
ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΔΙΑΤΜΗΜΑΤΙΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
ΠΡΟΗΓΜΕΝΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ, ΑΥΤΟΜΑΤΙΣΜΟΥ & ΡΟΜΠΟΤΙΚΗΣ

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Αναγνώριση κινήσεων άνω άκρων με τη χρήση επιφανειακών
ηλεκτρομυογραφήματων

Βαρδάκης Νικόλαος

Επιβλέπων: Δρ. Ιωάννης Φασουλάς

Ηράκλειο Κρήτης
Δεκέμβριος 2019

**HELLENIC MEDITERRANEAN UNIVERSITY
SCHOOL OF ENGINEERING**

**POST GRADUATE PROGRAM
ADVANCED MANUFACTURING SYSTEMS, AUTOMATION &
ROBOTICS**

MASTER THESIS

**Upper limbs' movement recognition using surface
electromyography**

Vardakis Nikolaos

Advisor: Dr. Ioannis Fasoulas

Heraklion Crete
December 2019

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα.....	3
Περιεχόμενα Εικόνων.....	6
Περιεχόμενα Πινάκων.....	6
Περιεχόμενα Γραφημάτων.....	7
Περίληψη.....	9
Summary.....	10
Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή.....	11
1.1 Ιστορικό - Ερευνητικό πλαίσιο.....	11
1.2 Δομή της Εργασίας.....	13
Κεφάλαιο 2 Ανθρώπινος πήχη.....	15
2.1 Ανατομία ανθρώπινου πήχη.....	15
2.2 Δομή σκελετικού μυός.....	16
2.3 Μύες στη περιοχή του πήχη.....	18
Κεφάλαιο 3 Ηλεκτρομυογραφία.....	21
3.1 Η Κυτταρική Μεμβράνη.....	21
3.2 Το Δυναμικό Ηρεμίας.....	23
3.4 Το Δυναμικό Δράσης.....	24
3.5 Καταγραφή Ηλεκτρομυϊκών σημάτων.....	25
Κεφάλαιο 4 Στοιχεία Στατιστικής.....	27
4.1 Διαγωνοποίηση Τετραγωνικών Πινάκων.....	27
4.2 Διακύμανση (Variance).....	28
4.3 Συνδιακύμανση (Covariance).....	30
4.4 Πίνακας Συνδιακύμανσης (Covariance Matrix).....	32
Κεφάλαιο 5 Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA).....	35
5.1 Γενικά.....	35
5.2 Πίνακας Δεδομένων σε γραμμές και Διαγωνοποίηση του Πίνακας Συνδιακύμανσης.....	35
5.3 Επίδραση του Πίνακα Ιδιοδιανυσμάτων ως πίνακας στροφής στα αρχικά δεδομένα.....	36
5.4 Πίνακας Δεδομένων σε στήλες.....	38
5.5 Η μέθοδος PCA.....	39
5.5.1 Παράδειγμα εφαρμογής της PCA με τα παραπάνω βήματα.....	39

5.6 Βαθμός Διακύμανσης R_k	47
5.7 PCA σε Ομοιόμορφα τυχαίες Κατανομές σε περιορισμένο εύρος.....	47
5.8 PCA για αφαίρεση Θορύβου σε Γραμμικά Συστήματα.....	52
5.9 Ανάλυση Φυσικών Συστημάτων με τη μέθοδο PCA.....	55
5.10 Μελέτη κυκλώματος με τη Μέθοδο PCA.....	60
Κεφάλαιο 6 Αναγνώριση Χειρονομιών.....	63
6.1 Η Βάση Δεδομένων Ninarro και το Πείραμα δημιουργίας της	63
6.2 Παραδείγματα Ηλεκτρομυογραφημάτων.....	66
6.3 Αναγνώριση χειρονομιών με τη μέθοδο PCA.....	68
6.3.1 Περίπτωση 1. Εφαρμογή της PCA σε EMG σήματα για αναγνώριση Χειρονομίας Intra-Subject. ..	70
6.3.2 Περίπτωση 2. Επέκταση της 6.3.1 για όλα τα Υποκείμενα (Intra-Subject).	80
6.3.3 Περίπτωση 3. Αναγνώριση όλων των Επαναλήψεων κάθε ενός Υποκειμένου (Intra-Subject).	81
6.3.4 Περίπτωση 4. Έλεγχος της μεθόδου με βάση μικρότερο αριθμό δεδομένων (Intra-Subject).....	87
6.3.5 Περίπτωση 5. Εκπαίδευση με τις Επαναλήψεις 1-5 και Αναγνώριση των επαναλήψεων 6-10 όλων των χειρονομιών όλων των Υποκειμένων (Intra-Subject).....	88
6.3.6 Περίπτωση 6. Εκπαίδευση με όλες τις κινήσεις των Υποκειμένων 1 έως 26 και Αναγνώριση των χειρονομιών του 27 ^{ου} Υποκειμένου (Inter-Subject).....	89
6.3.7 Περίπτωση 7. Αναγνώριση των χειρονομιών όλων των Υποκειμένων με Εκπαίδευση από τις κινήσεις όλων των άλλων Υποκειμένων (Inter-Subject).....	90
6.3.8 Περίπτωση 8. Αναγνώριση 4 ^{ων} κινήσεων του καρπού κάθε ενός Υποκειμένου (Intra-Subject).	91
6.3.9 Περίπτωση 9. Αναγνώριση 4 ^{ων} κινήσεων του καρπού ορισμένων Υποκειμένων με εκπαίδευση από τις κινήσεις του καρπού άλλων Υποκειμένων (Inter-Subject).	92
6.4 Επίλογος	93
Κεφάλαιο 7 Πειραματική Διαδικασία για Αναγνώριση κινήσεων του Καρπού.....	95
7.1 Σκοπός του πειράματος	95
7.2 Περιγραφή Υλικού	96
7.2.1 MyoWare Muscle Sensor.....	96
7.2.2 Παθητικά Επιφανειακά Ηλεκτρόδια	96
7.2.4 Πλακέτα Τροφοδοσίας των Ενισχυτών	97
7.2.5 Κάρτα Συλλογής Δεδομένων Humusoft MF 624.....	97
7.2.6 Το περιβάλλον Simulink	98
7.3 Περιγραφή του πειράματος	99
7.3.1 Συνδέσεις των υλικών του πειράματος.....	99
7.3.2 Εξοικείωση του Υποκειμένου έρευνας και του Ερευνητή με το πείραμα	100
7.3.3 Ρύθμιση των Ενισχυτών	100
7.3.4 Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων.....	101
7.3.5 Εκτέλεση των κινήσεων.....	103

7.3.6 Καταγραφή και Επεξεργασία των Ηλεκτρομυογραφήμάτων	104
7.3.7 Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση των 4 ^{ωv} κινήσεων του καρπού του Υποκειμένου Nikos (Intra-Subject).....	105
7.3.8 Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση των 4 ^{ωv} κινήσεων του καρπού του Υποκειμένου Kostas (Intra-Subject).....	106
7.3.9 Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση 5 επαναλήψεων των 4 ^{ωv} κινήσεων του καρπού του Υποκειμένου Kostas έχοντας γνωστές 5 επαναλήψεις του Υποκειμένου Nikos (Inter-Subject)	106
Κεφάλαιο 8 Επίλογος.....	108
8.1 Γενική Ανασκόπηση	108
8.2 Γενικά Συμπεράσματα.....	108
8.3 Προτάσεις για έρευνα.....	109
8.3.1 Ηλεκτρομυογραφήματα με επανατοποθέτηση αισθητήρων.....	109
8.3.2 Ηλεκτρομυογραφήματα με 10 αισθητήρια σε συγκεκριμένους μύες του πήχη.....	110
8.3.3 Ηλεκτρομυογραφήματα (sEMG) από τον πήχη σε συνδυασμό με Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα (EEG).....	111
Βιβλιογραφία	112

Περιεχόμενα Εικόνων

Εικόνα 1: Πήχης ή Αντιβράχιο.....	15
Εικόνα 2: Οστά του Πήχη.....	15
Εικόνα 3: Στοιχεία του Μυ.....	16
Εικόνα 4: Αναλυτική απεικόνιση των δομικών στοιχείων ενός μυ.....	17
Εικόνα 5: Εγκάρσια τομή Πήχη.....	20
Εικόνα 6: Ηλεκτρόδια EMG. Αριστερά Ενδομυϊκά, Μέση Παθητικά, Δεξιά Ενεργητικά.....	25
Εικόνα 7: Ενισχυτική διάταξη. Α Μονοπολικών Ηλεκτροδίων Β Διπολικών Ηλεκτροδίων.....	26
Εικόνα 8: Χειρονομίες που αποτέλεσαν τη Βάση Δεδομένων 1 του Niparpro.....	64
Εικόνα 9: Αισθητήρες OttoBock MγοBock 13E200.....	65
Εικόνα 10: Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων. Εικ. Α θέση 1 και Εικ.Β θέση 1: Οχτώ ομοιόμορφα τοποθετημένα ηλεκτρόδια. Α.Θέση 2: Ένα Ηλεκτρόδιο στο Μακρύ Εκτείνοντα των Δακτύλων μυ.. Εικ. Β.Θέση 2: Ένα Ηλεκτρόδιο στο Μακρύ Κάμπτορα του Καρπού μυ.....	65
Εικόνα 11: Οι 4 βασικές κινήσεις του καρπού.....	95
Εικόνα 12: Αισθητήρας MγοWare Muscle Sensor.....	96
Εικόνα 13: Παθητικά Ηλεκτρόδια.....	97
Εικόνα 14: Πλακέτα τροφοδοσίας των ενισχυτών.....	97
Εικόνα 15: Κάρτα Humusoft Mf 624.....	98
Εικόνα 16: Πείραμα για τη ρύθμιση των 4ων Ενισχυτών στο ίδιο κέρδος.....	101
Εικόνα 17: Τοποθέτηση των 4 ^{ων} ζευγών Ηλεκτροδίων (Middle, End) Ηλεκτροδίων στους μύες του πήχη... ..	102
Εικόνα 18: Με μπλε χρώμα είναι οι μύες του πήχη στους οποίους τοποθετήθηκαν τα Ηλεκτρόδια.....	103
Εικόνα 19: 10 Μονοπολικά Ηλεκτρόδια σε συγκεκριμένες θέσεις στον πήχη πάνω στους μύες.....	110

Περιεχόμενα Πινάκων

Table 1: Σύνοψη αναγνώρισεων παραγράφου 6.3.....	70
Table 2: Αποτελέσματα αναγνώρισης από την εφαρμογή του προτεινόμενου αλγορίθμου PCA.....	79
Table 3: Στοιχεία Υποκειμένων με προσθήκη του BMI.....	82
Table 4: Υποκείμενα Εκπαίδευσης και Αναγνώρισης.....	93
Table 5: Πίνακας εξόδων των αισθητήρων κατά τη διάρκεια ανύψωσης βάρους.....	100

Περιεχόμενα Γραφημάτων

Figure 1: Παράδειγμα Διακυμάνσεων των 3 ^{ων} Σημάτων.....	30
Figure 2: Απεικόνιση των δεδομένων του παραδείγματος.....	39
Figure 3: Δεδομένα μετά την αφαίρεση του Μέσου Όρου τους DataAdjust.....	40
Figure 4: Προσθήκη των Διανυσμάτων V1, V2 στα DataAdjust.....	42
Figure 5: Δεδομένα μετά την επανάκτηση στη διεύθυνση του V1.....	44
Figure 6: Δεδομένα μετά την επανάκτηση στο επίπεδο V1, V2.....	46
Figure 7: Δείγματα Ομοιόμορφα Κατανομημένα στα διαστήματα $x \in [-50, 50]$, $y \in [-20, 20]$, $z \in [-5, 5]$	48
Figure 8: Επανάκτηση Δεδομένων στο Επίπεδο V1, V2.....	51
Figure 9: Επανάκτηση Δεδομένων κατά τη φορά του V1.....	51
Figure 10: Ανακτημένα Γραμμικά Δεδομένα με Γκαουσιανό θόρυβο Τυπικής Απόκλισης $s=1$	53
Figure 11: Ανακτημένα Μη Γραμμικά Δεδομένα με Γκαουσιανό θόρυβο Τυπικής Απόκλισης $s=1$	54
Figure 12: Ανακτημένα Γραμμικά Δεδομένα με Γκαουσιανό θόρυβο Τυπικής Απόκλισης $s=10$	54
Figure 13: Χαρακτηριστική I - V με τα αυθεντικά δεδομένα απευθείας από τις μετρήσεις.....	57
Figure 14: Ανάκτηση Δεδομένων με PCA στη διεύθυνση του V1.....	59
Figure 15: I_1 ως προς V_1, V_2 . Πάνω οι πραγματικές τιμές, κάτω με προσθήκη Γκαουσιανού θορύβου.....	61
Figure 16: I_1 ως προς V_1, V_2 . Πάνω οι πραγματικές τιμές, κάτω με αφαίρεση του θορύβου με PCA.....	62
Figure 17: Ηλεκτρομυογράφημα sEMG της 6ης χειρονομίας και με τους 10 αισθητήρες.....	66
Figure 18: Ηλεκτρομυογράφημα sEMG της 6ης χειρονομίας του 4ου Αισθητήρα.....	67
Figure 19: Ηλεκτρομυογράφημα sEMG της 6ης χειρονομίας και με ανασχηματισμό των 10 αισθητήρων σε ένα Διάνυσμα.....	68
Figure 20: Οι 70 πρώτες Ιδιοτιμές.....	73
Figure 21: Ο Βαθμός Διακύμανσης για τις 100 πρώτες Ιδιοτιμές.....	74
Figure 22: Προβολές των Gesture A, Gesture B και TestGesture στον Ιδιόχωρο.....	76
Figure 23: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο.....	80
Figure 24: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο.....	83
Figure 25: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 16.....	84
Figure 26: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 5.....	84
Figure 27: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 15.....	85
Figure 28: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 21.....	85
Figure 29: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ως προς το Δείκτη Μάζας Σώματος.....	86
Figure 30: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο.....	88
Figure 31: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο.....	90
Figure 32: Παραδείγματα σημάτων EMG των 10 αισθητήρων από χειρονομίες που δεν αναγνωρίστηκαν ..	91
Figure 33: Παράδειγμα κοπής (crop) σήματος στη διάρκεια της μυϊκής δραστηριότητας.....	104

Ευχαριστίες

Για την εκπόνηση της Μεταπτυχιακής Εργασίας θεωρώ ανάγκη και τιμή συγχρόνως να ευχαριστήσω όλους όσους βοήθησαν στο συγκεκριμένο έργο.

Αρχικά, τον επιβλέποντα καθηγητή Δρ. Ιωάννη Φασουλά για την έμπνευση του συγκεκριμένου θέματος και την εμπιστοσύνη που μου έδειξε με το να το αναθέσει σε μένα. Επίσης πολύτιμη στάθηκε η καθοδήγησή του στην πορεία της εργασίας μεταδίδοντας γνώσεις και πρωτότυπες ερευνητικές ιδέες.

Ακόμα, σημαντική στάθηκε η βοήθεια από τον Παπαστεφανάκη Γεώργιο στα πρώτα Ηλεκτρομυογραφήματα.

Επιπλέον, σημαντική ήταν η βοήθεια του Αντρέα Τσαγγαρίδη για την κατασκευή της πλακέτας των ενισχυτών.

Επίσης, πολύ χρήσιμη ήταν και η βοήθεια του Φάνη Κουρουπάκη και Κωνσταντίνου Τζιράκη για την βοήθειά τους στην εκτέλεση των πειραμάτων.

Τέλος, ευχαριστώ και τη σύζυγό μου Παρασκευή Πολυχρονάκη για την υποστήριξή της σε τη διάρκεια του Μεταπτυχιακού Προγράμματος.

Περίληψη

Ένα από τα προβλήματα της κοινωνίας που χρειάζεται βοήθεια από την τεχνολογία, είναι η προσφορά βοήθειας σε άτομα με ειδικές ανάγκες. Μία κατηγορία τέτοιων ατόμων είναι εκείνα με ακρωτηριασμένα μέλη. Η τεχνολογία σήμερα είναι σε τέτοιο βαθμό που να μπορεί να προσφέρει βοήθεια στα άτομα αυτά με την κατασκευή πρόσθετων εξωσκελετικών ρομποτικών (βιονικών) μελών για την αντικατάσταση του χαμένου μέλους. Για τον έλεγχο ρομποτικών προθέσεων απαιτείται μια διεπαφή η οποία θα επιτρέπει την αναγνώριση των επιθυμητών κινήσεων από το κολόβωμα (εναπομένον μέλος) του χρήστη και την προτροφοδότηση των κινήσεων αυτών στην ρομποτική πρόθεση. Για την αποκωδικοποίηση ή αναγνώριση των επιθυμητών κινήσεων χρησιμοποιούνται συνήθως σήματα Ηλεκτρομυογραφίας (EMG) ή και Ηλεκτροεγκεφαλογραφίας (EEG).

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη αλγορίθμου αναγνώρισης των βασικών χειρονομιών, με τη χρήση Επιφανειακών Ηλεκτρομυογραφημάτων (sEMG), από την περιοχή του πήχη. Η χρησιμότητα αυτού είναι η προσφορά βοήθειας σε άτομα με ακρωτηριασμένο καρπό, όταν όμως παραμένουν υγιείς οι μύες του πήχη τους. Ο αλγόριθμος της αναγνώρισης στηρίζεται στη μέθοδο Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA) και για την αξιολόγησή του, χρησιμοποιήθηκε η βάση δεδομένων Ninapro η οποία περιέχει τα δείγματα sEMG που έχουν εξαχθεί από 10 αισθητήρες τοποθετημένους στον πήχη 27 Υποκειμένων (ατόμων). Τα άτομα αυτά είχαν εκτελέσει 52 κινήσεις του χεριού (από 10 επαναλήψεις την κάθε μία) που χρησιμεύουν σε εργασίες της καθημερινής ζωής.

Επειτα, αναπτύσσεται μια νέα βάση δεδομένων sEMG με λιγότερους αισθητήρες (δηλαδή τέσσερεις), ελέγχεται η αναγνωρισιμότητα των 4^{ων} βασικών κινήσεων του καρπού (πάνω, κάτω, αριστερά, δεξιά) και γίνεται σύγκριση της με την προηγούμενη βάση δεδομένων.

Τέλος, γίνεται σύγκριση του ποσοστού αναγνωρισιμότητας, μεταξύ διαφόρων τρόπων εκπαίδευσης του αλγορίθμου, διαφόρων διατάξεων λήψης του Ηλεκτρομυογραφήματος και συσχέτισή του ποσοστού με σωματικά χαρακτηριστικά των Υποκειμένων, όπως πχ το φύλο, ηλικία, ποσού λίπους του σώματος κλπ.

Summary

Among the most important issues that nowadays the society faces is asking technology's support to ameliorate the quality of life of the people with special needs. One special group of disabled people are those with amputated limbs. Nowadays technology has the means to help those people by constructing robotic (bionic) limbs to substitute the amputated limb. To control the bionic limb, it is necessary to develop an interface that can recognize the desired movement (or gesture) from the intact parts of the user's body. To recognize, or to decode the desired movement, there are usually used Electromyographic signals (EMG), or Electroencephalographic signals (EEG).

The purpose of this thesis is to develop an algorithm to recognize the basic gestures using Surface Electromyographic (sEMG) signals received from the user's forearm. The use of this algorithm is to help people with amputated hand and intact forearm. The recognition algorithm is based on Principal Component Analysis (PCA) method. For the method evaluation it was used Database from Ninapro project that concludes sEMG signals from 10 sensors placed on 27 Subjects. Those Subjects had performed 52 hand gestures (with 10 repetitions every gesture) that are useful in everyday needs.

Then, it is developed a new Database sEMG with fewer (4) sensors and it is recognised the 4 basic wrist movements (Up, Down, Left, Right) and concluding in comparing the results with the Ninapro Database.

Finally, it is checked how the percentage of the right recognised gestured, varies in accordance with different ways of EMG acquisition and its correlation with Subject's features such as gender, age, body fat etc.

Κεφάλαιο 1 Εισαγωγή

1.1 Ιστορικό - Ερευνητικό πλαίσιο

Για την ανάπτυξη των βιονικών μελών πιο συγκεκριμένα των βιονικών χεριών, είναι απαραίτητη η αναγνώριση προτύπων, ώστε να μπορεί το σύστημα να αναγνωρίζει την πρόθεση του ατόμου που χρειάζεται υποστήριξη, ώστε το βιονικό χέρι να εκτελέσει την επιθυμητή χειρονομία. Πιο κατάλληλο σήμα για την αναγνώριση της πρόθεσης του ατόμου είναι το Επιφανειακό Ηλεκτρομυογράφημα (Surface EMG) στην περιοχή του πήχη, μια και στις περισσότερες περιπτώσεις των ατόμων που έχουν χάσει τον καρπό τους οι μύες του πήχη τους λειτουργούν κανονικά. Κάποιες παρεμφερείς εργασίες που έχουν σχέση με την αναγνώριση των Ηλεκτρομυογραφημάτων και που στηρίχτηκε η παρούσα Μεταπτυχιακή εργασία είναι:

1. Στην εργασία του Παπαστεφανάκη Γεώργιου «Έλεγχος Ρομποτικού Βραχίονα με τη χρήση βιοδυναμικών σημάτων» [1], στην οποία γίνεται αναγνώριση των 4^{ων} κινήσεων του καρπού και το άνοιγμα και κλείσιμο των δακτύλων σε πραγματικό χρόνο με τοποθέτηση 4^{ων} αισθητήρων στους 4 βασικούς μύες του πήχη που συνεισφέρουν περισσότερο στις κινήσεις αυτές. Αυτό επιτυγχάνεται μελετώντας την τάση εξόδου των ενισχυτών για κάθε κίνηση. Γίνεται καταγραφή των τάσεων αυτών για ένα μεγάλο αριθμό πειραμάτων, όπου φαίνονται τα όρια διακόμανσης των τάσεων αυτών για κάθε κίνηση. Έτσι μια κίνηση του καρπού αναγνωρίζεται από τα διαστήματα στα οποία ανήκουν οι τέσσερις τάσεις εξόδων των ενισχυτών.
2. Στην εργασία του Σαψάνη Χρήστου «Αναγνώριση 6 βασικών χειρονομιών με χρήση Ηλεκτρομυογραφήματος» [2]. Στη συγκεκριμένη εργασία γίνεται αναγνώριση έξι βασικών κινήσεων του χεριού:
 - a. Σφαιρική (Spherical - S): κρατώντας μια ελαστική μπάλα
 - b. Ακροδακτύλια (Tip - T): ενώνοντας δείκτη με αντίχειρα
 - c. Παλαμιαία (Palmar - P): κρατώντας ένα στυλό
 - d. Πλευρική (Lateral - L): κρατώντας μια πιστωτική κάρτα
 - e. Κυλινδρική (Cylindrical - C): κρατώντας ένα ποτήρι
 - f. Αγκιστροειδής (Hook - H): κρατώντας από το χερούλι ενός δοχείουμε διάφορες μεθόδους αναγνώρισης προτύπων (Neutral Networks, Parsen Neutral Networks, K-Nearest Neighbor, Support Vector Machines, Empirical Mode Decomposition EMD, Principal Component Analysis PCA, Relief Algorithm) και σύγκριση αυτών. Το σήμα για την αποκωδικοποίηση της κίνησης είναι πάλι το Επιφανειακό Ηλεκτρομυογράφημα με τέσσερις αισθητήρες τοποθετημένους στους ίδιους μύες όπως προηγουμένως.
3. Στην εργασία των Manfredo Atzori, Arjan Gijsberts «Building the NINAPRO Database: A Resource for the Biorobotics Community» [3], όπου περιγράφεται η βάση δεδομένων Ninapro η οποία περιλαμβάνει συγκεκριμένο πλήθος ηλεκτρομυογραφημάτων τα οποία αντιστοιχούν στην δραστηριότητα των μυών του

πήχη κατά την διάρκεια επιτηδευμένων κινήσεων κινήσεων των χεριών. Αναλυτικότερα, 27 υγιή άτομα (Υποκείμενα) πραγματοποιούν από 52 διαφορετικές χειρονομίες (από 10 επαναλήψεις) το κάθε ένα. Στα Υποκείμενα έρευνας έχουν καταγραφεί προσωπικά δεδομένα όπως Βάρος, Ύψος, Ηλικία, Φύλο, Πλευρικότητα (Δεξιοχειρία ή Αριστεροχειρία). Δέκα αισθητήρες λαμβάνουν τα ηλεκτρομυογραφήματα με τους οκτώ να είναι ομοιόμορφα τοποθετημένοι στην περιοχή του πήχη κοντά στον αγκώνα, ένας στο μυ Εκτείνων των δακτύλων και ένας στον Κάμπτορα τον καρπό. Δηλαδή υπάρχουν 10 αισθητήρες, αντί 4 όπως τις προηγούμενες εργασίες, εκ των οποίων οι 2 είναι τοποθετημένοι προσεκτικά σε συγκεκριμένους μύες και οι 8 είναι τοποθετημένοι γύρω από τον αγκώνα σε ίσες αποστάσεις. Έπειτα γίνεται κατηγοριοποίηση των κινήσεων με PCA με 2 διαφορετικούς τρόπους:

- a. Με Εκπαίδευση και Έλεγχο στο ίδιο Υποκείμενο, όπου για Εκπαίδευση λαμβάνονται οι 5 πρώτες επαναλήψεις κάθε χειρονομίας και για έλεγχο οι επαναλήψεις 6 έως 10 όλων των χειρονομιών (Intra-Subject).
 - b. Με Εκπαίδευση και Έλεγχο σε διαφορετικό Υποκείμενο (Inter-Subject).
4. Στην εργασία των Manfredo Atzori, Arjan Gijsberts «A Benchmark Database for Myoelectric Movement Classification» [4]. Και αυτή η εργασία βασίζεται στην ίδια διάταξη με την 3^η στα πλαίσια του Ninapro. Γίνεται Εκπαίδευση και Έλεγχος στο ίδιο Υποκείμενο, όπου για Εκπαίδευση λαμβάνονται οι 5 πρώτες επαναλήψεις κάθε χειρονομίας και για έλεγχο οι επαναλήψεις 6 έως 10 όλων των χειρονομιών με μεθόδους:
- a. Support Vector Machine with Radial Basis Function (SVM RBF)
 - b. Multi-Layer Perceptron (MLP)
 - c. K - Nearest Neighbors (k-NN)
 - d. Linear Support Vector Machine (SVM - Linear)
 - e. Linear Discriminant Analysis (LDA)

και για την ομαδοποίηση τα χαρακτηριστικά:

- a. Mean Absolute Value (MAV)
- b. Marginal Discrete Wavelet Transform (mDWT)
- c. s EMG Histogram (HIST)
- d. Waveform Length (WL)
- e. Short Time Fourier Transform (STFT)
- f. Variance (VAR)
- g. Cepstral Coefficients (CC)

Η διαδικασία επαναλήφθηκε τρεις φορές εφαρμοζόμενη σε κινούμενα παράθυρα:

- a. 100 ms
- b. 200 ms
- c. 400 ms.

Εκτός από την αναγνώριση στην εργασία αυτή γίνεται και συσχετισμός του ποσοστού επιτυχίας της αναγνωρισιμότητας των κινήσεων με το Δείκτη Μάζας Σώματος (Body Mass Index BMI)

5. Στην εργασία των Yue Wei, Yanjuan Geng (Real-time Classification of Forearm Movements Based on High Density Surface Electromyography [6]), γίνεται

αναγνώριση 18 κινήσεων του χεριού λαμβάνοντας Επιφανειακά Ηλεκτρομυογραφήματα στην περιοχή του πήχη 8 διαφορετικών Υποκειμένων. Η βασικότερη διαφορά σε σχέση με τις προηγούμενες εργασίες είναι ότι τοποθετούνται 40 μονοπολικούς αισθητήρες στον πήχη σε διάταξη 5x8, ώστε να καλύπτουν τη μεγαλύτερη περιοχή του πήχη, χωρίς να τοποθετηθούν ακριβώς πάνω στους μύες. Το μεγάλο πλήθος των αισθητήρων μπορεί να λάβει σήμα σχεδόν από όλες τις συσπάσεις των μυών. Επίσης, οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν για την αναγνώριση είναι:

- a. Support Vector Machine (SVM)
- b. Linear Discriminant Analysis (LDA)

1.2 Δομή της Εργασίας

Η συγκεκριμένη μεταπτυχιακή εργασία ουσιαστικά αποτελεί συμπλήρωμα των προηγούμενων, διότι:

1. Αναγνωρίζει τις 4 κινήσεις του καρπού, με την ίδια διάταξη, όπως στην εργασία του Παπαστεφανάκη, με την επέκταση ότι η βάση δεδομένων των sEMG δημιουργείται για 2 Υποκείμενα αντί 1 και η μέθοδος αναγνώρισης είναι η PCA, αντί τα διαστήματα τάσης. Επίσης, ελέγχεται αν η αναγνώριση γίνεται και με εκπαίδευση από διαφορετικό άτομο (Inter-Subject).
2. Συγκρίνει την αναγνώριση με διαφορετικές διατάξεις τοποθέτησης ηλεκτροδίων στον πήχη:
 - a. 4 Διπολικά ηλεκτρόδια σε συγκεκριμένους μύες.
 - b. 10 Διπολικά ηλεκτρόδια (8 γύρω από τον αγκώνα και 2 σε συγκεκριμένους μύες).
 - c. 40 Μονοπολικά Ηλεκτρόδια ισοκατανεμημένα στην περιοχή του πήχη.
3. Συγκρίνει την αναγνώριση με διαφορετικούς τρόπους εκπαίδευσης του αλγορίθμου:
 - a. Εκπαίδευση με 5 πρώτες επαναλήψεις.
 - b. Εκπαίδευση με 9 επαναλήψεις από τις 10 με όλους τους συνδυασμούς.
 - c. Εκπαίδευση με 26 Υποκείμενα από τα 27 με όλους τους συνδυασμούς.

ενώ στις εργασίες των Σαψάνη Χρήστου [2], Manfredo Atzori, Arjan Gijsberts [3], [4] και Yue Wei, Yanjuan Geng [5] γίνεται σύγκριση μεθόδων αναγνώρισης LDA, PCA, Neutral Networks κλπ.

Η συγκεκριμένη εργασία δομείται ως εξής:

Στο Κεφάλαιο 1 γίνεται βιβλιογραφική αναφορά σε εργασίες που έχουν σχέση με την αναγνώριση Χειρονομιών και κινήσεων του καρπού από Επιφανειακά Ηλεκτρομυογραφήματα (sEMG) από την περιοχή του πήχη.

Στο Κεφάλαιο 2 γίνεται αναφορά στην ανατομία των μυών και του πήχη με έμφαση στη θέση των μυών πάνω στον πήχη.

Στο Κεφάλαιο 3 γίνεται εξήγηση της λειτουργίας των Ηλεκτρομυογραφημάτων ξεκινώντας από τη σύσταση των μυϊκών κοττάρων και καταλήγοντας στους αισθητήρες ενίσχυσης των μυϊκών σημάτων.

Στο Κεφάλαιο 4 αναλύονται κάποια μεγέθη Στατιστικής και μαθηματικοί όροι, όπως Διαγωνοποίηση, Διακύμανση, Συνδιακύμανση κλπ., τα οποία είναι απαραίτητα για την κατανόηση της επεξεργασίας των Ηλεκτρομυογραφημάτων.

Στο Κεφάλαιο 5 γίνεται εκτενής μελέτη και εξήγηση της μεθόδου της Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA) χρησιμοποιώντας την μαθηματικής της απόδειξη και διάφορα παραδείγματα. Επίσης, για καλύτερη κατανόηση της μεθόδου γίνονται και παραδείγματα μελέτης κυκλωμάτων και εξαγωγή των εξισώσεων που διέπουν τα φυσικά μεγέθη με τη χρήση μετρήσεων (Data-Driven Modeling), χωρίς τη χρήση των νόμων που περιγράφουν τα κυκλώματα.

Στο Κεφάλαιο 6 γίνεται αναγνώριση χειρονομιών με βάση το πείραμα που έγινε με το ερευνητικό πρόγραμμα Ninapro. Με αυτό το πείραμα δημιουργήθηκε η βάση δεδομένων Ninapro η οποία περιλαμβάνει συγκεκριμένο πλήθος ηλεκτρομυογραφημάτων τα οποία αντιστοιχούν στην δραστηριότητα των μυών του πήχη κατά την διάρκεια επιτηδευμένων κινήσεων των χεριών. Αναλυτικότερα, 27 υγιή άτομα (Υποκείμενα) πραγματοποιούν 52 διαφορετικές χειρονομίες (από 10 επαναλήψεις) το κάθε ένα. Στα Υποκείμενα έρευνας έχουν καταγραφεί προσωπικά δεδομένα όπως Βάρος, Ύψος, Ηλικία, Φύλο, Πλευρικότητα (Δεξιοχειρία ή Αριστεροχειρία). Δέκα αισθητήρες λαμβάνουν τα ηλεκτρομυογραφήματα με τους οκτώ να είναι ομοιόμορφα τοποθετημένοι στην περιοχή του πήχη κοντά στον αγκώνα, σε ίσες αποστάσεις, ένας στο μυ Εκτείνων των δακτύλων και ένας στον Κάμπτορα τον καρπό. Δηλαδή υπάρχουν 10 αισθητήρες, αντί 4 όπως τις προηγούμενες εργασίες, εκ των οποίων οι 2 είναι τοποθετημένοι προσεκτικά σε συγκεκριμένους μύες και οι 8 είναι τοποθετημένοι γύρω από τον αγκώνα σε ίσες αποστάσεις. Η αναγνώριση γίνεται με εφαρμογή της PCA με διάφορους τρόπους εκπαίδευσης του αλγορίθμου και ελέγχου της αναγνωρισιμότητας πχ εκπαίδευση και αναγνώριση στο ίδιο ή σε διαφορετικό Υποκείμενο εκπαίδευση με διάφορες επαναλήψεις από τις 10 κλπ. Επίσης, αναγνωρίζονται ξεχωριστά και τέσσερις κινήσεις του καρπού, οι οποίες μέρος των 52 χειρονομιών, ώστε να συγκριθεί το ποσοστό αναγνώρισης με άλλη διάταξη λήψης Ηλεκτρομυογραφημάτων που περιγράφεται στο Κεφάλαιο 7. Τέλος, γίνεται συσχέτιση του ποσοστού αναγνωρισιμότητας με το Δείκτη Μάζας Σώματος που προκύπτει από τα χαρακτηριστικά των Υποκειμένων.

Στο Κεφάλαιο 7 περιγράφεται η πειραματική διαδικασία για τη λήψη των Επιφανειακών Ηλεκτρομυογραφημάτων που έγινε στο Εργαστήριο Συστημάτων Ελέγχου και Ρομποτικής του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου, δίνοντας ιδιαίτερη έμφαση ώστε η θέση των αισθητήρων να είναι ακριβώς πάνω στους μύες. Αναπτύσσεται λοιπόν μια βάση δεδομένων από Ηλεκτρομυογραφήματα του πήχη που αντιστοιχούν στη μυϊκή δραστηριότητα 4^{ov} μόνο μυών κατά τη διάρκεια των 4^{ov} κινήσεων του καρπού, που είναι ίδιες με αυτές που αναγνωρίστηκαν στο Κεφάλαιο 6. Σκοπός είναι να ελεγχθεί η αναγνωρισιμότητα των 4^{ov} κινήσεων με λιγότερους αισθητήρες, αλλά προσεκτικά τοποθετημένους.

Στο Κεφάλαιο 8 γίνεται μια σύντομη ανασκόπηση όλης της εργασίας και παρατίθενται κάποιες προτάσεις που αξίζει να ερευνηθούν δίνοντας κίνητρο στους νέους ερευνητές στον τομέα της αναγνώρισης χειρονομιών.

Κεφάλαιο 2

Ανθρώπινος πήχης

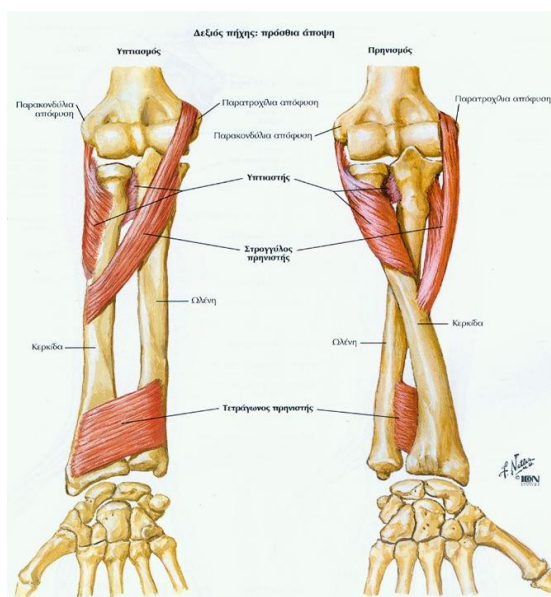
Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται περιγραφή της ανατομίας του πήχη, μια και με αυτόν έχουν να κάνουν τα πειράματα που ακολουθούν στα επόμενα κεφάλαια. Πήχης ή Αντιβράχιο (Antebrachium) είναι το τμήμα του ανθρώπινου άνω άκρου από τον αγκώνα έως τον καρπό. Το μέσο μήκος του είναι 0.65 cm. Συνδέεται με τον βραχίονα με την άρθρωση του αγκώνα και με το χέρι με την άρθρωση του καρπού, όπως φαίνεται στην Εικόνα 1 [7].



Εικόνα 1: Πήχης ή Αντιβράχιο

2.1 Ανατομία ανθρώπινου πήχη

Στον πήχη υπάρχουν δύο οστά, η κερκίδα (radius) και η ωλένη (ulna). Η κερκίδα ενώνεται με τον καρπό από τη μεριά του αντίχειρα (pollicis) ενώ η ωλένη ενώνεται με τον καρπό από τη μεριά του μικρού δακτύλου (digit minimi). Τα δύο αυτά οστά συνδέονται μεταξύ τους με το μεσόστεο υμένα και με τις άνω και κάτω κερκιδωωλένιες αρθρώσεις που φαίνονται στην Εικόνα 2 [2]. Η ωλένη είναι λίγο μεγαλύτερη από την κερκίδα, αλλά κερκίδα συμβάλλει περισσότερο στις κινήσεις του καρπού και των δακτύλων. Επίσης radius στα λατινικά είναι η ακτίνα. Δεν είναι λοιπόν τυχαίο, ότι ο πήχης περιστρέφεται γύρω από την κερκίδα.



Εικόνα 2: Οστά του Πήχη

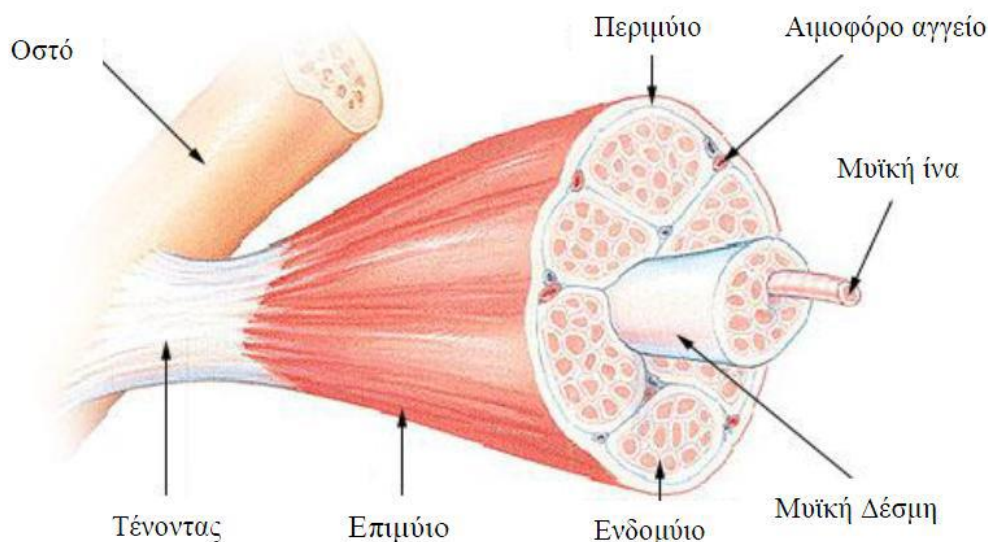
2.2 Δομή σκελετικού μυός

Το ανθρώπινο σώμα περιέχει περίπου 600 μύες και αποτελούν τα 2/5 του βάρους του. Οι μύες με βάση τη δομή τους, τις συστατικές ιδιότητες και τους μηχανισμούς ελέγχου τους, διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες τους:

1. Σκελετικούς
2. Λείους και
3. Καρδιακούς.

Οι σκελετικοί μύες ενώνονται με τα οστά και σκοπός τους είναι να κινούν και να στηρίζουν τον ανθρώπινο σκελετό. Αυτό επιτυγχάνεται με τη συστολή και τη διαστολή τους, οι οποίες γίνονται σχεδόν πάντα κατά την εκούσια θέληση του ανθρώπου.

Οι σκελετικοί μύες συνδέονται με τα οστά μέσω των τενόντων, τα οποία είναι δεμάτια κολλαγόνων ινών, και βρίσκονται στα άκρα κάθε μυός. Έτσι, κάθε φορά που συστέλλεται ο μυς μικραίνει το μήκος του και έλκει προς το μέρος του το οστό με το οποίο είναι συνδεδεμένος μέσω του τένοντα και επιτυγχάνεται η κίνηση του οστού [1].

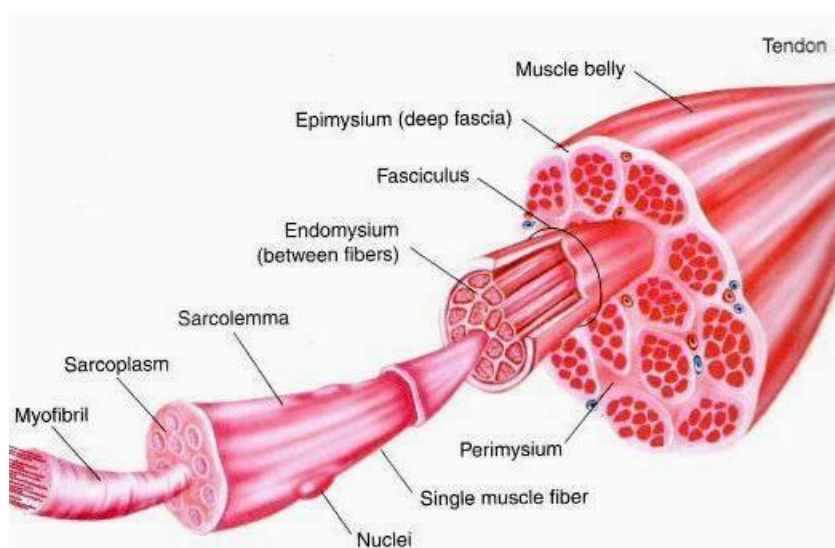


Εικόνα 3: Στοιχεία του Μυ

Ο σκελετικός μυς αποτελείται κυρίως από τις μυϊκές δέσμες και αυτές με τη σειρά τους από επιμηκυσμένα κύτταρα, τις μυϊκές ίνες (muscle fibers). Ο χώρος ανάμεσα στις μυϊκές ίνες, συμπεριλαμβανομένων και των μυϊκών δεσμών, καλύπτεται από συνδετικούς ιστούς που ονομάζεται ενδομύριο. Οι μυϊκές δέσμες καλύπτονται από ένα συνδετικό ιστό, που ονομάζεται περιμύριο. Επίσης, επιμύριο ονομάζεται και το μεγαλύτερο επίστρωμα που καλύπτει ολόκληρο το μυ. Το επιμύριο καλύπτεται από ένα συνδετικό ιστό (fascia) σε μορφή ταινίας, η οποία ξεχωρίζει τους μύες. Ο συνδετικός ιστός επειδή συγκεντρώνει τις μυϊκές ίνες μέσα του, επιτρέπει και την ύπαρξη χώρου για τα αιμοφόρα αγγεία και νευρικά κύτταρα [2]. Τα στοιχεία του σκελετικού μυ φαίνονται στην Εικόνα 3 [2].

