



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ  
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ  
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

## ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Σχεδιασμός και ανάπτυξη συστήματος για την αναγνώριση  
καθιστικής στάσης**

**Εμμανουήλ Θ. Φραγκιαδάκης**

**Επιβλέπουσα :** Κωνσταντίνα Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2018



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ  
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ  
ΤΟΜΕΑΣ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ ΜΕΤΑΔΟΣΗΣ  
ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΣ ΚΑΙ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΛΙΚΩΝ

## ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Σχεδιασμός και ανάπτυξη συστήματος για την αναγνώριση  
καθιστικής στάσης**

**Εμμανουήλ Θ. Φραγκιαδάκης**

**Επιβλέπουσα :** Κωνσταντίνα Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την ...<sup>η</sup> Οκτωβρίου 2018.

.....

Κωνσταντίνα Νικήτα

Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....

Γεώργιος Στάμου

Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....

Ανδρέας – Γεώργιος Σταφυλοπάτης

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Οκτώβριος 2018

.....

Εμμανουήλ Θ. Φραγκιαδάκης

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

Copyright © Εμμανουήλ Θ. Φραγκιαδάκης, 2018

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

## Περίληψη

Στη διπλωματική αυτή εργασία σχεδιάστηκε και αναπτύχθηκε ένα σύστημα αναγνώρισης της στάσης του σώματος σε κάθισμα. Τα τελευταία χρόνια ο αριθμός των ατόμων που εργάζονται σε καθιστή θέση έχει αυξηθεί σημαντικά. Η στάση του σώματος κατά τη διάρκεια της εργασίας συνδέεται άμεσα με μυοσκελετικά προβλήματα ενώ μπορεί να χρησιμοποιηθεί έμμεσα για την αναγνώριση της σωματικής και νοητικής κόπωσης. Στη συγκεκριμένη εργασία, προτείνεται μια διάταξη με αισθητήρες πίεσης πάνω σε ένα κάθισμα οδηγού για την καταγραφή και αναγνώριση των πιο συνηθισμένων στάσεων. Η επιλογή, η σύνδεση και η τοποθέτηση των αισθητήρων αποτελούν στοιχεία που μελετήθηκαν κατά την διάρκεια αυτής της διπλωματικής. Οι αισθητήρες πιεζοαντίστασης οδηγήθηκαν σε έναν μικροελεγκτή Arduino για την λήψη των απαραίτητων μετρήσεων πάνω στο κάθισμα. Στην πειραματική διαδικασία έλαβαν μέρος δώδεκα άτομα τα οποία κλήθηκαν να εκτελέσουν επαναληπτικά και με διαφορετική σειρά τις πέντε στάσεις υπό μελέτη. Οι μετρήσεις από τις διαφορετικές στάσεις εισήχθησαν σε διάφορους ταξινομητές μηχανικής μάθησης για τη δημιουργία ενός μοντέλου με την δυνατότητα να αναγνωρίζει την στάση ενός ατόμου πάνω στο κάθισμα. Τόσο η λήψη των μετρήσεων από το Arduino όσο και η ανάπτυξη των ταξινομητών υλοποιήθηκαν σε περιβάλλον Matlab. Η ακρίβεια των ταξινομητών έλαβε υψηλές τιμές της τάξης του 98%.

**Λέξεις κλειδιά:** στάση του σώματος, καταγραφή πίεσης του σώματος, αισθητήρες πίεσης, Arduino, μηχανική μάθηση, νευρωνικά δίκτυα, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, αλγόριθμος κ-κοντινότερων γειτόνων.

# Abstract

In this diploma thesis a sitting posture recognition system has been designed and developed. Body posture is directly related to musculoskeletal diseases and indirectly to physical and mental fatigue. Posture recognition can be accomplished by various methods. This work proposes the use of pressure sensors placed on a driver's seat to record and identify the most usual sitting postures. The selection, connection and placement of the sensors were studied in this diploma thesis. A set of 13 piezo-resistance sensors were led to an Arduino microcontroller for the measurements of the posture on the seat. Twelve participants were asked to perform five different postures recursively and in random order. Measurements from different postures were introduced to various machine learning techniques to develop a model for posture recognition on the seat. Both the Arduino measurements and the development of the classifiers were implemented in the Matlab software development environment. The classifiers' performance reached an accuracy of 98%.

**Key words:** body posture, body pressure monitoring, pressure sensors, Arduino, machine learning, neural networks, Support Vector Machines, k-Nearest Neighbor.

# Ευχαριστίες

Η διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας (BIOSIM). Θα ήθελα να ευχαριστήσω την καθηγήτρια κ. Νικήτα για την ανάθεση του ερευνητικού αυτού θέματος και για την ευκαιρία που μου έδωσε να έρθω σε επαφή και να συνεργαστώ με τα υπόλοιπα μέλη του εργαστηρίου. Επίσης, καθοριστικό ρόλο στην εκπόνηση της εργασίας έπαιξε η μεταδιδακτορική ερευνήτρια Καλλιόπη Δαλακλειδή, την οποία ευχαριστώ για τις συνεχείς και σημαντικές συμβουλές της. Επιπλέον, ευχαριστώ τον αναπληρωτή καθηγητή κ. Στάμου και τον καθηγητή κ. Σταφυλοπάτη για την συμμετοχή στην τριμελή επιτροπή της διπλωματικής μου εργασίας.

Δεν θα μπορούσα να παραβλέψω από τις ευχαριστίες την οικογένεια μου, η οποία τόσα χρόνια με στηρίζει. Ιδιαίτερα ευχαριστώ τον αδερφό μου, Μενέλαο, για όσα μου έχει προσφέρει μέχρι τώρα. Ένα μεγάλο ευχαριστώ στους φίλους μου, νέους και παλιούς, καθώς όλοι συνέβαλαν στην προσωπική και ακαδημαϊκή μου πορεία με τον δικό τους τρόπο. Κλείνοντας, θα ήθελα να ευχαριστήσω την κοπέλα μου για την συμπαράσταση και τη βοήθεια, που μου πρόσφερε και ακόμη μου προσφέρει στη ζωή μου.

Μάνος Φραγκιαδάκης,  
Αθήνα, Οκτώβριος 2018

Στην οικογένεια μου

## Περιεχόμενα

1	Εισαγωγή.....	13
1.1	Μυοσκελετικές Παθήσεις (ΜΣΠ).....	14
1.2	Σωματική Κόπωση.....	16
1.2.1	Μυϊκός Τόνος.....	16
1.2.2	Κατανομή της πίεσης πάνω σε κάθισμα.....	17
1.3	Μέθοδοι για την ανάλυση της στάσης του σώματος.....	17
1.4	Οργάνωση της εργασίας.....	22
2	Αισθητήρες πίεσης.....	23
2.1	Αισθητήρες χωρητικότητας.....	23
2.2	Πιεζοηλεκτρικοί Αισθητήρες.....	25
2.3	Αισθητήρες μεταβαλλόμενης αντίστασης.....	28
2.3.1	Strain gauge.....	28
2.3.2	Force Sensitive Resistor - FSR.....	31
2.4	Συγκριτική αξιολόγηση αισθητήρων πίεσης.....	33
3	Λειτουργία Arduino και Διεπαφή με Περιβάλλον Matlab.....	38
3.1	Arduino.....	38
3.2	Arduino IDE.....	41
3.3	Διεπαφή με το περιβάλλον Matlab.....	42
4	Τεχνικές μηχανικής μάθησης και νευρωνικών δικτύων.....	45
4.1	Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	45
4.1.1	Νευρωνικά Δίκτυα.....	46
4.1.2	Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης.....	49
4.1.3	Δένδρα Απόφασης (ΔΑ).....	50
4.1.4	Αλγόριθμος k - NN (k - Nearest neighbors).....	52
4.1.5	Αφελής Μπαϋεσιανός ταξινομητής.....	53
4.2	Μη επιβλεπόμενη μάθηση.....	54
4.2.1	Χάρτες Αυτο-Οργάνωσης (Self-Organising Maps, SOM).....	54
4.2.2	Αλγόριθμος K- Μέσων (K-Means).....	55
4.3	Μέθοδος k-fold cross-validation.....	56
4.4	Αξιολόγηση τεχνικών μηχανική μάθησης.....	56
5	Υλοποίηση και Εκτέλεση Πειραματικής Διαδικασίας.....	58
5.1	Αρχιτεκτονική συστήματος.....	58
5.2	Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης.....	62
5.3	Συμπεράσματα.....	72
6	Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις.....	73
7	Βιβλιογραφία.....	75





## Υπότιτλοι σχημάτων

Σχήμα.1.1 Επιπτώσεις της χαλαρής καθιστής θέσης στα διάφορα όργανα του σώματος. ....	15
Σχήμα.1.2 Σωστή στάση του σώματος επί καθίσματος αυτοκινήτου. ....	15
Σχήμα.1.3 Σχεδιάγραμμα λήψης δεδομένων από αισθητήρες και σύνδεση με το υπολογιστικό σύστημα. ....	18
Σχήμα.1.4 Κέντρο πίεσης μεταξύ δύο επιφανειών. ....	19
Σχήμα.1.5 Διάγραμμα ροής ενός συστήματος ταξινόμησης στάσεων του ανθρώπινου σώματος. ....	20
Σχήμα 2.1 Βασική δομή του αισθητήρα χωρητικότητας. ....	23
Σχήμα 2.2 Βασική δομή του αισθητήρα χωρητικότητας. ....	25
Σχήμα 2.3 Περιγραφή του πιεζοηλεκτρικού φαινομένου. ....	25
Σχήμα 2.4 Επίδραση του πιεζοηλεκτρικού φαινομένου σε κρυσταλλικό χαλαζία. ....	26
Σχήμα 2.5 Τοποθέτηση των πιεζοηλεκτρικών αισθητήρων για την χαρτογράφηση του πέλματος [36]. ....	27
Σχήμα 2.6 Συμπεριφορά αισθητήρα μεταβαλλόμενης αντίστασης παρουσία εξωτερικής δύναμης. ....	28
Σχήμα 2.7 Κυκλωματική διάταξη γέφυρας. ....	29
Σχήμα 2.8 Δομή αισθητήρα FSR. ....	31
Σχήμα 2.9 Καμπύλη αντίστασης – $\psi$ ενός FSR αισθητήρα. ....	32
Σχήμα 2.10 Κυκλωματικό διάγραμμα διαιρέτη τάσης. ....	32
Σχήμα 2.11 Κυκλωματική διάταξη για τον αισθητήρα A401 της Tekscan. ....	35
Σχήμα 2.12 Καμπύλη της αντίστασης και της αγωγιμότητας του αισθητήρα A502 της Tekscan συναρτήσει της εφαρμοζόμενης πίεσης. ....	36
Σχήμα 2.13 Καμπύλη αντίστασης – εφαρμοζόμενης πίεσης για τον αισθητήρα 1" FSR101 shuntmode. ....	36
Σχήμα 3.1 Αναπτυξιακή πλακέτα Arduino Mega 2560 R3. ....	39
Σχήμα 3.2 Πλατφόρμα λογισμικού Arduino IDE. ....	41
Σχήμα 4.1 Σχηματικό διάγραμμα της επιβλεπόμενης μάθησης με εκπαιδευτή. ....	45
Σχήμα 4.2 Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα με πόλωση $b$ . ....	46
Σχήμα 4.3 Δομή νευρωνικού δικτύου MLP με ένα κρυφό στρώμα. ....	48
Σχήμα 4.4 Υπερεπιφάνεια διαχωρισμού γραμμικών και μη γραμμικών προτύπων. ....	49
Σχήμα 4.5 Μετατροπή μη γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων σε γραμμικά μέσω συνάρτησης πυρήνα $\phi(x)$ , όπου $x$ το διάνυσμα των χαρακτηριστικών. ....	50
Σχήμα 4.6 Παράδειγμα δένδρου απόφασης. ....	51
Σχήμα 4.7 Εξήγηση του αλγορίθμου ταξινόμησης $k$ -NN. ....	52
Σχήμα 4.8 Υπολογισμός πιθανοτήτων για εφαρμογή Gaussian Naive Bayes ταξινομητή. ....	53
Σχήμα 4.9 Χάρτης αυτό-οργάνωσης SOM με τις εισόδους να εισέρχονται στους νευρώνες και οι έξοδοι των νευρώνων να απεικονίζονται σε έναν 2-D χάρτη. ....	55
Σχήμα 4.10 Λειτουργία του αλγόριθμου $k$ -means όπου απεικονίζεται η διαδικασία συσταδοποίησης. ....	56
Σχήμα 4.11 Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης ενός ταξινομητή με δύο κλάσεις προς κατηγοριοποίηση. ....	57
Σχήμα 5.1 Σχηματικό διάγραμμα αρχιτεκτονικής συστήματος. ....	58
Σχήμα 5.2 Σχεδιάγραμμα της κυκλωματικής διάταξης μέσω του προγράμματος Fritzing. ....	59
Σχήμα 5.3 Υλοποίηση του κυκλώματος σε breadboard. ....	59
Σχήμα 5.4 Οι στάσεις που κλήθηκαν τα άτομα να εκτελέσουν. ....	61
Σχήμα 5.5 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών <i>complex tree</i> , <i>fine SVM</i> και <i>linear SVM</i> ( <i>o-v-o one vs one</i> , <i>o-v-a one vs all</i> αντίστοιχα), χωρίς την εφαρμογή <i>cross validation</i> . ....	63
Σχήμα 5.6 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών <i>fine k</i> -πλησιέστερου γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων ( $k=1-10, 15,20,30$ ), χωρίς την εφαρμογή <i>cross validation</i> . ....	64

Σχήμα 5.7 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών <i>weighted k</i> -πλησιέστερου γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων ( $k=1-10, 15, 20, 30$ ), χωρίς την εφαρμογή <i>cross validation</i> . .....	64
Σχήμα 5.8 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης για διαφορετικό αριθμό νευρώνων (ίσο με 7, 8, 9, 10, 15, 20 και 25) , χωρίς την εφαρμογή <i>cross validation</i> . .....	65
Σχήμα 5.9 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών <i>complex tree</i> , <i>fine SVM</i> και <i>linear SVM</i> ( <i>o-v-o one vs one</i> και <i>o-v-a one vs all</i> αντίστοιχα) για $k = 5, 10$ fold <i>cross validation</i> . .....	67
Σχήμα 5.10 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών <i>fine k</i> -πλησιέστερου γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων, εφαρμόζοντας $k = 5, 10$ fold <i>cross validation</i> . .....	68
Σχήμα 5.11 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών <i>weighted k</i> -πλησιέστερου γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων, εφαρμόζοντας $k = 5, 10$ fold <i>cross validation</i> . .....	68
Σχήμα 5.12 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης για διαφορετικό αριθμό νευρώνων, εφαρμόζοντας $k = 5, 10$ fold <i>cross validation</i> . .....	69

## Υπέρτιτλοι πινάκων

<i>Πίνακας 2-1 Χαρακτηριστικά των αισθητήρων των εταιρειών Sensitronics και Tekscan.....</i>	<i>34</i>
<i>Πίνακας 3-1 Τεχνικά χαρακτηριστικά Arduino Mega 2560 R3.....</i>	<i>40</i>
<i>Πίνακας 3-2 Βασικές συναρτήσεις για την διεπαφή με την πλακέτα του Arduino.....</i>	<i>42</i>
<i>Πίνακας 3-3 Βασικές συναρτήσεις του πακέτου υποστήριξης για Arduino.....</i>	<i>44</i>
<i>Πίνακας 5-1 Μέτρηση του δείκτη μάζας σώματος κάθε ατόμου.....</i>	<i>60</i>
<i>Πίνακας 5-2 Η μέτρηση με τις λαμβανόμενες τιμές από τους αισθητήρες για την Upright στάση ενός ατόμου. Οι τιμές είναι σε Volt.....</i>	<i>62</i>
<i>Πίνακας 5-3 Ποσοστά ακριβείας των ταξινομητών χωρίς την εφαρμογή cross validation.....</i>	<i>66</i>
<i>Πίνακας 5-4 Πίνακας σύγκρισης για τον ταξινομητή weighted gaussian 30 πλησιέστερων γειτόνων, χωρίς την εφαρμογή k-fold cross validation μεταξύ στάσεων πρόβλεψης και πραγματικών στάσεων.....</i>	<i>67</i>
<i>Πίνακας 5-5 Πίνακας σύγκρισης για τον ταξινομητή weighted gaussian 30 πλησιέστερων γειτόνων, με εφαρμογή 5-fold cross validation μεταξύ στάσεων πρόβλεψης και πραγματικών στάσεων.....</i>	<i>70</i>
<i>Πίνακας 5-6 Πίνακας σύγκρισης για τον ταξινομητή fine gaussian 1 πλησιέστερου γείτονα, με εφαρμογή 10-fold cross validation μεταξύ στάσεων πρόβλεψης και πραγματικών στάσεων....</i>	<i>70</i>
<i>Πίνακας 5-7 Ποσοστά ακρίβειας όλων των ταξινομητών για κάθε μέθοδο εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν, με την τεχνική k-fold cross validation.....</i>	<i>71</i>

# 1 Εισαγωγή

Σήμερα όλο και περισσότερα άτομα εργάζονται σε καθιστική θέση, μη λαμβάνοντας υπόψιν τις συστάσεις για την σωστή στάση του σώματος, με αποτέλεσμα να αναπτύσσουν μυοσκελετικά προβλήματα με την πάροδο του χρόνου. Πέρα από τα άτομα που εργάζονται σε γραφείο, οι οδηγοί αυτοκινήτων και οι πιλότοι βρίσκονται επίσης υπό μελέτη με σκοπό την πρόληψη ατυχημάτων μέσα από τη σύνδεση της στάσης του σώματός τους με παράγοντες όπως η κούραση και η έλλειψη προσοχής. Σε αυτήν την εργασία γίνεται μια προσπάθεια για την αναγνώριση της στάσης του σώματος πάνω σε ένα κάθισμα με στόχο την ενσωμάτωση του αποτελέσματος σε ένα σύστημα προειδοποίησης για τη λανθασμένη στάση του ατόμου που βρίσκεται στο κάθισμα.

Για την αναγνώριση της στάσης του σώματος συχνά έχουν χρησιμοποιηθεί ευφυή δίκτυα αισθητήρων. Οι πληροφορίες από τους αισθητήρες οδηγούνται σε μικροελεγκτές, όπου και υπόκεινται σε περαιτέρω επεξεργασία, και παρέχουν ανατροφοδότηση στον χρήστη σχετικά με την κατάσταση στην οποία βρίσκεται κάθε στιγμή. Σκοπός των ευφύων συστημάτων αισθητήρων είναι η συνεχής λειτουργία και παρακολούθηση κάποιας μεταβλητής όσο το δυνατόν λιγότερο επεμβατικά γίνεται.

Τα δεδομένα των μετρήσεων από τα ευφυή συστήματα αισθητήρων [1-4] διοχετεύονται σε μικροελεγκτές, οι οποίοι αποτελούν αυτόνομες μονάδες ανάκτησης και επεξεργασίας δεδομένων. Λόγω του περιορισμένου μεγέθους τους είναι κατάλληλοι για εφαρμογές μικρής κλίμακας όπου η χρήση ενός συνηθισμένου υπολογιστή είναι απαγορευτική. Οι περιορισμοί στο μέγεθος προφανώς έχουν αντίκτυπο στην μνήμη και την επεξεργαστική ισχύ του συστήματος. Αυτό ωστόσο δεν αποτελεί πρόβλημα, όταν ο όγκος των δεδομένων δεν είναι πολύ μεγάλος και ο επεξεργαστής μπορεί να αντεπεξέλθει στις απαιτήσεις της εφαρμογής.

Οι αισθητήρες πίεσης αποτελούν μία υποκατηγορία αισθητήρων και εμφανίζονται σε διάφορα συστήματα, όπου η υπό μελέτη πίεση αποτελεί την κρίσιμη παράμετρο. Οι εξελίξεις στον τομέα παραγωγής ηλεκτρονικών διατάξεων πολύ μικρών διαστάσεων έχει βελτιώσει την ποιότητα τους, μειώνοντας παράλληλα το κόστος παραγωγής τους. Με αυτό τον τρόπο, οι εφαρμογές των αισθητήρων πίεσης έχουν πολλαπλασιαστεί και επεκτείνονται συνεχώς. Μεγάλο ενδιαφέρον παρουσιάζει η χρήση των αισθητήρων πίεσης για την παρακολούθηση φυσιολογικών παραμέτρων του ανθρώπινου σώματος. Έξυπνα συστήματα χρησιμοποιούν τις μετρήσεις από τέτοιους αισθητήρες για την επεξεργασία και την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με την κατάσταση του ατόμου.

Οι αισθητήρες πίεσης είναι αποτελεσματικοί για την χαρτογράφηση της κατανομής της πίεσης μίας συγκεκριμένης περιοχής. Η ύπαρξη διαφόρων σχημάτων και μεγεθών στην αγορά τους καθιστά ένα ευέλικτο εργαλείο για την εκάστοτε εφαρμογή. Ανάλογα με τον τύπο του αισθητήρα μεταβάλλεται και το εύρος μετρήσεων που μπορεί να υλοποιήσει. Έτσι, μπορούν να ανιχνευθούν και μικρές μεταβολές στην περίπτωση που απαιτείται υψηλή ακρίβεια σε περιορισμένες διαστάσεις. Συνήθως, οι

μεταβολές στις μετρήσεις είναι κυρίως ποιοτικές όταν μελετάται η κατανομή της πίεσης στο ανθρώπινο σώμα.

Αυτά τα ευφυή συστήματα αισθητήρων καλούνται να επιλύσουν καθημερινά προβλήματα που αντιμετωπίζει το άτομο. Όσον αφορά την στάση του σώματος, σκοπός τους είναι η πρόληψη μυοσκελετικών παθήσεων μέσω ενημέρωσης του χρήστη. Οι μυοσκελετικές παθήσεις εμφανίζονται σε εργαζόμενους διάφορων τομέων σε όλες τις μορφές απασχόλησης [5].

### **1.1 Μυοσκελετικές Παθήσεις (ΜΣΠ)**

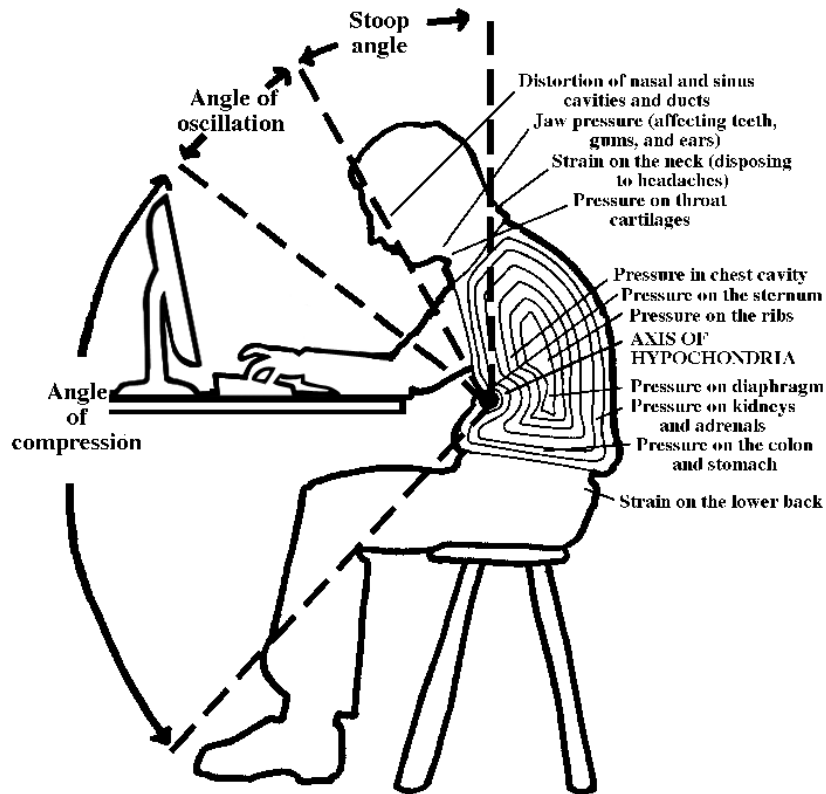
Με τον όρο μυοσκελετικές παθήσεις ορίζονται οι παθήσεις οι οποίες επηρεάζουν τις αρθρώσεις, τους συνδέσμους, τους μύες, τους νευρικούς ιστούς, τους τένοντες και τα οστά. Περιλαμβάνουν ένα ευρύ φάσμα από φλεγμονώδεις και εκφυλιστικές παθήσεις, το οποίο δυσχεραίνει τις καθημερινές δραστηριότητες του ατόμου με την πρόκληση λειτουργικών βλαβών και πόνου.

Οι περισσότερες μυοσκελετικές παθήσεις οφείλονται στις επαναλαμβανόμενες καταπονήσεις από πιέσεις υψηλής ή χαμηλής έντασης για μεγάλο χρονικό διάστημα. Δημιουργούνται σταδιακά με την πάροδο του χρόνου και σχετίζονται άμεσα είτε με την ίδια την εργασία είτε με το περιβάλλον εργασίας των εργαζομένων. Όμως, είναι πιθανόν να προκληθούν και από ατυχήματα, όπως κάταγμα ενός οστού ή εξάρθρωση λόγω απομάκρυνσης των οστών. Διάφορα μέρη του ανθρωπίνου σώματος, όπως τα άκρα, η μέση, οι ώμοι και ο αυχένας, είναι ευάλωτα να προσβληθούν.

Οι συνηθέστερες μυοσκελετικές παθήσεις που συνδέονται με την εργασία περιλαμβάνουν το σύνδρομο καρπιαίου σωλήνα, την τενοντίτιδα, την επικονδυλίτιδα, την οστεοαρθρίτιδα και τις κακώσεις της σπονδυλικής στήλης και του αυχένα. Το κύριο χαρακτηριστικό αυτών των παθήσεων είναι ότι απαιτείται μεγάλος χρόνος αποκατάστασης. Σε αυτές τις περιπτώσεις, οι εργαζόμενοι πρέπει να διακόψουν την εργασία τους για να αναρρώσουν, ενώ πολλοί από αυτούς δεν ανακτούν ποτέ πλήρως την υγεία τους.

Η καθιστική στάση προκαλεί ορισμένες από τις παραπάνω παθήσεις, επηρεάζοντας κυρίως την σπονδυλική στήλη και το χαμηλότερο τμήμα της πλάτης. Πιο συγκεκριμένα, η κακή στάση του σώματος ερευνάται ήδη σε μεγάλο βαθμό. Οι επιπτώσεις της στην υγεία επεκτείνονται πέρα από τις ΜΣΠ. Η παραμονή σε λανθασμένη στάση του σώματος συνδέεται με την κατάθλιψη και με τη χαμηλή απόδοση στην αναπνοή.

Η κακή στάση του σώματος μπορεί να επηρεάσει αρνητικά το επίπεδο ενέργειας του σώματος. Βρισκόμενος σε κακή στάση κάποιος (όπου η σπονδυλική στήλη καμπυλώνει σε μεγαλύτερο βαθμό από το φυσιολογικό), επιβαρύνει τμήματα του σώματος των οποίων ο ρόλος δεν αποτελεί να φέρουν τόσο μεγάλο βάρος. Οι καταπονήσεις συσσωρεύονται με την πάροδο του χρόνου και φθείρονται τα οστά, οι αρθρώσεις και οι σύνδεσμοι, μεταβάλλοντας έτσι τον τρόπο με τον οποίο ενεργοποιούνται οι μύες. Σε μία κακή στάση ο οργανισμός καταναλώνει περισσότερη ενέργεια. Επομένως, όταν διατηρείται σε μία τέτοια κατάσταση, είναι αναμενόμενο να επέλθουν γρηγορότερα σημάδια κόπωσης.



Σχήμα.1.1 Επιπτώσεις της χαλαρής καθιστής θέσης στα διάφορα όργανα του σώματος.

Η σωστή στάση του σώματος σε ένα κάθισμα αποτελεί σημαντική παράμετρο για την υγεία του ατόμου και πρέπει να λαμβάνεται σοβαρά υπόψιν τόσο για την πρόληψη μυοσκελετικών παθήσεων όσο για την αποφυγή επιπλέον κόπωσης.



Σχήμα.1.2 Σωστή στάση του σώματος επί καθίσματος αυτοκινήτου.

## 1.2 Σωματική Κόπωση

Για πολλά χρόνια, ο συνήθης τρόπος για την αναγνώριση της κόπωσης στους οδηγούς ή στους πιλότους ήταν η συμπλήρωση κατάλληλων ερωτηματολογίων από τους ίδιους. Η συμπλήρωση αυτή πραγματοποιούνταν πριν και μετά την ολοκλήρωση της εργασίας τους. Με αυτήν τη μέθοδο δεν εξάγονταν αξιόλογα συμπεράσματα. Επιπλέον, ο κίνδυνος κατά την διάρκεια της υπνηλίας και της κόπωσης παρέμενε. Είναι απαραίτητο, λοιπόν, να σχεδιαστούν έξυπνα συστήματα που να παρακολουθούν την φυσιολογική λειτουργία του ατόμου καθ' όλη την διάρκεια της παραμονής του στο όχημα ή στο πιλοτήριο, αντίστοιχα, εφόσον, ο ανθρώπινος παράγοντας αποτελεί το κυριότερο αίτιο για τα τροχαία και αεροπορικά δυστυχήματα.

### 1.2.1 Μυϊκός Τόνος

Στη βιβλιογραφία υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί ορισμοί του μυϊκού τόνου ανάλογα με την περίπτωση. Στην ιατρική και τη φυσιολογία μυϊκός τόνος (ή υπολειπόμενη μυϊκή τάση) ονομάζεται η συνεχής και παθητική μερική συστολή των μυών ή η αντίσταση του μυός σε παθητική τάση κατά τη διάρκεια της ηρεμίας [6]. Αυτό σημαίνει ότι οι μύες δεν βρίσκονται ποτέ σε πλήρη χαλάρωση αλλά παρουσιάζουν πάντοτε κάποια σύσπαση. Πρόκειται δηλαδή για μία βασική ιδιότητα των μυϊκών ινών η οποία δεν είναι απλώς αποτέλεσμα των ελαστικών ιδιοτήτων του μυός, αλλά διατηρείται από ερεθίσματα που εκπέμπουν συνεχώς τα νευρικά κέντρα. Η διαφορά μεταξύ σύσπασης και μυϊκού τόνου είναι κυρίως ποσοτική παρά ποιοτική και εξαρτάται από τον αριθμό των μυϊκών ινών που μετέχουν στο κάθε φαινόμενο. Η αύξηση του φυσιολογικού βαθμού τάσης καλείται υπερτονία, η ελάττωση υποτονία και η ανώμαλη κατανομή της δυστονία.

Η παρακολούθηση του μυϊκού τόνου πραγματοποιείται μέσω του ηλεκτρομυογραφήματος (EMG). Ο συνήθης τρόπος εξαγωγής του EMG είναι μέσω της εφαρμογής ηλεκτροδίων στους μύες και η σύνδεση αυτών των ηλεκτροδίων σε ένα υπολογιστικό σύστημα για την καταγραφή και επεξεργασία των λαμβανόμενων μετρήσεων [7]. Η επίδραση της κούρασης και της υπνηλίας εμφανίζεται ως μείωση του μυϊκού τόνου στους μύες (υποτονία). Σχετικές έρευνες σε προσομοιωτές οδήγησης [8] έχουν δείξει ότι το λαμβανόμενο σήμα από το EMG μειώνεται κατά την διάρκεια του πειράματος, το οποίο επιβεβαιώνει την κούραση που αρχίζει να αναπτύσσεται, όσο το σώμα τείνει να χαλαρώνει. Επίσης, έχουν προταθεί και άλλοι τρόποι απόκτησης του EMG χωρίς ηλεκτρόδια αλλά με άλλα υλικά [9], τα οποία να μην είναι πιο βολικά στην χρήση αλλά έχουν υψηλότερο σηματοθορυβικό λόγο (SNR). Παράλληλα με το EMG μπορεί να λαμβάνεται και το EEG. Η ανίχνευση της κόπωσης γίνεται με κατηγοριοποίηση των μετρήσεων μέσω νευρωνικών δικτύων [10], και το σύστημα μπορεί να ελέγχει πλέον μόνο του την φυσιολογική κατάσταση του οδηγού. Η ακινησία του σώματος κατά την οδήγηση προκαλεί όπως είναι λογικό ελάττωση της δραστηριότητας πολλών μυϊκών ομάδων με αποτέλεσμα να επηρεάζονται τα λαμβανόμενα σήματα EMG και EEG και μέσω αυτών να ανιχνεύεται η παρουσία κόπωσης.



## 1.2.2 Κατανομή της πίεσης πάνω σε κάθισμα

Μία άλλη παράμετρος, από την οποία μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα σχετικά με την κόπωση, αποτελεί η κατανομή του βάρους του σώματος πάνω στο κάθισμα. Η χαρτογράφηση αυτής της κατανομής με αισθητήρες πίεσης πάνω στο κάθισμα αποτελεί έναν μη επεμβατικό τρόπο να παρατηρήσει κανείς την στάση του σώματος. Η σωστή στάση περιλαμβάνει ομοιόμορφη κατανομή του βάρους στις επιμέρους επιφάνειες επαφής. Με αυτόν τον τρόπο, οι μύες και τα οστά επιβαρύνονται σε μικρότερο βαθμό. Τα δυσμενή αποτελέσματα κατά την παραμονή σε λανθασμένη στάση εμφανίζονται σε μακροπρόθεσμο διάστημα. Όμως, το μυοσκελετικό σύστημα καταναλώνει περισσότερη ενέργεια βραχυπρόθεσμα για να παραμείνει σε μια «άβολη» στάση. Έτσι, επέρχονται ταχύτερα φαινόμενα κόπωσης.

