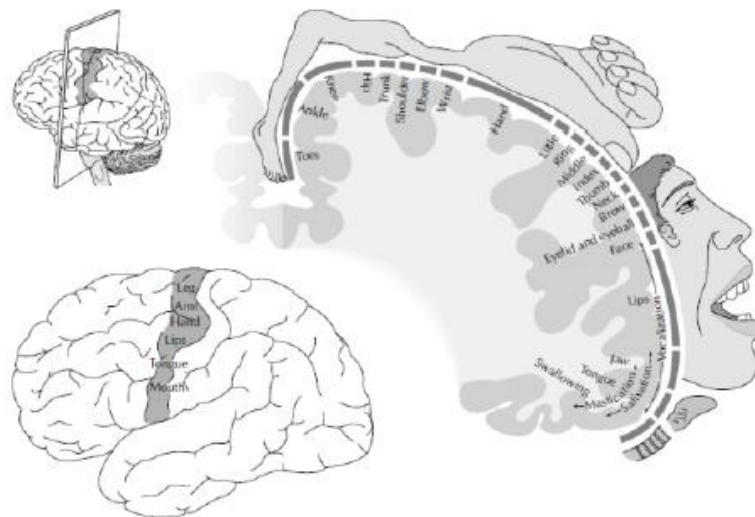
Επιπλέον, τα συστήματα που βασίζονται σε ένα μόνο σήμα ενδέχεται να μην είναι εφαρμόσιμα σε όλους τους χρήστες. Ως εκ τούτου, τα υβριδικά συστήματα που κάνουν συνδυασμένη χρήση διαφόρων τύπων ηλεκτροφυσιολογικών σημάτων μπορεί να αποτελέσουν μια πιο περίπλοκη, αλλά ακόμα πιο αποτελεσματική εναλλακτική λύση [30].

5.2 Προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Μια πρόταση περαιτέρω έρευνας, είναι να επαναληφθούν τα πειράματα με περισσότερους από τρεις αισθητήρες σε διάφορα σημεία του πήχη για καταγραφή της ενεργοποίησης περισσότερων μυών και ανίχνευση πολύ πιο ανεπαίσθητων κινήσεων με μεγάλη επιτυχία .

Ακόμη θα μπορούσε η καταγραφή αυτή να πραγματοποιηθεί με την ίδια διάταξη της εργασίας ή της βελτίωσης που μόλις αναφέρθηκε , με τη διαφορά ότι οι αισθητήρες σε κάθε επανάληψη θα επανατοποθετούνται στον πήχη σε όσο το δυνατόν ίδιες θέσεις. Ακόμα καλύτερα, η κάθε επανάληψη θα γίνεται μετά από τέτοιο χρόνο ώστε το υποκείμενο να έχει χάσει την αίσθηση των αισθητήρων πάνω στον πήχη του. Έτσι, κάθε επανάληψη θα είναι λιγότερο όμοια από τις υπόλοιπες και θα μειώσει το ποσοστό αναγνωρισιμότητας. Ωστόσο, θα προσεγγίσει ακόμα καλύτερα την πραγματικότητα, διότι το υποκείμενο που χρειάζεται βιονικό χέρι δε θα έχει τους αισθητήρες συνεχώς στον πήχη του [1].

Τέλος μία ακόμα πρόταση είναι να μελετηθεί το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα των ίδιων κινήσεων και να παρατηρηθούν οι κινήσεις που αστοχεί το σύστημα. Η αναγνώριση θα γίνεται αρχικά από EMG σήματα και αν η αναγνωρισμένη κίνηση είναι λανθασμένη, τότε η αναγνώριση να γίνεται από το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Μέσω των Mu κυμάτων του εγκεφάλου είναι δυνατό να πραγματοποιηθεί ανάγνωση της κίνησης των άνω ή κάτω άκρων. Ομοίως, η ταυτόχρονη αξιοποίηση alpha εγκεφαλικών σημάτων παρέχει επιπρόθετες πληροφορίες και δυνατότητες ελέγχου [33].



