



**ΑΡΙΣΤΟΤΕΛΕΙΟ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ
ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗΣ**

**ΣΧΟΛΗ ΚΑΛΩΝ ΤΕΧΝΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΟΥΣΙΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ**

**“MyoEnsemble:
Διαδραστικό μουσικό σύστημα συναρμογής ανθρώπου – μηχανής,
με τη χρήση συσκευών φορητής ηλεκτρομυογραφίας
και μεθόδων μηχανικής μάθησης”**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ στη
ΜΟΥΣΙΚΗ ΑΚΟΥΣΤΙΚΗ / ΜΟΥΣΙΚΗ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ
του φοιτητή**

ΚΑΛΑΘΑΚΗ ΝΙΚΟΛΑΟΥ

ΑΕΜ: 1731

Επιβλέπων: Δρ. Δημήτριος Αδάμος, Ε.ΔΙ.Π

Θεσσαλονίκη, Ιούνιος 2019

Ευχαριστίες

Πρώτα απ' όλα, θέλω να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα της διπλωματικής εργασίας μου, μέλος Ε.ΔΙ.Π. κ. Δημήτριο Αδάμο, για την πολύτιμη βοήθεια και καθοδήγησή του κατά τη διάρκεια της δουλειάς μου. Επίσης, είμαι ευγνώμων στα υπόλοιπα μέλη της εξεταστικής επιτροπής της διπλωματικής εργασίας μου, κ. Βασίλειο-Αιμίλιο Καμπουρόπουλο, κ. Γεώργιο Παπαδέλη και κ. Κωνσταντίνο Παστιάδη για την προσεκτική ανάγνωση της εργασίας μου και για τις πολύτιμες υποδείξεις τους. Οφείλω, επίσης ευχαριστίες στον κ. Δημήτριο Μαρωνίδα, για την πολύτιμη βοήθειά του στον προγραμματισμό με PureData. Ευχαριστώ τον συνάδελφο και φίλο Ψαρουλάκη Κωνσταντίνο για την πολύτιμη βοήθειά του στον προγραμματισμό με Processing (κεφάλαιο 5). Ευχαριστώ τους φίλους μου Λυδία Καρακατσάνη, Βαγγέλη Θεοδωρίκα και Άγγελο Γκαμώτσο καθώς ήταν οι πρώτοι που δοκίμασαν την εφαρμογή που δημιουργήθηκε στα πλαίσια αυτής της εργασίας.

Πάνω απ' όλα όμως, είμαι ευγνώμων στους γονείς μου, Εμμανουήλ Καλαθάκη και Μαρία Σενετάκη για την ολόψυχη αγάπη και υποστήριξή τους όλα αυτά τα χρόνια.

Νίκος Καλαθάκης

Περιεχόμενα

Περίληψη	5
Abstract	6
1 Εισαγωγή	7
1.1 Η αλληλεπίδρασης μουσικής και η σημασία της	7
1.2 Παρόμοιες έρευνες	8
1.3 Συμβολή στα διαδραστικά μουσικά συστήματα	11
2 Μέθοδοι	13
2.1 Διαδραστικά εργαλεία	13
2.1.1 Myo Mapper:	13
2.1.2 Open Sound Control (OSC):	15
2.1.3 Pure Data:	17
2.1.4 Wekinator	22
2.1.5 Processing:	26
2.2 Φορετές συσκευές ηλεκτρομυογραφίας / wearable EMG sensor:	28
2.3 Ηλεκτρομυογράφημα (EMG) και φορετός ηλεκτρομυογράφος:	31
2.3.1 Ηλεκτρομυογράφημα για τρεις διαφορετικές κινήσεις/πόζες	33
2.4 Αισθητήρας προσανατολισμού	40
2.4.1 Στροφή βραχίονα προς τα έξω	40
2.4.2 Στροφή βραχίονα προς τα μέσα	43
2.5 Μηχανική μάθηση / Machine Learning:	45
2.5.1 Classification:	45
2.5.2 Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης - Support Vector Machines:	52
2.5.3 Regression / Αναδρόμηση:	55
2.5.4 Logistic Regression με Artificial Neural Network:	57
3 Υλοποίηση και αποτελέσματα	61

3.1	Εισαγωγή OSC	61
3.2	Διαδικασίες αποστολής OSC από το Wekinator στο Processing.....	61
3.2.1	Πρώτη έξοδος (output-1) για πιατίι	62
3.2.2	Δεύτερη έξοδος (output-2) για ταμπούρο	62
3.2.3	Τρίτη έξοδος (output-3) για μπότα	63
3.3	Ηλεκτρομυογραφία και διαδραστική μηχανική μάθηση	64
3.3.1	Regression με EMG σε drum machine	64
3.3.1.2	Σφιγμένη Γροθιά.....	66
3.4	Επιλογή Χαρακτηριστικών / Feature selection:	68
3.4.1	Πλαίσια απολήξεων / Boxplots.....	68
3.4.2	Πλαίσια απολήξεων για EMG	69
3.4.3	Πλαίσια απολήξεων για orientation.....	72
3.4.4	Άπληστη προς-τα-πίσω Απαλοιφή (Greedy Backward Elimination)....	73
4	Σχολιασμός	77
5	Τελικός Κώδικας:	79
5.1	Εισαγωγή βιβλιοθηκών	79
5.2	Απαραίτητα μηνύματα για το OSC	79
5.3	Ορισμοί / Αρχικοποιήσεις καθολικών μεταβλητών	79
5.4	OSC στο Wekinator	81
5.5	Εισαγωγή κλάσης για τα κρουστά	81
5.6	Πλαίσιο για το οπτικό στοιχείο	82
5.7	Float τιμές και η χρήση τους	83
5.8	Προαιρετικές συντομεύσεις	85
5.9	Αλλαγή του οπτικού στοιχείου	86
6	Βιβλιογραφία	88

Περίληψη

Η παρούσα εργασία αφορά στην υλοποίηση ενός διαδραστικού μουσικού συστήματος συναρμογής ανθρώπου – μηχανής, το οποίο συνδυάζει τα επιστημονικά πεδία της Νευροεπιστήμης, της επιστήμης των Υπολογιστών, και της Μουσικής. Το σύστημα προσφέρει στο χρήστη διαδραστικό έλεγχο για την παραγωγή μουσικής σε πραγματικό χρόνο μέσω της καταγραφής της μυϊκής δραστηριότητας του με συσκευές φορητής ηλεκτρομυογραφίας (wearable EMG).

Για την βέλτιστη απόδοση του συστήματος, αρχικά, προηγήθηκε εμπειρική μελέτη και επιλογή συγκεκριμένων χαρακτηριστικών (και όχι όλων) από το ηλεκτρομυογράφημα, το οποίο οδήγησε στην απαλοιφή της πλεονάζουσας πληροφορίας. Κατόπιν, σχεδιάστηκαν και υλοποιήθηκαν οι διεπαφές για αποστολή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο από τους φορητούς ηλεκτρομυογράφους σε λογισμικό εφαρμοσμένης μηχανικής μάθησης. Εκεί τα ηλεκτρικά σήματα μετατρέπονται μέσω ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου (artificial neural network) σε σήματα ελέγχου, τα οποία και τελικά ορίζουν σε πραγματικό χρόνο την απόδοση διαδραστικών οπτικοακουστικών εργαλείων.

Ο κύριος στόχος της εργασίας είναι διττός: κατά πρώτον να συνεισφέρει μέσω του σχεδιασμού και της δημιουργίας της πιλοτικής εφαρμογής MyoEnsemble, στην αποτίμηση της ποιότητας του ελέγχου διαδραστικών μουσικών συστημάτων μέσω συσκευών φορητής ηλεκτρομυογραφίας. Ταυτόχρονα, να προτείνει ένα καινοτόμο μέσο αυτοματοποιημένης μουσικής παραγωγής το οποίο δεν απαιτεί προηγούμενη εξειδίκευση του χρήστη και είναι άμεσα χρησιμοποιήσιμο από μουσικούς και μη.

Η εργασία εισάγει τον αναγνώστη σε βασικές αρχές του ηλεκτρομυογραφήματος (EMG), στην καταγραφή και χρήση μηνυμάτων της ηλεκτρομυογραφίας (EMG), στις βασικές αρχές της μηχανικής μάθησης και στη λειτουργία διαδραστικών προγραμματιστικών περιβαλλόντων (Pure Data, Processing). Στη συνέχεια περιγράφει αναλυτικά την υλοποίηση της διαδικασίας μηχανικής μάθησης, την επιλογή χαρακτηριστικών και τέλος παραθέτει τον κώδικα για την λειτουργία όλης της εφαρμογής.

Λέξεις Κλειδιά: Διαδραστικά μουσικά συστήματα, Φορητή Ηλεκτρομυογραφία (EMG), Μηχανική Μάθηση, Open Sound Control (OSC)

“MyoEnsemble: A human-machine interactive musical interface, by means of wearable electromyography devices and machine learning methodologies”

Abstract

The present thesis is about the realization of a human-machine interactive musical interface, which combines the scientific fields of Neuroscience, Informatics and Music. The system offers interactive control to the user over real-time music production processes, by interfacing with wearable electromyography (EMG) devices which record his muscular activity.

In a first step, EMG features were selected following an empirical approach, so as to avoid the encoding of redundant information. Then, open-sound-control (OSC) interfaces were carefully crafted to facilitate the communication of appropriate EMG information to a state-of-the-art applied machine learning engine. Therein, an artificial neural network monitors the electrical bio-signal information and produces control signals by that drive interactive audiovisual tools in real-time.

The objective of the present thesis is twofold: first, through the design and implementation of a pilot application, *MyoEnsemble*, it contributes to assessing the quality of controlling interactive music systems through portable electromyographic devices at the user-experience level. Moreover, it proposes an innovative approach of integrating human-interfacing with interactive music production systems that is directly exploitable by the user and does not require any prior expertise.

The present thesis introduces the reader to wearable electromyography (EMG), to applied machine learning and to operational control of interactive programming environments (Pure Data, Processing). Finally, it describes in detail the feature selection step, the implementation of the machine learning process and enlists the required source code as appropriate.

Keywords: Interactive Music Systems, EMG, Machine Learning, Open Sound Control (OSC)

1 Εισαγωγή

1.1 Η αλληλεπίδρασης μουσικής και η σημασία της

Σε όλη την ιστορία της ανθρωπότητας και σε όλους τους πολιτισμούς υπάρχει μουσική σαν αναπόσπαστο στοιχείο της κουλτούρας τους (Brown, 2004; d'Errico et al., 2003). Έχει παίξει καθοριστικό ρόλο στην ανάπτυξη της ανθρώπινης ομιλίας και είναι από τις πρώτες κοινωνικές δραστηριότητες που ασχολούνται μικρά παιδιά (Honing et al., 2009; Mehr et al., 2016; Hinton & Shallice, 1991). Η μουσική παίζει μια πλούσια ποικιλία ρόλων μέσα σε κοινωνικές δραστηριότητες. Περιλαμβάνεται σε αυτήν μια ευρεία γκάμα γνωστικών, αντιληπτικών, κινητικών και συναισθηματικών ανθρώπινων ικανοτήτων (Vuilleumier & Trost, 2015; Zhang et al., 2017). Ενώ πολλές ανθρώπινες δραστηριότητες βασίζονται σε σχετικά περιορισμένα μέρη του εγκεφαλικού φλοιού, μελέτες έχουν δείξει ότι η εκτέλεση ή η ακρόαση μουσικής δημιουργεί συντονισμένη δραστηριότητα σε όλο τον εγκέφαλο (Salimpoor et al., 2013). Η μουσική εκτέλεση σε πολλά παραδοσιακά αλλά και ψηφιακά μουσικά όργανα απαιτεί ακριβή έλεγχο των κινήσεων των χεριών σε πραγματικό χρόνο. Παράλληλα, η μουσική έχει μια πολύπλοκη πλευρά και έχει διαδραματίσει βασικούς ρόλους στην ανάπτυξη της επιστήμης των μαθηματικών (Πυθαγόρειο μονόχορδο), της ψυχολογίας (μουσικοθεραπεία) (Standley, 2002) και της τεχνολογίας (ηλεκτρονική μουσική, μουσική τεχνολογία) (Angelis et al., 2013; Xenakis, 1992, σ. 1-9).

Οι τεχνολογικές εξελίξεις στη και οι καινοτόμες χρήσεις στις οποίες οι μουσικοί τοποθετούν τεχνολογία επηρεάζουν την πορεία της τεχνολογικής ανάπτυξης με απρόβλεπτα αποτελέσματα τόσο εντός, όσο και πέρα από τη μουσική (Angelis et al., 2013). Οι ηλεκτρονικοί υπολογιστές ειδικότερα, είχαν μια βαθιά επιρροή στις περισσότερες πτυχές της μουσικής (μουσική παραγωγή, εκτέλεση, κ.α.). Στην παρούσα εργασία θα γίνει μια προσπάθεια να ενωθούν τα πεδία της νευροεπιστήμης, της μηχανικής μάθησης και του διαδραστικού προγραμματισμού. Ο στόχος της είναι η δημιουργία ενός διαδραστικού μουσικού συστήματος που θα λειτουργεί σε πραγματικό χρόνο, ενσωματώνοντας:

α) τη λήψη ηλεκτρομυογραφήματος μέσω φορετών (wearable) συσκευών για τον έλεγχο του συστήματος

β) την εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης για τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο.

Για αρχή, θα παρουσιαστούν τα διαδραστικά εργαλεία που χρησιμοποιούνται στην προσπάθεια αυτή όπως οι τρόποι εξαγωγής ηλεκτρομυογραφήματος από συσκευές φορητής ηλεκτρομυογραφίας. Έπειτα, θα παρουσιαστούν οι τρόποι και οι τεχνικές με τις οποίες πραγματοποιείται μηχανική μάθηση και οι τρόποι βελτίωσης ενός μοντέλου εκπαίδευσης. Θα παρουσιαστούν, δηλαδή, τρόποι για να γίνει πιο ακριβές το υπό μελέτη μοντέλο μηχανικής μάθησης. Στο τελευταίο μέρος της εργασίας, θα γίνει μια ανάλυση στα μέρη του κώδικα με τον οποίο λειτουργεί η τελική εφαρμογή.

1.2 Παρόμοιες έρευνες

Εξαιτίας του ότι η μουσική είναι μια ιδιαίτερα απαιτητική διαδικασία για έναν μουσικό, εφόσον απαιτεί την συμμετοχή διαφόρων δεξιοτήτων, η Αλληλεπίδραση Ανθρώπου-Υπολογιστή (Human-Computer Interface (HCI)) περιέχει αρκετές προκλήσεις και δυσκολίες. Παρ' όλ' αυτά, έχουν γίνει αρκετές προσπάθειες από την δεκαετία του '60 (Sutherland, 1964), '70 (Music Machine¹), '80 (Roads & Strawn, 1996, σ. 7-13), στις αρχές του 21^{ου} αιώνα (Hunt et al., 2000). Είναι αξιοσημείωτη επίσης η αναφορά σε κάποιους πρωτοπόρους στον χώρο της Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου- υπολογιστή και της ηλεκτρονικής μουσικής όπως: Don Buchla, Chris Chafe, Tod Machover, Max Mathews, Bob Moog, Jean-Claude Risset, Laetitia Sonami και Michel Waisvisz.

Την τελευταία δεκαετία, αρκετοί επιστήμονες έχουν ενδιαφερθεί για τις δυνατότητες παραγωγής μουσικής με την χρήση μυογράφου^{2,3}.

Αξίζει να γίνει αναφορά και στην δουλειά πολλών ερευνητών οι οποίοι με την χρήση περιβραχιόνιων Myo, δημιουργούν διαδραστικά συστήματα για χορευτές και οπτικά ερεθίσματα⁴, για beatbox και οπτικά ερεθίσματα⁵, για χορευτές και ηχητικά σήματα⁶, κ.α..

¹ Research Council of Canada, 1971 (<https://youtu.be/Bfq0r6pJzP8>)

² <https://www.researchgate.net/project/Myo-Mapper>

³ <https://supersonicfestival.com/event/moog-sound-lab/2015/>

⁴ <https://youtu.be/EuQZSNm6Ut4>

⁵ <https://youtu.be/DRFqCXpvfW0>

⁶ <https://youtu.be/2c1lP4hveGQ>

ΕΙΚΟΝΑ 1. ΧΟΡΕΥΤΕΣ ΚΑΙ ΟΠΤΙΚΑ ΕΡΕΘΙΣΜΑΤΑ



ΕΙΚΟΝΑ 2. ΒΕΑΤΒΟΧ ΚΑΙ ΟΠΤΙΚΑ ΕΡΕΘΙΣΜΑΤΑ



ΕΙΚΟΝΑ 3. ΧΟΡΕΥΤΕΣ ΚΑΙ ΗΧΗΤΙΚΑ ΣΗΜΑΤΑ



Το κύριο παράδειγμα που αποτέλεσε την έμπνευση για την παρούσα εργασία, είναι οι εργασίες του Atau Tanaka (Caramiaux & Tanaka, 2013; Di Donato et al., 2018; Tanaka, 2000), ο οποίος, μεταξύ άλλων, έχει παρουσιάσει ένα διαδραστικό μουσικό σύστημα με δύο περιβραχιόνια Myo (ένα για κάθε χέρι), όπου με δεδομένα EMG παράγει ηλεκτρονικούς ήχους⁷ (pitch, noise). Παρά το σπουδαίο έργο του, δεν χρησιμοποιεί κρουστούς ήχους ή ρυθμικές λούπες στην εκτέλεσή του, κάτι με το οποίο θα ασχοληθεί η παρούσα εργασία. Σε επέκταση αυτών των εργασιών, η παρούσα εργασία θα εστιάσει σε νέα πεδία πειραματισμού και στη χρήση κρουστών ήχων ή/και ρυθμικές «λούπες» (loops). Παράλληλα, ένας από τους κυριότερους μελετητές της χρήσης χειρονομιών είναι ο Balandino Di Donato, ο οποίος έχει δημοσιεύσει πλήθος εργασιών σε συνεργασία με άλλους επιστήμονες, πάνω στη δημιουργία διαδραστικών μουσικών συστημάτων που λειτουργούν με χειρονομίες.

⁷ <https://youtu.be/p8CKjmE7zys>

ΕΙΚΟΝΑ 4. ΑΤΑΥ ΤΑΝΑΚΑ ΖΩΝΤΑΝΗ ΕΚΤΕΛΕΣΗ



Τέλος, αναφορικά με τη χρήση μεθόδων μηχανικής μάθησης στη διαδραστική παραγωγή μουσικής, η κύρια εκπρόσωπος στο χώρο είναι η Rebecca Fiebrink (Fiebrink, 2019, σ. 1-8; 2011, σ. 1-9). Η συμβολή της γίνεται αντιληπτή από την δημιουργία του εργαλείου Wekinator⁸ (η χρήση του οποίου θα αναλυθεί εκτενέστερα στη συνέχεια της εργασίας). Στην παρούσα εργασία θα πραγματοποιηθεί ο συγκερασμός των παραπάνω προσπαθειών (εφαρμοσμένη μηχανική μάθηση και φορετή ηλεκτρομυογραφία) σε ένα κοινό διαδραστικό μουσικό σύστημα.

1.3 Συμβολή στα διαδραστικά μουσικά συστήματα

Σύμφωνα με την Bødker εντοπίζονται τρία κύματα Αλληλεπίδρασης Ανθρώπου-Υπολογιστή (Human-Computer Interfaces (HCI)) (Bødker, 2006; 2015). Το πρώτο κύμα HCI βασίστηκε σε γνωστικά επιστημονικά παραδείγματα για τη μελέτη του ανθρώπινου παράγοντα. Επικεντρώθηκε, δηλαδή, στην ανθρώπινη ύπαρξη ως αντικείμενο που πρέπει να μελετηθεί με επίσημες μεθόδους και συστηματική δοκιμή για να γίνουν αντιληπτά τα μοντέλα αλληλεπίδρασης. Το δεύτερο κύμα HCI, σύμφωνα με τον Liam Bannon μεταφέρθηκε από ανθρώπινους παράγοντες σε ανθρώπινους ρόλους

⁸ <http://www.wekinator.org/>

(Bannon, 1995, σ. 205-214). Αυτό είχε σαν επίκεντρο την εστίαση στις καταστάσεις του χώρου εργασίας, μελετώντας την ομαδική εργασία σε διάφορες κοινότητες πρακτικής (Wenger, 1999, σ. 52). Εάν το πρώτο HCI κύμα είχε κατασκευαστεί με επίκεντρο τους σχεδιαστές ό-που εφευρίσκαν νέες διεπαφές, το δεύτερο κύμα εστιάστηκε στον χρήστη. Στο τρίτο κύμα του HCI, οι χρήσεις επεκτάθηκαν και εξαπλώθηκαν και έξω από τον εργασιακό χώρο ώστε να περιληφθούν σε κοινωνικά και πολιτιστικά πλαίσια.

Η αλγοριθμική σκέψη, συνεπώς, δεν είναι κάτι καινούριο (Rowe, 2004, σ. 3-14). Η χρήση όμως, διαδικασιών που αλλάζουν τη συμπεριφορά της μουσικής εκτέλεσης, ωστόσο, δεν ήταν ποτέ δυνατή πριν από την έλευση των υπολογιστών και των διαδραστικών μουσικών συστημάτων. Τέτοια συστήματα δημιουργούν ένα πεδίο της σύνθεσης μουσικής που ήταν άγνωστο μόλις πριν από λίγες δεκαετίες. Βέβαια, αυτή η μουσική, δεν θα πρέπει να περιγράφεται ως «σε αρχική ηλικία» ή να διέρχεται μια «πειραματική» φάση. Με αυτό τον τρόπο μειώνεται η πραγματικά αισθητική φύση πολλών από αυτά τα έργα που έχουν επιτευχθεί και δίνει στους συνθέτες μια δικαιολογία για την παρουσίαση έργων που εξακολουθούν να ανήκουν στο στούντιο.

Οι μουσικές αξίες που εμφανίζονται σε αλληλεπιδραστικές συνθέσεις είναι τελικά οι ίδιες με αυτές που αποτελούν το κουαρτέτο εγχόρδων. Με τη μεταφορά μουσικής γνώσης σε ένα πρόγραμμα ηλεκτρονικών υπολογιστών και την ευθύνη της σύνθεσης στους εκτελεστές στη σκηνή, ένας συνθέτης διαδραστικών συστημάτων διερευνά τις δημιουργικές δυνατότητες της νέας τεχνολογίας και ταυτόχρονα καθιερώνει ένα συναρπαστικό και γόνιμο πλαίσιο για τη συνεργασία των ανθρώπων και των υπολογιστών.

Έχουν γίνει πολλές προσπάθειες για μελέτες, έρευνες, εργασίες και συνθέσεις ανά τα χρόνια που ανθίζουν τα διαδραστικά μουσικά συστήματα και στην Ελλάδα⁹. Οι περισσότερες επικεντρώνονται στη χρήση αισθητήρων κίνησης, απόστασης, πίεσης, φωτός, κ.α.. Σε αντίθεση με προηγούμενες προσπάθειες, σε αυτή την εργασία θα παρουσιαστεί η δημιουργία ενός καινοτόμου διαδραστικού μουσικού συστήματος για τη σύνθεση μουσικής, του οποίου οι είσοδοι των δεδομένων θα προέρχονται μέσω της διεπαφής με το ανθρώπινο σώμα και τεχνολογίας φορητής ηλεκτρομυογραφίας.

⁹ <http://maronid.webpages.auth.gr/wordpress/>

2 Μέθοδοι

Στο κεφάλαιο των μεθόδων θα παρουσιαστούν τα προγραμματιστικά/διαδραστικά εργαλεία που είναι απαραίτητα για την υλοποίηση της εργασίας. Θα παρουσιαστούν επίσης τα εργαλεία φορετής ηλεκτρομυογραφίας και η λήψη ηλεκτρομυογραφήματος από χειρονομίες. Τέλος θα γίνει επίσης αναφορά και ανάλυση σε βασικές μεθόδους μηχανικής μάθησης και σε αλγορίθμους που θα χρησιμοποιηθούν στη συνέχεια της εργασίας.

2.1 Διαδραστικά εργαλεία

2.1.1 *Myo Mapper:*

Το Myo Mapper είναι μια εφαρμογή ανεξάρτητη πλατφόρμας που αναπτύχθηκε στην γλώσσα προγραμματισμού C++ χρησιμοποιώντας το πλαίσιο JUCE¹⁰ και το Myo SDK^{11,12}. Η αρχιτεκτονική του λογισμικού αποτελείται από πέντε κύρια μέρη:

1. Επικοινωνία με συσκευές Myo armbands
2. Εξαγωγή χαρακτηριστικών
3. Επικοινωνία μέσω πρωτοκόλλου Open Sound Control (OSC)
4. Κοινόχρηστοι χώροι αποθήκευσης ρυθμίσεων εφαρμογής και
5. Ξεχωριστό χώρο για την αποθήκευση δεδομένων αισθητήρα και την εξαγωγή χαρακτηριστικών.

Το Myo SDK επιτρέπει στην εφαρμογή να επικοινωνεί με το περιβραχιόνιο Myo μέσω των δεσμών της βιβλιοθήκης libmyo C¹³. Το σημείο εισόδου στο SDK είναι η εφαρμογή Myo Connect¹⁴ που λειτουργεί ως κεντρικός διαχειριστής της σύνδεσης μεταξύ του υπολογιστή και ενός ή περισσότερων περιβραχιόνιων Myo. Το SDK παρέχει πρόσβαση σε επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο, προσανατολισμό και δεδομένα EMG από τη συσκευή και τον έλεγχο των δονητικών κινητήρων.

¹⁰ <https://juce.com/>

¹¹ SDK = Software Development Kit -> Σύνεργα ανάπτυξης λογισμικού

¹² <https://developerblog.myo.com/>

¹³ <https://github.com/samyk/myo-osc/blob/master/myo.framework/Headers/libmyo.h>

¹⁴ <https://support.getmyo.com/hc/en-us/sections/200934509-Myo-Connect>

Το εργαλείο Myo Mapper περιλαμβάνει διαφορετικούς εξαγωγείς χαρακτηριστικών, που δεν θα χρησιμοποιηθούν για αυτή την εργασία καθώς θα χρησιμοποιηθεί μία άλλη μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών που θα αναλυθεί παρακάτω. Το GUI¹⁵ επιτρέπει επίσης στους χρήστες να ρυθμίζουν την επικοινωνία μέσω του πρωτοκόλλου OSC μεταξύ Myo Mapper και τρίτων εφαρμογών και περιλαμβάνει εργαλεία για να απεικονιστούν τα δεδομένων προσανατολισμού. Αυτές οι ρυθμίσεις παραμέτρων (θύρες OSC, χαρακτηριστικά, βαθμονόμηση και παράμετροι κλιμάκωσης) αποθηκεύονται σε ένα κοινόχρηστο χώρο για να διευκολύνουν την επικοινωνία μεταξύ του GUI και του Myo Mapper περιλαμβάνοντας μια θύρα λήψης OSC, στην οποία ο χρήστης μπορεί να στείλει μηνύματα OSC για έλεγχο της βαθμονόμησης και έχει την δυνατότητα κλιμάκωσης.

ΕΙΚΟΝΑ 5. ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΤΟΥ ΜΥΟ ΜΑΠΠΕΡ



¹⁵ GUI = Graphical User Interface -> Γραφικό Περιβάλλον Χρήστη

2.1.2 *Open Sound Control (OSC)*:

Το Open Sound Control¹⁶ ("OSC") είναι ένα πρωτόκολλο επικοινωνίας που βασίζεται στη σουίτα TCP/IP και επιτρέπει τη διαδραστικότητα μεταξύ των υπολογιστών, των ηχητικών συνθεσάιζερ και άλλων δικτυακών συσκευών πολυμέσων. Το OSC έχει επιτύχει ευρεία χρήση στον τομέα των διεπαφών εγκεφάλου-υπολογιστή (Brain-Computer Interfaces) για τη μουσική έκφραση. Έχει σχεδιαστεί για να υποστηρίζει μια αρχιτεκτονική πελάτη / διακομιστή. Τα δεδομένα OSC μεταδίδονται σε μονάδες δεδομένων που ονομάζονται πακέτα. Οτιδήποτε στέλνει τα πακέτα OSC είναι πελάτης και οτιδήποτε δέχεται τα πακέτα OSC είναι ένας διακομιστής.

Η βασική μονάδα των δεδομένων OSC¹⁶ είναι ένα μήνυμα, το οποίο αποτελείται από ένα πρότυπο διευθύνσεων, μια συμβολοσειρά που καθορίζει την οντότητα ή τις οντότητες εντός του εξυπηρετητή (server) OSC στον οποίο απευθύνεται το μήνυμα (εντός του "Σχεδίου διευθυνσιοδότησης") καθώς και τι είδος μήνυμα είναι.

Για παράδειγμα¹⁶, μπορεί να είναι ένα μοτίβο διεύθυνσης ενός μηνύματος `/voice/3/freq`, όπου ο τύπος συμβολοσειράς του μπορεί να υποδηλώνει ότι υπάρχει ένα και μόνο floating-point σύνδεση και το μήνυμα μπορεί να είναι η τιμή "261.62558".

Το OSC υποστηρίζεται στη γλώσσα και στο περιβάλλον προγραμματισμού PureData (Pd) (Puckette, 1997, σ. 1-3) και έχει τη μορφή τριών αντικειμένων. Τα αντικείμενα `sendOSC` και `dumpOSC` προορίζονται για την αποστολή και λήψη πακέτων OSC και προέρχονται από εντολές της γραμμής εντολών σε λειτουργικά συστήματα 'Unix' (Peek et al., 2002, σ. 1-7). Το αντικείμενο `sendOSC` πρέπει να είναι ρυθμισμένο να γράφει σε μια δεδομένη διεύθυνση IP και μια θύρα UDP (User Datagram Protocol). Στη συνέχεια μεταφράζει τις λίστες Pd για τα κατάλληλα διαμορφωμένα μηνύματα OSC και τα στέλνει. Υπάρχει επίσης υποστήριξη για τη δημιουργία δεσμών, όχι όμως για τον καθορισμό των ετικετών χρόνου των πακέτων. Το αντικείμενο `dumpOSC` δημιουργεί ένα UDP socket, αναλύει τα εισερχόμενα πακέτα OSC σε αυτή τη θύρα, μετατρέπει κάθε μήνυμα OSC σε μια λίστα Pd και εξάγει τους καταλόγους διαδοχικά. Οι

¹⁶ http://opensoundcontrol.org/spec-1_0

ετικέτες χρόνου αγνοούνται. Δεν υπάρχει μηχανισμός για να βοηθηθεί η χρονική εξαστομίκευση των δεσμών. Στην πραγματικότητα, δεν υπάρχει καμία αναπαράσταση της δομής των εισερχόμενων πακέτων OSC στον προγραμματιστή Pd - οι συνεχείς λίστες εξόδου από το dumpOSC μπορεί να είναι από την ίδια δέσμη ή από διαφορετικά εντελώς πακέτα OSC εντελώς. Το αντικείμενο routeOSC προέρχεται και είναι πρακτικά ταυτόσημο με το αντικείμενο διαδρομής Max/MSP OSC-route¹⁷. Υποστηρίζει την ανάλυση των μοτίβων διευθύνσεων με αντιστοίχιση προτύπων.

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασία τα μηνύματα OSC που θα χρειαστούν είναι τα παρακάτω.

OSC tag	/myoID/orientation/scaled	/myoID/emg/scaled
Myo parameter	Yaw Scaled, Pitch Scaled, Roll Scaled	EMG 1 Scaled, EMG 2 Scaled ... EMG 8 Scaled
Value Type	float; float; float	float; float; ... float
Range	0, 1; 0, 1; 0, 1	-1, 1; -1, 1 ... -1, 1

¹⁷ <https://docs.cycling74.com/max7/>

2.1.3 *Pure Data:*

Το Pure Data (Puckette, 1997, σ. 1) (ή Pd) είναι μια οπτική γλώσσα προγραμματισμού που αναπτύχθηκε από τον Miller Puckette κατά τη δεκαετία του 1990 για τη δημιουργία αλληλεπιδραστικής μουσικής μέσω υπολογιστή και έργων πολυμέσων. Επιπλέον, το Pd έχει σχεδιαστεί για να επιτρέπει τη ζωντανή συνεργασία χρησιμοποιώντας τη σουίτα TCP/IP και επιτρέποντας σε μουσικούς που είναι συνδεδεμένοι μέσω τοπικού δικτύου υπολογιστών (Local Area Network (LAN)) ή από απομακρυσμένα μέρη του πλανήτη να δημιουργούν μουσική μαζί σε πραγματικό χρόνο.

