



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΘΕΣΣΑΛΙΑΣ
ΣΧΟΛΗ ΘΕΤΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ
ΣΤΗ ΒΙΟΙΑΤΡΙΚΗ

ΣΥΣΤΗΜΑ ΥΠΟΒΟΗΘΗΣΗΣ ΒΑΛΙΣΗΣ
ΜΕ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΕΓΕΡΣΗ ΑΠΟ
ΔΕΥΤΕΡΕΥΟΝΤΕΣ ΜΥΪΚΕΣ ΟΜΑΔΕΣ

Δαλανίκα Ασπασία

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Υπεύθυνος

Κακαρούντας Αθανάσιος

Αναπληρωτής Καθηγητής - Πρόεδρος Τμήματος

Λαμία, 2024

Με ατομική μου ευθύνη και γνωρίζοντας τις κυρώσεις ⁽¹⁾, που προβλέπονται από της διατάξεις της παρ. 6 του άρθρου 22 του Ν. 1599/1986, δηλώνω ότι:

1. Δεν παραθέτω κομμάτια βιβλίων ή άρθρων ή εργασιών άλλων αυτολεξεί **χωρίς να τα περικλείω σε εισαγωγικά** και χωρίς να αναφέρω το συγγραφέα, τη χρονολογία, τη σελίδα. Η αυτολεξεί παράθεση χωρίς εισαγωγικά χωρίς αναφορά στην πηγή, είναι λογοκλοπή. Πέραν της αυτολεξεί παράθεσης, λογοκλοπή θεωρείται και η παράφραση εδαφίων από έργα άλλων, συμπεριλαμβανομένων και έργων συμφοιτητών μου, καθώς και η παράθεση στοιχείων που άλλοι συνέλεξαν ή επεξεργάστηκαν, χωρίς αναφορά στην πηγή. Αναφέρω πάντοτε με πληρότητα την πηγή κάτω από τον πίνακα ή σχέδιο, όπως στα παραθέματα.
2. Δέχομαι ότι η αυτολεξεί **παράθεση χωρίς εισαγωγικά**, ακόμα κι αν συνοδεύεται από αναφορά στην πηγή σε κάποιο άλλο σημείο του κειμένου ή στο τέλος του, είναι αντιγραφή. Η αναφορά στην πηγή στο τέλος π.χ. μιας παραγράφου ή μιας σελίδας, δεν δικαιολογεί συρραφή εδαφίων έργου άλλου συγγραφέα, έστω και παραφρασμένων, και παρουσίασή τους ως δική μου εργασία.
3. Δέχομαι ότι υπάρχει επίσης περιορισμός στο μέγεθος και στη συχνότητα των παραθεμάτων που μπορώ να εντάξω στην εργασία μου εντός εισαγωγικών. Κάθε μεγάλο παράθεμα (π.χ. σε πίνακα ή πλαίσιο, κλπ), προϋποθέτει ειδικές ρυθμίσεις, και όταν δημοσιεύεται προϋποθέτει την άδεια του συγγραφέα ή του εκδότη. Το ίδιο και οι πίνακες και τα σχέδια
4. Δέχομαι όλες τις συνέπειες σε περίπτωση λογοκλοπής ή αντιγραφής.

Ημερομηνία:/...../20.....

Ο – Η Δηλ.

(Υπογραφή)

(1) «Όποιος εν γνώσει του δηλώνει ψευδή γεγονότα ή αρνείται ή αποκρύπτει τα αληθινά με έγγραφη υπεύθυνη δήλωση του άρθρου 8 παρ. 4 Ν. 1599/1986 τιμωρείται με φυλάκιση τουλάχιστον τριών μηνών. Εάν ο υπαίτιος αυτών των πράξεων σκόπευε να προσπορίσει στον εαυτόν του ή σε άλλον περιουσιακό όφελος βλάπτοντας τρίτον ή σκόπευε να βλάψει άλλον, τιμωρείται με κάθειρξη μέχρι 10 ετών.

Πίνακας περιεχομένων

Περίληψη	3
Εισαγωγή	4
1. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	6
2. Περιγραφή Έργου και Στόχος	12
3. Μεθοδολογία	13
3.1. Ανάπτυξη Υλικού.....	13
3.1.1. Αισθητήρες και Εξαρτήματα	13
3.1.2. Δημιουργία Γαντιού και Συνδεσμολογία.....	14
3.2. Ανάπτυξη και Εκπαίδευση Μοντέλου Βαθιάς Μάθησης	18
3.2.1. Long Short-Term Memory (LSTM)	18
3.2.2. Το Σύνολο Δεδομένων ‘DU-ASL-DATA-GLOVE-DB’	21
3.2.3. Προετοιμασία Συνόλου Δεδομένων για την Εκπαίδευση.....	35
3.2.4. Μοντέλο Βαθιάς Μάθησης.....	37
3.3. Μεταφορά Ηλεκτρικού Σήματος	44
3.3.1. Καταγραφή Μυϊκής Δραστηριότητας Χεριού	44
3.3.2. Επιλογή Κατάλληλων Μυών των Κάτω Άκρων.....	48
3.3.3. Ηλεκτρική Διέγερση Μυών	49
4. Μελλοντικές Ενέργειες.....	54
5. Συμπεράσματα.....	55
Αναφορές	56

Περίληψη

Η παρούσα ερευνητική εργασία παρουσιάζει μία εναλλακτική λύση στην αποκατάσταση της κίνησης του ποδιού, γεφυρώνοντας το χάσμα μεταξύ της προηγμένης τεχνολογίας και της πρακτικής, καθημερινής εφαρμογής. Μέσω του συνδυασμού μεθόδων ηλεκτροδιέγερσης και μίας ηλεκτρονικής συσκευής-γάντι, προτείνεται μια διαφορετική προσέγγιση στη μυϊκή αποκατάσταση των κάτω άκρων. Η συσκευή εκμεταλλεύεται αισθητήρες και μοντέλα βαθιάς μάθησης με τα οποία είναι εξοπλισμένη, για μετάφραση των κινήσεων του χεριού σε διέγερση των μυών του ποδιού. Προσφέρει μία πιο προσιτή λύση αποκατάστασης, με δυνατότητα εξατομίκευσης, ενδεχομένως επιτρέποντας στους χρήστες να ανακτήσουν την κινητικότητα με μεγαλύτερη αυτονομία και αποτελεσματικότητα.

Εισαγωγή

Η αποκατάσταση των κινήσεων του ποδιού αποτελεί ζωτικής σημασίας παρέμβαση για τη βελτίωση της ποιότητας ζωής ατόμων που αντιμετωπίζουν προκλήσεις στην κινητικότητα τους λόγω ατυχημάτων, ασθενειών ή άλλων παραγόντων. Η δυνατότητα να κινούνται αυτόνομα είναι καθοριστική για την ανεξαρτησία και την ψυχολογική ευεξία τους. Σε απόδειξη της σημασίας αυτής, η έρευνα και η ανάπτυξη στον τομέα έχουν σημειώσει σημαντική πρόοδο, ιδίως με τις συνεχείς εξελίξεις στον τομέα της τεχνολογίας. Η Βιοϊατρική Τεχνολογία αναδεικνύεται ως κύριος παράγοντας σε αυτήν την προσπάθεια.

Παρ' όλα αυτά, πολλές προκλήσεις παραμένουν ανοιχτές. Η πολυπλοκότητα του ανθρώπινου κινητικού συστήματος και η ανάγκη για εξατομικευμένες προσεγγίσεις παρουσιάζουν σημαντικούς τομείς που χρήζουν περεταίρω έρευνας. Η ανάπτυξη εξατομικευμένων τεχνολογιών απαιτεί προηγμένη κατανόηση και πολυδιάστατο σχεδιασμό, λαμβάνοντας υπόψη τις ιδιαίτερες ανάγκες κάθε ατόμου. Επιπλέον, η ηθική διάσταση παίζει καθοριστικό ρόλο στην ανάπτυξη και εφαρμογή των τεχνολογιών, με ζητήματα όπως η ιδιωτικότητα, η αυτονομία, και η ασφάλεια να απαιτούν προσεκτική εξέταση. Η συνεργασία διαφορετικών επιστημονικών πεδίων, όπως η Ρομποτική, η Βιοϊατρική Μηχανική, οι Νευροεπιστήμες και η Ψυχολογία, είναι απαραίτητη για την ανάπτυξη λύσεων που είναι τεχνολογικά προηγμένες, αποτελεσματικές και ανθρώπινες.

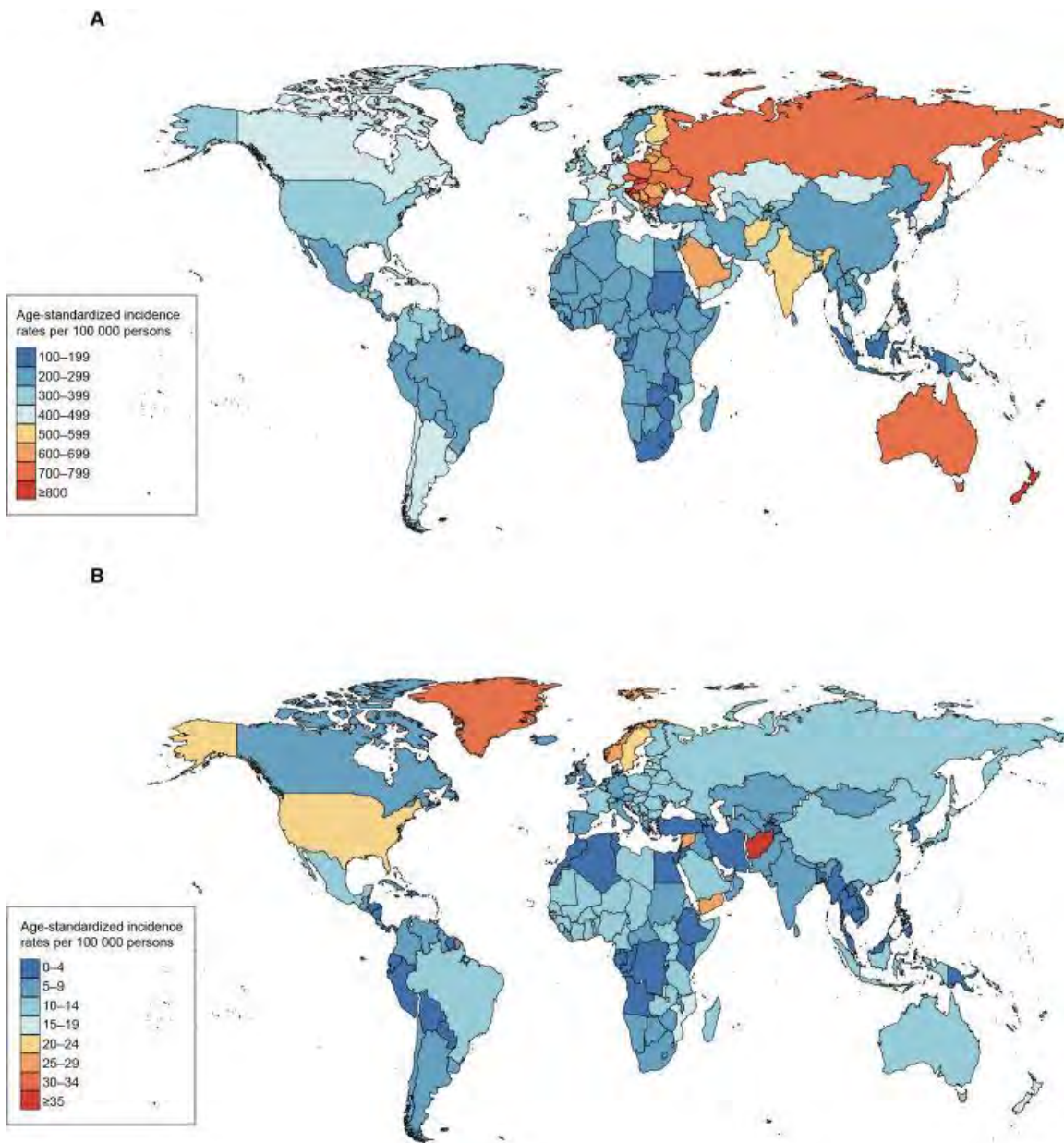
Η έρευνα έχει προσφέρει σημαντικές εξελίξεις, όπως προηγμένα προσθετικά μέλη που ελέγχονται μέσω ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (EEG) [1] και ρομποτικούς εξωσκελετούς που συνδυάζονται με τεχνητή νοημοσύνη [2], για την παροχή πιο φυσικής κίνησης. Υπάρχουν, φυσικά, και απλούστερες μέθοδοι αποκατάστασης, όπως η χρήση συσκευών FES (Functional Electrical Stimulation), που χρησιμοποιούνται για την ενδυνάμωση επιλεγμένων μυϊκών ομάδων σε άτομα με δυσκολίες στην κίνηση, όπως εκείνα που υποφέρουν από νευροεκφυλιστικές ασθένειες [3] ή αναρρώνουν από εγκεφαλικά επεισόδια [4]. Αυτές οι λύσεις ανοίγουν νέους ορίζοντες για την ανεξαρτησία και την κινητικότητα ατόμων με αναπηρία.

Ωστόσο, η προσβασιμότητα και η ευκολία χρήσης παραμένουν κρίσιμα ζητήματα, καθώς οι περισσότερες από αυτές τις τεχνολογίες είτε δεν είναι διαθέσιμες στο μεγαλύτερο ποσοστό ατόμων είτε απαιτούν εξειδικευμένη χρήση από ιατρούς και φυσιοθεραπευτές. Εξαιτίας αυτών, συχνά η διαδικασία της αποκατάστασης λαμβάνει μέρος σε ελεγχόμενο περιβάλλον, όπως κλινική ή ιατρείο, και με την παρουσία ειδικών. Αυτό αποτελεί μία επίπονη διαδικασία για τα άτομα με αναπηρία εξαιτίας των συχνών μετακινήσεων.

Αναγνωρίζοντας τη σημασία της προσβασιμότητας και της εξατομίκευσης, η παρούσα εργασία επιδιώκει την ανάπτυξη μιας ελαφριάς, απλούστερης και πλήρως εξατομικευμένης λύσης για την αποκατάσταση της κίνησης του ποδιού. Αυτή η προσέγγιση στοχεύει στην ενίσχυση της αυτονομίας των χρηστών, παρέχοντας τη δυνατότητα πρόσβασης στη συσκευή οποιαδήποτε στιγμή, και επιτρέποντας τη διευκόλυνση της κίνησης και την βελτίωση της ποιότητας ζωής σε καθημερινή βάση.

1. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

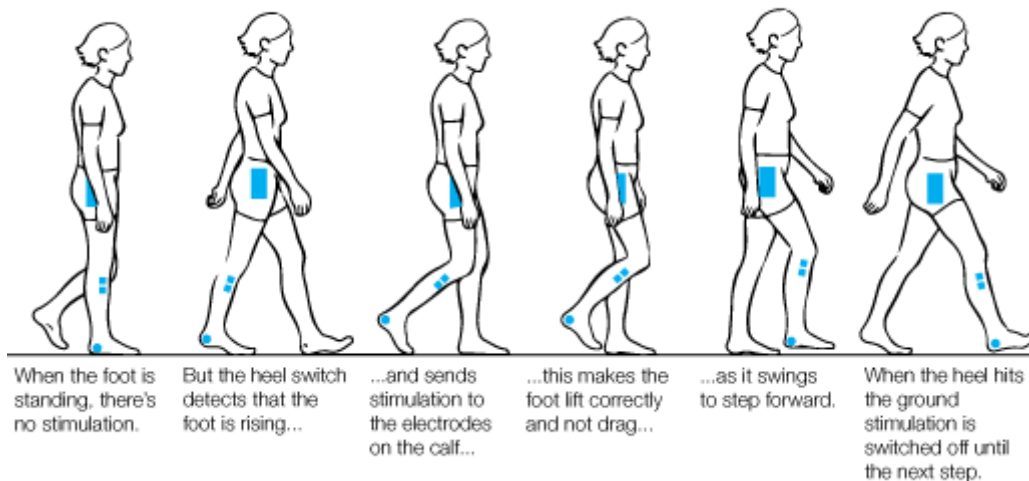
Η ανάγκη για αποτελεσματική αποκατάσταση κινησιολογίας αυξάνεται συνεχώς, καθώς τα τελευταία τριάντα (30) χρόνια, οι νευρολογικές διαταραχές και οι εγκεφαλικές βλάβες παρουσιάζουν εκθετικές αυξήσεις παγκοσμίως [5]. Η αύξηση και γήρανση του πληθυσμού έχει ως αποτέλεσμα την παρουσία περισσότερων εγκεφαλικών επεισοδίων, ενώ νευρολογικές ασθένειες, όπως η χρόνια τραυματική εγκεφαλοπάθεια (CTE) και η μυατροφική πλευρική σκλήρυνση (ALS), που οφείλονται σε Τραυματικές Εγκεφαλικές Βλάβες (TBI), υπολογίζεται πως πλήττουν 69 εκατομμύρια άτομα κάθε χρόνο - μέχρι το έτος 2019 [6]. Αυξημένες είναι, επίσης, οι περιπτώσεις τραυματισμού της σπονδυλικής στήλης (SCI), είτε λόγω πτώσεων για άτομα μεγαλύτερης ηλικίας [7], είτε λόγω αυτοκινητιστικών δυστυχημάτων και αθλητικών τραυματισμών [8]. Η εξέλιξη της τεχνολογίας και η εφαρμογή της στην αποκατάσταση προσφέρει νέες δυνατότητες για τη βελτίωση της φυσικής κατάστασης και της αυτοδιαχείρισης των ασθενών που πάσχουν από TBI και SCI.



Εικόνα 1: Ποσοστά βάσει ηλικίας ανά 100.000 άτομα επίπτωσης (Α) ΤΒΙ και (Β) ΣΚΙ ανά χώρες/εδάφη, 2019 [9]

Στη συνέχεια, παρουσιάζεται μια επισκόπηση των πρόσφατων ερευνών που αφορούν τη χρήση ρομποτικών συσκευών και την εφαρμογή των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης στην αποκατάσταση, συγκρίνοντάς τες με τις παραδοσιακές μεθόδους.

Κάποιες συνηθισμένες παραδοσιακές μέθοδοι αποκατάστασης αποτελούν η Αυτοδιαχείριση Συμπεριφοράς [10], η Μάθηση Κινητικότητας [11], καθώς και η θεραπεία με τη μέθοδο FES [12]. Με τη χρήση ποικίλων προσεγγίσεων βασισμένων στις αρχές κινητικότητας, οι τεχνικές αυτές στοχεύουν να βελτιώσουν τα αποτελέσματα μακροπρόθεσμης αυτοδιαχείρισης δεξιοτήτων, καθώς και να ενισχύσουν τη φυσική κατάσταση. Επιπλέον, προλαμβάνουν την ατροφία των μυών λόγω αδράνειας, ενώ μπορούν να ελαττώσουν τον πόνο και τους μυϊκούς σπασμούς. Έχουν κρίσιμη σημασία για τη φροντίδα και τη βελτίωση της νευρολογικής αποκατάστασης ατόμων, όπως σε περιπτώσεις εγκεφαλικού επεισοδίου και νευρομυϊκών διαταραχών. Ωστόσο, μέθοδοι σαν αυτές βασίζονται, συνήθως, κυρίως στην ατομική και χειροκίνητη καθοδήγηση από θεραπευτές σε κλινικές ή ιατρεία, με περιορισμένη δυνατότητα αξιολόγησης και παρακολούθησης στο σπίτι, γεγονός που τις καθιστά περιοριστικές. Συγκεκριμένα για τη FES, απαιτείται προσεκτική προσαρμογή για να είναι αποτελεσματική, ενώ η τεχνολογία και ο εξοπλισμός της μπορεί να είναι ακριβά και όχι πάντα εύκολα προσβάσιμα.

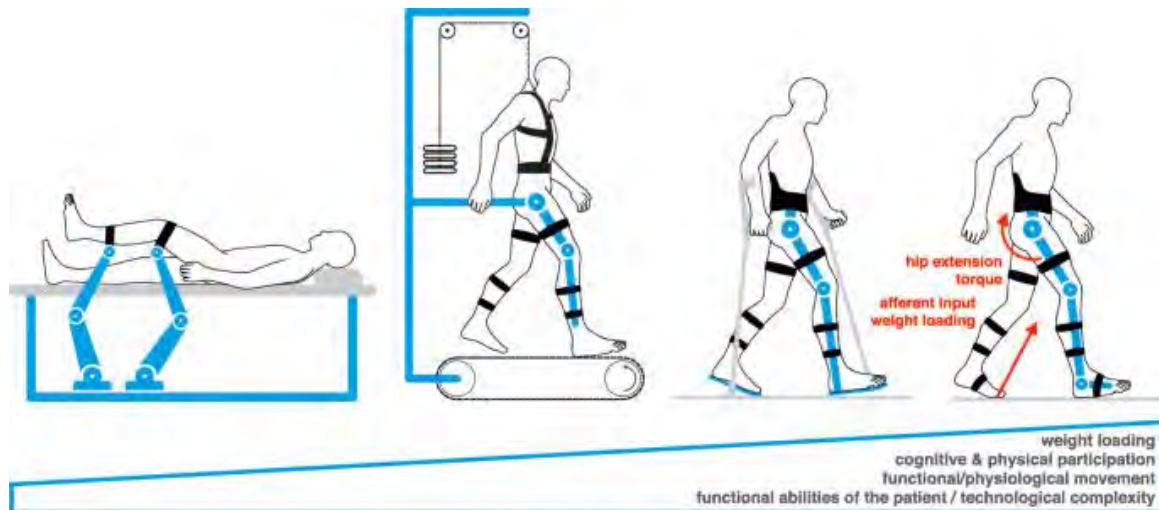


Εικόνα 2: FES στο σύνδρομο πτώσης του ποδιού

Ωστόσο, η τεχνολογία έχει αλλάξει το προφίλ της αποκατάστασης. Οι νεότερες τεχνολογίες, όπως η ρομποτική αποκατάσταση και οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης, προσφέρουν εξατομικευμένες και εντατικές θεραπείες με την δυνατότητα προσαρμογής στις αλλαγές της κινητικότητας και των αναγκών του ασθενούς σε πραγματικό χρόνο.