Εικόνα 5-2 Πλάγια όψη του κινητικού φλοιού του εγκεφάλου [30]

Βιβλιογραφία – Αναφορές - Διαδικτυακές Πηγές

- [1] Αναγνώριση κινήσεων άνω άκρων με τη χρήση επιφανειακών ηλεκτρομυογραφημάτων. Βαρδάκης Νικόλαος. Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία. Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο. Σχολή Μηχανικών. 2019.
- [2] Ανάπτυξη ευφυούς συστήματος για τη διάγνωση του ηλεκτρομυογραφήματος. Κατσής Δ. Χρήστος. Διδακτορική Διατριβή. Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων. Ιατρική Σχολή. 2008.
- [3] Βιολογία Α΄ Λυκείου. Καστορίνης Αντώνης. Κωστάκη-Αποστολοπούλου Μαρία. Μπαρόνα-Μαμάλη Φωτεινή. Περάκη Βασιλική. Πιαλόγλου Περικλής. Υπουργείο Παιδείας, Έρευνας Και Θρησκευμάτων Ινστιτούτο Εκπαιδευτικής Πολιτικής. Ινστιτούτο Τεχνολογίας Υπολογιστών Και Εκδόσεων «Διόφαντος».
- [4] Αναγνώριση βασικών κινήσεων του χεριού με χρήση Ηλεκτρομυογραφήματος. Σαψάνης Χρήστος. Διπλωματική εργασία, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών Πανεπιστήμιο Πατρών.
- [5] Ανάλυση και βελτιστοποίηση ηλεκτρικής διάταξης για τον εντοπισμό μυϊκής δραστηριότητας. Σκλαβούνος Ίκαρος - Άγγελος. Πτυχιακή Εργασία. Πανεπιστήμιο Θεσσαλίας. Σχολή Θετικών Επιστημών. Τμήμα Πληροφορικής με Εφαρμογές στη Βιοϊατρική. 2017.
- [6] Επεξεργασία και Ανάλυση Ιατρικών Σημάτων. Ηλεκτρομυογραφία. Αν. Καθ. Ματσόπουλος Γ. Σημειώσεις Εργαστηρίου Βιοϊατρικής Τεχνολογίας. Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο. 2018.
- [7] Η Χρήση της Τενσιογραφίας στο Πεδίο της Αποκατάστασης. Vasiuta Artem. Καγιάφα Θεοδώρα. Πτυχιακή Εργασία. Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Δυτικής Ελλάδας. Σχολή Επαγγελματιών Υγείας και Πρόνοιας. Τμήμα Φυσικοθεραπείας. 2019.
- [8] Μαθήματα Ανατομικής. Κάμμα Αντώνιος. ΒΗΤΑ Ιατρικές Εκδόσεις ΜΕΠΕ. 2012.
- [9] Κατασκευή Αυτόνομου Συστήματος Ηλεκτρομυογράφου (ΗΜΓ) με χρήση του Arduino Μικροελεγκτή. Καβαλιέρος Δημήτριος. Πτυχιακή/Διπλωματική Εργασία. Ελληνικό Ανοικτό Πανεπιστήμιο. Σχολή Θετικών Επιστημών και Τεχνολογίας (ΣΘΕΤ). Πληροφορικής. 2021.
- [10] Ανάπτυξη Τεχνητού Μέλους Ελεγχόμενου από Ηλεκτρομυογράφο. Αποστολοπούλου Φωτεινή. Διπλωματική Εργασία. Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής. Σχολή Μηχανικών. Τμήμα Μηχανικών Βιοϊατρικής. 2022.

