



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

Ηλεκτροεγκεφαλογραφικά και  
Ηλεκτρομυογραφικά Σήματα στα  
Νευρο-Ρομποτικά Συστήματα

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ  
του  
ΧΡΗΣΤΟΥ Ν. ΜΑΥΡΙΔΗ

Επιβλέπων: Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π., Σχολή Η.Μ.Μ.Υ

Συνεπιβλέπων: Κωνσταντίνος Κυριακόπουλος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π., Σχολή Μηχανολόγων Μηχανικών

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΕΥΦΤΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ  
Αθήνα, Μάρτιος 2017





Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο  
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών  
Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών  
Εργαστήριο Ευφών Συστημάτων

# Ηλεκτροεγκεφαλογραφικά και Ηλεκτρομυογραφικά Σήματα στα Νευρο-Ρομποτικά Συστήματα

## ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

**ΧΡΗΣΤΟΥ Ν. ΜΑΥΡΙΔΗ**

Επιβλέπων: **Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης**  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την ... Μαρτίου 2017.

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

(Υπογραφή)

.....

Ανδρέας-Γεώργιος Σταφυλοπάτης  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Κωνσταντίνος Κυριακόπουλος  
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Κωνσταντίνα Νικήτα  
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Μάρτιος 2017



*(Υπογραφή)*

.....

**ΧΡΗΣΤΟΣ Ν. ΜΑΥΡΙΔΗΣ**

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών,  
Ε.Μ.Π.

©2017 – All rights reserved

Creative Commons Attribution–ShareAlike 4.0 International License





Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο  
Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών  
Τομέας Τεχνολογίας Πληροφορικής και Υπολογιστών  
Εργαστήριο Ευφών Συστημάτων

Copyright ©– All rights reserved Χρήστος Ν. Μαυρίδης.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ' ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.



Η παρούσα διπλωματική εργασία βασίζεται στο πρότυπο  $\LaTeX$  του Εργαστηρίου Συστημάτων Βάσεων Γνώσεων και Δεδομένων της Σχολής Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών του Ε.Μ.Π. και το περιεχόμενο της διανέμεται με [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).





# Ευχαριστίες

Καταρχάς, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Σταφυλοπάτη για την πολύπλευρη στήριξή του τόσο στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής όσο και στη μελλοντική μου πορεία προς το διδακτορικό. Ιδιαίτέρως ευχαριστώ τον συνεπιβλέποντα καθηγητή Κωνσταντίνο Κυριακόπουλο, για τις διορατικές συμβουλές του σε ακαδημαϊκό –και μη– επίπεδο, και την ευκαιρία που μου προσέφερε να είμαι μέλος του Εργαστηρίου Αυτομάτου Ελέγχου (Control Systems Lab – CSL) που διευθύνει, για πάνω από δύο χρόνια. Τέλος ευχαριστώ την καθηγήτρια κ. Νικήτα για τη συμμετοχή της στην τριμελή επιτροπή της διπλωματικής μου εργασίας.

Ακολούθως, θέλω να ευχαριστήσω όλα τα μέλη του CSL για τη συνεργασία μας, η οποία συντελεί, πλέον, μεγάλο κομμάτι της προσωπικότητάς μου. Προσωπικά θέλω να ευχαριστήσω τον Μπάμπη, τον Άρη, τον Παναγιώτη και τον Γιώργο για τα πολύτιμα ερεθίσματα που μου έδωσαν. Ξεχωριστή περίοδο, όμως, οφείλω να αφιερώσω στον Κώστα, τον οποίο, εκτός από εξαιρετικό ερευνητή, θεωρώ και καλό μου φίλο.

Ένα μεγάλο ευχαριστώ αξίζουν, φυσικά, οι κοντινοί μου φίλοι, Νίκος, Κατερίνα, Πάνος, Μπάμπης, Χρήστος, Άλεξ και Νεκταρία, για την αγάπη τους, αλλά κυρίως την ανοχή τους στην, κατά καιρούς, ιδιόρρυθμη συμπεριφορά μου. Η προθυμία του Μπάμπη να με στηρίζει στην πληθώρα των πειραμάτων που χρειάστηκαν κατά τη διάρκεια της εργασίας, ξεπερνάει κατά πολύ τα όρια της ιδιοτέλειας.

Τέλος, δεν θα ήμουν σε αυτό το σημείο, αν δεν είχα όλα αυτά τα χρόνια την συνεχή στήριξη της οικογένειάς μου. Θα κλείσω, λοιπόν, με ένα αληθινό ευχαριστώ στη μητέρα μου, Αθηνά και τον πατέρα μου, Νίκο, από τους οποίους κληρονόμησα και τη θέληση για συνεχή αναζήτηση γνώσεων και εξέλιξη, όπως αποδεικνύει και η αδερφή μου, Έλενα.

*στη γιαγιά μου, Ελένη*

# Περίληψη

Τα τελευταία χρόνια, παρατηρείται ολοένα αυξανόμενο ενδιαφέρον για τα συστήματα διασύνδεσης ανθρώπου-ρομπότ (Human-Robot Interaction) ιδιαίτερα με τη χρήση ανθρώπινων βιοσημάτων. Συγκεκριμένα, ο τηλεχειρισμός ρομποτικού βραχίονα χωρίς την χρήση εξωτερικών συσκευών (joystick), αποτελεί μία από τις πλέον ενδιαφέρουσες προκλήσεις στο πεδίο της νευρο-ρομποτικής.

Ηλεκτρομυογραφικά (ΗΜΓ) σήματα έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως ως είσοδοι σε παρόμοια συστήματα ελέγχου, λόγω της μη επεμβατικότητάς τους και της ικανότητάς τους να αντιπροσωπεύουν την πρόθεση κίνησης του χρήστη. Υπάρχουν περιπτώσεις ανθρώπων με κινητικά προβλήματα ή απώλεια μελών, όμως, όπου τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν. Για αυτό το λόγο, η επιστημονική κοινότητα έχει επικεντρώσει το ενδιαφέρον της στα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά (ΗΕΓ) σήματα, τα οποία καταγράφονται στην επιφάνεια του κεφαλιού. Τα ΗΕΓ σήματα, είναι πολύ ασθενή και θορυβώδη αλλά μεταφέρουν, εκτός των άλλων, και την πληροφορία της κατεύθυνσης του βλέμματος μέσω δυναμικών που παράγονται από την κίνηση των ματιών.

Η παρούσα εργασία προτείνει την εκμετάλλευση των ηλεκτροεγκεφαλικών δυναμικών που αντιπροσωπεύουν την κίνηση των ματιών και τον συνδυασμό τους με τα ηλεκτρομυογραφικά δυναμικά του χεριού, με στόχο τον τηλεχειρισμό ρομποτικού βραχίονα. Τα βιοσήματα αποκωδικοποιούνται, με χρήση μοντέλων μηχανικής μάθησης, σε κίνηση του βραχίονα, ενώ ο χρήστης εκτελεί ελεύθερη τρισδιάστατη κίνηση με το χέρι του. Ακόμα, βρέθηκε πως τα ΗΕΓ σήματα είναι αρκετά για τον τηλεχειρισμό του ρομποτικού βραχίονα, με αποτέλεσμα το προτεινόμενο σύστημα να είναι κατάλληλο για ανθρώπους με απώλεια των άνω άκρων τους, δίνοντάς τους την ικανότητα, δυνητικά, να χειρίζονται αντικείμενα που υπάρχουν στο οπτικό πεδίο τους.

## Λέξεις Κλειδιά

Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα, Ηλεκτρομυογράφημα, Ρομποτικός βραχίονας, Τηλεχειρισμός, Νευρο-ρομποτικά συστήματα, Μηχανική μάθηση



# Abstract

During the last decades, there has been an increasing interest in the control of robotic devices through human bio-signals, as they suggest auspicious means of human-robot interaction. Teleoperation of robotic arms, in particular, has been one of the most compelling challenges in the field of neurorobotics.

Electromyographic (EMG) signals have been widely used as input in such control schemes, due to their non-invasive nature and their ability to reflect human motion intention. In addition, regarding neuro-muscular incapacitated people, electroencephalographic (EEG) signals, which are conveniently recorded over the scalp, have been alternatively used. EEG signals, though, have quite low signal-to-noise ratio, but also carry information about the direction of vision, which is present in the ocular EEG artifacts produced during eye movement.

In this diploma thesis, this directional information of EEG recordings is being efficiently deciphered and fused with the motion information decoded by the EMG signals in order to enhance the real-time reconstruction of arm motion. Subjects perform free, natural, three-dimensional arm motions while tracking their hand trajectory with their vision. The proposed methodology is suitable for above-elbow amputees and is validated through the real-time control of a 7-DoF robotic manipulator. The promising results suggest that upper-arm amputees can potentially manipulate objects that lie in their field of vision.

## Keywords

EEG, EMG, Robotic arm, Teleoperation, Neuro-robotics, Machine Learning

# Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	1
Περίληψη	3
Abstract	5
<b>1 Εισαγωγή</b>	<b>11</b>
1.1 Εισαγωγή στα νευρο-ρομποτικά συστήματα	11
1.1.1 Διεπαφή ανθρώπου-ρομπότ	12
1.2 Μηχανική μάθηση	12
1.3 Η ηλεκτρομυογραφία ως μέσο διασύνδεσης ανθρώπου-μηχανής	14
1.4 Η ηλεκτροεγκεφαλογραφία ως μέσο διασύνδεσης ανθρώπου-μηχανής	15
1.5 Τηλεχειρισμός Ρομπότ	16
1.6 Σκοπός της Διπλωματικής	17
<b>2 Μαθηματικές έννοιες και ορισμοί</b>	<b>19</b>
2.1 Ρομποτικοί βραχίονες	19
2.1.1 Ευθεία Κινηματική	20
2.1.2 Αντίστροφη Κινηματική	21
2.1.3 Διαφορική Κινηματική Ανάλυση	21
2.2 Έλεγχος πλεοναζόντων βαθμών ελευθερίας	22
2.3 Ψηφιακά Φίλτρα	23
2.4 Principal Component Analysis (PCA)	24
2.5 Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης	26
2.5.1 Μοντέλο ARMAX	26
2.5.2 Μοντέλο μεταβλητών κατάστασης	26
2.5.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	27
2.5.4 Αλγόριθμοι εκτίμησης παραμέτρων	28
2.5.5 Μετρικές αξιολόγησης αποκωδικοποίησης	30
<b>3 Μοντελοποίηση της κίνησης του ανθρώπινου χεριού</b>	<b>31</b>
3.1 Κινηματική ανάλυση	32

---

3.2	Καταγραφή των συντεταγμένων του χεριού . . . . .	33
3.3	Μετασχηματισμός συντεταγμένων . . . . .	34
3.3.1	Απεικόνιση στο διάστημα $[-1, 1]$ . . . . .	34
<b>4</b>	<b>Το ηλεκτρομυογράφημα ως μεταβλητή ελέγχου . . . . .</b>	<b>35</b>
4.1	Καταγραφή ηλεκτρομυογραφικών σημάτων . . . . .	36
4.2	Επεξεργασία ηλεκτρομυογραφικών σημάτων . . . . .	37
4.3	Αποκωδικοποίηση της κίνησης από ηλεκτρομυογραφικά σήματα . . . . .	40
<b>5</b>	<b>Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως μεταβλητή ελέγχου . . . . .</b>	<b>43</b>
5.1	EEG Artifacts . . . . .	44
5.2	Καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφικών σημάτων . . . . .	46
5.3	Επεξεργασία ηλεκτροεγκεφαλογραφικών σημάτων . . . . .	47
5.3.1	Αυτόματη επιλογή ηλεκτροεγκεφαλικών καναλιών . . . . .	48
5.4	Αποκωδικοποίηση της κίνησης από ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα . . . . .	51
<b>6</b>	<b>Συνδυασμός ΗΕΓ και ΗΜΓ σημάτων . . . . .</b>	<b>55</b>
6.1	Σταθμικός μέσος με βάρη μέγιστης πιθανοφάνειας . . . . .	56
6.2	Σύγκριση αποτελεσμάτων . . . . .	57
<b>7</b>	<b>Πειράματα . . . . .</b>	<b>59</b>
7.1	Πειραματική Διάταξη . . . . .	60
7.2	Έλεγχος Ρομποτικού Βραχίονα Mitsubishi PA-10 . . . . .	61
7.3	Τηλεχειρισμός ρομποτικού βραχίονα μόνο με ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα . . . . .	62
<b>8</b>	<b>Συμπεράσματα . . . . .</b>	<b>65</b>
8.1	Μελλοντικές κατευθύνσεις . . . . .	66
	<b>Bibliography . . . . .</b>	<b>68</b>

# Κατάλογος Σχημάτων

2.1	Ρομποτικός βραχίονας PUMA 560 . . . . .	19
2.2	Απεικόνιση χώρου αρθρώσεων στο χώρο εργασίας . . . . .	22
2.3	Γεωμετρική ερμηνεία της PCA . . . . .	25
2.4	Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου (πολυστρωματικό perceptron) . . . . .	27
2.5	Δομή νευρώνα (perceptron) . . . . .	27
2.6	Σύγκριση των αλγορίθμων Gradient-Descent (πράσινο) και Newton's method (κόκκινο) για την ελαχιστοποίηση συνάρτησης κόστους. Η μέθοδος Newton χρησιμοποιεί την πληροφορία της κυρτότητας και επιτυγχάνει συντομότερο μονοπάτι. . . . .	29
2.7	Γεωμετρική ερμηνεία συντελεστή συσχέτισης . . . . .	30
3.1	Μοντελοποίηση της κίνησης του ανθρώπινου χεριού: Συστήματα συντεταγμένων και γωνίες περιστροφής . . . . .	32
3.2	Μαγνητικό σύστημα μέτρησης κίνησης και προσανατολισμού Polhemus Liberty . . . . .	33
4.1	Σύστημα καταγραφής ΗΜΓ σημάτων. . . . .	36
4.2	Οι μύες του ανθρώπινου χεριού που χρησιμοποιήθηκαν και οι αντίστοιχες θέσεις των ηλεκτροδίων. . . . .	36
4.3	Επεξεργασία Ηλεκτρομυογραφήματος . . . . .	39
4.4	Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το μοντέλο ARMAX. . . . .	40
4.5	Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το State Space Model. . . . .	41
4.6	Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από Neural Network. . . . .	41
5.1	Εγχεφαλικοί ρυθμοί (Brain Rhythms). . . . .	43
5.2	Περιοχές του εγκεφάλου που διεγείρονται από διάφορες ενεργοποιήσεις μυών. . . . .	44
5.3	Χρήση των EEG artifacts για αποκωδικοποίηση της κατεύθυνσης του βλέμματος [1] . . . . .	45



---

5.4	Biosemi Active Two data acquisition system . . . . .	46
5.5	10-20 System . . . . .	46
5.6	Αυτόματη επιλογή EEG καναλιών . . . . .	49
5.7	Επεξεργασία Ηλεκτροεγκεφαλογράφηματος (ηλεκτρόδιο T7) . . . . .	50
5.8	Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το μοντέλο ARMAX. . . . .	52
5.9	Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το State Space Model. . . . .	52
5.10	Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από Neural Network. . . . .	53
6.1	Arm motion reconstruction: Mean and Standard Deviation CC values for 5 experiments are illustrated. . . . .	58
6.2	Human (actual) and robot (decoded) trajectories along the x, y and z axis, for a half-minute testing period. For comparison purposes, the outputs of the EMG-based and the EEG-based models as well as their RMSE and CC values are also depicted. . . . .	58
7.1	Block diagram of the system's architecture. . . . .	59
7.2	Πειραματική Διάταξη . . . . .	60
7.3	Ρομποτικός βραχίονας Mitsubishi PA-10 . . . . .	61
7.4	Πειραματική Διάταξη (2) . . . . .	62
7.5	Πειραματική Διάταξη (3) . . . . .	62

# Κατάλογος Πινάκων

4.1	Decoding results. The <b>five EMG signals</b> and the <b>Cartesian coordinates of the hand</b> are used as input and output of the decoding models, respectively. . . . .	40
4.2	Decoding results. The <b>first 2 EMG principal components</b> and the <b>Cartesian coordinates of the hand</b> are used as input and output of the decoding models, respectively. . . . .	42
4.3	Decoding results. The <b>five EMG signals</b> and the <b>first 2 principal components of the arm joints</b> are used as input and output of the decoding models, respectively. . . . .	42
4.4	Decoding results. The <b>first 2 EMG principal components</b> and the <b>first 2 principal components of the arm joints</b> are used as input and output of the decoding models, respectively. . . . .	42
5.1	Decoding results. The <b>automatically selected EEG signals</b> and the <b>Cartesian coordinates of the hand</b> are used as input and output of the decoding models, respectively. . . . .	51
5.2	Decoding results. The <b>first 3 EEG principal components</b> and the <b>Cartesian coordinates of the hand</b> are used as input and output of the decoding models, respectively. . . . .	52
6.1	Arm motion reconstruction: Mean and Standard Deviation CC values for 5 experiments are reported. . . . .	57
6.2	Arm motion reconstruction: Mean and Standard Deviation RMSE values for 5 experiments are reported. . . . .	57

# Κεφάλαιο 1

## Εισαγωγή

### 1.1 Εισαγωγή στα νευρο-ρομποτικά συστήματα

Νευρο-ρομποτικά είναι τα συστήματα που ενσωματώνουν την γνώση των βιολογικών συστημάτων σε μηχανές που είναι είτε παθητικές είτε επενεργούμενες. Πρόκειται για το αποτέλεσμα της συμβολής διαφορετικών και πρωτοποριακών ερευνητικών τάσεων που γεννήθηκαν τις δεκαετίες του 80 και 90:

- τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και τα υπολογιστικά μοντέλα της νευροεπιστήμης, που είναι νευρωνικά συστήματα αλλά μη-ενσωματωμένα,
- τα ενσωματωμένα αναπτυσσόμενα ρομποτικά συστήματα, που είναι ενσωματωμένα και αυτόνομα αλλά διαφέρουν από την λογική του εγκεφάλου, και
- τις ερευνητικές εργασίες σε υβριδικά βιολογικά-τεχνητά συστήματα, τα οποία συσσωματώνονται στα νευρικά συστήματα, αλλά έχουν ελάχιστη αυτονομία.

Σε κάθε ένα από τους παραπάνω τρεις τομείς έχει σημειωθεί μεγάλη πρόοδος τα τελευταία χρόνια. Οι περισσότερες αναπτυγμένες υπολογιστικές μηχανές επιτρέπουν πια την προσομοίωση τεράστιων ρεαλιστικών νευρωνικών δικτύων και άλλων υπολογιστικών μοντέλων. Στις μέρες μας συντελούνται πολύ ενθαρρυντικά πειράματα σε ρομπότ με δυνατότητες μάθησης που ξεπερνούν τις παραδοσιακές μορφές μάθησης περιορισμένου-δομημένου περιβάλλοντος. Επιπλέον, πρωτοποριακή έρευνα σε υβριδικά συστήματα επιτρέπει την μελέτη της συμβίωσης βιολογικών και τεχνητών συστημάτων, ιδέα που πρωτύτερα υπήρχε μόνο στην σφαίρα της επιστημονικής φαντασίας. Η μεγάλη πρόκληση της νευρο-ρομποτικής είναι να χτίσει μια επιστήμη πειραματικής συσσωμάτωσης. Τα πρωτόκολλα πειραμάτων νευρο-ρομποτικής επιτρέπουν την πρόοδο στην κατανόηση πως η ισορροπία μεταξύ της νευρωνικής μάθησης δυναμικών συστημάτων, φυσικής ενσωμάτωσης και παραγόντων του περιβάλλοντος, διαμορφώνουν αναπτυσσόμενες τροχιές που οδηγούν στην ασταμάτητη ανάπτυξη νέων ικανοτήτων.

### 1.1.1 Διεπαφή ανθρώπου-ρομπότ

Το μέσο διασύνδεσης (interface) μεταξύ ανθρώπου και μηχανής αποτελεί ένα ακόμα σημαντικό πεδίο που απασχολεί την ερευνητική κοινότητα στον τομέα της ρομποτικής. Τρισδιάστατοι μοχλοί (joystick), καθώς και απτικοί μηχανισμοί έχουν χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν για τον τηλεχειρισμό ρομποτικών συστημάτων. Οι περισσότερες όμως από αυτές τις εργασίες χρησιμοποιούν περίπλοκους μηχανισμούς ή συστήματα αισθητήρων. Επιπλέον, στις περισσότερες εφαρμογές απαιτείται μια αρχική εκπαίδευση του χρήστη ώστε να εξοικειωθεί με το μέσο διασύνδεσης και να κατανοήσει την αντιστοιχία της κίνησης των συστημάτων τηλεχειρισμού με αυτήν του ρομπότ.

Το επιθυμητό σε μια τέτοια περίπτωση θα ήταν να μπορούσε ο χρήστης να τηλεχειριστεί το ρομπότ εκτελώντας απευθείας τις επιθυμητές κινήσεις με το δικό του άνω άκρο. Αυτό απαιτεί την καταγραφή της κίνησης του άνω άκρου, αποφεύγοντας όμως την χρήση αισθητήρων που θα εμποδίζουν την κίνησή του.

Η παρούσα εργασία πραγματεύεται έναν τρόπο διεπαφής χρήστη-ρομπότ, όπου ο άνθρωπος χωρίς τη χρήση εξωτερικών αισθητήρων (π.χ. κάμερες ή joystick), είναι σε θέση να τηλεχειριστεί ρομποτικό βραχίονα χρησιμοποιώντας βιο-σήματα που παράγει το σώμα του. Η διαδικασία 'μετάφρασης' των βιο-σημάτων, σε κίνηση του ρομποτικού βραχίονα βασίζεται σε ένα ραγδαία αναπτυσσόμενο κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών, τη μηχανική μάθηση και την αναγνώριση προτύπων.

## 1.2 Μηχανική μάθηση

Η Μάθηση (Learning) είναι μία από τις θεμελιώδεις ιδιότητες της νοήμονος συμπεριφοράς του ανθρώπου. Παρά τις μελέτες και τις έρευνες επί χρόνια από τους επιστήμονες του πεδίου της Γνωστικής Ψυχολογίας και τους φιλοσόφους, η έννοια της μάθησης δεν έχει γίνει πλήρως κατανοητή. Η πρόκληση, λοιπόν, για τους επιστήμονες του χώρου της Τεχνητής Νοημοσύνης είναι να δημιουργήσουν υπολογιστικά συστήματα ικανά να μάθουν.

