



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

**Επεξεργασία σήματος σε εφαρμογή θεραπείας
άγχους**

ΝΙΝΟΥ ΑΙΚΑΤΕΡΙΝΗ
Αριθμός Μητρώου: 48016072

Επιβλέπων Καθηγητής
Ερρίκος Χάιμ Βεντούρας

Αθήνα, Οκτώβριος 2022

Η Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Ο Επιβλέπων Καθηγητής

Ερρίκος-Χάιμ Βεντούρας

Καθηγητής

Παντελεήμων Ασβεστάς

Αναπληρωτής Καθηγητής

Αικατερίνη Σκουρολιάκου

Αναπληρώτρια Καθηγήτρια

ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η υπογράφουσα Νίνου Αικατερίνη του Λάμπρου, με αριθμό μητρώου 48016072 φοιτήτρια του Τμήματος Μηχανικών Βιοιατρικής της Σχολής Μηχανικών του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

«Είμαι συγγραφέας αυτής της διπλωματικής εργασίας και κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, οι όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών ή λέξεων, είτε ακριβώς είτε παραφρασμένες, αναφέρονται στο σύνολό τους, με πλήρη αναφορά στους συγγραφείς, τον εκδοτικό οίκο ή το περιοδικό, συμπεριλαμβανομένων και των πηγών που ενδεχομένως χρησιμοποιήθηκαν από το διαδίκτυο. Επίσης, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία έχει συγγραφεί από μένα αποκλειστικά και αποτελεί προϊόν πνευματικής ιδιοκτησίας τόσο δικής μου, όσο και του Ιδρύματος.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του διπλώματός μου».

Ημερομηνία

10/10/2022

Η Δηλούσα



ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω ιδιαιτέρως τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Δρ. Βεντούρα Ερρίκο για τη διαρκή στήριξη και την πολύτιμη καθοδήγηση που μου παρείχε σε όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της τρέχουσας διπλωματικής εργασίας.

Τέλος, ευχαριστώ πολύ όλους τους δικούς μου ανθρώπους, τους φίλους και συγγενείς, για τη συμπαράσταση σε όλες τις εύκολες αλλά και δύσκολες στιγμές των σπουδών μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια της ολοκλήρωσης των προπτυχιακών σπουδών του Τμήματος Μηχανικών Βιοϊατρικής του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής. Σκοπός της εργασίας είναι η δημιουργία ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου, το οποίο, μέσω μηχανικής μάθησης, θα μπορεί να ανιχνεύει τρία διαφορετικά επίπεδα άγχους.

Για τη ανάπτυξη ενός τέτοιου αλγορίθμου, χρησιμοποιήθηκαν σήματα αναπνοής και ηλεκτροκαρδιογραφήματα που εξήχθησαν από μία βάση δεδομένων ανοιχτής πρόσβασης. Τα βιοσήματα αυτά αποτελούν πορίσματα μελετών που αποσκοπούν στην αύξηση και την εδραίωση των αποτελεσμάτων της θεραπείας έκθεσης των ειδικών φοβιών.

Στα πλαίσια της τρέχουσας εργασίας, τα διαθέσιμα βιοσήματα υπέστησαν ψηφιακή επεξεργασία τόσο σε περιβάλλον MATLAB όσο και μέσω της χρήσης του λογισμικού AcqKnowledge της εταιρίας Biopac. Στόχος ήταν η εξαγωγή συνόλων χαρακτηριστικών τα οποία, αφού ταξινομήθηκαν, αποτέλεσαν τα δεδομένα επιβλεπόμενης μάθησης του Πολυστρωματικού Δικτύου Perceptron (MLP) που χρησιμοποιήθηκε.

Οι διάφορες δοκιμές στη δομή και την αρχιτεκτονική του τεχνητού νευρωνικού δικτύου που παρουσιάζονται έδωσαν αποτελέσματα τα οποία αποδεικνύουν μια μέτρια δυνατότητα ταξινόμησης των συγκεκριμένων βιοσημάτων ανάλογα με την ύπαρξη υψηλού, μεσαίου ή χαμηλού άγχους. Στα πλαίσια της συζήτησης, προκύπτει εύλογα το συμπέρασμα ότι τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά μπορούν να αποτελέσουν βάση για μελλοντικές έρευνες σε συνδυασμό με άλλα στατιστικά χαρακτηριστικά ή παραμέτρους.

Λέξεις κλειδιά: Μηχανική Μάθηση, Σήματα Αναπνοής, Ηλεκτροκαρδιογραφήματα, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Πολυστρωματικά Δίκτυα Perceptrons, Αγχώδεις Διαταραχές, Ειδικές Φοβίες

ABSTRACT

This thesis was prepared in the framework of the completion of the undergraduate studies of the Department of Biomedical Engineering of the University of West Attica. The aim of the project is the development of an Artificial Neural Network, which will be able, through machine learning, to detect three different levels of stress.

To develop such an algorithm, respiration signals and electrocardiograms, extracted from an open-access database, were used. These biosignals are the results of studies aimed at exploring the effects of exposure therapy in specific phobias.

In the context of the current work, the available biosignals were digitally processed both in MATLAB and through the use of the AcqKnowledge software designed by Biopac company. The objective was to derive sets of features which constituted the supervised learning data of the Multilayer Perceptron Network (MLP) that was used.

The various tests on the structure and architecture of the artificial neural network that are presented, demonstrate a moderate classification performance of these biosignals, according to the existence of high, medium or low stress. In the context of the discussion, it can reasonably be concluded that the features used can form a basis for future research, in combination with other statistical features or parameters.

Keywords: Machine Learning, Respiration Signals, Electrocardiograms, ECG, Artificial Neural Networks, Perceptron Multipler Networks, MLP, Anxiety Disorders, Specific Phobias

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

I. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΓΧΩΔΩΝ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ ΚΑΙ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ	9
1.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ ΑΓΧΟΥΣ	9
1.2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ ΑΓΧΟΥΣ ΚΑΤΑ ΤΟ DSM-V	10
1.3 ΕΙΔΙΚΕΣ ΦΟΒΙΕΣ	11
1.3.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ	11
1.3.2 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ, ΣΥΜΠΤΩΜΑΤΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΔΙΑΚΡΙΣΗ ΑΠΟ ΑΛΛΕΣ ΑΓΧΩΔΕΙΣ ΔΙΑΤΑΡΑΧΕΣ	12
1.3.3 ΑΙΤΙΑ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ	15
1.3.4 ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΗ ΚΑΙ ΘΕΡΑΠΕΙΑ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ	17
II. ΣΗΜΑΤΑ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΚΑΙ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ	21
2.1 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΚΑΡΔΙΑΓΓΕΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ, ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ ΚΑΙ ΣΗΜΑΤΑ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ	21
2.1.1 Η ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΗΣ ΚΑΡΔΙΑΣ	21
2.1.2 ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ	23
2.1.3 ΣΗΜΑΤΑ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ	25
2.2 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ, ΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΟΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ	28
2.2.1 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	28
2.2.2 ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟ ΣΗΜΑ	30
2.2.3 ΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ	31
III. ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΛΕΤΩΝ: ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΑΓΧΟΥΣ ΑΠΟ ΒΙΟΣΗΜΑΤΑ ΦΟΒΙΚΩΝ ΑΤΟΜΩΝ ΚΑΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥΣ	33
3.1 ΠΡΟΛΟΓΟΣ	33
3.2 ΜΕΘΟΔΟΙ	33
3.2.1 ΣΥΜΜΕΤΕΧΟΝΤΕΣ	33
3.2.2 ΜΕΤΡΗΣΗ ΚΑΙ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	34
3.2.3 ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΟΝΤΩΝ	34
3.2.4 ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΞΑΓΩΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	38
3.2.5 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΒΙΟΣΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΞΑΓΩΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	40
3.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	43
3.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΜΕΛΕΤΩΝ	44
IV. ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ PERCEPTRONS	45

4.1 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ	45
4.2 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (Artificial Neural Networks - ANNs)	46
4.3 ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ MULTI-LAYER PERCEPTRON (MPL)	50
V. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΕ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΚΑΙ ΤΗΝ ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΜΑΤΛΑΒ....	54
5.1 ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ	54
5.2 ΒΙΟΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΟΗΣ	55
5.2.1 ΑΦΙΛΤΡΑΡΙΣΤΑ ΣΗΜΑΤΑ	55
5.2.2 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΣΗΜΑΤΩΝ ΑΝΑΠΝΟΗΣ – ΧΡΗΣΗ ΦΙΛΤΡΟΥ CHEBYSHEV	57
5.2.3 ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	58
5.3 ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑΤΑ	61
5.3.1 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ-ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ «AcqKnowledge»	61
5.3.2 ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	66
5.4 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ «stats.txt» ΓΙΑ ΤΟ ΚΑΘΕ ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΟ.....	68
5.4.1 ΑΠΟΡΡΙΦΘΕΝΤΑ ΣΥΝΟΛΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	68
5.4.2 ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΣΕ ΚΛΑΣΕΙΣ.....	70
VI. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΕ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ MLP ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΜΑΤΛΑΒ, ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ	71
6.1 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΣΥΝΟΛΟΥ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ «statsTOTAL.txt»	71
6.2 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΕΡΓΑΛΕΙΟΥ ΜΑΤΛΑΒ- ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ FITCNET	71
6.3 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	73
6.3.1 ΙΣΟΚΑΤΑΝΟΜΗ ΣΤΙΣ ΚΛΑΣΕΙΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΥΡΩΣΗΣ	73
6.3.2 ΑΝΙΣΟΚΑΤΑΝΟΜΗ ΣΤΙΣ ΚΛΑΣΕΙΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΥΡΩΣΗΣ.....	74
6.4 ΣΥΖΗΤΗΣΗ	80
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α	83

Ι. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΓΧΩΔΩΝ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ ΚΑΙ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις αγχώδεις διαταραχές με έμφαση σε αυτή των ειδικών φοβιών. Παρουσιάζεται μια σύντομη ιστορική αναδρομή στην αναγνώριση και ταξινόμηση των αγχωδών διαταραχών από την αρχαιότητα μέχρι σήμερα και αναλύεται η διαταραχή των ειδικών φοβιών, τόσο ως προς τον ορισμό της, όσο και ως προς τα συμπτώματα, τα αίτια, και τους τρόπους αντιμετώπισης και θεραπείας της.

1.1 ΙΣΤΟΡΙΚΗ ΑΝΑΔΡΟΜΗ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ ΑΓΧΟΥΣ

Ο άνθρωπος βίωσε πάντα το άγχος, όσο υπήρξε ως είδος, αν και το περιεχόμενο των ανησυχιών του, και οι τρόποι με τους οποίους αυτές οι επιρροές γίνονται αισθητές και κατηγοριοποιούνται φαινομενικά, καθώς και τα είδη των περιστάσεων που τις προκαλούν, αποτελούν αναμφίβολα σε σημαντικό βαθμό συνάρτηση των ηθών και των παραδοχών των πολιτισμών στους οποίους έζησε. Η ανάπτυξη της έννοιας του άγχους, από την άλλη πλευρά, προφανώς δεν συνέβη παρά μόνο στην ιστορική εποχή, στην κλασική ελληνική εποχή, και ιδιαίτερα στην ελληνιστική εποχή.[1]

Έλληνες και Λατίνοι ιατροί και φιλόσοφοι διέκριναν το άγχος από άλλους τύπους αρνητικής επίδρασης και το αναγνώρισαν ως ιατρική διαταραχή. Αρχαίοι Επικούρειοι και Στωικοί φιλόσοφοι πρότειναν τεχνικές για την επίτευξη μιας κατάστασης του νου χωρίς άγχος, που θυμίζουν τη σύγχρονη γνωστική ψυχολογία και τα εγχειρίδιά της. Στους αιώνες που χώριζαν την κλασική αρχαιότητα από την εμφάνιση της σύγχρονης ψυχιατρικής στα μέσα και τέλη του 19ου αιώνα, υπήρχε ένα μεγάλο χρονικό διάστημα κατά το οποίο το άγχος δεν χαρακτηριζόταν ως ξεχωριστή ασθένεια. Οι τυπικές περιπτώσεις αγχωδών διαταραχών συνέχισαν να αναφέρονται στα ιατρικά γραπτά, ακόμη και με διαφορετικά ονόματα, παρόλο που οι νοσολογικές κατηγορίες απείχαν πολύ από τις σύγχρονες. Χαρακτηριστικά παραδείγματα είναι αυτά της περιγραφής του άγχους τον 17ο αιώνα από τον Robert Burton στην Ανατομία της Μελαγχολίας, οι κρίσεις πανικού και η γενικευμένη αγχώδης διαταραχή στις «πανοφοβίες» στη νοσολογία που δημοσίευσε ο Boissier de Sauvages τον 18ο αιώνα, καθώς και την αναφορά της νευρασθένειας τον 19ο αιώνα. [2]

Ο Φρόιντ επινόησε πολλούς από τους όρους που χρησιμοποιούνται για διάφορες αγχώδεις διαταραχές σε προηγούμενες εκδόσεις του DSM γνωστό κι ως το Διαγνωστικό και Στατιστικό Εγχειρίδιο Ψυχικών Διαταραχών και συγκεκριμένα στο DSM- I και DSM-II που εκδόθηκαν το 1952. Το 1980, το DSM-III, εισήγαγε νέες διαταραχές, ενώ στο DSM- IV που κυκλοφόρησε το 1994 έγιναν πολλές αλλαγές

στην ταξινόμησή τους, στα σύνολα διαγνωστικών κριτηρίων και στο περιγραφικό κείμενο. Το 2013 εκδόθηκε η τελευταία έκδοση του DSM, DSM-V, κατά την οποία οι αγχώδεις διαταραχές αναδιοργανώνονται και ομαδοποιούνται με βάση τη μοριακή γενετική και ευρήματα νευροαπεικόνισης [3] καθώς και τα κοινά τους χαρακτηριστικά. [2]

1.2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΔΙΑΤΑΡΑΧΩΝ ΑΓΧΟΥΣ ΚΑΤΑ ΤΟ DSM-V

Σύμφωνα με το DSM-V οι αγχώδεις διαταραχές περιλαμβάνουν διαταραχές που μοιράζονται χαρακτηριστικά υπερβολικού φόβου και άγχους και σχετικές διαταραχές συμπεριφοράς. Ο φόβος είναι η συναισθηματική αντίδραση σε πραγματικές ή πλασματικές επικείμενες απειλές, ενώ το άγχος είναι η πρόβλεψη μελλοντικών απειλών. Προφανώς, αυτές οι δύο καταστάσεις αλληλεπικαλύπτονται, αλλά διαφέρουν επίσης, με τον φόβο να συνδέεται συχνότερα με τις αυξήσεις της αυτόνομης διέγερσης που είναι απαραίτητες για την αντίδραση «πάλης ή φυγής» («fight or flight») ή την διαχείριση των σκέψεων άμεσου κινδύνου και τις συμπεριφορές διαφυγής, ενώ το άγχος συνδέεται με εσωτερική ένταση, επαγρύπνηση κατά την προετοιμασία για μελλοντικό κίνδυνο και προσεκτικές ή αποφεύγουσες συμπεριφορές. Οι κρίσεις πανικού κατέχουν εξέχουσα θέση εντός των διαταραχών άγχους ως ένας συγκεκριμένος τύπος απόκρισης φόβου. Εκείνες, δεν περιορίζονται μόνο σε αγχώδεις διαταραχές, αλλά μπορούν να παρατηρηθούν και σε άλλες ψυχικές διαταραχές. Οι διαταραχές αυτές διαφέρουν μεταξύ τους στους τύπους των αντικειμένων ή των καταστάσεων που προκαλούν φόβο ή άγχος.[4]

Έτσι, ενώ οι αγχώδεις διαταραχές τείνουν να είναι ιδιαίτερα συννοσηρές μεταξύ τους, μπορούν να διαφοροποιηθούν με προσεκτική εξέταση των τύπων καταστάσεων που προκαλούν φόβο ή αποφεύγονται και του περιεχομένου των σχετικών σκέψεων ή πεποιθήσεων. Κατά κανόνα, διαφέρουν από τον αναπτυξιακά κανονιστικό φόβο ή το άγχος, καθώς είναι υπερβολικές ή επιμένουν για μεγάλη χρονική περίοδο και διαφέρουν από τον παροδικό φόβο ή το άγχος, με το να είναι επίμονοι (συνήθως διαρκούν 6 μήνες ή περισσότερο - μερικές φορές είναι μικρότερης διάρκειας στα παιδιά), με το κριτήριο για τη διάρκεια τους να προορίζεται ως γενικός οδηγός με κάποιο βαθμό ευελιξίας. Στατιστικά, πολλές από τις αγχώδεις διαταραχές αναπτύσσονται στην παιδική ηλικία και τείνουν να επιμένουν εάν δεν αντιμετωπιστούν. Οι περισσότερες εμφανίζονται συχνότερα στις γυναίκες από ό, τι στους άνδρες (αναλογία περίπου 2:1). [4]

Με τη δημοσίευση του DSM-V, 11 κατηγορίες διαταραχών άγχους υπάρχουν τώρα στην επίσημη ονοματολογία: διαταραχή άγχους αποχωρισμού, επιλεκτική βωβότητα (αλαλία), που εμφανίζεται κυρίως στην παιδική ηλικία, μεταξύ των ηλικιών 4 ετών και 18 ετών [5], ειδική φοβία, κοινωνική αγχώδης διαταραχή (κοινωνική φοβία), που εμφανίζεται τόσο στην παιδική όσο και στην ενήλικη ζωή, διαταραχή πανικού,

αγοραφοβία, γενικευμένη αγχώδης διαταραχή, αγχώδης διαταραχή προκαλούμενη από ουσίες/φάρμακα, αγχώδης διαταραχή οφειλόμενη σε άλλη σωματική κατάσταση, άλλη προσδιορισμένη αγχώδης διαταραχή και απροσδιόριστη αγχώδης διαταραχή, που εμφανίζεται κυρίως στην ενήλικη ζωή, από την ηλικία των 18 ετών και άνω [5]. Ο υψηλός επιπολασμός, η διάρκεια και η συννοσηρότητα τους, οδήγησαν τον ΠΟΥ να κατατάξει τις αγχώδεις διαταραχές ως την ένατη αιτία αναπηρίας που σχετίζεται περισσότερο με την υγεία.[4,5]

1.3 ΕΙΔΙΚΕΣ ΦΟΒΙΕΣ

1.3.1 ΟΡΙΣΜΟΣ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ

Ο φόβος είναι ένα συναίσθημα που πυροδοτείται όταν γίνεται αντιληπτός ένας είτε πραγματικός είτε πλασματικός κίνδυνος που απειλεί την ασφάλεια και ακεραιότητα του εκάστοτε ανθρώπου είτε μέσω εξωσυλληπτικών εισροών είτε μέσω του ενδοκρινικού και αυτόματου νευρικού συστήματος (interoceptive input). Για να προετοιμαστεί το σώμα να αντιμετωπίσει αυτόν τον κίνδυνο, αυτά τα ερεθίσματα μπορούν να προκαλέσουν αντιδράσεις «παγώματος, φυγής, πάλης, τρόμου» [6] ή ακόμη και αντιδράσεις κατά τις οποίες το άτομο στρέφεται σε άλλους για βοήθεια ή κοινωνική υποστήριξη ή προσπαθεί να κάνει μια κατάσταση λιγότερο τεταμένη, επικίνδυνη ή άβολη με κάποιον τρόπο.[7]

Οι ειδικές φοβίες είναι ακραίοι και επίμονοι φόβοι ορισμένων αντικειμένων, καταστάσεων, δραστηριοτήτων ή προσώπων. Σε αντίθεση με έναν φόβο είναι υπερβολικές (δηλαδή, δυσανάλογες, δεδομένης της κατάστασης) [8], δεν μπορούν να δικαιολογηθούν [9], είναι ανεξέλεγκτες [10], οδηγούν στην αποφυγή του φοβικού ερεθίσματος [11], επιμένουν με την πάροδο του χρόνου [12], είναι δυσπροσάρμοστες [13] και δεν συγκεκριμενοποιούνται σε ηλικίες ή στάδια.[14] Οι άνθρωποι που υποφέρουν από αυτές, εργάζονται σκληρά για να αποφύγουν τις φοβίες τους παρόλο που γνωρίζουν ότι δεν υπάρχει πραγματική απειλή ή κίνδυνος και αισθάνονται ανίκανοι να σταματήσουν τον παράλογο φόβο τους. Ενώ η έννοια της «ειδικής φοβίας» είναι σχετικά πρόσφατη, η κατάσταση στην οποία αναφέρεται δεν είναι. Για παράδειγμα, ο Ιπποκράτης περιέγραψε έναν άνθρωπο που επιδεικνύει έναν παράλογο φόβο για τις γέφυρες. Ομοίως, λεπτομερείς συζητήσεις για τα φοβικά συμπτώματα μπορούν να βρεθούν στο έργο των συγγραφέων του 17ου και 18ου αιώνα, όπως οι Descartes, Le Camus και Sauvages. Αν και οι περιγραφές της φοβικής συμπεριφοράς παρέμειναν αξιοσημείωτα συνεπείς σε όλη την ιστορία, οι θεωρίες που υποτίθεται ότι εξηγούν αυτή τη συμπεριφορά έχουν αλλάξει δραματικά.[19]

Οι σκύλοι, τα ύψη, το σκοτάδι, το νερό, οι πτήσεις και οι τραυματισμοί που περιλαμβάνουν αίμα είναι μερικοί από τους πιο συνηθισμένους παράλογους φόβους. Ενώ η μετατραυματική διαταραχή προκαλείται πάντα από ένα τραυματικό συμβάν, η ειδική φοβία μπορεί να προκύψει είτε από ένα τραγικό συμβάν (βιωματική ειδική

φοβία) είτε όχι (μη βιωματική ειδική φοβία). [15] Γενετικοί, οικογενειακοί, περιβαλλοντικοί ή αναπτυξιακοί παράγοντες παίζουν σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη της ειδικής φοβίας. Τα άτομα με φοβία φοβούνται ή ανησυχούν ή αποφεύγουν αντικείμενα ή καταστάσεις που περιγράφονται.

1.3.2 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ, ΣΥΜΠΤΩΜΑΤΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΔΙΑΚΡΙΣΗ ΑΠΟ ΑΛΛΕΣ ΑΓΧΩΔΕΙΣ ΔΙΑΤΑΡΑΧΕΣ

Τόσο στο DSM-V όσο και στο ICD-11, την 11η έκδοση ενός παγκόσμιου συστήματος κατηγοριοποίησης των σωματικών και ψυχικών ασθενειών που δημοσιεύεται από τον Παγκόσμιο Οργανισμό Υγείας (ΠΟΥ), η ειδική φοβία είναι ένας επίμονος φόβος που περιορίζεται σε ένα περιγραφόμενο ερέθισμα (αντικείμενο ή κατάσταση), έτσι ώστε το ερέθισμα να αποφεύγεται όποτε είναι δυνατόν ή να υφίσταται μόνο έντονο άγχος που εμφανίζεται αμέσως μετά την έκθεση. Η ένταση του φόβου είναι συνήθως αρκετά σοβαρή ώστε να οδηγήσει σε παρεμβολές στη λειτουργία του ατόμου σε ακαδημαϊκές, κοινωνικές ή οικογενειακές δραστηριότητες.[4,16]

Σύμφωνα με τις οδηγίες των δύο εγχειρίδιων, οι ειδικές φοβίες ταξινομούνται ως διαταραχές «ενήλικων», με τα ίδια κριτήρια να εφαρμόζονται στις παιδικές διαταραχές. [4,16] Η μόνη εξαίρεση είναι ότι «παρόλο που οι έφηβοι και οι ενήλικες με αυτή τη διαταραχή αναγνωρίζουν ότι ο φόβος τους είναι υπερβολικός ή παράλογος, αυτό μπορεί να μην ισχύει για τα παιδιά». Η συγκεκριμένη φοβία μερικές φορές αναπτύσσεται μετά από ένα τραυματικό γεγονός (π.χ. επίθεση από ζώο ή εγκλωβισμός σε ανελκυστήρα), παρατήρηση άλλων που περνούν ένα τραυματικό γεγονός (π.χ., βλέποντας κάποιον να πνίγεται), μια απροσδόκητη κρίση πανικού σε μια κατάσταση (π.χ., μια απροσδόκητη κρίση πανικού στο μετρό), ή λόγω έντονης μετάδοση πληροφοριών (π.χ., εκτεταμένη κάλυψη από τα μέσα ενημέρωσης ενός αεροπορικού δυστυχήματος). Ωστόσο, πολλά άτομα με συγκεκριμένη φοβία δεν είναι σε θέση να θυμηθούν τον συγκεκριμένο λόγο για την έναρξη των φοβιών τους.[15]

Το DSM-V [4] ταξινομεί την ειδική φοβία σε πέντε υποκατηγορίες:

- i) Ζωοφοβία (σκύλοι ή έντομα).
- ii) Φοβία στοιχείων του περιβάλλοντος (π.χ. καταιγίδες ή ύψη).
- iii) Φοβία αίματος-ενέσεων-τραύματος.
- iv) Φοβία καταστάσεων (αεροπλάνο, ανελκυστήρας).
- v) Φοβία άλλου τύπου (εμετός, ήχοι, ένστολοι).

Τα επιδημιολογικά στοιχεία δείχνουν ότι οι φοβίες μπορεί να επηρεάσουν περισσότερο από το 12,5% του γενικού πληθυσμού [20]. Αυτό υποδηλώνει ότι η φοβία είναι μία από τις πιο κοινές ψυχικές διαταραχές. Τα ποσοστά επιπολασμού στις ευρωπαϊκές χώρες είναι σε μεγάλο βαθμό παρόμοια με εκείνα στις Ηνωμένες

Πολιτείες (π.χ. περίπου 6%), αλλά γενικά χαμηλότερα στις χώρες της Ασίας, της Αφρικής και της Λατινικής Αμερικής (περίπου 2%-4%). Η διαταραχή αυτή «αγγίζει» περίπου το 5% των παιδιών, περίπου 16% άτομα ηλικίας 13 έως 17 ετών, περίπου 3%-5% ηλικιωμένα άτομα αντικατοπτρίζοντας πιθανώς φθίνουσα σοβαρότητα σε υποκλινικά επίπεδα. Παρόλο που ο επιπολασμός της συγκεκριμένης φοβίας είναι χαμηλότερος στους ηλικιωμένους, παραμένει μία από τις πιο συχνά εμφανιζόμενες διαταραχές στο τέλος της ζωής. Είναι επίσης σύνηθες για τα άτομα αυτά να έχουν πολλαπλές ειδικές φοβίες. Το μέσο άτομο με ειδική φοβία φοβάται τρία αντικείμενα ή καταστάσεις και περίπου το 75% των ατόμων με ειδική φοβία φοβούνται περισσότερες από μία καταστάσεις ή αντικείμενα. Τα θηλυκά επηρεάζονται συχνότερα από τα αρσενικά, σε ποσοστό περίπου 2:1, αν και τα ποσοστά ποικίλλουν ανάλογα με τα διαφορετικά φοβικά ερεθίσματα. Δηλαδή, τα ζώα, το φυσικό περιβάλλον και οι ειδικές κατά περίπτωση φοβίες βιώνουν κυρίως οι γυναίκες, ενώ η φοβία από τραυματισμούς αίματος βιώνεται σχεδόν εξίσου και από τα δύο φύλα.[4,15]

Η ειδική φοβία συνήθως αναπτύσσεται στην πρώιμη παιδική ηλικία, με την πλειονότητα των περιπτώσεων να αναπτύσσονται πριν από την ηλικία των 10 ετών. Η διάμεση ηλικία κατά την έναρξη είναι μεταξύ 7 και 11 ετών, με τη μέση τιμή να είναι περίπου 10 έτη. [15] Μέχρι και το 13% των ανθρώπων θα έχουν μια συγκεκριμένη φοβία κάποια στιγμή στη ζωή τους, καθιστώντας τις φοβίες μία από τις πιο κοινές ψυχικές διαταραχές. [17] Σχεδόν το 90% των ατόμων με συγκεκριμένη φοβία δεν αναζητούν ποτέ θεραπεία. [18]

Μια φοβική αντίδραση μπορεί να θεωρηθεί ως μια αντίδραση που εκδηλώνεται κατά μήκος τριών συστημάτων: υποκειμενική ή γνωστική, συμπεριφορική ή κινητική και φυσιολογική ή σωματική [12,13] Η ύπαρξη προληπτικού φόβου αυξάνει την πιθανότητα, για ορισμένους η εμπειρία του φόβου να έχει γνωστική συνιστώσα. Ένα κοινό θέμα είναι η ασφάλεια. Τα άτομα με ειδικές φοβίες πιστεύουν συνήθως ότι η έκθεση ή η αντιπαράθεση με το φοβικό αντικείμενο ή συμβάν θα έχει ως αποτέλεσμα την πρόκληση βλάβης σε αυτά. Τέτοιες σκέψεις συνήθως οδηγούν σε ακραία δυσφορία και αν η δυσφορία είναι σοβαρή, μπορεί να επηρεάσει την ικανότητα του ατόμου να λειτουργήσει. Άλλα γνωστικά συστατικά που μπορεί να παίζουν ρόλο στις φοβίες περιλαμβάνουν συναισθήματα αηδίας και γνωστικής προκατάληψης. Ορισμένες μελέτες δείχνουν ότι υπάρχει αλληλεπίδραση μεταξύ φόβου και αηδίας, η οποία μπορεί να διατηρήσει ή ακόμη και να επιδεινώσει τις φοβίες [14,15]. Η αηδία έχει υποτεθεί ως ένα ταυτόχρονο συναίσθημα που σε συνδυασμό με τον φόβο μπορεί να οδηγήσει σε αυξημένη συμπεριφορά αποφυγής [16]. Όσον αφορά το κινητικό ή συμπεριφορικό σύστημα, η πιο συνηθισμένη αντίδραση είναι η φυγή ή η αποφυγή. Ενεργητική αποφυγή σημαίνει ότι το άτομο συμπεριφέρεται σκόπιμα με τρόπους που έχουν σχεδιαστεί για να αποτρέπουν ή να ελαχιστοποιούν την επαφή με αντικείμενα ή καταστάσεις φοβίας [4]. Αν και η αποφυγή είναι η πιο συνηθισμένη αντίδραση

συμπεριφοράς, όταν η αποφυγή δεν είναι δυνατή, το άτομο μπορεί να αναζητήσει ασφάλεια ή άνεση (ίσως και σε κάποιο οικείο πρόσωπο). Πρόσθετες συμπεριφορές μπορεί να περιλαμβάνουν ουρλιαχτά, κλάμα ή «πάγωμα». Γενικά, όσο πιο σοβαρή είναι η φοβία, τόσο πιο εκτεταμένη είναι η συμπεριφορά αποφυγής και, ως εκ τούτου, τόσο πιο πιθανό είναι να προκύψουν παρεμβολές στη λειτουργία του ατόμου.

Όσον αφορά τον φυσιολογικό τομέα, τα άτομα με συγκεκριμένες φοβίες αναφέρουν ένα ευρύ φάσμα φυσιολογικών αντιδράσεων κατά την έκθεση στο φοβικό αντικείμενο ή συμβάν. Όταν οι άνθρωποι με αυτές τις φοβίες συναντούν το αντικείμενο ή την κατάσταση που φοβούνται, το άγχος τους είναι άμεσο και έντονο.[15] Ωστόσο, ο βαθμός του φόβου ή του άγχους που εκφράζεται μπορεί να ποικίλλει (από προνοητικό άγχος έως και μια κρίση πανικού) σε διαφορετικές περιπτώσεις συνάντησης του φοβικού αντικειμένου ή της κατάστασης λόγω διαφόρων παραγόντων όπως η παρουσία άλλων, η διάρκεια της έκθεσης και άλλα απειλητικά στοιχεία που μπορεί να υπάρχουν στο χώρο. Οι κρίσεις πανικού είναι απότομες εκρήξεις έντονου φόβου ή έντονης δυσφορίας που φτάνουν στο αποκορύφωμά τους μέσα σε λίγα λεπτά, συνοδευόμενες από σωματικά ή/και γνωστικά συμπτώματα. Αυτά μπορεί να είναι [4]:

- i. Αίσθημα παλμών, ταχυκαρδία ή επιταχυνόμενος καρδιακός ρυθμός.
- ii. Εφίδρωση.
- iii. Τρόμος ή τρέμουλο.
- iv. Αίσθημα δύσπνοιας ή ασφυξίας.
- v. Αίσθημα πνιγμού.
- vi. Θωρακικό άλγος ή δυσφορία.
- vii. Ναυτία ή κοιλιακή δυσφορία.
- viii. Αίσθημα ζάλης, αστάθειας, ελαφριάς κεφαλής ή λιποθυμίας.
- ix. Ρίγη ή αίσθηση θερμότητας, παραισθησίες (μούδιασμα ή μυρμηγκιασμα).
- x. Απαλλοτρίωση (αισθήματα έλλειψης πραγματικότητας) ή αποπροσωποποίηση (αποκόλληση από τον εαυτό του).
- xi. Φόβος ότι θα χάσει τον έλεγχο ή θα «τρελαθεί».
- xii. Ο φόβος του θανάτου.

Σύμφωνα με τα διαγνωστικά κριτήρια του DSM-V, ο φόβος ενός οριοθετημένου αντικειμένου ή κατάστασης δεν πρέπει να σχετίζεται με τον φόβο του αποχωρισμού (όπως στην αγχώδη διαταραχή αποχωρισμού), τον φόβο της ταπείνωσης ή της αμηχανίας σε ορισμένες κοινωνικές καταστάσεις (όπως στην κοινωνική φοβία), ο φόβος μιας κρίσης πανικού (όπως σε διαταραχή πανικού), ή ο φόβος να βρῖσκεσαι σε μέρη ή καταστάσεις από τις οποίες η διαφυγή μπορεί να είναι δύσκολη ή ντροπιαστική ή στις οποίες η βοήθεια μπορεί να μην είναι διαθέσιμη (όπως στην αγοραφοβία). Παρόλο που οι ειδικές φοβίες είναι παρόμοιες με τις εμμονές, καθώς έχουν επαναλαμβανόμενη φύση [21], η διάγνωση ειδικής φοβίας για τη βρωμιά, για παράδειγμα, δεν θα δινόταν σε ένα άτομο που επιδεικνύει εμμονικούς φόβους

σχετικά με τη μόλυνση και, κατά συνέπεια, αποφεύγει καταστάσεις στις οποίες μπορεί να γίνει βρώμικο. Ομοίως, είναι απαραίτητο να γίνει διάκριση μεταξύ της ειδικής φοβίας και της μετατραυματικής αγχώδους διαταραχής (PTSD). Για παράδειγμα, η διάγνωση της συγκεκριμένης φοβίας για τους τυφώνες δεν αποδίδεται σε ένα άτομο που αποφεύγει να επισκεφθεί την τοποθεσία όπου βρισκόταν το σπίτι του πριν από έναν καταστροφικό τυφώνα. Τέτοιες διακρίσεις είναι πιθανό να έχουν σημαντικές επιπτώσεις στη θεραπεία. [22]

1.3.3 ΑΙΤΙΑ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ

Ορισμένοι παράγοντες διαδραματίζουν ρόλο στην απόκτηση της ειδικής φοβίας. Όσον αφορά τους γενετικούς παράγοντες, μελετώντας ενήλικα ζευγάρια δίδυμων ομοφύλων, ο Torgersen [23] έχει βρει στοιχεία ότι τα μονοζυγωτικά δίδυμα μοιάζουν περισσότερο από τα διζυγωτικά δίδυμα στη δύναμη και τη φύση των φοβιών τους. Επιπλέον, αυτές οι ομοιότητες φαίνεται να είναι άσχετες με ομοιότητες σε περιβαλλοντικές καταστάσεις, υποδηλώνοντας ότι τουλάχιστον ένα ποσοστό υπερβολικών φόβων καθορίζεται μόνο από γενετικούς παράγοντες, με ελάχιστη ή καθόλου περιβαλλοντική επιρροή. Αυτά τα αποτελέσματα επιβεβαιώνουν τα ευρήματα που αναφέρθηκαν από άλλους ερευνητές [24,25] οι οποίοι, χρησιμοποιώντας παρόμοια διπλά δείγματα για τη μελέτη των αιτιών των φοβιών, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι οι γενετικοί παράγοντες συμβάλλουν σημαντικά στην εμφάνιση φόβων.