Τα τμήματα της μυϊκής ίνας είναι το σαρκείλημα, το σαρκόπλασμα, το σαρκοπλασματικό δίκτυο και τα μυοϊνίδια και απεικονίζονται στην Εικόνα 4 [1].

1. *Σαρκείλημα*: Η κυτταρική μεμβράνη της μυϊκής ίνας.
2. *Σαρκομέριο ή Σαρκόπλασμα*: Το κυτόπλασμα της μυϊκής ίνας που περιβάλλει τα μυοϊνίδια.
3. *Ενδοπλασματικό ή Σαρκοπλασματικό δίκτυο*: το δίκτυο που ενθυλακώνει τα μυοϊνίδια. Το ένα μέρος του περιβάλλει τη ζώνη Α και το άλλο μέρος του δικτυώνει τη ζώνη Ι.
4. *Μυοϊνίδια (Μυϊκό ινίδιο)*: Κυλινδρικές δέσμες διαμέτρου 1-2 μm που εκτείνονται από τη μια άκρη της ίνας σε μια άλλη και αποτελούν το μεγαλύτερο μέρος του σαρκοπλάσματος. Το βασικό τμήμα του μυοϊνιδίου είναι το σαρκομέριο. Κάθε ένα μυϊκό ινίδιο συντίθεται από παχιά, αποτελούμενα από μυοσίνη (πρωτεΐνη διαστολής), και λεπτά νημάτια, αποτελούμενα από την ακτίνη (πρωτεΐνη διαστολής) και άλλες δύο ακόμη πρωτεΐνες, την τροπονίνη και τροπομυοσίνη. Όλα αυτά τα νήματα τοποθετούνται με επαναλαμβανόμενο τρόπο κατά μήκος του και συνθέτουν το μυϊκό ινίδιο.



Εικόνα 4: Αναλυτική απεικόνιση των δομικών στοιχείων ενός μυ

2.3 Μύες στη περιοχή του πήχη

Οι μύες του αντιβραχίου, αναλόγως το που βρίσκονται διακρίνονται σε παλαμιαίοι και ραχιαίοι [2].

1. Παλαμιαίοι μύες αντιβραχίου: Ταξινομούνται σε δύο υποομάδες, επιφανειακοί και βαθιοί μύες.

a. *Επιφανειακοί*: Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν οι μύες: στρογγυλός πρηνιστής μυς, κερκιδικός καμπτήρας μυς του καρπού, μακρός παλαμιαίος μυς, ωλένιος καμπτήρας μυς του καρπού και επιπολής καμπτήρας μυς των δακτύλων. Οι μύες αυτής της ομάδας προέρχονται από την έσω επικόνδυλο του βραχιονίου με κοινό τένοντα. Λαμβάνουν πρόσθετες ίνες από τη βαθιά περιτονία του αντιβραχίου κοντά στον αγκώνα και από τα διαφράγματα, τα οποία περνούν από αυτή την περιτονία μεταξύ των μεμονωμένων μυών.

i. *Ο στρογγυλός πρηνιστής μυς (Pronator teres)*. Ο στρογγυλός πρηνιστής μυς αποτελείται από δύο κεφαλές προέλευσης. Η κεφαλή βραχιονίου που είναι και η μεγαλύτερη, εκφύεται από το βραχιόνιο οστό βρίσκεται επιφανειακά, ενώ η κεφαλή ωλένιου είναι μια λεπτή δεσμίδα ο οποία εκφύεται από το οστό της ωλένης. Τέλος ο μυς καταφύεται στο κερκιδικό οστό.

ii. *Ο κερκιδικός καμπτήρας μυς του καρπού (Flexor carpi radialis)*. Ο κερκιδικός καμπτήρας του καρπού μυς βρίσκεται στην εσωτερική πλευρά του προηγούμενου μύος, εκφύεται από το βραχιόνιο οστό και την περιτονία του πήχη και καταφύεται στη βάση του δεύτερου και τρίτου μετακαρπίου.

iii. *Ο μακρός παλαμιαίος μυς (Palmaris longus)*. Ο μακρός παλαμικός μυς εκφύεται από την παρατροχίλια απόφυση και την περιτονία του πήχη και καταφύεται στην παλαμιαία απονεύρωση του χεριού.

iv. *Ο ωλένιος καμπτήρας μυς του καρπού (Flexor carpi ulnaris)* Ο ωλένιος καμπτήρας του καρπού μυς εκφύεται με δύο κεφαλές, τη βραχιόνια από την παρατροχίλια απόφυση και την ωλένια από την ωλένη και καταφύεται στα οστά του καρπού.

v. *Ο επιπολής καμπτήρας μυς των δακτύλων (Flexor digitorum sublimis)* Ο επιπολής καμπτήρας των δακτύλων μυς βρίσκεται κάτω από τον προηγούμενο μυ και είναι ο μεγαλύτερος μυς της επιφανειακής ομάδας. Εκφύεται από τρεις κεφαλές οι οποίες βρίσκονται στο βραχιόνιο οστό, στην ωλένη και στην κερκίδα και καταφύεται στα οστά του καρπού.

b. *Βαθιοί*: Σε αυτή την κατηγορία ανήκουν οι μύες: εν τω βάθει καμπτήρας μυς των δακτύλων, μακρός καμπτήρας μυς αντίχειρα και τετράγωνος πρηνιστής μυς.

i. *Ο εν τω βάθει καμπτήρας μυς των δακτύλων (Flexor digitorum profundus)* Ο Εν τω βάθει καμπτήρας των δακτύλων μυς εκφύεται κατά μήκος του ωστού της ωλένης και καταφύεται μέσα στα οστά του καρπού διαιρούμενος σε 4 μέρη.

ii. *Ο μακρός καμπτήρας μυς αντίχειρα (Flexor pollicis longus)* Ο μακρός καμπτήρας του αντίχειρα μυς εκφύεται κατά μήκος του οστού της κερκίδας και της μεμβράνης του μεσόστεου και καταφύεται στη βάση της περιφεριακής φάλαγγας του αντίχειρα.

- iii. Ο τετράγωνος πρηνιστής μυς (*Pronator quadratus*) Ο τετράγωνος πρηνιστής μυς εκφύεται από το κάτω μέρος και κατά μήκος του οστού της κερκίδας και της ωλένης και καταφύεται στο τέλος των οστών της κερκίδας και της ωλένης πριν τα οστά του καρπού.

2. Ραχιαίοι μύες αντιβραχίου. Και αυτοί χωρίζονται σε Επιφανειακούς και Βαθιούς Μύες:

a. Επιφανειακοί:

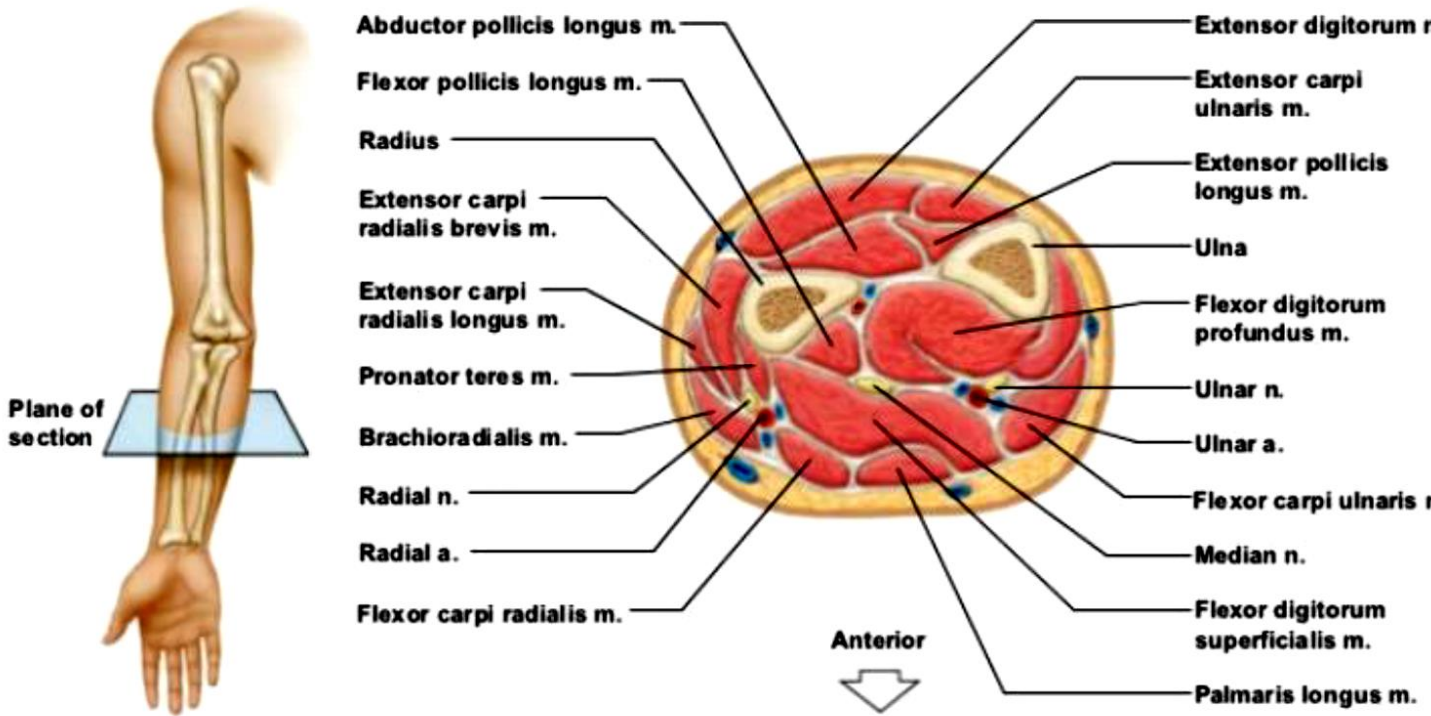
- i. Ο βραχιονοκερκιδικός μυς (*Brachioradialis*) Ο βραχιονοκερκιδικός μυς είναι ο πιο επιφανειακός μυς στην κερκιδική πλευρά του πήχη, μυς εκφύεται από το βραχιόνιο οστό και καταφύεται στη κερκίδα.
- ii. Ο μακρός κερκιδικός εκτείνων μυς του καρπού (*Extensor carpi radialis longus*) Ο Μακρός κερκιδικός εκτείνων των καρπό μυς εκφύεται από το κατώτερο σημείο του βραχιόνιου οστού και καταφύεται στο δεύτερο μετακάρπιο οστό, στην κερκιδική πλευρά του.
- iii. Ο βραχύς κερκιδικός εκτείνων μυς του καρπού (*Extensor carpi radialis brevis*) Ο βραχύς κερκιδικός εκτείνων τον καρπό μυς εκφύεται από το βραχιόνιο οστό και εισέρχεται μέσα στη ραχιαία επιφάνεια της βάσης του τρίτου μετακάρπιου οστού, στην κερκιδική πλευρά του.
- iv. Ο εκτείνων τους δακτύλους μυς (*Extensor digitorum communis*) Ο εκτείνων τους δακτύλους μυς εκφύεται από την παρακονδύλια απόφυση και από την περιτονία του πήχη και καταφύεται στους τέσσερις τελευταίους δακτύλους.
- v. Ο εκτείνων το μικρό δάκτυλο μυς (*Extensor digiti minimi*) Ο εκτείνων το μικρό δάκτυλο μυς εκφύεται από το ενδομυϊκό διάφραγμα γειτονικών μυών και καταφύεται στην πρώτη φάλαγγα του μικρού δακτύλου.
- vi. Ο ωλένιος εκτείνων τον καρπό μυς (*Extensor carpi ulnaris*) Ο ωλένιος εκτείνων τον καρπό μυς εκφύεται από την παρακονδύλια απόφυση, από την περιτονία του πήχη και το μεσομύιο διάφραγμα και καταφύεται στη βάση του πέμπτου μετακάρπιου.
- vii. Ο αγκωνιαίος μυς (*anconeus*) Ο αγκωνιαίος μυς εκφύεται από το βραχιόνιο οστό και καταφύεται στην ωλένη.

b. Βαθιοί:

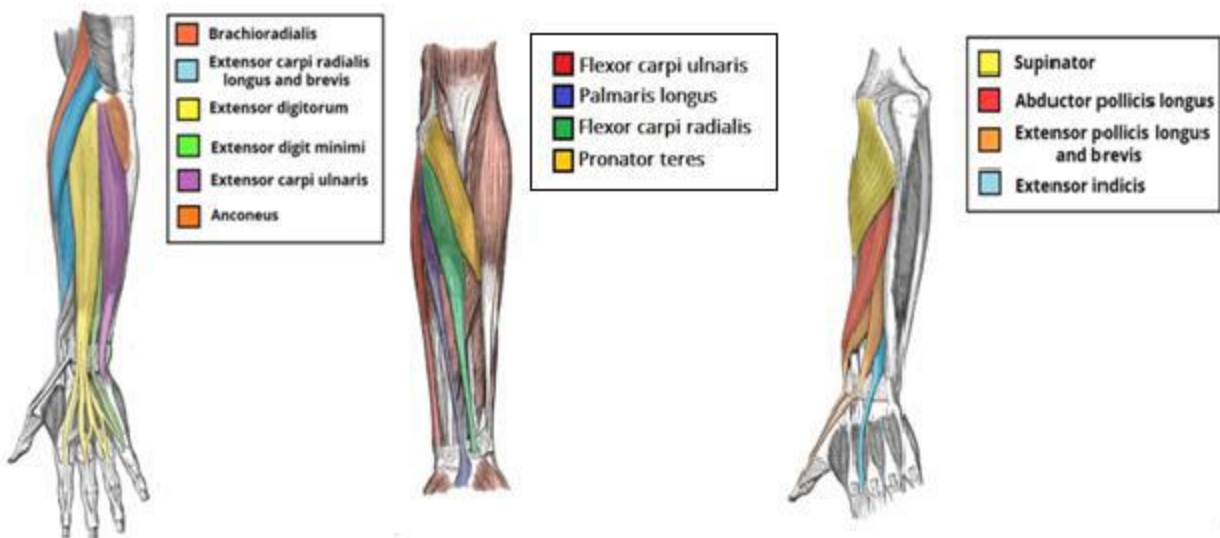
- i. Ο υπτιαστής μυς (*Supinator*) Ο υπτιαστής μυς εκφύεται πλευρικά από το βραχιόνιο οστό και την ωλένη και καταφύεται στις πλευρικές επιφάνειες της κερκίδας.
- ii. Ο μακρός απαγωγός μυς του αντίχειρα (*Abductor pollicis longus*) Ο μακρός απαγωγός του αντίχειρα εκφύεται από το πλευρικό τμήμα της ραχιαίας επιφάνειας της ωλένης και το μεσόστυο και καταφύεται στη βάση του πρώτου μετακαρπίου οστού.
- iii. Ο βραχύς εκτείνων μυς του αντίχειρα (*Extensor pollicis brevis*) Ο βραχύς εκτείνων του αντίχειρα μυς εκφύεται από τη ραχιαία επιφάνεια του σώματος της κερκίδας και καταφύεται μέσα στη βάση της πρώτης φάλαγγας του αντίχειρα.
- iv. Ο μακρός εκτείνων μυς του αντίχειρα (*Extensor pollicis longus*) Ο μακρός εκτείνων του αντίχειρα μυς εκφύεται στη ραχιαία επιφάνεια του σώματος της ωλένης και από τη μεμβράνη του μεσόστυου και καταφύεται στη βάση της τελευταίας φάλαγγας του αντίχειρα.

- v. Ο εκτεινων το δείκτη μυς (*Extensor indicis proprius*) Ο εκτεινων το δείκτη μυς εκφύεται από τη ραχιαία επιφάνεια του σώματος της ωλένης και από τη μεμβράνη του μεσόστεου και καταφύεται στο δεύτερο μετακάρπιο οστό.

Οι μύες που περιεγράφηκαν εικονίζονται στις Εικόνες 5 [1], όπου φαίνονται σε τομή και στην Εικόνα 6 [1], όπου φαίνονται σε 3 όψεις.



Εικόνα 5: Εγκάρσια τομή Πήχη



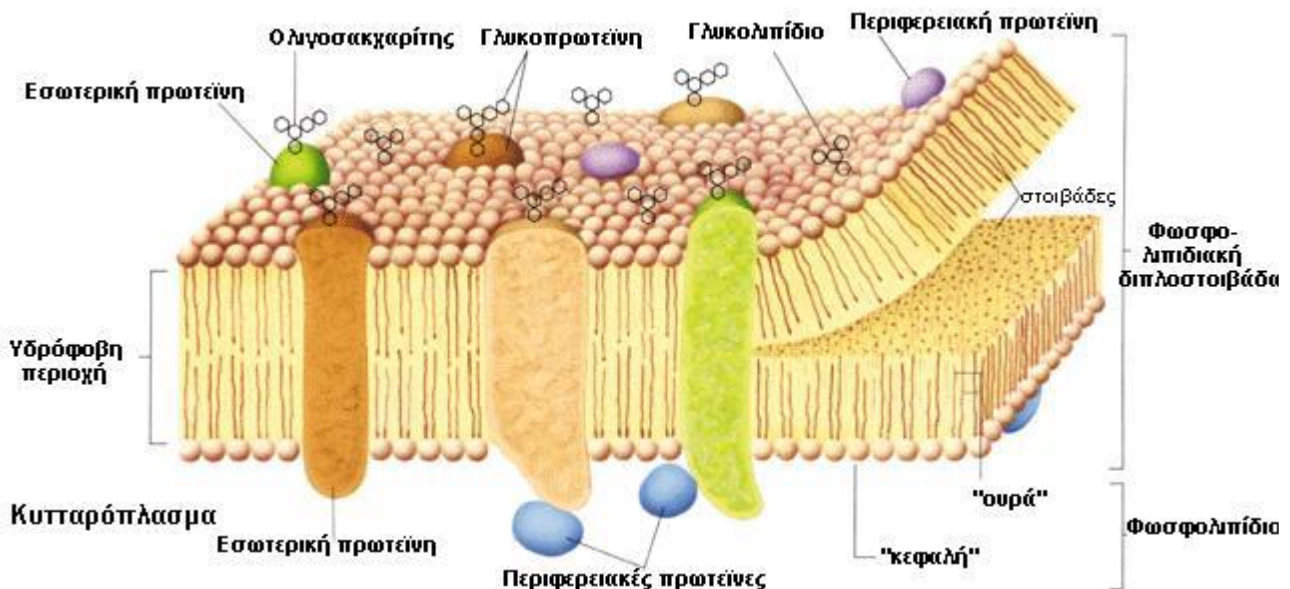
Εικόνα 6: Μύες Πήχη σε τρεις όψεις

Κεφάλαιο 3 Ηλεκτρομυογραφία

Σε αυτό το κεφάλαιο γίνεται περιγραφή της εξαγωγής του Ηλεκτρομυογραφήματος, δηλαδή της διαδικασίας παραγωγής του δυναμικού από τα μυϊκά κύτταρα κατά τη διάρκεια μιας κίνησης, όπου γίνεται σύσπαση του μυός που συνεισφέρει στην κίνηση.

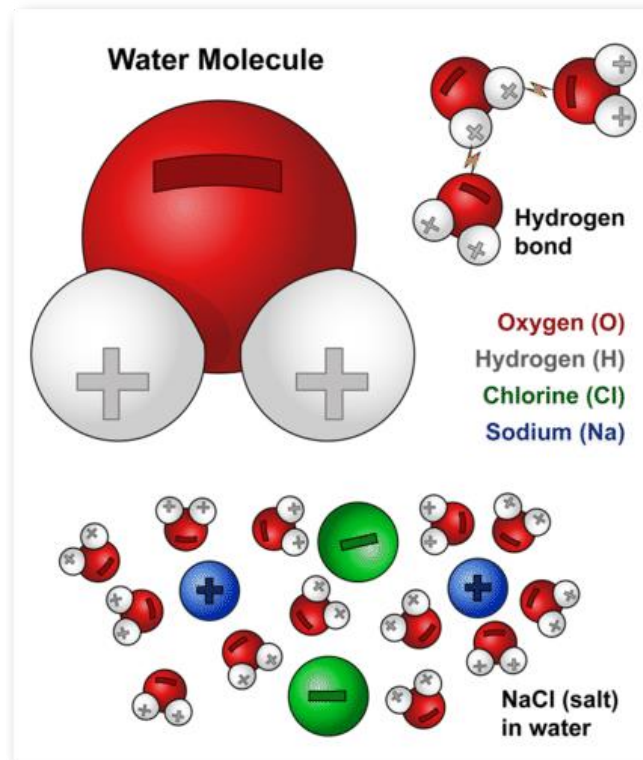
3.1 Η Κυτταρική Μεμβράνη

Η Κυτταρική Μεμβράνη (Εικόνα 7 [10]) είναι ένα στρώμα αποτελούμενο από φωσφορολιπίδια (42%) περιβάλλει το κύτταρο, πρωτεΐνες (55%) και υδατάνθρακες (3%) που περιβάλλει ολόκληρο το κύτταρο. Τα φωσφορολιπίδια έχουν υδρόφιλη κεφαλή και υδροφοβική ουρά [10].



Εικόνα 7: Κυτταρική Μεμβράνη Μυός

Έτσι η κεφαλή μπορεί να έλκει μόρια νερού, που λόγω του σχήματός του και για ηλεκτροστατικούς και λόγους μεταφέρει θετικά ιόντα, όπως φαίνεται στην Εικόνα 8 [30].



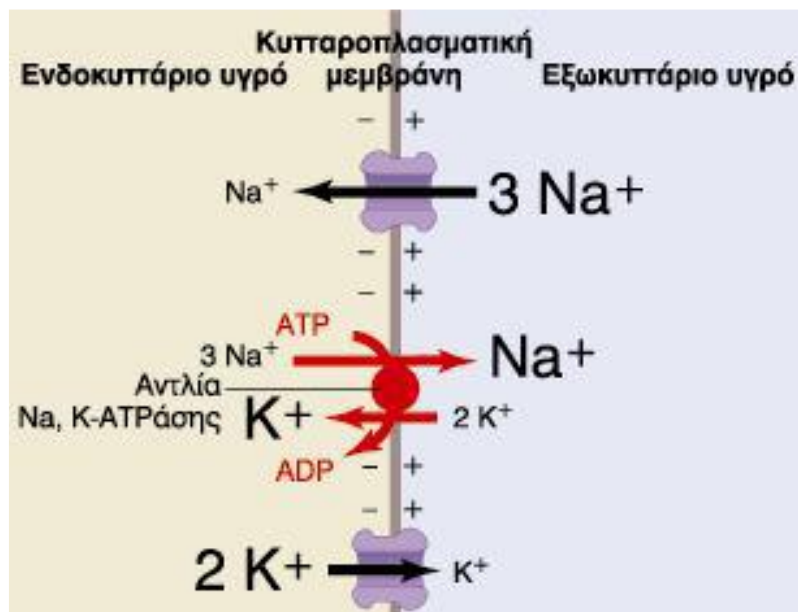
Εικόνα 8: Χλωριούχο Νάτριο NaCl διαλυμένο σε νερό H₂O

Οι πρωτεΐνες της κυτταρικής μεμβράνης διακρίνονται σε περιφερειακές και διαμεμβρανικές. Οι περιφερειακές δεν διαπερνούν ολόκληρη την κυτταρική μεμβράνη, αλλά βρίσκονται είτε στο εξωτερικό είτε στο εσωτερικό της μέρους.

Οι διαμεμβρανικές πρωτεΐνες είναι αυτές που κυρίως μας ενδιαφέρουν, διότι σχετίζονται με τα ηλεκτρομυογραφήματα. Αυτές διαπερνούν την κυτταρική μεμβράνη και αποτελούν διαύλους ή αντλίες μετακίνησης ιόντων από τον ενδοκυττάριο χώρο προς τον εξωκυττάριο και αντιστρόφως [10].

3.2 Το Δυναμικό Ηρεμίας

Σε όλα τα κύτταρα του οργανισμού επικρατεί μια διαφορά δυναμικού μεταξύ του εσωτερικού και του εξωτερικού της κυτταρικής μεμβράνης, και υπεύθυνη γι' αυτό είναι μια διαμεμβρανική πρωτεΐνη [29] που λειτουργεί κυκλικά ως αντλία ιόντων $\text{Na}^+ - \text{K}^+$, βασισμένη στο φαινόμενο της υδρόλυσης ATP σε ADP. Καθώς γίνεται η υδρόλυση η πρωτεΐνη επιτρέπει την είσοδο δύο ιόντων K^+ μέσα στο κύτταρο και την έξοδο τριών ιόντων Na^+ από το κύτταρο. Επειδή κάθε ένα Na^+ έχει ίδιο φορτίο με κάθε ένα K^+ , είναι προφανές ότι με την πάροδο του χρόνου το δυναμικό έξω από το κύτταρο θα μεγαλώνει σε σχέση με το δυναμικό εντός του κυττάρου (Εικόνα 9 [27]). Η αντλία αυτή σταματάει όταν το δυναμικό αυτό γίνει από -40mV έως -90mV και το οποίο ονομάζεται και δυναμικό ηρεμίας. Η άντληση των ιόντων $\text{Na}^+ - \text{K}^+$, διαρκεί περίπου 10 ms και καθιστά την κυτταρική μεμβράνη πολωμένη. Το δυναμικό ηρεμίας εμφανίζεται αρνητικό, διότι είναι το δυναμικό εσωτερικά του κυττάρου σε σχέση με το δυναμικό εντός του κυττάρου που θεωρείται μηδέν [27].



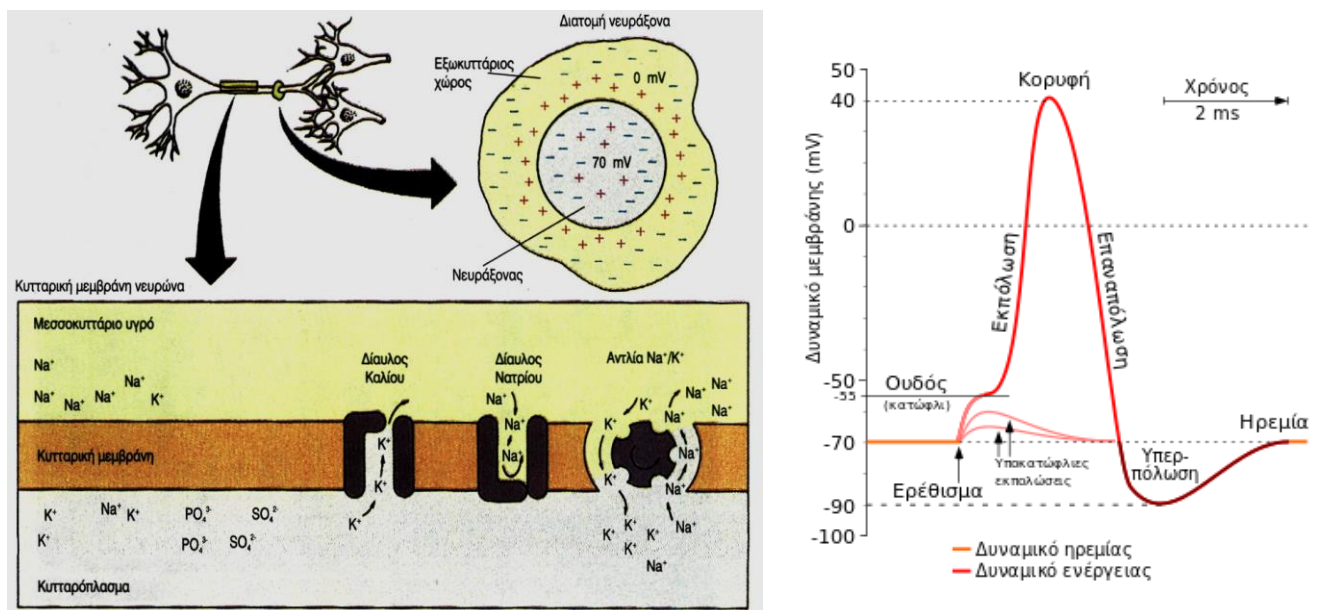
Εικόνα 9: Μεταφορά ιόντων από την Κυτταροπλασματική Μεμβράνη

3.4 Το Δυναμικό Δράσης

Όταν ο εγκέφαλος δώσει εντολή για κάποια κίνηση μεταφέρεται δυναμικό (ερέθισμα) μέσω των νεύρων στα μυϊκά κύτταρα. Σε αυτή την περίπτωση τα μυϊκά και νευρικά κύτταρα έχουν την επιπλέον ιδιότητα να παράγουν μία τάση (Δυναμικό Δράσης) η οποία μεταφέρεται κατά μήκος της μεμβράνης τους όταν δεχτούν κάποιο ερέθισμα η οποία λαμβάνει χώρα σε 3 στάδια: Εκπόλωση, Υπερπόλωση και Επαναπόλωση.

1. Εκπόλωση. Όταν το ερέθισμα ξεπεράσει ένα ορισμένο κατώφλι δυναμικού, που σημαίνει ότι έχει δοθεί εντολή από τον εγκέφαλο, μια πρωτεΐνη, η οποία λειτουργεί ως διάυλος ιόντων Na^+ (voltage gated Na^+ channel) επιτρέπει να περάσουν κατιόντα Na^+ στον ενδοκυττάριο χώρο. Αποτέλεσμα αυτού είναι να αυξηθεί το δυναμικό ηρεμίας που αρχικά είναι αρνητικό. Το δυναμικό από -70mV (κατά μέσο όρο) που ήταν θα γίνει περίπου $+40\text{mV}$. Αυτό το φαινόμενο ονομάζεται Εκπόλωση.
2. Υπερπόλωση. Όταν ολοκληρωθεί η εκπόλωση κλείνει ο διάυλος ιόντων Na^+ και ανοίγει ένας άλλος διάυλος ιόντων K^+ (voltage gated K^+ channel) που είναι πάλι μία πρωτεΐνη. Αυτή μεταφέρει κατιόντα K^+ από τον ενδοκυττάριο προς τον εξωκυττάριο χώρο μειώνοντας πάλι το δυναμικό. Αυτό το φαινόμενο ονομάζεται επαναπόλωση. Η επαναπόλωση είναι τόσο γρήγορη που τις περισσότερες φορές μειώνει το δυναμικό, ώστε να γίνει μικρότερο και από την αρχική του τιμή (Υπερπόλωση).
3. Επαναπόλωση. Σε αυτή την περίπτωση ανοίγει πάλι η αντλία $\text{Na}^+ - \text{K}^+$ εξισορροπώντας τα Na^+ και K^+ μέσα και έξω από το κύτταρο και επαναφέροντας το στη αρχική του κατάσταση.

Ο μηχανισμός Εκπόλωσης, Επαναπόλωσης και Υπερπόλωσης φαίνεται στην Εικόνα 10 [27].



Εικόνα 10: Αριστερά Μηχανισμός μεταφοράς ιόντων μέσω των πρωτεϊνών. Δεξιά Μεταβολή του Δυναμικού κατά τη μεταφορά ιόντων

3.5 Καταγραφή Ηλεκτρομυϊκών σημάτων

Το δυναμικό δράσης που αναπτύσσεται στους σκελετικούς μύες κατά τη διέγερσή τους, δηλαδή τη συστολή τους και κατ' επέκταση τη δύναμη που προσδίδει στο οστό στο οποίο προσφύεται, μπορεί να μετρηθεί ή και να καταγραφεί με την παρακάτω διάταξη:



Σχήμα 1: Διάταξη καταγραφής EMG

Τα ηλεκτρόδια επαφής έχουν καθοριστικό ρόλο στην καταγραφή του σήματος και ορίζουν την τεχνική καταγραφής του σήματος [1]. Αυτά διακρίνονται σε:

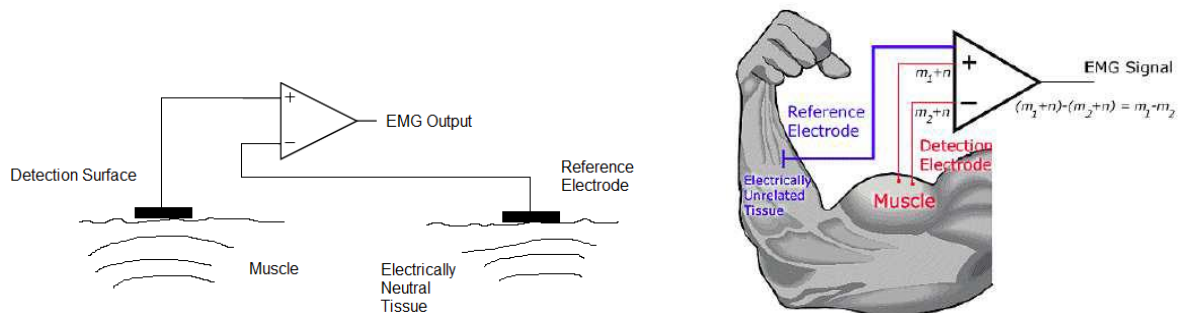
1. Ενδομυϊκά ή Βάθους. Τα ενδομυϊκά ηλεκτρόδια είναι βελόνες από ανοξείδωτο ατσάλι μονωμένες εκτός από την άκρη τους, οι οποίες διεισδύονται στο εσωτερικό του για τη μέτρηση του δυναμικού του μύος (Εικόνα 7 Α [2]).
2. Επιφανειακά. Τοποθετούνται στην επιφάνεια του μύος αφού πρώτα καθαριστεί το σημείο επαφής με κάποιο αλκοολούχο διάλυμα για να απομακρυνθούν τα νεκρά κύτταρα από το δέρμα. Αυτά διακρίνονται σε δύο κατηγορίες:
 - a. Παθητικά ηλεκτρόδια. Τα παθητικά ηλεκτρόδια είναι ένας αυτοκόλλητος δίσκος με έναν μικρότερο αγωγίμο δίσκο στο κέντρο και ένα αγωγίμο υψηλό ιξώδους τζελ (gel), ώστε με την τοποθέτησή τους στην επιφάνεια του δέρματος να κάνει καλή επαφή και να ανιχνεύει την ηλεκτρική δραστηριότητα των μυών (Εικόνα 7 Β [31]).
 - b. Ενεργητικά ηλεκτρόδια. Τα Ενεργητικά ηλεκτρόδια είναι όπως και τα παθητικά, αλλά συνήθως μικρότερης επιφάνειας επαφής τα οποία έχουν ήδη προσαρμοσμένο επάνω τους ένα κύκλωμα προενίσχυσης. Κατά συνέπεια τα ενεργητικά ηλεκτρόδια δε χρειάζονται κάποια προετοιμασία του δέρματος πριν τη χρήση. Γι' αυτό ονομάζονται και ξηρά ηλεκτρόδια (Εικόνα 7 Γ [1]).



Εικόνα 6: Ηλεκτρόδια EMG. Αριστερά Ενδομυϊκά, Μέση Παθητικά, Δεξιά Ενεργητικά

Τα ηλεκτρόδια όλων των κατηγοριών (παθητικά, ενεργητικά, βάθους και επιφανειακά) διακρίνονται σε τρεις κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο τοποθέτησής τους πάνω στο μυ: μονοπολικά, διπολικά και πολλαπλά ηλεκτρόδια.

1. Μονοπολικά. Στη μονοπολική διάταξη, όπως φαίνεται στην Εικόνα 8Α [2], χρησιμοποιούνται δύο ηλεκτρόδια, όπου το ένα τοποθετείται στο σημείο του μυός που χρειάζεται να γίνει η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας (σήμα) και το άλλο σε κάποιο ουδέτερο σημείο πάνω στο σώμα, όπου χρησιμεύει ως αναφορά (Reference Electrode), δηλαδή θεωρείται ότι έχει δυναμικό μηδέν. Αυτό το σημείο αναφοράς πρέπει να είναι πάνω στο σώμα του ανθρώπου που μελετώνται οι μύες, σε μέρος όπου δεν υπάρχουν μύες (πχ αγκώνας) και όσο το δυνατόν πιο μακριά από το σημείο καταγραφής. Προφανώς με τη συγκεκριμένη διάταξη καταγράφεται και ο θόρυβος μαζί με το σήμα.
2. Διπολικά. Στη διπολική διάταξη, όπως φαίνεται στην Εικόνα 8Β [2], χρησιμοποιούνται τρία ηλεκτρόδια. Το 1^ο ηλεκτρόδιο (Middle Electrode) τοποθετείται στο μυ που θέλουμε να καταγραφεί το σήμα, περίπου στο κέντρο του. Το 2^ο ηλεκτρόδιο (End Electrode) τοποθετείται στον ίδιο μυ με το 1^ο ηλεκτρόδιο, σε 2 έως 3 cm απόσταση από αυτό και κατά τη φορά του μυ, ώστε οι ίδιες μυϊκές ίνες που δραστηριοποιούν το 1^ο ηλεκτρόδιο να δραστηριοποιούν και το 2^ο. Το 3^ο ηλεκτρόδιο (Reference Electrode) τοποθετείται σε ηλεκτρικά ουδέτερο σημείο στο σώμα, όπως προαναφέρθηκε. Τα 2 πρώτα ηλεκτρόδια (Middle, End) οδηγούν το σήμα σε ένα διαφορικό ενισχυτή, όπου και συλλέγεται η διαφορά τους. Επειδή ο θόρυβος στα δύο ηλεκτρόδια είναι σχεδόν ίδιος, ο διαφορικός ενισχυτής τον αφαιρεί σε ικανοποιητικό βαθμό.



Εικόνα 7: Ενισχυτική διάταξη. Α Μονοπολικών Ηλεκτροδίων Β Διπολικών Ηλεκτροδίων

Κεφάλαιο 4 Στοιχεία Στατιστικής

Σε αυτό το κεφάλαιο παρατίθενται κάποιες έννοιες Στατιστικής οι οποίες είναι απαραίτητες για την κατανόηση της μεθόδου Principal Component Analysis (PCA), η οποία θα χρησιμοποιηθεί για την αναγνώριση της χειρονομίας από τα Ηλεκτρομυογραφήματα του πηχί. Τέτοιες έννοιες είναι:

- Η Διαγωνοποίηση Πινάκων.
- Η Διακύμανση (Variance) ενός φυσικού μεγέθους.
- Η Συνδιακύμανση (Covariance) δύο φυσικών μεγεθών.
- Ο Πίνακας Συνδιακύμανσης (Covariance Matrix) πολλών φυσικών μεγεθών.

4.1 Διαγωνοποίηση Τετραγωνικών Πινάκων

Ορισμός 1: Ένας τετραγωνικός πίνακας A διάστασης $n \times n$, ονομάζεται Διαγωνοποιήσιμος αν υπάρχει αντιστρέψιμος τετραγωνικός πίνακας P $n \times n$, τέτοιος ώστε ο πίνακας:

$$\Lambda = P^{-1} A P \quad (4.1.1)$$

να είναι διαγώνιος [22]. Ο πίνακας P ονομάζεται πίνακας ομοιότητας.

Έστω ένας τετραγωνικός συμμετρικός πίνακας A διαστάσεων $p \times p$. Ο πίνακας αυτός μπορεί να αναπαρασταθεί ως:

$$A = P \Lambda P^T \quad (4.1.2)$$

Η εξίσωση αυτή είναι απαραίτητη για τη μέθοδο PCA που θα μελετηθεί στο Κεφάλαιο 5 και θα χρησιμοποιηθεί για την αναγνώριση των Ηλεκτρομυογραφημάτων στα Κεφάλαια 6, 7.

Ο πίνακας Λ είναι ένας $p \times p$ διαγώνιος πίνακας όπου τα στοιχεία της διαγωνίου είναι οι ιδιοτιμές του πίνακα A , δηλαδή:

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_p \end{bmatrix}$$

και P ένας ορθογώνιος πίνακας $p \times p$ πίνακας.

Ορθογώνιος είναι ο πίνακας που ικανοποιεί την εξίσωση:

$$P^T = P^{-1}$$

όπου P^T ο Ανάστροφος του P , που σε πολλές βιβλιογραφίες συμβολίζεται με P' .

Άρα:

$$P \cdot P^T = P^T \cdot P = I$$

Παρατίθεται μια σύντομη απόδειξη για την ισοδυναμία των εξισώσεων (4.1.1) και (4.1.2).

Από την (4.1.2) έπεται:

$$A = P \Lambda P^T$$

$$\Leftrightarrow P^T A P = P^T P \Lambda P^T P$$

$$\Leftrightarrow P^T A P = P^{-1} P \Lambda P^{-1} P$$

$$\Leftrightarrow P^T A P = I \Lambda I$$

$$\Leftrightarrow P^T A P = \Lambda$$

$$\Leftrightarrow \Lambda = P^T A P$$

4.2 Διακύμανση (Variance)

Έστω $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$, ένα διάνυσμα $1 \times p$ και X_{adj} (X Adjust) το κανονικοποιημένο διάνυσμα X ως προς τον Μέσο Όρο του (μ), δηλαδή:

$X_{adj} = X - \mu$. Προφανώς το X_{adj} έχει Μέσο Όρο τιμών 0.

Το X ουσιαστικά είναι ένα φυσικό μέγεθος και τα στοιχεία του x_i είναι οι μετρήσεις που έγιναν σε αυτό.

Διάσταση $1 \times p$ στη Στατιστική σημαίνει ότι υπάρχει 1 μεταβλητή, στη συγκεκριμένη περίπτωση η X , η οποία έχει παρατηρηθεί p φορές (Snapshots)

Ορίζεται Διακύμανση σ_x^2 ή $\text{Var}(X)$ το μέγεθος:

$$\text{Var}(X) = X_{adj} \cdot X_{adj}^T / (p-1)$$

$$\Leftrightarrow \text{Var}(X) = [(x_1 - \mu)^2 + (x_2 - \mu)^2 + \dots + (x_p - \mu)^2] / (p-1)$$

Η Διακύμανση του κανονικοποιημένου διανύσματος X_{adj} εκφράζει το πόσο αποκλίνει ένα σήμα από τον Μέσο όρο του.

Αν τα δεδομένα, p σε αριθμό, τοποθετηθούν σε στήλη στο διάνυσμα X , δηλαδή το X είναι διάσταση $p \times 1$ (p παρατηρήσεις snapshots σε 1 μεταβλητή) και ισούται:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_p \end{bmatrix}$$

Η Διακύμανσή του είναι:

$$\text{Var}(X) = X_{\text{adj}}^T \cdot X_{\text{adj}} / (p-1)$$

και τα παραπάνω συμπεράσματα είναι τα ίδια.