Ένας γενικός ορισμός της Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning) δίνεται από τον Mitchell (1997):

Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέμε ότι μαθαίνει από την εμπειρία  $E$  ως προς κάποια κλάση εργασιών  $T$  και μέτρο απόδοσης  $P$ , αν η απόδοσή του σε εργασίες από το  $T$ , όπως μετριέται από το  $P$ , βελτιώνεται μέσω της εμπειρίας  $E$ .

Ως κλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης, η Μηχανική Μάθηση ασχολείται με τη μελέτη αλγορίθμων που βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους σε κάποια εργασία που τους έχει ανατεθεί χρησιμοποιώντας την εμπειρία τους. Όσον αφορά τη σχεδίαση των συστημάτων Μηχανικής Μάθησης η δυνατότητα μάθησης προσδιορίζεται ως η δυνατότητα που διαθέτουν τα συστήματα στο να μετασχηματίζουν την εσωτερική τους δομή, διαμορφώνοντάς την κατάλληλα ώστε να συγκλίνουν στην επιθυμητή συμπεριφορά.

Εν γένει, ο τομέας της Μηχανικής Μάθησης αναπτύσσει τρεις τρόπους μάθησης, ανάλογους με τους τρόπους με τους οποίους μαθαίνει ο άνθρωπος: επιβλεπόμενη μάθηση, μη επιβλεπόμενη μάθηση και ενισχυτική μάθηση. Πιο αναλυτικά:

**Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning)** είναι η διαδικασία όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους (σύνολο εκπαίδευσης) σε γνωστές επιθυμητές εξόδους, με απώτερο στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα Ταξινόμησης (Classification), Πρόγνωσης (Prediction) και Διερμηνείας (Interpretation).

**Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning)** όπου ο αλγόριθμος κατασκευάζει ένα μοντέλο για κάποιο σύνολο εισόδων υπό μορφή παρατηρήσεων χωρίς να γνωρίζει τις επιθυμητές εξόδους. Χρησιμοποιείται σε προβλήματα Ανάλυσης Συσχετισμών (Association Analysis) και Ομαδοποίησης (Clustering).

**Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning)** όπου ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών μέσα από άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον. Χρησιμοποιείται κυρίως σε προβλήματα Σχεδιασμού (Planning), όπως για παράδειγμα ο έλεγχος κίνησης ρομπότ και η βελτιστοποίηση εργασιών σε εργασιακούς χώρους.

### 1.3 Η ηλεκτρομυογραφία ως μέσο διασύνδεσης ανθρώπου-μηχανής

Το ηλεκτρομυογράφημα είναι το ηλεκτρικό δυναμικό που αναπτύσσεται σε μια μυϊκή ίνα, όταν ο μυς συστέλλεται από τις εντολές κίνησης που προέρχονται από το κεντρικό νευρικό σύστημα. Λόγω της άμεσης σχέσης της μυϊκής δραστηριότητας με την πρόθεση κίνησης του ανθρώπου, τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα έχουν χρησιμοποιηθεί στο παρελθόν για τον έλεγχο ρομποτικών συστημάτων. Παρόλ' αυτά, στις περισσότερες περιπτώσεις μόνο διακριτός έλεγχος έχει επιτευχθεί, έχοντας ως αποτέλεσμα έναν πολύ χονδροειδή έλεγχο του ρομπότ, που δεν οδηγεί το ρομπότ σε ομαλή τροχιά, αλλά ελέγχει για παράδειγμα την διεύθυνση κίνησής του ή την εκκίνηση-στάση του. Το γεγονός ότι η αποκωδικοποίηση των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων οδηγούσε σε διακριτές αποφάσεις και όχι σε μια συνεχή περιγραφή της κίνησης, αποτελεί μια βασική έλλειψη των παραπάνω μεθοδολογιών, γεγονός που οδηγεί στην αδυναμία εφαρμογής τους σε πιο πολύπλοκα σχήματα ελέγχου ρομποτικών συστημάτων.

Σχετικά με τις τεχνικές αποκωδικοποίησης των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων, έχουν προταθεί πολλές μεθοδολογίες σε παλαιότερες εργασίες. Μερικές από αυτές ασχολούνται με την μοντελοποίηση του μυο-σκελετικού συστήματος και στοχεύουν στον άμεσο υπολογισμό της κίνησης του άνω άκρου μέσω της μοντελοποίησης των μυών και της δυναμικής του χεριού. Το μοντέλο του Hill [2] αποτελεί το επικρατέστερο μοντέλο για τον υπολογισμό της δύναμης που ασκεί ένας μυς, μέσω της ηλεκτρομυογραφικής του δραστηριότητας, όμως, λόγω της πολυπλοκότητάς του, είναι πρακτικά αδύνατο να εφαρμοσθεί σε πολλές αρθρώσεις (δηλ. πάνω από 2 αρθρώσεις) στις οποίες επενεργούν πολύ μύες.

Παρ' όλα αυτά, αξιoσημείωτες δουλειές έχουν δημοσιευτεί όσον αφορά στην αποκωδικοποίηση των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων σε συνεχή, τρισδιάστατη (3D) κίνηση του άνω άκρου, χρησιμοποιώντας τεχνικές μηχανικής μάθησης [3-5], με επικρατέστερη την μοντελοποίηση που ακολουθεί την λογική των κρυφών μεταβλητών κατάστασης (hidden variables).

Ακόμα και αυτά τα μοντέλα όμως παρουσιάζουν προβλήματα. Αφ' ενός τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα παρουσιάζουν δυσκολίες στην επεξεργασία και την αποκωδικοποίησή τους λόγω μη γραμμικότητας [6] και ύπαρξης θορύβου. Αφ' ετέρου, υπάρχουν σενάρια στα οποία οι μυες αδυνατούν να δώσουν ικανό σήμα, είτε λόγω τραυματισμού, είτε λόγω απώλειας ολόκληρου του μέλους. Για τέτοιες περιπτώσεις, η επιστημονική κοινότητα, στην προσπάθειά της να βρει εναλλακτική πηγή πληροφορίας, έχει ανατρέξει στη χρήση ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων, κάτι που αποτελεί, όμως, μεγάλη πρόκληση.

## 1.4 Η ηλεκτροεγκεφαλογραφία ως μέσο διασύνδεσης ανθρώπου-μηχανής

Ο τομέας της Ιατρικής και της Νευρο-μηχανικής (Neuro-engineering) έχει αρχίσει να μπαίνει σε μια νέα περίοδο, στην οποία τα επιτεύγματα της νευροτεχνολογίας αρχίζουν να γίνονται ολοένα και περισσότερο διαθέσιμα και το ενδιαφέρον για τη χρήση ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων ως είσοδο σε συστήματα επικοινωνίας ανθρώπου-υπολογιστή (Brain-Computer Interface) έχει αυξηθεί αισθητά [7].

Ο ανθρώπινος εγκέφαλος παράγει ηλεκτρικά δυναμικά, συσχετισμένα με τη λειτουργία του, που μπορούν να καταγραφούν είτε με ηλεκτρόδια εμφυτευμένα στον εγκέφαλο, είτε με ηλεκτρόδια στην επιφάνεια του κρανίου. Τα δυναμικά αυτά έχει βρεθεί ότι σχηματίζουν συγκεκριμένα κύματα σε συγκεκριμένες περιοχές συχνοτήτων [8]. Αυτά τα κύματα παρουσιάζουν μεταβολές κατά τη διάρκεια δραστηριοτήτων (έντονη σκέψη, κίνηση χεριού) αλλά και ως απόκριση σε εξωτερικά ερεθίσματα (ηχητικά, οπτικά). Η μυϊκή δραστηριότητα καθώς και η εικονική μυϊκή δραστηριότητα (motor imagery) – επιτυγχάνεται όταν ο άνθρωπος φαντάζεται πως ελέγχει κάποιο μυϊκό του όργανο – έχουν βρεθεί να είναι συσχετισμένα με βραδέως εξελισσόμενα δυναμικά Slow Cortical Potentials και συγκεκριμένους ρυθμούς (SensoriMotor Rythms) [9, 10].

Πρόσφατα, ερευνητές, εκμεταλευόμενοι αυτά τα δυναμικά, κατάφεραν να αναπτύξουν αξιοσημείωτες εφαρμογές. Το 2004, ο Wolpaw κατάφερε να ελέγξει κέρσορα ηλεκτρονικού υπολογιστή [11], το 2011 πραγματοποιήθηκε εικονική πτήση ελικοπτέρου [12], ενώ πολλές δουλειές έχουν αφοσιωθεί σε ανακατασκευή της κίνησης του άνω άκρου του ανθρώπου [13–15], με πιο δημοφιλή αυτή του Bradberry το 2010 [16].

Παρόλ' αυτά, η νευροτεχνολογία είναι ακόμα σε πολύ πρώιμο στάδιο. Τα συστήματα που έχουν αναπτυχθεί βασίζονται σε ένα αρκετά χονδρικό επίπεδο ηλεκτρικής διέγερσης, επειδή ο μηχανισμός της επίδρασής τους είναι ακόμα ασαφής, ενώ η φύση του συστήματος είναι εξαιρετικά πολύπλοκη. Τα ηλεκτροεγκεφαλικά σήματα έχουν πολύ μικρό σηματο-θορυβικό λόγο (Signal to Noise Ratio) ενώ οι συχνότητες ενδιαφέροντος των κυμάτων είναι επικαλυπτόμενες με αυτές του θορύβου [17]. Ο θόρυβος αυτός πηγάζει κυρίως από δυναμικά μη εγκεφαλικά, όπως αυτά της κίνησης του κεφαλιού και των ματιών. Αυτά τα δυναμικά ονομάζονται EEG artifacts και συχνά καταβάλλεται μεγάλος κόπος ώστε να απομονωθούν και να απορριφθούν, κάτι που μπορεί να αποδειχθεί εξαιρετικά δύσκολο.

Για την χρήση των ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων σε εφαρμογές ρομποτικής, η παρούσα εργασία, αντί να υιοθετεί την πληθώρα των περιορισμών που έπονται των παραπάνω ιδιοτήτων, προτείνει την εκμετάλευση των EEG artifacts που προέρχονται από την κίνηση των ματιών. Η προσέγγιση αυτή υποστηρίζεται από πρόσφατες δημοσιεύσεις [1, 18, 19], όπως θα εξηγηθεί στη συνέχεια (5.1).

## 1.5 Τηλεχειρισμός Ρομπότ

Ο τηλεχειρισμός, όπως υποδηλώνει και η ετυμολογία της λέξης, είναι ο έλεγχος μιας μηχανής από απόσταση. Ο χειριστής ελέγχει το σύστημα, το οποίο μπορεί να είναι ευφυές, επικοινωνώντας είτε ασύρματα (WiFi, Bluetooth) είτε ενσύρματα. Στα πλαίσια της ρομποτικής, ο τηλεχειρισμός χρησιμοποιείται σε πληθώρα εφαρμογών, όπως:

**Διαστημικές Εφαρμογές (Space Robots).** Ο έλεγχος ενός ρομπότ στο διάστημα από ανθρώπους που βρίσκονται στην γη ή ακόμα και από τους αστροναύτες γίνεται για την εξερεύνηση ενός χώρου στο διάστημα, για την επισκευή μιας βλάβης ή ακόμα και για την συντήρηση ενός διαστημόπλοιου έτσι ώστε να μην επέμβει ο ίδιος.

**Τηλεδιάσκεψη-Τηλεπαρουσία (Telepresence Robots).** Τα ρομπότ αυτού του είδους είναι κινούμενα και εφοδιασμένα με οθόνη, κάμερες, μικρόφωνα και ηχεία έτσι ώστε να μπορεί να τα ελέγχει ένα άτομο από απόσταση όταν δεν μπορεί να παρευρεθεί σε συναντήσεις ή συνεδριάσεις. Έτσι δίνεται η δυνατότητα στο άτομο αυτό να έχει ελευθερία κινήσεων στο χώρο, εικόνα, ήχο αλλά και να μπορεί να επέμβει σε αυτόν αν το ρομπότ είναι εξοπλισμένο με κάποιου είδους βραχιόνες.

**Θαλάσσιες Εφαρμογές (Marine Applications).** Χρησιμοποιούνται τηλεκατευθυνόμενα υποβρύχια ρομπότ σε αποστολές στις οποίες είτε είναι επικίνδυνο το περιβάλλον ή πολύ μεγάλο το βάθος για να επέμβει ο άνθρωπος.

**ΙΑτρικές Εφαρμογές (Medicine).** Τα ρομπότ χρησιμοποιούνται κυρίως για χειρουργικές επεμβάσεις παρέχοντας την δυνατότητα στον χειρουργό να πραγματοποιεί την επέμβαση από απόσταση αλλά και με μεγαλύτερη ακρίβεια, καλύτερη οπτική και μικρότερη αιμορραγία. Ακόμα μπορεί να χρησιμοποιηθούν για την υποστήριξη ηλικιωμένων ή για τη βοήθεια ανθρώπων που έχουν κάποιας μορφής αναπηρία (τεχνητά άκρα και εξωσκελετοί).

Τα κύρια προβλήματα που συναντούνται κατά τον τηλεχειρισμό είναι η καθυστέρηση (delay) αν η απόσταση του χειριστή με το τηλεχειριζόμενο σύστημα είναι μεγάλη ή ο δίαυλος επικοινωνίας υπόκεινται σε περιορισμούς ταχύτητας ή όγκου δεδομένων κατά την διάδοση πληροφορίας. Ένα επιπλέον ζήτημα είναι η ποιότητα αλλά και η δυνατότητα ανάδρασης πληροφορίας από το τηλεχειριζόμενο σύστημα στον χειριστή.



## 1.6 Σκοπός της Διπλωματικής

Στην παρούσα εργασία το ερευνητικό ενδιαφέρον επικεντρώνεται στην αναζήτηση νέων μορφών διασύνδεσης (interface) μεταξύ του ανθρώπου και των ρομπότ. Πιο συγκεκριμένα αναζητούνται μέθοδοι αποκωδικοποίησης βιοσημάτων που καταγράφονται από τον ίδιο τον άνθρωπο, ώστε να εκτιμηθεί η επιθυμητή κίνηση, και να μεταφερθεί στο ρομποτικό σύστημα. Τα σήματα αυτά σχετίζονται με τον προγραμματισμό αλλά και με την εκτέλεση της κίνησης των άνω άκρων.

Προτείνεται ένα σύστημα που χρησιμοποιεί τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας σήματος και μηχανικής μάθησης ώστε να αποκωδικοποιεί τρισδιάστατες, συνεχείς και ελεύθερες κινήσεις του άνω άκρου, και να επιτυγχάνει τον τηλεχειρισμό ρομποτικού βραχίονα με ανθρωπομορφικό τρόπο. Το σύστημα χρησιμοποιεί τόσο ηλεκτρομυογραφικά (ΗΜΓ) όσο και ηλεκτροεγκεφαλικά (ΗΕΓ) σήματα, καταγραφόμενα από άνθρωπο που εκτελεί ελεύθερη κίνηση του χεριού του, παρακολουθώντας, ταυτόχρονα, την τροχιά του με τα μάτια του.

Η καινοτομία της εργασίας έγκειται στην αποτελεσματική εκμετάλλευση των δυναμικών που οφείλονται στην κίνηση των ματιών και είναι παρόντα στο εγκεφαλογράφημα. Συγκεκριμένα, η εκμετάλλευση αυτών των δυναμικών όχι μόνο βελτιώνει την αποκωδικοποίηση, αλλά είναι, από μόνη της, αρκετή για τον τηλεχειρισμό του ρομποτικού βραχίονα. Αυτό, καθιστά το προτεινόμενο σύστημα κατάλληλο για ανθρώπους με απώλεια άνω άκρου, επιτρέποντάς τους, δυνητικά, να χειρίζονται αντικείμενα που κείτονται στο οπτικό πεδίο τους.



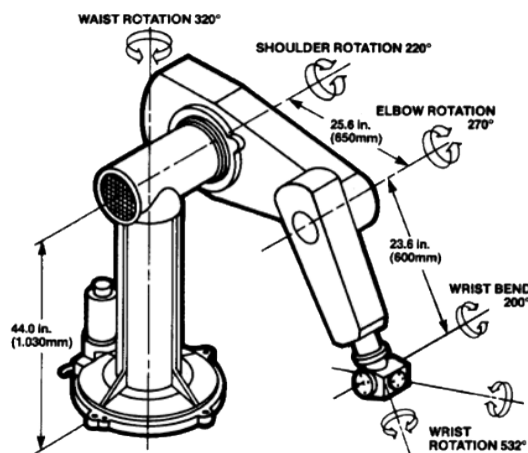
# Κεφάλαιο 2

## Μαθηματικές έννοιες και ορισμοί

Σε αυτό το κεφάλαιο, εισάγονται οι μαθηματικές έννοιες που θα χρησιμοποιηθούν για την μοντελοποίηση της κίνησης του ανθρώπινου χεριού και του ρομποτικού βραχίονα, την επεξεργασία των μετρούμενων βιο-σημάτων σε πραγματικό χρόνο, τα μοντέλα και τους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης καθώς και τον έλεγχο πλεοναζόντων βαθμών ελευθερίας.

### 2.1 Ρομποτικοί βραχίονες

Οι ρομποτικοί βραχίονες αποτελούνται από αλληλουχίες άκαμπτων συνδέσμων (links) που συνδέονται μεταξύ τους μέσω αρθρώσεων (joints) (Σχήμα 2.1). Στην άκρη του βραχίονα είναι συνδεδεμένο ένα τελικό σημείο δράσης (χέρι, εργαλείο, αρπάγη) η δομή του οποίου εξαρτάται από την διαδικασία που καλείται να διεκπεραιωθεί.



Σχήμα 2.1: Ρομποτικός βραχίονας PUMA 560

Η βασική δομή ενός ρομποτικού βραχίονα περιγράφεται από την κινηματική αλυσίδα. Ονομάζεται ανοιχτή κινηματική αλυσίδα όταν τα δύο άκρα της συνδέονται με μόνο μια

αλληλουχία συνδέσμων και κλειστή όταν η αλληλουχία συνδέσμων σχηματίζει βρόγχο.

Η δυνατότητα κίνησης μίας κινηματικής αλυσίδας εξαρτάται από τις αρθρώσεις που την αποτελούν. Οι αρθρώσεις κατηγοριοποιούνται σε πρισματικές, στροφικές και σφαιρικές. Οι πρισματικές και οι στροφικές προσδίδουν ένα βαθμό ελευθερίας (DoF) στον βραχίονα και προκαλούν μεταφορική και στροφική κίνηση αντίστοιχα. Αντίθετα, οι σφαιρικές προσδίδουν 3 βαθμούς ελευθερίας. Οι βαθμοί ελευθερίας για ένα βραχίονα ανοιχτής κινηματικής αλυσίδας είναι ίσοι με τον αριθμό των βαθμών ελευθερίας των αρθρώσεων, ενώ για κλειστής κινηματικής αλυσίδας είναι λιγότεροι από αυτόν. Η δομή του βραχίονα αλλά και οι βαθμοί ελευθερίας του δίνουν την δυνατότητα κίνησης ή τοποθέτησης του τελικού σημείου δράσης του.

Για την αυθαίρετη τοποθέτηση του τελικού σημείου δράσης στον χώρο τόσο ως προς την θέση όσο και τον προσανατολισμό απαιτούνται 6 βαθμοί ελευθερίας. Αν διατίθενται παραπάνω βαθμοί ελευθερίας από αυτούς που απαιτούνται για την εκτέλεση μιας εργασίας το σύστημα ονομάζεται πλεονάζον (redundant). Το σύνολο των σημείων που μπορεί να επενεργήσει το τελικό σημείο δράσης ονομάζεται χώρος εργασίας (workspace). Ο χώρος εργασίας είναι υποσύνολο του περιβάλλοντος στο οποίο βρίσκεται ο βραχίονας και εξαρτάται από το μέγεθός και τη δομή του βραχίονα και από τα όρια των αρθρώσεων.

### 2.1.1 Ευθεία Κινηματική

Η ευθεία κινηματική ανάλυση ενός βραχίονα είναι η συσχέτιση της θέσης και του προσανατολισμού του τελικού σημείου δράσης του με τις αρθρώσεις που τον αποτελούν:

$$\mathbf{p} = \mathbf{F}(\mathbf{q}) \quad (2.1)$$

όπου  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$  η θέση ή/και ο προσανατολισμός του τελικού σημείου δράσης ως προς το πλαίσιο συντεταγμένων της βάσης, και  $\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  η τιμή των  $n$  βαθμών ελευθερίας των αρθρώσεων. Με βάση τα παραπάνω, όταν υπολογίζεται η θέση και ο προσανατολισμός του τελικού σημείου δράσης σε τρισδιάστατο χώρο,  $m = 6$ . Η συνάρτηση  $\mathbf{F}$  είναι μη γραμμική και εκφράζει την σχέση μεταξύ των συντεταγμένων στον χώρο των αρθρώσεων και αυτών στον χώρο εργασίας.

Ο υπολογισμός της συνάρτησης  $\mathbf{F}$  διευκολύνεται με τη χρήση ομογενών μητρώων μετασχηματισμών από την βάση του βραχίονα έως το τελικό σημείο δράσης, ήτοι:

$${}^0\mathbf{T}_{ee} = {}^0\mathbf{A}_1(\mathbf{q}_1) {}^1\mathbf{A}_2(\mathbf{q}_2) \dots {}^{n-1}\mathbf{A}_n(\mathbf{q}_n) \quad (2.2)$$

όπου  ${}^0\mathbf{T}_{ee} \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$  είναι το ομογενές μητρώο μετασχηματισμού από τη βάση του βραχίονα έως το τελικό σημείο δράσης, ενώ  ${}^i\mathbf{A}_j \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$  το μητρώο μετασχηματισμού

από το σύστημα  $i$  στο σύστημα  $j$ .

Τα μητρώα μετασχηματισμού ορίζονται ως:

$${}^i\mathbf{A}_j = \begin{bmatrix} {}^i\mathbf{R}_j & \mathbf{r}_j \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

όπου  ${}^i\mathbf{R}_j \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$  είναι η στροφή του συστήματος  $i$  ως προς το σύστημα  $j$  και  $\mathbf{r}_j \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  είναι η μετατόπιση του συστήματος  $i$  ως προς το σύστημα  $j$ .