Ορισμένες μελέτες έχουν αποδείξει την οικογενή συσσώρευση των φοβιών και των συμπτωμάτων που μοιάζουν με φοβία [26–31]. Σε μια μελέτη που επικεντρώθηκε αποκλειστικά σε ειδικές φοβίες [27], οι συμμετέχοντες που διαγνώστηκαν με ειδική φοβία καθώς και οι συγγενείς πρώτου βαθμού τους εξετάστηκαν με το Παιδικό Πρόγραμμα για τις Συναισθηματικές Διαταραχές και τη Σχιζοφρένεια στα Παιδιά Σχολικής Ηλικίας (K SADS) [32]. Συνολικά 119 συγγενείς πρώτου βαθμού μιας «κανονικής» ομάδας συμμετεχόντων (n = 38) χρησίμευσαν ως ομάδα σύγκρισης. Οι συγγενείς των συμμετεχόντων με ειδική φοβία παρουσίασαν και οι ίδιοι ειδική φοβία (31%), περισσότερο από τους συγγενείς της φυσιολογικής ομάδας συμμετεχόντων (11%). Επιπλέον, 15% των παιδιών (27% των θυγατέρων και 6% των γιων) των συμμετεχόντων με ειδικές φοβίες είχαν διαγνωστεί με ειδική φοβία, σε σύγκριση με 8% των παιδιών των «φυσιολογικών». Με βάση αυτά τα ευρήματα, προκύπτει το συμπέρασμα ότι η συγκεκριμένη φοβία είναι μια εξαιρετικά οικογενής διαταραχή.

Η πρόσθετη υποστήριξη για τη σημασία των γενετικών παραγόντων στη μετάδοση των φοβιών προέρχεται από μια μονομεταβλητή γενετική ανάλυση που διεξήχθη από τον Kendler και τους συναδέλφους του [33] σε 2163 ενήλικα θηλυκά δίδυμα. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι οι ειδικές φοβίες (συγκεκριμένα, ζωικές και καταστάσεων) έχουν το χαμηλότερο ποσοστό κληρονομικότητας μεταξύ των φοβικών διαταραχών και είναι πιθανό να επηρεάζονται περισσότερο από συγκεκριμένες περιβαλλοντικές

επιρροές από άλλες φοβικές διαταραχές. Συνεπώς, δεν πρέπει να παραβλέπεται ο ρόλος των περιβαλλοντικών παραγόντων στη μετάδοση συγκεκριμένων φοβιών. Τα ευρήματα μελετών του Silverman και των συναδέλφων του [86] παρέχουν περαιτέρω υποστήριξη ότι συγκεκριμένες φοβίες (και άλλες αγχώδεις διαταραχές) «λειτουργούν σε οικογένειες». Σε αυτή τη μελέτη, ωστόσο, δεν ήταν δυνατόν να διαχωριστούν οι επιπτώσεις των γενετικών από τους περιβαλλοντικούς παράγοντες.

Όσον αφορά τους περιβαλλοντικούς παράγοντες που μπορεί να είναι σημαντικοί στις αιτίες της ειδικής φοβίας, έχουν προταθεί αρκετές θεωρίες. Ίσως η πιο σημαντική από αυτές ήταν το μοντέλο που πρότεινε ο Rachman [35], στο οποίο οι φοβίες αποκτώνται μέσω άμεσης (δηλαδή, κλασσικής μάθησης ή βιωματικής εμπειρίας) ή έμμεσης (δηλαδή, έκθεση ή μετάδοση πληροφοριών από άλλους ή μη βιωματική εμπειρία) απόκτησης. Έρευνα που διεξήχθη με ενήλικες φοβικούς ασθενείς υποδηλώνει ότι η άμεση απόκτηση των φόβων παίζει σημαντικό ρόλο [36,37]. Για παράδειγμα, το έργο των Öst και συναδέλφων [37] δείχνει ότι οι ενήλικες ασθενείς με φοβία αποδίδουν τις φοβίες τους περισσότερο σε άμεσες καταστάσεις παρά σε έμμεσες εμπειρίες. [15]

Ο Ollendick και οι συνάδελφοί του [38] έδωσαν προς συμπλήρωση ένα ερωτηματολόγιο που σχεδιάστηκε για να αξιολογήσει την κατηγοριοποίηση αυτή για 10 εξαιρετικά διαδεδομένους φόβους (π.χ. πυρηνικός πόλεμος, πυρκαγιά, έγκαυμα κα) σε 1092 μαθητές της Αυστραλίας και της Αμερικής (ηλικίας 9 έως 14 ετών). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι το 56% των μαθητών αναφέρθηκαν σε μη βιωματική εμπειρία που εξακολούθησε να τους προκαλεί φόβο, αν και ένα μικρό ποσοστό ωστόσο, συνδυάστηκε και με τη βιωματική. Σε μια άλλη μελέτη, οι Merckelbach και Muris [39] πήραν συνέντευξη από 26 κορίτσια που φοβούνται τις αράχνες (μέση ηλικία 12,6 +/- 2,6 έτη) και 26 κορίτσια που δεν τις φοβούνται (μέση ηλικία 12,4 +/- 2,5 ετών) και από τους γονείς τους (κυρίως μητέρες) σχετικά με την προέλευση του φόβου του παιδιού. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα φοβικά κορίτσια ανέφεραν σημαντικά περισσότερα συμβάντα άμεσης μάθησης από ό, τι τα μη φοβικά κορίτσια (42,3% και 7,7%, αντίστοιχα) και ταυτόχρονα ανέφεραν περισσότερες επιδείξεις συμπεριφοράς μιμητισμού από το οικογενειακό περιβάλλον από ό, τι τα μη φοβικά κορίτσια (64,5% και 38,5%, αντίστοιχα). Τέλος, ο King και οι συνάδελφοί του [40] ερεύνησαν γονείς 30 παιδιών που είχαν φοβία με τα σκυλιά (16 κορίτσια και 14 αγόρια, μέση ηλικία 5,95 ετών). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η πλειοψηφία των γονέων ενέκρινε την επίδειξη συμπεριφοράς προς μίμηση ως τη σημαντικότερη επιρροή στην απόκτηση της φοβίας του παιδιού τους για σκύλους (53,34%), ακολουθούμενη από συμβάντα άμεσης μάθησης/εμπειρίας (26,7%), άγνωστης προέλευσης (13,34%) και πληροφορίες από εξωτερικούς παράγοντες. (6,7%).

Πρόσθετη υποστήριξη για το μοντέλο του Rachman [35] μπορεί να βρεθεί σε μελέτες που εξετάζουν τον ρόλο των αρνητικών πληροφοριών και της παραπληροφόρησης στην ανάπτυξη φόβων στα παιδιά. Ο Muris και οι συνάδελφοί του [41] εξέτασαν τη σχέση μεταξύ αρνητικών πληροφοριών και επιπέδου φόβου σε 285 παιδιά (ηλικίας 4

έως 12 ετών), παρέχοντας είτε θετικές είτε αρνητικές πληροφορίες για ένα «θηρίο» («beast»). Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα παιδιά που έλαβαν αρνητικές πληροφορίες σχετικά με το «θηρίο» ανέφεραν αυξημένα επίπεδα φόβου ως προς αυτό κατά τη διάρκεια της παρακολούθησης και μετά (αμέσως μετά τη λήψη των πληροφοριών και μία εβδομάδα μετά), και τα παιδιά που έλαβαν θετικές πληροφορίες ανέφεραν μειωμένα επίπεδα φόβου. Επιπλέον, τα επίπεδα φόβου ως προς το θηρίο φαίνεται να γενικεύονται κατά τη διάρκεια της παρακολούθησης: τα παιδιά που έλαβαν αρνητικές πληροφορίες ανέφεραν αυξημένα επίπεδα φόβου των σκύλων και άλλων θηρευτών (λόγω ομοιότητας με το «θηρίο»), ενώ τα παιδιά που έλαβαν θετικές πληροφορίες για εκείνο ανέφεραν μειωμένα επίπεδα φόβου αντίστοιχα.

Παρά το ερευνητικό ενδιαφέρον που δημιουργείται από τα μοντέλα του Rachman [35], αυτές οι μελέτες έχουν επικριθεί ως ανεπαρκείς για να εξηγήσουν πλήρως τους πολλούς τύπους φόβων και φοβιών [43] και έχει προταθεί ένα μη κοινωνιολογικό μοντέλο φοβικής αιτίας [44-46]. Σύμφωνα με αυτό, ορισμένοι ειδικοί φόβοι (π.χ. ύψη, νερό, ζώα, ξένοι) είναι σχετικοί με την εξέλιξη και μπορούν να συμβούν χωρίς κρίσιμες μαθησιακές εμπειρίες (άμεσες και έμμεσες). Δηλαδή, τέτοιοι φόβοι έχουν έναν έμφυτο μηχανισμό επιβίωσης που μεταδίδεται από τους προγόνους μας, ο οποίος θα οδηγούσε σε αντιδράσεις φόβου κατά τη διάρκεια των εμπειριών. Οι φοβίες θεωρούνται ως αποτέλεσμα είτε μιας ενισχυμένης γενετικής απάντησης φόβου σε μια συγκεκριμένη κατάσταση είτε ως αντικείμενο στους μηχανισμούς που είναι υπεύθυνοι για την προσαρμογή στις αντιδράσεις φόβου, όπως η εξοικείωση. Συνολικά, είναι απίθανο να υπάρχει κάποιος μοναδικός παράγοντας που να ευθύνεται για την ανάπτυξη τέτοιων προβλημάτων στους νέους και τους ενήλικες. [11,42]. Ουσιαστικά, αυτό που χρειάζεται είναι η διατύπωση διαφόρων μοντέλων που υποδεικνύουν πώς αυτοί και άλλοι παράγοντες αλληλοεπιδρούν, οδηγώντας έτσι στην ανάπτυξη των ειδικών φοβιών.

1.3.4 ΑΝΤΙΜΕΤΩΠΙΣΗ ΚΑΙ ΘΕΡΑΠΕΙΑ ΕΙΔΙΚΩΝ ΦΟΒΙΩΝ

Ενώ η ειδική φοβία φαίνεται να είναι μια πολύ συχνή διαταραχή στον γενικό πληθυσμό, η θεραπεία που αναζητά είναι σχετικά σπάνια. [19] Η θεραπευτική προσέγγιση με τα ισχυρότερα ερευνητικά στοιχεία είναι μια θεραπεία βασισμένη στην έκθεση χρησιμοποιώντας γνωστικές και συμπεριφορικές θεραπείες. Αυτές οι θεραπείες θεραπεύουν την πλειοψηφία των φοβιών [47]. Ορισμένες μελέτες υποδηλώνουν ότι μόνο μία συνεδρία συμπεριφορικής θεραπείας μπορεί να οδηγήσει σε σημαντικές μειώσεις των φοβικών συμπεριφορών και του άγχους [48]

Συνήθως η έκθεση ή η αντιμετώπιση του ατόμου με το ερέθισμα του φόβου πραγματοποιείται με διαβαθμισμένο ή βήμα προς βήμα τρόπο. Τα άτομα εκτελούν σταδιακές εκθέσεις, όπως ορίζεται στην «ιεραρχία βημάτων ενός φόβου» («steps of a fear hiererchy»). Η χρήση της ιεραρχίας παρέχει την ευκαιρία στο άτομο να

αποκτήσει σταδιακά αυτοπεποίθηση (και να μειώσει τον φόβο) όταν βρίσκεται μπροστά στο φοβικό ερέθισμα, καθώς ολοκληρώνει με επιτυχία κάθε βήμα της ιεραρχίας. Για παράδειγμα, για ένα άτομο με φοβία για τα σκυλιά μπορεί (i) να βλέπει φωτογραφίες σκύλων σε περιοδικά, (ii) να πηγαίνει σε ένα κατάστημα κατοικίδιων ζώων και να κοιτάζει ένα μέσα από το παράθυρο, (iii) να πηγαίνει σε ένα κατάστημα κατοικίδιων ζώων και να χαϊδεύει ένα μικρό κουτάβι που κρατείται από κάποιον, (iv) να χαϊδεύει ένα σκυλί μεγαλύτερου μεγέθους που είναι δεμένο με λουρί και (v) να χαϊδεύει ακόμα ένα μεγαλύτερο σκυλί που είναι χαλαρό [49] .

Παρόλο που η διάσπαση των ασκήσεων έκθεσης σε μικρά βήματα μέσω της ιεραρχίας αυτής καθιστά το έργο της έκθεσης ευκολότερο για τα παιδιά, ορισμένοι νέοι και ενήλικοι εξακολουθούν να δυσκολεύονται να εκτελέσουν αυτές τις ασκήσεις, ακόμη και τις σχετικά εύκολες. Για να διευκολυνθεί η αντιπαράθεση των ατόμων με το ερέθισμα του φόβου, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν διάφορες γνωστικές και συμπεριφορικές στρατηγικές, συμπεριλαμβανομένων (i) του συμβολαίου συμπεριφοράς (contingency management) (ii) της επίδειξης συμπεριφοράς προς μίμηση (modeling) (iii) της συστηματικής απευαισθητοποίησης (systematic desensitization) και (iv) των διαδικασιών αυτοελέγχου (self-control procedures). Τα βασικά χαρακτηριστικά κάθε στρατηγικής επισημαίνονται παρακάτω και υποδεικνύουν τους τύπους των φοβιών που έχουν μειωθεί επιτυχώς μέσω κάθε στρατηγικής. [15]

Εν συντομία, το συμβόλαιο συμπεριφοράς (contingency management), που βασίζονται στις αρχές της λειτουργικής προετοιμασίας, τονίζουν τη σημασία της αιτιώδους σχέσης μεταξύ ερεθισμάτων και συμπεριφοράς [50]. Χρησιμοποιώντας μια προσέγγιση μεταβίβασης του ελέγχου [51], οι θεραπευτές βασίζονται σε εξωτερικούς παράγοντες (δηλαδή, γονείς ή οικεία πρόσωπα και θεραπευτές) για να αναδιατάξουν το περιβάλλον ώστε να διασφαλίσουν ότι με την έκθεση του ατόμου στο φοβικό ερέθισμα, υπάρχουν θετικές συνέπειες. Στην ουσία αποτελεί ένα σχέδιο θεραπείας που παρέχει άμεση ανταμοιβή για τις επιθυμητές αλλαγές στη συμπεριφορά. Για να γίνει αυτό υπογράφεται «συμβόλαιο» στο οποίο δηλώνεται ότι «εάν το άτομο εκτελέσει μια συγκεκριμένη εργασία έκθεσης τότε παρέχεται μια συγκεκριμένη ανταμοιβή. Βασίζεται στην αρχή ότι αν μια καλή συμπεριφορά ανταμείβεται, είναι πιο πιθανό να επαναληφθεί. Τύποι ειδικών φοβιών για τους οποίους η διαχείριση έκτακτης ανάγκης έχει χρησιμοποιηθεί με επιτυχία είναι τα ύψη [52], τα μικρά ζώα [53–55], το σκοτάδι [56,57], το νερό [58] και η κλειστοφοβία [59].

Οι διαδικασίες επίδειξης συμπεριφορών προς μίμηση (modeling) περιλαμβάνουν την εκμάθηση του ατόμου να φοβάται λιγότερο, βλέποντας άλλους να χειρίζονται το αντικείμενο ή την κατάσταση που φοβούνται. Τα μοντέλα που παρατηρούνται μπορεί να είναι πραγματικά ή «ζωντανά» μοντέλα ή να παρατηρούνται σε ταινίες ή βιντεοκασέτες. Οι διαδικασίες αυτές έχουν δοκιμαστεί εκτενώς [60], αν και η εστίαση ήταν κυρίως στους οδοντιατρικούς και ιατρικούς φόβους, όχι στις κλινικές φοβίες

[61,62]. Εκτός από αυτούς τους φόβους κατάστασης, οι διαδικασίες αυτές έχουν βρεθεί αποτελεσματικές στη μείωση των φόβων των παιδιών για τα μικρά ζώα [63–65], το νερό [66], τα ύψη [67] και τη λήψη δοκιμασιών [68].

Η συστηματική απευαισθητοποίηση (systematic desensitization) εισάγεται επίσημα από τον Wolpe [69] και περιλαμβάνει τις ακόλουθες τρεις φάσεις: (1) διδασκαλία στο άτομο μιας ανταγωνιστικής απόκρισης (π.χ. χαλάρωση), (2) κατασκευή μιας ιεραρχίας φόβου και (3) αντιστοίχιση της ανταγωνιστικής απόκρισης σε κάθε στοιχείο της ιεραρχίας. Στη συστηματική απευαισθητοποίηση τα άτομα διατυπώνουν λίστες καταστάσεων ή αντικειμένων που φοβούνται, που κατατάσσονται από τα περισσότερα έως τα λιγότερα φοβικά. Μαθαίνουν τεχνικές χαλάρωσης και αρχίζουν να εκτίθενται στα στοιχεία της «ιεραρχίας των φόβων» τους, ξεκινώντας με τα λιγότερα φοβικά. Ο θεραπευτής, σε κάθε στάδιο, καθοδηγεί το άτομο να χρησιμοποιήσει τεχνικές χαλάρωσης για να αντικαταστήσει το άγχος της με μια ήρεμη αντίδραση. Σταδιακά, το άτομο και ο θεραπευτής θα κινηθούν μέσα από ολόκληρη τη λίστα, μέχρι το άτομο να είναι σε θέση να μην αισθάνεται συντριπτική ανησυχία όταν έρχεται σε επαφή με το φοβικό αντικείμενο. Μερικοί από τους τύπους των φοβιών που έχουν αντιμετωπιστεί επιτυχώς με συστηματική απευαισθητοποίηση περιλαμβάνουν το σκοτάδι [70,71], τους δυνατούς θορύβους [72,73], σε διαγωνίσματα/test [74,75], το νερό [76,77], τα ύψη [78] και τις βελόνες [79].

Τέλος, οι διαδικασίες αυτοελέγχου (self-control procedures) δουλεύουν με την αλλαγή συμπεριφοράς, με κάθε άτομο να εμπλέκεται άμεσα στη ρύθμιση της δικής του. Κυρίως, εστιάζεται η διδασκαλία συγκεκριμένων τρόπων σκέψης και στην εφαρμογή αυτών των τρόπων όταν το άτομο αντιμετωπίζει ένα συγκεκριμένο φοβικό ερέθισμα. Χρησιμοποιείται το αρκτικόλεξο STOP – «Scared?», «Thoughts», «Other thoughts [or things I can do],» and «Praise» (= «Φοβάμαι;», «Σκέψεις» «Άλλες σκέψεις [ή πράγματα που μπορώ να κάνω],» και «Έπαινος») για να διδαχθεί αυτή τη δεξιότητα. Γενικά, οι διαδικασίες αυτοελέγχου ήταν αποτελεσματικές στη μείωση των νυκτερινών φόβων των παιδιών [80,81], των φόβων του σκότους [82], της δημόσιας ομιλίας [83,84] και της φοβίας της κίνησης του εντέρου [85].

Αν και υπάρχουν αυξανόμενα στοιχεία που αποδεικνύουν την αποτελεσματικότητα της γνωστικής συμπεριφοράς που βασίζεται στην έκθεση για τη μείωση της παιδικής, εφηβικής και ενήλικης φοβίας, εξακολουθεί να απαιτείται έρευνα με τη χρήση τυχαιοποιημένων κλινικών δοκιμών που αποτελούνται από άτομα όλων των ηλικιών από πολλαπλά έθνη και κοινωνικοοικονομικά υπόβαθρα [15].

Αξίζει επίσης να τονιστεί ότι η φαρμακοθεραπεία δεν αποτελεί κοινή θεραπευτική επιλογή για συγκεκριμένες φοβίες. Ωστόσο, κατά την τελευταία δεκαετία, μελέτες έχουν διερευνήσει τη φαρμακολογική αύξηση της θεραπείας έκθεσης σε προσπάθειες βελτίωσης των αποτελεσμάτων της θεραπείας. Αυτή μπορεί να περιλαμβάνει βενζοδιαζεπίνες (BZDs), τα αντικαταθλιπτικά, τους εκλεκτικούς αναστολείς

επαναπρόσληψης σεροτονίνης (SSRIs), την παροξετίνη και τη σερτραλίνη, τη σεροτονίνη και τους αναστολείς επαναπρόσληψης αδρεναλίνης (SNRIs), τη βενλαφαζίνη, τους αναστολείς της μονοαμινοξειδάσης (MAOIs), τη φαινελζίνη, τη μοκλοβεμίδη, τους β-αδρενεργικούς αναστολείς, τη βουσπιρόνη, την γκαμπαπεντίνη, την πρεγκαμπαλίνη και την D -κυκλοσερίνη.[87]

Τέλος, την τελευταία δεκαετία, η βιοανάδραση (biofeedback) έχει γίνει αποδεκτή ως βιώσιμη θεραπευτική τεχνική στη θεραπεία πολλών σωματικών διαταραχών. Η βιοανάδραση είναι μια μη επεμβατική ψυχοφυσιολογική τεχνική θεραπείας με ένα σύστημα βιοπαρακολούθησης και αισθητήρες για τη μέτρηση, την ενίσχυση και την ανατροφοδότηση πληροφοριών που επιτρέπουν σε ένα άτομο να μάθει πώς να αλλάξει τη φυσιολογική δραστηριότητα (όπως η αναπνοή, η μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού, η ροή του αίματος και η αρτηριακή πίεση) και έτσι να βελτιώσει την υγεία και την απόδοση του.[88]

II. ΣΗΜΑΤΑ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΚΑΙ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

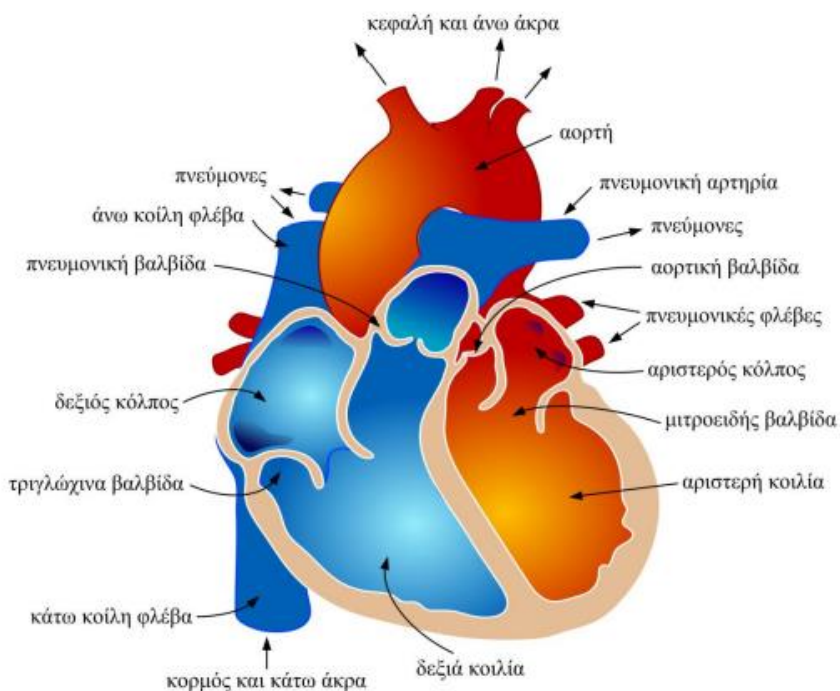
Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναφορά στη βασική δομή και λειτουργία του καρδιακού και αναπνευστικού συστήματος. Αναλύεται ο τρόπος παραγωγής και απαγωγής του σήματος που ανιχνεύεται στα ηλεκτροκαρδιογραφήματα καθώς και στα αναπνευστικά σήματα. Τέλος, παρουσιάζονται και περιγράφονται σήματα καρδιακού και αναπνευστικού ρυθμού.

2.1 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΚΑΡΔΙΑΓΓΕΙΑΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ, ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ ΚΑΙ ΣΗΜΑΤΑ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ

2.1.1 Η ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΗΣ ΚΑΡΔΙΑΣ

Το δυναμικό που παράγεται από την λειτουργία της καρδιάς, αποτελεί το πλέον γνωστότερο σε χρήση ηλεκτρικό βιοσήμα.

Η καρδιά αποτελείται από δύο ξεχωριστές «αντλίες», την «δεξιά καρδιά» η οποία δέχεται το αίμα από την περιφερειακή κυκλοφορία και το διοχετεύει προς τους πνεύμονες και την «αριστερή καρδιά» που δέχεται το αίμα από τους πνεύμονες και το διοχετεύει προς την περιφέρεια του σώματος. Κάθε αντλία αποτελείται από έναν κόλπο και μία κοιλία που συστέλλονται περιοδικά. Ο δεξιός κόλπος δέχεται το αίμα από την περιφέρεια μέσω της άνω και της κάτω κοίλης φλέβας και αυτό διοχετεύεται στη δεξιά κοιλία μέσω της τριγλώχινας βαλβίδας. Το αίμα στη συνέχεια μεταφέρεται από τη δεξιά κοιλία προς τους πνεύμονες μέσω της πνευμονικής αρτηρίας αφού περάσει τη βαλβίδα της πνευμονικής αρτηρίας. Ο αριστερός κόλπος δέχεται αίμα από τους πνεύμονες μέσω της πνευμονικής φλέβας και αυτό περνά προς την αριστερή κοιλία μέσω της μιτροειδούς βαλβίδας. Η αριστερή κοιλία με τη σειρά της το προωθεί προς την περιφερειακή κυκλοφορία μέσω της αορτής αφού διέλθει μέσω της αορτικής βαλβίδας. [89]



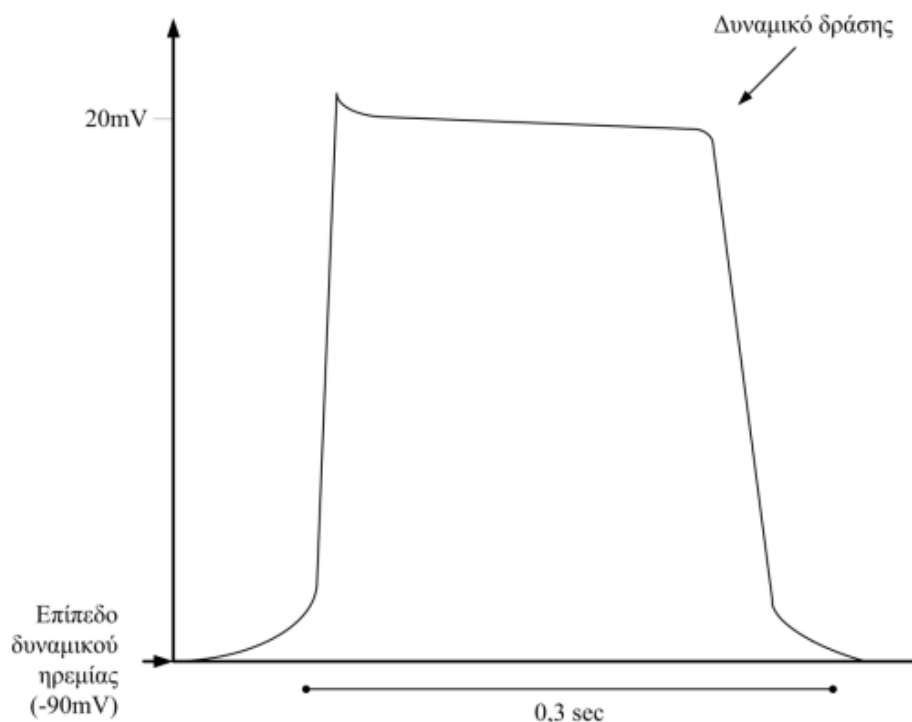
Εικόνα 2.1.1.1. Τα τμήματα της καρδιάς και η πορεία της ροής του αίματος από και προς τις κοιλότητες. [89]

Η χρονική περίοδος από το τέλος μιας συστολής της καρδιάς μέχρι το τέλος της επόμενης συστολής ονομάζεται καρδιακός κύκλος ή καρδιακός παλμός. Αποτελείται από μια περίοδο χαλάρωσης (χαλαρώματος), την περίοδο διαστολής κατά τη διάρκεια της οποίας η καρδιά γεμίζει με αίμα και ακολουθείται από την περίοδο συστολής κατά την οποία ο καρδιακός μυς συστέλλεται με τελικό αποτέλεσμα την προώθηση του αίματος από τις κοιλίες. [89]

Η καρδιά αποτελείται σε μεγάλο βαθμό από μυϊκές ίνες δηλαδή μυϊκά κύτταρα τα οποία επιτελούν τη διεργασία της συστολής. Υπάρχουν τρεις κυρίως τύποι μυοκαρδίου: το μυοκάρδιο των κόλπων, το μυοκάρδιο των κοιλιών, και οι εξειδικευμένες μυϊκές ίνες οι οποίες παράγουν την αρχική διέγερση της καρδιάς και την άγουν στις ίνες των κόλπων και των κοιλιών. Τα δυναμικά δράσης των καρδιακών ινών ειδικότερα μάλιστα των μυϊκών κυττάρων των κοιλιών παρουσιάζουν ταχεία αποπόλωση, αν και αυτή αργεί σημαντικά να ολοκληρωθεί και μάλιστα δημιουργεί ένα χαρακτηριστικό οροπέδιο πριν επέλθει επαναπόλωση από την άλλη πλευρά. [89]

Για να συσταλεί ο καρδιακός μυς χρειάζεται ένα ηλεκτρικό ερέθισμα που θα του δώσει την εντολή. Αυτό συμβαίνει με έναν εξαιρετικά οργανωμένο τρόπο σε κάθε καρδιακό παλμό. Το ηλεκτρικό αυτό ερέθισμα ξεκινάει από μία περιοχή του δεξιού κόλπου, τον φλεβόκομβο, ο οποίος έχει τη δυνατότητα αυτόματα να παράγει ερεθίσματα και να δίνει την αρχική εντολή για να δημιουργηθεί ο κάθε καρδιακός παλμός. Το ηλεκτρικό αυτό σήμα ακολουθεί μια συγκεκριμένη και απόλυτα προγραμματισμένη πορεία διεγείροντας αρχικά τους κόλπους της καρδιάς (δεξιό και αριστερό), αναγκάζοντάς τους να συσταλούν και να προωθήσουν το αίμα στις κοιλίες

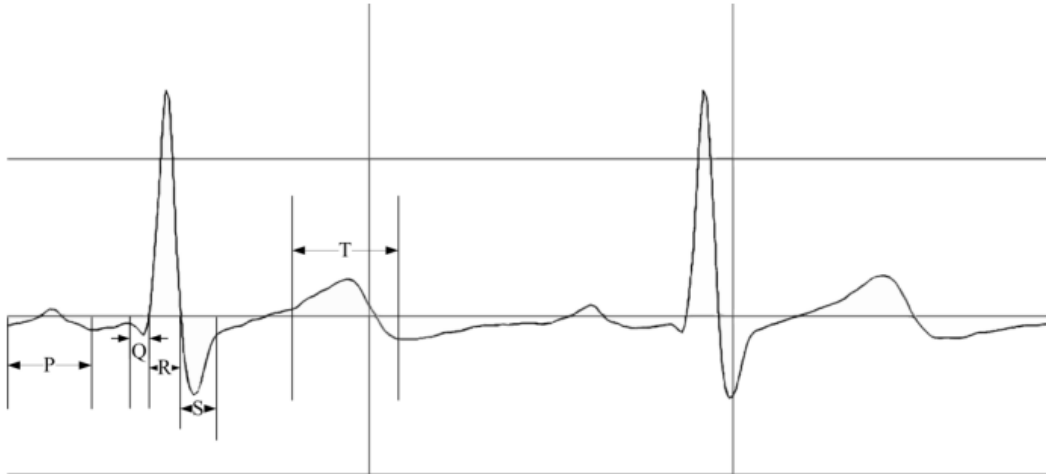
της καρδιάς (δεξιά και αριστερή). Στη συνέχεια το ερέθισμα περνάει από τον κολποκοιλιακό κόμβο που βρίσκεται ανάμεσα στους κόλπους και τις κοιλίες. Ακολούθως, το ηλεκτρικό σήμα περνά ταχύτατα από το κολποκοιλιακό δεμάτιο και κατόπιν αναλαμβάνει να άγει τη διέγερση προς τις κοιλίες μέσω του αριστερού και δεξιού τους σκέλους με τα οποία η διέγερση τελικά άγεται προς όλα τα σημεία των κοιλών.[89, 90]



Εικόνα 2.1.1.2. Αναπαράσταση του δυναμικού δράσης των μυικών κυττάρων των κοιλιών της καρδιάς[89]

2.1.2 ΤΟ ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ

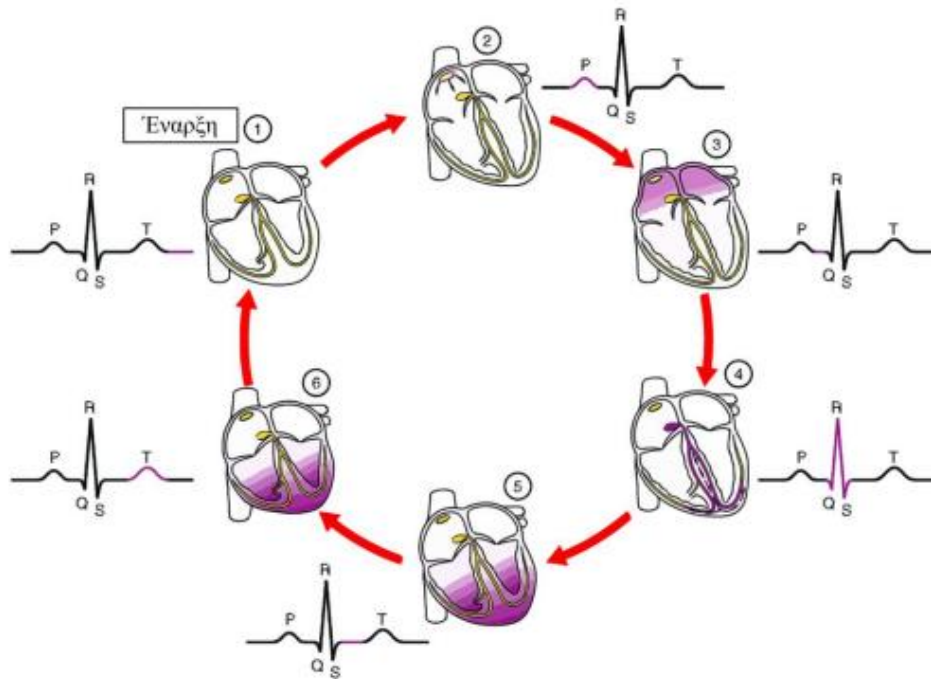
Κατά την επέκταση της διέγερσης της καρδιάς οι διαδοχικές εμφανίσεις των δυναμικών δράσης προκαλούν ιοντικές ροές που φτάνουν έως και την δερματική επιφάνεια του ανθρώπινου σώματος. Τοποθετώντας ηλεκτρόδια στο δέρμα μπορούμε να απαγάγουμε διαφορές δυναμικού μεταξύ ζευγών ηλεκτροδίων οι οποίες μεταβαλλόμενες αντικατροπτίζουν την υποκείμενη ηλεκτρική δραστηριότητα της καρδιάς. Κάθε τέτοιο ζεύγος ηλεκτροδίων αποτελεί μια ηλεκτροκαρδιογραφική απαγωγή και από αυτήν προκύπτει μια καταγραφή τάσης που ονομάζεται ηλεκτροκαρδιογράφημα. Η συσκευή απάγει το σήμα των ηλεκτροδίων, το επεξεργάζεται ηλεκτρικών διατάξεων (όπως οι ανισχυτές) και τέλος μας δίνει μια γραφική παράσταση των μετρούμενων τάσεων, το ΗΚΓ.[89]



Εικόνα 2.1.2.1 ΗΚΓ. Καταγραφή απαγωγής I κατά Einthoven. Οι κατακόρυφες γραμμές απέχουν μεταξύ τους 1 s, οι οριζόντιες 1V αντίστοιχα και η κάτω γραμμή αντιστοιχεί σε -1 V.[89]

Στο σχήμα απεικονίζεται μια καταγραφή φυσιολογικού ηλεκτροκαρδιογραφήματος από απαγωγή τύπου Einthoven I. Ένα φυσιολογικό ηλεκτροκαρδιογράφημα αποτελείται από το κύμα P, το σύμπλοκο QRS, το κύμα T και το κύμα U.