Επιπλέον, προσφέρουν δυνατότητες για αποκατάσταση στο σπίτι μέσω τηλεθεραπείας, κινητών εφαρμογών και άλλων εξ αποστάσεως παρεμβάσεων, με τη συνεχή παρακολούθηση και αξιολόγηση της προόδου.

Πιο συγκεκριμένα, οι ρομποτικές συσκευές μπορούν να προσαρμόζουν αυτόματα το επίπεδο υποστήριξης και την ένταση της άσκησης [13], ενώ η χρήση αλγορίθμων μηχανικής και βαθιάς μάθησης εστιάζει στην ανάλυση και επεξεργασία μεγάλων όγκων δεδομένων για την πρόβλεψη και βελτίωση της λειτουργικής ανάκαμψης [14]. Αυτοί οι αλγόριθμοι μπορούν να ενισχύσουν τη μάθηση μέσω της επανάληψης, δίνοντας πιο ακριβείς εκτιμήσεις της προόδου του ασθενή και προσαρμόζοντας τις θεραπείες αναλόγως.

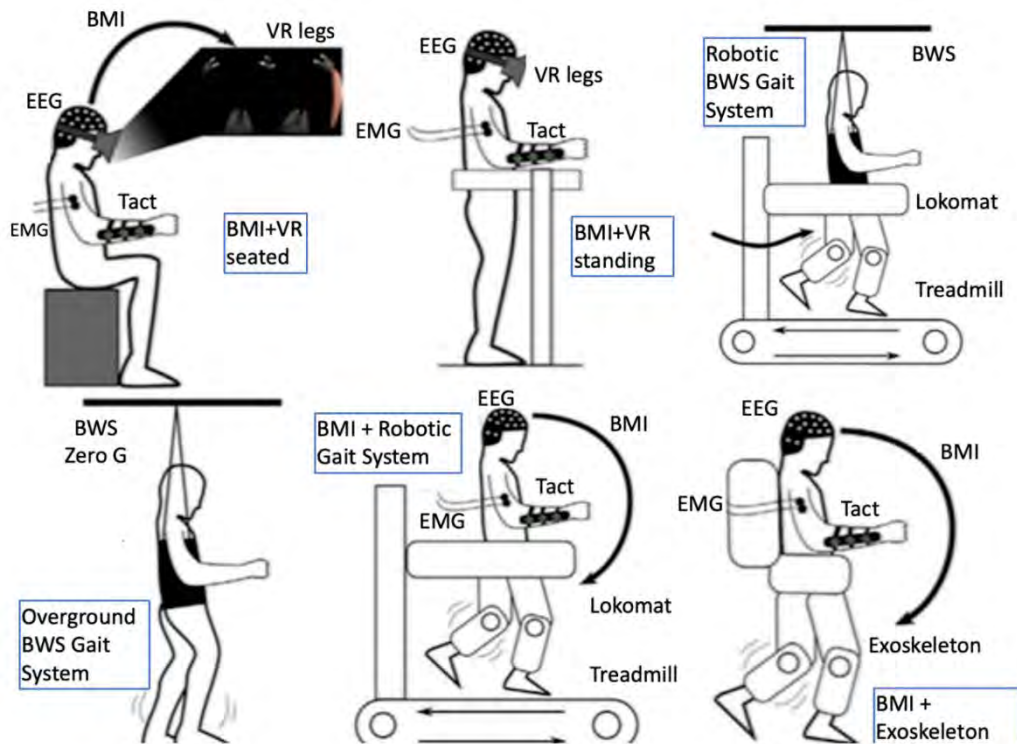


Εικόνα 3 [15]

Η χρήση της βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με έξυπνους αισθητήρες αποφέρει σημαντική βελτίωση στην ανάλυση και αξιολόγηση των ασκήσεων και των κινητικών δεξιοτήτων των ασθενών [16]. Πλέον, αναπτύσσονται συστήματα που χρησιμοποιώντας είτε τα εγκεφαλικά σήματα (EEG) των ασθενών είτε παράγοντας τεχνητά, βελτιώνουν την ποιότητα της μυϊκής ανάκαμψης κατά ένα μεγάλο ποσοστό [17].

Επιπροσθέτως, προσφέρεται η δυνατότητα οι παραπάνω μέθοδοι να συνδυαστούν με τεχνολογίες Εικονικής Πραγματικότητας (VR), μετατρέποντας την αποκατάσταση από μια επίπονη διαδικασία σε μια πιο ευχάριστη και διαδραστική εμπειρία. Μπορεί να

δημιουργήσει ελεγχόμενα και εξατομικευμένα περιβάλλοντα για τους ασθενείς, προσφέροντας ποικίλες και ενδιαφέρουσες ασκήσεις που βελτιώνουν την εμπλοκή και την κινητική επανεκπαίδευση [18].



Εικόνα 4: Πολλαπλές εμπυθιστικές διεπαφές ανθρώπου-μηχανής για την αποκατάσταση χρόνιας κάκωσης νοτιαίου μυελού [19]

Καταλήγοντας, η κύρια διαφορά μεταξύ των παραδοσιακών και των νεότερων μεθόδων αποκατάστασης εντοπίζεται στην αυτοματοποίηση, την εξατομίκευση και την ικανότητα των τελευταίων να προσφέρουν βελτιστοποιημένη αποκατάσταση με βάση τις ανάγκες και την απόδοση του ασθενούς σε πραγματικό χρόνο. Οι νεότερες τεχνολογίες επιτρέπουν την ευρύτερη εφαρμογή της ανάκαμψης, προσφέροντας δυνατότητες για θεραπεία πέρα από τα όρια των κλινικών χώρων, και ενισχύοντας την αυτονομία και την εμπλοκή των ασθενών στην όλη διαδικασία.

Αν και το πρωτότυπο που περιγράφεται στο εν λόγω άρθρο δεν συγκρίνεται με άλλες τεχνολογίες όσον αφορά τα προηγμένα εξαρτήματα και τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης, προσφέρει μια σημαντική προστιθέμενη αξία: μια εντελώς φιλική προς τον χρήστη

διεπαφή που δεν απαιτεί εξειδικευμένες γνώσεις. Η ενσωμάτωση απλοποιημένων μοντέλων μηχανικής μάθησης για εξατομίκευση βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη, προσαρμόζοντας το σύστημα στις προσωπικές του ανάγκες και προτιμήσεις. Επιπλέον, η ελαφριά κατασκευή του προσφέρει άνεση και ευελιξία στη χρήση σε διάφορα περιβάλλοντα, αντιπροσωπεύοντας μια εξαιρετική εναλλακτική σε περισσότερο περίπλοκα και βαριά συστήματα.

2. Περιγραφή Έργου και Στόχος

Το παρόν έργο περιστρέφεται γύρω από τη δημιουργία μίας φορητής συσκευής σε μορφή γαντιού, η οποία διαθέτει τα κατάλληλα εργαλεία ώστε να μεταφράζει τα νοήματα του χεριού σε μυϊκή κίνηση των κάτω άκρων. Η μεθοδολογία για την ανάπτυξη της εν λόγω συσκευής μπορεί να χωριστεί σε τρία κύρια τμήματα.

Το πρώτο αφορά το σχεδιασμό και την υλοποίηση του εν λόγω γαντιού, εξοπλίζοντάς το με τις απαραίτητες ηλεκτρονικές συσκευές και αισθητήρες.

Το δεύτερο τμήμα, σχετίζεται με την ανάπτυξη ενός μοντέλου βαθιάς μάθησης, το οποίο είναι σε θέση να αναγνωρίζει τις κινήσεις που εκτελεί ο χρήστης με το δεξί χέρι, στο οποίο θα φοράει το γάντι. Χρειάζεται η δυνατότητα αναγνώρισης πολλαπλών νοημάτων, ώστε να παρέχεται στο χρήστη η επιλογή των κινήσεων που του είναι πιο βολικό να εκτελεί. Για πολλά άτομα οι κινητικές δυσκολίες δεν περιορίζονται μόνο στα κάτω άκρα, οπότε η επιλογή αυτή είναι ένας βασικός παράγοντας που χρειάζεται να ληφθεί υπόψιν, για την άνεση και διευκόλυνσή τους.

Το τρίτο και τελευταίο τμήμα, αποτελεί τη διαδικασία μεταφοράς ενός ηλεκτρικού σήματος, που προκύπτει από την εκτέλεση του επιλεγμένου νοήματος, στον κατάλληλο μυ του ποδιού.

Η ηλεκτρική διέγερση του συστήματος, αρχικά, μοιάζει με τον τρόπο που λειτουργεί μία οικιακή συσκευή Ηλεκτρικής Διέγερσης Μυών (Electrical Muscle Stimulation - EMS). Η κύρια διαφορά εδώ, είναι ότι η αποστολή του ηλεκτρικού σήματος επιτυγχάνεται μέσω της συσχέτισης κάθε νοήματος με ένα μυ του ποδιού. Ο εκάστοτε χρήστης είναι σε θέση να ορίσει τον συσχετισμό αυτό, καθώς και τη διάρκεια και ένταση του σήματος.

3. Μεθοδολογία

3.1. Ανάπτυξη Υλικού

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζεται το υλικό που χρησιμοποιήθηκε, καθώς και τα βήματα που ακολουθήθηκαν για τη δημιουργία του γαντιού αναγνώρισης κινήσεων. Συγκεκριμένα, στο πρωτότυπο γάντι ενσωματώθηκαν εξαρτήματα που επιτρέπουν την ακριβή παρακολούθηση της κίνησης των δακτύλων και την ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο. Η επικοινωνία των εξαρτημάτων τόσο μεταξύ τους, όσο και τον υπολογιστή, επιτυγχάνεται μέσω του προγραμματιστικού περιβάλλοντος Arduino IDE.

3.1.1. Αισθητήρες και Εξαρτήματα

Αισθητήρες Κάμψης και Αντιστάσεις

Στην επιφάνεια του γαντιού, στο πάνω μέρος των δακτύλων, έχουν τοποθετηθεί εύκαμπτοι αισθητήρες (*flex sensors*) μεγέθους 2.2 ιντσών (~5,59 εκατοστά). Για τη σταθεροποίηση του κάθε αισθητήρα χρησιμοποιήθηκε βέλκρο περίπου τριών ή τεσσάρων εκατοστών, καθώς και ένα μικρό κομμάτι λάστιχου λίγο πιο κάτω από την άνω άκρη του αισθητήρα, ώστε να έχει τη δυνατότητα να ολισθαίνει ανάμεσα σε αυτό και την επιφάνεια του γαντιού κατά την κάμψη του δακτύλου.



Εικόνα 5: : Flex Sensor

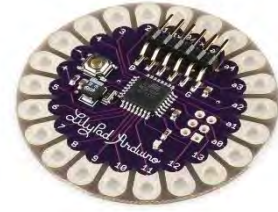


Εικόνα 6: Αντίσταση 10kΩ

Αυτές οι εξαιρετικά ευαίσθητες συσκευές, συνδεδεμένες με μία αντίσταση 10KΩ η καθεμία, είναι ικανές να ανιχνεύουν αλλαγές στην κάμψη και έκταση των δακτύλων, επιτρέποντας στο γάντι να καταγράφει κινήσεις και χειρονομίες με εξαιρετική ακρίβεια. Μεταφράζοντας τη φυσική κάμψη των δακτύλων σε ηλεκτρικό σήμα, οι αισθητήρες κάμψης, σε συνδυασμό με το μοντέλο Βαθιάς Μάθησης που αναπτύχθηκε για το σκοπό αυτό και αναλύεται σε ακόλουθη ενότητα, αποτελούν το θεμέλιο του συστήματος αναγνώρισης χειρονομιών του πρωτοτύπου.

Επεξεργαστής και Πολυπλέκτης

Για τη μεταφορά και επεξεργασία των δεδομένων από τους αισθητήρες σε πραγματικό χρόνο, το πρωτότυπο είναι εξοπλισμένο με τον μικροελεγκτή Arduino Lilypad. Η πλατφόρμα Lilypad αποτελεί τον εγκέφαλο του πρωτοτύπου ως μία από τις πιο ευέλικτες επιλογές στον τομέα των μικροελεγκτών, χάρη στην ιδιότητά της να ενσωματώνεται σε εφαρμογές τεχνολογίας που φοριούνται.



Εικόνα 7: Arduino Lilypad



Εικόνα 8: 8-MUX

Για την πιο ομαλή λειτουργία της συσκευής, και έτσι ώστε να υπάρχει μεγαλύτερη ευελιξία στις αλλαγές, όλοι οι αισθητήρες αποστέλλουν τα δεδομένα τους μέσω ενός πολυπλέκτη με οκτώ (8) εισόδους και μία έξοδο (8-MUX).

Τροφοδοσία

Τέλος, η τροφοδοσία του συστήματος επιτυγχάνεται μέσω μονάδας στην οποία εισάγεται κυκλική μπαταρία των 3V.



Εικόνα 9: Coin cell battery

3.1.2. Δημιουργία Γαντιού και Συνδεσμολογία

Βάση για το σχεδιασμό του γαντιού αποτέλεσε το έργο “*Flex Sensor Glove*” [20]. Όλα τα εξαρτήματα έχουν ραφτεί στο πάνω μέρος του γαντιού, ενώ η επικοινωνία μεταξύ τους επιτυγχάνεται με τη χρήση αγωγίμης κλωστής.

Ξεκινήσαμε με ένα απλό γάντι εργασίας, υφασμάτινο στο πάνω μέρος και πλαστικό στη μεριά της παλάμης. Αν και δε μας απασχολεί η απασχολεί το υλικό της μεριάς στην

παλάμη, η πάνω μεριά πρέπει, ιδανικά, να είναι υφασμάτινη για να μας διευκολύνει στο ράψιμο.

Αρχικά, παρόμοιου μεγέθους κομμάτια βέλκρου (θηλυκό) ράφτηκαν σε σημείο των δακτύλων, με τέτοιο τρόπο, ώστε να μην εμποδίζεται η κάμψη τους – στην περιοχή του εγγύς φάλαγγα (*proximal phalanx*) του δακτύλου και σε κάποια δάχτυλα λίγο ψηλότερα. Ίδιου μεγέθους βέλκρου (αρσενικό) κολλήθηκε στην επιφάνεια των αισθητήρων κάμψης. Αυτή η διαδικασία εκτελέστηκε για τη σταθεροποίηση των αισθητήρων στο γάντι. Μικρά κομμάτια υφασμάτινου λάστιχου ράφτηκαν, επιπλέον, σε σημείο λίγο πιο κάτω από τις άκρες των αισθητήρων – κοντά στον άπω φάλαγγα (*distal phalanx*) του δακτύλου - τόσο για τη σταθεροποίησή τους όσο και για να δοθεί η ικανότητα κάμψης δίχως παραμόρφωση του γαντιού. Με τον τρόπο αυτό, κατά την κάμψη ο αισθητήρας γλιστράει χωρίς αντίσταση ανάμεσα στο ύφασμα του γαντιού και το λάστιχο.

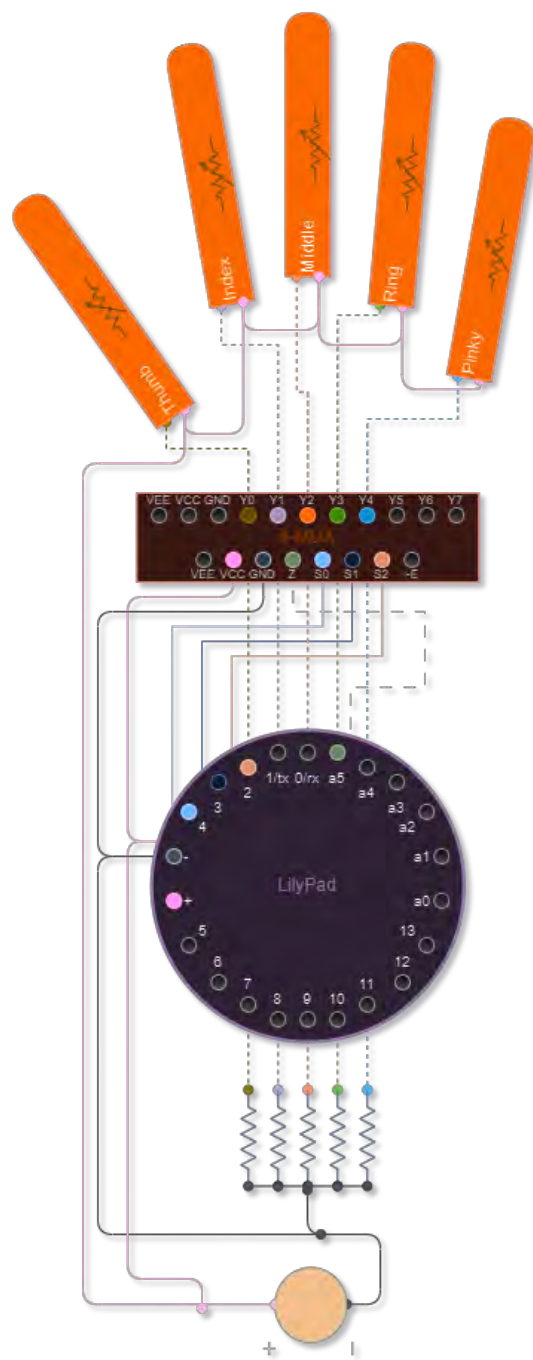


Εικόνα 10

Στη συνέχεια, αφού εκτιμήθηκε η καλύτερη δυνατή τοποθέτηση των υπόλοιπων εξαρτημάτων στο γάντι, χρησιμοποιήθηκε σε ορισμένα εξαρτήματα κανονική κλωστή για τη σταθεροποίησή τους. Ύστερα, ακολούθησε η συνδεσμολογία μεταξύ τους με τη χρήση αγωγίμης κλωστής. Σε κάποια σημεία, που κρίθηκε απαραίτητο, χρησιμοποιήθηκε σιλικόνη είτε για σταθεροποίηση της κλωστής είτε για μόνωση. Κάτω από το Arduino Lilypad τοποθετήθηκε κομμάτι μονωτικής ταινίας, ώστε να επιτραπεί η διέλευση επιπλέον κλωστών από το ίδιο σημείο, δίχως να υπάρχει επαφή μεταξύ τους.

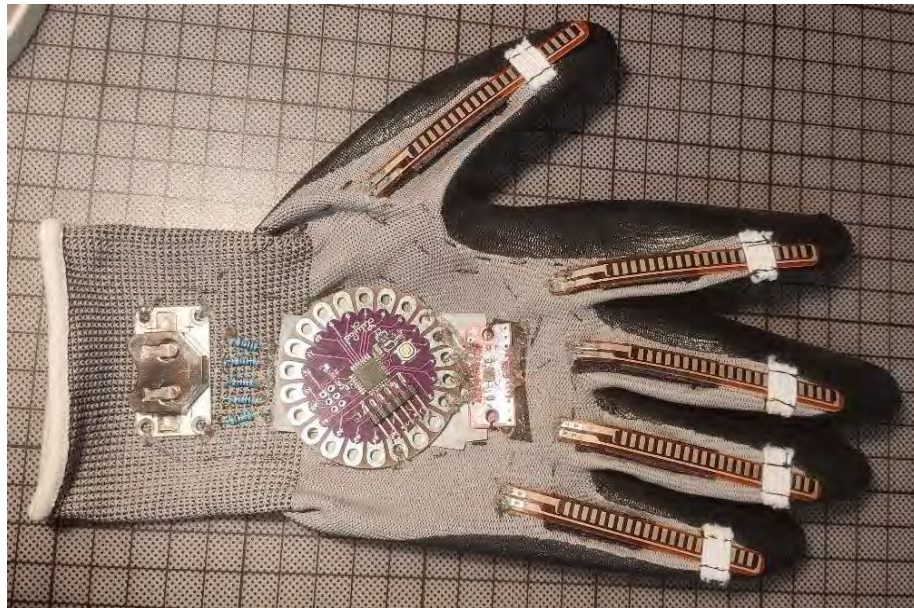
Η φόρτωση του κώδικα από το Arduino Lilypad επιτυγχάνεται μέσω ενός καλωδίου με απολήξεις USB και FTDI.