Σημασία έχει ο πολλαπλασιασμός των διανυσμάτων των δεδομένων να γίνει:

$$\text{Γραμμή} \times \text{Στήλη (RowVector} \times \text{ColumnVector)}$$

Παράδειγμα: Υπολογισμός των Διακυμάνσεων 3^{ων} αρμονικών σημάτων για καλύτερη κατανόηση της έννοιας της Διακύμανσης. Έστω τα σήματα:

$$y_1(t) = 4\sin(2\pi 5t),$$

$$y_2(t) = 2\sin(2\pi 5t),$$

$$y_3(t) = 4\sin(2\pi 13t)$$

Το y_1 επιλέχτηκε τυχαία σαν σήμα αναφοράς, όπου έχει πλάτος 4 και συχνότητα 5Hz, αφού η γενική μορφή των αρμονικών σημάτων είναι:

$$y(t) = y_0 \sin(2\pi f t)$$

όπου y_0 το πλάτος (μέγιστη τιμή) και f η Συχνότητα του σήματος, υποθέτοντας μηδενική αρχική φάση.

Το y_2 επιλέχτηκε για να διαφέρει από το y_1 μόνο ως προς το πλάτος.

Το y_3 επιλέχτηκε για να διαφέρει από το y_1 μόνο ως προς τη συχνότητά.

Έτσι:

$$\text{Var}(y_1) = y_1 \cdot y_1^T = 8$$

$$\text{Var}(y_2) = y_2 \cdot y_2^T = 2$$

$$\text{Var}(y_3) = y_3 \cdot y_3^T = 8$$

Στο Figure 1 φαίνονται οι γραφικές παραστάσεις των 3^{ων} σημάτων y_i και οι τυπικές αποκλίσεις αυτών $\text{Var}(y_i)$

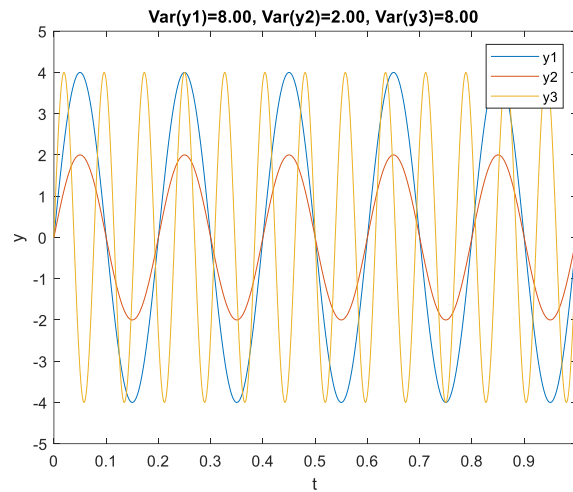


Figure 1: Παράδειγμα Διακυμάνσεων των 3^{ων} Σημάτων

Παρατηρήσεις:

1. Συγκρίνοντας το y_1 με το y_2 , φαίνεται ότι το y_1 έχει μεγαλύτερη Διακύμανση, διότι απέχει περισσότερο από το 0, επειδή έχει μεγαλύτερο πλάτος.
2. Συγκρίνοντας το y_1 με το y_3 παρατηρείται ότι έχουν την ίδια Διακύμανση, δηλαδή μια τυχαία μεταβολή στη συχνότητα δεν επηρεάζει τη Διακύμανση.

4.3 Συνδιακύμανση (Covariance)

Έστω:

$$X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p],$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_p]$$

δύο κανονικοποιημένα διανύσματα $1 \times p$ ως προς τον Μέσο Όρο τους, όπως προαναφέρθηκε.

Ο συμβολισμός X_{adj} και Y_{adj} παραλείπεται, διότι τα X, Y είναι ήδη κανονικοποιημένα.

Τα X, Y τώρα παριστάνουν δύο διαφορετικά φυσικά μεγέθη.

Ορίζεται Συνδιακύμανση (Covariance) των X και Y το μέγεθος:

$$\text{Cov}(X, Y) = X Y^T / (p-1) = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p] [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_p]^T / (p-1)$$

$$\Leftrightarrow \text{Cov}(X, Y) = (x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots \ x_p y_p) / (p-1)$$

Ομοίως αν τα δεδομένα τοποθετηθούν σε στήλες, δηλαδή:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_p \end{bmatrix} \text{ και } Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_p \end{bmatrix}$$

Η Συνδιακόμευσή τους είναι:

$$\text{Cov}(X, Y) = X^T \cdot Y / (p-1)$$

Η Συνδιακόμευση ουσιαστικά είναι ένα κανονικοποιημένο εσωτερικό γινόμενο διανυσμάτων και εκφράζει το πόσο εξαρτημένα είναι τα διανύσματα μεταξύ τους. Έτσι αν η Συνδιακόμευσή τους είναι 0 τα διανύσματα είναι κάθετα και στατιστικά ανεξάρτητα ενώ αν είναι παράλληλα η Συνδιακόμευσή τους είναι μέγιστη.

Παράδειγμα: Υπολογισμός Συνδιακόμευσεων 3^{ων} Διανυσμάτων με ένα κοινό, για καλύτερη κατανόηση της έννοιας Συνδιακόμευσης

Έστω τα διανύσματα:

$$A = [1 \ 0], \quad B_1 = [0 \ -5], \quad B_2 = [5 \ 0], \quad B_3 = [4 \ 3].$$

Τα διανύσματα επιλέχτηκαν έτσι ώστε το A να αποτελεί διάνυσμα αναφοράς, το B₁ να είναι κάθετο στο A, το B₂ παράλληλο στο A και το B₃ να έχει τυχαία διεύθυνση. Όλα τα B έχουν μέτρο 5. Οι Συνδιακόμευσεις του A με τα B είναι:

$$\text{Cov}(A, B_1) = A B_1^T / (p-1) = 0$$

$$\text{Cov}(A, B_2) = A B_2^T / (p-1) = 5$$

$$\text{Cov}(A, B_3) = A B_3^T / (p-1) = 4$$

διότι p=2, αφού κάθε διάνυσμα έχει 2 στοιχεία.

Παρατηρείται ότι:

1. Τα κάθετα διανύσματα (A, B₁) έχουν μηδενική Συνδιακόμευση, που σημαίνει ότι μπορούν να παριστάνουν και στατιστικά ανεξάρτητα μεγέθη.
2. Παρόλο που και τα τρία διανύσματα B₁, B₂, B₃ έχουν το ίδιο μέτρο, από τις Συνδιακόμευσεις κάθε ενός με το A μεγαλύτερη είναι του B₂, το οποίο είναι παράλληλο με το A. Αυτό σημαίνει ότι τα μεγέθη που παριστάνουν τα διανύσματα

είναι πλήρως εξαρτημένα μεταξύ τους, δηλαδή κάθε μεταβολή στο ένα θα έχει και μεταβολή και στο άλλο.

4.4 Πίνακας Συνδιακύμανσης (Covariance Matrix)

Έστω (n σε αριθμό) διανύσματα p στοιχείων το καθένα κανονικοποιημένα ως προς τον Μέσο Όρο τους, (δηλαδή ο Μέσος Όρος τους είναι 0) διάστασης $1 \times p$ της μορφής:

$$X_1 = [x_{11} \ x_{12} \ \dots \ x_{1p}],$$

$$X_2 = [x_{21} \ x_{22} \ \dots \ x_{2p}],$$

.....

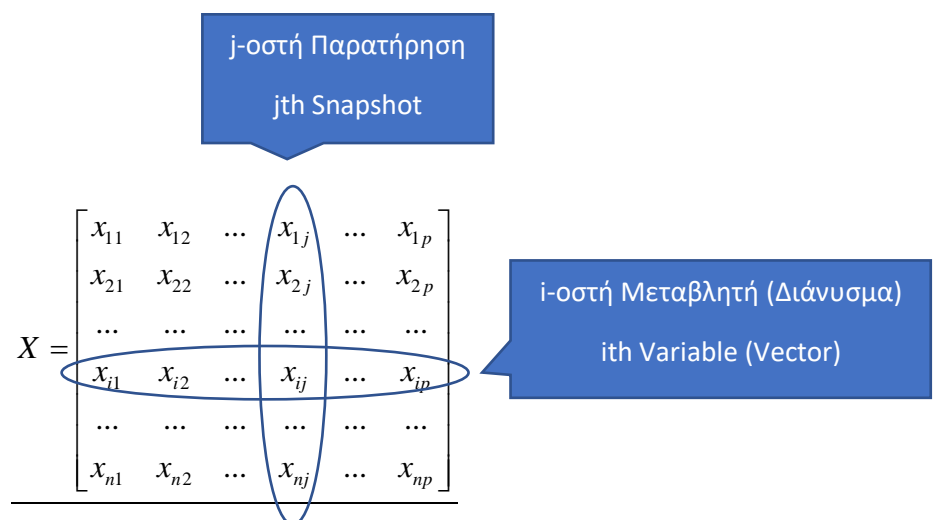
$$X_n = [x_{n1} \ x_{n2} \ \dots \ x_{np}]$$

Κάθε διάνυσμα παριστάνει ένα Μέγεθος - Μεταβλητή (Variable) το οποίο παρατηρείται p φορές (Snapshot).

Έστω ο Πίνακας Δεδομένων (Data Matrix X) διάστασης $n \times p$ ο οποίος περιέχει τα n διανύσματα μεγέθη σε γραμμές. Άρα:

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \dots \\ X_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

Αφού τα n σε αριθμό διανύσματα (μεταβλητές) τοποθετήθηκαν σε γραμμές, κάθε μια από τις p στήλες εκφράζει μια παρατήρηση των n μεταβλητών.



Ο Πίνακας Συνδιακύμανσης C_X των δεδομένων X όταν αυτά τοποθετηθούν σε γραμμές ορίζεται ως:

$$C_X = X \cdot X^T / (p-1)$$

$$C_X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \dots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{1p} & x_{2p} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} / (p-1)$$

$$C_X = \begin{bmatrix} x_{11}^2 + x_{12}^2 + \dots + x_{1p}^2 & x_{11} \cdot x_{21} + x_{12} \cdot x_{22} + \dots + x_{1p} \cdot x_{2p} & \dots & x_{11} \cdot x_{n1} + x_{12} \cdot x_{n2} + \dots + x_{1p} \cdot x_{np} \\ x_{21} \cdot x_{11} + \dots + x_{2p} \cdot x_{1p} & x_{21}^2 + x_{22}^2 + \dots + x_{2p}^2 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} \cdot x_{11} + \dots + x_{np} \cdot x_{1p} & \dots & \dots & x_{n1}^2 + x_{n2}^2 + \dots + x_{np}^2 \end{bmatrix} / (p-1)$$

$$C_X = \begin{bmatrix} Var(X_1) & Cov(X_1, X_2) & \dots & Cov(X_1, X_n) \\ Cov(X_2, X_1) & Var(X_2) & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Cov(X_n, X_1) & \dots & \dots & Var(X_n) \end{bmatrix}$$

Επειδή τα Διανύσματα X είναι τοποθετημένα σε γραμμές (RowVector), ο X^T τα απεικονίζει σε στήλες (ColumnVector). Ο Πίνακας Συνδιακύμανσης λοιπόν είναι ένα κανονικοποιημένο γινόμενο των δύο παραπάνω μορφών.

Άρα:

$$C_X = \text{RowVector} \times \text{ColumnVector} / (\text{NumberOfSnapshots} - 1)$$

Για τον Πίνακα Συνδιακύμανσης C_X φαίνεται ότι:

1. Είναι τετραγωνικός διάστασης $n \times n$ (το n είναι ο αριθμός των Μεταβλητών)
2. Είναι συμμετρικός, δηλαδή:

$$C_{Xij} = C_{Xji}$$
3. Τα στοιχεία της κυρίας διαγωνίου του είναι οι Διακυμάνσεις των Διανυσμάτων του. Έτσι το στοιχείο C_{Xii} ($1 \leq i \leq n$) είναι η Διακύμανση του διανύσματος X_i . Δηλαδή:

$$C_{Xii} = Var(X_i)$$
4. Τα στοιχεία εκτός της κυρίας διαγωνίου είναι οι Συνδιακυμάνσεις των διανυσμάτων που αντιστοιχούν. Για παράδειγμα, το στοιχείο C_{Xij} (με $i \neq j$) είναι η Συνδιακύμανση του X_i και του X_j . Δηλαδή:

$$C_{Xij} = Cov(X_i, X_j)$$

Αν τα δεδομένα τοποθετηθούν σε στήλες, δηλαδή ο X έχει διάσταση $p \times n$ (p παρατηρήσεις n μεταβλητών) ο Πίνακας Δεδομένων γίνεται:

$$C_X = X^T \cdot X / (p-1)$$

Τώρα το X^T δίνει τα Διανύσματα σε γραμμές και τα X σε στήλες.

Και στις δύο περιπτώσεις για να εξαχθεί ο Πίνακας Συνδιακύμανσης γίνεται πολλαπλασιασμός των Διανυσμάτων σε Γραμμές επί τα Διανύσματα σε στήλες.

$$C_X = \text{RowVector} \times \text{ColumnVector} / (\text{NumberOfSnapshots} - 1)$$

Κεφάλαιο 5 Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA)

5.1 Γενικά

Η μέθοδος PCA (Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών), αποτελεί μία γραμμική μέθοδο συμπίεσης Δεδομένων η οποία συνίσταται από τον επαναπροσδιορισμό των συντεταγμένων ενός συνόλου δεδομένων σε ένα άλλο σύστημα συντεταγμένων, μικρότερης διάστασης, το οποίο είναι επιταχύνει την επικείμενη ανάλυση δεδομένων. Αυτές οι νέες συντεταγμένες είναι το αποτέλεσμα ενός γραμμικού συνδυασμού προερχόμενου από τις αρχικές μεταβλητές και εκπροσωπούνται σε ορθογώνιο άξονα, ενώ τα επικείμενα σημεία διατηρούν μια φθίνουσα σειρά όσο αφορά στη τιμή της διακύμανσής τους. Για το λόγο αυτό, το πρώτο κύριο συστατικό (principal component) διατηρεί περισσότερες πληροφορίες δεδομένων σε σύγκριση με το δεύτερο το οποίο δεν διατηρεί πληροφορίες οι οποίες έχουν εισέλθει νωρίτερα (στο πρώτο συστατικό). Τα principal components δεν συσχετίζονται μεταξύ τους. Ο συνολικός αριθμός των principal components είναι ίσος με τον αριθμό των αρχικών μεταβλητών και παρουσιάζει τις ίδιες πληροφορίες στατιστικής. Εντούτοις, η συγκεκριμένη μέθοδος επιτρέπει την μείωση του συνόλου των μεταβλητών, καθώς τα πρώτα συστατικά (principal components) διατηρούν περισσότερο από το 90% των στατιστικών δεδομένων από τα αρχικά δεδομένα. Λόγω αυτών των σημαντικών πλεονεκτημάτων, η μέθοδος αυτή είναι ευρέως διαδεδομένη στην συμπίεση εικόνας [15].

5.2 Πίνακας Δεδομένων σε γραμμές και Διαγωνοποίηση του Πίνακα Συνδιακύμανσης

Έστω ένα φαινόμενο περιγράφεται από n μεγέθη X_1, X_2, \dots, X_n και το καθένα παρατηρείται p φορές. Τα X (X_1, X_2, \dots, X_n) είναι ήδη κανονικοποιημένα ως προς τον Μέσο Όρο τους.

Άρα:

$$X_1 = [x_{11} \ x_{12} \ \dots \ x_{1p}],$$

$$X_2 = [x_{21} \ x_{22} \ \dots \ x_{2p}],$$

.....

$$X_n = [x_{n1} \ x_{n2} \ \dots \ x_{np}]$$

Και δημιουργείται ο Πίνακας Δεδομένων (Data Matrix):

$$X = \begin{bmatrix} \overline{X_1} \\ \overline{X_2} \\ \dots \\ \overline{X_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

Ο Πίνακας Συνδιακύμανσης C_x των δεδομένων X είναι:

$$C_x = X \cdot X^T$$

διότι η τοποθέτηση των μεταβλητών έγινε σε γραμμές.

Ο παράγοντας $1/(p-1)$ δε χρειάζεται, διότι απλά είναι συντελεστής και δεν επηρεάζει τις αναλογίες των Ιδιοτιμών όπως θα αναφερθεί παρακάτω. Ο C_x ως Πίνακας Συνδιακορμάνσεων είναι τετραγωνικός και συμμετρικός επομένως και Διαγωνοποιήσιμος.

Επομένως σύμφωνα με την εξίσωση (4.1.2) ο πίνακας C_x μπορεί να γραφεί ως:

$$C_x = V L V^{-1}$$

Όπου:

V ο πίνακας που περιέχει τα ιδιοδιανύσματα V_1, V_2, \dots, V_n του C_x . Δηλαδή:

$$V = [V_1, V_2, \dots, V_n]$$

Επειδή ο V είναι Συμμετρικός δεν έχει σημασία αν αυτά τοποθετηθούν σε γραμμές ή στήλες. Ο πίνακας V επίσης είναι και Ορθογώνιος, δηλαδή $V^T = V^{-1}$.

L ο Διαγώνιος πίνακας που τα στοιχεία της κυρίας Διαγωνίου του είναι οι ιδιοτιμές του C_x .

5.3 Επίδραση του Πίνακα Ιδιοδιανυσμάτων ως πίνακας στροφής στα αρχικά δεδομένα.

Έστω ο μετασχηματισμός:

$$Y = V^T \cdot X$$

Το Y είναι ένα διάνυσμα που προκύπτει από Μετασχηματισμό Στροφής (Rotation) των διανυσμάτων X , με στροφή όση ορίζει ο πίνακας V που περιέχει τα Ιδιοδιανύσματα του C_x . Άρα τα Y απεικονίζονται σε ένα Σύστημα Αναφοράς, όχι σε αυτό που ορίστηκαν οι τιμές των

αρχικών μεταβλητών X , αλλά σε αυτό που ορίζεται από τα Ιδιοδιανύσματα (V_1, V_2, \dots, V_n) του C_X .

Έτσι ο Πίνακας Συνδιακύμανσης C_Y των νέων δεδομένων Y είναι:

$$C_Y = Y \cdot Y^T / (p-1) = V^T \cdot X \cdot (V^T \cdot X)^T / (p-1) = V^T \cdot X \cdot X^T \cdot V / (p-1) = V^T \cdot C_X \cdot V = V^T \cdot V \cdot L \cdot V^T \cdot V = I \cdot L \cdot I$$

$$\Rightarrow C_Y = L$$

Επίσης,

$$C_Y = Y \cdot Y^T / (p-1) = V^T \cdot X \cdot (V^T \cdot X)^T / (p-1)$$

Επειδή το Y παριστάνει τις προβολές των X πάνω στα V , η ποσότητα $V^T \cdot X \cdot (V^T \cdot X)^T / (p-1)$ είναι η Διακυμάνσεις των προβολών των X πάνω στα V (X_V). Άρα:

$$\Rightarrow C_Y = \text{Var}(X_V) = L$$

Επομένως ο Πίνακας Συνδιακύμανσης C_Y των νέων δεδομένων Y είναι Διαγώνιος και μάλιστα τα στοιχεία της κυρίας Διαγωνίου του είναι οι Ιδιοτιμές του Πίνακα Συνδιακύμανσης των αρχικών δεδομένων C_X .

Συμπεράσματα

1. Επειδή ο C_Y είναι Διαγώνιος, κάθε ένα από τα διανύσματα των γραμμών του στατιστικά δεν εξαρτάται από κανένα άλλο, επομένως μπορούν να αποτελέσουν νέα βάση απεικόνισης των δεδομένων.
2. Τα στοιχεία της κυρίας Διαγωνίου του C_Y είναι οι Διακυμάνσεις των νέων μεταβλητών Y και αντιστοιχούν στις Ιδιοτιμές του C_X . Όσο μεγαλύτερη είναι η ιδιοτιμή λ_i τόσο μεγαλύτερη είναι η $\text{Var}(Y_i)$, περισσότερο οι τιμές του Y_i απέχουν από το 0, δηλαδή την αρχή των νέων αξόνων και τόσο περισσότερο το Y_i έχει αξία στη νέα βάση απεικόνισης δεδομένων.
3. Οι Διακυμάνσεις των νέων δεδομένων, δηλαδή οι προβολές των αρχικών δεδομένων κατά μήκος των Ιδιοδιανυσμάτων ισούνται με τις αντίστοιχες Ιδιοτιμές. Δηλαδή: $\text{Var}(V^T X) = L$
4. Όσο μικρότερη είναι η ιδιοτιμή λ_i τόσο μικρότερη είναι Διακύμανση $\text{Var}(Y_i)$, που σημαίνει ότι το σφάλμα λόγω απώλειας της πληροφορίας του Y_i θα είναι μικρό.
5. Αν υπάρχουν 2 διανύσματα X_i, X_j που να είναι τελείως συσχετισμένα ή αλλιώς εξαρτημένα μεταξύ τους (πχ με κάποια αναλογία), τότε 1 Ιδιοτιμή του C_X θα είναι 0. Αν υπάρχουν k (με $k < n$) διανύσματα στις γραμμές του X που να είναι τελείως εξαρτημένα μεταξύ τους, τότε $k-1$ Ιδιοτιμές του C_X θα είναι 0 [34]. Προφανώς, αν τα διανύσματα έχουν μεγάλη εξάρτηση αλλά όχι με τέλεια αναλογία η ιδιοτιμή θα έχει κάποια πολύ μικρή τιμή αντί 0.

6. Ο μετασχηματισμός $Y = V^T X$ απεικονίζει τον Πίνακα Δεδομένων από την αρχική βάση των n μεταβλητών σε μια νέα βάση n μεταβλητών που είναι ανεξάρτητα μεταξύ τους.
7. Όλα οι ιδιότητες της νέας βάσης εξαρτώνται από τις τιμές της αρχικής βάσης και αυτό δίνει μεγάλη αξία στη μέθοδο.

5.4 Πίνακας Δεδομένων σε στήλες

Ο πίνακας τοποθέτησης των δεδομένων γίνεται:

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \dots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \dots & x_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{1p} & x_{2n} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

Τώρα ο Πίνακας Συνδιακύμανσης είναι:

$$C_X = X^T \cdot X$$

και με Διαγωνοποίηση αυτού προκύπτει:

$$C_X = V \cdot L \cdot V^{-1}$$

Όπου:

V ο πίνακας που περιέχει τα ιδιοδιανύσματα του C_X (είτε σε γραμμές είτε σε στήλες, διότι είναι Συμμετρικός). Ο πίνακας V είναι Ορθογώνιος, άρα: $V^T = V^{-1}$.

L ο Διαγώνιος πίνακας που τα στοιχεία της κυρίας Διαγωνίου του είναι οι ιδιοτιμές του C_X , όπως προηγουμένως.

Τώρα ο Μετασχηματισμός Στροφής (Rotation) των διανυσμάτων X , με στροφή όση η κλίση των Ιδιοδιανυσμάτων του C_X είναι:

$$Y = X \cdot V$$

Άρα:

$$C_Y = Y^T \cdot Y = (X \cdot V)^T \cdot X \cdot V = V^T \cdot X^T \cdot X \cdot V = V^T \cdot C_X \cdot V = V^T \cdot V \cdot L \cdot V^{-1} \cdot V = I \cdot L \cdot I$$

$$\Leftrightarrow C_Y = L$$

Και έτσι καταλήγουμε στα ίδια συμπεράσματα με πριν.

5.5 Η μέθοδος PCA

Η μέθοδος Ανάλυσης σε κύριες συνιστώσες (PCA) συνοψίζεται στα παρακάτω βήματα:

1. Λήψη των δεδομένων X και τοποθέτησής τους σε στήλες (ή γραμμές), ώστε να δημιουργηθεί το Data Matrix των δεδομένων X , διάστασης $p \times n$ (p Παρατηρήσεις των n Μεταβλητών). Προτιμάται η τοποθέτηση να γίνει σε στήλες, διότι έτσι τα δέχονται οι συναρτήσεις του Matlab.
2. Αφαίρεση του Μέσου Όρου κάθε Μεταβλητής από όλα τα στοιχεία της, ώστε ο Μέσος Όρος τους να γίνει 0. Σε αυτά τα κανονικοποιημένα δεδομένα (Data Adjust) δημιουργείται ο Πίνακας DataAdjust.
3. Υπολογισμός του Πίνακα Συνδιακύμανσης C του πίνακα DataAdjust.
4. Υπολογισμός των Ιδιοτιμών και Ιδιοδιανυσμάτων του C .
5. Επιλογή των χαρακτηριστικών Ιδιοδιανυσμάτων (Feature Vectors) που θα αποτελέσουν τον Ιδιόχωρο (EigenSpace) και προβολές των DataAdjust στον Ιδιόχωρο.
6. Επαναφορά (ή ανακατασκευή) των αρχικών δεδομένων από τον Ιδιόχωρο στο αρχικό τους σύστημα συντεταγμένων λιγότερων διαστάσεων (Recovered Data).

5.5.1 Παράδειγμα εφαρμογής της PCA με τα παραπάνω βήματα.

Το παράδειγμα αυτό αποσκοπεί στο να κατανοήσει ο αναγνώστης καλύτερα τα βήματα της PCA και να φανεί πως μπορεί να γίνει η αναπαράστασή τους με λιγότερες διαστάσεις, χωρίς σημαντική απώλεια πληροφορίας.

$$\text{Data} = \begin{bmatrix} 2.5 & 2.4 \\ 0.5 & 0.7 \\ 2.2 & 2.9 \\ 1.9 & 2.2 \\ 3.1 & 3.0 \\ 2.3 & 2.7 \\ 2 & 1.6 \\ 1 & 1.1 \\ 1.5 & 1.6 \\ 1.1 & 0.9 \end{bmatrix}$$

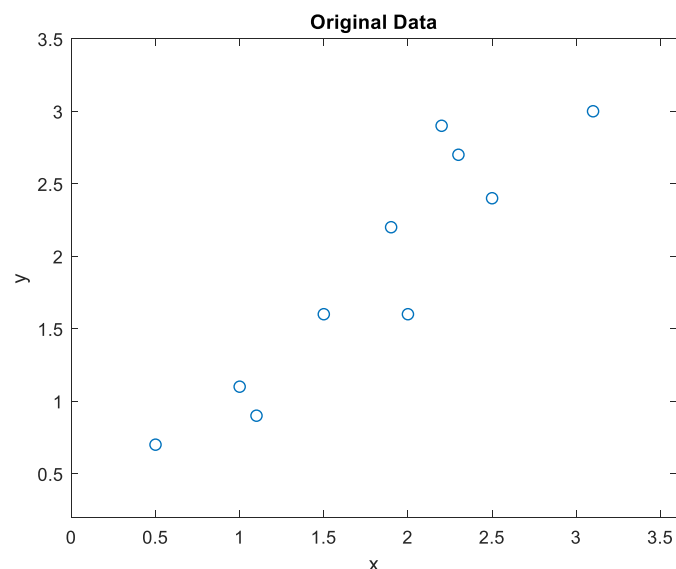


Figure 2: Απεικόνιση των δεδομένων του παραδείγματος

Βήμα 1. Λήψη δεδομένων και τοποθέτησής του σε στήλες.

Έστω λοιπόν τα δεδομένα είναι σε στήλες στον πίνακα Data 10x2 [15]. Έστω X, Y (διάστασης 1 x 10 το καθένα) οι στήλες 1 και 2 του Data. Τα X, Y εικονίζονται στο Figure 2.

Βήμα 2. Αφαίρεση του Μέσου Όρου.

Οι Μέσοι Όροι των τιμών των διανυσμάτων X και Y είναι:

$\chi_{\mu} = 1.81$ και $\gamma_{\mu} = 1.91$ αντιστοίχως.

Αφαιρώντας τους από τις αρχικές τιμές προκύπτουν τα αντίστοιχα κανονικοποιημένα διανύσματα X_{adjust} και Y_{adjust} τα οποία εικονίζονται στο Figure 3. Δημιουργείται λοιπόν ο πίνακας DataAdjust:

$$DataAdjust = \begin{bmatrix} 0.69 & 0.49 \\ -1.31 & -1.21 \\ 0.39 & 0.99 \\ 0.09 & 0.29 \\ 1.29 & 1.09 \\ 0.49 & 0.79 \\ 0.19 & -0.31 \\ -0.81 & -0.81 \\ -0.31 & -0.31 \\ -0.71 & -1.01 \end{bmatrix}$$

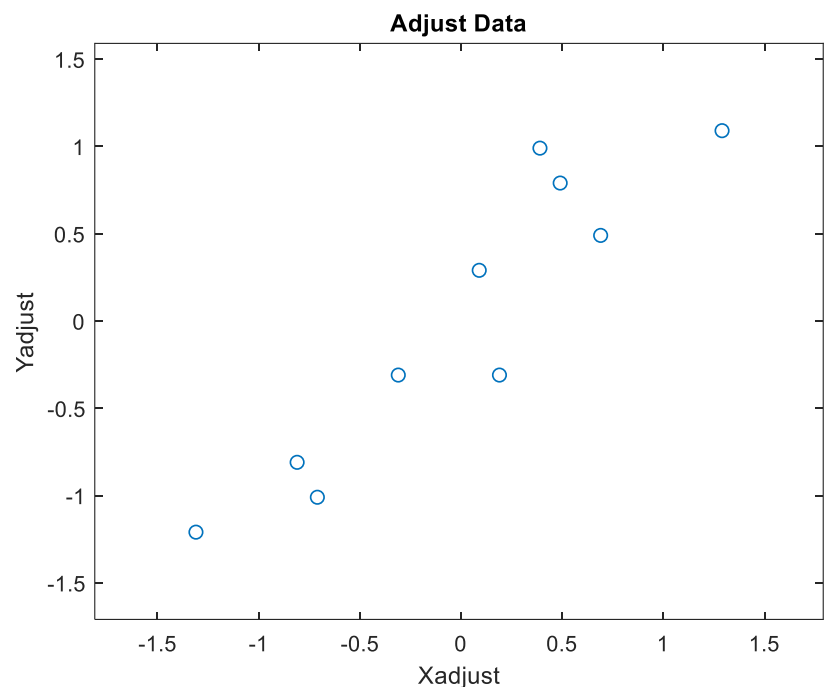


Figure 3: Δεδομένα μετά την αφαίρεση του Μέσου Όρου τους DataAdjust

Βήμα 3. Υπολογισμός του Πίνακα Συνδιακόμενης με τον τύπο:

$$C = DataAdjust^T \cdot DataAdjust / (p - 1)$$

$p = 10$, διότι κάθε διάνυσμα έχει 10 στοιχεία. Ο C έχει διάσταση 2x2, διότι 2 είναι ο αριθμός των μεταβλητών. Άρα έχει 2 Ιδιοτιμές και 2 Ιδιοδιανύσματα.

Έτσι:

$$C = \begin{bmatrix} 0.6166 & 0.6154 \\ 0.6154 & 0.7166 \end{bmatrix}$$

Βήμα 4. Υπολογισμός των Ιδιοτιμών και Ιδιοδιανυσμάτων του Πίνακα Συνδιακόμενης.

Γίνεται με την εντολή του Matlab:

$$\gg [V, L] = \text{eig}(C)$$

Εξάγεται:

$$V = \begin{bmatrix} -0.7352 & 0.6779 \\ 0.6779 & 0.7352 \end{bmatrix}$$

και

$$L = \begin{bmatrix} 0.0491 & 0 \\ 0 & 1.2840 \end{bmatrix}$$

Άρα $\lambda_1 = 1.2840$ και $\lambda_2 = 0.0491$ ($\lambda_1 > \lambda_2$). Σημείωση, το Matlab εξάγει τις Ιδιοτιμές στον L με αύξουσα σειρά στα στοιχεία της κυρίας Διαγωνίου του.

Ο πίνακας V είναι της μορφής:

$$V = [V_2 \mid V_1].$$

Το V_1 (κόκκινο) αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη Ιδιοτιμή λ_1 και ισούται με:

$$V_1 = \begin{bmatrix} 0.6779 \\ 0.7352 \end{bmatrix}$$

Το V_2 (πράσινο) αντιστοιχεί στη μικρότερη Ιδιοτιμή λ_2 και ισούται με:

$$V_2 = \begin{bmatrix} -0.7352 \\ 0.6779 \end{bmatrix}$$

Όπως ήταν αναμενόμενο τα V_1 και V_2 είναι κάθετα διότι:

$$V_1 \cdot V_2 = 0$$

Και μοναδιαία, διότι:

$$|V_1| = |V_2| = 1$$

Τα Ιδιοδιανύσματα αυτά μαζί με τα DataAdjust φαίνονται στο Figure 4.

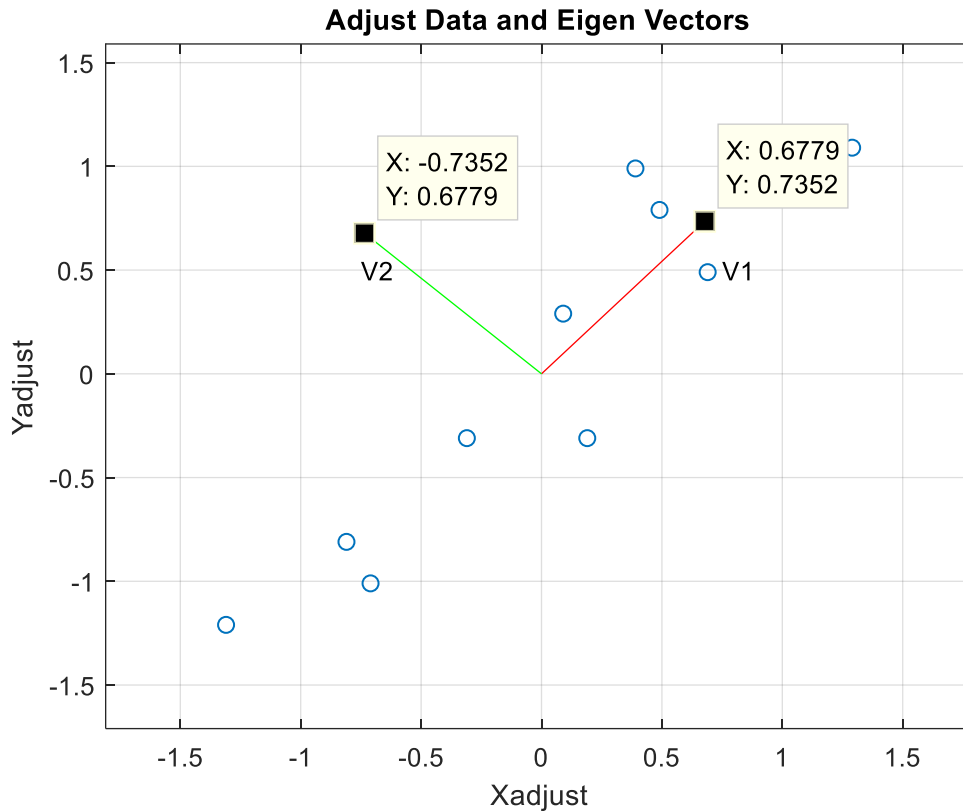


Figure 4: Προσθήκη των Διανυσμάτων V1, V2 στα DataAdjust

Φαίνεται ότι τα σημεία του Figure 4 που αναπαριστούν τα δεδομένα έχουν τη μεγαλύτερη Διακύμανση (απόκλιση) κατά τη διεύθυνση του V_1 , η οποία είναι και η βέλτιστη ευθεία προσέγγισης των συγκεκριμένων σημείων. Η ευθεία αυτή ορίζει μια σχέση αναλογίας ανάμεσα στις μεταβλητές X, Y .

Βήμα 5. Επιλογή των Διανυσμάτων που αποτελούν τα χαρακτηριστικά των δεδομένων (Feature Vectors)

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα υπάρχουν δύο διανύσματα τα οποία μπορούν να αποτελέσουν χαρακτηριστικά των δεδομένων. Τα V_1 και V_2 . Άρα θα επιλέξουμε:

Περίπτωση Α. Μόνο το V_1 επειδή αντιστοιχεί στη μεγαλύτερη ιδιοτιμή κάνοντας συμπίεση των δεδομένων και έχοντας ένα μικρό σφάλμα.

Περίπτωση Β. Και το V_1 και το V_2 ανακτώντας τα δεδομένα χωρίς σφάλμα, αλλά και χωρίς συμπίεση.

Περίπτωση Α.

$$\text{FeatureVector} = V_1$$

Οι προβολές των δεδομένων στο V_1 είναι:

$$\text{FinalData}_{(10 \times 1)} = \text{DataAdjust}_{(10 \times 2)} \cdot \text{FeatureVector}_{(2 \times 1)}$$

Έτσι:

$$\text{FinalData} = \begin{bmatrix} 0.8280 \\ -1.7776 \\ 0.9922 \\ 0.2742 \\ 1.6758 \\ 0.9129 \\ -0.0991 \\ -1.1446 \\ -0.4380 \\ -1.2238 \end{bmatrix}$$

Τα FinalData έχουν διάσταση 1, αντί των αρχικών δεδομένων που είναι διάστασης 2. Άρα αφαιρέθηκε η μία διάσταση των αρχικών δεδομένων (μείωση διαστάσεων). Οι τιμές του FinalData είναι οι αποστάσεις των προβολών των DataAdjust στο V_1 από την αρχή των αξόνων.

Βήμα 6. Περίπτωσης Α. Επαναφορά αρχικών δεδομένων, όταν $\text{FeatureVector} = V_1$.

Επειδή τα FinalData είναι πάνω στο V_1 , για να γίνει η επαναφορά τους πρέπει να στραφούν αντίστροφα με την κλίση του V_1 . Αυτό γίνεται με πολλαπλασιασμό με τον ανάστροφο του V_1 . Άρα τα αρχικά δεδομένα μετά την PCA είναι:

$$\text{RecoveredDataAdjust} = \text{FinalData} \cdot \text{FeatureVector}^T$$

$$\text{RecoveredDataAdjust} = \begin{bmatrix} 0.5613 & -0.6087 \\ -1.2050 & -1.3068 \\ 0.6726 & 0.7294 \\ 0.1859 & 0.2016 \\ 1.1360 & 1.2320 \\ 0.6189 & 0.6712 \\ -0.0672 & -0.0729 \\ -0.7759 & -0.8415 \\ -0.2969 & -0.3220 \\ -0.8296 & -0.8997 \end{bmatrix}$$

Τα επανακτημένα δεδομένα RecoveredData κατά τη διεύθυνση του V_1 φαίνονται στο Figure 5.

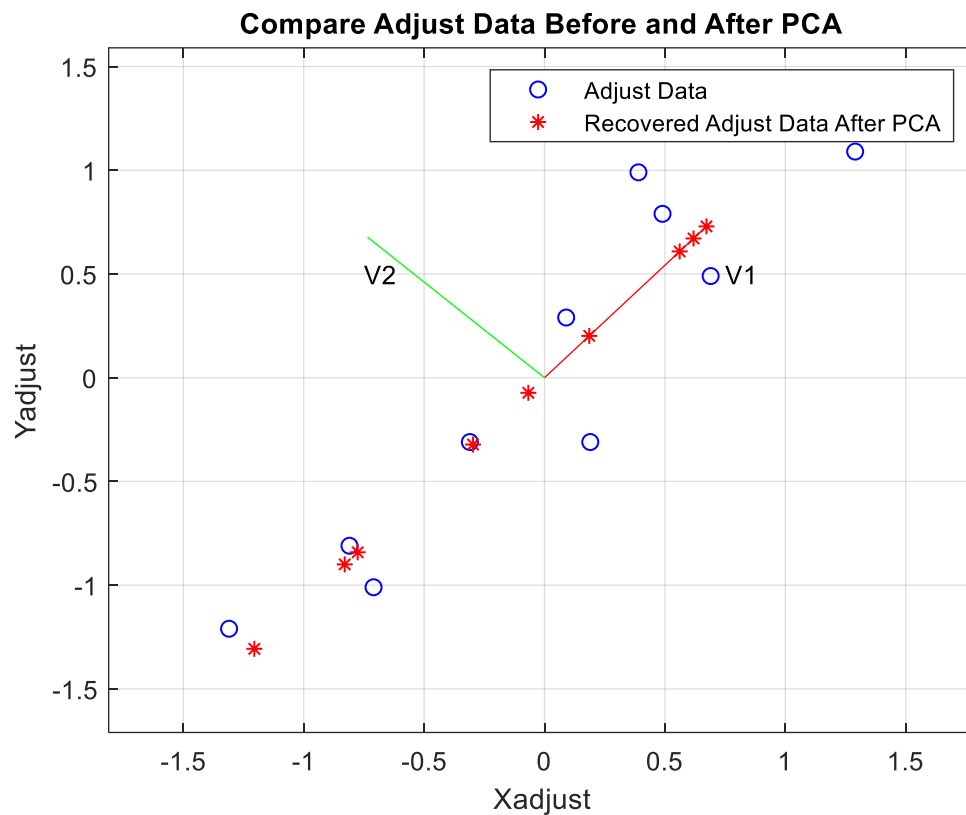


Figure 5: Δεδομένα μετά την επανάκτηση στη διεύθυνση του V_1

Φαίνεται ότι μετά την PCA τα δεδομένα προβλήθηκαν πάνω στο V_1 , με σφάλμα την απόστασή τους από την ευθεία με κέντρο το $(0,0)$ και κλίση V_1 .

Βήμα 5. Περίπτωση B FeatureVector = $[V_1, V_2]$

Οι προβολές των δεδομένων στο επίπεδο (V_1, V_2) είναι:

$$\text{FinalData}_{(10 \times 2)} = \text{DataAdjust}_{(10 \times 2)} \cdot \text{FeatureVector}^T_{(2 \times 2)}$$

Έτσι:

$$\text{FinalData} = \begin{bmatrix} 0.8280 & -0.1751 \\ -1.7776 & 0.1429 \\ 0.9922 & 0.3844 \\ 0.2742 & 0.1304 \\ 1.6758 & -0.2095 \\ 0.9129 & 0.1753 \\ -0.0991 & -0.3498 \\ -1.1446 & 0.0464 \\ -0.4380 & 0.0178 \\ -1.2238 & -0.1627 \end{bmatrix} = [\text{FinalDataV}_1, \text{FinalDataV}_2]$$

Ουσιαστικά τα FinalData είναι οι συντεταγμένες των DataAdjust στο σύστημα αναφοράς που ορίζεται από τα V_1 και V_2 . Σε αυτή την περίπτωση δεν υπάρχει μείωση διαστάσεων.

Η 1^η στήλη του FinalData οι αποστάσεις των προβολών των AdjustData στο V_1 , ενώ η 2^η είναι οι αποστάσεις των προβολών των DataAdjust στο V_2 .

Οι Διακυμάνσεις των Μεταβλητών κατά τις διευθύνσεις των V_1 και V_2 αντιστοίχως είναι:

$$\text{Var}(\text{FinalDataV}_1) = 1.2840$$

$$\text{Var}(\text{FinalDataV}_2) = 0.0491$$

Τα FinalDataV₁ αντιστοιχούν στην ιδιοτιμή λ_1 , ενώ τα FinalDataV₂ αντιστοιχούν στην ιδιοτιμή λ_2 .