Επιπρόσθετα, όσο αυξάνεται η διάρκεια μίας συγκεκριμένης στάσης, ο ανθρώπινος οργανισμός έχει την τάση να χαλαρώνει. Παρατηρείται, δηλαδή, αύξηση της επιφάνειας επαφής μεταξύ καθίσματος – σώματος [8]. Η χαλάρωση αυτή δημιουργεί μία αίσθηση άνεσης επί του καθίσματος. Ταυτόχρονα ωστόσο, ελαττώνονται τα αντανакλαστικά και αυξάνεται ο χρόνος αντίδρασης, τα οποία αποτελούν κρίσιμη παράμετρο για ένα οδηγό ή έναν πιλότο.

Η εναλλαγή των διαφορετικών στάσεων αποτελεί μία παράμετρο για την αξιολόγηση της κόπωσης. Ένα άτομο, το οποίο κατά την διάρκεια της οδήγησης μεταβάλλει ελαφρώς την θέση του σώματος του ανά τακτά χρονικά διαστήματα, βρίσκεται σε κατάσταση ετοιμότητας. Στην αντίθετη περίπτωση, το άτομο εμφανίζει συμπτώματα χαλάρωσης. Τα άτομα με χρόνιες μυοσκελετικές παθήσεις τείνουν να παραμένουν για αρκετή ώρα σε συγκεκριμένες στάσεις, καταπονώντας ακόμη περισσότερο τις περιοχές επαφής. Ως εκ τούτου, τα επίπεδα κόπωσης σε αυτά τα άτομα είναι υψηλότερα.

Είναι σημαντική η παρακολούθηση της στάσης του σώματος μέσω της κατανομής της πίεσης. Ένα υπολογιστικό σύστημα, το οποίο αναγνωρίζει διαρκώς την στάση ενός ατόμου από τις τιμές της πίεσης, μπορεί να παρέχει ανατροφοδότηση στο χρήστη και να τον προτρέπει να μεταβάλλει τον τρόπο με τον οποίο κάθεται.

Ο ανθρώπινος παράγοντας ως ο πιο ευάλωτος πρέπει να παρακολουθείται και να αξιολογείται ανά τακτά χρονικά διαστήματα. Η κόπωση εμφανίζεται με ποικίλους τρόπους και πολλές φορές είναι δύσκολο να γίνουν αντιληπτοί από το ίδιο το πάσχον άτομο. Για τον λόγο αυτό, είναι απαραίτητο να υπάρχει συνεχής παρακολούθηση από ένα έξυπνο υπολογιστικό σύστημα, το οποίο θα ενημερώνει καταλλήλως το άτομο.

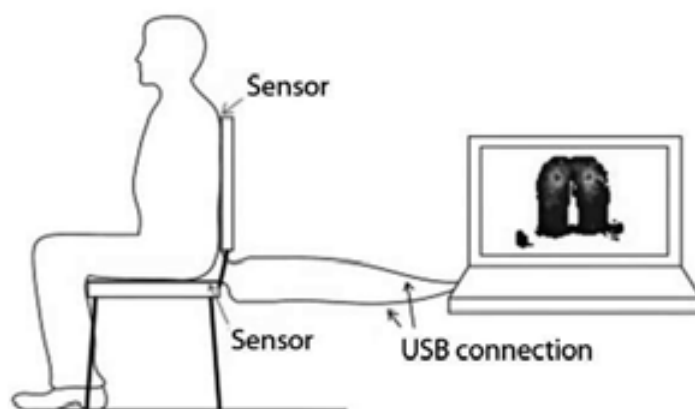
## 1.3 Μέθοδοι για την ανάλυση της στάσης του σώματος

Οι πρώτες έρευνες για την ανθρώπινη στάση πάνω σε ένα κάθισμα πραγματοποιήθηκαν με σκοπό την σύνδεση της στάσης με τον παράγοντα της άνεσης [11]. Η συσχέτιση της άνεσης ανάμεσα σε υποκειμενικά κριτήρια κάθε ατόμου και σε αντικειμενικές φυσικές παραμέτρους αποτελεί ένα δύσκολο πεδίο μελέτης. Η στάση του σώματος παρέχει σημαντικές πληροφορίες για την κατάσταση του ατόμου και αποτελεί μία από τις κυριότερες παραμέτρους άνεσης πάνω σε ένα κάθισμα. Η

βελτιστοποίηση του σχεδιασμού των καθισμάτων βασίστηκε σε αυτήν την προσέγγιση.

Η έννοια του «έξυπνου καθίσματος» έχει διερευνηθεί σε ικανοποιητικό βαθμό. Σκοπός του είναι να συγκεντρώνει τις πληροφορίες που χρειάζεται ένα υπολογιστικό σύστημα για να παρέχει ανατροφοδότηση στον χρήστη σχετικά με την στάση του [12]. Αυτό μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμο όταν απαιτείται συνεχής παρακολούθηση. Πιο συγκεκριμένα, οι επιβάτες ή οι οδηγοί αυτοκινήτων ή αεροσκαφών παραμένουν για μεγάλο χρονικό διάστημα στα καθίσματα τους. Εμφανίζονται σημάδια κόπωσης εξαιτίας αυτής της παραμονής τα οποία μπορούν να αντιμετωπιστούν με κατάλληλη ειδοποίηση από το «έξυπνο κάθισμα». Ο σχεδιασμός των καθισμάτων περιλαμβάνει την εκτίμηση της κατανομής πίεσης του βάρους του σώματος και την χρήση εργαλείων για την αξιολόγηση της άνεσης. Λαμβάνοντας υπόψιν τις απότομες πιέσεις που δέχεται το σώμα ενός πιλότου, η δημιουργία ενός καθίσματος αεροσκάφους πρέπει να πληροί τις απαιτούμενες προδιαγραφές. Αυτό επιτυγχάνεται με ομοιόμορφη κατανομή της πίεσης στα σημεία του σώματος που υποφέρουν, όπως είναι η μέση και η πλάτη.

Η ανάπτυξη ενός έξυπνου καθίσματος αποτελεί ένα σχετικό πεδίο μελέτης στις περιπτώσεις που ο χρήστης παραμένει για μεγάλη διάρκεια σε αυτό. Ένα τέτοιο κάθισμα θα μπορεί να καταγράφει την κατανομή της πίεσης και να λαμβάνει αυτόματα αποφάσεις όσον αφορά την άνεση του χρήστη.

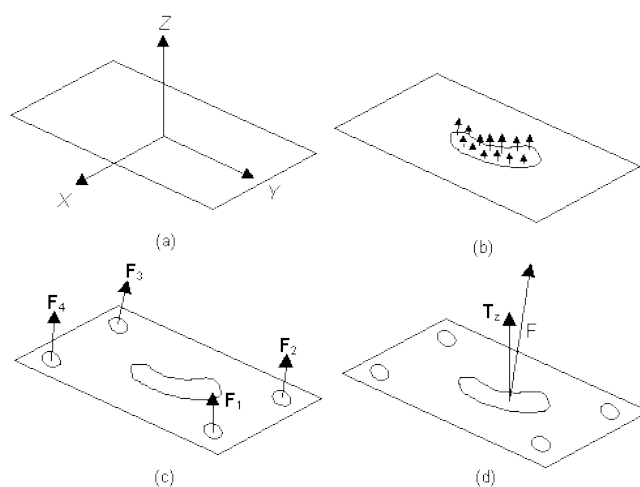


Σχήμα 1.3 Σχεδιάγραμμα λήψης δεδομένων από αισθητήρες και σύνδεση με το υπολογιστικό σύστημα.

Αρχικά, οι μελέτες επικεντρώθηκαν στα παρακάτω στοιχεία για να συνδέσουν την στάση του σώματος με την άνεση:

1) **Κατανομή της πίεσης** - Οι μετρήσεις της πίεσης πάνω στην επιφάνεια επαφής του σώματος και του καθίσματος μπορούν να συγκριθούν με αντίστοιχα επίπεδα άνεσης. Ιδιαίτερα σε καθίσματα οδηγών, η ισοκατανομή της πίεσης σε περιοχές της πλάτης και των οπίσθιων μηριαίων συνδέεται με χαμηλή κόπωση και ξεκούραστη οδήγηση. Η συσχέτιση αυτή πραγματοποιήθηκε με ικανοποιητικά στατιστικά στοιχεία. Επίσης, η απουσία επαφής της πλάτης με το κάθισμα οδηγεί σε σταδιακή υποχώρηση της άνετης οδήγησης.

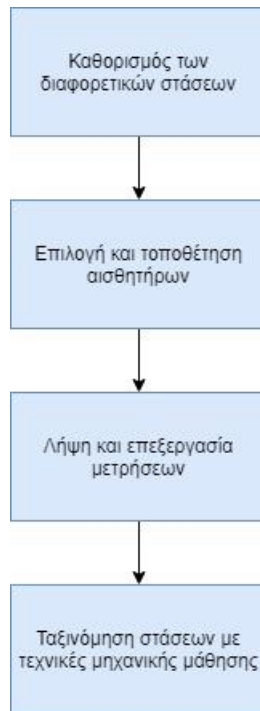
2) **Κέντρο πίεσης** – Ορίζεται ως το σημείο εφαρμογής της συνισταμένης δύναμης μεταξύ δύο επιφανειών σε επαφή. Στο σχήμα 1.4 απεικονίζεται η περίπτωση επαφής μεταξύ ενός σώματος και μιας επιφάνειας. Προκειμένου να αναλυθούν οι μεταβολές του σημείου αυτού, θεωρείται ότι το μεγαλύτερο μέρος του σωματικού βάρους υποστηρίζεται από το κάθισμα. Επίσης, οι μεταβολές της επιτάχυνσης πάνω στο κάθισμα θεωρούνται αμελητέες. Η παραμονή σε ένα κάθισμα αποτελεί μια δυναμική δραστηριότητα. Υπάρχει συνεχής κίνηση του ατόμου καθ' όλη την διάρκεια παραμονής του. Πολλές από αυτές τις κινήσεις οφείλονται σε απαραίτητες ενέργειες που εκτελεί το άτομο πάνω στο κάθισμα για να αποφύγει επίπονες στατικές στάσεις. Το κέντρο βάρους διαφέρει από στάση σε στάση και από άνθρωπο σε άνθρωπο.



Σχήμα .1.4 Κέντρο πίεσης μεταξύ δύο επιφανειών.

Είναι σημαντικό να δοθεί ακριβής ορισμός μιας στάσης του σώματος και να καθοριστεί το πλήθος των πιθανών στάσεων που μπορούν να αναγνωριστούν. Έτσι, προκύπτουν οι απαραίτητες παράμετροι, οι οποίες επιτρέπουν την ταξινόμηση των διαφόρων στάσεων. Ο συνήθης τρόπος ταξινόμησης είναι με βάση την ψηφιακή ανάλυση εικόνων και τη μελέτη της κατανομής της πίεσης.

Η μελέτη της στάσης του σώματος περιλαμβάνει μία ακολουθία διαδικασιών. Αρχικά πρέπει να προσδιοριστούν οι στάσεις που θα μπορεί να αναγνωρίσει το υπολογιστικό σύστημα. Η αναγνώριση αυτή πραγματοποιείται με βάση ορισμένες εισόδους από την αισθητήρια διάταξη. Οι μετρήσεις που λαμβάνονται από τους αισθητήρες οδηγούνται σε κατάλληλο λογισμικό για την επεξεργασία τους. Εκεί, τοποθετούνται ως είσοδοι σε διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης και ταξινόμησης, ώστε να γίνει η τελική κατηγοριοποίηση των διαφόρων στάσεων.



Σχήμα .1.5 Διάγραμμα ροής ενός συστήματος ταξινόμησης στάσεων του ανθρώπινου σώματος.

Οι μελέτες σχετικά με την αναγνώριση της στάσης του σώματος περιλαμβάνουν τα περισσότερα από τα βήματα που παρουσιάζονται στο Σχήμα 1.5. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι προσεγγίσεις που έχουν υιοθετηθεί για το σχεδιασμό του εκάστοτε συστήματος μελέτης της κατανομής της πίεσης πάνω σε ένα κάθισμα και της αναγνώρισης της στάσης του σώματος σε αυτό.

Ο συνολικός αριθμός στάσεων που καταγράφηκαν ποικίλει ανάλογα με τη μελέτη. Πιο συγκεκριμένα, οι στάσεις που διακρίθηκαν για την μελέτη των περιοχών μεγαλύτερης πίεσης πάνω σε καρέκλα είναι οι εξής: την όρθια καθιστή θέση, την κλίση προς τα εμπρός, τη στάση με δεξί σταυροπόδι, τη στάση με αριστερό σταυροπόδι, την κλίση προς τα πίσω, την κλίση προς τα αριστερά, την κλίση προς τα αριστερά με δεξί σταυροπόδι, την κλίση προς τα δεξιά, την κλίση προς τα δεξιά με αριστερό σταυροπόδι και το καμπούριασμα [13-14]. Μελετήθηκε η συχνότητα εναλλαγής των διαφόρων στάσεων για τη συσχέτιση της με μυοσκελετικές παθήσεις διαχωρίστηκαν τρεις στάσεις (η όρθια καθιστή θέση, κλίση προς τα εμπρός και προς τα πίσω) [15]. Επιπλέον έχει χρησιμοποιηθεί ένα σύστημα για την αναγνώριση της κατάστασης οδηγού οχήματος και οι στάσεις που κατέγραψε είναι η κανονική στάση, η κλίση προς τα εμπρός, η κλίση προς τα πίσω, η στάση με βλέμμα ευθεία μπροστά, κάτω δεξιά και αριστερά και με τα χέρια στο τιμόνι [16]. Η στάση που λαμβάνει ένα άτομο πάνω σε αναπηρικό αμαξίδιο είναι πολύ κρίσιμη παράμετρος ειδικά όταν πρόκειται για ηλικιωμένους και για άτομα με ειδικές ανάγκες [17]. Για το λόγο αυτό, διακρίθηκαν πέντε διαφορετικές στάσεις που λαμβάνει ένα άτομο πάνω σε τέτοιο κάθισμα (κανονική θέση, κλίση προς τα αριστερά, κλίση προς τα δεξιά, κλίση προς τα εμπρός, κλίση προς τα πίσω). Από τις μελέτες αυτές παρατηρεί κανείς ότι ο αριθμός των στάσεων μεταβάλλεται ανάλογα με την εφαρμογή και την επιθυμητή ταξινόμηση.

Το επόμενο σημαντικό βήμα είναι η επιλογή της αισθητήριας διάταξης. Η κυριότερη μέθοδος για την αναγνώριση της στάσης του σώματος σχετίζεται με την καταγραφή της πίεσης πάνω στο κάθισμα. Όμως μπορεί να χρησιμοποιηθεί και υπέρυθρη κάμερα για την ξεχωριστή ανίχνευση της θέσης του κεφαλιού, του κορμού και των άνω άκρων [16]. Συνήθως, πραγματοποιείται χαρτογράφηση της πίεσης για την εξαγωγή των διαφόρων στάσεων [12-13], χρησιμοποιώντας ένα σύστημα μέτρησης της πίεσης όπως αυτό της εταιρείας Tekscan. Επίσης, έχει αναπτυχθεί αναπτύχθηκε μία μέθοδος για την χαρτογράφηση της κατανομής του βάρους μέσω αισθητήριων επιφανειών της Tekscan [18]. Η διαφορά αυτής της εργασίας [14] αποτελεί η χρήση διακριτών αισθητήρων πίεσης της Tekscan για την μελέτη της κατανομής της πίεσης. Η τοποθέτηση των αισθητήρων [14] πραγματοποιήθηκε με μεθόδους στατιστικής ανάλυσης (Principal Component Analysis - PCA), ώστε να καταγραφούν οι σημαντικότερες επιφάνειες πίεσης για την μετέπειτα αναγνώριση της στάσης. Τέλος, σχεδιάστηκε ένα σύστημα καταγραφής της πίεσης σε κάθισμα αυτοκινήτου [19], χρησιμοποιώντας μία επιφάνεια αισθητήρων πίεσης (Vista Medical) για την λήψη των αντίστοιχων μετρήσεων.

Οι λαμβανόμενες μετρήσεις πίεσης πρέπει να οδηγηθούν σε ένα υπολογιστικό σύστημα για αποθήκευση και την περαιτέρω επεξεργασία τους. Τα συστήματα καταγραφής πίεσης της Tekscan παρέχουν κατάλληλο συνδυασμό επεξεργαστικής μονάδας και λογισμικού για την μεταφορά των μετρήσεων σε έναν υπολογιστή [12-13, 18]. Το σύστημα αισθητήρων συνδέθηκε με μία επεξεργαστική μονάδα για την αποστολή των δεδομένων μέσω σύνδεσης USB στον ηλεκτρονικό υπολογιστή [14, 19]. Ο συνήθης τρόπος για την ανάκτηση δεδομένων από αισθητήρες πίεσης είναι μέσω ενός μικροελεγκτή, ο οποίος τελικά οδηγείται σε ένα μεγαλύτερο υπολογιστικό σύστημα.

Σε επόμενο στάδιο, τα δεδομένα πρέπει να αξιοποιηθούν με σκοπό την κατηγοριοποίηση των στάσεων που έχουν επιλεγεί στο πρώτο στάδιο. Ο σκοπός της κατηγοριοποίησης είναι η πρόβλεψη των σωστών αποτελεσμάτων όταν εισαχθούν νέα δεδομένα στο υπολογιστικό σύστημα. Οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης αποτελούν τις κύριες τεχνικές ταξινόμησης. Για παράδειγμα, δοκιμάστηκαν οι τεχνικές PCA – principal components analysis, Linear Discriminant Analysis – LDA, Sliced Inverse Regression – SIR και του πλησιέστερου γείτονα K-NN, [13] (τα ποσοστά ακρίβειας είναι της τάξης του 80.5%, 81%, 86% και 86.2% για τις τεχνικές PCA, LDA, SIR και 1-NN αντίστοιχα). Η τεχνική PCA έχει επιλεγεί και από άλλες εργασίες [12] για την κατηγοριοποίηση των στάσεων (ακρίβεια από 96% έως 98%). Έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης όπως Αφελείς Ταξινομητές Bayes, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα με πολυστρωματικά Perceptron (MLP) και Διανύσματα Μηχανών Υποστήριξης [14] (τιμές ακρίβειας 74.9%, 79.1%, και 78.5% αντίστοιχα). Αυτές οι τεχνικές, μαζί με τα Δένδρα Απόφασης - ΔΑ και τον K-NN, συγκρίθηκαν [17] για την αποτελεσματικότερη ταξινόμηση της στάσης πάνω σε αναπηρικό αμαξίδιο (99.5%, 79.1%, 95.5%, 49,1% και 98.5% για ΔΑ, SVM, MLP, Naive Bayes και 1 – NN). Μία άλλη προσέγγιση [19] αποτελεί η δημιουργία μιας βάσης δεδομένων με ορισμένα χαρακτηριστικά από τις τιμές των αισθητήρων της διάταξης και των βιομετρικών παραμέτρων των συμμετεχόντων (φύλο και βάρος). Όμως, η επιλογή μιας τέτοιας

μεθόδου δεν προτείνεται, καθώς οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης παρέχουν περισσότερα εργαλεία για την σωστή ταξινόμηση των δεδομένων.

#### **1.4 Οργάνωση της εργασίας**

Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας πραγματοποιείται η μελέτη και η αναγνώριση της στάσης του σώματος πάνω σε κάθισμα. Για το σκοπό αυτό, υλοποιήθηκε μία διάταξη, η οποία αποτελείται από τους αισθητήρες και την σύνδεση τους με τον μικροελεγκτή. Οι λαμβανόμενες μετρήσεις οδηγούνται μέσω του μικροελεγκτή Arduino σε έναν υπολογιστή για την επεξεργασία τους και την εισαγωγή τους σε τεχνικές μηχανικής μάθησης. Τέλος, οι διάφοροι ταξινομητές αξιολογούνται με βάση την ακρίβεια πρόβλεψης για την επιλογή του πλέον κατάλληλου.

Πιο συγκεκριμένα, στο δεύτερο κεφάλαιο μελετώνται οι αισθητήρες πίεσης. Για τις κυριότερες κατηγορίες εισάγονται οι απαραίτητες έννοιες και εξηγείται ο τρόπος λειτουργίας τους. Επιπλέον, αναφέρονται προϊόντα που υπάρχουν στην αγορά. Με βάση τις απαιτήσεις του συστήματος και τα πλεονεκτήματα – μειονεκτήματα κάθε κατηγορίας διενεργήθηκε μια συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ των προϊόντων, ώστε να γίνει η τελική επιλογή των αισθητήρων.

Στο επόμενο κεφάλαιο εισάγονται έννοιες σχετικά με το υλικό που χρησιμοποιήθηκε (hardware) και η διεπαφή του με τον υπολογιστή μέσω του κατάλληλου λογισμικού. Περιγράφεται η διάταξη και η λειτουργία του Arduino MEGA2560 R3 ATMEGA2560. Επιπροσθέτως, σε αυτό το κεφάλαιο περιλαμβάνεται ο τρόπος σύνδεσης των αισθητήρων με τον μικροελεγκτή και η διεπαφή του κυκλώματος με το περιβάλλον προγραμματισμού Matlab.

Στο τέταρτο κεφάλαιο περιέχονται ορισμένες βασικές έννοιες ταξινόμησης. Περιγράφονται μέθοδοι ταξινόμησης και έξυπνης μάθησης και αλγόριθμοι που ήδη έχουν αναπτυχθεί για την αναγνώριση της στάσης του σώματος, με σκοπό να αιτιολογηθεί η επιλογή που έγινε για την συγκεκριμένη μελέτη.

Το πέμπτο κεφάλαιο περιλαμβάνει την πειραματική διαδικασία, τον τρόπο διεξαγωγής και λήψης των δεδομένων και τα τελικά αποτελέσματα.

Το έκτο και τελευταίο κεφάλαιο περιέχει τα συμπεράσματα της μελέτης, τις προκλήσεις που αντιμετωπίστηκαν καθώς και μια γενική ανακεφαλαίωση του συνολικού προβλήματος. Τέλος, προτείνονται μερικές μελλοντικές επεκτάσεις της διάταξης και της μελέτης γενικότερα.

## 2 Αισθητήρες πίεσης

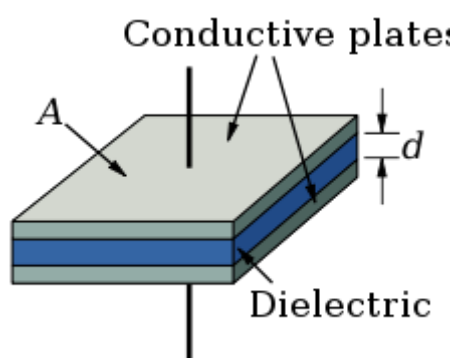
Σε αυτό το κεφάλαιο περιγράφονται οι βασικοί τύποι αισθητήρων πίεσης μαζί με τις ιδιότητες και τον τρόπο λειτουργίας τους. Στη βιβλιογραφία υπάρχουν ήδη αρκετές εφαρμογές των αισθητήρων αυτών για την παρακολούθηση της πίεσης πάνω σε επιφάνειες και συγκεκριμένα πάνω σε καθίσματα (κυρίως οδηγών αυτοκινήτων) με στόχο τη μελέτη της στάσης του σώματος του καθισμένου ατόμου. Στο τέλος αυτού του κεφαλαίου παρουσιάζονται τα πλεονεκτήματα κάθε τύπου αισθητήρα και γίνεται μια συγκριτική αξιολόγησή τους, ώστε να αιτιολογηθεί η επιλογή του αισθητήρα πιεζοαντίστασης για την συγκεκριμένη εφαρμογή της ταξινόμησης της στάσης του σώματος του καθισμένου ατόμου σε μία καρέκλα οδήγησης.

### 2.1 Αισθητήρες χωρητικότητας

Οι αισθητήρες χωρητικότητας [20] παράγουν ένα ηλεκτρικό σήμα στα άκρα τους ως αποτέλεσμα της ελαστικής παραμόρφωσης των επιφανειών που τους περιβάλλουν. Αυτό το σήμα δεν οφείλεται τόσο στην εφαρμοσμένη πίεση πάνω στην επιφάνεια, όσο στην μετατόπιση που προκαλείται μεταβάλλοντας την χωρητικότητα του αισθητήρα. Αυτή είναι η κύρια διαφορά των αισθητήρων χωρητικότητας με τους υπόλοιπους αισθητήρες πίεσης, η οποία καθορίζει και τις βασικές ιδιότητες αυτού του τύπου.

Η βασική δομή ενός χωρητικού αισθητήρα έχει ως εξής: ανάμεσα σε δύο πλάκες (συνήθως μεταλλικές) επιφάνειας  $A$  που απέχουν απόσταση ίση με  $d$  μεταξύ τους, παρεμβάλλεται ένα υλικό με διηλεκτρική επιτρεπτότητα  $\epsilon$ . Η χωρητικότητα σε κατάσταση ηρεμίας του πυκνωτή είναι:

$$C_0 = \epsilon \frac{A}{d} \quad (2.1)$$



Σχήμα 2.1 Βασική δομή του αισθητήρα χωρητικότητας

Παρατηρεί κανείς ότι για να μεταβληθεί η τιμή της χωρητικότητας αρκεί να μεταβληθεί είτε η επιφάνεια είτε η απόσταση μεταξύ των οπλισμών. Παρόλο που η μεταβολή της επιφάνειας δημιουργεί μια γραμμική σχέση χωρητικότητας - μεταβολής επιφάνειας, συνήθως χρησιμοποιείται η απόσταση  $d$ . Αυτό συμβαίνει κυρίως λόγω κατασκευής, καθώς η πρώτη περίπτωση απαιτεί πιο περίπλοκη υλοποίηση. Στην απλή

περίπτωση κατά την οποία είναι εφικτή η παράλληλη μεταβολή όλης της επιφάνειας κατά  $\Delta d$ , η νέα χωρητικότητα δίνεται από τον τύπο:

$$C_0 = \varepsilon \frac{A}{d + \Delta d} \quad (2.2)$$

Πρακτικά, η εξίσωση είναι πιο περίπλοκη, διότι η μεταβολή των οπλισμών δεν γίνεται παράλληλα, αλλά σε τυχαία διεύθυνση.

Οι χωρητικοί αισθητήρες έχουν τεράστια εφαρμογή στον τομέα ανίχνευσης βιομετρικών σημάτων στην βιοϊατρική τεχνολογία. Λόγω της υψηλής ευαισθησίας τους σε χαμηλές τιμές πίεσης, έχουν σχεδιαστεί συστήματα για παρακολούθηση του αναπνευστικού [21-22], και καρδιακού ρυθμού [23]. Επιπλέον έχουν γίνει μελέτες για την καταγραφή του μυϊκού τόνου και της μυϊκής δραστηριότητας γενικότερα [24].

Υπάρχουν αρκετές εφαρμογές για καταγραφή της πίεσης με χωρητικούς αισθητήρες. Μία από αυτές σχετίζεται με την κατανομή της πίεσης του πέλματος πάνω στο υπόδημα για την διάγνωση και αντιμετώπιση σχετικών μυοσκελετικών και ανατομικών προβλημάτων [25]. Πριν από την καταγραφή της πίεσης πραγματοποιείται μια παρουσίαση των χωρητικών αισθητήρων για συστήματα καταγραφής της πίεσης που υπάρχουν σήμερα στην αγορά [26]. Σε αυτήν την εργασία γίνεται και μια πρώτη σύγκριση μεταξύ των διαφόρων αισθητήρων πίεσης.

Αρχικά, έχουν σχεδιαστεί συστήματα για την ανίχνευση της παρουσίας ατόμου σε κάθισμα, καθώς και για την αναγνώριση των βασικών στάσεων του σώματος [8]. Για τον λόγο αυτό τοποθετήθηκαν δύο διατάξεις από ηλεκτρόδια στην πλάτη και στο στη βάση του καθίσματος, οι οποίες οδηγήθηκαν μέσω διακοπών στον αναλυτή για την καταγραφή και επεξεργασία των σημάτων.

Οι αισθητήρες πίεσης έχουν χρησιμοποιηθεί και για αξιολόγηση της άνεσης των καθισμάτων [28]. Με ένα σύστημα αισθητήρων από την XSENSOR [29] και με το αντίστοιχο λογισμικό της εταιρείας έγινε η χαρτογράφηση της πίεσης στην επιφάνεια του καθίσματος, ώστε να καθοριστούν οι περιοχές με την υψηλότερη τιμή και να γίνει εκ νέου σχεδιασμός του καθίσματος για την εξομάλυνση αυτών των περιοχών.

Έχουν σχεδιαστεί διατάξεις με χωρητικούς αισθητήρες των οποίων σκοπός είναι η αναγνώριση της στάσης του σώματος και η σύνδεση τους με τον παράγοντα της κόπωσης ή της απουσίας συγκέντρωσης. Για παράδειγμα, στην εργασία [30] καταγράφεται η γωνία μεταξύ σώματος και πηδαλίου επιτάχυνσης μέσω των αισθητήρων μεταξύ της επιφάνειας του καθίσματος και των μηρών για την ανίχνευση της κόπωσης του οδηγού (Σχήμα 2.2). Ακόμα, πραγματοποιείται η ανίχνευση νεύματος κούρασης από τους αισθητήρες στην θέση του κεφαλιού, η αναγνώριση της πορείας του βλέμματος από τους αισθητήρες στη θέση του κεφαλιού, και η αναγνώριση χασμουρητού με βάση τους αισθητήρες πίσω από το στήθος με στόχο την ανίχνευση της κόπωσης του οδηγού. Για όλα τα κριτήρια χρησιμοποιήθηκαν τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και συγκεκριμένα SVM για την σωστή ταξινόμηση των μετρήσεων και την αντίστοιχη ανίχνευση της κάθε κατηγορίας. Η ακρίβεια των αποτελεσμάτων ήταν της τάξης του 99% για τους περισσότερους συμμετέχοντες.



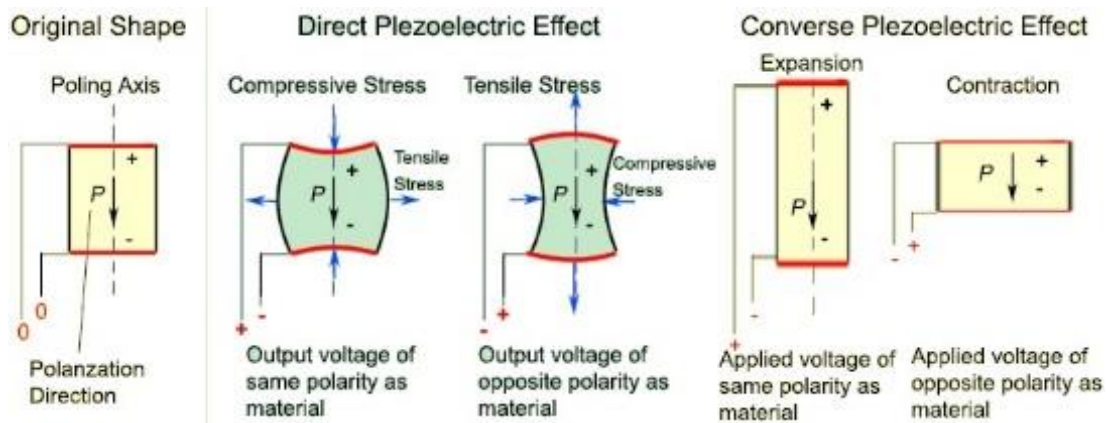


Σχήμα 2.2 Βασική δομή του αισθητήρα χωρητικότητας.

## 2.2 Πιεζοηλεκτρικοί Αισθητήρες

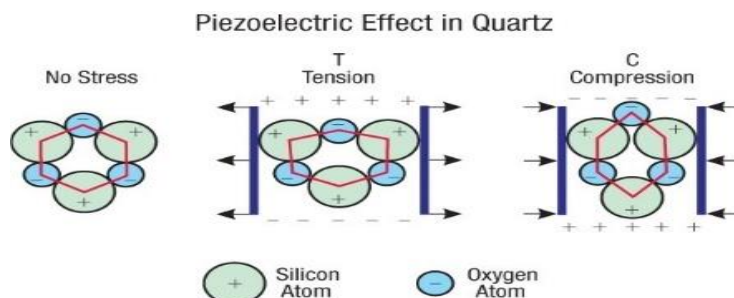
Οι συγκεκριμένοι αισθητήρες αξιοποιούν το φαινόμενο του πιεζοηλεκτρισμού [31], με σκοπό να μετατρέψουν την μεταβολή της πίεσης, της θερμοκρασίας ή της επιτάχυνσης σε ηλεκτρική φόρτιση.

Ορισμένοι κρύσταλλοι πολώνονται όταν τους επιβάλλεται κάποια εξωτερική δύναμη. Δημιουργούνται αντίθετα φορτία στις δύο επιφάνειες του υλικού, με αποτέλεσμα την εμφάνιση μίας διαφοράς δυναμικού στα άκρα του κρυστάλλου. Στην περίπτωση που θα εφαρμοστεί ένα ηλεκτρικό πεδίο μεταξύ των επιφανειών, θα προκύψει αντίστοιχη μηχανική παραμόρφωση του υλικού. Αυτά τα δύο συμπληρωματικά φαινόμενα ονομάζονται πιεζοηλεκτρισμός.



Σχήμα 2.3 Περιγραφή του πιεζοηλεκτρικού φαινομένου.

Βέβαια, απαιτείται και η κατάλληλη δομή του κρυστάλλου για να συμβεί αυτό το φαινόμενο. Οι πιεζοηλεκτρικοί κρύσταλλοι δεν παρουσιάζουν κέντρο συμμετρίας. Όταν βρίσκεται σε ισορροπία το στοιχείο, το κέντρο των επιμέρους θετικών και αρνητικών φορτίων ταυτίζεται. Με την εφαρμογή πίεσης στα άκρα του κρυστάλλου τα δύο αυτά κέντρα μετατοπίζονται, δημιουργώντας έτσι μία πόλωση  $P$ . Η διεύθυνση της επαγόμενης πόλωσης εξαρτάται από την διεύθυνση της εφαρμοζόμενης πίεσης.



Σχήμα 2.4 Επίδραση του πιεζοηλεκτρικού φαινομένου σε κρυσταλλικό χαλαζία.