Το Pd επίσης, είναι ένα περιβάλλον για γρήγορη πραγματοποίηση εφαρμογών μουσικής σε υπολογιστή, που προορίζονται κυρίως για ζωντανή μουσική εκτέλεση. Παρά ταύτα, το Pd μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για άλλα μέσα, που όμως δεν θα αναλυθούν σε αυτή την εργασία..

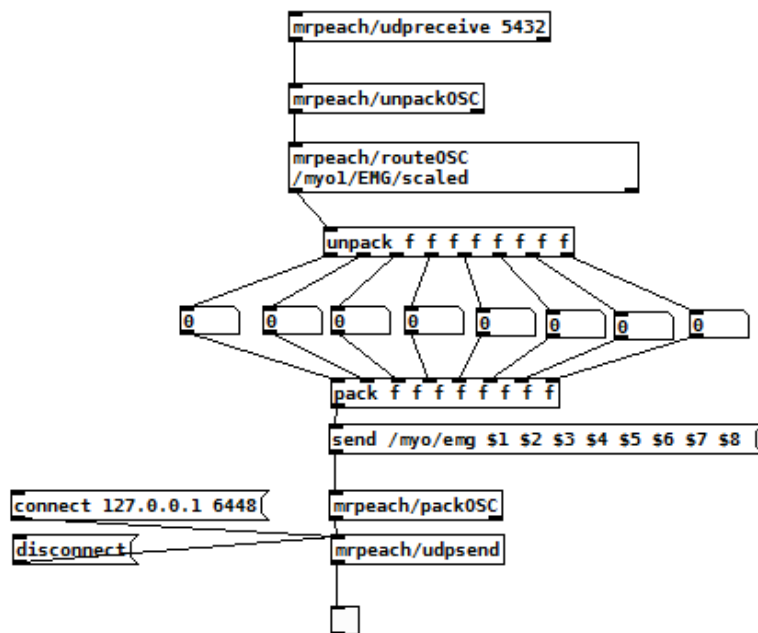
Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας θα χρειαστεί μια επιπλέον βιβλιοθήκη ανεπτυγμένη από τον Martin Peach: η mrpeach¹⁸. Η mrpeach είναι μια επιπρόσθετη βιβλιοθήκη από εντολές μέσω της οποίας μπορεί κανείς να διαχειριστεί μηνύματα OSC χρησιμοποιώντας το Pd.

¹⁸ <https://download.puredata.info/mrpeach>

Στο παρακάτω παράδειγμα βλέπουμε όσες εντολές θα χρειαστεί να γνωρίζουμε για την κατανόηση της εργασίας.

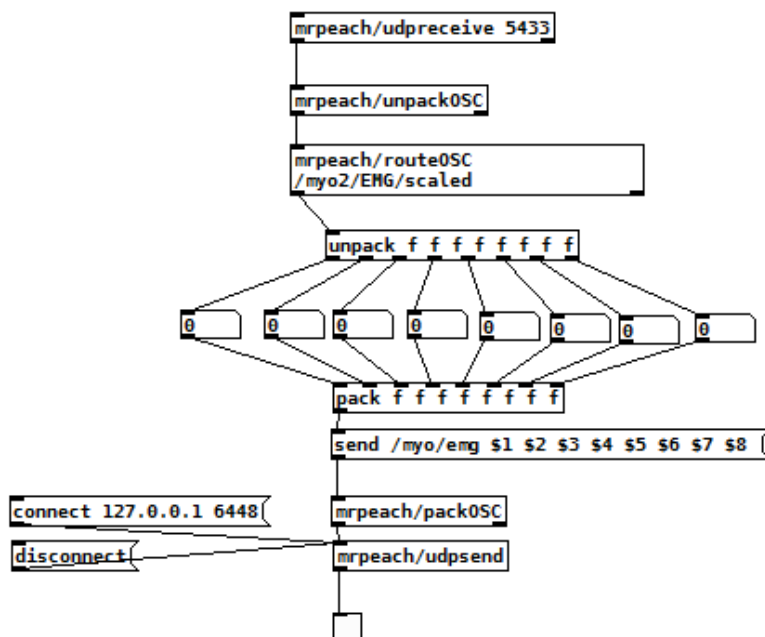
<code>mrpeach/udpreceive 1111</code>	Αυτή η εντολή χρησιμοποιείται για να αρχίσει μια επικοινωνία ανάμεσα στο Pd και στην πόρτα 1111 (ένα-ένα-ένα-ένα)
<code>mrpeach/unpackOSC</code>	Αυτή η εντολή χρησιμοποιείται μετά την προηγούμενη και 'ανοίγει' όλα τα μηνύματα που έρχονται με OSC
<code>mrpeach/routeOSC /mes/elem</code>	Με αυτή την εντολή διαλέγουμε ποιο από τα μηνύματα OSC θα χρησιμοποιήσουμε
<code>unpack f f ...</code>	Αυτή η εντολή ακολουθεί την προηγούμενη και χρησιμοποιείται για να ξεχωρίσουμε τις float τιμές του προηγούμενου μηνύματος
<code>pack f f ...</code>	Με αυτή την εντολή δημιουργούμε ένα πακέτο με όσες float τιμές θέλουμε.
<code>send /message/name \$1 \$2...</code>	Η εντολή αυτή δίνει όνομα στο πακέτο που έχουμε δημιουργήσει πριν και τα \$ δείχνουν πόσες τιμές έχει μέσα αυτό το πακέτο.
<code>mrpeach/packOSC</code>	Αυτή η εντολή μετατρέπει το μήνυμα του Pd σε μήνυμα OSC
<code>mrpeach/udpsend</code>	Με αυτή την εντολή στέλνουμε το μήνυμα OSC σε μια IP και μια πόρτα που επιλέγουμε με την επόμενη εντολή
<code>connect 127.0.0.1 2222</code>	Η τελευταία αυτή εντολή θα ανοίξει μια επικοινωνία στην θύρα 2222 της IP 127.0.0.1

ΕΙΚΟΝΑ 6. EMG DATA ΑΠΟ ΤΟ ΜΥΟ ΜΕ OSC ΣΤΟ PD ΓΙΑ ΤΟ ΠΡΩΤΟ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ

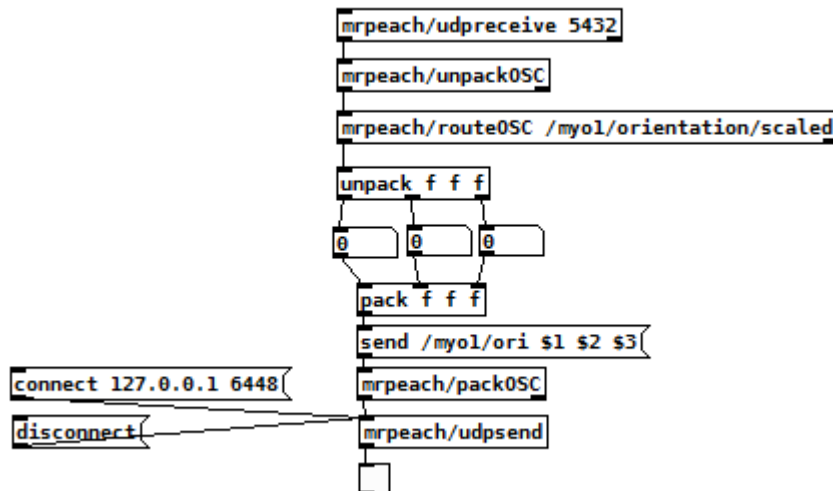


Η παραπάνω εικόνα παρουσιάζει την διαδρομή που ακολουθεί το μήνυμα OSC του αισθητήρα EMG για να εισέρθει και να αποσταλεί μέσα από το Pure Data. Η συγκεκριμένη εικόνα δίδει τα δεδομένα EMG που περιέχει το μήνυμα OSC για το ένα περιβραχιόνιο. Η παρακάτω εικόνα παρουσιάζει την ίδια διαδρομή για το δεύτερο περιβραχιόνιο.

ΕΙΚΟΝΑ 7. EMG DATA ΑΠΟ ΤΟ ΜΥΟ ΜΕ OSC ΣΤΟ PD ΓΙΑ ΤΟ ΔΕΥΤΕΡΟ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ

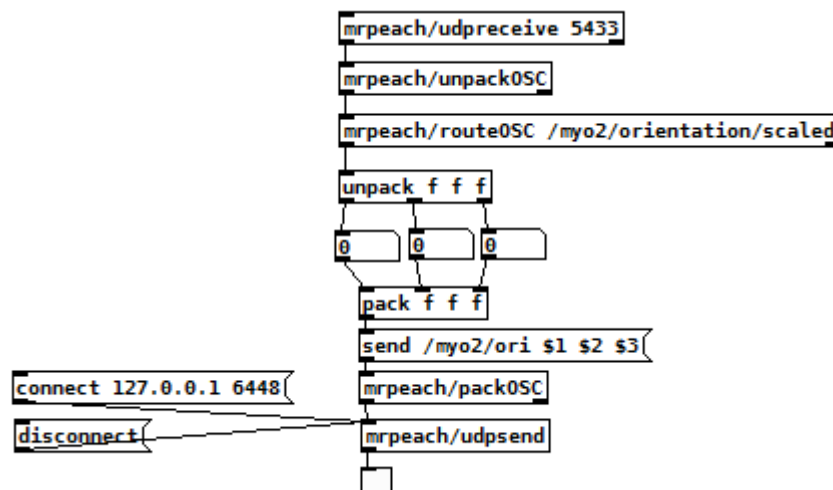


ΕΙΚΟΝΑ 8. ORIENTATION DATA ΑΠΟ ΤΟ ΜΥΟ ΜΕ OSC ΣΤΟ PD ΓΙΑ ΤΟ ΠΡΩΤΟ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ

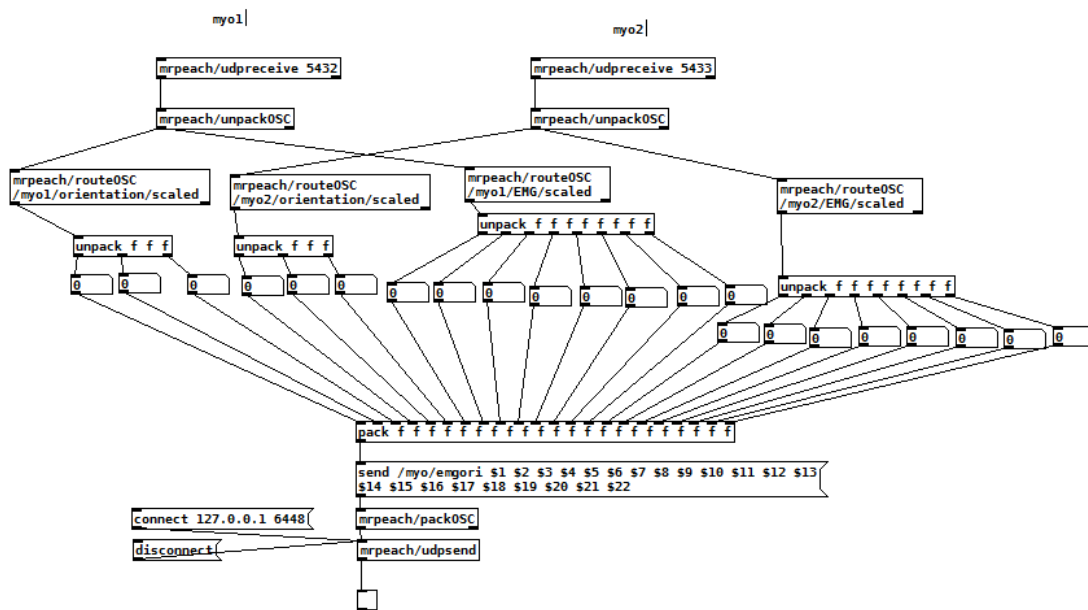


Η παραπάνω εικόνα παρουσιάζει την διαδρομή που ακολουθεί το μήνυμα OSC από το περιβραχιόνιο Myo (βλ. κεφ. 2.3) για να εισέρθει και να αποσταλεί μέσα από το Pure Data. Η συγκεκριμένη εικόνα δίχνει τα δεδομένα του αισθητήρα προσανατολισμού που περιέχει το μήνυμα OSC για το ένα περιβραχιόνιο. Η παρακάτω εικόνα παρουσιάζει την ίδια διαδρομή για το δεύτερο περιβραχιόνιο.

ΕΙΚΟΝΑ 9. ORIENTATION DATA ΑΠΟ ΤΟ ΜΥΟ ΜΕ OSC ΣΤΟ PD ΓΙΑ ΤΟ ΔΕΥΤΕΡΟ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ



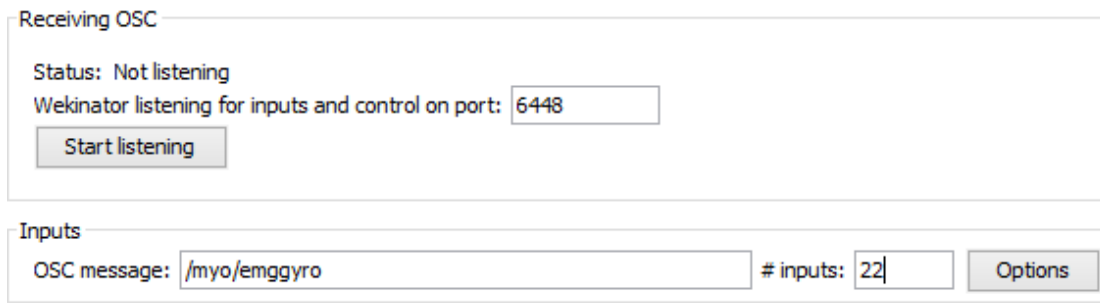
ΕΙΚΟΝΑ 10. MYO & ORIENTATION DATA ΑΠΟ ΔΥΟ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΑ



Τέλος, η παραπάνω εικόνα παρουσιάζει την ένωση όλων των προηγούμενων παραδειγμάτων που παρουσιάστικαν. Δημιουργείται δηλαδή ένα πακέτο μηνύματος OSC με όνομα /myo/emgori το οποίο περιλαμβάνει τα δεδομένα EMG και γυροσκόπιου και από τα δύο περιβραχίονια.

Με αυτό λοιπόν το Pd θα εισέρθουν όλα αυτά τα δεδομένα σε ένα πακέτο OSC στο Wekinator όπως δίχνει η εικόνα παρακάτω. Στο κεφάλαιο του Wekinator, θα εξηγηθούν περαιτέρω οι εισόδοι (#inputs).

ΕΙΚΟΝΑ 11. ΕΙΣΟΔΟΣ EMG ΚΑΙ ORIENTATION DATA ΚΑΙ ΑΠΟ ΤΑ ΔΥΟ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΑ ΣΤΟ WEKINATOR



2.1.4 Wekinator

Το Wekinator είναι ένα ελεύθερα διαθέσιμο¹⁹, λογισμικό ανοιχτού κώδικα που βασίζεται στο πλαίσιο Weka (Hall et al., 2009), και υποστηρίζει διαδραστικό σχεδιασμό και εφαρμογή συστημάτων εποπτείας σε πραγματικό. Είναι προσαρμοσμένο για μουσικές εφαρμογές, συμπεριλαμβανομένης της ακουστικής ανάλυσης σε πραγματικό χρόνο και του χειρονομικού ελέγχου της μουσικής. Τα βασικά χαρακτηριστικά του Wekinator περιλαμβάνουν:

- Τη δημιουργία διαδραστικής σειράς εκπαιδευτικών προγραμμάτων και την επαναληπτική τροποποίηση εκπαιδευτικών σετ στο ίδιο γραφικό περιβάλλον χρήστη (GUI) με την επιλογή χαρακτηριστικών, τη διαμόρφωση και την εκπαίδευση αλγορίθμων μάθησης και την εκτέλεση σε πραγματικό χρόνο.
- Την ενεργητική, ποιοτική αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου μαζί με αντικειμενικές μετρήσεις αξιολόγησης σε πραγματικό χρόνο.
- Την ενσωματωμένη βασική εξαγωγή χαρακτηριστικών ήχου και πλήρη συμβατότητα με οποιοδήποτε εξωτερικό εξάρτημα χαρακτηριστικών πραγματικού χρόνου που εξάγει διανύσματα χαρακτηριστικών μέσω του Open Sound Control.
- Την δυνατότητα σύνδεσης των αποτελεσμάτων ανάλυσης για τον έλεγχο της σύνθεσης, της οπτικοποίησης ή οποιασδήποτε άλλης δυναμικής διαδικασίας σε πραγματικό χρόνο που εκτελείται σε ChucK²⁰, Max/MSP²¹, Processing²² ή σε οποιοδήποτε άλλο περιβάλλον που λαμβάνει τις εξόδους των αλγορίθμων μάθησης μέσω του Open Sound Control.
- Την Υποστηρίξη GUI για τη διαμόρφωση και τη χρήση πολλών τυποποιημένων αλγορίθμων μάθησης (SVMs, AdaBoost.M1, decision trees, k-nearest neighbor).
- Την πλήρη συμβατότητα με τη Weka, επιτρέποντας την εξαγωγή συνόλων δεδομένων του Wekinator (Wekinator datasets) και ταξινομητών σε Weka και επιτρέπει σε οποιονδήποτε ταξινομητή Weka εκπαιδευόμενο αλλού να

¹⁹ <https://code.google.com/archive/p/wekinator/>

²⁰ <https://chuck.cs.princeton.edu/release/>

²¹ <https://cycling74.com/downloads>

²² <https://processing.org/>

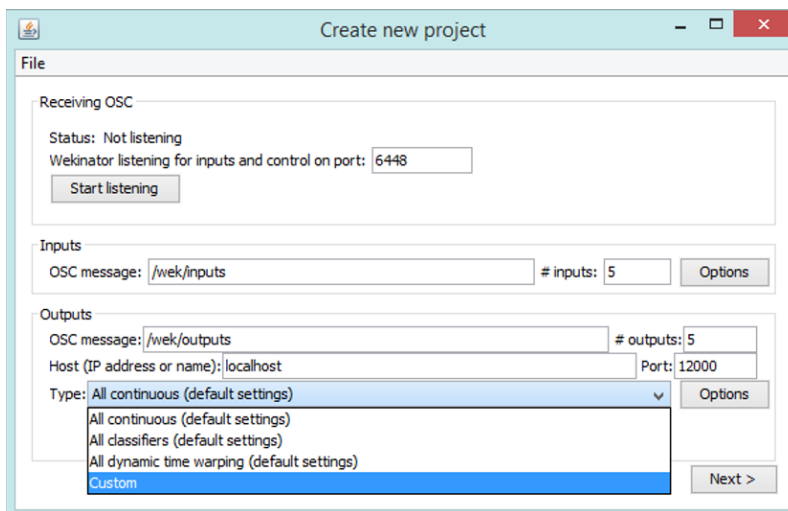
εκτελείται (και ενδεχομένως να επανεκπαιδευτεί) σε πραγματικό χρόνο εντός του Wekinator.

Στην εικόνα 3. παρουσιάζεται το παράθυρο εκκίνησης του Wekinator. Σε αυτό ο χρήστης μπορεί να ορίσει σε ποια πόρτα δικτύου θα λαμβάνει ο Wekinator τα μηνύματα OSC, να ορίσει την διαδρομή (path) για ένα μήνυμα OSC και πόσες τιμές αυτή περιλαμβάνει, σε ποια πόρτα θα στέλνει το Wekinator το καινούργιο μήνυμα OSC και τέλος μπορεί να επιλέξει με ποιόν αλγόριθμο θα γίνεται η μηχανική μάθηση (εικόνες 13,14). Για τις ανάγκες αυτής της εργασίας θα αναλυθούν οι επιλογές:

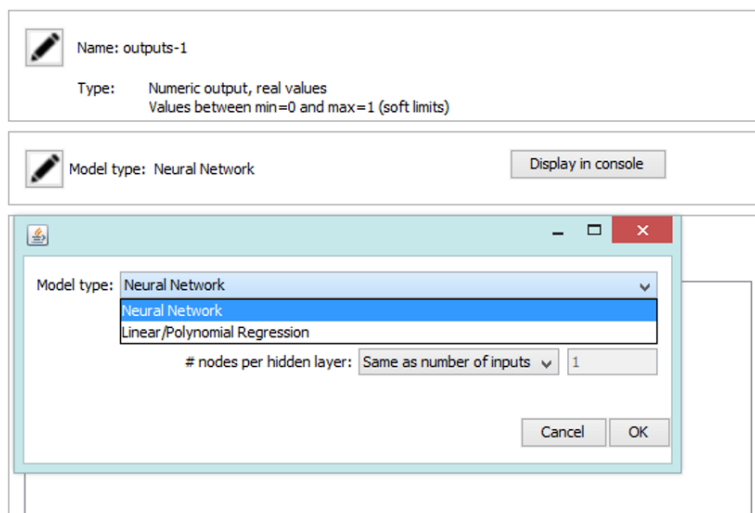
- K-nearest Neighbor
- Decision Tree
- Support Vector Machine
- Neural Networks

Στο υποκεφάλαιο 2.5 περιγράφονται αναλυτικότερα οι παραπάνω αλγόριθμοι, οι αποτελεσματικότητά τους, ο τρόπος με τον οποίον 'εκπαιδεύουν' την διαδικασία μηχανικής μάθησης από μία δοσμένη βάση πληροφοριών, καθώς και κάποια παραδείγματα σε δύο διαστάσεις για την καλύτερη κατανόηση του αναγνώστη.

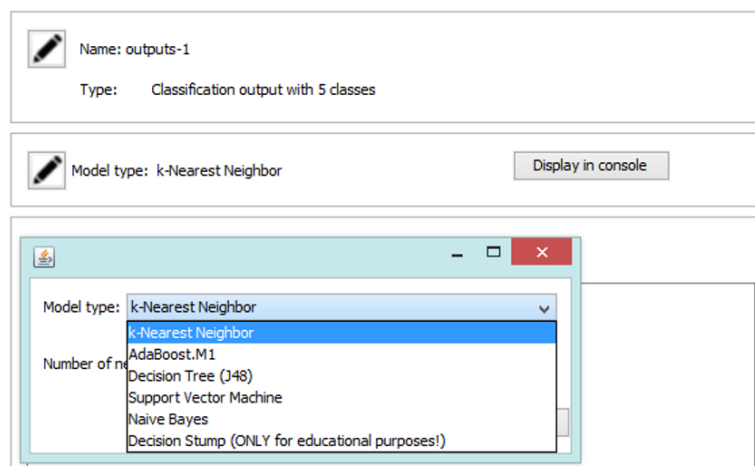
ΕΙΚΟΝΑ 12. ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΕΚΚΙΝΗΣΗΣ ΤΟΥ WEKINATOR



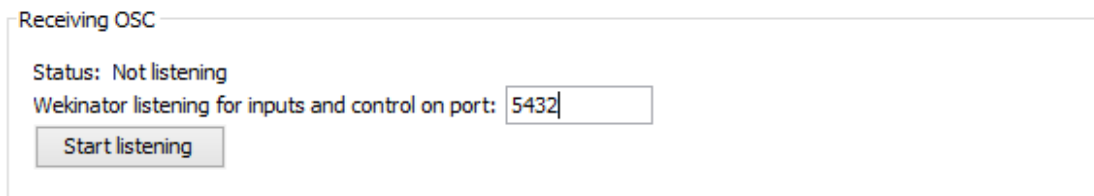
ΕΙΚΟΝΑ 13. ΕΠΙΛΟΓΕΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΓΙΑ REGRESSION



ΕΙΚΟΝΑ 14. ΕΠΙΛΟΓΕΣ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΓΙΑ CLASSIFICATION



Η διαδικασία που ακολουθείται για τις ανάγκες αυτής της εργασίας είναι η παρακάτω:



Receiving OSC

Status: Not listening

Wekinator listening for inputs and control on port:

Χρειάζεται να οριστεί η πόρτα 5432 σαν πόρτα που θα ‘ακούει’ το Wekinator τα μηνύματα OSC που στέλνει το Myo Mapper από το ένα περιβραχιόνιο. Για το δεύτερο θα χρειαστεί διαφορετική πόρτα αν δεν γίνει χρήση του Pure Data που θα ακολουθήσει παρακάτω.



Inputs

OSC message: # inputs:

Έπειτα να οριστεί ποιο μήνυμα OSC θα εισέρθει για την λειτουργία της μηχανικής μάθησης, καθώς και από πόσες τιμές αποτελείται αυτό το μήνυμα. Στην παραπάνω εικόνα βλέπουμε το μήνυμα του ηλεκτρομυογραφήματος, το οποίο αποτελείται από οκτώ float τιμές. Για το μήνυμα του γυροσκοπίου θα πρέπει το path να είναι /myo1/gyro/scaled και οι εισερχόμενες τιμές να είναι τρεις float. Αντίστοιχα για το δεύτερο περιβραχιόνιο /myo2/EMG/scaled και /myo2/gyro/scaled.

Τα outputs του Wekinator θα παραμείνουν στις αρχικές (default) ρυθμίσεις.

2.1.5 Processing:

Το Processing είναι μια γλώσσα προγραμματισμού ανοικτού κώδικα ²³ και παράλληλα προγραμματιστικό περιβάλλον για ανθρώπους που θέλουν να προγραμματίσουν εικόνες, κινούμενα σχέδια και ήχο. Ξεκίνησε ως εκπαιδευτικό εργαλείο και πολύ σύντομα εξελίχθηκε σε επαγγελματικό προγραμματιστικό περιβάλλον. Δημιουργήθηκε το 2001 από δύο απόφοιτους του πανεπιστημίου MIT Media Lab, τον Benjamin Fry και τον Casey Reas, οι οποίοι ξεκίνησαν την ανάπτυξη της γλώσσας Processing πάνω σε Java (Reas & Fry, 2007, σ.1-8).

Παρόλο που η γλώσσα αναπτύχθηκε στη Java, το συντακτικό της είναι απλουστευμένο και το προγραμματιστικό της μοντέλο βασίζεται στα γραφικά. Απώτερος σκοπός των δύο δημιουργών είναι η εκμάθηση προγραμματισμού από αρχάριους χρήστες μέσω ενός οπτικού πλαισίου καθώς και η παροχή ενός επαγγελματικού εργαλείου παραγωγής εφαρμογών πολυμέσων. Διαθέτει τη δυνατότητα ενσωμάτωσης κώδικα OpenGL²⁴ για την επιτάχυνση της απόδοσης τρισδιάστατων γραφικών. Είναι συμβατή με τα λειτουργικά συστήματα GNU/Linux, MacOS X, και Windows. Έχει εμπλουτιστεί με περισσότερες από 100 βιβλιοθήκες.

Το Processing περιλαμβάνει ένα sketchbook: μια απλουστευμένη εναλλακτική λύση σε ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (integrated development environment (IDE)) για την οργάνωση έργων (Greenberg, 2007, σ. 4-14).

Κάθε σκίτσο επεξεργασίας είναι στην πραγματικότητα μια υποκατηγορία της κλάσης Java PApplet (πρώην υποκλάση του ενσωματωμένου Applet της Java²⁵) που υλοποιεί τα περισσότερα από τα χαρακτηριστικά της γλώσσας επεξεργασίας.

Κατά τον προγραμματισμό στο Processing, όλες οι πρόσθετες κλάσεις που ορίζονται θα αντιμετωπίζονται ως εσωτερικές τάξεις όταν ο κώδικας μεταφράζεται σε καθαρή Java πριν από τη σύνταξη. Αυτό σημαίνει ότι η χρήση στατικών μεταβλητών και μεθόδων στις τάξεις απαγορεύεται εκτός εάν η επεξεργασία αναφέρεται σαφώς σε κώδικα σε καθαρή λειτουργία Java.

²³ <https://processing.org/>

²⁴ <https://www.opengl.org/>

²⁵ https://www.tutorialspoint.com/java/java_applet_basics.htm

Η επεξεργασία επιτρέπει επίσης στους χρήστες να δημιουργούν τις δικές τους κλάσεις μέσα στο σκίτσο PApplet. Αυτό επιτρέπει σύνθετους τύπους δεδομένων που μπορεί να περιλαμβάνουν οποιοδήποτε αριθμό επιχειρημάτων και αποφεύγει τους περιορισμούς αποκλειστικά με τη χρήση τυπικών τύπων δεδομένων όπως: int (integer), char (χαρακτήρα), float (πραγματικός αριθμός) και χρώμα (RGB, RGBA, hex).

Στο κεφάλαιο 5 θα παρουσιαστεί εκτενέστερα όλος ο κώδικας που χρειάστηκε για αυτή την εργασία και για το τελικό επιθυμητό αποτέλεσμα.

2.2 Φορετές συσκευές ηλεκτρομυογραφίας / wearable EMG sensor:

Τις τελευταίες τρεις δεκαετίες, η τεχνολογία ανίχνευσης μυών έχει χρησιμοποιηθεί ως μέσο μουσικής εκτέλεσης. Πρόσφατα, έχει χρησιμοποιηθεί για τον χειρισμό της φωνής (Jessor, 2009), για την ανάπτυξη νέων ιδεών πάνω στις αλληλεπιδράσεις με πολυτροπική έκφραση (Caramiaux et al., 2015), για τη χαρτογράφηση (mapping) των μικρό-αλληλεπιδράσεων σε ηχητικές παραμέτρους, για να επιτρέπουν σε χορευτές να εκτελούν μουσική (Jaimovich & Morand, 2019) και τέλος, για την εξερεύνηση της φυσιολογίας των ακουστικών ερεθισμάτων στην πράξη (Kara & Özel, 2007).

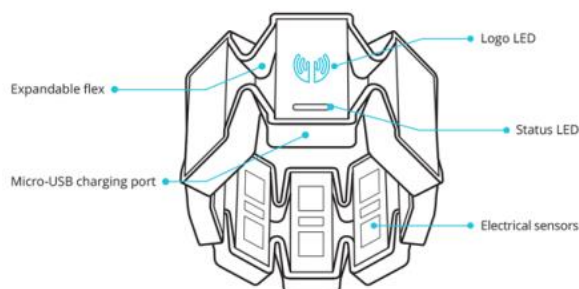
Μια σημαντική πτυχή κατά το σχεδιασμό ενός φορετού αισθητήρα EMG είναι η πρακτική της τυποποιημένης τοποθέτησης ηλεκτροδίου ή τοποθέτησης αισθητήρα, επειδή το σήμα EMG στηρίζεται σε μεγάλο βαθμό από το πού αποκτάται από την επιφάνεια του δέρματος. Έτσι, τα σήματα EMG (Milosevic et al., 2017) που συλλέγονται από την λανθασμένη τοποθέτηση του ηλεκτροδίου γύρω από τον ίδιο μυ θα οδηγούσαν σε διαφορετικά αποτελέσματα, καθιστώντας την ανάλυση μη-συνεπή. Σε αντίθεση με το σύστημα 10/20 για το EEG, δεν έχει αναπτυχθεί ένα πρότυπο πρωτόκολλο χαρτογράφησης για τους αισθητήρες EMG και αυτό δημιουργεί ένα μεγάλο χάσμα για τους ερευνητές. Σήμερα, υπάρχουν πολλοί διαφορετικά διαμορφωμένοι αισθητήρες που πωλούνται με διαφορετικούς τύπους ηλεκτροδίων. Έρευνες δείχνουν ότι οι επιδόσεις sEMG των IBMT και Orbital Research ²⁶ στα ξηρά ηλεκτρόδια είναι συγκρίσιμη με τα πρότυπα υγρού ηλεκτροδίου Ag / Cl, δημιουργώντας έτσι μια δημοφιλή επιλογή για την σχεδίαση φορετού ηλεκτρομυογράφου. Υπάρχουν αρκετές ερευνητικές ομάδες που εξετάζουν την παροχή συστάσεων σχετικά με το σχεδιασμό αισθητήρων sEMG, οι οποίες θα πρέπει να ληφθούν υπόψη όταν σχεδιάζονται τεχνολογίες φορετού αισθητήρα EMG. Οι φορετές συσκευές EMG πρέπει να σχεδιάζονται με επίκεντρο την τοποθέτηση αισθητήρων ώστε να εξασφαλίζεται ότι τα λαμβανόμενα σήματα είναι ακριβή και αντιπροσωπευτικά του εξεταζόμενου μυός. Για παράδειγμα, ο ελεγκτής Thalmic Labs MYO™ ²⁷ (ο οποίος χρησιμοποιήθηκε για την υλοποίηση αυτής της εργασίας), δίνει εντολή στο χρήστη μέσω εγχειριδίων και εκπαιδευτικών βίντεο, για να σύρει τη συσκευή στο ευρύτερο τμήμα του αντιβραχίου, με το λογότυπο της μάρκας στραμμένο προς τα επάνω, για σωστή απόκτηση του σήματος κατά τη διάρκεια της μυϊκής

²⁶ https://orbitalresearch.com/PDFs/Orbital_Dry_Electrode_Spec_Sheet.pdf

²⁷ <https://support.getmyo.com>

δραστηριότητας. Στους περισσότερους φορετούς αισθητήρες EMG που διατίθενται στην αγορά, εκτός από τα ηλεκτρόδια για μυογράφημα, οι συσκευές περιλαμβάνουν επιπλέον αισθητήρες για την παραγωγή σημάτων κίνησης, όπως επιταχυνσιόμετρα τριών αξόνων, γωνιόμετρα και μαγνητόμετρα.