Στο ακόλουθο διάγραμμα παρουσιάζεται η ακριβής συνδεσμολογία των εξαρτημάτων:



Εικόνα 11: Διάγραμμα Συνδεσμολογίας Γαντιού

Ακολουθούν εικόνες του γαντιού:



Εικόνα 12

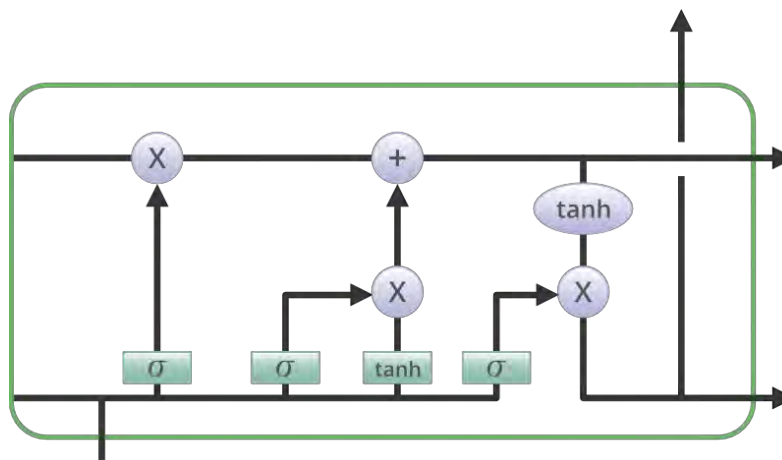
3.2. Ανάπτυξη και Εκπαίδευση Μοντέλου Βαθιάς Μάθησης

Η ανάλυση χρονοσειρών αποτελεί ένα σημαντικό πεδίο στη μηχανική μάθηση και την επεξεργασία δεδομένων, καθώς επιτρέπει την εξαγωγή πολύτιμων πληροφοριών και προβλέψεων από δεδομένα που συλλέγονται σε χρονικές σειρές.

Στο πλαίσιο αυτής της πτυχιακής, εστιάζουμε στην πρόκληση της πρόβλεψης της κλάσης στην οποία ανήκει μια συγκεκριμένη χρονοσειρά του συνόλου δεδομένων ‘*DU-ASL-DATA-GLOVE-DB*’ [21] με χρήση Δικτύων Μακράς Βραχύχρονης Μνήμης (LSTM).

3.2.1. Long Short-Term Memory (LSTM)

Το LSTM είναι ένας τύπος αρχιτεκτονικής αναδρομικών νευρωνικών δικτύων (RNN) που σχεδιάστηκε για να αντιμετωπίσει το πρόβλημα της απαλοιφής της κλίσης (vanishing gradient) των παραδοσιακών RNNs, τα οποία δυσκολεύονται να αναγνωρίσουν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις σε ακολουθιακά δεδομένα.

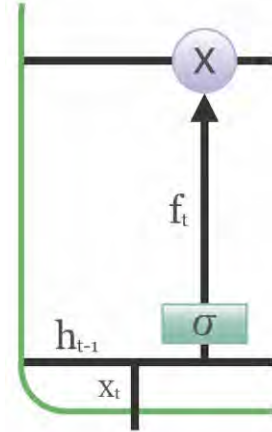


Εικόνα 13

Στον πυρήνα του, ένα κελί LSTM περιέχει τρεις πύλες: την πύλη εισόδου, την πύλη λήθης και την πύλη εξόδου, κάθε μία από τις οποίες είναι υπεύθυνη για τον έλεγχο της ροής των πληροφοριών μέσα από το κελί. Ακολουθεί μία σύντομη επισκόπηση του πώς λειτουργεί ένα LSTM.

1. Πύλη Λήθης: Αυτή η πύλη αποφασίζει ποιες πληροφορίες από την προηγούμενη κατάσταση του κελιού πρέπει να ξεχαστούν ή να διατηρηθούν. Παίρνει την προηγούμενη κατάσταση του κελιού C_{t-1} και την τρέχουσα είσοδο x_t ως εισόδους και παράγει ένα διάνυσμα πύλης λήθης f_t εφαρμόζοντας μια σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης. Αυτό το διάνυσμα καθορίζει ποιες πληροφορίες να απορριφθούν.

$$f_t = \sigma(W_t \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

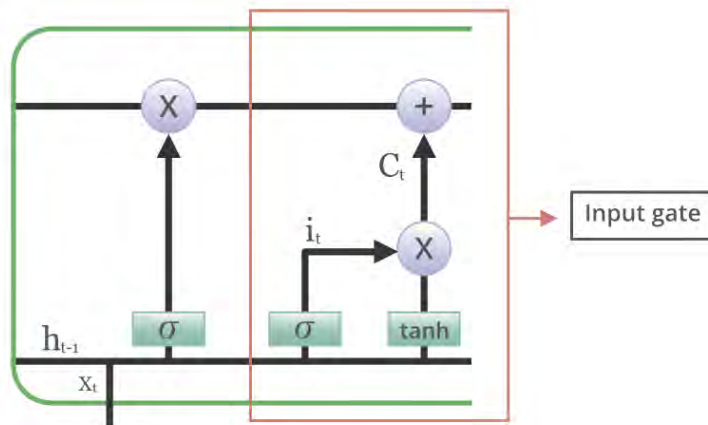


Εικόνα 14

2. Πύλη Εισόδου: Αυτή η πύλη καθορίζει ποιες νέες πληροφορίες πρέπει να αποθηκευτούν στην κατάσταση του κελιού. Παίρνει την προηγούμενη κατάσταση του κελιού C_{t-1} και την τρέχουσα είσοδο x_t , και παράγει ένα διάνυσμα πύλης εισόδου i_t χρησιμοποιώντας μια σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης. Επίσης, παράγει μια υποψήφια κατάσταση κελιού $\tilde{C}_t$ χρησιμοποιώντας μια συνάρτηση ενεργοποίησης $\tanh$, που αντιπροσωπεύει τις νέες πληροφορίες που πρέπει να προστεθούν.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

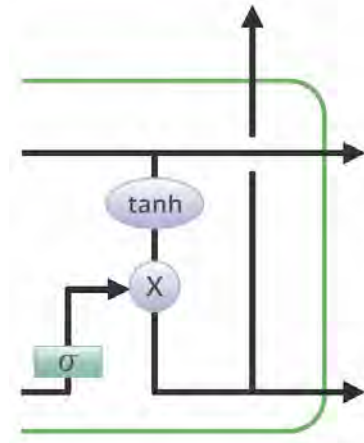


Εικόνα 15

3. Ενημέρωση Κατάστασης Κελιού: Σε αυτό το στάδιο συνδυάζονται οι αποφάσεις από τις πύλες λήθης και εισόδου για την ενημέρωση της κατάστασης του κελιού. Υπολογίζεται μια νέα κατάσταση κελιού C_t με τον στοιχείο-προς-στοιχείο πολλαπλασιασμό της παλιάς κατάστασης του κελιού με την έξοδο της πύλης λήθης και πρόσθεση του στοιχείο-προς-στοιχείο πολλαπλασιασμού της εξόδου της πύλης εισόδου με την υποψήφια κατάσταση κελιού.

$$C_{t-1} = f_t \cdot C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

4. Πύλη Εξόδου: Τέλος, η πύλη εξόδου αποφασίζει ποιες πληροφορίες πρέπει να εξαχθούν βάσει της ενημερωμένης κατάστασης του κελιού. Παίρνει την προηγούμενη κατάσταση του κελιού C_{t-1} , την τρέχουσα είσοδο x_t και την έξοδο από τις πύλες εισόδου και λήθης, και παράγει ένα διάνυσμα πύλης εξόδου o_t χρησιμοποιώντας μια σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης. Η τρέχουσα κρυφή κατάσταση h_t υπολογίζεται στη συνέχεια εφαρμόζοντας την πύλη εξόδου στην ενημερωμένη κατάσταση του κελιού.



Εικόνα 16

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t)$$

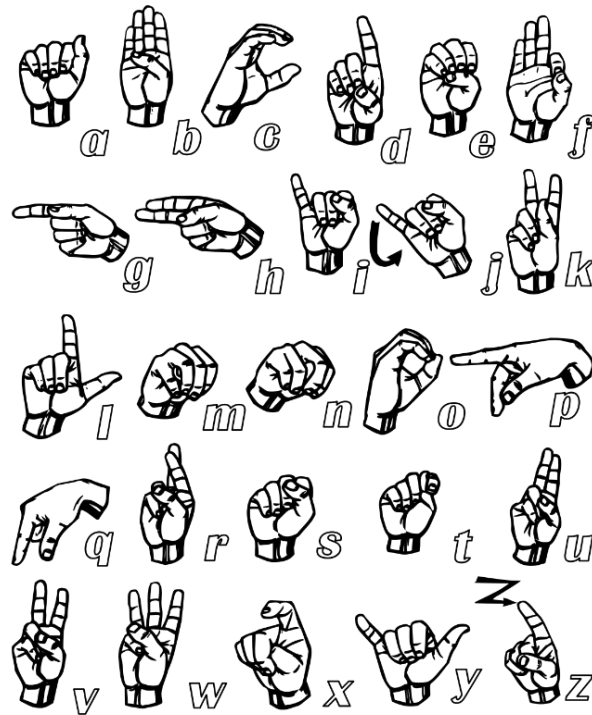
Αυτή η διαδικασία επιτρέπει στα LSTMs να αναγνωρίζουν μακροπρόθεσμες εξαρτήσεις σε ακολουθιακά δεδομένα, κάνοντάς τα ιδιαίτερα αποτελεσματικά για εργασίες όπως η επεξεργασία φυσικής γλώσσας, η αναγνώριση ομιλίας και η πρόβλεψη χρονοσειρών.

Ωστόσο, σε σχέση με πιο απλές αρχιτεκτονικές είναι πιο χρονοβόρα λόγω της πολυπλοκότητάς τους. Για το λόγο αυτό, συνήθως απαιτούν μεγαλύτερο όγκο δεδομένων και χρόνο εκπαίδευσης για να παρατηρηθεί υψηλή απόδοση.

3.2.2. Το Σύνολο Δεδομένων ‘DU-ASL-DATA-GLOVE-DB’

Επιλέχθηκε το συγκεκριμένο σύνολο για το βασικό λόγο ότι για την καταγραφή της κάμψης των δακτύλων χρησιμοποιείται το ίδιο μοντέλο αισθητήρων που έχουν ενσωματωθεί και στο πρωτότυπο του γαντιού.

Περιλαμβάνει 40 νοήματα της Αμερικανικής Νοηματικής Γλώσσας (ASL) σε μορφή χρονοσειρών, συγκεκριμένα 26 γράμματα και 14 λέξεις. Μεταξύ αυτών των νοημάτων, τα 24 απαιτούν μόνο μια ορισμένη κάμψη των δακτύλων, ενώ τα υπόλοιπα 16 χρειάζονται παράλληλα και κίνηση του χεριού.



Εικόνα 17: American Sign Language

Η συλλογή των εγγραφών έγινε από 25 άτομα, μεταξύ των οποίων 19 άνδρες και 6 γυναίκες. Συνολικά, για τις καταγραφές χρησιμοποιήθηκαν τρία (3) κανάλια για την επιτάχυνση με άξονες το σώμα και τη γη, τρία (3) για τη γωνιακή ταχύτητα, τέσσερα (4) για το τεταρτοταγές και πέντε (5) για τους αισθητήρες κάμψης των δακτύλων.

Η συχνότητα της δειγματοληψίας ορίστηκε στα 100Hz και κάθε χειρονομία επαναλήφθηκε από κάθε χρήστη δέκα (10) φορές. Κάθε καταγραφή αποτελεί μία χρονοσειρά εκατόν-πενήντα (150) γραμμών σε μορφή “csv” αρχείου. Ωστόσο, σύμφωνα με τους δημιουργούς του dataset, κατά τη διάρκεια κάποιων εγγραφών, συνδέθηκε φορτιστής για το φορητό υπολογιστή με αποτέλεσμα να προκληθεί θόρυβος από AC σε συγκεκριμένες καταγραφές.

Ανάλυση του Συνόλου

Από την αρχική συλλογή των σαράντα (40) κινήσεων, αποφασίστηκε να συμπεριληφθούν στο εκπαιδευτικό σύνολο μόνο τα είκοσι τέσσερα (24) γράμματα του αλφαβήτου που δεν εμπλέκουν κίνηση του καρπού, αποκλείοντας κατά αυτόν τον τρόπο τα ‘j’ και ‘z’.

Η αρχική δομή κάθε αρχείου περιλαμβάνει είκοσι τρεις (23) στήλες, οι οποίες αντιστοιχούν στο χρόνο (timestamp), στον αριθμό χρήστη (user_id) και στις καταγραφές διάφορων αισθητήρων. Από αυτές διατηρήθηκαν μόνο οι επτά (7) που σχετίζονται με το στόχο μας: του χρόνου, του αριθμού χρήστη και των πέντε (5) αισθητήρων κάμψης. Προστέθηκαν δύο επιπλέον στήλες για την επανάληψη (iteration) και την κατηγορία της κίνησης (class) στις οποίες ανήκει κάθε καταγραφή. Η οργάνωση του συνόλου δεδομένων ακολουθεί αύξουσα ταξινόμηση βάσει των στηλών ‘class’, ‘user_id’, ‘iteration’, και ‘timestamp’, αντίστοιχα. Ο Πίνακας 1 παρουσιάζει τις πρώτες καταγραφές του ταξινομημένου συνόλου.

	timestamp	user_id	flex_1	flex_2	flex_3	flex_4	flex_5	iteration	class
0	1.616133e+09	1	20.0	58.0	72.0	77.0	58.0	1	a
1	1.616133e+09	1	20.0	58.0	70.0	76.0	58.0	1	a
2	1.616133e+09	1	20.0	58.0	73.0	75.0	60.0	1	a
3	1.616133e+09	1	19.0	58.0	73.0	79.0	58.0	1	a
4	1.616133e+09	1	3.0	58.0	72.0	80.0	58.0	1	a

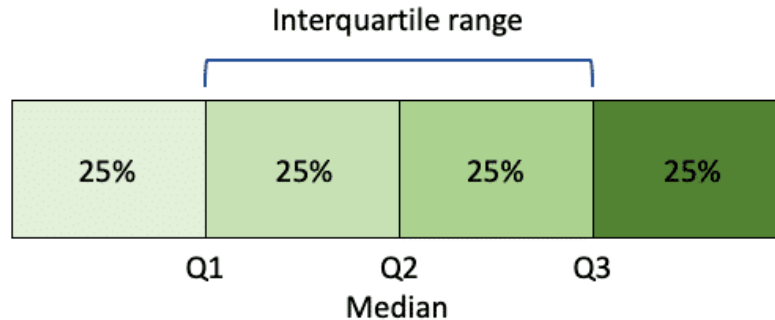
Πίνακας 1: Πρώτες καταγραφές του ταξινομημένου συνόλου

Αρχικά, έγινε προσπάθεια εκπαίδευσης σε ολόκληρο το σύνολο δεδομένων. Ωστόσο, τα διακόσια-πενήντα (250) δείγματα ανά κίνηση είναι λίγα σε σχέση με τα είκοσι-τέσσερα (24) νοήματα που διαθέτει το σύνολο, με αποτέλεσμα η ακρίβεια αναγνώρισης του μοντέλου που προέκυψε να είναι αρκετά χαμηλή. Αποφασίστηκε, λοιπόν, να χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση δέκα (10) νοήματα. Ο τρόπος με τον οποίο επιλέχθηκαν τα νοήματα αυτά αναλύεται παρακάτω.

Επιλογή των 10 Κινήσεων και Αντιμετώπιση Ακραίων Τιμών

Η επιλογή των 10 νοημάτων έγινε με κριτήριο τις λιγότερες ακραίες τιμές. Για τον εντοπισμό των ακραίων τιμών σε κάθε κίνηση χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος Διακριτικού Εύρους Ενδοτεταρτημορίου (Interquartile Range, IQR). Αποτελεί μία δημοφιλή στατιστική τεχνική για τον εντοπισμό τιμών εκτός ενός ορισμένου εύρους.

Το IQR είναι το εύρος μεταξύ του πρώτου και του τρίτου τεταρτημορίου (Q_1 και Q_3 αντίστοιχα) του συνόλου δεδομένων, δηλαδή της διαφοράς $Q_3 - Q_1$. Αντιπροσωπεύει το εύρος εντός του οποίου βρίσκεται το κεντρικό 50% των δεδομένων. Τα τεταρτημόρια διαιρούν το σύνολο δεδομένων σε τέσσερα ίσα μέρη.



Εικόνα 18

Οι ακραίες τιμές ορίζονται συνήθως ως εκείνες που βρίσκονται πέρα από τα κατώφλια:

$$Q_1 - 1.5 * IQR \text{ και } Q_3 + 1.5 * IQR$$

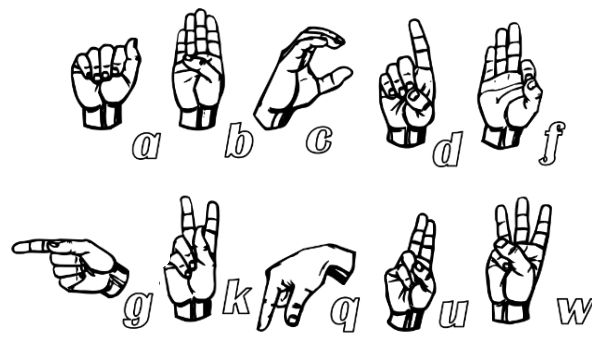
Αυτά τα κατώφλια χρησιμοποιήθηκαν και στην παρούσα περίπτωση.

Οι ακραίες τιμές που εντοπίστηκαν για κάθε κίνηση, αθροίστηκαν ανά αισθητήρα και τα αποτελέσματα φαίνονται στον ακόλουθο πίνακα.

	flex_1	flex_2	flex_3	flex_4	flex_5
class					
a	0	1	2	5	5
b	0	0	6	10	0
c	0	0	4	1	7
d	0	0	0	4	3
e	4	0	1	22	21
f	0	0	0	5	4
g	0	0	3	11	11
h	0	0	0	60	37
i	1501	1	5	5	10
k	0	0	0	1	8
l	1	0	70	8	4
m	4	1	0	1	1543
n	750	12	0	21	62
o	0	0	0	1	26
p	0	3	5	9	34
q	0	0	5	2	11
r	0	0	0	16	28
s	1047	1	40	4	34
t	0	0	28	3	7
u	0	0	1	2	8
v	0	0	0	11	27
w	0	0	0	1	24
x	0	1	354	9	15
y	1181	0	3	4	33

Πίνακας 2: Outliers όλων των νοημάτων

Αφού αθροίσουμε τα αποτελέσματα όλων των αισθητήρων για κάθε κλάση, συμπεραίνουμε ότι τα δέκα (10) νοήματα με το ελάχιστο σύνολο ακραίων τιμών είναι τα εξής:

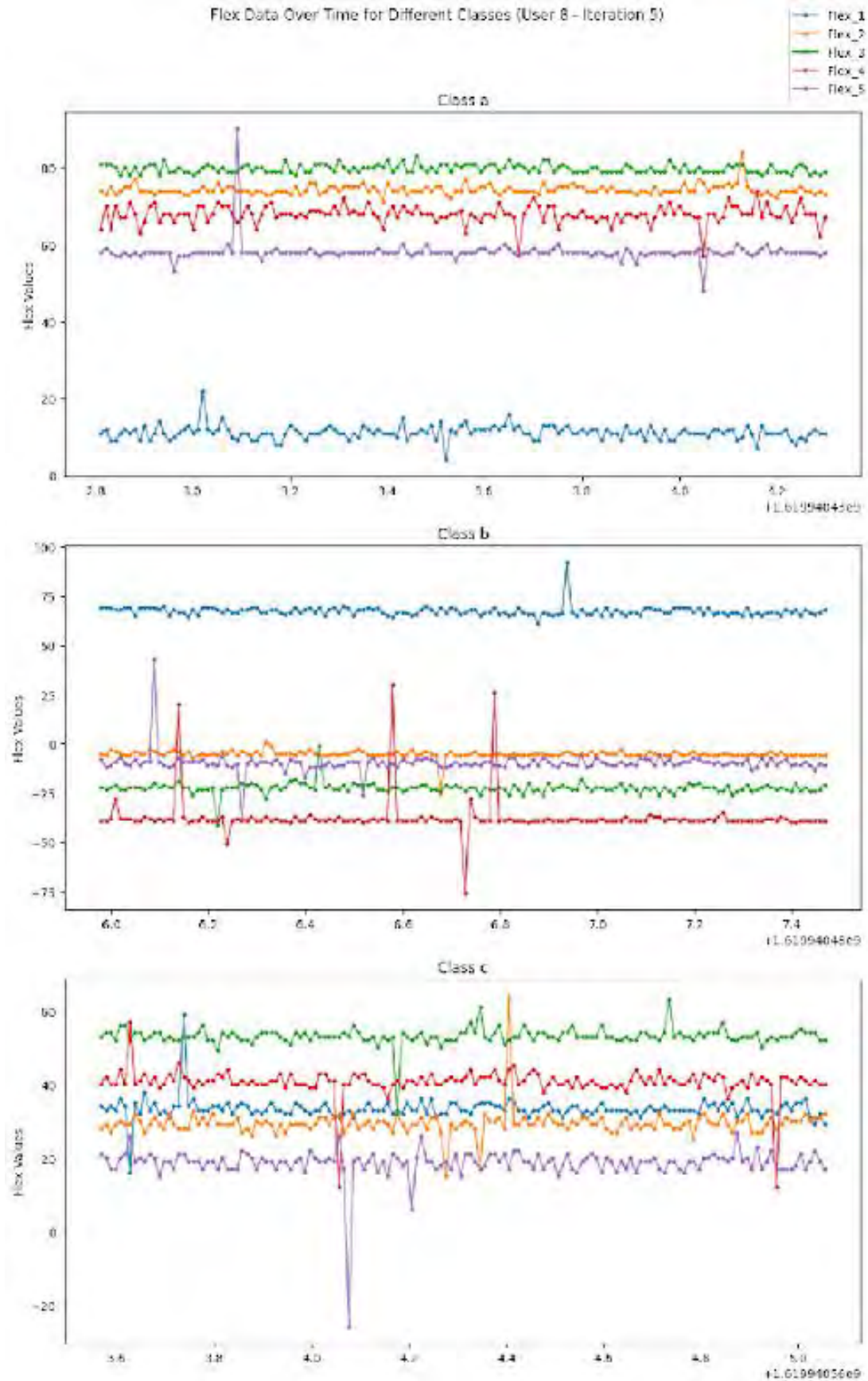


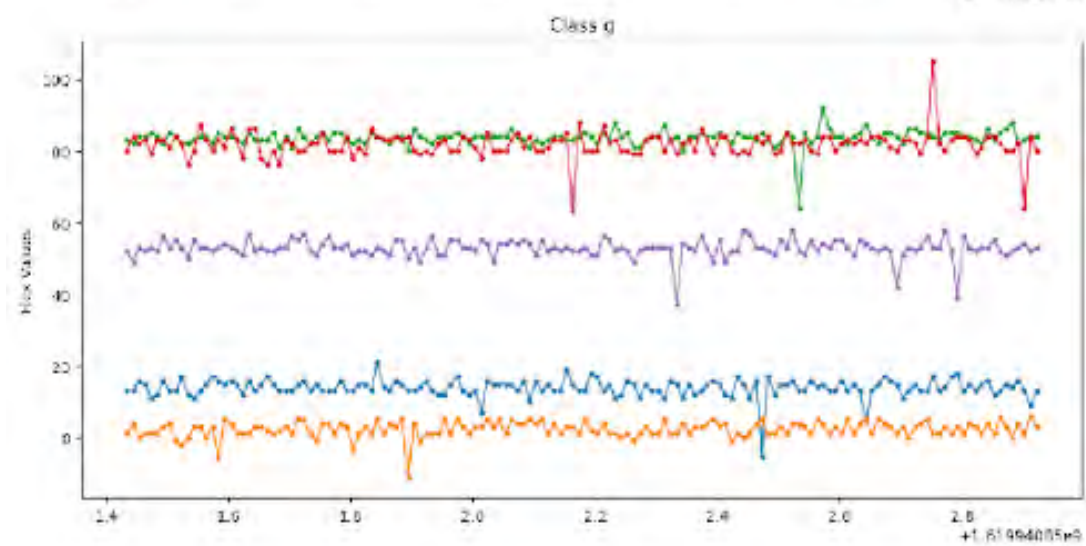
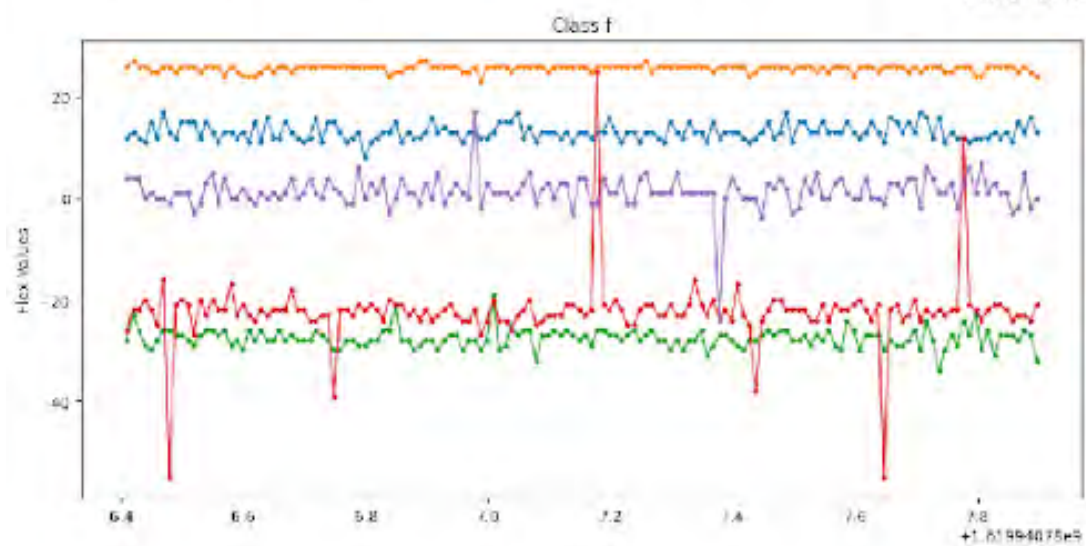
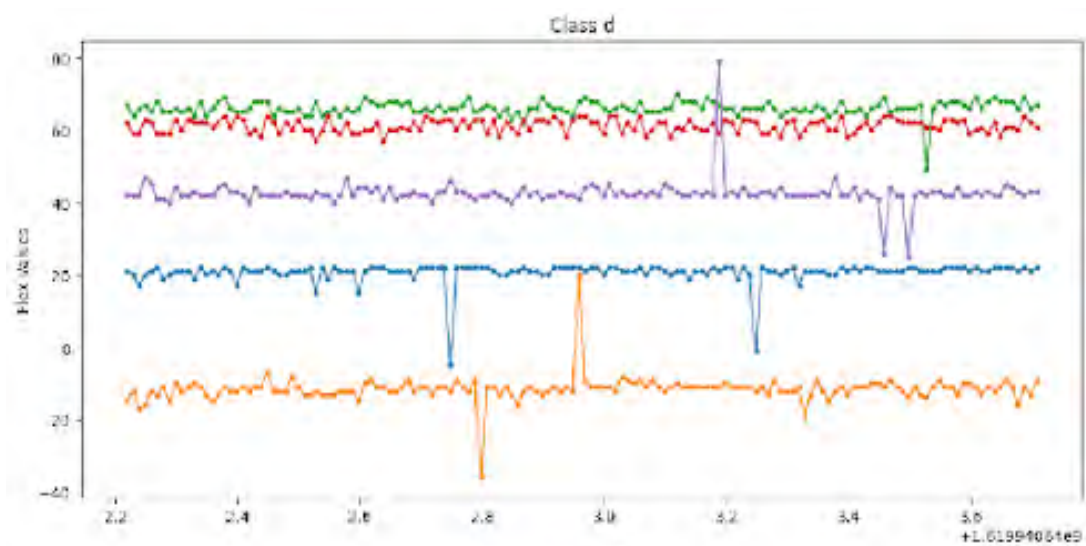
	flex_1	flex_2	flex_3	flex_4	flex_5
class					
d	0	0	0	4	3
f	0	0	0	5	4
k	0	0	0	1	8
u	0	0	1	2	8
c	0	0	4	1	7
a	0	1	2	5	5
b	0	0	6	10	0
q	0	0	5	2	11
g	0	0	3	11	11
w	0	0	0	1	24

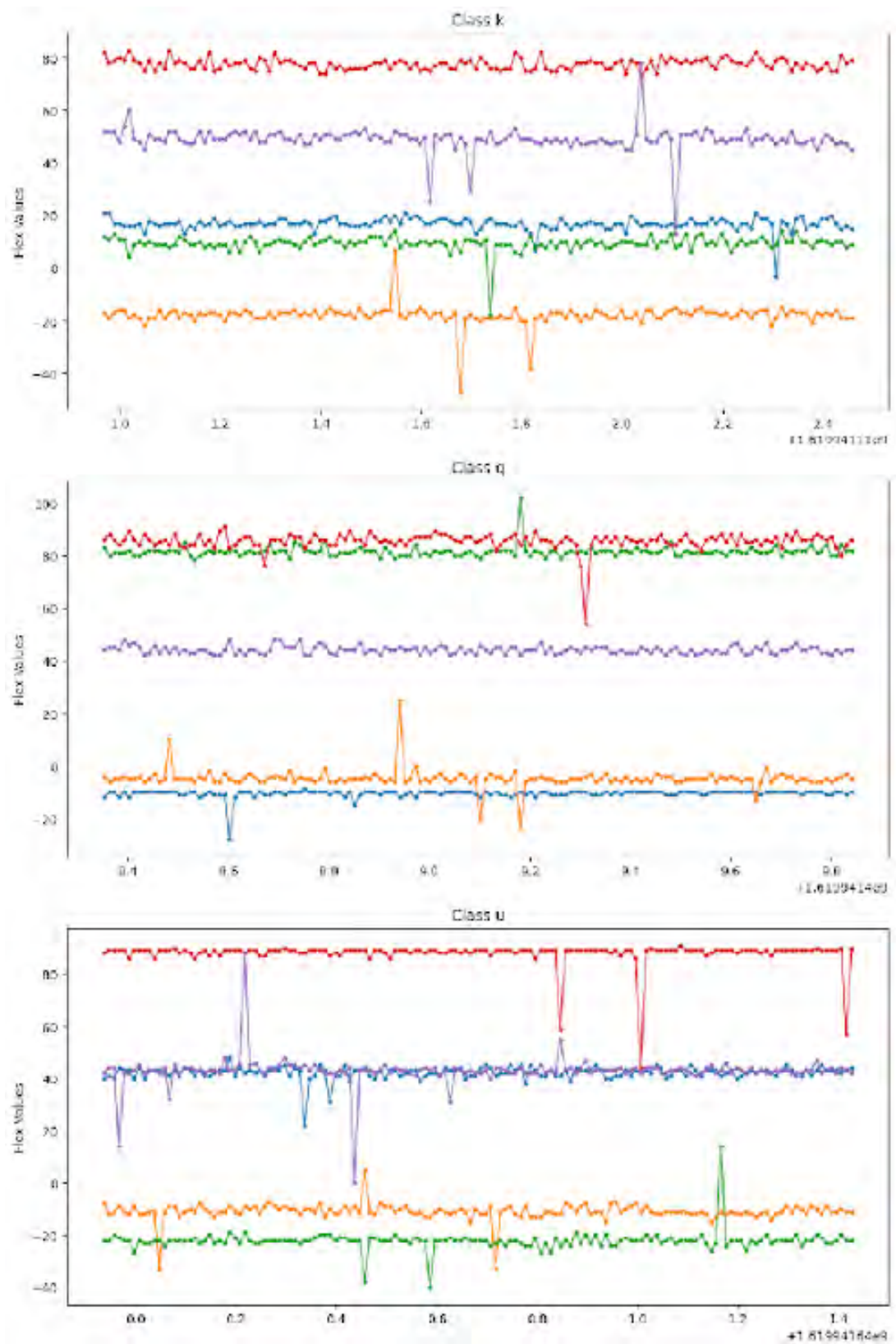
Πίνακας 3: Τα 10 νοήματα με τα λιγότερα outliers σε αύξουσα σειρά

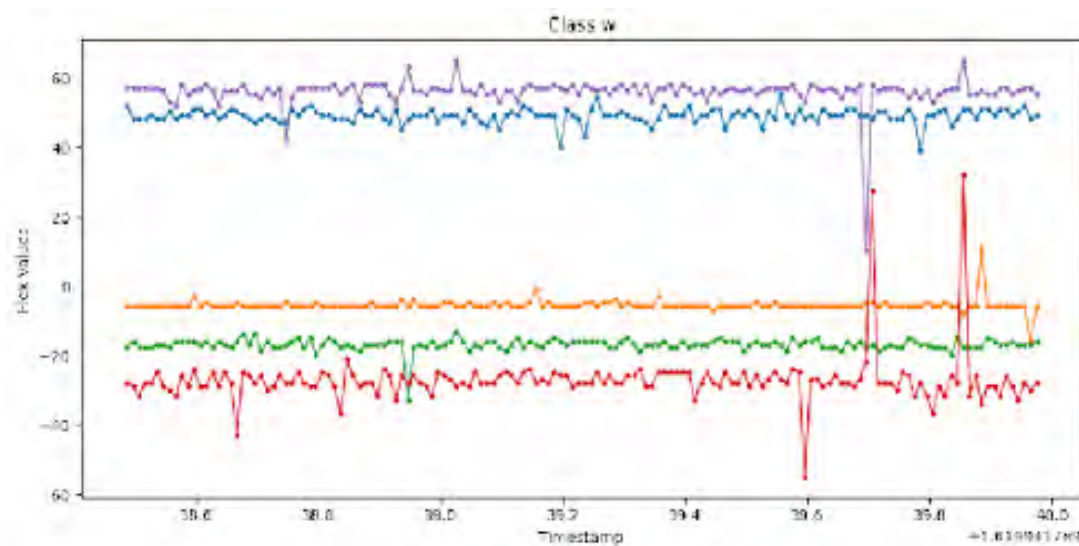
Παρακάτω, στο *Γράφημα 1*, παρουσιάζονται τα σήματα των αισθητήρων κάμψης για τα δέκα (10) νοήματα που λήφθηκαν από έναν τυχαία επιλεγμένο χρήστη. Είναι εμφανές ότι υπάρχουν ξαφνικές, ακραίες αυξομειώσεις τιμών (spikes) σε κάποια τμήματα των χρονοσειρών, οι οποίες δεν φαίνεται να είναι φυσιολογικές και πιθανότατα συνιστούν θόρυβο. Το εν λόγω φαινόμενο δεν μπορεί να αγνοηθεί, καθώς παρατηρείται συχνά και σε άλλες μετρήσεις, ενδεχομένως επιδρώντας αρνητικά στη διαδικασία της εκπαίδευσης.

Flex Data Over Time for Different Classes (User 8 - Iteration 5)









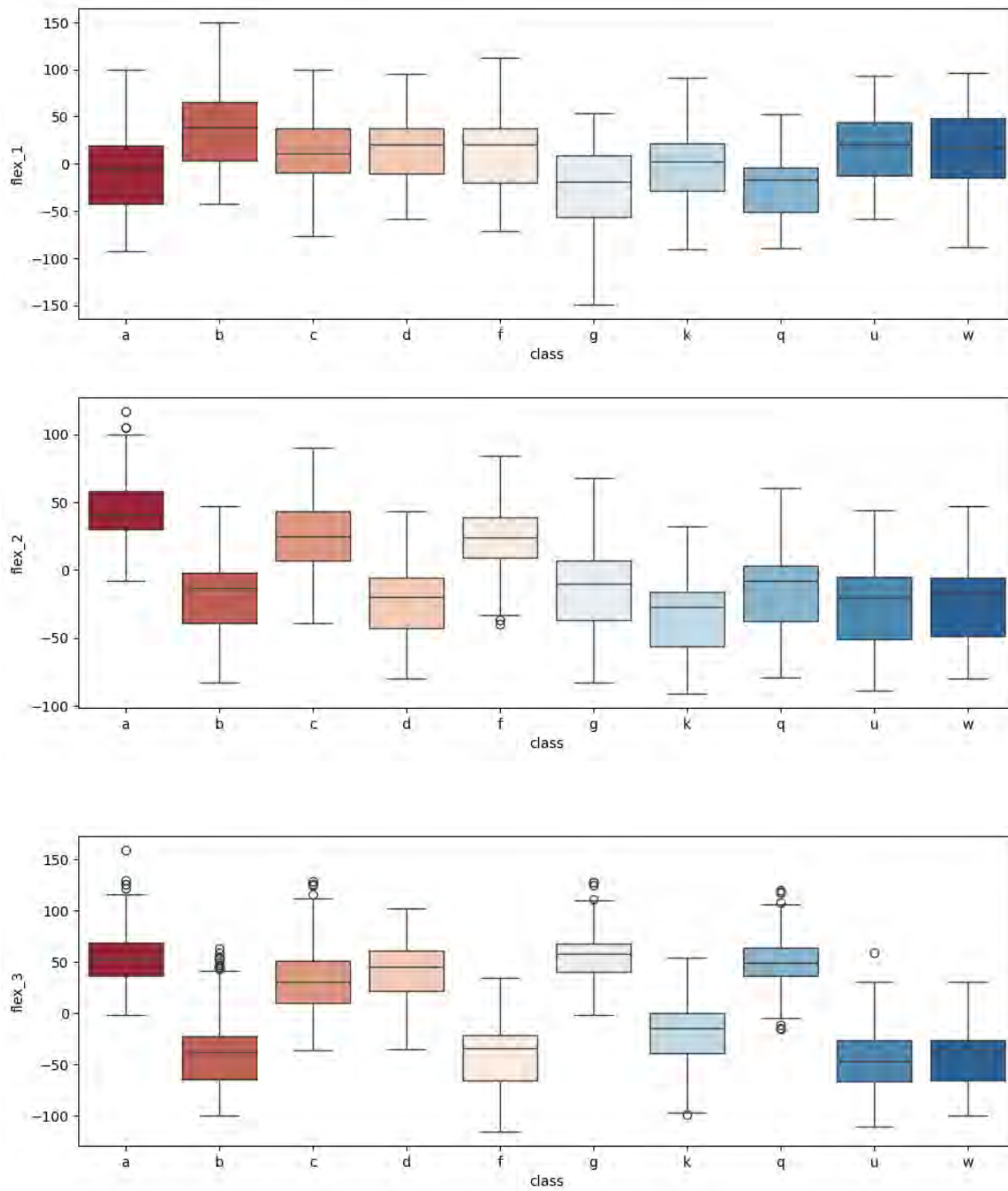
Γράφημα 1: Line-plots των αισθητήρων κάμψης με outliers

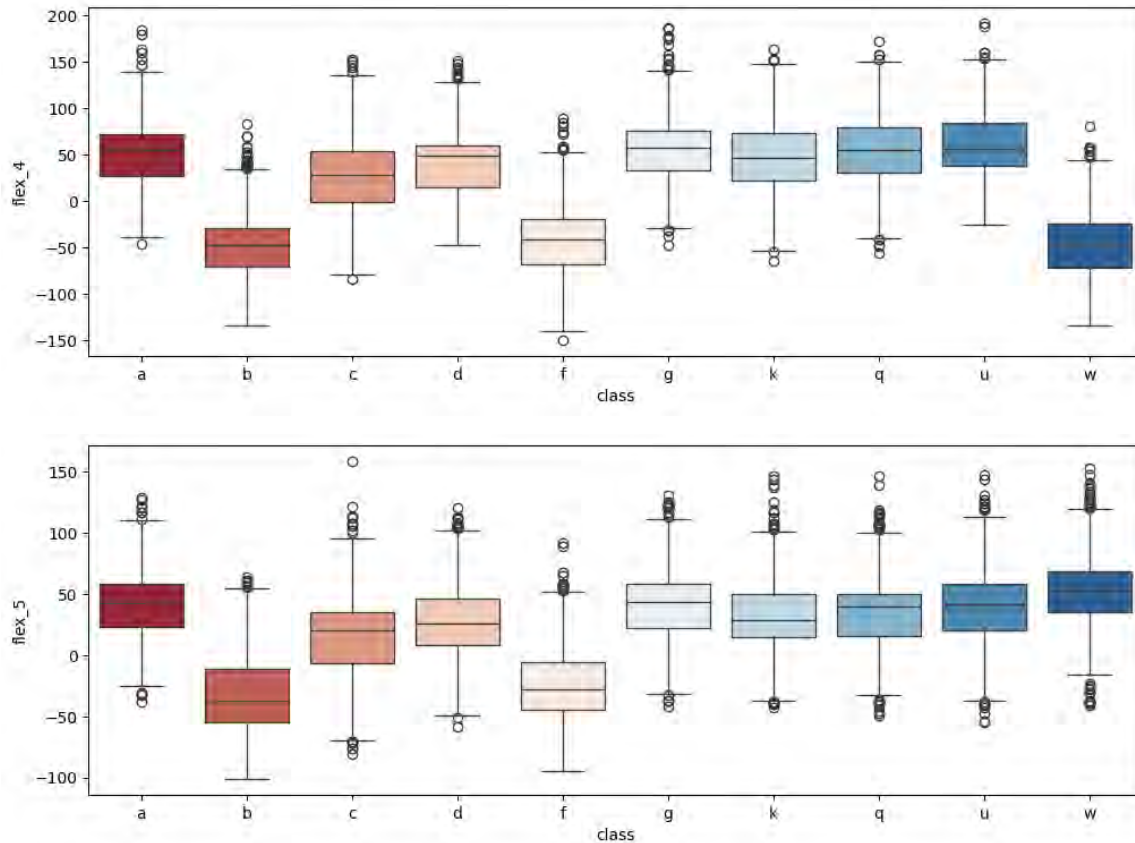
Στη συνέχεια, διακρίνονται αντίστοιχα τα boxplots των αισθητήρων για κάθε μία από τις επιλεγμένες κλάσεις. Αυτή η γραφική απεικόνιση μας δίνει την εξής πληροφορία:

- Το κεντρικό κουτί περιγράφει το IQR των δεδομένων.
- Η μέση γραμμή, μέσα στο κουτί, δείχνει τη μεσαία τιμή (μέσο όρο) των δεδομένων, παρέχοντας μια άμεση ένδειξη της κεντρικής τάσης του συνόλου.
- Οι γραμμές που εκτείνονται από το κουτί προς τις ελάχιστες και μέγιστες τιμές των δεδομένων ονομάζονται "μουστάκια" (whiskers). Παρέχουν μια εικόνα της διασποράς και των τάσεων εντός του συνόλου, εξαιρώντας τις ακραίες τιμές.
- Οι μικροί κύκλοι αποτελούν τις ακραίες τιμές (outliers).