Αυτοί οι αισθητήρες χρησιμοποιούνται και για εναλλασσόμενα φαινόμενα. Ο πιεζοκρύσταλλος διεγείρεται με εναλλασσόμενα σήματα και η απόκρισή του στις διάφορες συχνότητες εξαρτάται από την κατασκευή του. Για τον λόγο αυτό, παράγονται πιεζοηλεκτρικοί κρύσταλλοι σε διάφορα σχήματα. Με βάση τον σχεδιασμό προκύπτει η περιοχή λειτουργίας της τάξεως των kHz μέχρι των MHz.

Το μαθηματικό μοντέλο που περιγράφει αυτό το φαινόμενο είναι αρκετά πολύπλοκο λόγω των τριών διαστάσεων. Μία προσέγγιση των βασικών εξισώσεων που διέπουν το φαινόμενο και σε μορφή πινάκων είναι [32]:

$$D_i = e_{ij}^{\sigma} E_j + d_{im}^d \sigma_m \quad (2.3)$$

$$\varepsilon_k = d_{jk}^c E_j + s_{km}^E \sigma_m \quad (2.4)$$

$$\begin{bmatrix} D \\ \varepsilon \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^{\sigma} & d^d \\ d^c & s^E \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} E \\ \sigma \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Όπου:

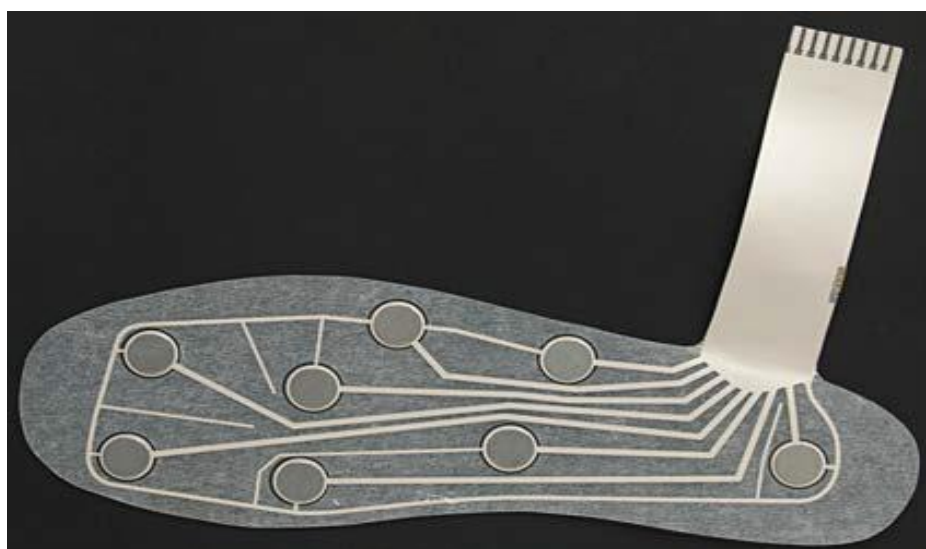
- το διάνυσμα  $D$  (Coulomb/m<sup>2</sup>) είναι η ηλεκτρική μετατόπιση (3x1)
- το διάνυσμα τάνσης  $\varepsilon$  (αδιάστατο) (6x1),
- $E$  είναι το διάνυσμα εφαρμοζόμενου ηλεκτρικού πεδίου (3x1) (Volt/m)
- $\sigma_m$  είναι το διάνυσμα πίεσης ανά μονάδα επιφάνειας (6x1) (N/m<sup>2</sup>),
- $e_{ij}^{\sigma}$  (Farad/m) μεγέθους (3x3) η διηλεκτρική επιτρεπτότητα (πιεζοηλεκτρική σταθερά),
- οι πιεζοηλεκτρικοί συντελεστές  $d_{im}^d$  (Coulomb/N) (3x6) και  $d_{jk}^c$  (m/Volt) (6x3)
- ελαστική παραμόρφωση  $s_{km}^E$  (m<sup>2</sup>/N) μεγέθους (6x6).

Ο συντελεστής  $d_{jk}^c$  προσδιορίζει την τάνση ανά μονάδα πεδίου σε σταθερή καταπόνηση και ο  $d_{im}^d$  προσδιορίζει την ηλεκτρική μετατόπιση ανά μονάδα δύναμης σε σταθερό ηλεκτρικό πεδίο. Οι δύο δείκτες  $c$  και  $d$  έχουν προστεθεί για τον διαχωρισμό του κανονικού και του συμπληρωματικού πιεζοηλεκτρικού φαινομένου (πρακτικά είναι ίσοι). Οι δείκτες  $\sigma$  και  $E$  υποδεικνύουν ότι το μέγεθος μετράται υπό

σταθερή δύναμη και σταθερό ηλεκτρικό πεδίο αντίστοιχα, ώστε να προκύψουν οι παραπάνω εξισώσεις.

Ο πρώτος τύπος πιεζοηλεκτρικού αισθητήρα που χρησιμοποιήθηκε ευρέως είναι ο κεραμικός (PZT-Lead Zirconate Titanate). Η συχνότητα λειτουργίας αυτού του αισθητήρα εξαρτάται από τον σχεδιασμό του. Με αυτόν τον τρόπο, οι συγκεκριμένοι πιεζοηλεκτρικοί μετατροπείς αξιοποιούνται στις υψηλές συχνότητες. Αναπτύχθηκαν, έτσι, πολλά συστήματα απεικόνισης και καταγραφής των ιστών που λειτουργούν με υπερήχους. Παράλληλα, η συγκομιδή ενέργειας σε έξυπνες συσκευές αποτελεί ένα υποσχόμενο πεδίο εφαρμογής αυτών των αισθητήρων. Αποτελούν σημαντικό εργαλείο στον σχεδιασμό εμφυτεύσιμων διατάξεων, παρέχοντας ενεργειακή αυτονομία, εφόσον μπορούν να εκμεταλλευτούν μεταβολές της πίεσης που συμβαίνουν μέσα στο ανθρώπινο σώμα [33]. Η μελέτη και η εξέλιξη των πιεζοκρυστάλλων είναι συνεχής από την πρώτη ανακάλυψη τους από τον Πιέρ Κιουρί τον 20<sup>ο</sup> αιώνα. Ακόμη και σήμερα, πολλά προϊόντα τελευταίας τεχνολογίας περιέχουν τέτοιους αισθητήρες.

Η άλλη κατηγορία πιεζοηλεκτρικών αισθητήρων που εμφανίζεται σε ποικίλες εφαρμογές είναι από πολυμερές υλικό (PVDF-Polyvinylidene fluoride). Η διαφορά που παρουσιάζει σε σχέση με τον PZT αλλά και τα υπόλοιπα πιεζοηλεκτρικά στοιχεία βρίσκεται στον συντελεστή  $d_{33}^d$ . Η τιμή που λαμβάνει ο συγκεκριμένος συντελεστής είναι αρνητική, το οποίο σημαίνει ότι ο αισθητήρας PVDF συμπεριφέρεται αντίστροφα στην παρουσία του ίδιου ηλεκτρικού πεδίου. Η υψηλή ευαισθησία τον καθιστά ένα πολύ ισχυρό εργαλείο για την μελέτη και την καταγραφή της πίεσης σε πολλούς τομείς. Όσον αφορά το ανθρώπινο σώμα, έχουν σχεδιαστεί συστήματα που καταγράφουν τον καρδιακό και τον αναπνευστικό ρυθμό [34-35]. Στις δύο αυτές εργασίες ο αισθητήρας μελετήθηκε και κατασκευάστηκε για την αντίστοιχη λειτουργία, λαμβάνοντας υπόψιν τις απαιτήσεις του συστήματος. Όπως και στα προηγούμενα είδη αισθητήρων, η ανάκτηση και η επεξεργασία των σημάτων έγινε με κάποιον μικροελεγκτή. Συχνά είναι προτιμότερο να προηγείται ένα κύκλωμα ενίσχυσης για την λήψη πιο αξιόπιστων μετρήσεων.



Σχήμα 2.5 Τοποθέτηση των πιεζοηλεκτρικών αισθητήρων για την χαρτογράφηση του πέλματος [36].

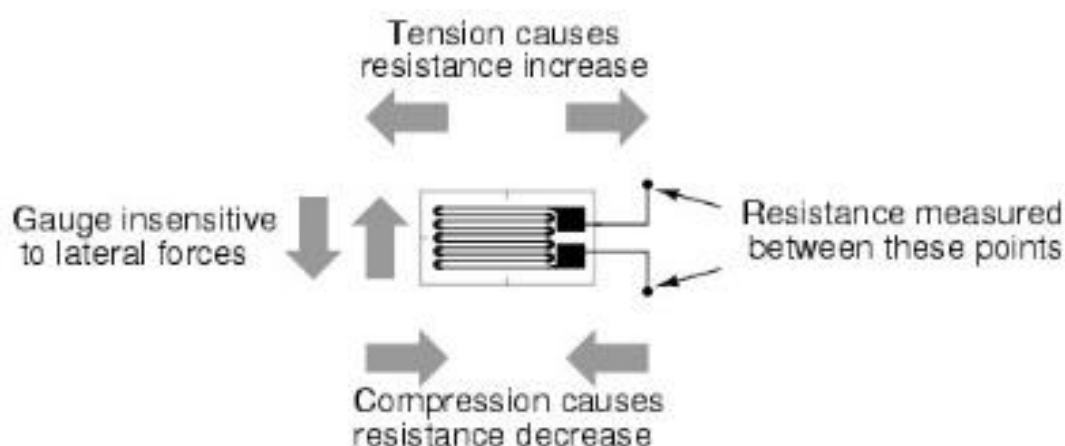
Τα πιεζοηλεκτρικά πολυμερή συμβάλουν στην αποτελεσματική χαρτογράφηση της πίεσης διαφόρων περιοχών του ανθρώπινου σώματος και έχουν συχνά χρησιμοποιηθεί για το πέλμα [36]. Με τον τρόπο αυτό, γίνονται αντιληπτά ανατομικά προβλήματα του ποδιού. Εκτός από την στατική μελέτη της πίεσης, έχει σχεδιαστεί ένα δυναμικό σύστημα καταγραφής του πέλματος [37]. Έτσι, είναι δυνατόν να αναγνωριστούν παθήσεις μέσω του βηματισμού. Τέλος, λόγω της συμβολής τους στην συγκομιδή ενέργειας, το δυναμικό αυτό σύστημα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παροχή αυτονομίας [38-39].

Στα πλαίσια αυτής της εργασίας, ενδιαφέρον έχουν οι μελέτες που αφορούν την αναγνώριση της στάσης του σώματος. Οι αισθητήρες ενσωματώνονται στον ανθρώπινο σώμα, μέσω των wearable devices, και τα πιεζοηλεκτρικά στοιχεία τοποθετούνται στα ρούχα (e-textiles). Αυτού του είδους οι διατάξεις έχουν μελετηθεί εκτενώς, με σκοπό να παρακολουθούν την στάση του σώματος που λαμβάνει ο ασθενής ανά πάσα στιγμή. Στην εργασία [40] χρησιμοποιήθηκαν φύλλα τύπου PVDF της Measurement Specialties [41], τα οποία εκφυλίστηκαν ανάμεσα σε φύλλα χαλκού που είχαν τον ρόλο των ηλεκτροδίων. Πέρα από τα wearable devices, η στάση του σώματος μπορεί να αναγνωριστεί και από αισθητήρες τοποθετημένους σε ένα κάθισμα ή ένα κρεβάτι [42]. Η διάταξη πάνω στο κρεβάτι [42] αποτελείται από διακριτούς πιεζοηλεκτρικούς αισθητήρες DT2-028K/L [43], οι οποίοι οδηγούνται στον μικροεπεξεργαστή για την ανάγνωση των σημάτων.

## 2.3 Αισθητήρες μεταβαλλόμενης αντίστασης

### 2.3.1 Strain gauge

Σε αυτήν την κατηγορία διατάξεων το υπό μελέτη μέγεθος είναι η αντίσταση [44]. Η τιμή αυξομειώνεται ανάλογα με την καταπόνηση που δέχεται το στοιχείο. Αξιοποιεί, δηλαδή, την ιδιότητα της ηλεκτρικής αγωγιμότητας, η οποία εξαρτάται από την γεωμετρία του αγωγού.



Σχήμα 2.6 Συμπεριφορά αισθητήρα μεταβαλλόμενης αντίστασης παρουσία εξωτερικής δύναμης.

Όταν ένας αγωγός επιμηκύνεται χωρίς να βρεθεί εκτός ορίων της ελαστικότητάς του, γίνεται στενότερος και μακρύτερος, αυξάνοντας έτσι την ηλεκτρική αντίστασή στα άκρα του. Αντίθετα, συμπιέζεται, αυξάνεται το πλάτος και μειώνεται το μήκος του, με αποτέλεσμα η ηλεκτρική αντίστασή στα άκρα του θα ελαττωθεί. Με αυτόν τον τρόπο, μπορεί να υπολογιστεί η εφαρμοζόμενη πίεση. Συνήθως χρησιμοποιείται μια

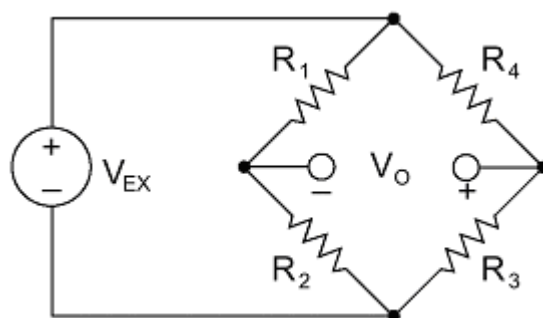
γέφυρα Wheatstone, ώστε η μεταβολή αυτή της αντίστασης να εκφραστεί συναρτήσει της καταπόνησης μέσω του παράγοντα  $GF$  (gauge factor) που δίνεται από την εξίσωση (2.6).

$$GF = \frac{\Delta R/R_G}{\varepsilon} \quad (2.6)$$

Όπου  $\Delta R$  είναι η μεταβολή της αντίστασης,  $R_G$  η αντίσταση ηρεμίας και  $\varepsilon$  είναι η παραμόρφωση λόγω της εφαρμοζόμενης πίεσης.

Ο συντελεστής αυτός λαμβάνει τιμές μεγαλύτερες του δύο για αισθητήρες με μεταλλικά φύλλα. Σε μια διάταξη γέφυρας Wheatstone με έναν μόνο αισθητήρα strain gauge και τρεις ίδιες αντιστάσεις (τιμής ίσης με την αντίσταση ηρεμίας του strain gauge), η τάση εξόδου της γέφυρα είναι περίπου ίση με:

$$V_0 = V_{EX} \left( \frac{GF \times \varepsilon}{4} \right) \quad (2.7)$$



Σχήμα 2.7 Κυκλωματική διάταξη γέφυρας.

Όπου  $R_1 = R_2 = R_3 = R_G$  και  $R_4 = R_G + \Delta R$ .

Οι αισθητήρες αυτοί έχουν τυπικά ενεργές επιφάνειες περίπου από 2 έως 10 mm<sup>2</sup>. Με την σωστή τοποθέτηση και χρήση κατάλληλου κολλητικού υλικού, καθίσταται δυνατή η μέτρηση μεταβολών παραμόρφωσης  $\varepsilon$  έως και 10%.

Εφαρμόζοντας μια τάση διέγερσης στους ακροδέκτες εισόδου του κυκλώματος, λαμβάνεται μια ένδειξη τάσης στους ακροδέκτες εξόδου. Τυπικές τάσεις εισόδου είναι μεταξύ 5 V και 12 V και οι τυπικές ενδείξεις εξόδου είναι της τάξης των mV.

Με βάση την εφαρμογή διαμορφώνονται και οι απαιτήσεις του υλικού. Στις περισσότερες περιπτώσεις ο προσανατολισμός του μετρητή τάσης είναι σημαντικός.

Όπως έχει αναφερθεί, η προσαρμογή στο υπόστρωμα γίνεται με κατάλληλο κολλώδες υλικό. Ανάλογα την διάρκεια χρήσης της διάταξης, χρησιμοποιείται και το αντίστοιχο υλικό. Η προετοιμασία της επιφάνειας όπου πρέπει να τοποθετηθεί το αγωγίμο τμήμα είναι υψίστης σημασίας. Η επιφάνεια πρέπει να λειανθεί ικανοποιητικά, τα εναπομείναντα υπολείμματα να αφαιρεθούν και ο αγωγίμος δρόμος πρέπει να τοποθετηθεί αμέσως μετά από αυτό, για να αποφευχθεί η οξειδωση ή η ρύπανση της περιοχής αυτής. Εάν δεν προηγηθεί η παραπάνω διαδικασία, η γεωμετρία πάνω στην

επιφάνεια είναι αναξιόπιστη δημιουργώντας απρόβλεπτα σφάλματα κατά τις μετρήσεις.

Η κυκλωματική συνδεσμολογία [45] που χρησιμοποιείται είναι μεγάλη σε μέγεθος και αποτελείται από πολλαπλά στάδια για την ομαλή λειτουργία της διάταξης. Αρχικά, υπάρχουν οι γέφυρες Wheatstone (ημιγέφυρες ή πλήρεις) που περιέχουν τους μετατροπής αντίστασης. Έπειτα, ακολουθεί ένα στάδιο ενίσχυσης που οδηγεί τελικά τα αναλογικά σήματα σε ένα πλήθος A/D μετατροπέων, ώστε τα ψηφιακά σήματα να είναι έτοιμα για επεξεργασία από την επεξεργαστική μονάδα. Λόγω της υψηλής ευαισθησίας που παρουσιάζουν οι αισθητήρες αντίστασης, οι ενισχυτές πρέπει να είναι χαμηλού θορύβου.

Οι διατάξεις αυτού του είδους χρησιμοποιούνται ευρέως στην κατασκευή αισθητήρων πίεσης. Τα αγωγή υλικά που χρησιμοποιούνται είναι συνήθως κατασκευασμένα από πυρίτιο, πολυπυρίτιο, metal film και thick film.

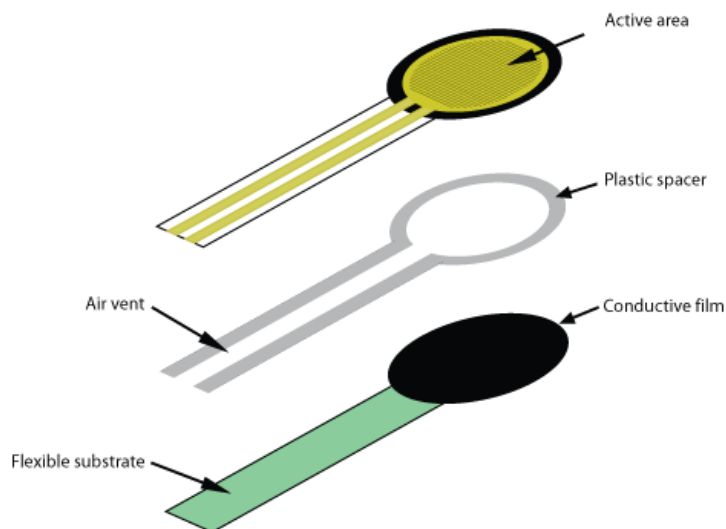
Όπως και οι χωρητικοί αισθητήρες, οι αισθητήρες μεταβαλλόμενης αντίστασης χρησιμοποιούνται για την μέτρηση της πίεσης σε ποικίλες εφαρμογές. Αποτελούν ένα τεράστιο μέρος των φορετών αισθητήρων. Παρέχουν τη δυνατότητα καταγραφής και παρακολούθησης φυσιολογικών παραμέτρων με μη επεμβατικό τρόπο. Μία εκ των παραμέτρων είναι ο καρδιακός ρυθμός, ο οποίος μελετάται στην εργασία [46]. Σχεδιάστηκε ένα μικρό και αποτελεσματικό σύστημα μέτρησης που αποτελείται από πολυμερές υλικό (αισθητήρας πίεσης) και ένα αναλογικό κύκλωμα για την ανάγνωση των μετρήσεων. Ο αισθητήρας πίεσης με βάση το πολυμερές έχει γραμμική απόκριση και υψηλή ευαισθησία  $13,4 \text{ kPa}^{-1}$ . Το βασικό πλεονέκτημα του κυκλώματος είναι η αφαίρεση των παρεμβολών από την κίνηση του σώματος. Έτσι η παρακολούθηση του καρδιακού ρυθμού γίνεται πιο ακριβής.

Η ευαισθησία είναι ένα από τα κύρια χαρακτηριστικά αυτών των αισθητήρων. Οι εξελίξεις στην βιομηχανία ηλεκτρονικών συστημάτων δίνουν την δυνατότητα κατασκευής τέτοιων στοιχείων σε πολύ μικρές διαστάσεις. Λόγω αυτής της δυνατότητας, μπορούν να εφαρμοστούν πάνω στο δέρμα ή ακόμη και να εμφυτευθούν κάτω από αυτό χωρίς να δημιουργούν παρενέργειες. Έτσι, καθίσταται δυνατή η μελέτη των ιστών και του μυοσκελετικού συστήματος [47], [48]. Οι ορθοπεδικές θεραπείες έχουν βελτιωθεί εξαιτίας αυτών των μελετών. Ένα παράδειγμα αποτελεί ένας αισθητήρας πίεσης [47] που υπολογίζει και καταγράφει τις δυνάμεις που ασκούνται σε εγχειρισμένους τένοντες, ώστε να βελτιστοποιηθεί η αποθεραπεία και να αποφευχθεί επιπλέον επέμβαση. Τα υλικά από τα οποία κατασκευάζεται είναι βιοσυμβατά και ο χρόνος απόκρισης του συστήματος της τάξης των msec.

Οι αισθητήρες που μπορούν να φορεθούν έχουν γνωρίσει τεράστια εξέλιξη τα τελευταία χρόνια. Βρίσκονται, πλέον, στην καθημερινότητα των ανθρώπων ιδιαίτερα με τα e-textiles (υφάσματα με αγωγή υλικά) και τους μικροελεγκτές. Μεγάλο ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι διατάξεις για την καταγραφή της πίεσης πάνω στους μύες κατά την διάρκεια αθλητικής άσκησης [49]. Πέρα από το αισθητήριο τμήμα, το υπολογιστικό σύστημα περιλαμβάνει έναν ελεγκτή για απόκτηση και επεξεργασία των μετρήσεων, ώστε αυτές να μεταφερθούν και τελικά να απεικονιστούν στο κινητό.

### 2.3.2 Force Sensitive Resistor - FSR

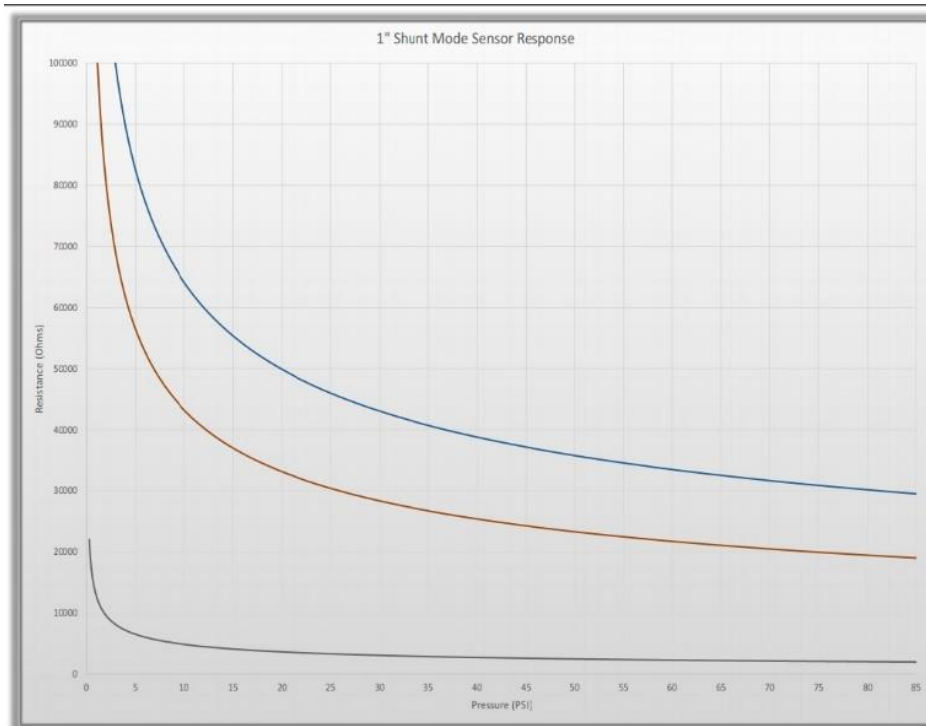
Ένας άλλος τύπος αισθητήρα μεταβαλλόμενης αντίστασης είναι ο FSR, ο οποίος είναι ο πιο πρόσφατα κατασκευασμένος σε σχέση με τους υπόλοιπους. Το μέγεθος υπό μέτρηση είναι η μεταβολή της αντίστασης, όταν εφαρμόζεται κάποια εξωτερική καταπόνηση.



Σχήμα 2.8 Δομή αισθητήρα FSR.

Η βασική δομή του αποτελείται από φιλμ πολυεστέρα και ένα υπόστρωμα υλικού πιεζοαντίστασης [50]. Τα σωματίδια του υποστρώματος είναι σε διαστάσεις μικρομέτρων και σκοπός τους είναι η μείωση της εξάρτησης από τη θερμοκρασία, η βελτίωση των μηχανικών ιδιοτήτων και η αύξηση της ανθεκτικότητας στην επιφάνεια. Η εφαρμογή μιας δύναμης στην επιφάνεια του φιλμ προκαλεί την επαφή των σωματιδίων με τα αγώγιμα ηλεκτρόδια, αλλάζοντας την αντίσταση της μεμβράνης. Σε σύγκριση με άλλους αισθητήρες πίεσης, τα πλεονεκτήματα των FSRs είναι το μέγεθός τους (πάχος τυπικά μικρότερο από 0,5 mm), το χαμηλό κόστος, το μεγάλο εύρος θερμοκρασιών λειτουργίας και η αντοχή στις απότομες καταπονήσεις. Μειονέκτημα, βέβαια, αποτελεί η ακρίβειά τους, εφόσον οι αποκλίσεις των μετρήσεων αγγίζουν το 10%.

Οι χαρακτηριστικές καμπύλες που συνδέουν την αντίσταση με την εφαρμοζόμενη πίεση διαφέρουν ανάλογα με την μονάδα πίεσης που χρησιμοποιείται. Η τιμή στο SI (International System of Units) είναι το  $Pa$  (Pascal), που ισοδυναμεί με ένα Newton ανά τετραγωνικό μέτρο. Δεδομένου ότι οι επιφάνειες που μελετώνται είναι της τάξης των εκατοστών, είναι προτιμότερη η μέτρηση σε  $N/cm^2$ . Τέλος, μια άλλη μονάδα μέτρησης είναι το psi (pound-force per square inch) που ισοδυναμεί με την δύναμη που ασκεί μία λίβρα πάνω σε ένα τετράγωνο πλευράς μίας ίντσας. Στο σχήμα 2.9 παρουσιάζονται οι καμπύλες ενός FSR χαμηλής, μέτριας και υψηλής αντίστασης.

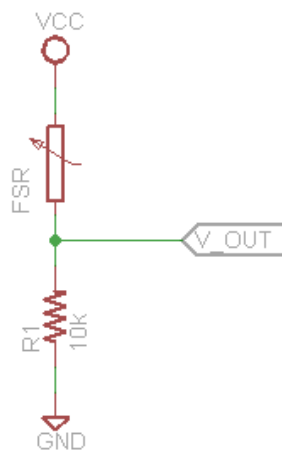


Σχήμα 2.9 Καμπύλη αντίστασης – psi ενός FSR αισθητήρα.

Όπως κάθε αισθητήρας μεταβαλλόμενης αντίστασης, και ο FSR χρειάζεται μία κυκλωματική διάταξη [51], όπως είναι ο διαιρέτης τάσης, για τη λήψη των μετρήσεων.

### Διαιρέτης τάσης

Πρόκειται για το πιο απλό κύκλωμα μέτρησης, όπου μια αντίσταση αναφοράς ( $R_1$ ) τοποθετείται σε σειρά με τον FSR. Εφαρμόζοντας μια τάση τροφοδοσίας, λαμβάνεται η τάση εξόδου στα άκρα της  $R_1$ .



Σχήμα 2.10 Κυκλωματικό διάγραμμα διαιρέτη τάσης.

Η έξοδος δίνεται από την σχέση:

$$V_{out} = \frac{V_{CC} \times R_1}{R_1 + R_{FSR}} \quad (2.8)$$

Παρατηρεί κανείς ότι η σχέση αντίστασης - τάσης είναι μη γραμμική. Η  $R_1$  επιλέγεται ανάλογα με το επιθυμητό εύρος μετρήσεων. Μια αντίσταση κοντά στο μέσο του



εύρους τιμών του FSR (σε λογαριθμική κλίμακα) λειτουργεί ικανοποιητικά. Σε διατάξεις στις οποίες χρειάζεται εξαγωγή ποσοτικών τιμών και όχι υψηλής ακριβείας, ένας απλός διαιρέτης επαρκεί.

Τα FSRs αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο στην χαρτογράφηση της πίεσης. Η τοποθέτηση τους πάνω σε κάθισμα καθιστά εφικτή την κατηγοριοποίηση των διαφόρων στάσεων που λαμβάνει ο άνθρωπος. Έχουν πραγματοποιηθεί μελέτες σε απλά καθίσματα και καθίσματα οδήγησης, ώστε να καταγραφεί και να απεικονιστεί η εφαρμοζόμενη πίεση σε πραγματικό χρόνο. Για παράδειγμα, έχουν τοποθετηθεί διακριτοί FSR αισθητήρες σε αναπηρικό αμαξίδιο [17], με σκοπό την δημιουργία ενός ευφυούς συστήματος που αναγνωρίζει την στάση ενός ηλικιωμένου ατόμου ή ατόμου με ειδικές ανάγκες. Με αυτό τον τρόπο, το ιατρικό προσωπικό μπορεί να παρακολουθεί εξ αποστάσεως την κατάσταση των ατόμων αυτών. Η ακρίβεια της ταξινόμησης κυμάνθηκε σε υψηλά επίπεδα (>90%) για τις περισσότερες τεχνικές (J48, kNN k = 1, kNN k = 5). Σε μία άλλη εργασία [52], εισήχθη μία διάταξη της Tekscan στο κάθισμα ενός οδηγού για την παρακολούθηση της κατανομής της πίεσης κατά την διάρκεια της οδήγησης. Με βάση ένα εργονομικό μοντέλο σώματος, υπολογίστηκαν οι γωνίες που σχηματίζονται στις αρθρώσεις μεταξύ των τμημάτων του σώματος. Συγκρίθηκαν οι γωνίες, η κατανομή της πίεσης και η συνολική επιφάνεια επαφής των συμμετεχόντων, με σκοπό την εξαγωγή συμπερασμάτων μεταξύ στάσης του σώματος και άνεσης πάνω στο κάθισμα. Στις δύο αυτές μελέτες οι μετρήσεις οδηγήθηκαν μέσω μικροελεγκτή σε ένα υπολογιστικό σύστημα για την απεικόνιση και την επεξεργασία τους.

## 2.4 Συγκριτική αξιολόγηση αισθητήρων πίεσης

Οι παράμετροι που πρέπει κανείς να λάβει υπόψιν του για την επιλογή του κατάλληλου αισθητήρα είναι οι εξής:

- **Εύρος τιμών**, η μέγιστη και η ελάχιστη τιμή που μπορεί να μετρήσει ο αισθητήρας.
- **Ακρίβεια**, καθορίζεται από το μέγιστο σφάλμα που μπορεί να περιέχεται στην ένδειξή του.
- **Ανάλυση**, η ικανότητα ενός αισθητήρα να αντιλαμβάνεται τις μικρές διαφορές στις μετρήσεις.
- **Επαναληψιμότητα**, η ικανότητα ενός αισθητήρα εμφανίζει την ίδια μέτρηση κάτω από τις ίδιες συνθήκες.
- **Ολίσθηση**, είναι η ανεξάρτητη μεταβολή των μετρήσεων του αισθητήρα με την πάροδο του χρόνου.
- **Γραμμικότητα**, ο βαθμός στον οποίο η γραφική παράσταση εισόδου - εξόδου του αισθητήρα προσεγγίζει μια ευθεία γραμμή.
- **Κόστος**, η συνολική αξία των αισθητήριων στοιχείων της διάταξης.

Στις παραπάνω υποενότητες αναφέρθηκαν τα χαρακτηριστικά του κάθε είδους αισθητήρα πίεσης. Οι χωρητικοί αισθητήρες παρουσιάζουν καλή συμπεριφορά για την παρακολούθηση της πίεσης. Όμως, απαιτούν δυσκολότερη κυκλωματική διάταξη για την αξιοποίηση των λαμβανόμενων μετρήσεων. Οι πιεζοηλεκτρικοί αισθητήρες επηρεάζονται σε μεγάλο βαθμό από την θερμοκρασία. Ομοίως και αυτοί συνδέονται στον επεξεργαστή μέσω μιας κυκλωματικής διάταξης, η οποία θα μετατρέπει την

μεταβολή του φορτίου σε μεταβολή τάσης. Οι strain gauge αισθητήρες παρουσιάζουν υψηλή ευαισθησία επομένως είναι απαραίτητη η χρήση ενισχυτή χαμηλού θορύβου για την καλύτερη λήψη αξιόπιστων μετρήσεων. Επιπλέον, η προτιμότερη διάταξη για την λήψη των μετρήσεων αποτελεί η γέφυρα wheatstone. Όταν ο αριθμός των αισθητήρων είναι μικρός η κυκλωματική πολυπλοκότητα είναι εξίσου μικρή, αλλά κλιμακώνεται σε μεγάλο βαθμό όσο αυτός ο αριθμός αυξάνει. Οι αισθητήρες πιεζοαντίστασης παρουσιάζουν σχετικά καλή ανοχή στην θερμοκρασία και διάρκεια ζωής της τάξης των τριών εκατομμυρίων κύκλων φόρτισης – αποφόρτισης.