Προφανώς:

$$\text{Var}(\text{FinalDataV}_1) \gg \text{Var}(\text{FinalDataV}_2)$$

$$\text{διότι } \lambda_1 \gg \lambda_2$$

Επίσης περιμένουμε ότι $\lambda_1 \gg \lambda_2$, διότι τα DataAdjust ακολουθούν αρκετά καλά τη διεύθυνση του V_1 , η οποία είναι και η βέλτιστη ευθεία, ενώ δεν αποκλίνουν πολύ στη διεύθυνση του V_2 .

Βήμα 6. Περίπτωση Β. Επαναφορά αρχικών δεδομένων με FeatureVector = V.

$$\text{RecoveredDataAdjust} = \text{FinalData} \cdot \text{FeatureVector}^T$$

Απεικονίζοντας τα RecoveredDataAdjust εξάγεται:

$$\text{RecoveredDataAdjust} = \begin{bmatrix} 0.69 & 0.49 \\ -1.31 & -1.21 \\ 0.39 & 0.99 \\ 0.09 & 0.29 \\ 1.29 & 1.09 \\ 0.49 & 0.79 \\ 0.19 & -0.31 \\ -0.81 & -0.81 \\ -0.31 & -0.31 \\ -0.71 & -1.01 \end{bmatrix} = \text{DataAdjust}$$

Τα επανακτημένα δεδομένα RecoveredData στο επίπεδο που ορίζεται από τα V_1 , V_2 φαίνονται στο Figure 6.

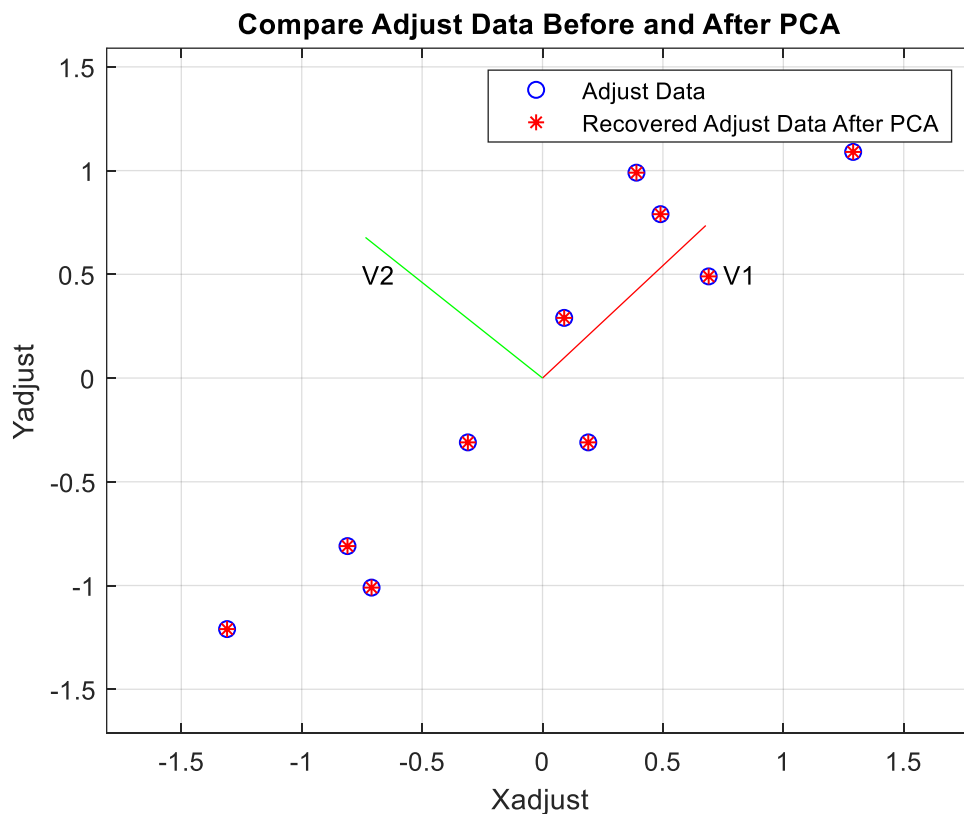


Figure 6: Δεδομένα μετά την επανάκτηση στο επίπεδο V_1 , V_2

Παρατηρείται ότι επαναφέρθηκαν ακριβώς πάνω στα αρχικά κανονικοποιημένα δεδομένα επομένως το σφάλμα είναι μηδενικό, χωρίς απώλεια δεδομένων αλλά και χωρίς μείωση διαστάσεων.

Προφανώς αν θέλουμε να ανακτήσουμε τα αρχικά δεδομένα πρέπει να προστεθεί και ο Μέσος Όρος.

5.6 Βαθμός Διακύμανσης R_k

Ένα βασικό ερώτημα που τίθεται στην εφαρμογή της PCA είναι το ποιος είναι ο ελάχιστος αριθμός k , (με $k \leq n$) των Ιδιοδιανυσμάτων V_1, \dots, V_k που να μπορούν να αναπαράγουν ικανοποιητικά το χώρο. Αυτό το ερώτημα περιέχει και μια υποκειμενικότητα, διότι εξαρτάται:

- ✓ Από τις ανάγκες του προβλήματος στο οποίο εφαρμόζεται η PCA.
- ✓ Από την ακρίβεια που είναι ικανοποιημένος ο ερευνητής.
- ✓ Από την υπολογιστική ισχύ που διατίθεται.

Έτσι όσο πιο μεγάλο είναι το k , τόσο καλύτερη ακρίβεια επιτυγχάνεται, τόσο μεγαλύτερη υπολογιστική ισχύ απαιτείται και τόσο πολυπλοκότερη γίνεται η απεικόνιση των δεδομένων.

Η πιο συνηθισμένη επιλογή του k εξάγεται από το Βαθμό Διακύμανσης R_k [28]

$$R_k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}$$

Ο οποίος εκφράζει το ποσοστό των Διακυμάνσεων που αντιστοιχεί στις k μεγαλύτερες Ιδιοτιμές. Οι Ιδιοτιμές είναι ταξινομημένες κατά φθίνουσα σειρά δηλαδή:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$$

Έτσι, επιλέγεται το μικρότερο k , έτσι ώστε $R_k \geq$ Κατώφλι (Threshold). Το Threshold επιλέγεται ανάλογα με τις ανάγκες του προβλήματος όπως προαναφέρθηκε.

Συνηθίζεται:

$$R_k \geq 0.9$$

Που σημαίνει ότι οι k μεγαλύτερες ιδιοτιμές διακυμαίνονται περισσότερο από το 90% της συνολικής Διακύμανσης.

5.7 PCA σε Ομοιόμορφα τυχαίες Κατανομές σε περιορισμένο εύρος

Έστω $p = 1000$ σημεία Ομοιόμορφα καταναμημένα στον τρισδιάστατο χώρο, όπου οι συντεταγμένες τους x, y, z περιορίζονται στα διαστήματα:

$$x \in [-50 \ 50]$$

$$y \in [-20 \ 20]$$

$$z \in [-5 \ 5]$$

όπως φαίνεται στο Figure 7, όπου σημειώνονται με την κόκκινη τα όρια των μεταβλητών.

Επειδή οι μεταβλητές κατανέμονται ομοιόμορφα ο Μέσος Όρος των δειγμάτων της καθεμιάς είναι περίπου 0, οπότε θεωρούνται κανονικοποιημένες και δε χρειάζεται να αφαιρεθεί ο μέσος όρος τους.

Επίσης, $n=3$, επειδή έχουμε 3 μεταβλητές (x, y, z).

Οι μεταβλητές τοποθετούνται σε στήλες και δημιουργείται ο Πίνακας Δεδομένων (DataMatrix)

$$\text{DataMatrix} = [x \mid y \mid z]$$

διάστασης 1000×3 ($p = 1000$ δείγματα, $n = 3$ μεταβλητές)

$$x \in [-50 \ 50], y \in [-20 \ 20], z \in [-5 \ 5]$$

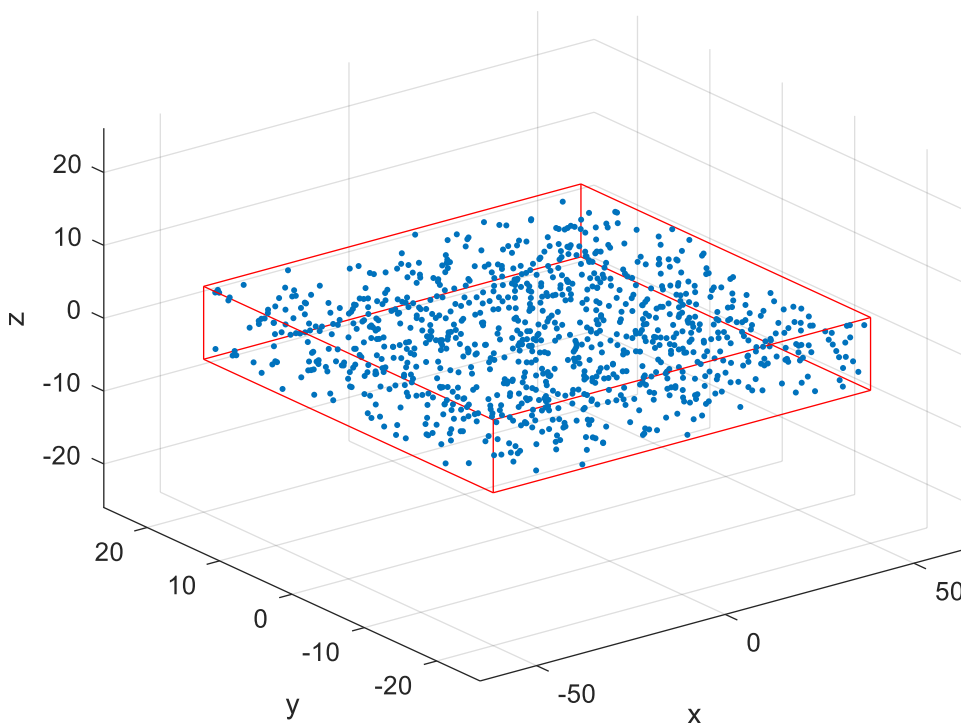


Figure 7: Δείγματα Ομοιόμορφα Κατανεμημένα στα διαστήματα $x \in [-50 \ 50]$, $y \in [-20 \ 20]$, $z \in [-5 \ 5]$

Εφαρμόζεται η PCA στα παραπάνω δείγματα με την εντολή του Matlab:

```
«[coeff,score,latent] = pca(DataMatrix);»
```

Όπου:

- *coeff*: Ο ορθογώνιος πίνακας που περιέχει τα Ιδιοδιανύσματα του Πίνακα Συνδιακύμανσης του *DataMatrix* ($C_{\text{DataMatrix}}$). Η θέση i των Ιδιοδιανυσμάτων αντιστοιχεί στην Ιδιοτιμή λ_i .
- *score*: Πίνακας διάστασης 1000×3 , όπως και του *DataMatrix* που περιέχει τις συντεταγμένες των μεταβλητών στο σύστημα συντεταγμένων των Ιδιοδιανυσμάτων. Αλλιώς ονομάζονται και *New Data* ή *Final Data*. Έτσι η i στήλη του *score* περιέχει τις προβολές των αρχικών μεταβλητών πάνω στο V_i .
- *latent*: Διάνυσμα Διάστασης $n \times 1$, που περιέχει κατά φθίνουσα σειρά τις Ιδιοτιμές του $C_{\text{DataMatrix}}$, οι οποίες ταυτίζονται με τις Διακυμάνσεις των μεταβλητών κατά τη φορά των Ιδιοδιανυσμάτων V_1, V_2, V_3 .
- Το *DataMatrix* στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι κανονικοποιημένο ως προς τον Μέσο Όρο. Αν δεν ήταν δε χρειάζεται να κανονικοποιηθεί, διότι η εντολή `>> pca` του Matlab αφαιρεί τον Μέσο Όρο.

Εξάγονται τα αποτελέσματα:

$$\text{coeff} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.0025 & 0.0026 \\ -0.0025 & 1.0000 & -0.0040 \\ -0.0026 & 0.0040 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

που σημαίνει ότι υπάρχουν 3 Ιδιοδιανύσματα, τα οποία αντιστοιχούν στη φθίνουσα σειρά των Ιδιοτιμών. Έτσι:

$$V_1 = \begin{bmatrix} 1.0000 \\ -0.0025 \\ -0.0026 \end{bmatrix}, \quad V_2 = \begin{bmatrix} 0.0025 \\ 1.0000 \\ 0.0040 \end{bmatrix}, \quad V_3 = \begin{bmatrix} 0.0026 \\ -0.0040 \\ 1.0000 \end{bmatrix}$$

$$\text{latent} = \begin{bmatrix} 845.5973 \\ 132.9027 \\ 8.4544 \end{bmatrix}$$

Δηλαδή:

$$\lambda_1 = 845.5973$$

$$\lambda_2 = 132.9027$$

$$\lambda_3 = 8.4544$$

οι οποίες αντιστοιχούν στα V_1, V_2 , και V_3 αντιστοίχως.

Παρατηρήσεις:

1. Τα Ιδιοδιανύσματα V_1 , V_2 , και V_3 σχεδόν ταυτίζονται με τα μοναδιαία διανύσματα των αξόνων x , y , z , διότι κατά αυτές τις φορές επιλέχτηκαν τυχαία και ομοιόμορφα κατανομημένα τα δείγματα.
2. Η Ιδιοτιμή λ_1 που αντιστοιχεί στο V_1 , και εκφράζει την Διακύμανση κατά μήκος του V_1 δηλαδή στη συγκεκριμένη περίπτωση με τον άξονα x , είναι η μεγαλύτερη. Αυτό είναι λογικό, διότι το Πεδίο Ορισμού του x , $\in [-50 \ 50]$, είναι μεγαλύτερο από τα 2 άλλα, άρα αναμένεται μεγαλύτερη Διακύμανση μια και τα δείγματα είναι ομοιόμορφα κατανομημένα. Αντιθέτως επειδή το $z \in [-5 \ 5]$ είναι πολύ περιορισμένη μεταβλητή σε σχέση με τις άλλες, που σημαίνει ότι δεν αποκλίνει πολύ από τον Μέσο Όρο της που είναι 0, συνεπώς κατά τη φορά του z αναμένεται μικρή Διακύμανση και κατ' επέκταση μικρή Ιδιοτιμή.

Είναι φανερό λοιπόν, ότι η Διακύμανση στο V_3 είναι πολύ μικρή και δεν επηρεάζει το σχήμα των αρχικών δεδομένων, άρα είναι λογικό να επιλεχτούν 2 Διανύσματα ως κύρια (Feature Vector), τα V_1 , V_2 , τα οποία αντιστοιχούν στις 2 πρώτες στήλες του coeff. Έτσι, ως Final Data επιλέγονται οι 2 πρώτες στήλες του score. Δηλαδή:

```
>> FeatureVector = coeff( : , 1:2)
```

```
>> FinalData = score( : , 1:2)
```

Η ανακατασκευή των δεδομένων (ReconstructedData) στο αρχικό σύστημα συντεταγμένων στη συγκεκριμένη περίπτωση δεν έχει σοβαρό νόημα, διότι τα μοναδιαία των αξόνων συντεταγμένων σχεδόν ταυτίζονται με τα V_1 , V_2 , V_3 . Ας γίνει όμως για καλύτερη κατανόηση της μεθόδου.

Έτσι,

```
RecoveredData = FinalData * FeatureVectorT
```

Τα ανακατασκευασμένα δεδομένα απεικονίζονται στο Figure 8:

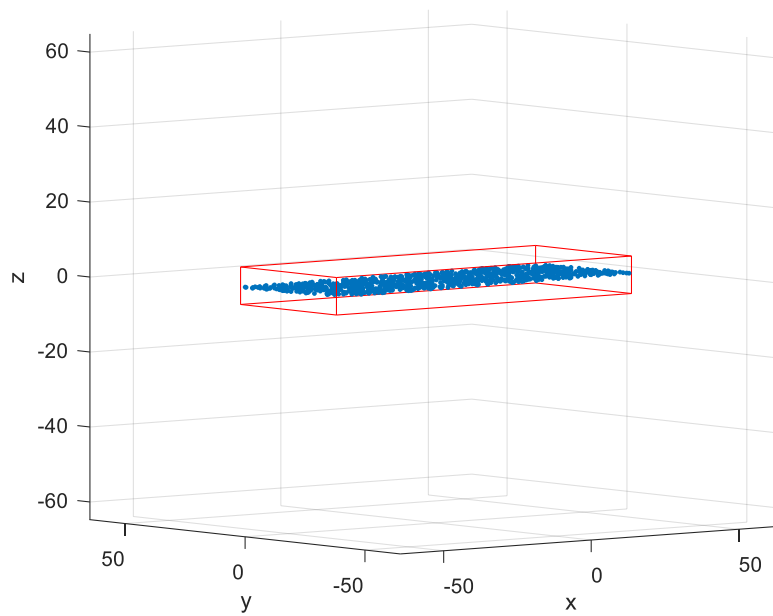


Figure 8: Επανάκτηση Δεδομένων στο Επίπεδο $V1, V2$

Φαίνεται ότι δεν υπάρχει πλέον καθόλου Διακύμανση στον άξονα z , και ο χώρος των αρχικών σημείων που ήταν $3^{\text{ων}}$ διαστάσεων απεικονίζεται σε ένα χώρο 2 διαστάσεων με πολύ καλή προσέγγιση.

Αν είχε επιλεγεί μόνο η Ιδιοτιμή λ_1 , τα ανακατασκευασμένα δεδομένα θα ήταν μόνο κατά τη διεύθυνση του x και δε θα προσέγγιζαν τα αρχικά όπως φαίνεται στο Figure 9:

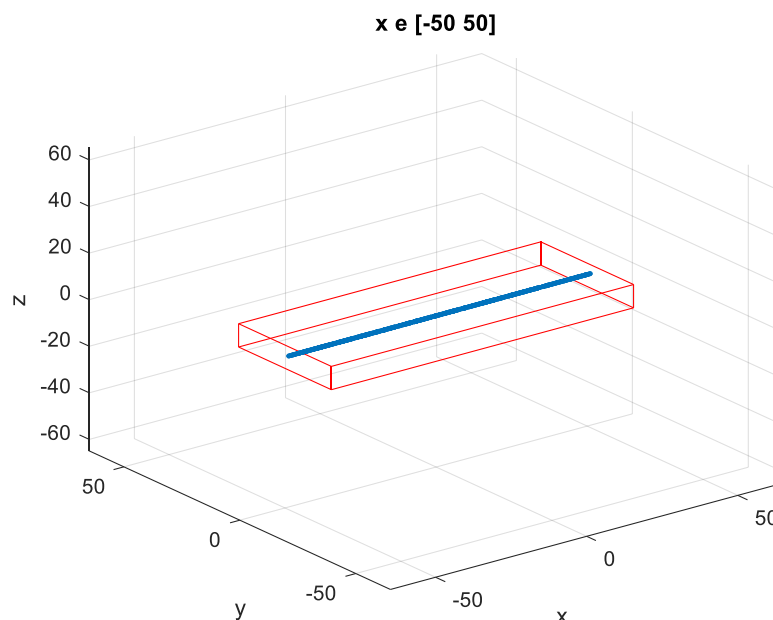


Figure 9: Επανάκτηση Δεδομένων κατά τη φορά του $V1$

Αυτό που μόλις ειπώθηκε διαισθητικά φαίνεται και από το Βαθμό Διακυμάνσεων R_k

$$R_k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}$$

Και έστω ότι απαιτείται:

$$R_k \geq 0.95$$

Αν επιλεγεί $k = 1$ (Η μία μόνο μεγαλύτερη Ιδιοτιμή),

$$R_1 = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} = \frac{845.5973}{845.5973 + 132.9027 + 8.4544} = \frac{845.5973}{940.8476} = 0.8527 \leq 0.95$$

Αν επιλεγεί $k = 2$ (Οι 2 μεγαλύτερες Ιδιοτιμές),

$$R_2 = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} = \frac{845.5973 + 132.9027}{845.5973 + 132.9027 + 8.4544} = \frac{932.4890}{940.8476} = 0.9911$$

$$\Rightarrow R_2 = 0.9911 \geq 0.95$$

Είναι λοιπόν προφανές ότι πρέπει να επιλεγούν οι 2 μεγαλύτερες Ιδιοτιμές.

5.8 PCA για αφαίρεση Θορύβου σε Γραμμικά Συστήματα

Έστω $x \in [0 \ 10]$, πραγματική ανεξάρτητη μεταβλητή που δειγματοληπτείται με συχνότητα δειγματοληψίας $F_s=100\text{Hz}$. Έστω επίσης δύο μεταβλητές y_{realL} (Γραμμική) και y_{realNL} (Μη Γραμμική) που εξαρτώνται από την x και κάθε μια εκφράζει ένα Φυσικό μέγεθος.

$$y_{\text{realL}} = 2x - 10$$

$$y_{\text{realNL}} = 2x^2 - 10$$

Ως μεταβλητές λοιπόν που εκφράζουν φυσικά μεγέθη σε αυτές επικάθεται Θόρυβος Noise που στις περισσότερες περιπτώσεις είναι Γκαουσιανός δηλαδή περιγράφεται από Κανονική Κατανομή (Gaussian Noise) [16] με κέντρο την τρέχουσα τιμή της μεταβλητής και τυπική απόκλιση έστω $\sigma = 1$.

Επομένως η Γραμμική γίνεται:

$$y_L = y_{\text{real}L} + \text{Noise}$$

και η Μη Γραμμική γίνεται:

$$y_{NL} = y_{\text{real}NL} + \text{Noise}$$

όπου είναι αυτές που μπορούν να μετρηθούν από τα όργανα.

Δημιουργούνται λοιπόν δύο Πίνακες Δεδομένων τοποθετημένα σε στήλες:

1. $\text{DataXY_L} = [x, y_L]$, για τα Γραμμικά δεδομένα
2. $\text{DataXY_NL} = [x, y_{NL}]$, για τα Μη Γραμμικά δεδομένα

Εφαρμόζεται λοιπόν η PCA σε καθέναν από αυτούς, γίνεται ανακατασκευή κρατώντας μία Ιδιοτιμή και τα αποτελέσματα φαίνονται στο Figure 10 για τα γραμμικά και στο Figure 11 για τα μη γραμμικά:

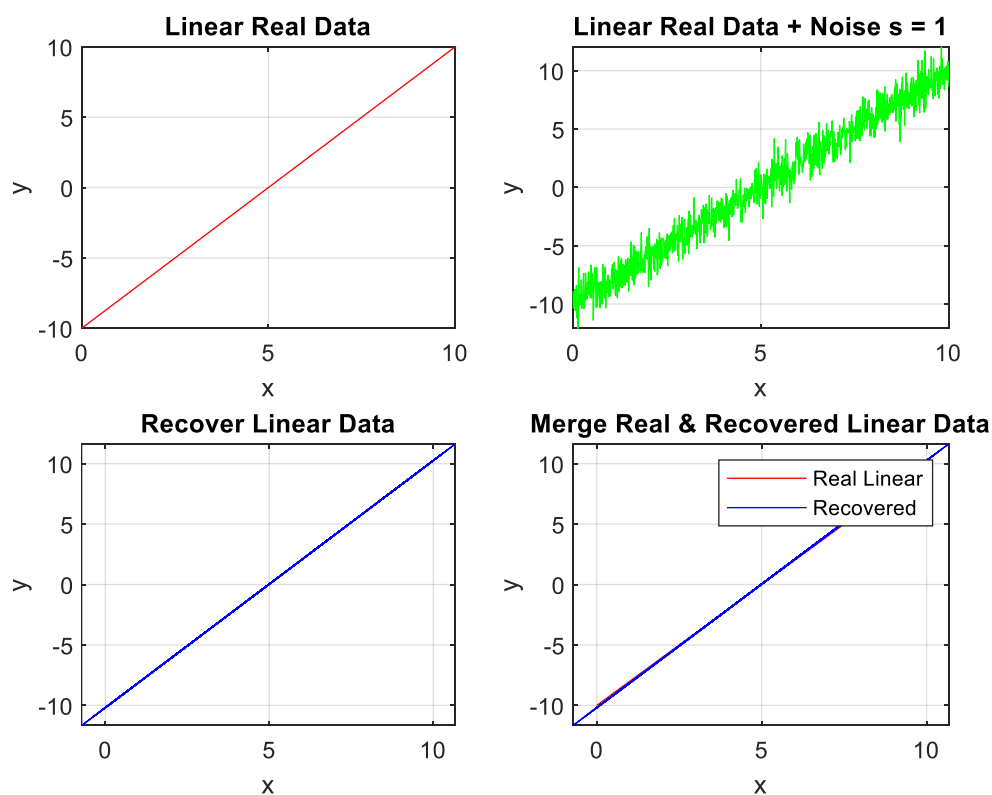


Figure 10: Ανακτημένα Γραμμικά Δεδομένα με Γκαουσιανό θόρυβο Τυπικής Απόκλισης $s=1$

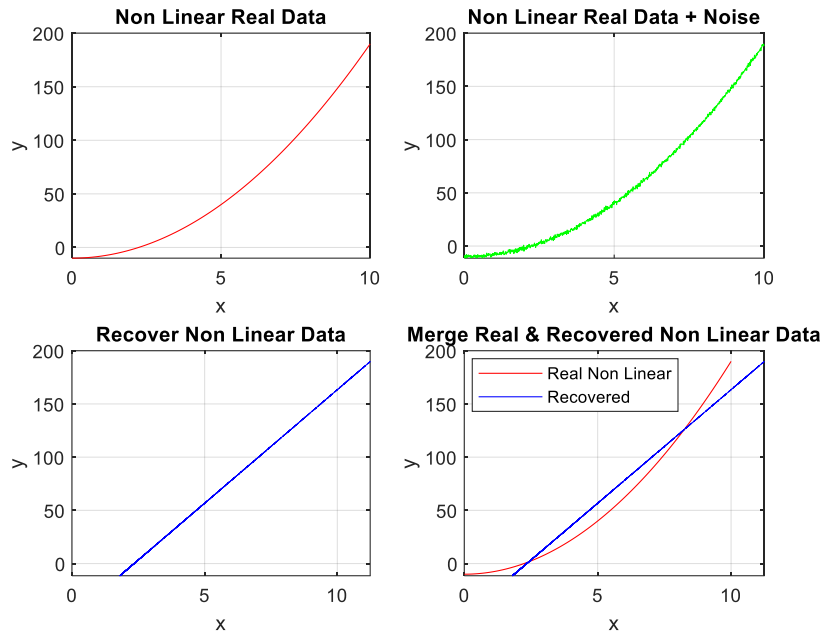


Figure 11: Ανακτημένα Μη Γραμμικά Δεδομένα με Γκαουσιανό θόρυβο Τυπικής Απόκλισης $s=1$

Εφαρμόζεται ξανά η PCA στο γραμμικό σήμα, με τη διαφορά ότι ο θόρυβος έχει Τυπική μεγαλύτερη απόκλιση έστω $\sigma = 10$ και το αποτέλεσμα φαίνεται στο Figure 12:

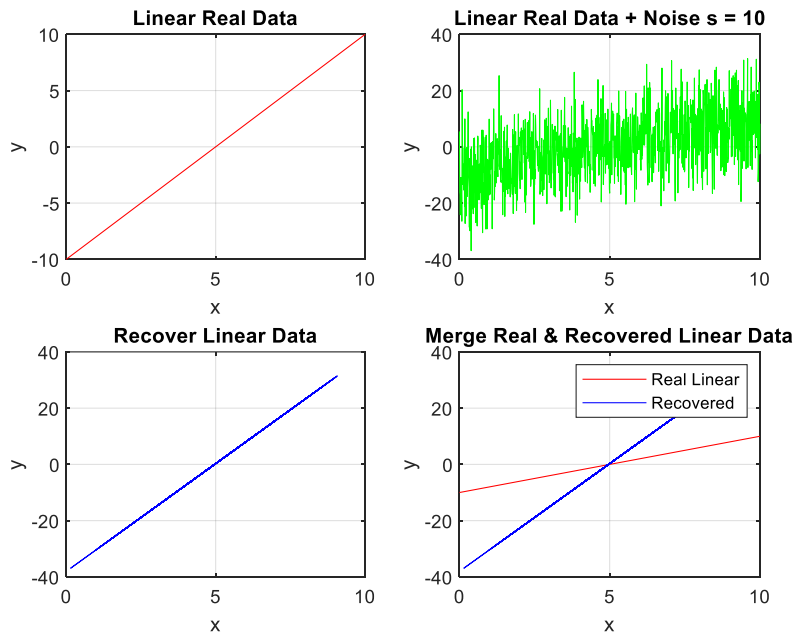


Figure 12: Ανακτημένα Γραμμικά Δεδομένα με Γκαουσιανό θόρυβο Τυπικής Απόκλισης $s=10$

Συμπεράσματα:

1. Η PCA δεν κάνει καλή ανακατασκευή Μη Γραμμικών σημάτων. Σε Μη Γραμμικά σήματα μπορεί να εφαρμοστεί μόνο τοπικά ή όταν χρειαστεί να γίνει γραμμική προσέγγιση.

2. Στα Γραμμικά σήματα η PCA αφαιρεί ικανοποιητικά το θόρυβο και γίνεται καλή ανακατασκευή των αρχικών δεδομένων, όταν ο Θόρυβος έχει μικρή Τυπική Απόκλιση.
3. Όταν ο Θόρυβος έχει μεγάλη Τυπική απόκλιση δε γίνεται καλή ανακατασκευή των αρχικών δεδομένων, διότι ο Θόρυβος προστίθεται σε κάθε τιμή του σήματος, δηλαδή προσθέτει Διακόμευση κατά τη διεύθυνση του άξονα y ($[0 \ 1]$) και όχι κάθετα στο σήμα. Όμως η PCA αφαιρεί τη Διακόμευση που αντιστοιχεί στο V_2 που είναι κάθετο στη βέλτιστη ευθεία του σήματος.

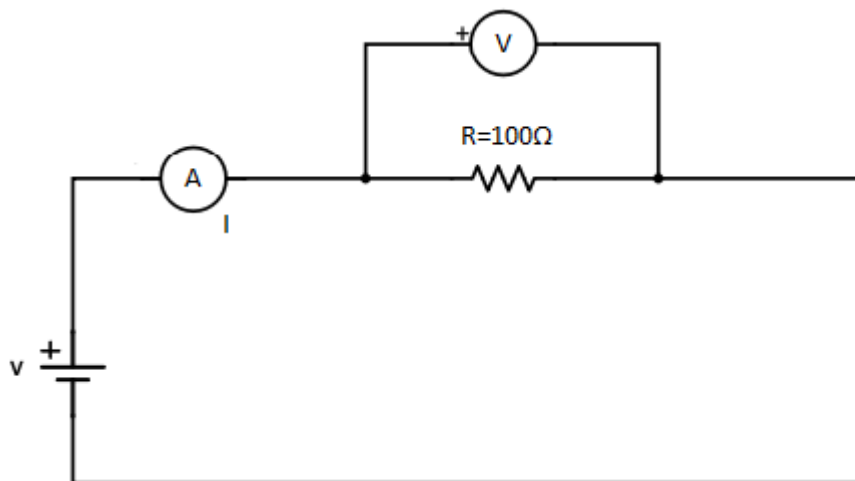
5.9 Ανάλυση Φυσικών Συστημάτων με τη μέθοδο PCA

Έστω ότι δε γνωρίζουμε το Νόμο του $\Omega\mu$ και θέλουμε να τον ανακαλύψουμε παίρνοντας μόνο μετρήσεις. Δηλαδή πρέπει να βρούμε τη σχέση ανάμεσα στη Τάση V , την Ένταση I και την Αντίσταση R . Αρκεί να δείξουμε ότι η Τάση και η Ένταση είναι ανάλογα ποσά, δηλαδή έχουν σταθερό πηλίκο και ότι η σταθερά αναλογίας ισούται με την Αντίσταση.

Δηλαδή:

$$R = \frac{V}{I}$$

Συνδέεται το κύκλωμα του Σχήματος 2 και μεταβάλλεται η Τάση από 0 έως 200V με βήματα των 10V, η οποία τροφοδοτεί μία Αντίσταση $R = 100\Omega$.



Σχήμα 2: Κύκλωμα για τη μέτρηση Αντίστασης

Τα όργανα που χρησιμοποιήθηκαν (1 Βολτόμετρο και 1 Αμπερόμετρο) προσομοιώθηκαν με ως κλάση 10, δηλαδή η Αβεβαιότητα της ένδειξης τους είναι $\pm 10\%$ της ένδειξης του οργάνου. Η Αβεβαιότητα αυτή είναι υπερβολικά μεγάλη, διότι τα συνηθισμένα βολτόμετρα και αμπερόμετρα είναι κλάσης 1.5, οπότε μπορούμε να πούμε ότι υπερκαλύπτουμε την πραγματικότητα. Επίσης θεωρείται ότι η Αβεβαιότητα κάθε μέτρησης ακολουθεί Κανονική Κατανομή με κέντρο την Πραγματική τιμή.

Έτσι:

RelErr = 0.1, το Σχετικό Σφάλμα των οργάνων

dV = 10, το βήμα μεταβολής της Τάσης που είναι και Μεταβλητή Εισόδου

p, ο αριθμός των δειγμάτων

V_orig ∈ [0 20], Η πραγματικές τιμές Τάσης σε βήματα των 10V τοποθετημένες σε στήλες.

(Matlab Code:

```
Ver = V_orig.*(RelErr*randn(p,1));  
V_fin = 200;  
V_orig = 0:dV:V_fin; V_orig = V_orig';  
p = length(V_orig);
```

Ver, Το Απόλυτο σφάλμα του Βολτομέτρου

(Matlab Code:

```
Ver = V_orig.*(RelErr*randn(p,1));
```

V, Η Τάση που μετρείται από το Βολτόμετρο

(Matlab Code:

```
V = V_orig + Ver;)
```

I_orig ∈ [0 20], Η πραγματική Ένταση που είναι η Μεταβλητή εξόδου ή Εξαρτημένη Μεταβλητή. Ισχύει από το Νόμο του Ωμ ότι:

$$I = \frac{V}{R}$$

Ier, Το Απόλυτο σφάλμα του Αμπερομέτρου

I, Η Ένταση που μετρείται από το Αμπερόμετρο

Ομοίως με την τάση προσομοιώνεται και η Ένταση:

(Matlab Code:

```
R = 100;
```

```
I_orig = V_orig/R;
```

```
Ier = I_orig.*(RelErr*randn(p,1));
```

```
I =
```

```
I_orig + Ier;)
```


Στο Figure 13 απεικονίζονται τα πραγματικά δεδομένα (-) και αυτά που μετρήθηκαν λαμβάνοντας υπόψιν το σφάλμα των οργάνων (·).

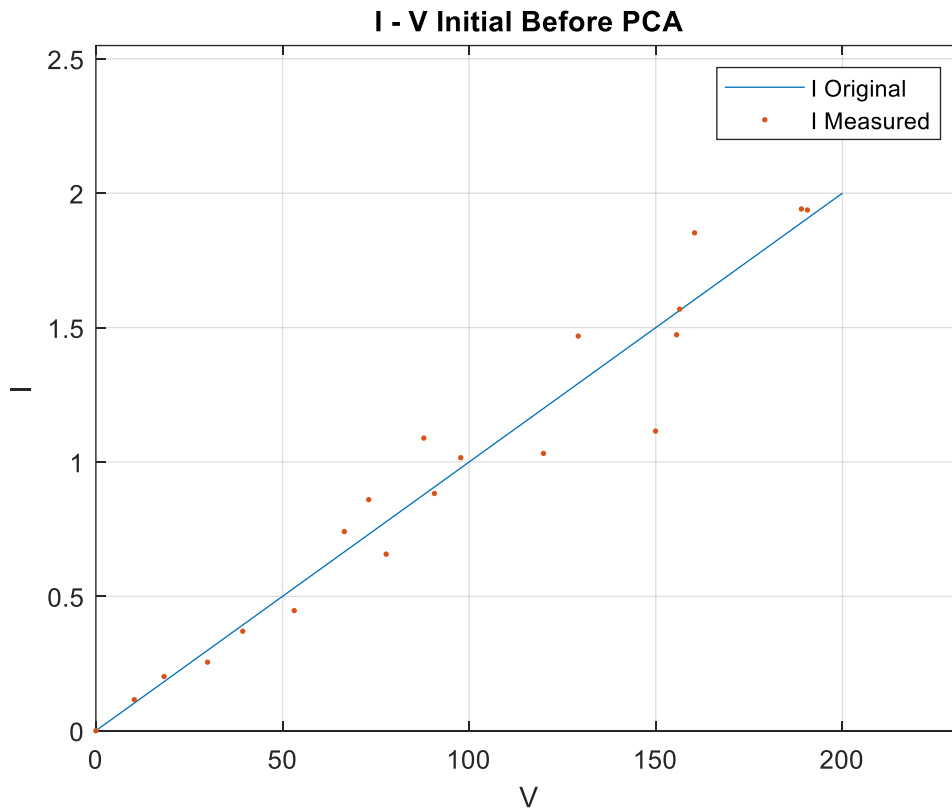


Figure 13: Χαρακτηριστική I - V με τα αυθεντικά δεδομένα απευθείας από τις μετρήσεις

Ορίζεται ο Πίνακας Δεδομένων (Data Matrix) και σε αυτόν εφαρμόζεται η PCA

(Matlab Code:

`DataIV = [V,I];`

`[coeff,score,latent,~,~,mu] = pca(DataIV);`

Το Διάνυσμα `coeff` επιστρέφει τα 2 Ιδιοδιανύσματα. Το αποτέλεσμα είναι:

$$coeff = \begin{bmatrix} 0.9999 & -0.0103 \\ 0.0103 & 0.9999 \end{bmatrix}$$

Άρα:

$$V_1 = \begin{bmatrix} 0.9999 \\ 0.0103 \end{bmatrix} \quad \text{και} \quad V_2 = \begin{bmatrix} -0.0103 \\ 0.9999 \end{bmatrix}$$

Το Διάνυσμα `latent` επιστρέφει τις 2 Ιδιοτιμές. Το αποτέλεσμα είναι:

$$latent = \begin{bmatrix} 4.0108 \\ 0.0000 \end{bmatrix}$$

Που σημαίνει ότι:

$$\lambda_1 = 4.0108$$

$$\lambda_2 = 0$$

Το μ επιστρέφει τους Μέσους Όρους των δύο μεταβλητών.

Δηλαδή:

$$\mu = [100.3230, \quad 1.0162]$$

Δηλαδή, ο Μέσος Όρος των τιμών των Τάσεων είναι:

$$V_\mu = 100.3230 \text{ V}$$

και ο Μέσος Όρος των τιμών των Εντάσεων είναι:

$$I_\mu = 1.0162 \text{ A}$$

Η σειρά των Μέσων Όρων του διανύσματος μ στην ίδια σειρά που ορίστηκαν στο DataMatrix.

Φαίνεται ότι τα δεδομένα αποκλίνουν μόνο κατά τη διεύθυνση του V_1 , η οποία είναι και η κλίση της βέλτιστης ευθείας των δεδομένων.

Επειδή η 2^η Ιδιοτιμή $\lambda_2 = 0$ σημαίνει ότι τα δεδομένα δεν αποκλίνουν κατά το V_2 (που είναι κάθετο στο V_1), άρα όλα βρίσκονται επί της ευθείας που ορίζεται από την αρχή των αξόνων και το V_1 .

Επομένως, τα I και V είναι ποσά ανάλογα, δηλαδή έχουν σταθερό πηλίκο. Το σταθερό αυτό πηλίκο ονομάζεται Αντίσταση.

Είναι προφανές ότι θα χρειαστεί μόνο η λ_1 για την ανακατασκευή των αρχικών τιμών.

Έτσι, η ανακατασκευή γίνεται ως εξής:

(Matlab Code:

```
FinalData = score(:,1);
```

```
FeatureVector = coeff(:,1);
```

```
RecoveredData = FinalData*FeatureVector' + mu;)
```

Και λαμβάνεται το Figure 14, όπου φαίνεται ότι τα ανακτημένα δεδομένα προσεγγίζουν πολύ καλά το πραγματικό φαινόμενο:

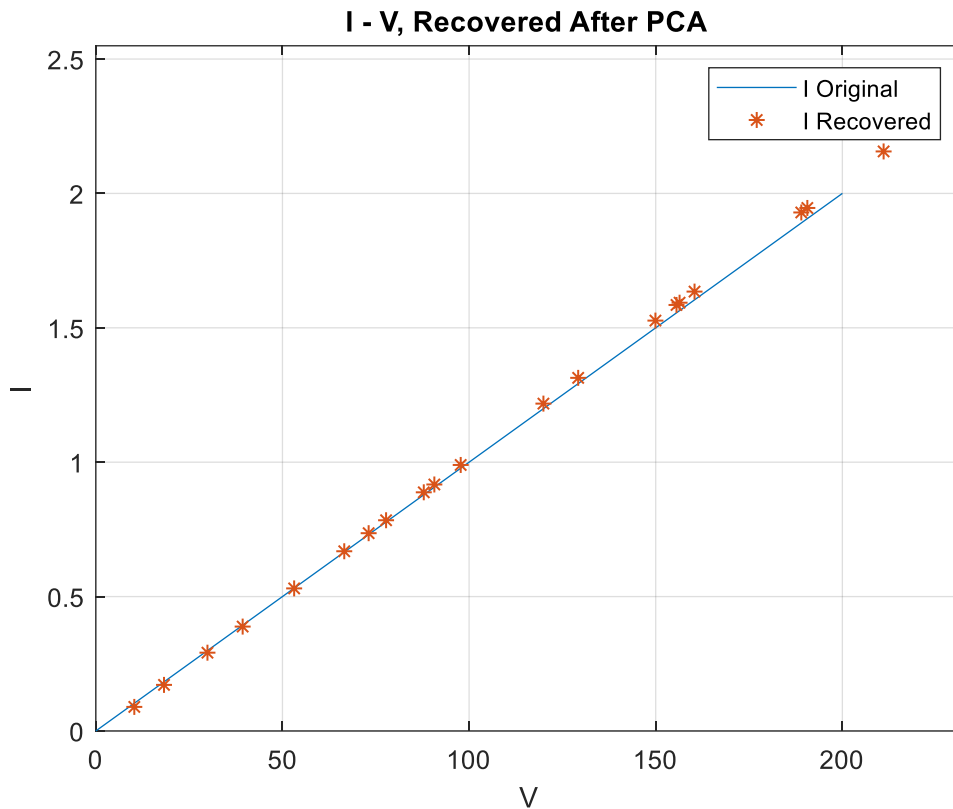


Figure 14: Ανάκτηση Δεδομένων με PCA στη διεύθυνση του V_1

Η εκτιμώμενη Αντίσταση $R_{Estimated}$ είναι η αντίστροφη κλίση του V_1 , άρα:

(Matlab Code:

$R_{Estimated} = FeatureVector(1)/FeatureVector(2);$)

Εξάγεται ότι:

$$R_{Estimated} = 97.1290 \Omega$$

$$\Rightarrow R_{Estimated} \approx R$$

Παρατηρείται ότι το σχετικό σφάλμα της εκτίμησης της Αντίστασης R_{RelEr} είναι:

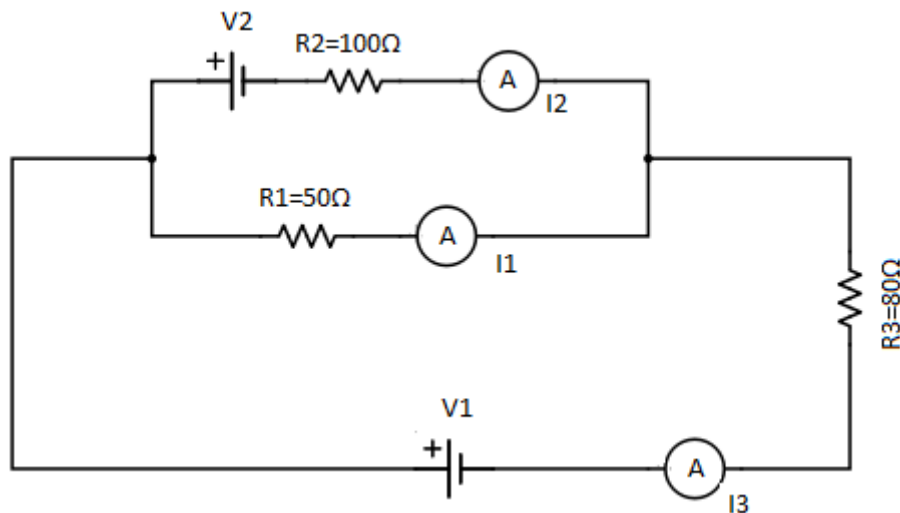
$$R_{RelEr} = \frac{R_{Estimated} - R}{R} = -0.0287 = -2.87\%$$

Δηλαδή κατά πολύ μικρότερο από το Σχετικό Σφάλμα των μετρήσεων των οργάνων που θεωρήθηκε $\pm 10\%$.