### 2.1.2 Αντίστροφη Κινηματική

Για να υπολογιστούν οι συντεταγμένες των αρθρώσεων, δοθέντος της θέσης και του προσανατολισμού του τελικού σημείου δράσης στον χώρο, λύνεται το πρόβλημα της αντίστροφης κινηματικής ανάλυσης:

$$\mathbf{q} = \mathbf{F}^{-1}(\mathbf{p}) \quad (2.4)$$

Η επίλυση του παραπάνω προβλήματος δεν είναι πάντοτε δυνατή. Ακόμη, μπορεί να μην είναι και μοναδική η λύση του. Η ύπαρξη λύσης εξασφαλίζεται μόνο στην περίπτωση που η επιθυμητή θέση και προσανατολισμός του τελικού σημείου δράσης είναι εντός του χώρου εργασίας, όμως μπορεί σε αυτή την περίπτωση να υπάρχουν πάνω από μία λύσης (redundant συστήματα).

Οι πλεονάζοντες βαθμοί ελευθερίας σε αυτή την περίπτωση μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή του τρόπου με τον οποίο το ρομπότ θα φτάσει στην επιθυμητή κατάσταση, βελτιστοποιώντας διάφορα κριτήρια.

### 2.1.3 Διαφορική Κινηματική Ανάλυση

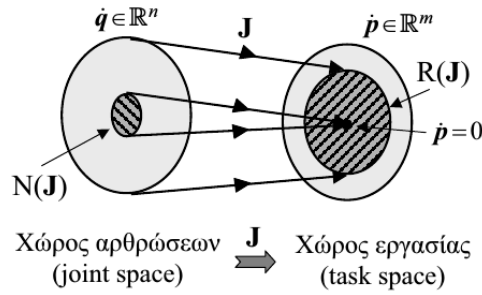
Πολλές φορές είναι θεμιτό να γίνει έλεγχος με βάση την ταχύτητα των αρθρώσεων του ρομπότ. Ένας συχνός λόγος είναι η δυσκολία στην εύρεση της αντίστροφης κινηματικής. Έτσι, χρησιμοποιείται η Ιακωβιανή ορίζουσα ( $\mathbf{J}$ ), που εκφράζει την σχέση μεταξύ της ταχύτητας των αρθρώσεων και της χωρικής ταχύτητας του τελικού σημείου δράσης, γραμμικής ( $\dot{\mathbf{P}}_{ee}$ ) και γωνιακής ( $\boldsymbol{\omega}_{ee}$ ):

$$\dot{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{P}}_{ee} \\ \boldsymbol{\omega}_{ee} \end{bmatrix} = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}} \quad (2.5)$$

όπου  $\dot{\mathbf{p}} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$  η ταχύτητα του τελικού σημείου δράσης ως προς το πλαίσιο συντεταγμένων της βάσης,  $\mathbf{J} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  η ιακωβιανή ορίζουσα και  $\dot{\mathbf{q}} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  η ταχύτητα των  $n$  αρθρώσεων.

## 2.2 Έλεγχος πλεοναζόντων βαθμών ελευθερίας

Όταν  $n > m$ ,  $\text{rank}(\mathbf{J}) = m$ , έχουμε  $(n - m)$  πλεονάζοντες βαθμούς ελευθερίας. Ο υποχώρος του χώρου των αρθρώσεων που απεικονίζεται μέσω της  $\mathbf{J}$  σε μηδενική ταχύτητα τελικού σημείου δράσης ονομάζεται μηδενικός χώρος (null space  $N(\mathbf{J})$ ) (Σχήμα 2.2) και μπορεί να εκμεταλλευτεί για την βελτιστοποίηση κριτηρίων επηρεάζοντας τον τρόπο με τον οποίο το ρομπότ θα προσδώσει την επιθυμητή ταχύτητα.



Σχήμα 2.2: Απεικόνιση χώρου αρθρώσεων στο χώρο εργασίας

Αποδεικνύεται (μέθοδος Lagrange), ότι η βέλτιστη λύση της διαφορικής εξίσωσης

$$\mathbf{J}\dot{\mathbf{q}} = \dot{\mathbf{p}}, \quad \mathbf{J} : m \times n \quad (2.6)$$

ως προς την ελαχιστοποίηση της συνάρτησης κόστους

$$F(\dot{\mathbf{q}}) = \frac{1}{2} \|\dot{\mathbf{q}}\|^2 = \frac{1}{2} \dot{\mathbf{q}}^T \dot{\mathbf{q}} \quad (2.7)$$

είναι η

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{J}^+ \dot{\mathbf{p}} \quad (2.8)$$

όπου η  $\mathbf{J}^+ : n \times m$  ονομάζεται Moore-Penrose ψευδοαντίστροφη της Ιακωβιανής και ορίζεται ως:

$$\mathbf{J}^+ = \mathbf{J}^T (\mathbf{J}\mathbf{J}^T)^{-1} \quad (2.9)$$

Με βάση τα παραπάνω, μπορεί να οριστεί μια μεθοδολογία διάσπασης εργασίας πλεοναζόντων ρομπότ [20]:

$$\dot{\mathbf{q}} = \mathbf{J}^+ \dot{\mathbf{p}}_d + (\mathbf{I}_n - \mathbf{J}^+ \mathbf{J}) \dot{\mathbf{q}}_r \quad (2.10)$$

όπου ο όρος  $\mathbf{J}^+ \dot{\mathbf{p}}_d$  αποτελεί την υποεργασία που ελέγχει την εξωτερική κίνηση και ο όρος  $(\mathbf{I}_n - \mathbf{J}^+ \mathbf{J}) \dot{\mathbf{q}}_r$  ανήκει στο null space του ρομπότ και είναι υπεύθυνος για τις εσωτερικές του κινήσεις που καθορίζονται από το διάνυσμα  $\dot{\mathbf{q}}_r \in \mathbb{R}^{n \times 1}$

## 2.3 Ψηφιακά Φίλτρα

Ένα ψηφιακό φίλτρο χαρακτηρίζεται από τη συνάρτηση μεταφοράς του στο πεδίο  $\mathbf{Z}$  ή ισοδύναμα από την εξίσωση διαφοράς του, στο πεδίο του χρόνου. Στην περίπτωση των γραμμικών, χρονικά αναλλοίωτων φίλτρων, που είναι εκτενώς μελετημένα, η συνάρτηση μεταφοράς έχει τη μορφή:

$$H(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{\sum_{i=0}^P b_i z^{-i}}{\sum_{j=0}^P a_j z^{-j}} \quad (2.11)$$

Η συνάρτηση μεταφοράς του φίλτρου επηρεάζει τόσο το μέτρο, όσο και τη φάση του σήματος, ορίζοντας την καθυστέρηση φάσης (phase delay  $\tau_\phi$ ) και την καθυστέρηση ομάδας (group delay  $\tau_g$ ), ως συνάρτηση της συχνότητας ( $\omega$ ) του σήματος εισόδου:

$$\tau_\phi(\omega) = -\frac{\phi(\omega)}{\omega} \quad (2.12)$$

$$\tau_g(\omega) = -\frac{d\phi(\omega)}{d\omega} \quad (2.13)$$

$$\phi(\omega) = \arg\{H(\omega)\} \quad (2.14)$$

Η καθυστέρηση ομάδας είναι σημαντική στην περίπτωση real-time επεξεργασίας του φίλτρου, καθώς δεν πρέπει να ξεπερνάει τα λίγα *msec*.

Τυπικά, τα ψηφιακά φίλτρα κατηγοριοποιούνται σε δύο κατηγορίες: τα φίλτρα πεπερασμένης κρουστικής απόκρισης (Finite Impulse Response - FIR) και τα φίλτρα άπειρης κρουστικής απόκρισης (Infinite Impulse Response - IIR), όπου η κρουστική απόκριση είναι η απόκριση του φίλτρου στη συνάρτηση δέλτα του Kronecker.

Τα FIR φίλτρα χαρακτηρίζονται από την εξίσωση διαφοράς (πράξη συνέλιξης)

$$y_n = \sum_{k=0}^N h_k x_{n-k} \quad (2.15)$$

Τα FIR φίλτρα είναι πάντα ευσταθή, όμως χρειάζεται μεγάλη τάξη  $N$  για την πλήρωση απαιτητικών χαρακτηριστικών, κάτι που είναι υπολογιστικά ασύμφορο για real-time εφαρμογές και εισάγει μεγάλη (αν και σταθερή) καθυστέρηση ομάδας.

Τα IIR φίλτρα είναι αναδρομικά, δηλαδή χρησιμοποιούν και προηγούμενες τιμές της εξόδου:

$$\sum_{m=0}^M a_m y_{n-m} = \sum_{k=0}^N b_k x_{n-k} \quad (2.16)$$

Τα IIR φίλτρα δεν είναι πάντοτε ευσταθή, έχουν κάποια transient χαρακτηριστικά, όμως καταφέρνουν τα ίδια χαρακτηριστικά με αυτά των FIR φίλτρων με πολύ μικρότερη τάξη  $M$  και  $N$ , και συνεπώς είναι πολλές φορές προτιμότερα σε real-time εφαρμογές.

## 2.4 Principal Component Analysis (PCA)

Η μέθοδος Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (PCA) είναι ένας μετασχηματισμός του χώρου ο οποίος συχνά χρησιμοποιείται για να μειώσει την διάσταση πολυδιάστατων δεδομένων με σκοπό την καλύτερη ανάλυσή τους και πρωτο-αναφέρθηκε από τον Karl Pearson [21]. Από τότε χρησιμοποιείται όλο και περισσότερο για την ανάλυση δεδομένων και την κατασκευή προβλεπτικών μοντέλων. Περιλαμβάνει κυρίως τον υπολογισμό της αποσύνθεσης (decomposition) σε ιδιο-διανύσματα του πίνακα συνδιακύμανσης (covariance matrix) των δεδομένων, ή με άλλα λόγια την αποσύνθεση ιδιοτιμών (Singular Value Decomposition) του πίνακα δεδομένων. Το αποτέλεσμα της μεθόδου είναι ένας άλλος χώρος, όπου οι άξονες είναι τα κύρια ιδιοδιανύσματα του πίνακα συνδιακύμανσης, κάθετα μεταξύ τους. Σε κάθε ιδιοδιάνυσμα αντιστοιχεί μια ιδιοτιμή που αποτελεί μέτρο της περιεχόμενης πληροφορίας σε σχέση με την αρχική πληροφορία των δεδομένων. Η μέθοδος PCA είναι θεωρητικά ο βέλτιστος μετασχηματισμός πολυμεταβλητών δεδομένων με όρους ελαχίστων τετραγώνων.

Έστω  $\mathbf{X}$  ένας  $n \times m$  πίνακας που περιέχει  $m$  τιμές ενός σετ δεδομένων  $n$  μεταβλητών, και έστω  $\mu = [\mu_1 \mu_2 \dots \mu_n]^T$  ένα διάνυσμα με την μέση τιμή των μεταβλητών αυτών βασισμένη στις  $m$  μετρήσεις αυτών. Δηλαδή:

$$\mu_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.17)$$

όπου  $x_{ij}$  το στοιχείο της  $i$  γραμμής και  $j$  στήλης του πίνακα  $\mathbf{X}$ . Έστω  $\mathbf{Y}$  ένας  $n \times m$  πίνακας που προκύπτει από τον  $\mathbf{X}$ , αφαιρώντας από τις μετρήσεις την αντίστοιχη μέση τιμή κάθε μεταβλητής, δηλαδή:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} - \mathbf{M} \quad (2.18)$$

όπου  $\mathbf{M}$  ο  $n \times m$  πίνακας που σχηματίζεται με  $m$  επαναλήψεις του διανύσματος-στήλη  $\mu$ . Έστω  $\Sigma$  ο πίνακας συνδιακύμανσης του  $\mathbf{Y}$ , δηλαδή:

$$\Sigma = \frac{1}{m-1} \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T \quad (2.19)$$

Ο πίνακας  $\Sigma$  είναι συμμετρικός, επομένως κάνοντας χρήση της μεθόδου αποσύνθεσης ιδιοτιμών έχουμε:

$$\Sigma = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^T \quad (2.20)$$

όπου  $\mathbf{\Lambda}$  είναι ένας διαγώνιος πίνακας που περιέχει στην κύρια διαγώνιο τις ιδιοτιμές του πίνακα  $\Sigma$ , ενώ ο  $\mathbf{P}$  είναι ορθογώνιος πίνακας ( $P^{-1} = P^T$ ) που περιέχει τα ιδιοδιανύσματα του πίνακα  $\Sigma$  σε κάθε στήλη. Ο μετασχηματισμός κύριων συνιστωσών περιγράφεται τελικά από τον πίνακα  $\mathbf{U}$  που δίνεται από τη σχέση:



$$\mathbf{U} = \mathbf{P}^T \mathbf{Y} \quad (2.21)$$

που αποτελεί τον ορισμό ενός νέου συστήματος συντεταγμένων, ως προς το οποίο περιγράφονται οι αρχικές μεταβλητές, έχοντας μια μηδενική μέση τιμή και διαγώνιο πίνακα συνδιακύμανσης  $\mathbf{\Lambda}$ . Οι μεταβλητές τώρα είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους (γι αυτό άλλωστε και ο διαγώνιος πίνακας συνδιακύμανσης). Επιπλέον η συνεισφορά κάθε συντεταγμένης στην συνολική διασπορά των δεδομένων απεικονίζεται από τις αντίστοιχες ιδιοτιμές που περιέχονται στον πίνακα  $\mathbf{\Lambda}$ . Σύμφωνα με τις τιμές αυτών, μπορούν να επιλεγθούν οι συντεταγμένες εκείνες που παίζουν τον κυριότερο ρόλο, και να αγνοηθούν οι άλλες. Επομένως, επιλέγοντας  $p$  ιδιοδιανύσματα με τις μεγαλύτερες ιδιοτιμές, όπου  $p < n$ , επιτυγχάνεται η αναπαράσταση των αρχικών δεδομένων σε έναν χώρο μικρότερης διάστασης από την αρχική.

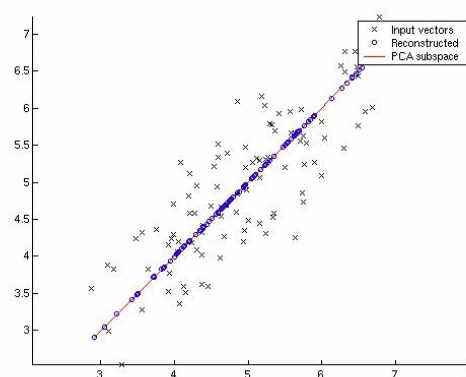
Για την κατασκευή της νέας αναπαράστασης των δεδομένων με χρήση μικρότερης διάστασης (δηλ. αριθμού ιδιοδιανυσμάτων), χρησιμοποιείται η παρακάτω σχέση :

$$\mathbf{U}^* = (\mathbf{P}^*)^T \mathbf{Y} \quad (2.22)$$

όπου  $\mathbf{P}^*$  ένας υπο-πίνακας του  $\mathbf{P}$  διάστασης  $n \times p$ , αποτελούμενος από τις  $p$  πρώτες στήλες του πίνακα  $\mathbf{P}$ , αυτές δηλαδή με τις μεγαλύτερες ιδιοτιμές, και  $\mathbf{U}^*$  ένας  $p \times m$  πίνακας που αντιστοιχεί στην αναπαράσταση των τιμών των αρχικών  $n$  μεταβλητών σε χώρο μικρότερης διάστασης.

Για την εκτίμηση των  $n$  διαστάσεων με βάση τη γνώση μόνο των  $p$ , ισχύει η σχέση:

$$\mathbf{X}^* = \mathbf{P}^* \mathbf{U}^* + \mathbf{M} \quad (2.23)$$



Σχήμα 2.3: Γεωμετρική ερμηνεία της PCA

## 2.5 Μοντέλα Μηχανικής Μάθησης

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιούνται μοντέλα παλινδρομησης (regression) και όχι απλώς ταξινόμησης (classification) καθώς ο στόχος είναι η αποκωδικοποίηση των σημάτων σε συνεχείς και όχι διακριτές μεταβλητές (κίνηση ανθρώπινου χεριού).

### 2.5.1 Μοντέλο ARMAX

Το αυτο-παλίνδρομο μοντέλο κινητού μέσου με εξωγενή είσοδο (Auto-Regressive Moving Average with eXogenous input - ARMAX) είναι γραμμικό και περιγράφεται από την εξίσωση:

$$y_n + \sum_{m=1}^M a_m y_{n-m} = \sum_{k=D}^K b_k x_{n-k} + \sum_{l=0}^L c_l e_{n-l} \quad (2.24)$$

όπου  $x_n$  και  $y_n$  είναι η είσοδος και η έξοδος του συστήματος τη χρονική στιγμή  $n$ , αντίστοιχα και  $e_n$  είναι λευκός, γκαουσιανός θόρυβος. Οι παράμετροι  $M$ ,  $K$  και  $L$  ορίζουν την τάξη του μοντέλου, ενώ η παράμετρος  $D$  την καθυστέρηση μεταξύ εισόδου και εξόδου. Οι παράμετροι προς μάθηση είναι οι συντελεστές  $a_m$ ,  $b_k$  και  $c_l$  και ο πίνακας συνδιακύμανσης  $W$  του θορύβου  $e_n$ .

### 2.5.2 Μοντέλο μεταβλητών κατάστασης

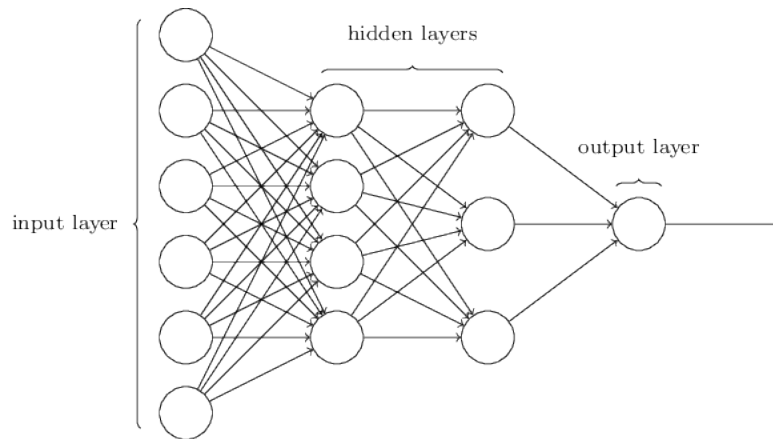
Το μοντέλο χώρου κατάστασης χρησιμοποιεί διάνυσμα κρυφών μεταβλητών, οι οποίες μεταβάλλονται μέσω γραμμικών διαφορικών εξισώσεων:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + Kw_k \\ y_k &= Cx_k + w_k \end{aligned} \quad (2.25)$$

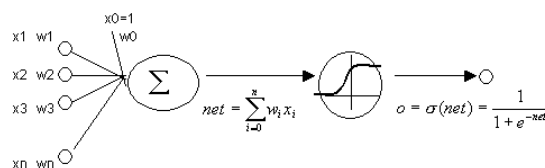
όπου  $x_k \in \mathbb{R}^n$  είναι το διάνυσμα κατάστασης σε χρόνο  $kT$ ,  $n$  είναι η τάξη του συστήματος,  $T$  η περίοδος δειγματοληψίας,  $u_k \in \mathbb{R}^m$  το διάνυσμα εισόδου,  $w_k$  λευκός γκαουσιανός θόρυβος, δηλαδή  $w_k \sim N(0, V)$ , και  $y_k \in \mathbb{R}^l$  είναι το διάνυσμα εξόδου. Οι πίνακες  $A$ ,  $B$ ,  $C$ ,  $K$  καθορίζουν τη σχέση μεταξύ αυτών των μεταβλητών και ο πίνακας  $V$  είναι ο πίνακας συνδιακύμανσης του  $w_k$ . Η εκτίμηση των παραμέτρων είναι το αντικείμενο των αλγορίθμων μάθησης. Η βέλτιστη τάξη  $n$  του συστήματος υπολογίζεται με επαναληπτική μέθοδο.

### 2.5.3 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Το μοντέλο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων αποτελείται από διαδοχικά στρώματα νευρώνων (perceptrons) καθένα συνδεδεμένο με τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος, όπως φαίνεται στο Σχήμα 2.4.



Σχήμα 2.4: Δομή τεχνητού νευρωνικού δικτύου (πολυστρωματικό perceptron)



Σχήμα 2.5: Δομή νευρώνα (perceptron)

Κάθε perceptron δέχεται  $n + 1$  εισόδους. Οι  $n$  είναι εισοδοί από το σύστημα ή τα perceptrons του προηγούμενου στρώματος και συνοδεύονται από αντίστοιχα βάρη. Η τελευταία είσοδος είναι ένα σταθερό βάρος (offset). Η δομή του perceptron φαίνεται στο Σχήμα 2.5, ενώ η εξίσωσή του είναι:

$$y = \phi(\mathbf{w}^T \mathbf{x}) \quad (2.26)$$

$$\phi(z) = \tanh(z) \quad (2.27)$$

$$= \frac{2}{1 + \exp^{-2z}} - 1 \quad (2.28)$$

Οι παράμετροι προς προσδιορισμό είναι τα προαναφερθέντα βάρη και η μάθησή τους γίνεται με τον αλγόριθμο Back-propagation [22]. Βασικές παράμετροι για τον σχεδιαστή είναι ο αριθμός των στρωμάτων του δικτύου καθώς και ο αριθμός των νευρώνων κάθε σταδίου.