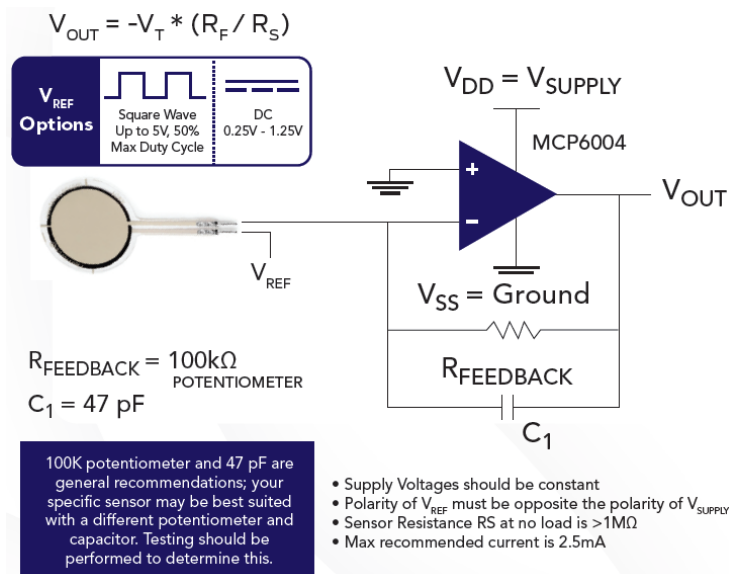
Οι αισθητήρες που θα χρησιμοποιηθούν στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής προορίζονται για την τοποθέτηση σε ένα κάθισμα οδηγού. Επομένως πρέπει να μπορούν να καλύψουν την επιθυμητή επιφάνεια. Προτιμήθηκε η τοποθέτηση διακριτών αισθητήρων αντί ενός ενιαίου mat με υλικό πιεζοαντίστασης. Η διασύνδεση μιας τέτοιας διάταξης αυξάνει την πολυπλοκότητα του κυκλώματος και δυσχεραίνει τη διεπαφή με τον μικροελεγκτή. Όπως αναφέρεται και στην εργασία [52] το μέγιστο ποσοστό βάρους που μεταφέρεται στη βάση του καθίσματος εξαρτάται από την ανατομία και τον δείκτη μάζα σώματος κάθε ατόμου. Η μέση τιμή είναι περίπου το 63% του συνολικού βάρους. Ο εκάστοτε διακριτός αισθητήρας λαμβάνει ένα ακόμη μικρότερο ποσοστό καθώς η συνολική επιφάνεια επαφής είναι της τάξης των 1800 cm<sup>2</sup>. Όσον αφορά την πλάτη και το κεφάλι οι τιμές πίεσης και επιφάνειας επαφής είναι μικρότερης τάξης μεγέθους.

Για αυτήν την κατηγορία κυκλοφορούν αρκετοί αισθητήρες στην αγορά που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για την προκειμένη πειραματική διάταξη. Στον παρακάτω πίνακα βρίσκονται οι αισθητήρες πίεσης από δύο εταιρείες.

Πίνακας 2-1 Χαρακτηριστικά των αισθητήρων των εταιρειών Sensitronics και Tekscan.

	Sensitronics (FSR101 shuntmode)	Tekscan A401	Tekscan A502
Διαστάσεις (cm <sup>2</sup> )	5.0645	5.0645	25.8064
Εύρος μέτρησης δύναμης (lbs)	1 lbs. to 100 lbs	0 -7000 lbs	0 – 10000 lbs
Εύρος ευαισθησίας πίεσης (psi)	1 έως 125	Μεταβάλλεται με βάση την διάταξη ενίσχυσης	Μεταβάλλεται με βάση την διάταξη ενίσχυσης
Επαναληψιμότητα	±5% από την ονομαστική αντίσταση	< ±2.5%	< ±2.5%
Διάρκεια ζωής	2 έως 3 εκατομμύρια επαναλήψεις	>1 εκατομμύρια επαναλήψεις	>1 εκατομμύρια επαναλήψεις
Εύρος θερμοκρασιών λειτουργίας (°C)	-26 έως 93	-40 έως 60	-40 έως 60

Όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα 2.11 με βάση τα στοιχεία της διάταξης καθορίζεται η ευαισθησία του αισθητήρα της Tekscan. Αυτό απαιτεί ένα στάδιο ενίσχυσης για κάθε αισθητήρα που χρησιμοποιείται. Μεταβάλλοντας την  $R_F$ , μεταβάλλεται και το διαθέσιμο εύρος πίεσης που είναι δυνατόν να μετρηθεί.



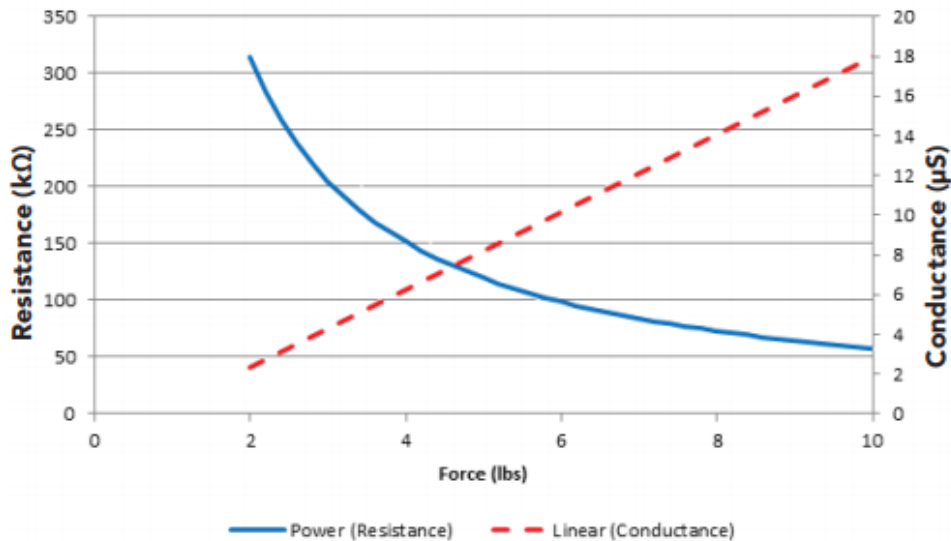
Σχήμα 2.11 Κυκλωματική διάταξη για τον αισθητήρα A401 της Tekscan.

Αντίθετα, ο αισθητήρας της Sensitronics δεν χρειάζεται κάποιο στάδιο ενίσχυσης και μπορεί να χρησιμοποιηθεί και στην απλή διάταξη ενός διαιρέτη τάσης.

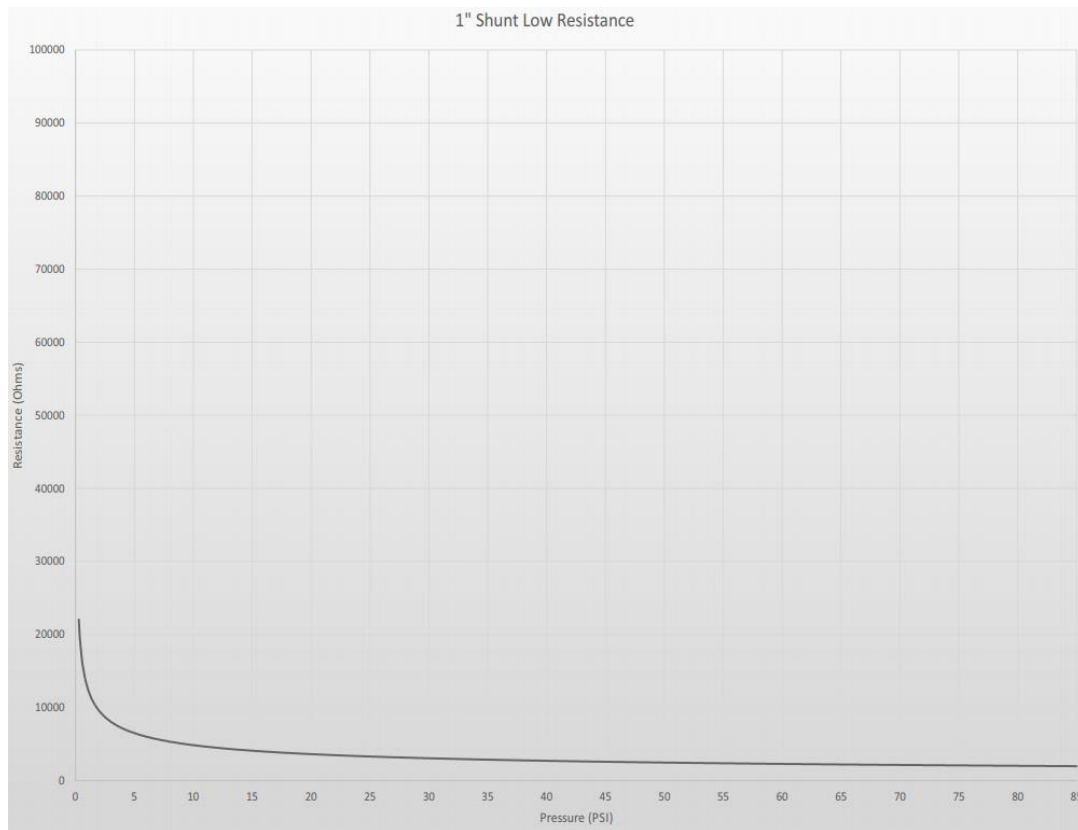
Επίσης, βασική παράμετρος που πρέπει να ληφθεί υπόψιν είναι το βάρος επάνω στο κάθισμα. Η μάζα ενός ατόμου κυμαίνεται κατά μέσο όρο μεταξύ των 50 έως και 90 kg. Το ποσοστό του βάρους στα κάτω άκρα όταν το άτομο βρίσκεται σε καθιστή θέση είναι της τάξης των 30%. Στην περίπτωση της οδήγησης αυτό το ποσοστό είναι ακόμη μικρότερο (περίπου 10%). Έστω ότι μέγιστο βάρος που θα κατανεμηθεί πάνω στο κάθισμα είναι 70kg σε μία επιφάνεια περίπου 1000cm<sup>2</sup> κατ' ελάχιστον και μεταβάλλεται ανάλογα την ανατομία του εκάστοτε ατόμου (στο κάθισμα που χρησιμοποιήθηκε η συνολική του επιφάνεια είναι 3600cm<sup>2</sup>).

Θεωρούμε ότι η μέγιστη καταπόνηση που δέχεται ο αισθητήρας στην περιοχή της βάσης του καθίσματος [17] λαμβάνει την τιμή 2,5 N/cm<sup>2</sup> το οποίο ισοδυναμεί με 0,26 kg/cm<sup>2</sup> (περίπου 3,7 psi). Η τιμή της πίεσης στην πλάτη και στο κεφάλι θα λαμβάνει σαφώς μικρότερες τιμές επομένως θεωρούμε ότι έχουμε λειτουργία σε χαμηλότερες τιμές από 3 psi.

Στις χαμηλές αυτές τιμές βρισκόμαστε στην αρχή της καμπύλης λειτουργίας και στους τρεις αισθητήρες, με την καλύτερη συμπεριφορά να την παρουσιάζει ο A502. Από την καμπύλη του σχήματος 2.12 παρατηρεί κανείς ότι η σχέση αγωγιμότητας – εφαρμοζόμενης πίεσης του αισθητήρα είναι γραμμική. Βέβαια, για τον A402 δεν παρέχεται τόσο αναλυτική συμπεριφορά στις χαμηλές τιμές πίεσης. Ο αισθητήρας της Sensitronics παρουσιάζει μη γραμμική συμπεριφορά στις χαμηλές τιμές psi για υψηλή και μέτρια αντίσταση αλλά στην περίπτωση της χαμηλής αντίστασης έχει παρόμοια συμπεριφορά με τον A502 αλλά με μικρότερο εύρος τιμών στην αντίσταση.



Σχήμα 2.12 Καμπύλη της αντίστασης και της αγωγιμότητας του αισθητήρα A502 της Tekscan συναρτήσει της εφαρμοζόμενης πίεσης.



Σχήμα 2.13 Καμπύλη αντίστασης – εφαρμοζόμενης πίεσης για τον αισθητήρα 1" FSR101 shuntmode.

Εφόσον οι δύο αισθητήρες παρουσιάζουν παρόμοια χαρακτηριστικά, η τελική επιλογή έγινε με βάση το συνολικό κόστος και την λειτουργία στα ζητούμενα επίπεδα πίεσης. Η γραμμική συμπεριφορά αποτελεί εξάλλου ένα σημαντικό κριτήριο για την επιλογή του αισθητήρα. Οι διατάξεις με αισθητήρες που προσφέρει η Tekscan συνοδεύονται από κατάλληλα εργαλεία τόσο σε επίπεδο hardware όσο και software.

Σε αυτήν την εργασία προτιμήθηκε τα δύο αυτά τμήματα να υλοποιηθούν από την αρχή με χρήση ενός Arduino Mega2560 R3 για την λήψη και την επεξεργασία των μετρήσεων. Η ανάπτυξη του λογισμικού πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Matlab. Για τον λόγο αυτό, επιλέχθηκε ο αισθητήρας FSR101 shuntmode. Στο κεφάλαιο 4, θα περιγράφεται η συνολική κυκλωματική διάταξη που αποτελείται από 18 αισθητήρες FSR101 shuntmode.

Οι μικροελεγκτές αποτελούν αυτόνομες μονάδες ανάκτησης και επεξεργασίας δεδομένων. Λόγω του περιορισμένου μεγέθους είναι κατάλληλοι σε εφαρμογές μικρής κλίμακας όπου η χρήση ενός συνηθισμένου υπολογιστή είναι απαγορευτική. Οι περιορισμοί στο μέγεθος προφανώς έχουν αντίκτυπο στην μνήμη και την επεξεργαστική ισχύ του συστήματος. Αυτό δεν αποτελεί πρόβλημα όταν ο όγκος των δεδομένων δεν είναι πολύ μεγάλος και ο επεξεργαστής μπορεί να ανταπεξέλθει στις απαιτήσεις της εφαρμογής. Στο κεφάλαιο 4, περιγράφεται η συνολική κυκλωματική διάταξη που αποτελείται 18 αισθητήρες FSR101 shuntmode.

### 3 Λειτουργία Arduino και Διεπαφή με Περιβάλλον Matlab

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η επεξεργαστική μονάδα που χρησιμοποιήθηκε. Πρόκειται για τον Arduino Mega 2560 R3 [53]. Επιπλέον, περιγράφονται οι μέθοδοι διεπαφής με ένα μεγαλύτερο υπολογιστικό σύστημα όπως ο ηλεκτρονικός υπολογιστής.

Στην αγορά υπάρχουν πολλοί μικροελεγκτές με αντίστοιχες αναπτυξιακές πλακέτες. Το Raspberry Pi, το Particle Photon και το BeagleBone χρησιμοποιούν επεξεργαστή τύπου ARM. Η ARM [54] είναι μια αρχιτεκτονική συνόλου εντολών RISC των 32-bit. Επιπλέον, είναι σχετικά απλοί, πράγμα που δικαιολογεί τη χρήση τους για εφαρμογές χαμηλής ισχύος. Αυτοί οι μικροεπεξεργαστές βρίσκονται στην πλειοψηφία των ενσωματωμένων συστημάτων. Οι αναπτυξιακές αυτές πλακέτες παρουσιάζουν ίδια λειτουργικότητα με ένα Arduino. Επιπλέον, προγραμματίζονται με παρόμοιο τρόπο. Όμως το Arduino διαφέρει από τους υπόλοιπους, διότι δίνει την δυνατότητα και σε έναν άπειρο χρήστη να εξοικειωθεί με τους μικροελεγκτές.

Η πλακέτα Arduino διαθέτει αρκετά πλεονεκτήματα έναντι των υπολοίπων συστημάτων. Ένα από αυτά αποτελεί το κόστος, καθώς είναι εξαιρετικά φθηνή σε σχέση με άλλες πλατφόρμες μικροελεγκτών. Υπάρχει ακόμη και η δυνατότητα να συνθέσει κανείς μόνος του κάποια φθηνή εκδοχή του Arduino. Το μέσο κόστος για μία έτοιμη αναπτυξιακή πλακέτα κυμαίνεται στα 40 ευρώ. Επιπλέον, παρουσιάζει το πλεονέκτημα ότι μπορεί να συνδεθεί και να προγραμματιστεί σε διάφορα λειτουργικά συστήματα, όπως Linux, Windows και mac OS X. Πρόκειται για μία open-source αναπτυξιακή πλακέτα με απλό προγραμματιστικό περιβάλλον. Είναι λειτουργικό τόσο για αρχάριους όσο και για προχωρημένους χρήστες. Λόγω της φύσης του ανοιχτού λογισμικού υπάρχει μια συνεχής επέκταση. Εκτός από το λογισμικό, μπορεί να επεκταθεί και το υλικό. Οι κύριοι επεξεργαστές που χρησιμοποιεί το Arduino είναι οι Atmel AT328 και ATMEGA2560. Η γλώσσα προγραμματισμού που χρησιμοποιείται για τον προγραμματισμό του Arduino βασίζεται στις βιβλιοθήκες της C++ και για τον προγραμματισμό των Atmel μικροελεγκτών χρησιμοποιείται η AVR. Τα σχηματικά για τα αναπτυξιακά ανήκουν στην Creative Commons, επιτρέποντας όμως σε έμπειρους σχεδιαστές να κατασκευάσουν κάποια δική τους αναπτυξιακή πλατφόρμα.

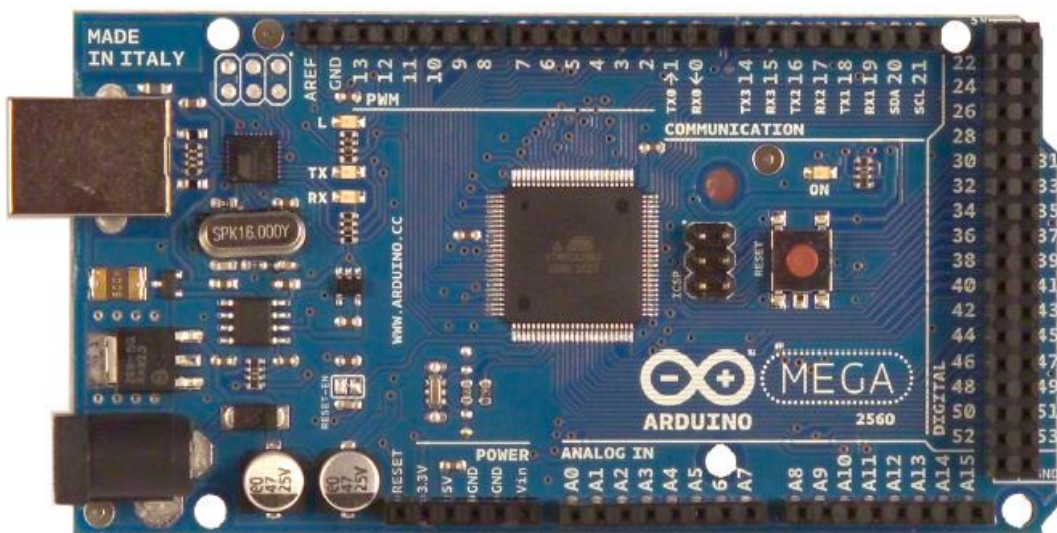
#### 3.1 Arduino

Μία ολοκληρωμένη πλακέτα της εταιρείας Arduino αποτελείται από πολλά στοιχεία, τα οποία συνδυαστικά δημιουργούν ένα ολοκληρωμένο υπολογιστικό σύστημα. Μερικά από τα βασικά αυτά στοιχεία αποτελούν:

- Μικροελεγκτής: Αυτή είναι η καρδιά της πλατφόρμας ανάπτυξης, η οποία λειτουργεί ως μικρός υπολογιστής, που μπορεί να λαμβάνει και να στέλνει πληροφορίες ή εντολές στις συνδεδεμένες περιφερειακές συσκευές. Ο μικροεπεξεργαστής, που χρησιμοποιείται, διαφέρει ανά μοντέλο και διαθέτει τα δικά του χαρακτηριστικά.

- Εξωτερική παροχή τροφοδοσίας: Η παροχή για την τροφοδοσία της πλακέτας ανάπτυξης του Arduino είναι ρυθμιζόμενη με τιμές τάσης που κυμαίνονται από 9 – 12 Volts.
- Υποδοχή USB: Αποτελεί μια πολύ σημαντική θύρα. Χρησιμοποιείται για τη μεταφόρτωση (εγγραφή) ενός προγράμματος στον μικροελεγκτή μέσω κατάλληλου καλωδίου USB. Η τάση είναι ρυθμισμένη στα 5V, τροφοδοτώντας την πλακέτα με την κατάλληλη παροχή.
- Πλήκτρο επαναφοράς: Βρίσκεται στον πίνακα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την επαναφορά του μικροελεγκτή της πλακέτας.
- Αναλογικοί ακροδέκτες: Χρησιμοποιούνται για την είσοδο/έξοδο αναλογικών μεταβλητών. Ο αριθμός των αναλογικών ακροδεκτών διαφέρει ανάλογα την πλακέτα.
- Ψηφιακοί ακροδέκτες I/O: Οι ακροδέκτες αυτοί χρησιμοποιούνται για ψηφιακή είσοδο/έξοδο. Ο αριθμός των ψηφιακών ακροδεκτών διαφέρει ανάλογα την πλακέτα.
- Ακροδέκτες τάσης και γείωσης: Υπάρχουν ακροδέκτες που παρέχουν τάση ίση με 0 (GND), 3.3V και 5V.

Το Arduino Mega 2560 αποτελεί έναν μικροελεγκτή που βασίζεται στον επεξεργαστή ATmega2560. Διαθέτει 54 ψηφιακούς ακροδέκτες εισόδου/εξόδου (εκ των οποίων οι 14 μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως έξοδοι PWM), 16 αναλογικές εισόδους, 4 UART (σειριακές θύρες επικοινωνίας), ταλαντωτή κρυστάλλου 16 MHz, σύνδεση USB, υποδοχή τροφοδοσίας, ακίδες ICSP και πλήκτρο επαναφοράς. Η πλακέτα περιέχει όλα τα απαραίτητα στοιχεία για την υποστήριξη του μικροελεγκτή. Μπορεί να συνδεθεί σε έναν υπολογιστή με καλώδιο USB ή να τροφοδοτηθεί μέσω ενός φορτιστή (AC-DC μετατροπέας) ή μίας μπαταρίας.



Σχήμα 3.1 Αναπτυξιακή πλακέτα Arduino Mega 2560 R3.

Μικροελεγκτής	ATmega2560
Τάση λειτουργίας	5V
Προτεινόμενη τάση τροφοδοσίας	7-12V
Όρια τάσης τροφοδοσίας	6-20V
Ψηφιακοί ακροδέκτες εισόδου/εξόδου	54 (από τους οποίους οι 14 παρέχουν PWM έξοδο)
Αναλογικοί ακροδέκτες εισόδου	16
Ρεύμα DC ανά ακροδέκτη εισόδου/εξόδου	40 mA
Ρεύμα DC για τον ακροδέκτη των 3.3V	50 mA
Flash Memory	256 KB από την οποία 8 KB χρησιμοποιούνται από bootloader
SRAM	8 KB
EEPROM	4 KB
Συχνότητα ρολογιού	16 MHz

Κάθε ένας από τους 54 ψηφιακούς ακροδέκτες μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως είσοδος ή έξοδος με χρήση της αντίστοιχης συνάρτησης στο κατάλληλο περιβάλλον προγραμματισμού. Λειτουργούν στην τιμή των 5V. Κάθε ακροδέκτης παρέχει μέγιστο ρεύμα μέχρι 40 mA και έχει εσωτερική αντίσταση pull-up (αποσυνδεδεμένη από προεπιλογή) που κυμαίνεται από 20 έως 50kOhms. Επιπλέον, ορισμένοι ακροδέκτες έχουν εξειδικευμένες λειτουργίες όπως:

1. Σειριακή επικοινωνία: 0 (RX) - 1 (TX), 19 (RX) - 18 (TX), 17 (RX) - 16 (TX) και 15 (RX) - 14 (TX) για λήψη και μετάδοση αντίστοιχα σειριακών TTL δεδομένων. Οι ακροδέκτες 0 και 1 συνδέονται επίσης με τους αντίστοιχους ακροδέκτες του ολοκληρωμένου κυκλώματος ATmega8U2.
2. Εξωτερικά Interrupts: 2 (Interrupt 0), 3 (Interrupt 1), 18 (Interrupt 5),
3. 19 (Interrupt 4), 20 (Interrupt 3) και 21 (Interrupt 2). Οι ακροδέκτες αυτοί έχουν διαμορφωθεί, ώστε να προκαλείται διακοπή σε χαμηλή τιμή, σε άνοδο ή πτώση της τάσης ή κατά την αλλαγή της τιμής του ακροδέκτη. Υπάρχει η αντίστοιχη συνάρτηση για χειρισμό διακοπών (attachInterrupt()).
4. PWM ακροδέκτες: 0 έως 13. Η έξοδος PWM είναι 8-bit και ρυθμίζεται με τη συνάρτηση analogWrite().
5. SPI ακροδέκτες: 50 (MISO), 51 (MOSI), 52 (SCK), 53 (SS). Υποστηρίζουν την SPI επικοινωνία χρησιμοποιώντας τη βιβλιοθήκη SPI. Οι ακροδέκτες SPI είναι διασθέσιμοι και από τους ακροδέκτες ICSP.
6. LED: 13. Υπάρχει μια ενσωματωμένη λυχνία LED συνδεδεμένη στον ψηφιακό ακροδέκτη 13. Όταν ο ακροδέκτης λάβει HIGH value, η λυχνία LED είναι αναμμένη, ενώ βρίσκεται σε κατάσταση LOW, είναι σβηστή.
7. I<sup>2</sup>C: 20 (SDA) και 21 (SCL). Υποστηρίζει την επικοινωνία I<sup>2</sup>C, συσκευών και κυκλωμάτων που συνδέονται με καλώδια, χρησιμοποιώντας την αντίστοιχη Wire library.

Οι 16 αναλογικές εισοδοί αποτελούνται από 10 bits (δηλαδή λαμβάνουν 1024 διαφορετικές τιμές). Από προεπιλογή, λαμβάνουν τιμές μεταξύ 0 και 5V. Όμως, με

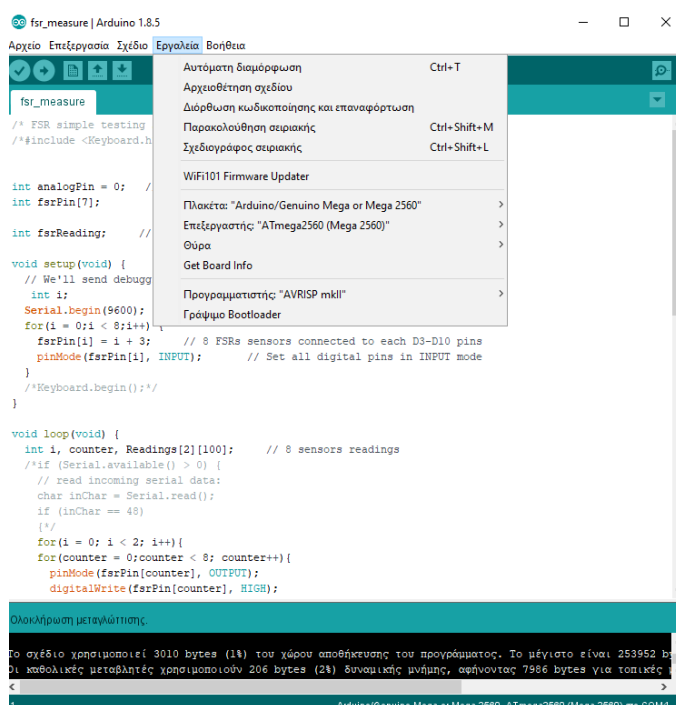


χρήση του κατάλληλου ακροδέκτη AREF και της συνάρτησης analogReference() είναι δυνατόν να αυξηθεί η ανώτερη τιμή που μπορούν να λάβουν.

Το Arduino Mega2560 διαθέτει αρκετά στοιχεία για επικοινωνία με έναν υπολογιστή, ένα άλλο Arduino, ή άλλους μικροελεγκτές. Το ATmega2560 παρέχει τέσσερις UARTs για σειριακή επικοινωνία TTL με άλλο hardware. Το ολοκληρωμένο ATmega8U2 στην πλακέτα συνδέει κάθε ένα από αυτά μέσω USB και παρέχει μια εικονική θύρα επικοινωνίας (COM) στο αντίστοιχο λογισμικό του συνδεδεμένου υπολογιστή. Το λογισμικό Arduino IDE περιλαμβάνει μια σειριακή οθόνη που επιτρέπει την απλή μεταφορά δεδομένων από και προς την πλακέτα. Οι ενδεικτικές λυχνίες RX και TX στην πλακέτα αναβοσβήνουν όταν τα δεδομένα μεταδίδονται μέσω του τσιπ ATmega8U2 και της σύνδεσης USB με τον υπολογιστή (αλλά όχι για σειριακή επικοινωνία των ακροδεκτών 0 και 1).

### 3.2 Arduino IDE

Η γλώσσα προγραμματισμού του Arduino [55] βασίζεται στη γλώσσα Wiring, μια παραλλαγή C/C++ για μικροελεγκτές αρχιτεκτονικής AVR όπως ο ATmega, και υποστηρίζει όλες τις βασικές δομές της C καθώς και ορισμένα χαρακτηριστικά της C++. Ο compiler που χρησιμοποιείται είναι ο AVR gcc και η βασική βιβλιοθήκη C η AVRlibc.



Σχήμα 3.2 Πλατφόρμα λογισμικού Arduino IDE.

Όπως φαίνεται στο παραπάνω Σχήμα 3.2, επιλέγεται αρχικά η πλακέτα που θα χρησιμοποιηθεί.

Εφόσον η γλώσσα που προγραμματίζεται ο μικροελεγκτής είναι η C, ισχύουν όλες οι εντολές και οι συναρτήσεις της C με την ίδια σύνταξη. Επιπλέον διατηρούνται ίδιοι οι τύποι δεδομένων και οι τελεστές. Ορισμένες από τις βασικές συναρτήσεις για τον προγραμματισμό της πλακέτας βρίσκονται στον παρακάτω πίνακα 2.

Πίνακας 3-2 Βασικές συναρτήσεις για την διεπαφή με την πλακέτα του Arduino.

Όνομα συνάρτησης	Παράδειγμα	Λειτουργία
<b>pinMode(pin, mode)</b>	pinMode(13,OUTPUT)	Ορίζει τη λειτουργία ενός ψηφιακού pin σε Είσοδο ή Έξοδο
<b>digitalRead(pin)</b>	digitalRead(6)	Διαβάζει την τιμή ενός ψηφιακού pin (HIGH ή LOW)
<b>digitalWrite(pin)</b>	digitalWrite(4)	Εκχωρεί τιμή σε ένα ψηφιακό pin (HIGH ή LOW)
<b>analogRead(pin)</b>	analogRead(A0)	Διαβάζει την τιμή ενός αναλογικού pin (0-1023)
<b>analogWrite(pin, value)</b>	analogWrite(9, 127)	Εκχωρεί τιμή σε ένα ψηφιακό PWM pin (0-255)
<b>delay(ms)</b>	delay(1000)	Παύει την εκτέλεση του προγράμματος για x milliseconds
<b>millis()</b> <b>micros()</b>	millis() micros()	Εμφανίζει το χρονικό διάστημα από την εκκίνηση της εκτέλεσης του προγράμματος, σε msec ή μsec, αντίστοιχα
<b>Serial.begin(bps)</b>	Serial.begin(9600)	Ορίζει τον ρυθμό μετάδοσης (σε bits per second) των δεδομένων κατά τη σειριακή επικοινωνία
<b>Serial.print(variable)</b>	Serial.print(value)	Εμφανίζει την τιμή της μεταβλητής μέσω της σειριακής επικοινωνίας

Η τεχνική PWM μεταβάλλει το duty cycle του παλμικού σήματος εξόδου, με σκοπό να προσομοιώνονται και διάφορες ενδιάμεσες τιμές τάσης μεταξύ των 0 και 5V.

Το πρόγραμμα IDE παρέχει την δυνατότητα παρακολούθησης σειριακής επικοινωνίας με την αναπτυξιακή πλακέτα, καθώς και αλληλεπίδραση με τον χρήστη μέσω του πληκτρολογίου.

### 3.3 Διεπαφή με το περιβάλλον Matlab

Για τη διαχείριση των δεδομένων που μπορούν να αποκτηθούν από ένα arduino, μπορούν να χρησιμοποιηθούν πολλές διαφορετικές πλατφόρμες επεξεργασίας σήματος, όπως το Azande, το Jubito, το ArduLink, κάθε μια από τις οποίες μπορεί να

χρησιμοποιεί διαφορετική γλώσσα προγραμματισμού. Ανάμεσα στις πιο διαδεδομένες πλατφόρμες είναι και το λογισμικό MATLAB.

Το MATLAB αποτελεί ένα αριθμητικό υπολογιστικό περιβάλλον, το οποίο επιτρέπει χειρισμούς πινάκων και γραφημάτων δύο και τριών διαστάσεων. Χρησιμοποιείται σε μεγάλο βαθμό από διάφορους επιστημονικούς τομείς λόγω της υπολογιστικής του δύναμης και των πολλαπλών εφαρμογών που διαθέτει. Επιπλέον, υπάρχει μια τεράστια κοινότητα προγραμματιστών που χρησιμοποιούν το λογισμικό και μοιράζονται δωρεάν τα εργαλεία που δημιουργούν ή δημοσιεύουν τις εργασίες τους σχετικά με την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων. Επιπρόσθετα, σε αυτή την εργασία ήταν σημαντικό το λογισμικό να μπορεί να αλληλεπιδρά εύκολα με άλλα προγράμματα για την εξαγωγή των δεδομένων σε αρχείο Excel και κυρίως για την αλληλεπίδραση με την πλατφόρμα του Arduino.