5.10 Μελέτη κυκλώματος με τη Μέθοδο PCA

Σκοπός του παραδείγματος αυτού είναι να βρεθεί η σχέση που συνδέει ένα φυσικό μέγεθος με 2 ή περισσότερα ανεξάρτητα μεγέθη, μόνο με τη χρήση μετρήσεων (Data-Driven Modeling), δηλαδή χωρίς να είναι γνωστοί οι φυσικοί νόμοι που τα συνδέουν.

Έστω το κύκλωμα του Σχήματος 3 με $R_1 = 50\Omega$, $R_2 = 100\Omega$ και $R_3 = 80\Omega$. Οι πηγές V_1 , V_2 μπορούν να μεταβάλλονται από 0 έως 200Volt.



Σχήμα 3: Κύκλωμα για την εύρεση της εξάρτησης του I_1 από τα V_1 , V_2

Με τη Μέθοδο Απλών Βρόγχων προκύπτει σύστημα 3^{ων} εξισώσεων που χαρακτηρίζει το κύκλωμα:

$$V_1 - V_2 - I_2 R_2 - I_3 R_3 = 0$$

$$V_1 - I_1 R_1 - I_3 R_3 = 0$$

$$I_3 = I_2 + I_1$$

Επιλύοντας το σύστημα ως προς I_1 , I_2 , I_3 έχουμε:

$$I_1 = \frac{R_2}{R_1 R_2 + R_2 R_3 + R_3 R_1} \cdot V_1 + \frac{R_3}{R_1 R_2 + R_2 R_3 + R_3 R_1} \cdot V_2$$

$$I_2 = \frac{R_1}{R_1 R_2 + R_2 R_3 + R_3 R_1} \cdot V_1 + \frac{R_1 + R_3}{R_1 R_2 + R_2 R_3 + R_3 R_1} \cdot V_2$$

$$I_3 = \frac{R_1 + R_2}{R_1 R_2 + R_2 R_3 + R_3 R_1} \cdot V_1 + \frac{R_1 + 2R_3}{R_1 R_2 + R_2 R_3 + R_3 R_1} \cdot V_2$$

Αντικαθιστώντας τις τιμές των Αντιστάσεων οι Εντάσεις είναι:

$$I_1 = 0.0058823 \cdot V_1 + 0.0047058 \cdot V_2$$

$$I_2 = 0.0029411 \cdot V_1 + 0.0076470 \cdot V_2$$

$$I_3 = 0.0088235 \cdot V_1 + 0.0123529 \cdot V_2$$

Στις τιμές των Τάσεων και Εντάσεων προστίθεται Γκαουσιανός θόρυβος με κέντρο την τρέχουσα τιμή και Τυπική Απόκλιση $\sigma=1$, που εκφράζει την Αβεβαιότητα των μετρήσεων. Έτσι δημιουργούνται τα Μετρούμενα Δεδομένα (Measured Data): V_1, V_2, I_1, I_2, I_3 με τα οποία θα γίνει η μελέτη, μια και τα πραγματικά δε θεωρούνται γνωστά (Βλ. Figure 15).

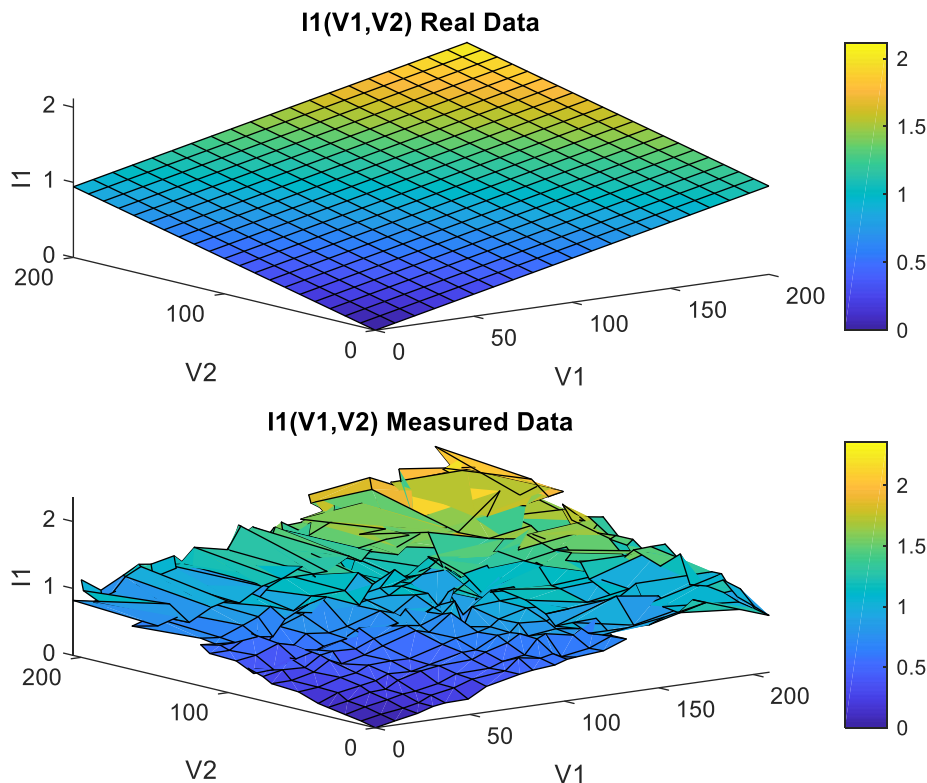


Figure 15: I_1 ως προς V_1, V_2 . Πάνω οι πραγματικές τιμές, κάτω με προσθήκη Γκαουσιανού θορύβου

Στα δεδομένα που μετρήθηκαν εφαρμόζεται η PCA, κρατώντας τις $k=2$ μεγαλύτερες Ιδιοτιμές, όπως το προηγούμενο παράδειγμα. Επιλέχτηκαν 2 Ιδιοτιμές, διότι υπάρχουν 2 ανεξάρτητες μεταβλητές (V_1, V_2), επομένως, οποιαδήποτε άλλη Διακύμανση αποτελεί Θόρυβο που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι τα σφάλματα των οργάνων μετρήσεων των 5 Μεταβλητών (V_1, V_2, I_1, I_2, I_3)

Στο Figure 16 γίνεται αντιπαράθεση των πραγματικών τιμών του I_1 με αυτές που εκτιμήθηκαν μετά την εφαρμογή της PCA (Recovered Data), όπου φαίνεται πόσο κοντά είναι.

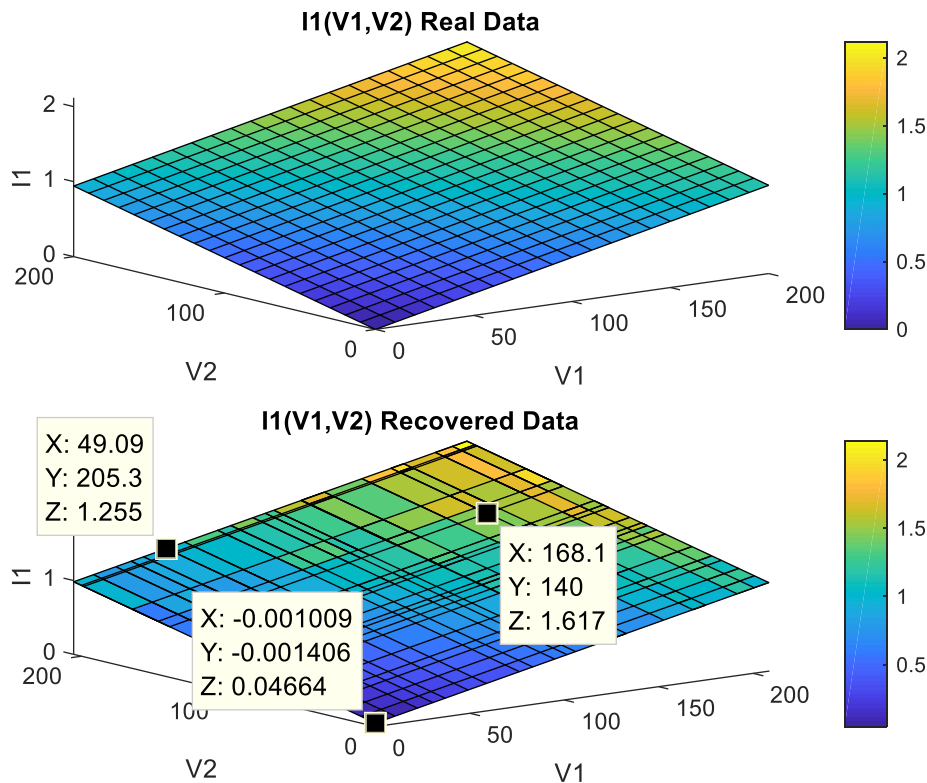


Figure 16: I_1 ως προς V_1, V_2 . Πάνω οι πραγματικές τιμές, κάτω με αφαίρεση του θορύβου με PCA

Σημειώνονται και 3 σημεία, για να βρεθεί η εξίσωση του I_1 σε σχέση με τα V_1, V_2 , η οποία φαίνεται ότι απεικονίζει επίπεδο.

Άρα είναι της μορφής:

$$I_1(V_1, V_2) = a_{11}V_1 + a_{12}V_2 + c$$

Επειδή το επίπεδο περνάει από την αρχή των αξόνων είναι φανερό ότι $c=0$. Περνάει από την αρχή των αξόνων, διότι για $V_1 = V_2 = 0$, προφανώς το $I_1 = 0$.

Αντικαθιστώντας τα 2 άλλα σημεία προκύπτουν οι εξισώσεις:

$$49.09 a_{11} + 205.3 a_{12} = 1.255$$

$$168.1 a_{11} + 140 a_{12} = 1.6517$$

Επιλύοντας το παραπάνω σύστημα προκύπτει:

$$a_{11} = 0.0059118$$

$$a_{12} = 0.0046993$$

Άρα:

$$I_{1_Recovered} = 0059118 V_1 + 0046993 V_2$$

Παρατηρείται ότι $I_{1_Recovered} \approx I_1$ Άρα με την PCA αφαιρέθηκε ικανοποιητικά η Αβεβαιότητα των οργάνων.

Κεφάλαιο 6 Αναγνώριση Χειρονομιών

Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται μια σύντομη παρουσίαση των Ηλεκτρομυογραφημάτων και εκτενής μελέτη της PCA, ρύθμιση των παραμέτρων της και εφαρμογή της για την αναγνώριση των βασικών χειρονομιών που χρησιμεύουν για εργασίες της καθημερινής ζωής. Τα Ηλεκτρομυογραφήματα που χρησιμοποιήθηκαν πάρθηκαν από τη Βάση Δεδομένων Ninapro, όπως περιγράφεται στις παράγραφο 6.1.



















































6.1 Η Βάση Δεδομένων Ninapro και το Πείραμα δημιουργίας της

Το παρακάτω πείραμα είναι μέρος του Ninapro (Non Invasive Adaptive Hand Prosthetics) [17], το οποίο είναι ένα εξελισσόμενο ερευνητικό πρόγραμμα που αποσκοπεί στο να βοηθήσει την έρευνα πάνω στα προσθετικά χέρια. Αυτό γίνεται καταγράφοντας Επιφανειακά Ηλεκτρομυογραφήματα με διάφορες χειρονομίες δημιουργώντας βάσεις δεδομένων οι οποίες παρέχονται διαδικτυακά [17], ώστε να δοθεί η ευκαιρία σε ερευνητές που δε διαθέτουν τον κατάλληλο εξοπλισμό να μελετήσουν τα Ηλεκτρομυογραφήματα. Η Βάση Δεδομένων 1. (DB1) περιλαμβάνει Επιφανειακά Ηλεκτρομυογραφήματα (sEMG) και γωνίες των αρθρώσεων των δακτύλων 27 Ατόμων - Υποκειμένων (Subjects) για 52 χειρονομίες (gestures) δεξιού χεριού. Κάθε χειρονομία επαναλαμβάνεται 10 φορές (repetition). Η κάθε κίνηση γίνεται μαλακά, χωρίς ιδιαίτερο σφίξιμο των μυών και διαρκεί 5 sec. Πριν γίνει η επόμενη επανάληψη τα Υποκείμενα φέρνουν το χέρι τους στην θέση ηρεμίας (reset) για 3 sec, ώστε να αποφεύγεται η κόπωση των μυών (muscle fatigue) η οποία έχει επιπτώσεις στο μυογράφημα. **Οι 52 χειρονομίες χωρίζονται σε 3 διαφορετικές ασκήσεις, όπως φαίνονται στην Εικόνα 9 [17].**

1. Exercise A. Περιλαμβάνει αυτόνομες κινήσεις του κάθε δακτύλου. 12 Χειρονομίες (1 έως 12) κάθε ενός δακτύλου σε Κάμψη (Flexion), Έκταση (Extension) και τον αντίχειρα επιπλέον σε Προσαγωγή (Adduction) και Απαγωγή (Abduction) (Βλ. Εικόνα 9 Στήλη 1).
2. Exercise B. Περιλαμβάνει συνδυασμένες κινήσεις των δακτύλων). 17 Χειρονομίες (13 έως 29) πιο σύνθετες (Βλ. Εικόνα 9 Στήλη 2).
3. Exercise C. Περιλαμβάνει διαφορετικές λαβές αντικειμένων) 23 λαβές (30 έως 52) διαφόρων αντικειμένων πχ κατσαβίδι (Βλ. Εικόνα 9 Στήλη 1).

Έτσι σε κάθε Υποκείμενο καταγράφονται:

$$52 \text{ χειρονομίες} \times 10 \text{ επαναλήψεις} = 520 \text{ κινήσεις}$$

Exercise A			Exercise B			Exercise C					
1	Index flexion		13	Thumb up		30	Large diameter grasp		45	Quadpod grasp	
2	Index extension		14	Extension of index and middle, flexion of the others		31	Small diameter grasp (power grip)		46	Lateral grasp	
3	Middle flexion					32	Fixed hook grasp				
4	Middle extension		15	Flexion of ring and little finger, extension of the others		33	Index finger extension grasp		48	Extension type grasp	
5	Ring flexion		16	Thumb opposing base of little finger							
6	Ring extension		17	Abduction of all fingers		35	Ring grasp		50	Open a bottle with a tripod grasp	
7	Little finger flexion		18	Fingers flexed together in fist							
8	Little finger extension		19	Pointing index		37	Stick grasp		52	Cut something (grasp the knife with an index finger extension grasp)	
9	Thumb adduction		20	Adduction of extended fingers							
10	Thumb abduction		21	Wrist supination (axis: middle finger)		39	Power sphere grasp		52	Cut something (grasp the knife with an index finger extension grasp)	
11	Thumb flexion		22	Wrist pronation (axis: middle finger)							
12	Thumb extension		23	Wrist supination (axis: little finger)		41	Precision sphere grasp		52	Cut something (grasp the knife with an index finger extension grasp)	
			24	Wrist pronation (axis: little finger)							
25	Wrist flexion		28	Wrist ulnar deviation		43	Prismatic pinch grasp		52	Cut something (grasp the knife with an index finger extension grasp)	
26	Wrist extension										
27	Wrist radial deviation		29	Wrist extension with closed hand		44	Tip pinch grasp		52	Cut something (grasp the knife with an index finger extension grasp)	
28	Wrist ulnar deviation										
29	Wrist extension with closed hand		29	Wrist extension with closed hand		44	Tip pinch grasp		52	Cut something (grasp the knife with an index finger extension grasp)	
											

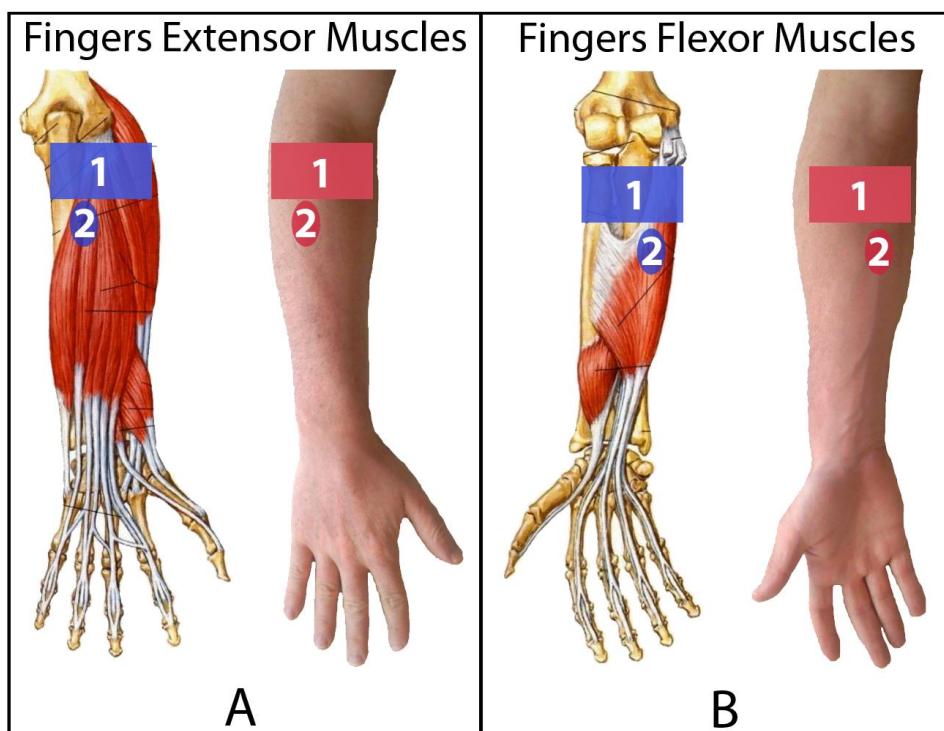
Εικόνα 8: Χειρονομίες που αποτέλεσαν τη Βάση Δεδομένων 1 του Νιναργό

Τα Ηλεκτρομυογραφήματα συλλέγονται από 10 ενεργούς διπολικούς αισθητήρες OttoBock MyoBock 13E200 s EMG Electrodes με ενίσχυση 14000, όπως φαίνονται στην Εικόνα 10 [32].



Εικόνα 9: Αισθητήρες OttoBock MyoBock 13E200

Από τους 10 αισθητήρες, οι 8 τοποθετήθηκαν ομοιόμορφα στον πήχη, κοντά στην άρθρωση του αγκώνα (Εικόνα 10 Α και Β, Θέση 1) σε σταθερές αποστάσεις από τον αγκώνα, χωρίς να δίνεται ιδιαίτερη βαρύτητα οι 8 αισθητήρες να είναι πάνω σε συγκεκριμένους μύες. Ο 9^{ος} αισθητήρας τοποθετήθηκε πάνω στο μυ Μακρύ Εκτείνοντα των Δακτύλων (Εικόνα 10 Α , Θέση 2) και ο 10^{ος} στο μυ Μακρύ Κάμπτορα του Καρπού (Εικόνα 10 Β , Θέση 2).



Εικόνα 10: Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων. Εικ. Α θέση 1 και Εικ. Β θέση 1: Οχτώ ομοιόμορφα τοποθετημένα ηλεκτρόδια. Α.Θέση 2: Ένα Ηλεκτρόδιο στο Μακρύ Εκτείνοντα των Δακτύλων μυ.. Εικ. Β.Θέση 2: Ένα Ηλεκτρόδιο στο Μακρύ Κάμπτορα του Καρπού μυ.

6.2 Παραδείγματα Ηλεκτρομυογραφημάτων

Στην παράγραφο αυτή γίνεται μια σύντομη μελέτη με παραδείγματα Ηλεκτρομυογραφημάτων των πειραμάτων που περιεγράφηκαν.

Επειδή, κατά την διάρκεια της δειγματοληψίας μιας χειρονομίας (πχ. της Ring Extension 6^η Χειρονομία 1^{ης} άσκησης) , ο αριθμός των δειγμάτων που λαμβάνεται από κάθε αισθητήρα δεν είναι ίδιος για όλες τις κινήσεις, αλλά κυμαίνεται από 483 έως 516 , κρατούνται τα πρώτα 450 δείγματα. Θεωρείται ότι με αυτόν τον τρόπο δε χάνεται πληροφορία, διότι προς το τέλος της κίνησης τα σήματα που καταγράφονται είναι σχεδόν σταθερά και ίσα με μηδέν ή όσος ο θόρυβος των ενισχυτών. Έτσι το κάθε μυογράφημα που αντιστοιχεί σε μία κίνηση είναι ένας πίνακας διάστασης $10\text{sensors} \times 450\text{samples} = 4500\text{samples}$. Η γραφική παράσταση και των 10 αισθητήρων όπως κατέγραψαν τη χειρονομία Ring Extension του 1^{ου} Υποκειμένου, φαίνεται στο Figure 17.

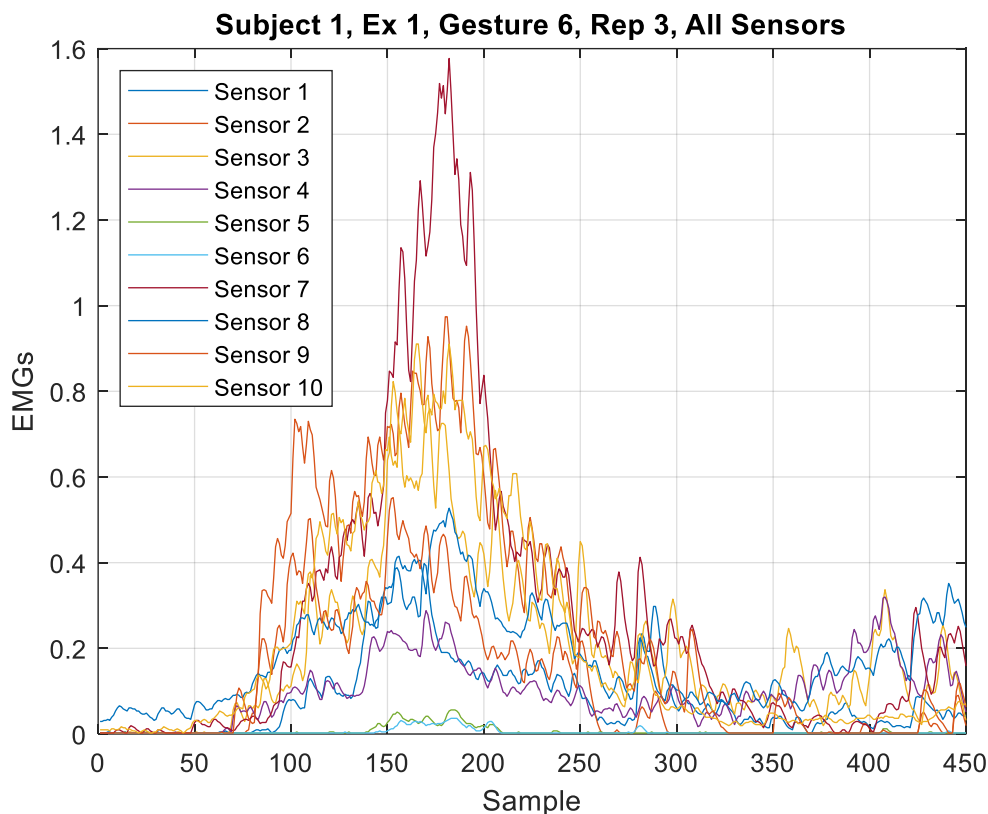


Figure 17: Ηλεκτρομυογράφημα sEMG της 6ης χειρονομίας και με τους 10 αισθητήρες

Απομονώνοντας το σήμα του 4^{ου} πχ αισθητήρα εξάγεται η γραφική παράσταση Figure 18:

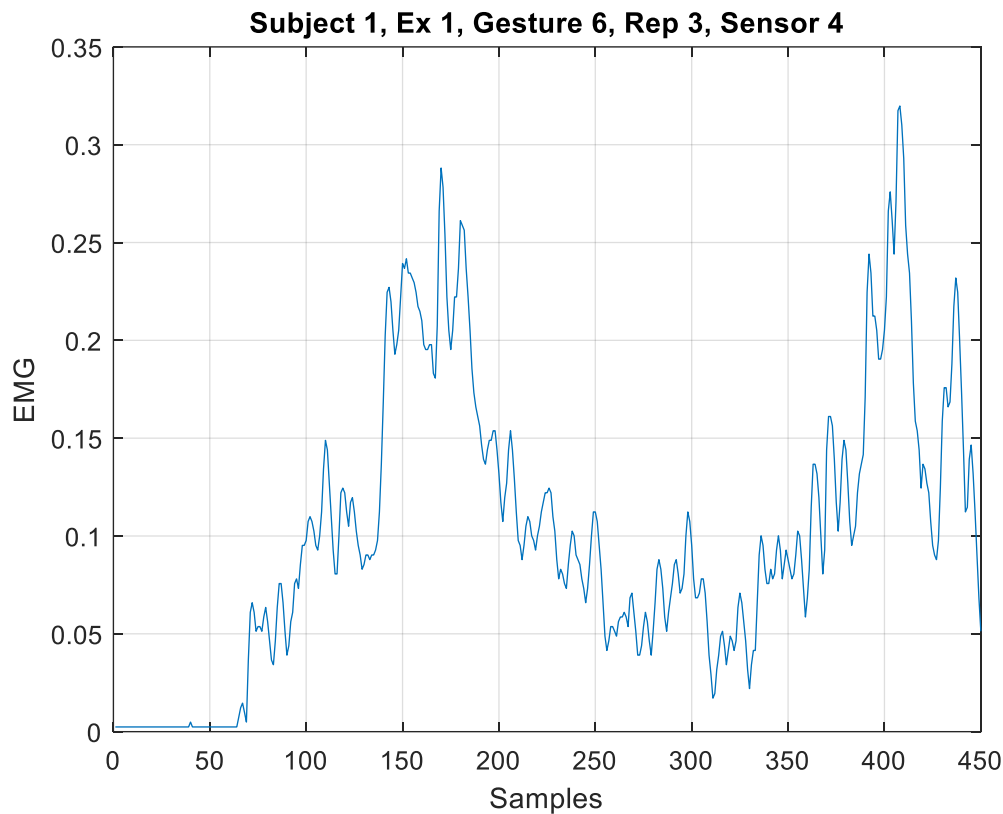


Figure 18: Ηλεκτρομυογράφημα sEMG της 6ης χειρονομίας του 4ου Αισθητήρα

Ένας ακόμα τρόπος απεικόνισης του μυογραφήματος, ιδιαίτερα χρήσιμος σε πολλές μεθόδους αναγνώρισης προτύπων πολλών μεταβλητών, όπως την PCA είναι με ανασχηματισμό (reshape), των δεδομένων που παρέχουν όλοι οι αισθητήρες σε ένα διάνυσμα. Δηλαδή τα σήματα των 10 αισθητήρων που αντιστοιχούν στην ίδια κίνηση τοποθετούνται σε σειρά το ένα κάτω από το άλλο, ώστε το μυογράφημα της κάθε κίνησης αντί να είναι ένας πίνακας 450samples x 10sensors να γίνει ένα διάνυσμα διάστασης 4500x1. Μια τέτοια απεικόνιση φαίνεται στο Figure 19, όπου οι κόκκινες γραμμές διαχωρίζουν τα σήματα των αισθητήρων και οι αριθμοί στην κορυφή από 1 έως 10 δείχνουν το νούμερο του αισθητήρα που αντιστοιχεί κάθε περιοχή του μυογραφήματος.

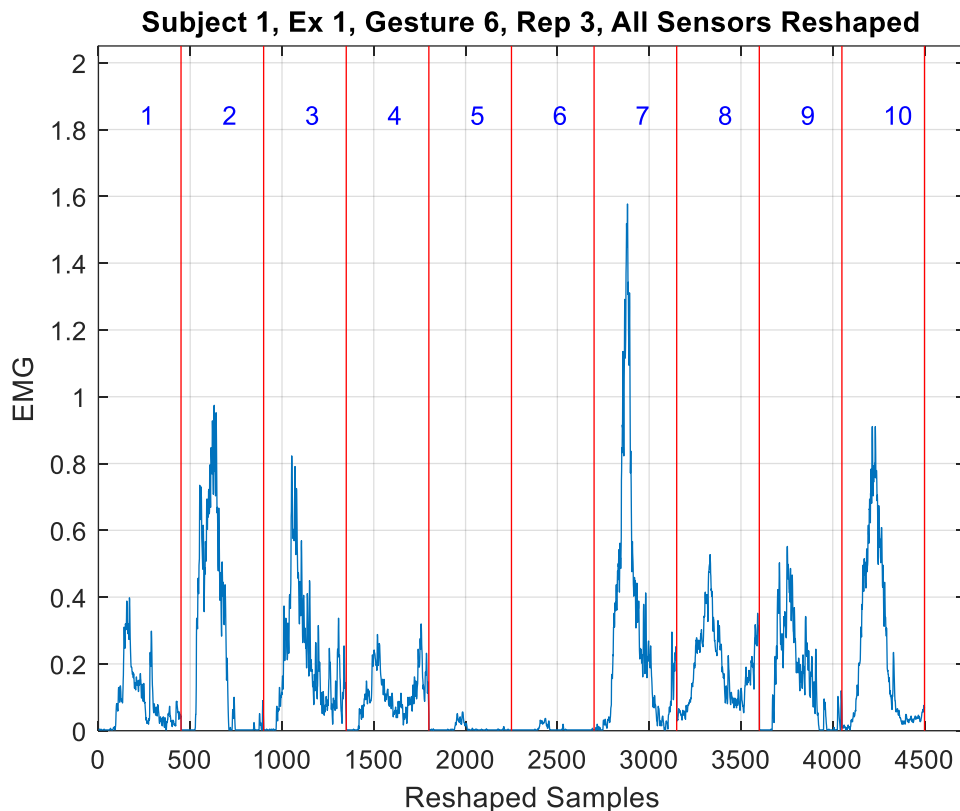


Figure 19: Ηλεκτρομυογράφημα sEMG της 6ης χειρονομίας και με ανασχηματισμό των 10 αισθητήρων σε ένα Διάγραμμα

Το παραπάνω γράφημα αναφέρεται στο 1^ο Υποκείμενο, όπου έχει εκτελέσει την 6^η χειρονομίας (Ring Extension). Παρατηρείται ότι ο 7^{ος} αισθητήρας λαμβάνει την πιο έντονη μυϊκή δραστηριότητα. Αυτό συμβαίνει διότι βρίσκεται κοντύτερα στο μυ που συμβάλλει περισσότερο στη συγκεκριμένη χειρονομία. Οι αισθητήρες 2, 3 και 10 λαμβάνουν μια μέτρια μυϊκή δραστηριότητα, που σημαίνει ότι ή βρίσκονται πάνω σε μύες που συμβάλλουν μέτρια στην εκτέλεση της χειρονομίας ή ότι είναι κοντά σε μυ που συμβάλλει πολύ, αλλά όχι ακριβώς πάνω του. Οι αισθητήρες 5 και 6 δε λαμβάνουν σχεδόν καθόλου σήμα από μυϊκή δραστηριότητα.

6.3 Αναγνώριση χειρονομιών με τη μέθοδο PCA

Στην παράγραφο αυτή γίνεται αναγνώριση κάποιων χειρονομιών με εκπαίδευση του αλγορίθμου της PCA που βασίζεται στα δεδομένα των Ηλεκτρομυογραφημάτων που έχουν ληφθεί κατά τη διάρκεια των ασκήσεων. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου ουσιαστικά η εύρεση των Ιδιοδιανυσμάτων (Feature Vectors) τα οποία αποτελούν τα χαρακτηριστικά του συστήματος. Η διαδικασία της εκπαίδευσης γίνεται μία μόνο φορά και με βάση τα χαρακτηριστικά διανύσματα γίνεται η αναγνώριση των χειρονομιών. Οι περιπτώσεις όπου η εκπαίδευση και η αναγνώριση αφορούν το ίδιο Υποκείμενο ονομάζονται **Ενδοϋποκειμενικές (Intra-Subject)**, ενώ οι περιπτώσεις όπου η εκπαίδευση έχει γίνει σε

διαφορετικό Υποκείμενο από αυτό της αναγνώρισης ονομάζονται **Διυποκειμενικές (Inter-Subject)** [3]. Οι περιπτώσεις αναγνώρισεων φαίνονται στις παραγράφους 6.3.1 έως 6.3.9 και συνοψίζονται στον Πίνακα 1.

Παρ/φος	Αναγνώριση	Εκπαίδευση	Περίπτωση	Σκοπός
6.3.1	Υποκείμενο 1ο Επανάληψη 10η και των 52 χειρονομιών	Υποκείμενο 1ο Επανάληψεις 1η έως 9η και των 52 χειρονομιών	Intra-Subject	1. Παρουσίαση της PCA για αναγνώριση χειρονομιών με sEMG 2. Υπολογισμός αριθμού χρήσιμων Ιδιοτιμών
6.3.2	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Επανάληψη 10η και των 52 χειρονομιών	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Επανάληψεις 1η έως 9η και των 52 χειρονομιών	Intra-Subject	Επέκταση της προηγούμενης παραγράφου για όλα τα Υποκείμενα
6.3.3	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Επανάληψεις 1η έως 10η και των 52 χειρονομιών	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Υπόλοιπες Επανάληψεις (Δηλ. Εκτός αυτής που αναγνωρίζεται)	Intra-Subject	1. Επέκταση της προηγούμενης παραγράφου για όλες τις Επανάληψεις 2. Πιο αντικειμενική εκτίμηση του ποσοστού επιτυχίας 3. Συσχέτιση με σωματικά χαρακτηριστικά των Υποκειμένων
6.3.4	Υποκείμενο 1ο Επανάληψεις 6η έως 10η και των 52 χειρονομιών	Υποκείμενο 1ο Επανάληψεις 1η έως 5η και των 52 χειρονομιών	Intra-Subject	Έλεγχος της αναγνώρισης για εκπαίδευση με λιγότερα δεδομένα (5 Επανάληψεις αντί 9)
6.3.5	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Επανάληψεις 6η έως 10η και των 52 χειρονομιών	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Επανάληψεις 1η έως 5η και των 52 χειρονομιών	Intra-Subject	Επέκταση της προηγούμενης παραγράφου για όλα τα Υποκείμενα
6.3.6	Υποκείμενο 27ο Όλες οι Χειρονομίες του	Υποκείμενα 1ο έως 26ο Όλες οι Χειρονομίες τους	Inter-Subject	Έλεγχος αν μπορεί η αναγνωρίζονται Χειρονομίες ενός Υποκειμένου αν ο αλγόριθμος δεν έχει εκπαιδευτεί με το ίδιο Υποκείμενο

6.3.7	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Όλες οι Χειρονομίες τους	26 Υποκείμενα από (1ο έως 27ο) (Εκτός αυτού που αναγνωρίζονται οι Χειρονομίες) Όλες οι Χειρονομίες των 26 Υποκειμένων	Inter-Subject	Επέκταση της προηγούμενης παραγράφου για όλα τα Υποκείμενα
6.3.8	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Επανάληψεις 1η έως 10η και των 4ων κινήσεων του καρπού	Υποκείμενα 1ο έως 27ο Υπόλοιπες Επανάληψεις (Δηλ. Εκτός αυτής που αναγνωρίζεται από τις 4 κινήσεις του καρπού)	Intra-Subject	1. Επανάληψη της παραγράφου 6.3.3 με μειωμένη ομάδα κινήσεων (4 κινήσεις του καρπού αντί 52 χειρονομίες) 2. Προσπάθεια αύξησης του ποσοστού επιτυχίας της αναγνώρισης για λιγότερες κινήσεις.
6.3.9	Διάφορα Υποκείμενα 4 Κινήσεις Καρπού	Διάφορα Υποκείμενα Διαφορετικά από αυτά της αναγνώρισης 4 Κινήσεις Καρπού	Inter-Subject	Επέκταση της προηγούμενης παραγράφου για αναγνώριση Inter-Subject, ομάδας με λίγες κινήσεις

Table 1: Σύνοψη αναγνώρισεων παραγράφου 6.3

6.3.1 Περίπτωση 1. Εφαρμογή της PCA σε EMG σήματα για αναγνώριση Χειρονομίας Intra-Subject.

Επιλέγεται τυχαία ένα Υποκείμενο, έστω το 1^ο από τα 27 Υποκείμενα που έλαβαν μέρος στο πείραμα. Επίσης επιλέγεται τυχαία μία επανάληψη, έστω η 10^η η οποία θεωρείται άγνωστη, από τις 10 επαναλήψεις που έγινε κάθε χειρονομία. Έπειτα, γίνεται αναγνώριση του είδους της χειρονομίας που αντιστοιχεί στη 10^η επανάληψη του 1^{ου} Υποκειμένου. Ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε έγινε με βάση τη μέθοδο PCA και εκπαιδεύτηκε με τις 9 πρώτες επαναλήψεις των 52 χειρονομιών (9x52=468 κινήσεις) του ίδιου Υποκειμένου. Φυσικά μία κίνηση από κάθε χειρονομία δε μπορεί να δώσει ακριβή στατιστικά αποτελέσματα για την ακρίβεια της μεθόδου, αλλά βοηθάει στην κατανόηση της μεθοδολογίας, στη ρύθμιση και εκτίμηση των παραμέτρων της PCA, όπως του Βαθμού Διακύμανσης και στις Ευκλείδειες αποστάσεις των προβολών των διανυσμάτων στον Ιδιόχωρο που θα χρησιμοποιηθεί.

Ο αλγόριθμος της PCA για την αναγνώριση των χειρονομιών συνοψίζεται στα παρακάτω 7 βήματα:

1. Λήψη δεδομένων και τοποθέτησής τους σε στήλες.
2. Υπολογισμός του Διανύσματος του Μέσου Όρου και Αφαίρεσή του.
3. Υπολογισμός του Πίνακα Συνδιακύμανσης.
4. Υπολογισμός των Ιδιοτιμών και Ιδιοδιανυσμάτων του Πίνακα Συνδιακύμανσης.
5. Δημιουργία του Ιδιόχωρου (EigenSpace).
6. Προβολές των πειραματικών δεδομένων (Χειρονομιών) στον Ιδιόχωρο.
7. Αναγνώριση μιας τυχαίας Χειρονομίας με κριτήριο την ελάχιστη Ευκλείδεια Απόσταση (Euclidean Distance).

Εφαρμογή της PCA

Βήμα 1. Λήψη δεδομένων και τοποθέτησής τους σε στήλες.

Κάθε κίνηση λοιπόν που χαρακτηρίζεται από τον αριθμό της χειρονομίας και τον αριθμό της επανάληψης πχ *Gesture1_Rep1*, είναι το ανασχηματισμένο διάνυσμα 4500×1 όπως περιεγράφηκε στην προηγούμενη παράγραφο. Δηλαδή:

$$\text{Vector of Gesture1 Repetition1} = \begin{array}{|c|} \hline \text{Gesture1_Rep1} \\ \hline \end{array}$$

Τα ανασχηματισμένα δεδομένα του ηλεκτρομυογραφήματος του 1^{ου} Υποκειμένου που αντιστοιχούν στις 9 πρώτες επαναλήψεις και των 52 χειρονομιών, διατάσσονται με τρόπο που να μπορεί να γίνει εφαρμογή της PCA δημιουργώντας το *DataMatrix* ως εξής:

$$\text{DataMatrix} = \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline \text{Gesture1_Rep1} & \text{Gesture1_Rep2} & \dots & \text{Gesture1_Rep9} & \text{Gesture2_Rep1} & \text{Gesture2_Rep2} & \dots & \text{Gesture2_Rep9} & \dots & \text{Gesture52_Rep1} & \text{Gesture52_Rep2} & \dots & \text{Gesture52_Rep9} \\ \hline \end{array}$$

Ο πίνακας δεδομένων *DataMatrix* είναι διάστασης 4500×468 και περιλαμβάνει αθροιστικά τόσες στήλες όσες είναι οι 9 πρώτες επαναλήψεις των συνολικά 52 ασκήσεων-χειρονομιών.

Οι υπόλοιπες 52 κινήσεις θεωρούνται άγνωστες και αποτελούν τον *TestMatrix*, διάστασης 4500×52 , ο οποίος θα χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση του προτεινόμενου αλγόριθμου PCA.

$$\text{TestMatrix} = \begin{pmatrix} | & | & | & \dots & | & | \\ \text{Gesture1_Rep10} & \text{Gesture2_Rep10} & & & \text{Gesture52_Rep10} & \\ | & | & | & & | & | \end{pmatrix}$$

Ο TestMatrix είναι διάστασης 4500x52.

Βήμα 2. Υπολογισμός του Διανύσματος του Μέσου Όρου και Αφαίρεσή του.

Από τα 468 στοιχεία κάθε μιας γραμμής (από τις 4500) υπολογίζεται ο Μέσος Όρος και τα αποτελέσματα τοποθετούνται σε στήλη, οπότε το Διάνυσμα του Μέσου όρου Mean είναι διάστασης 4500 x 1.

Δηλαδή, για το i στοιχείο του διανύσματος Mean ισχύει:

$$\text{Mean}(i) = \frac{\sum_{j=1}^{468} \text{DataMatrix}(i, j)}{468}, \text{ με } 1 \leq i \leq 4500$$

Από κάθε στήλη του DataMatrix που είναι διάστασης 4500 x 1 αφαιρείται το διάνυσμα Μέσου Όρου που είναι ίδιας διάστασης και έτσι δημιουργείται ο DataAdjust διάστασης όμοιας με του DataMatrix, δηλαδή 4500 x 468.