Παρατηρούμε πως για όλες τις κλάσεις οι περισσότερες ακραίες τιμές παράγονται από τους αισθητήρες του παράμεσου και του μικρού δαχτύλου. Αυτή η πληροφορία μπορεί να αποτελεί ένδειξη μικρότερης σταθερότητας στα δάχτυλα αυτά, ή και πρόκληση θορύβου είτε λόγω συνδεσμολογίας είτε των ίδιων των αισθητήρων.

Γράφημα 2: Boxplots για τις 10 κλάσεις





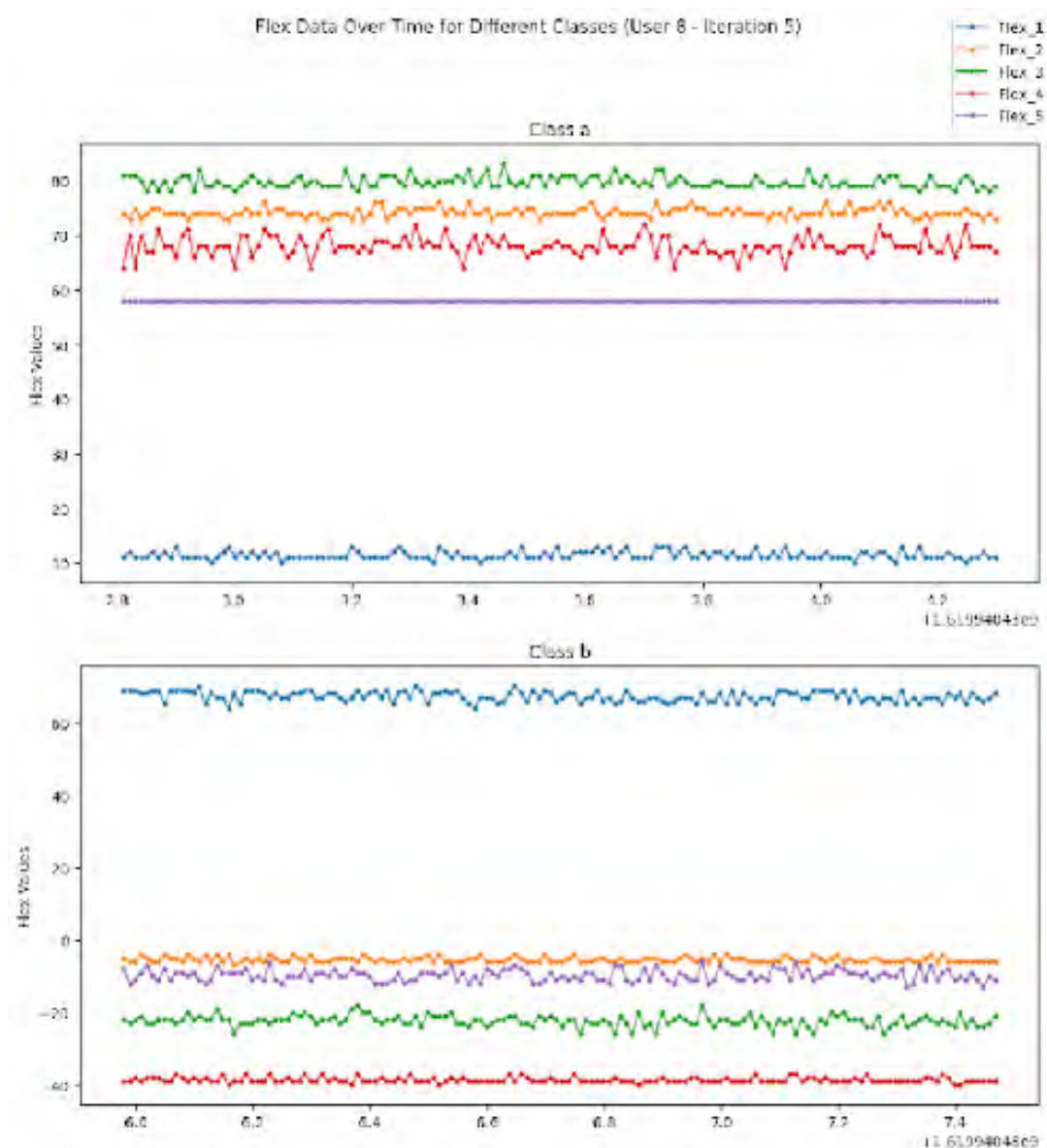
Αντιμετώπιση Ακραίων Τιμών

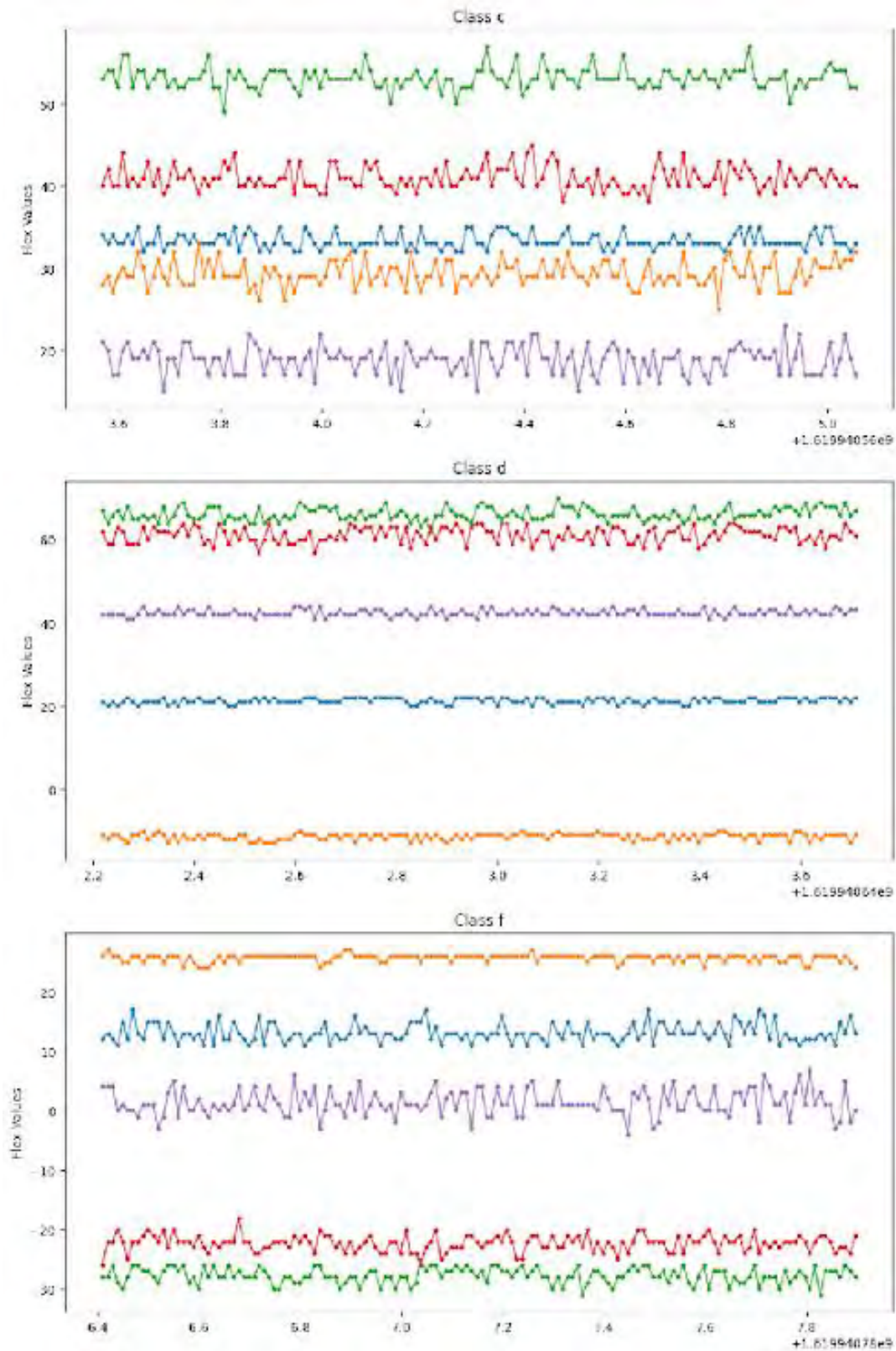
Αφού εντοπίστηκαν οι ακραίες τιμές σε κάθε κλάση, ακολουθήθηκε μία διαδικασία αντικατάστασής τους με τη διάμεσο τιμή (median) του κάθε αισθητήρα, εξαιρώντας τις ακραίες τιμές. Η διαδικασία αυτή βοηθά στην ελάττωση της παραμόρφωσης που προκαλούν οι ακραίες τιμές στα δεδομένα και τα καθιστά πιο αντιπροσωπευτικά της κανονικής συμπεριφοράς των σημάτων. Τα outliers δε συμμετέχουν στον υπολογισμό της διαμέσου, διότι με τη συμμετοχή υπερβολικά υψηλών τιμών μπορεί να προκύψει μεγάλη τιμή διαμέσου η οποία θα αποτελέσει και αυτή outlier.

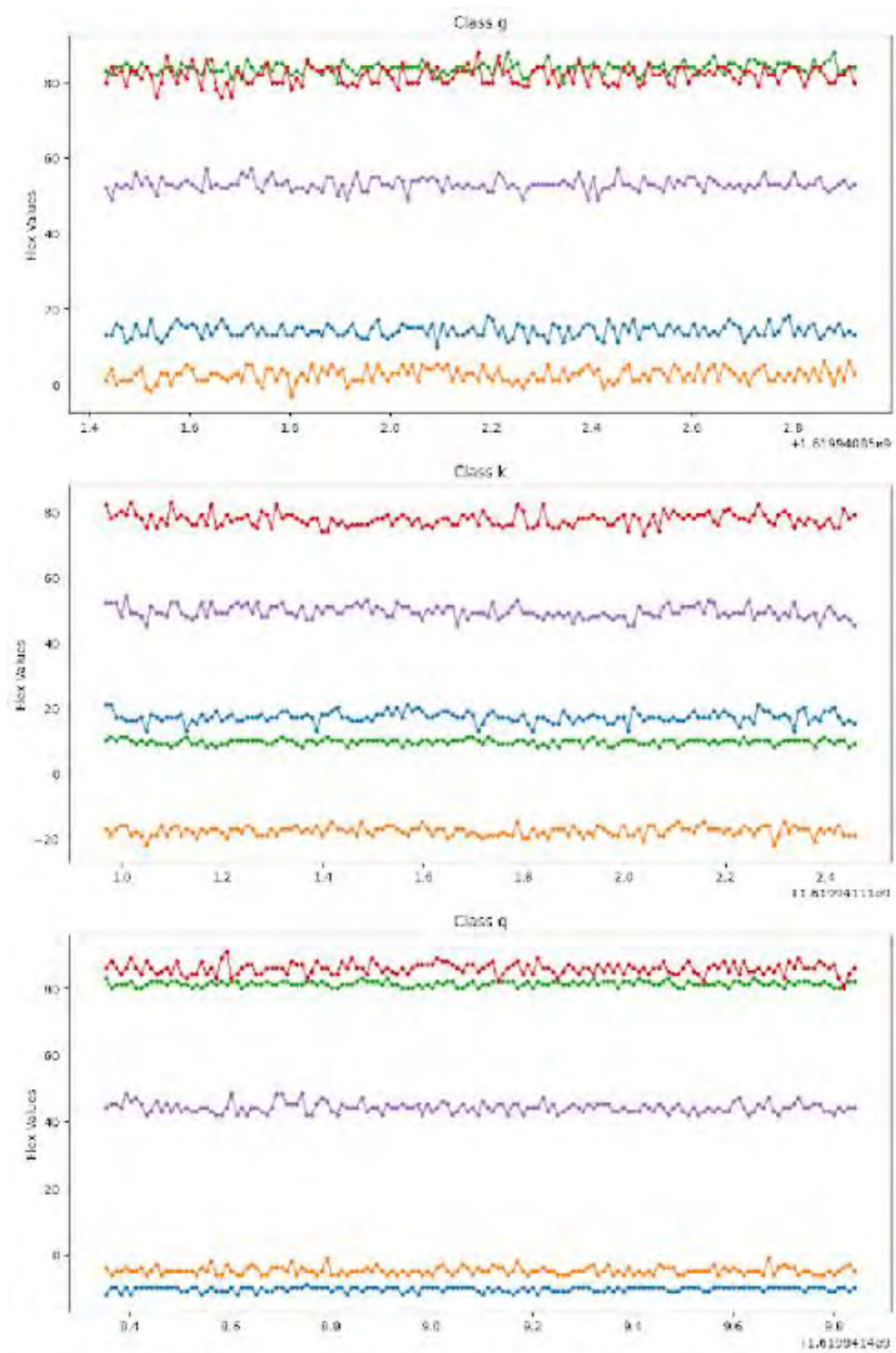
Θα μπορούσε να αυξηθεί το εύρος των τιμών και να επιτραπεί σε κάποια outliers να παραμείνουν, ώστε το μοντέλο να είναι πιο ανθεκτικό σε αυτά, εκπαιδεύοντάς το να μην επηρεάζεται από την ύπαρξη θορύβου στα σήματα. Αυτό, ωστόσο, θα ήταν ιδανικά μία καλή πρακτική σε ένα μεγαλύτερο σύνολο δεδομένων. Πρέπει το μοντέλο να μη θεωρεί

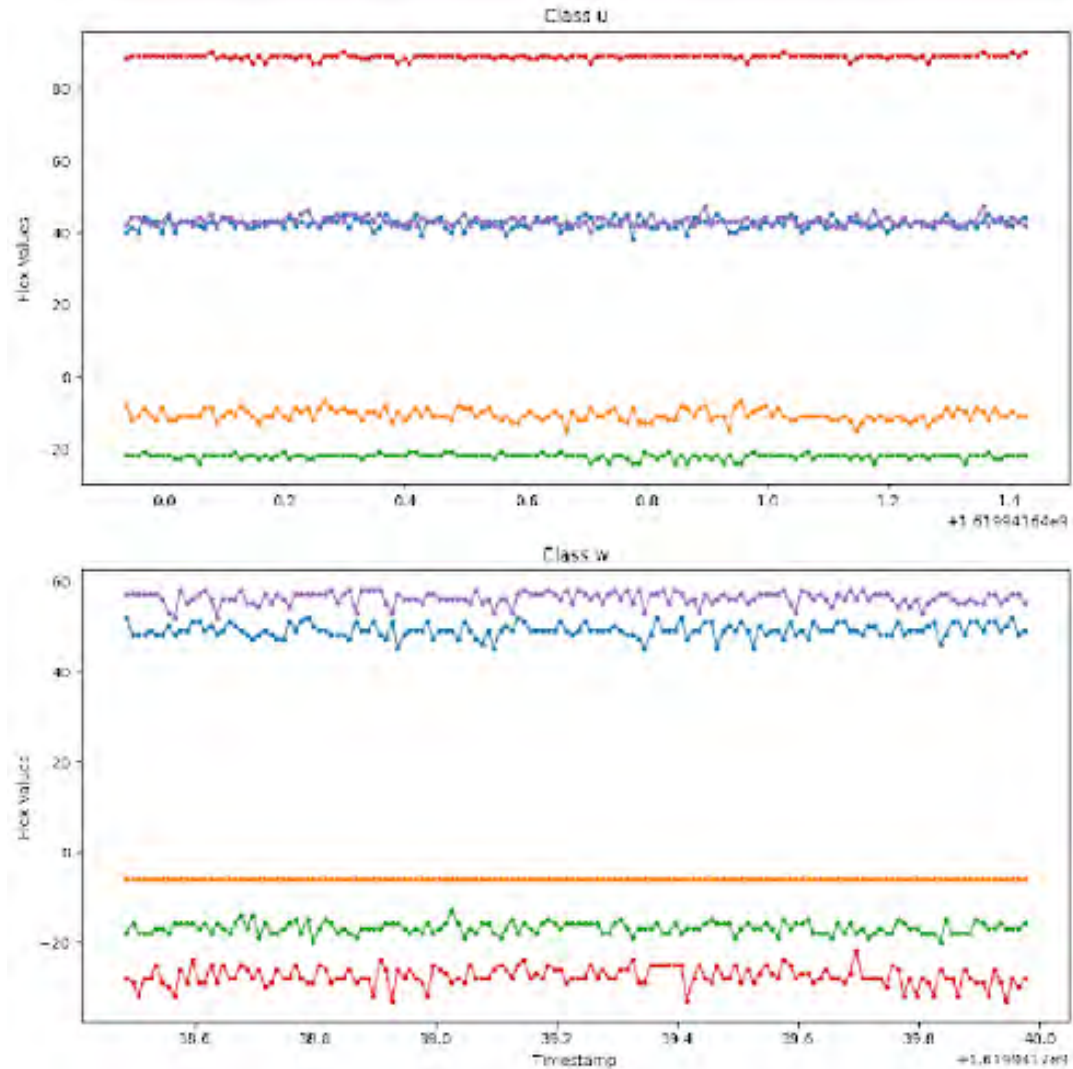
δεδομένη την ύπαρξη ακραίων τιμών, αλλά πιθανή την εμφάνισή τους, και για την επιτυχία της τεχνικής αυτής όσο περισσότερα δείγματα υπάρχουν τόσο το καλύτερο.

Το *Γράφημα 3* περιλαμβάνει τις ίδιες καταγραφές που παρατηρούνται και στο *Γράφημα 1*, με τη διαφορά πως τώρα δεν υπάρχουν οι ακραίες τιμές, με αποτέλεσμα η εμφάνιση των σημάτων να είναι πιο ομαλή.









Γράφημα 3: Line-plots των αισθητήρων κάμψης μετά την αφαίρεση των outliers

3.2.3. Προετοιμασία Συνόλου Δεδομένων για την Εκπαίδευση

Αρχικά, εκτελέστηκε μετατροπή των κατηγορικών μεταβλητών σε δυαδικές (*one-hot encoding*) με χρήση της μεθόδου `'get_dummies()'`, ώστε να βελτιωθεί η αναγνώριση των μοναδικών κλάσεων από το μοντέλο. Με το τρόπο αυτό, δημιουργείται μία στήλη για κάθε κλάση, και σε κάθε γραμμή μόνο μία στήλη έχει τη λογική τιμή 1 (*True*), ενώ οι υπόλοιπες παίρνουν τη λογική τιμή 0 (*False*).

Στη συνέχεια, τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε σύνολο εκπαίδευσης (*train_set*) και σύνολο ελέγχου (*test_set*), καθώς και σε χαρακτηριστικά X (features) και ετικέτες y (labels). Το *train_set* περιέχει το 80% των δεδομένων του συνόλου και χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ το υπόλοιπο 20% αποτελεί το *test_set*, στο οποίο γίνονται προβλέψεις καθώς και η αξιολόγηση του μοντέλου. Τις ετικέτες αποτελούν οι στήλες των κλάσεων, ενώ τα χαρακτηριστικά είναι τα δεδομένα πάνω στα οποία εκπαιδεύεται το μοντέλο, στην παρούσα περίπτωση ο χρόνος και οι μετρήσεις των αισθητήρων κάμψης.

	timestamp	flex_1	flex_2	flex_3	flex_4	flex_5
15000	1-616161e+09	21.0	76.0	79.0	84.0	59.0
15001	1-616161e+09	25.0	79.0	90.0	84.0	60.0
15002	1-616161e+09	28.0	79.0	82.0	126.0	63.0
15003	1-616161e+09	22.0	77.0	79.0	86.0	58.0
15004	1-616161e+09	22.0	79.0	95.0	86.0	66.0

Πίνακας 4: Features (X)

	class_a	class_b	class_c	class_d	class_f	class_g	class_k	class_q	class_u	class_w
15000	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15001	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15002	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15003	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15004	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Πίνακας 5: Labels (y)

Στα χαρακτηριστικά εφαρμόστηκε η μέθοδος '*MinMaxScaler()*', μια τεχνική κανονικοποίησης. Σκοπός της είναι να κλιμακώσει και να μετατρέψει τα χαρακτηριστικά των δεδομένων, έτσι ώστε να βρίσκονται μέσα σε ένα συγκεκριμένο εύρος, συνήθως από 0 έως 1, ή -1 έως 1 αν υπάρχουν αρνητικές τιμές, όπως συμβαίνει και στο παρόν σύνολο. Με τη διαδικασία της κανονικοποίησης, καθίσταται πιο εύκολη η μελέτη και αναγνώριση της κατανομής των τιμών. Η διαδικασία λειτουργεί με την ακόλουθη μαθηματική φόρμουλα για κάθε χαρακτηριστικό X :

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Στο τελευταίο στάδιο της προ-επεξεργασίας του συνόλου, εκτελέστηκε ανασχηματισμός των δεδομένων σε μορφή κατάλληλη για εκπαίδευση με τη χρήση του αναδρομικού μοντέλου LSTM. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκε μία συνάρτηση παραθύρου, μεγέθους εκατό-πενήντα (150) βημάτων, για την αναδιαμόρφωση των δεδομένων από ξεχωριστές οντότητες σε σύνολα οντοτήτων, καθένα εκ των οποίων αποτελεί μία χρονοσειρά. Με τον τρόπο αυτό, τέθηκε μία ετικέτα σε κάθε χρονοσειρά, σε αντίθεση με την προηγούμενη μορφή του συνόλου, όπου υπήρχε ετικέτα σε κάθε χρονικό βήμα.