ΕΙΚΟΝΑ 15. ΜΥΟ ARMBAND²⁸



ΕΙΚΟΝΑ 16. ΤΑ ΟΚΤΩ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΑ ΤΟΥ ΜΥΟ ARMBAND



Τα δεδομένα EMG του Myo ρέουν με ρυθμό δειγματοληψίας 200Hz και τα δεδομένα IMU (Inertial Measurement Units = Αδρανειακές Μονάδες Μέτρησης) 50Hz. Τα δεδομένα EMG επιστρέφουν ένα σήμα με αδιάστατες τιμές τύπου uint_8 (πακέτο από οκτώ bits) για κάθε αισθητήρα που αντιπροσωπεύει ενεργητικότητα/ενεργοποίηση, και δεν μεταφράζεται σε volt (V) ή millivolt (mV).²⁹

²⁸ <https://micheleabolaffio.wordpress.com/works/synaesthesia/how-to-use-two-myo-gesture-armbands-and-get-emg-data-over-osc/>

²⁹ <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202536726>

Αν και η άμεση μέτρηση της ηλεκτρικής δραστηριότητας από τους μυς επιτρέπεται μέσω εισαγόμενων ηλεκτροδίων, οι περισσότερες μελέτες στην αναγνώριση προτύπων έχουν επικεντρωθεί στην επιφανειακή μέτρηση EMG (Kamavuako et al., 2013; 2014), όπως αναφαίρετε καθ' όλη αυτή την εργασία. Το περιβραχιόνιο Myo (MYB) είναι μια ασύρματη φορητή συσκευή που αναπτύχθηκε από την Thalmic Labs, ικανή να καταγράφει ηλεκτρομυογράφημα (EMG) μέσω οκτώ επιφανειακών ηλεκτροδίων ανοξείδωτου χάλυβα (σε συνδυασμό με έναν αισθητήρα ενδιάμεσης μέτρησης (inertial measurement unit (IMU)) εννέα αξόνων και απτική ανάδραση και επικοινωνία με Bluetooth³⁰. Αυτά τα χαρακτηριστικά σε συνδυασμό με ένα συμπαγές σχέδιο, που προσαρμόζεται εύκολα στον βραχίονα, διατηρώντας την απόσταση μεταξύ των ηλεκτροδίων του, οδηγεί σε ένα πιο φιλικό προς το χρήστη σύστημα. Παρ' όλ' αυτά, το κύριο μειονέκτημα του Myo είναι η περιορισμένη συχνότητα δειγματοληψίας 200Hz, κάτι που όμως για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας δεν μπορεί να θεωρηθεί κύριο μειονέκτημα.

Αρχικά σχεδιασμένο για ψυχαγωγικούς σκοπούς, το Myo γίνεται όλο και πιο δημοφιλές στη βιοϊατρική επιστημονική κοινότητα, εφαρμόζεται σε τομείς όπως η ιατρική απεικόνιση³¹ ή η προσθετική για σκοπούς αποκατάστασης³². Παρ' όλα αυτά, πρόκειται για προκαταρκτικές μελέτες που δεν αξιολογούν τις πραγματικές δυνατότητες του Myo στην αναγνώριση προτύπων και την επίδραση του μικρού εύρους ζώνης του.

Οι περισσότερες μελέτες στην αναγνώριση προτύπων έχουν χρησιμοποιήσει υψηλότερες συχνότητες δειγματοληψίας από 200 Hz για να συλλάβουν ολόκληρο το φάσμα σήματος EMG και να μπορούν να τροφοδοτούν με περισσότερες πληροφορίες στο ταξινομητή (classifier). Σε σχετική μελέτη (Li et al., 2011) παρουσιάζεται η επίδραση του εύρους ζώνης στην ακρίβεια ταξινόμησης, ελέγχοντας αρκετές συχνότητες αποκοπής για το φίλτρο υψηλής συχνότητας και συχνότητες δειγματοληψίας κυμαινόμενες από 1kHz έως 100Hz, με μειώσεις των 20Hz. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η απόδοση ταξινόμησης που χρησιμοποιεί μόνο τέσσερα χαρακτηριστικά γνωρίσματα

³⁰ <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202532376-How-does-the-Myo-armband-work->

³¹ <https://developerblog.myo.com/using-myo-during-surgery-with-adora-assistant/>

³² <https://www.jhuapl.edu/PressRelease/160112>

του χρόνου, μειώνεται ελαφρώς καθώς μειώνεται η συχνότητα δειγματοληψίας, μέχρι 400Hz όπου μειώνεται δραστικά.

2.3 Ηλεκτρομυογράφημα (EMG) και φορετός ηλεκτρομυογράφος:

Το ηλεκτρομυογράφημα (EMG) αφορά την καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας των μυών. Το EMG είναι μια δυναμική διαδικασία (Michell, 2013, σ. 1-13), που μπορεί να εκτιμηθεί καλύτερα σε πραγματικό χρόνο, ενώ ταυτόχρονα αισθάνεται τη δύναμη που παράγεται από τον εξεταζόμενο μυ. Το σήμα EMG αποκτάται από την επιφάνεια του δέρματος γύρω από τους μυς και τις αρθρωτές περιοχές (Riillo et al., 2014). Αποτελεί την άθροιση της ηλεκτρικής δραστηριότητας όλων των δυναμικών δράσης μυϊκής ίνας - muscle-fiber motor unit action potentials (MUAPs) - που προκαλείται ως αποτέλεσμα της κινητικής δραστηριότητας (Konrad, 2005, σ. 30-35). Τα MUAPs είναι το αποτέλεσμα των νευρικών ώσεων που αποστέλλονται από το νευρικό σύστημα στους μυς για να εκτελέσουν τη συστολή, οι οποίοι διαδίδονται μέσω των κυτταρικών μεμβρανών και οδηγούν σε μια μεταβολή του ηλεκτρικού δυναμικού των νευρώνων. Συνήθως το σήμα EMG έχει εύρος πλάτους 0-10 mV³³ (κορυφή-με-κορυφή) (Reaz et al., 2006) και η χρησιμοποιούμενη ενέργεια του σήματος περιορίζεται σε εύρος ζώνης 0-500 Hz, με το κυρίαρχο να είναι μεταξύ 50 και 150 Hz (Kerber et al., 1997).

Σε κλινικό περιβάλλον, τα σήματα EMG αναλύονται συνήθως για την ανίχνευση νευρομυϊκών διαταραχών όπως η νόσος του Parkinson, το σύνδρομο Restless-Leg, οι επιληπτικές κρίσεις και το σύνδρομο καρπιαίου σωλήνα καθώς και των αρθρικών καταστάσεων. Η συμβατική μέθοδος απόκτησης σημάτων EMG είναι είτε η χρήση ηλεκτρομυογραφίας βελόνας όπως αναφέρουμε παρακάτω (nEMG), η οποία είναι επεμβατική, είτε χρησιμοποιεί μη επεμβατική προσέγγιση της καταγραφής σήματος επιφάνειας με τη χρήση υγρών ηλεκτροδίων (Scheme & Englehart, 2011), επίσης γνωστών ως επιφανειακών EMG (surface EMG ή sEMG).

Οι φορητές συσκευές που κυκλοφορούν σήμερα στην αγορά χρησιμοποιούν συνήθως την απόκτηση του σήματος EMG με τον επιφανειακό τρόπο (sEMG) χρησιμοποιώντας τεχνική ξηρού ηλεκτροδίου, τοποθετώντας τους αισθητήρες στην

³³ mV / ένα χιλιοστό του V (volt) = μονάδα μέτρησης της ηλεκτρικής τάσης

επιφάνεια του δέρματος πάνω από το μυ (Konrad, 2005, σ. 30-35; Reaz et al., 2006). Για να αποσυντεθεί το σήμα EMG βασισμένο σε δυναμικά δράσης της μεμονωμένης κινητήριας μονάδας είναι ένα ασήμαντο πρόβλημα και συνήθως περιλαμβάνει τη διαδικασία της διόρθωσης, όπου το ακατέργαστο σήμα μεταφράζεται σε ένα μοναδικό κύμα πολικότητας, έτσι ώστε το ακατέργαστο σήμα να μην έχει μέσο όρο στο μηδέν. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι τα σήματα EMG περιέχουν τόσο θετικά όσο και αρνητικά στοιχεία, και προκειμένου να εξοικονομηθεί η ενέργεια όλων των συστατικών και να εφαρμοστεί αποτελεσματικά η ανάλυση Fourier, πρέπει να διορθωθεί (Athavale & Krishnan, 2017).

Όπως αναφέρθηκε ήδη, για την μέτρηση της δραστηριότητας των μυών στα άκρα, το EMG (Tao et al., 2012) εκτελεί μια έμμεση μέτρηση χρησιμοποιώντας ηλεκτρόδια επιφάνειας. Αυτά τα ηλεκτρόδια είναι ένα είδος αισθητήρα για το ηλεκτρομυογράφημα (EMG) και μπορούν να ανιχνεύσουν την τιμή της τάσης για να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τον χρόνο και την ένταση της συστολής των μυών, τα οποία έχουν διατεθεί στο εμπόριο σε συνδυασμό με κάποια ασύρματη τεχνολογία.

Γενικά, τα επιφανειακά ηλεκτρόδια χρησιμοποιούνται όταν απαιτούνται μόνο γενικές πληροφορίες σχετικά με τη μυϊκή δραστηριότητα, ενώ τα ηλεκτρόδια συρμάτων πρέπει να εισάγονται στον καθορισμένο μυ χρησιμοποιώντας μια υποδερμική βελόνα για τη μέτρηση συγκεκριμένων πληροφοριών για έναν συγκεκριμένο μυ. Στην παρούσα εργασία θα γίνει αναφορά μόνο για την πρώτη περίπτωση - δηλαδή τα επιφανειακά. Ως αποτέλεσμα, οι αισθητήρες EMG μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να πραγματοποιήσουν μια εκτίμηση της μυϊκής δραστηριότητας τον άνω άκρων και να την προβάλλουν σε ένα γράφημα όπως το παρακάτω.

Στις επόμενες εικόνες θα παρουσιαστούν τα γραφήματα EMG για τις κινήσεις/πόζες που θα αναλυθούν σε αυτή την εργασία. Όπως αναφέρεται και στο κεφάλαιο 2.2, τα δεδομένα EMG του Myo ρέουν με ρυθμό δειγματοληψίας 200Hz και τα δεδομένα IMU (Inertial Measurement Units = Αδρανειακές Μονάδες Μέτρησης) 50Hz. Τα δεδομένα EMG επιστρέφουν ένα σήμα με αδιάστατες τιμές (Olesen, 1995) τύπου `uint_8` (πακέτο από οκτώ bits) για κάθε αισθητήρα που αντιπροσωπεύει ενεργητικότητα/ενεργοποίηση.³⁴ Αυτές οι τιμές χρησιμεύουν για τη σύγκριση πολλαπλών μετρήσεων που εκτελούνται σε παρόμοιο περιβάλλον, καθώς ο λόγος μεταξύ της μέτρησης

³⁴ <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202536726>

και της αναφοράς είναι μια σταθερή και αδιάστατη ποσότητα ανεξάρτητα από τις πραγματικές μονάδες που χρησιμοποιούνται.

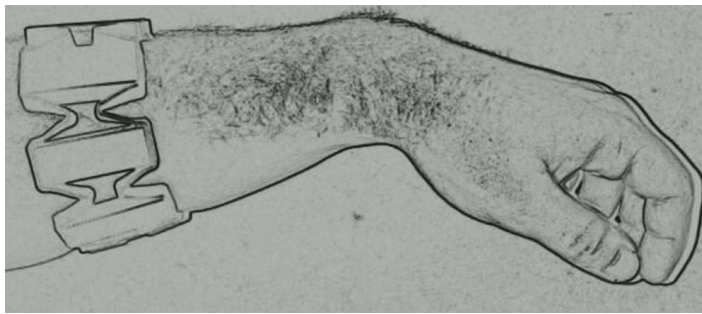
Επίσης, για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας, οι τιμές που θα χρησιμοποιηθούν για το EMG και για το Orientation, είναι κλιμακωμένες (scaled). Η κλιμακοποίηση χαρακτηριστικών (feature scaling) είναι μια μέθοδος που χρησιμοποιείται για την ομαλοποίηση του εύρους ανεξάρτητων μεταβλητών ή χαρακτηριστικών δεδομένων. Στην επεξεργασία δεδομένων, είναι επίσης γνωστή ως κανονικοποίηση δεδομένων και γενικά εκτελείται κατά τη διάρκεια του σταδίου προεπεξεργασίας δεδομένων. Δεδομένου ότι το εύρος τιμών των ακατέργαστων δεδομένων (raw data) ποικίλει, σε ορισμένους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, οι συναρτήσεις δεν θα λειτουργήσουν σωστά χωρίς κανονικοποίηση. Για παράδειγμα, η πλειοψηφία των ταξινομητών (classifiers) υπολογίζουν την απόσταση μεταξύ δύο σημείων με την Ευκλείδεια απόσταση. Εάν ένα από τα χαρακτηριστικά έχει ένα ευρύ φάσμα τιμών, η απόσταση θα διέπετε γύρω από αυτό το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό. Επομένως, το εύρος όλων των χαρακτηριστικών πρέπει να κανονικοποιηθεί έτσι ώστε να συμβάλλουν περίπου αναλογικά στην τελική απόσταση.

2.3.1 Ηλεκτρομυογράφημα για τρεις διαφορετικές κινήσεις/πόζες

Στο παρακάτω παράδειγμα φαίνονται τα οχτώ γραφήματα EMG ενός ακίνητου χεριού. Όπως θα παρουσιαστούν στα παραδείγματα για όλες τις κινήσεις που θα εξεταστούν, η εικόνα που απεικονίζει το μυογράφημα, παρουσιάζει τις ετικέτες pod0-pod7 οι οποίες αντιστοιχούν στα οκτώ ηλεκτρόδια του μυογράφου. Ο άξονας x αντιστοιχεί σε συχνότητα δειγματοληψίας 200Hz και ο άξονας y (-100 έως 100 – AUs).

Παρόλο που φαίνεται να μην υπάρχει μεγάλη δραστηριότητα στους μύες, όπως μπορούμε να δούμε στον πίνακα παρακάτω οι τιμές που παίρνουν τα ηλεκτρόδια είναι κοντά στο 0.49 (το οποίο δεν είναι V ή mV αλλά float τιμή από -1 έως 1). Στην άκρος αριστερή στήλη του πίνακα αναγράφονται οι ημερομηνία, ώρα, λεπτά, δευτερόλεπτα και εκατοστά του δευτερολέπτου και οι υπόλοιπες οκτώ στήλες αντιστοιχούν σε μια τιμή για κάθε ένα ηλεκτρόδιο επιφάνειας.

ΕΙΚΟΝΑ 17. ΑΚΙΝΗΤΟ ΧΕΡΙ ΜΕ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ ΜΥΟ



ΕΙΚΟΝΑ 18. ΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑ ΓΙΑ ΑΚΙΝΗΤΟ ΧΕΡΙ (RESTING POSE)³⁵ Ο ΑΞΟΝΑΣ Χ ΕΚΦΡΑΖΕΙ ΤΟ ΧΡΟΝΟ ΚΑΙ ΑΦΟΡΑ ΣΤΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΟΛΗΨΙΑΣ ΤΩΝ 200ΗΖ ΕΝΩ Ο ΑΞΟΝΑΣ Υ ΕΚΦΡΑΖΕΤΑΙ ΣΕ ΑΥΘΑΙΡΕΤΕΣ ΜΟΝΑΔΕΣ (ARBITRARY UNITS)



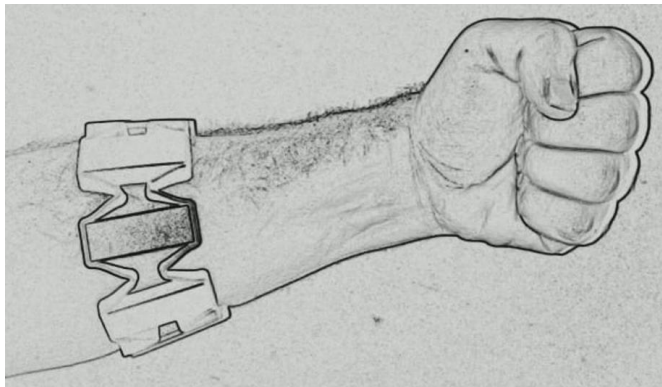
³⁵ <http://diagnostics.myo.com>

ΠΙΝΑΚΑΣ 1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ FLOAT ΤΙΜΩΝ ΟΚΤΩ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΓΙΑ ΑΚΙΝΗΤΟ ΧΕΡΙ

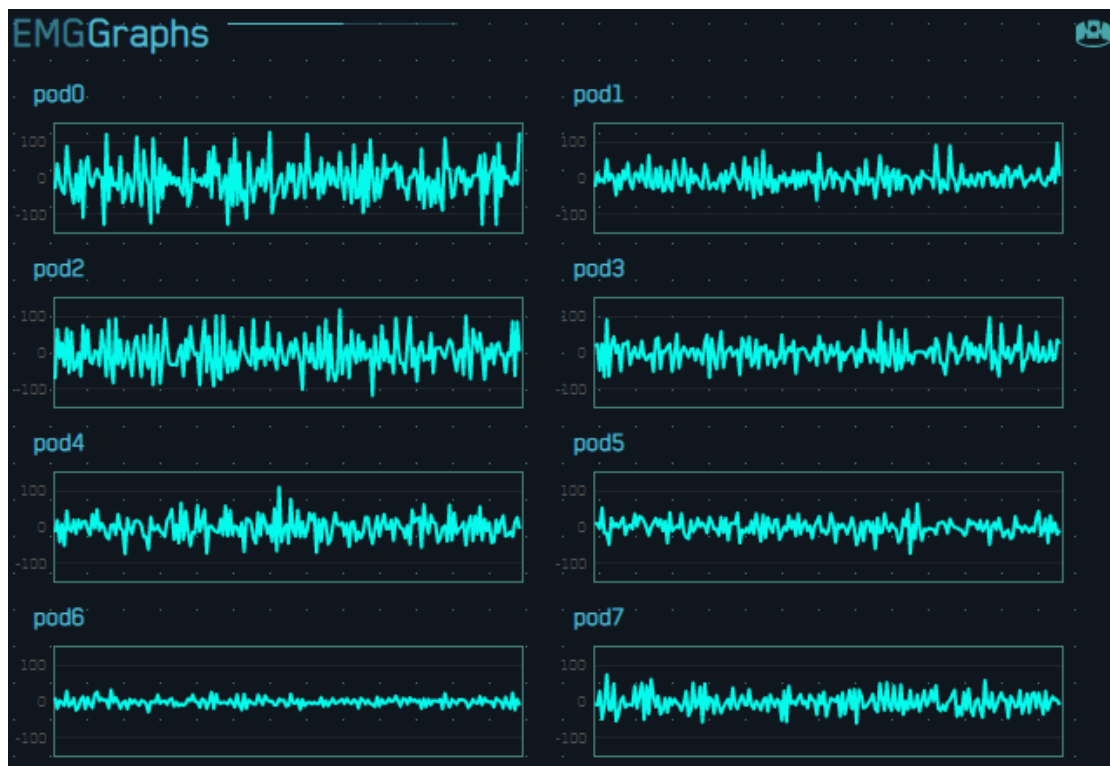
2019/06/03 18:37:26:345	0,5020	0,4902	0,4941	0,4941	0,4980	0,4941	0,4980	0,4980
2019/06/03 18:37:26:409	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941
2019/06/03 18:37:26:410	0,4941	0,4941	0,4902	0,4941	0,4941	0,4980	0,4980	0,4980
2019/06/03 18:37:26:420	0,4902	0,4941	0,4941	0,4980	0,4980	0,4863	0,4941	0,5020
2019/06/03 18:37:26:444	0,4980	0,4980	0,4941	0,4980	0,4941	0,4980	0,4941	0,4863
2019/06/03 18:37:26:470	0,4941	0,4941	0,4902	0,4980	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941
2019/06/03 18:37:26:495	0,4941	0,4941	0,5020	0,4980	0,4941	0,4902	0,5020	0,4902
2019/06/03 18:37:26:519	0,4902	0,4941	0,4941	0,4941	0,4902	0,4980	0,4941	0,4980
2019/06/03 18:37:26:544	0,4941	0,4980	0,4902	0,4941	0,5020	0,4902	0,4902	0,4902
2019/06/03 18:37:26:569	0,4980	0,4941	0,4980	0,4980	0,4824	0,4941	0,4941	0,4941
2019/06/03 18:37:26:594	0,4941	0,4941	0,4980	0,4980	0,4980	0,4941	0,4941	0,4941
2019/06/03 18:37:26:619	0,4941	0,4941	0,4941	0,4941	0,5020	0,4980	0,4980	0,4902
2019/06/03 18:37:26:644	0,4941	0,4902	0,4941	0,5020	0,4980	0,4980	0,5020	0,5020
2019/06/03 18:37:26:669	0,4902	0,4941	0,4941	0,4941	0,4980	0,4941	0,4902	0,4941
2019/06/03 18:37:26:694	0,4941	0,4941	0,4941	0,5020	0,4941	0,5020	0,4980	0,4902
2019/06/03 18:37:26:744	0,4980	0,4941	0,4863	0,4941	0,4941	0,4941	0,4980	0,4980
2019/06/03 18:37:26:770	0,4863	0,4941	0,4941	0,4941	0,4902	0,4902	0,5020	0,4941
2019/06/03 18:37:26:795	0,4980	0,4980	0,4980	0,4980	0,4902	0,4980	0,4941	0,4902
2019/06/03 18:37:26:819	0,4980	0,4941	0,5020	0,4941	0,4941	0,4980	0,4941	0,4980
Μέσος όρος	0,4945	0,4943	0,4945	0,4964	0,4947	0,4949	0,4960	0,4945

Στο επόμενο παράδειγμα φαίνονται τα οκτώ γραφήματα EMG ενός χεριού που δημιουργεί μια σφιχτή γροθιά. Είναι φανερό ότι υπάρχει πιο έντονη κινητικότητα στα γραφήματα ως εκ τούτου αλλάζει και ο μέσος όρος για κάθε τιμή που παίρνουν τα οκτώ ηλεκτρόδια. Αυτό που αλλάζει σημαντικά όμως και αυτό που ξεχωρίζει αυτήν την περίπτωση από την προηγούμενη είναι οι μεγάλες διαφορές που υπάρχουν ανάμεσα στα δείγματα συνάρτηση με τον χρόνο. Βλέπουμε μια μεγαλύτερη διαφορά από το ένα δείγμα στο επόμενο, σε σχέση με την προηγούμενη περίπτωση του 'ακίνητου' χεριού.

ΕΙΚΟΝΑ 19. ΧΕΡΙ ΣΕ ΣΦΙΓΜΕΝΗ ΓΡΟΘΙΑ ΜΕ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ ΜΥΟ



ΕΙΚΟΝΑ 20. ΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑ ΓΙΑ ΣΦΙΓΜΕΝΗ ΓΡΟΘΙΑ (FIST) Ο ΑΞΟΝΑΣ Χ ΕΚΦΡΑΖΕΙ ΤΟ ΧΡΟΝΟ ΚΑΙ ΑΦΟΡΑ ΣΤΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΟΛΗΨΙΑΣ ΤΩΝ 200HZ ΕΝΩ Ο ΑΞΟΝΑΣ Υ ΕΚΦΡΑΖΕΤΑΙ ΣΕ ΑΥΘΑΙΡΕΤΕΣ ΜΟΝΑΔΕΣ (ARBITRARY UNITS)



ΠΙΝΑΚΑΣ 2. ΔΕΔΟΜΕΝΑ FLOAT ΤΙΜΩΝ ΟΚΤΩ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΓΙΑ ΣΦΙΓΜΕΝΗ ΓΡΟΘΙΑ

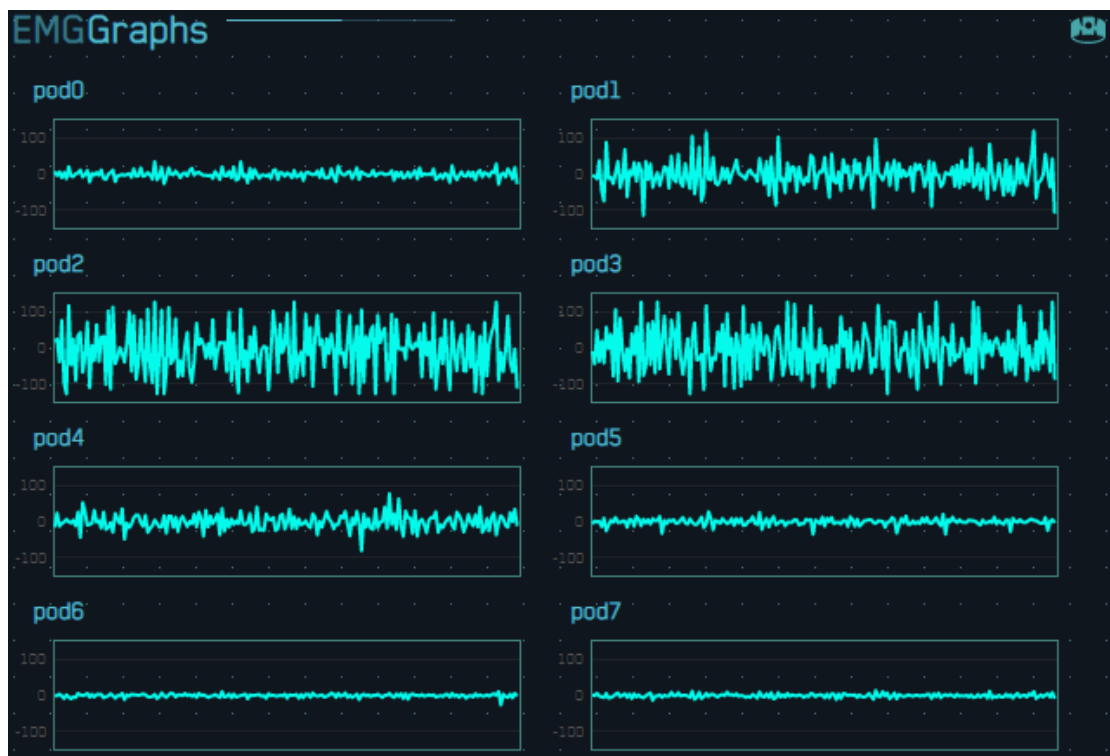
2019/06/03 18:55:03:204	0,4471	0,4471	0,5412	0,7059	0,6078	0,5490	0,4588	0,3961
2019/06/03 18:55:03:227	0,5255	0,5176	0,5569	0,6235	0,5412	0,6824	0,6392	0,4980
2019/06/03 18:55:03:253	0,5765	0,5529	0,6157	0,4078	0,5098	0,5333	0,5490	0,5608
2019/06/03 18:55:03:277	0,5647	0,4471	0,4235	0,5412	0,6000	0,4392	0,4824	0,4314
2019/06/03 18:55:03:303	0,4392	0,4627	0,4667	0,4314	0,4000	0,5961	0,4824	0,6118
2019/06/03 18:55:03:353	0,5608	0,5294	0,4941	0,5098	0,5961	0,4941	0,5255	0,5686
2019/06/03 18:55:03:377	0,6588	0,4667	0,4157	0,3882	0,5294	0,4863	0,4667	0,6314
2019/06/03 18:55:03:402	0,4549	0,4314	0,4392	0,4784	0,3020	0,7686	0,5765	0,4392
2019/06/03 18:55:03:427	0,4980	0,4627	0,4824	0,5412	0,4392	0,4863	0,4549	0,5098
2019/06/03 18:55:03:452	0,3333	0,4745	0,4824	0,6667	0,4275	0,1725	0,4078	0,4824
2019/06/03 18:55:03:476	0,5451	0,5255	0,5098	0,5294	0,4039	0,5059	0,4784	0,4196
2019/06/03 18:55:03:502	0,6392	0,6471	0,5725	0,3451	0,4980	0,5451	0,5608	0,4784
2019/06/03 18:55:03:527	0,4902	0,5098	0,3843	0,4863	0,6392	0,1176	0,4157	0,4784
2019/06/03 18:55:03:552	0,6431	0,5647	0,4431	0,4824	0,5725	0,4706	0,4941	0,5451
2019/06/03 18:55:03:576	0,4627	0,5176	0,5176	0,3843	0,3686	0,3333	0,4745	0,5216
2019/06/03 18:55:03:602	0,2784	0,4157	0,4902	0,4118	0,4667	0,7255	0,4667	0,3490
2019/06/03 18:55:03:652	0,5333	0,6510	0,4392	0,2431	0,5059	0,4549	0,5529	0,5529
2019/06/03 18:55:03:677	0,4706	0,5255	0,5216	0,4627	0,5216	0,4863	0,5020	0,6078
2019/06/03 18:55:03:703	0,5255	0,4392	0,5765	0,5608	0,4314	0,5255	0,4549	0,4706
Μέσος όρος	0,5077	0,5046	0,4933	0,4842	0,4927	0,4933	0,4970	0,5028

Στο ακόλουθο παράδειγμα φαίνονται τα οχτώ EMG ενός χεριού όπου η παλάμη του κοιτάζει προς τα επάνω ενώ τα δάχτυλα είναι σε τέτοια θέση ώστε να δείχνουν τον εκτελεστή (αυτόν που φοράει το περιβραχιόνιο). Όπως και στα προηγούμενα EMG, έτσι και εδώ φαίνεται ποια ηλεκτρόδια έχουν την μεγαλύτερη αυξομείωση στα δεδομένα τους. Στον πίνακα παρακάτω, αναγράφονται οι μέσοι όροι για κάθε ηλεκτρόδιο και είναι εύκολο να παρατηρηθούν η διαφορές σε σχέση με τα προηγούμενα δύο παραδείγματα/θέσεις. Όπως θα αναφερθεί και εκτενέστερα στο κεφάλαιο του feature extraction, η μέση τιμή (AVG) είναι ένα χαρακτηριστικό με το οποίο θα ασχοληθεί και θα χρησιμοποιήσει η παρούσα εργασία.