### 2.5.4 Αλγόριθμοι εκτίμησης παραμέτρων

Έστω σύστημα  $\mathbf{F}$  με είσοδο  $\mathbf{x}$  και έξοδο  $\mathbf{y}$ , και άγνωστες παραμέτρους  $\boldsymbol{\theta}$  ώστε:

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{t-1}, \mathbf{y}^{t-1}, \boldsymbol{\theta}) \quad (2.29)$$

$$= \mathbf{F}(\mathbf{z}, \boldsymbol{\theta}) \quad (2.30)$$

όπου  $\mathbf{x}^{t-1}, \mathbf{y}^{t-1}$  παρελθοντικά δεδομένα εισόδου και εξόδου. Ο στόχος της μάθησης είναι να βρεθούν οι βέλτιστες παράμετροι  $\boldsymbol{\theta}$  ώστε να ελαχιστοποιηθεί μια συνάρτηση σφάλματος πρόβλεψης [23]:

$$\boldsymbol{\theta} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} L \{ \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}) \} \quad (2.31)$$

$$= \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} L \{ \mathbf{y} - \mathbf{F}(\mathbf{z}, \boldsymbol{\theta}) \} \quad (2.32)$$

Η συνάρτηση σφάλματος  $L \{ \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}) \}$ , είναι βαθμωτή (τυπικά θετική) συνάρτηση. Μία συνηθισμένη επιλογή είναι η τετραγωνική νόρμα:

$$L \{ \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}) \} = \frac{1}{2} \mathbf{r}^T(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}) + l \|\boldsymbol{\theta}\| \quad (2.33)$$

όπου ο όρος  $l \|\boldsymbol{\theta}\|$  είναι προαιρετικός και αναφέρεται ως όρος κανονικοποίησης με σκοπό να μην αφήσει τις τιμές των παραμέτρων να πάρουν ακραίες τιμές, κάτι που μπορεί να οδηγήσει σε overfitting.

Αν το σύστημα είναι γραμμικό ως προς τις παραμέτρους  $\boldsymbol{\theta}$ , η μέθοδος ελάχιστων τετραγώνων δίνει την βέλτιστη εκτίμηση των παραμέτρων  $\boldsymbol{\theta}^*$  ως:

$$\boldsymbol{\theta}^* = (\mathbf{J}_F^T \mathbf{J}_F)^{-1} \mathbf{J}_F^T \mathbf{y} \quad (2.34)$$

$$\mathbf{J}_{Fij} = \frac{\partial \mathbf{F}(\mathbf{z}_i, \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}_j} \quad (2.35)$$

Στην περίπτωση που ο όγκος των δεδομένων είναι μεγάλος ή το σύστημα δεν είναι γραμμικό, διάφορες επαναληπτικές μέθοδοι έχουν αναπτυχθεί. Ο αλγόριθμος Gradient-Descent σε κάθε βήμα μεταβάλλει τις παραμέτρους του στην αντίθετη κατεύθυνση της κλίσης της  $L$  ως προς  $\boldsymbol{\theta}$  (δεδομένου ότι είναι ορισμένη και παραγωγίσιμη):

$$\boldsymbol{\theta}_{n+1} = \boldsymbol{\theta}_n - \lambda \nabla L \{ \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}_n) \} \quad (2.36)$$

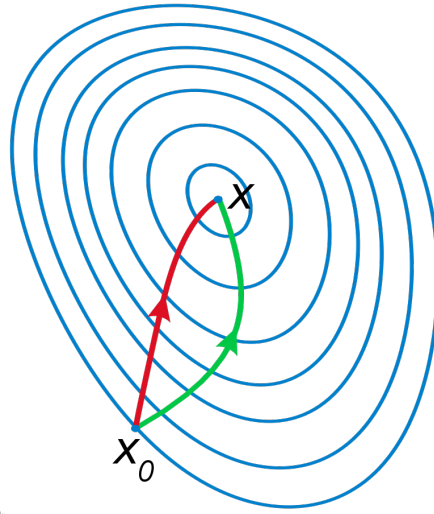
όπου  $\lambda$  σταθερά. Αν η  $L \{ \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}) \}$  είναι κυρτή και η κλίση της ικανοποιεί τη συνθήκη Lipschitz, μπορεί να βρεθεί  $\lambda$  ώστε η σύγκλιση να μπορεί να εγχυηθεί. Ο αλγόριθμος

του Newton υπολογίζει σε κάθε βήμα το  $\lambda$  ως τον αντίστροφο Hessian πίνακα της  $L\{\mathbf{r}(\boldsymbol{\theta})\}$  (δύο φορές παραγωγίσιμη):

$$\boldsymbol{\theta}_{n+1} = \boldsymbol{\theta}_n - \mathbf{H}_{L\{\mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}_n)\}}^{-1} \nabla L\{\mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}_n)\} \quad (2.37)$$

$$\mathbf{H}_{Lij} = \frac{\partial^2 L\{\mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}_i)\}}{\partial \boldsymbol{\theta}_i \partial \boldsymbol{\theta}_j} \quad (2.38)$$

Οι δύο μέθοδοι, Gradient-Descent και Newton's method συγκρίνονται στο Σχήμα 2.6.



Σχήμα 2.6: Σύγκριση των αλγορίθμων Gradient-Descent (πράσινο) και Newton's method (κόκκινο) για την ελαχιστοποίηση συνάρτησης κόστους. Η μέθοδος Newton χρησιμοποιεί την πληροφορία της κυρτότητας και επιτυγχάνει συντομότερο μονοπάτι.

Τέλος, η μέθοδος Gauss-Newton κάνει χρήση των ελάχιστων τετραγώνων ώστε να μην χρειαστεί να υπολογίσει τις παραγώγους δεύτερης τάξης:

$$\boldsymbol{\theta}_{n+1} = \boldsymbol{\theta}_n + (\mathbf{J}_F^T \mathbf{J}_F)^{-1} \mathbf{J}_F^T \mathbf{r}(\boldsymbol{\theta}) \quad (2.39)$$

Όταν το σφάλμα είναι στοχαστική γκαουσιανή διαδικασία με παραμέτρους τη μέση τιμή και τον πίνακα συνδιακύμανσης, μπορεί να επιλεγεί ως συνάρτηση σφάλματος ο λογάριθμος της συνάρτησης πιθανοφάνειας, με σκοπό την μεγιστοποίησή της αντί της ελαχιστοποίησής της. Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιούνται αλγόριθμοι όπως ο Expectation-Maximization, E-M [24]:

$$(expectation - step) \quad \mathbf{Q}(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\theta}^t) = E_{F|z, \boldsymbol{\theta}^t} \log[\boldsymbol{\theta}; F, z] \quad (2.40)$$

$$(maximization - step) \quad \boldsymbol{\theta}^{t+1} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \mathbf{Q}(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\theta}^t) \quad (2.41)$$

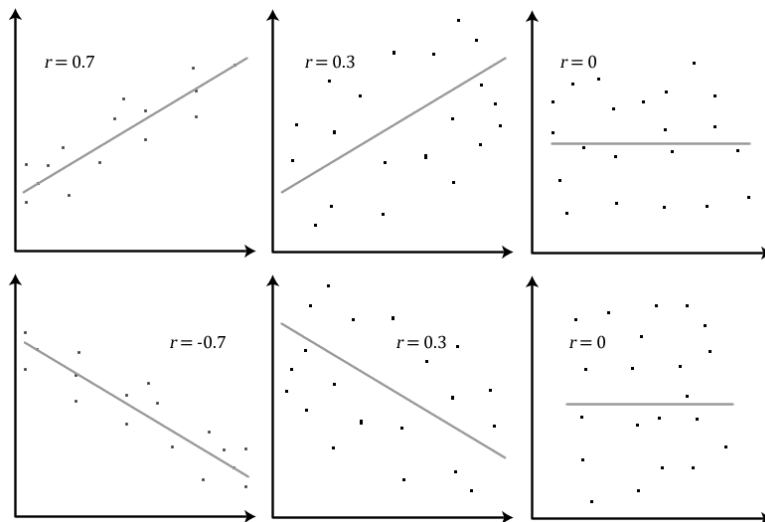
### 2.5.5 Μετρικές αξιολόγησης αποκωδικοποίησης

Για την εκτίμηση των αποτελεσμάτων της αποκωδικοποίησης χρησιμοποιούνται δύο μαθηματικά κριτήρια συνεχών μεταβλητών: ο συντελεστής συσχέτισης (Correlation Coefficient - CC) και η τετραγωνική ρίζα του μέσου τετραγωνικού σφάλματος (Root-Mean-Squared Error - RMSE):

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (P_i(k) - \hat{P}_i(k))^2}$$

$$CC_i = \frac{\sum_{k=1}^n (P_i(k) - \bar{P}_i) (\hat{P}_i(k) - \bar{\hat{P}}_i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (P_i(k) - \bar{P}_i)^2 \sum_{k=1}^n (\hat{P}_i(k) - \bar{\hat{P}}_i)^2}} \quad (2.42)$$

όπου  $P_i$  και  $\hat{P}_i$ ,  $i \in \{x, y, z\}$ , το αποκωδικοποιημένο και το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου, αντίστοιχα, και  $\bar{P}$  η μέση τιμή του  $P$  υπολογισμένη από τα  $n$  δεδομένα δοκιμής. Η γεωμετρική ερμηνεία του συντελεστή συσχέτισης  $CC$  απεικονίζεται στο Σχήμα 2.7.



Σχήμα 2.7: Γεωμετρική ερμηνεία συντελεστή συσχέτισης

## Κεφάλαιο 3

# Μοντελοποίηση της κίνησης του ανθρώπινου χεριού

Καθώς ο στόχος είναι η αποκωδικοποίηση της θέσης του χεριού αλλά όχι του προσανατολισμού του, 3 βαθμοί ελευθερίας είναι αρκετοί για την περιγραφή της κίνησης.

Υπάρχουν πολλοί τρόποι περιγραφής της κίνησης του ανθρώπινου χεριού, του διανύσματος εξόδου δηλαδή, του προτεινόμενου συστήματος. Τα κινηματικά χαρακτηριστικά εξόδου, πρέπει κατ' αρχάς να παρουσιάζουν σχέση αιτίου-αιτιατού με τα σήματα εισόδου, ώστε η διαδικασία μάθησης να μπορεί να προσφέρει εύρωστα αποτελέσματα.

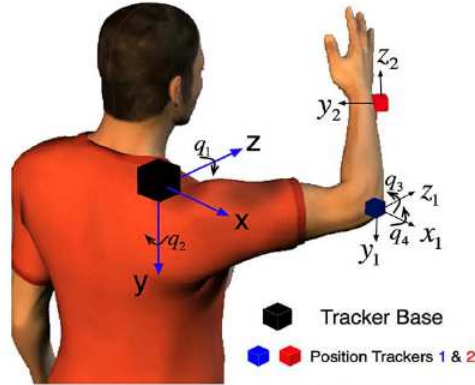
Όσον αφορά στην εκμετάλλευση των δυναμικών που οφείλονται στην κίνηση των ματιών, είναι λογικό να υποτεθεί ότι οι συντεταγμένες του χεριού του ανθρώπου, σε καρτεσιανό ή σφαιρικό σύστημα συντεταγμένων, είναι ένα κατάλληλο διάνυσμα χαρακτηριστικών εξόδου.

Στα συστήματα που οδηγούνται από ηλεκτρομυογραφικά σήματα, όμως, η συστολή των μυών είναι πρωταρχικά συνδεδεμένη με την κίνηση των αρθρώσεων του χεριού. Για αυτό το λόγο, χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο ως χαρακτηριστικά της κίνησης του χεριού, οι γωνίες περιστροφής του, οι οποίες αντιστοιχούν στις αρθρώσεις του χεριού.

Παρ' όλα αυτά, ο υπολογισμός της αντίστροφης κινηματικής σε αναλυτική μορφή και σε παραγματικό χρόνο είναι αρκετά δύσκολος, κάτι που οδηγεί στην μοντελοποίηση του ανθρώπινου χεριού με απλοϊκά μοντέλα. Η μοντελοποίηση αυτή δεν εγγυάται την αιτιατότητα, κάτι που οδηγεί στην χρήση μετασχηματισμών συντεταγμένων (PCA), που πολλές φορές μπορεί να αποδειχθούν ασύμφοροι.

Μέσω εκτενούς πειραματισμού, βρέθηκε πως με κατάλληλο γραμμικό μετασχηματισμό, οι Καρτεσιανές συντεταγμένες του καρπού ως προς τον ώμο, παρέχουν σε ικανοποιητικό βαθμό την πληροφορία της κίνησης του ανθρώπινου χεριού που τα μάτια ακολουθούν και οι μυες συνεργάζονται για να εκτελέσουν. Για λόγους πληρότητας και σύγκρισης, γίνεται χρήση των συντεταγμένων του καρπού αλλά και των γωνιών των αρθρώσεων του χεριού.

### 3.1 Κινηματική ανάλυση



Σχήμα 3.1: Μοντελοποίηση της κίνησης του ανθρώπινου χεριού: Συστήματα συντεταγμένων και γωνίες περιστροφής

Πολλοί ερευνητές που ασχολούνται με την απεικόνιση ηλεκτρομυογραφικών σημάτων (EMG) σε κίνηση του άνω άκρου επιλέγουν ως χαρακτηριστικά της κίνησης τις γωνίες περιστροφής του, οι οποίες αντιστοιχούν στις αρθρώσεις του χεριού [3]. Με αυτόν τον τρόπο, ο ώμος μοντελοποιείται ως σφαιρική άρθρωση με τρεις περιστροφικούς βαθμούς ελευθερίας, ενώ ο αγκώνας ως απλή περιστροφική άρθρωση, όπως φαίνεται στο Σχήμα 3.1. Η κινηματική ανάλυση αυτής της κινηματικής αλυσίδας είναι η ακόλουθη:

$${}^s\mathbf{T}_h = {}^s\mathbf{A}_e(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2) {}^e\mathbf{A}_h(\mathbf{q}_3, \mathbf{q}_4) \quad (3.1)$$

$$= (\text{Rot}(z, q_1)\text{Rot}(y, q_2)\text{Tra}(z, l_1))(\text{Rot}(z, -q_3)\text{Rot}(x, q_4)\text{Tra}(z, l_2))$$

όπου

$${}^s\mathbf{A}_e(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2) = \begin{bmatrix} c_1c_2 & -s_1 & c_1s_2 & l_1c_1s_2 \\ s_1c_2 & c_1 & s_1s_2 & l_1s_1s_2 \\ -s_2 & 0 & c_2 & l_1c_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$${}^e\mathbf{A}_h(\mathbf{q}_3, \mathbf{q}_4) = \begin{bmatrix} c_3 & s_3c_4 & -s_3s_4 & -l_2s_3s_4 \\ -s_3 & c_3c_4 & -c_3s_4 & -l_2c_3s_4 \\ 0 & s_4 & c_4 & l_2c_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

και  $c_i = \cos(q_i)$ ,  $s_i = \sin(q_i)$ ,  $l_1 = \sqrt{({}^sx_e - {}^sx_s)^2 + ({}^sy_e - {}^sy_s)^2 + ({}^sz_e - {}^sz_s)^2}$ ,  $l_2 = \sqrt{({}^sx_h - {}^sx_e)^2 + ({}^sy_h - {}^sy_e)^2 + ({}^sz_h - {}^sz_e)^2}$ .



Με βάση τα παραπάνω, η αντίστροφη κινηματική ανάλυση υποδηλώνει ότι οι γωνίες περιστροφής μπορούν να βρεθούν συναρτήσει των συντεταγμένων των αρθρώσεων –οι οποίες μετριοούνται με κατάλληλο αισθητήρα όπως θα φανεί στη συνέχεια– βάσει των τύπων:

$$q_1 = \text{atan2}({}^s y_e, {}^s x_e) \quad (3.4)$$

$$q_2 = \text{atan2}(\sqrt{{}^s x_e^2 + {}^s y_e^2}, {}^s z_e) \quad (3.5)$$

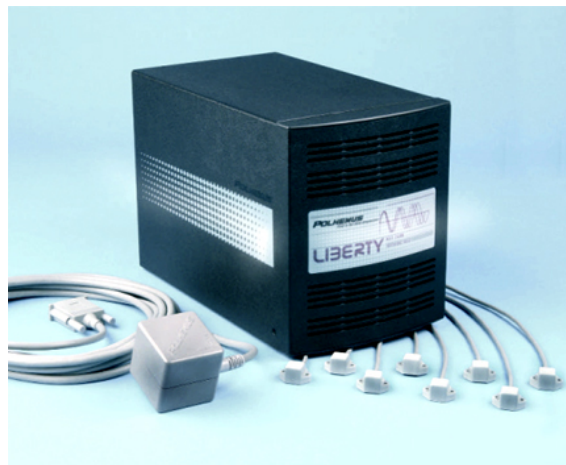
$$q_3 = \text{atan2}({}^e x_h, {}^e y_h) \quad (3.6)$$

$$q_4 = \text{atan2}(\sqrt{{}^e x_h^2 + {}^e y_h^2}, {}^e z_h) \quad (3.7)$$

$$(3.8)$$

όπου  ${}^i \{x, y, z\}_j$  είναι οι συντεταγμένες του συστήματος  $j$  εκφρασμένες ως προς το σύστημα  $i$ , και  $i, j \in \{s, e, h\} = \{\text{shoulder}, \text{elbow}, \text{hand}\}$ .

## 3.2 Καταγραφή των συντεταγμένων του χεριού



Σχήμα 3.2: Μαγνητικό σύστημα μέτρησης κίνησης και προσανατολισμού Polhemus Liberty

Για την υλοποίηση της παραπάνω ανάλυσης χρειάζεται η πληροφορία της θέσης του ώμου, του αγκώνα και του καρπού του χειριστή. Για την μέτρηση των συντεταγμένων αυτών χρησιμοποιήθηκε το μαγνητικό σύστημα μέτρησης κίνησης και προσανατολισμού Polhemus Liberty (Σχήμα 3.2).

Οι μετρήσεις έγιναν σε καρτεσιανό σύστημα συντεταγμένων με συχνότητα δειγματοληψίας (sample rate) 240 Hz. Έπειτα εφαρμόστηκε IIR, Butterworth βαθυ-περατό φίλτρο (Low-pass filter) 3ης τάξης με συχνότητα γονάτου (cut-off frequency) 3 Hz.

Ακόμα, έγινε μετατροπή της συχνότητας δειγματοληψίας μέσω γραμμικής παρεμβολής (interpolation) στα 500 Hz ώστε να βρίσκεται σε συνάφεια με τη συχνότητα λειτουργίας του ρομποτικού βραχίονα.

### 3.3 Μετασχηματισμός συντεταγμένων

Η ανάλυση PCA είναι μια τεχνική εύρεσης βέλτιστων συντεταγμένων μέσω πειραματικών μετρήσεων που χρησιμοποιείται για την μείωση των διαστάσεων. Ακόμα, στον χώρο των αρθρώσεων του ανθρώπινου χεριού (joint space), η PCA χρησιμοποιείται ώστε  $\mathbf{X} = [q_1, q_2, q_3, q_4]^T \in \mathbb{R}^{4xm}$ , διαλέγοντας τα δύο πρώτα ιδιοδιανύσματα  $\left( \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_4} > 0.95 \right)$  ώστε  $\mathbf{U}^* \in \mathbb{R}^{2xm}$ .

Η εφαρμογή της PCA στα πειράματα που έλαβαν μέρος έδειξε πως το κύριο χαρακτηριστικό της, που ευθυνόταν για τα καλύτερα αποτελέσματα που δίνει, είναι η αφαίρεση της βάσης (baseline removal), της μέσης τιμής, δηλαδή, του σήματος. Αυτό οφείλεται κυρίως στα μοντέλα και τους αλγορίθμους μάθησης. Έτσι ένας γραμμικός μετασχηματισμός προτείνεται, ώστε τα σήματα να απεικονιστούν στο διάστημα  $[-1, 1]$ .

#### 3.3.1 Απεικόνιση στο διάστημα $[-1, 1]$

Ο προτεινόμενος μετασχηματισμός εφαρμόζεται στις καρτεσιανές συντεταγμένες του καρπού και δίνεται από τον τύπο:

$$P' = 2 \left( \frac{P - P_{min}}{P_{max} - P_{min}} \right) - 1 \quad (3.9)$$

όπου  $P = [^s x_h, ^s y_h, ^s z_h]^T$  και  $P'$  είναι το μετασχηματισμένο διάνυσμα συντεταγμένων.  $P_{max}$  και  $P_{min}$  είναι οι μέγιστες και οι ελάχιστες τιμές των συντεταγμένων, αντίστοιχα. Οι τελευταίες υπολογίζονται κατά την φάση εκπαίδευσης, όπου ικανός αριθμός κινηματικών δεδομένων συλλέγονται, σε ολόκληρη την περιοχή του χώρου εργασίας (workspace) του χεριού.

Το διάνυσμα  $P'$  χρησιμοποιείται για την μάθηση του μοντέλου αποκωδικοποίησης. Κατά την φάση εφαρμογής, οι συντεταγμένες ανακατασκευάζονται με τον αντίστροφο μετασχηματισμό:

$$P = P_{min} + \frac{(P' + 1)(P_{max} - P_{min})}{2} \quad (3.10)$$

## Κεφάλαιο 4

# Το ηλεκτρομυογράφημα ως μεταβλητή ελέγχου

Το ηλεκτρομυογράφημα είναι το ηλεκτρικό δυναμικό που αναπτύσσεται σε μια μυϊκή ίνα, όταν ο μυς συστέλλεται από τις εντολές κίνησης που προέρχονται από το κεντρικό νευρικό σύστημα. Το κεντρικό νευρικό σύστημα ελέγχει τους μύες μέσω των κινητικών τους μονάδων, οι οποίες περιέχουν πληθώρα μυϊκών ινών που συστέλλονται συγχρόνως. Η κινητική εντολή αποτελείται από ηλεκτρικούς παλμούς (δυναμικά κινητικής μονάδας, Motor Unit Potentials, MUP) τα οποία δημιουργούνται από την αποπόλωση της μεμβράνης. Κάθε μυϊκή ίνα εκτελεί συστολή η οποία εκκινείται από την αύξηση της περιεκτικότητας σε ασβέστιο.

Είναι σαφώς διατυπωμένο στην βιβλιογραφία ότι το πλάτος του ηλεκτρομυογραφικού σήματος είναι στοχαστικό εκ φύσεως και μπορεί ικανοποιητικά να περιγραφεί από μια Γκαουσιανή συνάρτηση κατανομής. Το πλάτος του σήματος μπορεί να κυμαίνεται από 0 έως 10 mV (από κορυφή σε κορυφή). Η χρήσιμη ενέργεια του σήματος εντοπίζεται στο εύρος συχνοτήτων από 50 έως 150 Hz [25].