- [11] Ηλεκτρονευρογραφία και Ηλεκτρομυογραφία. Από τη Θεωρία στη Πράξη. Κωνσταντινίδης Σ. Θεόδωρος. Κεφάλαιο 1. Εισαγωγή στο ΗΜΝΓ. Αναγνώστου Ευάγγελος. ΒΗΤΑ Ιατρικές Εκδόσεις ΜΕΠΕ. 2021.
- [12] Design and Implementation of Electromyography (EMG) based Real-Time Pattern Recognition model for Prosthetic hand Control. Pasan Yashoda Jayaweera. Liverpool John Moores University, UK International College of Business and Technology, Sri Lanka
- [13] A Robust, Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control. Englehart Kevin. Hudgins Bernard. Article. IEEE transactions on bio-medical engineering. August 2003.
- [14] Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. Kang Soo Kim. Heung Ho Choi. Chang Soo Moon. Chi Woong Mun. Current Applied Physics. 2010.
- [15] Feature reduction and selection for EMG signal classification. Angkoon Phinyomark. Pornchai Phukpattaranont. Chusak Limsakul. Expert Systems with Applications. Prince of Songkla University. Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering. 2012.
- [16] Detecting Neuromuscular Disorders Using EMG Signals Based on TQWT Features. Agya Ram Verma. Bhumika Gupta. Augmented Human Research. 2020.
- [17] Classification of Hand Movements Based on Discrete Wavelet Transform and Enhanced Feature Extraction. Jingwei Too. Abdul Rahim Abdullah. Norhashimah Mohd Saad. International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2019.
- [18] Feature Extraction of the First Difference of EMG Time Series for EMG Pattern Recognition. Angkoon Phinyomark. Franck Quaine. Sylvie Charbonnier. Christine Serviere. Franck Tarpin-Bernard. Yann Laurillau. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2014.
- [19] Real-Time Emg Acquisition and Feature Extraction for Rehabilitation and Prosthesis. S.Uthvag. P.Vijay Sai. S.Dheeraj Kumar. Hariharan Muthusamy. Oinam Robita Chanu. V. Karthik Raj. Department of Biomedical Engineering. 2019.
- [20] Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification. Samuel O.W. Zhou H. Li X. Wang H. Zhang H. Arun Kumar S. Li G. Published in Elsevier BV. 2018.
- [21] Surface electromyography based muscle fatigue progression analysis using modified B distribution time–frequency features. P.A. Karthick. S. Ramakrishnan. Biomedical Signal Processing and Control. 2016.

[22] Υπολογιστική Νοημοσύνη. Δρ. Αλεξανδρίδης Αλέξανδρος. Σημειώσεις Μαθήματος. Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής. Τμήμα Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών. 2021.

[23] Arduino.com. Uno Board

<https://store.arduino.cc/products/arduino-uno-rev3-smd?queryID=undefined>

[24] Εισαγωγή στη MATLAB. Γ. ΓΕΩΡΓΙΟΥ. Χ. ΞΕΝΟΦΩΝΤΟΣ. Λευκωσία. 2007.

[25] Mathworks.com

<https://uk.mathworks.com/>

[26] Electromyography data for non-invasive naturally-controlled robotic hand prostheses. Manfredo Atzori. Arjan Gijsberts. Claudio Castellini. Barbara Caputo. Anne-Gabrielle Mittaz Hager. Simone Elsig. Giorgio Giatsidis. Franco Bassetto. Henning Müller. www.nature.com/scientificdata. 2014.

[27] Arduino.com. Language Reference. Functions.

<https://www.arduino.cc/reference/en/>

[28] Εισαγωγή στην Ψηφιακή Επεξεργασία Σήματος. Γεωργίου Δημ. Κόγια. Τ.Ε.Ι. Πειραιά. Τμ. Ηλεκτρονικής. ΣΕ Σύγχρονη Εκδοτική. 2010.

[29] Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

<https://github.com/JingweiToo/EMG-Feature-Extraction-Toolbox>

[30] Έλεγχος Κίνησης Ρομποτικού Οχήματος μέσω Ηλεκτρο-εγκεφαλικών Σημάτων. Κοροβέσης Νικόλαος. Διπλωματική Εργασία. Πανεπιστήμιο Δυτικής Αττικής. Σχολή Μηχανικών. Τμήμα Ηλεκτρολόγων και Ηλεκτρονικών Μηχανικών. 2021.

[31] Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. M.B.I. Raez, M.S. Hussain, F. Mohd-Yasin. Biol Proced Online. 2006.

[32] Ανάπτυξη πολυκριτήριας μεθοδολογίας υπολογισμού βαρών σε ensemble τεχνικές μηχανικής μάθησης. Φλώκος Θεόδωρος. Διπλωματική Εργασία. Πολυτεχνείο Κρήτης Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης

[33] Robot motion control via an EEG-based brain-computer interface by using neural networks and alpha brainwaves. Korovesis, N., Kandris, D., Koulouras, G., Alexandridis, A. Electronics, 8 (12), 1387, 2019.