Συγκεκριμένα, το σύμπλοκο QRS αποτελείται από τρία διαδοχικά κύματα το Q, το R και το S. Το κύμα P προκαλείται από ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία παράγονται κατά την εκπόλωση των κυττάρων του μυοκαρδίου των κόλπων λίγο πριν τη συστολή τους (Εικόνα 2.1.2.2, στάδιο 2). Η «ισοηλεκτρική» γραμμή P-Q αντιστοιχεί στην πλήρη διέγερση των κόλπων και στην επέκταση της διέγερσης στο ειδικό σύστημα αγωγής πριν αρχίσουν να ερεθίζονται τα κύτταρα του μυοκαρδίου των κοιλιών (Εικόνα 2.1.2.2, στάδιο 3). Το σύμπλοκο QRS παράγεται από ηλεκτρικά ρεύματα που προκαλούνται από την έναρξη της εκπόλωσης των κυττάρων του μυοκαρδίου των κοιλιών (Εικόνα 2.1.2.2, στάδιο 4). Το κύμα Q αντιστοιχεί στην έναρξη της διέγερσης των κοιλιών, το κύμα R στο μέγιστο της διέγερσης των κοιλιών και το κύμα S στη διέγερση της βάσης των κοιλιών. Η επαναπόλωση των κυττάρων του μυοκαρδίου των κόλπων συμβαίνει περίπου 0,15 έως 0,2 seconds μετά το κύμα εκπόλωσης. Ο χρόνος αυτός συμπίπτει με την εμφάνιση του ισχυρότερου συμπλόκου QRS και έτσι συνήθως δεν μπορεί να διακριθεί ηλεκτροκαρδιογραφικά η επαναπόλωση των κόλπων. Η ισοηλεκτρική γραμμή S-T αντιστοιχεί στην πλήρη και ισόρροπη συστολή των κοιλιών (Εικόνα 2.1.2.2, στάδιο 5). Πρακτικά, σχεδόν ποτέ δεν εμφανίζεται μια πραγματικά συνεχής ισοηλεκτρική γραμμή αλλά μία ομαλή μετάβαση από το τέλος του κύματος S στην αρχή του κύματος T. Τέλος στο κύμα T αντικατοπτρίζει την επαναπόλωση των κοιλιών. (Εικόνα 2.1.2.2, στάδιο 6) Η πηγή του κύματος U εικάζεται ότι είναι η επαναπόλωση των φυλλωδών μυών των κοιλιών συχνά το κύμα αυτό δεν εμφανίζεται στο ηλεκτροκαρδιογράφημα.[89]



Εικόνα 2.1.2.2 Αντιστοιχίες μεταξύ τμημάτων φυσιολογικού ΗΚΓ σήματος και της λειτουργίας των διαφόρων κυττάρων της καρδιάς.[89]

2.1.3 ΣΗΜΑΤΑ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ

Η καρδιακή δραστηριότητα ρυθμίζεται από δύο τύπους νευρορρυθμιστικών υποδοχέων (την ακετυλοχολίνη και τη νορεπινεφρίνη) των καρδιακών κυττάρων που αντιστοιχούν στο παρασυμπαθητικό (ΠΝΣ) και το συμπαθητικό (ΣΝΣ) νευρικό σύστημα αντίστοιχα. Το συμπαθητικό νευρικό σύστημα μπορεί να περιγραφεί ως το «γκάζι» του ανθρώπινου σώματος, και αντιθέτως, το παρασυμπαθητικό νευρικό σύστημα είναι το «φρένο» που ενεργοποιείται κατά τη διάρκεια της χαλάρωσης. Σε περιπτώσεις όπου δεν υπάρχει ηρεμία (πχ το άτομο βρίσκεται σε μια κατάσταση στρες), ενεργοποιείται το ΣΝΣ, με αποτέλεσμα την αύξηση του καρδιακού ρυθμού και της δύναμης της συστολής του. Ως αποτέλεσμα, η ποσότητα του αίματος κυκλοφορεί ταχύτερα μέσω του σώματος, προκειμένου να παραδώσει αμέσως περισσότερο οξυγόνο στα όργανα και τους σκελετικούς μύες ως μια προσπάθεια να εξαλειφθεί ο στρεσογόνος παράγοντας.[91]

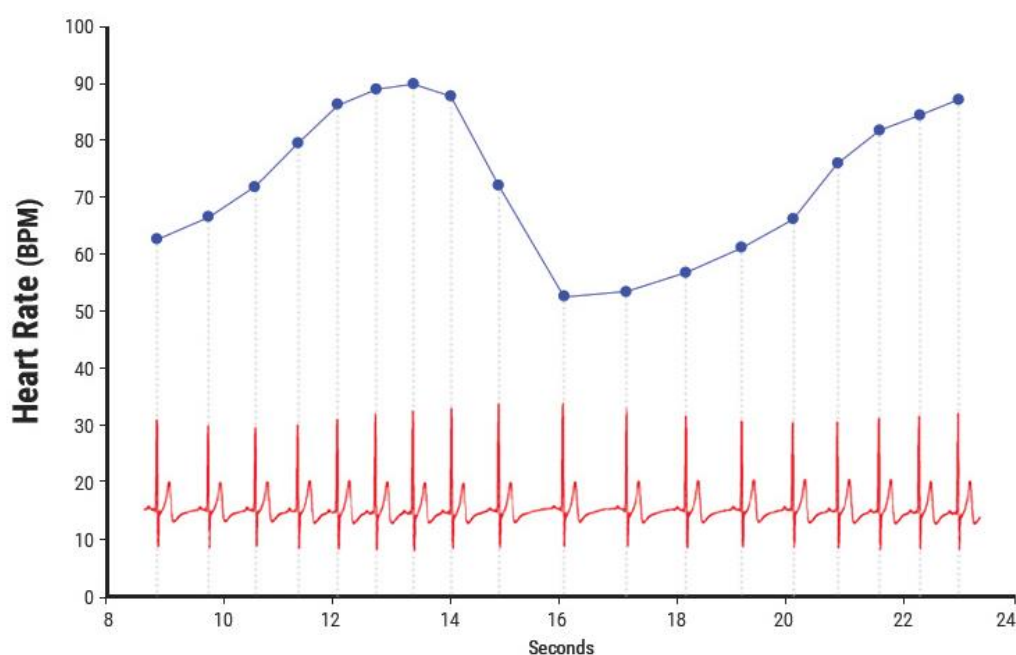
Ο καρδιακός ρυθμός (HR) μπορεί να εξαχθεί από τα σήματα ΗΚΓ. Το HR αντιπροσωπεύει τον αριθμό των καρδιακών παλμών ανά λεπτό μετρούμενος σε bpm. Το χαμηλότερο HR σχετίζεται με περιόδους χαλάρωσης και ανάπαυσης, ενώ το υψηλότερο HR σχετίζεται με διαταραχή και συναισθηματική διέγερση [92].

Ο καρδιακός ρυθμός (HR) υπολογίζεται συνήθως από το χρόνο που μεσολαβεί μεταξύ δύο κοιλιακών συστολών. Με άλλα λόγια, ο χρόνος μεταξύ δύο διαδοχικών κυμάτων R στο ΗΚΓ (διάστημα R-R). Αυτή η χρονική περίοδος εξαρτάται κυρίως από νευρικούς παράγοντες, όπως ο αυτόνομος έλεγχος στον φλεβοκομβικό κόμβο,

από ορμονικούς παράγοντες όπως τα πεπτίδια ρενίνης-αγγειοτασίνης και από μηχανικούς παράγοντες όπως το δεξιό ωτικό τοίχωμα. Η συνεχής καταγραφή του HR εμφανίζει τακτικές διακυμάνσεις που αντανακλούν παρασυμπαθητικό και συμπαθητικό νευρικό έλεγχο στον φλεβοκομβικό κόμβο. [93].

Η εξίσωση (1) δείχνει τον τρόπο υπολογισμού του καρδιακού ρυθμού από τα διαστήματα RR.

$$HR = \frac{60 \text{ (sec)}}{RRI \text{ (sec)}} \quad (1)$$



Εικόνα 2.1.3.1 . Το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) φαίνεται στο κάτω μέρος και ο στιγμιαίος καρδιακός ρυθμός φαίνεται από την μπλε γραμμή. [94]

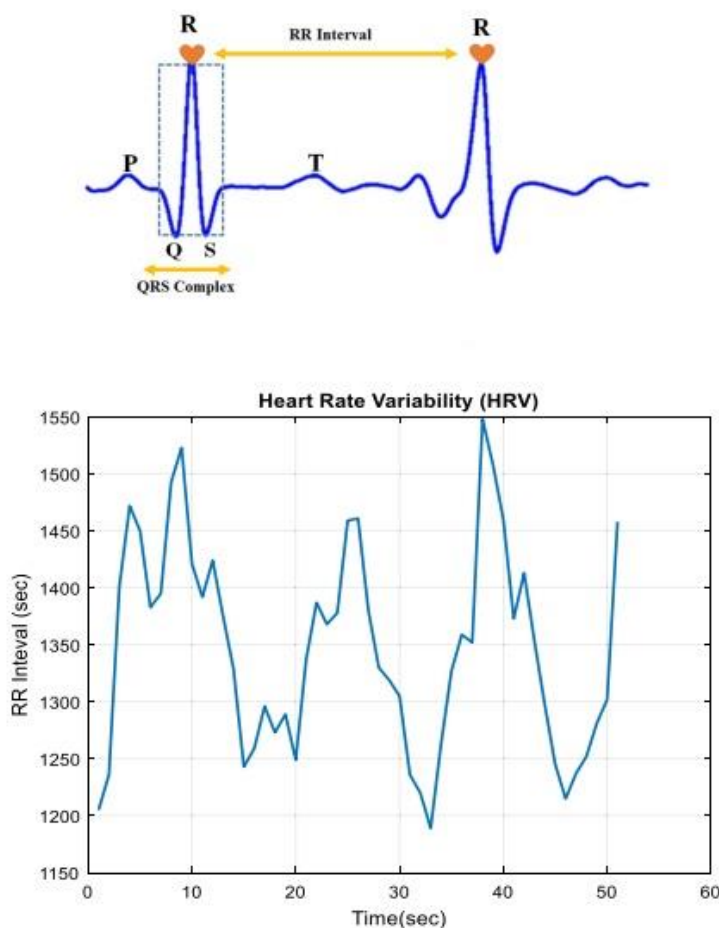
Ο καρδιακός ρυθμός (HR) είναι το πιο ευρέως υιοθετημένο και απλό μέτρο και για την εκτίμηση των επιπέδων του στρες. Στη βιβλιογραφία, υπάρχουν πολλές μελέτες που αναφέρουν ότι ο καρδιακός ρυθμός αυξάνεται σημαντικά κατά τη διάρκεια καταστάσεων άγχους [95-97]. Αξίζει επίσης να τονιστεί ότι οι φυσιολογικές τιμές καρδιακού ρυθμού για τους ενήλικες οριοθετούνται στα 60-100 bpm. Όταν αυτός ξεπεράσει τα 100 bpm τότε το άτομο βιώνει «ταχυκαρδία», ενώ αντιθέτως όταν παραμείνει κάτω από 60 bpm βιώνει «βραδυκαρδία». [100]

Εναλλακτικά, για την εκτίμηση αυτή, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού (HRV) που αποτελεί τη μεταβλητότητα του χρόνου μεταξύ των χτύπων της καρδιάς. Αυτές οι χρονικές περίοδοι μεταξύ διαδοχικών καρδιακών παλμών είναι γνωστές ως διαστήματα RR. Το HRV ορίζεται από τον τύπο:

$$HRV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} (NNI_{n+1} - NNI_n) \quad (2)$$

όπου N ο συνολικός αριθμός των δειγμάτων ενός λεπτού και NNI_n το n -οστό Normal-to-Normal Interval, δηλ. το δείγμα x_n . Σημειώνεται ότι δεν υπάρχει ιδιαίτερος λόγος να διατηρηθεί η ορολογία που σχετίζεται με το NNI , αλλά την διατηρήσαμε για να υπάρχει συνάφεια με τις εργασίες αναφοράς. [109]

Το HRV θεωρείται ότι αντανακλά τη δραστηριότητα των συμπαθητικών και κολπικών συστατικών των $AN\Omega$. Οι παράμετροι HRV είναι ένα σύνολο στατιστικών μετρήσεων που παρέχουν πληροφορίες για την καρδιακή δραστηριότητα σε χρόνο, συχνότητα και μη γραμμικό πεδίο. Σε αντίθεση με το HR , το HRV αυξάνεται κατά τις περιόδους ανάπαυσης και μειώνεται κατά τη διάρκεια του στρες. [91] Το υψηλό HRV σχετίζεται με την ανάπαυση, την πέψη και τη γενικά καλή φυσική κατάσταση, ενώ το χαμηλό HRV με το άγχος και την ασθένεια. [98]



Εικόνα 2.1.3.1 *Επάνω: Ανίχνευση διαστημάτων RR σε ηλεκτροκαρδιογράφημα. Κάτω: Το σήμα HRV που δημιουργήθηκε από το ΗΚΓ ενός φυσιολογικού ανθρώπου. [99]*

2.2 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΟΥ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ, ΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΟΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ

2.2.1 ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

Το κύριο όργανο του αναπνευστικού συστήματος είναι οι πνεύμονες.[101] Η αναπνοή παρέχει οξυγόνο στους ιστούς και απομακρύνει το διοξείδιο του άνθρακα.

Οι τέσσερις κύριες λειτουργίες της αναπνοής είναι (i) ο πνευμονικός αερισμός, που σημαίνει την εισροή και εκροή αέρα μεταξύ της ατμόσφαιρας και των πνευμονικών κυψελίδων.,(ii) η διάχυση οξυγόνου και διοξειδίου του άνθρακα μεταξύ των κυψελίδων και του αίματος, (iii) η μεταφορά οξυγόνου και διοξειδίου του άνθρακα στο αίμα και τα σωματικά υγρά προς και από τα κύτταρα του σώματος και (iv) ρύθμιση του αερισμού και άλλων πτυχών της αναπνοής.[102]

Άλλα αναπνευστικά όργανα αποτελούν οι αεροφόροι οδοί (ρινική και στοματική κοιλότητα, ο φάρυγγας, λάρυγγας, η τραχεία, οι βρόγχοι) με τους οποίους επικοινωνούν οι πνεύμονες με την ατμόσφαιρα και τους αναπνευστικούς μύες (το διάφραγμα και τους μεσοπλεύριους μύες).[101,103]

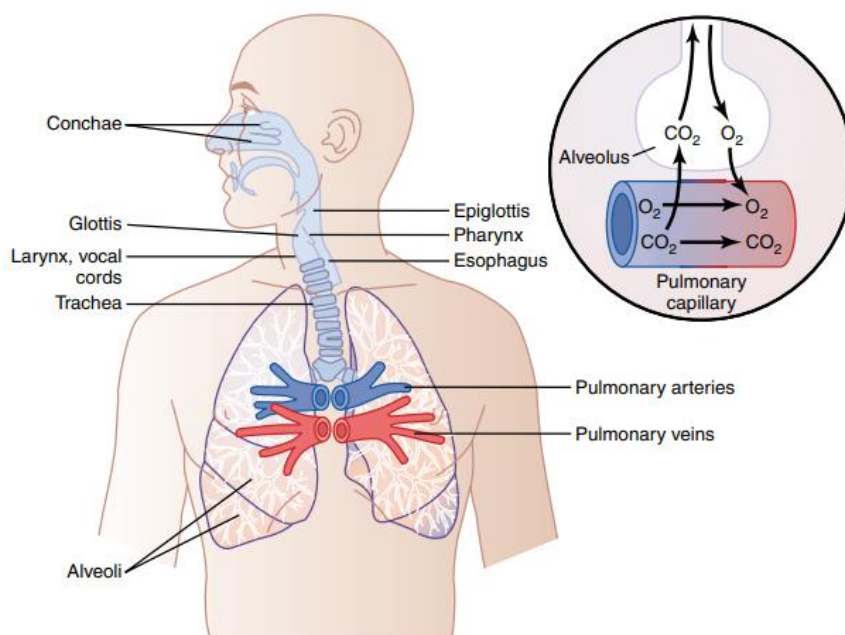
Οι βρόχοι και οι πνεύμονες, που αποτελούν το κύριο μέρος των αναπνευστικών πραγματοποιούν μια διοχέτευση και ανταλλαγή αερίων η οποία συντηρείται σε δύο κύκλους. Ο πρώτος κύκλος αέρα μεταφέρει τον αέρα του εξωτερικού χώρου πλούσιο από οξυγόνο διαμέσω των αεοφόρων οδών κατά μήκος της τραχείας και των βρόγχων μέσα στις κυψελίδες και αποβάλλει στον εξωτερικό χώρο το διοξείδιο του άνθρακα με αντίθετη φορά. Ο δεύτερος κύκλος, ο αιματικός, πραγματοποιείται από τα τριχοειδή των κυψελίδων αυτός οδηγεί το αίμα το οποίο είναι πλούσιο σε διοξείδιο του άνθρακα και φτωχό σε οξυγόνο μέχρι τη μεμβράνη ανταλλαγής όπου απελευθερώνεται από το διοξείδιο του άνθρακα ενώ ανανεώνει το οξυγόνο του το αίμα έτσι εμπλουτισμένο από οξυγόνο οδηγείται στην καρδιά η οποία διαμέσου της γενικής αρτηριακής δικτύωσης το στέλνει στα κύτταρα[103]

Ετσι λοιπόν, αρχικά, η εισπνοή μέσω της μύτης είναι μια διαδικασία που θερμαίνει και υγραίνει τον αέρα που εισπνέεται. Οι τρίχες της μύτης βοηθούν στην παγίδευση τυχόν σωματιδίων σκόνης. Ο θερμός αέρας εισέρχεται στους πνεύμονες μέσω της τραχείας, ένας κοίλος σωλήνας ενισχυμένος με δακτυλίους του χόνδρου για να μην καταρρεύσει. Οι πνεύμονες είναι μέσα στο στήθος, προστατεύονται από τον θώρακα και τυλίγονται σε μια μεμβράνη που ονομάζεται υπεζωκότας. Οι πνεύμονες είναι όργανα με μεγάλη ελαστικότητα, γεμάτα με χιλιάδες σωλήνες, που σχηματίζονται με

τις αλληπάλληλες διακλαδώσεις των δύο μεγάλων βροχών που προέρχονται από τη διακλάδωση της τραχείας. Το μεγαλύτερο μέρος του όγκου των πνευμόνων καταλαμβάνεται από τις κυψελίδες, ο ολικός αριθμός των οποίων είναι γύρω στα 200 εκατομμύρια. Κάθε μια έχει ένα λεπτό πλέγμα τριχοειδών αγγείων. Εκεί πραγματοποιείται η ανταλλαγή των αερίων με το κυκλοφορικό σύστημα διαμέσου της αναπνευστικής μεμβράνης (δηλ. η ανταλλαγή οξυγόνου και διοξειδίου του άνθρακα).[101,103]

Για να παραμείνουν φουσκωμένοι, οι πνεύμονες βασίζονται σε ένα κενό μέσα στο στήθος. Το διάφραγμα είναι ένας αναπνευστικός μυς κάτω από τους πνεύμονες. Όταν αναπνέουμε, το διάφραγμα συστέλλεται και χαλαρώνει. Ακολουθούν με παθητική διεύρυνση οι πνεύμονες, οι κυψελίδες και έτσι η πίεση του κυψελιδικού αέρα ελαττώνεται με συνέπεια τη δημιουργία διαφοράς πίεσης μεταξύ κυψελιδικού και ατμοσφαιρικού αέρα. Αυτή η αλλαγή στην πίεση του αέρα σημαίνει ότι ο αέρας «απορροφάται» στους πνεύμονες κατά την εισπνοή και «εξωθείται» από τους πνεύμονες κατά την εκπνοή. Οι μεσοπλεύριοι μύες μεταξύ των πλευρών βοηθούν στην αλλαγή της εσωτερικής πίεσης ανασηκώνοντας και χαλαρώνοντας τον θώρακα σε συγχρονισμό με το διάφραγμα.[101,103]

Το αίμα που περιέχει διοξείδιο του άνθρακα εισέρχεται στα τριχοειδή αγγεία που ευθυγραμμίζουν τις κυψελίδες. Το αέριο κινείται από το αίμα σε μια λεπτή μεμβράνη υγρασίας και στον σάκο. Στη συνέχεια εκπνέεται το διοξείδιο του άνθρακα. Κατά την εισπνοή, το οξυγόνο τραβιέται προς τα κάτω στις κυψελίδες όπου περνά στο αίμα χρησιμοποιώντας την ίδια μεμβράνη υγρασίας.[101]

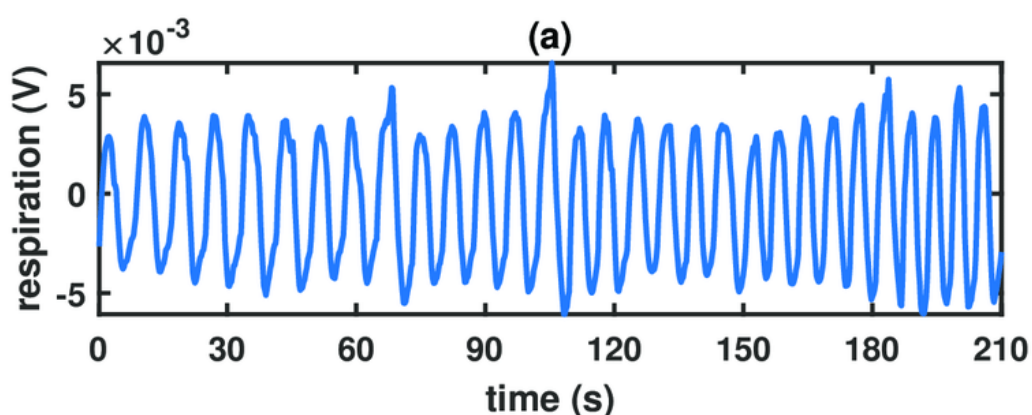


Εικόνα 2.2.1.1 Αεροφόροι οδοί. [102]

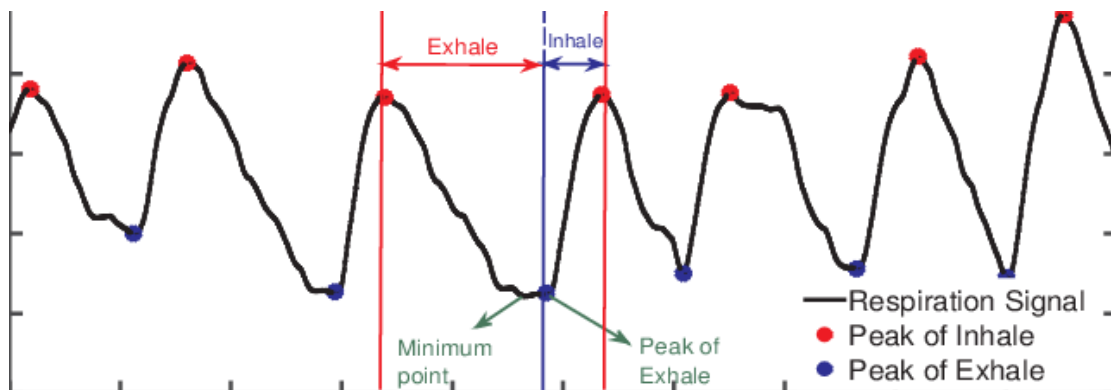
Η συστολή αυτών των αναπνευστικών μυών που είναι υπεύθυνοι του πνευμονικού αερισμού δεν εκτελείται με τη θέληση του ατόμου αλλά καθοδηγείται περιοδικά από δυνάμεις που προέρχονται από ζώνες του Κεντρικού Νευρικού Συστήματος (ΚΝΣ) που ονομάζονται αναπνευστικά κέντρα. Αυτά τα αναπνευστικά κέντρα λειτουργούν γιατί διεγείρονται από νευρικές ωθήσεις που φτάνουν σε αυτά δια μέσω της κυκλοφορίας του αίματος για να μπορούν να ικανοποιήσουν σε κάθε στιγμή τις αναπνευστικές ανάγκες των κυττάρων και επομένως του οργανισμού.[101]

2.2.2 ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟ ΣΗΜΑ

Γενικά, οι τεχνικές συνεχούς παρακολούθησης του αναπνευστικού συστήματος και συνάμα της εξαγωγής ενός αναπνευστικού σήματος, μπορούν να τοποθετηθούν σε μία από τρεις ευρείες κατηγορίες ως εξής: α) συσκευές που μετρούν τις μεταβολές της κίνησης, του όγκου ή των ιστών (π.χ. τεχνικές διαθωρακικής σύνθετης αντίστασης, πληθυσμογραφία επαγωγής), β) συσκευές που μετρούν τη ροή του αέρα (π.χ. θερμίστορ για τη μέτρηση της ρινικής ροής του αέρα στο στόμα), και γ) συσκευές που αξιολογούν τις μεταβολές των αερίων του αίματος (π.χ. παλμική οξυμετρία ή μέτρηση του τελικού παλιρροϊκού O_2 [104]. Επίσης, αναπνευστικά σήματα μπορούν να εξαχθούν από το ηλεκτροκαρδιογράφημα και το φωτοπληθυσμογράφημα.[105]



Εικόνα 2.2.2.1 Παράδειγμα αναπνευστικού σήματος. Ο οριζόντιος άξονας μετριέται σε sec. ενώ ο κατακόρυφος σε Volt. [106]



Εικόνα 2.2.2.2 Αναπνευστικό σήμα σε συνάρτηση με το χρόνο (s).[107]

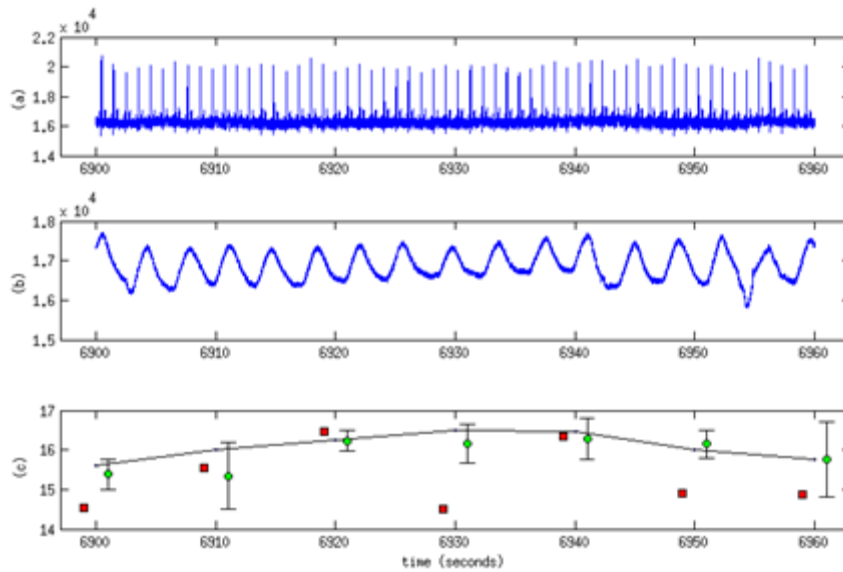
Στην εικόνα 2.2.2.2 παρουσιάζεται ένα φυσιολογικό αναπνευστικό σήμα. Οι κορυφές με κόκκινο χρώμα ορίζονται ως οι κορυφές εισπνοής (Peak of Inhale), ενώ εκείνες με μπλε χρώμα, ως οι κορυφές εκπνοής (Peak of Exhale). Το διάστημα μεταξύ μιας κορυφής εισπνοής και μιας κορυφής εκπνοής αποτελεί την εκπνοή (exhale) ενώ το διάστημα μεταξύ μιας κορυφής εκπνοής και μιας κορυφής εισπνοής αποτελεί την εισπνοή (inhale).

2.2.3 ΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΕΥΣΤΙΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ

Ο αναπνευστικός ρυθμός είναι ο αριθμός των αναπνοών που λαμβάνει ένα άτομο ανά μονάδα χρόνου και συνήθως καθορίζεται στην πράξη μετρώντας τον αριθμό των φορών που το στήθος αυξάνεται ή μειώνεται ανά λεπτό [108] ή μετρώντας τον αριθμό των κύκλων αναπνοής ανά λεπτό [109].

Η εξαγωγή του αναπνευστικού ρυθμού (BR) γίνεται μετά την ανίχνευση των αναπνευστικών σημάτων. Πρώτα ανιχνεύονται οι κορυφές του αναπνευστικού σήματος και έπειτα υπολογίζεται το μέσο διάστημα Δt μεταξύ των κορυφών δύο διαδοχικών αναπνευστικών παλμών RR, δίνοντας έτσι τον αναπνευστικό ρυθμό [110] σύμφωνα με την σχέση (3):

$$BR = \frac{60}{\Delta t(\text{sec})} \quad (3)$$



Εικόνα 2.3.1 Εξαγωγή αναπνευστικού σήματος (b), και σήμα αναπνευστικού ρυθμού (c) από ΗΚΓ (a). [111]

Το BR είναι ένα από τα τέσσερα κύρια ζωτικά σημεία που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την αξιολόγηση της γενικής σωματικής υγείας ενός ατόμου. Οι φυσιολογικοί ρυθμοί αναπνοής για ένα ενήλικα άτομο σε κατάσταση ηρεμίας κυμαίνονται από 12 έως 16 αναπνοές ανά λεπτό. Τιμές άνω των 16 αναπνοών ανα λεπτό δείχνουν ότι το άτομο βιώνει «υπεραρισμό» και κάτω των 12 αναπνοών ανα λεπτό «υπόαρισμό».[108]

Η αναπνοή καθώς και ο αναπνευστικός ρυθμός μπορούν επίσης να επηρεαστούν από συναισθηματικά ερεθίσματα και είναι ευρέως γνωστό ως δείκτης ψυχολογικού στρες και άγχους. Ο ρυθμός αναπνοής (BR) αυξάνεται καθώς τα επίπεδα του στρες ή του άγχους αυξάνονται οδηγώντας ακόμη και σε υπεραρισμό σε ακραίες περιπτώσεις . Το BR μειώνεται με τη χαλάρωση, ενώ οι τεταμένες καταστάσεις μπορεί να προκαλέσουν διακοπές στην αναπνοή. [109]

III. ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΕΛΕΤΩΝ: ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΕΠΙΠΕΔΩΝ ΑΓΧΟΥΣ ΑΠΟ ΒΙΟΣΗΜΑΤΑ ΦΟΒΙΚΩΝ ΑΤΟΜΩΝ ΚΑΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΓΙΑ ΤΗΝ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥΣ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφονται οι δύο μελέτες [109] και [112] από τις οποίες εξήχθησαν τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για την συγκεκριμένη διπλωματική εργασία. Συγκεκριμένα, αναλύονται η μεθοδολογία που εφαρμόστηκε, η διαδικασία επεξεργασίας των βιοσημάτων, η ταξινόμησή τους και τα αποτελέσματά που προέκυψαν.

3.1 ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Παρόλο που η θεραπεία έκθεσης είναι η πιο αποτελεσματική θεραπεία για τις αγχώδεις διαταραχές, και ειδικά για τις ειδικές φοβίες, δεν επωφελούνται όλοι οι ασθενείς εξίσου από αυτήν. Έτσι, ένας από τους κύριους στόχους των ερευνών [112] και [109] για τη θεραπεία των αγχωδών διαταραχών είναι η ανάπτυξη τρόπων αύξησης και εδραίωσης των αποτελεσμάτων της θεραπείας έκθεσης. Η HRV βιοανάδραση συζητείται επί των τρεχουσών μελετών ως ένα ιδιαίτερα πολλά υποσχόμενο θεραπευτικό πρόσθετο. Για να διαπιστωθεί η εγκυρότητά της, οι μελέτες ασχολήθηκαν με την καταγραφή επιπέδων άγχους μέσω βιοσημάτων αραχνοφοβικών ατόμων που έχουν εκπαιδευτεί σε HRV βιοαναδράσεις και ψευδοβιοαναδράσεις σε ειδικά διαμορφωμένη συνεδρία έκθεσης, και κατ' επέκταση την επεξεργασία των βιοσημάτων αυτών, την εξαγωγή στατιστικών χαρακτηριστικών και την ταξινόμησή τους.

3.2 ΜΕΘΟΔΟΙ

3.2.1 ΣΥΜΜΕΤΕΧΟΝΤΕΣ

Η συμμετοχή της έρευνας [112] περιορίζεται σε άτομα με ειδική φοβία την αράχνη ηλικίας 18 έως 40 ετών. Οι συμμετέχοντες θεωρούνται ως άτομα που φοβούνται την αράχνη όταν σκοράρουν 14 ή περισσότερο στο German Spider Anxiety Screening (SAS), 50 ή υψηλότερα στο ερωτηματολόγιο Fear of Spiders (FSQ) καθώς και ελάχιστο βαθμό φόβου 4 και βαθμολογία αποφυγής 3 στην ενότητα «Ειδικές φοβίες» του ADIS (ADIS – ενότητα «Specific Phobias»). Τα κριτήρια αποκλεισμού είναι: η παρουσία οποιασδήποτε άλλης ψυχικής διαταραχής εκτός από την αραχνοφοβία (αξιολογήθηκε με το Ερωτηματολόγιο Υγείας του Ασθενούς D (PHQ D,) και το Beck Depression Inventory (BDI II)) και τυχόν καρδιαγγειακές ασθένειες. [112]

3.2.2 ΜΕΤΡΗΣΗ ΚΑΙ ΚΑΤΑΓΡΑΦΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ

Τα φυσιολογικά δεδομένα καταγράφονται χρησιμοποιώντας το Σύστημα Βιοανάδρασης (BFS) που αναπτύχθηκε από τον Fraunhofer IBMT. Αυτό το σύστημα υποστηρίζει φορητούς αισθητήρες τελευταίας τεχνολογίας και ασύρματη επικοινωνία για τη βελτίωση της χρηστικότητας και της άνεσης του συμμετέχοντος. [112]

Τα σήματα που καταγράφηκαν ήταν αυτά του ηλεκτροκαρδιογραφήματος (ECG), της αναπνοής (RSP) και της ηλεκτροδερματικής δραστηριότητας (EDA), χρησιμοποιώντας τη συσκευή μέτρησης βιοσημάτων BITalino με τη συχνότητα δειγματοληψίας ρυθμισμένη στα 100 Hz ανά κανάλι.[112]

Τρία ηλεκτρόδια τοποθετούνται σύμφωνα με την τυπική διαμόρφωση ηλεκτροδίου II. Για τη μέτρηση της ηλεκτροδερματικής δραστηριότητας, δύο ηλεκτρόδια συνδέονται στο εγγύς τμήμα της παλάμης του μη κυρίαρχου χεριού του συμμετέχοντος. Τα ηλεκτρόδια που χρησιμοποιήθηκαν είναι τυπικά προ-πηκτωματοποιημένα και αυτοκόλλητα ηλεκτρόδια Ag/AgCl μιας χρήσης. Ο αισθητήρας BITalino RSP είναι ένας ρυθμιζόμενος, ελαστικός ιμάντας στήθους με ενσωματωμένο πιεζοηλεκτρικό αισθητήρα. Η βιοανάδραση HRV λαμβάνεται χρησιμοποιώντας το περιβραχιόνιο παρακολούθησης HR Rhythm+ με συχνότητα δειγματοληψίας 1 Hz. Αυτό, τοποθετείται κάτω από τον αγκώνα του μη κυρίαρχου βραχίονα του συμμετέχοντα. [112]

Όλα τα δεδομένα του αισθητήρα δρομολογούνται ασύρματα στον προσωπικό υπολογιστή (PC) μέσω ενός «έξυπνου τηλεφώνου» (smartphone) που χρησιμοποιεί διασυνδέσεις BLE (Bluetooth Low Energy) και WLAN (Ασύρματο τοπικό δίκτυο). Το λογισμικό υπολογιστή που χρησιμοποιείται για την απόκτηση και την οπτικοποίηση δεδομένων έχει αναπτυχθεί σε C ως εφαρμογή Windows Form. Αυτή η εφαρμογή σχεδιάζει φυσιολογικά σήματα σε πραγματικό χρόνο και τα αποθηκεύει σε αρχεία κειμένου. Επιπλέον, το λογισμικό του υπολογιστή σχεδιάζει την απεικόνιση της βιοανάδρασης HRV και της ψευδοβιοανάδρασης. Δεδομένου ότι όλες οι οδηγίες παρουσιάζονται στους συμμετέχοντες χρησιμοποιώντας το λογισμικό E- Prime, η εφαρμογή υπολογιστή ενσωματώνει μια διεπαφή για τη λήψη σημάτων ενεργοποίησης που σχετίζονται με καθορισμένα συμβάντα κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και των συνεδριών έκθεσης.[112]

3.2.3 ΕΡΓΑΣΙΕΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΟΝΤΩΝ

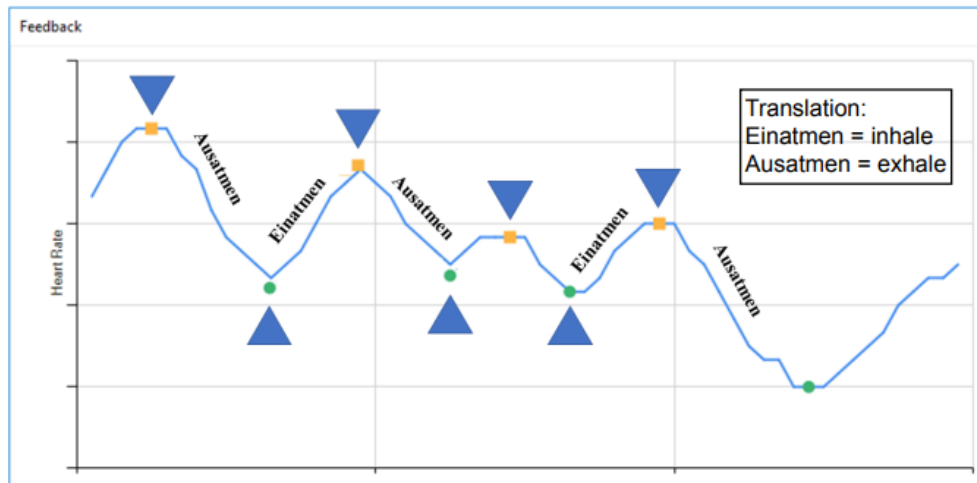
Οι συμμετέχοντες χωρίστηκαν τυχαία σε 4 ομάδες. Όλες οι πειραματικές ομάδες έλαβαν μια εκπαιδευτική συνεδρία (training session) κατά τη διάρκεια της οποίας έμαθαν δύο εργασίες: είτε HRV βιοανάδραση και μια εργασία ψευδοβιοανάδρασης ή δύο εργασίες ψευδοβιοανάδρασης. Και οι δύο εργασίες ψευδοβιοανάδρασης απαιτούν από τους συμμετέχοντες να συγχρονίσουν ένα επαναλαμβανόμενο χτύπημα