Το 2010, η MATLAB άρχισε να ασχολείται με τη διαχείριση μιας πλατφόρμας Arduino μέσω του λογισμικού περιβάλλοντος MATLAB. Από τότε και κάθε έξι μήνες το πακέτο υποστήριξης Arduino ενημερώνεται με νέες λειτουργικότητες, ώστε νέες εντολές να μπορούν να εκτελεστούν στην πλακέτα μέσω προγραμματισμού σε Matlab.

Από το 2012, η MATLAB περιλαμβάνει ένα πακέτο για τη δημιουργία πρωτοτύπων, τη δοκιμή και την εκτέλεση μοντέλων Simulink στην αναπτυξιακή πλατφόρμα Arduino UNO. Πλέον, ο αριθμός των διαφόρων τύπων πλατφόρμας που μπορούν να λειτουργήσουν με το Simulink έχει αυξηθεί. Το γεγονός αυτό αποτελεί ισχυρό πλεονέκτημα για τα Arduino στον τομέα της ρομποτικής και του ελέγχου, καθώς το Simulink αποτελεί ισχυρό εργαλείο για το σχεδιασμό συστημάτων.

Γενικά, είναι προτιμότερο να συνδυάζονται τα δύο εργαλεία, επειδή είναι συμπληρωματικά. Το MATLAB παρέχει υψηλή υπολογιστική ισχύ ενώ το Arduino διαχειρίζεται ευκολότερα διάφορες ηλεκτρονικές συσκευές από έναν υπολογιστή. Μαζί μπορούν να ενσωματωθούν για να σχηματίσουν ένα ενιαίο υπολογιστικό σύστημα. Το σύστημα αυτό θα μπορεί να συλλέξει πληροφορίες από αισθητήρες, να τις επεξεργαστεί και ανάλογα με τα αποτελέσματα να μπορεί να εξάγει σωστά συμπεράσματα.

Το MATLAB Support Package [56] της πλατφόρμας Arduino επιτρέπει την χρήση του MATLAB για την επικοινωνία με την πλακέτα Arduino μέσω ενός απλού καλωδίου USB. Αυτό το πακέτο βασίζεται σε ένα πρόγραμμα διακομιστή που εκτελείται στην πλακέτα, το οποίο δέχεται εντολές που καταφθάνουν μέσω της σειριακής θύρας. Αν χρειαστεί, εκτελεί ορισμένες από αυτές τις εντολές και επιστρέφει κάποια αποτελέσματα.

Αυτό το πακέτο υποστήριξης είναι διαθέσιμο για την έκδοση R2014a ή μεταγενέστερες. Διατίθεται σε 32-bit και 64-bit Microsoft Windows, 64-bit Mac OS και 64-bit Linux.

Όπως έχει αναφερθεί, η πλατφόρμα συνδέεται με τον ηλεκτρονικό υπολογιστή μέσω σειριακής θύρας USB. Στο λειτουργικό των Windows η ονομασία της θύρας μπορεί βρεθεί μέσω του Device Manager.

Μπορούν να εκτελεστούν εντολές είτε μέσω του Command Window είτε μέσω εκτέλεσης scripts.

Οι εντολές για τον χειρισμό των αναλογικών εισόδων και ψηφιακών εισόδων/εξόδων διαφέρουν από το λογισμικό Arduino IDE. Πιο συγκεκριμένα, το πακέτο υποστήριξης παρέχει τις παρακάτω τρεις συναρτήσεις:

Πίνακας 3-3 Βασικές συναρτήσεις του πακέτου υποστήριξης για Arduino.

Όνομα συνάρτησης	Παράδειγμα	Λειτουργία
<b>configurePin(a,pin)</b>	configurePin(a,'A2')	Ορίζει τη λειτουργία ενός ψηφιακού pin της συνδεδεμένης πλατφόρμας a σε Είσοδο ή Έξοδο
<b>readDigitalPin(a,pin)</b>	readDigitalPin(a,'D13')	Διαβάζει την τιμή ενός ψηφιακού pin (0 ή 1)
<b>writeDigitalPin(a,pin,value)</b>	writeDigitalPin(a,'D5', 1)	Εκχωρεί τιμή σε ένα ψηφιακό pin (0 ή 1)
<b>readVoltage(a,pin)</b>	readVoltage(a,'A4')	Διαβάζει την τιμή ενός αναλογικού pin (0-5V)
<b>writePWMVoltage(a,pin,voltage)</b>	writePWMVoltage(a,'D5',3)	Εκχωρεί τιμή σε ένα ψηφιακό PWM pin (0-5V)
<b>writePWMDutyCycle(a,pin, dutyCycle)</b>	writePWMDutyCycle(a,'D5',0.33)	Ορίζει το duty cycle του συγκεκριμένου PWM pin

Οι τιμές εισόδων που λαμβάνονται από την πλακέτα του Arduino καταχωρούνται σε κατάλληλες δομές πινάκων για την περαιτέρω επεξεργασία τους. Αυτές οι τιμές μπορούν χρησιμοποιηθούν ως είσοδοι σε κατάλληλα εργαλεία ταξινόμησης που παρέχονται από το λογισμικό Matlab για την καλύτερη αξιοποίηση και κατηγοριοποίηση τους. Τα εργαλεία ταξινόμησης ανήκουν στον τομέα της μηχανικής μάθησης που περιγράφεται στο κεφάλαιο 4.

## 4 Τεχνικές μηχανικής μάθησης και νευρωνικών δικτύων

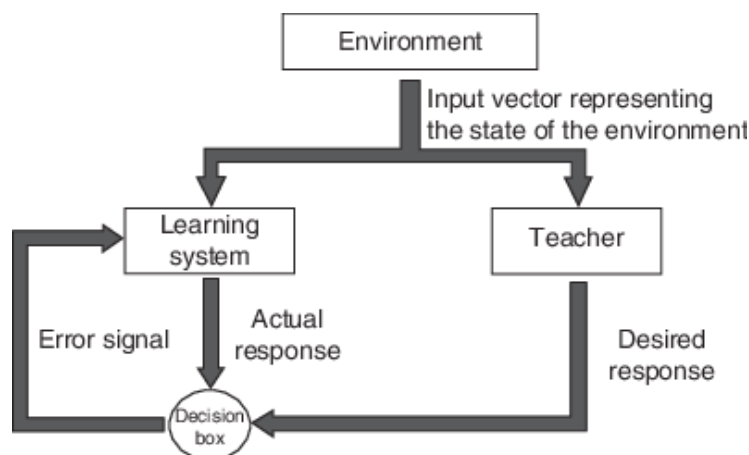
Η μηχανική μάθηση αποτελεί ένα συνδυασμό της αναγνώρισης προτύπων και της υπολογιστικής θεωρίας από το πεδίο της τεχνητής νοημοσύνης [57]. Περιλαμβάνει την κατασκευή και μελέτη κατάλληλων αλγορίθμων που μπορούν να εκπαιδευτούν από ορισμένα δεδομένα, με σκοπό την επίτευξη προβλέψεων επί αυτών των δεδομένων.

Οι τεχνικές μηχανικής μάθησης χωρίζονται σε τρεις κύριες κατηγορίες [58]. Η επιβλεπόμενη και η μη επιβλεπόμενη μάθηση αποτελούν τις δύο πρώτες και σχετίζεται με την ανατροφοδότηση που παρέχεται από τον χρήστη στο σύστημα. Η ενισχυτική μάθηση αποτελεί την τρίτη και τελευταία κατηγορία και περιλαμβάνει την αλληλεπίδραση του συστήματος σε ένα δυναμικό περιβάλλον, με σκοπό την τελική του εκπαίδευση.

Στα πλαίσια αυτής της εργασίας ενδιαφέρον παρουσιάζουν οι δύο πρώτες κατηγορίες, οι οποίες αναλύονται σε αυτό το κεφάλαιο.

### 4.1 Επιβλεπόμενη Μάθηση

Σε αυτήν τη μορφή εκπαίδευσης σημαντική αποτελεί η παρουσία ενός εκπαιδευτή που έχει γνώση του περιβάλλοντος, δηλαδή τη σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων. Για κάθε είσοδο που εισέρχεται στο σύστημα, αυτό προβλέπει μια αντίστοιχη έξοδο και συγκρίνει κάθε φορά το αποτέλεσμα που παράγει με το σωστό αποτέλεσμα που του παρέχεται. Το μοντέλο συνεχώς διαμορφώνεται ανάλογα με τις λάθος προβλέψεις που πραγματοποιούνται. Ο τερματισμός του αλγορίθμου εξαρτάται από το επίπεδο της επιθυμητής απόδοσης. Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης χρησιμοποιούν την γνώση από παλιά δεδομένα για να προβλέψουν την συμπεριφορά νέων δεδομένων.



Σχήμα 4.1 Σχηματικό διάγραμμα της επιβλεπόμενης μάθησης με εκπαιδευτή.

Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης χωρίζονται και αυτοί σε δύο υποκατηγορίες, σε αλγόριθμους κατηγοριοποίησης και αλγόριθμους παλινδρόμησης. Σε προβλήματα κατηγοριοποίησης ή ταξινόμησης, η έξοδος ανήκει σε μία κατηγορία που λαμβάνει συγκεκριμένες τιμές (για παράδειγμα «κόκκινο» ή «μπλε», «υγιής ιστός» ή «καρκινικός ιστός»). Αντίθετα, στα προβλήματα παλινδρόμησης οι μεταβλητές εξόδου λαμβάνουν πραγματικές συνεχείς τιμές (για παράδειγμα, δεδομένου του μεγέθους ενός σπιτιού, να προβλεφθεί η τιμή πώλησης του).

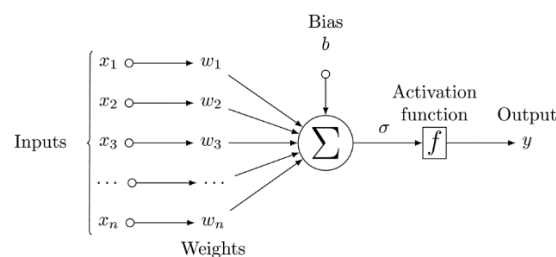
### 4.1.1 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks) αποτελούν ένα από τα σημαντικότερα εργαλεία που έχουν προκύψει από το πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης. Οι αρχές της δομής και της λειτουργίας τους πηγάζουν από τον ανθρώπινο εγκέφαλο και από το βιολογικό νευρικό σύστημα. Η δυνατότητα τους να αναπαριστούν σύνθετες εξαρτήσεις και η ικανότητα τους να προβλέπουν την κλάση άγνωστων παρατηρήσεων, τα καθιστά ένα πολύ ισχυρό εργαλείο [59-60] σε διάφορους επιστημονικούς τομείς, όπως είναι η ιατρική, η οικονομία, η βιολογία κλπ. Τα Νευρωνικά Δίκτυα, όπως και σχεδόν όλες οι τεχνικές μάθησης είναι ισχυρά καθοδηγούμενη από τα δεδομένα. Αυτό σημαίνει ότι τα μοντέλα τους διαμορφώνονται με βάση την συμπεριφορά των δεδομένων και δεν πραγματοποιείται καμία υπόθεση σχετικά με αυτά. Έχουν προταθεί τύποι κατάλληλοι τόσο για επιβλεπόμενη όσο και για μη επιβλεπόμενη μάθηση. Σε αυτήν την παράγραφο καλύπτονται αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης.

Βασική δομική μονάδα των νευρωνικών δικτύων αποτελούν οι νευρώνες ή κόμβοι. Κάθε νευρώνας είναι μια στοιχειώδης υπολογιστική μονάδα του συνολικού δικτύου, η οποία δέχεται ορισμένες τιμές εισόδου και υπολογίζει μια τιμή εξόδου. Η σύνδεση μεταξύ των νευρώνων πραγματοποιείται με κατευθυνόμενα βέλη. Μέσω αυτών των συνάψεων, ένας νευρώνας μπορεί να δεχτεί σαν είσοδο τιμές από άλλους νευρώνες. Έτσι, μεταβιβάζεται η τιμή εξόδου του σε άλλους νευρώνες. Κάθε επιμέρους σύνδεση συνοδεύεται από μία αριθμητική τιμή που ονομάζεται βάρος (weight)  $w$ . Το βάρος σχετίζεται με την επίδραση μεταξύ των συνδεδεμένων νευρώνων. Εάν  $u_j$  είναι η τιμή εξόδου του νευρώνα  $j$ , και η τιμή αυτή μεταβιβάζεται στον νευρώνα  $i$ , τότε το  $u_j$  πολλαπλασιάζεται με το βάρος της σύνδεσης των δύο νευρώνων  $w_{ij}$ . Η επεξεργασία που διενεργεί ένας νευρώνας  $i$  ολοκληρώνεται σε δύο στάδια. Στο πρώτο στάδιο αθροίζονται οι τιμές εισόδου. Οι τιμές εισόδου ισούνται με τις τιμές εξόδου των συνδεδεμένων νευρώνων, πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των αντίστοιχων συνδέσεων. Για έναν νευρώνα  $i$  ο οποίος δέχεται τιμές εισόδου  $u_j$  από  $n$  νευρώνες, το συνολικό σήμα εισόδου  $S_i$  υπολογίζεται σύμφωνα με την Εξίσωση:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot u_j \quad (4.1)$$

Στο επόμενο στάδιο, το άθροισμα των τιμών εισόδου οδηγείται σε μία συνάρτηση ενεργοποίησης  $f$  (activation function) και μετασχηματίζεται. Η τελική τιμή  $y$  είναι η τιμή εξόδου του νευρώνα  $i$ .



Σχήμα 4.2 Μη γραμμικό μοντέλο νευρώνα με πόλωση  $b$ .

Διάφορες συναρτήσεις μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως συναρτήσεις ενεργοποίησης. Ορισμένες από αυτές είναι η συνάρτηση ημιτόνου, η συνάρτηση συνημίτονου, η

συνάρτηση υπερβολικής εφαπτομένης, η σιγμοειδής συνάρτηση κλπ. Συνήθως επιλέγεται η σιγμοειδής, διότι προσομοιάζει τη συμπεριφορά των πραγματικών νευρώνων. Ορίζεται ως:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (4.2)$$

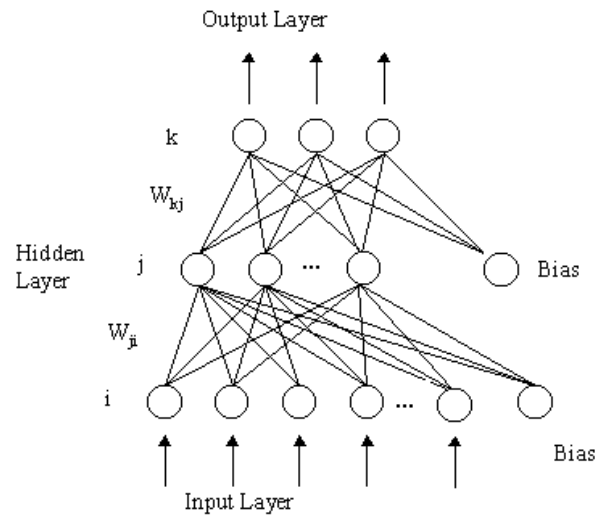
Ένα δίκτυο χαρακτηρίζεται ανάλογα με τις κατευθύνσεις των συνδέσεων. Αν παρουσιάζει μονόδρομες συνδέσεις πρόκειται για δίκτυο πρόσθιας τροφοδότησης (feed forward), ενώ όταν περιέχει και αμφίδρομες συνδέσεις χαρακτηρίζεται αναδρομικό (recurrent).

Τα δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης και πολλών επιπέδων είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά για τη μοντελοποίηση σύνθετων, μη γραμμικών σχέσεων ανάμεσα σε μια εξαρτημένη μεταβλητή και πολλές ανεξάρτητες μεταβλητές. Για τον λόγο αυτό, χρησιμοποιούνται συχνά σε προβλήματα κατηγοριοποίησης.

#### Δομή Δικτύου MLP (Πολυεπίπεδο Perceptron)

Σε ένα πολυεπίπεδο perceptron οι νευρώνες είναι οργανωμένοι σε στρώματα (layers) ή επίπεδα. Το πρώτο στρώμα ονομάζεται στρώμα εισόδου (input layer). Κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή εισέρχεται ως είσοδος σε ξεχωριστό νευρώνα. Οι νευρώνες αυτοί δεν περιέχουν συνάρτηση ενεργοποίησης. Απλά δέχονται την τιμή της ανεξάρτητης μεταβλητής και την μεταβιβάζουν στους επόμενους νευρώνες. Το δεύτερο στρώμα ονομάζεται κρυφό στρώμα (hidden layer). Οι νευρώνες του κρυφού στρώματος δέχονται τις τιμές των νευρώνων εισόδου πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των συνδέσεων, τις αθροίζουν και μετασχηματίζουν το άθροισμα σύμφωνα με τη συνάρτηση σχηματισμού. Οι κρυφοί νευρώνες είναι καθοριστικής σημασίας για την καταγραφή των σύνθετων σχέσεων των δεδομένων. Οι τιμές εξόδου των κρυφών νευρώνων, πολλαπλασιασμένες με τα βάρη των συνδέσεων, διαβιβάζονται στους νευρώνες του στρώματος εξόδου (output layer). Στους νευρώνες εξόδου υπολογίζεται η τελική πρόβλεψη του δικτύου. Είναι δυνατόν να υπάρχουν περισσότερα κρυφά στρώματα, συνήθως όμως χρησιμοποιείται μόνο ένα κρυφό στρώμα, διότι κλιμακώνεται η πολυπλοκότητα. Για διχοτομικά προβλήματα κατηγοριοποίησης ένας νευρώνας εξόδου είναι αρκετός. Όταν οι τιμές των κλάσεων είναι περισσότερες, απαιτείται ένας νευρώνας εξόδου για κάθε δυνατή τιμή της κλάσης. Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης διαφέρουν ανά επίπεδο. Οι νευρώνες είναι πλήρως συνδεδεμένοι (fully connected), και κάθε νευρώνας διαβιβάζει τιμές σε όλους τους νευρώνες του επόμενου στρώματος και μόνο σε αυτούς. Επίσης, μπορεί να υπάρχει ένας κατά σύμβαση νευρώνας πόλωσης 0, ο οποίος είναι συνδεδεμένος με όλους τους υπόλοιπους νευρώνες και του οποίου η έξοδος  $u_0$  είναι σταθερά +1. Τα βάρη  $w_{i0}$  ονομάζονται πόλωση (bias). Ο όρος αρχιτεκτονική του δικτύου (network architecture) ή τοπολογία του δικτύου (network topology) αναφέρεται στη δομή του δικτύου και περιλαμβάνει ζητήματα όπως το πλήθος των κρυφών στρωμάτων και το πλήθος των νευρώνων σε κάθε στρώμα. Ο χρήστης του νευρωνικού δικτύου οφείλει να προκαθορίσει την αρχιτεκτονική του δικτύου πριν από την εκπαίδευση του. Επίσης, προκαθορίζει τη συνάρτηση ενεργοποίησης των νευρώνων. Η αρχιτεκτονική του

δικτύου είναι σημαντική και επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την αποτελεσματικότητά του.



Σχήμα 4.3 Δομή νευρωνικού δικτύου MLP με ένα κρυφό στρώμα.

Η εκπαίδευση ενός δικτύου στηρίζεται στη ρύθμιση των βαρών των συνδέσεων. Για την εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου απαιτείται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και ένα σύνολο δεδομένων για έλεγχο. Το σύνολο εκπαίδευσης καθορίζει τα βάρη των συνδέσεων. Το σύνολο ελέγχου χρησιμοποιείται για την εκτίμηση της επίδοσης του μοντέλου. Στην επιβλεπόμενη μάθηση, κάθε παρατήρηση του συνόλου εκπαίδευσης ή ελέγχου περιλαμβάνει και την αντίστοιχη τιμή της κλάσης της συγκεκριμένης παρατήρησης. Υπάρχουν διάφοροι αλγόριθμοι για την εκπαίδευση του δικτύου. Ο πιο σημαντικός και διαδεδομένος αλγόριθμος για επιβλεπόμενη μάθηση σε θέματα ταξινόμησης είναι ο αλγόριθμος οπισθοδρόμησης (Backpropagation). Ο αλγόριθμος Backpropagation εφαρμόζει μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία, κατά την οποία μια παρατήρηση εκπαίδευσης εφαρμόζεται στο δίκτυο και ακολούθως υπολογίζεται στην έξοδο μια πρόβλεψη για την κλάση της παρατήρησης. Η πρόβλεψη συγκρίνεται με την πραγματική κλάση. Στη συνέχεια τροποποιούνται τα βάρη των συνδέσεων, με σκοπό την ελαχιστοποίηση του μέσου τετραγωνικού σφάλματος μεταξύ της πρόβλεψης και της πραγματικής κλάσης. Η τροποποίηση των βαρών αρχίζει από τα επίπεδα εξόδου και συνεχίζει προς τα πίσω. Η διαδικασία αυτή ολοκληρώνεται με βάση μια συνθήκη τερματισμού.

Η δημιουργία και η εκπαίδευση ενός αποτελεσματικού νευρωνικού δικτύου αποτελεί μια απαιτητική εργασία. Ορισμένοι παράμετροι που πρέπει να ληφθούν υπόψη είναι το πλήθος των κρυφών στρωμάτων και των νευρώνων σε κάθε στρώμα. Οι επιλογές αυτές πραγματοποιούνται εμπειρικά. Επιπλέον, ο χρήστης καλείται να επιλέξει τις συναρτήσεις ενεργοποίησης για κάθε επίπεδο και να ορίσει τιμές για τον ρυθμό εκπαίδευσης, το πλήθος των εποχών και τη ροπή. Αυτές οι τιμές έχουν επιπτώσεις στην εκπαίδευση του μοντέλου. Όταν ο ρυθμός εκπαίδευσης είναι μικρός προκαλεί μικρές μεταβολές βαρών και κατ' επέκταση αργή εκπαίδευση του δικτύου, ενώ ο μεγάλος ρυθμός εγκυμονεί κίνδυνο υπερπροσαρμογής του μοντέλου.

Το άλλο στοιχείο που καθορίζει την αποτελεσματικότητά του δικτύου είναι τα δεδομένα. Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ισχυρά καθοδηγούμενα από τα δεδομένα. Στο

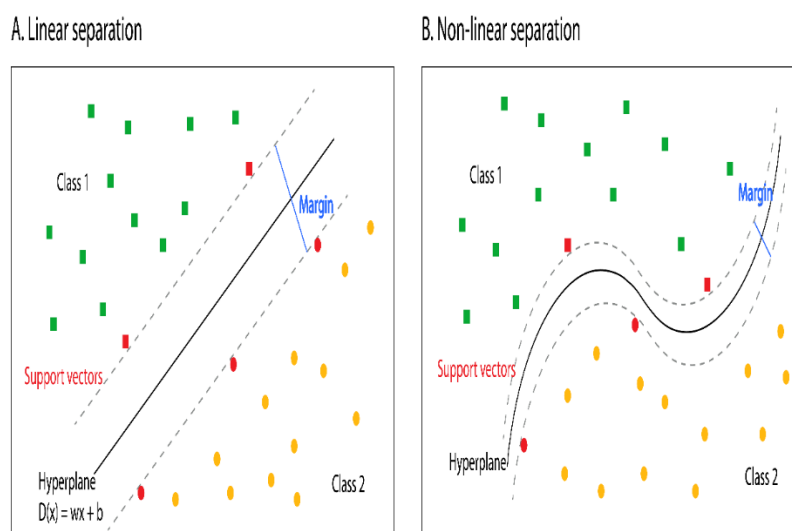


στάδιο της προεπεξεργασίας πρέπει να έχουν επιλεγεί τα απαραίτητα χαρακτηριστικά τα οποία και θα αποτελέσουν τους νευρώνες εισόδου του δικτύου. Είναι προτιμότερο τα δεδομένα να βρίσκονται σε κανονικοποιημένη μορφή. Το σύνολο δεδομένων του νευρωνικού δικτύου χωρίζεται σε σύνολο εκπαίδευσης (training set) και σύνολο ελέγχου (test set). Το πρώτο σύνολο χρησιμοποιείται για τη ρύθμιση των βαρών των συνδέσεων. Ο αλγόριθμος δοκιμάζει επαναληπτικά το μοντέλο με το σύνολο ελέγχου και διακόπτει την εκπαίδευση όταν θεωρήσει ότι το μοντέλο εκπαιδεύτηκε επαρκώς. Ένα τρίτο σύνολο παρατηρήσεων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον τελικό έλεγχο του μοντέλου αφού έχει ολοκληρωθεί πλέον η εκπαίδευση. Τέλος, τα νευρωνικά δίκτυα θεωρούνται αρκετά σύνθετα μοντέλα και έχουν την ιδιότητα να ενσωματώνουν σημαντικό όγκο πληροφορίας. Για το λόγο αυτό απαιτείται σημαντικός αριθμός παρατηρήσεων για την επιτυχημένη εκπαίδευση του μοντέλου.

Όπως κάθε τεχνική ταξινόμησης, έτσι και τα νευρωνικά δίκτυα παρουσιάζουν τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους. Είναι κατάλληλα όταν υπάρχει γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Η ύπαρξη των κρυφών στρωμάτων επιτρέπει την ικανοποιητική προσέγγιση σύνθετων συναρτήσεων. Όσον αφορά τα μειονεκτήματα, το σημαντικότερο αποτελεί ο εμπειρικός προσδιορισμός αρκετών παραμέτρων όπως η τοπολογία του δικτύου, ο αριθμός των εποχών εκπαίδευσης και ο καθορισμός του ρυθμού εκπαίδευσης. Υπάρχουν μόνο εμπειρικοί κανόνες για την επιλογή αυτών των παραμέτρων.

#### 4.1.2 Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης

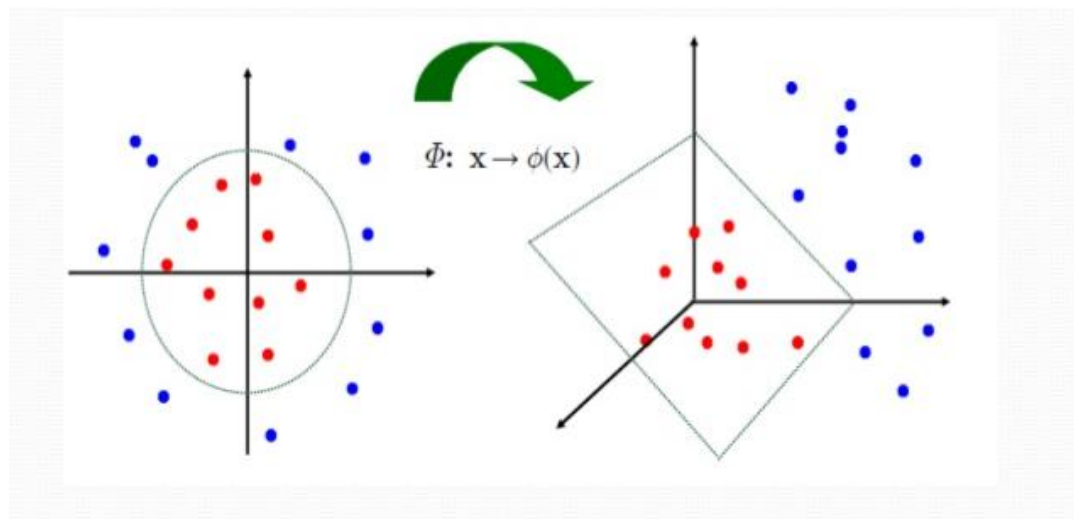
Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines – SVM) [61] στηρίζονται στη Θεωρία Στατιστικής Μάθησης και στα νευρωνικά δίκτυα τύπου Perceptron πρόσθιας τροφοδότησης [62]. Αποτελεί μία γραμμική (και μη) μέθοδο, η οποία ανήκει στην επιβλεπόμενη μάθηση και χρησιμοποιείται κυρίως σε θέματα δυαδικής κατηγοριοποίησης.



Σχήμα 4.4 Υπερεπιφάνεια διαχωρισμού γραμμικών και μη γραμμικών προτύπων.

Η βασική λογική είναι η εξής, η μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης κατασκευάζει ένα υπερεπίπεδο διαχωρισμού ως επιφάνεια απόφασης για ένα δοθέν δείγμα εκπαίδευσης. Η υπερεπιφάνεια αυτή δημιουργείται, με σκοπό η απόσταση των θετικών και των

αρνητικών παραδειγμάτων να μεγιστοποιείται. Η ύπαρξη μη γραμμικών διαχωρίσιμων προτύπων οδήγησε στη χρήση συναρτήσεων πυρήνα (kernel methods). Ορισμένες από αυτές είναι οι πολυωνυμικές, σιγμοειδείς και γκαουσιανές συναρτήσεις και οι συναρτήσεις πυρήνα ακτινικής βάσης. Επιπλέον, τίθεται ένα όριο απόφασης της κατηγοριοποίησης, δηλαδή η εξίσωση που δείχνει ότι τα δεδομένα μπορούν πλέον να διαχωριστούν γραμμικά.



Σχήμα 4.5 Μετατροπή μη γραμμικά διαχωρίσιμων προτύπων σε γραμμικά μέσω συνάρτησης πυρήνα  $\phi(x)$ , όπου  $x$  το διάνυσμα των χαρακτηριστικών.

Έστω οι μεταβλητές  $x, y$  των δεδομένων εισόδου. Με την εφαρμογή μιας συνάρτησης πυρήνα σε μία νέα μεταβλητή  $z = f(x, y)$ , οι μεταβλητές  $x-z$  ή  $z-y$  μπορεί πλέον να είναι γραμμικά διαχωρίσιμες. Έτσι, αυξάνεται η ακρίβεια του αλγορίθμου. Η επιλογή μιας τέτοιας συνάρτησης δεν είναι εύκολη υπόθεση και απαιτείται η δοκιμή αρκετών συναρτήσεων πυρήνα, ώστε να βρεθεί αυτή με την βέλτιστη προσαρμογή.

Τα SVMs παρουσιάζουν αντίστοιχα τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των νευρωνικών δικτύων.

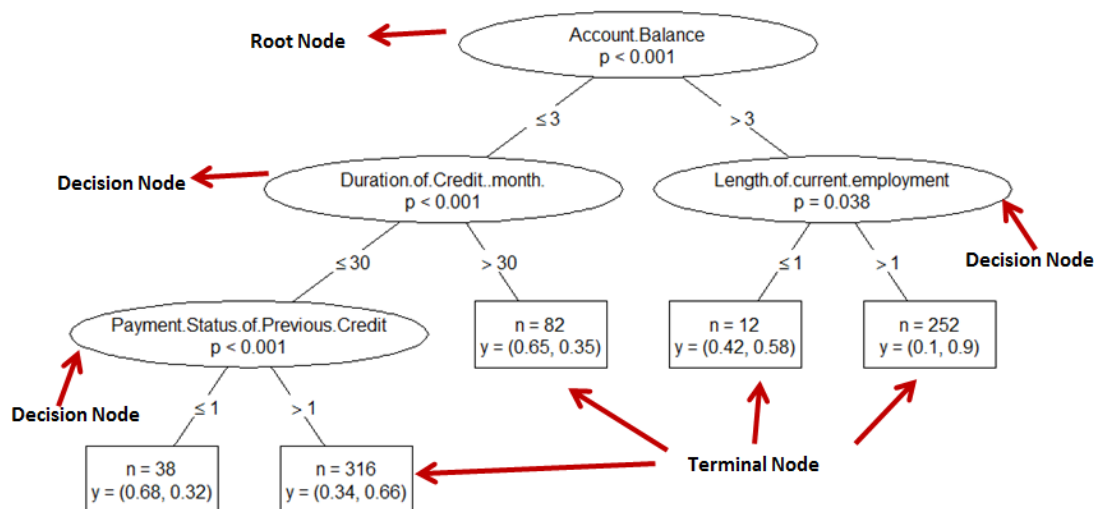
Στο επόμενο κεφάλαιο χρησιμοποιήθηκαν γραμμικά SVMs (linear SVM), δηλαδή χωρίς συνάρτηση πυρήνα, καθώς και μη γραμμικά SVMs (fine Gaussian SVM), στα οποία χρησιμοποιήθηκε η γκαουσιανή συνάρτηση.

### 4.1.3 Δένδρα Απόφασης (ΔΑ)

Τα Δένδρα Απόφασης [63] αποτελούν μια από τις βασικότερες και πιο δημοφιλείς μεθόδους κατηγοριοποίησης. Η λογική τους στηρίζεται στην αρχή «διαίρει και βασίλευε», δηλαδή στη διαδοχική διάσπαση του συνόλου των παρατηρήσεων σε υποσύνολα. Ο εκάστοτε διαχωρισμός πραγματοποιείται με βάση τιμές των μεταβλητών. Η διαδικασία αυτή αναπαρίσταται με μια ανεστραμμένη δενδρική δομή. Στην κορυφή βρίσκεται ο κόμβος-ρίζα του δένδρου. Σε κατώτερα επίπεδα βρίσκονται επιπλέον κόμβοι, οι οποίοι συνδέονται με ακμές με άλλα στοιχεία του δένδρου. Στο κατώτερο επίπεδο κάθε κλάδου βρίσκονται τα φύλλα του δένδρου. Ο κόμβος - ρίζα έχει μόνο εξερχόμενες ακμές που τον συνδέουν με στοιχεία του κατώτερου επιπέδου.