ΕΙΚΟΝΑ 21. ΧΕΡΙ ΜΕ ΑΝΟΙΚΤΗ ΠΑΛΑΜΗ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΠΑΝΩ ΜΕ ΠΕΡΙΒΡΑΧΙΟΝΙΟ ΜΥΟ



ΕΙΚΟΝΑ 22. ΜΥΟΓΡΑΦΗΜΑ ΓΙΑ ΠΑΛΑΜΗ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΠΑΝΩ (WAVE UP) Ο ΑΞΟΝΑΣ Χ ΕΚΦΡΑΖΕΙ ΤΟ ΧΡΟΝΟ ΚΑΙ ΑΦΟΡΑ ΣΤΗ ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ ΔΕΙΓΜΑΤΟΛΗΨΙΑΣ ΤΩΝ 200ΗΖ ΕΝΩ Ο ΑΞΟΝΑΣ Υ ΕΚΦΡΑΖΕΤΑΙ ΣΕ ΑΥΘΑΙΡΕΤΕΣ ΜΟΝΑΔΕΣ (ARBITRARY UNITS)



ΠΙΝΑΚΑΣ 3. ΔΕΔΟΜΕΝΑ FLOAT ΤΙΜΩΝ ΟΚΤΩ ΗΛΕΚΤΡΟΔΙΩΝ ΓΙΑ ΠΑΛΑΜΗ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΠΑΝΩ

2019/06/05 16:36:59:327	0,5059	0,5412	0,5451	0,4824	0,6000	0,5216	0,5255	0,4902
2019/06/05 16:36:59:356	0,4471	0,3647	0,5961	0,5804	0,4706	0,5059	0,5412	0,4824
2019/06/05 16:36:59:378	0,5294	0,4588	0,6392	0,4353	0,4039	0,4706	0,4706	0,4980
2019/06/05 16:36:59:402	0,4667	0,4000	0,5333	0,3765	0,4588	0,4706	0,5020	0,4863
2019/06/05 16:36:59:426	0,5333	0,5922	0,6118	0,5098	0,5294	0,5176	0,4745	0,5216
2019/06/05 16:36:59:450	0,4745	0,5412	0,6784	0,7176	0,5137	0,5137	0,5451	0,4902
2019/06/05 16:36:59:476	0,4824	0,3922	0,5569	0,4627	0,5529	0,5098	0,4745	0,4902
2019/06/05 16:36:59:501	0,4980	0,4078	0,4902	0,5333	0,5569	0,5020	0,4706	0,5098
2019/06/05 16:36:59:526	0,4980	0,3882	0,6471	0,6510	0,5373	0,5137	0,5569	0,5294
2019/06/05 16:36:59:551	0,4784	0,4196	0,4706	0,4314	0,4980	0,4784	0,5216	0,4902
2019/06/05 16:36:59:576	0,4941	0,5451	0,4275	0,4431	0,5647	0,4902	0,5137	0,4745
2019/06/05 16:36:59:600	0,4941	0,4549	0,4275	0,4314	0,5176	0,4627	0,3922	0,5059
2019/06/05 16:36:59:626	0,4745	0,4745	0,2314	0,3216	0,4275	0,4549	0,4745	0,4706
2019/06/05 16:36:59:651	0,5333	0,5216	0,4353	0,5451	0,5176	0,5098	0,5333	0,4863
2019/06/05 16:36:59:676	0,4941	0,4392	0,5137	0,4510	0,4863	0,5020	0,5059	0,5059
2019/06/05 16:36:59:702	0,4941	0,4902	0,4627	0,5216	0,4784	0,5059	0,5412	0,4902
2019/06/05 16:36:59:727	0,5020	0,5569	0,5412	0,6314	0,5216	0,4824	0,4471	0,5020
2019/06/05 16:36:59:752	0,4627	0,4549	0,5490	0,3961	0,5569	0,5490	0,5059	0,5059
2019/06/05 16:36:59:776	0,5255	0,4941	0,5843	0,5137	0,4745	0,4941	0,4510	0,5255
Μέσος όρος	0,4941	0,4704	0,5232	0,4966	0,5088	0,4976	0,4972	0,4976

Τελειώνοντας με αυτά τα παραδείγματα, είναι σημαντικό να αναφερθεί ότι αυτές οι τρεις θέσεις του χεριού (rest, fist, wave-up), είναι αυτές γύρω από τις οποίες θα κινηθεί όλη αυτή η εργασία.

2.4 Αισθητήρας προσανατολισμού

Δεν υπάρχει κάτι τέτοιο (επί του παρόντος) όπως ο αισθητήρας φυσικού προσανατολισμού. Ο αισθητήρας προσανατολισμού είναι ένας εικονικός αισθητήρας. Το γυροσκόπιο και σε μερικές περιπτώσεις το μαγνητόμετρο (Madgwick et al., 2011), δίνουν μια εκτίμηση της περιστροφής σε κυλινδρικό άξονα (Roll), της κλίσης (Pitch) και της εκτροπής (Yaw) του βραχίονα.

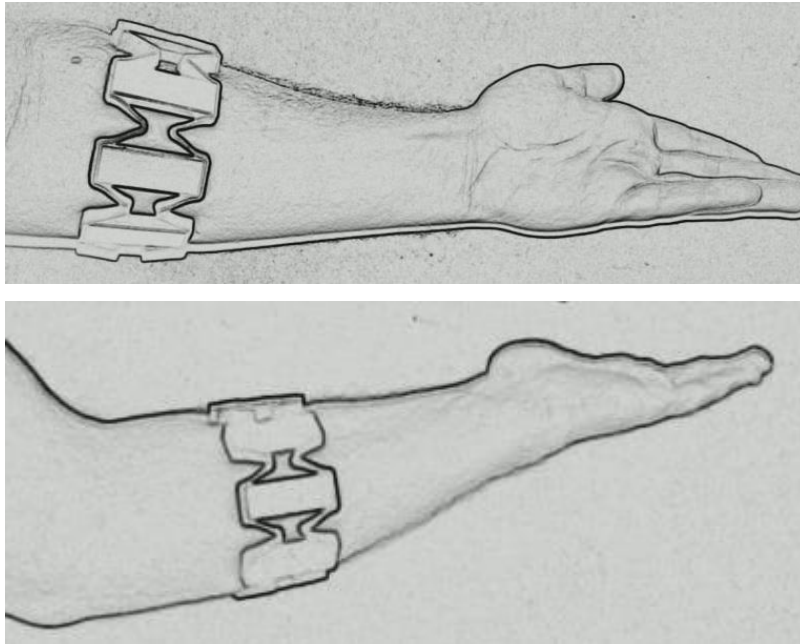
Το γυροσκόπιο δεν μετρά την περιστροφή ή την κλίση. Μετράει το ρυθμό μεταβολής αυτών των τιμών. Η ροή, η κλίση και η εκτροπή μετριούνται σε μοίρες, η έξοδος γυροσκοπίου μετριέται σε βαθμούς μεταβολής ανά δευτερόλεπτο. Γι' αυτό είναι χρήσιμος για τον προσδιορισμό του προσανατολισμού ένας αλγόριθμος μετατροπής. Για το περιβραχιόνιο Myo τα δεδομένα IMU ρέουν στα 50Hz³⁶. Οι γραμμές x, y, z και w που θα παρουσιαστούν στις παρακάτω εικόνες, είναι τα τέσσερα στοιχεία ενός φορέα τεταρτιμώνων (Goldman, 2011).

Επειδή, όπως αναφέρθηκε, ο αισθητήρας προσανατολισμού δεν είναι πραγματικός αισθητήρας, όπου αναφέρεται σε αυτόν το υπόλοιπο της εργασίας θα χρησιμοποιούνται εισαγωγικά: ‘’ = ‘αισθητήρας’.

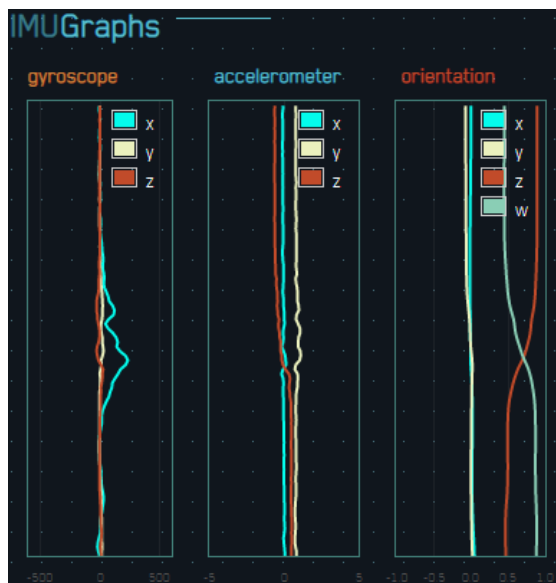
2.4.1 *Στροφή βραχίονα προς τα έξω*

Στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται εκτενέστερα η ακριβής κίνηση του χεριού και ένα γράφημα μέτρησης της αδράνειας (inertial measurement unit (IMU)), εκ των οποίων από πάνω προς τα κάτω, διαγράφονται οι τιμές yaw, pitch και roll αντίστοιχα. Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται αναλυτικά οι float τιμές που παίρνει ο ‘αισθητήρας’ προσανατολισμού και ο μέσος όρος τους.

³⁶ <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202536726-How-do-I-access-the-raw-EMG-data-from-the-Myo-armband->



ΕΙΚΟΝΑ 23. IMU ΓΙΑ ΣΤΡΟΦΗ ΤΟΥ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΞΩ³⁷ Ο ΟΡΙΖΟΝΤΙΟΣ ΑΞΟΝΑΣ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΕΙ ΤΟΝ ΒΑΘΜΟ ΜΕΤΑΒΟΛΗΣ ΚΑΙ Ο ΚΑΘΕΤΟΣ ΑΞΟΝΑΣ ΤΟΝ ΧΡΟΝΟ



³⁷ <http://diagnostics.myo.com>

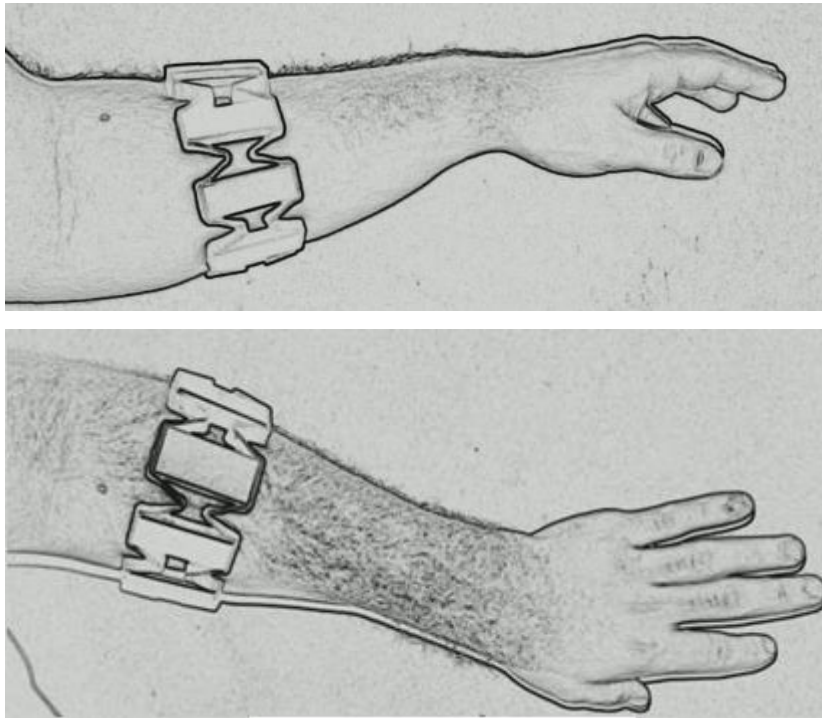
ΠΙΝΑΚΑΣ 4. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΙΜΩΝ ΠΡΟΣΑΝΑΤΟΛΙΣΜΟΥ ΓΙΑ ΚΙΝΗΣΗ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΞΩ

2019/06/12 19:36:48:179	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:225	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:230	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:254	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:279	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:304	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:329	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:354	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:379	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:404	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:429	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:454	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:479	0,527	0,508	0,670
2019/06/12 19:36:48:504	0,527	0,508	0,671
2019/06/12 19:36:48:529	0,527	0,508	0,671
2019/06/12 19:36:48:554	0,527	0,508	0,671
2019/06/12 19:36:48:579	0,527	0,508	0,671
2019/06/12 19:36:48:604	0,527	0,508	0,671
2019/06/12 19:36:48:629	0,527	0,508	0,671
Μέσος όρος	0,527	0,508	0,670

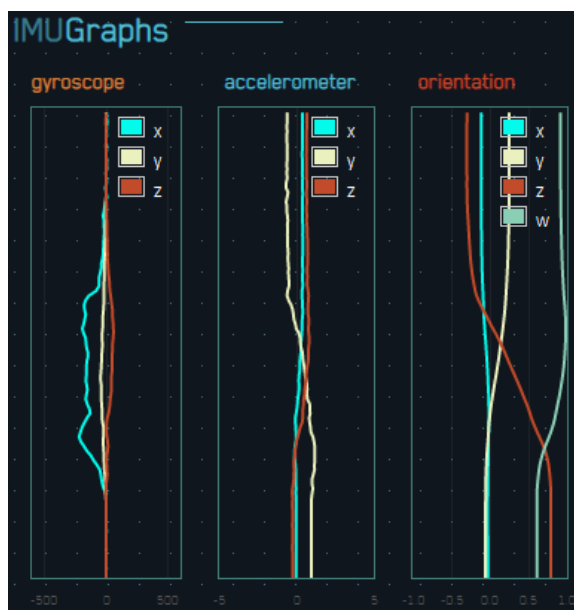
Παρόλο που θα γίνει αναφορά και σε επόμενο κεφάλαιο (βλ. πλαίσια απολήξεων), Αξίζει να γίνει από τώρα η αναφορά στο γεγονός ότι οι τιμές που συλέγονται από τον ‘αισθητήρα’ προσανατολισμού, δεν έχουν μεγάλες διακημάνσεις μεταξύ τους. Πράγμα που οδηγεί στο συμπέρασμα ότι δεν εμφανίζεται ‘θόρυβος’.

2.4.2 Στροφή βραχίονα προς τα μέσα

Συνεχίζοντας, στις παρακάτω εικόνες παρουσιάζονται η κίνηση του χεριού προς τα έξω, το γράφημα μέτρησης αδράνειας για αυτή την κίνηση και τέλος ένας πίνακας με τους τρεις μέσους όρους των τιμών που παίρνει ο 'αισθητήρας' προσανατολισμού για την αντίστοιχη κίνηση.



ΕΙΚΟΝΑ 24. ΙΜΥ ΓΙΑ ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΗ ΤΟΥ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΠΡΟΣ ΤΑ ΜΕΣΑ Ο ΟΡΙΖΟΝΤΙΟΣ ΑΞΟΝΑΣ ΠΑΡΟΥΣΙΑΖΕΙ ΤΟΝ ΒΑΘΜΟ ΜΕΤΑΒΟΛΗΣ ΚΑΙ Ο ΚΑΘΕΤΟΣ ΑΞΟΝΑΣ ΤΟΝ ΧΡΟΝΟ



ΠΙΝΑΚΑΣ 5. ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΙΜΩΝ ΓΥΡΟΣΚΟΠΙΟΥ ΓΙΑ ΚΙΝΗΣΗ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΞΩ

	0,500063	0,500375	0,500203
	0,499828	0,500391	0,500203
	0,500703	0,500422	0,500297
	0,500141	0,500297	0,499906
	0,500469	0,500063	0,499625
	0,499609	0,5	0,499641
	0,499859	0,500109	0,499531
	0,499922	0,500328	0,499734
	0,499453	0,500156	0,499906
	0,500016	0,499687	0,499469
	0,499734	0,499734	0,499438
	0,500219	0,499891	0,499797
	0,500141	0,499844	0,500031
	0,499	0,499766	0,499891
	0,500141	0,499813	0,500047
	0,500016	0,499687	0,499938
	0,499859	0,499703	0,499875
	0,499875	0,499734	0,500047
	0,499969	0,499844	0,500109
Μέσος όρος	0,499948	0,499992	0,499878

Όπως και στον προηγούμενο πίνακα, έτσι και σε αυτόν, οι τιμές των δεδομένων διαφοροποιούνται σε πολύ μικρή κλίμακα ($\pm 0,001$), έτσι δεν μπορούμε να μιλήσουμε για τιμές που θεωρούνται ‘θόρυβος’.

2.5 Μηχανική μάθηση / Machine Learning:

Τα Συστήματα Μηχανικής Μάθησης (Machine Learning (ML)) που δημιουργούν αυτόνομα νέα έργα τέχνης, μουσικής, βίντεο ή κειμένου έχουν πρόσφατα προκαλέσει σημαντικό δημόσιο ενδιαφέρον. Παρ' όλ' αυτά η Μηχανική Μάθηση στην πραγματικότητα χρησιμοποιείται εδώ και πολλά χρόνια σε ένα ευρύ φάσμα δημιουργικών πρακτικών. Αυτές περιλαμβάνουν την κατασκευή νέων ψηφιακών μουσικών οργάνων που ελέγχονται από αισθητήρες (Lee, 1994, σ. 1-10), δημιουργώντας "συνοδευτές" υπολογιστή για μουσικούς (Raphael, 2010), την παρακολούθηση και την ανταπόκριση στις κινήσεις των χορευτών (Camurri et al., 2000) και την οικοδόμηση διαδραστικής τέχνη που επηρεάζεται από δεδομένα όπως είναι οι κινήσεις του κοινού ή οι συναισθηματικές καταστάσεις του (Jacucci et al., 2009).

Ιστορικά, η εφαρμογή της μηχανικής μάθησης σε δημιουργικές εργασίες -αλλά και άλλους τομείς- απαιτούσε την βαθιά γνώση αυτής αλλά και γνώσεις προγραμματισμού (Chen & Wyang, 2013). Ενώ μερικά σημερινά λογισμικά επιτρέπουν στον χρήστη, που δεν έχει εκτεταμένες γνώσεις προγραμματισμού και μηχανικής μάθησης, να μπορεί να την χρησιμοποιήσει σε δημιουργικές εργασίες, ακόμα απαιτείται κάποια εξοικείωση για να καταλαβαίνει ο χρήστης πως δουλεύει και πότε είναι χρήσιμη.

Οι δύο κύριοι τύποι αλγορίθμων στην μηχανική μάθηση είναι η ταξινομητές (classifiers) και οι αναδρομητές (regressors). Στις παρακάτω παραγράφους θα αναλυθούν μερική εξ αυτών καθώς και ένας σχολιασμός για τον κάθε ένα (ακρίβεια, αποτελεσματικότητα, κ.α.).

2.5.1 *Classification:*

Η ηλεκτρομυογραφία (EMG) καταγράφει την ηλεκτρική δραστηριότητα από τους μύες που συστέλλονται. Μεταβολές στο εύρος αυτών των σημάτων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση της κίνησης, αλλά απαιτείται προηγουμένως η προηγμένη επεξεργασία όπως η αναγνώριση προτύπων, για τον προσδιορισμό του υποκείμενου τύπου χειρονομίας – κάτι που θα αναλυθεί και παρακάτω στο κεφάλαιο του feature selection.

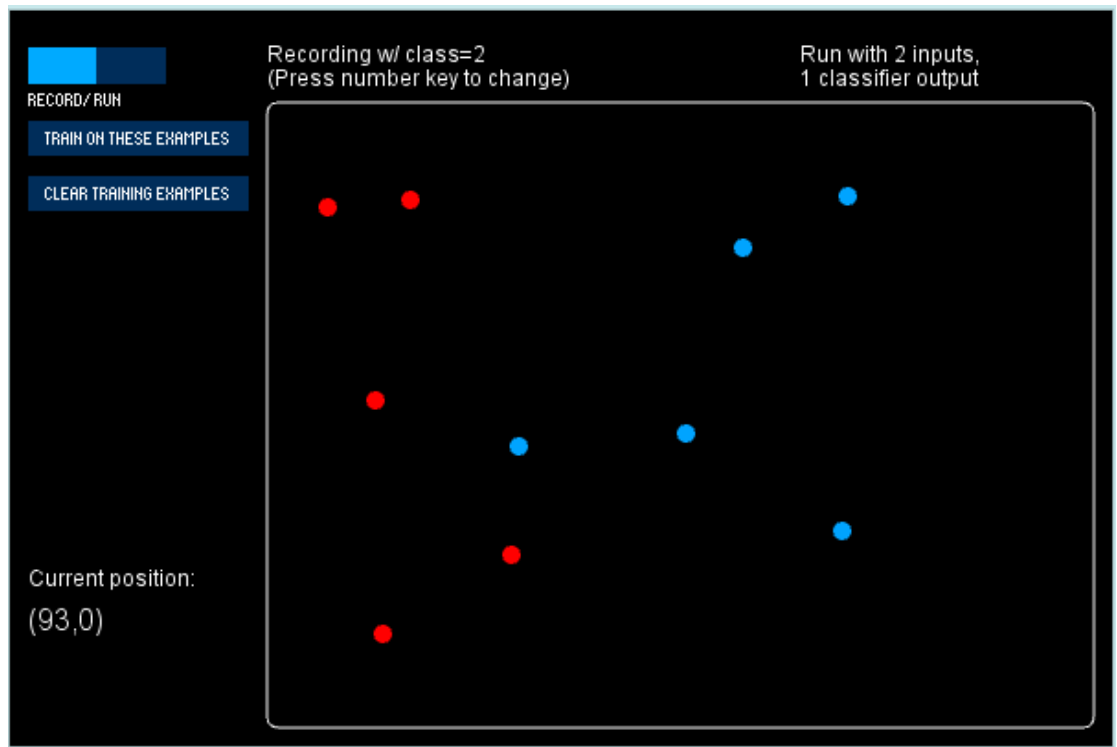
Ο συνδυασμός των σημάτων EMG και της αναγνώρισης προτύπων έχει μελετηθεί ευρέως (Purushothaman & Ray, 2014; Scheme & Englehart, 2011) και στοχεύει στη βελτίωση της επιδεξιότητας των προσθεμάτων των άνω άκρων, αποκαθιστώντας τον έλεγχο πολλών βαθμών ελευθερίας. Σε αυτό το πλαίσιο, η αναγνώριση προτύπων βασίζεται στην ιδέα ότι παρόμοιες κινήσεις παράγουν παρόμοια χαρακτηριστικά σήματος, διαφοροποιήσιμα από άλλα μοτίβα κίνησης. Για την ανάλυση των δεδομένων, η επεξεργασία χωρίζεται σε τμηματοποίηση, εξαγωγή χαρακτηριστικών χαρακτηριστικών (characteristic features), μείωση των διαστάσεων του χώρου χαρακτηριστικών και ταξινόμηση.

Σε αυτό το τελευταίο βήμα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφοροι αλγόριθμοι ταξινόμησης για σήματα EMG αλλά αυτοί που θα εξεταστούν στην παρούσα εργασία είναι ο K-Nearest Neighbor (KNN), το Decision Tree και το Support Vector Machine (SVM).

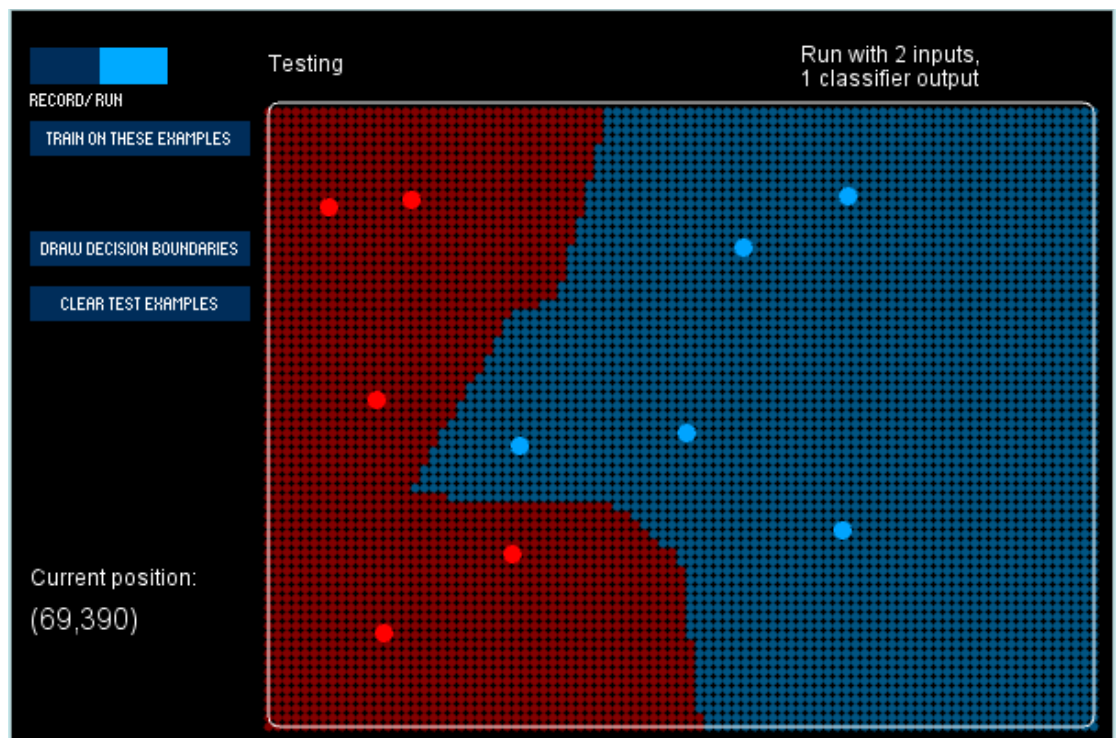
2.5.1.1 K-Nearest Neighbor:

Η ταξινόμηση με k-Nearest Neighbor (Altman, 1992) είναι σε μεγάλο βαθμό ακριβής και έγκυρη. Σύμφωνα με τον Altman, ένα νέο δεδομένο εντάσσεται στην τάξη του πλησιέστερου γείτονά του από ένα αποθηκευμένο σετ ετικετών αναφοράς. Με τις εξελίξεις της σύγχρονης υπολογιστικής τεχνολογίας (ταχύτερο υλικό, μεγαλύτερη χωρητικότητα μνήμης), έχει βελτιωθεί κατά σημαντικό βαθμό η εν λόγω ταξινόμηση. Στις παρακάτω εικόνες γίνεται καλύτερα αντιληπτός ο τρόπος που δουλεύει ένας αλγόριθμος ταξινόμησης πλησιέστερου γείτονα. Στην πρώτη εικόνα δίνονται οι ετικέτες αναφοράς και στην δεύτερη παρουσιάζονται οι περιπτώσεις για όλες τις πιθανές εισόδους. Και αυτό το παράδειγμα αφορά τον ένα πλησιέστερο γείτονα. Θα παρουσιαστεί παρακάτω οι χρήσιμες τριών πλησιέστερων γειτόνων και θα φανεί η διαφορά στην 'ακρίβεια' του αλγορίθμου. Σκόπιμα η λέξη 'ακρίβεια' είναι σε εισαγωγικά, γιατί παρόλο που φαίνεται πιο ακριβής στα παραδείγματα παρακάτω, ο κάθε προγραμματιστής έχει υποκειμενική κρίση για την μουσική έκφραση.

ΕΙΚΟΝΑ 25. ΕΤΙΚΕΤΕΣ ΑΝΑΦΟΡΑΣ³⁸

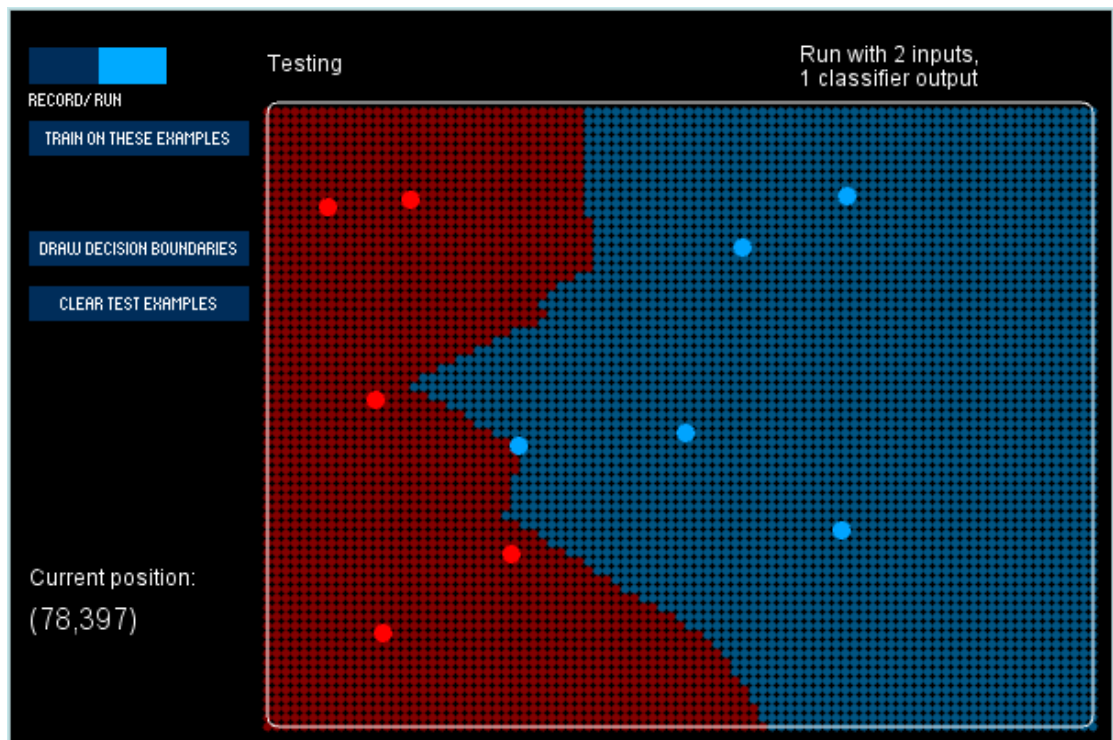


ΕΙΚΟΝΑ 26. 1-NEAREST NEIGHBOR



³⁸ <https://maker.pro/wekinator/projects/learn-to-use-supervised-learning-classifiers-to-plot-decision-boundaries-in-wekinator>

ΕΙΚΟΝΑ 27. 3-NEAREST NEIGHBORS



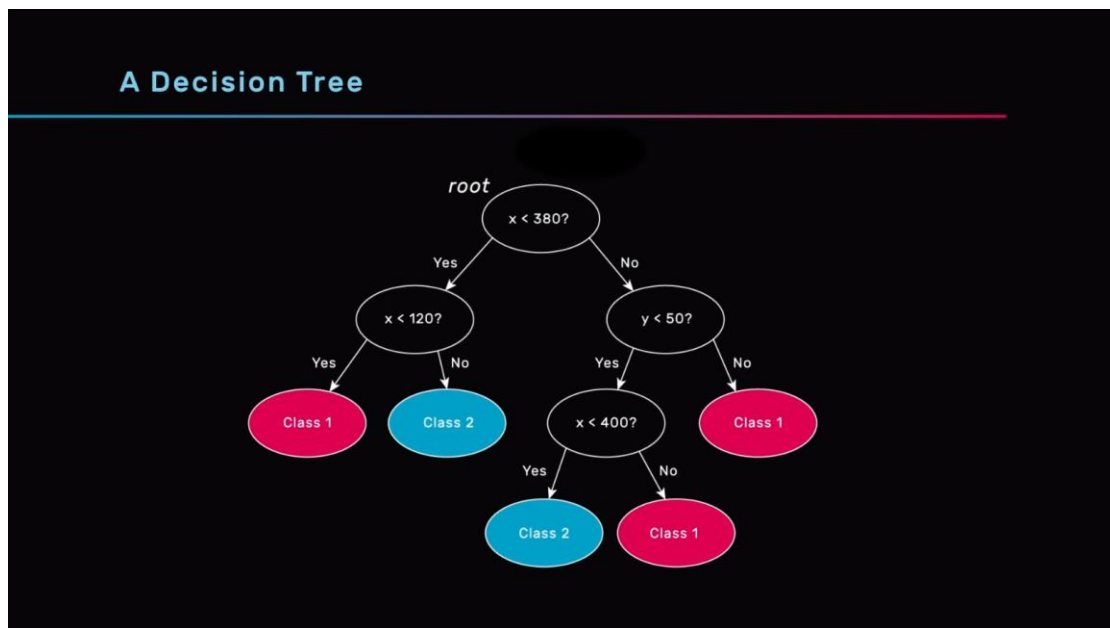
2.5.1.2 Decision Tree:

Το Decision Tree είναι μια τεχνική επαγωγικής εξόρυξης δεδομένων που χωρίζει αναδρομικά ένα σύνολο δεδομένων αρχείων χρησιμοποιώντας προσέγγιση άπληστου αλγορίθμου πρώτου βάθους (depth-first greedy) (Hunt et al., 1966, σ. 1-13) ή ευρείας προσέγγιση (Shafer et al., 1996) έως ότου όλα τα στοιχεία δεδομένων να ανήκουν σε μια συγκεκριμένη κλάση. Η δομή του δέντρου αποφάσεων περιέχει μια 'ρίζα', 'κλαδιά' και 'φύλλα'. Η δομή του δέντρου χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση άγνωστων εγγραφών δεδομένων. Στον κάθε εσωτερικό 'κλαδί' του δέντρου, λαμβάνεται απόφαση καλύτερης διάσπασης χρησιμοποιώντας μέτρα πρόσμειξης (Quinlan, 1993, σ. 36). Τα φύλλα των δέντρων αποτελούνται από τις ετικέτες κλάσης στις οποίες τα στοιχεία δεδομένων έχουν ομαδοποιηθεί. Η τεχνική ταξινόμησης των δένδρων αποφάσεων εκτελείται σε δύο φάσεις: 'χτίσιμο' δέντρων και 'κλάδεμα' δέντρων. Το χτίσιμο του δέντρου γίνεται από επάνω προς τα κάτω. Κατά τη διάρκεια αυτής της φάσης το δέντρο διαχωρίζεται αναδρομικά μέχρις ότου όλα τα στοιχεία δεδομένων να ανήκουν στην ίδια ετικέτα κλάσης (Hunt et al., 1966, σ. 1-13).