σε ένα τραπέζι (A) ή μια ρυθμική κίνηση του χεριού (B) με ένα ψευδοφυσιολογικό σήμα. Μετά από μια εβδομάδα εκπαίδευσης στο σπίτι, όλοι οι συμμετέχοντες επέστρεψαν στο εργαστήριο και παρακολούθησαν μια σειρά από βίντεο κλιπ αράχνης. Η ομάδα 1 (G1, HRV/HRV) εκπαιδεύτηκε τόσο στη βιοανάδραση HRV όσο και στην εργασία A της ψευδοβιοανάδρασης, αλλά χρησιμοποίησε την βιοανάδραση HRV κατά τη διάρκεια της έκθεσης. Η ομάδα 2 (G2, HRV/ψευδο) έλαβε την ίδια εκπαίδευση με την ομάδα 1, αλλά εκτέλεσε την εργασία ψευδοβιοανάδρασης A κατά τη διάρκεια της έκθεσης. Η ομάδα 3 (G3, ψευδο/ψευδο) εκπαιδεύτηκε σε δύο εργασίες ψευδοβιοανάδρασης (A και B) και χρησιμοποίησε την εργασία ψευδοβιοανάδρασης A κατά την έκθεση. Η ομάδα 4 (G4, ψευδο/-) εκπαιδεύτηκε και στις δύο εργασίες ψευδοβιοανάδρασης (A και B), αλλά δεν εκτέλεσε καμία από αυτές κατά τη διάρκεια της έκθεσης. [112]

3.2.3.1 Εκπαιδευτική Συνεδρία Βιοανάδρασης

Η εκπαιδευτική συνεδρία βιοανάδρασης πραγματοποιήθηκε στο εργαστήριο. Οι συμμετέχοντες κάθισαν μπροστά από μια οθόνη υπολογιστή, η οποία εμφανίζει όλες τις οδηγίες. Οι πληροφορίες βιοανάδρασης εμφανίστηκαν σε μια δεύτερη οθόνη. Παρακάτω αναλύονται το training βιοανάδρασης HRV και το training ψευδοβιοανάδρασης:

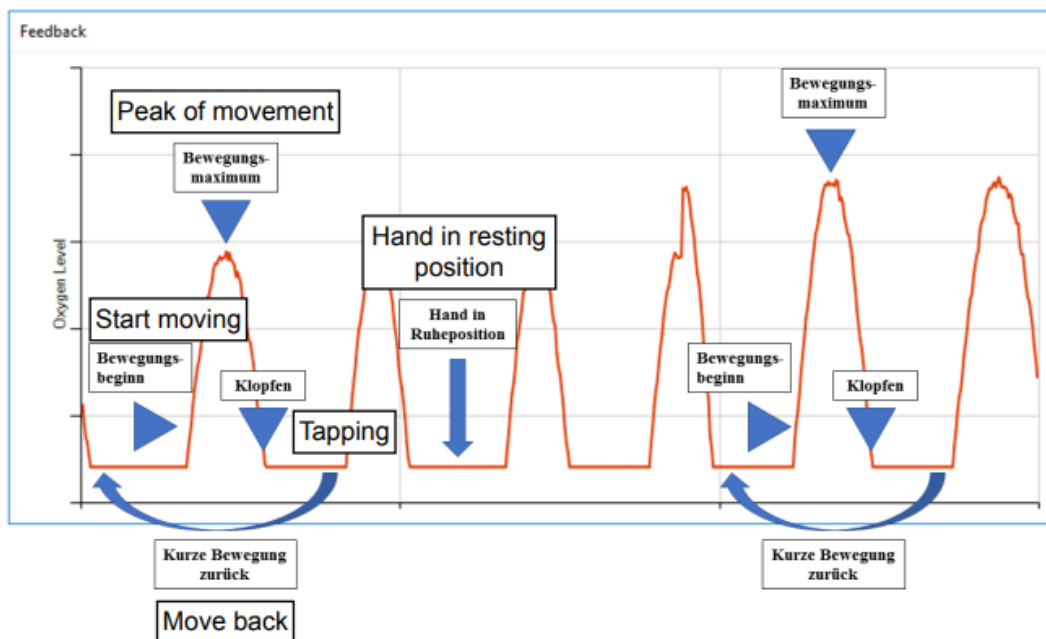
i) Βιοανάδραση HRV: Η προπονητική συνεδρία αποτελείται από μια προφορική οδηγία για τον συγχρονισμό της αναπνοής κάποιου και των εμφανιζόμενων αλλαγών στο HR. Όλες οι οδηγίες είναι προσαρμοσμένες από μια καλά καθιερωμένη εκπαίδευση βιοανάδρασης HRV που παρέχεται από τους Lehrer et al. Ζητείται από τους συμμετέχοντες να εισπνεύσουν όταν το HR αυξάνεται και να εκπνεύσουν ενώ μειώνεται. Επιπλέον, η εκπαίδευση περιλαμβάνει δύο σχηματικά διαγράμματα της βιοανάδρασης HRV που εμφανίζονται ταυτόχρονα με τον σωστό ρυθμό αναπνοής. Ούτε τα σχηματικά ούτε τα πραγματικά διαγράμματα HR περιέχουν απόλυτες τιμές HR για να εμποδίσουν τους συμμετέχοντες να εστιάσουν στα επίπεδα HR τους. Το BFS λαμβάνει και εμφανίζει την τρέχουσα συχνότητα αναπνοής (αναπνοές ανά λεπτό) με βάση έναν αλγόριθμο «ανίχνευσης κορυφών και κοιλάδων». Η συχνότητα αναπνοής υπολογίζεται ως ο αριθμός των ανιχνευόμενων κορυφών σε διάστημα 1 λεπτού.



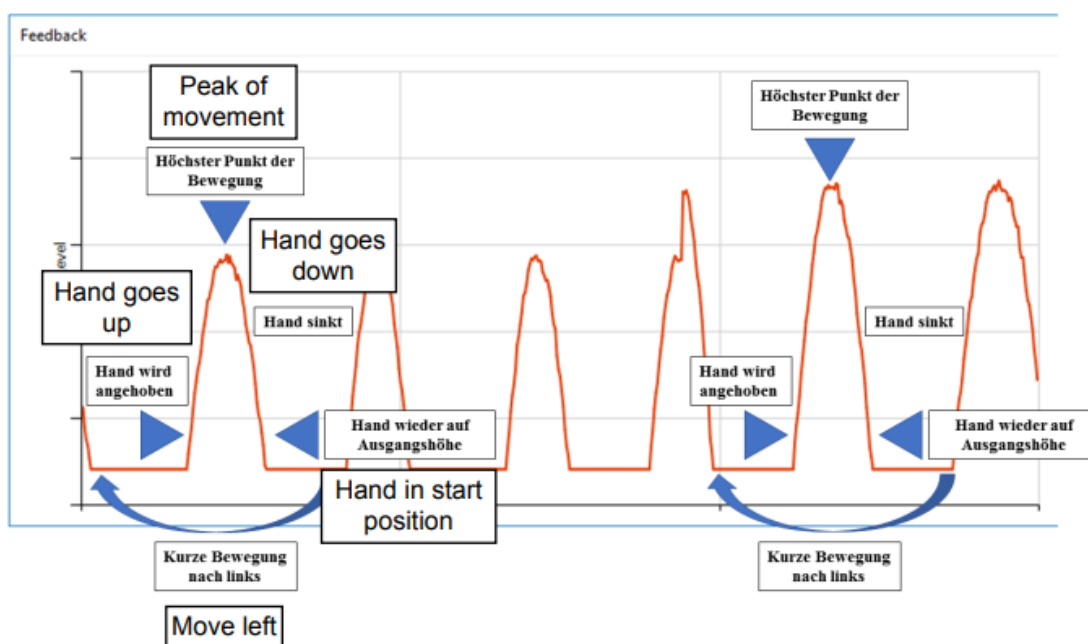
Εικόνα 3.2.3.1.1 Βιοανάδραση HRV. Einatmen = Εισπνοή (κατά την αύξηση του HR) και Ausatmen = Εκπνοή (κατά την μείωση του HR.) [112]

ii) Ψευδο-βιοανάδραση: Η εκπαίδευση ψευδο-βιοανάδρασης χρησιμοποιεί επίσης προφορικές οδηγίες και ένα σχηματικό διάγραμμα των επιδιωκόμενων αποτελεσμάτων εκπαίδευσης. Σε αντίθεση με τη βιοανάδραση HRV, οι συμμετέχοντες καλούνται να συγχρονίσουν μια συγκεκριμένη κίνηση (χτύπημα ή μια ομαλή, ρυθμική κίνηση του χεριού) με το εμφανιζόμενο σήμα. Προκειμένου να απεικονιστούν οι επιδιωκόμενες κινήσεις, παρουσιάζονται σύντομα βίντεο κλιπ επίδειξης. Το ψευδοσήμα εισάγεται ως "Μεταβλητότητα Οξυγόνου" και αλλάζει με την πάροδο του χρόνου για να ταιριάζει με τις αλλαγές στο HR λόγω της αναπνοής. Το σήμα που μιμείται τη μεταβλητότητα του οξυγόνου υλοποιείται χρησιμοποιώντας την ακόλουθη εξίσωση[112] :

$$f(t) = \begin{cases} A \cdot \sin\left(\frac{\pi}{T_{\text{peak}}} t\right) + 0.3N, & \text{if } 0 \leq t \leq \frac{T_{\text{peak}}}{2} \\ A \cdot \sin\left(\frac{\pi}{T_{\text{peak}}} t\right) - 0.4N, & \text{if } \frac{T_{\text{peak}}}{2} < t \leq T_{\text{peak}} \\ 0, & \text{if } T_{\text{peak}} < t < T_{\text{peak}} + T_{\text{non-peak}} \end{cases} \quad (4)$$



Εικόνα 3.2.3.1.2 Ψευδοβιοανάδραση Α: Συγχρονισμός ενός επαναλαμβανόμενου χτυπήματος σε ένα τραπέζι. [112]



Εικόνα 3.2.3.1.2 Ψευδοβιοανάδραση Β: Συγχρονισμός μιας ρυθμικής κίνηση του χεριού. [112]

3.2.3.2 Κατ' οίκον εκπαίδευση

Μετά το τέλος των εκπαιδευτικών συνεδριών στο εργαστήριο, όλοι οι συμμετέχοντες έλαβαν ένα αρχείο MP3 για να συνεχίσουν την εκπαίδευσή τους στο σπίτι. Αυτό το

αρχείο περιέχει μια ακουστική οδηγία για μια συνεδρία 20 λεπτών, κατά τη διάρκεια της οποίας κάθε τύπος εκπαίδευσης (HRV ή/και ψευδοβιοανάδραση) εξασκείται για 10 λεπτά. Όλες οι οδηγίες ζητούν από τον συμμετέχοντα να συγχρονίσει την αναπνοή ή μια κίνηση του με έναν ευχάριστο ήχο που παρουσιάζεται επανειλημμένα. Στην περίπτωση της βιοανάδρασης HRV, η συχνότητά της αντιστοιχεί στην ατομική συχνότητα συντονισμού, η οποία καθορίζεται από το τέλος της αρχικής προπόνησης στο εργαστήριο. Και για τις δύο εργασίες ψευδοβιοανάδρασης η συχνότητα ρυθμίζεται σε μια σταθερή τιμή. Για να διασφαλιστεί ότι οι συμμετέχοντες έχουν ολοκληρώσει την εκπαίδευση τουλάχιστον μία φορά, οι οδηγίες σε κάθε περίπτωση περιέχουν μια κωδική λέξη, την οποία οι συμμετέχοντες καλούνται να αναφέρουν μετά τη συνεδρία.

3.2.3.3 Συνεδρία έκθεσης

Η συνεδρία έκθεσης διεξήχθη μία εβδομάδα μετά την αρχική προπόνηση στο ίδιο εργαστήριο με τη χρήση των ίδιων τεχνικών. Όλες οι συνεδρίες έκθεσης πραγματοποιήθηκαν το απόγευμα για τον έλεγχο των ημερήσιων επιπέδων κορτιζόλης, τα οποία μπορούν να επηρεάσουν τα αποτελέσματα της έκθεσης. Οι συμμετέχοντες επέστρεψαν και παρακολούθησαν μια σειρά από βίντεο κλιπ αράχνης. Κάθε συνεδρία ξεκίνησε με ένα demo βίντεο διάρκειας 1 λεπτού ακολουθούμενο από 16 βίντεο κλιπ αράχνης διάρκειας 1 λεπτού, όλα από τηλεοπτικά ντοκιμαντέρ που έδειχναν λεπτομερείς λήψεις από αράχνες, και τελείωσε με μια φάση ανάπαυσης διάρκειας 5 λεπτών. Τα δεκαέξι κλιπ με αράχνες χωρίστηκαν σε δύο ομάδες: κλιπ 1–8 και κλιπ 9–16. Η σειρά των κλιπ σε κάθε ομάδα ήταν τυχαιοποιημένη. Μετά από κάθε τέταρτο βίντεο κλιπ, ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να αξιολογήσουν τα υποκειμενικά επίπεδα διέγερσης σε κλίμακες 4 σημείων που κυμαίνονται από "1 = καθόλου" έως "4 = έντονα". [112]

Τα άτομα, όπως αναφέρθηκε παραπάνω, χωρίστηκαν σε τέσσερις ομάδες εκ των οποίων μόνο η ομάδα 1 χρησιμοποιεί τη βιοανάδραση HRV κατά τη διάρκεια της έκθεσης. Κατά συνέπεια, τα αρχεία της ομάδας 1 δεν εξετάστηκαν, καθώς τα άτομα εφάρμοσαν μια εκπαιδευμένη τεχνική αναπνοής. Το σύνολο δεδομένων της περιόδου έκθεσης των ομάδων 2, 3 και 4 χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση των ταξινομητών. [109]

3.2.4 ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΕΙΣ ΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΞΑΓΩΓΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Σχεδιάστηκαν διάφορες προσεγγίσεις για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών των βιοσημάτων αλλά οι κυρίαρχες είναι αυτές του καρδιακού ρυθμού (HR), της ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας (EDA) καθώς και αυτή του «υποκειμένου» (SB). Οι δύο προσεγγίσεις HR και EDA υποδιαιρούνται σε προσεγγίσεις με βάση το κλιπ (HR1 και EDA1) και με βάση το υποκείμενο (HR2 και EDA2). Να τονιστεί ότι για κάθε προσέγγιση επιλέχθηκαν δύο χρονικά παράθυρα, i) των 10 s και ii) των 60s.

3.2.4.1 Προσεγγίσεις καρδιακού ρυθμού και ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας

Γενικά αναμένεται ότι ο καρδιακός ρυθμός (HR) και η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (EDA) θα αυξηθούν κατά τη διάρκεια των πιο ενοχλητικών κλιπ. Δεδομένης αυτής της υπόθεσης, καθορίστηκαν προσεγγίσεις που βασίζονται i) σε κλιπ και ii) στα υποκείμενα. Οι προσεγγίσεις που βασίζονται σε κλιπ (HR1 και EDA1) δημιουργούν ετικέτες (labels) στα βίντεο κλιπ ταξινομώντας τον μέσο όρο του κανονικοποιημένου σήματος όλων των εγγραφών. Τα τρία κλιπ με τον υψηλότερο κανονικοποιημένο μέσο όρο για HR και EDA χαρακτηρίστηκαν ως «υψηλά» και τρία άλλα κλιπ με μέσες τιμές χαρακτηρίστηκαν ως «μεσαία». Όσο για τη «χαμηλή» ετικέτα (label), επιλέχθηκαν τα τελευταία 3 λεπτά της φάσης ανάπαυσης από την προπόνηση βιοανάδρασης καθώς θεωρείται ότι κατά τη διάρκεια αυτής της φάσης τα υποκείμενα ήταν τα πιο χαλαρά. Το κύριο πλεονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι τα δεδομένα για την κατάρτιση των ταξινομητών είναι ισορροπημένα (δηλαδή ο ίδιος αριθμός παρατηρήσεων ανά τάξη). Ωστόσο, ταυτόχρονα, υποθέτει ότι το ίδιο κλιπ είναι εξίσου ενοχλητικό για όλα τα υποκείμενα, κάτι που δεν είναι εύλογο.

Από την άλλη, οι προσεγγίσεις με βάση το υποκείμενο (HR2 και EDA2) δημιουργούν labels στα βίντεο κλιπ εξετάζοντας μεμονωμένες απαντήσεις. Από τα 16 κλιπ, τα 8 κλιπ με τον υψηλότερο ατομικό κανονικοποιημένο μέσο όρο για HR και EDA χαρακτηρίστηκαν ως «υψηλά» και τα υπόλοιπα 8 κλιπ χαρακτηρίστηκαν ως «μεσαία». Όσον αφορά τη «χαμηλή» κατάταξη, επιλέχθηκε ολόκληρη η φάση ανάπαυσης 5 λεπτών από την προπόνηση βιοανάδρασης για να επιτευχθεί η πιο ισορροπημένη παρατήρηση. Ωστόσο, το μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι τα δεδομένα εξακολουθούν να μην κατανέμονται πλήρως ομοιόμορφα. [109]

3.2.4.2 Προσέγγιση υποκειμένου.

Η προσέγγιση του υποκειμένου βασίζεται σε υποκειμενικές αξιολογήσεις διέγερσης κατά τη διάρκεια της έκθεσης. Η επισήμανση έγινε ως εξής: η «υψηλή» αντιστοιχεί στις δύο υψηλότερες βαθμολογίες 3 και 4, ενώ η «μεσαία» αντιστοιχεί στις δύο χαμηλότερες αξιολογήσεις 1 και 2. Όσον αφορά τη «χαμηλή» κατηγορία, επιλέχθηκαν τα τελευταία 3 λεπτά της φάσης ανάπαυσης από την προπόνηση βιοανάδρασης. Το μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι τα ανισόρροπα δεδομένα, καθώς τα περισσότερα από τα άτομα αξιολόγησαν άνισα τα κλιπ και μερικά βαθμολόγησαν την διέγερσή τους σταθερή σε όλα τα σημεία αξιολόγησης. Επιπλέον, η προσέγγιση εξετάζει μόνο τέσσερα κλιπ είτε για «υψηλή» είτε για «μεσαία» και 3 λεπτά για «χαμηλά». [109]

3.2.5 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΒΙΟΣΗΜΑΤΩΝ ΚΑΙ ΕΞΑΓΩΓΗ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

3.2.5.1 Επεξεργασία Βιοσημάτων

Όσον αφορά το σήμα ΗΚΓ, η συνάρτηση MATLAB του αλγορίθμου ανίχνευσης Pan Tompkins QRS, που εφαρμόστηκε από τον Sedghamiz, χρησιμοποιήθηκε για την εξαγωγή των τιμών HR και Normal to Normal Interval (NNI). Είναι απαραίτητη μια γραμμή βάσης για την ομαλοποίηση του μέσου HR. Αυτό, υπολογίστηκε με τη μέση διάρκεια του HR κατά τη φάση ανάπαυσης της εκπαιδευτικής συνεδρίας βιοανάδρασης (βλ. εξίσωση 4).

Όσον αφορά το σήμα RSP, αποκτάται ως η ποσοστιαία μετατόπιση του αισθητήρα, επομένως, ο υπολογισμός του BR έγινε μετρώντας τον αριθμό των φορών που αυξάνεται το στήθος (ισοδύναμο με τον αριθμό των κορυφών). Ένα φίλτρο διέλευσης ζώνης με συχνότητες αποκοπής (0,1-24 Hz ισοδύναμο με 6-24 αναπνοές ανά λεπτό) εφαρμόστηκε για την εξάλειψη της μετατόπισης και του θορύβου υψηλής συχνότητας. Επιπλέον, οι κορυφές βρέθηκαν χρησιμοποιώντας τη λειτουργία findpeaks του MATLAB. Η γραμμή βάσης για την ομαλοποίηση του μέσου BR επιτεύχθηκε με τον ίδιο τρόπο όπως και για το HR (εξίσωση 4).

Όσον αφορά το σήμα EDA, υπολογίστηκε ένα φίλτρο χαμηλής διέλευσης Butterworth δεύτερης τάξης με συχνότητα αποκοπής 1,5 Hz για την εξαγωγή των στατιστικών χαρακτηριστικών. Όσον αφορά τις ειδικές αντιδράσεις που προσανατολίζουν την αγωγιμότητα του δέρματος, εφαρμόστηκε, πρώτον, ένα φίλτρο υψηλής διέλευσης με συχνότητα αποκοπής 0,05 Hz για την παραγωγή φασιστικού σήματος. Στη συνέχεια, η έναρξη, η μετατόπιση και οι κορυφές ανιχνεύονται με όριο 0,03 Siemens. Η γραμμή βάσης για την εξομάλυνση του μέσου EDA λαμβάνεται επίσης από τη φάση ανάπαυσης της προπόνησης βιοανάδρασης, αλλά, στην περίπτωση αυτή, χρησιμοποιήθηκε η εξίσωση (6) που προτάθηκε από τους Lykken et al.

3.2.5.1 Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Συνολικά, 25 στατιστικά χαρακτηριστικά και ειδικά χαρακτηριστικά σήματος στον τομέα του χρόνου εξήχθησαν από κάθε βιοσήμα.

Electro-cardiogram	Respiration	Electrodermal Activity
Nmean	Nmean	Nmean
std	std	std
NFD	NFD	NFD
NSD	NSD	NSD
HRV	BRV	nOR
avNN	avNN	mmOR
sdNN	sdNN	mdOR
rMSSD		
NN50		
pNN50		
pNN20		

Πίνακας 3.2.5.1.1 Σύνοψη 25 στατιστικών και ειδικών χαρακτηριστικών σημάτων στον πεδίο του χρόνου.[109]

Οι εξισώσεις που περιγράφουν τα στατιστικά χαρακτηριστικά που εξήχθησαν αναφέρονται παρακάτω:

- Κανικοποιημένη Μέση Τιμή (*Nmean*):

$$HR/BR : Nmean = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_t) \quad (5)$$

$$EDA: Nmean = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{x_n - \min(x_t)}{\max(x_t) - \min(x_t)} \quad (6)$$

-Τυπική απόκλιση (*std*):

$$std = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_x)^2} \quad (7)$$

-Μέση τιμή των απολύτων των Κανονικοποιημένων Πρώτων Διαφορών (NFD):

$$NFD = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n| \quad (8)$$

-Μέση τιμή των απολύτων των Κανονικοποιημένων Δεύτερων Διαφορών (NSD):

$$NSD = \frac{1}{N-2} \sum_{n=1}^{N-2} |\hat{x}_{n+2} - \hat{x}_n| \quad (9)$$

-Μεταβλητότητα του Καρδιακού ρυθμού/ρυθμού Αναπνοής

$$HRV/BRV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} (NNI_{n+1} - NNI_n) \quad (10)$$

-Μέσος όρος των Μεσοδιαστημάτων Normal-to-Normal

$$avNN = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N NNI_n \quad (11)$$

-Τυπική απόκλιση των μεσοδιαστημάτων Normal-to Normal (sdNN):

$$sdNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (NNI_n - avNN)^2} \quad (12)$$

-root Mean Square of Successive Normal-to-Normal interval Differences (rMSSD):

$$rMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} (NNI_{n+1} - NNI_n)^2} \quad (13)$$

-Successive Normal-to-Normal μεσοδιαστήματα που διαφέρουν περισσότερο από 50 ms (NN50):

$$NN50 = \#(NNI > 50ms) \quad (14)$$

-Proportion of NN50 divided by the total number of Normal-to-Normal intervals (pNN50):

$$pNN50 = \frac{\#(NNI > 50 ms)}{\#(NNI)} \quad (15)$$

-Proportion of NN20 divided by the total number of Normal-to-Normal intervals (pNN20):

$$pNN20 = \frac{\#(NNI > 20 ms)}{\#(NNI)} \quad (16)$$

-Number of Orienting Responses (nOR):

$$nOR = \#OR \quad (17)$$

-Mean magnitude of Orienting Responses (mmOR):

$$mmOR = \frac{1}{nOR} \sum_{n=1}^{nOR} mOR_n \quad (18)$$

-Mean duration of Orienting Responses (mdOR):

$$mdOR = \frac{1}{nOR} \sum_{n=1}^{nOR} dOR_n \quad (19)$$

Προκειμένου να αποκτηθεί μια βαθύτερη εικόνα της συνάφειας των εξαγόμενων χαρακτηριστικών που είναι προσαρμοσμένα σε κάθε αλγόριθμο μηχανικής μάθησης, υπολογίστηκε μια διαδοχική επιλογή χαρακτηριστικών για τον καθένα. Η επιλογή ενός χαρακτηριστικού υποσυνόλου ήταν χρήσιμη για την απλοποίηση του μοντέλου. Τα χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν είναι: το HRNmean, το HRstd, το EDANmean, το EDANFD, το EDAnOR, και το EDAmOR. Αντίθετα, τα περισσότερα από τα χαρακτηριστικά που ελήφθησαν από το σήμα RSP δεν ήταν χρήσιμα για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων ταξινόμησης. Παρόλο που ο κανονικοποιημένος μέσος όρος του BR φαινόταν να είναι σχετικός για μερικά μοντέλα, δεν βελτίωσε πολύ την ακρίβεια. Έτσι, προκειμένου να απλουστευθούν όχι μόνο τα μοντέλα αλλά και το

προβλεπόμενο σύστημα βιοανάδρασης με πρακτικό τρόπο, τα σήματα RSP δεν ελήφθησαν υπόψη για τα περαιτέρω βήματα.[109]

3.3 ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ

Ο Πίνακας 3.3.1 δείχνει τα τρία καλύτερα αποτελέσματα στην ταξινόμηση δύο επιπέδων για χρονικά παράθυρα 60 δευτερολέπτων και 10 δευτερολέπτων, αντίστοιχα, ενώ ο Πίνακας 3.3.2 δείχνει τα καλύτερα αποτελέσματα στην ταξινόμηση τριών επιπέδων για τα ίδια χρονικά παράθυρα. Ο πιο συχνός ταξινομητής στον Πίνακα 3.3.1 είναι τα Bugged Trees, με την πιο συχνή προσέγγιση να αποτελεί το HR1. Η υψηλότερη ακρίβεια που επιτυγχάνεται για το χρονικό παράθυρο των 60 δευτερολέπτων είναι σχεδόν 91% με τη χρήση της προσέγγισης HR1 και σχεδόν 90% για το χρονικό παράθυρο 10 δευτερολέπτων χρησιμοποιώντας την προσέγγιση «υποκειμένου» (SB). Ο πιο συχνός ταξινομητής στον Πίνακα 3.3.2 είναι πάλι τα Bugged Trees. Η προσέγγιση υποκειμένου (SB) είναι η κυρίαρχη προσέγγιση. Τα αποτελέσματα ακρίβειας είναι χαμηλότερα από τα δύο επίπεδα, αλλά αρκετά καλά λαμβάνοντας υπόψη την πρόσθετη κατηγορία. Η υψηλότερη ακρίβεια που επιτυγχάνεται με τη χρήση της προσέγγισης SB είναι 73,4% για το χρονικό παράθυρο των 60 δευτερολέπτων και 74,4% για το χρονικό παράθυρο των 10 δευτερολέπτων.

Μεταξύ των εκπαιδευμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης επιλέχθηκε ως το πιο κατάλληλο το χρονικό παράθυρο των 10 δευτερολέπτων.

Ο Πίνακας 3.3.3 παραθέτει την τελική επιλογή εκπαιδευμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για χρονικό διάστημα 10 δευτερολέπτων. Όλοι οι αλγόριθμοι έχουν τον ίδιο ταξινομητή Bugged Trees και τον ίδιο συνδυασμό δύο χαρακτηριστικών ΗΚΓ και τεσσάρων κοινών χαρακτηριστικών EDA.

Όσον αφορά την εφαρμογή της μηχανικής μάθησης, η αξιολόγηση των εκπαιδευμένων αλγορίθμων δείχνει πολύ καλή ακρίβεια και πραγματικές τιμές τάξης, καθώς και σημαντικές τιμές Kappa του Cohen για την ταξινόμηση δύο επιπέδων. Στην περίπτωση της ταξινόμησης τριών επιπέδων, τα αποτελέσματα είναι χαμηλότερα από την περίπτωση δύο επιπέδων, αλλά αρκετά καλά λαμβάνοντας υπόψη την πρόσθετη κλάση.[109]

Classifier	Features	Approach	TW [s]	Accuracy [%]	THR [%]	TMR [%]	TLR [%]
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	HR1	60	90.9	90.6	-	91.2
Bagged Trees	HRNmean, EDANmean, EDANFD, BRNmean	HR2	60	89.5	91.9	-	85.6
Quadratic SVM	HRNmean, HRNN50, EDANmean	HR1	60	89.1	84.2	-	94.1
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	SB	10	89.8	82.4	-	94.7
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	HR1	10	89.0	88.4	-	89.6
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	EDA2	10	85.3	86.0	-	84.3

Πίνακας 3.3.1 Τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης δύο επιπέδων για διάρκεια χρονικού παραθύρου 60 και 10 δευτερολέπτων.[109]

Classifier	Features	Approach	TW [s]	Accuracy [%]	THR [%]	TMR [%]	TLR [%]
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	SB	60	73.4	59.3	59.1	92.4
Decision Tree	HRNmean, HRpNN20, EDANmean	SB	60	71.4	46.9	60.9	94.7
Quadratic SVM	HRNmean, EDANmean, EDANFD	SB	60	70.4	35.4	67.8	95.3
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	SB	10	74.4	60.0	60.7	93.1
Bagged Trees	HRNmean, HRNN50, EDANmean	SB	10	73.5	60.4	60.6	90.9
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	HR2	10	72.3	71.1	71.6	75.2

Πίνακας 3.3.2 Τα καλύτερα αποτελέσματα ταξινόμησης τριών επιπέδων για διάρκεια χρονικού παραθύρου 60 και 10 δευτερολέπτων.[109]

Classifier	Features	Approach	# Levels	Accuracy [%]	TIIR [%]	TMR [%]	TLR [%]	Kappa
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	SB	2	89.8	82.4	-	94.7	0.78
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	HR1	2	89.0	88.4	-	89.6	0.78
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	EDA2	2	85.3	86.0	-	84.3	0.69
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	SB	3	74.4	60.0	60.7	93.1	0.59
Bagged Trees	HRNmean, HRstd, EDANmean, EDANFD, EDAnOR, EDAmOR	HR2	3	72.3	71.1	71.6	75.2	0.58

Πίνακας 3.3.3 Τελική επιλογή εκπαιδευμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για χρονική διάρκεια παραθύρου 10 δευτερολέπτων.[109]

3.4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΜΕΛΕΤΩΝ

Η μελέτη [112] περιγράφει την καταγραφή βιοσημάτων ανθρώπων με αραχνοφοβία κατά την διάρκεια διάφορων συνεδριών (είτε εκπαιδευτικών, είτε έκθεσης) με σκοπό να μελετηθεί η αποτελεσματικότητα της βιοανάδρασης σε θεραπευτικές προσεγγίσεις. Η μελέτη [109], ως συνέχεια της, αναλύει την εκπαίδευση και την επικύρωση εποπτευόμενων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για ταξινόμηση άγχους δύο επιπέδων και τριών επιπέδων. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι τα Bagged Trees είναι ο καταλληλότερος ταξινομητής μεταξύ των μοντέλων ταξινόμησης που μελετήθηκε. Η μελέτη [109] ανακάλυψε αξιοσημείωτα μέτρα απόδοσης και για τις δύο περιπτώσεις ταξινόμησης που είναι συγκρίσιμα με παρόμοιες έρευνες. Οι εκπαιδευμένοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης θα έχουν πρακτικό αντίκτυπο στη μελέτη σκοπιμότητας ενός συστήματος για τη θεραπεία της αραχνοφοβίας.[109]

Reference	Application	Validation	Features	Classes	Classifier	TW [s]	Accuracy [%]
Our study	Arachnophobia treatment using video clips	10-fold cross-validation	6, EDA-based ECG-based	2 levels of anxiety	Bagged Trees	10	89.8
			6, EDA-based ECG-based	3 levels of anxiety			74.4

Πίνακας 3.4.1 Τελική επιλογή εκπαιδευμένων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για χρονικό παράθυρο των 10 s και 10-fold cross validation.[109]

IV. ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ ΠΟΛΥΣΤΡΩΜΑΤΙΚΩΝ ΔΙΚΤΥΩΝ PERCEPTRONS

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται αναφορά στις βασικές αρχές της μηχανικής μάθησης και της ταξινόμησης δεδομένων. Δίνεται μια γενική εικόνα των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων και αναλύεται ο Ταξινομητής Πολυστρωματικών Δικτύων Perceptrons (Multi-Layer Perceptron-MLP) που χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση των δεδομένων της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας.

4.1 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ

Η μηχανική μάθηση είναι ένα πεδίο έρευνας αφιερωμένο στην κατανόηση και την δημιουργία μεθόδων που αξιοποιούν δεδομένα για τη βελτίωση της απόδοσης σε ορισμένες εργασίες.[113] Θεωρείται μέρος της τεχνητής νοημοσύνης. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης κατασκευάζουν ένα μοντέλο που βασίζεται σε δειγματοληπτικά δεδομένα, γνωστά ως δεδομένα εκπαίδευσης, προκειμένου να κάνουν προβλέψεις ή να λάβουν αποφάσεις χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά για να το κάνουν.[114] Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, όπως την ιατρική ή την αναγνώριση ομιλίας και όρασης μέσω υπολογιστή, όπου είναι δύσκολο ή ανέφικτο να αναπτυχθούν συμβατικοί αλγόριθμοι για την εκτέλεση των απαιτούμενων εργασιών.[115].

Οι προσεγγίσεις της Μηχανικής Μάθησης χωρίζονται σε δύο ευρείες κατηγορίες: η επιβλεπόμενη (supervised) και η μη επιβλεπόμενη (unsupervised).

Η Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning) στοχεύει στη εκμάθηση ενός μαθηματικού μοντέλου ενός συνόλου δεδομένων που αποτελείται από εισόδους (inputs) x και από εξόδους (outputs) y , δεδομένης μίας γνωστής σειράς ζευγών από εισόδους και εξόδους $D = \{(x_i, y_i)\} i=1, \dots, n$. Εδώ το D ονομάζεται εκπαιδευτικό σύνολο (training data ή set) από εισόδους-εξόδους και n είναι ο αριθμός των εκπαιδευτικών παραδειγμάτων, που χρησιμοποιούνται κατά την διαδικασία μάθησης του υπολογιστή. Στην Επιβλεπόμενη Μάθηση ο υπολογιστής δέχεται αυτά τα εκπαιδευτικά παραδείγματα που το καθένα έχει μία ή περισσότερες εισόδους x και τις επιθυμητές εξόδους y , επίσης γνωστό ως supervisory signal και μέσω της επαναληπτικής βελτιστοποίησης (iterative optimization), ο υπολογιστής προσπαθεί να μάθει έναν γενικό αλγόριθμο, προκειμένου να αντιστοιχίσει τις εισόδους με τις αντίστοιχες εξόδους τους.[116] Μία συνάρτηση θα επιτρέψει στον αλγόριθμο να προσδιορίσει σωστά την έξοδο για τις εισόδους που δεν ήταν μέρος των δεδομένων εκπαίδευσης. Ένας αλγόριθμος που βελτιώνει την ακρίβεια των αποτελεσμάτων ή των προβλέψεών του με την πάροδο του χρόνου λέγεται ότι έχει μάθει να εκτελεί

αυτή την εργασία.[117] Κάθε εκπαιδευτική είσοδος (training input) x_i είναι ένα διάνυσμα αποτελούμενο από αριθμούς, ή από σύνθετα δομημένα αντικείμενα, όπως για παράδειγμα μία εικόνα, μία πρόταση, ένα γράφημα κτλ. Ομοίως, η μορφή των εξόδων y_i , γνωστές και ως μεταβλητές απόκρισης, μπορεί να είναι οτιδήποτε. Οι κατηγορίες αλγορίθμων μάθησης περιλαμβάνουν την ταξινόμηση (Classification) ή αλλιώς την Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition) και την Οπισθοδρόμηση (Regression). Όταν οι έξοδοι y_i είναι κατηγορηματικές μεταβλητές από κάποιο πεπερασμένο σύνολο $y_i \in \{1, \dots, C\}$, τότε αναφερόμαστε σε Ταξινόμηση (Classification) ή αναγνώριση προτύπων (Pattern Recognition), όμως όταν οι έξοδοι y_i αποτελούν πραγματικής αξίας βαθμωτά μεγέθη τότε αναφερόμαστε σε παλινδρόμηση (Regression). [118,119]

Στην Μη-Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning) παρέχονται στον εκπαιδευόμενο υπολογιστή μόνο εισοδοί $D = \{x_i\}_{i=1, \dots, N}$ και ο στόχος είναι να βρεθούν “κοινά σημεία” στην βάση δεδομένων του διανύσματος D . Στον προς εκπαίδευση υπολογιστή δίνονται στην ουσία ζεύγη εισόδων-εξόδων και αυτός ψάχνει να βρει τον αλγόριθμο, ο οποίος συνδέει τις γνωστές εισόδους με τις αντίστοιχες εξόδους. Εδώ ο υπολογιστής γνωρίζει μόνο το διάνυσμα των εισόδων και προσπαθεί να βρει κρυμμένα μοτίβα στην βάση δεδομένων των εισόδων που γνωρίζει. Οι αλγόριθμοι, επομένως, μαθαίνουν από δεδομένα δοκιμών που δεν έχουν επισημανθεί, ταξινομηθεί ή κατηγοριοποιηθεί να εντοπίζουν κοινά σημεία στα δεδομένα και δρουν με βάση την παρουσία ή την απουσία τέτοιων κοινών σημείων σε κάθε νέο κομμάτι δεδομένων, για να μπορέσει να κατηγοριοποιήσει τα όμοια δεδομένα μεταξύ τους στην ίδια ομάδα (συστάδα). Για τον λόγο αυτό ονομάζεται και συσταδοποίηση (clustering)[118].