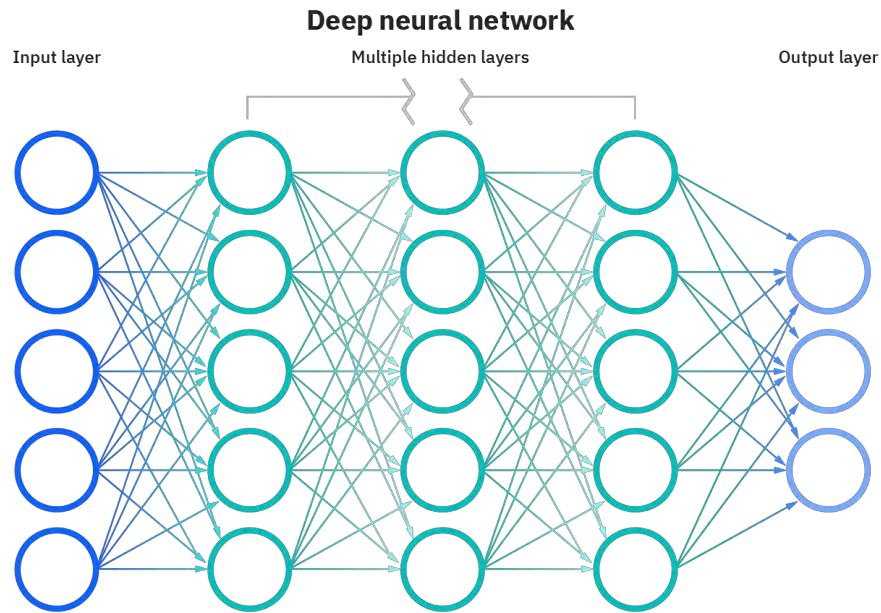
Μορφή	X_{train}	Y_{train}	X_{test}	Y_{test}
αρχική	(300000, 6)	(2000, 10)	(75000, 6)	(2000, 10)
ανασχηματισμένη	(2000, 150, 6)	(2000, 10)	(500, 150, 6)	(2000, 10)

Πίνακας 6: Ανασχηματισμός μορφής δεδομένων από (βήματα, χαρακτηριστικά) σε (χρονοσειρές, βήματα_χρονοσειράς, χαρακτηριστικά)

3.2.4. Μοντέλο Βαθιάς Μάθησης

Σύνταξη Μοντέλου

Ο τύπος μοντέλου που επιλέχθηκε είναι ο ‘*Sequential*’. Καθίσταται κατάλληλος για την κατασκευή νευρωνικών δικτύων με απλές στοιβάδες επιπέδων (*layers*), δίχως να απαιτεί πολύπλοκες διατάξεις ή προσαρμοσμένες συνδέσεις μεταξύ τους. Στην *Εικόνα 5* παρουσιάζεται ένα γενικευμένο μοντέλο με ένα (1) επίπεδο εισόδου, τρία (3) κρυφά επίπεδα και ένα (1) εξόδο. Στα κρυφά επίπεδα (*hidden layers*) εξελίσσεται η διαδικασία εκπαίδευσης, και συνήθως ο αριθμός τους αυξάνεται όσο πιο περίπλοκο είναι το σύνολο δεδομένων.



Εικόνα 19

Ύστερα από διάφορες δοκιμές τόσο αριθμού επιπέδων όσο και των μονάδων που περιλαμβάνει το καθένα, για το παρόν μοντέλο επιλέχθηκαν τρία (3) LSTM επίπεδα:

- 1^ο LSTM επίπεδο: διακόσιες (200) μονάδες (*units*) και επιστρέφει την πλήρη ακολουθία των εξόδων.
- 2^ο LSTM επίπεδο: εκατό (100) μονάδες και δέχεται την πλήρη ακολουθία από το προηγούμενο επίπεδο και επιστρέφει, επίσης, την πλήρη ακολουθία.
- 3^ο LSTM επίπεδο: πενήντα (50) μονάδες και επιστρέφει μόνο την τελευταία έξοδο της ακολουθίας, γιατί περνάει από τη μάθηση ακολουθιών στην πρόβλεψη μίας τελικής κατηγορίας.

Προστέθηκε, επίσης, ένα *Dense επίπεδο* με δέκα (10) μονάδες και παράμετρο '*softmax activation*', η οποία μετατρέπει την έξοδο σε πιθανότητες για τις 10 διαφορετικές κλάσεις.

Ο βελτιστοποιητής (*optimizer*) είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ενημέρωση των βαρών του δικτύου βάσει της απώλειας, και αυτός που επιλέχθηκε στην προκειμένη περίπτωση είναι ο '*Adam*'. Αποτελεί έναν προηγμένο προσαρμοστικό βελτιστοποιητή ρυθμού εκμάθησης, ο οποίος προσαρμόζει το ρυθμό εκμάθησης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αρχικά, ορίζεται ένας πολύ μικρός αρχικός ρυθμός με τιμή *0.0001*, γεγονός

που σημαίνει ότι η εκπαίδευση εξελίσσεται αργά αλλά σταθερά, προσπαθώντας κατά την ενημέρωση των βαρών να μην υπερπηδήσει το ελάχιστο.

Λόγω ότι η εκπαίδευση του μοντέλου στο συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων αποτελεί πρόβλημα πολυκλασικής ταξινόμησης, χρησιμοποιείται ως συνάρτηση απώλειας η ‘*categorical_crossentropy*’. Η συνάρτηση απώλειας καθορίζει πώς το μοντέλο μετράει το σφάλμα μεταξύ των προβλέψεων και των πραγματικών ετικετών κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης.

Εκπαίδευση Μοντέλου στο Σύνολο Δεδομένων

Για την εκπαίδευση του μοντέλου που συντάχθηκε ορίστηκαν ως μέγιστο πενήντα (50) εποχές (*epochs*), ενώ το μέγεθος παρτίδας (*batch size*) τέθηκε στο εξήντα-τέσσερα (64). Μεγαλύτερο μέγεθος παρτίδας σημαίνει καλύτερη εκπαίδευση στα χαρακτηριστικά των δεδομένων, αλλά καθίσταται πιο αργή και απαιτητική για το σύστημα. Αντίθετα, ένα μικρότερο μέγεθος παρτίδας επιλέγεται για πιο αδύναμα συστήματα και για γρηγορότερα αποτελέσματα. Για την αποφυγή της υπερ-προσαρμογής (*overfit*), προστέθηκε η συνάρτηση ‘*EarlyStopping()*’, η οποία τερματίζει την εκπαίδευση εάν περάσουν πέντε (5) εποχές δίχως βελτίωση του μοντέλου. Το *overfit* είναι η κατάσταση στην οποία εισέρχεται ένα μοντέλο όταν μαθαίνει υπερβολικά καλά τα δεδομένα του *train_set*, και δυσκολεύεται ή αδυνατεί να αναγνωρίσει νέα. Να σημειωθεί ότι, όταν χρησιμοποιείται η συνάρτηση ‘*EarlyStopping()*’, η επιλογή του αριθμού των εποχών δεν είναι τόσο σημαντική, αρκεί ο αριθμός τους να είναι μεγαλύτερος από αυτόν που χρειάζεται το μοντέλο πριν τερματίσει αυτόματα την εκπαίδευση. Οπότε, προτείνεται να χρησιμοποιείται ένας αρκετά μεγάλος αριθμός εποχών, ειδικά όσο αυξάνεται η πολυπλοκότητα του συνόλου δεδομένων.

Αποτελέσματα Εκπαίδευσης

Για τον έλεγχο της ποιότητας της εκπαίδευσης που επιτεύχθηκε, εκτελέστηκαν προβλέψεις στα δεδομένα του *test_set* και προέκυψαν οι ακόλουθες μετρήσεις:

Precision	0.8639
Recall	0.858
F1-Score	0.8477

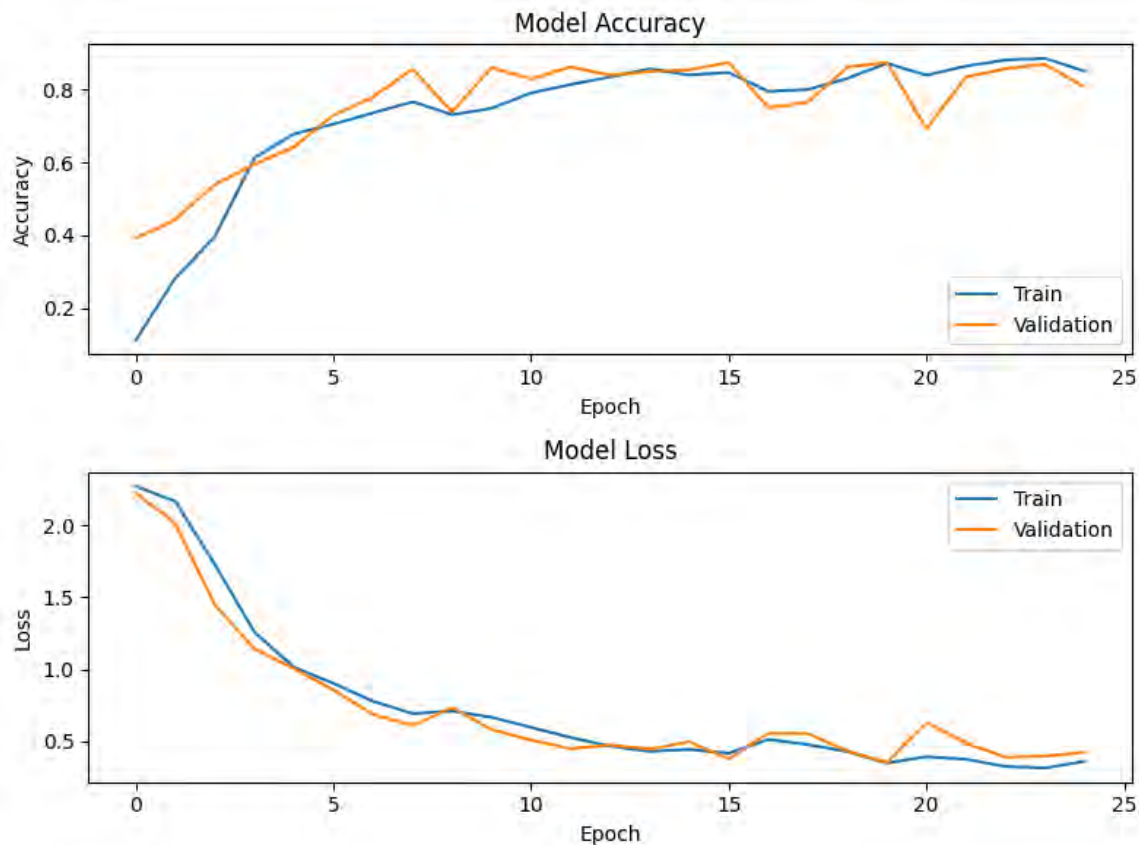
Πίνακας 7: Μετρήσεις για ολόκληρο το σύνολο δεδομένων

Class	Precision	Recall	F1-Score
0 (a)	1.00	1.00	1.00
1 (b)	0.98	0.80	0.88
2 (c)	1.00	1.00	1.00
3 (d)	1.00	1.00	1.00
4 (f)	0.83	0.98	0.90
5 (g)	0.50	0.80	0.62
6 (k)	1.00	0.80	0.89
7 (q)	0.50	0.20	0.29
8 (u)	0.83	1.00	0.91
9 (w)	1.00	1.00	1.00

Πίνακας 8: Μετρήσεις για κάθε κλάση ξεχωριστά

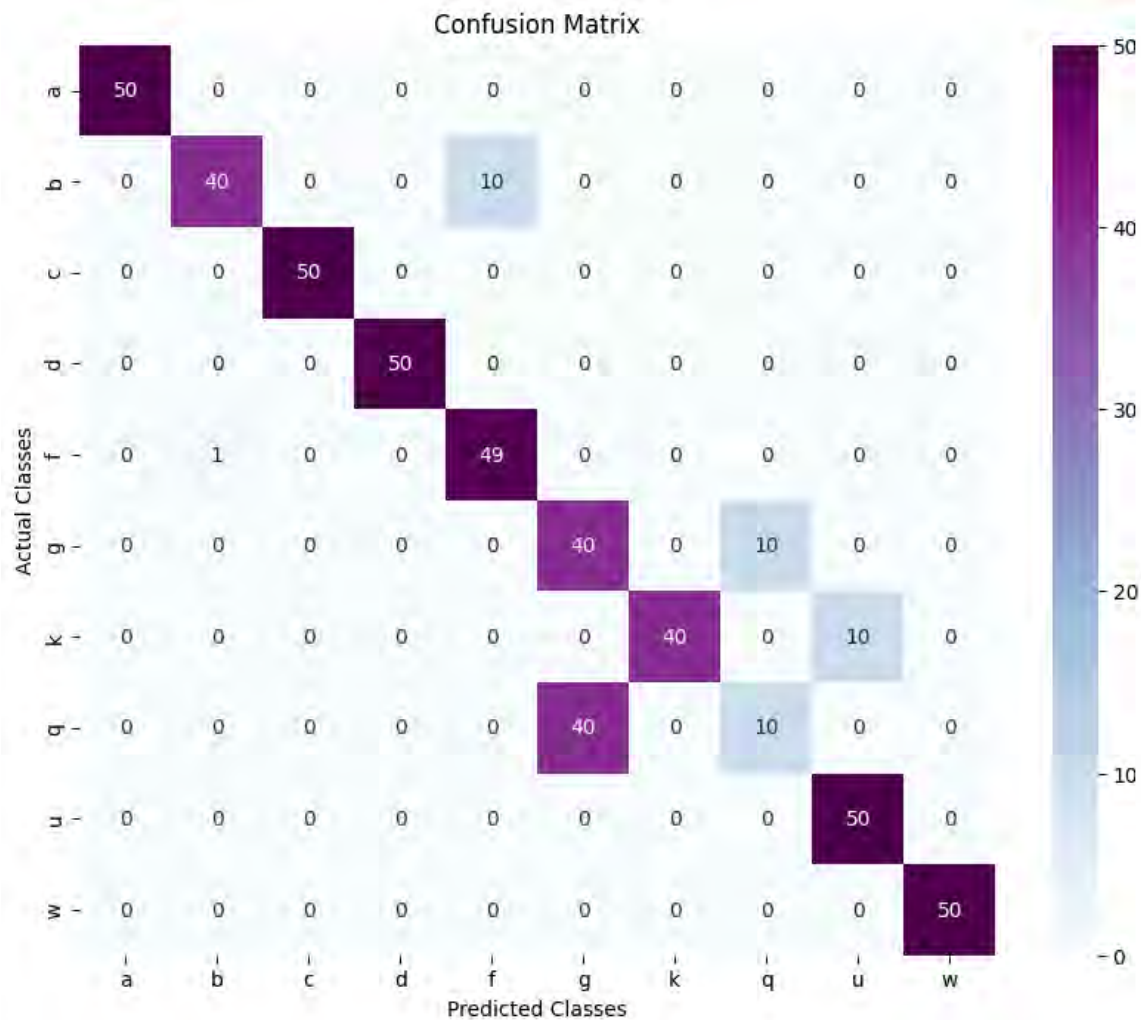
Συνοπτικά, η ακρίβεια (*precision*) επικεντρώνεται στην ακρίβεια του μοντέλου για τις θετικές προβλέψεις (αν όταν θέτει κάτι ως θετικό, αυτό ισχύει), η ανάκληση (*recall*) μετρά πόσο καλά αναγνωρίζει όλα τα θετικά, και το *F1-score* προσπαθεί να εξισορροπήσει τις δύο μετρικές για να δώσει ένα μοναδικό μέτρο για την αξιολόγηση της απόδοσης. Το *F1-score* είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν ένα σύνολο δεδομένων είναι μη ισορροπημένο, αν και στη δική μας περίπτωση αυτό δεν ισχύει, δηλαδή σε όλες τις κλάσεις υπάρχει ο ίδιος αριθμός καταγραφών. Ιδιαίτερη προσοχή χρειάζεται σε περιπτώσεις όπου ένα μοντέλο αν και έχει υποστεί *overfit*, οι παραπάνω μετρικές δίνουν πολύ υψηλά αποτελέσματα, δίχως να ανταποκρίνονται στην πραγματικότητα.

Στο *Γράφημα 4* παρουσιάζεται η απόδοση του μοντέλου καθ' όλη τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Παρατηρείται, ότι οι άκρες των καμπυλών στα δεξιά του γραφήματος παρουσιάζουν ελάττωση της ακρίβειας. Αυτό μπορεί να αποτελεί ένδειξη ότι το μοντέλο τείνει σε *overfit*. Ωστόσο, η συνάρτηση '*EarlyStopping()*' που τέθηκε κατά την εκπαίδευση, τερμάτισε τη διαδικασία προτού συμβεί αυτό.



Γράφημα 4: Καμπύλη Εκμάθησης (Learning Curve)

Παρακάτω, φαίνεται ο Πίνακας Σύγχυσης (*Confusion Matrix*), ο οποίος συγκρίνει τις πραγματικές κλάσεις των χρονοσειρών με αυτές που πρόβλεψε το μοντέλο. Είναι εμφανές πως η μεγαλύτερη σύγχυση προκαλείται μεταξύ των κλάσεων 'g' και 'q'. Συγκεκριμένα, το μοντέλο αποδίδει λανθασμένα το μεγαλύτερο ποσοστό των χρονοσειρών με πραγματική κλάση 'q' στην κλάση 'g'. Το γεγονός αυτό, ωστόσο, δεν είναι περίεργο ή αρνητικό για το μοντέλο μας, λόγω της ομοιότητας των δύο κινήσεων δίχως την κίνηση του καρπού. Με εξαίρεση την περίπτωση αυτή, οι υπόλοιπες προβλέψεις είναι αρκετά ικανοποιητικές.



Πίνακας 9

Εφαρμογή Μοντέλου σε Νέα Δεδομένα

Το εκπαιδευμένο μοντέλο μπορεί να εφαρμοστεί σε δύο διαφορετικά είδη δεδομένων, σειριακά ή τύπου 'csv', με τη χρήση ενός python script.

Στην πρώτη περίπτωση, ο χρήστης χρειάζεται να εισάγει την κατάλληλη σειριακή θύρα (*port*) από την οποία εισέρχονται τα δεδομένα από το Arduino Lilypad, ώστε να αποκτήσει πρόσβαση σε αυτά. Στη συνέχεια, ανά εκατόν-πενήντα (150) χρονικά βήματα - τα οποία αποτελούν μία ολοκληρωμένη χρονοσειρά - εκτελούνται συνεχείς προβλέψεις σε πραγματικό χρόνο, αφού πρώτα υποστούν την κατάλληλη επεξεργασία.

Η δεύτερη περίπτωση, χειρίζεται κι αυτή τα δεδομένα ως σειριακά και με παρόμοιο τρόπο, με τη διαφορά ότι προέρχονται από κάποιο ‘csv’ αρχείο και όχι σειριακή θύρα. Ο χρήστης εισάγει το path του αρχείου και εκτελείται πρόβλεψη σε κάθε χρονοσειρά εκατόν-πενήντα (150) βημάτων.