Είναι μια πολύ έντονη και επιτακτική υπολογιστική διαδικασία καθώς το σύνολο εκπαιδευμένων δεδομένων διασταυρώνονται συνεχώς. Το 'κλάδεμα' του δέντρου γίνεται κατά κανόνα από κάτω προς τα πάνω. Συνήθως βελτιώνεται η προβλεπτικότητα και η αποτελεσματικότητα του εν λόγω αλγορίθμου με την ελαχιστοποίηση του overfitting (Shafer et al., 1996). Το οποίο έχει σαν αποτέλεσμα την εσφαλμένη κατάταξη σε κλάσεις. Το κλάδεμα του δέντρου είναι λιγότερο επιτακτικό σε σύγκριση με την διαδικασία ανάπτυξης ή χτισίματος του δέντρου, καθώς το σύνολο δεδομένων σαρώνεται μόνο μια φορά.

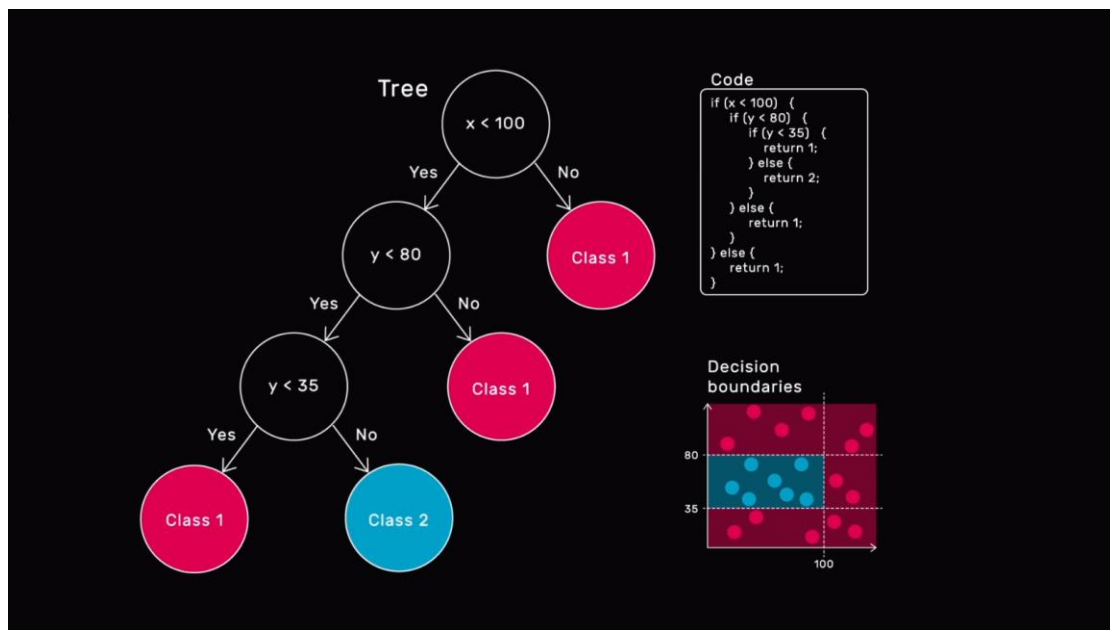
Είναι κατανοητό ότι το δέντρο αποφάσεων είναι μια δυσνόητη διαδικασία που παρ' όλ' αυτά είναι πολύ χρήσιμη σε περιπτώσεις που ο k-Nearest Neighbor δεν είναι τόσο ακριβής. Στις εικόνες 28 και 29 φαίνεται λίγο πιο απλοποιημένο για την καλύτερη δυνατή κατανόησή του.

ΕΙΚΟΝΑ 30. DECISION TREE³⁹



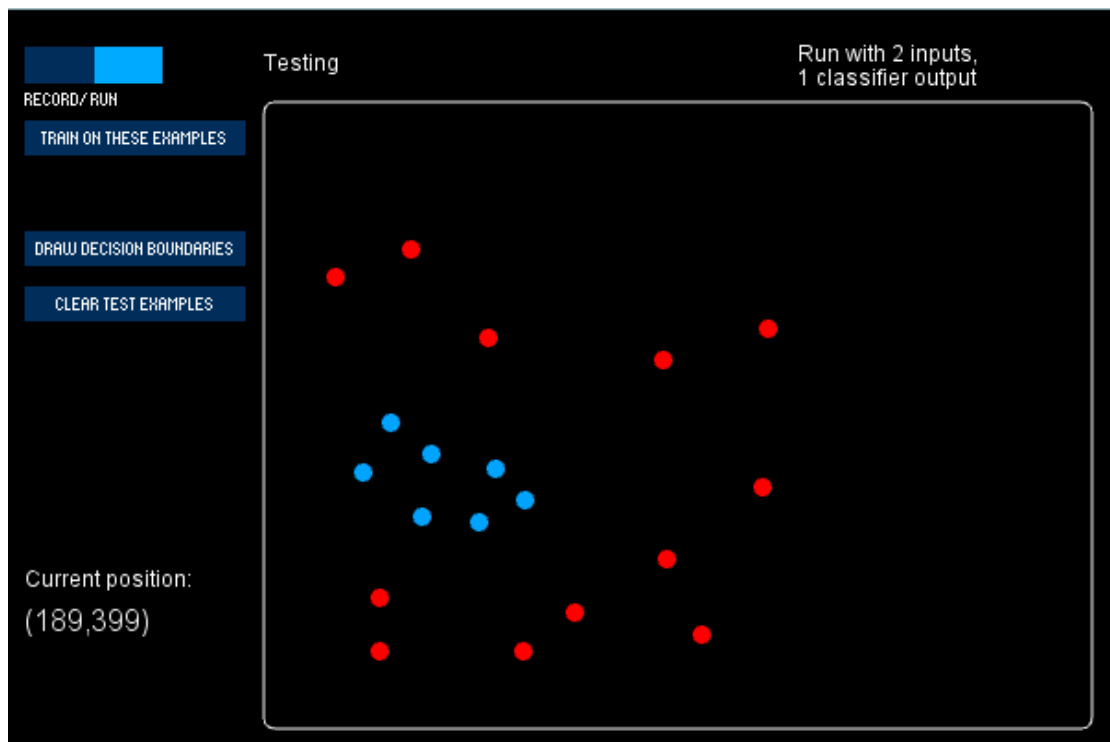
³⁹ Προσαρμοσμένη εικόνα από βίντεο: <https://www.kadenze.com/courses/machine-learning-for-musicians-and-artists-v/sessions/classification-part-ii-design-considerations>

ΕΙΚΟΝΑ 31. DECISION TREE ΚΑΙ Ο ΚΩΔΙΚΑΣ ΤΟΥ

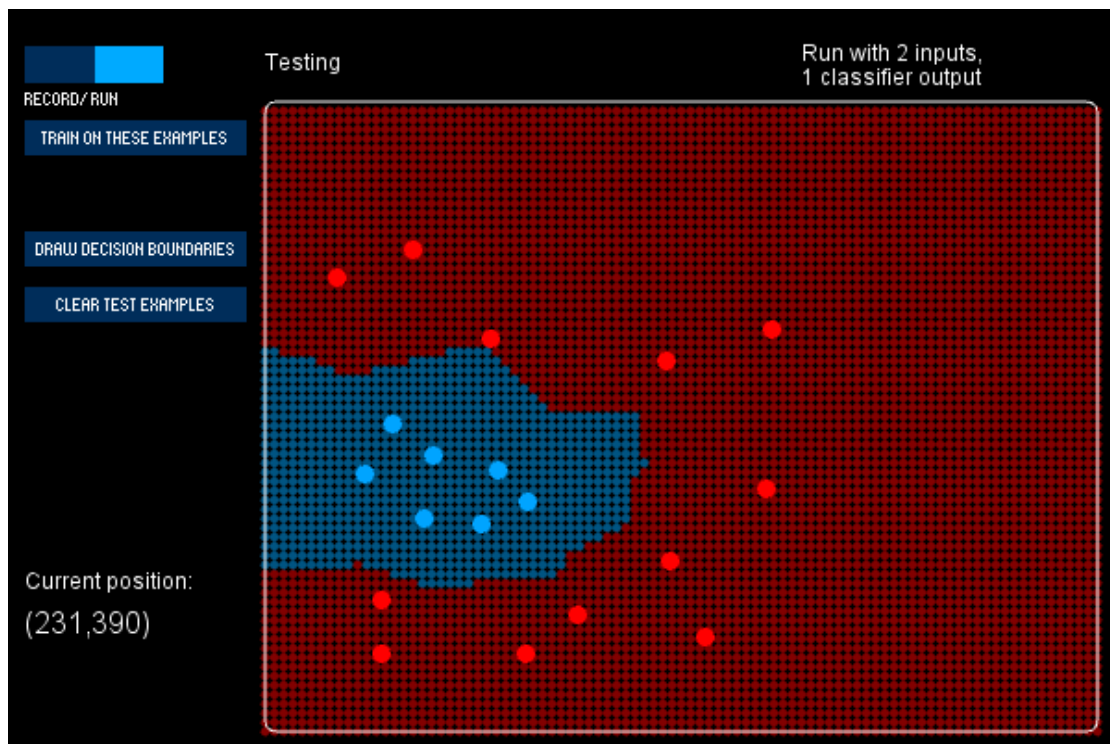


Εκτός των παραπάνω παραδειγμάτων, στις επόμενες εικόνες παρουσιάζεται μία σύγκριση του δέντρου αποφάσεων σε σχέση με τον K-πλησιέστερο γείτονα. Ίσως αυτό βοηθήσει λίγο περισσότερο στην κατανόησή του και στην σημασία της χρήσης του.

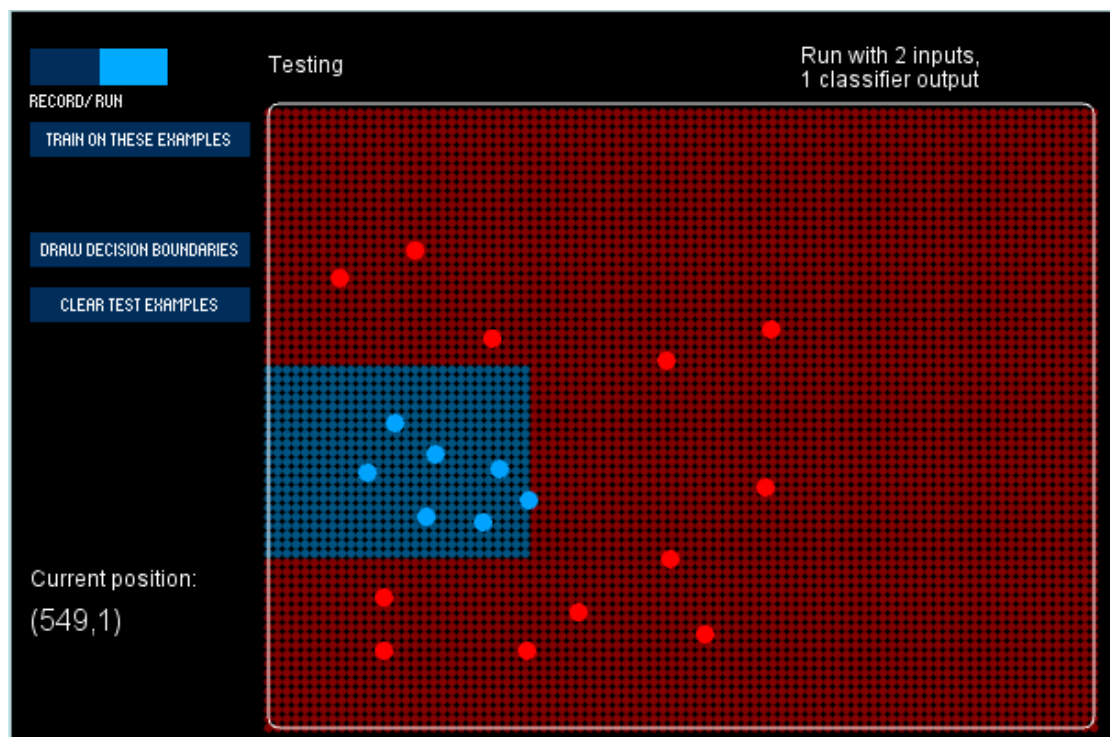
ΕΙΚΟΝΑ 32. ΕΤΙΚΕΤΕΣ ΑΝΑΦΟΡΑΣ



ΕΙΚΟΝΑ 33. K-NEAREST NEIGHBOR



ΕΙΚΟΝΑ 34. DECISION TREE



Είναι φανερό ότι το δέντρο αποφάσεων δουλεύει με διαφορετικό τρόπο από τον πλησιέστερο γείτονα. Αυτό βέβαια μπορεί σε κάποιες περιπτώσεις να το κάνει έναν πιο ακριβή αλγόριθμο αλλά δεν μπορεί να ειπωθεί με βεβαιότητα. Η ακρίβεια πολλές φορές

έχει να κάνει με τον σκοπό και για αυτό τον λόγο μπορεί ο πλησιέστερος γείτονας να είναι πιο ακριβής κατά περιπτώσεις.

2.5.2 Μηχανές Διανυσματικής Υποστήριξης - *Support Vector Machines*:

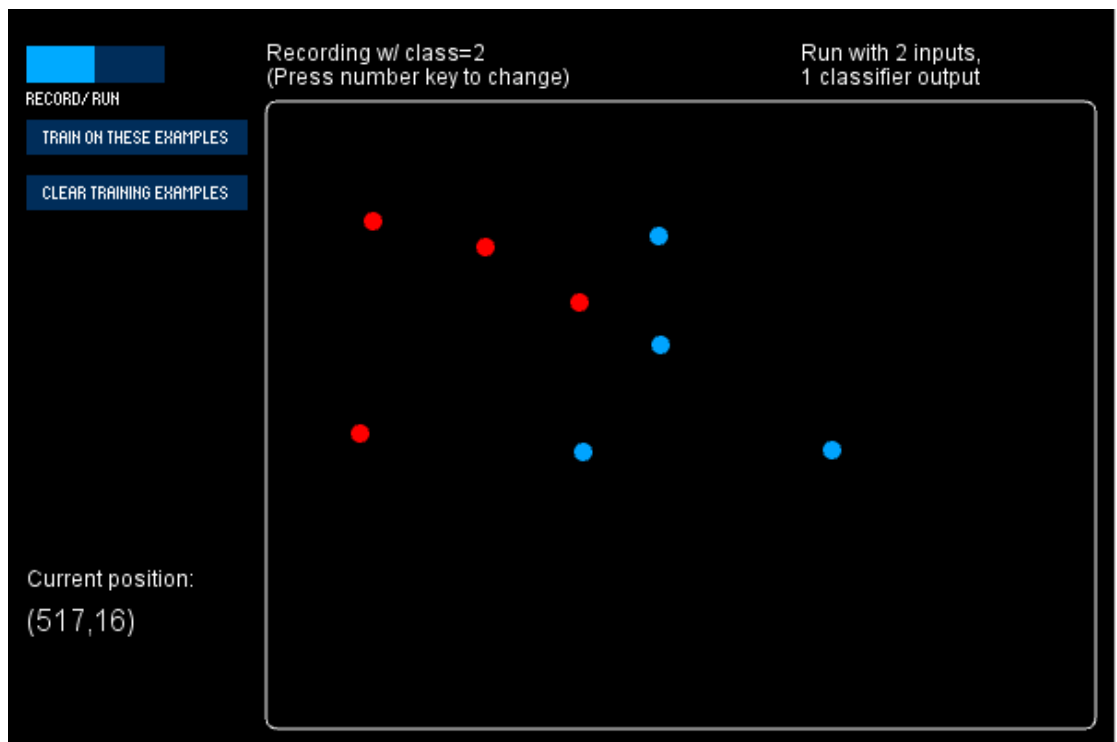
Τις τελευταίες δύο δεκαετίες, λόγω της εκπληκτικής ικανότητας των ταξινομητών, έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως οι αλγόριθμοι Support Vector Machines (SVM) (Cortes & Vapnik, 1995; Smola & Schölkopf, 2004; Suykens & Vandewalle, 1999). Επίσης, οι παραλλαγές του έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε εφαρμογές ταξινόμησης (Lee & Mangasarian, 2001). Το SVM έχει δύο κύρια χαρακτηριστικά μάθησης:

- 1) Στο SVM, τα δεδομένα εκπαίδευσης αρχικά χαρτογραφούνται σε υψηλότερων διαστάσεων χώρο χαρακτηριστικών μέσω μιας συνάρτησης χαρτογράφησης μη γραμμικών χαρακτηριστικών $\phi(x)$ και
- 2) στη συνέχεια χρησιμοποιείται η τυπική μέθοδος βελτιστοποίησης για να βρεθεί η λύση της μεγιστοποίησης του περιθωρίου διαχωρισμού των δύο διαφορετικών τάξεων σε αυτό το χώρο χαρακτηριστικών, ελαχιστοποιώντας τα σφάλματα. Με την εισαγωγή του epsilon-insensitive loss function (Smola & Schölkopf, 2004), η μέθοδος SVM έχει επεκταθεί στη λύση προβλημάτων που αφορούν το regression (Drucker et al., 1997).

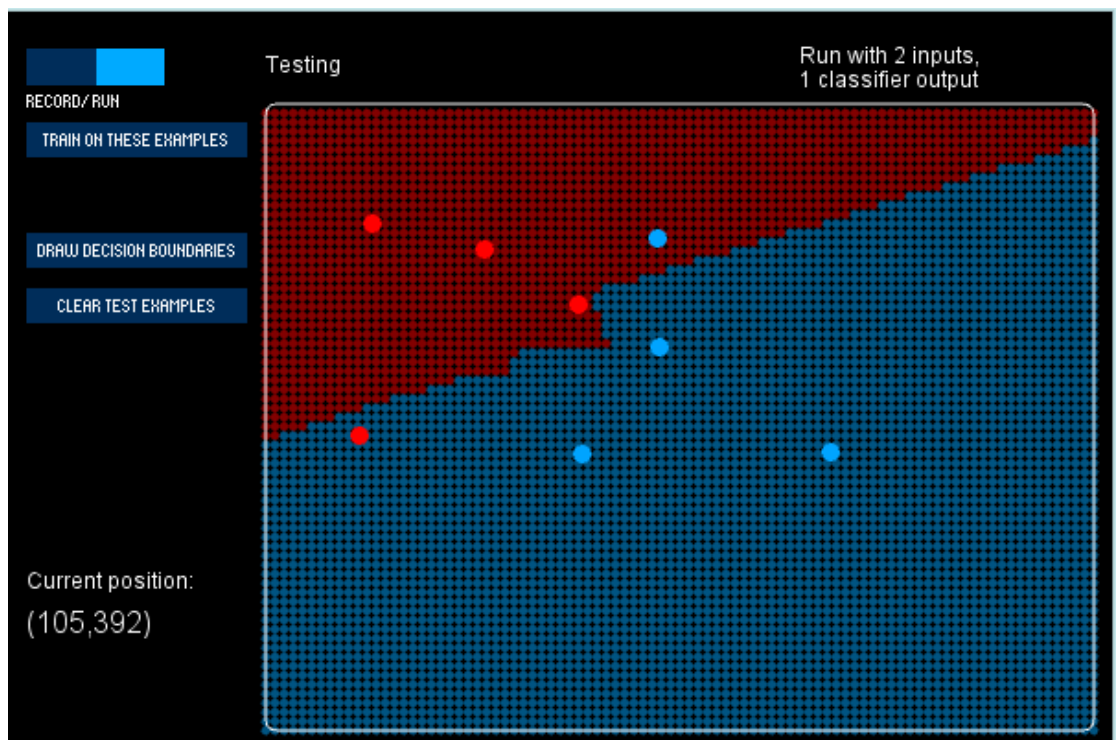
Παρακάτω θα εξεταστεί η ακρίβεια του Linear SVM σε σχέση με έναν αλγόριθμο k-Nearest Neighbor, αλλά και έναν SVM με ακτινική λειτουργία βάσης (Radial Basis Function (RBF)).

Όπως και στο προηγούμενο κεφάλαιο όπου αναλύθηκε η ταξινόμηση έτσι και εδώ, θα παρουσιαστούν κάποια παραδείγματα για την καλύτερη κατανόηση της τεχνικής του regression.

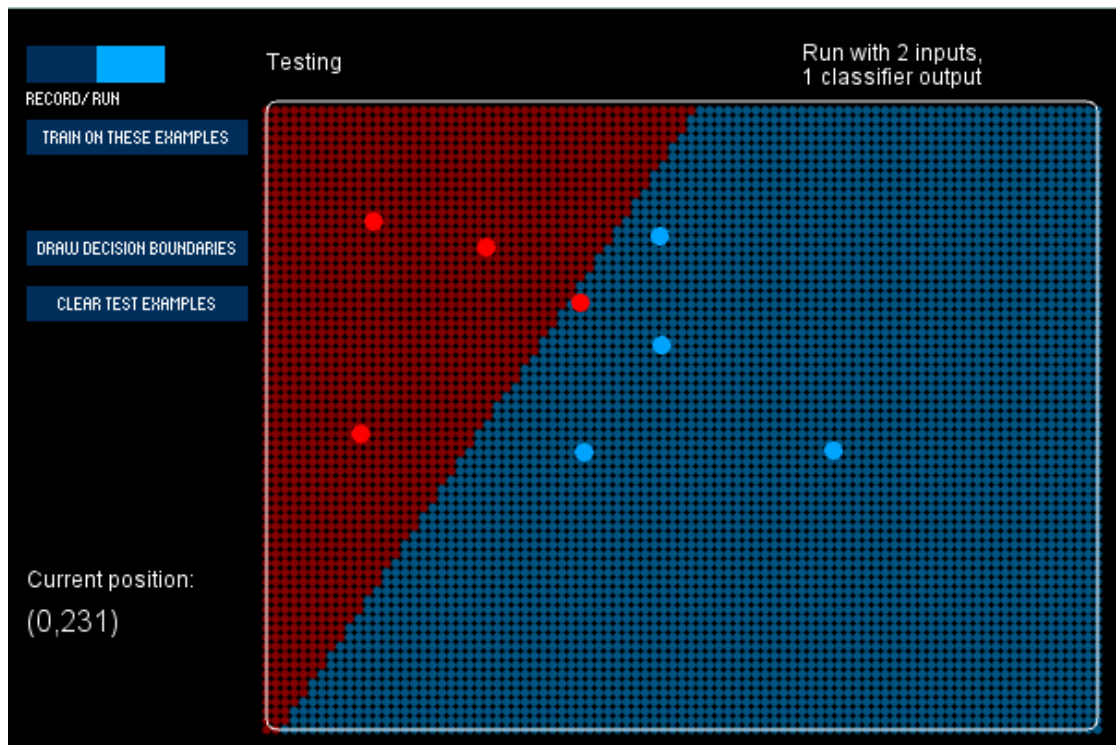
ΕΙΚΟΝΑ 35. ΕΤΙΚΕΤΕΣ ΑΝΑΦΟΡΑΣ



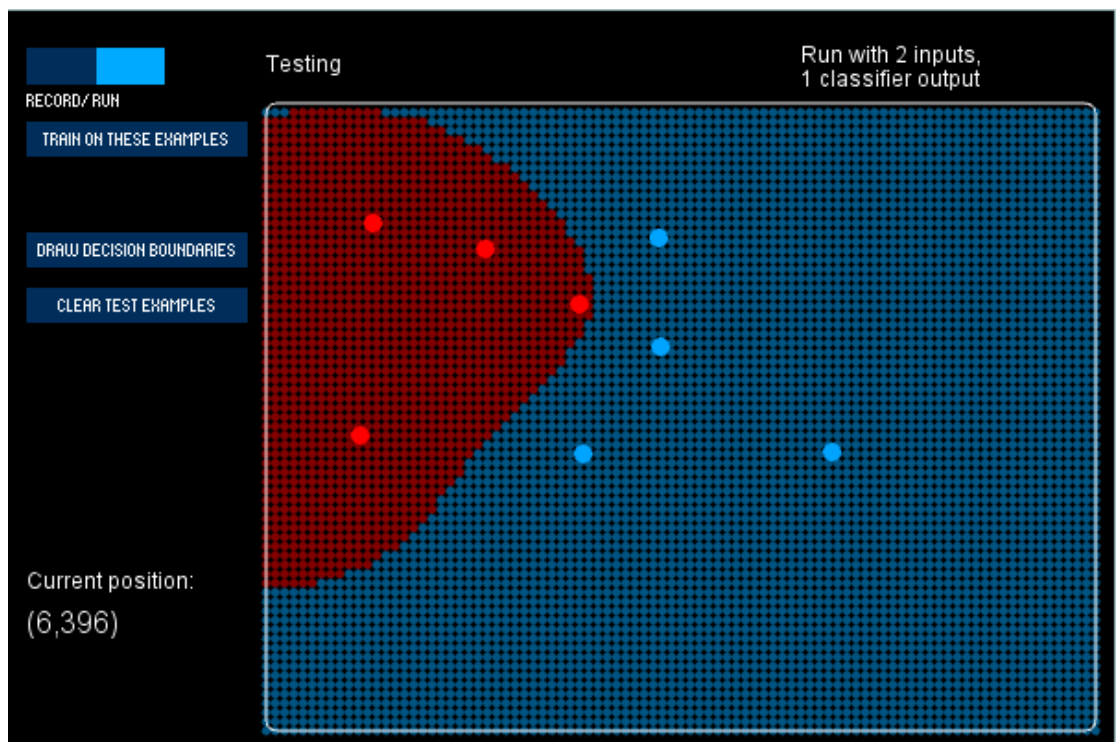
ΕΙΚΟΝΑ 36. 3-NEAREST NEIGHBORS



EIKONA 37. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)



EIKONA 38. SMV ME RADIAL BASIS FUNCTION (RBF)

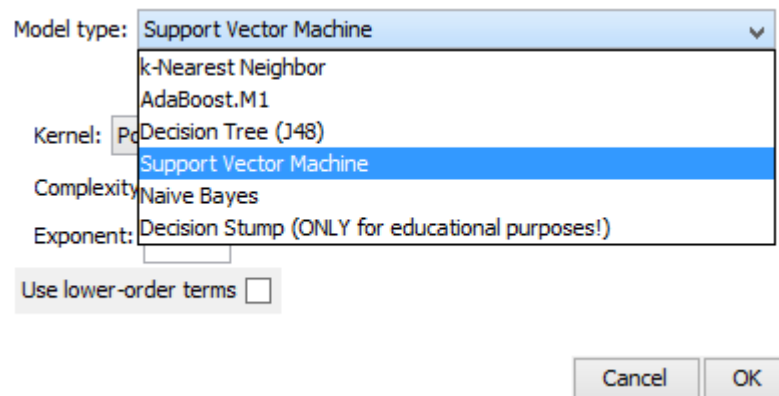


Με βάση τα παραδείγματα παραπάνω παρατηρείται ότι ο απλός SVM λειτουργεί γραμμικά προσπαθώντας να χωρίσει τις κλάσεις με την καλύτερη απόδοση. Αντίθετα, όταν προστίθεται η ακτινική λειτουργία βάσης, μοιάζει περισσότερο με

έναν πιο στρογγυλεμένο πλησιέστερο γείτονα. Όπως τονίζεται και παραπάνω, το θέμα της ακρίβειας έχει άμεση σχέση με τον σκοπό. Έτσι, δεν μπορεί να διαχωριστεί κάποιος αλγόριθμος καλύτερος ή χειρότερος γιατί κατά περιπτώσεις, όλοι μπορούν να είναι εξίσου ακριβείς.

Τέλος, παρατηρείται ότι στο περιβάλλον του Wekinator, ο αλγόριθμος SVM υποστηρίζεται μόνο σε λειτουργία classification (και όχι regression).

ΕΙΚΟΝΑ 39. ΕΠΙΛΟΓΕΣ ΤΟΥ WEKINATOR ΓΙΑ CLASSIFICATION



2.5.3 Regression / Αναδρόμηση:

Στη στατιστική μοντελοποίηση, η ανάλυση αναδρόμησης είναι ένα σύνολο στατιστικών διεργασιών για την εκτίμηση των σχέσεων μεταξύ των μεταβλητών (Yan & Su, 2009, σ. 9-28). Περιλαμβάνει πολλές τεχνικές για τη μοντελοποίηση και ανάλυση πολλών μεταβλητών, όταν εστιάζεται στη σχέση μεταξύ μιας εξαρτώμενης μεταβλητής και μιας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών (ή «προγνωστικών»). Πιο συγκεκριμένα, η ανάλυση παλινδρόμησης βοηθάει κάποιον να καταλάβει πώς μεταβάλλεται η τυπική τιμή της εξαρτώμενης μεταβλητής (ή της μεταβλητής κριτηρίου) όταν μεταβάλλεται μια οποιαδήποτε ανεξάρτητη μεταβλητή, ενώ οι άλλες ανεξάρτητες μεταβλητές διατηρούνται σταθερές.

Συνήθως, η ανάλυση παλινδρόμησης υπολογίζει την υποτιθέμενη προσδοκία της εξαρτημένης μεταβλητής λαμβάνοντας υπόψη τις ανεξάρτητες μεταβλητές - δηλαδή τη μέση τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές είναι σταθερές. Λιγότερο συχνά, η εστίαση γίνεται σε ένα ποσοστημόριο ή σε κάποια άλλη παράμετρο της εξαρτώμενης μεταβλητής υπό όρους, δεδομένων των ανεξάρτητων μεταβλητών. Σε όλες τις περιπτώσεις, πρέπει να εκτιμηθεί μια συνάρτηση των

ανεξάρτητων μεταβλητών που ονομάζεται συνάρτηση παλινδρόμησης. Στην ανάλυση παλινδρόμησης, είναι επίσης ενδιαφέρον να χαρακτηριστεί η μεταβολή της εξαρτώμενης μεταβλητής γύρω από την πρόβλεψη της συνάρτησης παλινδρόμησης χρησιμοποιώντας μια κατανομή πιθανοτήτων. Μια σχετική αλλά ξεχωριστή προσέγγιση είναι η Ανάλυση Απαραίτητης Κατάστασης⁴⁰ (Necessary Conditional Analysis (NCA)), η οποία εκτιμά την ανώτατη (και όχι τη μέση) τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής για μια δεδομένη τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής (γραμμή ανώτατου ορίου και όχι κεντρική γραμμή) με σκοπό να προσδιορίσει ποια αξία της ανεξάρτητης μεταβλητής είναι απαραίτητη αλλά δεν επαρκεί για μια δεδομένη τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής.

⁴⁰ <http://www.erim.eur.nl/necessary-condition-analysis/>

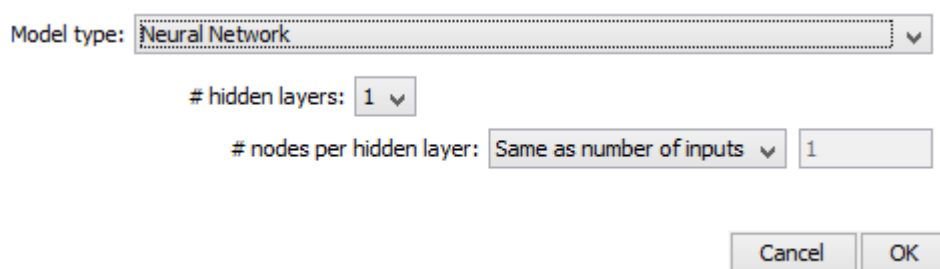
2.5.4 Logistic Regression με Artificial Neural Network:

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks (ANN)) είναι υπολογιστικά εργαλεία που αποτελούνται από μεγάλο αριθμό απλών, ιδιαίτερα διασυνδεδεμένων στοιχείων επεξεργασίας (που ονομάζονται κόμβοι ή τεχνητοί νευρώνες) και μιμούνται αφηρημένα τη δομή και τη λειτουργία του βιολογικού νευρικού συστήματος. Η μάθηση στα νευρωνικά δίκτυα ολοκληρώνεται μέσω ειδικών αλγορίθμων εκπαίδευσης που αναπτύχθηκαν με βάση κανόνες μάθησης που υποθετικά μιμούνται τους μηχανισμούς μάθησης των βιολογικών συστημάτων. Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι και αρχιτεκτονικές των ANNs που ποικίλουν θεμελιωδώς στον τρόπο με τον οποίο μαθαίνουν (Dreiseitl & Ohno-Machado, 2002; Haykin, 1994, σ. 23-27).