Η χρήση του επιφανειακού ηλεκτρομυογραφήματος έχει πολλά πλεονεκτήματα καθώς αποτελεί μια ασφαλή, εύκολη και μη επεμβατική μέθοδο που επιτρέπει την αντικειμενική ποσοτικοποίηση της ενέργειας ενός μυ. Παρόλ' αυτά, η ηλεκτρομυογραφία έχει κάποιες αδυναμίες καθώς η ποιότητα των σημάτων που καταγράφονται επηρεάζονται από πολλούς παράγοντες:

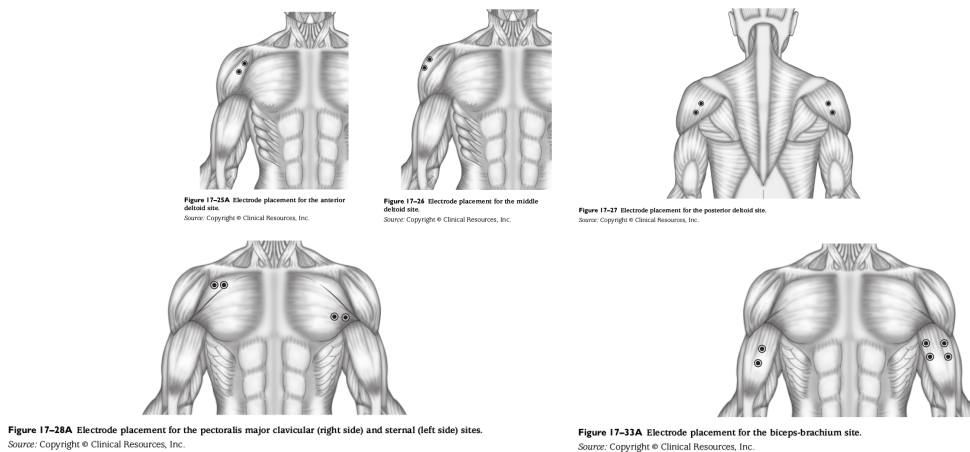
- Η τοποθέτηση του ηλεκτροδίου, το βάθος και η θέση των ενεργών μυϊκών ινών καθώς και η μηχανική αλληλεπίδρασή τους.
- Ο θόρυβος (εγγενής και περιβαλλοντικός), που οφείλεται στα ηλεκτρονικά συστατικά του εξοπλισμού καταγραφής, τον θόρυβο λόγω πηγών ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας και την έμφυτη αστάθεια του σήματος.

## 4.1 Καταγραφή ηλεκτρομυογραφικών σημάτων



Σχήμα 4.1: Σύστημα καταγραφής ΗΜΓ σημάτων.

Η καταγραφή των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων στην παρούσα εργασία γίνεται με επιφανειακά, διπολικά ηλεκτρόδια (Σχήμα 4.1α') με διαφορική ενίσχυση μέσω της συσκευής Delsys Bagnoli Desktop EMG System (4.1β'). Τα σήματα ψηφιοποιούνται μέσω κατάλληλης κάρτας (NI PCI-6036E, National Instruments Corporation), με συχνότητα δειγματοληψίας 1kHz.



Σχήμα 4.2: Οι μύες του ανθρώπινου χεριού που χρησιμοποιήθηκαν και οι αντίστοιχες θέσεις των ηλεκτροδίων.

Ηλεκτρομυικά σήματα καταγράφονται από 5 μύες, ήτοι deltoid (anterior), deltoid (posterior), deltoid (middle), pectoralis major (clavicular head), και biceps brachii, οι οποίοι φαίνονται στο Σχήμα 4.2. Η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων γίνεται με βάση τον άτλα που βρίσκεται στο [25]. Η επιλογή των παραπάνω μυών βασίζεται στην υψηλή

τους συσχετίσει με την υπο μελέτη κίνηση, στην προσπάθεια να χρησιμοποιηθούν όσο το δυνατόν λιγότερα σήματα, απο μύες αυστηρά πάνω από τον αγκώνα.

## 4.2 Επεξεργασία ηλεκτρομυογραφικών σημάτων

Τα δυναμικά των μυών μετριοούνται ως προς ένα ηλεκτρόδιο αναφοράς (reference electrode), η θέση του οποίου πάνω στο σώμα επηρεάζει τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα ως προς ένα σταθερό όρο (offset). Ως αποτέλεσμα τα σήματα ταλαντεύονται γύρω από μία σταθερή τάση (Σχήμα 4.3, πάνω διάγραμμα), η οποία μπορεί να μετρηθεί εν απουσία κίνησης, με σκοπό να αφαιρεθεί αργότερα, ώστε τα σήματα να έχουν τιμή 0 κατά την ηρεμία των μυών. Οι μετρήσεις αυτές γίνονται στη φάση βαθμονόμησης (calibration phase) η οποία προηγείται της φάσης εκπαίδευσης (training phase) και της φάσης δοκιμής (testing phase). Στην ίδια φάση, υπολογίζεται η τιμή Μέγιστης Ισομετρικής Συστολής των μυών (Maximum Voluntary Isometric Contraction - MVIC) όπως περιγράφεται στο [25]. Η τιμή MVIC θα χρησιμοποιηθεί για την κανονικοποίηση των σημάτων, η οποία επιφέρει μεγαλύτερη σταθερότητα ως προς το σύστημα, καθώς η τιμές εισόδου δεν είναι τιμές τάσης ώστε να διαφέρουν από άτομο σε άτομο και από μέρα σε μέρα.

Η επεξεργασία των σημάτων κατά την φάση εκπαίδευσης και δοκιμής είναι πανομοιότυπη και αποτελείται από τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πραγματικό χρόνο (real-time). Πρώτα, από τα αρχικά σήματα (raw signals) αφαιρούνται τα offsets που βρέθηκαν στην φάση βαθμονόμησης:

$$emg_i \leftarrow emg_i - E_{resti} \quad (4.1)$$

όπου  $emg_i$ ,  $i \in [1, 2, 3, 4, 5]$  τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα και  $E_{resti}$ ,  $i \in [1, 2, 3, 4, 5]$  τα offsets.

Ακολουθεί η πλήρης ανόρθωση των σημάτων, που ψηφιακά υπολογίζεται ως η απόλυτη τιμή τους:

$$emg_i \leftarrow |emg_i| \quad (4.2)$$

Έπειτα, εφαρμόζεται anti-aliasing, Infinite Impulse Response (IIR), Butterworth βαθυπερατό φίλτρο πρώτης τάξης με συχνότητα αποκοπής 44 Hz, ώστε να ακολουθήσει αποδεκατισμός (Decimation) του σήματος από 1 kHz σε 500 Hz, συχνότητα στην οποία λειτουργεί ο ρομποτικός βραχίονας. Το anti-aliasing φίλτρο δεν χρειάζεται να έχει απαιτητικές προδιαγραφές ώστε να μην εισάγει καθυστέρηση φάσης και ομάδας group-delay. Ακολουθώντας, εφαρμόζεται ένα (IIR, Butterworth) βαθυπερατό φίλτρο 2ης τάξης με συχνότητα αποκοπής 2 Hz, το οποίο εισάγει group delay μικρότερο από 130ms, και, συνεπώς είναι κατάλληλο για real-time εφαρμογές.

$$emg_i'(n) \leftarrow \frac{1}{a_0} \left( \sum_{j=0}^2 b_j emg_i(n-j) - \sum_{j=1}^2 a_j emg_i'(n-j) \right), \quad n > 2 \quad (4.3)$$

Σε αυτό το σημείο έχει εξαχθεί η γραμμική περιβάλλουσα καμπύλης (linear envelope) (Σχήμα 4.3, μεσαίο διάγραμμα). Καθώς είναι σημαντικό για το σύστημα μάθησης να επεξεργάζεται δεδομένα με, ιδανικά, μηδενική μέση τιμή, η μέση τιμή των σημάτων πρέπει να βρεθεί και να αφαιρεθεί. Αυτό ισχύει και για την υλοποίηση μετασχηματισμών όπως η PCA. Καθώς η επεξεργασία γίνεται σε πραγματικό χρόνο, η μέση τιμή υπολογίζεται αναδρομικά (recursively), με βάση τις τιμές που έχουν περάσει, δηλαδή για κάθε χρονική στιγμή  $n$  και για κάθε σήμα  $emg_i$ ,  $i \in [1, 2, 3, 4, 5]$ :

$$E\{emg_i\}_n \leftarrow \frac{E\{emg_i\}_{n-1}(n-1) + emg_{in}}{n} \quad (4.4)$$

όπου το  $n$  είναι μεταβλητή τύπου *long unsigned int*, με αποτέλεσμα το μέγεθός της να επιτρέπει την εκτέλεση πειραμάτων που μπορούν να διαρκέσουν πολλές ώρες.

Τέλος, αφού αφαιρεθεί η μέση τιμή, τα σήματα κανονικοποιούνται με βάση τις MVIC τιμές  $emg_{maxi}$ ,  $i \in [1, 2, 3, 4, 5]$  (Σχήμα 4.3, κάτω διάγραμμα):

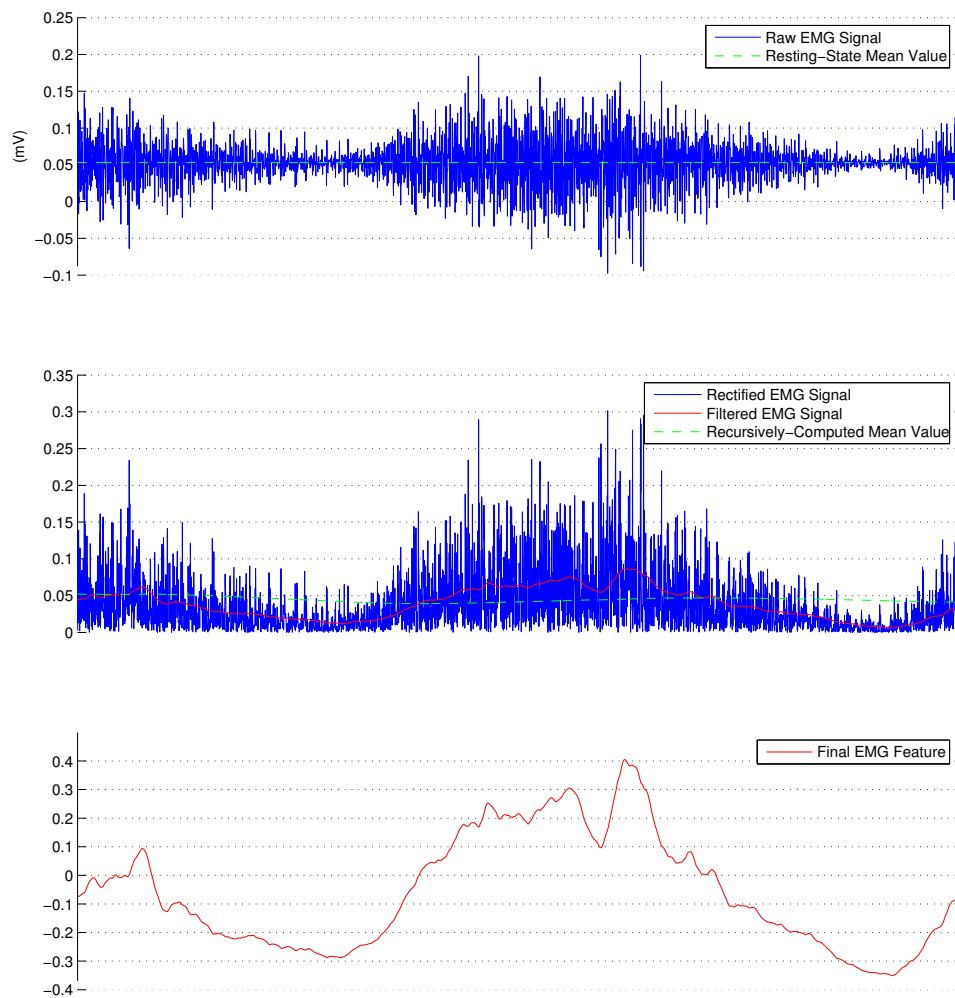
$$emg_{in} \leftarrow \frac{emg_{in} - E\{emg_i\}_n}{emg_{maxi}} \quad (4.5)$$

Σε αυτό το σημείο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η PCA για την εκμετάλλευση των λεγόμενων μυικών συνεργειών, δηλαδή της ιδέας πως κάθε μυς δεν δρα ανεξάρτητα, αλλά ως μέλος συνεργασίας για το αποτέλεσμα μιας κίνησης [5].

Τα βήματα επεξεργασίας των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων συνοψίζονται στον αλγόριθμο 1 και στο Σχήμα 4.3.

**Algorithm 1** EMG Signal Processing

- 1:  $emg_i \leftarrow emg_i - E_{resti}$  ▷ Offset Removal
- 2:  $emg_i \leftarrow |emg_i|$  ▷ Full-wave Rectification
- 3:  $emg_i'(n) \leftarrow \frac{1}{a_0} \left( \sum_{j=0}^2 b_j emg_i(n-j) - \sum_{j=1}^2 a_j emg_i'(n-j) \right)$ ,  $n > 2$  ▷ IIR low-pass filter
- 4:  $E\{emg_i\}_n \leftarrow \frac{E\{emg_i\}_{n-1}(n-1) + emg_{in}}{n}$  ▷ Compute rMean
- 5:  $emg_{in} \leftarrow \frac{emg_{in} - E\{emg_i\}_n}{emg_{maxi}}$  ▷ rMean subtraction and MVIC Normalization



Σχήμα 4.3: Επεξεργασία Ηλεκτρομυογραφήματος

### 4.3 Αποκωδικοποίηση της κίνησης από ηλεκτρομυογραφικά σήματα

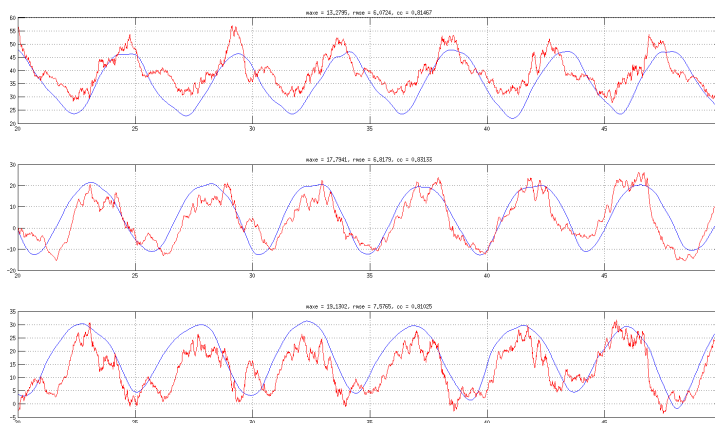
Για την αποκωδικοποίηση των ΗΜΓ σημάτων δοκιμάστηκαν διάφοροι συνδυασμοί χαρακτηριστικών εισόδου και εξόδου και μοντέλων μάθησης. Τα αποτελέσματα δίνονται στους παρακατω πίνακες όπου έχουν χρησιμοποιηθεί δεδομένα από το ίδιο πείραμα, για λόγους σωστής σύγκρισης.

Αρχικά, παρατίθενται τα αποτελέσματα αποκωδικοποίησης των ΗΜΓ σημάτων σε καρτεσιανές συντεταγμένες του καρπού ως προς τον ώμο του χρήστη:

Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_y(cm)$	$RMSE_z(cm)$
ARMAX	0.81	0.83	0.81	6.0	6.8	7.5
State Space	0.83	0.90	0.90	5.9	5.4	6.5
Neural Net	0.83	0.80	0.79	4.9	7,9	7.4

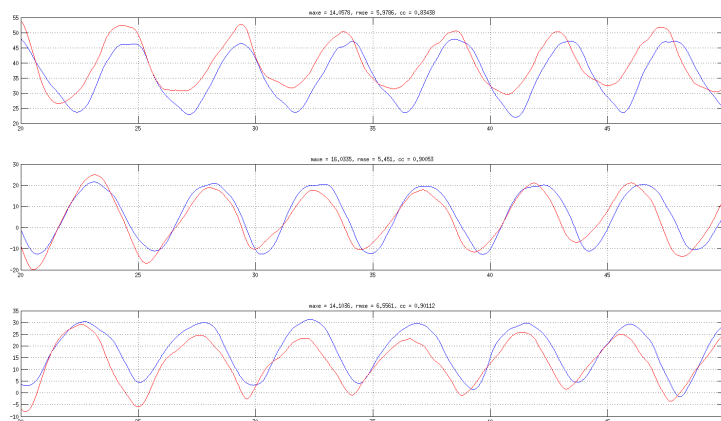
Πίνακας 4.1: Decoding results. The **five EMG signals** and the **Cartesian coordinates of the hand** are used as input and output of the decoding models, respectively.

Η αποκωδικοποίηση αυτή δείχνει την μεγαλύτερη απόδοση και η παραπάνω επιλογή χαρακτηριστικών υιοθετείται ως βέλτιστη. Για την πληρέστερη σύγκριση των μοντέλων, οι πραγματικές και οι ανακατασκευασμένες τροχιές κάθε μοντέλου μάθησης φαίνονται στα Σχήματα 4.4, 4.5, 4.6.

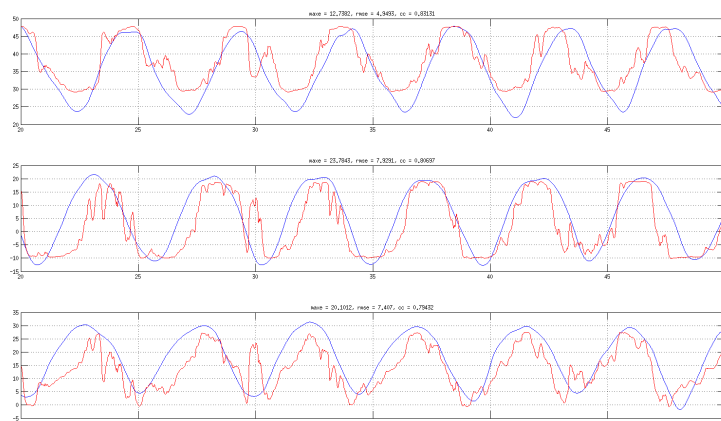


Σχήμα 4.4: Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το μοντέλο ARMAX.





Σχήμα 4.5: Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το State Space Model.



Σχήμα 4.6: Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από Neural Network.

Είναι εμφανές πως το State Space Model παράγει πιο ομαλή τροχιά και συνεπώς υιοθετείται ως βέλτιστο μοντέλο μάθησης, όσον αφορά τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα.

Σαφώς, εξετάστηκαν και άλλοι συνδυασμοί χαρακτηριστικών εισόδου και εξόδου. Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα, όταν χρησιμοποιήθηκαν ως είσοδοι οι πρώτες 2 κύριες συνιστώσες των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων:

Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_x(cm)$
ARMAX	0.77	0.84	0.80	6.5	6.4	7.7
State Space	0.72	0.86	0.89	7.0	6.0	6.6
Neural Net	0.78	0.87	0.81	6.0	6.0	7.1

Πίνακας 4.2: Decoding results. The **first 2 EMG principal components** and the **Cartesian coordinates of the hand** are used as input and output of the decoding models, respectively.

Ακόμα, εξετάστηκαν παλιές μεθοδολογίες της βιβλιογραφίας, με έξοδο τις πρώτες 2 κύριες συνιστώσες των αρθρώσεων του χεριού. Τα αποτελέσματα είναι χειρότερα από την προτεινόμενη μεθοδολογία και παρατίθενται στους δύο πίνακες που ακολουθούν:

Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_x(cm)$
ARMAX	0.73	0.67	0.75	6.8	7.8	7.2
State Space	0.77	0.72	0.82	6.6	7.1	6.4
Neural Net	0.76	0.65	0.70	6.7	7.9	7.2

Πίνακας 4.3: Decoding results. The **five EMG signals** and the **first 2 principal components of the arm joints** are used as input and output of the decoding models, respectively.

Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_x(cm)$
ARMAX	0.70	0.68	0.75	6.9	7.8	7.2
State Space	0.76	0.79	0.84	6.6	7.4	6.2
Neural Net	0.75	0.74	0.74	6.8	7.2	7.6

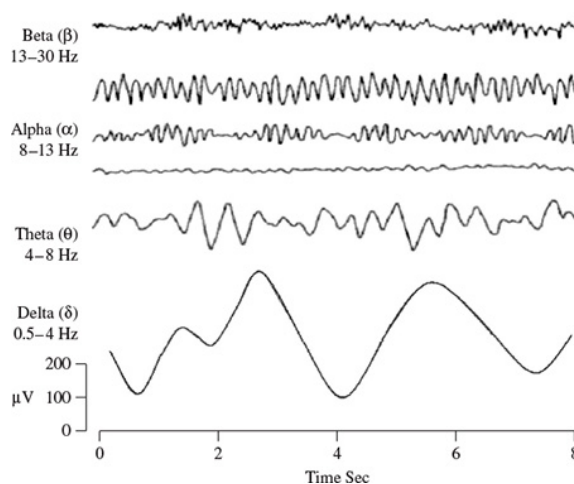
Πίνακας 4.4: Decoding results. The **first 2 EMG principal components** and the **first 2 principal components of the arm joints** are used as input and output of the decoding models, respectively.

Συνοπώς, για την αποκωδικοποίηση της κίνησης μέσω ηλεκτρομυογραφήματος, υιοθετείτε ένα σύστημα με State Space Model, είσοδο τα 5 ΗΜΓ σήματα όπως προκύπτουν από την παραπάνω επεξεργασία, και έξοδο τις καρτεσιανές συντεταγμένες του καρπού ως προς τον ώμο του χρήστη.

## Κεφάλαιο 5

# Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα ως μεταβλητή ελέγχου

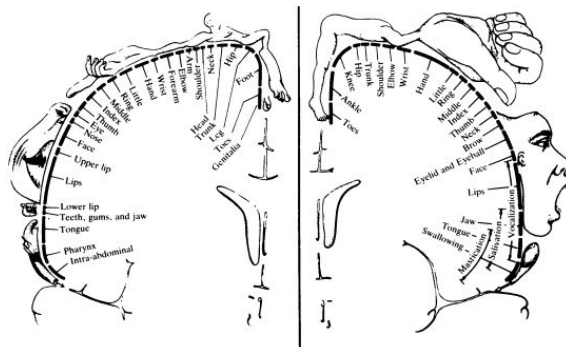
Το ηλεκτροεγκεφαλογράφημα είναι η καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας του εγκεφάλου, όπως αυτή σχηματίζεται από την επαλληλία των ηλεκτρικών ρευμάτων που παράγονται από τους νευρώνες του εγκεφάλου και πολλά ακόμη νευρικά κύτταρα του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (Central Nervous System - CNS). Η μετάδοση και η επεξεργασία της πληροφορίας μεταξύ των νευρώνων μέσα από διαμεμβρανικά ρεύματα ροής: το δυναμικό δράσης (Action Potential) και το μετασυναπτικό δυναμικό (Post Synaptic Potential). Η καταγραφή τους λαμβάνει χώρα στην εξωτερική δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου κρανίου.