Παράρτημα Α - Κώδικας Arduino

[code]

```
const int sensor1 = A0; // Αναλογικό pin 0 του αισθητήρα EMG
const int sensor2 = A1; // Αναλογικό pin 1 του αισθητήρα EMG
const int sensor3 = A2; // Αναλογικό pin 2 του αισθητήρα EMG
const int numMovement = 10; // Αριθμός των επαναλήψεων των κινήσεων
const int timesMovement = 100; // Χρόνος κίνησης
const int ledPin = 13; // LED ενεργοποίησης/απενεργοποίησης εγγραφής κίνησης

const char* gestures[] = {"chill", "fist", "flex", "extent", "abduction", "adduction"}; // Χαρακτήρες
αναγνώρισης κίνησης

void setup() {
  pinMode(ledPin, OUTPUT);
  Serial.begin(1000000); // Αρχικοποίησης σειριακής επικοινωνίας
}

void loop() {
  for (int currentGesture = 0; currentGesture < 6; currentGesture++) { //
    Serial.print("Gesture: ");
    Serial.print(gestures[currentGesture]);
    Serial.print(",");
    delay(1000);
    for (int num = 1; num <= numMovement; num++) {
      digitalWrite(ledPin,HIGH); // Ενεργοποίηση του LED
      Serial.print("Num of tries: ");
      Serial.print(num);
      delay(1000);

      for (int times = 0; times < timesMovement; times++) {

        int rawData1 = analogRead(sensor1);
        int emgData1 = map(rawData1, 0, 1023, 0, 100);

        int rawData2 = analogRead(sensor2);
        int emgData2 = map(rawData2, 0, 1023, 0, 100);

        int rawData3 = analogRead(sensor3);
        int emgData3 = map(rawData3, 0, 1023, 0, 100);

        Serial.print(", ");
        Serial.print(emgData1);
        Serial.print(", ");
        Serial.print(emgData2);
        Serial.print(", ");
        Serial.println(emgData3);
```

```
    delay(10); // Καθυστέρηση 10msec
    Serial.print(" ");

}

digitalWrite(ledPin,LOW); // Απενεργοποίηση του LED
delay(5000); // Καθυστέρηση 5sec ανάμεσα στις κινήσεις για ξεκούραση του υποκειμένου
}
}
}
[/code]
```

.....