Μερικοί από τους πρώτους αλγορίθμους μάθησης που αναγνωρίζουμε σήμερα προορίζονταν να είναι υπολογιστικά μοντέλα βιολογικής μάθησης (Russell & Norvig, 2016, σ. 1-33), δηλαδή μοντέλα για το πώς η μάθηση μπορεί να συμβεί ή θα μπορούσε να συμβεί στον εγκέφαλο.

Το Wekinator δίνει στους χρήστες την επιλογή να χρησιμοποιήσουν neural network, καθώς και με πόσα hidden layers και node per layer θέλουν να λειτουργεί. Σε αυτή την εργασία συνεπώς, θα εξεταστεί η διαδικασία του logistic regression με multilayer perceptron (MLP), το οποίο είναι και το μοντέλο neural network που χρησιμοποιεί το Wekinator (Caramiaux & Tanaka, 2013).

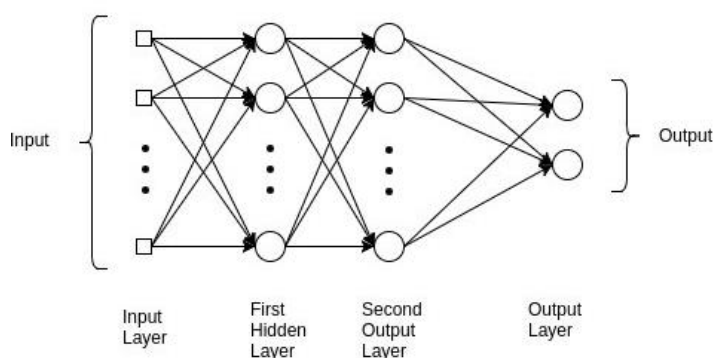
ΕΙΚΟΝΑ 40. ΠΑΡΑΘΥΡΟ ΤΟΥ WEKINATOR ΓΙΑ ΤΙΣ ΡΥΘΜΙΣΕΙΣ ΤΟΥ NEURAL NETWORK



Αναλυτικότερα, ένα multilayer perceptron λειτουργεί με τον εξής τρόπο (Rumelhart et al., 1986):

- **Backpropagation**, μια διαδικασία για να ρυθμίζονται επανειλημμένα τα 'βάρη' έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται η απόκλιση του πραγματικού output με το επιθυμητό output.
- **Hidden layers**, τα οποία είναι κόμβοι νευρώνων που στοιβάζονται μεταξύ των inputs και outputs, επιτρέποντας στα ANNs να μαθαίνουν πιο περίπλοκα χαρακτηριστικά.

ΕΙΚΟΝΑ 41. ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ MLP ΜΕ ΔΥΟ HIDDEN LAYERS



Επομένως, ένα MLP μπορεί να αποτελείται από περισσότερα από ένα perceptron το οποίο με τη σειρά του αποτελείται από ένα input layer που λαμβάνει το σήμα, ένα output layer που λαμβάνει μια απόφαση ή μια πρόβλεψη σχετικά με την είσοδο και μεταξύ αυτών των δύο, έναν αυθαίρετο αριθμό hidden layers που είναι ο πραγματικός υπολογιστικός μηχανισμός του MLP (Rumelhart et al., 1988).

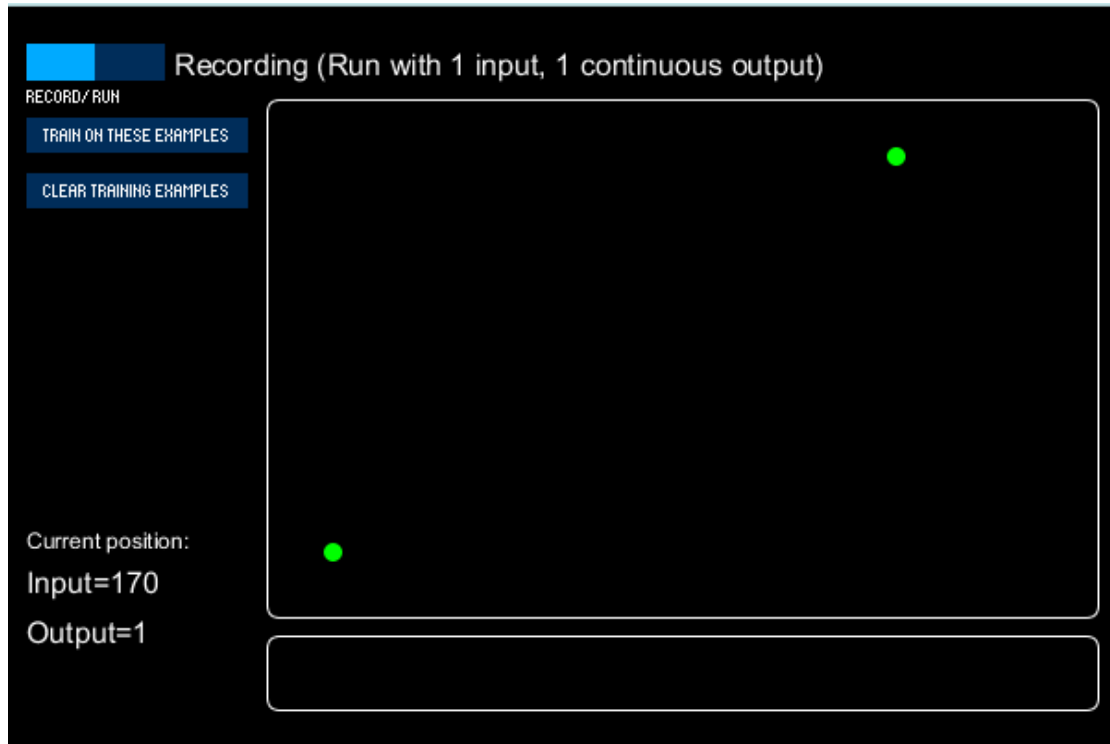
Τα multilayer perceptrons εκπαιδεύονται σε ένα σύνολο ζευγών input-output και μαθαίνουν να μοντελοποιούν τη συσχέτιση (ή εξαρτήσεις) μεταξύ αυτών των input και output. Η εκπαίδευση περιλαμβάνει την προσαρμογή των παραμέτρων ώστε να ελαχιστοποιηθεί το σφάλμα.

Στο υποκεφάλαιο 3.2 εξηγείται περαιτέρω η διαδικασία της εκπαίδευσης για τις ανάγκες της εργασίας.

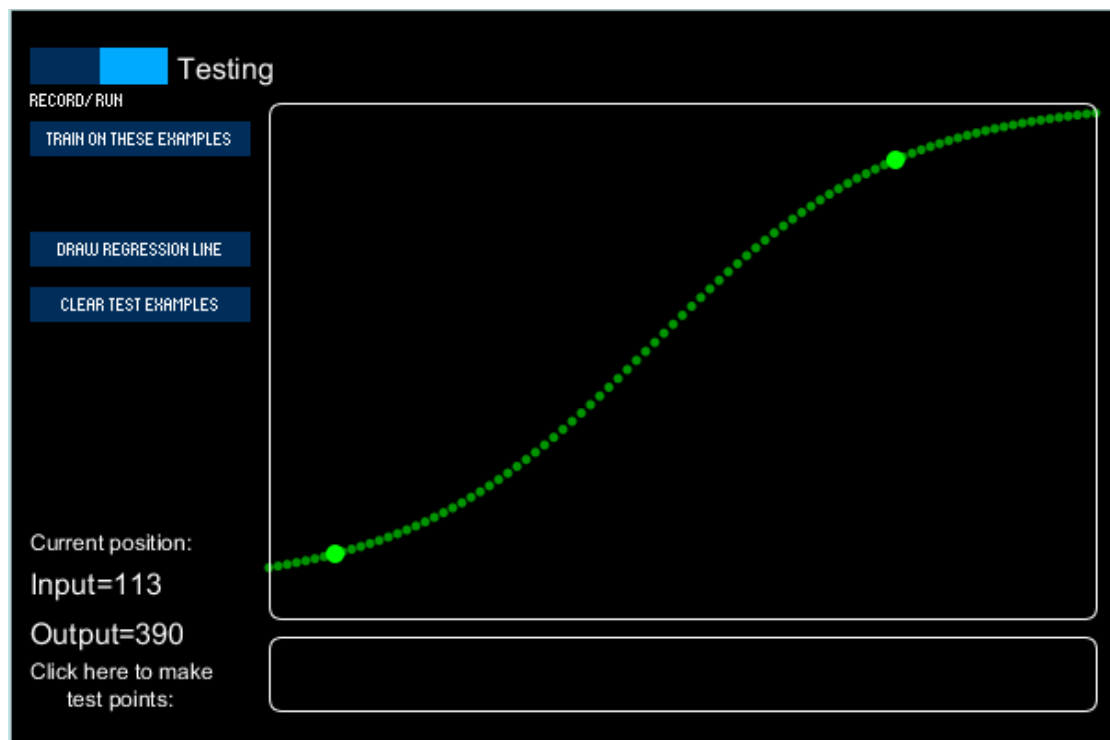
Μετά από τα παραπάνω, θα ήταν χρήσιμο να παρουσιαστούν κάποια παραδείγματα του πως δουλεύει ένα ANN για την καλύτερη κατανόηση του αναγνώστη. Έτσι,

όπως και στα προηγούμενα παραδείγματα που παρουσιάστηκαν στο κεφάλαιο της ταξινόμησης, έτσι και εδώ, θα παρουσιαστούν δύο παραδείγματα του τρόπου που δίνει αποτελέσματα το ANN.

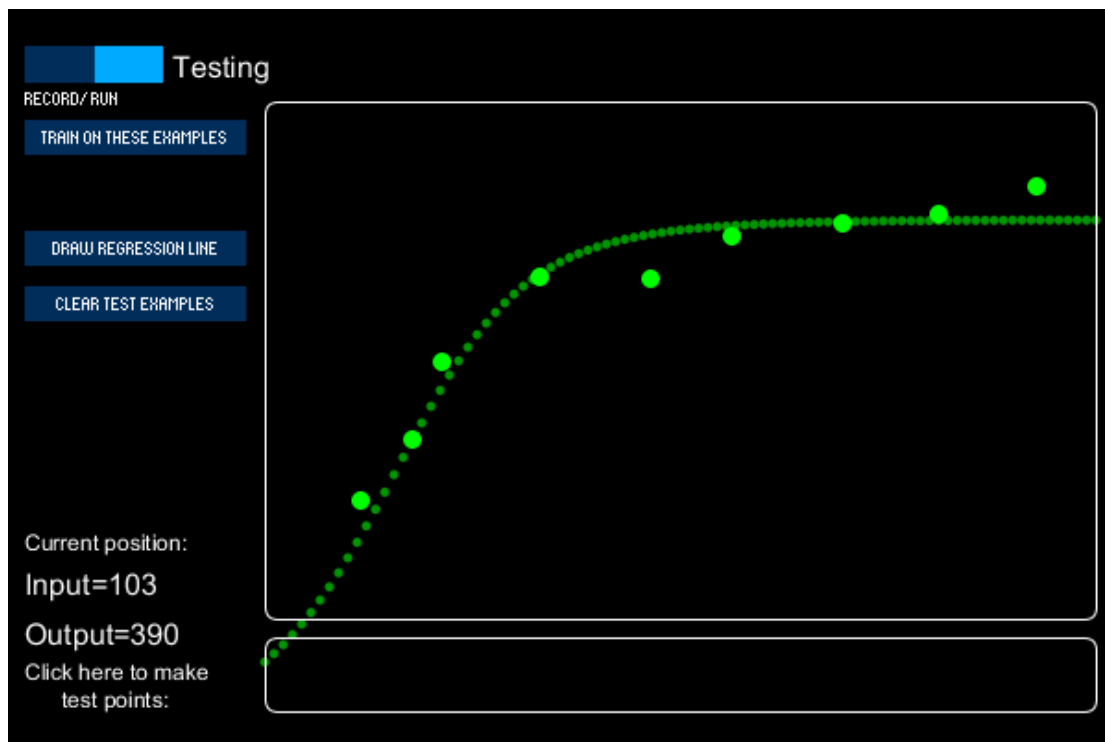
ΕΙΚΟΝΑ 42. ΕΤΙΚΕΤΕΣ ΑΝΑΦΟΡΑΣ



ΕΙΚΟΝΑ 43. REGRESSION ΜΕ ΕΝΑ ΚΡΥΦΟ ΕΠΙΠΕΔΟ



ΕΙΚΟΝΑ 44. REGRESSION ΜΕ ΔΥΟ ΚΡΥΦΑ ΕΠΙΠΕΔΑ

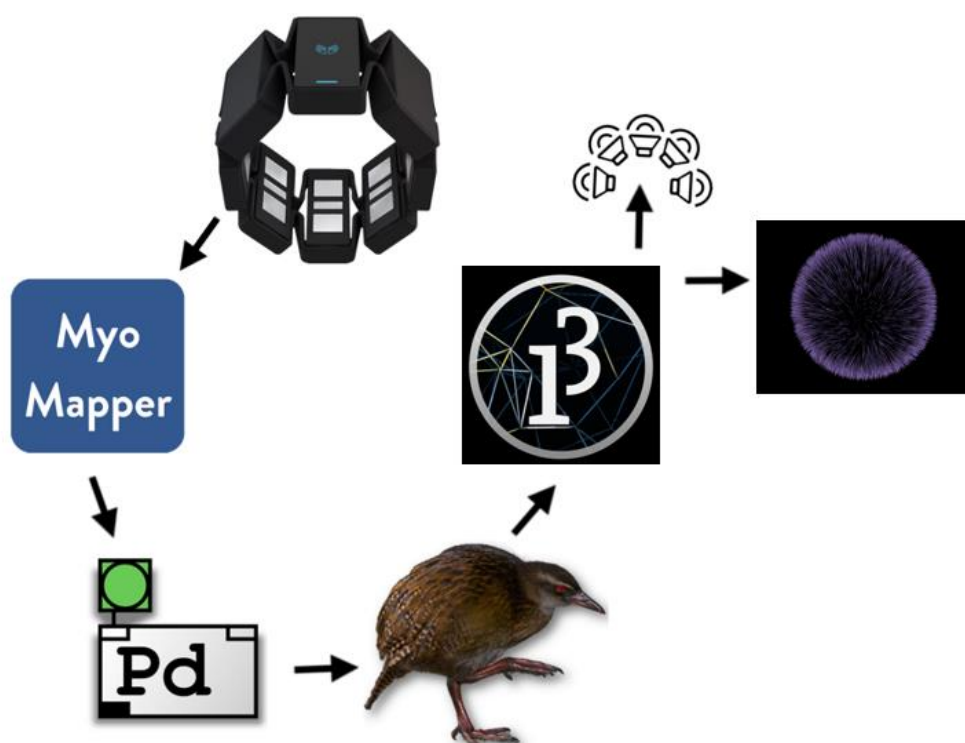


Είναι προφανές ότι αυτά τα παραδείγματα και ο τρόπος που δουλεύει ένας regressor δεν έχει καμία σχέση με τους classifiers που παρουσιάστηκαν νωρίτερα στην εργασία. Εδώ αυτό που είναι το ζητούμενο από τον χρήστη στον αλγόριθμο, είναι ποια διαδρομή πρέπει να ακολουθηθεί για να καταλήξει από το ένα δείγμα (σημείο) στο επόμενο. Έτσι αυτό το είδος μηχανικής μάθησης οπτικοποιείται με αυτό τον τρόπο: μια γραμμή που προσπαθεί να ακολουθήσει τον καλύτερο δρόμο για να είναι όσο το δυνατόν πιο κοντά στα δοσμένα δεδομένα (Caramiaux & Tanaka, 2013).

3 Υλοποίηση και αποτελέσματα

3.1 Εισαγωγή OSC

Τα παρακάτω σχεδιαγράμματα είναι πολύ χρήσιμα για την κατανόηση της σωστής διαδικασίας που ακολουθείται για την εισαγωγή μηνύματος OSC από το Myo μέχρι το Processing και το να γίνει ήχος. Με την σειρά λοιπόν φαίνεται ότι συνδέοντας το Myo σε έναν υπολογιστή είναι απαραίτητη η χρήση του Myo Mapper. Έπειτα από εκεί, στέλνονται μηνύματα στο Pure Data (το οποίο πραγματοποιεί και το feature selection). Στη συνέχεια από το Pd το μήνυμα περνάει στο Wekinator (όπου ξεκινάει η διαδικασία μηχανικής μάθησης). Το Wekinator στέλνει από τις εξόδους του μήνυμα OSC στο Processing το οποίο μεταφράζει αυτό το μήνυμα σε ήχο.



3.2 Διαδικασίες αποστολής OSC από το Wekinator στο Processing

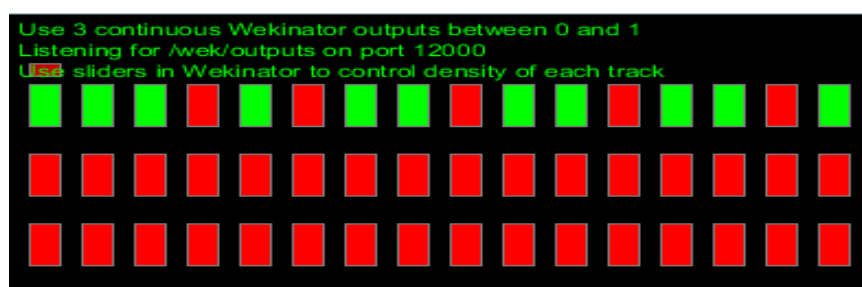
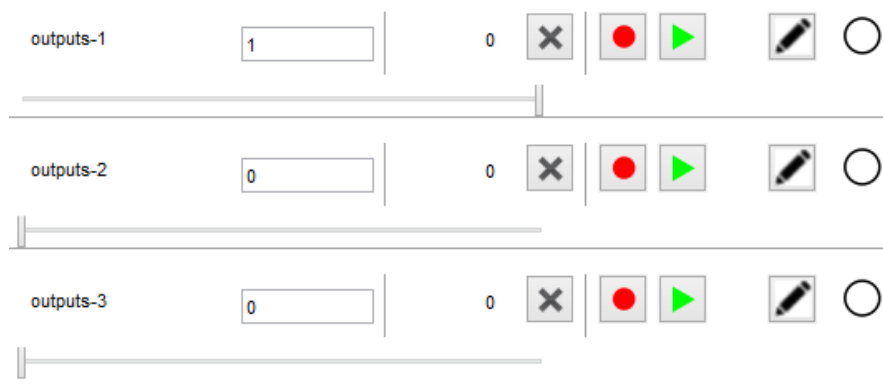
Ξεκινώντας αυτή την ενότητα της εργασίας θα παρουσιαστούν αρχικά οι τρόποι που το Wekinator στέλνει εξόδους (μήνυμα OSC) στο Processing (drum machine). Έπειτα θα παρουσιαστούν οι τρόποι εισαγωγής μηνύματος OSC στο Wekinator και στην

συνέχεια η αποστολή αυτού του μηνύματος στο drum machine και τέλος θα εξεταστούν κάποιοι τρόποι επιλογής δεδομένων και βελτίωσης της αποτελεσματικότητας της εφαρμογής. Για την υλοποίηση των παρακάτω παραδειγμάτων, αλλά και για τον τελικό κώδικα, χρησιμοποιήθηκε ένα Processing project που παρέχει η Rebecca Fiebrink. Για της ανάγκες της εργασίας έγιναν σε αυτό κάποιες επιπλέον τροποποιήσεις που αναγράφονται στο κεφάλαιο 5.

3.2.1 Πρώτη έξοδος (output-1) για πιατίνι

Στις παρακάτω εικόνες φαίνεται το περιβάλλον του Wekinator με τρεις εξόδους (outputs) μηνύματος OSC και η εφαρμογή (drum machine) του Processing.

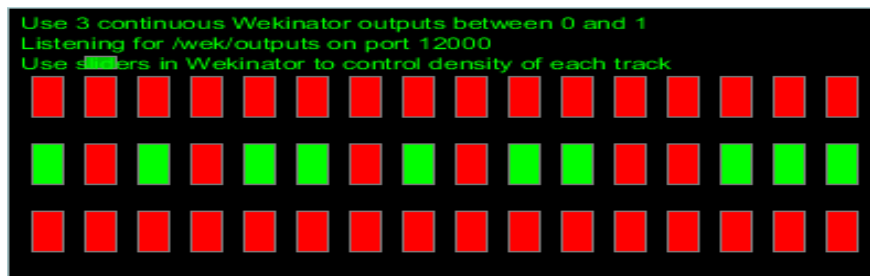
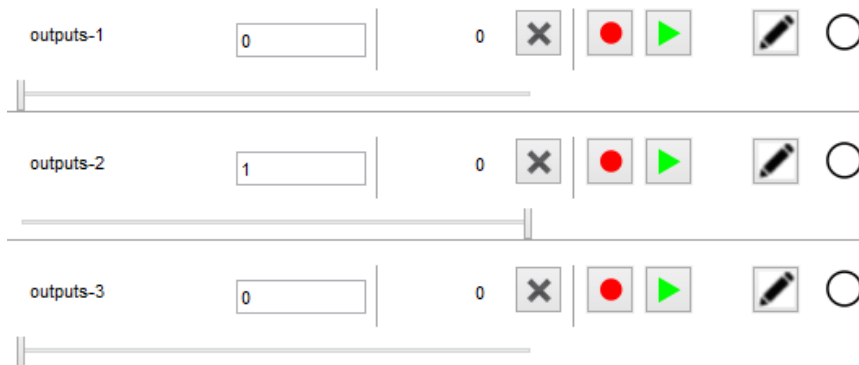
Πιο συγκεκριμένα, η παρακάτω εικόνα απεικονίζει το Wekinator να στέλνει μήνυμα OSC στην πρώτη έξοδο (output-1) για να ακουστεί το πιατίνι (hi-hat).



3.2.2 Δεύτερη έξοδος (output-2) για ταμπούρο

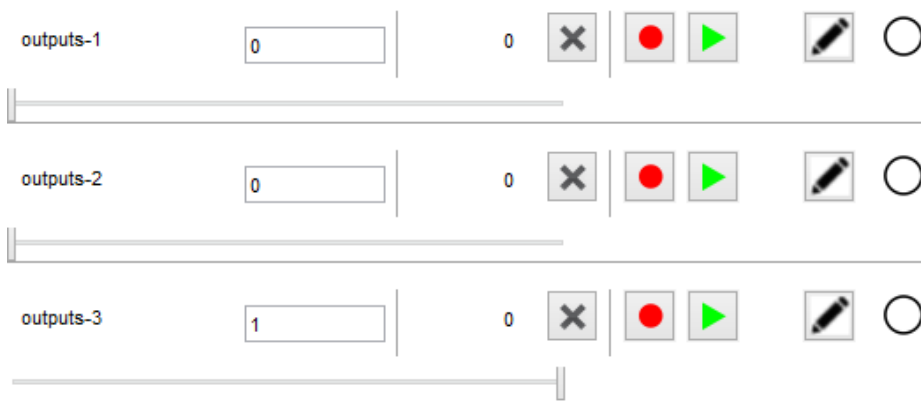
Συνεχίζοντας, στο επόμενο παράδειγμα παρουσιάζονται οι δεύτερη έξοδος (output-2) και οπτικά το μήνυμα που δέχεται το drum machine στο Processing. Με

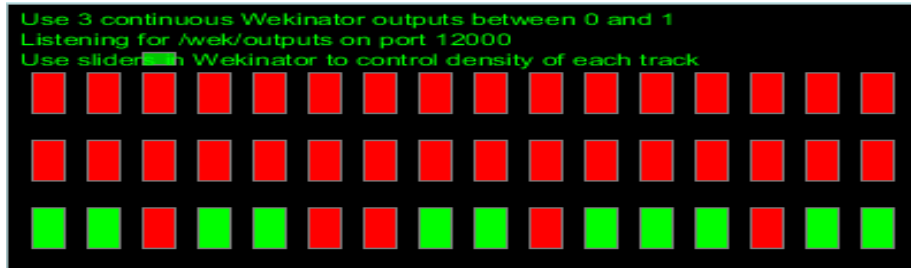
αυτό τον τρόπο, με αυτή δηλαδή την δεύτερη έξοδο (output-2) καλείται να ηχήσει το ταμπούρο (snare).



3.2.3 Τρίτη έξοδος (output-3) για μπότα

Τελειώνοντας, στις παρακάτω δύο εικόνες παρουσιάζονται οι τρίτη έξοδος (output-3) και το μήνυμα που δέχεται το drum machine στο Processing. Στην συνέχεια της εργασίας θα αναλυθεί ο τρόπος που μπορούν να ελεγχθούν οι έξοδοι αυτοί μέσω του περιβραχιονίου Myo.





3.3 Ηλεκτρομυογραφία και διαδραστική μηχανική μάθηση

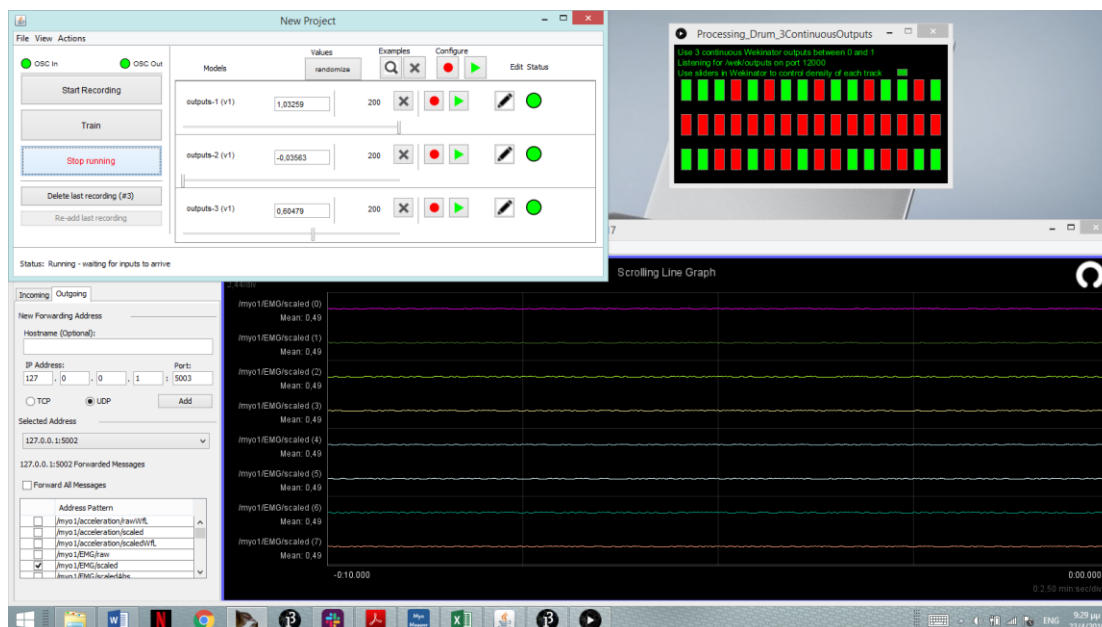
Προηγουμένως παρουσιάστηκε η σύνδεση και επικοινωνία του Wekinator με το Pure Data. Στο επόμενο τμήμα θα παρουσιαστεί η τοποθέτηση των τιμών του μυογραφήματος σε αυτή τη διαδικασία.

3.3.1 Regression με EMG σε drum machine

Στις παρακάτω εικόνες θα παρατηρηθεί το μυογράφημα καθώς περνάει μέσα από το MuseLab⁴¹, για να οπτικοποιηθούν οι κυματομορφές των ηλεκτροδίων, στην συνέχεια να περνάν από έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης στο Wekinator όπου θα εκπαιδευτεί σε τρεις πόζες/θέσεις των χεριών. Τέλος αυτή η πληροφορία θα οδηγείται σε ένα drum machine για να πάρουμε ένα ηχτικό αποτέλεσμα, ξεκινώντας έτσι το δημιουργικό κομμάτι της παρούσας εργασίας.

⁴¹ <http://developer.choosemuse.com/tools/mac-tools/muselab>

3.3.1.1 Ακίνητο Χέρι



Στην παραπάνω εικόνα διακρίνεται η θέση του rest όπου το χέρι που φοράει τον μυογράφο είναι χαλαρό και ακίνητο. Στην συγκεκριμένη θέση παρόλο που το δείγμα που έχει ο Wekinator είναι να παίζει μόνο το hi-hat (πρώτη σειρά) είναι εύκολα διακριτό ότι δίνει ήχους και στο kick (τρίτη σειρά). Αυτό μπορεί να υποθεθεί (με σιγουριά) είναι ότι κάποιες τιμές που παίρνει το μυογράφημα μοιάζουν και για την περίπτωση που ο αλγόριθμος έχει εκπαιδευτεί να 'παίζει' μόνο το kick.

3.3.1.2 Σφιγμένη Γροθιά



Συνεχίζοντας, στην παραπάνω εικόνα παρατηρείται η κυματομορφή και τα ηχητικά μηνύματα που δέχεται το drum machine στην περίπτωση που το χέρι που φοράει τον μυογράφο δημιουργήσει μια σφιχτή γροθιά. Όπως και προηγουμένως, έτσι και εδώ μπορούμε είναι εύκολα διακριτό ότι παρόλο που ο αλγόριθμος έχει εκπαιδευτεί να 'παίξει' το snare (δεύτερη σειρά), δεν υπακούει πλήρως.

3.3.1.3 Ανοικτή παλάμη προς τα επάνω



Στην τελευταία για αυτά τα παραδείγματα εικόνα διακρίνεται η κυματομορφή και το ηχητικό αποτέλεσμα του Wekinator στην περίπτωση που το χέρι που φοράει τον μυογράφο, κουνήσει με ανοικτή την παλάμη τον καρπό του προς τα πάνω. Φαίνεται και εδώ το ‘πρόβλημα’ που υπήρχε και στα προηγούμενα παραδείγματα. Δηλαδή ότι παρόλο που ο αλγόριθμος έχει εκπαιδευτεί να ‘παίζει’ μόνο το kick, ακούγεται και το snare εξαιτίας του ότι κάποιες τιμές που παίρνει ο μυογράφος είναι ίδιες.

Θα δούμε στην συνέχεια της εργασίας κατά πόσο και με ποιους τρόπους μπορούμε να κάνουμε αυτά τα σημεία και αυτές τις ‘πόζες’ πιο διακριτές και πιο ξεκάθαρες για το Wekinator.

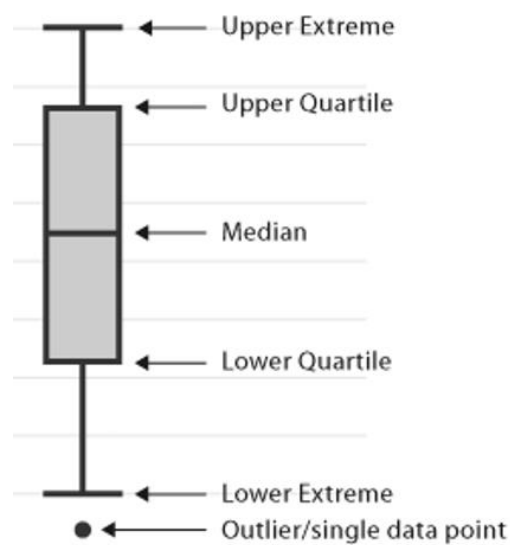
3.4 Επιλογή Χαρακτηριστικών / Feature selection:

Έχει μεγάλη σημασία, για την καλύτερη λειτουργία του drum machine και την καλύτερη εφαρμογή του EMG, να γίνει επιλογή χαρακτηριστικών (feature selection). Δηλαδή, θα γίνει μία ανάλυση των τιμών του ηλεκτρομυογραφήματος μέσω πλαισίων απολήξεων και έπειτα μια απαλοιφή όσων χαρακτηριστικών θεωρούνται 'άχρηστα'.