Η ανάλυση συστάδων είναι η ανάθεση ενός συνόλου παρατηρήσεων σε υποσύνολα (που ονομάζονται συστάδες) έτσι ώστε οι παρατηρήσεις εντός της ίδιας συστάδας να είναι παρόμοιες σύμφωνα με ένα ή περισσότερα προκαθορισμένα κριτήρια, ενώ οι παρατηρήσεις που προέρχονται από διαφορετικές συστάδες είναι ανόμοιες.

Διαφορετικές τεχνικές ομαδοποίησης κάνουν διαφορετικές παραδοχές σχετικά με τη δομή των δεδομένων, που συχνά ορίζονται από κάποια μέτρηση ομοιότητας και αξιολογούνται, για παράδειγμα, από την εσωτερική συμπύκνωση ή την ομοιότητα μεταξύ των μελών της ίδιας συστάδας.[118]

4.2 ΤΕΧΝΗΤΑ ΝΕΥΡΩΝΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ (Artificial Neural Networks - ANNs)

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ΤΝΔ) αποτελούν έναν όρο που χρησιμοποιείται στην τεχνητή νοημοσύνη.

Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ΤΝΔ) ονομάζεται ένα κύκλωμα διασυνδεδεμένων

μονάδων επεξεργασίας τα οποία είναι ικανά να ανταποκρίνονται σε ερεθίσματα που δέχονται στην είσοδο τους και να μαθαίνουν να προσαρμόζονται στο περιβάλλον τους. Αυτοί ονομάζονται τεχνητοί Νευρώνες ή Νευρώνια (Neurons), οι οποίοι μοντελοποιούν τους νευρώνες ενός βιολογικού εγκεφάλου. Κάθε σύνδεση, όπως οι συνάψεις σε έναν βιολογικό εγκέφαλο, μπορεί να μεταδώσει ένα σήμα σε άλλους νευρώνες. Ένας τεχνητός νευρώνας λαμβάνει σήματα και στη συνέχεια τα επεξεργάζεται και μπορεί να δώσει σήμα στους νευρώνες που συνδέονται με αυτό. Οι νευρώνες μπορεί να έχουν ένα κατώφλι τέτοιο ώστε ένα σήμα να αποστέλλεται μόνο εάν το συνολικό σήμα περνάει αυτό το κατώφλι. Συνήθως, οι νευρώνες συγκεντρώνονται σε στρώματα. Διαφορετικά στρώματα μπορεί να εκτελέσουν διαφορετικούς μετασχηματισμούς στις εισόδους τους. [120,121]

Στους υπολογιστές, αποτελούν ένα υπολογιστικό μοντέλο που χρησιμοποιείται για την επίλυση κάποιου υπολογιστικού προβλήματος. Το νευρωνικό δίκτυο ονομάζεται δίκτυο καθώς αποτελείται από υπολογιστικούς κόμβους που συνδέονται μεταξύ τους. Κάθε υπολογιστικός κόμβος δέχεται ένα σύνολο αριθμητικών εισόδων (από άλλους νευρώνες, είτε από κάποια άλλη είσοδο), εκτελεί έναν υπολογισμό με βάση αυτές τις εισόδους και παράγει μία έξοδο. Η έξοδος από αυτόν τον κόμβο μπορεί είτε να αποτελέσει μέρος της συνολικής εξόδου του ΤΝΔ είτε να διοχετευτεί σε άλλους κόμβους. Γενικά θεωρούμε πως υπάρχουν τριών ειδών νευρώνες:

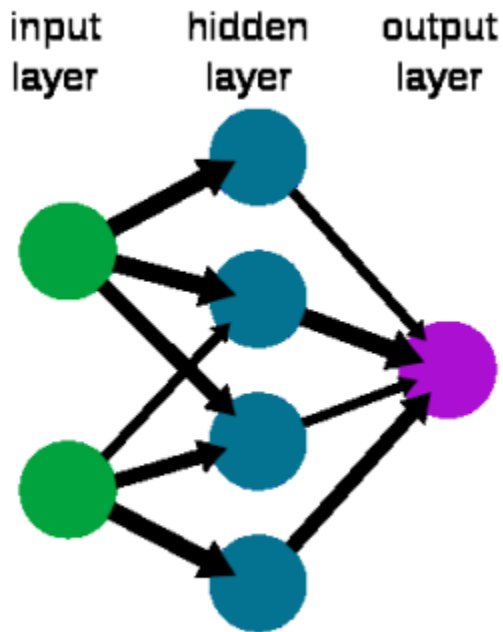
i) οι νευρώνες εισόδου, των οποίων η εργασία είναι να διοχετεύσουν στους υπολογιστικούς νευρώνες την είσοδο του προβλήματος .

ii) οι νευρώνες εξόδου, χρησιμοποιούνται για να παρουσιάσουν στο περιβάλλον την απάντησή του ΤΝΔ σε κάποιο πρόβλημα, όπως για παράδειγμα την εκτίμησή της κατηγορίας ενός προβλήματος κατηγοριοποίησής.

iii) οι υπολογιστικοί νευρώνες ή κρυμμένοι νευρώνες, οι οποίοι πολλαπλασιάζουν κάθε είσοδο που δέχονται από νευρώνες εισόδου ή από άλλους νευρώνες επεξεργασίας με μια τιμή συσχετισμένη με αυτό που ονομάζεται βάρη. Μέσα από τα βάρη, κάθε νευρώνας καταλαβαίνει κατά πόσο η εκάστοτε πληροφορία, τον αφορά ή όχι και συνάμα είναι υπεύθυνα για την αύξηση ή μείωση της ισχύος του σήματος σε μια σύνδεση.

Κάθε νευρώνας διεγείρεται λαμβάνοντας σήματα εισόδου που ζυγίζονται στη συνέχεια με τα βάρη τα οποία είναι επίσης γνωστά και ως βάρη συνάψεων. Το ζυγισμένο άθροισμα τροφοδοτείται στη συνέχεια στη συνάρτηση ενεργοποίησης και αν η τιμή της είναι μεγαλύτερη από μια τιμή κατωφλίου τότε ο νευρώνας πυροδοτείται δηλαδή δίνει μια τιμή εξόδου αλλιώς παραμένει ανενεργός.[121]

Ένα σχηματικό παράδειγμα ενός απλού ΤΝΔ παρουσιάζεται στην Εικόνα 4.2.1. [120]



Εικόνα 4.2.1 Απλό Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο με δύο νευρώνες εισόδου, τέσσερις νευρώνες επεξεργασίας και ένα νευρώνα εξόδου.[120]

Αν θέλουμε να εκφράσουμε την έξοδο ενός νευρώνα επεξεργασίας k θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί η παρακάτω εξίσωση (20) [120]:

$$y_k = f \left(\sum_{i=1}^d w_i x_i + \theta_k \right) \quad (20)$$

Όπου:

- i. x_i είναι η i είσοδος από τις d που έχει το πρόβλημα
- ii. w_i είναι το βάρος της διασύνδεσης με την i είσοδο
- iii. θ_k είναι το διάνυσμα «πόλωσης» (bias) για τον νευρώνα k . Η τιμή του διανύσματος αυτού συνήθως είναι ανεξάρτητη από το πρόβλημα. Καθορίζει την κλίση της συνάρτησης ενεργοποίησης. Είναι μια σταθερά που βοηθά το μοντέλο με έναν τρόπο ώστε να ταιριάζει καλύτερα τα δεδομένα. Με άλλα λόγια, δίνει ελευθερία για καλύτερη απόδοση.
- iv. Η συνάρτηση $f(x)$ είναι η συνάρτηση ενεργοποίησης και στην βιβλιογραφία χρησιμοποιείται μια πληθώρα συναρτήσεων.

Μερικές από τις πιο γνωστές συναρτήσεις ενεργοποίησης αποτελούν οι παρακάτω[120]:

i) Βηματική συνάρτηση: Είναι η πιο απλή συνάρτηση ενεργοποίησής και δίνεται από τον τύπο:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (21)$$

Επειδή δεν είναι παραγωγίσιμη συνάρτηση δεν χρησιμοποιείται αρκετά συχνά.

ii) Γραμμική συνάρτηση : Η γραμμική συνάρτηση δίνεται από τον τύπο:

$$f(x) = x \quad (22)$$

iii) Σιγμοειδής συνάρτηση : Είναι η συνάρτηση που χρησιμοποιείται πιο συχνά και ορίζεται από τον τύπο:

$$sig(x) = \frac{1.0}{1.0 + e^{-x}} \quad (23)$$

iv) Υπερβολική εφαπτομένη : Μια ακόμα συνάρτηση που χρησιμοποιείται συχνά είναι η υπερβολική εφαπτομένη που ορίζεται ως:

$$tanh(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (24)$$

v) Rectified Linear Unit (ReLU) : Η ReLu ορίζεται ως:

$$f(x) = x^+ = \max(0, x) \quad (25)$$

Το βασικό χαρακτηριστικό των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι ότι μπορούν να εκπαιδευτούν μέσα από μια διαδικασία μηχανικής μάθησης. Το γεγονός αυτό τα καθιστά πολύ ισχυρά εργαλεία για την επίλυση ιδιαίτερα σύνθετων και δύσκολων προβλημάτων.

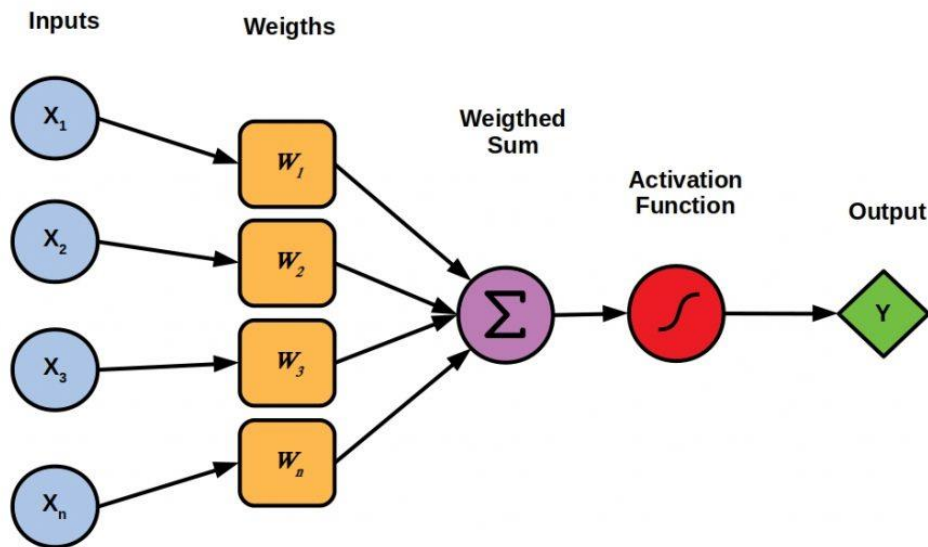
Την απλούστερη μορφή ΤΝΔ αποτελεί ο νευρώνας Perceptron, στον οποίον υπάρχει μόνο ένας νευρώνας επεξεργασίας και έχει εφαρμογή κυρίως σε προβλήματα δύο κατηγοριών. Συγκεκριμένα, είναι ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης εκπαίδευσης δυαδικών ταξινομητών. Ένας δυαδικός ταξινομητής είναι ένας αλγόριθμος που μπορεί να αποφασίσει αν μια είσοδος, που αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα αριθμών, ανήκει ή όχι σε κάποια συγκεκριμένη κλάση. Αποτελεί τύπο γραμμικού ταξινομητή, δηλαδή ενός αλγόριθμου ταξινόμησης που κάνει τις προβλέψεις του με βάση μια γραμμική συνάρτησης ενεργοποίησης που συνδυάζει ένα σύνολο βαρών με το χαρακτηριστικό διάνυσμα (feature vector).

Για τον Perceptron ισχύουν οι παρακάτω σχέσεις:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } w \times x + b > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (25)$$

$$d(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (26)$$

όπου η $f(x)$ είναι η τιμή εξόδου, n είναι ο αριθμός των χαρακτηριστικών της εισόδου x που τίθεται προς ταξινόμηση, b η παράμετρος bias, και $(w_i * x_i)$ οι τιμές εισόδου των χαρακτηριστικών πολλαπλασιασμένες με τα αντίστοιχα βάρη. [122]



Εικόνα 4.2.1 Νευρώνας Perceptron, όπου Inputs=είσοδοι, Weights=βάρη, Weighed Sum= το άθροισμα των εισόδων πολλαπλασιασμένες με τα αντίστοιχα βάρη, Activation Function=Συνάρτηση ενεργοποίησης και Output=Έξοδος[123]

4.3 ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ MULTI-LAYER PERCEPTRON (MPL)

Ο ταξινομητής Multi -Layer Perceptron (MLP) ή αλλιώς Πολυστρωματικό Δίκτυο Perceptron είναι ένα επιβλεπόμενης μάθησης νευρωνικό δίκτυο. Σε ένα πολυστρωματικό δίκτυο από perceptrons συνδέονται μεταξύ τους όλα τα βασικά στοιχεία (νευρώνες) σύμφωνα με μια τοπολογία δικτύου. Οι νευρώνες τοποθετούνται σε διαδοχικά στρώματα και επιτρέπονται συνδέσεις μόνο μεταξύ κόμβων διαδοχικών στρωμάτων.[124]

Όπως και στον νευρώνα perceptron, η δομή ενός MLP διαμορφώνεται από:

- i) το πρώτο επίπεδο, το επίπεδο εισόδου (input layer), που δέχεται τα χαρακτηριστικά των προτύπων
- ii) ένα έως πολλά ενδιάμεσα επίπεδα, τα οποία ονομάζονται κρυμμένα επίπεδα (hidden layers)
- iii) το τελευταίο επίπεδο, το επίπεδο εξόδου (output layer), το οποίο παράγει το τελικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης

Οι πληροφορίες ρέουν μέσω της πρόσθιας τροφοδοσίας (feedforward) από το επίπεδο εισόδου στο επίπεδο εξόδου, περνώντας μέσα από τα κρυμμένα επίπεδα. Στην ουσία ένας MLP, απαρτίζεται από πολλαπλούς νευρώνες Perceptron. Κάθε σύνδεση μεταξύ των νευρώνων έχει το δικό της βάρος. Τα perceptrons για το ίδιο στρώμα έχουν την ίδια συνάρτηση ενεργοποίησης. [125]

Η έξοδος ενός νευρωνικού δικτύου η οποία συμβολίζεται με \hat{y} είναι μια έντονα μη γραμμική συνάρτηση των τιμών εισόδου (των τιμών των χαρακτηριστικών), $x(i), i=1,2,\dots,l$. Αυτό συμβαίνει διότι σε κάθε νευρώνα του δικτύου το αποτέλεσμα του αντίστοιχου γραμμικού συνδυασμού τροφοδοτείται στη σχετική μη γραμμική συνάρτηση ενεργοποίησης και το αποτέλεσμα προωθείται στους νευρώνες του επόμενου στρώματος.[121]

Όπως ακριβώς και με τους νευρώνες perceptrons, οι τιμές εισόδου ωθούνται προς τα εμπρός μέσω του MLP λαμβάνοντας το προϊόν (dot) του αθροίσματος των γινομένων της εισόδου x_i με τα βάρη w_i που υπάρχουν μεταξύ του επιπέδου εισόδου και του κρυφού επιπέδου. Αυτό το προϊόν (dot) αποδίδει μια τιμή στο κρυφό επίπεδο. Ωστόσο, δεν προωθείται αυτή η τιμή, όπως γίνεται με έναν perceptron. Μια ακόμη βασική διαφορά μεταξύ των δύο, είναι πως με τον MLP μπορεί να πραγματοποιηθεί ταξινόμηση προτύπων σε πάνω από δύο κλάσεις.

Τα MLPs χρησιμοποιούν τις συναρτήσεις ενεργοποίησης σε κάθε ένα από τα στρώματά τους. Κάποιες από τις πιο διαδεδομένες είναι: η Rectified Linear Unit (ReLU), η σιγμοειδής (sigm) και η (tanh).

Στο εκάστοτε επίπεδο, λοιπόν, υπολογίζεται η έξοδος λαμβάνοντας επεξεργασμένο το προϊόν (dot) του αθροίσματος των γινομένων της εισόδου x_i με τα αντίστοιχα βάρη w_i μέσω της συνάρτησης ενεργοποίησης και στην συνέχεια προωθείται στο επόμενο. Τα βήματα επαναλαμβάνονται μέχρι το MLP να φτάσει στο επίπεδο εξόδου.

Στο επίπεδο εξόδου, οι υπολογισμοί είτε θα χρησιμοποιηθούν για έναν αλγόριθμο διασποράς που αντιστοιχεί στη συνάρτηση ενεργοποίησης που επιλέχθηκε για το MLP (στην περίπτωση της εκπαίδευσης-training) είτε θα ληφθεί απόφαση με βάση το αποτέλεσμα/έξοδο (στην περίπτωση των δοκιμών -testing). [126,125]

Στόχος της εκπαίδευσης ενός πολυστρωματικού δικτύου από perceptrons είναι να γίνει εκτίμηση των βαρών και των τιμών του κατωφλίου όλων των νευρώνων του δικτύου. Προς την κατεύθυνση αυτή επιλέγεται πρώτα μια συνάρτηση κόστους. Η πιο συχνή επιλογή είναι η συνάρτηση Ελαχίστων Τετραγώνων. Έστω ότι δίνεται ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης $(y_i, x_i), i=1,2,\dots,N$ όπου y_i είναι η αληθινή ετικέτα κλάσης για $x \in R^l$. Οι ετικέτες είναι συνήθως 1 για την κλάση ω_1 και 0 για την ω_2 σε ένα πρόβλημα ταξινόμησης 2 κλάσεων, όμως υπάρχουν κι άλλες επιλογές. Αν \hat{y}_i είναι η έξοδος του δικτύου όταν τροφοδοτεί με x_i τότε ο στόχος είναι να υπολογιστούν τα άγνωστα βάρη έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί η συνάρτηση κόστους

(28):

$$J = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (28)$$

Κάθε \hat{y} είναι συνάρτηση όλων των βαρών και κατωφλίων των νευρώνων.

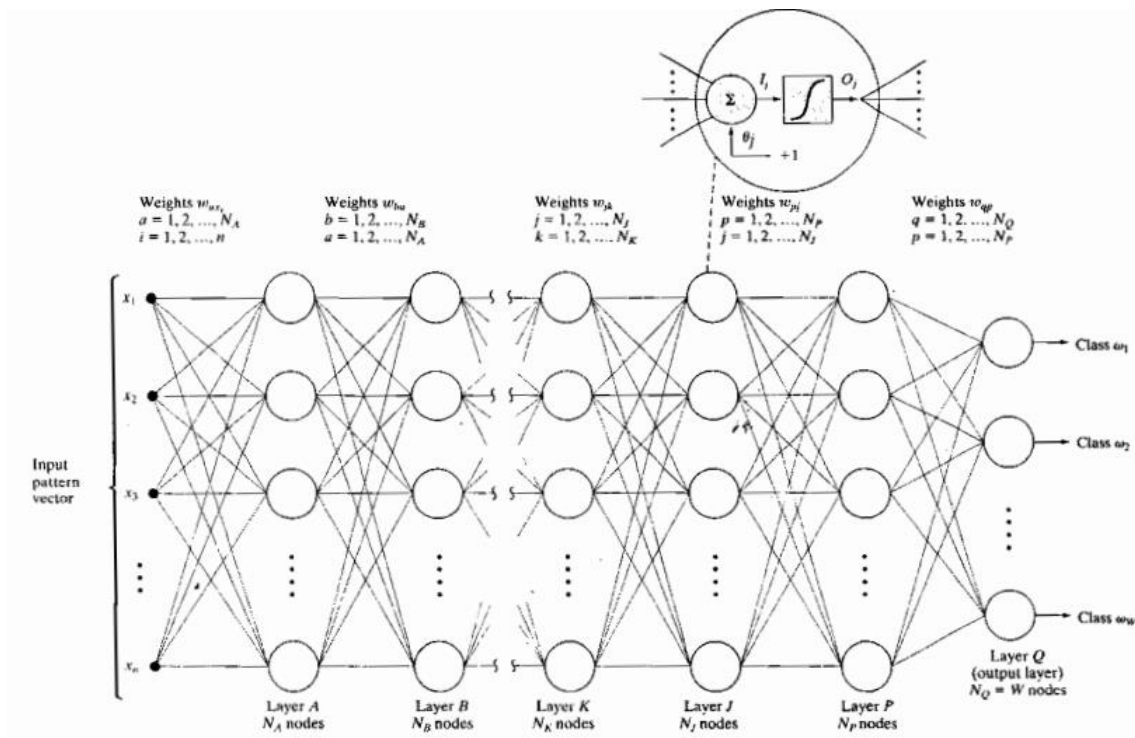
Για την ελαχιστοποίηση χρησιμοποιείται μια επαναληπτική διαδικασία που είναι γνωστή ως αλγόριθμος οπισθοδιάδοσης (backpropagation- BP). Έτσι, τα βάρη μπορούν να διορθωθούν από επίπεδο σε επίπεδο ξεκινώντας από το επίπεδο εξόδου και δουλεύοντας προς τα πίσω, (εξ ου και το όνομα οπισθοδιάδοση)

Ο αλγόριθμος ξεκινά από κάποιες αρχικές συνθήκες για όλες τις άγνωστες παραμέτρους και συγκλίνει σε ένα τοπικό ελάχιστο της συνάρτησης κόστους της εξίσωσης (28). Στη γενική περίπτωση η συνάρτηση κόστους παρουσιάζει ένα πλήθος τοπικών ελαχίστων.

Επομένως η επιλογή των αρχικών τιμών επηρεάζει τη λύση που λαμβάνουμε από τον αλγόριθμο. Στην πράξη ο αλγόριθμος επαναλαμβάνεται αρκετές φορές ξεκινώντας από διαφορετικές αρχικές τιμές και τελικώς επιλέγονται τα βάρη που αντιστοιχούν στην καλύτερη λύση.[121]

Μετά το στάδιο της εκπαίδευσης, το MLP είναι σε θέση να προβλέψει την πιθανή αλλαγή κάθε μετάβασης όταν παρουσιάζονται νέα δεδομένα εισόδου στο δίκτυο . Η απόδοση του μοντέλου MLP εξαρτάται όχι μόνο από την επιλογή των μεταβλητών, τον αριθμό των κρυφών στρωμάτων, κόμβων και δεδομένων εκπαίδευσης, αλλά και από τις παραμέτρους εκπαίδευσης, όπως ο ρυθμός μάθησης και ο αριθμός των επαναλήψεων.[125]

Τα MLP αποτελούν τη βάση για όλα τα νευρωνικά δίκτυα και έχουν βελτιώσει σημαντικά την ισχύ των υπολογιστών όταν εφαρμόζονται σε προβλήματα ταξινόμησης.[126]



Εικόνα 4.3.1 Σχηματική αναπαράσταση των MLP με εισόδους x_i , κρυμμένα επίπεδα (Layers), και εξόδων (Layer Q) κλάσεων ω_w . [124]

V. ΑΝΑΛΥΣΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΕ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΚΑΙ ΤΗΝ ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ ΜΑΤLAB

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας. Περιγράφονται αναλυτικά οι διαδικασίες επεξεργασίας τόσο των σημάτων αναπνοής, όσο και των ΗΚΓ. Τέλος, αναφέρεται η δημιουργία αρχείων για κάθε υποκείμενο με τα εξαγόμενα από τα βιοσήματα χαρακτηριστικά (features sets) και οι αντίστοιχες κλάσεις στις οποίες ταξινομήθηκε το καθένα.

5.1 ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΠΟΥ ΧΡΗΣΙΜΟΠΟΙΗΘΗΚΑΝ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκαν βιοσήματα αναπνοής και ΗΚΓ που αντλήθηκαν από τη βάση δεδομένων της Physionet [127], υπό τους όρους Open Data Commons Attribution License v1.0.

Τα βιοσήματα αποτελούν μετρήσεις των μελετών [109] και [112] και η διαδικασία καταγραφής τους αναλύθηκε στο κεφάλαιο ΙΙΙ. Συλλέχθηκαν στο Πανεπιστήμιο του Saarland (Γερμανία) από τον Ιούλιο του 2017 έως τον Ιούλιο του 2018.

Το σύνολο των δεδομένων περιέχει εγγραφές από 57 άτομα, αν και 80 άτομα (ηλικίας μεταξύ 18 και 40 ετών) συμμετείχαν στη μελέτη. Τα υποκείμενα χωρίστηκαν σε τέσσερις ομάδες των 20 ατόμων το καθένα. Τα αρχεία της ομάδας 1 δεν ελήφθησαν υπόψη επειδή τα άτομα αυτά εφάρμοσαν μια τεχνική αναπνοής κατόπιν εκπαίδευσης που επηρεάζει τα χαρακτηριστικά του καρδιακού ρυθμού (HR) και της μεταβλητότητάς του (HRV). Επίσης, άλλα 3 υποκείμενα δεν συμπεριλήφθηκαν στην μελέτη λόγω σφάλματος κατά την διάρκεια της καταγραφής των βιοσημάτων τους. Κάθε εγγραφή διαρκεί περίπου 35 λεπτά και η συχνότητα δειγματοληψίας έχει οριστεί στα 100 Hz ανά κανάλι.

Υπάρχει ένας φάκελος για κάθε υποκείμενο. Κάθε φάκελος περιέχει τα ακόλουθα αρχεία .txt :

BitalinoBR.txt: Η πρώτη στήλη υποδεικνύει την «αναπνοή σε %», δηλ. την μεταβολή μήκους (έκταση/συστολή) του πιεζοαισθητήρα στον θωρακικό ιμάντα, με τιμές που κυμαίνονται από -50% έως +50%. Η δεύτερη στήλη αποτελεί τις «χρονοσφραγίδες» (timestamps) με μορφή hhhmmss.milliseconds («χαρτογράφηση» των χρονικών παραθύρων του βιντεοκλίπ). Στην τρίτη στήλη υπάρχει η ετικέτα «Raw» (υποδεικνύει ότι τα δεδομένα είναι ανεπεξέργαστα) και αγνοήθηκε.

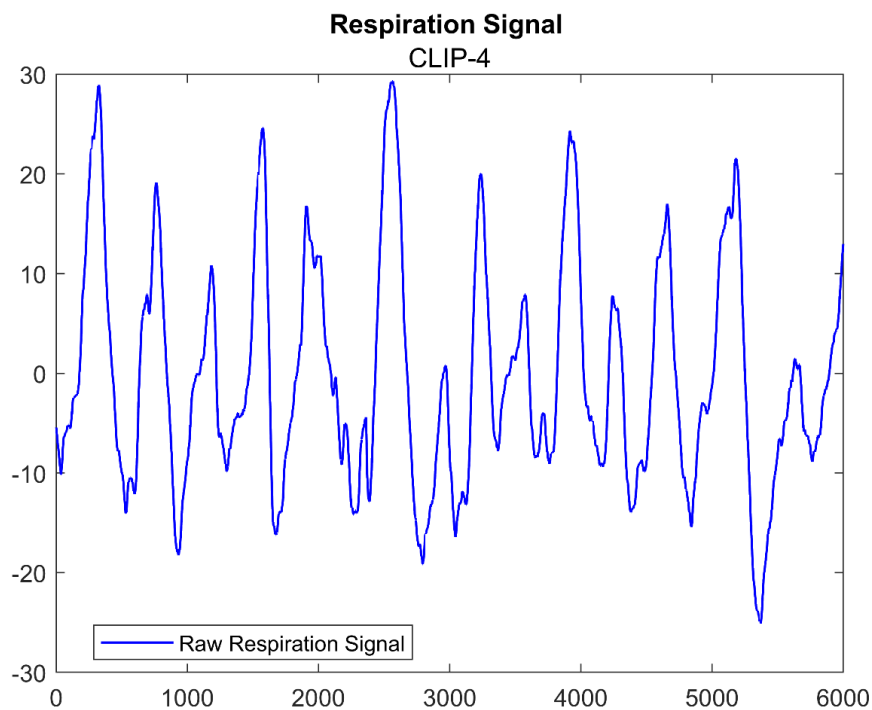
BitalinoECG.txt: Η πρώτη στήλη υποδεικνύει το ηλεκτροκαρδιογράφημα σε mV, με τιμές που κυμαίνονται από -1,5 mV έως +1,5 mV. Η δεύτερη στήλη αποτελεί και εδώ τις χρονοσφραγίδες με μορφή hhmms.milliseconds. Και για αυτό το αρχείο στην τρίτη στήλη υπάρχει η ετικέτα «Raw» (υποδεικνύει ότι τα δεδομένα είναι ανεπεξέργαστα) και αγνοήθηκε.

Triggers.txt: Η πρώτη στήλη υποδεικνύει το όνομα των clip διέγερσης άγχους που προβλήθηκαν (Trigger-ID), ξεκινώντας από το CLIP-DEMO, συνεχίζοντας με τη σειρά που προβλήθηκαν για το κάθε υποκείμενο τα 16 CLIPS, και τέλος το «BIOFEEDBACK-REST» για τη φάση ανάπαυσης. Η δεύτερη στήλη αποτελεί την χρονοσφραγίδα με μορφή hhmms για την έναρξη του εκάστοτε βίντεο κλιπ ή της φάσης ανάπαυσης, ενώ η τρίτη στήλη το τέλος.

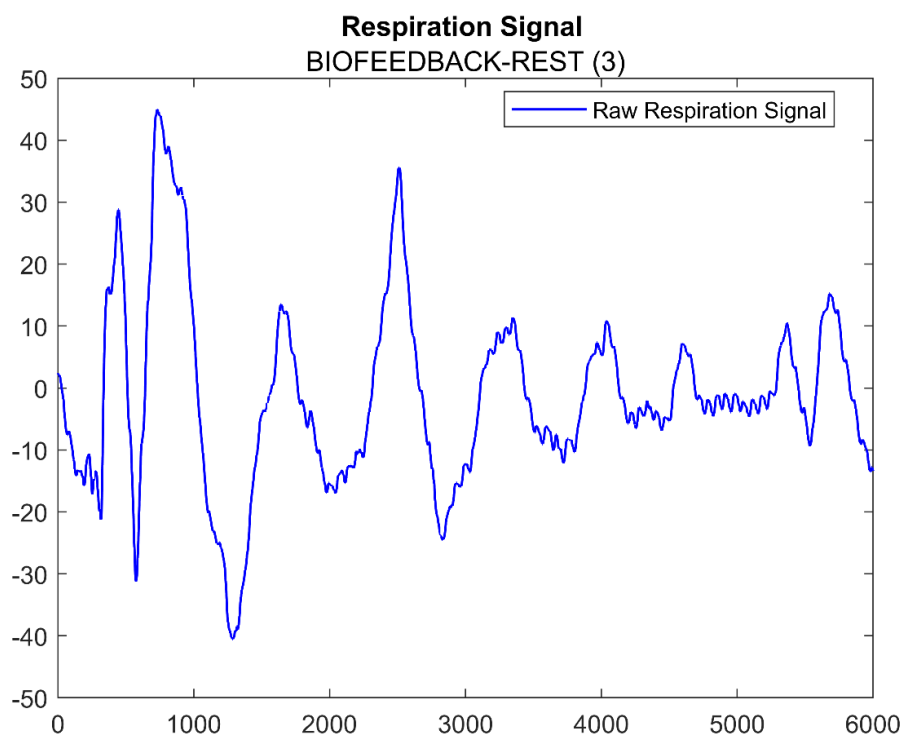
5.2 ΒΙΟΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΟΗΣ

5.2.1 ΑΦΙΛΤΡΑΡΙΣΤΑ ΣΗΜΑΤΑ

Όσο αναφορά τα βιοσήματα αναπνοής, το σύνολο των δεδομένων (dataset) που χρησιμοποιήθηκε αργότερα στον ταξινομητή, αποτελείται από χαρακτηριστικά, που εξήχθησαν, για κάθε υποκείμενο, για καθένα από τα 16 video clip του ενός λεπτού και για καθένα από τα 5 λεπτά ανάπαυσης. Αξίζει να σημειωθεί ότι δύο υποκείμενα (ο VP03 και ο VP08) έχουν μόνο 3 και 2 λεπτά ανάπαυσης αντίστοιχα, ενώ για τον VP26 δεν αναφέρεται περίοδος ανάπαυσης, για αυτό και απορρίφθηκε (σχετική ανάλυση στο κεφάλαιο 5.4.1). Εφόσον κάθε παράδειγμα διαρκεί ένα λεπτό και δεδομένου ότι η συχνότητα δειγματοληψίας είναι $f_{sampling} = 100 \text{ Hz}$, το μήκος κάθε δείγματος ενός λεπτού θα είναι ίσο με $60 \cdot 100 = 6000$ τιμές .



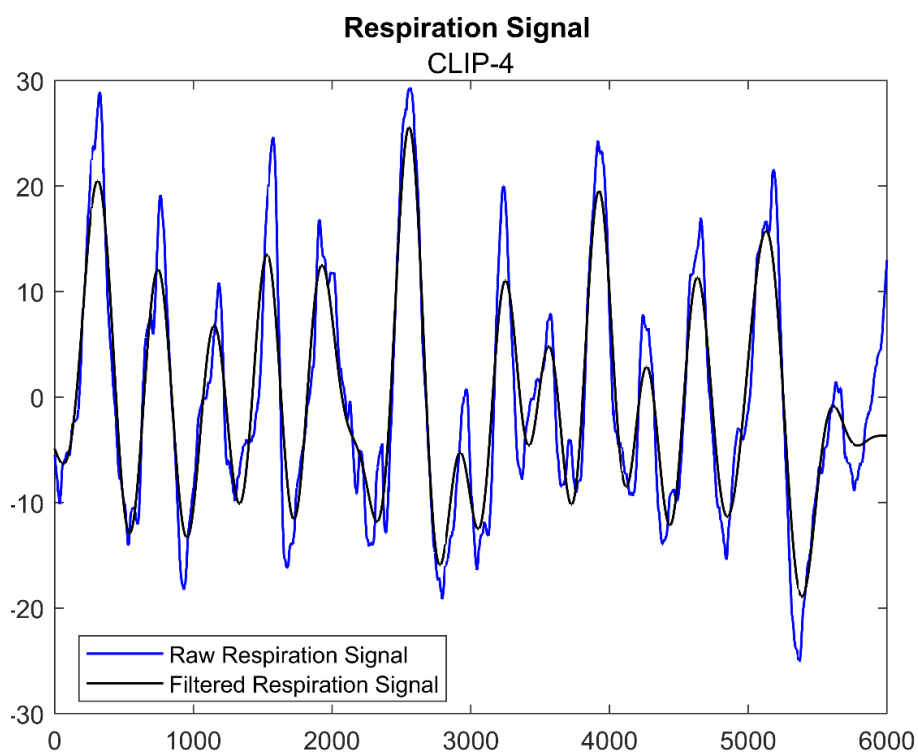
Εικόνα 5.2.1.1 Αφιλτράριστο σήμα αναπνοής διάρκειας 1 λεπτού για το CLIP-4 του υποκειμένου VP02.