Παράρτημα Β - Κώδικας Matlab

```
% clear all
% close all

features = [];

data=ypok; % Δεδομένα υποκειμένου
for sensor = 1:3
rep = 1;
first=1; % Πρώτη εγγραφή κίνησης
second=100; % Δεύτερη εγγραφή ύστερα από delay(100) = 100 msec
    for movement = 1:6 % 4 movements

        for i = 1:10
            x = data((first:second),sensor);
            first=first+100;
            second=second+100;

            %figure(1);
            %plot(x);

            % Διόρθωση γραμμής βάσης
            baseline = mean(x);
            emg_X_corrected = x - baseline;
            EMGCOR(first:second,sensor)=emg_X_corrected;
            %figure(2);
            %plot(emg_X_corrected);

            fs = 2976; % Συχνότητα Δειγματοληψίας (Hz)
            fcutlow = 20; % Χαμηλότερη συχνότητα αποκοπής (Hz)
            fcuthigh = 450; % Υψηλότερη συχνότητα αποκοπής (Hz)
            [c, d] = butter(4, [fcutlow, fcuthigh]/(fs/2),
'bandpass');
            emg_X_filtered = filtfilt(c, d, emg_X_corrected);
            %figure(2);
            %plot(emg_X_filtered)

            %x = emg_X_corrected;
            x = emg_X_filtered;

            %% Feature Extraction

            opts.thres = 0.01; % Default threshold for SSC and ZC
            MAV = jfemg('mav', x);
            SSC = jfemg('ssc', x, opts);
            WL = jfemg('wl', x);
            ZC = jfemg('zc', x, opts);
            DAMV = jfemg('damv', x);
            DASDV = jfemg('dasdv', x);
            RMS = jfemg('rms', x);
            IEMG = jfemg('iemg', x);
            MMAV = jfemg('mmav', x);
            VAR = jfemg('var', x);
            MYOP = jfemg('myop', x, struct('thres',
0.016));
```

```
LD = jfemg('ld', x);
MAD = jfemg('mad', x);
EWL = jfemg('ewl', x);
EMAV = jfemg('emav', x);
LDAMV = jfemg('ldamv', x);
LDASDV = jfemg('ldasdv', x);
SKEW = jfemg('skew', x);
ASM = jfemg('asm', x);
ASS = jfemg('ass', x);
MSR = jfemg('msr', x);
SD = jfemg('sd', x);
COV = jfemg('cov', x);

%% ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΑΝΑΛΥΣΗΣ
features(rep,:) = [MAV, SSC, WL, ZC, DAMV, DASDV, ...
                  RMS, IEMG, MMAV, VAR, MYOP, LD, ...
                  MAD, EWL, EMAV, LDAMV, LDASDV,
SKEW, ...
                  ASM, ASS, MSR, SD, COV, movement];

    rep = rep + 1;
end
end
if sensor == 1
    MATRIXypok = features(:,1:end-1);
elseif sensor == 2
    MATRIXypok = [MATRIXypok features(:,1:end-1)];
else
    MATRIXypok = [MATRIXypok features];
end
end
save('MATRIXypok.mat', 'MATRIXypok');
%% Feature Extraction Toolbox by Jingwei Too

function feat = jfemg(type,X,opts)
    switch type
        case 'mav' ; fun = @jMeanAbsoluteValue;
        case 'ssc' ; fun = @jSlopeSignChange;
        case 'wl' ; fun = @jWaveformLength;
        case 'zc' ; fun = @jZeroCrossing;
        %
        case 'damv' ; fun = @jDifferenceAbsoluteMeanValue;
        case 'dasdv' ; fun =
@jDifferenceAbsoluteStandardDeviationValue;
        case 'rms' ; fun = @jRootMeanSquare;
        %
        case 'iemg' ; fun = @jIntegratedEMG;
        case 'mmav' ; fun = @jModifiedMeanAbsoluteValue;
        case 'var' ; fun = @jVarianceOfEMG;
        case 'myop' ; fun = @jMyopulsePercentageRate;
        case 'ld' ; fun = @jLogDetector;
        %
        case 'mad' ; fun = @jMeanAbsoluteDeviation;
        case 'ewl' ; fun = @jEnhancedWaveLength;
        case 'emav' ; fun = @jEnhancedMeanAbsoluteValue;
        case 'ldamv' ; fun = @jLogDifferenceAbsoluteMeanValue;
```

```
        case 'ldasdv' ; fun =
@jLogDifferenceAbsoluteStandardDeviationValue;
        case 'skew' ; fun = @jSkewness;
        case 'asm' ; fun =
@jAbsoluteValueOfTheSummationOfExpRoot;
        case 'ass' ; fun =
@jAbsoluteValueOfTheSummationOfSquareRoot;
        case 'msr' ; fun = @jMeanValueOfTheSquareRoot;
        case 'sd' ; fun = @jStandardDeviation;
        case 'cov' ; fun = @jCoefficientOfVariation;

    end

if nargin < 3
    opts = [];
end

    feat = fun(X,opts);
end

%% MAV
@[1993]-"A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control" (1)

function MAV = jMeanAbsoluteValue(X,~)
MAV = mean(abs(X));
end

% SSC
function SSC = jslopeSignChange(X, opts)
    thres = opts.thres;
    N = length(X);
    SSC = sum(arrayfun(@(k) (X(k) > X(k-1) && X(k) > X(k+1) ||
X(k) < X(k-1) && X(k) < X(k+1)) ...
    && (abs(X(k) - X(k+1)) >= thres || abs(X(k) - X(k-1)) >=
thres), 2:N-1));
end

%% WL