3.4.1 Πλαίσια απολήξεων / Boxplots

Με την χρήση κάποιων φίλτρων μπορούν να επιτευχθούν καλύτερο αποτέλεσμα (Arief et al., 2015). Το παρακάτω γράφημα παρουσιάζει τα πλαίσια απολήξεων⁴² (boxplots) για κάθε μια float τιμή που δίνει το ηλεκτρομυογράφημα (EMG). Η παρακάτω εικόνα θα βοηθήσει στην κατανόηση και την διευκόλυνση της ανάγνωσης ενός boxplot.

ΕΙΚΟΝΑ 45. ΠΩΣ ΔΙΑΒΑΖΕΤΑΙ ΕΝΑ ΠΛΑΙΣΙΟ ΑΠΟΛΗΞΕΩΝ⁴⁵



Upper Extreme -> Ψηλότερες τιμές

Upper Quartile -> Ψηλότερες τιμές των μέσων τιμών

Median -> Μέσες τιμές

⁴² <https://towardsdatascience.com/understanding-boxplots-5e2df7bcbd51>

Lower Quartile -> Χαμηλότερες τιμές των μέσων τιμών

Lower extreme -> Χαμηλότερες τιμές

Outlier / single data point -> Ακραίες / μοναδικές τιμές

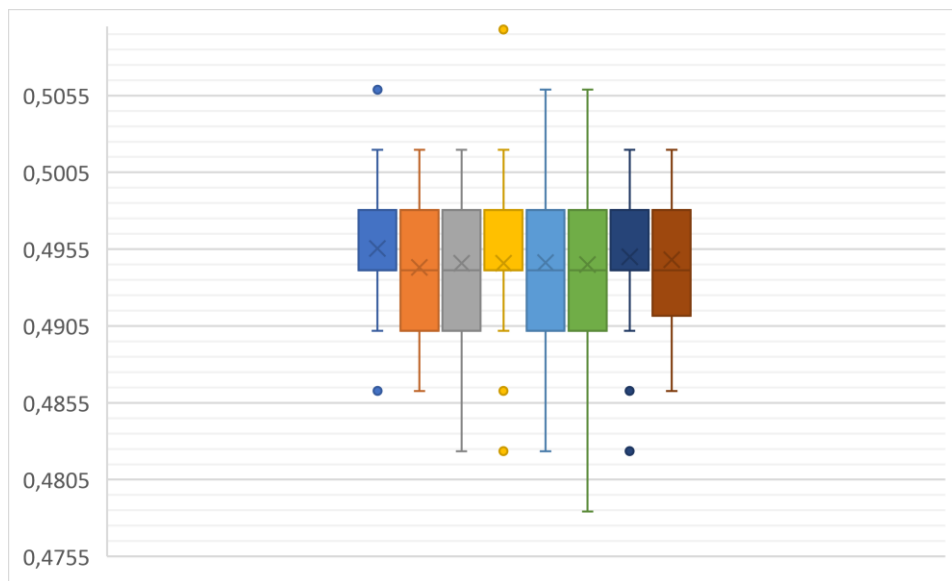
Οι τιμές που βρίσκονται μέσα στο κουτί αποτελούν το 75% των συνολικών τιμών, συνεπώς οι τιμές που βρίσκονται στο άνω και κάτω άκρο αποτελούν το 25% των συνολικών τιμών. Έτσι μπορούν να γίνουν ευδιάκριτες οι τιμές που αποτελούν ‘θόρυβο’⁴³, και οι τιμές που εν τέλει είναι πιο χρήσιμες.

3.4.2 Πλαίσια απολήξεων για EMG

Παρατηρώντας λοιπόν αυτά τα boxplots στην παρακάτω εικόνα (για ένα ακίνητο χέρι) τα συμπεράσματα που μπορούν να γίνουν είναι ότι οι αξίες που παίρνουν όλα τα ηλεκτρόδια πάνω από την τιμή του 0,498 περίπου, μπορούν να θεωρηθούν ‘θόρυβος’, επομένως και να μην συμπεριληφθούν στα δεδομένα για την μηχανική μάθηση. Το ίδιο μπορούμε να δούμε ότι ισχύει για την κατώτερη τιμή που παίρνει το κάθε ηλεκτρόδιο όπου στην παραπάνω περίπτωση ποικίλει. Αυτό που διακρίνεται εύκολα είναι ότι το πρώτο, τέταρτο και έβδομο παίρνουν τιμές που θα χαρακτηρίζονταν ‘θόρυβος’ αν ήταν χαμηλότερες από 0,494. Αντίστοιχα στο δεύτερο, τρίτο, πέμπτο και έκτο βλέπουμε αυτή η τιμή να είναι το 0,49, ενώ το όγδοο, κάτω από 0,491.

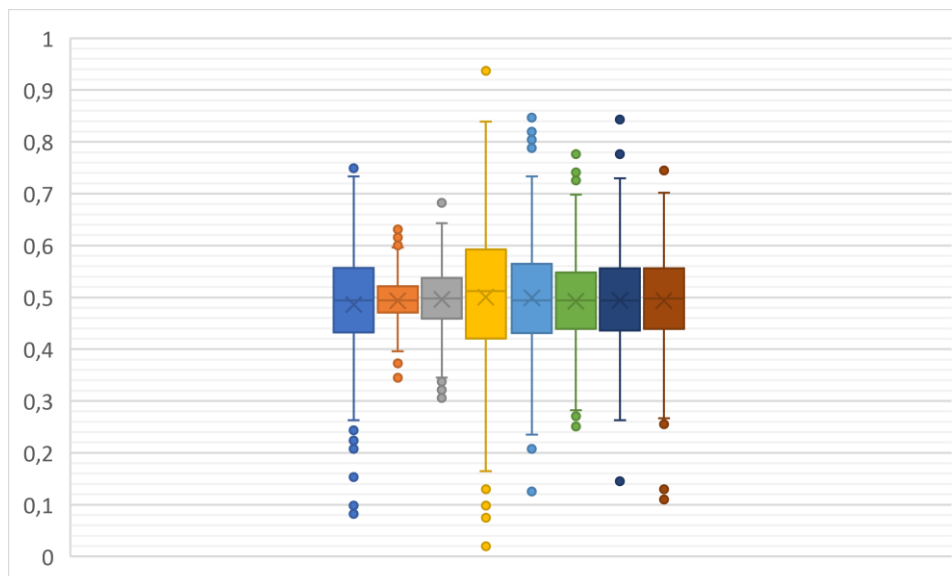
⁴³ Δεδομένα-θόρυβος (noise data) = είναι δεδομένα με μια μεγάλη ποσότητα πρόσθετων πληροφοριών χωρίς νόημα

ΕΙΚΟΝΑ 46. ΠΛΑΙΣΙΟ ΑΠΟΛΗΞΕΩΝ EMG ΓΙΑ ΑΚΙΝΗΤΟ ΧΕΡΙ



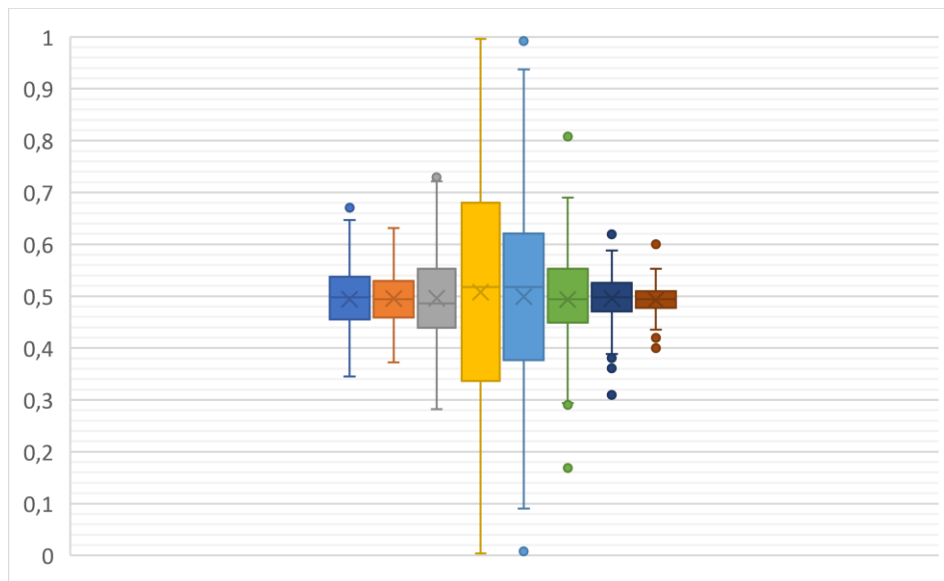
Όπως και στο προηγούμενο γράφημα, έτσι και στο παρακάτω παρουσιάζονται οι τιμές που παίρνουν τα οκτώ ηλεκτρόδια του μυογράφου αυτή τη φορά για μια σφιγμένη γροθιά. Έτσι μπορεί και εδώ να παρατηρηθεί ότι οι τιμές που μπορούν να θεωρηθούν ‘θόρυβος’ είναι όσες βρίσκονται πάνω από το 0,58 και κάτω από το 0,43.

ΕΙΚΟΝΑ 47. ΠΛΑΙΣΙΟ ΑΠΟΛΗΞΕΩΝ EMG ΓΙΑ ΣΦΙΓΜΕΝΗ ΓΡΟΘΙΑ



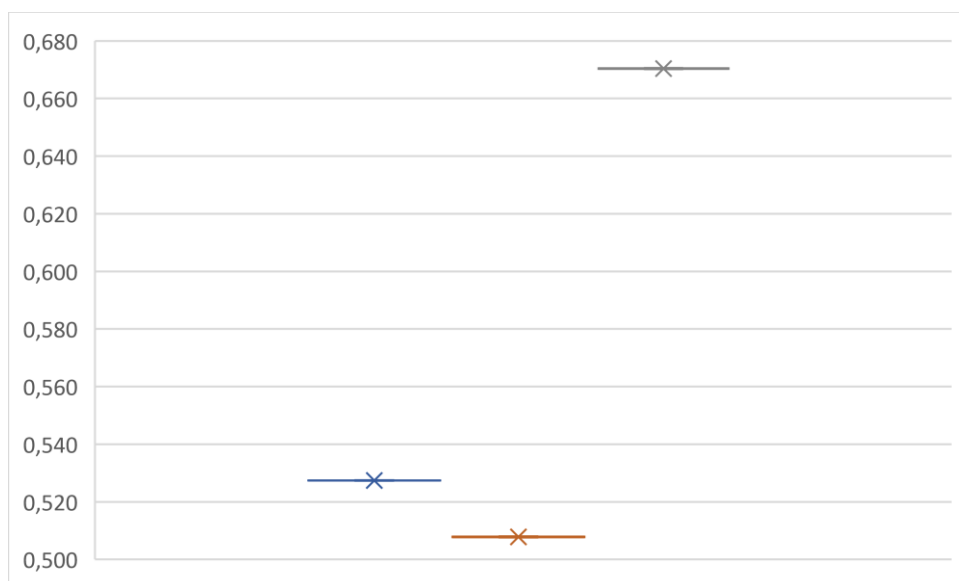
Τελειώνοντας με την κίνηση της ανοιχτής παλάμης προς τα επάνω, παρατηρείται ότι οι τιμές για κάποια ηλεκτρόδια που μπορούν να θεωρηθούν ‘θόρυβος’, σε άλλα ηλεκτρόδια είναι φυσιολογικές. Το τέταρτο και πέμπτο ηλεκτρόδιο φαίνεται ότι παίρνουν λογικές τιμές μεταξύ του 0.34 και του 0.68, ενώ όλα τα υπόλοιπα δείχνουν λογικές τιμές ανάμεσα στο 0.44 και στο 0.56 με εξαίρεση το τελευταίο, που έχει και το μικρότερο εύρος τιμών.

ΕΙΚΟΝΑ 48. ΠΛΑΙΣΙΑ ΑΠΟΛΗΞΕΩΝ EMG ΓΙΑ ΑΝΟΙΚΤΗ ΠΑΛΑΜΗ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΠΑΝΩ

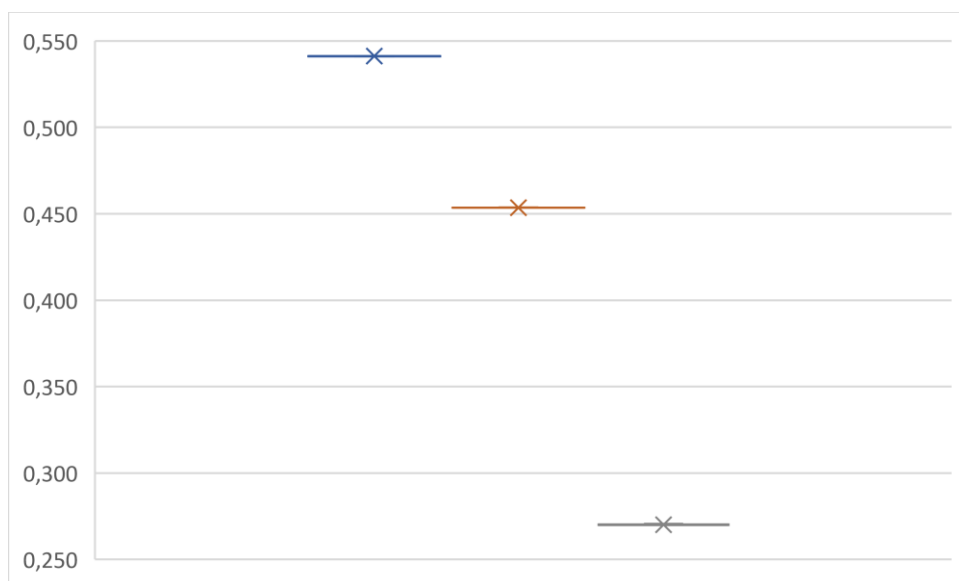


3.4.3 Πλαίσια απολήξεων για orientation

ΕΙΚΟΝΑ 49. ΠΛΑΙΣΙΑ ΑΠΟΛΗΞΕΩΝ ΓΙΑ ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΗ ΤΟΥ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΞΩ



ΕΙΚΟΝΑ 50. ΠΛΑΙΣΙΑ ΑΠΟΛΗΞΕΩΝ ΓΙΑ ΠΕΡΙΣΤΡΟΦΗ ΤΟΥ ΒΡΑΧΙΟΝΑ ΠΡΟΣ ΤΑ ΜΕΣΑ



Παρατηρείται και στα δύο σχεδιαγράμματα που παρουσιάζουν τα πλαίσια απολήξεων για τον προσανατολισμό του βραχίονα, ότι δεν υπάρχουν μεγάλες αποκλίσεις και 'θόρυβος' στις τιμές. Αυτό οδηγεί στο συμπέρασμα ότι δεν θα χρειαστεί κάποια επιλογή χαρακτηριστικών. Θα χρησιμοποιηθούν όλες οι τιμές του 'αισθητήρα' προσανατολισμού ατόφειες.

3.4.4 Άπληστη προς-τα-πίσω Απαλοιφή (*Greedy Backward Elimination*)

Μετά από τα παραπάνω αποτελέσματα και με βάση παρόμοιες έρευνες, θα γίνει η χρήση μιας τεχνικής που ονομάζεται Άπληστη προς-τα-πίσω Απαλοιφή (*Greedy Backward Elimination*) (Witten et al., 2011, σ. 292-296). Σε ορισμένες εφαρμογές, η μείωση του αριθμού των χαρακτηριστικών έχει ένα πρακτικό αποτέλεσμα (Guyon & Elisseeff, 2003) (π.χ. επιλογή ποιων από τα οκτώ EMG στην περίπτωσή μας).

Παρόλο που υπάρχουν έτοιμη αλγόριθμοι⁴⁴ για την επίτευξη της προς-τα-πίσω απαλοιφής, σε αυτή την εργασία θα γίνει με εμπειρική προσέγγιση. Έτσι, και εφόσον έχουν παρουσιαστεί παραπάνω τα πλαίσια απολήξεων, μπορούμε να διακρίνουμε ότι τρία από αυτά έχουν την μεγαλύτερη διαφοροποίηση σε όλες τις πόζες: το δεύτερο, τέταρτο και όγδοο.

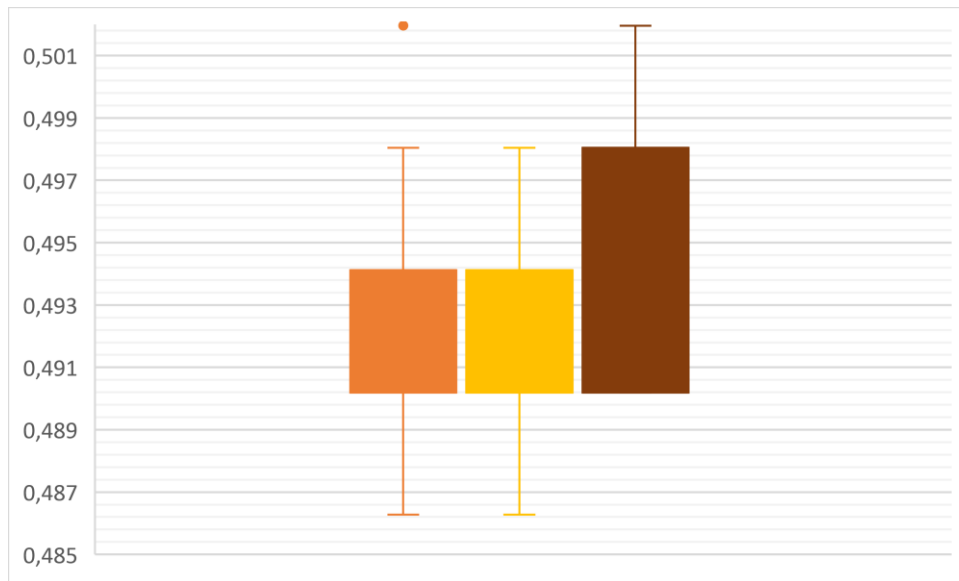
Έτσι μπορούν να ληφθούν υπόψιν και να χρησιμοποιηθούν μόνο αυτά τα χαρακτηριστικά. Με αυτό τον τρόπο εκτός ότι επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ακρίβεια, δεν θα χρειάζεται να πακεταριστεί τόση πληροφορία για την επικοινωνία OSC.

Η επιλογές των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών έχουν επιβεβαιωθεί μέσω αυτόματης εκτίμησης σε περιβάλλον MATLAB με τη χρήση της εντολής `rankfeatures`⁴⁵.

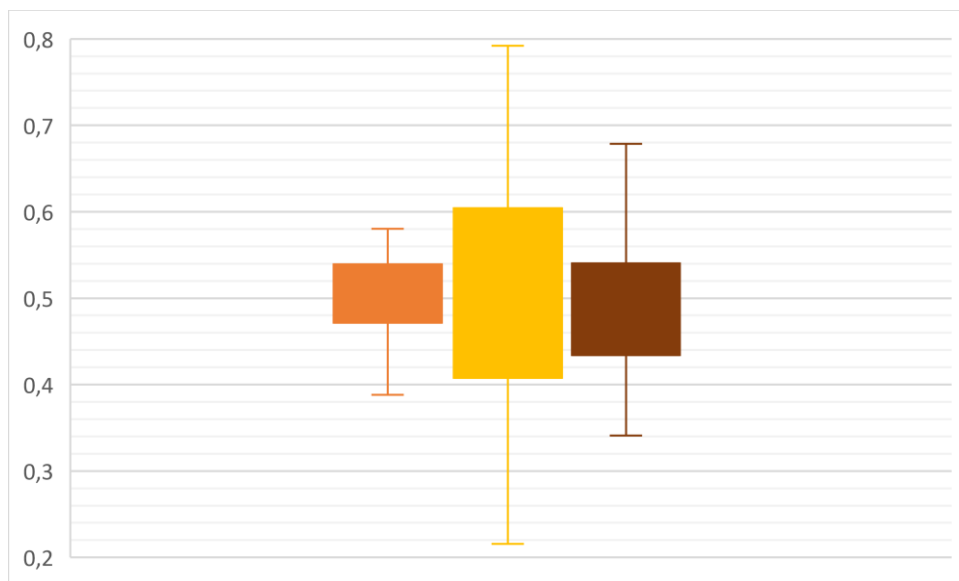
⁴⁴ <https://towardsdatascience.com/feature-selection-techniques-in-machine-learning-with-python-f24e7da3f36e?fbclid=IwAR2xvMSrTBL6Lyn3mgPtLlxt4yE4m272ZCwNjQQJDT9oZr9QAPM93-5sPuA>

⁴⁵ <https://uk.mathworks.com/help/bioinfo/ref/rankfeatures.html>

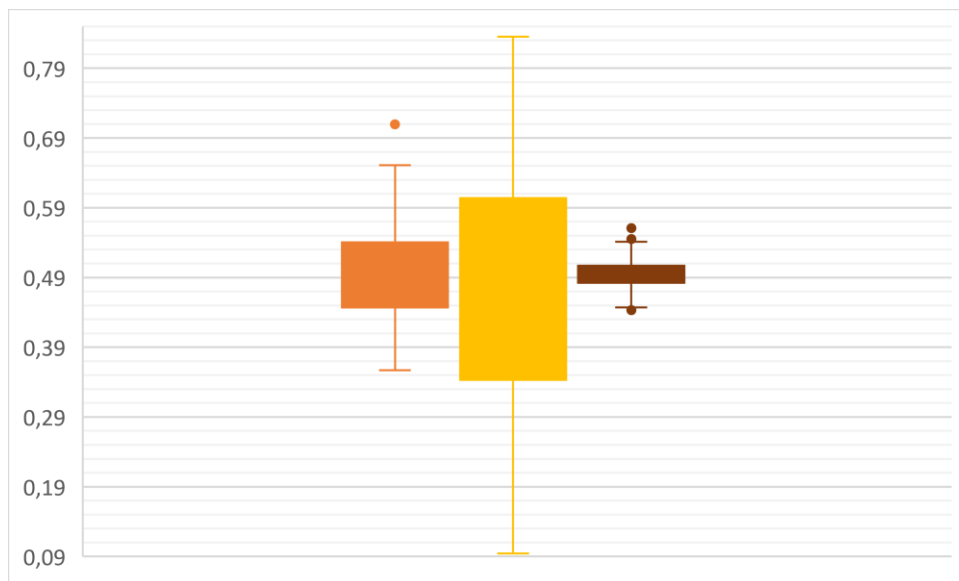
ΕΙΚΟΝΑ 51. ΤΡΙΑ ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΑ ΕΜΓ ΓΙΑ ΑΚΙΝΗΤΟ ΧΕΡΙ



ΕΙΚΟΝΑ 52. ΤΡΙΑ ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΑ ΕΜΓ ΓΙΑ ΣΦΙΓΜΕΝΗ ΓΡΟΘΙΑ



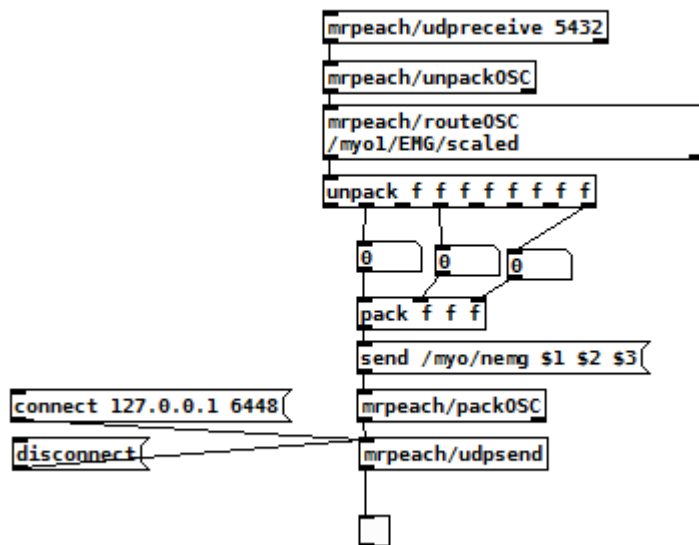
ΕΙΚΟΝΑ 53. ΤΡΙΑ ΕΠΙΛΕΓΜΕΝΑ ΕΜΓ ΓΙΑ ΑΝΟΙΚΤΗ ΠΑΛΑΜΗ ΠΡΟΣ ΤΑ ΕΠΑΝΩ



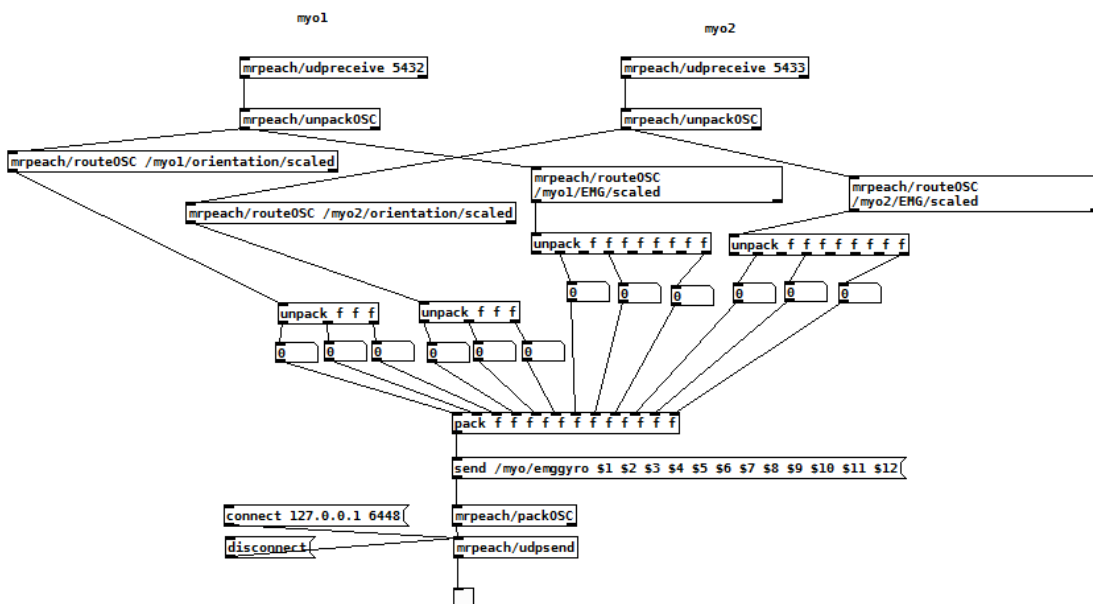
Παρατηρώντας τα πλαίσια απολήξεων, τα οποία είναι τα αποτελέσματα της διαδικασίας της άπληστης προς-τα-πίσω απαλοιφής, μπορεί να παρατηρηθεί ότι πλέον δεν υπάρχει τόσος ‘θόρυβος’ όσο στα προηγούμενα παραδείγματα (με όλα τα EMG). Αυτό μπορεί να βοηθήσει σημαντικά στην σωστή λειτουργία της τελικής εφαρμογής και είναι ένα εντυπωσιακό παράδειγμα ότι δεν χρειάζονται πάντα παραπάνω πληροφορίες για να είναι ένας αλγόριθμος μηχανικής μάθησης πιο ακριβής.

Έτσι μπορεί να γίνει επέμβαση και στο αρχικό σκίτσο του Pure Data που είχε παρουσιαστεί στο ομώνυμο κεφάλαιο και να πάρει την εξής μορφή:

ΕΙΚΟΝΑ 54. PURE DATA ME FEATURE SELECTION



Όπως φαίνεται στο παραπάνω σκίτσο, ενώ καλείται να ανοίξει όλο το πακέτο με τις οκτώ τιμές (4^ο κουτί), συνδέονται μόνο οι δεύτερη, τέταρτη και όγδοη για να σταλθούν στο Wekinator. Ομοίως και για το δεύτερο περιβραχιόνιο θα γίνει η επιλογή μόνο αυτών των τριών τιμών και αυτό έχει σαν αποτέλεσμα το παρακάτω σκίτσο.



4 Σχολιασμός

Η ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματική εργασία είχε ως αποτέλεσμα την εξοικείωση με την ερευνητική βιβλιογραφία στους τομείς της Νευροεπιστήμης και ειδικότερα της ηλεκτρομυογραφίας, στις βασικές αρχές της μηχανικής μάθησης και της δημιουργίας προγραμματιστικού κώδικα σε διαφορετικά περιβάλλοντα (Pd, Processing). Περισσότερο όμως, επέτρεψε την εμπειρική εξοικείωση με την επιστημονική έρευνα και την επίλυση προβλημάτων στην μηχανική μάθηση και στον προγραμματισμό. Ειδικότερα, στη διαδικασία της επιλογής αλγορίθμων και χαρακτηριστικών για την μηχανική μάθηση και τροποποιήσεις στους κώδικες προγραμματισμού.

Παρόλο που οι τεχνικές του classification είναι πολύ χρήσιμες στην αναγνώριση χειρονομιών, δεν ήταν τόσο αποτελεσματικές στην δημιουργία της εφαρμογής που είχε στόχο η εργασία. Με την αυστηρή κατανομή που πραγματοποιεί ένας classifier, αυτό που θα μπορούσε να γίνει, είναι μια εφαρμογή που θα αναγνωρίζει μια κίνηση και θα παράγει έναν (ή παραπάνω) ήχο (ή λούπα), αλλά δεν θα μπορούσε να γίνει η ενδιάμεση κατάσταση. Δηλαδή δεν θα μπορούσε, ανάλογα την θέση του χεριού, να ‘παίζει’ περισσότερο snare ή περισσότερο kick κ.ο.κ.. Όπως επίσης και το pitch, δεν θα μπορούσε να λειτουργήσει με classification διότι θα έπρεπε να γίνει εκπαίδευση κάθε θέσης (με απειροελάχιστες διαφορές στο EMG) για κάθε τόνο, πράγμα που είναι σχεδόν αδύνατο. Παρόλο που έγινε προσπάθεια για την δημιουργία της εφαρμογής με την χρήση classification, το αποτέλεσμα ήταν κάτι που δεν μπορούσε να συγκριθεί με αυτό που τελικά δημιουργήθηκε με regression. Ίσως σε περαιτέρω έρευνα και σε επόμενο στάδιο, να επιχειρηθεί η δημιουργία μιας εφαρμογής πιο κοντά σε ένα κρουστό μουσικό όργανο, που ανάλογα την κίνηση, να ενεργοποιείται ένας και μόνο ήχος (ταμπούρο, τουμπελέκι, νταούλι, κ.α.).

Αυτή η εργασία δίνει την βάση για να επιχειρηθούν τέτοιου είδους ιδέες στο μέλλον, όπως επίσης, παρέχει ένα μοντέλο για το σχεδιασμό νέων μουσικών διεπαφών για συνεχή χρήση σε ήδη υπάρχουσες τεχνολογίες (ηλεκτρομυογράφημα, μηχανική μάθηση). Η απόκτηση μουσικών δεξιοτήτων παρουσιάζεται σχεδόν ως προαιρετική για την χρήση και παραγωγή μουσικής μέσω του παρόντος διαδραστικού μουσικού συστήματος. Διάφοροι χρήστες του, ισχυρίζονται ότι η παραγωγή μουσικής με την χρήση χειρονομιών είναι ένα μεγάλο βήμα στην εξέλιξη των διαδραστικών μουσικών συστημάτων. Το συνεργατικό πλαίσιο επιτρέπει σε χρήστες χωρίς μουσικό υπόβαθρο, να

μπορούν να παράγουν μουσική με απλές χειρονομίες. Η απαλοιφή μη-χρήσιμων χαρακτηριστικών για την μηχανική μάθηση, προτείνεται ως λύση στην μεγάλη ποικιλία των πληροφοριών που υπάρχουν στα μηνύματα OSC από το Myo. Τέλος, σημειώνεται ότι η χρήση μηχανικής μάθησης έπαιξε ίσως τον πιο σημαντικό ρόλο για την υλοποίηση της εργασίας. Οι αλγόριθμοι που παρέχονται από το Wekinator ήταν από τα πιο σημαντικά εργαλεία για την επίτευξη της τελικής εφαρμογής. Φαίνεται επίσης πως η χρήση αισθητήρων ηλεκτρομυογραφήματος και γυροσκοπίου, μπορούν να έχουν πολύ ενδιαφέροντα αποτελέσματα στον τομέα των διαδραστικών μουσικών συστημάτων.