Σχήμα 5.1: Εγχεφαλικοί ρυθμοί (Brain Rhythms).

Το ηλεκτροεγκεφαλογραφικό σήμα είναι στοχαστικό και εξαιρετικά ασθενές, με το πλάτος του να κυμαίνεται μεταξύ  $1 \mu V$  και  $100 \mu V$ . Η χρήσιμη ενέργεια του σήματος εντοπίζεται στο εύρος συχνοτήτων από 0 έως 50 Hz, ενώ διακρίνονται συγκεκριμένες κυματομορφές βάσει των συχνοτήτων των αρμονικών από τις οποίες αποτελούνται, δη-

λαδή βάσει του φασματικού περιεχομένου τους. Οι κυματομορφές αυτές είναι γνωστές ως εγκεφαλικοί ρυθμοί (Brain Rhythms), σχετίζονται με την εγγραφή του εγκεφάλου, ενώ οι πιο θεμελιώδεις είναι ο δέλτα (0.5-4 Hz), ο θήτα (4-8 Hz), ο άλφα (8-13 Hz) και ο βήτα (13-30 Hz) [26] που φαίνονται στο Σχήμα 5.1.



Σχήμα 5.2: Περιοχές του εγκεφάλου που διεγείρονται από διάφορες ενεργοποιήσεις μυών.

Ακόμη, εγκεφαλικές διαδικασίες προκαλούνται ως απόκριση σε συγκεκριμένα ερεθίσματα, δημιουργώντας, έτσι τα Βιωματικά Δυναμικά (Event Related Potentials - ERP), που χωρίζονται σε Προκλητά (Evoked Potentials) και Εκπεμπόμενα (Emitted Potentials). Τέτοιου είδους δυναμικά χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο στις διεπαφές ανθρώπου-υπολογιστή μέσω εγκεφάλου (Brain-Computer Interfaces), με κυριότερα τα Οπτικά προκλητά δυναμικά (Visual Evoked Potentials - VEP) και τα Σωματοαισθητικά προκλητά δυναμικά (Somatosensory Evoked Potentials - SEP). Στο Σχήμα 5.2 φαίνονται οι περιοχές του εγκεφάλου που διεγείρονται από διάφορες ενεργοποιήσεις μυών.

## 5.1 EEG Artifacts

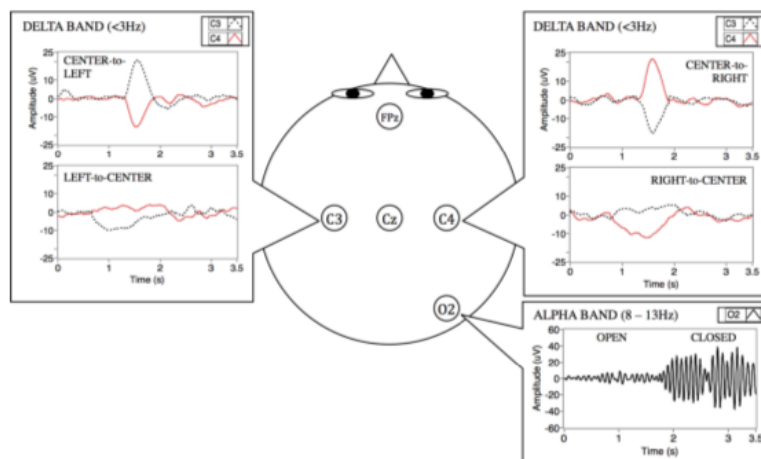
Παρότι γίνεται προσπάθεια για την χρήση του ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος σε συστήματα διεπαφής ανθρώπου-υπολογιστή, το ηλεκτροεγκεφαλικό σήμα έχει πολλές αδυναμίες καθώς ο μηχανισμός της επίδρασής του είναι ακόμα ασαφής, χαρακτηρίζεται από πολύ χαμηλό σηματο-θορυβικό λόγο (Signal to Noise Ration - SNR) και η ποιότητά του επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες.

Ένας κύριος παράγοντας είναι η ύπαρξη θορύβου στις συχνότητες ενδιαφέροντος, που πηγάζει από δυναμικά προκαλούμενα από εφίδρωση, κίνηση του κεφαλιού, των ματιών ή άλλων μυών του προσώπου. Τα δυναμικά αυτά είναι γνωστά ως EEG Artifacts και η απομόνωση και απόρριψή τους είναι αντικείμενο πολλών ερευνητικών εργασιών.

Συγκεκριμένα, έχουν αναπτυχθεί πολλοί αλγόριθμοι για την απομόνωση των δυναμικών που οφείλονται στην κίνηση των ματιών. Οι περισσότεροι από αυτούς, όμως,

αδυνατούν να δουλέψουν σε πραγματικό χρόνο, ενώ η αποτελεσματικότητά τους βασίζεται σε στοχαστικά μοντέλα. Ως αποτέλεσμα, τα πειράματα που γίνονται σε Brain-Computer Interfaces συχνά επιβάλλουν περιορισμούς στους εθελοντές, όπως το να κρατούν τα μάτια τους ακίνητα σε ένα αντικείμενο.

Αντ' αυτού, η παρούσα εργασία προτείνει την εκμετάλλευση των δυναμικών που οφείλονται στην κίνηση των ματιών, καθώς με αυτό τον τρόπο, το σύστημα γίνεται πιο εύρωστο, και συνεπώς κατάλληλο για αλληλεπίδραση ανθρώπου-ρομπότ σε πραγματικό χρόνο. Τα τελευταία χρόνια, εργασίες που υιοθετούν παρόμοιες ιδέες έχουν δημοσιευτεί [1, 18], υποστηρίζοντας έτσι αυτή την επιλογή (Σχήμα 5.3).

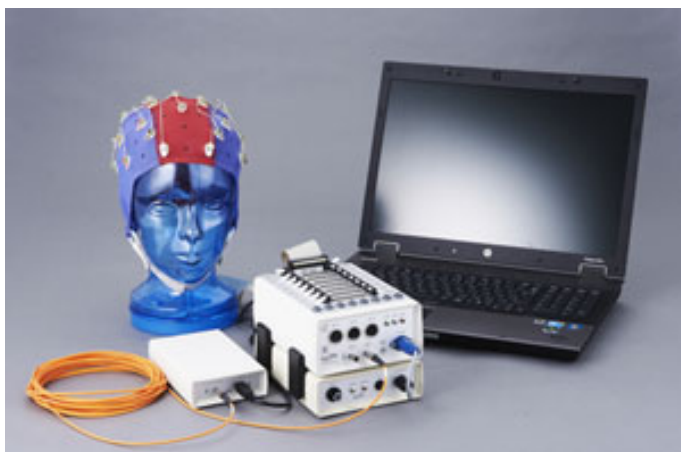


Σχήμα 5.3: Χρήση των EEG artifacts για αποκωδικοποίηση της κατεύθυνσης του βλέμματος [1]

Η αποκωδικοποίηση της κίνησης των ματιών, είναι εδώ και καιρό αντικείμενο μελέτης ερευνητών, κυρίως μέσω χρήσης κάμερας ή εκμετάλλευσης του ηλεκτροοφθαλμογραφήματος (Electrooculogram - EOG). Παρ' όλα αυτά, η χρήση εξωτερικής κάμερας ενέχει πολλά προβλήματα. Ακόμα, στην ηλεκτροοφθαλμογραφία η τοποθέτηση των ηλεκτροδίων γύρω από τα μάτια είναι αρκετά άβολη για τον χρήστη και μπορεί να μειώσει το πεδίο όρασης. Επιπρόσθετα, οι περισσότερες δημοσιευμένες δουλειές ασχολούνται μόνο με την ταξινόμηση (classification) της κατεύθυνσης των ματιών (αριστερά-δεξιά, πάνω-κάτω), ενώ πολύ λίγες εργασίες έχουν επιτύχει συνεχή αποκωδικοποίηση κίνησης [19].

Συνεπώς, είναι η πρώτη φορά που προτείνεται ένα σύστημα που τρέχει σε πραγματικό χρόνο και αποκωδικοποιεί συνεχή, τρισδιάστατη κίνηση του χεριού, χρησιμοποιώντας μόνο σήματα μετρούμενα από την επιφάνεια του κρανίου.

## 5.2 Καταγραφή ηλεκτροεγκεφαλογραφικών σημάτων



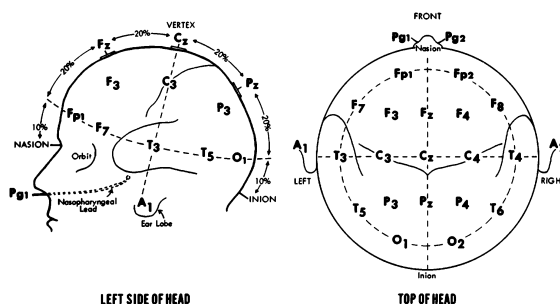
(α') Ενισχυτής Biosemi Active Two



(β') Ηλεκτρόδια καταγραφής EEG

Σχήμα 5.4: Biosemi Active Two data acquisition system

Η καταγραφή των ηλεκτροεγκεφαλογραφικών σημάτων στην παρούσα εργασία γίνεται με επιφανειακά, ηλεκτρόδια (Σχήμα 5.4β') μέσω του ενισχυτή Biosemi Active Two (5.4α'). Τα σήματα ψηφιοποιούνται εντός της συσκευής μέσω κατάλληλης κάρτας, με συχνότητα δειγματοληψίας 16kHz.



Σχήμα 5.5: 10-20 System

Η τοποθέτηση των 32 ηλεκτροδίων που χρησιμοποιούνται γίνεται με βάση το σύστημα 10-20 που φαίνεται στο Σχήμα 5.5. Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στο κατάλληλο σκουφάκι (EEG head cap) αφού έχει τοποθετηθεί ηλεκτρολυτική γέλη. Από τα 32 ηλεκτρόδια, τελικά χρησιμοποιούνται πολύ λιγότερα στο σύστημα, σύμφωνα με τον αλγόριθμο επιλογής καναλιών που προτείνεται (5.3.1).

## 5.3 Επεξεργασία ηλεκτροεγκεφαλογραφικών σημάτων

Η επεξεργασία των σημάτων κατά την φάση εκπαίδευσης και δοκιμής είναι πανομοιότυπη και αποτελείται από τεχνικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πραγματικό χρόνο (real-time). Ακόμα, τα ψηφιακά φίλτρα που χρησιμοποιούνται είναι πανομοιότυπα με αυτά που χρησιμοποιήθηκαν για τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα, εισάγωντας έτσι παρόμοια καθυστέρηση ομάδας. Πρώτα, εφαρμόζεται anti-aliasing, IIR, Butterworth βαθυπερατό φίλτρο πρώτης τάξης με συχνότητα αποκοπής 44 Hz, ώστε να ακολουθήσει αποδεκατισμός (Decimation) του σήματος από 16 kHz σε 500 Hz, συχνότητα στην οποία λειτουργεί ο ρομποτικός βραχίονας. Ακολούθως, εφαρμόζεται ένα (IIR, Butterworth) βαθυπερατό φίλτρο 2ης τάξης με συχνότητα αποκοπής 2 Hz, το οποίο εισάγει παρόμοιο group delay με αυτό των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων:

$$eeg_i'(n) \leftarrow \frac{1}{a_0} \left( \sum_{j=0}^2 b_j eeg_i(n-j) - \sum_{j=1}^2 a_j eeg_i'(n-j) \right), \quad n > 2 \quad (5.1)$$

Σε αυτό το σημείο έχουν απομονωθεί οι χαμηλές συχνότητες του εγκεφαλογραφήματος (Slow Cortical Potentials) (Σχήμα 5.7, μεσαίο διάγραμμα). Καθώς είναι σημαντικό για το σύστημα μάθησης να επεξεργάζεται δεδομένα με, ιδανικά, μηδενική μέση τιμή, η μέση τιμή των σημάτων πρέπει να βρεθεί και να αφαιρεθεί. Αυτό ισχύει και για την υλοποίηση μετασχηματισμών όπως η PCA. Καθώς η επεξεργασία γίνεται σε πραγματικό χρόνο, η μέση τιμή υπολογίζεται αναδρομικά (recursively), με βάση τις τιμές που έχουν περάσει, δηλαδή για κάθε χρονική στιγμή  $n$  και για κάθε σήμα  $eeg_i$ ,  $i \in [1, 2, 3, 4, 5]$ :

$$E\{eeg_i\}_n \leftarrow \frac{E\{eeg_i\}_{n-1}(n-1) + eeg_{in}}{n} \quad (5.2)$$

όπου το  $n$  είναι μεταβλητή τύπου *long unsigned int*, με αποτέλεσμα το μέγεθός της να επιτρέπει την εκτέλεση πειραμάτων που μπορούν να διαρκέσουν πολλές ώρες.

Σε αντίθεση με την κλασική ηλεκτρομυογραφία, τα EEG σήματα καταγράφονται από ένα πλέγμα ηλεκτροδίων στην επιφάνεια του κρανίου. Συνεπώς, εκτός από χρονική, μεταφέρουν και χωρική πληροφορία. Διάφορα χωρικά φίλτρα (spatial filters) μπορούν να βρεθούν στην βιβλιογραφία [27]. Εδώ χρησιμοποιείται Common Average Reference - CAR χωρικό φίλτρο το οποίο τονίζει τα δυναμικά που εμφανίζουν τοπική συμπεριφορά αφαιρώντας τη μέση τιμή των  $n$  καναλιών από κάθε σήμα:

$$eeg_i' \leftarrow eeg_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n eeg_j \quad (5.3)$$

### 5.3.1 Αυτόματη επιλογή ηλεκτροεγκεφαλικών καναλιών

Σε αυτό το σημείο, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η PCA για την μείωση της διάστασης των δεδομένων εισόδου. Όμως, αποδείχθηκε πως η σωστή επιλογή των σημάτων έχει καίρια σημασία στην αποτελεσματικότητα της αποκωδικοποίησης, κρατώντας μόνο τα σήματα τα οποία παρέχουν την πληροφορία της κίνησης και απορρίπτοντας τον θόρυβο.

Η ιδέα της αυτόματης επιλογής των ηλεκτροεγκεφαλικών καναλιών είναι κοινή στην βιβλιογραφία και συνήθως υλοποιείται υπολογίζοντας την γωνία μεταξύ των EEG channels, και επιλέγοντας αυτά που είναι ορθογώνια μεταξύ τους [28] ή, με άλλα λόγια, αυτά που ελαχιστοποιούν το μέτρο του συνημιτόνου της γωνίας τους μέσω της σχέσης:

$$\cos \theta_{ij} = \frac{\langle EEG_i \cdot EEG_j \rangle}{\|EEG_i\| \|EEG_j\|} \quad (5.4)$$

Τα σήματα που επιλέγονται με αυτόν τον τρόπο είναι ορθογώνια μεταξύ τους αλλά αυτό δεν συνεπάγεται ότι είναι συσχετισμένα με την κίνηση προς εξέταση. Το ζητούμενο, λοιπόν είναι να βρεθούν τα κανάλια εκείνα που είναι συσχετισμένα με το διάνυσμα εξόδου. Ακόμα παραπέρα, τα κανάλια αυτά πρέπει να έχουν την ίδια σχέση με την έξοδο τόσο στα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και στα δεδομένα δοκιμής, ώστε να μπορούμε να μιλήσουμε για αιτιολογική σχέση ανάμεσά τους και να περιμένουμε μεγαλύτερη ευρωστία του συστήματος. Έτσι υπολογίζεται ο συντελεστής συσχέτισης (CC, εξίσωση 2.42) μεταξύ κάθε καναλιού EEG και κάθε σήματος εξόδου, τόσο στα δεδομένα εκπαίδευσης, όσο και στα δεδομένα δοκιμής. Ο συντελεστής συσχέτισης μπορεί να περιγράψει τη γωνία μεταξύ των διανυσμάτων ως:

$$\rho_{ij} = \frac{\text{Cov}(EEG_i, P_j)}{\sigma_{EEG_i} \sigma_{P_j}} \quad (5.5)$$

$$= \sec \theta_{ij} - \tan \theta_{ij} \quad (5.6)$$

$$= \cos \theta_{ij}, \quad \text{if } E[EEG_i] = E[P_j] = 0 \quad (5.7)$$

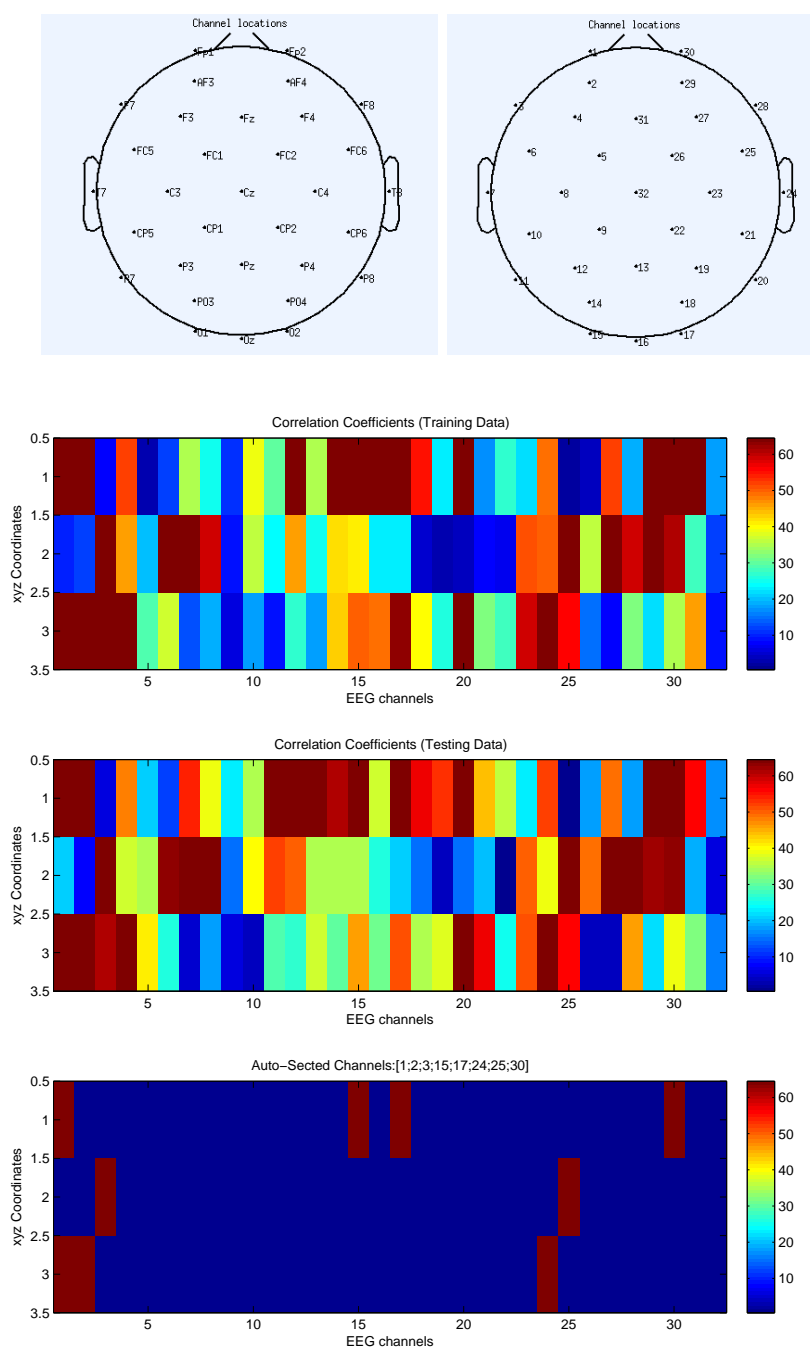
Το επιθυμητό, βεβαίως, εδώ, είναι το μέτρο του συνημιτόνου να είναι το μέγιστο, πλησιάζοντας το 1. Τα σήματα που επιλέγονται, είναι αυτά που έχουν  $\rho_{ij} > threshold$ , για δεδομένο  $threshold$  που ορίζουμε αυθαίρετα, και για το ίδιο  $j$ . Δηλαδή ένα κανάλι για να επιλεγθεί, πρέπει να έχει υψηλή συσχέτιση με την ίδια συντεταγμένη του διανύσματος εξόδου, τόσο στα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και στα δεδομένα δοκιμής:

$$\text{Channels} \leftarrow \text{unique}\{(CC_{\text{training}} > \text{threshold}) \&\& (CC_{\text{testing}} > \text{threshold})\} \quad (5.8)$$

όπου  $CC_i \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $i \in \{\text{training}, \text{testing}\}$  ο πίνακας με τους συντελεστές συσχέτισης μεταξύ των  $m$  σημάτων εξόδου και των  $n$  σημάτων εισόδου όπως υπολο-



γίνεται από τα  $i$  δεδομένα. Η υλοποίηση του αλγορίθμου αυτόματης επιλογής EEG καναλιών φαίνεται στο Σχήμα 5.6.