Οι υπόλοιποι κόμβοι έχουν εισερχόμενες ακμές που τους συνδέουν με τους κόμβους του ανώτερου επιπέδου και εξερχόμενες ακμές που τους συνδέουν με στοιχεία του κατώτερου επιπέδου. Τέλος, τα φύλλα έχουν μόνο εισερχόμενες ακμές, οι οποίες τα συνδέουν με τους κόμβους του ανώτερου επιπέδου. Κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει έναν έλεγχο στα δεδομένα και αντίστοιχη διάσπαση τους σε δύο ή περισσότερα υποσύνολα, ανάλογα με το αποτέλεσμα του ελέγχου. Η συνηθέστερη εκδοχή είναι ο έλεγχος να περιλαμβάνει μία μόνο μεταβλητή, έχουν προταθεί ωστόσο αλγόριθμοι όπου σε έναν κόμβο ελέγχονται περισσότερες μεταβλητές. Κάθε ακμή αντιπροσωπεύει ένα αποτέλεσμα του ελέγχου και το αντίστοιχο υποσύνολο των δεδομένων. Τέλος, κάθε φύλλο αντιπροσωπεύει μια απόφαση κατηγοριοποίησης.

Το μοντέλο κατασκευάζεται από έναν αλγόριθμο με επεξεργασία ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Το μοντέλο, αφού κατασκευαστεί, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την κατηγοριοποίηση νέων παρατηρήσεων. Για κάθε νέα παρατήρηση πραγματοποιούνται έλεγχοι τιμών των μεταβλητών της, σύμφωνα με τους κόμβους του δένδρου, και ακολουθείται μια διαδρομή από τη ρίζα μέχρι κάποιο φύλλο, όπου λαμβάνεται και η απόφαση κατηγοριοποίησης.



Σχήμα 4.6 Παράδειγμα δένδρου απόφασης.

Έχουν προταθεί διάφοροι αλγόριθμοι για τη δημιουργία Δένδρων Αποφάσεων. Ορισμένοι από αυτούς είναι ο ID3, ο C4.5 και ο C5.0 [59].

Το βασικότερο πρόβλημα στα Δένδρα Αποφάσεων είναι ο καθορισμός του κριτηρίου, με βάση το οποίο θα γίνει ο διαχωρισμός των παρατηρήσεων. Στους περισσότερους αλγόριθμους, συμπεριλαμβανομένου του ID3, ο έλεγχος πραγματοποιείται σε μία μόνο μεταβλητή (univariate), παρόλο που έχουν προταθεί αλγόριθμοι οι οποίοι πραγματοποιούν ελέγχους σε συνδυασμούς μεταβλητών (multivariate). Σε ένα δεδομένο σημείο του δένδρου, το ερώτημα που τίθεται είναι ποιο γνώρισμα πρέπει να χρησιμοποιηθεί για τον διαχωρισμό των παρατηρήσεων.

Τα Δένδρα Αποφάσεων προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα. Σε αντίθεση με άλλες μεθόδους δεν κάνουν αυθαίρετες υποθέσεις σχετικά με την γραμμικότητα μεταξύ των μεταβλητών εισόδου και εξόδου. Επιπλέον, η δημιουργία των Δένδρων

Αποφάσεων δεν καθορίζεται από την επιλογή πολλών και σύνθετων παραμέτρων. Δέχονται ως μεταβλητές εισόδου και ονομαστικά γνωρίσματα και γνωρίσματα με αριθμητικές τιμές. Η εκπαίδευση τους πραγματοποιείται με έναν γρήγορο σχετικά αλγόριθμο. Όμως, είναι ιδιαίτερα ευπαθή σε μεταβολές του δείγματος εκπαίδευσης, διότι οριακές μεταβολές του δείγματος οδηγούν στην υλοποίηση τελείως διαφορετικών δέντρων. Αρκετοί αλγόριθμοι Δέντρων Απόφασης, όπως ο ID3 ή ο C4.5, απαιτούν την εγκατάσταση ολόκληρου του δείγματος εκπαίδευσης στην κύρια μνήμη του υπολογιστή, πράγμα που καθιστά δύσκολο τον χειρισμό μεγάλων δειγμάτων.

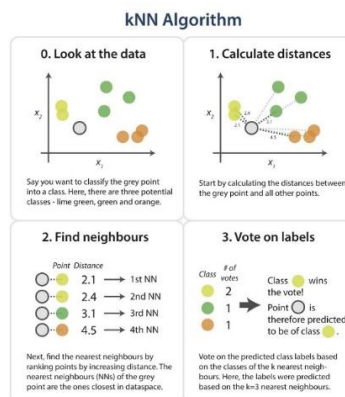
#### 4.1.4 Αλγόριθμος k - NN (k - Nearest neighbors)

Ο αλγόριθμος ταξινόμησης με βάση τους k κοντινότερους γείτονες [64] αποτελεί μια βασική μέθοδο μάθησης βασισμένη σε δείγματα [62]. Η λογική του αλγορίθμου είναι πολύ απλή καθώς το υπό κατηγοριοποίηση πρότυπο κατατάσσεται στην κλάση που ανήκουν τα k - κοντινότερα σε αυτό πρότυπα εκπαίδευσης. Η απόσταση ορίζεται ως η Ευκλείδεια απόσταση του δείγματος προς εξέταση και όλων των υπάρχοντων δειγμάτων. Ο τύπος που δίδεται η απόσταση μεταξύ των σημείων p, q σε έναν χώρο που ανήκει στον  $R_n$  ορίζεται ως:

$$d(p, q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} \quad (4.3)$$

Επιλέγονται τελικώς τα k-δείγματα με τις μικρότερες αποστάσεις. Η επιλογή της μεταβλητής k εξαρτάται από το δείγμα δεδομένων προς ταξινόμηση. Η απόδοση του αλγορίθμου μειώνεται όσο αυξάνεται το k. Αυτό συμβαίνει διότι οι αποστάσεις μεταξύ των κλάσεων μειώνονται δυσχεραίνοντας το έργο του ταξινομητή.

Ένα πλεονέκτημα των ταξινομητών k-NN σε σχέση με τα ΔΑ και τα νευρωνικά δίκτυα αποτελεί η σταθερότητα τους. Μια μέθοδος μάθησης χαρακτηρίζεται ως «ασταθής» εάν οι μικρές μεταβολές στα δεδομένα εκπαίδευσης προκαλούν σημαντικές μεταβολές στα αποτελέσματα του ταξινομητή. Αυτός ο αλγόριθμος επηρεάζεται σημαντικά από τα δεδομένα που λαμβάνουν πολύ μεγάλες ή μικρές τιμές αντίστοιχα, με αποτέλεσμα να μειώνεται η ακρίβεια του.



Σχήμα 4.7 Εξήγηση του αλγορίθμου ταξινόμησης k-NN.

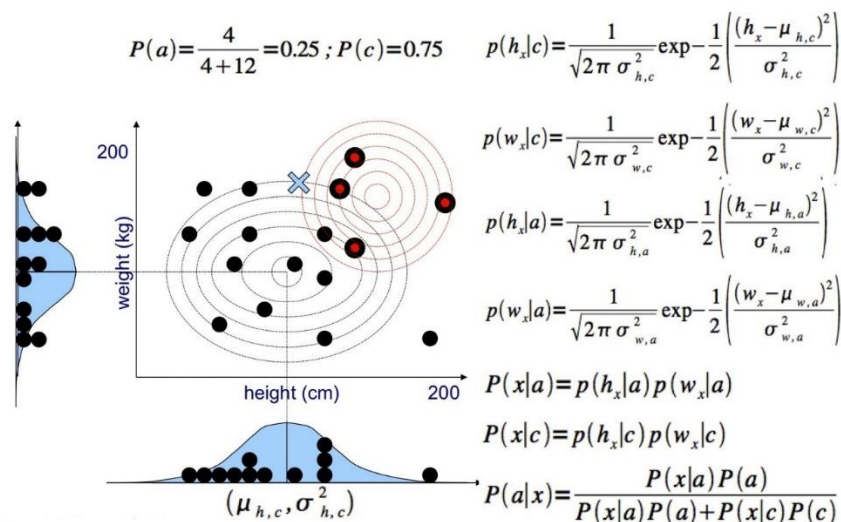
Στο επόμενο κεφάλαιο χρησιμοποιείται μια ειδική κατηγορία του kNN, ο kNN με βάρη (weighted kNN). Αυτός αναθέτει σε κάθε γείτονα ένα βάρος  $w$ , και με βάση αυτό επιλέγεται ο κοντινότερος γείτονας, καθώς και η κλάση του δείγματος. Στην εργασία αυτή τα βάρη ακολουθούν την συνάρτηση του αντίστροφου τετραγώνου. Στην περίπτωση που δεν επιλεγεί κάποιο βάρος, η μέθοδος ονομάζεται fine kNN.

#### 4.1.5 Αφελής Μπαϋεσιανός ταξινομητής

Ο Αφελής Μπαϋεσιανός ταξινομητής [58] αποτελεί ευθεία εφαρμογή του θεωρήματος Bayes. Υποθέτουμε ότι  $X$  είναι μια παρατήρηση του συνόλου δεδομένων και  $H$  είναι η υπόθεση ότι παρατήρηση αυτή ανήκει στην κλάση  $C_i$ . Πιο συγκεκριμένα, το  $X$  θεωρείται ως ένα άνυσμα  $n$  τιμών  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ . Υποθέτουμε ότι υπάρχουν  $m$  κλάσεις  $C_1, C_2, \dots, C_m$ . Σύμφωνα με το θεώρημα του Bayes, η πιθανότητα να ανήκει η παρατήρηση  $X$  στην κλάση  $C_i$  υπολογίζεται από την Εξίσωση:

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i) \cdot P(C_i)}{P(X)} \quad (4.4)$$

Για να προβλέψει την κλάση μιας άγνωστης παρατήρησης, ο Αφελής Μπαϋεσιανός κατηγοριοποιητής υπολογίζει τις πιθανότητες για την κάθε κλάση και εκχωρεί την παρατήρηση στην κλάση με τη μεγαλύτερη πιθανότητα. Εάν ισχύει η υπόθεση ότι δεδομένης της κλάσης είναι ανεξάρτητες οι μεταβλητές εισόδου, ο Αφελής Μπαϋεσιανός κατηγοριοποιητής επιτυγχάνει τους υψηλότερους ρυθμούς ακρίβειας. Ωστόσο, στην πράξη τις περισσότερες φορές η υπόθεση αυτή δεν ισχύει.



Σχήμα 4.8 Υπολογισμός πιθανοτήτων για εφαρμογή Gaussian Naive Bayes ταξινομητή.

Τα Μπαϋεσιανά Δίκτυα αποτελούν επέκταση των Αφελών Μπαϋεσιανών κατηγοριοποιητών (AMK). Σε αντίθεση με τους AMK δεν υποθέτουν την ανεξαρτησία των μεταβλητών εισόδου. Όμως, επιτρέπουν την ανεξαρτησία υποσυνόλων των μεταβλητών εισόδου. Ένα Μπαϋεσιανό Δίκτυο αναπαριστά τις εξαρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών με τη χρήση ενός Κατευθυνόμενου Ακυκλικού

Γράφου (ΚΑΓ) (Directed Acyclic Graph (DAG)). Κάθε κόμβος του γράφου συμβολίζει μια μεταβλητή και κάθε βέλος συμβολίζει μια σχέση εξάρτησης.

Το κύριο πλεονέκτημα των Μπαϋεσιανών Δικτύων είναι η εφαρμογή τους σε περιπτώσεις όπου υπάρχουν σύνθετες εξαρτήσεις μεταξύ των μεταβλητών εισόδου ή και μεταξύ της μεταβλητής της κλάσης και των μεταβλητών εισόδου ή και ακόμα. Επίσης, η λογική τους στηρίζεται σε θεωρητική στατιστική θεμελίωση. Βέβαια, το σημαντικότερο μειονέκτημα τους αποτελεί το υπολογιστικό κόστος για τον υπολογισμό των πιθανοτήτων όλων των κλάδων.

## 4.2 Μη επιβλεπόμενη μάθηση

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση καλείται αλλιώς αυτο-οργανούμενη μάθηση. Κανένας εξωτερικός παράγοντας δεν επηρεάζει την διαδικασία της εκπαίδευσης. Ο αλγόριθμος, χωρίς να γνωρίζει τη σχέση μεταξύ εισόδων και εξόδων, κατασκευάζει και προσαρμόζει ένα μοντέλο πάνω στα δεδομένα. Η διαδικασία εκτελείται με βάση ένα μέτρο ποιότητας και ορισμένες παραμέτρους σχετικά με αυτό. Με την πάροδο της εκπαίδευσης οι παράμετροι αυτοί πρέπει να βελτιώνονται. Η μη επιβλεπόμενη μάθηση συνδέεται άρρηκτα με την δημιουργία συστάδων (clusters) ή συσταδοποίηση, διανυσμάτων εισόδου και να δημιουργεί αυτόματα νέες κλάσεις/συστάδες (clusters). Ο ταξινομητής προσπαθεί μέσα από το μέτρο ποιότητας να σχηματίσει κάποια αναπαράσταση των χαρακτηριστικών των δεδομένων εισόδου. Πρόκειται, ουσιαστικά, για αλγόριθμους που ανιχνεύουν ομοιότητες μεταξύ των τιμών εισόδου που δέχονται και τις διαχωρίζουν σε διαφορετικές ομάδες

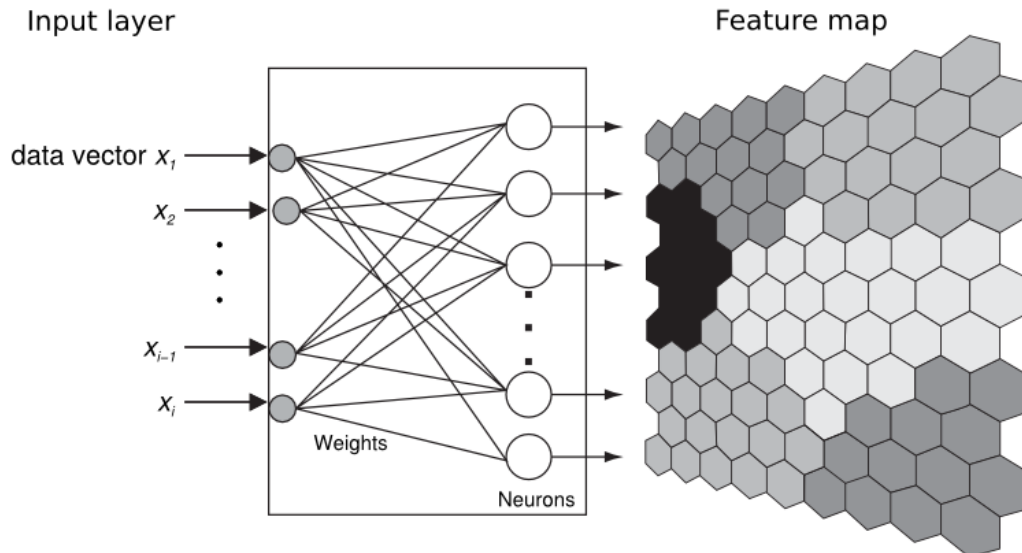
Η μη επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να χωριστεί σε δύο βασικές κατηγορίες, την αυτο-οργανούμενη μάθηση και την θεωρία μάθησης μέσω στατιστικών παραμέτρων. Η υλοποίηση της πρώτης πηγάζει από την θεωρία των νευρωνικών δικτύων ενώ η δεύτερη από τη θεμελιώδεις γνώσεις της στατιστικής θεωρίας. Ορισμένοι ταξινομητές που ανήκουν στην οικογένεια της μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι οι Χάρτες Αυτο-Οργάνωσης (Self-Organising Maps, SOM) και ο K-means (Fuzzy C-Means, FCM).

### 4.2.1 Χάρτες Αυτο-Οργάνωσης (Self-Organising Maps, SOM)

Οι χάρτες αυτο-οργάνωσης (Self-Organizing Maps, SOM) αποτελούν ένα άλλο τύπο τεχνητών νευρωνικών δικτύων και ανήκουν στην ανταγωνιστική μη επιβλεπόμενη μάθηση. Προτάθηκαν για πρώτη φορά από τον T. Kohonen στα μέσα της δεκαετίας του 1980. Ο σκοπός στην μάθηση με SOM είναι τα διαφορετικά τμήματα του χάρτη να ανταποκρίνονται παρόμοια με βάση κάποια μοντέλα εισόδου [60]. Ο αλγόριθμος για τον σχηματισμό του χάρτη αρχικοποιεί τα συνοπτικά βάρη του δικτύου, μέσω μιας γεννήτριας τυχαίων αριθμών. Έπειτα, ακολουθούν οι εξής διαδικασίες για τον σχηματισμό ενός SOM:

1. Ανταγωνισμός. Για κάθε δεδομένο εισόδου οι νευρώνες υπολογίζουν τις αντίστοιχες τιμές μιας συνάρτησης διάκρισης. Αυτή η συνάρτηση αποτελεί τη βάση του ανταγωνισμού μεταξύ των νευρώνων. Ο νευρώνας με την μεγαλύτερη τιμή διάκρισης θεωρείται νικητής του ανταγωνισμού.
2. Συνεργασία. Ο νικητής καθορίζει την χωρική θέση μιας τοπολογικής γειτονιάς διεγερμένων νευρώνων, δημιουργώντας έτσι τη βάση για την συνεργασία των γειτονικών νευρώνων μεταξύ τους.

3. Προσαρμογή συναπτικών βαρών. Σε αυτή τη διαδικασία οι διεγερμένοι νευρώνες αυξάνουν τις τιμές της συνάρτησης διάκρισης σε σχέση το πρότυπο εισόδου. Προσαρμόζονται δηλαδή μέσω των συναπτικών βαρών τους, οι προσαρμογές είναι τέτοιες ώστε η απόκριση του νικητή νευρώνα σε επόμενη εφαρμογή παρόμοιας εισόδου να είναι βελτιωμένη.



Σχήμα 4.9 Χάρτης αυτό-οργάνωσης SOM με τις εισόδους να εισέρχονται στους νευρώνες και οι έξοδοι των νευρώνων να απεικονίζονται σε έναν 2-D χάρτη.

#### 4.2.2 Αλγόριθμος K- Μέσων (K-Means)

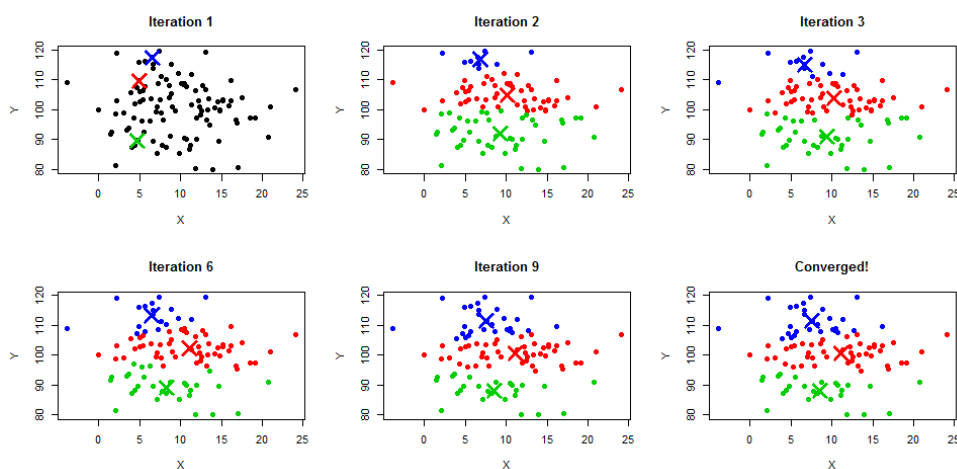
Ο αλγόριθμος k-means χρησιμοποιείται σε προβλήματα συσταδοποίησης (clustering). Ο αλγόριθμος εκτελεί συσταδοποίηση δεδομένων σε  $n$ -διάστατο ευκλείδιο χώρο ενώ η ως συνάρτηση απόστασης χρησιμοποιείται η ευκλείδια νόρμα. Ανήκει στη κατηγορία των αλγορίθμων που επιτελούν ολική-επίπεδη συσταδοποίηση. Ο αντιπρόσωπος κάθε συστάδας καλείται κεντροειδής (centroid) και υπολογίζεται ως το διάνυσμα εκείνο που είναι η μέση τιμή των διανυσμάτων που αποτελούν τη συγκεκριμένη συστάδα.

Ο αλγόριθμος λαμβάνει ως είσοδο  $n$  αντικείμενα ως διανύσματα  $d$ -διαστάσεων που αναπαριστούν τα χαρακτηριστικά τους. Έπειτα, εκτελεί επαναληπτικά τις εξής διαδικασίες:

- 1) Αντιστοίχιση αντικειμένων σε συστάδα
- 2) Υπολογισμός νέων κεντροειδών

Κατά την εκκίνηση του αλγορίθμου, επιλέγονται κάποια τυχαία πρότυπα του χώρου, τα οποία αναλαμβάνουν τον ρόλο των αρχικών κεντροειδών. Στην συνέχεια, ο αλγόριθμος αποφασίζει για κάθε πρότυπο εισόδου την απόστασή του με κάθε ένα από τα κεντροειδή σύμφωνα με την ευκλείδεια απόσταση και το αντιστοιχίζει στο κοντινότερο κεντροειδής. Έτσι, στο τέλος της πρώτης φάσης κάθε επανάληψης έχουμε  $k$  συστάδες που αντιπροσωπεύονται από τα  $k$  κεντροειδή. Οι συστάδες αποτελούνται από πρότυπα των οποίων οι αποστάσεις βρίσκονται πιο κοντά στο κεντροειδής-εκπρόσωπο της εκάστοτε συστάδας σε σχέση με κάθε άλλο κεντροειδής. Η δεύτερη φάση του αφορά στην εύρεση του νέου αριθμητικού μέσου των αντικειμένων-διανυσμάτων που αποτελούν την κάθε συστάδα (με βάση τις συστάδες

του πρώτου βήματος) για να βρεθεί το νέο κεντροειδές της συστάδας. Όταν έχει ολοκληρωθεί και αυτή η φάση, υπάρχουν  $k$  νέα κεντροειδή τα οποία εισέρχονται ως είσοδος στην πρώτη φάση της επόμενης επανάληψης.



Σχήμα 4.10 Λειτουργία του αλγόριθμου  $k$ -means όπου απεικονίζεται η διαδικασία συσταδοποίησης.

### 4.3 Μέθοδος $k$ -fold cross-validation

Η μέθοδος του cross validation [65] μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για την εκπαίδευση ενός ταξινομητή όσο και για την αξιολόγηση του. Στο  $k$ -fold cross validation τα δεδομένα αρχικά διαμερίζονται σε  $k$  τυχαίους φακέλους (folds)  $f_1, f_2, \dots, f_k$  ίδιου μεγέθους. Από αυτούς τους φακέλους επιλέγεται ένας τυχαία και οι τιμές που περιέχει θα αποτελέσουν το σετ επικύρωσης ενώ οι υπόλοιποι φάκελοι θα χρησιμοποιηθούν αποκλειστικά και μόνο για εκπαίδευση.

Αξιοποιώντας τον διαχωρισμό των φακέλων, υπάρχει η δυνατότητα εκπαίδευσης και επικύρωσης του ταξινομητή με διαφορετικά δεδομένα κάθε φορά από το ίδιο όμως αρχικό σετ δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο μελετάται πιο συστηματικά η συμπεριφορά του μοντέλου ταξινόμησης.

### 4.4 Αξιολόγηση τεχνικών μηχανική μάθησης

Η αποτελεσματικότητα ενός ταξινομητή εξαρτάται από την ικανότητά του να μπορεί διαχωρίσει σωστά τα δεδομένα εισόδου στις διάφορες κλάσεις εξόδου [66]. Στην προκειμένη μελέτη οι κατηγορίες εξόδου είναι πέντε και αντιπροσωπεύουν τις διαφορετικές στάσεις του σώματος. Για την κατανόηση των κριτηρίων αξιολόγησης πρέπει να δοθούν οι ορισμοί των παρακάτω μεταβλητών.

Οι μεταβλητές TP, TN, FP και FN αντιπροσωπεύουν τον αριθμό των αληθώς θετικών, των αληθώς αρνητικών, των ψευδώς θετικών και των ψευδώς αρνητικών αποτελεσμάτων.

Με βάση αυτές τις μεταβλητές ορίζονται και οι εξής παράμετροι της ευαισθησίας (Sensitivity), της διακριτικής ικανότητας (Specificity) και της ακρίβειας (Accuracy):



$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (4.5)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (4.6)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN + FP+FN} \times 100\% \quad (4.7)$$

Στην περίπτωση ενός προβλήματος πολλαπλών κλάσεων η ακρίβεια δίνεται από τον ορισμό:

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{Αριθμός σωστά ταξινομημένων στιγμιότυπων}}{\text{Συνολικός αριθμός στιγμιότυπων συνόλου ελέγχου}} \times 100\% \quad (4.8)$$

Μία άλλη μέθοδος για την αξιολόγηση της ακρίβειας ενός ταξινομητή πολλών κλάσεων αποτελεί ο πίνακας σύγχυσης. Πρόκειται για μία μέθοδο μέτρησης της απόδοσης των τεχνικών μηχανικής μάθησης, όπου οι κλάσεις εξόδου μπορεί να είναι δύο ή περισσότερες. Χρησιμοποιείται για την πιο συστηματική μελέτη και παρουσίαση ορισμένων παραμέτρων όπως η ακρίβεια και η ευαισθησία ενός ταξινομητή. Ένα παράδειγμα πίνακα σύγχυσης απεικονίζεται στο σχήμα 4.11 όπου output class είναι οι πραγματικές κλάσεις εξόδου και target class οι κλάσεις που προέβλεψε ο ταξινομητής. Τα κόκκινα στοιχεία του πίνακα απεικονίζουν τις λανθασμένες ταξινομήσεις ενώ τα πράσινα τις σωστές ταξινομήσεις μαζί με τα αντίστοιχα ποσοστά επί του συνολικού αριθμού των κλάσεων.

		Confusion Matrix		
		1	2	
Output Class	1	444 63.5%	3 0.4%	99.3% 0.7%
	2	14 2.0%	238 34.0%	94.4% 5.6%
		96.9% 3.1%	98.8% 1.2%	97.6% 2.4%
		Target Class		
		1	2	

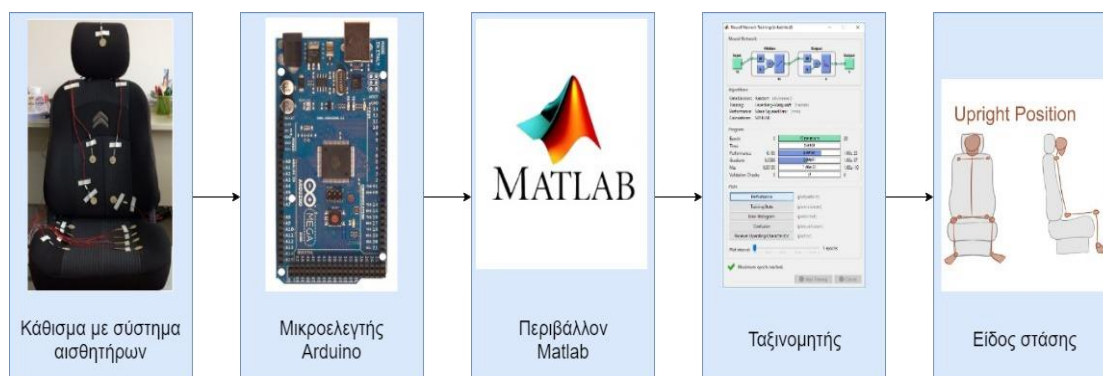
Σχήμα 4.11 Παράδειγμα πίνακα σύγχυσης ενός ταξινομητή με δύο κλάσεις προς κατηγοριοποίηση.

Στο επόμενο κεφάλαιο χρησιμοποιήθηκε η παράμετρος της ακρίβειας και του πίνακα σύγχυσης για την αξιολόγηση των υπό μελέτη ταξινομητών.

## 5 Υλοποίηση και Εκτέλεση Πειραματικής Διαδικασίας

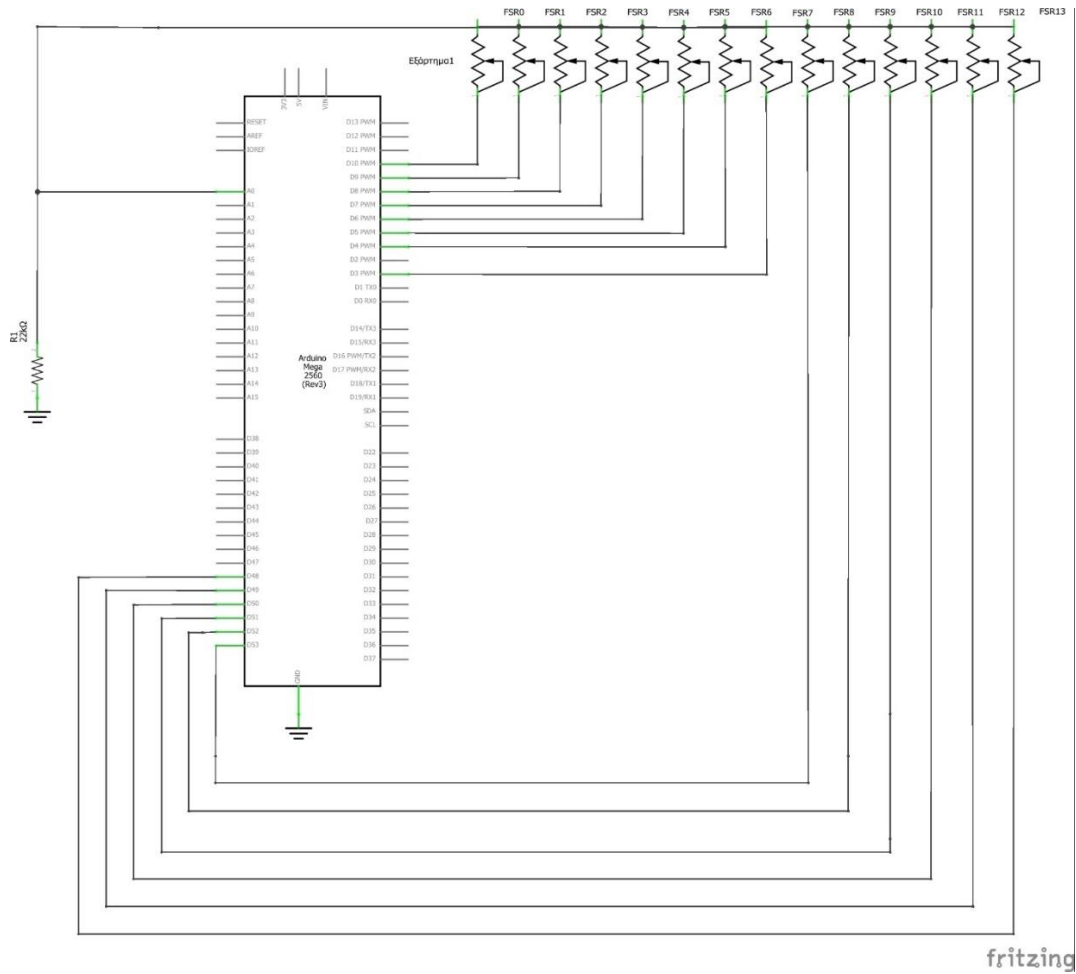
### 5.1 Αρχιτεκτονική συστήματος

Ακολουθήθηκαν τέσσερα βήματα για τον σχεδιασμό του συστήματος καταγραφής της στάσης του σώματος, όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο 1. Αρχικά επιλέχθηκε το κάθισμα πάνω στο οποίο πραγματοποιήθηκαν οι μετρήσεις, ένα κάθισμα αυτοκινήτου Citroen Saxo (χορηγίας της εταιρείας ανακύκλωσης Alycon). Οι στάσεις που επιλέχθηκαν να καταγραφούν πάνω στο κάθισμα είναι: η κανονική στάση (upright), η κλίση προς τα αριστερά (leaning left), η κλίση προς τα δεξιά (leaning right), η κλίση προς τα εμπρός (leaning forward) και η κλίση προς τα πίσω (leaning backward). Λαμβάνοντας υπόψιν το κόστος της διάταξης και το εύρος λειτουργίας των αισθητήρων, ο πλέον κατάλληλος αισθητήρας είναι της εταιρείας Sensitronics και συγκεκριμένα ο FSR101 ShuntMode. Η τοποθέτηση τους πάνω στο κάθισμα πραγματοποιήθηκε με γνώμονα την καταγραφή της πίεσης μεταξύ των επιφανειών του σώματος και του καθίσματος. Σκοπός του συστήματος αποτελεί η ανίχνευση της κατανομής της πίεσης από μία στάση σε μία άλλη, και πως αυτή η κατανομή μεταβάλλεται αναλόγως την στάση. Για το λόγο αυτό, τοποθετήθηκαν οκτώ αισθητήρες στη βάση του καθίσματος, τέσσερις κάτω από κάθε μηρό σε σταθερή απόσταση μεταξύ τους ίση με 5cm. Για την καταγραφή της πλάτης, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις αισθητήρες, δύο σε κάθε πλευρά (δεξιά και αριστερά) σε οριζόντια απόσταση ίση με 5 cm και κάθετη ίση με 13cm. Τέλος, τοποθετήθηκε και ένας αισθητήρας στην θέση της κεφαλής σε κεντρική θέση. Οι θέσεις των αισθητήρων παρέμειναν σταθερές καθ' όλη την διάρκεια των μετρήσεων. Η διάταξη των αισθητήρων επί του καθίσματος και η αρχιτεκτονική του συστήματος απεικονίζονται στο σχήμα 5.1.