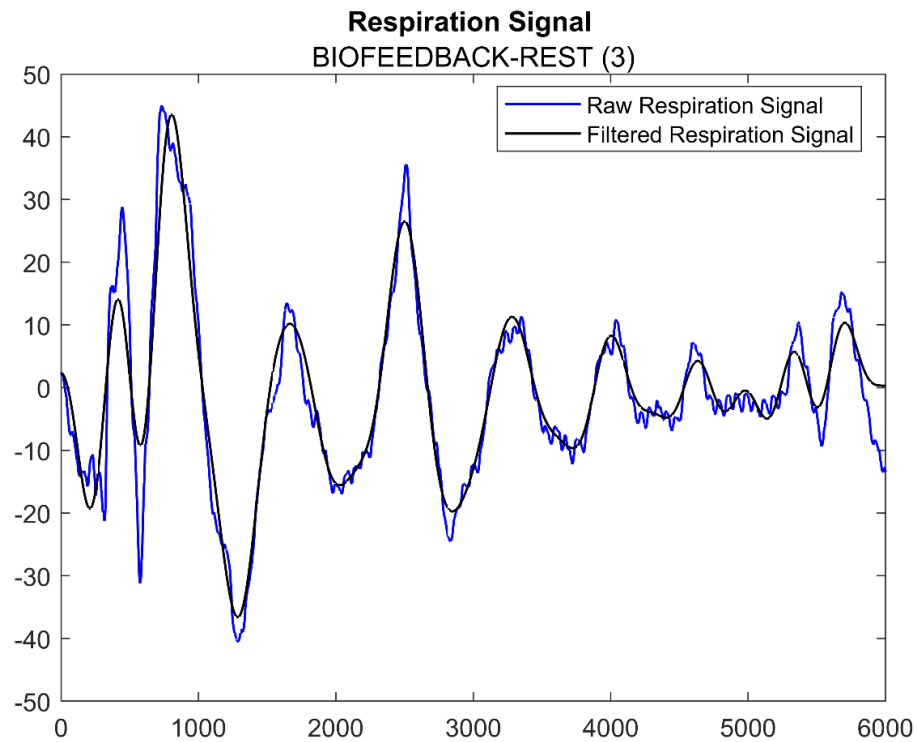
Εικόνα 5.2.1.2 Αφιλτράριστο σήμα αναπνοής για το 3ο λεπτό της φάσης ανάπαυσης του υποκειμένου VP02

5.2.2 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΣΗΜΑΤΩΝ ΑΝΑΠΝΟΗΣ – ΧΡΗΣΗ ΦΙΛΤΡΟΥ CHEBYSHEV

Για την μετέπειτα επεξεργασία των δειγμάτων κρίθηκε αναγκαίο το φιλτράρισμα των βιοσημάτων. Επιλέχθηκε ένα βαθυπερατό φίλτρο Chebyshev τύπου Ι με ζώνη διέλευσης 0-0,2 Hz και ζώνη αποκοπής $\geq 0,3$ Hz.



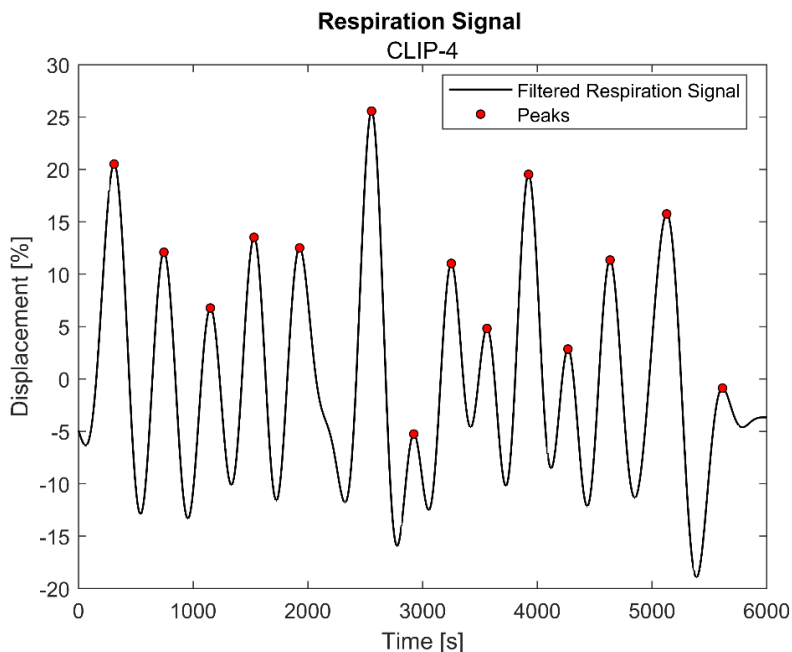
Εικόνα 5.2.2.1 Αφιλτράριστο και φιλτραρισμένο σήμα αναπνοής διάρκειας 1 λεπτού για το CLIP-4 του υποκειμένου VP02, μέσω εφαρμογής του Chebyshev φίλτρου.



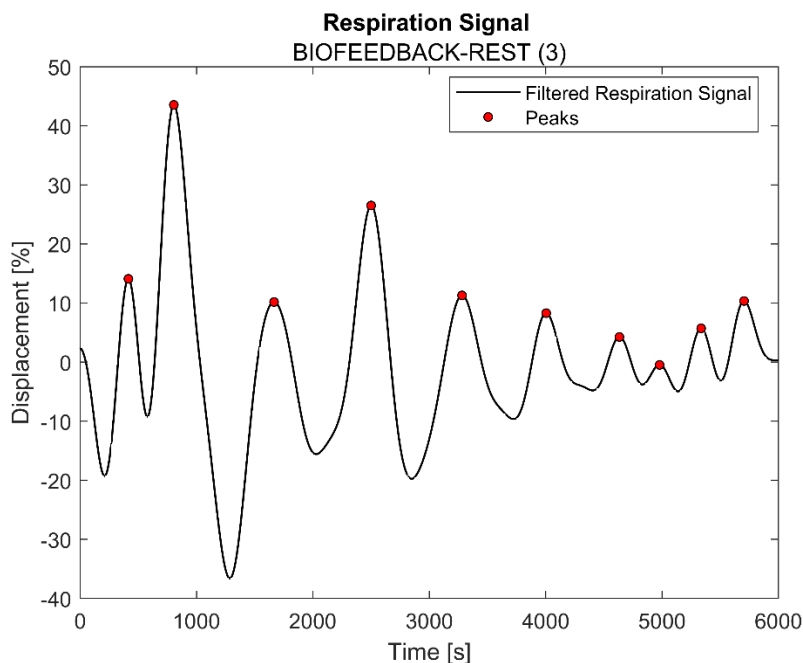
Εικόνα 5.2.2.2 Αφιλτράριστο και φιλτραρισμένο σήμα αναπνοής για το 3ο λεπτό της φάσης ανάπαυσης του υποκειμένου VP02, μέσω εφαρμογής του φίλτρου Chebyshev Type I.

5.2.3 ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Για την εξαγωγή των συνόλων χαρακτηριστικών (feature set) ήταν αναγκαίο να βρεθούν οι κορυφές των βιοσημάτων αναπνοής, οι οποίες εντοπίστηκαν χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση «findpeaks» του MATLAB. Τα «CLIP-DEMO» δεν λήφθηκαν υπόψιν.



Εικόνα 5.2.3.1 Φιλτραρισμένο σήμα αναπνοής διάρκειας 1 λεπτού για το CLIP-4 του υποκειμένου VP02 και οι κορυφές (peaks) που εντόπισε η συνάρτηση «findpeaks».



Εικόνα 5.2.3.2 Φιλτραρισμένο σήμα αναπνοής για το 3ο λεπτό της φάσης ανάπαυσης του υποκειμένου VP02 και οι κορυφές (peaks) που εντόπισε η συνάρτηση «findpeaks».

Στην συνέχεια, υπολογίστηκαν οι τιμές του ρυθμού αναπνοής (BR) για κάθε clip και για κάθε διάστημα 1 λεπτού της φάσης ανάπαυσης με βάση την εξίσωση (2).

Συνολικά, 6 χαρακτηριστικά σήματος στον τομέα του χρόνου εξήχθησαν από κάθε βιοσήμα αναπνοής.

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΒΙΟΣΗΜΑΤΟΣ ΑΝΑΠΝΟΗΣ
Nmean
std
NFD
NSD
BRV
avNN

Πίνακας 3.2.5.1.1 Σύνοψη 6 στατιστικών χαρακτηριστικών σημάτων αναπνοής στο πεδίο του χρόνου.

Οι εξισώσεις που περιγράφουν τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν αναφέρονται παρακάτω:

- Κανικοποιημένη Μέση Τιμή ρυθμού αναπνοής (*Nmean*):

$$Nmean = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_t) \quad (5)$$

-Τυπική απόκλιση (*std*):

$$std = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_x)^2} \quad (7)$$

-Μέση τιμή των απολύτων Κανονικοποιημένων Πρώτων Διαφορών (*NFD*):

$$NFD = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n| \quad (8)$$

-Μέση τιμή των απολύτων Κανονικοποιημένων Δεύτερων Διαφορών (*NSD*):

$$NSD = \frac{1}{N-2} \sum_{n=1}^{N-2} |\hat{x}_{n+2} - \hat{x}_n| \quad (9)$$

-Μεταβλητότητα του ρυθμού αναπνοής:

$$BRV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} (NNI_{n+1} - NNI_n) \quad (10)$$

-Μέση τιμή ρυθμού αναπνοής (Μέσος όρος των Μεσοδιαστημάτων Normal-to-Normal)

$$avNN = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N NNI_n \quad (11)$$

όπου x_n το n-οστό δείγμα του αντίστοιχου σήματος σε (breaths/min), \hat{x}_n το n-οστό κανονικοποιημένο δείγμα του αντίστοιχου σήματος, N ο συνολικός αριθμός των δειγμάτων, μ_x ο μέσος όρος του σήματος κατά τη διάρκεια του τρέχοντος παραθύρου του ενός λεπτού, μ_t ο μέσος όρος του σήματος κατά τη διάρκεια της φάσης

ανάπαυσης της εκπαιδευτικής συνεδρίας βιοανάδρασης, και NNIn το n-οστό Normal-to-Normal Interval, δηλ. το δείγμα x_n . Σημειώνεται ότι δεν υπάρχει ιδιαίτερος λόγος να διατηρηθεί η ορολογία που σχετίζεται με το NNI, αλλά την διατηρήσαμε για να υπάρχει συνάφεια με τις εργασίες αναφοράς.

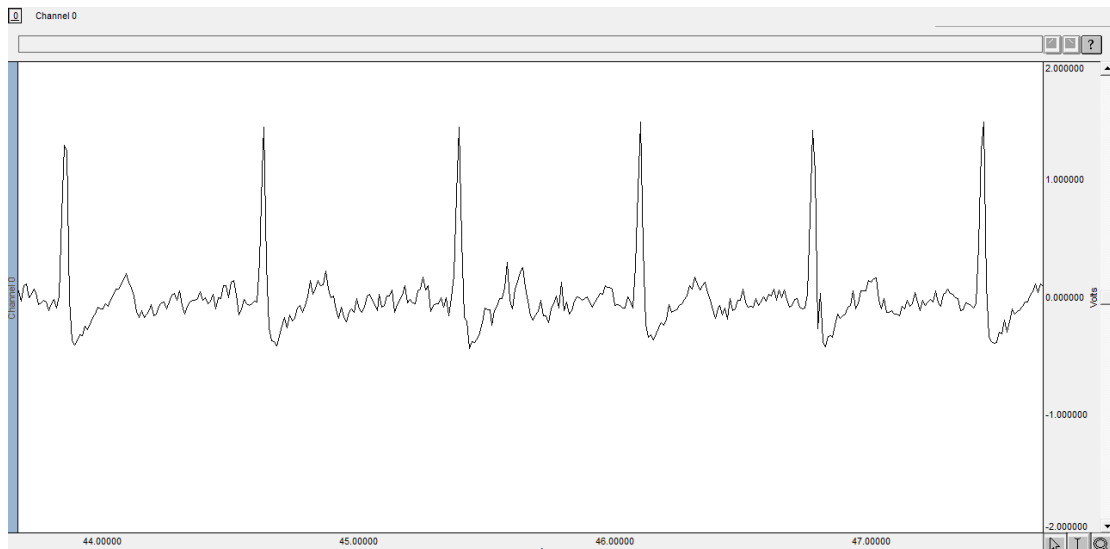
Για κάθε υποκείμενο, τα σύνολα χαρακτηριστικών αποθηκεύτηκαν σε ένα αρχείο .txt με όνομα «statsVP.txt» (πχ. statsVP02, statsVP03), στο οποίο η πρώτη στήλη (Row) αποτελεί τον αριθμό του clip (πχ. CLIP-4, CLIP-16 κτλπ) με την σειρά την οποία τα παρακολούθησε το υποκείμενο καθώς και τα διαστήματα ενός λεπτού της φάσης ανάπαυσης (π.χ. BIOFEEDBACK-REST(1), BIOFEEDBACK-REST(2) κλπ.), η δεύτερη στήλη την κανονικοποιημένη μέση τιμή (NMEAN_BR), η τρίτη την τυπική απόκλιση (ST_DEV_BR), η τέταρτη την μέση τιμή των απολύτων κανονικοποιημένων πρώτων διαφορών (NFD_BR), η πέμπτη την μέση τιμή των απολύτων κανονικοποιημένων δεύτερων διαφορών (NSD_BR), η έκτη την μεταβλητότητα του ρυθμού αναπνοής (BRV_BR), και η έβδομη τον μέσο όρο των μεσοδιαστημάτων Normal-to-Normal (avNN_BR) ή αλλιώς το μέσο όρο του Breath Rate (Breaths/min) για το εκάστοτε παράθυρο.

5.3 ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑΤΑ

Όσο αναφορά τα Ηλεκτροκαρδιογραφήματα, το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε αργότερα στον ταξινομητή, αποτελείται κι αυτό από χαρακτηριστικά, που εξήχθησαν, για κάθε υποκείμενο, για καθένα από τα 16 video clip του ενός λεπτού και για καθένα από τα 5 λεπτά ανάπαυσης. Αφού το αρχείο «Triggers.txt» αναφέρεται και στα ηλεκτροκαρδιογραφήματα, εξακολουθεί να ισχύει ότι δύο υποκείμενα (ο VP03 και ο VP08) έχουν μόνο 3 και 2 λεπτά ανάπαυσης αντίστοιχα, ενώ για τον VP26 δεν αναφέρεται περίοδος ανάπαυσης. Και εδώ, κάθε παράδειγμα διαρκεί ένα λεπτό και εφόσον η συχνότητα δειγματοληψίας είναι $f_{sampling} = 100 \text{ Hz}$, το μήκος κάθε δείγματος ενός λεπτού θα είναι ίσο με $60 \cdot 100 = 6000$ τιμές mV. Να σημειωθεί ότι τα «CLIP-DEMO» δεν λήφθηκαν υπόψιν.

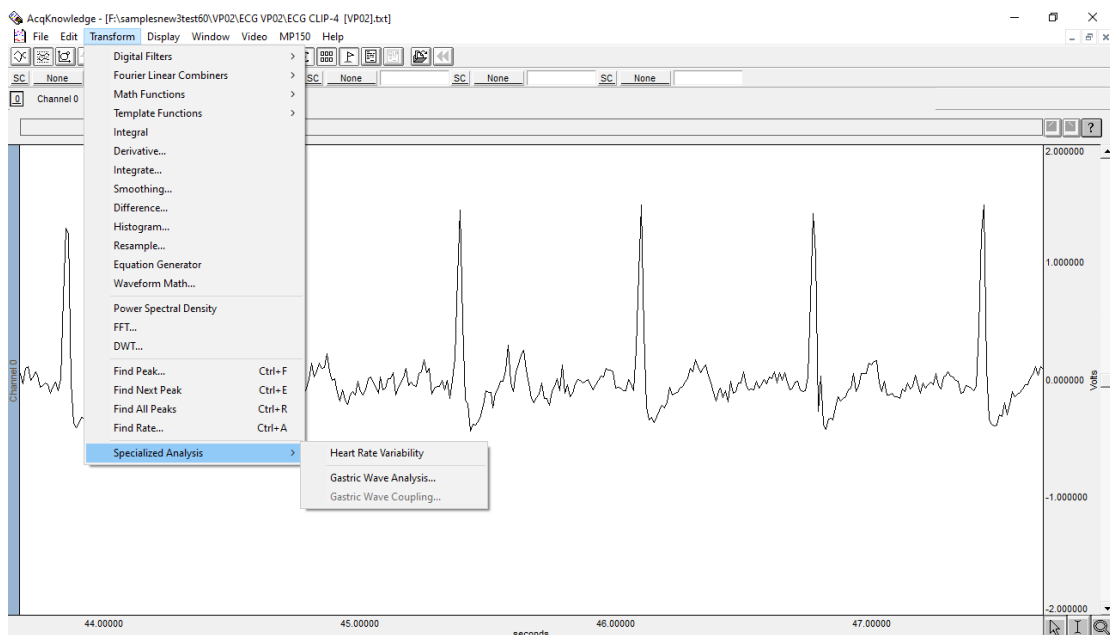
5.3.1 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑΤΩΝ-ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ «AcqKnowledge»

Για την επεξεργασία των ηλεκτροκαρδιογραφημάτων χρησιμοποιήθηκε το λογισμικό «AcqKnowledge» της εταιρείας Biopac.



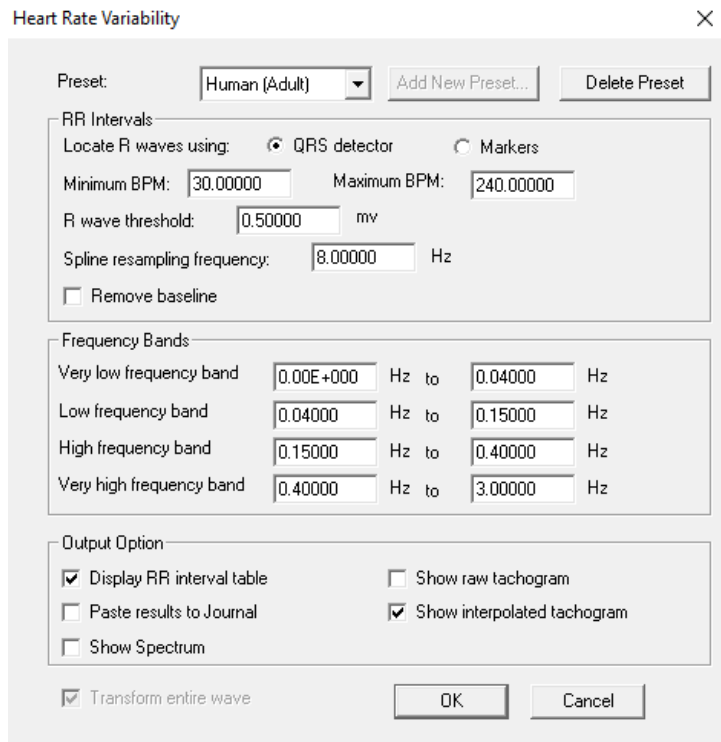
Εικόνα 5.3.1.1 ΗΚΓ διάρκειας 1 λεπτού για το CLIP-4 του υποκειμένου VP02.

Για την εξαγωγή των τιμών των διαστημάτων RR τα οποία χρειάστηκαν για τον μετέπειτα υπολογισμό του καρδιακού ρυθμού (HR) χρησιμοποιήθηκε η εντολή «Specialized Analysis -> Heart Rate Variability» του λογισμικού.

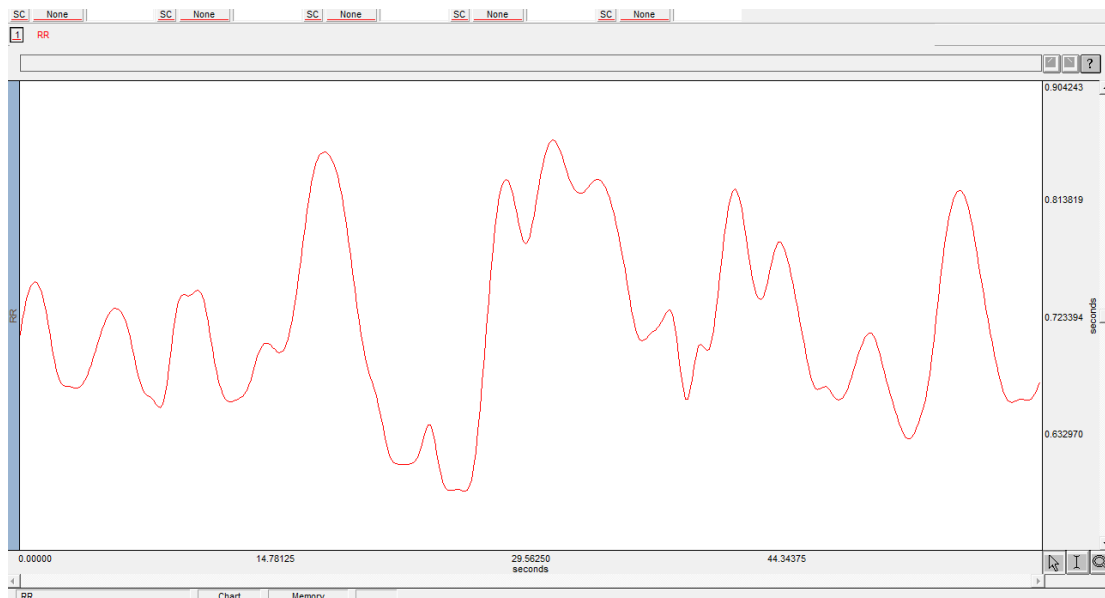


Εικόνα 5.3.1.2 ΗΚΓ: Εφαρμογή «Specialized Analysis-Heart Rate Variability» του AcqKnowledge για το CLIP-4 του υποκειμένου VP02.

Στην συνέχεια, το λογισμικό για να επιλέξει τις σωστές κορυφές RR, προεπιλέγει ως αποδεκτό ελάχιστο BPM τα 30 bpm και ως αποδεκτό μέγιστο τα 240 bpm. Ταυτόχρονα εφαρμόστηκε και ένας ψηφιακός συγκριτής κατωφλιού 0,5mV.

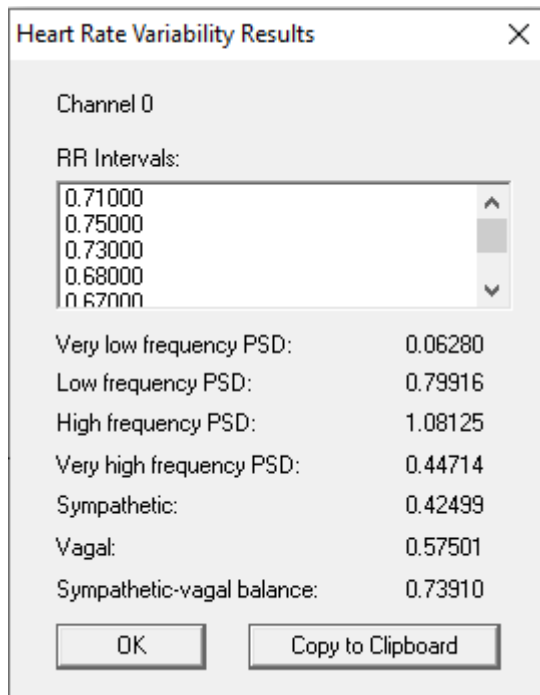


Εικόνα 5.3.1.3 ΗΚΓ: Εφαρμογή κατωφλίων του λογισμικού για την σωστή επιλογή των κορυφών RR.

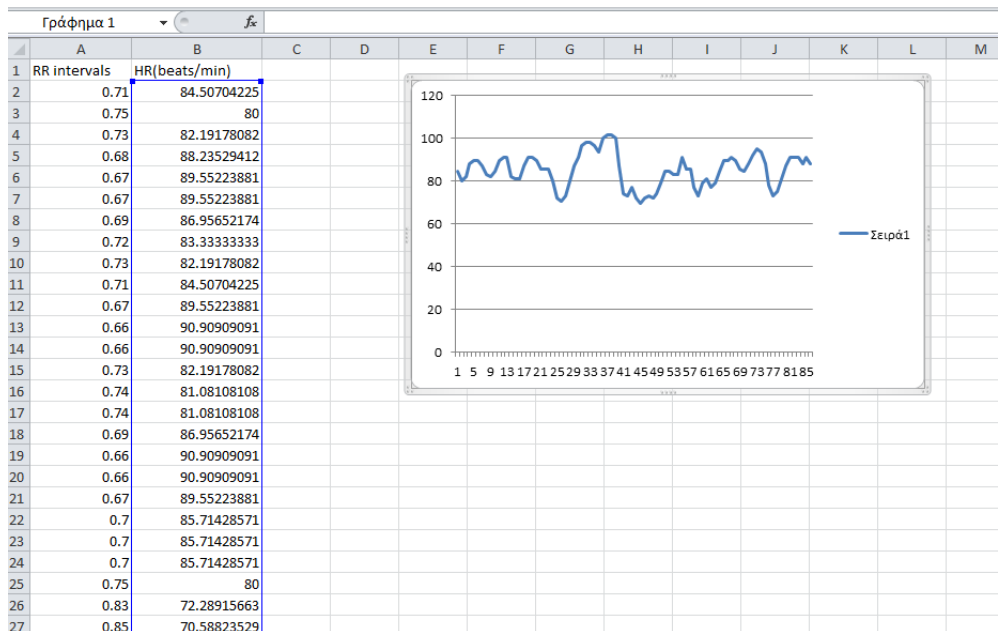


Εικόνα 5.3.1.4 Ομαλοποιημένη στιγμιαία καρδιακή περίοδος διάρκειας ενός λεπτού για το CLIP-4 του VP02.

Το λογισμικό στη συνέχεια εμφανίζει έναν πίνακα τιμών που αντιπροσωπεύει τα διαστήματα RR, το οποίο χρησιμοποιήθηκε για να υπολογιστεί το HR (beats/min). Ο υπολογισμός της κάθε τιμής HR, έγινε σε ένα αρχείο Excel και χρησιμοποιήθηκε η εξίσωση (1) για τον υπολογισμό του.



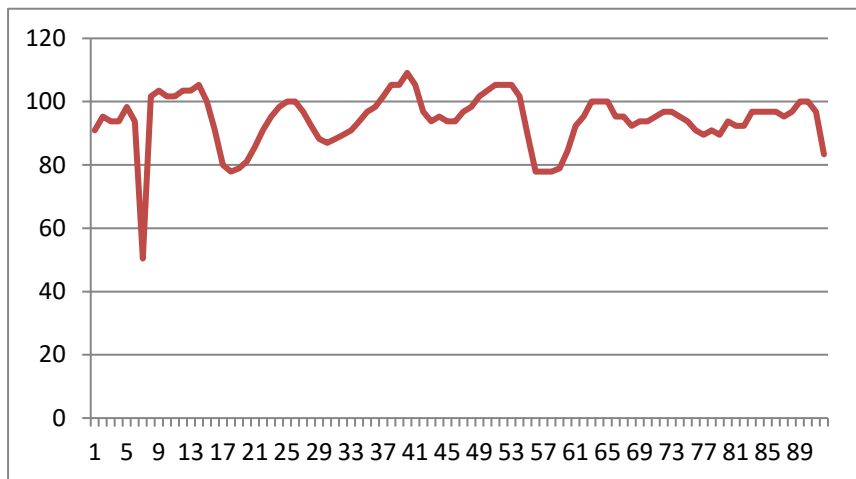
Εικόνα 5.3.1.5 Εξαγωγή διαστημάτων RR.



Εικόνα 5.3.1.6 Αρχείο excel για τον υπολογισμό των τιμών HR(beats/min) χρησιμοποιώντας την εξίσωση (1), και γραφική παράσταση του καρδιακού ρυθμού. Το συγκεκριμένο παράδειγμα αναφέρεται στο CLIP-4 του VP02.

Εμφανίζοντας και την χαρακτηριστική γραφική παράσταση του εκάστοτε καρδιακού ρυθμού, έγινε έλεγχος για τυχόν λάθη του προγράμματος στον εντοπισμό των RR.

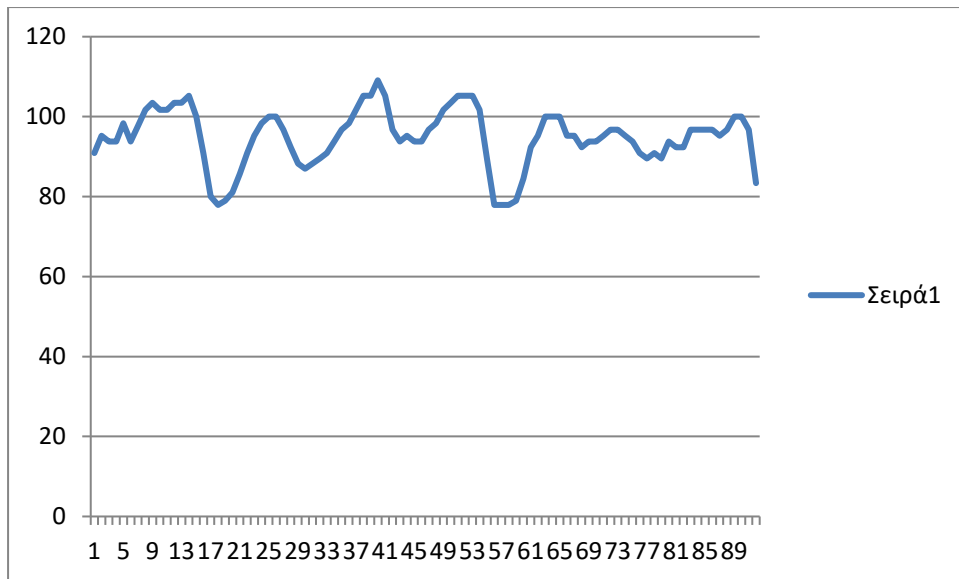
Στις περιπτώσεις σφάλματος, απορρίφθηκαν τιμές που διέφεραν σημαντικά (σε ποσοστό περίπου $\pm 50\%$) από την προηγούμενη και την επόμενη τιμή και στην συνέχεια εφαρμόστηκε γραμμική παρεμβολή μεταξύ των τιμών που περιέβαλαν την απορριφθείσα τιμή.



Εικόνα 5.3.1.7 Γραφική παράσταση HR για το 3^ο λεπτό ανάπαυσης του VP02 στην οποία εντοπίζεται αιχμή που υποδεικνύει σφάλμα του λογισμικού.

	A	B	C	D	E	F	G
1	HRV Analysis, Channel 0			HRV Analysis, Channel 0			
2	RR Intervals			RR Intervals			
3	-----			-----			
4	0.66	90.90909		0.66	90.90909		
5	0.63	95.2381		0.63	95.2381		
6	0.64	93.75		0.64	93.75		
7	0.64	93.75		0.64	93.75		
8	0.61	98.36066		0.61	98.36066		
9	0.64	93.75		0.64	93.75		
10	1.19	50.42017		1.19	97.72245		
11	0.59	101.6949		0.59	101.6949		
12	0.58	103.4483		0.58	103.4483		
13	0.59	101.6949		0.59	101.6949		
14	0.59	101.6949		0.59	101.6949		
15	0.58	103.4483		0.58	103.4483		
16	0.58	103.4483		0.58	103.4483		
17	0.57	105.2632		0.57	105.2632		
18	0.6	100		0.6	100		

Εικόνα 5.3.1.8 Αρχείο excel για την επεξεργασία των HR τιμών για το 3^ο λεπτό ανάπαυσης του VP02 με βάση τον τρόπο που περιεγράφηκε.



Εικόνα 5.3.1.9 Τελική Γραφική παράσταση των επεξεργασμένων τιμών HR για το 3^ο λεπτό ανάπαυσης του VP02.

5.3.2 ΕΞΑΓΩΓΗ ΤΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Για κάθε υποκείμενο, δημιουργήθηκε ένα excel αρχείο με όνομα «ECG_HR_CHECK», στο οποίο η πρώτη στήλη αποτελεί το όνομα καθενός από τα 16 video clip του ενός λεπτού και των 5 λεπτών ανάπαυσης ενώ η δεύτερη στήλη αποτελεί τις τιμές του καρδιακού ρυθμού HR (beats/min) που υπολογίστηκαν παραπάνω.

Συνολικά, 6 στατιστικά χαρακτηριστικά σήματος στον χώρο του χρόνου εξήχθησαν από κάθε ΗΚΓ.

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑΤΟΣ
Nmean
std
NFD
NSD
HRV
avNN

Πίνακας 3.3.2.1 Σύνοψη 6 χαρακτηριστικών ηλεκτροκαρδιογραφήματος στο πεδίο του χρόνου

Οι εξισώσεις που περιγράφουν τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν αναφέρονται παρακάτω:

- Κανικοποιημένη Μέση Τιμή καρδιακού ρυθμού (*Nmean*):

$$Nmean = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_t) \quad (5)$$

-Τυπική απόκλιση (*std*):

$$std = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_x)^2} \quad (7)$$

-Μέση τιμή των απολύτων Κανονικοποιημένων Πρώτων Διαφορών (NFD):

$$NFD = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\hat{x}_{n+1} - \hat{x}_n| \quad (8)$$

-Μέση τιμή των απολύτων Κανονικοποιημένων Δεύτερων Διαφορών (NSD):

$$NSD = \frac{1}{N-2} \sum_{n=1}^{N-2} |\hat{x}_{n+2} - \hat{x}_n| \quad (9)$$

-Μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού:

$$HRV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} (NNI_{n+1} - NNI_n) \quad (10)$$

-Μέσος όρος καρδιακού ρυθμού (Μέσος όρος των Μεσοδιαστημάτων Normal-to-Normal)

$$avNN = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N NNI_n \quad (11)$$

όπου x_n το n -οστό δείγμα του αντίστοιχου σήματος σε (beats/min), \hat{x}_n το n -οστό κανονικοποιημένο δείγμα του αντίστοιχου σήματος, N ο συνολικός αριθμός των δειγμάτων, μ_x ο μέσος όρος του σήματος κατά τη διάρκεια του τρέχοντος παραθύρου του ενός λεπτού, μ_t ο μέσος όρος του σήματος κατά τη διάρκεια της φάσης ανάπαυσης της εκπαιδευτικής συνεδρίας βιοανάδρασης, και NNI_n το n -οστό Normal-to-Normal Interval, δηλ. το n -οστό δείγμα του αντίστοιχου σήματος καρδιακού ρυθμού σε (beats/min).

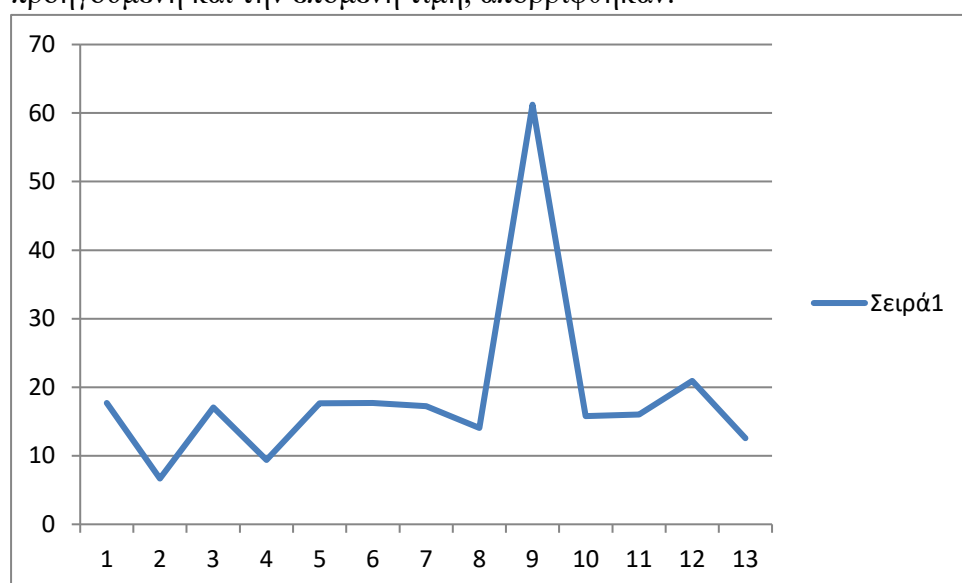
Τέλος για κάθε υποκείμενο, τα στατιστικά χαρακτηριστικά αποθηκεύτηκαν στο ίδιο αρχείο .txt με αυτό των στατιστικών χαρακτηριστικών που εξήχθησαν από τα βιοσήματα αναπνοής, με την όγδοη στήλη να αποτελεί την κανικοποιημένη μέση τιμή (NMEAN_HR), την ένατη την τυπική απόκλιση (ST_DEV_HR), τη δέκατη τη μέση τιμή των απολύτων κανονικοποιημένων πρώτων διαφορών (NFD_HR), την ενδέκατη την μέση τιμή των απολύτων κανονικοποιημένων δεύτερων διαφορών (NSD_HR), τη δωδέκατη την μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού (HRV_HR), και τη δέκατη τρίτη τον μέσο όρο των μεσοδιαστημάτων Normal-to-Normal (avNN_HR) ή αλλιώς το μέσο όρο του HR (beats/min) για το εκάστοτε χρονικό διάστημα.