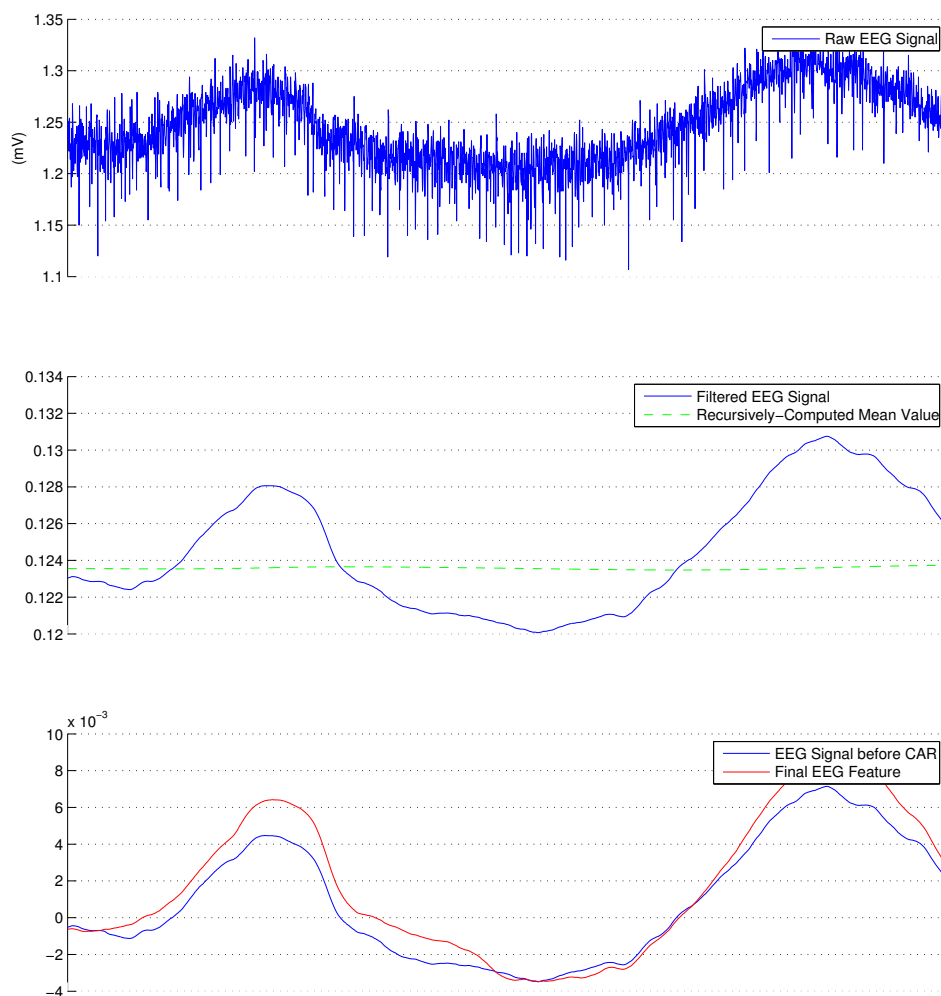


Σχήμα 5.6: Αυτόματη επιλογή EEG καναλιών

Τα βήματα επεξεργασίας των ηλεκτροεγκεφαλογραφικών σημάτων συνοψίζονται στον αλγόριθμο 2 και στο Σχήμα 5.7.

**Algorithm 2** EEG Signal Processing

- 1:  $eeg_i'(n) \leftarrow \frac{1}{a_0} \left( \sum_{j=0}^2 b_j eeg_i(n-j) - \sum_{j=1}^2 a_j eeg_i'(n-j) \right)$ ,  $n > 2$  ▷ IIR low-pass filter
- 2:  $E\{eeg_i\}_n \leftarrow \frac{E\{eeg_i\}_{n-1}(n-1) + eeg_{in}}{n}$  ▷ Compute rMean
- 3:  $eeg_{in} \leftarrow eeg_{in} - E\{eeg_i\}_n^n$  ▷ rMean subtraction
- 4:  $eeg_i' \leftarrow eeg_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n eeg_i$  ▷ CAR Spatial Filter
- 5:  $Channels \leftarrow \text{unique}((CC_{training} > \text{threshold}) \&\& (CC_{testing} > \text{threshold}))$  ▷ Channel Selection



Σχήμα 5.7: Επεξεργασία Ηλεκτροεγκεφαλογραφήματος (ηλεκτρόδιο T7)

## 5.4 Αποκωδικοποίηση της κίνησης από ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα

Όπως και στην περίπτωση των ΗΜΓ σημάτων, για την αποκωδικοποίηση των ΗΕΓ σημάτων δοκιμάστηκαν διάφοροι συνδυασμοί χαρακτηριστικών εισόδου και μοντέλων μάθησης. Ως έξοδος, χρησιμοποιήθηκαν οι καρτεσιανές συντεταγμένες του καρπού του χρήστη ως προς τον ώμο του.

Αρχικά, ως είσοδοι δοκιμάστηκαν τα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα όπως προκύπτουν από την παραπάνω διαδικασία επεξεργασίας και την αυτόματη επιλογή καναλιών. Τα αποτελέσματα της αποκωδικοποίησης παρατίθενται παρακάτω:

Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_y(cm)$	$RMSE_z(cm)$
ARMAX	0.87	0.93	0.89	8.5	6.7	4.6
State Space	0.87	0.92	0.87	8.1	6.0	9.3
Neural Net	0.93	0.91	0.94	6.0	5.6	5.6

Πίνακας 5.1: Decoding results. The **automatically selected EEG signals** and the **Cartesian coordinates of the hand** are used as input and output of the decoding models, respectively.

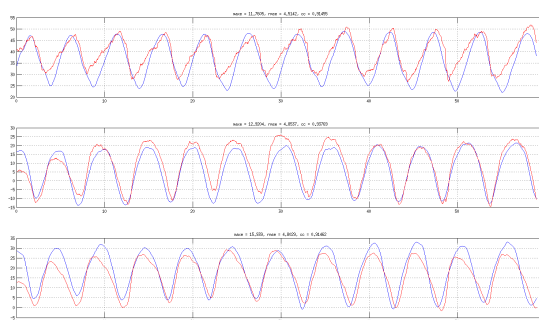
Είναι χαρακτηριστικό, πως όλα τα μοντέλα μάθησης παράγουν τροχιές με υψηλή συσχέτιση με τις πραγματικές. Αυτό αποτελεί ένδειξη πως τα χαρακτηριστικά εισόδου που προτείνονται, δηλαδή τα δυναμικά που παράγονται λόγω της κίνησης των ματιών, είναι όντως ικανά να οδηγήσουν σε τηλεχειρισμό ρομπότ στο χώρο.

Ακόμα καλύτερα αποτελέσματα, όμως, δίνουν τα ίδια μοντέλα μάθησης, αν χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι, οι τρεις πρώτες κύριες συνιστώσες των ΗΕΓ καναλιών που προτείνει ο αλγόριθμος επιλογής. Τα αποτελέσματα δίνονται παρακάτω:

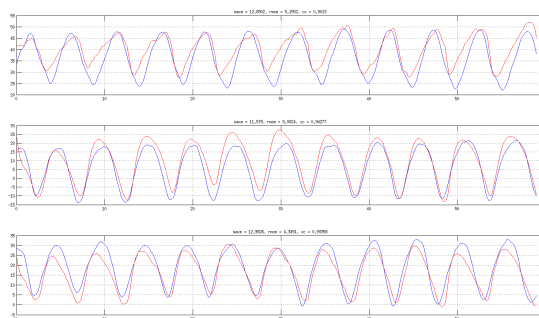
Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_y(cm)$	$RMSE_z(cm)$
ARMAX	0.91	0.93	0.91	4.5	4.8	4.8
State Space	0.90	0.94	0.93	5.1	5.0	4.3
Neural Net	0.94	0.95	0.95	3.4	3.4	4.7

Πίνακας 5.2: Decoding results. The **first 3 EEG principal components** and the **Cartesian coordinates of the hand** are used as input and output of the decoding models, respectively.

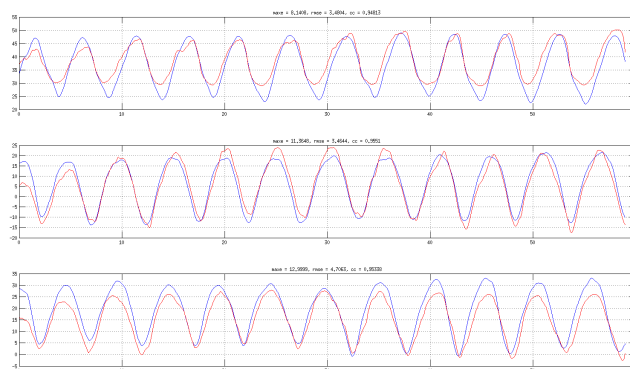
Οι πραγματικές και οι ανακατασκευασμένες τροχιές κάθε μοντέλου μάθησης φαίνονται στα Σχήματα 5.8, 5.9, 5.10.



Σχήμα 5.8: Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το μοντέλο ARMAX.



Σχήμα 5.9: Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από το State Space Model.



Σχήμα 5.10: Πραγματική (μπλε) και ανακατασκευασμένη (κόκκινη) κίνηση από Neural Network.

Μπορούμε να παρατηρήσουμε, πως οι τροχιές και των τριών μοντέλων είναι ικανοποιητικές. Έτσι μπορεί να προτιμηθεί το νευρωνικό δίκτυο, καθώς δίνει υψηλότερους συντελεστές συσχέτισης, ή το State Space Model αν είναι επιθυμητό να χρησιμοποιηθεί γραμμικό μοντέλο μάθησης.



## Κεφάλαιο 6

# Συνδυασμός ΗΕΓ και ΗΜΓ σημάτων

Έχοντας δύο διαφορετικά βιο-σήματα ως εισόδους στο σύστημα, είναι επόμενο να αναζητηθούν τρόποι με τους οποίους μπορούν να συνδυαστούν, ανάλογα με τα χαρακτηριστικά τους, ώστε να επιτευχθεί βελτίωση της ευρωστίας του συστήματος.

Αρκετές ενδιαφέρουσες ιδέες για τον συνδυασμό ηλεκτρομυογραφικών και ηλεκτροεγκεφαλικών σημάτων μπορούν να βρεθούν στη βιβλιογραφία [29]. Η πρώτη ιδέα είναι να τροφοδοτηθούν όλα τα χαρακτηριστικά σήματα ως είσοδοι σε ένα και μόνο σύστημα αποκωδικοποίησης [30]. Μία ακόμα ιδέα είναι να εκπαιδευτούν δύο διαφορετικά συστήματα, ένα με είσοδο τα ηλεκτρομυογραφικά σήματα για τους βαθμούς ελευθερίας του ανθρώπινου χεριού που μπορούν να αποκωδικοποιήσουν και ένα με είσοδο τα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα για τους υπόλοιπους [31]. Επίσης έχουν προταθεί συστήματα αποκωδικοποίησης των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων από ηλεκτροεγκεφαλικά [32].

Μία πιο ενδιαφέρουσα ιδέα είναι να εκπαιδευτούν δύο διαφορετικά συστήματα, ένα με είσοδο τα ηλεκτρομυογραφικά και ένα με είσοδο τα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα, και να συνδυαστούν μέσω sensor fusion τεχνικών, όπως complementary filters, kalman filter, weighted average [33]. Η παραπάνω ιδέα μπορεί να επεκταθεί σε υβριδικά συστήματα, όπου εκτός των συστημάτων συνεχούς χρόνου, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ταξινομητής για την ανίχνευση ή μή κίνησης ή τον προσδιορισμό της επιθυμητής κατεύθυνσης [34].

## 6.1 Σταθμικός μέσος με βάρη μέγιστης πιθανοφάνειας

Στην παρούσα εργασία εκπαιδεύονται δύο μοντέλα παλινδρόμησης (regression models), οι έξοδοι των οποίων συνδυάζονται με κατάλληλα βάρη για να δώσουν την τελική τροχιά που τροφοδοτείται στον ελεγκτή του ρομποτικού βραχίονα.

$$Z_{fusion} = (W_{emg}Z_{emg} + W_{eeg}Z_{eeg})W \quad (6.1)$$

όπου,  $Z_i \in \mathbb{R}^n$ ,  $i \in \{emg, eeg\}$  είναι το διάνυσμα εξόδου των μοντέλων  $i$  που αντιστοιχεί στην κίνηση του χεριού.

Οι έξοδοι των δύο μοντέλων θεωρούνται ως στοχαστικές διαδικασίες με γκαουσιανή συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας, ίδια μέση τιμή (την επιθυμητή τροχιά του ρομπότ) και διαφορετικούς πίνακες συνδιακύμανσης, οι οποίοι αντικατοπτρίζουν την ακρίβεια του κάθε μοντέλου. Έτσι η εκτίμηση μέγιστης πιθανοφάνειας (maximum likelihood estimate) της τελικής τροχιάς επιτυγχάνεται, βάσει των δεδομένων εκπαίδευσης των μοντέλων, με την επιλογή των παραμέτρων ως:

$$\begin{aligned} W_{emg} &= C_{emg}^{-1} \\ W_{eeg} &= C_{eeg}^{-1} \\ W &= (W_{emg} + W_{eeg})^{-1} \end{aligned} \quad (6.2)$$

όπου  $C_i$ ,  $i \in \{emg, eeg\}$  είναι οι πίνακες συνδιακύμανσης covariance matrices των σφαλμάτων αποκωδικοποίησης ( $Z_i - P$ ), όπου  $P$  το επιθυμητό διάνυσμα εξόδου.

Ο προτεινόμενος υπολογισμός βαρών είναι ισοδύναμος με ένα συμπληρωματικό φίλτρο (complementary filter), το οποίο είναι με τη σειρά του ισοδύναμο με ένα φίλτρο Kalman σε σύστημα με σταθερές παραμέτρους, όπως το προτεινόμενο. Αυτό μπορεί να αναδειχθεί ξαναγράφοντας την εξίσωση 6.1 ως:

$$Z_{fusion} = Z_{emg} + \hat{W}(Z_{eeg} - Z_{emg}) \quad (6.3)$$

όπου  $\hat{W} = W_{emg}W$  και  $W_{eeg}W + W_{emg}W = 1$ .

Σε αυτή τη μορφή είναι εμφανές ότι το EEG σύστημα χρησιμοποιείται, επί της ουσίας, για να διορθώσει τα αποτελέσματα του EMG συστήματος σε μορφή κλειστού βρόχου. Μία ενδεχόμενη επέκταση είναι η αυτόματη προσαρμογή των βαρών, ώστε να δίνεται, ανά περιόδους, έμφαση στο ένα σύστημα αντί του άλλου.



## 6.2 Σύγκριση αποτελεσμάτων

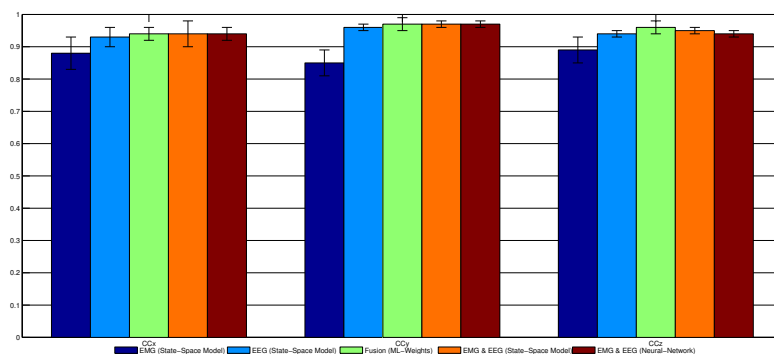
Για την εξέταση της αποτελεσματικότητας του προτεινόμενου συνδυασμού των μοντέλων, υπολογίστηκαν οι μετρικές αξιολόγησης της αποκωδικοποίησης για τα διάφορα συστήματα. Αρχικά, υπολογίζεται η έξοδος των συστημάτων με εισόδους αποκλειστικά τα ηλεκτρομυϊκά ή τα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα, αντίστοιχα. Έπειτα, εφαρμόζεται η παραπάνω μεθοδολογία συνδυασμού των συστημάτων. Για λόγους πληρότητας, εκπαιδεύεται ένα ακόμα σύστημα με ένα μοντέλο μάθησης που δέχεται ως είσοδο όλα τα βιοσήματα. Τα αποτελέσματα συνοψίζονται στους πίνακες 6.1 και 6.2, ενώ παρατίθενται γραφικά στο Σχήμα 6.2.

Input	Decoding Model	$CC_x$	$CC_y$	$CC_z$
EMG	State Space	$0.88 \pm 0.05$	$0.85 \pm 0.04$	$0.89 \pm 0.05$
EEG	State Space	$0.93 \pm 0.03$	$0.96 \pm 0.01$	$0.94 \pm 0.02$
<b>Fusion</b>	<b>ML-Weights</b>	<b><math>0.94 \pm 0.02</math></b>	<b><math>0.97 \pm 0.02</math></b>	<b><math>0.96 \pm 0.01</math></b>
EMG & EEG	State Space	$0.94 \pm 0.04$	$0.97 \pm 0.01$	$0.95 \pm 0.01$
EMG & EEG	Neural Net	$0.94 \pm 0.02$	$0.97 \pm 0.01$	$0.94 \pm 0.01$

Πίνακας 6.1: Arm motion reconstruction: Mean and Standard Deviation CC values for 5 experiments are reported.

Input	Decoding Model	$RMSE_x(cm)$	$RMSE_y(cm)$	$RMSE_z(cm)$
EMG	State Space	$4.0 \pm 1.09$	$6.4 \pm 0.53$	$6.1 \pm 0.94$
EEG	State Space	$3.1 \pm 0.78$	$3.8 \pm 0.87$	$4.1 \pm 0.80$
<b>Fusion</b>	<b>ML-Weights</b>	<b><math>2.9 \pm 0.81</math></b>	<b><math>3.4 \pm 0.74</math></b>	<b><math>3.7 \pm 1.05</math></b>
EMG & EEG	State Space	$3.9 \pm 1.63$	$3.2 \pm 0.59$	$3.5 \pm 0.56$
EMG & EEG	Neural Net	$2.3 \pm 0.90$	$3.5 \pm 0.83$	$4.0 \pm 0.38$

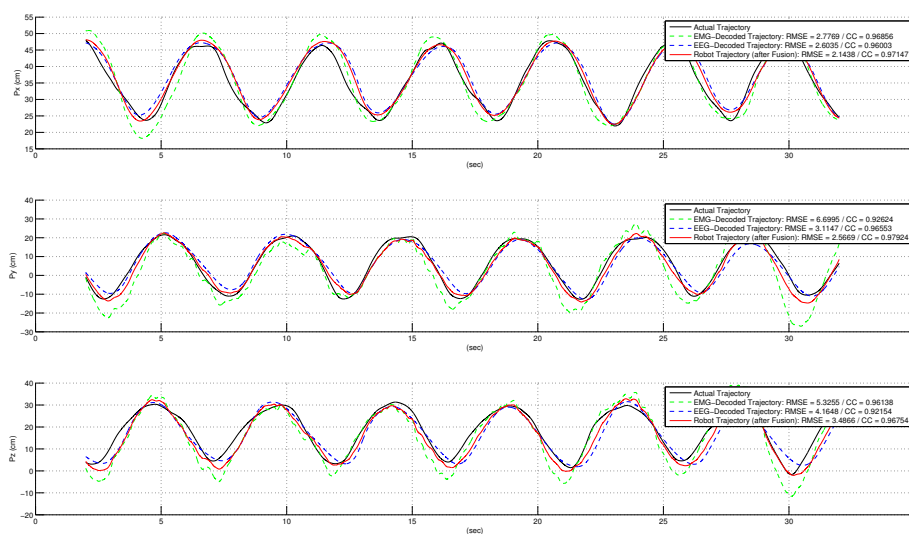
Πίνακας 6.2: Arm motion reconstruction: Mean and Standard Deviation RMSE values for 5 experiments are reported.



Σχήμα 6.1: Arm motion reconstruction: Mean and Standard Deviation CC values for 5 experiments are illustrated.

Η προτεινόμενη μέθοδος συνδυασμού, δίνει ελαφρώς καλύτερα αποτελέσματα. Παρόλα αυτά, το βασικό της πλεονέκτημα είναι ο συνδυασμός των δύο συστημάτων (ΗΜΓ και ΗΕΓ) μέσω συντελεστών βαρύτητας. Αυτό συνεπάγεται πως το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να επεκταθεί, προσαρμόζοντας τα βάρη ανάλογα με τις ανάγκες του χρήστη, επιτρέποντας ευφείς στρατηγικές συνδυασμού.

Τέλος, οι τροχιές του χεριού του χρήστη (πραγματικές) και του ρομπότ (ανακατασκευασμένες) για τα συστήματα που συγκρίθηκαν φαίνονται στο Σχήμα 6.2.



Σχήμα 6.2: Human (actual) and robot (decoded) trajectories along the x, y and z axis, for a half-minute testing period. For comparison purposes, the outputs of the EMG-based and the EEG-based models as well as their RMSE and CC values are also depicted.

# Κεφάλαιο 7

## Πειράματα

Η πειραματική διαδικασία χωρίζεται σε δύο στάδια: την φάση εκπαίδευσης (training phase) και την φάση δοκιμής (testing phase). Για τη σωστή επεξεργασία των ηλεκτρομυογραφικών σημάτων μία φάση βαθμονόμησης (calibration phase) πρέπει να προηγηθεί (4.2).

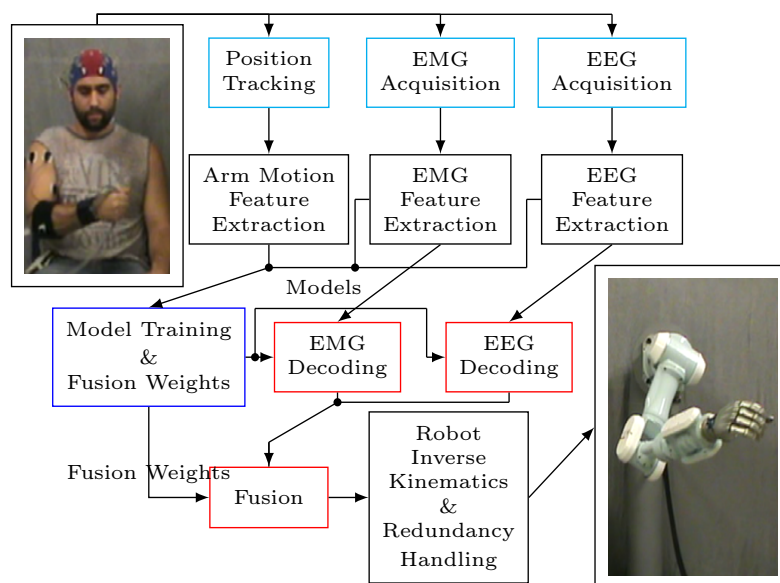


Figure 7.1: Block diagram of the system's architecture.