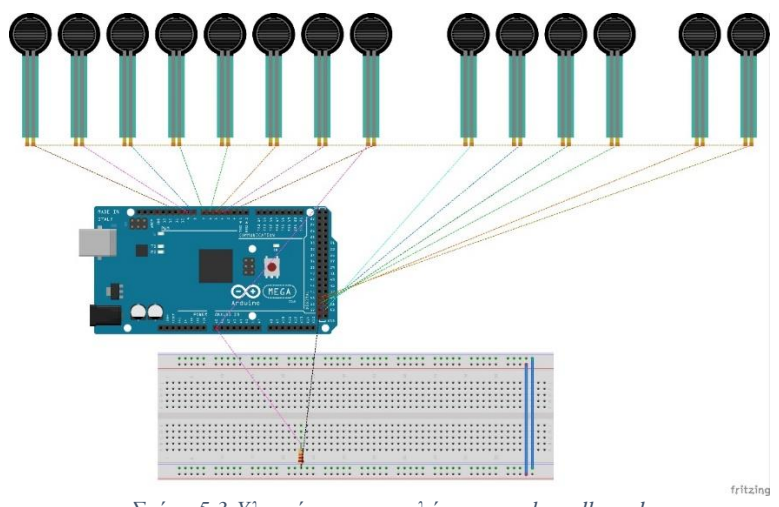


Σχήμα 5.1 Σχηματικό διάγραμμα αρχιτεκτονικής συστήματος.

Οι αισθητήρες οδηγήθηκαν στην πλατφόρμα Arduino χρησιμοποιώντας την διάταξη του διαιρέτη τάσης. Έτσι, προκύπτει το παρακάτω κυκλωματικό σχεδιάγραμμα (σχήμα 5.2).



Σχήμα 5.2 Σχεδιάγραμμα της κυκλωματικής διάταξης μέσω του προγράμματος Fritzing.



Σχήμα 5.3 Υλοποίηση του κυκλώματος σε breadboard.

Ο τρόπος λειτουργίας έχει ως εξής: ο κάθε αισθητήρας ξεχωριστά αποτελεί μαζί με την αντίσταση των 10kΩ έναν διαιρέτη τάσης από τον οποίο λαμβάνουμε μία τάση  $V_k$  ίση με:

$$V_k = \frac{V_{cc} \times R_1}{R_1 + R_{FSRk}} \quad (5.1)$$

Όπου  $V_{cc} = 5V$ ,  $R_1 = 10k\Omega$  και  $R_{FSRk}$  η τιμή αντίστασης του k-αισθητήρα πιεζοαντίστασης. Επίσης, όλοι οι ψηφιακοί ακροδέκτες εισόδου / εξόδου θέτονται σε κατάσταση INPUT ώστε η τάση στον κοινό κόμβο να είναι 0 καθώς δεν διέρχεται από κανέναν αισθητήρα ρεύμα. Επαναληπτικά, κάθε ένας ψηφιακός ακροδέκτης του αισθητήρα  $FSR_k$  τίθεται σε κατάσταση OUTPUT και συγκεκριμένα HIGH. Με αυτόν τον τρόπο σχηματίζεται ένας διαιρέτης τάσης μεταξύ της τάσης των 5V, των δύο αντιστάσεων και της γείωσης.

Ο κόμβος που ενώνονται οι αισθητήρες οδηγείται σε μία αναλογική είσοδο, όπου πραγματοποιείται η ανάγνωση της τιμής του στοιχείου. Όσο αυξάνεται η πίεση, η τιμή αντίστασης του FSR μειώνεται με αποτέλεσμα η τάση στα άκρα της αντίστασης 10kΩ να αυξάνεται και να τείνει προς τα 5V. Η τιμή αυτή οδηγείται στην αναλογική είσοδο A0 του Arduino Mega και καταγράφεται μέσω του λογισμικού Matlab.

Για την εκτέλεση των πειραμάτων έλαβαν μέρος άτομα με διαφορετικό δείκτη μάζας σώματος. Ο δείκτης μάζας σώματος (Body mass index - BMI) ορίζεται ως το πηλίκο της μάζας  $m$  (kg) προς το τετράγωνο του ύψους  $h$  (m):

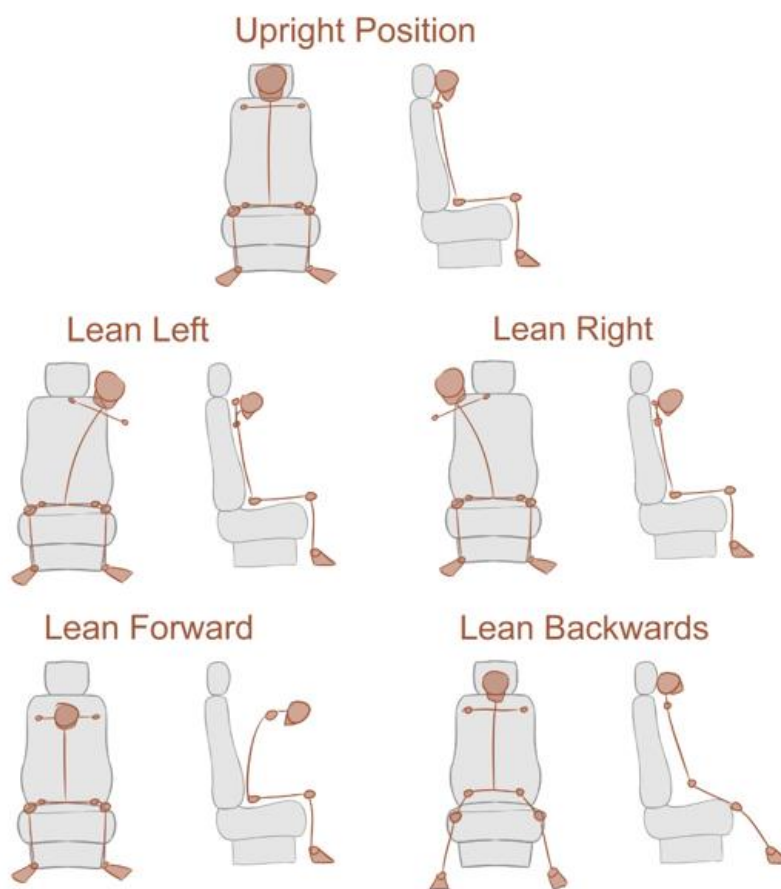
$$BMI = \frac{m}{h^2} \quad (5.2)$$

Καταγράφηκε η κατανομή της πίεσης για συνολικά 12 άτομα, 6 άντρες και 6 γυναίκες. Στον πίνακα 5.1 περιέχονται τα ύψη και η μάζα των υποψηφίων για τον υπολογισμό του δείκτη.

Πίνακας 5-1 Μέτρηση του δείκτη μάζας σώματος κάθε άτομου.

	height(m)	weight(kg)	BMI(kg/m <sup>2</sup> )	Κατηγορία
Άτομο 1	1.7	51	17.65	ελλιποβαρές άτομο
Άτομο 2	1.7	53	18.34	ελλιποβαρές άτομο
Άτομο 3	1.65	55	20.20	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 4	1.95	80	21.04	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 5	1.67	59	21.16	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 6	1.65	62	22.77	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 7	1.68	68	24.09	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 8	1.74	74	24.44	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 9	1.78	79	24.93	φυσιολογικό βάρος
Άτομο 10	1.77	83	26.49	υπέρβαρο άτομο
Άτομο 11	1.74	82	27.08	υπέρβαρο άτομο
Άτομο 12	1.65	83	30.49	1η κατηγορία παχυσαρκίας

Κάθε υποψήφιος κλήθηκε να εκτελέσει πέντε φορές την ακολουθία των πέντε στάσεων. Για την αποφυγή αποστήθισης της μίας συγκεκριμένης ακολουθίας, δημιουργήθηκαν δέκα διαφορετικές. Από αυτές τις δέκα, ο υποψήφιος επέλεγε να εκτελέσει τις πέντε. Η διαδικασία περιλάμβανε την αντίστοιχη παρουσίαση σε μια οθόνη μπροστά του. Σε αυτήν την παρουσίαση παρέχονταν οδηγίες στον υποψήφιο για την στάση που έπρεπε να λάβει ανά πάσα στιγμή και για τον χρόνο που έπρεπε να παραμείνει στην συγκεκριμένη στάση, ώστε να ληφθούν οι απαραίτητες μετρήσεις από τους αισθητήρες. Οι μετρήσεις από τους αισθητήρες λήφθηκαν από τον μικροελεγκτή μέσω εκτέλεσης κατάλληλου κώδικα σε περιβάλλον Matlab.



Σχήμα 5.4 Οι στάσεις που κλήθηκαν τα άτομα να εκτελέσουν.

Για κάθε ακολουθία στάσεων δημιουργήθηκε ένα αρχείο δεδομένων, το οποίο περιείχε δεκατρείς στήλες, όσοι ήταν και οι αισθητήρες. Επίσης, για όσο χρόνο παρέμενε ένα άτομο σε μία στάση, αποθηκεύονταν δέκα μετρήσεις από τον κάθε αισθητήρα. Μετά το πέρας και των πέντε ακολουθιών, συγκεντρώνονταν τα δεδομένα του κάθε ατόμου για την εισαγωγή τους στα κατάλληλα εργαλεία ταξινόμησης. Τα ονόματα (features) των αισθητήρων δόθηκαν με βάση την θέση πάνω στο κάθισμα. Πιο συγκεκριμένα, διακρίθηκαν σε SLF (seat left forward), SLB (seat left backward), SRF (seat right forward), SRB (seat right backward) που βρίσκονται επί της βάσης

του καθίσματος, σε BLD (back left down), BLU (back left upper), BRD (back right down), BRU (back right upper) οι οποίοι τοποθετήθηκαν στην πλάτη του καθίσματος και σε HD (head).

Πίνακας 5-2 Η μέτρηση με τις λαμβανόμενες τιμές από τους αισθητήρες για την Upright στάση ενός ατόμου. Οι τιμές είναι σε Volt.

<b>SLF1</b>	2.615	2.576	2.429	2.444	2.537	2.532	2.527	2.522	2.424	2.410
<b>SLF2</b>	2.292	2.292	1.784	1.774	2.097	2.111	1.989	1.979	1.896	1.931
<b>SLB1</b>	2.761	2.761	2.542	2.512	2.996	2.967	2.825	2.825	2.864	2.864
<b>SLB2</b>	1.085	1.026	0.274	0.293	1.051	1.085	0.601	0.572	1.716	1.716
<b>SRF1</b>	2.786	2.810	2.659	2.644	2.551	2.527	3.104	3.099	2.840	2.849
<b>SRF2</b>	3.524	3.539	3.265	3.265	3.343	3.348	3.040	3.011	3.250	3.250
<b>SRB1</b>	2.512	2.483	2.067	2.038	2.243	2.239	2.087	2.072	2.287	2.273
<b>SRB2</b>	1.896	1.877	1.950	1.955	0.870	0.875	1.608	1.647	2.019	2.028
<b>BLD</b>	1.764	1.730	1.999	1.999	0.958	0.948	1.378	1.378	2.072	2.097
<b>BLU</b>	0.000	0.010	0.034	0.029	0.225	0.235	0.156	0.152	0.034	0.044
<b>BRD</b>	1.007	1.075	0.982	1.012	0.777	0.797	0.391	0.396	0.650	0.635
<b>BRU</b>	0.093	0.054	0.088	0.039	1.026	1.022	0.215	0.186	0.132	0.112
<b>HD</b>	0.039	0.039	1.100	1.070	1.065	0.968	0.396	0.362	0.626	0.611

Όταν πλέον είχαν ληφθεί όλες οι μετρήσεις από όλα τα άτομα υπήρχαν συνολικά 1200 μετρήσεις για κάθε στάση. Ορισμένα από αυτά τα δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και ορισμένα για επαλήθευση και αξιολόγηση των ταξινομητών μέσω της τεχνικής k-fold cross validation. Πιο συγκεκριμένα, για την δημιουργία του συνόλου εκπαίδευσης επιλέχθηκαν η 4<sup>η</sup>-7<sup>η</sup> μέτρηση από κάθε ακολουθία, κάθε στάσης για όλα τα άτομα. Με αυτό τον τρόπο το training set περιείχε 240 μετρήσεις όλων των αισθητήρων κάθε στάσης, αριθμός ικανοποιητικός για την εκπαίδευση ενός ταξινομητή.

## 5.2 Αποτελέσματα Κατηγοριοποίησης

Σκοπός του συστήματος αποτελεί η αναγνώριση της στάσης του σώματος χρησιμοποιώντας τις τεχνικές μηχανικής μάθησης που παρουσιάστηκαν στο Κεφάλαιο 4. Δεδομένου ότι οι κατηγορίες που επιθυμούμε να ταξινομήσουμε τις λαμβανόμενες μετρήσεις είναι γνωστές (πρόκειται για τις πέντε στάσεις του σώματος), η επιβλεπόμενη μηχανική μάθηση αποτελεί το ισχυρότερο εργαλείο.

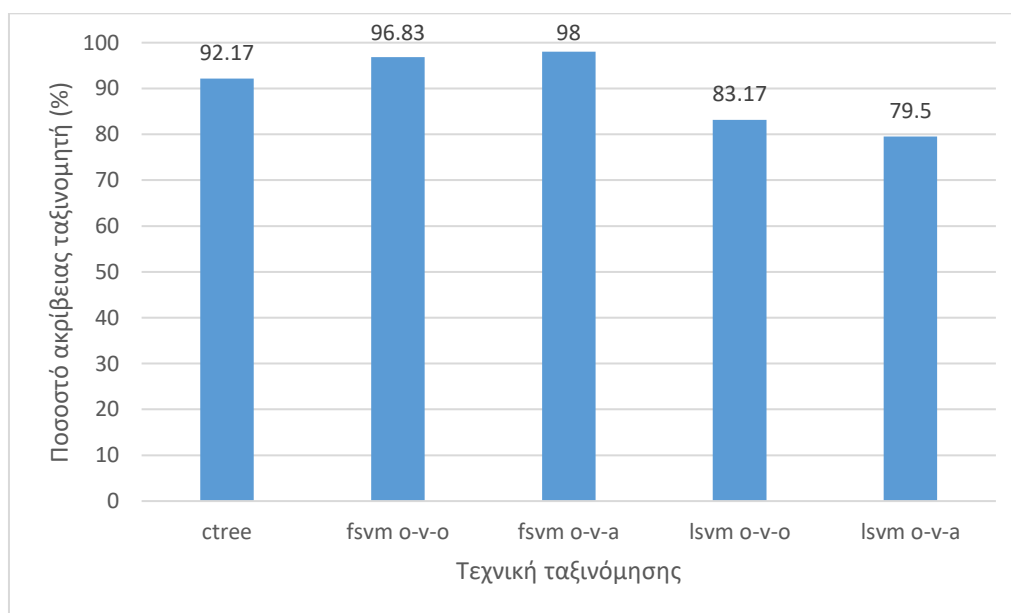
Αναπτύχθηκαν και εκπαιδεύτηκαν οι εξής ταξινομητές:

- Complex Tree (Δένδρα Απόφασης-ΔΑ)
- Linear SVM, Fine Gaussian SVM (Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης)
- Fine kNN, Weighted kNN (k-Πλησιέστερου γείτονα)
- Νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης (feedforward neural network)

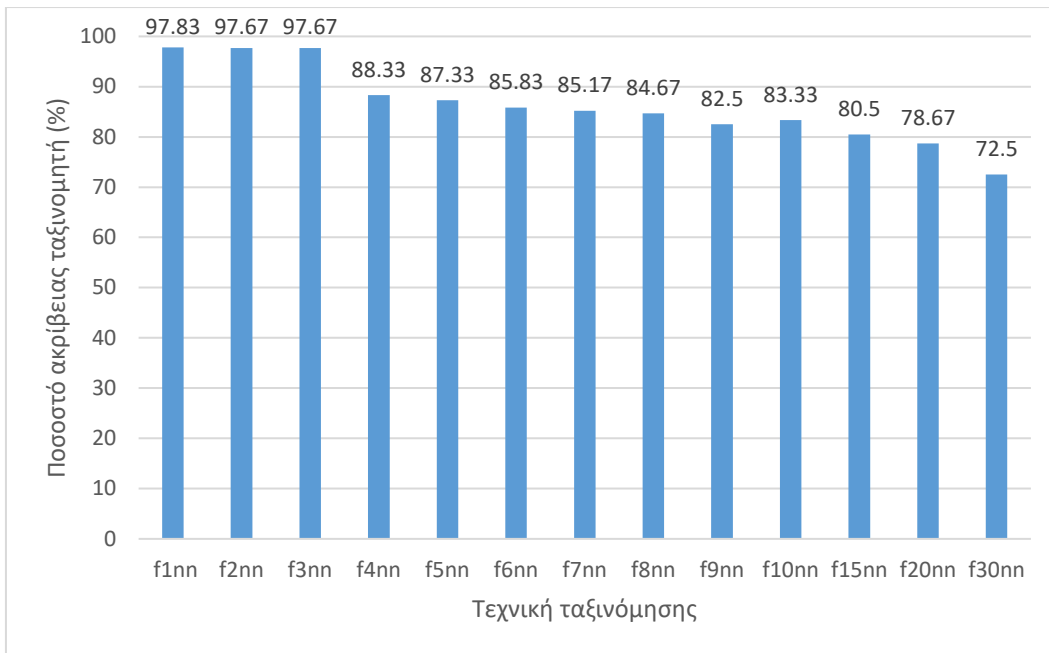
Στα ΔΑ (Complex Tree και Medium Tree), ο διαχωρισμός πραγματοποιήθηκε με βάση το κριτήριο Maximum Deviance Reduction, χωρίς κάποιον επιπλέον

διαχωρισμό. Στα SVMs επιλέχθηκε η μέθοδος ένας-προς-ένα και η μέθοδος ένας-εναντίον-όλων για την αξιολόγηση και των δύο [67]. Σύμφωνα με την πρώτη μέθοδο, δημιουργούνται τόσοι δυαδικοί ταξινομητές όσοι και τα πιθανά ζευγάρια των διαφορετικών κλάσεων που υπάρχουν για την τελική κατηγοριοποίηση των δεδομένων εισόδου, ενώ στην δεύτερη δημιουργείται μόνος ένας δυαδικός ταξινομητής μόνο για κάθε κλάση. Επίσης, στον αλγόριθμο kNN μελετήθηκε ο αριθμός των γειτόνων (εύρος 1-10,15,20 και 30) και για τις δύο μεθόδους (Fine kNN και Weighted kNN). Η υλοποίηση των νευρωνικών δικτύων περιλάμβανε ένα κρυφό επίπεδο, με τον αριθμό των κρυφών νευρώνων να μεταβάλλεται από 5 έως 50 για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Επίσης η εκπαίδευση των δικτύων πραγματοποιήθηκε με συνάρτηση εκπαίδευσης την trainlm (Levenberg-Marquardt backpropagation) και συνάρτηση εκτέλεσης MSE (Mean squared normalized error). Οι συναρτήσεις ενεργοποίησης που χρησιμοποιήθηκαν ήταν η σιγμοειδής (TANSIG) για τον κρυφό επίπεδο και η γραμμική συνάρτηση (PURELIN) στο επίπεδο εξόδου.

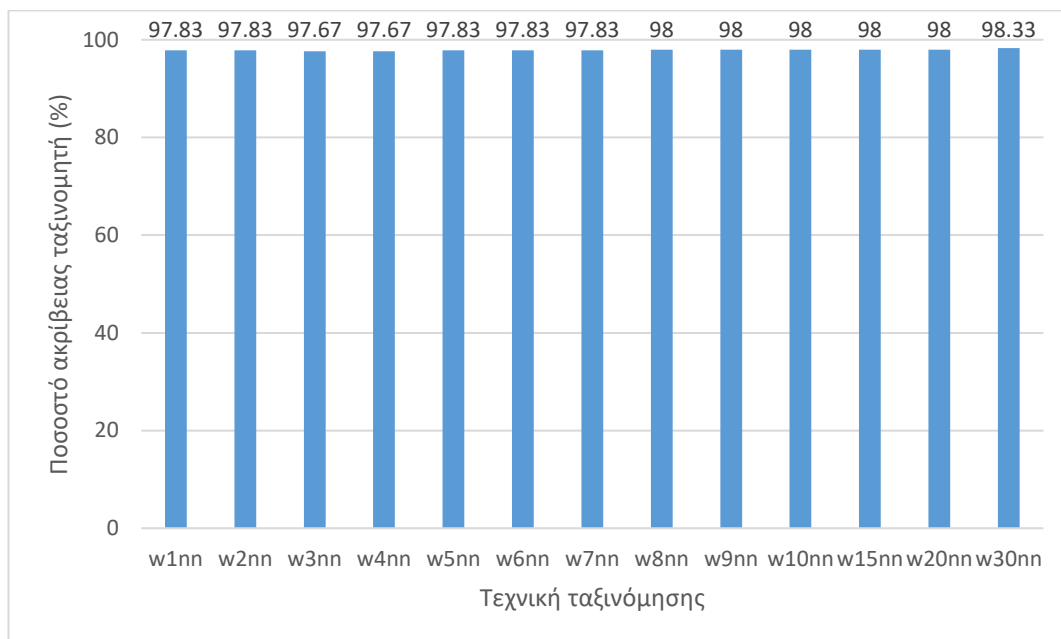
Αρχικά, για την μέτρηση της ακρίβειας διαχωρίστηκε το αρχικό set σε δύο διαφορετικά (50% σύνολο εκπαίδευσης – 50% σύνολο ελέγχου) με βάση τα άτομα (κριτήριο αποτελεί η ύπαρξη ίσου αριθμού ατόμων που να ανήκει σε κάθε κατηγορία ανάλογα το BMI) για τον υπολογισμό της ακρίβειας του κάθε ταξινομητή. Ως δεδομένα εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκαν οι μετρήσεις από τα 6 άτομα 1, 5, 6, 7, 8 και 10, και ως δεδομένα ελέγχου χρησιμοποιήθηκαν οι μετρήσεις από τα υπόλοιπα άτομα (2, 3, 4, 9, 11, 12). Σκοπός αυτής της επιλογής είναι να μελετηθεί η συμπεριφορά κάθε τεχνικής όταν εισάγονται δεδομένα από άγνωστα άτομα επί του καθίσματος. Τα ποσοστά ακριβείας κάθε ταξινομητή απεικονίζονται στα παρακάτω διαγράμματα.



Σχήμα 5.5 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών complex tree, fine SVM και linear SVM (o-v-o one vs one, o-v-a one vs all αντίστοιχα), χωρίς την εφαρμογή cross validation.

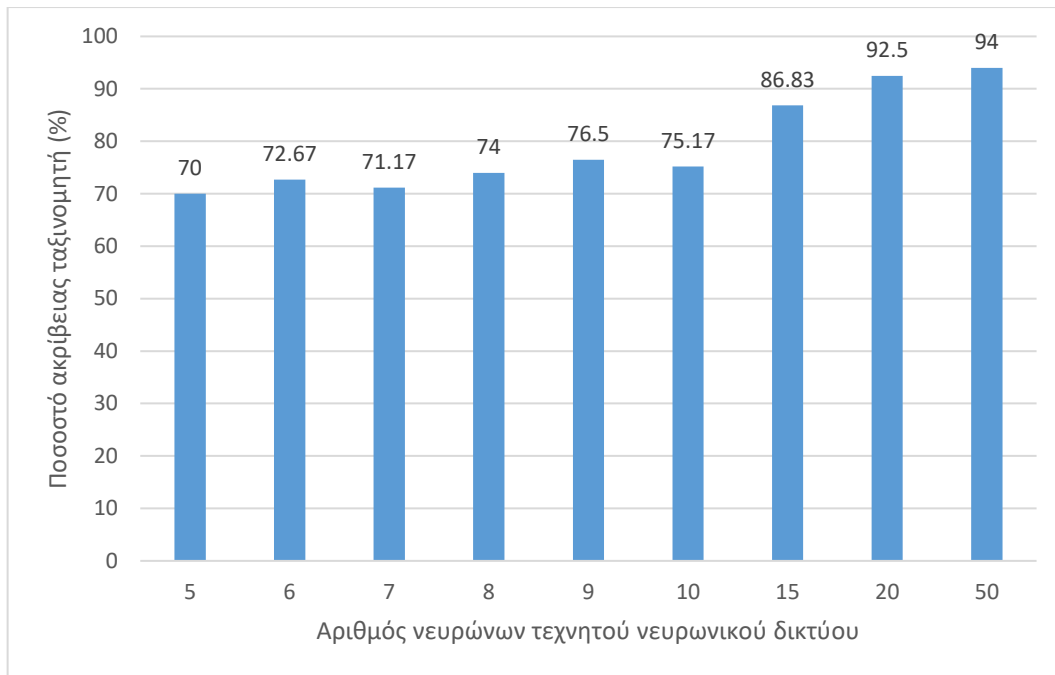


Σχήμα 5.6 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών fine gaussian  $k$ -πλησιέστερου γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων ( $k=1-10, 15, 20, 30$ ), χωρίς την εφαρμογή cross validation.



Σχήμα 5.7 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών weighted gaussian  $k$ -πλησιέστερου γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων ( $k=1-10, 15, 20, 30$ ), χωρίς την εφαρμογή cross validation.





Σχήμα 5.8 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης για διαφορετικό αριθμό νευρώνων (ίσο με 5, 6, 7, 8, 9, 10, 15, 20 και 50) , χωρίς την εφαρμογή cross validation.

Από τα παραπάνω διαγράμματα μπορεί κανείς να συγκρίνει τη συμπεριφορά κάθε ταξινομητή με βάση την ακρίβεια που παρουσίασε. Τα υψηλότερα ποσοστά επιτεύχθηκαν στην μέθοδο fine gaussian 1NN (97,83%), fine gaussian SVM o-v-a (98%) και weighted Gaussian 50NN (98,33). Ενδιαφέρον παρουσιάζει η συμπεριφορά του fine Gaussian και του weighted Gaussian kNN οι οποίοι παρουσιάζουν αντίστροφες συμπεριφορές, καθώς αυξάνεται ο αριθμός των γειτόνων k. Η ακρίβεια της fine Gaussian μειώνεται σε σημαντικό βαθμό με την κλιμάκωση της μεταβλητής k, ενώ στην περίπτωση με τα βάρη υπάρχει μια μικρή βελτίωση. Αυτή η αλλαγή πιθανόν οφείλεται στην χρήση διαφορετικής συνάρτησης βάρους για τον υπολογισμό των αποστάσεων μεταξύ των γειτόνων. Επιπλέον, την χειρότερη ακρίβεια επιτυγχάνουν τα νευρωνικά δίκτυα (με μικρό αριθμό νευρώνων) και τα linear SVMs, το οποίο οφείλεται στην επίλυση ενός μη γραμμικά διαχωρίσιμου προβλήματος. Τέλος, όσον αφορά τα νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης η ακρίβεια αυξάνεται με την αντίστοιχη κλιμάκωση του αριθμού των νευρώνων. Προσεγγίζει ικανοποιητικά ποσοστά (94%) με τη χρήση 50 νευρώνων στο κρυφό επίπεδο. Αυτή η αύξηση οφείλεται στην καλύτερη προσαρμογή των δικτύων, διότι διαχειρίζονται πιο αποτελεσματικά τις λαμβανόμενες τιμές εισόδου. Στο παρακάτω πίνακα 5-4 απεικονίζεται ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για την περίπτωση του ταξινομητή w30nn. Δεν υπάρχει κάποια συγκεκριμένη κλάση με μεγάλο ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης (όλες κάτω του 0.5%). Τα σφάλματα βρίσκονται μεταξύ των της κανονικής στάσης, της στάσης με πρόσθια κλίση και της στάσης οπίσθιας κλίσης, το οποίο είναι λογικό αν αναλογιστεί κανείς δεν δόθηκε καμία οδηγία στα άτομα για την τοποθέτηση του κατά την εκτέλεση της ακολουθίας, με σκοπό η πειραματική διαδικασία να είναι πιο γενική.

Στον πίνακα 5-3 περιέχονται όλες οι τιμές των ταξινομητών χωρίς την εφαρμογή της τεχνικής cross validation. Οι υψηλότερη ακρίβεια επιτεύχθηκε κατά την υλοποίηση w30NN (98.33%).

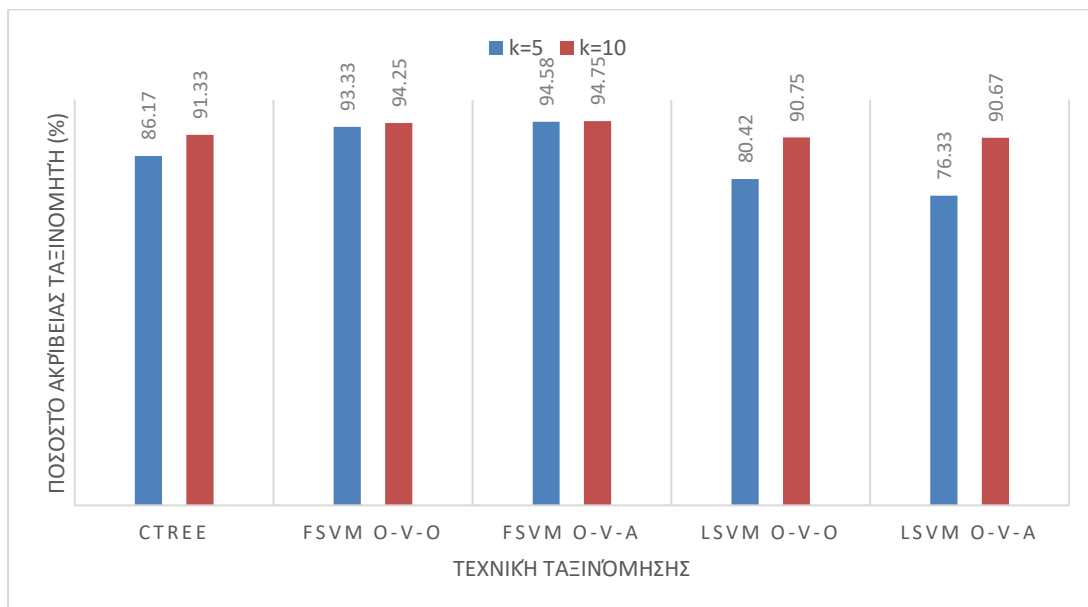
*Πίνακας 5-3 Ποσοστά ακριβείας των ταξινομητών χωρίς την εφαρμογή cross validation*

Τεχνική ταξινόμησης	Χωρίς cross validation
<b>ctree</b>	92.17
<b>fsvm o-v-o</b>	96.83
<b>fsvm o-v-a</b>	98
<b>lsvm o-v-o</b>	83.17
<b>lsvm o-v-a</b>	79.5
<b>f1nn</b>	97.83
<b>f2nn</b>	97.67
<b>f3nn</b>	97.67
<b>f4nn</b>	88.33
<b>f5nn</b>	87.33
<b>f6nn</b>	85.83
<b>f7nn</b>	85.17
<b>f8nn</b>	84.67
<b>f9nn</b>	82.5
<b>f10nn</b>	83.33
<b>f15nn</b>	80.5
<b>f20nn</b>	78.67
<b>f30nn</b>	72.5
<b>w1nn</b>	97.83
<b>w2nn</b>	97.83
<b>w3nn</b>	97.67
<b>w4nn</b>	97.67
<b>w5nn</b>	97.83
<b>w6nn</b>	97.83
<b>w7nn</b>	97.83
<b>w8nn</b>	98
<b>w9nn</b>	98
<b>w10nn</b>	98
<b>w15nn</b>	98
<b>w20nn</b>	98
<b>w30nn</b>	<b>98.33</b>

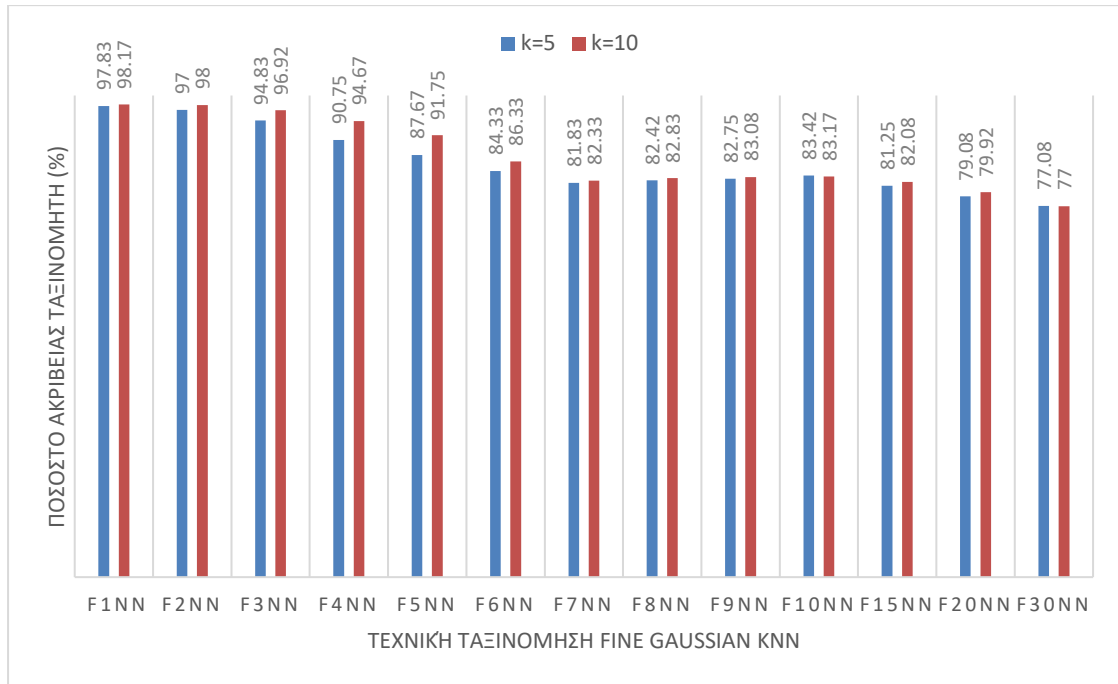
Πίνακας 5-4 Πίνακας σύγκρισης για τον ταξινομητή *weighted gaussian* 30 πλησιέστερων γειτόνων, χωρίς την εφαρμογή *k-fold cross validation* μεταξύ στάσεων πρόβλεψης και πραγματικών στάσεων.