@[1993]-"A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control" (5)

function WL = jWaveformLength(X,~)
WL = sum(abs(diff(X)));
end

% ZC
function ZC = jZeroCrossing(X, opts)
    thres = opts.thres;
    ZC = sum(arrayfun(@(k) (X(k) > 0 && X(k+1) < 0 || X(k) < 0 &&
X(k+1) > 0) && abs(X(k) - X(k+1)) >= thres, 1:length(X)-1));
end

%% DAMV
@[2011]-"Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant
and
linear discriminant analysis in classification of electromyogram
signals based on wrist motion directions" (5)
```



```
function DAMV = jDifferenceAbsoluteMeanValue(X,~)
    DAMV = mean(abs(diff(X)));
end

%% DASDV
%[2011]-"2011 Comparison of k-nearest neighbor, quadratic
discriminant
%and linear discriminant analysis in classification of
electromyogram
%signals based on the wrist-motion directions" (9

function DASDV = jDifferenceAbsoluteStandardDeviationValue(X,~)
DASDV = sqrt(mean(diff(X).^2));
end

%% RMS
%[2011]-"2011 Comparison of k-nearest neighbor, quadratic
discriminant
%and linear discriminant analysis in classification of
electromyogram
%signals based on the wrist-motion directions" (9

function RMS = jRootMeanSquare(X,~)
RMS = sqrt(mean(X.^2));
end

%% IEMG
%[2012]-"Feature reduction and selection for EMG signal
classification"
%(1)

function IEMG = jIntegratedEMG(X,~)
IEMG = sum(abs(X));
end

%% MMAV
%[2012]-"Feature reduction and selection for EMG signal
classification"
%(3)

function MMAV = jModifiedMeanAbsoluteValue(X,~)
N = length(X);
Y = 0;
for i = 1:N
    if i >= 0.25 * N && i <= 0.75 * N
        w = 1;
    else
        w = 0.5;
    end
    Y = Y + (w * abs(X(i)));
end
MMAV = (1 / N) * Y;
end

%% var
```

```
function VAR = jVarianceOfEMG(X,~)
N = length(X);
VAR = (1 / (N - 1)) * sum(X .^ 2);
end

% MYOP
function MYOP = jMyopulsePercentageRate(X, opts)
    thres = opts.thres;
    MYOP = mean(abs(X) >= thres);
end

%% LD
%[2012]-"Feature reduction and selection for EMG signal
classification"
%(18))

function LD = jLogDetector(X,~)
    LD = exp(mean(log(abs(X))));
end

%% MAD
%[2020]-"Detecting Neuromuscular Disorders Using EMG Signals Based
on
%TQWT Features" (6)

function MAD = jMeanAbsoluteDeviation(X,~)
MAD = mean(abs(X - mean(X)));
end

%% EWL
%[2019]-"Classification of Hand Movements based on Discrete
Wavelet
%Transform and Enhanced Feature Extraction" (18)

function EWL = jEnhancedWaveLength(X,~)
L = length(X);
EWL = 0;
for i = 2:L
    if i >= 0.2 * L && i <= 0.8 * L
        p = 0.75;
    else
        p = 0.5;
    end
    EWL = EWL + abs((X(i) - X(i-1)) ^ p);
end
end

%% EMAV
%[2019]-"Classification of Hand Movements based on Discrete
Wavelet
%Transform and Enhanced Feature Extraction" (18)

function EMAV = jEnhancedMeanAbsoluteValue(X,~)
L = length(X);
Y = 0;
for i = 1:L
```

```
if i >= 0.2 * L && i <= 0.8 * L
    p = 0.75;
else
    p = 0.5;
end
Y = Y + abs(X(i) ^ p);
end
EMAV = Y / L;
end

%% LDAMV
function LDAMV = jLogDifferenceAbsoluteMeanValue(X, ~)
    LDAMV = log(mean(abs(diff(X))));
end

%% LDASDV
function LDASDV = jLogDifferenceAbsoluteStandardDeviationValue(X,
~)
    LDASDV = log(sqrt(mean(diff(X).^2)));
end

%% SKEW
function SKEW = jSkewness(X, ~)
SKEW = skewness(X);
end

%% ASM
%[2018]-Pattern recognition of electromyography signals based on
novel
%time domain features for amputees' limb motion classification"
(3)

function ASM = jAbsoluteValueOfTheSummationOfExpRoot(X, ~)
K = length(X);
Y = 0;
for n = 1:K
    if n >= 0.25 * K && n <= 0.75 * K
        exp = 0.5;
    else
        exp = 0.75;
    end
    Y = Y + (X(n) ^ exp);
end
ASM = abs(Y / K);
end

%% ASS
%[2018]-Pattern recognition of electromyography signals based on
novel
%time domain features for amputees' limb motion classification"
(1)

function ASS = jAbsoluteValueOfTheSummationOfSquareRoot(X, ~)
    ASS = abs(sum(sqrt(abs(X))));
end
```

```
%% MSR
%[2018]-Pattern recognition of electromyography signals based on
novel
%time domain features for amputees' limb motion classification"
(2)

function MSR = jMeanValueOfTheSquareRoot(X,~)
    MSR = mean(sqrt(abs(X)));
end

%% SD

function SD = jStandardDeviation(X, ~)
    SD = std(X);
end

%% COV
%[2016]-"Surface electromyography based muscle fatigue progression
%analysis using modified B distribution time-frequency features"
(20)

function COV = jCoefficientOfVariation(X,~)
COV = std(X) / mean(X);
end
```

.....