Κατά την φάση εκπαίδευσης, συλλέγονται τα ΗΕΓ και ΗΜΓ σήματα καθώς και οι συντεταγμένες των αρθρώσεων του χεριού. Δύο εκτελέσεις κίνησης, καθεμία διάρκειας 60 δευτερολέπτων καταγράφονται. Τα δεδομένα της πρώτης εκτέλεσης χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των μοντέλων μάθησης, ενώ τα δεδομένα της δεύτερης εκτέλεσης χρησιμοποιούνται ως δεδομένα εκτίμησης (evaluation data). Με βάση αυτά είναι εφικτή η αυτόματη επιλογή των ΗΕΓ καναλιών (5.3.1), η κατάλληλη παραμετροποίηση των μοντέλων μηχανικής μάθησης (π.χ. η τάξη του μοντέλου μεταβλητών κατάστασης ή ο αριθμός των νευρώνων και των στρωμάτων του νευρωνικού δικτύου), αλλά

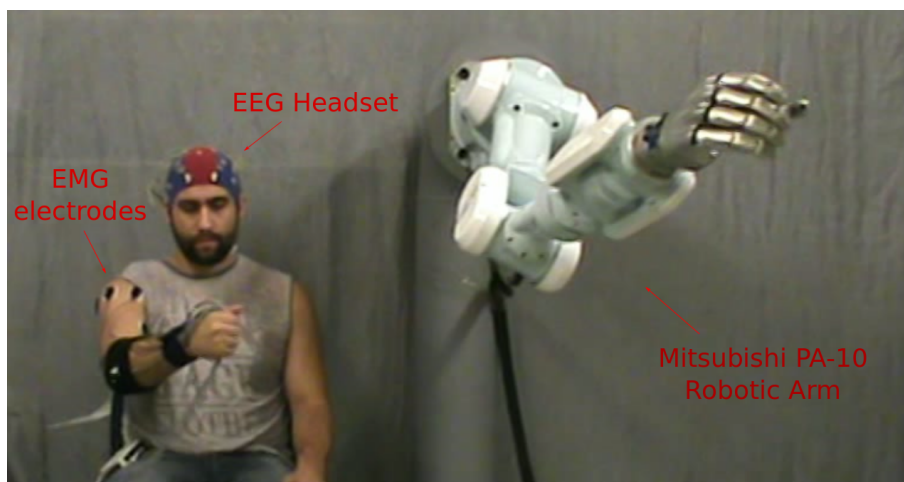
και ο υπολογισμός των βαρών μέγιστης πιθανοφάνειας που χρησιμοποιείται για τον συνδυασμό των βιοσημάτων.

Κατά την φάση δοκιμής, καταγράφονται μόνο τα ΗΕΓ και ΗΜΓ σήματα και χρησιμοποιούνται τα μοντέλα μάθησης που εκπαιδεύτηκαν για την αποκωδικοποίηση των σημάτων σε τρισδιάστατη τροχιά κίνησης, η οποία τροφοδοτείται στον ρομποτικό βραχίονα.

Η αρχιτεκτονική του συστήματος φαίνεται στο Σχήμα 7.1.

## 7.1 Πειραματική Διάταξη

Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων, οι εθελοντές είναι καθιστοί αναπαυτικά σε καρέκλα και τους ζητείται να κουνήσουν το χέρι τους ελεύθερα στον χώρο (τρειςδιάστατη κίνηση), εκτελώντας φυσικές κινήσεις, μιμούμενοι ότι προσπαθούν να φτάσουν κάποιο αντικείμενο και να το μεταφέρουν πίσω προς το μέρος τους. Κατά τη διάρκεια της κίνησης, ακολουθούν τον καρπό τους με τα μάτια τους με φυσικό τρόπο, χωρίς να απαγοεύεται να κουνήσουν ομαλά το κεφάλι τους. Κανένας περιορισμός δεν επιβάλλεται ως προς το αν θα πρέπει να ανοιγοκλείσουν τα μάτια τους, να ανασάνουν απότομα ή να καταπιούν.



Σχήμα 7.2: Πειραματική Διάταξη

Τα ΗΜΓ σήματα καταγράφονται μέσω του ενισχυτή Delsys Bagnoli Desktop (Σχήμα 4.1β'), και τα ΗΕΓ σήματα μέσω του ενισχυτή Biosemi Active Two (Σχήμα 5.4α'). Οι συντεταγμένες των αρθρώσεων του χεριού καταγράφονται μέσω του μαγνητικού συστήματος μέτρησης κίνησης και προσανατολισμού Polhemus Liberty (Σχήμα 3.2). Οι τρεις συσκευές είναι συνδεδεμένες με υπολογιστή με λειτουργικό σύστημα GNU/Linux. Τα μοντέλα εκπαιδεύονται σε περιβάλλον Matlab [35] ενώ οι παράμετροι των μοντέλων και τα βάρη που χρησιμοποιούνται στον συνδυασμό, γράφονται σε αρχεία.

Κατά την φάση δοκιμής, τα παραγόμενα αρχεία χρησιμοποιούνται ως είσοδοι σε προγράμματα (γραμμένα σε C++, Python) που επικοινωνούν μεταξύ τους και με τον ελεγκτή του ρομποτικού βραχίονα μέσω του Robot Operating System (ROS) [36]. Τα προγράμματα αυτά είναι υπεύθυνα για την ανάγνωση και επεξεργασία των βιοσημάτων, την αποκωδικοποίησή τους, τον συνδυασμό τους και, τέλος, τον έλεγχο του ρομποτικού βραχίονα.

## 7.2 Έλεγχος Ρομποτικού Βραχίονα Mitsubishi PA-10

Κατά τη διάρκεια των πειραμάτων χρησιμοποιείτε ο ρομποτικός βραχίονας 7 βαθμών ελευθερίας Mitsubishi PA-10 (Σχήμα 7.3).



Σχήμα 7.3: Ρομποτικός βραχίονας Mitsubishi PA-10

Η κινηματική και δυναμική ανάλυση του βραχίονα έχει καταγραφεί στη βιβλιογραφία [37]. Για τον έλεγχο του ρομποτικού βραχίονα, ο υπολογιστής επιτυγχάνει TCP επικοινωνία με τον ελεγκτή του. Οι 4 πρώτοι βαθμοί ελευθερίας χρησιμοποιούνται, χαρακτηρίζοντας το σύστημα redundant με έναν πλεονάζοντα βαθμό ελευθερίας (2.2). Ο ελεγκτής του ρομπότ κάνει χρήση της εξίσωσης 2.10 και είναι:

$$\dot{\mathbf{q}} = K_1 \mathbf{J}^+ (\mathbf{p} - \mathbf{p}_d) + K_2 (\mathbf{I}_n - \mathbf{J}^+ \mathbf{J}) (\mathbf{q} - \mathbf{q}_r) \quad (7.1)$$

όπου  $K_1$  και  $K_2$  κατάλληλα βάρη και  $\mathbf{q}_r$  οι συντεταγμένες των αρθρώσεων του ρομπότ στην αρχική του θέση (Σχήμα 7.2). Η αρχική θέση επιλέχτηκε ώστε να αποτελεί elbow-down διάταξη, και ο ελεγκτής να εκτελεί αντίστοιχες, ανθρωπομορφικές κινήσεις.

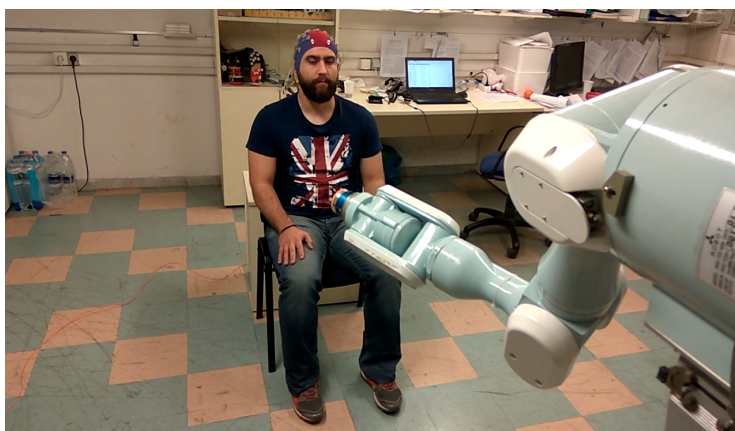
### 7.3 Τηλεχειρισμός ρομποτικού βραχίονα μόνο με ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν (5.4), τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από τα ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα, είναι ικανά ώστε να χρησιμοποιηθούν μόνο τους για τον τηλεχειρισμό του ρομποτικού βραχίονα. Έτσι διεξήχθησαν δύο πειράματα, κατά τα οποία, οι εθελοντές δεν χρειάζεται να κουνήσουν το χέρι τους στον χώρο.

Στο πρώτο πείραμα, οι εθελοντές παρακολουθούν με το βλέμμα τους ένα αντικείμενο που κινείται στο χώρο από άλλο πρόσωπο (Σχήμα 7.4). Στο δεύτερο, οι εθελοντές κάθονται αντιχριστά από το ρομπότ, κοιτώντας το σημείο δράσης και χειρίζοντάς το με τα μάτια τους (Σχήμα 7.5). Σε αυτή τη φάση καταγράφονται τα ΗΕΓ σήματα του χρήστη και οι καρτεσιανές συντεταγμένες του αντικειμένου/σημείου δράσης ως προς τον ώμο του χρήστη.



Σχήμα 7.4: Πειραματική Διάταξη (2)



Σχήμα 7.5: Πειραματική Διάταξη (3)

### 7.3 Τηλεχειρισμός ρομποτικού βραχίονα μόνο με ηλεκτροεγκεφαλογραφικά σήματα<sup>63</sup>

Κατά την φάση δοκιμής, καταγράφονται μόνο τα ΗΕΓ σήματα του χρήστη, και αναπαράγεται από τον ρομποτικό βραχίονα, η κίνηση που ακολουθεί ο χρήστης με το βλέμμα του.

Το αποτέλεσμα αυτό μπορεί να οδηγήσει στον χειρισμό αντικειμένων από ανθρώπους –υγιείς αλλά και ανθρώπους με κινητικά προβλήματα– με μόνη προϋπόθεση τα αντικείμενα να βρίσκονται στο οπτικό πεδίο του χρήστη, και, φυσικά, στον χώρο εργασίας του ρομπότ-βοηθού.





# Κεφάλαιο 8

## Συμπεράσματα

Στην παρούσα εργασία το ερευνητικό ενδιαφέρον επικεντρώνεται στην αναζήτηση νέων μορφών διασύνδεσης (interface) μεταξύ του ανθρώπου και των ρομπότ χωρίς την χρήση εξωτερικών συσκευών (joystick). Πιο συγκεκριμένα αναζητούνται μέθοδοι αποκωδικοποίησης βιοσημάτων που καταγράφονται από τον ίδιο τον άνθρωπο, ώστε να εκτιμηθεί η επιθυμητή κίνηση, και να μεταφερθεί στο ρομποτικό σύστημα. Εξετάζονται ηλεκτρομυογραφικά σήματα μετρούμενα από το στήθος, τον ώμο και τον δικέφαλο και εγκεφαλογραφικά σήματα καταγραφόμενα από την επιφάνεια του κεφαλιού.

Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποιεί τεχνικές ψηφιακής επεξεργασίας σήματος και μηχανικής μάθησης ώστε να αποκωδικοποιεί τρισδιάστατες, συνεχείς και ελεύθερες κινήσεις του άνω άκρου, και να επιτυγχάνει τον τηλεχειρισμό ρομποτικού βραχίονα με ανθρωπομορφικό τρόπο.

Ο χρήστης εκτελεί ελεύθερη κίνηση του χεριού του, παρακολουθώντας, ταυτόχρονα, την τροχιά του με τα μάτια του. Η προτεινόμενη μεθοδολογία επιτυγχάνει υψηλά ποσοστά συσχέτισης με την επιθυμητή κίνηση του χρήστη ( $CC_i \geq 0.94$ ,  $i \in \{x, y, z\}$ ). Τα αποτελέσματα επαληθεύονται πειραματικά, μέσω τηλεχειρισμού ρομποτικού βραχίονα 7 βαθμών ελευθερίας (Mitsubishi PA-10).

Η καινοτομία της εργασίας έγκειται στην αποτελεσματική εκμετάλευση των δυναμικών που οφείλονται στην κίνηση των ματιών και είναι παρόντα στο εγκεφαλογράφημα. Τα δυναμικά αυτά παράγονται κατά την φυσική κίνηση των ματιών όταν ο χρήστης παρακολουθεί ένα κινούμενο αντικείμενο στο χώρο. Η εκμετάλευση αυτών των δυναμικών όχι μόνο βελτιώνει την αποκωδικοποίηση, αλλά είναι, από μόνη της, αρκετή για τον τηλεχειρισμό του ρομποτικού βραχίονα. Αυτό, καθιστά το προτεινόμενο σύστημα κατάλληλο για ανθρώπους με απώλεια άνω άκρου, επιτρέποντάς τους, δυνητικά, να χειρίζονται αντικείμενα που κείτονται στο οπτικό πεδίο τους.

## 8.1 Μελλοντικές κατευθύνσεις

Τα ενθαρρυντικά αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν μπορούν, μέσω κατάλληλων επεκτάσεων, να οδηγήσουν σε πληθώρα εφαρμογών.

Αρχικά, ο προτεινόμενος τρόπος συνδυασμού των ΗΕΓ και ΗΜΓ σημάτων μπορεί να γίνει προσαρμοστικός, μεταβάλλοντας τα βάρη κατάλληλα ώστε το σύστημα να δείχνει περισσότερη αξιοπιστία σε μία από τις δύο εισόδους, ανά στιγμή. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε ένα σύστημα που επιτρέπει στον χρήστη να ξεκουράζει το χέρι του ή να κοιτάζει ελεύθερα στον χώρο, αντίστοιχα.

Ακόμα, το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να προσαρμοστεί, ώστε ο χρήστης να επιβεβαιώνει την επιθυμητή θέση του ρομποτικού βραχίονα κοιτώντας τον ίδιο τον βραχίονα αντί για το χέρι του. Αυτό μπορεί να συνδυαστεί με γυαλιά εικονικής πραγματικότητας (virtual reality headset) για τον τηλεχειρισμό ρομπότ σε απρόσητα, για τον άνθρωπο, περιβάλλοντα ή ακόμα και για την ενίσχυση της εμπειρίας εικονικών βιντεο-παιχνιδιών.

Τέλος, το σύστημα μπορεί να γίνει υβριδικό, αναγνωρίζοντας πότε ο χρήστης επιθυμεί να εκτελέσει κίνηση και πότε όχι, επιτυγχάνοντας μακρόχρονη διεπαφή ανθρώπου-ρομπότ, κατάλληλη για καθημερινή, ακόμα και οικιακή χρήση.

Αξίζει να σημειωθεί, πως η δυνατότητα αποκωδικοποίησης της κίνησης μέσω αποκλειστικά των ΗΕΓ σημάτων, υποδηλώνει πως, δυνητικά, άνθρωποι με κινητικές δυσκολίες θα είναι σε θέση να χειρίζονται αντικείμενα με μόνη προϋπόθεση αυτά να βρίσκονται εντός του πεδίου όρασης του χρήστη και του χώρου εργασίας του ρομπότ.





# Bibliography

- [1] R. Ramli, H. Arof, F. Ibrahim, M. Idris, and A. Khairuddin, “Classification of eyelid position and eyeball movement using eeg signals,” *Malaysian Journal of Computer Science*, vol. 28, no. 1, pp. 28–45, 2015.
- [2] A. V. Hill, “The heat of shortening and the dynamic constants of muscle,” *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, vol. 126, no. 843, pp. 136–195, 1938. [Online]. Available: <http://rspb.royalsocietypublishing.org/content/126/843/136>
- [3] P. Artemiadis and K. Kyriakopoulos, “Emg-based control of a robot arm using low-dimensional embeddings,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 26, no. 2, pp. 393–398, 2010.
- [4] M. Liarokapis, P. Artemiadis, K. Kyriakopoulos, and E. Manolakos, “A learning scheme for reach to grasp movements: On emg-based interfaces using task specific motion decoding models,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 17, no. 5, pp. 915–921, 2013.
- [5] M. Ison and P. Artemiadis, “The role of muscle synergies in myoelectric control: Trends and challenges for simultaneous multifunction control,” *Journal of Neural Engineering*, vol. 11, no. 5, 2014.
- [6] F. Zajac, “Muscle and tendon: properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control.” *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 17, no. 4, pp. 359–411, 1989.
- [7] J. Wolpaw, N. Birbaumer, D. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. Vaughan, “Brain-computer interfaces for communication and control,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767–791, 2002.
- [8] S. Sanei and J. Chambers, *EEG Signal Processing*, 2013.

- 
- [9] H. Yuan and B. He, "Brain-computer interfaces using sensorimotor rhythms: Current state and future perspectives," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 61, no. 5, pp. 1425–1435, 2014.
- [10] G. Pfurtscheller and F. Lopes Da Silva, "Event-related eeg/meg synchronization and desynchronization: Basic principles," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 11, pp. 1842–1857, 1999.
- [11] J. Wolpaw and D. McFarland, "Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans," *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, vol. 101, no. 51, pp. 17 849–17 854, 2004.
- [12] A. Doud, J. Lucas, M. Pisansky, and B. He, "Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer interface," *PLoS ONE*, vol. 6, no. 10, 2011.
- [13] P. Ofner and G. Muller-Putz, "Decoding of velocities and positions of 3d arm movement from eeg," 2012, pp. 6406–6409.
- [14] N. Robinson, A. Vinod, and C. Guan, "Hand movement trajectory reconstruction from eeg for brain-computer interface systems," 2013, pp. 3127–3132.
- [15] D. Heger, R. Jakel, F. Putze, M. Losch, and T. Schultz, "Filling a glass of water: Continuously decoding the speed of 3d hand movements from eeg signals," 2012, pp. 4095–4098.
- [16] T. Bradberry, R. Gentili, and J. Contreras-Vidal, "Reconstructing three-dimensional hand movements from noninvasive electroencephalographic signals," *Journal of Neuroscience*, vol. 30, no. 9, pp. 3432–3437, 2010.
- [17] G. Philips, M. Hazrati, J. Daly, and J. Principe, "Addressing low frequency movement artifacts in eeg signal recorded during center-out reaching tasks," *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, vol. 2014, pp. 6497–6500, 2014.
- [18] A. Belkacem, D. Shin, H. Kambara, N. Yoshimura, and Y. Koike, "Online classification algorithm for eye-movement-based communication systems using two temporal eeg sensors," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 16, pp. 40–47, 2015.

- [19] C. Stevenson, T.-P. Jung, and G. Cauwenberghs, “Estimating direction and depth of visual fixation using electrooculography,” vol. 2015-November, 2015, pp. 841–844.
- [20] L. Sciavicco and B. Siciliano, *Modeling and Control of Robot Manipulators*. McGraw-Hill, New York, 1996.
- [21] K. Pearson, “On lines and planes of closest fit to systems of points in space,” *Philosophical Magazine*, vol. 2, pp. 559–572, 1901.
- [22] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1998.
- [23] L. Ljung, Ed., *System Identification (2Nd Ed.): Theory for the User*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1999.
- [24] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification (2Nd Edition)*. Wiley-Interscience, 2000.
- [25] J. Cram and G. Kasman, *Introduction to Surface Electromyography*. MD: Aspen, Gaithersburg 1998.
- [26] S. Sanei and J. Chambers, *Introduction to EEG*. John Wiley and Sons Ltd., 2007.
- [27] D. McFarland, L. McCane, S. David, and J. Wolpaw, “Spatial filter selection for eeg-based communication,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 103, no. 3, pp. 386–394, 1997.
- [28] K. Kiguchi, K. Tamura, and Y. Hayashi, “Estimation of user’s hand motion based on emg and eeg signals,” in *2014 World Automation Congress (WAC)*, Aug 2014, pp. 713–717.
- [29] D. Lalitharatne, Thilina, K. Teramoto, Y. Hayashi, and K. Kiguchi, “Towards hybrid eeg-emg-based control approaches to be used in bio-robotics applications: Current status, challenges and future directions,” *Paladyn, Journal of Behavioral Robotics*, vol. 4, 2013.
- [30] Y. Song, Y. Du, X. Wu, X. Chen, and P. Xie, “A synchronous and multi-domain feature extraction method of eeg and semg in power-assist rehabilitation robot,” 2014, pp. 4940–4945, cited By 0. [Online]. Available: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84929176456&doi=10.1109%2fICRA.2014.6907583&partnerID=40&md5=0178ee461734b5e5980bb410a6237ec9>

- [31] K. Kiguchi, T. Lalitharatne, and Y. Hayashi, “Estimation of forearm supination/pronation motion based on eeg signals to control an artificial arm,” *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems and Manufacturing*, vol. 7, no. 1, pp. 74–81, 2013, cited By 0. [Online]. Available: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84878960506&doi=10.1299%2fjamdsm.7.74&partnerID=40&md5=c2f0bc01b5900207ce0f7775eab0bd2c>
- [32] K. Choi, “Reconstructing for joint angles on the shoulder and elbow from non-invasive electroencephalographic signals through electromyography,” *Frontiers in Neuroscience*, no. 7 OCT, 2013, cited By 5. [Online]. Available: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84888779683&doi=10.3389%2ffnins.2013.00190&partnerID=40&md5=339366184b62444f688e4e926010f4d1>
- [33] R. Leeb, H. Sagha, R. Chavarriaga, and J. Millán, “A hybrid brain-computer interface based on the fusion of electroencephalographic and electromyographic activities,” *Journal of Neural Engineering*, vol. 8, no. 2, 2011.
- [34] E. Rocon, J. Gallego, L. Barrios, A. Victoria, J. Ibáñez, D. Farina, F. Negro, J. Dideriksen, S. Conforto, T. D’Alessio, G. Severini, J. Belda-Lois, L. Popovic, G. Grimaldi, M. Manto, and J. Pons, “Multimodal bci-mediated fes suppression of pathological tremor,” 2010, pp. 3337–3340, cited By 13. [Online]. Available: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-78650822068&doi=10.1109%2fIEMBS.2010.5627914&partnerID=40&md5=c7e7d953399955ea4c968fb4b77d9c75>
- [35] MATLAB, *version 7.10.0 (R2010a)*. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc., 2010.
- [36] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. B. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Y. Ng, “ROS: an open-source robot operating system,” in *ICRA Workshop on Open Source Software*, 2009.
- [37] N. A. Bompos, P. K. Artemiadis, A. S. Oikonomopoulos, and K. J. Kyriakopoulos, “Modeling, full identification and control of the mitsubishi pa-10 robot arm,” in *Advanced intelligent mechatronics, 2007 IEEE/ASME international conference on*. IEEE, 2007, pp. 1–6.