Βήμα 3. Υπολογισμός του Πίνακα Συνδιακύμανσης

Ο Υπολογισμός του Πίνακα Συνδιακύμανσης γίνεται με βάση τον παρακάτω τύπο:

$$C = \text{DataAdjust} \cdot \text{DataAdjust}^T / (4500 - 1)$$

Ο Πίνακας Συνδιακύμανσης είναι διάστασης (4500x4500) και έχει 4500 ιδιοτιμές και 4500 ιδιοδιανύσματα

Πολλές φορές στη βιβλιογραφία παρατηρείται ότι ο Πίνακας Συνδιακύμανσης δε διαιρείται με τον αριθμό των δειγμάτων (4500-1), και χρησιμοποιείται ο πίνακας:

$$C2 = \text{DataAdjust} \cdot \text{DataAdjust}^T$$

Και σε αυτή την περίπτωση η PCA θα εξάγει σωστά αποτελέσματα, διότι τα Ιδιοδιανύσματα του C2 έχουν ίδιους προσανατολισμούς με τα Ιδιοδιανύσματα του C και οι Ιδιοτιμές του C2 είναι ανάλογες με τις Ιδιοτιμές του C. Όμως με τη χρήση του C2 για Πίνακα Συνδιακύμανσης οι Ευκλείδειες αποστάσεις που θα χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση στο Βήμα 7 θα μεταβληθούν αν αλλάξει ο χρόνος δειγματοληψίας. Άρα η διαίρεση κανονικοποιεί τον

Πίνακα Συνδιακόμενης ως προς το πλήθος των δειγμάτων κάθε αισθητήρα και κατά συνέπεια ως προς τις υπολογιζόμενες Ευκλείδειες αποστάσεις του Βήματος 7.

Βήμα 4. Υπολογισμός των Ιδιοτιμών και Ιδιοδιανυσμάτων του Πίνακα Συνδιακόμενης.

Στο παρακάτω γράφημα (Figure 20) απεικονίζονται οι 100 από τις 4500 ιδιοτιμές.

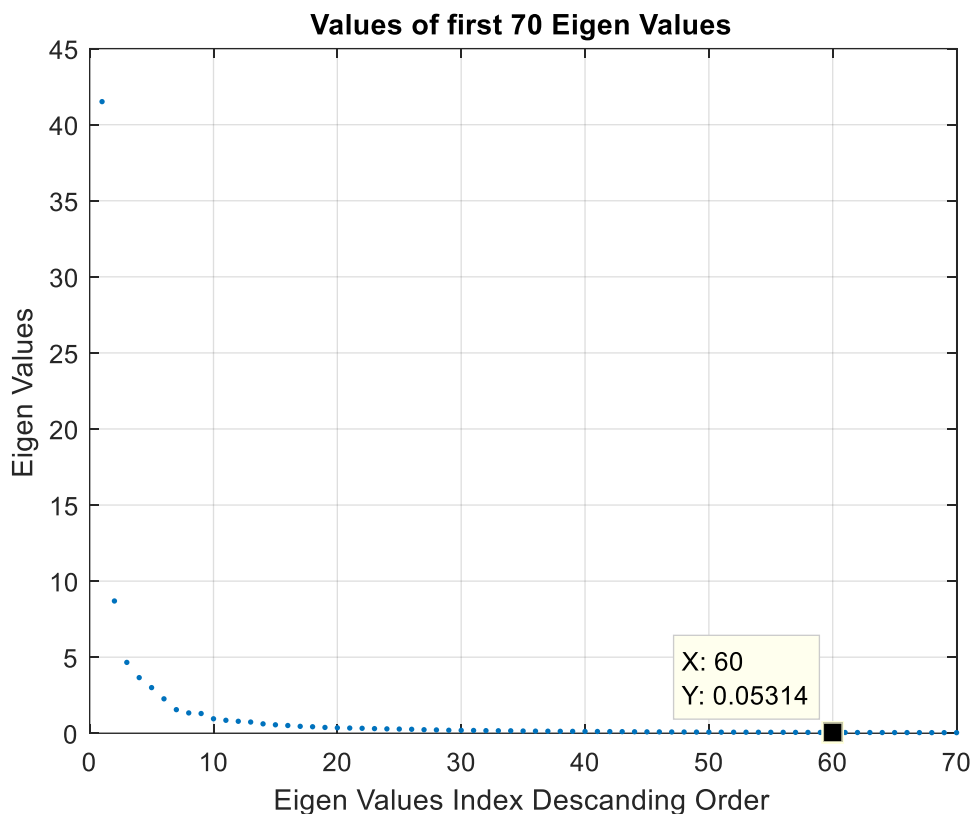


Figure 20: Οι 70 πρώτες Ιδιοτιμές

Φαίνεται ότι μετά την 60^η ιδιοτιμή, οι επόμενες είναι σχεδόν μηδενικές.

Βήμα 5. Δημιουργία του Ιδιόχωρου (EigenSpace).

Για να δημιουργηθεί ο Ιδιόχωρος του πρέπει να αποφασιστεί ο αριθμός των σημαντικότερων χρήσιμων Ιδιοτιμών και χαρακτηριστικών Ιδιοδιανυσμάτων (Feature Vectors) τα οποία τον αποτελούν. Για αυτό το σκοπό λαμβάνεται υπόψη ο Βαθμός Διακόμενης όπως αναλύθηκε στο Κεφάλαιο 5. Ο Βαθμός Διακόμενης φαίνεται στο Figure 21:

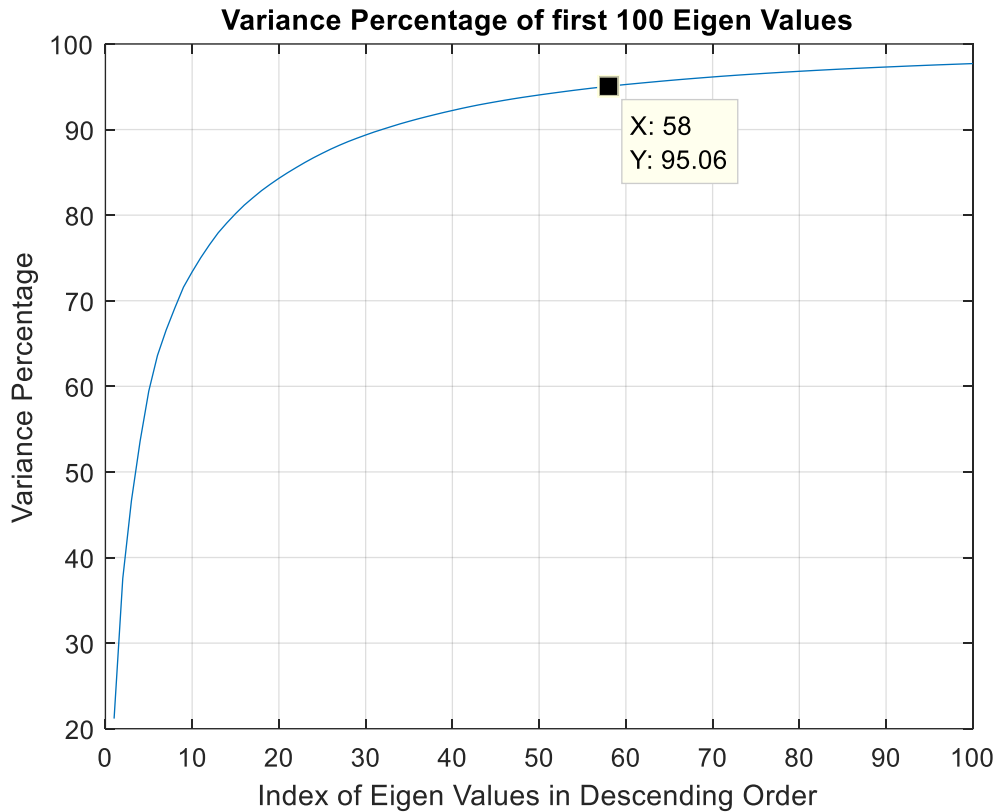


Figure 21: Ο Βαθμός Διακύμανσης για τις 100 πρώτες Ιδιοτιμές

Θεωρώντας ότι μια ικανοποιητική τιμή του Βαθμού Διακύμανσης R_k είναι:

$$R_k > 95\%$$

φαίνεται ότι πρέπει να κρατηθούν οι 58 σημαντικότερες ιδιοτιμές λ_i (με $1 \leq i \leq 58$) από τις 4500 και τα 58 ιδιοδιανύσματα V_i από τα 4500 που αντιστοιχούν στον πίνακα C.

Τα 58 αυτά ιδιοδιανύσματα είναι διάστασης 4500×1 και ονομάζονται Χαρακτηριστικά Διανύσματα (Feature Vectors). Ο μικρότερος αυτός αριθμός ιδιοδιανυσμάτων αποτελούν τον Ιδιόχωρο (Eigen Space) του συστήματος διατεταγμένα στον πίνακα EigenSpace ως εξής:

$$EigenSpace = [V_1 \ V_2 \ \dots \ V_{58}]$$

ο οποίος είναι διάστασης 4500×58 .

Βήμα 6. Προβολές των πειραματικών δεδομένων (Χειρονομιών) στον Ιδιόχωρο (EigenSpace).

Στο βήμα αυτό δε χρειάζεται να γίνει επαναφορά στο αρχικό σύστημα συντεταγμένων, όπως στην παράγραφο 5.5.1 Βήμα 6, αλλά θα συνεχιστεί η εργασία μόνο με τις προβολές στον Ιδιόχωρο όλων των γνωστών Κινήσεων (9 πρώτες επαναλήψεις από τις 52 χειρονομίες).

Η Προβολή μιας κίνησης περιγράφεται από ένα διάνυσμα 4500×1 (Movement). Από αυτό το διάνυσμα αφαιρείται ο διανύσματος Μέσος Όρος (διάνυσμα Mean) που υπολογίστηκε στο Βήμα 2. Η προβολή στον Ιδιόχωρο δίνεται από τον τύπο:

$$\text{Projection} = \text{EigenSpace}^T \cdot \text{MovementAdjust}$$

- Το διάνυσμα κάθε Προβολής είναι διάστασης 58x1.
- Κίνηση (Movement) είναι το διάνυσμα (4500x1) μιας συγκεκριμένης επανάληψης μιας συγκεκριμένης χειρονομίας.
- MovementAdjust είναι το διάνυσμα (4500x1) στις αντίστοιχες κινήσεις έχοντας αφαιρέσει το διάνυσμα (4500x1) του Μέσου Όρου (Mean).

Ορισμός: Κατ' επέκταση ορίζεται ο πίνακας Projections που περιλαμβάνει όλα τα διανύσματα των προβολών των πειραματικών δεδομένων των γνωστών Κινήσεων σε στήλες ως εξής:

Projections =	Projection_Gesture1_Rep1	Projection_Gesture1_Rep2	Projection_Gesture1_Rep9	Projection_Gesture2_Rep1	Projection_Gesture2_Rep2	Projection_Gesture2_Rep9	⋮	Projection_Gesture52_Rep1	Projection_Gesture52_Rep2	Projection_Gesture52_Rep9
---------------	--------------------------	--------------------------	-------	--------------------------	--------------------------	--------------------------	-------	--------------------------	---	---------------------------	---------------------------	-------	---------------------------

Το διάνυσμα πχ «Projection_Gesture1_Rep1» είναι η προβολή του διανύσματος «Gesture1_Rep1» στον Ιδιόχωρο μετά την αφαίρεση του Μέσου Όρου του.

Ο πίνακας Projections είναι διάστασης 58 x 468 (δηλαδή, 58 διαστάσεις κάθε Προβολής x 468 Προβολές) Κάθε προβολή ενός διανύσματος που εξάγεται από κάποιο ηλεκτρομυογράφημα στο χώρο EigenSpace των 58 διαστάσεων είναι μοναδική και αποτελεί την Ταυτότητα της κίνησης. Έτσι για την περιγραφή των 468 κινήσεων χρησιμοποιείται αντί του DataMatrix (4500x468) ο Projections (58x468) που περιλαμβάνει τις προβολές των δεδομένων στον Ιδιόχωρο διάστασης 58.

Βήμα 7. Αναγνώριση μιας τυχαίας Χειρονομίας με κριτήριο την ελάχιστη Ευκλείδεια Απόσταση (Euclidean Distance).

Από τα δεδομένα μιας άγνωστης κίνησης, γίνεται αφαίρεση του διανύσματος του Μέσου Όρου (που υπολογίστηκε στο Βήμα 2). Έπειτα, προβάλλονται στον Ιδιόχωρο EigenSpace (διάστασης 58). Τέλος, υπολογίζονται οι Ευκλείδειες Αποστάσεις της Προβολής αυτής από τις αντίστοιχες προβολές των γνωστών κινήσεων. Εκτιμάται λοιπόν ότι η άγνωστη Κίνηση είναι ίδιας χειρονομίας με εκείνη που αντιστοιχεί στην ελάχιστη Ευκλείδεια Απόσταση.

Για ευκολία οι Ευκλείδειες Αποστάσεις τοποθετούνται σε ένα διάνυσμα EuclideanDistance διάστασης 1x468 και βρίσκεται η θέση (MinED_Index) της μικρότερης τιμής του διανύσματος EuclideanDistance. Αν πχ ο μικρότερος όρος του EuclideanDistance είναι στη θέση 2 σημαίνει

ότι η άγνωστη κίνηση μοιάζει περισσότερο με την 2^η επανάληψη της 1^{ης} χειρονομίας, άρα εκτιμάται ότι πρόκειται για την 1^η χειρονομία.

Γενικά, παρατηρώντας τον πίνακα Projections φαίνεται ότι τα είδη των χειρονομιών αλλάζουν ανά 9 επαναλήψεις και οι χειρονομίες ξεκινάνε από την 1^η, άρα:

$$\text{Αριθμός Χειρονομίας} = \text{πηλίκιο}\left(\frac{\text{MinED}_{\text{Index}}-1}{9}\right) + 1$$

Τέλος, ελέγχεται αν η αναγνώριση της χειρονομίας έγινε σωστά.

Παράδειγμα αναγνώρισης (ταξινόμησης) μιας άγνωστης χειρονομίας για το Βήμα 7

Το παράδειγμα αυτό κάνει πιο κατανοητή τη διαδικασία της αναγνώρισης μιας άγνωστης Χειρονομίας TestGesture με κριτήριο την Ελάχιστη Ευκλείδεια Απόσταση που προτάθηκε.

Έστω ότι έχουμε 10 επαναλήψεις από τη Χειρονομία Α και 10 επαναλήψεις από τη Χειρονομία Β. Γίνεται εκπαίδευση του αλγορίθμου με τις 20 κινήσεις των Α και Β όπως προαναφέρθηκε και προβάλλονται στον Ιδιόχωρο. Με μπλε οι 10 προβολές της Χειρονομίας Α και με κόκκινο της Β. (Ο Ιδιόχωρος λαμβάνεται διάστασης 2 για καλύτερη απεικόνιση), όπως φαίνεται στο Figure 22.

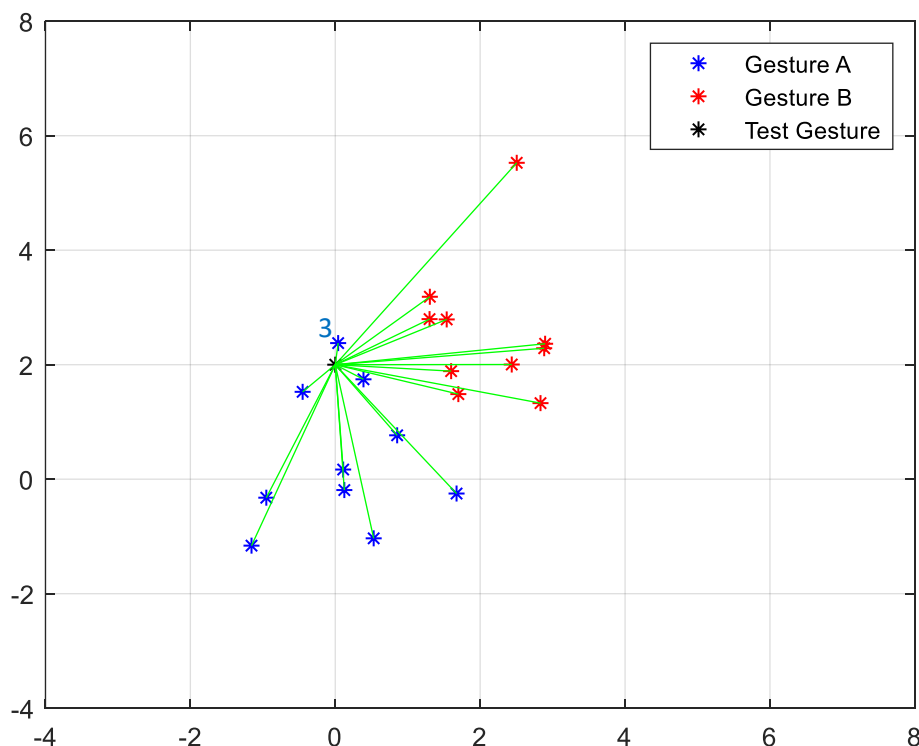


Figure 22: Προβολές των Gesture A Gesture B και TestGesture στον Ιδιόχωρο

Ομοίως προβάλλεται και η άγνωστη κίνηση TestGesture (μαύρο) στον ίδιο χώρο. Από το σημείο του μαύρου υπολογίζονται οι ευκλείδειες αποστάσεις (πράσινες γραμμές) με όλες τις προβολές των Α και Β. Η μικρότερη απόσταση αντιστοιχεί στην 3^η επανάληψη της Χειρονομίας Α (No 3 δίπλα στην προβολή), άρα εκτιμάται ότι η άγνωστη κίνηση είναι πιο πιθανό να είναι η Χειρονομία Α.

Τα αποτελέσματα του προτεινόμενου αλγορίθμου PCA για τις 52 Χειρονομίες φαίνονται στον παρακάτω πίνακα.

Move to Test		Recognized Move		Result
Gesture Index	Gesture Name	Gesture Index	Gesture Name	
1	'IndexFlexion'	1	'IndexFlexion'	'OK'
2	'IndexExtension'	2	'IndexExtension'	'OK'
3	'MiddleFlexion'	3	'MiddleFlexion'	'OK'
4	'MiddleExtension'	4	'MiddleExtension'	'OK'
5	'RingFlexion'	5	'RingFlexion'	'OK'
6	'RingExtension'	6	'RingExtension'	'OK'
7	'LittleFlexion'	7	'LittleFlexion'	'OK'
8	'LittleExtension'	10	'ThumbAbduction'	'MISS'
9	'ThumbAdduction'	11	'ThumbFlexion'	'MISS'
10	'ThumbAbduction'	10	'ThumbAbduction'	'OK'
11	'ThumbFlexion'	11	'ThumbFlexion'	'OK'
12	'ThumbExtension'	12	'ThumbExtension'	'OK'
13	'ThumbUp'	21	'WristSupinationAxMiddle'	'MISS'
14	'ExtIndexMiddleFlexOthers'	14	'ExtIndexMiddleFlexOthers'	'OK'

15	'FlexRingLittleExtOthers'	15	'FlexRingLittleExtOthers'	'OK'
16	'ThumbOppositeLittle'	5	'RingFlexion'	'MISS'
17	'AbductionAllFingers'	17	'AbductionAllFingers'	'OK'
18	'FlexAllFingers'	18	'FlexAllFingers'	'OK'
19	'PointingIndex'	19	'PointingIndex'	'OK'
20	'AdductionExtendedFingers'	20	'AdductionExtendedFingers'	'OK'
21	'WristSupinationAxMiddle'	21	'WristSupinationAxMiddle'	'OK'
22	'WristPronationAxMiddle'	22	'WristPronationAxMiddle'	'OK'
23	'WristSupinationAxLittle'	23	'WristSupinationAxLittle'	'OK'
24	'WristPronationAxLittle'	24	'WristPronationAxLittle'	'OK'
25	'WristFlexion'	13	'ThumbUp'	'MISS'
26	'WristExtension'	26	'WristExtension'	'OK'
27	'WristRadialDeviation'	27	'WristRadialDeviation'	'OK'
28	'WristUlnarDeviation'	28	'WristUlnarDeviation'	'OK'
29	'WristExtensionClosedHand'	29	'WristExtensionClosedHand'	'OK'
30	'LargeDiameterGrasp'	30	'LargeDiameterGrasp'	'OK'
31	'SmallDiameterGrasp'	39	'PowerSphereGrasp'	'MISS'
32	'FixedHookGrasp'	32	'FixedHookGrasp'	'OK'
33	'IndexExtensionGrasp'	33	'IndexExtensionGrasp'	'OK'
34	'MeduimWrap'	34	'MeduimWrap'	'OK'
35	'RingGrasp'	36	'Prismatic4FingersGrasp'	'MISS'
36	'Prismatic4FingersGrasp'	36	'Prismatic4FingersGrasp'	'OK'

37	'StickGrasp'	37	'StickGrasp'	'OK'
38	'WritingTripodGrasp'	12	'ThumbExtension'	'MISS'
39	'PowerSphereGrasp'	39	'PowerSphereGrasp'	'OK'
40	'3FingersSphereGrasp'	40	'3FingersSphereGrasp'	'OK'
41	'PrecisionSphereGrasp'	41	'PrecisionSphereGrasp'	'OK'
42	'TripodGrasp'	42	'TripodGrasp'	'OK'
43	'PrismaticPinchGrasp'	43	'PrismaticPinchGrasp'	'OK'
44	'TipPinchGrasp'	44	'TipPinchGrasp'	'OK'
45	'QuadpodGrasp'	45	'QuadpodGrasp'	'OK'
46	'LateralGrasp'	46	'LateralGrasp'	'OK'
47	'ParallelExtensionGrasp'	47	'ParallelExtensionGrasp'	'OK'
48	'ExtensionTypeGrasp'	48	'ExtensionTypeGrasp'	'OK'
49	'PowerDiskGrasp'	34	'MeduimWrap'	'MISS'
50	'OpenBottleTripodGrasp'	40	'3FingersSphereGrasp'	'MISS'
51	'TurnScrewdriverStickGrasp'	45	'QuadpodGrasp'	'MISS'
52	'CutWithKnifeIndexFingerExtension'	52	'CutWithKnifeIndexFingerExtension'	'OK'

Table 2: Αποτελέσματα αναγνώρισης από την εφαρμογή του προτεινόμενου αλγορίθμου PCA

Παρατηρήσεις:

1. Αναγνωρίστηκαν σωστά 41 στις 52 Χειρονομίες δηλαδή ποσοστό επιτυχίας 78.85%.
2. Οι χρόνοι που χρειάστηκαν για την αναγνώριση με επεξεργαστή Intel(R) Core(TM) i5 CPU M 430 @ 2.27GHz κυμαίνονται από 2.2msec έως 6.4msec. Ο χρόνος αυτός είναι μικρότερος από το χρόνο δειγματοληψίας (Sample Time t_s), ο οποίος είναι $t_s=0.01sec$. Αυτό σημαίνει ότι είναι δυνατή η αναγνώριση με PCA σε πραγματικό χρόνο.
3. Κάποιες από τις λαθεμένες αναγνωρίσεις οφείλονται σε χειρονομίες που μοιάζουν πολύ μεταξύ τους. Για παράδειγμα η 25^η (Wrist Flexion) χειρονομία που μπερδεύτηκε

με την 13^η (Thump Up). Η 51^η (Turn Screwdriver Stick Grasp) χειρονομία που μπερδεύτηκε με την 45^η (Quadpod Grasp).

4. Κάποιες άλλες από τις λαθεμένες αναγνώρισεις οφείλονται σε χειρονομίες που για να εκτελεστούν χρειάζονται μύες που δεν ανήκουν στον πήχη, όπως τις κινήσεις του αντίχειρα. Ο αντίχειρας χρειάζεται το μυ Abductor Policis Brevis, ο οποίος βρίσκεται στην παλάμη. Επειδή οι αισθητήρες του πειράματος βρίσκονται κοντά στον αγκώνα, δηλαδή μακριά από την παλάμη δεν είναι εύκολο να συλλάβουν το σήμα από τις κινήσεις του αντίχειρα. Γι' αυτό η 9^η χειρονομία (Thumb Adduction) που μπερδεύτηκε με την 11^η (Thumb Flexion).

6.3.2 Περίπτωση 2. Επέκταση της 6.3.1 για όλα τα Υποκείμενα (Intra-Subject).

Ως επέκταση της προηγούμενης παραγράφου, ομοίως με το 1^ο Υποκείμενο, γίνεται αναγνώριση της 10^{ης} επανάληψης και των 52 χειρονομιών όλων των Υποκειμένων. Δηλαδή, ο αλγόριθμος της PCA εκπαιδεύεται με τις επαναλήψεις 1 έως 9 όλων των χειρονομιών κάθε Υποκειμένου και αναγνωρίζεται η 10^η επανάληψη του ίδιου Υποκειμένου (Intra-Subject Recognition). Έτσι, ο αλγόριθμος της PCA εκτελείται 27 φορές για τα 27 Υποκείμενα έρευνας. Τα αποτελέσματα φαίνονται στο Figure 23.

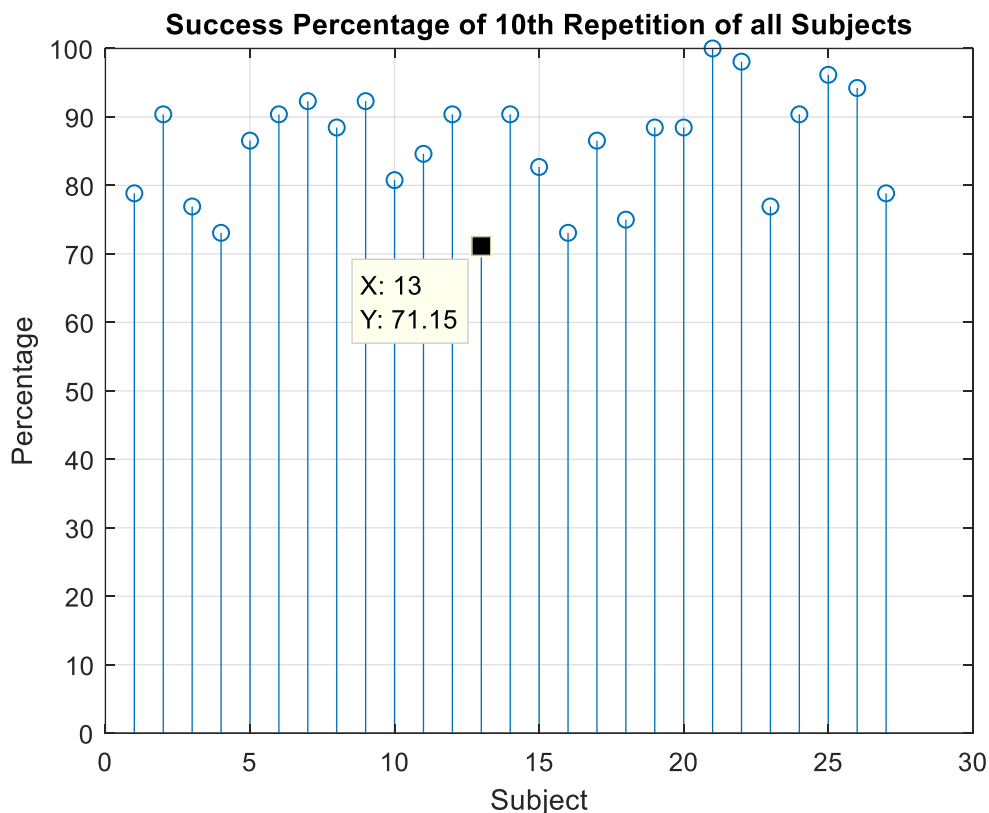


Figure 23: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο

Σημειώνεται το χαμηλότερο ποσοστό επιτυχίας που είναι 71.15% και αντιπροσωπεύει το 13^ο Υποκείμενο και το υψηλότερο ποσοστό που είναι 100% και αντιπροσωπεύει το 21^ο Υποκείμενο.

6.3.3 Περίπτωση 3. Αναγνώριση όλων των Επαναλήψεων κάθε ενός Υποκειμένου (Intra-Subject).

Και αυτή η παράγραφος αποτελεί επέκταση του προηγούμενου, διότι δε γίνεται αναγνώριση μόνο της 10^{ης} επανάληψης, αλλά όλων των επαναλήψεων των χειρονομιών, λαμβάνοντας ως γνωστές όλες τις υπόλοιπες επαναλήψεις των χειρονομιών του ίδιου Υποκειμένου (Intra-Subject).

Δηλαδή, ο αλγόριθμος αναγνωρίζει την 1^η επανάληψη όλων των χειρονομιών, έχοντας εκπαιδευτεί με τις επαναλήψεις 2 έως 10, όλων των χειρονομιών του ίδιου Υποκειμένου. Έπειτα αναγνωρίζει την 2^η επανάληψη εκπαιδευόμενος από τις επαναλήψεις 1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, του ίδιου πάντα Υποκειμένου. Έπειτα την 3^η επανάληψη κλπ. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για όλα τα Υποκείμενα.

Παρατίθενται και κάποια χαρακτηριστικά κάθε Υποκειμένου, ώστε να εξεταστεί αν το ποσοστό επιτυχίας της μεθόδου εξαρτάται από αυτά. Στον πίνακα έχει προστεθεί η στήλη του Δείκτη Μάζας Σώματος (Body Mass Index BMI). Ο τύπος του BMI είναι [18]:

$$\text{BMI} = \frac{\text{Weight}}{\text{Height}^2}$$

Όπου:

Weight το βάρος του Υποκειμένου σε Kg

Height το ύψος του Υποκειμένου σε m

Ο BMI εκφράζει την ποσότητα λίπους στο σώμα, δηλαδή τα υπέρβαρα άτομα έχουν μεγάλο BMI, ενώ τα λιποβαρή άτομα μικρό.

Ο παρακάτω πίνακας (Table 3) είναι ταξινομημένος κατά αύξουσα σειρά του BMI.

Subject	Laterality	Gender	Age	Height	Weight	BMI
6	Right Handed	Female	22	163	48	18.06616734
20	Right Handed	Female	26	165	54	19.83471074
23	Right Handed	Male	30	180	65	20.0617284
24	Right Handed	Male	26	180	65	20.0617284
8	Right Handed	Female	27	164	54	20.07733492
26	Right Handed	Male	40	179	66	20.59860803

7	Right Handed	Male	28	170	60	20.76124567
9	Right Handed	Male	23	173	63	21.0498179
2	Right Handed	Male	27	170	62	21.4532872
18	Right Handed	Male	29	178	68	21.46193662
25	Right Handed	Male	28	180	70	21.60493827
14	Left Handed	Female	29	155	54	22.47658689
15	Right Handed	Female	26	162	60	22.86236854
22	Right Handed	Female	35	168	65	23.03004535
21	Right Handed	Male	38	178	73	23.0400202
11	Right Handed	Male	28	170	67	23.183391
12	Right Handed	Male	25	185	80	23.37472608
10	Right Handed	Female	30	160	60	23.4375
5	Right Handed	Male	27	178	75	23.67125363
16	Left Handed	Male	29	167	67	24.02380867
17	Right Handed	Male	30	175	76	24.81632653
13	Right Handed	Male	27	184	85	25.1063327
1	Right Handed	Male	31	170	75	25.95155709
3	Right Handed	Male	22	180	85	26.2345679
19	Right Handed	Male	34	173	82	27.39817568
4	Right Handed	Male	27	183	95	28.36752366
27	Right Handed	Male	28	185	100	29.2184076

Table 3: Στοιχεία Υποκειμένων με προσθήκη του BMI

Στο παρακάτω γράφημα Figure 24 εικονίζεται ο Μέσος Όρος των επιτυχιών όλων επαναλήψεων κάθε Υποκειμένου. Φαίνεται η χαμηλότερη τιμή είναι 72.5% και ανήκει στο 13^ο Υποκείμενο, ενώ η υψηλότερη τιμή είναι 96.15% και ανήκει στο 21^ο Υποκείμενο. Σημειώνεται με κόκκινη γραμμή μια τιμή 77% περίπου στο μέσο των αναγνωρίσιμων ποσοστών. Σημειώνονται επίσης και τα Υποκείμενα που είχαν χαμηλότερο ποσοστό από 77%.

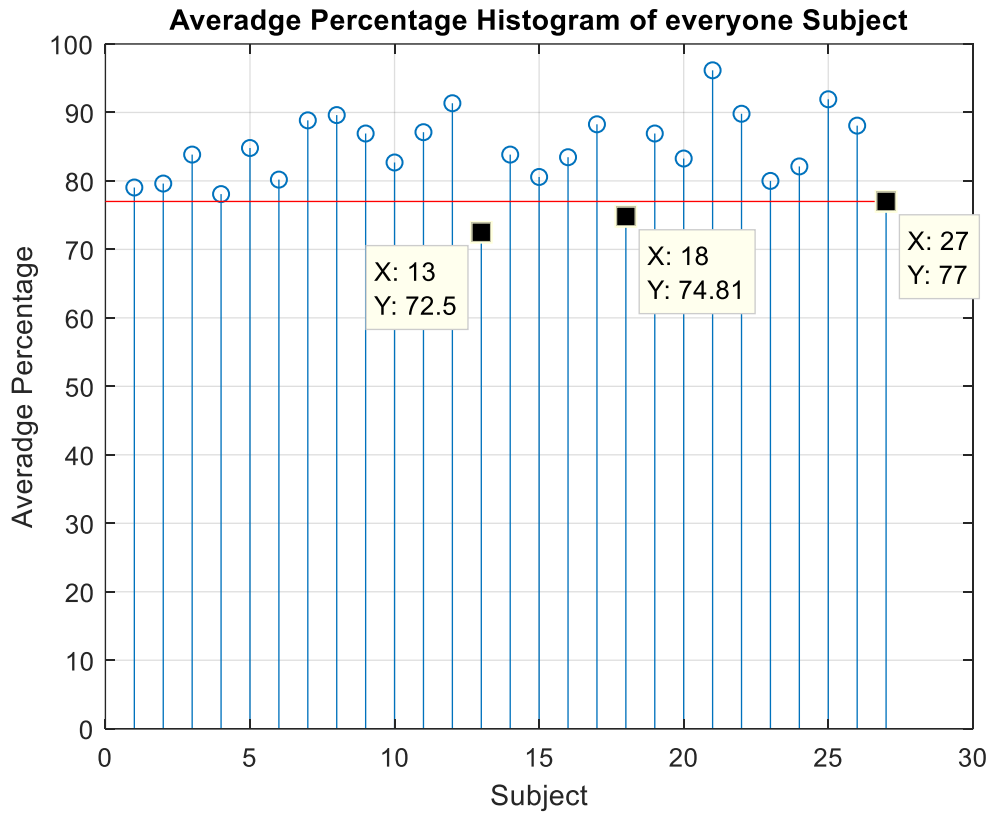


Figure 24: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο

Ενδεικτικά στα Figure 25 – Figure 28 φαίνονται τα ποσοστά επιτυχιών κάθε επανάληψης για 4 Υποκείμενα (16, 5, 21, 15) από τους 27.

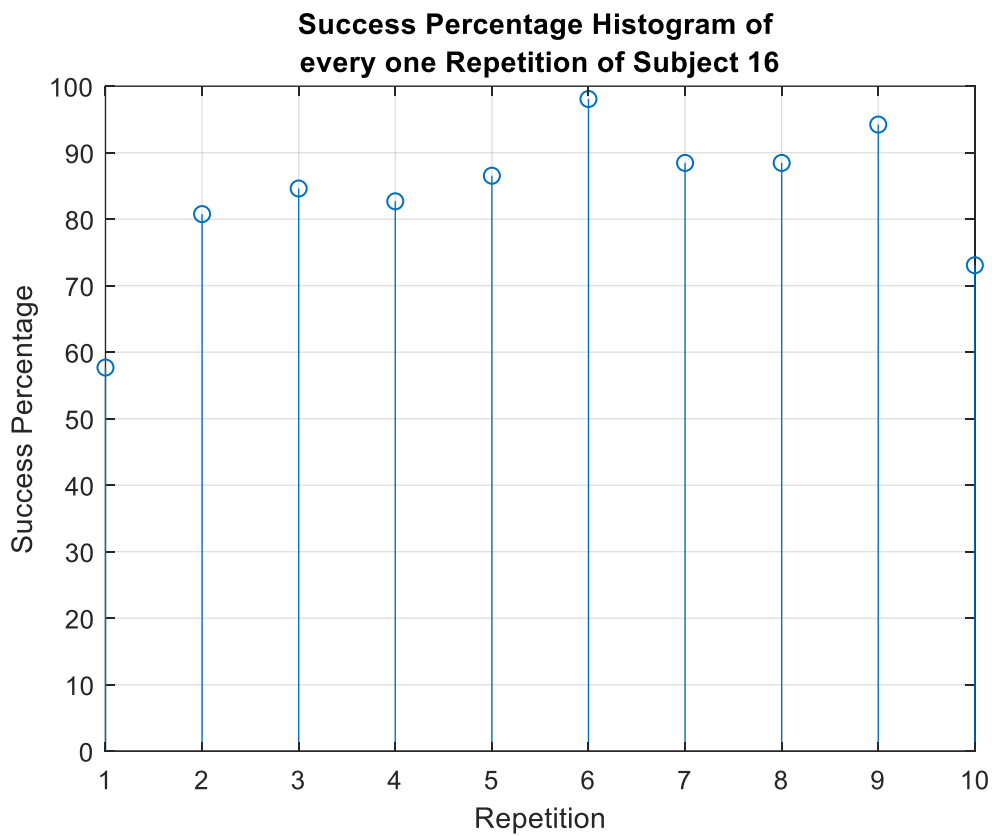


Figure 25: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 16

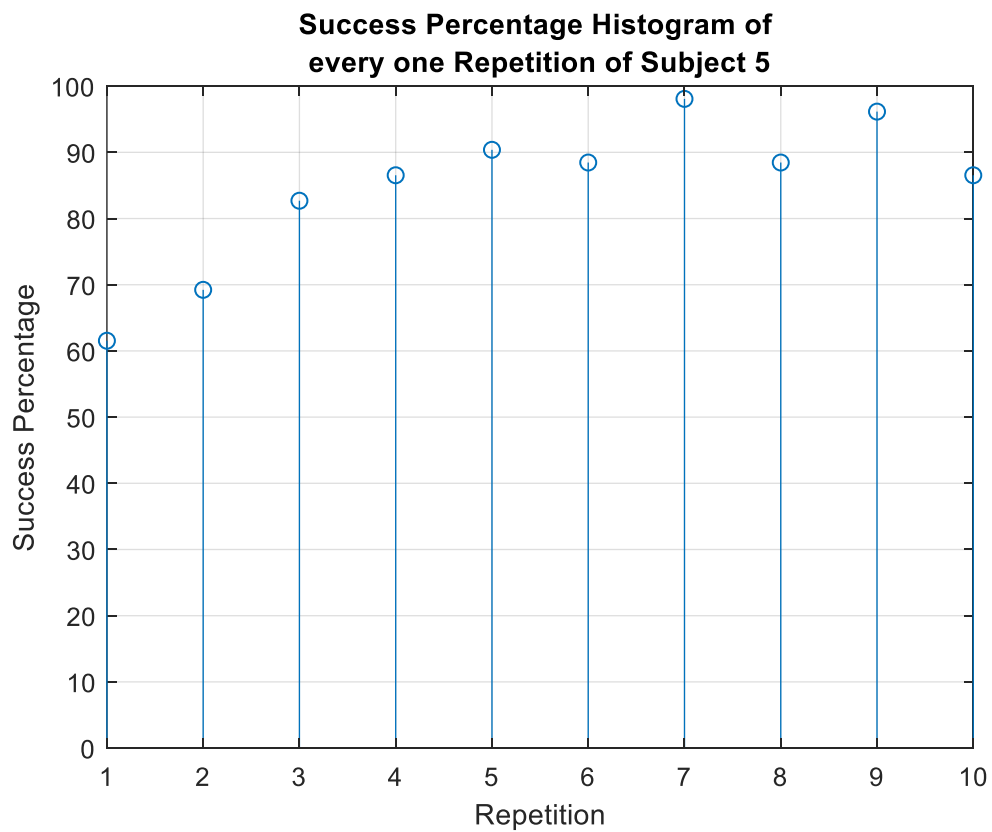


Figure 26: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 5

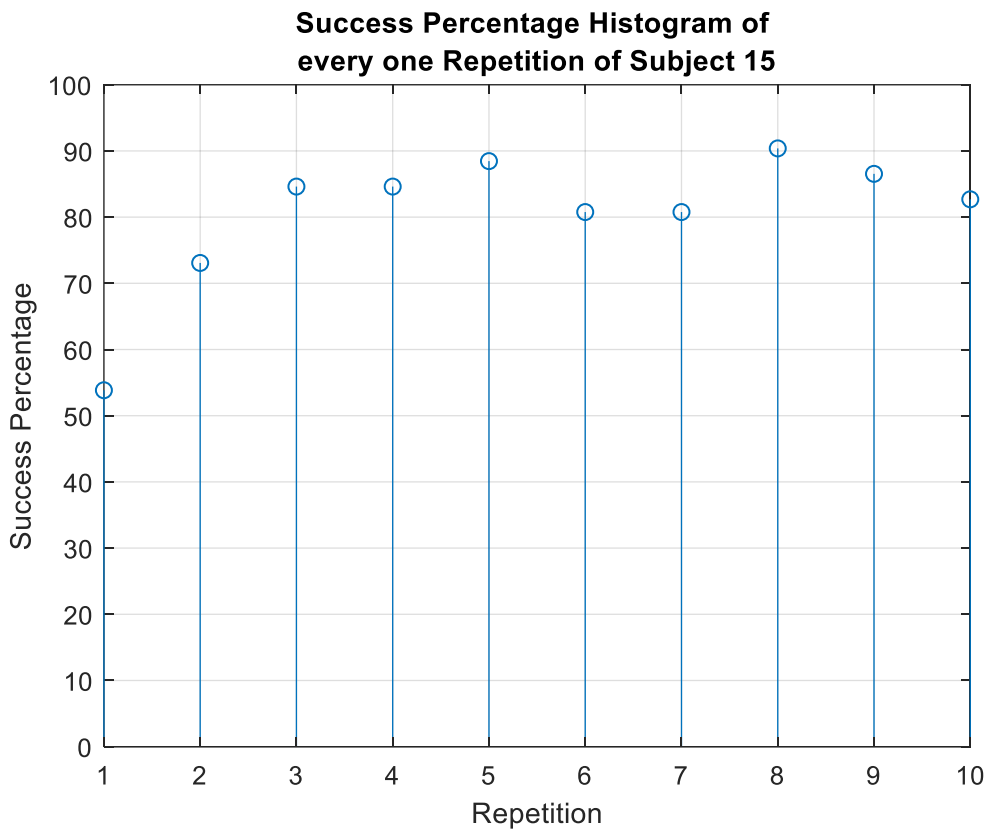


Figure 27: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 15

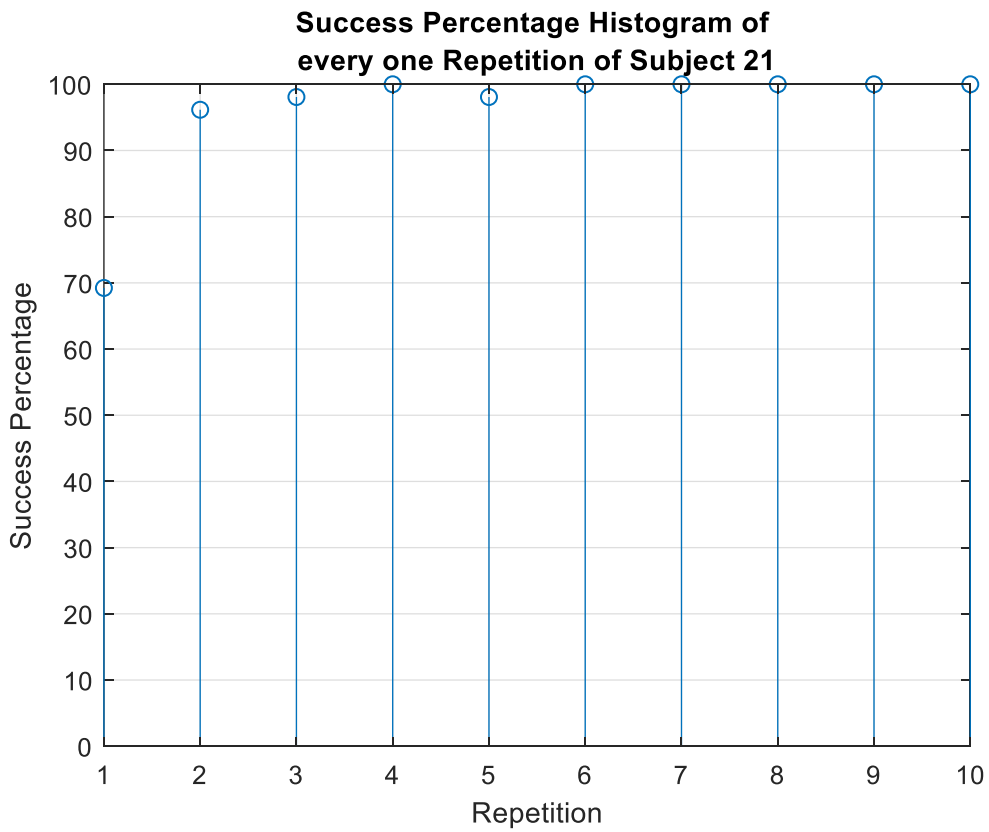


Figure 28: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Επανάληψη του Υποκειμένου 21

Για να γίνει συσχέτιση του Μέσου Όρου των Ποσοστών Επιτυχίας των 10 επαναλήψεων με το Δείκτη Μάζας Σώματος (BMI) όλων των Υποκειμένων υπολογίζεται η βέλτιστη ευθεία (Best Line) και εξάγεται η γραφική παράσταση (Figure 29):

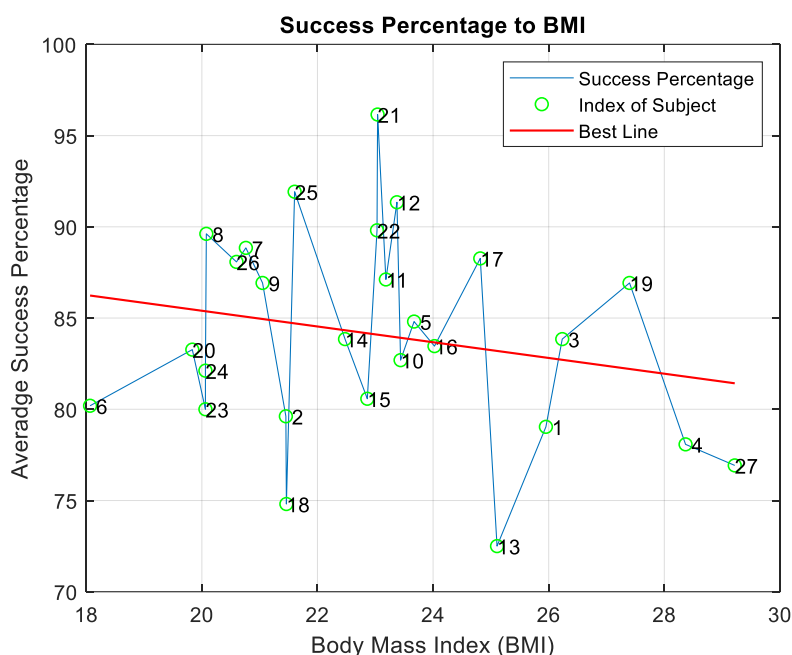


Figure 29: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ως προς το Δείκτη Μάζας Σώματος

Σημειώνεται επιπλέον ο αύξων αριθμός των Υποκειμένων και η βέλτιστη ευθεία του Ποσοστού επιτυχιών ως προς τον BMI με κόκκινη γραμμή.