Στην *Εικόνα 20* και τον *Πίνακα 10* παρουσιάζονται οι προβλέψεις κάποιων τυχαίων χρονοσειρών ενός ‘csv’ αρχείου με ονομασία ‘random_predictions.csv’.

```

1 if __name__ == "__main__":
2     main()

```

Is the timeseries data in CSV format or from a serial port? (Type 'csv' or 'serial'): csv
Provide the path to the CSV file: /content/random_predictions.csv
1/1 [=====] - 2s 2s/step
1/1 [=====] - 0s 134ms/step
1/1 [=====] - 0s 117ms/step
1/1 [=====] - 0s 127ms/step
Row 1-150 Predicted Class: 0
Row 151-300 Predicted Class: 2
Row 301-450 Predicted Class: 5
Row 451-600 Predicted Class: 9

Εικόνα 20

<i>Rows</i>	<i>True Class</i>	<i>Predicted Class</i>
1-150	a	a
151-300	c	c
301-450	q	g
451-600	w	w

Πίνακας 10

3.3. Μεταφορά Ηλεκτρικού Σήματος

3.3.1. Καταγραφή Μυϊκής Δραστηριότητας Χεριού

Για τη λήψη ηλεκτρικών σημάτων υπεύθυνα για τη διέγερση των μυών του ποδιού θα χρησιμοποιηθεί ο αισθητήρας ηλεκτρομυογραφήματος ‘Grove EMG’ σε συγκεκριμένους μυς του χεριού. Είναι σχεδιασμένος για εύκολη χρήση και μπορεί να συνδεθεί με πλατφόρμες ανάπτυξης όπως το Arduino, παρέχοντας τη δυνατότητα καταγραφής και ανάλυσης της ηλεκτρικής



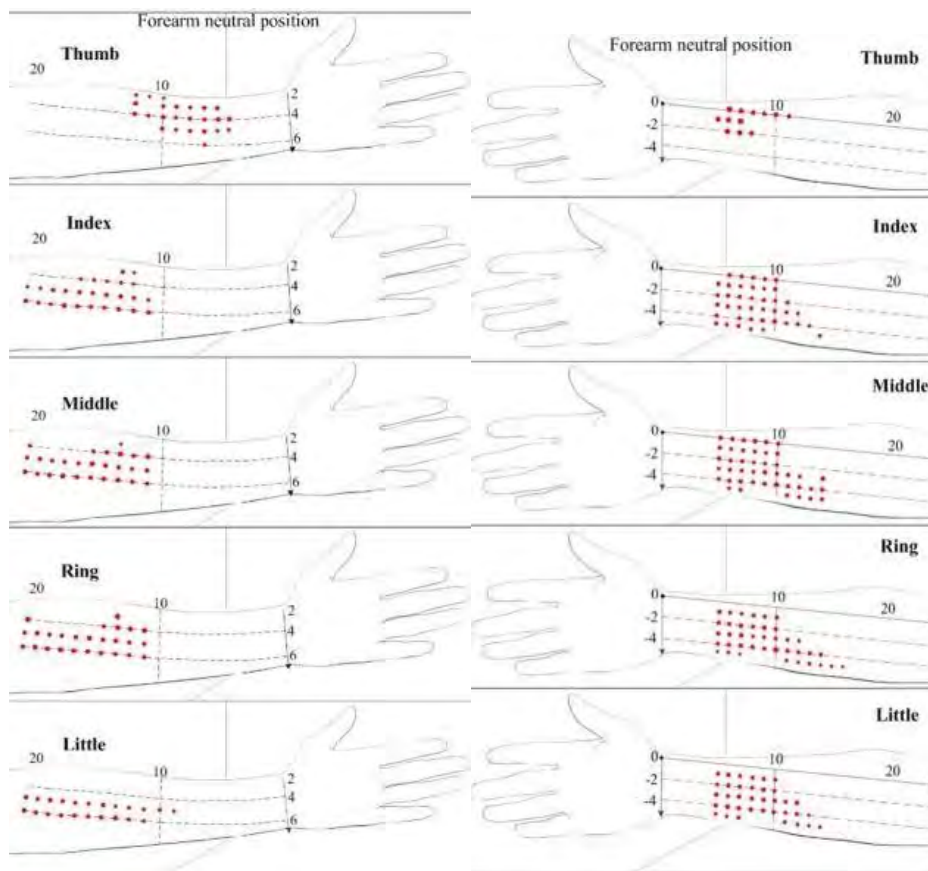
Εικόνα 21: Αισθητήρας Grove EMG

δραστηριότητας των μυών σε πραγματικό χρόνο. Ο αισθητήρας διαθέτει τρεις βασικές συνδέσεις: μία για την ηλεκτροφόρο είσοδο από τους μύες, μία για τη γείωση (*ground*), και μία για την τροφοδοσία. Διαθέτει τρία εξωτερικά ηλεκτρόδια, τα οποία επικολλώνται στην επιφάνεια καθαρού δέρματος:

- *Ηλεκτρόδιο Σήματος (Signal Electrode)*: Είναι υπεύθυνο για την ανίχνευση της ηλεκτρικής δραστηριότητας που παράγεται από τους μύες κατά τη διάρκεια της σύσπασής τους. Τοποθετείται πάνω ή κοντά στον μυ ενδιαφέροντος.
- *Ηλεκτρόδιο Αναφοράς (Reference Electrode)*: Χρησιμοποιείται ως σημείο αναφοράς για το σήμα που ανιχνεύει το ηλεκτρόδιο σήματος. Συνήθως τοποθετείται σε ένα σημείο που δεν έχει σημαντική μυϊκή δραστηριότητα, για να βοηθήσει στη μείωση του θορύβου και στη βελτίωση της ακρίβειας του καταγεγραμμένου σήματος.
- *Ηλεκτρόδιο Γείωσης (Ground Electrode)*: Χρησιμοποιείται για τη μείωση της ηλεκτρικής παρεμβολής και του θορύβου που μπορεί να προκληθεί από άλλες ηλεκτρικές συσκευές ή το περιβάλλον. Συνδέεται συνήθως σε σημείο με μικρή μυϊκή δραστηριότητα ή πάνω σε οστό.

Η σωστή τοποθέτηση και χρήση αυτών των τριών ηλεκτροδίων είναι κρίσιμη για την ακριβή καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας των μυών και τη μείωση του θορύβου στο καταγεγραμμένο σήμα.

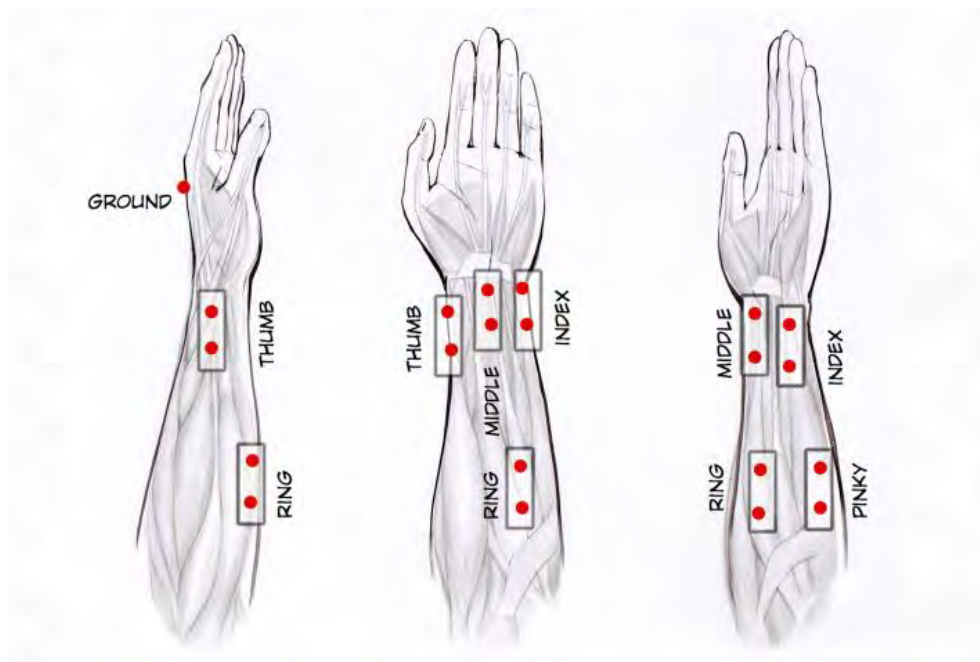
Το άρθρο «Electrode placement on the forearm for selective stimulation of finger extension/flexion» [22] παρουσιάζει μία αναλυτική έρευνα πάνω στη μυϊκή δραστηριότητα των δαχτύλων. Συγκεκριμένα, σκιαγραφεί την περιοχή του χεριού, στην οποία η τοποθέτηση ηλεκτροδίων είναι βέλτιστη για τη λήψη σήματος κατά την κάμψη και έκταση του κάθε δαχτύλου. Στην *Εικόνα 10(A)* φαίνεται η πάνω μεριά του χεριού, ενώ στην *Εικόνα 10(B)* η μεριά την παλάμης.



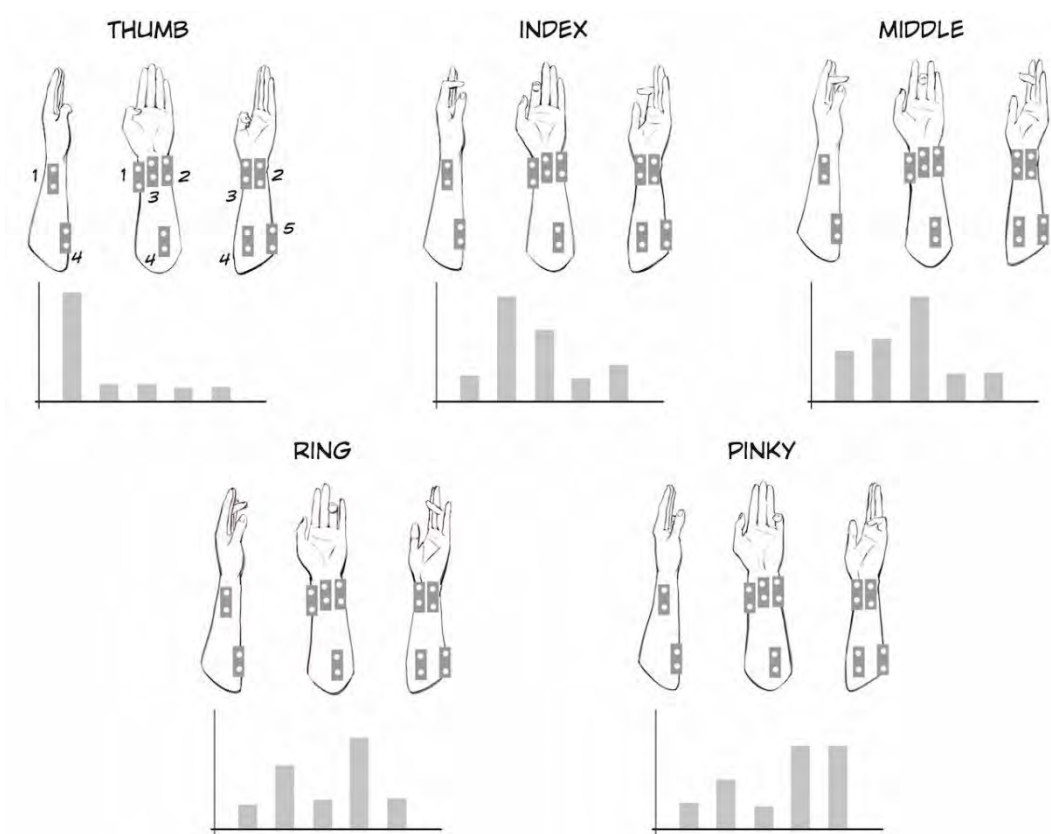
Εικόνα 22: (Α) Έκταση δαχτύλων

(Β) Κάμψη δαχτύλων

Στην *Εικόνα 11* σημειώνονται οι περιοχές του χεριού στις οποίες μπορούν να τοποθετηθούν ηλεκτρόδια ώστε να καταγράφεται το σήμα του επιθυμητού δαχτύλου. Στην περίπτωση της εικόνας χρησιμοποιήθηκε ένα σετ δύο ηλεκτροδίων για την καταγραφή του κάθε μυ. Στη συνέχεια, το *Γράφημα 1* παρουσιάζει τις εντάσεις των σημάτων που αποδίδει κάθε μυς όταν εκτελείται κάμψη ενός εκ των δαχτύλων.

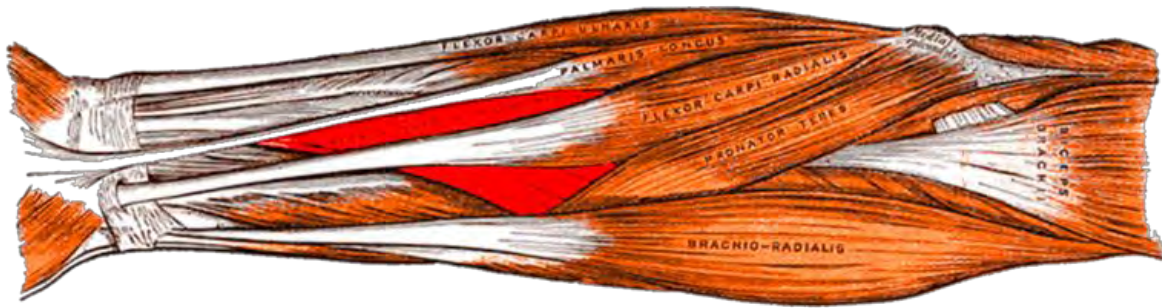


Εικόνα 23 : Περιοχές τοποθέτησης ηλεκτροδίων [23]

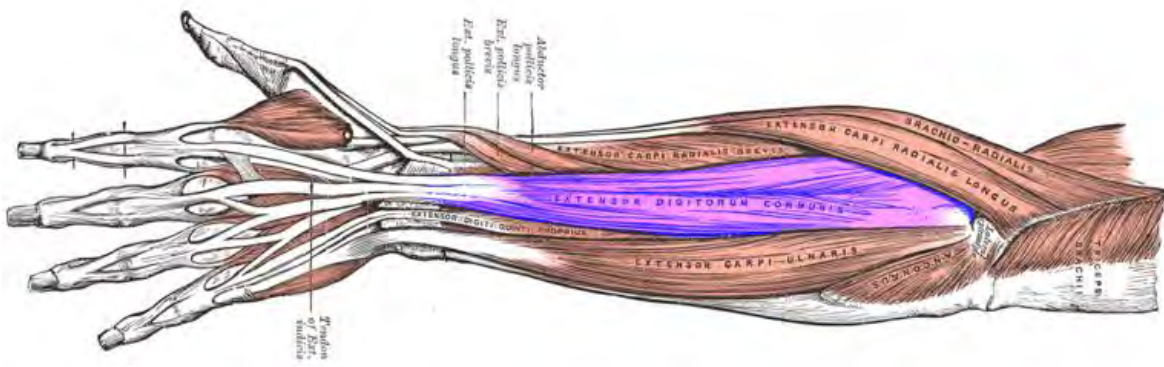


Εικόνα 24: Οι εντάσεις σημάτων που λαμβάνει το κάθε σετ ηλεκτροδίων για την κάμψη κάθε δαχτύλου [23]

Εξετάζοντας όλη την ανωτέρω πληροφορία, είναι εμφανές ότι η συχνότερη και εντονότερη μυϊκή δραστηριότητα για το σύνολο των δαχτύλων προκαλείται από τους μύες *flexor digitorum superficialis* και *extensor digitorum*, με τον πρώτο να ελέγχει την κάμψη των δαχτύλων και τον δεύτερο την έκταση.



Εικόνα 25: *Flexor Digitorum Superficialis*



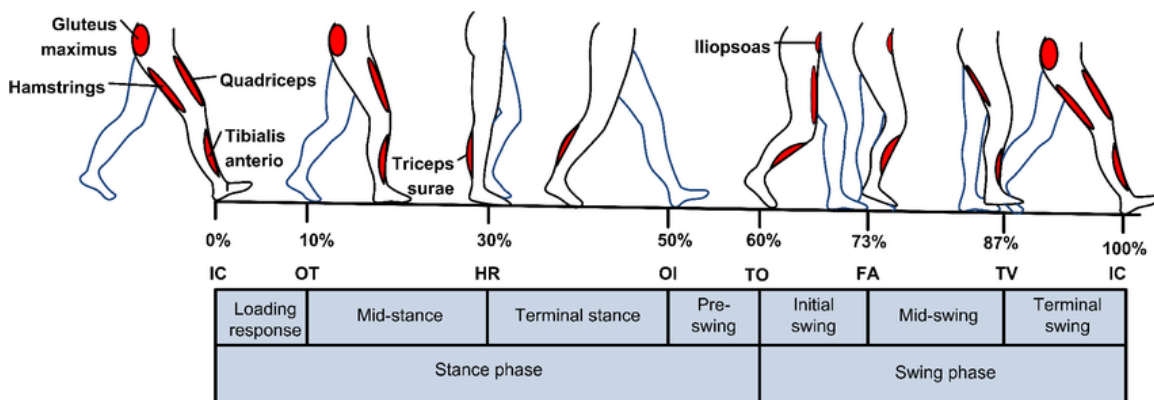
Εικόνα 26: *Extensor Digitorum*

Εν τέλη, τα ηλεκτρόδια *Σήματος* και *Αναφοράς* επιλέγεται να τοποθετηθούν στα σημεία του χεριού όπου εντοπίζονται οι μύες αυτοί, ενώ το ηλεκτρόδιο *Γείωσης* τοποθετείται στο οστό του αγκώνα για τη μείωση του θορύβου.

3.3.2. Επιλογή Κατάλληλων Μυών των Κάτω Άκρων

Για την εκτέλεση βασικών κινήσεων των κάτω άκρων είναι απαραίτητες πολλές μυϊκές ομάδες των ποδιών, η κάθε μία έχοντας είτε μικρή είτε μεγάλη συμβολή στις κινήσεις αυτές. Επιλέχθηκε, ωστόσο, να δοθεί βάση στους κύριους μύες που συμβάλουν στο βηματισμό, ή αλλιώς *Κύκλο του Gait*. Καθώς περπατάμε, ο *Κύκλος του Gait* επαναλαμβάνεται συνεχώς και αποτελείται από δύο βασικές φάσεις:

- *Φάση Υποστήριξης (Stance Phase)*: Η φάση κατά την οποία το πόδι βρίσκεται σε επαφή με το έδαφος και υποστηρίζει το βάρος του σώματος. Ξεκινά με την επαφή του ποδιού με το έδαφος και τελειώνει όταν το πόδι απογειώνεται.
- *Φάση Εκκρεμούς (Swing Phase)*: Η φάση κατά την οποία το πόδι βρίσκεται στον αέρα και κινείται προς τα εμπρός για να κάνει το επόμενο βήμα. Ξεκινά μετά την απογείωση του ποδιού από το έδαφος και τελειώνει με την επαφή της φτέρνας του άλλου ποδιού με το έδαφος.



Εικόνα 27: Ο Κύκλος του Gait [24]

Τις μυϊκές ομάδες του ποδιού που συμμετέχουν στη διαδικασία της βάδισης περιλαμβάνουν οι γλουτιαίοι, κνημιαίοι και οι μύες μηριαίας περιοχής. Επιλέχθηκαν οι πέντε με τη σημαντικότερη συμβολή μύες. Διακρίνονται τόσο στην *Εικόνα 15* μαζί με τις φάσεις του Κύκλου του Gait στις οποίες είναι ενεργοί, όσο και παρακάτω, στις *Εικόνες 26-30* [25].

- *Μέγας Γλουτιαίος (Gluteus Maximus)*: Είναι ο μεγαλύτερος και πιο εξωτερικός από τους τρεις γλουτιαίους μύες, κύριος υπεύθυνος για την επέκταση, την εξωτερική περιστροφή και την απόκλιση του ισχίου, παίζοντας καίριο ρόλο στην όρθια στάση και κίνηση του ανθρώπου.
- *Δικέφαλος Μηριαίος (Biceps Femoris)*: Είναι ένας από τους κύριους μύες της πίσω πλευράς του μηρού, εμπλέκεται στην κάμψη του γόνατος και στην επέκταση του ισχίου, συμβάλλοντας στην κίνηση του ποδιού και την ισορροπία του σώματος.
- *Ευθύς Μηριαίος (Rectus Femoris)*: Είναι ο μόνος μύς της τετρακέφαλης ομάδας που εκτείνεται και στις δύο αρθρώσεις του μηρού και του γόνατος, κύρια υπεύθυνος για την κάμψη του ισχίου και την επέκταση του γόνατος, σημαντικός για την κίνηση και τη σταθερότητα.
- *Πρόσθιος Τιβιαίος (Tibialis Anterior)*: Είναι ένας κύριος μύς στο μπροστινό, κάτω μέρος του ποδιού, υπεύθυνος για την κίνηση που φέρνει την κορυφή (τα δάχτυλα) του ποδιού πιο κοντά στην κνήμη και βοηθάει στη σταθερότητα όταν περπατάμε ή τρέχουμε.
- *Σολέας (Soleus)*: Ο σολέας είναι ένας βαθύς μύς στο πίσω, κάτω μέρος του ποδιού, κάτω από τον γαστροκνήμιο, που συνεργάζεται με αυτόν για να προκαλέσει την κάμψη του ποδιού προς τα κάτω (αντίθετη του Πρόσθιου Τιβιαίου), βασική κίνηση για το περπάτημα, το τρέξιμο και το άλμα.