Οι προκλήσεις που παρουσιάστηκαν κατά τη διάρκεια δημιουργίας αυτής τις εφαρμογής ήταν ένας σημαντικός παράγοντας στο να γίνουν περαιτέρω μελέτες και έρευνα πάνω στην μηχανική μάθηση και τον προγραμματισμό ώστε το αποτέλεσμα να μπορεί να σταθεί επάξια στον επιστημονικό κλάδο των διαδραστικών μουσικών συστημάτων και να εξελίξει τον τρόπο που δημιουργείται και παράγεται μουσική.

5 Τελικός Κώδικας:

Στο παρακάτω κείμενο να παρουσιαστεί ο κώδικας με τον οποίο δουλεύει η τελική εφαρμογή στο Processing. Θα υπάρχουν κάθε φορά μικρά αποσπάσματα από τον κώδικα και κάποιος σχολιασμός για την καλύτερη κατανόηση του αναγνώστη. Οι κενές σειρές που θα υπάρχουν στον κώδικα είναι σύνηθες φαινόμενο στον προγραμματισμό και βοηθούν σε μια καλύτερη κατανομή και ευκολία στην ανάγνωση.

5.1 Εισαγωγή βιβλιοθηκών

```
1. import processing.opengl.*;
2. import ddf.minim.*;
3. import ddf.minim.ugens.*;
4. import processing.opengl.*;
5. import ddf.minim.*;
6. import ddf.minim.ugens.*;
```

Αυτό που γίνεται στο παραπάνω απόσπασμα είναι η εισαγωγή των βιβλιοθηκών⁴⁶ που είναι απαραίτητες για να λειτουργήσει ο υπόλοιπος κώδικας.

5.2 Απαραίτητα μηνύματα για το OSC

```
7. import oscP5.*;
8. import netP5.*;
9. OscP5 oscP5;
10. NetAddress dest;
```

Οι παραπάνω εντολές είναι απαραίτητες για να ξεκινήσει μια επικοινωνία Open Sound Control ανάμεσα στο Processing και στο Wekinator.

5.3 Ορισμοί / Αρχικοποιήσεις καθολικών μεταβλητών⁴⁷

```
11. Minim      minim;
12. AudioOutput out;
13. AudioOutput out_pitch;
14. Oscil      wave;
15. float max_amp = 0.8;
16.
```

⁴⁶ Βιβλιοθήκη = Μια συλλογή μη πητικών πόρων που χρησιμοποιούνται από προγράμματα υπολογιστών, συχνά για ανάπτυξη λογισμικού. Αυτά μπορεί να περιλαμβάνουν δεδομένα διαμόρφωσης, τεκμηρίωση, δεδομένα βοήθειας, πρότυπα μηνυμάτων, προγραμμαμένο κώδικα και υπορουτίνες, κλάσεις, τιμές ή προδιαγραφές τύπου

⁴⁷ Καθολική μεταβλητή = μεταβλητή που μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε οποιοδήποτε σημείο του κώδικα


```

17. Sampler    kick;
18. Sampler    snare;
19. Sampler    hat;
20.
21. boolean[] hatRow = new boolean[16];
22. boolean[] snrRow = new boolean[16];
23. boolean[] kikRow = new boolean[16];
24. float ampl;
25. float freq;
26.
27. int cuantos = 12000;
28. Pelo[] lista ;
29. float radio = 200;
30. float rx = 0;
31. float ry = 0;
32.
33. int bpm = 100;
34. int beat;

```

Στο παραπάνω τμήμα του κώδικα γίνονται όλες οι αρχικοποιήσεις που θα χρειαστούν για το μουσικό μέρος της εφαρμογής, όπως τα δύο streams που θα χρειαστούν (beat, pitch), ο ορισμός του A4⁴⁸ στα 440Hz, η ένταση του ήχου, καθώς και τα αρχεία και τα samples για τα κρουστά.

Εκτός αυτών, γίνεται μια αρχικοποίηση για τα γραφικά του οπτικού τμήματος του κώδικα (το οποίο θα παρουσιαστεί παρακάτω) (γραμμές 27-31), και ορίζεται ο ρυθμικός παλμός (beats per minute(bpm)) στα 100bpm.

```

35. void setup()
36. {
37.   size(1024, 768, P3D);
38.   radio = height/3.5;
39.   lista = new Pelo[cuantos];
40.   for (int i = 0; i < lista.length; i++) {
41.     lista[i] = new Pelo();
42.   }
43.   noiseDetail(3);

```

Στο παραπάνω απόσπασμα αρχικοποιούνται οι απαραίτητες μεταβλητές και το μέγεθος του παραθύρου για τα γραφικά (οπτικό κομμάτι).

⁴⁸ Το La που στο συγκεκριμένο τονικό σύστημα είναι στα 440 Hz

5.4 OSC στο Wekinator

```
44.   oscP5 = new OscP5(this, 12000);
```

Συνεχίζοντας τον κώδικα βλέπουμε το τμήμα όπου δημιουργεί την επικοινωνία με το Wekinator και ορίζει την εφαρμογή να ‘ακούει’ το μήνυμα OSC στην πόρτα 12000.

```
45.   minim = new Minim(this);
46.   out    = minim.getLineOut();
47.   out_pitch  = minim.getLineOut();
48.
49.   kick  = new Sampler( "BD.wav", 4, minim );
50.   snare = new Sampler( "SD.wav", 4, minim );
51.   hat   = new Sampler( "CHH.wav", 4, minim );
52.   wave  = new Oscil( 440, 0.5f, Waves.SINE );
53.
54.   kick.patch( out );
55.   snare.patch( out );
56.   hat.patch( out );
57.   wave.patch( out_pitch );
58.   wave.setAmplitude(max_amp);
59.   out_pitch.mute();
60.   out.mute();
61.
62.   beat = 0;
63.
64.   // start the sequencer
65.   out.setTempo( bpm );
66.   out.playNote( 0, 0.25f, new Tick() );
67. }
```

Παραπάνω ορίζονται οι έξοδοι για το beat και το pitch, δημιουργείται ένα ημίτονο στο A4, ορίζονται τα αρχεία ήχου που θα χρησιμοποιηθούν για να ακουστούν τα κρουστά και συνδέονται μεταξύ τους. Για να μπορεί το beat και το pitch να ακούγονται ταυτόχρονα είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν δύο έξοδοι. Επίσης ορίζεται να ξεκινάν σε σίγαση (mute) το οποίο θα αλλάζει με δύο κουμπιά του πληκτρολογίου.

5.5 Εισαγωγή κλάσης⁴⁹ για τα κρουστά

```
68. class Tick implements Instrument
69. {
```

⁴⁹ Ένα εκτεταμένο πρότυπο πρόγραμμα κώδικα για την δημιουργία αντικειμένων, την παροχή αρχικών τιμών και την υλοποίηση ‘συμπεριφορών’.

```

70. void noteOn( float dur )
71. {
72.     if ( hatRow[beat] ) hat.trigger();
73.     if ( snrRow[beat] ) snare.trigger();
74.     if ( kikRow[beat] ) kick.trigger();
75. }
76.
77. void noteOff()
78. {
79.     beat = (beat+1)%16;
80.     out.playNote( 0, 0.25f, this );
81. }
82. }

```

Στο παραπάνω απόσπασμα δημιουργείται μια κλάση όπου τοποθετούνται οι ήχοι των κρουστών και ορίζεται να ακούγονται κάθε δέκατο έκτο.

5.6 Πλαίσιο για το οπτικό στοιχείο

```

83. void setup(){
84.     size(1024, 768, P3D);
85.     radio = height/3.5;
86.     lista = new Pelo[cuantos];
87.     for (int i = 0; i < lista.length; i++) {
88.         lista[i] = new Pelo();
89.     }
90.     noiseDetail(3);

```

Στο παραπάνω τμήμα του κώδικα δημιουργείται το πλαίσιο και ο πίνακας που χρησιμοποιεί το οπτικό υλικό (γραφικό).

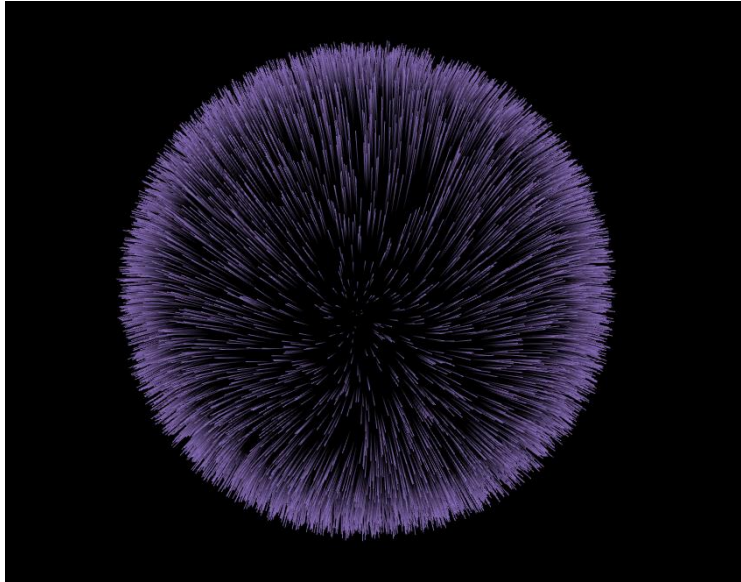
```

91. void draw(){
92.     background(0);
93.     float rxp = (width*ampl-(width/2)) * 0.005;
94.     float ryp = (1-height*freq+(height/2)) * 0.005;
95.     rx = rx*0.9 + rxp*0.1;
96.     ry = ry*0.9 + ryp*0.1;
97.
98.     translate(width/2, height/2);
99.     rotateY(rx);
100.    rotateX(ry);
101.    fill(0);
102.    noStroke();
103.    sphere(radio);
104.
105.    for (int i = 0; i < lista.length; i++) {
106.        lista[i].dibujar(); }
107. }

```

Το παραπάνω μέρος του κώδικα δημιουργεί το οπτικό αποτέλεσμα (εικ. 55) και σε παρακάτω τμήμα του κώδικα θα δούμε πως αυτό αλλάζει.

ΕΙΚΟΝΑ 56. ΟΠΤΙΚΟ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑ



5.7 Float τιμές και η χρήση τους

```
108. void oscEvent(OscMessage theOscMessage) {
109.   if (theOscMessage.checkAddrPattern("/wek/outputs")==true) {
110.     if(theOscMessage.checkTypetag("fffff")) {
111.       float p1 = theOscMessage.get(0).floatValue();
112.       float p2 = theOscMessage.get(1).floatValue();
113.       float p3 = theOscMessage.get(2).floatValue();
114.       float p4 = theOscMessage.get(3).floatValue();
115.       float p5 = theOscMessage.get(4).floatValue();
116.
117.       ampl = p5; freq = p4;
118.       updateDrumsPitch(p1, p2, p3, p4, p5);
119.       println("Received new params value from Wekinator");
120.     } else {
121.       println("Error: unexpected params type tag received by
Processing");
122.     }
123.   }
124. }
125.
126. void updatePitch(float p4, float p5) {
127.   wave.setFrequency(Frequency.ofMidiNote(60 + 12*p4).asHz());
128.   wave.setAmplitude( map(p5, 0.01, 0.99, 0, max_amp) -
p4*0.05);
129. }
```

Στο παραπάνω απόσπασμα του κώδικα υπάρχουν οι εντολές που εκτελούνται αυτόματα κάθε φορά που ξεκινάει μια επικοινωνία OSC. Οι πρώτες τρεις float (p1, p2, p3) δέχονται την τιμή που παίρνουν τα τρία πρώτα outputs του Wekinator και την δρομολογούν για να ηχήσει το πιατίνι (hi-hat), ταμπούρο (snare) και μπότα (kick) αντίστοιχα. Η τέταρτη και η πέμπτη (p4, p5) στέλνουν την συχνότητα και την ένταση του ήχου αντίστοιχα. Η συχνότητα κυμαίνεται από το C4 (midi 60) έως το C5 (midi 72).

Εάν δεν ξεκινήσει επικοινωνία OSC όσο η εφαρμογή του Processing τρέχει, εκτυπώνετε ένα μήνυμα σε ένα παράθυρο του Processing το οποίο αναφέρει ότι υπάρχει σφάλμα (**Error: unexpected params type tag received by Processing**).

Στις επόμενες σειρές του κώδικα φαίνεται η χαρτογράφηση (mapping) που γίνεται για το frequency και το amplitude.

```
130. void updateDrumsPitch(float p1, float p2, float p3, float p4,
    float p5) {
131.   hatRow[0] = p1 > 0.01;
132.   hatRow[1] = p1 > 0.3;
133.   hatRow[2] = p1 > 0.1;
134.   hatRow[3] = false;
135.   hatRow[4] = p1 > 0.8;
136.   hatRow[5] = false;
137.   hatRow[6] = p1 > 0.5;
138.   hatRow[7] = p1 > 0.6;
139.   hatRow[8] = false;
140.   hatRow[9] = p1 > 0.4;
141.   hatRow[10] = p1 > 0.9;
142.   hatRow[11] = false;
143.   hatRow[12] = p1 > 0.1;
144.   hatRow[13] = p1 > 0.7;
145.   hatRow[14] = false;
146.   hatRow[15] = p1 > 0.5;
147.
148.   snrRow[0] = p2 > 0.7;
149.   snrRow[1] = false;
150.   snrRow[2] = p2 > 0.2; ;
151.   snrRow[3] = false;
152.   snrRow[4] = p2 > 0.8;
153.   snrRow[5] = p2 > 0.01;
154.   snrRow[6] = false;
155.   snrRow[7] = p2 > 0.4;
156.   snrRow[8] = false;
157.   snrRow[9] = p2 > 0.9;
158.   snrRow[10] = p2 > 0.3;;
159.   snrRow[11] = false;
160.   snrRow[12] = false;
161.   snrRow[13] = p2 > 0.1;
```

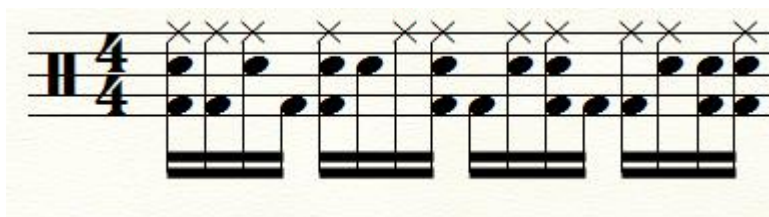
```

162. snrRow[14] = p2 > 0.6;
163. snrRow[15] = p2 > 0.5;
164.
165. kikRow[0] = p3 > 0.01;
166. kikRow[1] = p3 > 0.5;
167. kikRow[2] = false;
168. kikRow[3] = p3 > 0.8;
169. kikRow[4] = p3 > 0.6;
170. kikRow[5] = false;
171. kikRow[6] = false;
172. kikRow[7] = p3 > 0.1;
173. kikRow[8] = p3 > 0.9;
174. kikRow[9] = false;
175. kikRow[10] = p3 > 0.2;
176. kikRow[11] = p3 > 0.4;
177. kikRow[12] = p3 > 0.7;
178. kikRow[13] = false;
179. kikRow[14] = p3 > 0.3;
180. kikRow[15] = p3 > 0.1;
181.
182. updatePitch(p4, p5);
183. }

```

Το παραπάνω απόσπασμα ορίζει αν και ποιος ήχος θα ηχήσει από τα 16 δέκατα έκτα του ενός μέτρου 4/4ων. Κάθε φορά αλλάζει την λούπα⁵⁰ ανάλογα τις τιμές που δέχεται από το Wekinator. Με την σειρά αναγράφονται πρώτα το πιατίνι (hi-hat), έπειτα το ταμπούρο (snare) και τέλος η μπότα (kick). Στην επόμενη εικόνα φαίνεται οι παρτιτούρα αν ηχούσαν όλες οι αξίες που υπάρχουν στον αλγόριθμο. Όπου οι αξίες που είναι στην πέμπτη γραμμή είναι για το hi-hat, στο τρίτο διάστημα για το snare και στο πρώτο διάστημα για το kick.

ΕΙΚΟΝΑ 57. ΠΑΡΤΙΤΟΥΡΑ ΤΗΣ ΛΟΥΠΙΑΣ



5.8 Προαιρετικές συντομεύσεις

```

184. void keyPressed()
185. {
186.   if ( key == 'p' ) {
187.     if (out_pitch.isMuted()) out_pitch.unmute();

```

⁵⁰ Λούπα (loop) = κύκλος

```

188.     else out_pitch.mute();
189. }
190. if ( key == 'b' ) {
191.     if (out.isMuted()) out.unmute();
192.     else out.mute();
193. }
194. }

```

Παραπάνω δημιουργούνται δύο προαιρετικές συντομεύσεις όπου είναι αυτές που βγάζουν από την σίγαση το beat και το pitch, αφού όπως είδαμε σε προηγούμενο τμήμα του κώδικα (γραμ. 59-60) βρίσκονται σε σίγαση. Αυτές είναι το πάτημα του πλήκτρου 'p' για το pitch και 'b' για το beat.

5.9 Αλλαγή του οπτικού στοιχείου

```

195. class Pelo
196. {
197.     float z = random(-radio, radio);
198.     float phi = random(TWO_PI);
199.     float largo = random(1.15, 1.2);
200.     float theta = asin(z/radio);
201.
202.     Pelo() {
203.         z = random(-radio, radio);
204.         phi = random(TWO_PI);
205.         largo = random(1.15, 1.2);
206.         theta = asin(z/radio);
207.     }
208.
209.     void dibujar() {
210.
211.         float off = (noise(millis() * 0.0005, sin(phi))-0.5) * 0.3;
212.         float offb = (noise(millis() * 0.0007, sin(z) * 0.01)-0.5)
213.         * 0.3;
214.         float thetaff= theta+off;
215.         float phff = phi+offb;
216.         float x = radio * cos(theta) * cos(phi);
217.         float y = radio * cos(theta) * sin(phi);
218.         float z = radio * sin(theta);
219.
220.         float xo = radio * cos(thetaff) * cos(phff);
221.         float yo = radio * cos(thetaff) * sin(phff);
222.         float zo = radio * sin(thetaff);
223.
224.         float xb = xo * largo;
225.         float yb = yo * largo;
226.         float zb = zo * largo;
227.
228.         strokeWeight(1);

```

```
229.     beginShape (LINES);
230.     stroke (0);
231.     vertex(x, y, z);
232.     float alpha = ampl*255;
233.     stroke(color(150.0, 120.0, 255.0*freq, alpha));
234.     vertex(xb, yb, zb);
235.     endShape ();
236. }
237. }
```

Σε αυτό το τελευταίο κομμάτι του κώδικα ορίζεται με ποιο τρόπο θα αλλάξει χρώμα και διαφάνεια η μπάλα καθώς και πως θα κινείται στον άξονα x και y⁵¹.

⁵¹ Όλος ο κώδικας για το οπτικό στοιχείο είναι προσαρμοσμένος από τον κώδικα του David Pena.

6 Βιβλιογραφία

- Altman, N. S. (1992). An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. *The American Statistician*, 46(3), 175-185.
<https://doi.org/10.1080/00031305.1992.10475879>
- Angelis, V., Holland, S., Upton, P. J., & Clayton, M. (2013). Testing a computational model of rhythm perception using polyrhythmic stimuli. *Journal of New Music Research*, 42(1), 47-60. <https://doi.org/10.1080/09298215.2012.718791>
- Arief, Z., Sulistijono, I. A., & Ardiansyah, R. A. (2015, September). Comparison of five time series EMG features extractions using Myo Armband. In *2015 International Electronics Symposium (IES)*, IEEE, 11-14. <https://doi.org/10.1109/EL-ECSYM.2015.7380805>
- Athavale, Y., & Krishnan, S. (2017). Biosignal monitoring using wearables: Observations and opportunities. *Biomedical Signal Processing and Control*, 38, 22-33. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.03.011>
- Bannon, L. J. (1995). From human factors to human actors: The role of psychology and human-computer interaction studies in system design. In *Readings in Human-Computer Interaction*, Morgan Kaufmann, 205-214.
<https://doi.org/10.1016/b978-0-08-051574-8.50024-8>
- Bødker, S. (2006, October). When second wave HCI meets third wave challenges. In *Proceedings of the 4th Nordic conference on Human-computer interaction: changing roles*, 1-8. ACM. <https://doi.org/10.1145/1182475.1182476>
- Bødker, S. (2015). Third-wave HCI, 10 years later-participation and sharing. *interactions*, 22(5), 24-31. <https://doi.org/10.1145/2804405>
- Brown, D. E. (2004). Human universals, human nature & human culture. *Daedalus*, 133(4), 47-54. <https://doi.org/10.2307/2804372>
- Camurri, A., Hashimoto, S., Ricchetti, M., Ricci, A., Suzuki, K., Trocca, R., & Volpe, G. (2000). Eyesweb: Toward gesture and affect recognition in interactive dance and music systems. *Computer Music Journal*, 24(1), 57-69.
<https://doi.org/10.1162/014892600559182>
- Caramiaux, B., & Tanaka, A. (2013, May). Machine Learning of Musical Gestures. In *NIME*, 513-518.

- Caramiaux, B., Donnarumma, M., & Tanaka, A. (2015). Understanding gesture expressivity through muscle sensing. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, 21(6), 31. <https://doi.org/10.1145/2687922>
- Chen, X., & Wang, Z. J. (2013). Pattern recognition of number gestures based on a wireless surface EMG system. *Biomedical Signal Processing and Control*, 8(2), 184-192. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2012.08.005>
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297. <https://doi.org/10.1023/A:1022627411411>
- d'Errico, F., Henshilwood, C., Lawson, G., Vanhaeren, M., Tillier, A. M., Soressi, M., ... & Backwell, L. (2003). Archaeological evidence for the emergence of language, symbolism, and music—an alternative multidisciplinary perspective. *Journal of World Prehistory*, 17(1), 1-70. <https://doi.org/10.1023/A:1023980201043>
- Di Donato, B., Bullock, J., & Tanaka, A. (2018). Myo Mapper: a Myo armband to OSC mapper. In *Proceedings of the 2011 Conference on New Interfaces for Musical Expression (NIME'18)*, 1-10. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1302705>
- Di Donato, B., Dooley, J., Hockman, J., Bullock, J., & Hall, S. (2017). *Myospat: A hand-gesture controlled system for sound and light projections manipulation*. MI: Michigan Publishing, University of Michigan Library, 43, 335-337
- Dreiseitl, S., & Ohno-Machado, L. (2002). Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review. *Journal of biomedical informatics*, 35(5-6), 352-359. [https://doi.org/10.1016/S1532-0464\(03\)00034-0](https://doi.org/10.1016/S1532-0464(03)00034-0)
- Drucker, H., Burges, C. J., Kaufman, L., Smola, A. J., & Vapnik, V. (1997). Support vector regression machines. In *Advances in neural information processing systems*, 155-161.
- Fiebrink, R. (2019). Machine Learning Education for Artists, Musicians, and Other Creative Practitioners. *ACM Transactions on Computing Education*. <https://doi.org/10.1145/3294008>
- Fiebrink, R. A. (2011). *Real-time Human Interaction with Supervised Learning Algorithms for Music Composition and Performance*. Princeton University. <https://doi.org/10.1145/3294008>
- Goldman, R. (2011). Understanding quaternions. *Graphical Models*, 73(2), 21-49 <https://doi.org/10.1016/j.gmod.2010.10.004>
- Greenberg, I. (2007). *Processing: Creative Coding and Computational Art (Foundation)*. friends of ED.

- Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *Journal of machine learning research*, 3(Mar), 1157-1182. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2011.07.027>
- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., & Witten, I. H. (2009). The WEKA data mining software: an update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 11(1), 10-18. <https://doi.org/10.1145/1656274.1656278>
- Haykin, S. (1994). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR. [https://doi.org/10.1016/0967-0661\(95\)90080-2](https://doi.org/10.1016/0967-0661(95)90080-2)
- Hinton, G. E., & Shallice, T. (1991). Lesioning an attractor network: Investigations of acquired dyslexia. *Psychological review*, 98(1), 74. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.98.1.74>
- Honing, H., Ladinig, O., Háden, G. P., & Winkler, I. (2009). Is beat induction innate or learned?. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1169(1), 93-96. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2009.04761.x>
- Hunt, A., Wanderley, M. M., & Kirk, R. (2000, September). Towards a model for instrumental mapping in expert musical interaction. In *ICMA*, 1-3.
- Hunt, E. B., Marin, J., & Stone, P. J. (1966). *Experiments in induction*, Academic Press.
- Jacucci, G., Spagnolli, A., Chalambalakis, A., Morrison, A., Liikkanen, L., Roveda, S., & Bertocini, M. (2009, August). Bodily explorations in space: Social experience of a multimodal art installation. In *IFIP Conference on Human-Computer Interaction*, Springer, Berlin, Heidelberg, 62-75. https://doi.org/10.1007/978-3-642-03658-3_11
- Jaimovich, J., & Morand, F. (2019). Shaping the biology of emotion: Emovere, an interactive performance. *International Journal of Performance Arts and Digital Media*, 1-18. <https://doi.org/10.1080/14794713.2018.1563354>
- Jessop, E. N. (2009). The Vocal Augmentation and Manipulation Prosthesis (VAMP): A Conducting-Based Gestural Controller for Vocal Performance. In *NIME*, 256-259.
- Kamavuako, E. N., Rosenvang, J. C., Horup, R., Jensen, W., Farina, D., & Englehart, K. B. (2013). Surface versus untargeted intramuscular EMG based classification of simultaneous and dynamically changing movements. *IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 21(6), 992-998. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2013.2248750>

- Kamavuako, E. N., Scheme, E. J., & Englehart, K. B. (2014). On the usability of intramuscular EMG for prosthetic control: a Fitts' law approach. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 24(5), 770-777. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2014.06.009>
- Kara, S., & Özel, P. (2007, October). Determination of effects of different music on frontal muscle by using EMG signal. In *2007 Frontiers in the Convergence of Bioscience and Information Technologies*, IEEE, 449-452. <https://doi.org/10.1109/FBIT.2007.36>
- Kerber, R. E., Becker, L. B., Bourland, J. D., Cummins, R. O., Hallstrom, A. P., Michos, M. B., ... & Zuckerman, B. D. (1997). Automatic external defibrillators for public access defibrillation: recommendations for specifying and reporting arrhythmia analysis algorithm performance, incorporating new waveforms, and enhancing safety: a statement for health professionals from the American Heart Association Task Force on Automatic External Defibrillation, Subcommittee on AED Safety and Efficacy. *Circulation*, 95(6), 1677-1682. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.95.6.1677>
- Konrad, P. (2005). *The ABC of EMG. A practical introduction to kinesiological electromyography*. Noraxon, USA. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2008.05.066>
- Lee, K. N. (1994). *Compass and gyroscope: integrating science and politics for the environment*. Island Press.
- Lee, Y. J., & Mangasarian, O. L. (2001, April). RSVM: Reduced support vector machines. In *Proceedings of the 2001 SIAM International Conference on Data Mining*, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1-17. <https://doi.org/10.1137/1.9781611972719.13>
- Li, G., Li, Y., Yu, L., & Geng, Y. (2011). Conditioning and sampling issues of EMG signals in motion recognition of multifunctional myoelectric prostheses. *Annals of Biomedical Engineering*, 39(6), 1779-1787. <https://doi.org/10.1007/s10439-011-0265-x>
- Madgwick, S. O., Harrison, A. J., & Vaidyanathan, R. (2011, June). Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. In *2011 IEEE international conference on rehabilitation robotics*, IEEE, 1-7. <https://doi.org/10.1109/ICORR.2011.5975346>
- Mehr, S. A., Song, L. A., & Spelke, E. S. (2016). For 5-month-old infants, melodies are social. *Psychological Science*, 27(4), 486-501. <https://doi.org/10.1177/0956797615626691>
- Michell, A. W. (2013). *Understanding EMG*. OUP Oxford.

- Milosevic, B., Benatti, S., & Farella, E. (2017, March). Design challenges for wearable EMG applications. In *Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE)*, IEEE, 1432-1437.
<https://doi.org/10.23919/DATE.2017.7927217>
- Olesen, H. (1995). Properties and units in the clinical laboratory sciences-I. Syntax and semantic rules (IUPAC-IFCC Recommendations 1995). *Pure and applied chemistry*, 67(8-9), 1563-1574. <https://doi.org/10.1351/pac199567081563>
- Peek, J., Todino, G., & Strang, J. (2002). *Learning The UNIX Operating System: A Concise Guide for the New User*, O'Reilly Media, Inc.
- Puckette, M. S. (1997, September). Pure Data. In *Proceedings of the International Computer Music Conference (ICMC)*, Thessaloniki, Greece.
- Purushothaman, G., & Ray, K. K. (2014). EMG based man-machine interaction—A pattern recognition research platform. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(6), 864-870. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2014.01.008>
- Quinlan, J. R. (1993). *C4. 5: Programs for machine learning*. Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Raphael, C. (2010). Music Plus One and Machine Learning. *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning*, 21-28.
- Reas, C., & Fry, B. (2007). *Processing: a programming handbook for visual designers and artists*, 6812. Mit Press.
- Reaz, M. B. I., Hussain, M. S., & Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, 8(1), 11. <https://doi.org/10.1251/bpo115>
- Riillo, F., Quitadamo, L. R., Cavrini, F., Gruppioni, E., Pinto, C. A., Pastò, N. C., ... & Saggio, G. (2014). Optimization of EMG-based hand gesture recognition: Supervised vs. unsupervised data preprocessing on healthy subjects and transradial amputees. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14, 117-125.
<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2014.07.007>
- Roads, C., & Strawn, J. (1996). *The computer music tutorial*. MIT press.
- Rowe, R. (2004). *Machine musicianship*. MIT press.
<https://doi.org/10.1121/1.4809165>

- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1988). Learning representations by back-propagating errors. *Cognitive modeling*, 5(3), 1. <https://doi.org/10.1038/323533a0>
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*, Pearson Education Limited. <https://doi.org/10.1017/S0269888900007724>
- Salimpoor, V. N., van den Bosch, I., Kovacevic, N., McIntosh, A. R., Dagher, A., & Zatorre, R. J. (2013). Interactions between the nucleus accumbens and auditory cortices predict music reward value. *Science*, 340(6129), 216-219. <https://doi.org/10.1126/science.1231059>
- Scheme, E., & Englehart, K. (2011). Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: state of the art and challenges for clinical use. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 48(6), 643-659. <https://doi.org/10.1682/jrrd.2010.09.0177>
- Shafer, J., Agrawal, R., & Mehta, M. (1996, September). SPRINT: A scalable parallel classifier for data mining. *Proceedings of the 22th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB)*, 96, 544-555.
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, 14(3), 199-222. <https://doi.org/10.1023/B:STCO.0000035301.49549.88>
- Standley, J. M. (2002). A meta-analysis of the efficacy of music therapy for premature infants. *Journal of pediatric nursing*, 17(2), 107-113. <https://doi.org/10.1053/jpdn.2002.124128>
- Sutherland, I. E. (1964). Sketchpad a man-machine graphical communication system. *Simulation*, 2(5), R-3. <https://doi.org/10.1177/003754976400200514>
- Suykens, J. A., & Vandewalle, J. (1999). Least squares support vector machine classifiers. *Neural processing letters*, 9(3), 293-300. <https://doi.org/10.1023/A:1018628609742>
- Tanaka, A. (2000). Musical performance practice on sensor-based instruments. *Trends in Gestural Control of Music*, 13(389-405), 284.
- Tao, W., Liu, T., Zheng, R., & Feng, H. (2012). Gait analysis using wearable sensors. *Sensors*, 12(2), 2255-2283. <https://doi.org/10.3390/s120202255>
- Vuilleumier, P., & Trost, W. (2015). Music and emotions: from enchantment to entrainment. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1337(1), 212-222. <https://doi.org/10.1111/nyas.12676>

- Wenger, E. (1999). *Communities of practice: Learning, meaning, and identity*, Cambridge university press.
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann
- Xenakis, I. (1992). *Formalized music: thought and mathematics in composition* (No. 6). Pendragon Press.
- Yan, X., & Su, X. (2009). *Linear regression analysis: theory and computing*. World Scientific. <https://doi.org/10.1142/9789812834119>
- Zhang, Y., Cai, J., An, L., Hui, F., Ren, T., Ma, H., & Zhao, Q. (2017). Does music therapy enhance behavioral and cognitive function in elderly dementia patients? A systematic review and meta-analysis. *Ageing research reviews*, 35, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.arr.2016.12.003>