5.4 ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ «stats.txt» ΓΙΑ ΤΟ ΚΑΘΕ ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΟ

Για το κάθε υποκείμενο, λοιπόν, σε πρώτη φάση, δημιουργήθηκε ένα αρχείο «stats.txt» με το αντίστοιχο όνομα (πχ statsVP02.txt), το οποίο αποτελείται από 13 στήλες χαρακτηριστικών και 22 γραμμές με την πρώτη να αποτελεί τα ονόματα των χαρακτηριστικών, τις επόμενες 16, τα ονόματα των 16 clip που προβλήθηκαν και τις τελευταίες 5, τα ονόματα των 5 διαστημάτων του ενός λεπτού για την φάση της ανάπαυσης. Κάθε γραμμή αποτελεί κι ένα σύνολο χαρακτηριστικών. Στην περίπτωση του VP03 οι γραμμές που αποτελούν το αρχείο «statsVP03.txt» είναι 20, εφόσον τα διαστήματα ενός λεπτού για την φάση ανάπαυσης είναι 3 ενώ για τον VP08 αφού τα διαστήματα ενός λεπτού της φάσης ανάπαυσης είναι 2, οι γραμμές είναι 19.

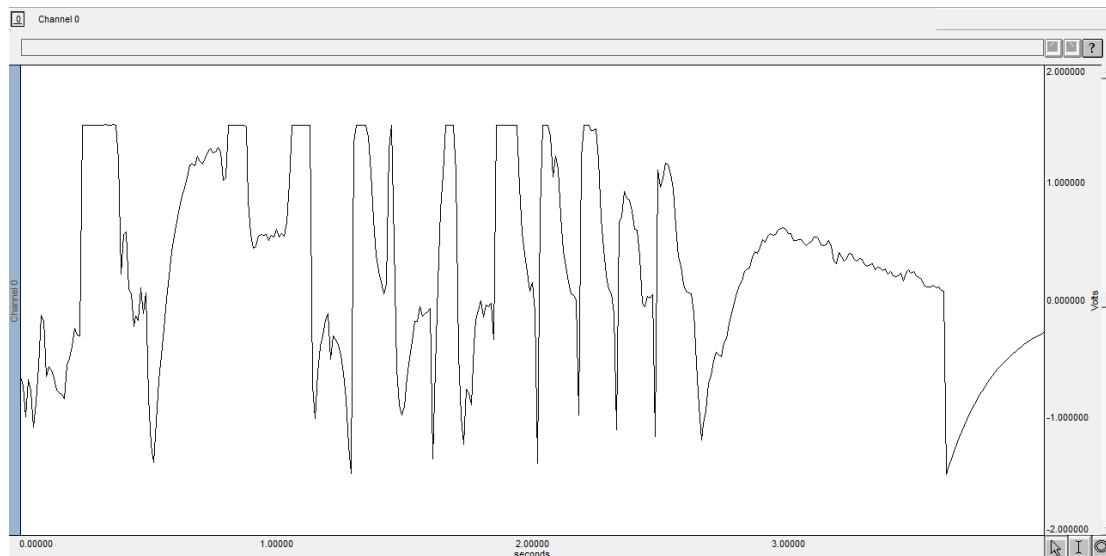
5.4.1 ΑΠΟΡΡΙΦΘΕΝΤΑ ΣΥΝΟΛΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

Μετά τον υπολογισμό του ρυθμού αναπνοής (BR-Breaths/min) έγινε έλεγχος μέσω γραφικών παραστάσεων για τυχόν «μη φυσιολογικά BR». Όσα clips, των οποίων οι γραφικές παραστάσεις του ρυθμού αναπνοής παρουσίαζαν αιχμές προκαλούμενες από τιμές που διέφεραν σημαντικά (σε ποσοστό τουλάχιστον περίπου $\pm 20\%$) από την προηγούμενη και την επόμενη τιμή, απορρίφθηκαν.



Εικόνα 5.4.1 Παράδειγμα απορριφθέν σήμα (CLIP-1) για το υποκείμενο VP09.

Επίσης απορρίφθηκαν και τα 5 λεπτά ανάπαυσης για το υποκείμενο VP70, άρα και εξολοκλήρου το υποκείμενο αυτό, λόγω προβλήματος κατά την διάρκεια της καταγραφής του ΗΚΓ. Επίσης απορρίφθηκε το υποκείμενο VP26, διότι στο αρχείο «Triggers.txt» δεν αναφέρεται περίοδος ανάπαυσης.



Εικόνα 5.4.2 Απορριφθέν σήμα (1^ο λεπτό ανάπαυσης) για το υποκείμενο VP70.

Τα απορριφθέντα σήματα για κάθε υποκείμενο αναφέρονται στον πίνακα 5.4.1.1 .

ΥΠΟΚΕΙΜΕΝΑ (VP)	ΑΠΟΡΡΙΦΘΕΝ ΗΛΕΚΤΡΟΚΑΡΔΙΟΓΡΑΦΗΜΑ
VP70	ALL BIOFEEDBACK-REST
	ΑΠΟΡΡΙΦΘΕΝΤΑ ΣΗΜΑΤΑ ΑΝΑΠΝΟΗΣ
VP03	CLIP-15 / BIOFFEDBACK-REST (3)
VP05	CLIP-3/ CLIP-16
VP06	CLIP-16
VP08	CLIP-3/ CLIP-7
VP09	CLIP-1/ CLIP-2
VP15	CLIP-16
VP18	CLIP-11/ BIOFFEDBACK-REST (5)
VP20	CLIP-3
VP23	CLIP-2/ CLIP-8
VP24	CLIP-10
VP27	CLIP-15/ BIOFFEDBACK-REST (3)/ BIOFFEDBACK-REST (4)
VP29	CLIP-1
VP30	CLIP-12/ BIOFFEDBACK-REST (2)
VP32	CLIP-1
VP33	CLIP-1
VP35	CLIP-6/ CLIP-7/ CLIP-12
VP38	CLIP-5/ CLIP-13
VP39	CLIP-13
VP41	CLIP-11/ CLIP-16
VP42	BIOFFEDBACK-REST (1)/ BIOFFEDBACK-REST (2)
VP47	CLIP-4/ CLIP-5/ CLIP-9/ CLIP-14/ CLIP-15
VP50	CLIP-5
VP51	CLIP-2
VP53	CLIP-3/ CLIP-10

VP54	CLIP-12/ BIOFFEDBACK-REST (2)
VP57	CLIP-9/ BIOFFEDBACK-REST (3)
VP59	CLIP-4
VP62	CLIP-5
VP63	CLIP-15/ BIOFFEDBACK-REST (3)
VP64	CLIP-4
VP71	CLIP-9
VP72	CLIP-2
VP73	CLIP-7
VP75	CLIP-7/ BIOFFEDBACK-REST (11)
VP77	CLIP-7
VP80	CLIP-12
VP26	NO "BIOFEEDBACK-REST" PERIOD

Πίνακας 5.4.1.1 Απορριφθέντα σήματα αναπνοής και ΗΚΓ για το κάθε υποκείμενο. Τα υποκείμενα VP26 και VP70 δεν χρησιμοποιήθηκαν καθόλου στη μετέπειτα ταξινόμηση.

Αφού εκτελέστηκε ο έλεγχος που περιεγράφηκε παραπάνω, αφαιρέθηκαν από το «stats.txt» του κάθε υποκείμενου, τα σύνολα χαρακτηριστικών που αντιστοιχούν στα απορριφθέντα clips και περιόδων ανάπαυσης.

5.4.2 ΚΑΤΗΓΟΡΙΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ ΣΥΝΟΛΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ ΣΕ ΚΛΑΣΕΙΣ

Αφού επεξεργάστηκαν τα «stats.txt», χρησιμοποιήθηκε μια προσέγγιση βασισμένη στο καρδιακό ρυθμό του εκάστοτε υποκειμένου για την κατηγοριοποίηση του κάθε συνόλου χαρακτηριστικών. Αρχικά, υπολογίστηκε ο μέσος όρος των κανονικοποιημένων μέσω των όρων των τιμών HR των αποδεκτών clip για κάθε υποκείμενο. Από τα 16 κλιπ, τα κλιπ με ατομικό κανονικοποιημένο μέσο όρο για το HR (NMEAN_HR) μεγαλύτερο από τον μέσο όρο των κανονικοποιημένων μέσω των όρων HR χαρακτηρίστηκαν ως «υψηλού άγχους» και ταξινομήθηκαν με την κλάση «C», ενώ τα κλιπ με μικρότερο ατομικό κανονικοποιημένο μέσο όρο HR χαρακτηρίστηκαν ως «μεσαίου άγχους» και ταξινομήθηκαν με την κλάση «B». Όσον αφορά τη «χαμηλού άγχους» κατάταξη που ταξινομήθηκε ως «A», επιλέχθηκε ολόκληρη η φάση ανάπαυσης των λεπτών που ήταν διαθέσιμα.

Οι κλάσεις προστέθηκαν ως 14^η στήλη (class) στο αρχείο «stats.txt» του κάθε υποκειμένου.

VI. ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΠΟΥ ΑΝΑΠΤΥΧΘΗΚΕ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ MLP ΣΕ ΠΕΡΙΒΑΛΛΟΝ MATLAB, ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΖΗΤΗΣΗ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται η διαδικασία εκπαίδευσης ενός MLP ταξινομητή σε περιβάλλον MATLAB. Συγκεκριμένα, αναφέρεται το τελικό σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, τα εργαλεία του περιβάλλοντος που χρησιμοποιήθηκαν, ποικίλες αρχιτεκτονικές δικτύου που εφαρμόστηκαν και παρουσιάζονται τα τελικά αποτελέσματα.

6.1 ΔΗΜΙΟΥΡΓΙΑ ΣΥΝΟΛΟΥ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ «statsTOTAL.txt»

Μετά την επεξεργασία του εκάστοτε «statsVP.txt» με τον τρόπο που αναλύθηκε στο κεφάλαιο 5.4, όλα τα αποδεκτά σύνολα χαρακτηριστικών για κάθε κλιπ ή φάση ανάπαυσης για όλα τα υποκείμενα συλλέχθηκαν σε ένα αρχείο .txt που ονομάζεται «statsTOTAL.txt». Το αρχείο αποτελείται τελικά από 260 σύνολα χαρακτηριστικών κλάσης A (23.831%), 435 σύνολα χαρακτηριστικών κλάσης B (39.872%) και 396 σύνολα χαρακτηριστικών κλάσης C (36.297%). Αυτά θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση του ταξινομητή MLP σε περιβάλλον MATLAB.

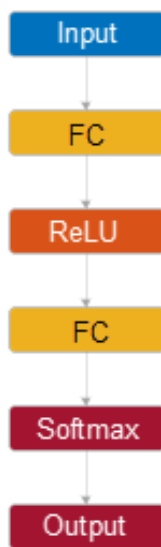
6.2 ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΕΡΓΑΛΕΙΟΥ MATLAB- ΣΥΝΑΡΤΗΣΗ FITCNET

Κατά την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων, η γενική πρακτική ορίζει τον χωρισμό των δεδομένων σε τρία υποσύνολα. Το πρώτο υποσύνολο είναι το εκπαιδευτικό σύνολο ή σύνολο εκπαίδευσης (training set), το οποίο αποτελεί το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση και «μαθαίνει» στο μοντέλο τα κρυμμένα χαρακτηριστικά/μοτίβα των δεδομένων. Σε κάθε «εποχή», δηλ. κύκλο εκπαίδευσης, τα ίδια εκπαιδευτικά δεδομένα τροφοδοτούνται επανειλημμένα στην αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου και το μοντέλο συνεχίζει να μαθαίνει τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Το εκπαιδευτικό σύνολο θα πρέπει να έχει ένα διαφοροποιημένο σύνολο εισόδων, έτσι ώστε το μοντέλο να είναι εκπαιδευμένο σε όλα τα σενάρια και να μπορεί να προβλέψει οποιοδήποτε άγνωστο ακόμη δείγμα δεδομένων που μπορεί να εμφανιστεί στο μέλλον. Το δεύτερο υποσύνολο είναι το σύνολο επικύρωσης (validation set). Το σύνολο επικύρωσης είναι ένα σύνολο δεδομένων, διαφορετικό από το σύνολο εκπαίδευσης, που χρησιμοποιείται για την επικύρωση της απόδοσης του μοντέλου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Αυτή η διαδικασία επικύρωσης δίνει πληροφορίες που βοηθούν να προσαρμοστούν ανάλογα οι παράμετροι και οι διαμορφώσεις του μοντέλου. Το μοντέλο εκπαιδεύεται στο

εκπαιδευτικό σύνολο και, ταυτόχρονα, η αξιολόγηση του μοντέλου πραγματοποιείται στο σύνολο επικύρωσης μετά από κάθε εποχή. Το τρίτο υποσύνολο είναι το σύνολο δοκιμής (testing set). Το σύνολο δοκιμής είναι ένα, διαφορετικό από τα προηγούμενα δύο σύνολα, σύνολο δεδομένων, που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο του μοντέλου μετά την ολοκλήρωση της εκπαίδευσης. Παρέχει μια, κατά το δυνατόν, αμερόληπτη τελική μέτρηση απόδοσης μοντέλου όσον αφορά την ακρίβεια.

Η συνάρτηση που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου σε περιβάλλον MATLAB ονομάζεται «fitnet» .

Η προεπιλεγμένη δομή ενός ταξινομητή που εκπαιδεύεται μέσω της συνάρτησης «fitnet» έχει την εξής δομή:



i) Input: Είσοδος — Αυτή η δομή δέχεται τα δεδομένα εισόδου.

ii) First fully connected layer: Πρώτο επίπεδο — Αυτό το επίπεδο έχει 10 εξόδους, σε καταρχήν ένα μόνο επίπεδο . Μέσω της συνάρτησης fitnet δίνεται η επιλογή για διεύρυνση των εξόδων των επιπέδων ή και ακόμη την προσθήκη επιπέδων στο δίκτυο.

iii) Συνάρτηση ενεργοποίησης ReLU — Η fitnet εφαρμόζει ως συνάρτηση ενεργοποίησης τη Rectified Linear Unit στο πρώτο επίπεδο. Δίνεται επίσης η δυνατότητα και για την χρήση της γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης, της σιγμοειδούς καθώς και της συνάρτησης υπερβολικής εφαπτομένης.

iv) Final fully connected layer: Τελικό επίπεδο — Αυτό το επίπεδο έχει εξόδους K , όπου K είναι ο αριθμός των κλάσεων.

v) Λειτουργία Softmax— Η συνάρτηση fitnet εφαρμόζει αυτή τη συνάρτηση ενεργοποίησης στο τελικό πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο. Η συνάρτηση παίρνει κάθε

είσοδο x_i και επιστρέφει τα ακόλουθα, όπου K είναι ο αριθμός των κλάσεων:

$$f(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{j=1}^K \exp(x_j)} \quad (29)$$

Τα αποτελέσματα αντιστοιχούν στις προβλεπόμενες ταξινομήσεις.

vi) Output: Έξοδος —Αυτό το επίπεδο αντιστοιχεί στις προβλεπόμενες κλάσεις.

Το πρώτο επίπεδο του νευρωνικού δικτύου συνδέεται με την είσοδο του δικτύου («δεδομένα πρόβλεψης») και κάθε επόμενο επίπεδο συνδέεται με το προηγούμενο επίπεδο. Κάθε πλήρως συνδεδεμένο επίπεδο πολλαπλασιάζει την είσοδο με έναν πίνακα βάρους και στη συνέχεια προσθέτει ένα διάνυσμα «πόλωσης» (bias). Το τελικό επίπεδο και η επακόλουθη συνάρτηση ενεργοποίησης softmax παράγουν την έξοδο του δικτύου, δηλαδή τη ταξινόμηση στις προβλεπόμενες κλάσεις.[128]

6.3 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

Οι δοκιμές των διαφόρων αρχιτεκτονικών του νευρωνικού δικτύου έγιναν χρησιμοποιώντας το αρχείο «statsTOTAL».txt. Να σημειωθεί ότι η πρώτη στήλη «Row» δεν λήφθηκε υπόψιν. Οι προσεγγίσεις με τις οποίες έγιναν οι δοκιμές ήταν δύο: i) ισοκατανομή στα δεδομένα εκπαίδευσης και επικύρωσης των συνόλων χαρακτηριστικών κάθε κλάσης και ii) ανισοκατανομή στα δεδομένα εκπαίδευσης και επικύρωσης των συνόλων χαρακτηριστικών κάθε κλάσης

6.3.1 ΙΣΟΚΑΤΑΝΟΜΗ ΣΤΙΣ ΚΛΑΣΕΙΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΥΡΩΣΗΣ

Στην συγκεκριμένη προσέγγιση χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης (training data) 150 σύνολα χαρακτηριστικών κλάσης A, 150 κλάσης B, 150 κλάσης C και ως δεδομένα επικύρωσης (validation data) 50 σύνολα χαρακτηριστικών κλάσης A, 50 κλάσης B, 50 κλάσης C. Τα υπόλοιπα σύνολα χρησιμοποιήθηκαν ως σύνολα δοκιμής (testing data). Η μέγιστη ακρίβεια (%) αναφέρεται στον πίνακα 6.3.1.1

[LAYER SIZES]	ACCURACY (%)
[40 80 40 20 10]	53.94%

Πίνακας 6.3.1.1 Μέγιστη ακρίβεια για την προσέγγιση ισοκατανομής των δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης για νευρωνικό δίκτυο 5 επιπέδων με 40,80,40,20,10 νευρώνες αντίστοιχα.

6.3.2 ΑΝΙΣΟΚΑΤΑΝΟΜΗ ΣΤΙΣ ΚΛΑΣΕΙΣ ΤΩΝ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΥΡΩΣΗΣ

Στην συγκεκριμένη προσέγγιση χρησιμοποιήθηκαν διάφορες παραλλαγές στα ποσοστά των δεδομένων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής, καθώς και των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν, χωρίς όμως να υπάρχει ίση κατανομή στις κλάσεις σε κάθε σύνολο δεδομένων (dataset).

Αρχικά, χρησιμοποιήθηκαν και τα 12 χαρακτηριστικά (NMEAN_BR, ST_DEV_BR, NFD_BR, NSD_BR, BRV_BR, avNN_BR, NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR, avNN_HR) των συνόλων χαρακτηριστικών. Για την τυχαία επιλογή των συνόλων αυτών, χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικές συναρτήσεις, η «dividerand» και η «divideint». Η πρώτη χωρίζει τα δεδομένα σε τρία υποσύνολα χρησιμοποιώντας τυχαίους δείκτες ενώ στη δεύτερη, τα δεδομένα διαιρούνται με μια αλληλένδετη μέθοδο, όπως στην περίπτωση μιας τράπουλας. Οι παραλλαγές στα ποσοστά των δεδομένων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής καθώς και η μέγιστη ακρίβεια (%) σε και κάθε περίπτωση αναφέρονται στον πίνακα 6.3.2.1. Να σημειωθεί ότι σε κάθε περίπτωση κάθε σύνολο χαρακτηριστικών βρίσκεται σε ένα και μόνο υποσύνολο.

	<u>ΠΑΡΑΛΛΑΓΕΣ ΣΤΑ ΠΟΣΟΣΤΑ</u> <u>TRAIN%/VAL%/TEST%</u>	<u>ACCURACY (%)</u> <u>ΧΡΗΣΗ DIVIDERAND</u> <u>[LAYER SIZES]</u>	<u>ACCURACY (%)</u> <u>ΧΡΗΣΗ DIVIDEINT</u> <u>[LAYER SIZES]</u>
A	60/20/20	56.73 [35 20]	58.83 [40 80 40 20 10]
B	60/25/15	59.65 [35 20]	54.74 [40 80 40 20 10]
C	60/30/10	65.31 [35 20]	57.80 [40 80 40 20 10]
D	65/25/10	60.32 [35 20]	61.09 [40 15 5]
E	65/30/5	59.32 [35 20]	47.36 [60 20 10 5] & [160 80 40 20 10 5]
F	70/15/15	58.45 [35 20]	53.46 [10 10 10 10 5]
G	70/20/10	58.25 [35 20]	60.44 [40 80 40 20 20 10]
H	70/25/5	63.73 [35 20]	45.32 [10 10 10 10 5]

I	80/10/10	59.84 [160 80 40 20 10 5]	53.36 [40 80 40 20 10]
J	80/15/5	64.55 [35 20]	52.40 [160 80 40 20 10 5]
K	85/10/5	65.25 [35 20]	52.83 [40 15 5] & [160 80 40 20 10 5]
L	90/5/5	58.58 [10 10 10 10 5]	55.08 [40 15 5]

Πίνακας 6.3.2.1 Μέγιστη ακρίβεια σε κάθε περίπτωση, για την προσέγγιση ανισοκατανομής των δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης, χρησιμοποιώντας και τα 12 χαρακτηριστικά κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η μέγιστη ακρίβεια (65.31%) λαμβάνεται στην περίπτωση ενός νευρωνικού δικτύου όπου τα δεδομένα του χωρίστηκαν σε 60% δεδομένα εκπαίδευσης, 30% δεδομένα επικύρωσης και 10% δεδομένα δοκιμής. Το ΤΝΔ αποτελείται από 2 επίπεδα με 35 και 20 «μονάδες» (νευρώνες) αντίστοιχα και συνάρτηση ενεργοποίησης τη Rectified Linear Unit (ReLU). Παρόλο που έγιναν δοκιμές και για τις περιπτώσεις που την συνάρτηση ενεργοποίησης αποτελούσαν τόσο η υπερβολική εφαιπτομένη (tanh) όσο και η σιγμοειδής (sigmoid), η αρχική (default) επιλογή αποδείχτηκε η καλύτερη (Πίνακας 6.3.2.2). Παρατίθεται ο πίνακας αλήθειας (confusion matrix – Πίνακας 6.3.2.3) που προκύπτει για την συγκεκριμένη περίπτωση και αποτελεί τον κυριότερο δείκτη για την αξιολόγηση της εκπαίδευσης.

	<u>ACTIVATION FUNCTION</u>	ACCURACY (%)
A	[relu]	65.31
B	[tanh]	55.02
C	[sigmoid]	52.22

Πίνακας 6.3.2.2 Μέγιστη ακρίβεια για κάθε συνάρτηση ενεργοποίησης χρησιμοποιώντας και τα 12 χαρακτηριστικά κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

True Class	A	16	5	2
	B		25	14
	C	5	12	30
		A	B	C
		Predicted Class		

Πίνακας 6.3.2.3 Πίνακας αλήθειας για την περίπτωση της μέγιστης ακρίβειας (65.31%) χρησιμοποιώντας και τα 12 χαρακτηριστικά κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

Στην συνέχεια, αφαιρέθηκαν τα 6 χαρακτηριστικά που αφορούν το ρυθμό αναπνοής (NMEAN_BR, ST_DEV_BR, NFD_BR, NSD_BR, BRV_BR, avNN_BR) και χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα 6 που εξήχθησαν από τα ΗΚΓ (NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR, avNN_HR) των συνόλων χαρακτηριστικών. Για την τυχαία επιλογή των συνόλων αυτών χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση «dividerand». Τα ποσοστά των δεδομένων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής ορίστηκαν ως 60%, 30% και 10% αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 6.3.2.4

LAYER SIZES	ACCURACY (%)
[40 15 5]	55.86
[40 20 40 20]	60.20
[80 40 20 40 80]	53.68
[10 20 30 20 10]	55.32
[40 25 40 25]	58.44
[40 80 20 40 80]	53.61

[35 35 35]	58.21
[35 20 10 5]	54.47
[40 10 10 5]	39.39
[40 30 15 10 5]	52.65
[40 20 20 40]	57.62
[6 3 6 3]	52.36
[7 5]	39.39
[6 6 6 3]	50.89
[160 80 40 80 160]	54.69
[10 10 10 10 10]	57.27
[40 20 10 5]	39.39
[160 80 40 20 10]	53.41
[100 50 25 10]	52.67
[100 50]	53.23

Πίνακας 6.3.2.4 Μέγιστη ακρίβεια σε κάθε περίπτωση, για την προσέγγιση ανισοκατανομής των δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης, χρησιμοποιώντας μόνο χαρακτηριστικά που αφορούν τον καρδιακό ρυθμό κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η μέγιστη ακρίβεια (60.20%) λαμβάνεται στην περίπτωση ενός νευρωνικού δικτύου όπου τα δεδομένα του χωρίστηκαν σε 60% δεδομένα εκπαίδευσης, 30% δεδομένα επικύρωσης και 10% δεδομένα δοκιμής. Το ΤΝΔ αποτελείται από 4 επίπεδα με 40, 20, 40 και 20 νευρώνες αντίστοιχα και συνάρτηση ενεργοποίησης τη rectified linear unit. Παρόλο που έγιναν δοκιμές και εδώ για τις περιπτώσεις που την συνάρτηση ενεργοποίησης αποτελούσαν η υπερβολική εφραπτομένη όσο και η σιγμοειδής, η αρχική επιλογή αποδείχτηκε η καλύτερη (Πίνακας 6.3.2.5). Παρατίθεται ο πίνακας αλήθειας (confusion matrix – Πίνακας 6.3.2.6) που προκύπτει.

<u>ACTIVATION FUNCTION</u>	ACCURACY (%)
[relu]	60.20
[tanh]	54.38
[sigmoid]	54.24

Πίνακας 6.3.2.5 Μέγιστη ακρίβεια για κάθε συνάρτηση ενεργοποίησης μόνο τα χαρακτηριστικά που αφορούν τον καρδιακό ρυθμό κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

True Class	A	14	8	1
	B	8	22	9
	C	4	13	30
		A	B	C
		Predicted Class		

Πίνακας 6.3.2.6 Πίνακας αλήθειας για την περίπτωση της μέγιστης ακρίβειας χρησιμοποιώντας μόνο τα 6 χαρακτηριστικά που αφορούν τον καρδιακό ρυθμό κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

Τέλος, αφαιρέθηκαν τα 6 χαρακτηριστικά που αφορούν τον καρδιακό ρυθμό (NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR, avNN_HR) και χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα 6 που εξήχθησαν από τα σήματα αναπνοής (NMEAN_BR, ST_DEV_BR, NFD_BR, NSD_BR, BRV_BR, avNN_BR) των συνόλων χαρακτηριστικών. Για την τυχαία επιλογή των συνόλων αυτών χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση «dividerand». Τα ποσοστά των δεδομένων εκπαίδευσης, επικύρωσης και δοκιμής ορίστηκαν ως 60%, 30% και 10% αντίστοιχα. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 6.3.2.5.

[LAYER SIZES] [ACTIVATION FUNCTION]	ACCURACY (%)
[80 40 20 10 6] [relu]	38.87
[35 20] [relu]	60.52
[10 10 10 10 3] [relu]	37.02
[10 10 10 10 3] [tanh]	36.36
[35 20 10] [tanh]	41.32
[35 20 10] [sigmoid]	32.05
[100 80 60 40 20 10] [relu]	38.26

Πίνακας 6.3.2.7 Μέγιστη ακρίβεια σε κάθε περίπτωση, για την προσέγγιση ανισοκατανομής των δεδομένων εκπαίδευσης και επικύρωσης, χρησιμοποιώντας μόνο τα 6 χαρακτηριστικά που αφορούν το ρυθμό αναπνοής κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η μέγιστη ακρίβεια (60.52%) λαμβάνεται στην περίπτωση ενός νευρωνικού δικτύου όπου τα δεδομένα του χωρίστηκαν σε 60% δεδομένα εκπαίδευσης, 30% δεδομένα επικύρωσης και 10% δεδομένα δοκιμής. Το ΤΝΔ αποτελείται από 2 επίπεδα με 35 και 20 νευρώνες αντίστοιχα και συνάρτηση ενεργοποίησης τη Rectified Linear Unit (ReLU). Όταν έγιναν δοκιμές για τις περιπτώσεις που την συνάρτηση ενεργοποίησης αποτελούσαν τόσο η υπερβολική εφαπτομένη όσο και η σιγμοειδής, η αρχική επιλογή δεν αποδείχτηκε η καλύτερη, αντιθέτως επιλέγεται η υπερβολική εφαπτομένη (Πίνακας 6.3.2.8). Παρατίθεται ο πίνακας αλήθειας (confusion matrix – Πίνακας 6.3.2.9) που προκύπτει.

<u>ACTIVATION FUNCTION</u>	ACCURACY (%)
[relu]	60.25
[tanh]	62.43
[sigmoid]	53.06

Πίνακας 6.3.2.8 Μέγιστη ακρίβεια για κάθε συνάρτηση ενεργοποίησης μόνο τα 6 χαρακτηριστικά που αφορούν το ρυθμό αναπνοής κάθε σύνολο της εκάστοτε κλάσης.

True Class	A	18	2	3
	B	8	17	14
	C	4	9	34
		A	B	C
		Predicted Class		

Πίνακας 6.3.2.9 Πίνακας αλήθειας για την περίπτωση της μέγιστης ακρίβειας χρησιμοποιώντας μόνο τα 6 χαρακτηριστικά που αφορούν το ρυθμό αναπνοής κάθε συνόλου της εκάστοτε κλάσης.

6.4 ΣΥΖΗΤΗΣΗ

Όπως είναι προφανές, η μέγιστη ακρίβεια 65,31% λαμβάνεται στην περίπτωση ενός νευρωνικού δικτύου όπου τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αποτελούν τα σύνολα χαρακτηριστικών που περιλαμβάνουν και τα 12 χαρακτηριστικά που εξήχθησαν τόσο από τα σήματα αναπνοής όσο και από τα ΗΚΓ, τα οποία χωρίστηκαν τυχαία σε 60% δεδομένα εκπαίδευσης, 30% δεδομένα επικύρωσης και 10% δεδομένα δοκιμής. Το ΤΝΔ MPL αποτελείται από 2 επίπεδα με 35 και 20 νευρώνες αντίστοιχα και συνάρτηση ενεργοποίησης τη Rectified Linear Unit.(ReLu). Η διαδικασία της ταξινόμησης πραγματοποιήθηκε 1.000 φορές.

Παρατηρείται επίσης, ότι η προσέγγιση αφαίρεσης των χαρακτηριστικών που αφορούν το καρδιακό ρυθμό (HR) δίνουν γενικά χαμηλότερα αποτελέσματα, όσο αναφορά την ακρίβεια, από αυτή που δίνει η προσέγγιση στην οποία δεν λαμβάνονται υπόψη τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από τα σήματα αναπνοής. Συγκεκριμένα, στην πρώτη περίπτωση, η ακρίβεια παραμένει σταθερά <50% ενώ στην δεύτερη η πλειοψηφία των αποτελεσμάτων βρίσκεται >50%. Εξάιρεση για την πρώτη περίπτωση αποτελεί η δοκιμή ενός νευρωνικού δικτύου όπου τα δεδομένα του χωρίστηκαν σε 60% δεδομένα εκπαίδευσης, 30% δεδομένα επικύρωσης και 10%

δεδομένα δοκιμής και αυτό αποτελείται από 2 επίπεδα με 35 και 20 νευρώνες αντίστοιχα . Καλύτερη ακρίβεια (62.43%) επιτυγχάνεται θέτοντας ως συνάρτηση ενεργοποίησης την υπερβολική εφαπτομένη. Για την δεύτερη περίπτωση επιτυγχάνεται μέγιστη ακρίβεια (60.20%) με την δημιουργία ενός νευρωνικού δικτύου όπου τα δεδομένα του χωρίστηκαν σε 60% δεδομένα εκπαίδευσης, 30% δεδομένα επικύρωσης και 10% δεδομένα δοκιμής και αποτελείται από 4 επίπεδα με 40, 20, 40 και 20 νευρώνες αντίστοιχα και συνάρτηση ενεργοποίησης τη rectified linear unit, που παραμένει χαμηλότερη από αυτή της πρώτης.

ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΔΟΚΙΜΩΝ	ΧΡΗΣΗ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ	ACCURACY (%) [LAYER SIZES] [ACTIVATION FUNCTION]
ΙΣΟΚΑΤΑΝΟΜΗ ΣΕ TRAINING ΚΑΙ VALIDATION DATA	ALL FEATURES NMEAN_BR, ST_DEV_BR, NFD_BR, NSD_BR, BRV_BR, avNN_BR, NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR, avNN_HR	53.94% [40 80 40 20 10] [relu]
ΑΝΙΣΟΚΑΤΑΝΟΜΗ ΣΕ TRAINING ΚΑΙ VALIDATION DATA	ALL FEATURES NMEAN_BR, ST_DEV_BR, NFD_BR, NSD_BR, BRV_BR, avNN_BR, NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR, avNN_HR	65.31 [35 20] [relu]
	6 HR FEATURES , NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR, avNN_HR	60.20 [40 20 40 20] [relu]
	6 BR FEATURES NMEAN_BR, ST_DEV_BR, NFD_BR, NSD_BR, BRV_BR, avNN_BR,	62.43 [35 20] [tanh]

Πίνακας 6.3.2.10 Μέγιστη ακρίβεια που επιτυγχάνεται σε κάθε προσέγγιση.

Ο ταξινομητής σε κάθε περίπτωση φαίνεται να μην μπορεί να φτάσει σε επίπεδα ορθής ταξινόμησης (ακρίβεια/accuracy) άνω του 70% (στις δοκιμές μας δε, όχι πάνω από 65%). Για να κάνουμε ορθή αξιολόγηση του παραπάνω αποτελέσματος πρέπει καταρχήν να θυμίσουμε ότι όταν σε ένα πρόβλημα κατηγοριοποίησης έχουμε 2 κλάσεις, τότε η τυχαία κατηγοριοποίηση (ισοδύναμη με ρίψη «αβίαστου» κέρματος) ισοδυναμεί με ποσοστό ορθής κατηγοριοποίησης 50%. Όταν έχουμε 3 κλάσεις αυτό ισούται με $1/3=0,33$ ή 33%. Άρα, σε πρώτη προσέγγιση, ποσοστά >60% όταν έχουμε 3 κλάσεις όπως στην περίπτωσή μας, δείχνουν καταρχήν μια δυνατότητα ταξινόμησης, αν και βέβαια όχι ικανοποιητική, μια που περίπου ένα στα 3 δείγματα θα ταξινομηθεί με λάθος τρόπο.

Στο σημείο αυτό θα πρέπει να συγκρίνουμε τα αποτελέσματά μας με τα αποτελέσματα της μελέτης αναφοράς [109]. Εκεί βλέπουμε ότι για 3 κλάσεις και χρήση διαστημάτων ενός λεπτού, με τεχνικές δέντρων απόφασης (decision trees) και μηχανών διανυσμάτων στήριξης (support vector machines, SVM), η ακρίβεια κυμαίνεται από 70,4% ως 73,4%, που δεν απέχει ιδιαίτερα από τα δικά μας

αποτελέσματα. Όμως για να πετύχουν αυτά τα αποτελέσματα οι ερευνητές χρησιμοποίησαν τέσσερις επιπλέον παραμέτρους για τον καρδιακό ρυθμό και, κυρίως, χρησιμοποίησαν και 7 παραμέτρους από σήματα ηλεκτροδερματικής αντίδρασης, τα οποία εμείς δεν χρησιμοποιήσαμε. Είναι γνωστό ότι το σήμα ηλεκτροδερματικής αντίστασης σχετίζεται και αυτό με επίπεδα στρες και άγχους, οπότε είναι αναμενόμενο να βοηθά η χρήση του στην βελτίωση της επίδοσης ενός ταξινομητή. Συνεπώς, λαμβάνοντας υπόψη το περιορισμένο, σε σχέση με την εργασία αναφοράς, σύνολο χαρακτηριστικών που λάβαμε στην παρούσα εργασία (τόσο ως προς τον αριθμό των χαρακτηριστικών, όσο και ως προς το είδος βιοσήματος από το οποίο προέρχονται) η μειωμένη (από ~75% σε ~65%) είναι αναμενόμενη.

Τελειώνοντας την συζήτηση των αποτελεσμάτων μας, επικεντρώνοντας στην περίπτωση της μέγιστης απόδοσης (Πίνακας 6.3.2.3), μπορούμε να δούμε ότι αν αντί για 3 κλάσεις είχαμε 2 θα είχαμε βελτίωση των αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα («περίπτωση 1»), αν συγχωνεύαμε τις κλάσεις A και B (δηλ. διαχωρίζαμε καταστάσεις στρες από καταστάσεις ηρεμίας, χωρίς να διαχωρίζουμε επίπεδα στρες), θα είχαμε ακρίβεια 75%. Αν προσπαθούσαμε («περίπτωση 2») να κατηγοριοποιήσουμε σε δυο κατηγορίες, όπου η μία να αναφέρεται σε καταστάσεις «υψηλού» στρες (τωρινή κλάση A) και η άλλη κατηγορία (κλάση) να αναφέρεται σε καταστάσεις «χαμηλού» στρες ή ηρεμίας (δηλ. να συγχωνεύσουμε τις τωρινές κλάσεις B και Γ), θα πετυχαίναμε ποσοστό ακρίβειας 81%. Τέτοιου είδους συστήματα έχουν πρακτική χρησιμότητα, το μεν πρώτο (περίπτωση 1) για να ξεχωρίζει αν υπάρχει έστω και χαμηλό επίπεδο στρες, σε σχέση με κατάσταση ηρεμίας, και το δεύτερο (περίπτωση 2) για να εντοπίζει καταστάσεις υψηλού στρες, σε αντίθεση με χαμηλό ή ανύπαρκτο, δηλ. να εντοπίζει ενδεχομένως επικίνδυνες «στρεσογόνες» καταστάσεις. Βέβαια το ποια θα ήταν η απόδοση του συστήματος δεν την γνωρίζουμε ακόμη, αφού θα έπρεπε και η εκπαίδευση να στηριχτεί σε δύο αντί για τρεις κλάσεις δεδομένων. Χάρη σύγκρισης αναφέρουμε ότι στην εργασία αναφοράς για την περίπτωση 1, η απόδοση έφτασε το 90%.