Output class	1	118 19.8%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	0 0.0%	99.2% 0.8%
	2	0 0.0%	120 20.0%	0 0.0%	1 0.2%	0 0.0%	99.2% 0.8%
	3	2 0.3%	0 0.0%	117 19.7%	2 0.3%	1 0.2%	95.8% 4.2%
	4	0 0.0%	0 0.0%	2 0.3%	117 19.2%	1 0.2%	97.5% 2.5%
	5	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	118 19.7%	100.0% 0.0%
			98.3% 1.7%	100.0% 0.0%	97.5% 2.5%	97.5% 2.5%	98.3% 1.7%
		1	2	3	4	5	
		Target class					

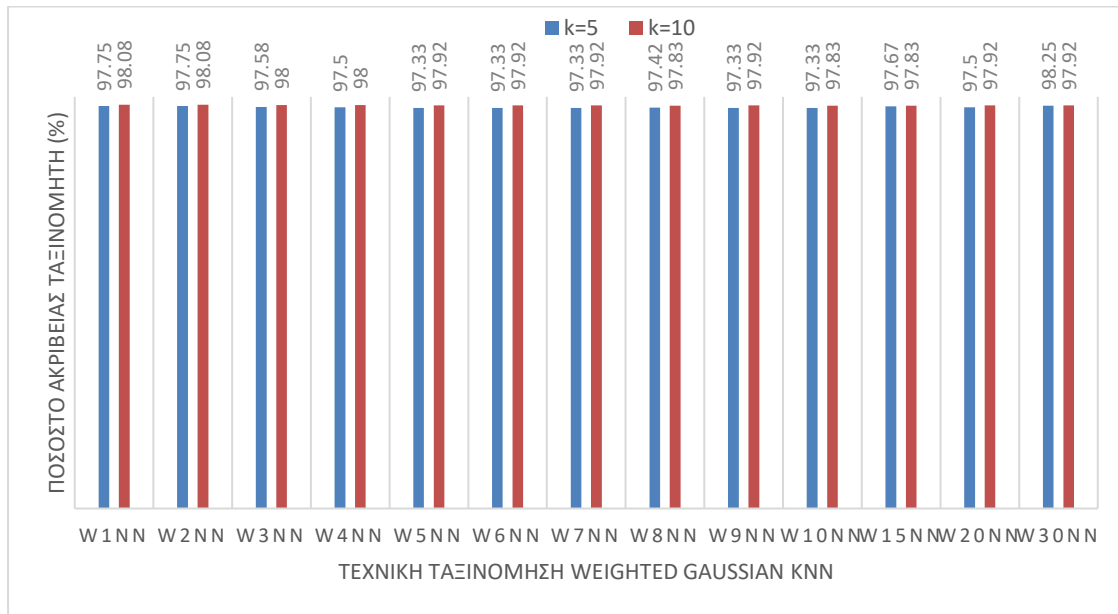
Στη συνέχεια, η εκπαίδευση των τεχνικών μάθησης πραγματοποιήθηκε με την μέθοδο του *k-fold cross validation* επί ολόκληρου του set δεδομένων. Μαζί με την είσοδο των δεδομένων καθοριζόταν η τιμή *k* για το *cross validation*. Σε όλες αυτές τις τεχνικές κατηγοριοποίησης η μεταβλητή του *k* του *cross validation* καθορίστηκε στην τιμές 5 και 10. Στη συνέχεια, με επαναληπτική διαδικασία (*k*-φορές) εισήχθησαν διαφορετικά δεδομένα ως είσοδο στον ταξινομητή για την εκπαίδευση του και διαφορετικά δεδομένα για τον καθορισμό της ακρίβειας. Υπολογίστηκε η μέση τιμή ακρίβειας για τις *k* επαναλήψεις.



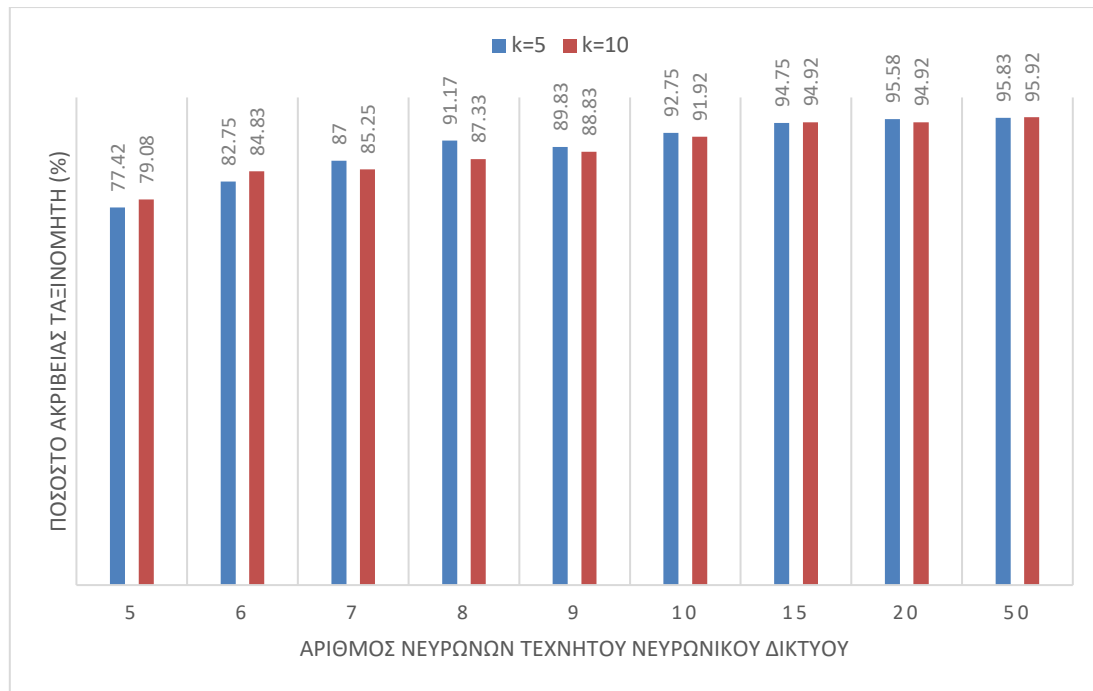
Σχήμα 5.9 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών *complex tree*, *fine SVM* και *linear SVM* (*o-v-o one vs one* και *o-v-a one vs all* αντίστοιχα) για *k* = 5, 10 fold cross validation.



Σχήμα 5.10 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών fine k-πλησιέστερον γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων, εφαρμόζοντας k = 5, 10 fold cross validation.



Σχήμα 5.11 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών weighted k-πλησιέστερον γείτονα με διαφορετικό αριθμό γειτόνων, εφαρμόζοντας k = 5, 10 fold cross validation.



Σχήμα 5.12 Σύγκριση ποσοστών ακρίβειας ταξινομητών νευρωνικών δικτύων πρόσθιας τροφοδότησης για διαφορετικό αριθμό νευρώνων, εφαρμόζοντας  $k = 5, 10$  fold cross validation.

Από τα διαγράμματα των σχημάτων 5.9-5.12 παρατηρεί κανείς την βελτίωση στην ακρίβεια όλων των ταξινομητών με την αύξηση της παραμέτρου  $k$  της τεχνικής  $k$ -fold cross validation. Αυτό συμβαίνει διότι η εκπαίδευση και η μέτρηση της ακρίβειας πραγματοποιείται με τυχαία δεδομένα κάθε φορά χωρισμένα σε  $k$  υποδιαιρέσεις. Οι μεγαλύτερες τιμές του  $k$  προσφέρουν υψηλότερες τιμές ακρίβειας, καθώς οι ταξινομητές εκπαιδεύονται με περισσότερους και διαφορετικούς συνδυασμούς. Βέβαια, η ακρίβεια σε σχέση με πριν (χωρίς cross validation) αυξομειώνεται ανάλογα με τον ταξινομητή. Δεδομένου ότι η επιλογή των δεδομένων πραγματοποιείται τυχαία, υπάρχει η πιθανότητα να επιλεγούν άτομα με παρόμοιο BMI για την εκπαίδευση. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα την χαμηλότερη συνολική απόδοση του ταξινομητή κατά την πρόβλεψη (testing) σε σχέση με τα προηγούμενα αποτελέσματα. Τα υψηλότερα αποτελέσματα από το 10-fold cross validation εμφανίζονται στους ταξινομητές  $f1nn$  (98.17%),  $w1nn$  (98.08%) και στο νευρωνικό δίκτυο με 50 νευρώνες (95.75%). Επιπλέον, οι ταξινομητές fine kNN και weighted kNN ακολουθούν την ίδια συμπεριφορά όπως πριν. Από τους πίνακες σύγκρισης 5-5, 5-6 παρατηρούνται τα χαμηλά ποσοστά ανεπιτυχούς ταξινόμησης (μέγιστο ποσοστό λανθασμένης ταξινόμησης 2.9%, 4.6% για  $k=5, 10$  αντίστοιχα). Στον παρακάτω πίνακα 5-8, περιέχονται συγκεντρωμένες οι τιμές της ακρίβειας κάθε ταξινομητή με την εφαρμογή της τεχνικής  $k$ -fold validation.

Πίνακας 5-5 Πίνακας σύγχυσης για τον ταξινομητή weighted 30 πλησιέστερων γειτόνων, με εφαρμογή 5-fold cross validation μεταξύ στάσεων πρόβλεψης και πραγματικών στάσεων.

Output class	1	236 19.7%	0 0.0%	4 0.3%	0 0.0%	0 0.0%	98.3% 1.7%
	2	0 0.0%	240 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100.0% 0.0%
	3	4 0.3%	0 0.0%	232 19.3%	4 0.3%	0 0.0%	96.7% 3.3%
	4	1 0.08%	1 0.08%	6 0.5%	233 19.4%	0 0.0%	96.7% 3.3%
	5	0 0.0%	0 0.0%	1 0.08%	1 0.08%	238 19.8%	99.2% 0.8%
		98.0% 2.0%	99.6% 0.4%	95.4% 4.6%	98.0% 2.0%	100.0% 0.0%	98.0% 2.0%
	1	2	3	4	5		

Πίνακας 5-6 Πίνακας σύγχυσης για τον ταξινομητή fine 1 πλησιέστερου γείτονα, με εφαρμογή 10-fold cross validation μεταξύ στάσεων πρόβλεψης και πραγματικών στάσεων.

Output class	1	235 19.6%	0 0.0%	4 0.3%	0 0.0%	1 0.0%	98.0% 2.0%
	2	0 0.0%	240 20.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100.0% 0.0%
	3	6 0.3%	0 0.0%	230 19.3%	4 0.3%	0 0.0%	95.8% 4.2%
	4	0 0.08%	1 0.08%	6 0.5%	233 19.4%	0 0.0%	97.1% 2.9%
	5	0 0.0%	0 0.0%	1 0.08%	0 0.00%	239 19.8%	99.6% 0.4%
		97.5% 2.5%	100.0% 0.0%	95.4% 4.6%	98.0% 2.0%	100.0% 0.0%	98.2% 1.8%
	1	2	3	4	5		
							Target class

Πίνακας 5-7 Ποσοστά ακρίβειας όλων των ταξινομητών για κάθε μέθοδο εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν, με την τεχνική k-fold cross validation.

Τεχνική ταξινόμησης	5 fold cross validation	10 fold cross validation
<b>ctree</b>	86.17	91.33
<b>fsvm o-v-o</b>	93.33	94.25
<b>fsvm o-v-a</b>	94.58	94.75
<b>lsvm o-v-o</b>	80.42	90.75
<b>lsvm o-v-a</b>	76.33	90.67
<b>f1nn</b>	97.83	<b>98.17</b>
<b>f2nn</b>	97	98
<b>f3nn</b>	94.83	96.92
<b>f4nn</b>	90.75	94.67
<b>f5nn</b>	87.67	91.75
<b>f6nn</b>	84.33	86.33
<b>f7nn</b>	81.83	82.33
<b>f8nn</b>	82.42	82.83
<b>f9nn</b>	82.75	83.08
<b>f10nn</b>	83.42	83.17
<b>f15nn</b>	81.25	82.08
<b>f20nn</b>	79.08	79.92
<b>f30nn</b>	77.08	77
<b>w1nn</b>	98	98.08
<b>w2nn</b>	98	98.08
<b>w3nn</b>	98.08	98
<b>w4nn</b>	98.08	98
<b>w5nn</b>	97.92	97.92
<b>w6nn</b>	97.92	97.92
<b>w7nn</b>	97.92	97.92
<b>w8nn</b>	98	97.83
<b>w9nn</b>	98	97.92
<b>w10nn</b>	97.92	97.83
<b>w15nn</b>	97.92	97.83
<b>w20nn</b>	98.08	97.92
<b>w30nn</b>	<b>98.25</b>	97.92
<b>nn neurons=5</b>	77.42	79.08
<b>nn neurons=6</b>	82.75	84.83
<b>nn neurons=7</b>	87	85.25
<b>nn neurons=8</b>	91.17	87.33
<b>nn neurons=9</b>	89.83	88.83
<b>nn neurons=10</b>	92.75	91.92
<b>nn neurons=15</b>	94.75	94.92
<b>nn neurons=20</b>	95.58	94.92
<b>nn neurons=50</b>	95.83	95.92

### 5.3 Συμπεράσματα

Όπως κάθε πρόβλημα κατηγοριοποίησης, έτσι και αυτό μπορεί να επιλυθεί χρησιμοποιώντας διάφορες μεθόδους μηχανικής μάθησης. Τα αποτελέσματα της ακρίβειας των ταξινομητών είναι ικανοποιητικά σε σύγκριση με παρόμοιες μελέτες για ταξινόμηση του σώματος. Η υλοποίηση ενός «έξυπνου συστήματος» ανίχνευσης της στάσης του σώματος προϋποθέτει την ύπαρξη ενός ταξινομητή που να είναι σε θέση ανά πάση στιγμή να αντιλαμβάνεται τις μεταβολές της πίεσης πάνω στο κάθισμα, με σκοπό την πρόβλεψη της λαμβανόμενης στάσης του ατόμου.

Σε αυτό το κεφάλαιο δοκιμάστηκαν αρκετοί ταξινομητές με σκοπό την επιλογή του καταλληλότερου για την αποτελεσματική πρόβλεψη της στάσης. Τα αποτελέσματα της ακρίβειας των ταξινομητών είναι ικανοποιητικά σε σύγκριση με παρόμοιες μελέτες που έχουν πραγματοποιηθεί για την ταξινόμηση της στάσης του σώματος [12-14, 17]. Παρόλο που τα δεδομένα δεν έχουν υποστεί καμία μορφή προεπεξεργασίας, η υλοποίηση με τεχνητά νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης πλησίασαν τιμές κοντά στο 95%. Επίσης, αποτελεσματικός ταξινομητής ήταν ο weighted Gaussian 30NN με ποσοστό 98,33% χωρίς cross validation. Με την εφαρμογή του 5 και 10 fold cross validation η ακρίβεια κυμάνθηκε σε επίπεδα της τάξης του 98.25% και 97.92%, πράγμα που σημαίνει ότι είναι σε θέση να αντιλαμβάνεται αποτελεσματικά διαφορετικές στάσεις από διαφορετικά άτομα ακόμα και όταν η εκπαίδευση του περιλαμβάνει τυχαίες μετρήσεις από άγνωστο πλήθος ατόμων. Σε αντίθεση, τα νευρωνικά δίκτυα με την εφαρμογή του k fold validation παρουσίασαν μείωση του ποσοστού ακριβείας (95.83%, 95.92%). Η μέθοδος k-πλησιέστερου γείτονα αποτελεί ένα ισχυρό εργαλείο για την ταξινόμηση δεδομένων με πολλαπλά χαρακτηριστικά (στη προκειμένη περίπτωση οι τιμές από τους αισθητήρες), καθώς αποτελεί και μια ευσταθή μέθοδο ταξινόμησης και οι μικρές μεταβολές στα δεδομένα δεν προκαλούν σημαντικές αλλαγές στα αποτελέσματα των κλάσεων.



## 6 Συμπεράσματα και μελλοντικές επεκτάσεις

Το πρόβλημα που πραγματεύεται αυτή η διπλωματική εργασία σχετίζεται με την μη επεμβατική παρακολούθηση της στάσης του σώματος πάνω σε κάθισμα οδηγού. Η μέθοδος για την αναγνώριση της στάσης αποτελεί η μελέτη της πίεσης πάνω στο κάθισμα. Σε πρώτο στάδιο, μελετήθηκαν οι διάφοροι τύποι αισθητήρων και συγκρίθηκαν για την επιλογή του πλέον κατάλληλου για αυτήν την εφαρμογή. Επιλέχθηκαν αισθητήρες πιεζοαντίστασης, καθώς παρουσιάζουν την καλύτερη συμπεριφορά για το πρόβλημα που μελετάμε. Οι λαμβανόμενες μετρήσεις πρέπει να εισαχθούν σε ένα μία μονάδα επεξεργασίας για την αποτελεσματική αξιοποίησής τους. Για το λόγο αυτό, επιλέχθηκε ο μικροελεγκτής Arduino, ο οποίος παρέχει την κατάλληλη διεπαφή για την λήψη των απαραίτητων μετρήσεων μέσω του λογισμικού Matlab. Στη συνέχεια, όλες οι μετρήσεις των διαφόρων στάσεων εισάγονται σε διάφορους ταξινομητές μηχανικής μάθησης, με σκοπό την σύγκρισή τους με κριτήριο την ακρίβεια πρόβλεψης. Λόγω των περιορισμένων μετρήσεων από 12 άτομα, η εκπαίδευση των ταξινομητών πραγματοποιήθηκε με την μέθοδο k-fold cross validation. Την υψηλότερη απόδοση παρουσίασε ο αλγόριθμος weighted k-πλησιέστερων γειτόνων με αριθμό γειτόνων ίσο με 30, χωρίς την εφαρμογή k-fold cross validation. Στα νευρωνικά δίκτυα πρόσθιας τροφοδότησης η ακρίβεια αυξανόταν με την αντίστοιχη αύξηση των νευρώνων, κλιμακώνοντας έτσι την πολυπλοκότητα του δικτύου. Οι υψηλότερες ακρίβειες των περισσότερων ταξινομητών ήταν της τάξης του 95% έως 98%, ποσοστό ικανοποιητικό για την επιθυμητή ταξινόμηση.

Όπως κάθε υπάρχουσα διάταξη, έτσι και αυτή επιδέχεται ορισμένες βελτιώσεις. Αρχικά, ο αριθμός των αισθητήρων μπορεί να αυξομειωθεί με σκοπό την επίτευξη ακόμη υψηλότερου ποσοστού ακριβείας πρόβλεψης. Αυτό συμβαίνει, διότι ορισμένοι αισθητήρες δεν χρησιμοποιούνται εξίσου από όλους τους τύπους σωμάτων, με αποτέλεσμα να επηρεάζεται αρνητικά ο εκάστοτε ταξινομητής. Επιπλέον, η μελέτη των στάσεων θα μπορούσε να γίνει υπό συνθήκες προσομοίωσης οδήγησης, με προσαρμογή της πλάτης του καθίσματος, για την προσέγγιση πραγματικών συνθηκών επί ενός καθίσματος αυτοκινήτου. Λόγω της δυνατότητας ασύρματης επικοινωνίας της πλακέτας Arduino με τον υπολογιστή, τα δεδομένα των αισθητήρων μπορούν να μεταφέρονται ασύρματα. Με αυτό τον τρόπο μπορεί να υλοποιηθεί ένα σύστημα αναγνώρισης στάσης του σώματος σε πραγματικό χρόνο.

Η μελέτη της στάσης του σώματος συνδέεται άμεσα με μυοσκελετικά προβλήματα που ο σύγχρονος άνθρωπος αγνοεί. Η υλοποίηση ενός συστήματος καταγραφής της στάσης θα μπορούσε να ενημερώνει ανά πάσα στιγμή το καθισμένο άτομο ώστε να λάβει σωστή στάση. Με αυτό τον τρόπο πραγματοποιείται η αποφυγή υπερβολικής καταπόνησης τμημάτων του σώματος, τα οποία υπό κανονικές συνθήκες δεν λαμβάνουν τόσο μεγάλο φόρτο βάρους.

Ένας άλλος τομέας που συνδέεται η μελέτη της στάσης του σώματος αποτελεί η ανθρώπινη κόπωση. Σε συνδυασμό με άλλους παραμέτρους (όπως ο μυϊκός τόνος και το ανοιγοκλείσιμο των βλεφάρων, η έλλειψη προσοχής), είναι δυνατόν να σχεδιαστεί ένα μοντέλο που να λαμβάνει ως είσοδο αυτές τις παραμέτρους και να εξάγει

συμπεράσματα σχετικά με το επίπεδο της κόπωσης που βρίσκεται κάθε στιγμή ένα άτομο κατά την οδήγηση ενός οχήματος. Η στάση που λαμβάνει κάθε στιγμή ο οδηγός σε συνδυασμό με τις μεταβολές που παρουσιάζει μες στο αυτοκίνητο προσφέρει σημαντικές πληροφορίες για την υλοποίηση του μοντέλου πρόβλεψης της ανθρώπινης κόπωσης.

## 7 Βιβλιογραφία

- [1] Konstantina S. Nikita (Ed). Handbook of Biomedical Telemetry. Wiley IEEE Press, 2014, pp. 736.
- [2] A. Kiourti, K. A. Psathas, and K. S. Nikita, “Implantable and ingestible medical devices with wireless telemetry functionalities: A review of current status and challenges,” *Bioelectromagnetics*, vol. 35, no. 1, pp. 1–15, 2014.
- [3] A. Kiourti and K. S. Nikita, “A review of in-body biotelemetry devices: Implantables, ingestibles, and injectables,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 64, no. 7, pp. 1422–1430, 2017.
- [4] A. Kiourti and K. S. Nikita, “A review of implantable patch antennas for biomedical telemetry: Challenges and solutions,” *IEEE Antennas Propag. Mag.*, vol. 54, no. 3, pp. 210–228, 2012.
- [5] “Μειώστε την Καταπόνηση - Αντιμετώπιση των μυοσκελετικών παθήσεων,” 2007.
- [6] “muscle tone. (n.d.) Mosby’s Medical Dictionary, 8th edition. (2009). Retrieved October 11 2018 from <https://medical-dictionary.thefreedictionary.com/muscle+tone>.” [Online]. Available: <https://medical-dictionary.thefreedictionary.com/muscle+tone>.
- [7] G. De Luca, “Fundamental Concepts in EMG Signal Acquisition,” *Distribution*, no. March, pp. 1–31, 2003.
- [8] M. Jagannath and V. Balasubramanian, “Assessment of early onset of driver fatigue using multimodal fatigue measures in a static simulator,” *Appl. Ergon.*, vol. 45, no. 4, pp. 1140–1147, 2014.
- [9] R. FU and H. WANG, “Detection of Driving Fatigue By Using Noncontact Emg and Ecg Signals Measurement System,” *Int. J. Neural Syst.*, vol. 24, no. 03, p. 1450006, 2014.
- [10] L. Boon-Leng, L. Dae-Seok, and L. Boon-Giin, “Mobile-based wearable-type of driver fatigue detection by GSR and EMG,” *IEEE Reg. 10 Annu. Int. Conf. Proceedings/TENCON*, vol. 2016–January, pp. 1–4, 2016.
- [11] Y. Du Jun, E. Cho, and S. H. Park, “Comfort evaluation of a coccyx seating mat based on body pressure measurements,” *Inf.*, vol. 20, no. 5, pp. 3657–3666, 2017.
- [12] H. Z. Tan, L. A. Slivovsky, and A. Pentland, “A sensing chair using pressure distribution sensors,” *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 6, no. 3, pp. 261–268, 2001.
- [13] M. Zhu, A. M. Martínez, and H. Z. Tan, “Template-based Recognition of Static Sitting Postures,” *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Work.*, vol. 5, no. 2, pp. 1–6, 2003.
- [14] B. Mutlu, A. Krause, J. Forlizzi, C. Guestrin, and J. Hodgins, “Robust, low-cost, non-intrusive sensing and recognition of seated postures,” *Proc. 20th Annu. ACM Symp. User interface Softw. Technol. - UIST '07*, vol. 4, no. 1, p. 149, 2007.
- [15] M. Graf, U. Guggenbühl, and H. Krueger, “An assessment of seated activity and postures at five workplaces,” *Int. J. Ind. Ergon.*, vol. 15, no. 2, pp. 81–90, 1995.
- [16] I. J. Amin, A. J. Taylor, and R. M. Parkin, “Driver tracking and posture detection using low-resolution infrared sensing,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part D J. Automob. Eng.*, vol. 221, no. 9, pp. 1079–1088, 2007.

- [17] C. Ma, W. Li, R. Gravina, and G. Fortino, "Posture detection based on smart cushion for wheelchair users," *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 4, pp. 6–18, 2017.
- [18] P. G. Horváth, P. G. Horváth, R. M. Antal, D. Domljan, and L. Dénes, "Body Pressure Distribution Maps Used for Sitting Comfort Visualization," *Sigurnost*, vol. 59101117, no. 2, pp. 123–132, 2017.
- [19] A. Riener and A. Ferscha, "Supporting Implicit Human-to-Vehicle Interaction: Driver Identification from Sitting Postures," *Proc. First Annu. Int. Symp. Veh. Comput. Syst.*, 2008.
- [20] R. Puers, "Capacitive sensors: When and how to use them," *Sensors Actuators A. Phys.*, vol. 37–38, no. C, pp. 93–105, 1993.
- [21] T. Hoffmann, B. Eilebrecht, and S. Leonhardt, "Respiratory monitoring system on the basis of capacitive textile force sensors," *IEEE Sens. J.*, vol. 11, no. 5, pp. 1112–1119, 2011.
- [22] S. W. Park, P. S. Das, A. Chhetry, and J. Y. Park, "A Flexible Capacitive Pressure Sensor for Wearable Respiration Monitoring System," *IEEE Sens. J.*, vol. 17, no. 20, pp. 6558–6564, 2017.
- [23] M. Chattopadhyay and D. Chowdhury, "Design and performance analysis of MEMS capacitive pressure sensor array for measurement of heart rate," *Microsyst. Technol.*, vol. 23, no. 9, pp. 4203–4209, 2017.
- [24] P. Lukowicz, J. Meyer, P. Lukowicz, and G. Tr, "Textile Pressure Sensor for Muscle Activity and Motion Detection Textile Pressure Sensor for Muscle Activity and Motion Detection," no. November, pp. 2–5, 2006.
- [25] A. H. Abdul Razak, A. Zayegh, R. K. Begg, and Y. Wahab, "Foot plantar pressure measurement system: A review," *Sensors (Switzerland)*, vol. 12, no. 7, pp. 9884–9912, 2012.
- [26] Novel Quality in Measurement. Available online: <http://www.novel.de/>.
- [27] D. Tumpold, A. Satz, and Ieee, "Contact less Seat Occupation Detection System Based on Electric Field Sensing," *Iecon 2009 35th Annu. Conf. Ieee Ind. Electron. Vols 1-6*, pp. 1710–1715, 2009.
- [28] I. Mircheski, T. Kandikjan, and S. Sidorenko, "Comfort Analysis of Vehicle Driver ' S Seat Through Simulation of the Sitting Process," *Teh. Vjesn.*, vol. 21, pp. 291–298, 2014.
- [29] XSENSOR Technology - Accurate Pressure Imaging Sensors.
- [30] A. Braun, S. Frank, M. Majewski, X. Wang, and F. Igd, "CapSeat - Capacitive Proximity Sensing for Automotive Activity Recognition," *Proc. 7th Int. Conf. Automot. User Interfaces Interact. Veh. Appl.*, pp. 225–232, 2015.
- [31] Kasap, S. O. (2006). Principles of electronic materials and devices (2nd ed.). Boston.
- [32] A. H. Meitzler, H. F. Tiersten, A. W. Warner, D. Berlincourt, G. A. Coquin, and F. S. Welsh, "An American National Standard: IEEE Standard on Piezoelectricity," 1987.
- [33] H. Chen, M. Liu, C. Jia, and Z. Wang, "Power harvesting using PZT ceramics embedded in orthopedic implants," *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 56, no. 9, pp. 2010–2014, 2009.
- [34] Y. Y. Chiu, W. Y. Lin, H. Y. Wang, S. Bin Huang, and M. H. Wu, "Development of a piezoelectric polyvinylidene fluoride polymer-based sensor patch for simultaneous

- heartbeat and respiration monitoring,” *8th Annu. IEEE Int. Conf. Nano/Micro Eng. Mol. Syst. IEEE NEMS 2013*, vol. 189, pp. 45–48, 2013.
- [35] T. Sekine *et al.*, “Fully Printed Wearable Vital Sensor for Human Pulse Rate Monitoring using Ferroelectric Polymer,” *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, p. 4442, 2018.
- [36] E. Klimiec, J. Piekarski, W. Zaraska, and B. Jasiewicz, “Electronic measurement system of foot plantar pressure,” *Microelectron. Int.*, vol. 31, no. 3, pp. 229–234, 2014.
- [37] E. Klimiec, W. Zaraska, J. Piekarski, and B. Jasiewicz, “PVDF Sensors – Research on Foot Pressure Distribution in Dynamic Conditions,” *Adv. Sci. Technol.*, vol. 79, pp. 94–99, 2012.
- [38] Y. Han *et al.*, “A self-powered insole for human motion recognition,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 16, no. 9, pp. 1–12, 2016.
- [39] R. Meier, N. Kelly, O. Almog, and P. Chiang, “A piezoelectric energy-harvesting shoe system for podiatric sensing,” *2014 36th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBC 2014*, pp. 622–625, 2014.
- [40] Y. Cha, K. Nam, and D. Kim, “Patient posture monitoring system based on flexible sensors,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 17, no. 3, pp. 1–11, 2017.
- [41] Measurement Specialties - MEAS | TE Connectivity.
- [42] H. Madokoro, N. Shimoi, and K. Sato, “Bed-Leaving Detection Using Piezoelectric Unrestrained Sensors and Its Measurement System Regarding QOL,” vol. 1, no. 2, pp. 36–45, 2015.
- [43] DT Series - TE Connectivity Measurement Specialties.
- [44] G. Considerations *et al.*, “Strain Gage Selection,” *Test.* .
- [45] D. M. Stefanescu, “Strain gauges and Wheatstone bridges - Basic instrumentation and new applications for electrical measurement of non-electrical quantities,” *Int. Multi-Conference Syst. Signals Devices, SSD'11 - Summ. Proc.*, 2011.
- [46] Y. Shu, C. Li, Z. Wang, W. Mi, Y. Li, and T. L. Ren, “A pressure sensing system for heart rate monitoring with polymer-based pressure sensors and an anti-interference post processing circuit,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 15, no. 2, pp. 3224–3235, 2015.
- [47] C. M. Boutry *et al.*, “A stretchable and biodegradable strain and pressure sensor for orthopaedic application,” *Nat. Electron.*, vol. 1, no. 5, pp. 314–321, 2018.
- [48] S. Đorđević, S. Tomažič, M. Narici, R. Pišot, and A. Meglič, “In-vivo measurement of muscle tension: Dynamic properties of the MC sensor during isometric muscle contraction,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 9, pp. 17848–17863, 2014.
- [49] B. Zhou, M. Sundholm, J. Cheng, H. Cruz, and P. Lukowicz, “Never skip leg day: A novel wearable approach to monitoring gym leg exercises,” *2016 IEEE Int. Conf. Pervasive Comput. Commun. PerCom 2016*, 2016.
- [50] A. Sundar, C. Das, and M. Deshmukh, *Novel Applications of Force Sensing Resistors in Healthcare Technologies*. 2015.
- [51] I. Electronics, “Interlink Electronics Inc., FSR integration Guide and Evaluation parts catalog with suggested Electrical interfaces,” *Version 1.0, 90-45632 Rev. D, 2007.*, vol. 1.0, pp. 1–26, 2007.
- [52] G. Andreoni, G. C. Santambrogio, M. Rabuffetti, and A. Pedotti, “Method for the

- analysis of posture and interface pressure of car drivers,” *Appl. Ergon.*, vol. 33, no. 6, pp. 511–522, 2002.
- [53] D. Mellis, “Arduino Mega 2560,” *Retrieved November*. p. 2560, 2011.
- [54] ARM Architecture, *Guide to RISC Processors*. pp. 121–145.
- [55] A. Software, “Arduino Software,” *Processing*, no. February. pp. 1–12, 2010.
- [56] MATLAB, “Arduino Support from MATLAB - Hardware Support.” pp. 1–2, 2017.
- [57] T. M. Mitchell, “The Discipline of Machine Learning,” *Mach. Learn.*, vol. 17, no. July, pp. 1–7, 2006.
- [58] S. J. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, vol. 9, no. 2. 1995.
- [59] K. Dalakleidi, K. Zarkogianni, A. Thanopoulou, and K. Nikita, “Comparative assessment of statistical and machine learning techniques towards estimating the risk of developing type 2 diabetes and cardiovascular complications,” *Expert Syst.*, vol. 34, no. 6, pp. 1–8, 2017.
- [60] K. Zarkogianni, M. Athanasiou, and A. C. Thanopoulou, “Comparison of Machine Learning Approaches Toward Assessing the Risk of Developing Cardiovascular Disease as a Long-Term Diabetes Complication,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 22, no. 5, pp. 1637–1647, 2018.
- [61] K. Crammer and Y. Singer, “On The Algorithmic Implementation of Multiclass Kernel-based Vector Machines,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 2, pp. 265–292, 2001.
- [62] I. Andreadis, C. Sevastianos, S. George, and N. Konstantina, “Fused man-machine classification schemes to enhance diagnosis of breast microcalcifications,” *Meas. Sci. Technol.*, vol. 28, no. 11, 2017.
- [63] J. R. Quinlan, “Induction of Decision Trees,” *Mach. Learn.*, vol. 1, no. 1, pp. 81–106, 1986.
- [64] T. Cover and P. Hart, “Nearest neighbor pattern classification,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967.
- [65] Machine learning - What is the difference between test set and validation set?
- [66] D. M. W. Powers, “Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation,” no. December, 2007.
- [67] K. S. N. K. Dalakleidi, M. Sarantea, “A Modified All-And-One Classification Algorithm Combined with the Bag-Of-Features Model to Address the Food Recognition Task, 10th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologie,” no. February. 2017.