Συμπεράσματα:

- Η 1^η επανάληψη έχει τη μικρότερη αναγνωρισιμότητα. Η πιο πιθανή εξήγηση γι' αυτό είναι ότι τα Υποκείμενα δεν ήταν καλά εξοικειωμένα με τις κινήσεις. Οπότε αν χρειαστεί να γίνει αναγνώριση από υπολογιστή με περιορισμένη μνήμη ή που να έχει όρια στο μέγεθος των πινάκων καλό θα ήταν να μη συμπεριληφθεί η 1^η επανάληψη στο Data Matrix.
- Εκτός της 1^{ης} επαναλήψεως οι υπόλοιπες κυμαίνονται περίπου από 70% έως 95%.
- Τα Υποκείμενα με το χαμηλότερο ποσοστό επιτυχιών είναι το 13^ο, 18^ο και 27^ο. Από τον πίνακα των χαρακτηριστικών των Υποκειμένων φαίνεται ότι και οι τρεις είναι άντρες, δεξιόχειρες και έχουν μέση ηλικία (17, 29, 28 ετών αντίστοιχα) που οι ηλικίες του συνόλου των Υποκειμένων κυμαίνονται από 23 έως 40 ετών. Από τα Υποκείμενα με ποσοστό επιτυχίας αναγνωρισιμότητας μεγαλύτερης του 77% υπάρχουν άντρες, δεξιόχειρες και όλων των ηλικιών. Επομένως, η επιτυχία της αναγνώρισης είναι ανεξάρτητη της ηλικίας.
- Πάνω και κάτω από το 77% υπάρχουν και άντρες και γυναίκες, άρα το φύλο δεν επηρεάζει την αναγνώριση της κίνησης.
- Πάνω και κάτω από το 77% υπάρχουν δεξιόχειρες ενώ τα 2 αριστερόχειρα Υποκείμενα είναι πάνω από το 77%, άρα η πλευρικότητα (δεξιοχειρία ή αριστεροχειρία) δεν

επιηρεάζει την αναγνώριση της κίνησης, παρόλο που οι κινήσεις έγιναν μόνο με το δεξί χέρι.

- Η βέλτιστη ευθεία του Ποσοστού επιτυχιών ως προς τον BMI είναι φθίνουσα, συνεπώς τα υπέρβαρα Υποκείμενα έχουν κατά Μέσο Όρο μικρότερο ποσοστό αναγνωρισιμότητας των κινήσεων. Αυτό οφείλεται στο ότι τα υπέρβαρα Υποκείμενα έχουν περισσότερο υποδόριο λίπος, το οποίο προσθέτει θόρυβο στο Ηλεκτρομυογράφημα.

6.3.4 Περίπτωση 4. Έλεγχος της μεθόδου με βάση μικρότερο αριθμό δεδομένων (Intra-Subject).

Σκοπός της παραγράφου αυτής είναι να ελεγχθεί η επιτυχία της αναγνώρισης των Χειρονομιών χρησιμοποιώντας λιγότερες κινήσεις (δεδομένα) για την εκπαίδευση του αλγορίθμου. Γίνεται λοιπόν αναγνώριση των επαναλήψεως 6 έως 10 όλων των χειρονομιών ενός Υποκείμενου πχ. Του 1^{ου} λαμβάνοντας γνωστές τις επαναλήψεις 1 έως 5 όλων των χειρονομιών του 1^{ου} Υποκειμένου.

Αρχικά δημιουργείται το DataMatrix με τον τρόπο που φαίνεται παρακάτω:

$$\text{DataMatrix} = \begin{array}{|c|} \hline \text{Gesture1_Rep1} \\ \hline \text{Gesture1_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture1_Rep5} \\ \hline \text{Gesture2_Rep1} \\ \hline \text{Gesture2_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture2_Rep5} \\ \hline \vdots \\ \hline \text{Gesture52_Rep1} \\ \hline \text{Gesture52_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture52_Rep5} \\ \hline \end{array}$$

Το DataMatrix είναι διάστασης 4500x260

260 = 5επαναλήψεις x 52χειρονομίες

Οι υπόλοιπες επαναλήψεις που πρόκειται να αναγνωριστούν τοποθετούνται στον πίνακα TestMatrix ως εξής:

$$\text{TestMatrix} = \begin{array}{|c|} \hline \text{Gesture1_Rep6} \\ \hline \text{Gesture1_Rep7} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture1_Rep10} \\ \hline \text{Gesture2_Rep6} \\ \hline \text{Gesture2_Rep7} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture2_Rep10} \\ \hline \vdots \\ \hline \text{Gesture52_Rep6} \\ \hline \text{Gesture52_Rep7} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture52_Rep10} \\ \hline \end{array}$$

Το TestMatrix είναι διάστασης 4500x260

260 = 5επαναλήψεις x 52χειρονομίες.

Γίνεται η αναγνώριση με την PCA όπως την παράγραφο 6.3.1 και το ποσοστό επιτυχίας των επιτυχώς αναγνωρισμένων κινήσεων είναι 66.54%. Είναι μικρότερο από το ποσοστό επιτυχίας (78.85%) της παραγράφου 6.3.1, όπου υπήρχαν 9 γνωστές επαναλήψεις των 52 χειρονομιών. Άρα η χρήση λιγότερων δεδομένων (4 λιγότερες επαναλήψεις x 52 χειρονομίες = 208 κινήσεις στο DataMatrix) μειώνουν την επιτυχία κατά 12.31%.

6.3.5 Περίπτωση 5. Εκπαίδευση με τις Επαναλήψεις 1-5 και Αναγνώριση των επαναλήψεων 6-10 όλων των χειρονομιών όλων των Υποκειμένων (Intra-Subject).

Σε αυτή τη παράγραφο επαναλαμβάνεται η προηγούμενη για όλα τα Υποκείμενα.

Τα αποτελέσματα φαίνονται στο γράφημα Figure 30 με κόκκινο (*), ενώ με μπλε (o), τα αποτελέσματα της παραγράφου 6.3.2, όπου η εκπαίδευση περιλάμβανε 9 επαναλήψεις αντί 5.

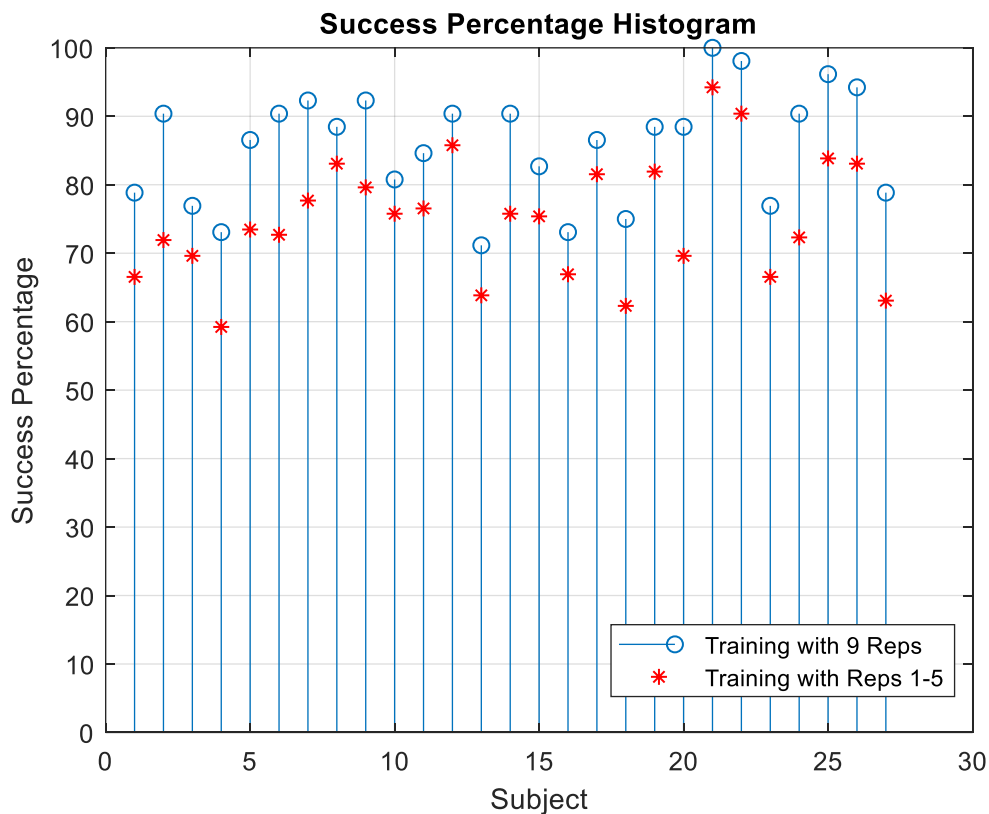


Figure 30: Ποσοστό Επιτυχών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο

Συμπέρασμα: Από το Figure 30 φαίνεται ότι η εκπαίδευση με 4 λιγότερες επαναλήψεις έχει λίγο μικρότερο ποσοστό επιτυχίας αναγνώρισης.

6.3.6 Περίπτωση 6. Εκπαίδευση με όλες τις κινήσεις των Υποκειμένων 1 έως 26 και Αναγνώριση των χειρονομιών του 27^{ου} Υποκειμένου (Inter-Subject).

Σε αυτή τη παράγραφο γίνεται μια προσπάθεια αναγνώρισης όλων των επαναλήψεων όλων των χειρονομιών ενός Υποκειμένου (πχ. του 27^{ου}), όταν γνωστές είναι όλες οι κινήσεις όλων των άλλων Υποκειμένων (δηλαδή 1^{ου} έως 26^{ου}). Η χρησιμότητα της μεθόδου αυτής είναι σε ανθρώπους με ακρωτηριασμένο καρπό, να προστεθεί βιονικό χέρι που να αναγνωρίζει τις κινήσεις τους έχοντας εκπαιδευτεί από άλλα αρτιμελή άτομα. Δηλαδή, σκοπός είναι η αναγνώριση των 52 χειρονομιών να είναι ανεξάρτητη του Υποκειμένου (Human Independent).

Όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις καταστρώνεται ο Πίνακας Δεδομένων ως εξής:

$$\text{DataMatrix} = \begin{array}{|c|} \hline \text{Gesture1_Subject1_Rep1} \\ \hline \text{Gesture1_Subject1_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture1_Subject1_Rep10} \\ \hline \text{Gesture1_Subject2_Rep1} \\ \hline \text{Gesture1_Subject2_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture1_Subject26_Rep10} \\ \hline \text{Gesture2_Subject1_Rep1} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture52_Subject26_Rep10} \\ \hline \end{array}$$

ο οποίος είναι διάστασης 4500 x 13520

(13520 = 52χειρονομίες x 10επαναλήψεις x 26 Υποκείμενα)

Οι κινήσεις του 27^{ου} Υποκειμένου που θεωρούνται άγνωστες κατατάσσονται στον πίνακα:

$$\text{TestMatrix} = \begin{array}{|c|} \hline \text{Gesture1_Subject27_Rep1} \\ \hline \text{Gesture1_Subject27_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture1_Subject27_Rep10} \\ \hline \text{Gesture2_Subject27_Rep1} \\ \hline \text{Gesture2_Subject27_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture52_Subject27_Rep10} \\ \hline \end{array}$$

ο οποίος είναι διάστασης 4500 x 520

Εφαρμόζοντας τη μέθοδο PCA όπως στη παράγραφο 6.3.1 ελέγχονται οι 520 κινήσεις του TestMatrix και αναγνωρίζονται επιτυχώς μόνο οι 70, δηλαδή το ποσοστό επιτυχημένης αναγνώρισης είναι μόλις 13,46%.

6.3.7 Περίπτωση 7. Αναγνώριση των χειρονομιών όλων των Υποκειμένου με Εκπαίδευση από τις κινήσεις όλων των άλλων Υποκειμένων (Inter-Subject).

Σε αυτή τη παράγραφο επαναλαμβάνεται η προηγούμενη για όλα τα Υποκείμενα. Δηλαδή, γίνεται προσπάθεια να αναγνωριστούν οι 520 κινήσεις κάθε ενός Υποκειμένου έχοντας γνωστές τις 13500 κινήσεις των άλλων 26 Υποκειμένων.

Τα ποσοστά επιτυχίας των αναγνωρισμένων χειρονομιών για κάθε Υποκείμενο εικονίζονται στο Figure 31.

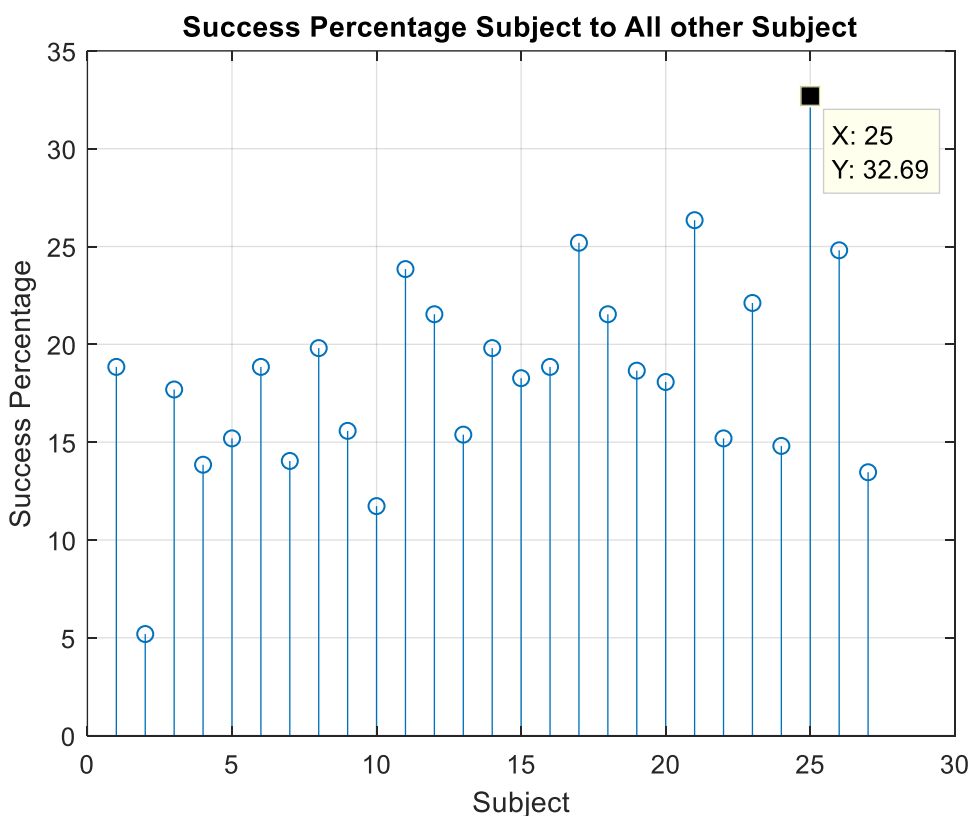


Figure 31: Ποσοστό Επιτυχιών Αναγνωρισμένων Κινήσεων ανά Υποκείμενο

Στο παρακάτω γράφημα (Figure 32) φαίνεται το σήμα που λαμβάνουν και οι 10 αισθητήρες στην ίδια χειρονομία (την 6η της άσκησης 2), στην ίδια επανάληψη (3^η) από 2 διαφορετικά Υποκείμενα, πχ το 20^ο και 23^ο. Είναι εμφανές ότι δε μοιάζουν τα σήματα παρόλο που αναφέρονται στην ίδια χειρονομία, διότι στο 20^ο Υποκείμενο δίνουν το μεγαλύτερο πλάτος οι αισθητήρες 1 και 9, ενώ στο 23^ο Υποκείμενο δίνουν το μεγαλύτερο πλάτος οι αισθητήρες 7 και 10. Άρα είναι εύλογο να μπερδευτούν κατά τη διαδικασία αναγνώρισης.

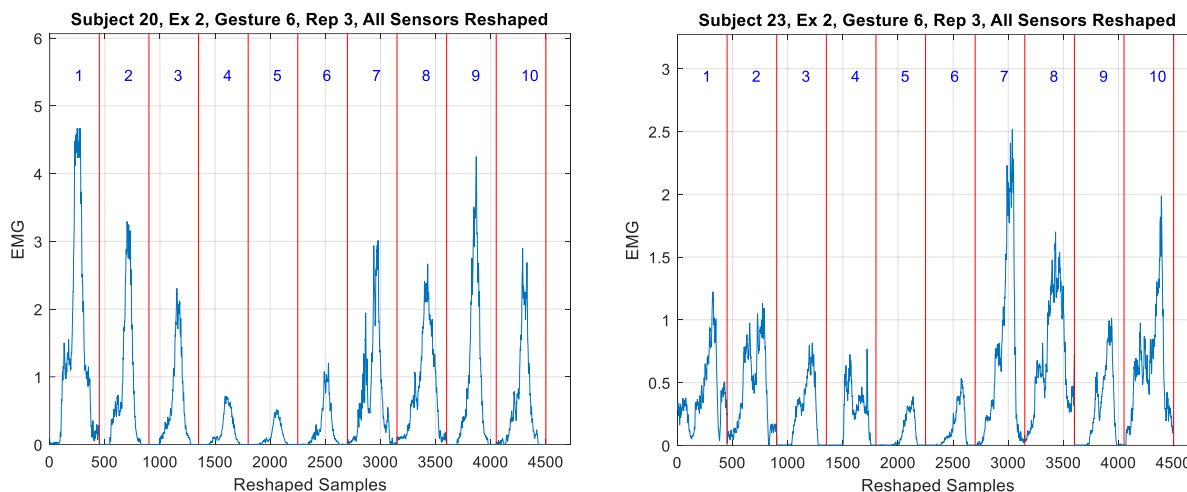


Figure 32: Παραδείγματα σημάτων EMG των 10 αισθητήρων από χειρονομίες που δεν αναγνωρίστηκαν

Παρατηρήσεις – Συμπεράσματα

- Το μέσο ποσοστό αναγνωρισιμότητας είναι 18.57%.
- Το μέγιστο ποσοστό είναι 32.7% και ανήκει στο 25^ο Υποκείμενο.
- Τα ποσοστά αυτά αναγνωρισιμότητας είναι αρκετά χαμηλά, άρα η συγκεκριμένη διάταξη δε μπορεί να γίνει ανεξάρτητη του Υποκειμένου για την αναγνώριση των 52 κινήσεων με τη συγκεκριμένη διάταξη και μέθοδο.
- Η ίδια χειρονομία στα διαφορετικά Υποκείμενα φαίνεται τελείως διαφορετική, παρόλο που την εκτελούν οι ίδιοι μύες. Αυτό σημαίνει ότι η διάταξη των 10 αισθητήρων δεν είναι ίδια σε σχέση με τη διάταξη των μυών του πηχί στα 2 Υποκείμενα.

6.3.8 Περίπτωση 8. Αναγνώριση 4^{ων} κινήσεων του καρπού κάθε ενός Υποκειμένου (Intra-Subject).

Οι τέσσερις βασικές κινήσεις του καρπού φαίνονται στην Εικόνα 9 και είναι οι κινήσεις 13 έως 16 της Άσκησης 2 (Στήλη 2).

Δημιουργούνται τα DataMatrix και TestMatrix για το 1^ο Υποκείμενο όπως φαίνεται παρακάτω.

$$\begin{array}{l}
 \text{DataMatrix} = \begin{array}{|l} \hline \text{Gesture13_Subject1_Rep1} \\ \hline \text{Gesture13_Subject1_Rep2} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture13_Subject1_Rep5} \\ \hline \text{Gesture14_Subject1_Rep1} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture14_Subject1_Rep1} \\ \hline \vdots \\ \hline \text{Gesture16_Subject1_Rep5} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture16_Subject1_Rep5} \\ \hline \end{array} \\
 \\
 \text{TestMatrix} = \begin{array}{|l} \hline \text{Gesture13_Subject1_Rep6} \\ \hline \text{Gesture13_Subject1_Rep7} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture13_Subject1_Rep10} \\ \hline \text{Gesture14_Subject1_Rep6} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture14_Subject1_Rep10} \\ \hline \vdots \\ \hline \text{Gesture16_Subject1_Rep6} \\ \hline \dots \\ \hline \text{Gesture16_Subject1_Rep10} \\ \hline \end{array}
 \end{array}$$

Εφαρμόζοντας την PCA όπως προηγουμένως λαμβάνεται ότι όλες οι κινήσεις αναγνωρίστηκαν επιτυχώς.

Επειτα επαναλαμβάνεται η ίδια διαδικασία για όλα τα Υποκείμενα με επιτυχία 100%.

6.3.9 Περίπτωση 9. Αναγνώριση 4^{ων} κινήσεων του καρπού ορισμένων Υποκειμένων με εκπαίδευση από τις κινήσεις του καρπού άλλων Υποκειμένων (Inter-Subject).

Σε αυτή τη παράγραφο γίνεται αναγνώριση των 4^{ων} κινήσεων του καρπού κάποιων Υποκειμένων, εκπαιδεύοντας τον αλγόριθμο της PCA με δεδομένα από άλλα Υποκείμενα.

Στην 1^η στήλη του πίνακα Table 4 φαίνεται το Υποκείμενο με το οποίο εκπαιδεύτηκε το σύστημα, δηλαδή οι 5 πρώτες επαναλήψεις των 4^{ων} κινήσεων του καρπού που δημιούργησαν το DataMatrix.

Στη 2^η στήλη φαίνεται το Υποκείμενο του οποίου αναγνωρίζονται οι κινήσεις, δηλαδή δημιουργεί το TestMatrix.

Στην 3^η στήλη φαίνεται το ποσοστό επιτυχίας.

Επαναλήψεις 1-5 Υποκειμένου Εκπαίδευσης	Επαναλήψεις 6-10 Υποκειμένου Αναγνώρισης	Ποσοστό Επιτυχίας %
6	27	100
16	27	100
27	6	100
27	16	100
4	18	100
18	4	100
19	14	100
21	11	100

Table 4: Υποκείμενα Εκπαίδευσης και Αναγνώρισης

Παρατηρήσεις:

Το ποσοστό επιτυχίας είναι 100% σε όλες τις περιπτώσεις, ακόμα και όταν:

1. Μόνο 5 επαναλήψεις των 4^{ων} κινήσεων του καρπού ενός Υποκειμένου εκπαιδεύουν τον αλγόριθμο.
2. Το πιο υπέρβαρο άτομο (το 27^ο) εκπαιδεύει το σύστημα ή αναγνωρίζονται οι κινήσεις του.
3. Συμμετέχουν τα Υποκείμενα 4 και 18 που είχαν το χαμηλότερο ποσοστό αναγνωρισιμότητας στην παράγραφο 6.3.2.

6.4 Επίλογος

Από την επεξεργασία των Ηλεκτρομυογραφημάτων των 27 Υποκειμένων του προγράμματος Ninarro, με τη διάταξη των αισθητήρων όπως περιεγράφηκε στην παράγραφο 6.1 (8 αισθητήρες ομοιόμορφα κατανεμημένοι στον αγκώνα, 1 στους Εκτείνοντες μύες και ένας στους Κάμπτορες) και με τον προτεινόμενο αλγόριθμο PCA, εξάγονται τα παρακάτω συμπεράσματα:

- Με εκπαίδευση 9 επαναλήψεων των 52 χειρονομιών, η αναγνώριση Intra-Subject έχει μέσο ποσοστό επιτυχίας 78.85%.
- Με εκπαίδευση 5 επαναλήψεων των 52 χειρονομιών, η αναγνώριση Intra-Subject έχει μέσο ποσοστό επιτυχίας 66.54%.
- Με εκπαίδευση 10 επαναλήψεων των 52 χειρονομιών 26 Υποκειμένων (13520 ηλεκτρομυογραφημάτων), η αναγνώριση Inter-Subject έχει μέσο ποσοστό επιτυχίας 18.57%.

- Η διάταξη των πειραμάτων δε μπορεί να κάνει την αναγνώριση ανεξάρτητη του χρήστη (Human Independent), δηλαδή η εκπαίδευση του αλγορίθμου για αναγνώριση χειρονομιών πρέπει οπωσδήποτε να περιέχει δεδομένα από τον ίδιο το χρήστη.
- Τα Υποκείμενα με μεγάλο Δείκτη Μάζας Σώματος (BMI), δηλαδή με περισσότερο υποδόριο λίπος, έχουν κατά μέσο όρο, λίγο μικρότερο ποσοστό επιτυχίας από τα Υποκείμενα με μικρό BMI.
- Η απομόνωση μιας μικρής ομάδας χειρονομιών από τις 52, μπορεί να αυξήσει σημαντικά το ποσοστό επιτυχίας της αναγνώρισης στην συγκεκριμένη ομάδα. Δηλαδή πχ, για τις 4 κινήσεις του καρπού το ποσοστό επιτυχίας της αναγνώρισης είναι 100% σε περιπτώσεις Intra-Subject και Inter-Subject.

Κεφάλαιο 7 Πειραματική Διαδικασία για Αναγνώριση κινήσεων του Καρπού

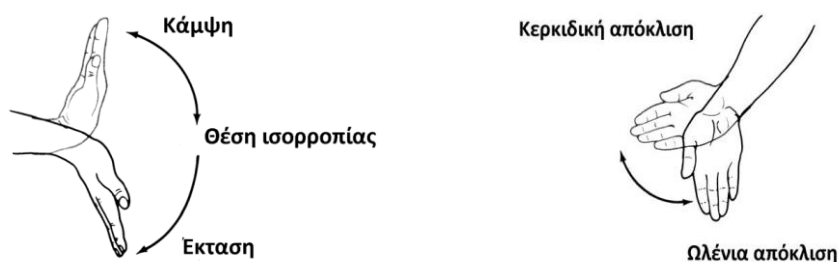
Αφού στο προηγούμενο κεφάλαιο αποδείχτηκε ότι το ποσοστό επιτυχίας της αναγνώρισης μόνο των 4^{ων} κινήσεων του καρπού γίνεται με πλήρη επιτυχία 100%, δημιουργείται το εύλογο ερώτημα αν και με λιγότερους αισθητήρες μπορεί να διατηρηθεί η ίδια επιτυχία. Σκοπός λοιπόν του κεφαλαίου αυτού είναι να γίνει αναγνώριση των ίδιων 4^{ων} κινήσεων του καρπού με αυτή των παραγράφων 6.3.8 και 6.3.9 με λιγότερους αισθητήρες (συγκεκριμένα τέσσερεις) σε διαφορετικές θέσεις και να γίνει σύγκριση των αποτελεσμάτων. Μια άλλη βασική διαφορά της συγκεκριμένης διάταξης, εκτός τους λιγότερους αισθητήρες, είναι ότι δίνεται ιδιαίτερη έμφαση οι αισθητήρες να τοποθετηθούν πάνω σε συγκεκριμένους μύες.

7.1 Σκοπός του πειράματος

Το παρακάτω πείραμα πραγματοποιήθηκε στο εργαστήριο Συστημάτων Ελέγχου και Ρομποτικής του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου. Σκοπός του είναι να αναγνωριστούν με τη μέθοδο PCA οι τέσσερεις βασικές κινήσεις του καρπού:

1. Κερκιδική Απόκλιση (Radial Deviation - RD)
2. Έκταση Καρπού (Carpi Extension - CE)
3. Ωλενική Απόκλιση (Ulnaris Deviation - UD)
4. Κάμψη Καρπού (CarpiFlexion - CF)

χρησιμοποιώντας 4 αισθητήρες αντί 10, όπως έγινε στο Κεφάλαιο 6. Οι 4 αυτοί αισθητήρες τοποθετούνται πάνω στους συγκεκριμένους μύες που συνεισφέρουν στις 4 κινήσεις του καρπού, αντί να τοποθετηθούν 10 αισθητήρες σε συγκεκριμένες αποστάσεις γύρω από τον αγκώνα.



Εικόνα 11: Οι 4 βασικές κινήσεις του καρπού

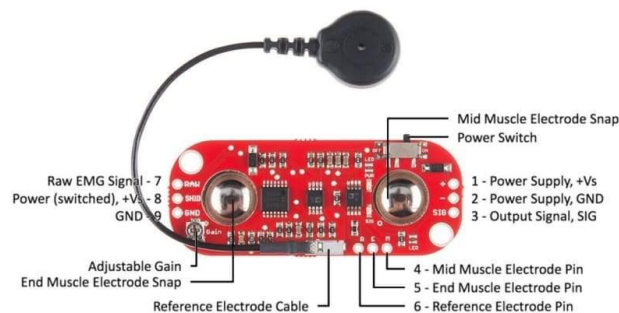
7.2 Περιγραφή Υλικού

Για την εκτέλεση του πειράματος χρησιμοποιήθηκαν τα εξής υλικά:

- 4 Διαφορικούς Ενισχυτές συλλογής δεδομένων MyoWare Muscle Sensor
- 9 Παθητικά Επιφανειακά Ηλεκτρόδια (Pads)
- 1 Πλακέτα τροφοδοσίας των 4^{ων} ενισχυτών
- 1 Κάρτα συλλογής δεδομένων Humusoft MF624
- Περιβάλλον Simulink

7.2.1 MyoWare Muscle Sensor

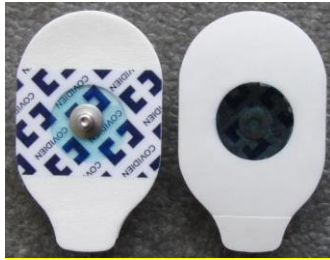
Το MyoWare Muscle Sensor που φαίνεται στην Εικόνα 13 είναι ένας αισθητήρας μυϊκής δραστηριότητας. Τα βασικά του μέρη είναι: η τροφοδοσία του, ένας Διαφορικός ενισχυτής, 3 ακροδέκτες εισόδων (Middle M, End E, Reference R) και 2 έξοδοι (Row Data, Filtered Data). Το σήμα «Row Data» είναι το ενισχυμένο σήμα της μυϊκής δραστηριότητας, ενώ το σήμα «Filtered Data» προκύπτει με ανόρθωση του σήματος Row Data και λαμβάνοντας την περιβάλλουσα αυτού.



Εικόνα 12: Αισθητήρας MyoWare Muscle Sensor

7.2.2 Παθητικά Επιφανειακά Ηλεκτρόδια

Τα παθητικά επιφανειακά Ηλεκτρόδια (Εικόνα 14) είναι τα ηλεκτρόδια εκείνα που μεταφέρουν το ηλεκτρικό σήμα της μυϊκής δραστηριότητας από το μυ στον ενισχυτή. Ουσιαστικά είναι ένας μεταλλικός δίσκος αλειμμένος με ένα κολλώδες αγώγιμο ρευστό υψηλού ιξώδους, ώστε να κάνει καλύτερη επαφή με το δέρμα και να στηρίζεται καλύτερα σε αυτό. Τα Ηλεκτρόδια συνδέονται στους ακροδέκτες 4, 5, 6 των ενισχυτών, όπως φαίνεται στην Εικόνα 13.

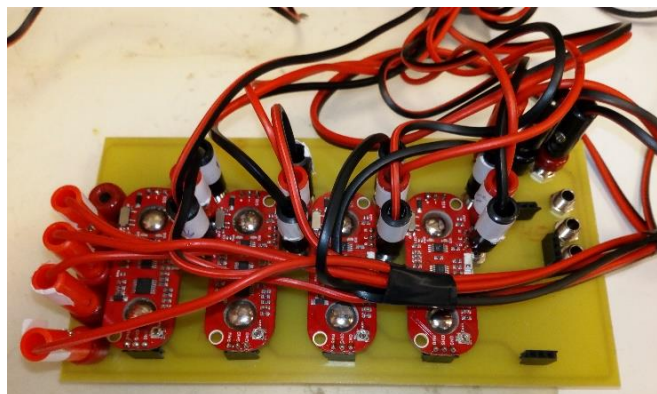


Εικόνα 13: Παθητικά Ηλεκτρόδια

7.2.4 Πλακέτα Τροφοδοσίας των Ενισχυτών

Η πλακέτα τροφοδοσίας κατασκευάστηκε στο Εργαστήριο Μικροϋπολογιστών και Ηλεκτρονικών Κατασκευών του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου με το πρόγραμμα EasyEda. Σκοπός της είναι:

- Να στηρίξει σταθερά τους 4 ενισχυτές, ώστε να αποφεύγονται σφάλματα καλωδιώσεων.
- Να τους παρέχει συγχρόνως την τάση τροφοδοσίας που χρειάζονται.
- Να ενώσει τα ηλεκτρόδια αναφοράς Ref και των 4^{ων} ενισχυτών.
- Να έχει σταθερές εισόδους για να δεχτεί το σήμα των μύων από τα ηλεκτρόδια και σταθερές εξόδους για να μεταφέρει το σήμα προς την κάρτα Humusoft Mf624, ώστε το σήμα να μην αλλοιώνεται από μετακινήσεις κατά τη διάρκεια του πειράματος.



Εικόνα 14: Πλακέτα τροφοδοσίας των ενισχυτών

7.2.5 Κάρτα Συλλογής Δεδομένων Humusoft MF 624

Η κάρτα συλλογής δεδομένων Humusoft MF 624 είναι ένα μέσο επικοινωνίας του εξωτερικού περιβάλλοντος με το Simulink. Δηλαδή συλλέγει τα δεδομένα από τα ηλεκτρομυογραφήματα των 4^{ων} ενισχυτών και τα εισάγει στο Simulink για να μπορούν να απεικονιστούν και να καταγραφούν σε πραγματικό χρόνο. Τα χαρακτηριστικά της είναι:

- 32-bit αρχιτεκτονική
- 8 κανάλια 14 bit A/D converter με δυνατότητα ταυτόχρονης δειγματοληψία με ταχύτητα μετατροπής 1.6μs

για ένα μόνο κανάλι και 3.7 μ s για τα 8 κανάλια ταυτόχρονα

- Εύρος τάση εισόδου από -10 έως +10 Volts
- 8 κανάλια D/A converter με 14bit ανάλυση και εύρος από -10 έως 10 Volts
- 4 εισόδους για encoders
- Δυνατότητα ενεργοποίησης φίλτρου για μείωση θορύβου σε ψηφιακό σήμα
- 4 κανάλια 32-bit μετρητές χρόνου με 20 ns ανάλυση
- 8 κανάλια TTL ψηφιακών εισόδων
- 8 κανάλια TTL ψηφιακών εξόδων
- Δυνατότητα λειτουργίας στα 5 ή στα 3.3 Volts
- Θερμοκρασία λειτουργίας 0°C - 70°C



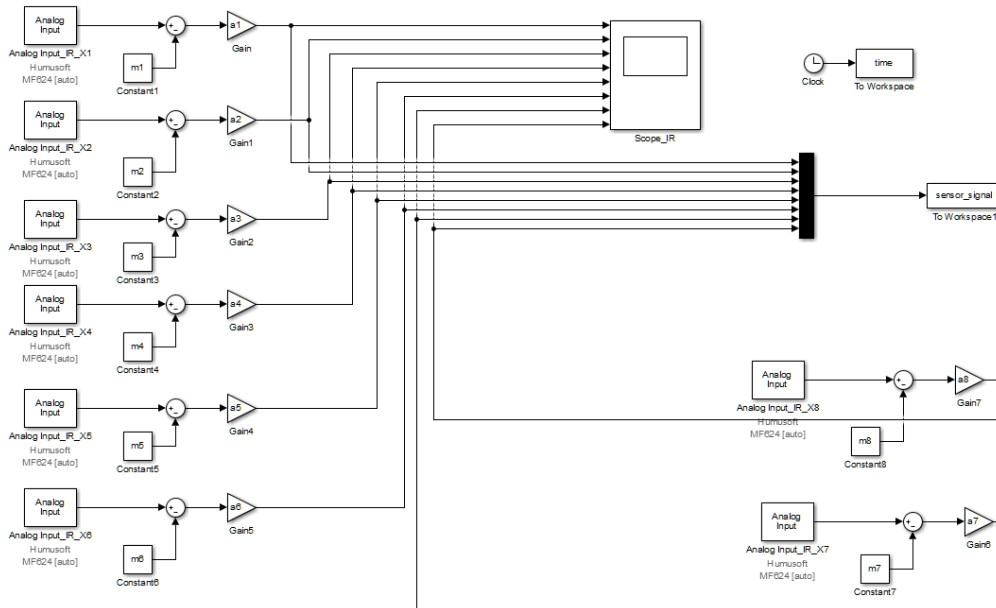
Εικόνα 15: Κάρτα Humusoft Mf 624

7.2.6 Το περιβάλλον Simulink

Το Simulink είναι ένα περιβάλλον εγκατεστημένο στο Matlab και δίνει τη δυνατότητα προσομοιώνει γραμμικά και μη γραμμικά συστήματα με τη μορφή γραφικών. Στο Simulink εγκαθίσταται το λογισμικό της Humusoft MF 624 και πλέον είναι δυνατή η επικοινωνία μεταξύ του Simulink και της κάρτας MF 624. Στο Block Analog Input με την επιλογή της MF 624, διαβάζονται τα δεδομένα από την MF 624. Το πρόγραμμα στο Simulink που συλλέγει τα δεδομένα φαίνεται στο Σχήμα 4 και ρυθμίζεται ο χρόνος δειγματοληψίας να είναι:

$$t_s = 1\text{ms.}$$

Το Scope χωρίζεται σε 8 τμήματα (4x2), ώστε να φαίνονται συγχρόνως τα Row Data και Filter Data των 4^{ων} ενισχυτών, όπως φαίνεται στο Σχήμα 4.



Σχήμα 4: Πρόγραμμα Simulink για συλλογής δεδομένων από την κάρτα Humusoft Mf624

7.3 Περιγραφή του πειράματος

Το πείραμα περιλαμβάνει τα εξής στάδια:

1. Συνδέσεις των υλικών του πειράματος.
2. Εξοικείωση του Υποκειμένου της έρευνας και του Ερευνητή με το πείραμα.
3. Ρύθμιση των $4^{\omega v}$ ενισχυτών.
4. Τοποθετήσεις Ηλεκτροδίων.
5. Εκτέλεση των κινήσεων.
6. Καταγραφή και επεξεργασία των μυογραφημάτων.
7. Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση των $4^{\omega v}$ κινήσεων του καρπού.

7.3.1 Συνδέσεις των υλικών του πειράματος.

Στο 1^ο στάδιο του πειράματος συνδέονται η Πλακέτα των ενισχυτών με τα Ηλεκτρόδια, την κάρτα Humusoft MF624 και το τροφοδοτικό, ρυθμισμένο στα 5 V.

7.3.2 Εξοικείωση του Υποκειμένου έρευνας και του Ερευνητή με το πείραμα

Σε αυτό το στάδιο ζητείται από το Υποκείμενο να εκτελέσει αργά και με τη σειρά τις 4 κινήσεις του καρπού. Τονίζεται ιδιαίτερα στο Υποκείμενο να προσέχει κατά τη διάρκεια των κινήσεων, να μη σφίγγει τους μύες του περισσότερο από όσο χρειάζονται, ώστε κάθε κίνηση να γίνεται μαλακά. Κατά τη διάρκεια των κινήσεων ο Ερευνητής ψηλαφεί τον πήχη του Υποκειμένου, ώστε να εντοπίσει την ακριβή θέση και των 4^{ων} μυών που συνεισφέρουν σε κάθε κίνηση. Ο εντοπισμός γίνεται εύκολα, διότι οι μύες που συμμετέχουν σε κάθε κίνηση, κατά τη συστολή τους φουσκώνουν ελαφρώς και γίνονται αντιληπτοί με την ψηλάφηση.