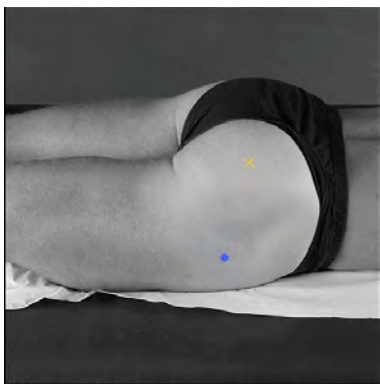
3.3.3. Ηλεκτρική Διέγερση Μυών

Η διαδικασία διέγερσης των μυών έχει σχεδιαστεί να παρομοιάζει τον τρόπο λειτουργίας μίας οικιακής συσκευής ηλεκτροδιέγερσης (EMS) λόγω της απλής και ασφαλούς χρήσης της. Αν και δεν διαφέρει σημαντικά με τη μέθοδο της FES, το γεγονός ότι τροφοδοτείται από απλές μπαταρίες, αποτρέπει τυχόν λανθασμένη χρήση του σε πολύ υψηλές συχνότητες, οι οποίες μπορεί να προκαλέσουν βλάβη στους μύες. Σε αντίθεση, ωστόσο, και με τις δύο αυτές τεχνικές, το ηλεκτρικό σήμα που θα αποστέλλεται από τη συσκευή-γάντι θα είναι αποτέλεσμα μετάφρασης και επεξεργασίας του ηλεκτρομυογραφήματος του χεριού καθώς ο χρήστης εκτελεί μία κίνηση. Συγκεκριμένα, αν και η επιλογή του μυ, ο οποίος θα υποστεί ηλεκτρική διέγερση, επιτυγχάνεται με τη χρήση του μοντέλου βαθιάς

μάθησης και των αισθητήρων κάμψης, το ηλεκτρικό σήμα προκύπτει ύστερα από επεξεργασία του σήματος εισόδου του αισθητήρα EMG Grove.

Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων

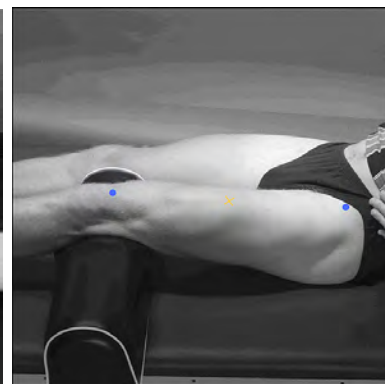
Οι Εικόνες 26-30 παρουσιάζουν τους μύες που αναφέρθηκαν πιο πάνω στο κείμενο, με τις μπλε κουκίδες να σημειώνουν την αρχή και το τέλος του εκάστοτε μυ, ενώ το κίτρινο σημάδι υποδεικνύει το βέλτιστο σημείο για την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων για τη μεταφορά ηλεκτρικού σήματος σε αυτόν. Για τους μεγαλύτερους μύες προτείνεται η χρήση ηλεκτροδίων με μεγαλύτερη επιφάνεια, ενώ για τους μικρότερους, ηλεκτρόδια μικρότερα για πιο υψηλή ακρίβεια.



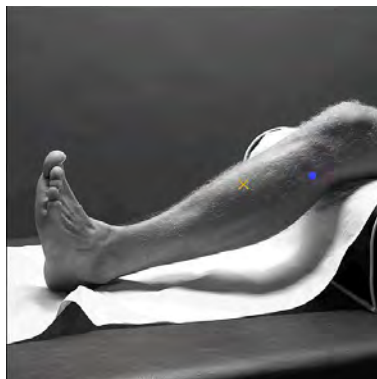
Gluteus Maximus



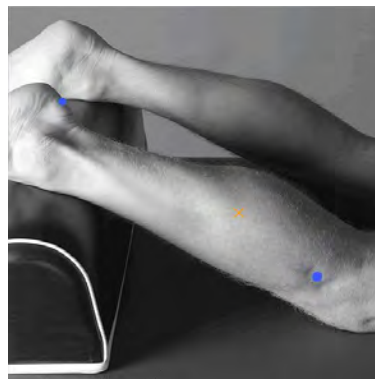
Biceps Femoris



Rectus Femoris



Tibialis Anterior



Soleus

Παράμετροι Ηλεκτρικού Σήματος

Με το συνδυασμό συγκεκριμένων παραμέτρων μπορούν να επιτευχθούν διαφορετικών ειδών ηλεκτρικές διεγέρσεις στους μύες. Η παραμετροποίηση εξαρτάται από τον στόχο που θέλει να πετύχει ο χρήστης. Μεταξύ άλλων, αυτός μπορεί να είναι η ενδυνάμωση του μυ, επαναφορά λειτουργικότητάς του, αποφυγή ατροφίας του ή ανακούφιση του πόνου.

Οι επιλογές παραμετροποίησης αφορούν τα εξής:

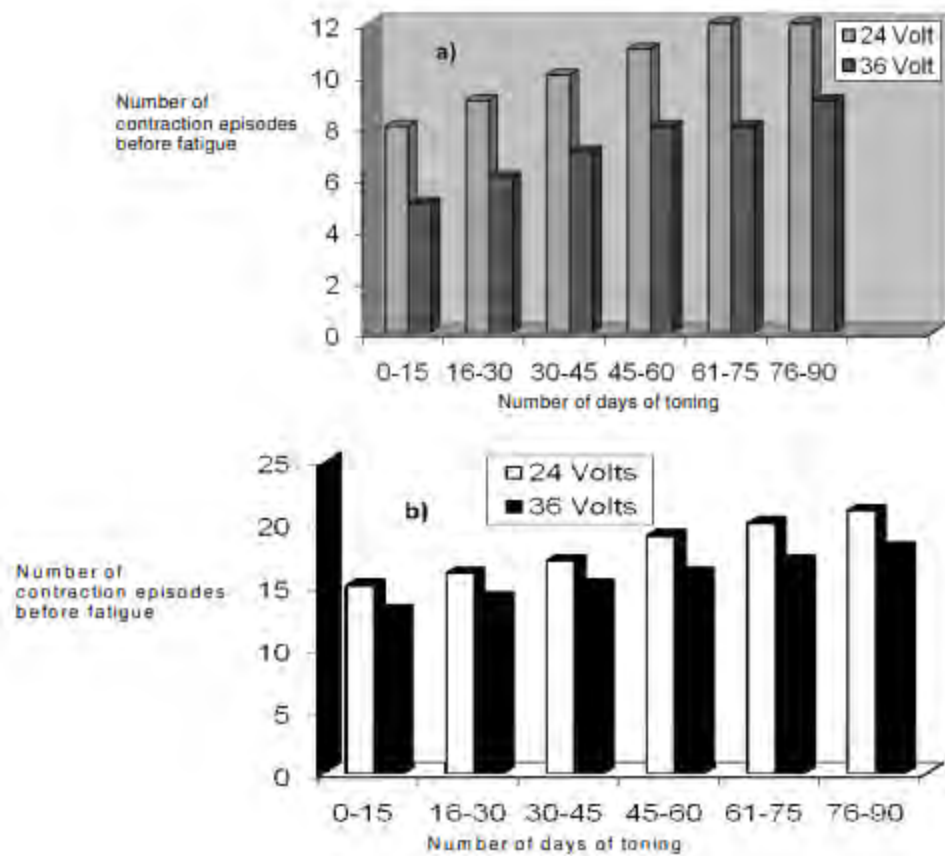
- *Συχνότητα Παλμού*: Αναφέρεται στον αριθμό των παλμών διέγερσης που παραδίδονται ανά δευτερόλεπτο, μετρημένη σε Hertz (Hz).
- *Μήκος Παλμού*: Αναφέρεται στη διάρκεια κάθε ομάδας παλμών διέγερσης, μετρούμενη σε μικροδευτερόλεπτα (μs) ή σε χιλιοστά του δευτερολέπτου (ms) σε συσκευές που προσφέρουν ηλεκτροδιέγερση για ζημιά περιφερειακών νεύρων.
- *Πλάτος Παλμού*: Γνωστό και ως ένταση, αναφέρεται στη δύναμη της παρεχόμενης διέγερσης, μετρούμενη σε χιλιοστά του Ampere (mA).

Παράμετρος	Προσαρμογή	Αποτέλεσμα	Λόγος Χρήσης	Διάρκεια Χρήσης
Συχνότητα Παλμού	Χαμηλή (1 - 15 Hz)	Μυϊκή σύσπαση, όχι τόσο άνετη αλλά προκαλεί λιγότερη εξάντληση.	Σταδιακή ενδυνάμωση, καθώς και προετοιμασία για πιο απαιτητικές ασκήσεις. Κατάλληλη για μύες με βαριά ατροφία.	Αρκετές ώρες καθημερινά
	Μεσαία (15 - 60 Hz)	Τετανία (συνεχής, διαρκής σύσπαση) μυός, επαρκή για φυσιολογική κίνηση αρθρώσεων.	Ενίσχυση αντοχής και ταχύτερη ενδυνάμωση. Κατάλληλη για λειτουργικές ασκήσεις.	15 - 30 Hz: έως 1 ώρα την ημέρα 30 - 60 Hz: σχετικά μικρές χρονικές περίοδοι
	Υψηλή (60 - 120 Hz)	Απότομη σύσπαση μυός. Η τετανική σύσπαση μειώνεται, ως αποτέλεσμα αντίδρασης του σώματος για την προστασία του μυ από βλάβη ή υπερβολική καταπόνηση.	Επίτευξη απότομων κινήσεων που απαιτούν πολύ ενέργεια. Ενίσχυση μυϊκής δύναμης και αντοχής.	Πολύ μικρές χρονικές περίοδοι, γιατί αλλιώς ο μυς καταπονείται.

Μήκος Παλμού	Χαμηλό (50 - 200 μ s)	Αδύναμη, επιφανειακή σύσπαση, με λιγότερο έντονη αίσθηση.	Κατάλληλο για μικρότερες μυϊκές ομάδες.
	Μεσαίο (200 - 350 μ s)	Ισχυρότερη σύσπαση, επιστρατεύει περισσότερες κινητικές ίνες.	Ίσως να μην είναι τόσο κατάλληλο για μικρές μυϊκές ομάδες.
	Υψηλό (350 - 500 μ s)	Ισχυρή σύσπαση, με πιο έντονη αίσθηση.	Κατάλληλο για μεγαλύτερες μυϊκές ομάδες.
Πλάτος Παλμού	Χαμηλό	Αδύναμη, αλλά άνετη απόκριση	Το πλάτος πρέπει να αυξάνεται, ώσπου να επιτευχθεί η καλύτερη δυνατή συστολή σε ανεκτά επίπεδα.
	Υψηλό	Ισχυρότερη απόκριση, αλλά μπορεί να γίνει αφόρητη	

Πίνακας 11: Περίληψη των παραμέτρων που επηρεάζουν τη μυϊκή σύσπαση [26]

Αν και όλοι οι παράμετροι μπορούν να φανούν χρήσιμοι αναλόγως την περίπτωση που αντιμετωπίζεται ή τον στόχο που έχει τεθεί, μία έρευνα του 2008 υποδεικνύει πως με τη χρήση μικρότερου πλάτους και συχνότητας, κατά τη διάρκεια πολλών ημερών, επιτυγχάνεται μεγαλύτερη αντοχή του μυός.



Πίνακας 12: Αριθμός συσπάσεων για πλάτη 24V και 36V, διάρκεια διέγερσης 8secs και συχνότητα (α)40Hz και (β)16Hz [27]

4. Μελλοντικές Ενέργειες

Είναι φανερό, πως για την πλήρη λειτουργία του Συστήματος Υποβοήθησης Βάδισης Μέσω Ηλεκτροδιέγερσης ως σύνολο, απαιτούνται επιπλέον βασικές ενέργειες, οι οποίες λόγω τεχνολογικών και χρονικών περιορισμών δεν καλύφθηκαν στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής εργασίας. Ωστόσο, έχουν δημιουργηθεί σταθερές βάσεις για την επίτευξη και υλοποίηση του οραματιζόμενου έργου.

Σε επόμενη φάση, θα είναι δυνατή η επικοινωνία και συνεργασία και των τριών βασικών τμημάτων που παρουσιάστηκαν: του γαντιού, του μοντέλου αναγνώρισης κινήσεων και της ηλεκτρικής διέγερσης των μυών του ποδιού. Σχεδιάζεται η δημιουργία μίας πιο οργανωμένης, και με καλύτερο ηλεκτρονικό υλικό, έκδοσης του γαντιού, καθώς και η δυνατότητα αναγνώρισης περισσότερων κινήσεων. Επιπλέον, μέσω της ανάπτυξης ενός δεύτερου μοντέλου βαθιάς μάθησης, τίθεται να υπάρξει εντοπισμός ανωμαλιών στα σήματα EMG που παράγονται, τόσο κατά τις κινήσεις του χεριού όσο και του ποδιού, ώστε οι παράμετροι της ηλεκτροδιέγερσης να ορίζονται αυτόματα για το βέλτιστο αποτέλεσμα, που θα ταιριάζει στην περίπτωση του κάθε χρήστη. Αυτό στοχεύει στο να μην απαιτείται βαθιά γνώση στην παραμετροποίηση της ηλεκτροδιέγερσης, ώστε η συσκευή να είναι πιο φιλική και προσβάσιμη.

5. Συμπεράσματα

Η παρουσιαζόμενη πτυχιακή εργασία προτείνει ένα σύστημα, με τη μορφή μίας συσκευής-γάντι, ως εναλλακτική, πιο άνετη λύση στις μεθόδους αποκατάστασης της κίνησης των κάτω άκρων. Καθίσταται ικανό να αναγνωρίζει συγκεκριμένες κινήσεις των δαχτύλων, και με τη συμβολή ηλεκτρομυογράφου, να μεταφράζει τις κινήσεις αυτές σε ηλεκτρικό σήμα που διεγείρει τους κατάλληλους μύες του ποδιού. Αν και στον τομέα της προσωπικής αποκατάστασης αντιμετωπίζονται κρίσιμες προκλήσεις, τα ευρήματα που παρουσιάζονται υποδηλώνουν ότι μία τέτοια συσκευή βελτιώνει την αυτονομία και την κινητικότητα των ατόμων με αναπηρία, προσφέροντας, συγχρόνως, αυτονομία και ασφάλεια. Οι μελλοντικές προσπάθειες θα πρέπει να επικεντρωθούν στην περαιτέρω βελτίωση του υπάρχοντος συστήματος και μοντέλου βαθιάς μάθησης, καθώς και στην ανάπτυξη νέων. Έτσι, θα εξασφαλιστεί υψηλότερη ακρίβεια αναγνώρισης ενός μεγαλύτερου συνόλου κινήσεων, δοκιμάζοντας περαιτέρω την αποτελεσματικότητα της συσκευής σε πραγματικές συνθήκες, ενώ θα διαθέτει επιπλέον επιλογές εξατομίκευσης, προσφέροντας στον χρήστη μεγαλύτερη άνεση και διευκόλυνση στην καθημερινότητά του.

Αναφορές

- [1] H. Gao, L. Luo, M. Pi, Z. Li, Q. Li, K. Zhao και J. & Huang, «EEG-Based Volitional Control of Prosthetic Legs for Walking in Different Terrains.,» *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 18, 2021.
- [2] Q. Wu, X. Wang, F. Du και X. Zhang, «Design and Control of a Powered Hip Exoskeleton for Walking Assistance,» *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 12, 2015.
- [3] O. Sujith, «Functional electrical stimulation in neurological disorders,» *European Journal of Neurology*, 15, 2008.
- [4] S. Sabut, C. Sikdar, R. Mondal, R. Kumar και M. Mahadevappa, «Restoration of gait and motor recovery by functional electrical stimulation therapy in persons with stroke,» *Disability and Rehabilitation*, 32, 2010.
- [5] V. Feigin, T. Vos, E. Nichols, M. Owolabi, W. Carroll, M. Dichgans, G. Deuschl, P. Parmar, M. Brainin και C. Murray, «The global burden of neurological disorders: translating evidence into policy,» *The Lancet Neurology*, 19, 2019.
- [6] M. Dewan, A. Rattani, S. Gupta, R. Baticulon, Y. Hung, M. Punchak, A. Agrawal, A. Adeleye, M. Shrimel, A. Rubiano, J. Rosenfeld και K. Park, «Journal of neurosurgery, 1-18,» *Estimating the global incidence of traumatic brain injury*, 2019.
- [7] J. Frontera και P. & Mollett, «Aging with Spinal Cord Injury: An Update.,» *Physical medicine and rehabilitation clinics of North America*, 28 4, 2017.
- [8] D. Mj, J. Richards, S. Stover και G. & Bk, «Spinal cord injury. Rehabilitation adds life to years.,» *The Western journal of medicine*, 154 5, 1991.
- [9] G. B, A. DB, C. L, F. S και Z. H, «Global, regional and national burden of traumatic brain injury and spinal cord injury, 1990-2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019,» 2023.
- [10] B. Dobkin, «Behavioral self-management strategies for practice and exercise should be included in neurologic rehabilitation trials and care.,» *Current opinion in neurology*, 2016.

- [11] J. Krakauer, «Motor learning: its relevance to stroke recovery and neurorehabilitation.,» *Current opinion in neurology*, 2006.
- [12] P. Peckham και J. Knutson, «Functional electrical stimulation for neuromuscular applications.,» *Annual review of biomedical engineering*, 2005.
- [13] A. Vavoulis, P. Figueiredo και A. Vourvopoulos, «A Review of Online Classification Performance in Motor Imagery-Based Brain–Computer Interfaces for Stroke Neurorehabilitation.,» *Signals*, 2023.
- [14] R. Gassert και V. Dietz, «Rehabilitation robots for the treatment of sensorimotor deficits: a neurophysiological perspective.,» *J NeuroEngineering Rehabil* 15, 46, 2018.
- [15] W. Zhang, C. Su και C. He, «Rehabilitation Exercise Recognition and Evaluation Based on Smart Sensors With Deep Learning Framework.,» *IEEE Access*, 8, 2020.
- [16] F. Xu, G. Dong, J. Li, Y. Q., W. L., Z. Y., Y. Y., Z. J., P. S., G. D., Z. Y. και L. J., «Deep Convolution Generative Adversarial Network-Based Electroencephalogram Data Augmentation for Post-Stroke Rehabilitation with Motor Imagery.,» *International journal of neural systems*, 2022.
- [17] D. Mekbib, D. Debeli, L. Zhang, S. Fang, Y. Shao, W. Yang, J. Han, H. Jiang, Z. J., Z. Z., C. R., Y. X., Z. J. και X. D., «A novel fully immersive virtual reality environment for upper extremity rehabilitation in patients with stroke.,» *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1493, 2021.
- [18] A. Donati, S. Shokur, E. Morya, D. Campos, R. Moioli, C. Gitti, P. Augusto, S. Tripodi, C. Pires και G. Pereira, Long-Term Training with a Brain-Machine Interface-Based Gait Protocol Induces Partial Neurological Recovery in Paraplegic Patients, 2016.
- [19] K. Nizamis, A. Athanasiou, S. Almpiani, C. Dimitrousis και A. Astaras, «Converging Robotic Technologies in Targeted Neural Rehabilitation: A Review of Emerging Solutions and Challenges.,» *Sensors (Basel)*, 2021.
- [20] W. Donaldson, «Flex Sensor Glove.,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://www.instructables.com/Flex-Sensor-Glove/>.

- [21] M. A. A. Faisal, «DU-ASL-DATA-GLOVE-DB,» 2022. [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.20031017.v2..>
- [22] X. Bao, Y. Zhou, Y. Wang, J. Zhang, X. Lü και Z. Wang, «Electrode placement on the forearm for selective stimulation of finger extension/flexion.,» *PloS one vol. 13,1*, 2018.
- [23] «Backyard Brains,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://backyardbrains.com/experiments/RobotHand>.
- [24] H. Al-Shuka, M. Rahman, S. Leonhardt, I. Ciobanu και M. Berteanu, «Biomechanics, actuation, and multi-level control strategies of power-augmentation lower extremity exoskeletons: an overview,» *International Journal of Dynamics and Control*. 7, 2019.
- [25] «SENIAM,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <http://www.seniam.org>.
- [26] «Association of Paediatric Chartered Physiotherapists,» [Ηλεκτρονικό]. Available: <https://apcp.csp.org.uk/content/guide-use-electrical-stimulation-paediatric-neurodisability>.
- [27] N. Kumar, V. K. Sharma, R. C. Agnihotri, D. Pankaj, R. Jindal, D. Mehta και R. Bhadur, «Effect of frequency and amplitude of FES pulses on muscle fatigue during toning of muscles,» *Journal of Scientific & Industrial Research*, 67, 2008.
- [28] R. Chowdhury, M. Reaz, M. Ali, A. Bakar, K. Chellappan και T. Chang, «Surface electromyography signal processing and classification techniques,» *Sensors (Basel)*, 2013.

**ΣΥΣΤΗΜΑ ΥΠΟΒΟΗΘΗΣΗΣ ΒΑΛΙΣΗΣ
ΜΕ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΕΓΕΡΣΗ ΑΠΟ
ΔΕΥΤΕΡΕΥΟΝΤΕΣ ΜΥΪΚΕΣ ΟΜΑΔΕΣ**

Δαλανίκα Ασπασία

Τριμελής Επιτροπή:

Κακαρούντας Αθανάσιος, Αναπληρωτής Καθηγητής - Πρόεδρος Τμήματος (επιβλέπων)

Τασουλής Σωτήριος, Επίκουρος Καθηγητής

Καρανίκας Χαράλαμπος, Επίκουρος Καθηγητής