Σε μελλοντικές μελέτες είναι βέβαιο ότι θα πρέπει να συμπεριλάβουμε το σύνολο των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιήθηκαν στην μελέτη αναφοράς, αλλά επιπλέον να διερευνήσουμε και άλλα είδη χαρακτηριστικών, πέραν των απλών στατιστικών χαρακτηριστικών που κατά κύριο λόγο έως τώρα χρησιμοποιήθηκαν. Θα μπορούσαν π.χ. να χρησιμοποιηθούν παράμετροι εντροπίας και συσχέτισης. Ακόμη θα μπορούσαμε να διερευνήσουμε και άλλες μεθόδους ταξινόμησης, όπως δίκτυα ανάδρασης κ.ά.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

ΚΩΔΙΚΑΣ

Παρακάτω παραθέτονται οι κώδικες που αναπτύχθηκαν σε περιβάλλον MATLAB για την επεξεργασία των δεδομένων, την εξαγωγή των συνόλων χαρακτηριστικών, την ταξινόμηση τους καθώς και την εκπαίδευση του τεχνητού νευρωνικού δικτύου MLP.

Κώδικας Α: Επεξεργασία δεδομένων και εξαγωγή των συνόλων χαρακτηριστικών

```
clear;close;clc
format short g

folder_dir = 'F:\samplesnew3test60';

files = dir(folder_dir);
dir_flags = [files.isdir];
sub_dirs = files(dir_flags);
sub_dirs_names = {sub_dirs(3:end).name};

for k = 1:numel(sub_dirs_names)
    sub_folder_name = sub_dirs_names{k};
    disp(sub_folder_name)
    sub_folder_dir = sprintf('%s\\%s',folder_dir,sub_folder_name);
    cd(sub_folder_dir)

    if not(isfolder(sprintf('BR %s',sub_folder_name)))
        mkdir(sprintf('BR %s',sub_folder_name))
    end
    br_dir = sprintf('%s\\BR %s',sub_folder_dir,sub_folder_name);

    A = readtable('Triggers.txt');
    A_col1 = A{:,1};
    A_col2 = A{:,2};
    A_col3 = A{:,3};

    B = readtable('BitalinoBR.txt');
    B_col1 = B{:,1};
    B_col2 = B{:,2};
    B_col3 = B{:,3};

    NMEAN_ = [] ; ST_DEV_ = [] ; NFD_ = [] ; NSD_ = [] ; BRV_ = [] ; MEAN_
= [];

    i = find(strcmp(A_col1,'BIOFEEDBACK-REST'));
    x = A_col2(i);
    pos_matr = find(x<=fix(B_col2));
    pos = pos_matr(1);

    dur = min(length(B_col1(pos:end)),5*6000);
    NN = fix(dur/6000);
    sss = 0; nnn = 0;
```

```

for l = 0:NN-1
    samples = B_col1(1*6000+pos : 1*6000+(pos+5999));
    filtered_samples = cheby_I_II(samples);
    [peaks,locs]= findpeaks(filtered_samples);
    locs = locs./100;

    n = 1:length(locs)-1;
    writedata = 60./(locs(n+1) - locs(n))';
    sss = sss + sum(writedata);
    nnn = nnn + length(writedata);
end
mt = sss/nnn

rownames = {};
cd(br_dir)
for i = 2:17
    x = A_col2(i);
    clip_name = sprintf('%s',A_col1{i});
    rownames = [rownames, clip_name];
    pos_matr = find(x<=fix(B_col2));
    pos = pos_matr(1);
    samples = B_col1(pos:pos+5999);
    filtered_samples = cheby_I_II(samples);
    [peaks,locs]= findpeaks(filtered_samples);
    locs = locs./100;

    n = 1:length(locs)-1;

    data = 60./abs(locs(n+1) - locs(n));
    NMEAN_ = [NMEAN_ ; NMEAN(data,mt)];
    ST_DEV_ = [ST_DEV_ ; ST_DEV(data)];
    NFD_ = [NFD_ ; NFD(data)];
    NSD_ = [NSD_ ; NSD(data)];
    BRV_ = [BRV_ ; BRV(data)];
    MEAN_ = [MEAN_ ; mean(data)];

end

i = find(strcmp(A_col1, 'BIOFEEDBACK-REST'));
x = A_col2(i);
pos_matr = find(x<=fix(B_col2));
pos = pos_matr(1);
dur = min(length(B_col1(pos:end)),5*6000);
NN = fix(dur/6000);

for l = 0:NN-1
    clip_name = sprintf('%s(%d)',A_col1{i},l+1);
    rownames = [rownames, clip_name];
    samples = B_col1(1*6000+pos : 1*6000+(pos+5999));
    filtered_samples = cheby_I_II(samples);
    [peaks,locs]= findpeaks(filtered_samples);
    locs = locs./100;

    n = 1:length(locs)-1;
    data = 60./abs(locs(n+1) - locs(n));
    NMEAN_ = [NMEAN_ ; NMEAN(data,mt)];
    ST_DEV_ = [ST_DEV_ ; ST_DEV(data)];
    NFD_ = [NFD_ ; NFD(data)];
    NSD_ = [NSD_ ; NSD(data)];

```

```

        BRV_ = [BRV_ ; BRV(data)];
        MEAN_ = [MEAN_ ; mean(data)];

    end
    cd(sub_folder_dir)

    HR = readtable('ECG_HR_CHECK.xlsx');
    HR1 = HR{:,1};
    HR2 = HR{:,2};

    nan_pos = find(isnan(HR2));
    HR1(nan_pos) = [];
    HR2(nan_pos) = [];
    HR = table(HR1,HR2);

    bio_pos = find(cellfun(@(x) contains(x, 'BIOFEEDBACK-REST'),HR1));
    bio_first = bio_pos(1);
    bio = HR2(bio_first:end);
    mt_HR = mean(bio);

    NMEAN_HR = [] ; ST_DEV_HR = [] ; NFD_HR = [] ;
    NSD_HR = [] ; BRV_HR = [] ; MEAN_HR = [] ;

    clip_pos = find(~cellfun(@isempty,HR1));
    for i = 1:length(clip_pos)
        if i<length(clip_pos)
            pos_start = clip_pos(i);
            pos_end = clip_pos(i+1);
            data = HR2(pos_start:pos_end-1);
        else
            pos_start = pos_end;
            data = HR2(pos_start:end);
        end
        NMEAN_HR = [NMEAN_HR ; NMEAN(data,mt_HR)];
        ST_DEV_HR = [ST_DEV_HR ; ST_DEV(data)];
        NFD_HR = [NFD_HR ; NFD(data)];
        NSD_HR = [NSD_HR ; NSD(data)];
        BRV_HR = [BRV_HR ; BRV(data)];
        MEAN_HR = [MEAN_HR ; mean(data)];
    end
    variable_names = {'NMEAN_BR', 'ST_DEV_BR', 'NFD_BR', 'NSD_BR',
'BRV_BR', 'avNN_BR',...
        'NMEAN_HR', 'ST_DEV_HR', 'NFD_HR', 'NSD_HR', 'BRV_HR', 'avNN_HR'};

    stats_table = table(NMEAN_, ST_DEV_, NFD_, NSD_, BRV_,MEAN_,...
        NMEAN_HR, ST_DEV_HR, NFD_HR, NSD_HR, BRV_HR,MEAN_HR,...
        'RowNames', rownames,'VariableNames', variable_names);
    file_name = sprintf('stats %s.txt',sub_folder_name);
    writetable(stats_table, file_name, 'delimiter',
',','WriteRowNames',true)

end
disp('END PROGRAM')

function res = NMEAN(A,mt)
    N = length(A);
    s = 0;

```

```

    for n = 1:N
        x = A(n);
        s = s + (x - mt);
    end
    Nmean = s/N;
    res = Nmean;
end

function res = ST_DEV(A)
    N = length(A);
    s = 0;
    mx = mean(A);
    for n = 1:N
        x = A(n);
        s = s + (x - mx)^2;
    end
    variance = s/(N-1);
    standar_deviation = sqrt(variance);
    res = standar_deviation;
end

function res = NFD(A)
    N = length(A);
    maximum = max(A);
    s = 0;
    for n = 1:(N-1)
        xnext = A(n+1)/maximum;
        xprevious = A(n)/maximum;
        s = s + abs(xnext-xprevious);
    end
    nfd = s/(N-1);
    res = nfd;
end

function res = NSD(A)
    maximum = max(A);
    N = length(A);
    s = 0;
    for n = 1:(N-2)
        xnext = A(n+2)/maximum;
        xprevious = A(n)/maximum;
        s = s + abs(xnext-xprevious);
    end
    nsd = s/(N-2);
    res = nsd;
end

function res = BRV(A)
    N = length(A);
    s = 0;
    for n = 1:(N-1)
        s = s + (A(n+1)-A(n));
    end
    brv = s/N;
    res = brv;
end

```

Κωδικας Β. Βαθυπερατό φίλτρο Chebyshev τύπου I με συχνότητα δειγματοληψίας 100 Hz, ζώνη διέλευσης 0-0,2 Hz και ζώνη αποκοπής $\geq 0,3$ Hz.

```
function[filteegdata]=cheby_I_II(eegdata)

sampling_rate=100;
filteegdata=eegdata;
%
Wp=0.3/50;
Ws=0.4/50;
Rp=1;
Rs=10;
[nI,WnI] = cheb1ord(Wp,Ws,Rp,Rs);
iloop=1;
for iloop=1:1
    channelnumber=iloop;
    onechanneleegdata=eegdata(:,channelnumber);
    [b,a] = cheby1(nI,Rp,WnI);
    onechannel_eegdata_filtered = filtfilt(b,a,onechanneleegdata);

%   size(onechannel_eegdata_filtered)
%   size(corr_onechannel_eegdata_filtered)
%   size(zeros(1,64)')
    filteegdata(:,channelnumber) = onechannel_eegdata_filtered;
end
filteegdata=filteegdata'; % epistrofh
```

Κώδικας Γ. Κατηγοριοποίηση των συνόλων δεδομένων σε κλάσεις

```
clear;close;clc
format short g

folder_dir = 'F:\samplesnew3test60';

files = dir(folder_dir);
dir_flags = [files.isdir];
sub_dirs = files(dir_flags);
sub_dirs_names = {sub_dirs(3:end).name};

for k = 1:numel(sub_dirs_names)
    sub_folder_name = sub_dirs_names{k};
    disp(sub_folder_name)
    sub_folder_dir = sprintf('%s\\%s',folder_dir,sub_folder_name);
    cd(sub_folder_dir)

    file_name = sprintf('stats %s.txt',sub_folder_name);
    stats = readtable(file_name);

    class = {};
    stats_bio_pos = find(cellfun(@(x) contains(x,'BIOFEEDBACK-
REST'),stats.Row));
    stats_bio_first = stats_bio_pos (1);
    mean_NMEAN_HR = mean(stats.NMEAN_HR(1:stats_bio_first-1));
    for i = 1:length(stats.Row)
        if i < stats_bio_first
```

```

        value = stats.NMEAN_HR;
        if value(i) > mean_NMEAN_HR
            class = [class ; 'C'];
        else
            class = [class ; 'B'];
        end
    else
        class = [class ; 'A'];
    end
end
stats.class = class;

txt_name = sprintf('stats %s.txt',sub_folder_name);
writetable(stats, txt_name, 'delimiter', ' ', 'WriteRowNames',true)
end

```

Κώδικας Δ. Εκπαίδευση MLP με μέγιστη ακρίβεια 65.31%

```

clc; clear all;
creditrating = readtable("STATSTOTAL.txt");
creditrating = removevars(creditrating,"Row");
creditrating.class = categorical(creditrating.class, ...
    ["A", "B", "C"], "Ordinal", true);
rng("default") % For reproducibility of the partition
[trainInd, valInd, testInd] = dividerand(size(creditrating,1),0.6,0.3,0.1);
creditTrain = creditrating(trainInd,:);
creditVal = creditrating(valInd,:);
creditTest = creditrating(testInd,:);
Mdl = fitcnet(creditTrain, "class", ...
    "ValidationData", creditVal, ...
    "Verbose", 1, "LayerSizes", [35 20], "Activations", ["relu"]);
testAccuracy = 1 - loss(Mdl, creditTest, "class", ...
    "LossFun", "classiferror")
confusionchart(creditTest.class, predict(Mdl, creditTest))

```


ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΕΣ ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] Paul McReynolds (1985) Changing Conceptions of Anxiety: A Historical Review and a Proposed Integration, *Issues in Mental Health Nursing*, 7:1-4, 131-158, DOI:10.3109/01612848509009453
- [2] Crocq MA. A history of anxiety: from Hippocrates to DSM. *Dialogues Clin Neurosci*. 2015 Sep;17(3):319-25. doi: 10.31887/DCNS.2015.17.3/macrocq. PMID: 26487812; PMCID: PMC4610616.
- [3] Park, SC., Kim, YK. (2020). Anxiety Disorders in the DSM-5: Changes, Controversies, and Future Directions. In: Kim, YK. (eds) *Anxiety Disorders. Advances in Experimental Medicine and Biology*, vol 1191. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-32-9705-0_12
- [4] American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders (5th ed.)*. <https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596>
- [5] Vos T, Abajobir AA, Abbafati C, et al. Global, regional, and national incidence, prevalence, and years lived with disability for 328 diseases and injuries for 195 countries, 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *Lancet* 2017;390: 1211–59
- [6] Bracha HS. Freeze, flight, fight, fright, faint: adaptationist perspectives on the acute stress response spectrum. *CNS Spectr*. 2004 Sep;9(9):679-85. doi: 10.1017/s109285290001954. PMID: 15337864
- [7] Taylor SE, Klein LC, Lewis BP, Gruenewald TL, Gurung RA, Updegraff JA. Biobehavioral responses to stress in females: tend-and-befriend, not fight-or-flight. *Psychol Rev*. 2000 Jul;107(3):411-29. doi: 10.1037/0033-295x.107.3.411. PMID: 10941275.
- [8] American Psychiatric Association. *Diagnostic and statistical manual of mental disorders*. 4th edition. Washington (DC) American Psychiatric Association; 1994.
- [9] World Health Organization. *The international classification of diseases (10th rev.)*. Geneva (Switzerland) World Health Organization; 1992.
- [10] Miller LC, Barrett CL, Hampe E. Phobias of childhood in a prescientific era. In: Davids A, editor. *Child personality and psychopathology: current topics*. New York John Wiley & Sons; 1974. p. 89 – 134.
- [11] Silverman WK, Rabian B. Specific phobia. In: Ollendick TH, King NJ, Yule W, editors. *International handbook of phobic and anxiety disorders in children and adolescents*. New York Plenum Press; 1994. p. 87 – 109.
- [12] Lang PJ. Fear reduction and fear behavior: problems in treating a construct. In: Shlier JM, editor. *Research in psychotherapy*. Washington (DC) American Psychiatric Association; 1968. p. 90 – 102.
- [13] Lang PJ. Fear imagery: an information processing analysis. *Behav Ther* 1977;8:862 – 6.
- [14] Wood SR, Teachman BA. Intersection of disgust and fear: normative and pathological views. *Clinical Psychology: Science and Practice* 2000;7(3):291 – 311
- [15] Silverman WK, Moreno J. Specific phobia. *Child Adolesc Psychiatr Clin N Am*. 2005 Oct;14(4):819-43, ix-x. doi: 10.1016/j.chc.2005.05.004. PMID: 16171704.
- [16] International Classification of Diseases, Eleventh Revision (ICD-11), World Health Organization (WHO) 2019/2021 <https://icd.who.int/browse11>.
- [17] Kessler, R.C., et al. (2005) Lifetime Prevalence and Age-of-Onset Distributions of DSM-IV Disorders in the National Comorbidity Survey Replication. *Archives of General Psychiatry*, 62, 593-602. <https://doi.org/10.1001/archpsyc.62.6.593>
- [18] Regier DA, Narrow WE, Rae DS, Manderscheid RW, Locke BZ, Goodwin FK. The de facto US mental and addictive disorders service system. Epidemiologic catchment area prospective 1-year prevalence rates of disorders and services. *Arch Gen Psychiatry*. 1993 Feb;50(2):85-94. doi: 10.1001/archpsyc.1993.01820140007001. PMID: 8427558
- [19] Harald Merckelbach, Peter J. de Jong, Peter Muris, Marcel A. van Den Hout, The etiology of specific phobias: A review, *Clinical Psychology Review*, Volume 16, Issue 4, 1996, Pages 337-361, ISSN 0272-7358, [https://doi.org/10.1016/0272-7358\(96\)00014-\[20\]](https://doi.org/10.1016/0272-7358(96)00014-[20])
- [20] Myers, J. R., Weissman, M. M., Tiuhler, G. L., Holzer, C. E., Otvaschel, H., Anthony, J.

- C., Boyd, J. H., Burke, J. D., Kramer, M., & Stoltzman, R. (1984). Six-month prevalence of psychiatric disorders in three communities, 1980 to 1982. *Archives of General Psychiatry*, 41, 959-967.
- [21] Silverman WK, Nelles WB. Simple phobia in childhood. In: Hersen M, Last C, editors. *Handbook of child and adult psychopathology: a longitudinal perspective*. New York: Pergamon Press; 1991. p. 183 – 93
- [22] Kearney CA, Silverman WK. A preliminary analysis of a functional model of assessment and treatment for school refusal behavior. *Behav Modif* 1990;14:340 – 66.
- [23] Torgersen S. The nature and origin of common phobic fears. *Br J Psychiatry* 1979;134:343 – 51.
- [24] Slater E, Shields J. Genetic aspects of anxiety. In: Lader MJ, editor. *Studies of anxiety*. London: Royal Medico-Psychological Association; 1969. p. 62 – 71.
- [25] Young JPR, Fenton GW, Lader MJ. The inheritance of neurotic traits: a twin study of the Middlesex Hospital questionnaire. *Br J Psychiatry* 1971;119:393 – 8.
- [26] Burglass D, Clarke J, Henderson AS, et al. A study of agoraphobic housewives. *Psychol Med* 1977;7:73 – 86.
- [27] Fyer AJ, Mannuzza S, Gallops MS, et al. Familial transmission of simple phobias and fears: a preliminary report. *Arch Gen Psychiatry* 1990;47:252 – 6.
- [28] Moran C, Andrews G. The familial occurrence of agoraphobia. *Br J Psychiatry* 1985;146:262 – 7.
- [29] Noyes R, Crowe RR, Harris EL, et al. Relationship between panic disorder and agoraphobia. *Arch Gen Psychiatry* 1986;43:227 – 32.
- [30] Reich J, Yates W. Family history of psychiatric disorders in social phobia. *Compr Psychiatry* 1988;29:72 – 5.
- [31] Solyom L, Beck P, Solyom C, et al. Some etiological factors in phobic neurosis. *Can Psychiatr Assoc J* 1974;19:69 – 78
- [32] Endicott J, Spitzer RL. A diagnostic interview: the schedule for affective disorders and schizophrenia. *Arch Gen Psychiatry* 1978;35:837 – 44
- [33] Kendler KS, Neale MC, Kessler RC, et al. The genetic epidemiology of phobias in women. *Arch Gen Psychiatry* 1992;49:273 – 81
- [34] Silverman WK, Cerny JA, Nelles WB, et al. Behavior problems in children of parents with anxiety disorders. *J Am Acad Child Adolesc Psychiatry* 1988;27:779 – 84
- [35] Rachman S. The conditioning theory of fear acquisition: a critical examination. *Behav Res Ther* 1977;15:375 – 87.
- [36] Liddell A, Lyons M. Thunderstorm phobias. *Behav Res Ther* 1978;16:306 – 8.
- [37] Öst LG, Hugdahl K. Acquisition of agoraphobia, mode of onset and anxiety response patterns. *Behav Res Ther* 1983;21:623 – 31
- [38] Ollendick TH, King N, Hamilton DI. Origins of childhood fears: an evaluation of Rachman's theory of fear acquisition. *Behav Res Ther* 1991;29:117 – 23.
- [39] Merckelbach H, Muris P, Schouten E. Pathways to fear in spider phobic children. *Behav Res Ther* 1996;34(11):935 – 8
- [40] King NJ, Clowes-Hollins V, Ollendick TH. The etiology of childhood dog phobia. *Behav Res Ther* 1997;35(1):77.
- [41] Muris P, Bodden D, Merckelbach H, et al. Fear of the beast: a prospective study on the effect of negative information on childhood fear. *Behav Res Ther* 2003;41:195 – 208
- [42] Ollendick TH. Fear reduction techniques with children. In: Hersen M, Miller P, Eisler R, editors. *Progress in behavior modification, Volume 8*. New York: Academic Press; 1979. p. 127 – 68.
- [43] Davey GCL. Classical conditioning and the acquisition of human fears and phobias: a review and synthesis of the literature. *Advances in Behavior Research and Therapy* 1992;14:29 – 66.
- [44] Menzies RG, Clarke JC. The etiology of phobias: a non-associative account. *Clin Psychol Rev* 1995;15:23 – 48.
- [45] Poulton R, Menzies RG. Non-associative fear acquisition: a review of the evidence from

- retrospective and longitudinal research. *Behav Res Ther* 2002;40:127 – 49.
- [46] Poulton R, Menzies RG. Fears born and bred: toward a more inclusive theory of fear acquisition. *Behav Res Ther* 2002;40:197 – 208
- [47] Hopko, D. R., Robertson, S.M. C., Widman, L., & Lejuez, C. W. (2007). Specific phobias. In M. Hersenand & J. Rosqvist (Eds.), *The handbook of assessment, conceptualization, and treatment (HACT)* (pp. 139-170). New York: John Wiley.
- [48] Davis, O. S. P., Haworth, C. M.A., & Plomin, R. (2009). Learning abilities and disabilities: Generalist genes in early adolescence. *Cognitive Neuropsychiatry*, 14, 312-331.
- [49] Silverman WK, Eisen AR. Phobic disorders. In: Ammerman RT, Last CG, Hersen M, editors. *Handbook of prescriptive treatments for children and adolescents*. Needham Heights (MA)7Allyn & Bacon; 1993. p. 189 – 201
- [50] Morris RJ, Kratochwill TR. *Treating children's fears and phobias: a behavioral approach*. Elmsford (NY)7 Pergamon Press; 1983
- [51] Silverman WK, Kurtines WM. Short-term treatment for children with phobic and anxiety problems: a pragmatic view. *Crisis Intervention* 1999;5:119 – 31
- [52] Holmes FB. An experimental investigation of a method of overcoming children's fears. *Child Dev* 1936;7:6 – 30.
- [53] Obler M, Terwilliger RF. Pilot study on the effectiveness of systematic desensitization with neurologically impaired children with phobic disorders. *J Consult Clin Psychol* 1970;34:314 – 8.
- [54] Öst LG. One-session group treatment of spider phobia. *Behav Res Ther* 1996;34(9):707 – 15.
- [55] Öst LG, Ferebee I, Furmark T. One-session group therapy of spider phobia: direct versus indirect treatments. *Behav Res Ther* 1997;35(8):721 – 32.
- [56] Leitenberg H, Callahan EJ. Reinforced practice and reduction of different kinds of fears in adults and children. *Behav Res Ther* 1973;11:19 – 30.
- [57] Sheslow DV, Bondy AS, Nelson RO. A comparison of graduated exposure, verbal coping skills, and their combination in the treatment of children's fear of the dark. *Child and Family Behavior Therapy* 1983;4:33 – 45.
- [58] Menzies RG, Clarke JC. A comparison of in vivo and vicarious exposure in the treatment of childhood water phobia. *Behav Res Ther* 1993;31:9 – 15.
- [59] Öst LG, Alm T, Brandberg M, et al. One vs five sessions of exposure and five sessions of cognitive therapy in the treatment of claustrophobia. *Behav Res Ther* 2001;39:167 – 83.
- [60] Barrios BA, O'Dell SL. Fears and anxieties. In: Mash EJ, Barkley RA, editors. *Treatment of childhood disorders*. New York7 Guilford Press; 1989. p. 167 – 221.
- [61] Melamed BG, Hawes R, Heiby E, et al. Use of filmed modeling to reduce uncooperative behavior of children during dental treatment. *J Dent Res* 1975;54:797 – 801.
- [62] Melamed BG, Siegel LJ. Reduction of anxiety in children facing hospitalization and surgery by way of filmed modeling. *J Consult Clin Psychol* 1975;43:511 – 2.
- [63] Bandura A, Blanchard EB, Ritter B. Relative efficacy of desensitization and modeling approaches for inducing behavioral, affective, and attitudinal changes. *J Pers Soc Psychol* 1969;13:173 – 99.
- [64] Bandura A, Menlove FL. Factors determining vicarious extinction of avoidance behavior through symbolic modeling. *J Pers Soc Psychol* 1968;8:99 – 108.
- [65] Hill JH, Liebert RM, Mott DEW. Vicarious extinction of avoidance behavior through films: an initial test. *Psychol Rep* 1968;22:192.
- [66] Lewis S. A comparison of behavior therapy techniques in the reduction of fearful avoidance behavior. *Behav Ther* 1974;5:648 – 55.
- [67] Ritter B. Treatment of acrophobia with contact desensitization. *Behav Res Ther* 1969;7:41 – 5.
- [68] Mann RA. The behavior-therapeutic use of contingency contracting to control an adult behavior problem: weight control. *J Appl Behav Anal* 1972;5:99 – 109.
- [69] Wolpe J. *Psychotherapy by reciprocal inhibition*. Stanford (CA)7 Stanford University Press; 1958.
- [70] Jackson HJ, King NJ. *The emotive imagery treatment of a child's trauma-induced*

- phobia. *J Behav Ther Exp Psychiatry* 1981;12:325 – 8. silverman & moreno842
- [71] Kelley CK. Play desensitization of fear of darkness in preschool children. *Behav Res Ther* 1976;14:79 – 81.
- [72] Tasto DL. Systematic desensitization, muscle relaxation and visual imagery in the counter-conditioning of a four-year-old phobic child. *Behav Res Ther* 1969;7:409 – 11.
- [73] Wish P, Hasazi J, Jurgela A. Automated direct deconditioning of a childhood phobia. *J Behav Ther Exp Psychiatry* 1973;4:279 – 83.
- [74] Barabasz AF. Classroom teachers as paraprofessional therapists in group systematic desensitization of test anxiety. *Psychiatry* 1975;38:388 – 92.
- [75] Mann J, Rosenthal TL. Vicarious and direct counterconditioning of test anxiety through individual and group desensitization. *Behav Res Ther* 1969;7:359 – 67.
- [76] Bentler PM. An infant's phobia treated with reciprocal inhibition therapy. *J Child Psychol Psychiatry* 1962;3:185 – 9.
- [77] Ultee CA, Griffioen D, Schellekens J. The reduction of anxiety in children: a comparison of the effects of "systematic desentization in vitro" and "systematic desensitization in vivo." *Behav Res Ther* 1982;20:61 – 7.
- [78] Croghan L, Musante GJ. The elimination of a boy's high-building phobia by in vivo desensitization and game playing. *J Behav Ther Exp Psychiatry* 1975;6:87 – 8.
- [79] Rainwater N, Sweet AA, Elliott L, et al. Systematic desensitization in the treatment of needle phobias for children with diabetes. *Child and Family Behavior Therapy* 1989;10:19 – 31.
- [80] Graziano AM, Mooney KC. Family self-control instruction for children's nighttime fear reduction. *J Consult Clin Psychol* 1980;48:206 – 13.
- [81] Graziano AM, Mooney KC, Huber C, et al. Self-control instruction for children's fear reductions. *J Behav Ther Exp Psychiatry* 1979;10:221 – 7.
- [82] Kanfer FH, Karoly P, Newman A. Reduction of children's fear of the dark by competence-related and situational threat-related verbal cues. *J Consult Clin Psychol* 1975;43:251 – 8.
- [83] Cradock C, Cotler S, Jason LA. Primary prevention: immunization of children for speech anxiety. *Cognit Ther Res* 1978;2:389 – 96.
- [84] Fox JE, Houston BK. Efficacy of self-instructional training for reducing children's anxiety in an evaluative situation. *Cognit Ther Res* 1981;19:509 – 15.
- [85] Eisen AR, Silverman WK. Treatment of an adolescent with bowel movement phobia using self-control therapy. *J Behav Ther Exp Psychiatry* 1991;22:45 – 51
- [86] Silverman WK, Cerny JA, Nelles WB, et al. Behavior problems in children of parents with anxiety disorders. *J Am Acad Child Adolesc Psychiatry* 1988;27:779 – 84.
- [87] Singh, Jarnail & Singh, Janardhan. (2016). Treatment options for the specific phobias. *International Journal of Basic and Clinical Pharmacology*. 593-598. 10.18203/2319-2003.ijbcp20161496.
- [88] Banerjee S, Argáez C. Neurofeedback and Biofeedback for Mood and Anxiety Disorders: A Review of Clinical Effectiveness and Guidelines [Internet]. Ottawa (ON): Canadian Agency for Drugs and Technologies in Health; 2017 Nov 13. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK531603/>
- [89] Ventouras, E. (2015). *Τεχνολογία της in-vivo διαγνωστικής - Διατάξεις απαγωγής βιοηλεκτρικών σημάτων* [Undergraduate textbook]. Kallipos, Open Academic Editions. <http://hdl.handle.net/11419/1832>
- [90] <http://www.eponline.gr/ilektiko-sistema-kardias-erethismatagogo-systima-kardias/>
- [91] Giannakakis, Giorgos & Grigoriadis, Dimitris & Giannakaki, Katerina & Simantiraki, Olympia & Roniotis, Alexandros & Tsiknakis, Manolis. (2019). Review on psychological stress detection using biosignals. *IEEE Transactions on Affective Computing*. PP. 1-1. 10.1109/TAFFC.2019.2927337
- [92] D. O. Hebb, "Drives and the CNS (conceptual nervous system)," *Psychological Review*, 62, p. 243, 1955.
- [93] U, R. A., Kannathal, N., & Krishnan, S. M. (2004). *Comprehensive analysis of cardiac*

health using heart rate signals. *Physiological Measurement*, 25(5), 1139–1151.

doi:10.1088/0967-3334/25/5/005

[95] G. Giannakakis, M. Pediaditis, D. Manousos, E. Kazantzaki, et al., "Stress and anxiety detection using facial cues from videos," *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, pp. 89-101, 2017 [151] U. Lundberg, R. Kadefors, B. Melin, G. Palmerud, et al.,

[96] "Psychophysiological stress and EMG activity of the trapezius muscle," *International Journal of Behavioral Medicine*, 1, pp. 354-370, 1994.

[97] G. Krantz, M. Forsman, and U. Lundberg, "Consistency in physiological stress responses and electromyographic activity during induced stress exposure in women and men,"

Integrative physiological and behavioral science, 39, pp. 105-118, 2004

[98] <https://ouraring.com/blog/what-is-heart-rate-variability/>

[99] Moridani, Mohammad & Zadeh, M. & Mazraeh, Z.. (2019). An Efficient Automated

Algorithm for Distinguishing Normal and Abnormal ECG Signal. *IRBM*. 40.

10.1016/j.irbm.2019.09.002.

[100] <https://my.clevelandclinic.org/health/diagnostics/17402-pulse--heart-rate>

[101] [https://www.betterhealth.vic.gov.au/health/conditionsandtreatments/respiratory-](https://www.betterhealth.vic.gov.au/health/conditionsandtreatments/respiratory-system#bhc-content)

[system#bhc-content](https://www.betterhealth.vic.gov.au/health/conditionsandtreatments/respiratory-system#bhc-content)

[102] I. J. E. Hall, Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology. Philadelphia, PA:

Saunders, 2010.

[103] <http://www.fa3.gr/arthra/intro.htm>

[104] O'Brien, C., & Heneghan, C. (2007). *A comparison of algorithms for estimation of a respiratory signal from the surface electrocardiogram. Computers in Biology and Medicine*, 37(3), 305–314. doi:10.1016/j.compbio.2006.02.002

[105] Charlton, P. H., Bonnici, T., Tarassenko, L., Alastruey, J., Clifton, D. A., Beale, R., & Watkinson, P. J. (2017). Extraction of respiratory signals from the electrocardiogram and photoplethysmogram: technical and physiological determinants. *Physiological Measurement*, 38(5), 669–690. doi:10.1088/1361-6579/aa670e

[106] Anderson, Rachele & Jönsson, Peter & Sandsten, Maria. (2019). Stochastic Modeling and Optimal Time-Frequency Estimation of Task-Related HRV. *Applied Sciences*. 9. 5154. 10.3390/app9235154.

[107] Zakeri, Vahid & Akhbardeh, Alireza & Alamdari, Nasim & Fazel-Rezai, Reza & Paukkunen, Mikko & Tavakolian, Kouhyar. (2016). Analyzing Seismocardiogram Cycles to Identify the Respiratory Phases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. PP. 1-1. 10.1109/TBME.2016.2621037.

[108] Charlton PH, Bonnici T, Tarassenko L, Alastruey J, Clifton DA, Beale R, Watkinson PJ. Extraction of respiratory signals from the electrocardiogram and photoplethysmogram: technical and physiological determinants. *Physiol Meas*. 2017 May;38(5):669-690. doi: 10.1088/1361-6579/aa670e. Epub 2017 Mar 15. PMID: 28296645.

[109] Ihmig, F. R., H., A. G., Neurohr-Parakenings, F., Schäfer, S. K., Lass-Hennemann, J., & Michael, T. (2020). On-line anxiety level detection from biosignals: Machine learning based on a randomized controlled trial with spider-fearful individuals. *PLOS ONE*, 15(6), e0231517. doi:10.1371/journal.pone.0231517

[110] He S, Han Z, Iglesias C, Mehta V, Bolic M. A Real-Time Respiration Monitoring and Classification System Using a Depth Camera and Radars. *Front Physiol*. 2022 Mar 9;13:799621. doi: 10.3389/fphys.2022.799621. PMID: 35356082; PMCID: PMC8959759.

[111] Pimentel, Marco & Clifton, David & Clifton, Lei & Tarassenko, L.. (2013). Probabilistic estimation of respiratory rate using Gaussian processes. Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference. 2013. 2902-2905. 10.1109/EMBC.2013.6610147.

[112] Schäfer SK, Ihmig FR, Lara H KA, Neurohr F, Kiefer S, Staginnus M, Lass-Hennemann J, Michael T. Effects of heart rate variability biofeedback during exposure to fear-provoking stimuli within spider-fearful individuals: study protocol for a randomized controlled trial. *Trials*. 2018 Mar 16;19(1):184. doi: 10.1186/s13063-018-2554-2. PMID: 29548298; PMCID: PMC5857097.

- [113] Mitchell, Tom (1997). *Machine Learning*. New York: McGraw Hill. ISBN 0-07-042807-7. OCLC 36417892.
- [114] Hu, J.; Niu, H.; Carrasco, J.; Lennox, B.; Arvin, F., "Voronoi-Based Multi-Robot Autonomous Exploration in Unknown Environments via Deep Reinforcement Learning" *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020.
- [115] Mohri, Mehryar; Rostamizadeh, Afshin; Talwalkar, Ameet (2012). *Foundations of Machine Learning*. The MIT Press. ISBN 9780262018258.
- [116] Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill. p. 2. ISBN 978-0-07-042807-2.
- [117] Alpaydin, Ethem (2010). *Introduction to Machine Learning*. MIT Press. p. 9. ISBN 978-0-262-01243-0.
- [118] https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning#Approaches
- [119] S. Theodoridis K. Koutroumbas, *Pattern Recognition, Fourth Edition.*: Academic Press, Inc., 2008, pp. 1-9,13-14,569-573.
- [120] Υπολογιστική Νοημοσύνη. *Ιωάννης Γ. Τσούλος*. Τμήμα Πληροφορικής και τηλεπικοινωνιών. Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων. 2021.
- [121] Αγγελος Πικράκης, Κωνσταντίνος Κουτρούμπας, Διονύσης Κάβουρας, Σέργιος Θεοδορίδης, *Εισαγωγή στην Αναγνώριση Προτύπων με MALTAB.*: Εκδόσεις Πασχαλίδης, 2010, pp. 1-2,31-32,82-85.
- [122] <https://el.wikipedia.org/wiki/Perceptron>
- [123] <https://starship-knowledge.com/neural-networks-perceptrons>
- [124] R. C., Woods, R. E. Gonzalez, "Digital image processing," Upper Saddle River, pp. 594- 599, 2018
- [125] https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-60801-3_27
- [126] <https://deepai.org/machine-learning-glossary-and-terms/multilayer-perceptron>
- [127] Goldberger, A., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P. C., Mark, R., ... & Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation [Online]*. 101 (23), pp. e215–e220.
- [128] https://www.mathworks.com/help/stats/fitcnet.html?s_tid=doc_ta#namevaluepairarguments