7.3.3 Ρύθμιση των Ενισχυτών

Όπως φάνηκε από τη μελέτη της PCA στο Κεφάλαιο 5, η PCA λαμβάνει ως εισοδο τα πλάτη των σημάτων για να εξαγάγει τα χαρακτηριστικά διανύσματα. Έτσι, για την εκτέλεση της PCA ως μέθοδο αναγνώρισης προτύπων χρειάζεται όλοι οι ενισχυτές να είναι ρυθμισμένοι περίπου στο ίδιο κέρδος, ώστε να μη δίνεται βαρύτητα σε κάποιον από αυτούς. Παρατηρώντας την απόκριση των συγκεκριμένων ενισχυτών για διάφορες μυϊκές δραστηριότητες, φαίνεται ότι και με μικρή αύξηση του κέρδους τους οδηγούνται εύκολα σε κατάσταση κορεσμού. Επίσης, μια μικρή στροφή στη βίδα ρύθμισης του κέρδους του οδηγεί σε μεγάλες μεταβολές του κέρδους. Για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων οι ενισχυτές διατηρούνται σε πολύ χαμηλό κέρδος, έστω και διαφορετικό, για να αποφευχθεί ο κορεσμός για οποιαδήποτε κίνηση.

Έπειτα, το κέρδος των ενισχυτών ρυθμίζεται ψηφιακά, ώστε και οι τέσσερις να έχουν ίδιο κέρδος με την διαδικασία που ακολουθεί:

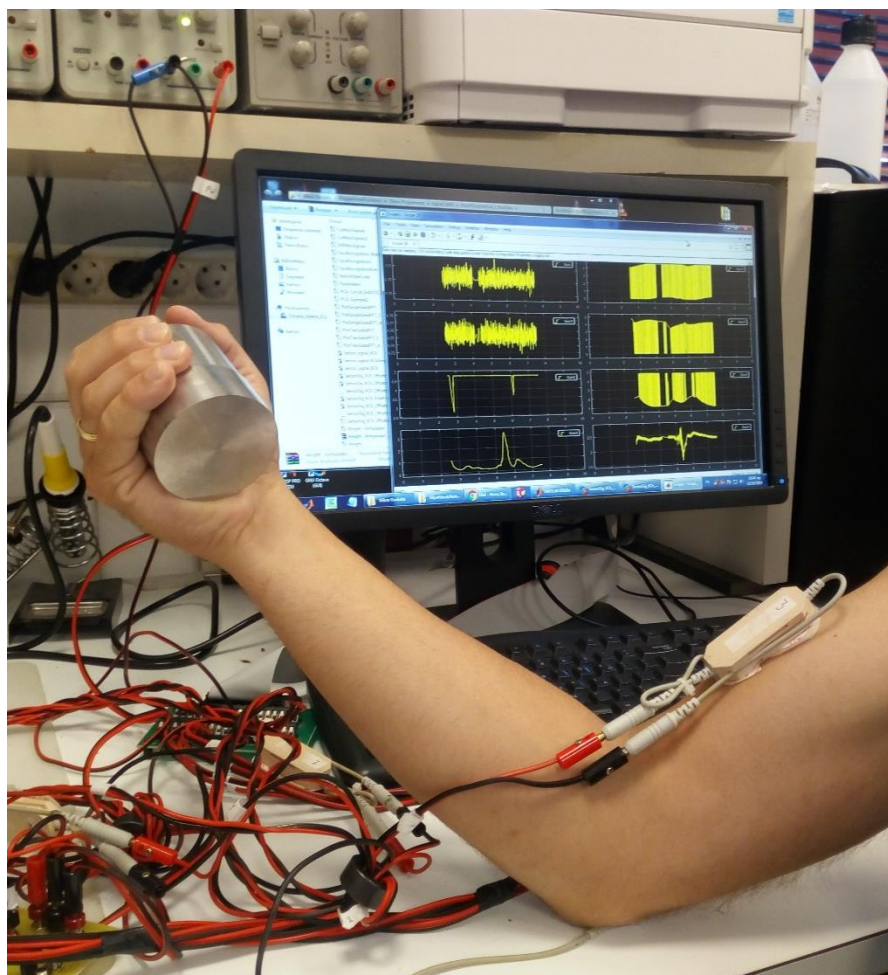
1. Τοποθετείται ο 1^{ος} αισθητήρας στο δικέφαλο του Υποκειμένου.
2. Το Υποκείμενο σηκώνει αργά και μαλακά ένα βάρος 1934gr (Βλ. Εικόνα 17).
3. Σημειώνεται η μέγιστη μεταβολή του μνογραφήματος στον πίνακα Table 5.
4. Τα βήματα 1 έως 3 επαναλαμβάνονται και με τους άλλους τρεις αισθητήρες.
5. Έπειτα πολλαπλασιάζονται τα σήματα εξόδου τους με κάποιους αριθμούς, ώστε οι τέσσερις μέγιστες μεταβολές να γίνουν ίδιες.

Έτσι:

Αισθητήρας	Αρχική Τιμή (V)	Τελική Τιμή (V)	Μεταβολή (V)
1	2	5	3
2	0.5	1.5	1
3	0	3	3
4	1	2.5	1.5

Table 5: Πίνακας εξόδων των αισθητήρων κατά τη διάρκεια ανύψωσης βάρους

Από την 4^η στήλη των μεταβολών των 4^{ων} σημάτων κατά τη μυϊκή δραστηριότητα που λαμβάνει χώρα κατά τη διάρκεια του σήκωματος φαίνεται ότι για να έχουν και οι 4 αισθητήρες ίδιο κέρδος πρέπει το σήμα του 2^{ου} να πολλαπλασιαστεί με 3, του 4^{ου} με 2 και τα σήματα των αισθητήρων 1 και 4 να μην αλλάξουν.



Εικόνα 16: Πείραμα για τη ρύθμιση των 4ων Ενισχυτών στο ίδιο κέρδος

Ο λόγος που επιλέχτηκε ο δικέφαλος και το σήκωμα μεγάλου βάρους για να γίνει η ρύθμιση των ενισχυτών είναι ότι με αυτόν τον τρόπο η έξοδος τους θα έχει μεγάλο πλάτος. Έτσι, το κέρδος των ενισχυτών ρυθμίζεται μηχανικά (βιδώνοντας ή ξεβιδώνοντας την ειδική βίδα), ώστε να μην οδηγούνται σε κατάσταση κορεσμού. Αφού λοιπόν δεν οδηγούνται σε κορεσμό με μεγάλο βάρος και σε δυνατό μυ, τότε δε θα οδηγηθούν σε κορεσμό από τις συσπάσεις των μυών του πήχη με τις μαλακές κινήσεις του καρπού.

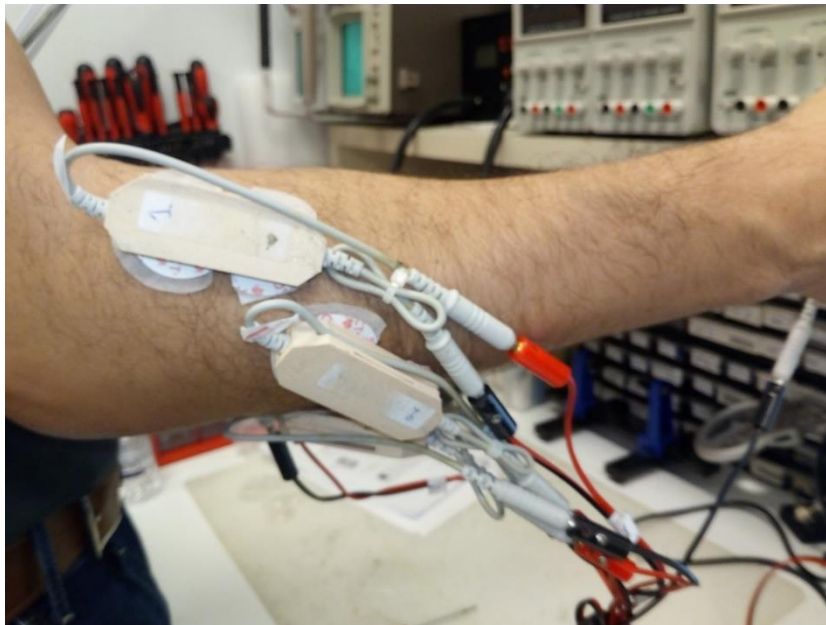
7.3.4 Τοποθέτηση Ηλεκτροδίων

Αφού γίνει ο εντοπισμός των 4^{ων} μυών που ενεργοποιούνται κατά την εκτέλεση των 4^{ων} κινήσεων του καρπού, (Βλ. Εικόνα 19) τα 4 ζεύγη Ηλεκτροδίων Middle (M) End (E) των 4^{ων} αισθητήρων τοποθετούνται αντίστοιχα στο μέσο και στην άκρη των μυών αυτών. Το

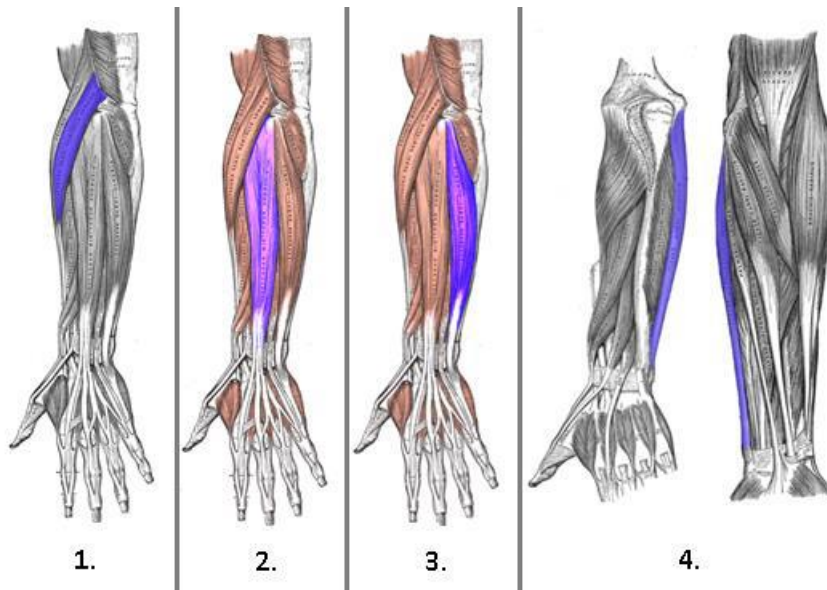
Ηλεκτρόδιο Reference (R) που είναι κοινό και για τους 4 ενισχυτές τοποθετείται σε κάποιο σημείο του σώματος του Υποκειμένου που δεν υπάρχει μυϊκή δραστηριότητα, όπως πχ στον αγκώνα όπως περιγράφεται στις οδηγίες των ενισχυτών [20] και φαίνεται στην Εικόνα 18.

Έτσι:

- Τα Ηλεκτρόδια του 1^{ου} αισθητήρα τοποθετούνται αντίστοιχα στο μέσο και στην άκρη του του μυ Μακρύ Κερκιδικού Εκτείνων τον Καρπό (Extensor Carpi Radialis Longus), ο οποίος μυς συμμετέχει στην Έκταση του Καρπού και στην Κερκιδική Απόκλιση του Καρπού.
- Τα Ηλεκτρόδια του 2^{ου} αισθητήρα τοποθετούνται στο μυ Εκτείνων των Δακτύλων (Extensor Digitorum), ο οποίος εκτός από την Έκταση των Δακτύλων συμμετέχει και στην Έκταση του Καρπού.
- Τα Ηλεκτρόδια του 3^{ου} αισθητήρα τοποθετούνται στο μυ Ωλένιος Εκτείνων τον Καρπό (Extensor Carpi Ulnaris), ο οποίος ευθύνεται περισσότερο για την κίνηση της Ωλένιας Απόκλισης.
- Τα Ηλεκτρόδια του 4^{ου} αισθητήρα τοποθετούνται στο μυ Ωλένιος Καμπύρας του Καρπού (Flexor Carpi Ulnaris), ο οποίος εκτός από το κλείσιμο των Δακτύλων της παλάμης συμμετέχει και στην Κάμψη του Καρπού.



Εικόνα 17: Τοποθέτηση των 4^{ων} ζευγών Ηλεκτροδίων (Middle, End) Ηλεκτροδίων στους μύες του πήχη



Εικόνα 18: Με μπλε χρώμα είναι οι μύες του πήχη στους οποίους τοποθετήθηκαν τα Ηλεκτρόδια

Για να γίνει έλεγχος αν όντως τοποθετήθηκαν σωστά τα αισθητήρια, ζητείται από το Υποκείμενο να εκτελέσει ξανά τις κινήσεις και παρατηρείται αν στο Score του Simulink λαμβάνονται μεταβολές από κάθε μυϊκή δραστηριότητα. Σε αυτό το σημείο παρατηρούνται και δύο προβλήματα που έχουν να κάνουν με τη συμπεριφορά των συγκεκριμένων ενισχυτών, όπως:

1. Το σήμα εξόδου τους αργεί λίγο να σταθεροποιηθεί, δηλαδή να έρθει σε κατάσταση ηρεμίας, μετά από κάθε μεταβολή στην είσοδό τους.
2. Ακόμα και μετά την κατάσταση ηρεμίας και χωρίς μυϊκή δραστηριότητα, το Score έδειχνε κάποια τάση στην έξοδο των ενισχυτών.

Για να αντιμετωπιστούν τα παραπάνω προβλήματα πρέπει ο Ερευνητής:

1. Να πει στο Υποκείμενο να εκτελέσει την κίνηση μετά που θα έρθουν οι ενισχυτές σε κατάσταση ηρεμίας.
2. Στην επεξεργασία του σήματος που θα γίνει αργότερα, να λάβει υπόψιν του το σήμα που αντιστοιχεί ακριβώς στη διάρκεια της μυϊκής δραστηριότητας.
3. Να αφαιρέσει από το σήμα κάθε ενισχυτή την αρχική τιμή του σήματος κάθε ενισχυτή, ώστε το σήμα να ξεκινάει από το μηδέν.

7.3.5 Εκτέλεση των κινήσεων

Το Υποκείμενο εκτελεί με τη σειρά τις 4 κινήσεις του καρπού, Κερκιδική Απόκλιση (Radial Deviation), Έκταση Καρπού (Carpi Extension), Ωλενική Απόκλιση (Ulnaris Deviation) και Κάμψη Καρπού (Carpi Flexion) από 10 επαναλήψεις την κάθε μία.

7.3.6 Καταγραφή και Επεξεργασία των Ηλεκτρομυογραφημάτων

Στο τέλος κάθε επανάληψης ο Ερευνητής «κόβει» (κάνει crop) το σήμα και το αποθηκεύει, ώστε να κρατηθεί μόνο το σήμα των 4^{ων} αισθητήρων που αντιστοιχεί στο χρόνο που υπάρχει η μυϊκή δραστηριότητα της κάθε επανάληψης. Στη συνέχεια αφαιρείται η αρχική τιμή καθενός από τα 4 σήματα από όλα τα Υποκείμενα του σήματος, ώστε το σήμα να ξεκινάει από το μηδέν.

Στο παρακάτω γράφημα (Figure 33) φαίνονται τα σήματα των 4^{ων} αισθητήρων της 7^{ης} Επανάληψης της Κερκιδικής Απόκλισης. Αριστερά είναι το αυθεντικό σήμα και δεξιά το κομμένο κατά τη διάρκεια της μυϊκής δραστηριότητας και αφού έχουν έρθει οι ενισχυτές σε κατάσταση ηρεμίας. Από το αυθεντικό γράφημα φαίνεται ότι η μυϊκή δραστηριότητα λαμβάνει χώρα από το 4878^ο Υποκείμενο έως το 7684^ο Υποκείμενο. Όλα τα ενδιάμεσα δείγματα και αφού αφαιρεθεί η αρχική τιμή αποτελούν το κομμένο σήμα της συγκεκριμένης κίνησης (Cropped)

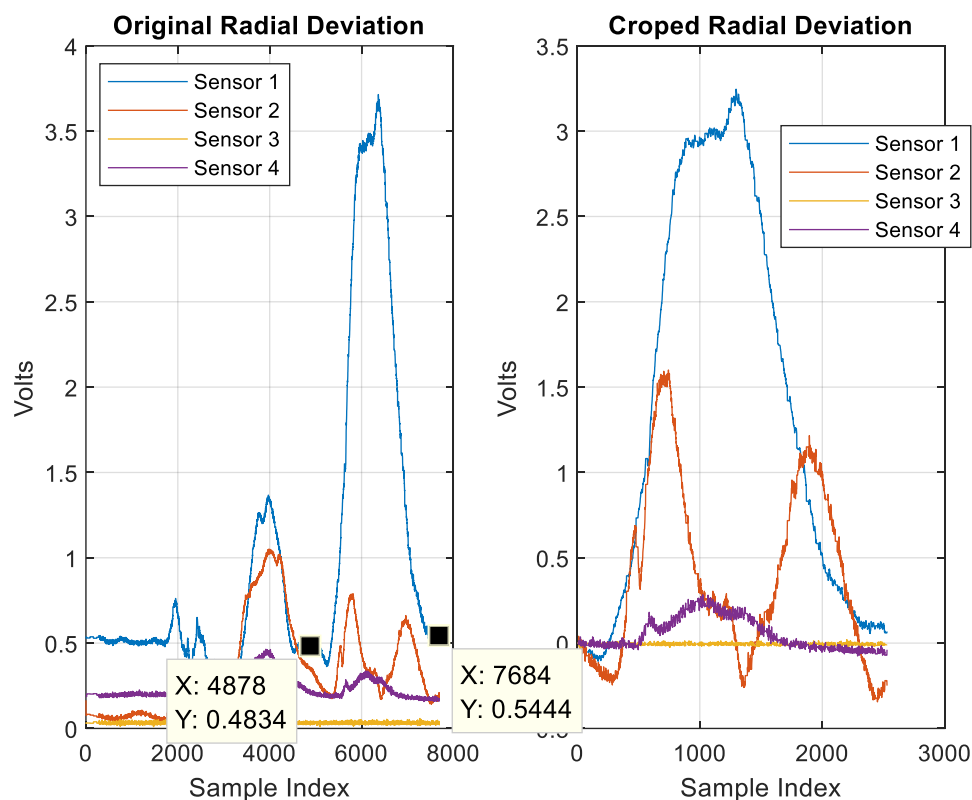


Figure 33: Παράδειγμα κοπής (crop) σήματος στη διάρκεια της μυϊκής δραστηριότητας

Επίσης, από το αυθεντικό γράφημα φαίνεται ξεκάθαρα ότι πριν την έναρξη της μυϊκής δραστηριότητας οι ενισχυτές δεν είναι σταθεροποιημένοι και όταν έρθουν σε κατάσταση ηρεμίας η αρχική τους τιμή δεν είναι μηδενική παρόλο που δεν υπάρχει μυϊκή δραστηριότητα.

Παρατηρήσεις που προκύπτουν από το παραπάνω κομμένο γράφημα (δεξιό).

1. Το σήμα του 1^{ου} ενισχυτή είναι σαφώς ισχυρότερο από τους άλλους τρεις. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο 1^{ος} αισθητήρας είναι πάνω στο μυ Μακρό Κερκιδικού

Εκτίνων τον Καρπό (Extensor Carpi Radialis Longus), ο οποίος είναι κυρίως ο υπεύθυνος για την Κερκιδική Απόκλιση.

2. Το αμέσως ισχυρότερο σήμα είναι του 2^{ου} ενισχυτή, ο οποίος είναι τοποθετημένος στον Εκτείνων των Δακτύλων μυ. Αυτός συμμετέχει στην Κερκιδική Απόκλιση, διότι εφάπτεται στον προηγούμενο μυ όπως φαίνεται από την Εικόνα 7. Η συμμετοχή του Εκτείνων των Δακτύλων μυ στην Κερκιδική Απόκλιση φαίνεται και με ψηλάφηση του πήχη, όπου κατά την εκτέλεση της Κερκιδικής Απόκλισης γίνεται αισθητό ένα φούσκωμα στην περιοχή του συγκεκριμένου μυός.
3. Ο 3^{ος} ενισχυτής παρόλο που αντιστοιχεί στον μυ Ωλένιος Εκτείνων τον Καρπό (Extensor Carpi Ulnaris), ο οποίος δε συμμετέχει καθόλου στην Κερκιδική Απόκλιση δίνει κάποιο μικρό σήμα. Αυτό εκτιμάται ότι είναι θόρυβος των δύο προηγούμενων μυών.
4. Ο 4^{ος} ενισχυτής που αντιστοιχεί στον μυ Ωλένιος Καμπύρας του Καρπού (Flexor Carpi Ulnaris) ούτε συμμετέχει στην Κερκιδική Απόκλιση, ούτε λαμβάνει θόρυβο από τους 2 πρώτους μύες, διότι παρατηρώντας την Εικόνα 19 φαίνεται ότι βρίσκεται μακριά από αυτούς.

7.3.7 Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση των 4^{ων} κινήσεων του καρπού του Υποκειμένου Nikos (Intra-Subject)

Για την αναγνώριση των κινήσεων θεωρούνται γνωστές οι 5 πρώτες επαναλήψεις και των 4^{ων} κινήσεων του καρπού οι οποίες κατατάσσονται στον Πίνακα Δεδομένων DataMatrix όπως φαίνεται:

DataMatrix =	Nikos_RadDev_Rep1	Nikos_RadDev_Rep2	Nikos_RadDev_Rep5	Nikos_CarpExt_Rep1	Nikos_CarpExt_Rep2	Nikos_CarpExt_Rep5	Nikos_UlnDev_Rep1	Nikos_UlnDev_Rep5	Nikos_CarpFlex_Rep1	Nikos_CarpFlex_Rep5
--------------	-------------------	-------------------	-------	-------------------	--------------------	--------------------	-------	--------------------	-------------------	-------	-------------------	---------------------	-------	---------------------

Οι υπόλοιπες επαναλήψεις (6^η έως 10^η) και των 4^{ων} κινήσεων κατατάσσονται στον Πίνακα TestMatrix όπως φαίνεται παρακάτω, οι οποίες πρόκειται να αναγνωριστούν.

TestMatrix =	Nikos_RadDev_Rep6	Nikos_RadDev_Rep7	Nikos_RadDev_Rep10	Nikos_CarpExt_Rep6	Nikos_CarpExt_Rep7	Nikos_CarpExt_Rep10	Nikos_UlnDev_Rep6	Nikos_UlnDev_Rep10	Nikos_CarpFlex_Rep6	Nikos_CarpFlex_Rep10
--------------	-------------------	-------------------	------	--------------------	--------------------	--------------------	------	---------------------	-------------------	------	--------------------	---------------------	------	----------------------

Εφαρμόζεται η PCA όπως προηγουμένως και όλες αναγνωρίστηκαν επιτυχώς, δηλαδή η επιτυχία σε όλες τις κινήσεις είναι 100%.

7.3.8 Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση των 4^{ων} κινήσεων του καρπού του Υποκειμένου Kostas (Intra-Subject)

Σε αυτή την παράγραφο, επαναλαμβάνεται η προηγούμενη διαδικασία για το Υποκείμενο Kostas, δηλαδή αναγνωρίζονται οι 4 κινήσεις του καρπού του Kostas που αντιστοιχούν στις επαναλήψεις 6 έως 10, λαμβάνοντας γνωστές τις επαναλήψεις 1 έως 5 του Kostas.

Όπως και πριν το ποσοστό επιτυχίας είναι 100%.

7.3.9 Εφαρμογή της PCA για την αναγνώριση 5 επαναλήψεων των 4^{ων} κινήσεων του καρπού του Υποκειμένου Kostas έχοντας γνωστές 5 επαναλήψεις του Υποκειμένου Nikos (Inter-Subject)

Σε αυτή την παράγραφο δημιουργείται όπως πριν το DataMatrix με τις 5 πρώτες επαναλήψεις των 4^{ων} χειρονομιών του καρπού του Υποκειμένου Νίκος και το TestMatrix με τις 5 πρώτες επαναλήψεις των 4^{ων} χειρονομιών του καρπού του Υποκειμένου Κώστας. Πάλι αναγνωρίστηκαν επιτυχώς όλες οι κινήσεις.

Ομοίως αναγνωρίζονται και οι επαναλήψεις 6 έως 10 του Υποκειμένου Kostas.

Συμπεράσματα:

Η εκπαίδευση του συστήματος για την αναγνώριση των 4^{ων} κινήσεων του καρπού ενός Υποκειμένου, μπορεί να γίνει και σε διαφορετικό Υποκείμενο (Human Independent)

Το υψηλό αυτό ποσοστό και για τα 2 Υποκείμενα οφείλεται:

1. Οι Αισθητήρες αν και λιγότεροι βρίσκονται πάνω στους μύες που συνεισφέρουν στις κινήσεις των 4^{ων} χειρονομιών.

2. Οι 4 αυτές κινήσεις, όχι μόνο δε μοιάζουν καθόλου μεταξύ τους, αλλά και ανά δύο είναι αντίθετες.
3. Οι κινήσεις αυτές αναγνωρίζονται από ένα σύνολο 4^{ων} κινήσεων, το οποίο επειδή είναι πολύ μικρό μικραίνει η πιθανότητα σφάλματος.
4. Τα σήματα από τα ηλεκτρομυογραφήματα κόπηκαν ακριβώς στα δείγματα που αντιστοιχούν στις μυϊκές δραστηριότητες των 4^{ων} κινήσεων. Άρα για αναγνώριση σε πραγματικό χρόνο εκτιμάται ότι θα μικρώνει το ποσοστό επιτυχίας.

Κεφάλαιο 8 Επίλογος

8.1 Γενική Ανασκόπηση

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία ήταν αποτέλεσμα διεπιστημονικής έρευνας, ένας συνδυασμός Επεξεργασίας Σήματος, Αναγνώρισης Προτύπων, Ανατομίας του Πήχη και Φυσιολογίας των μυϊκών κυττάρων. Αυτή η διεπιστημονικότητα είναι σχεδόν απαραίτητη όταν σκοπός δεν είναι η μελέτη ενός θέματος μιας επιστήμης, αλλά η διεκπεραίωση μιας εργασίας, όπου ο ερευνητής καλείται να συλλέξει όλες τις πληροφορίες που συσχετίζονται με την εργασία αυτή, ανεξάρτητα σε ποια επιστήμη ανήκουν.

Στη συγκεκριμένη εργασία, σκοπός ήταν η αναγνώριση χειρονομιών του χεριού οι οποίες είναι απαραίτητες για την καθημερινότητα, από Ηλεκτρομυογραφήματα της περιοχής του πήχη. Με αυτόν τον τρόπο, δίνεται η δυνατότητα να προστεθεί βιονικό χέρι σε άτομα με ακρωτηριασμένο καρπό, αλλά να έχουν υγιής τους μύες του πήχη τους, που να μπορεί να εκτελεί τις βασικές χειρονομίες της καθημερινότητας κατά την πρόθεσή του.

Επίσης, μελετήθηκε το πώς επηρεάζουν την αναγνωρισιμότητα διάφορες διατάξεις λήψης του Ηλεκτρομυογραφήματος και ο Δείκτης Μάζας Σώματος (BMI).

Η αναγνώριση έγινε με τη μέθοδο Principal Component Analysis (PCA) με τους εξής τρόπους:

1. 52 χειρονομιών με διάταξη 10 αισθητήρων (2 τοποθετημένοι σε συγκεκριμένους μύες και 8 γύρω από τον αγκώνα σε ίσες αποστάσεις) με βάση δεδομένων παρμένη από το Ninapro.
2. 4^{ων} κινήσεων του καρπού με την ίδια διάταξη και βάση δεδομένων.
3. 4^{ων} κινήσεων του καρπού με βάση δεδομένων που αναπτύχθηκε στο Εργαστήριο Συστημάτων Ελέγχου και Ρομποτικής του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου και διάταξη που περιλαμβάνει 4 αισθητήρες τοποθετημένους σε 4 συγκεκριμένους μύες.

8.2 Γενικά Συμπεράσματα

Ένα βασικό συμπέρασμα που προέκυψε από την παρούσα έρευνα είναι ότι η αναγνώριση χειρονομιών με τη μέθοδο PCA και είσοδο sEMG είναι εφικτή μια και όπως φαίνεται στην παράγραφο 6.3 το ποσοστό αναγνωρισιμότητας είναι περίπου 80% για Intra-Subject αναγνώριση, ενώ μόλις 15% για Inter-Subject αναγνώριση.

Οι 4 κινήσεις του καρπού, λόγω της υπερβολικής απλότητας αναγνωρίστηκαν με πλήρη επιτυχία 100% και με τις δύο διατάξεις, είτε η αναγνώριση είναι Intra-Subject είτε Inter-Subject. Άρα όταν η αναγνώριση εστιάζεται στις 4 κινήσεις, η αναγνώριση μπορεί να γίνει με 4 μόνο αισθητήρες αντί 10.

Στην εργασία του Σαψάνη Χρήστου [2] αναγνωρίζονται με το ίδιο μέσο ποσοστό επιτυχίας με τον 1^ο τρόπο της προηγούμενης παραγράφου, περίπου 80%, οι 6 βασικές χειρονομίες με διάταξη 4^{ων} αισθητήρων σε συγκεκριμένους μύες. Στο paper [6] αναγνωρίζονται οι ίδιες 6 βασικές χειρονομίες με 40 αισθητήρες, χωρίς να είναι τοποθετημένοι σε συγκεκριμένες θέσεις και το ποσοστό αναγνωρισιμότητας είναι περίπου 90%. Στη βιβλιογραφία [3] αναφέρεται ότι με τις σύγχρονες τεχνικές αναγνώρισης προτύπων δεν είναι απαραίτητο να είναι τελειώς ακριβείς οι τοποθετήσεις των ηλεκτροδίων πάνω στους μύες. Την αναγνωρισιμότητα τη βελτιώνει περισσότερο το πλήθος των αισθητήρων απ' ό,τι η προσεχτική τοποθέτηση. Σίγουρα όμως μια ακριβής τοποθέτηση των ηλεκτροδίων στους μύες μπορεί να βελτιώσει έστω και λίγο το ποσοστό αναγνωρισιμότητας γι' αυτό και στο [2] έχει τόσο υψηλό ποσοστό επιτυχίας.

8.3 Προτάσεις για έρευνα

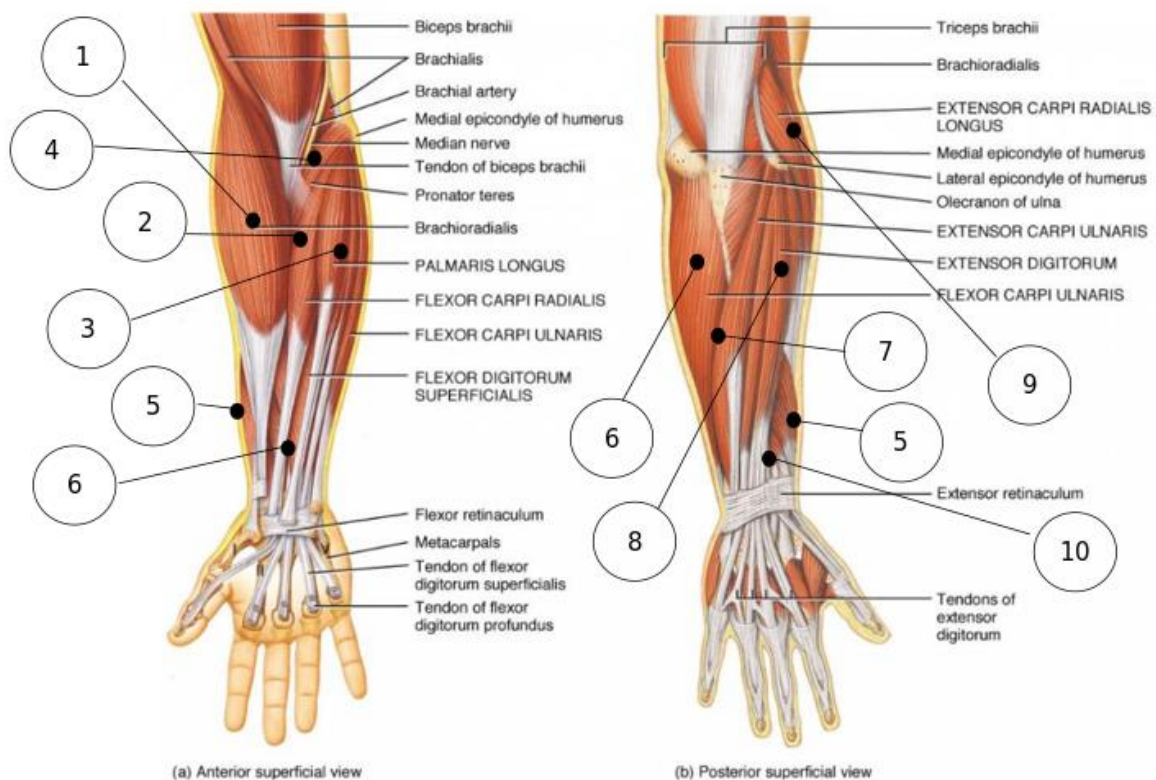
Σε αυτή την παράγραφο παρουσιάζονται κάποιες προτάσεις για έρευνα πάνω στο συγκεκριμένο θέμα που δεν έγιναν στην παρούσα εργασία και που αποσκοπούν στη βελτίωση της αναγνωρισιμότητας των χειρονομιών.

8.3.1 Ηλεκτρομυογραφήματα με επανατοποθέτηση αισθητήρων

Στα πειράματα που έγιναν στις εργασίες που αναφέρονται στη βιβλιογραφία που στηρίχτηκε η παρούσα εργασία, οι χειρονομίες έγιναν με επαναλήψεις με τους αισθητήρες συνεχώς πάνω στον πήχη των Υποκειμένων. Μια πρόταση έρευνας λοιπόν, είναι να επαναληφθούν τα πειράματα με την ίδια διάταξη του 1^{ου} τρόπου, με τη διαφορά οι χειρονομίες και σε κάθε επανάληψη να επανατοποθετούνται οι αισθητήρες στον πήχη σε όσο το δυνατόν ίδιες θέσεις. Ακόμα καλύτερα, η κάθε επανάληψη να 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 σε σχέση με τις διατάξεις που μελετήθηκαν στην παρούσα εργασία. Με αυτόν τον τρόπο εκτιμάται ότι θα μειωθεί το ποσοστό αναγνωρισιμότητας, αλλά ο τρόπος αυτός προσεγγίζει καλύτερα την πραγματικότητα, διότι το Υποκείμενο που χρειάζεται βιονικό χέρι δε θα έχει τους αισθητήρες συνεχώς στον πήχη του.

8.3.2 Ηλεκτρομυογραφήματα με 10 αισθητήρια σε συγκεκριμένους μύες του πήχη

Επίσης, μια επιπλέον πρόταση να επαναληφθούν οι 52 χειρονομίες και το σήμα να ληφθεί από 10 (ή και περισσότερα) μονοπολικά ηλεκτρόδια, αλλά να τοποθετούνται (ή να επανατοποθετούνται όπως περιεγράφηκε στην παράγραφο 8.3.1) σε συγκεκριμένες θέσεις, όπως φαίνονται στην Εικόνα 19. Οι μύες μπορούν να με ψηλάφηση του πήχη όπως περιγράφεται στην παράγραφο 7.3.2. Με αυτό τον τρόπο εκτιμάται ότι θα αυξηθεί και η αναγνωρισιμότητα Inter-Subject (Αναγνωρισιμότητα και Εκπαίδευση σε διαφορετικά Υποκείμενα). Εκτιμάται ότι τα μονοπολικά ηλεκτρόδια, παρόλο που εισάγουν περισσότερο θόρυβο από τα διπολικά, θα είναι πιο αποτελεσματικά από αυτά στη συγκεκριμένη περίπτωση. Ο λόγος είναι ότι καταλαμβάνουν λιγότερο χώρο από τα διπολικά και επειδή πρέπει να τοποθετηθούν πολλά σε συγκεκριμένους μύες στον πήχη είναι απαραίτητη η οικονομία χώρου. Έτσι κι αλλιώς, ο επιπλέον θόρυβος που εισάγουν μπορεί να αφαιρεθεί με την PCA, όπως δείχτηκε στο Κεφάλαιο 5.



Εικόνα 19: 10 Μονοπολικά Ηλεκτρόδια σε συγκεκριμένες θέσεις στον πήχη πάνω στους μύες

Οι μύς που συνεισφέρουν περισσότερο στις κινήσεις του δείκτη και του αντίχειρα, τα οποία είναι σημαντικά δάκτυλα στις χειρονομίες της καθημερινής ζωής, είναι ο Extensor Indicis, Flexor Digitorum Superficialis, Extensor Pollicis Longus και Abductor Pollicis Longus. Οι οποίοι είναι σε εσωτερική στοιβάδα μυών και δε μπορούν να έχουν άμεση επαφή με τα ηλεκτρόδια. Τα ηλεκτρόδια 6 και 10 παρόλο ότι δεν έχουν άμεση επαφή με τους προαναφερθέντες μύες, επειδή βρίσκονται πολύ κοντά τους είναι ικανά να διεγείρουν τους αισθητήρες στις κινήσεις του αντίχειρα και του δείκτη.

8.3.3 Ηλεκτρομυογραφήματα (sEMG) από τον πήχη σε συνδυασμό με Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματα (EEG)

Μία ακόμα πρόταση είναι να μελετηθεί το εγκεφαλογράφημα των ίδιων χειρονομιών και να παρατηρηθούν οι χειρονομίες που αστοχεί η αναγνώριση. Το πιο πιθανό είναι διαφορετικές από αυτές που αστοχεί η Ηλεκτρομυογραφία. Έτσι, προτείνεται το βιονικό προσθετικό χέρι να λαμβάνει σήμα συγχρόνως από τους μύες του πήχη και τον εγκέφαλο. Η αναγνώριση να γίνεται αρχικά από το Ηλεκτρομυογράφημα και αν η αναγνωρισμένη χειρονομία είναι στην κατηγορία των χειρονομιών που αστοχεί η αναγνώριση, τότε η αναγνώριση να γίνεται από το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα. Έτσι, θα αυξηθεί σημαντικά το ποσοστό επιτυχίας των αναγνωρισμένων κινήσεων.

Βιβλιογραφία

- [1] Έλεγχος Ρομποτικού Βραχίονα με τη χρήση βιοδυναμικών σημάτων. Παπαστεφανάκης Γεώργιος. Πτυχιακή εργασία, Τμήμα Μηχανολόγων Μηχανικών Τ.Ε. ΤΕΙ Κρήτης (2016)
- [2] Αναγνώριση βασικών κινήσεων του χεριού με χρήση Ηλεκτρομυογραφήματος. Σαψάνης Χρήστος. Διπλωματική εργασία, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών Πανεπιστήμιο Πατρών
- [3] Building the NINAPRO Database: A Resource for the Biorobotics Community Manfredo Atzori, Arjan Gijsberts, Simone Heynen, Anne-Gabrielle Mittaz Hager, Olivier Deriaz, Patrick van der Smagt, Claudio Castellini, Barbara Caputo, and Henning Muller
- [4] A Benchmark Database for Myoelectric Movement Classification. [4] Manfredo Atzori, Arjan Gijsberts, Ilja Kuzborskij, Simone Heynen, Anne-Gabrielle Mittaz Hager, Olivier Deriaz, Claudio Castellini, Henning Muller, and Barbara Caputo.
- [5] Electromyography data for non-invasive naturally-controlled robotic hand prostheses. Scientific Data, 2014 Manfredo Atzori, Arjan Gijsberts, Claudio Castellini, Barbara Caputo, Anne-Gabrielle Mittaz Hager, Simone Elsig, Giorgio Giatsidis, Franco Bassetto & Henning Müller
- [6] Real-time Classification of Forearm Movements Based on High Density Surface Electromyography Yue Wei, Yanjuan Geng, *Member, IEEE*, Wenlong Yu, Oluwarotimi Williams Samuel, Naifu Jiang, Hui Zhou, *Member, IEEE*, Xin Guo, Xiaoqiang Lu, and Guanglin Li
- [7] <https://el.wikipedia.org/wiki/Πήχης>
- [9] https://el.wikipedia.org/wiki/Κυτταρική_μεμβράνη
- [10] Μελέτη των τρόπων επικοινωνίας των ανθρώπινων κυττάρων. Παπαϊωάννου Μαρία, Διπλωματική εργασία, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών Πανεπιστήμιο Πατρών
- [11] Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών και Εφαρμογές σε Πραγματικά Σεισμολογικά Δεδομένα. Βασιλική Τακτικού. Διπλωματική εργασία, Σχολή Εφαρμοσμένων Μαθηματικών και Φυσικών Επιστημών Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο
- [12] <https://el.wikipedia.org/wiki/Διακόμευση>
- [13] https://el.wikipedia.org/wiki/Συνδιακόμευση_και_αντιδιακόμευση_διανυσμάτων
- [14] https://en.wikipedia.org/wiki/Covariance_matrix
- [15] A tutorial on Principal Components Analysis. Lindsay I Smith
- [16] https://en.wikipedia.org/wiki/Masurement_uncertainty
- [17] <http://ninaweb.hevs.ch/node/7>
- [18] https://en.wikipedia.org/wiki/Body_mass_index

- [19] Data-Driven Modeling & Scientific Computation: Methods for Complex Systems & Big Data J. Nathan Kutz
- [20] 3-lead Muscle / Electromyography Sensor for Microcontroller Applications
- [21] MF 624 MULTIFUNCTION I/O CARD
- [22] <https://docplayer.gr/50391794-8-1-diagonopoiisi-pinaka.html>
- [23] PCA based EEG Event Features Extraction for Robotics Dexterous Grasping Ebrahim Mattar, Hessa Al-Junaid, Hamad Al-Seddiqi
- [25] <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45750-face-recognition-using-pca>
- [26] Principal Component Analysis in Matlab
- [27] Εργαστήριο Φυσιολογίας II: Συμπληρωματικά Φυλλάδια Διδασκαλίας Παύλου Ρήγα
- [28] Principal Component Analysis Nathaniel E. Helwig
- [29] https://el.wikipedia.org/wiki/Αντλία_νατρίου_καλίου
- [30] <https://www.usgs.gov/media/images/water-molecules-and-their-interaction-salt-molecules>
- [31] http://www.accessmedicalsupply.com/AMS_Product_Literature/SkintactEKG_Catalog_2014.pdf
- [32] <https://professionals.ottobock.com.au/Products/Prosthetics/Prosthetics-Upper-Limb/Adult-Terminal-Devices/13E200-MyoBock-electrode/p/13E200>
- [33] <https://www.anatomynote.com/human-anatomy/extremity-anatomy/anterior-view-and-posterior-view-of-forearm-muscles-and-tendon-in-detail/>
- [34] <https://stats.stackexchange.com/questions/366558/sufficient-and-necessary-conditions-for-zero-eigenvalue-of-a-correlation-matrix>