

ΕΛΛΗΝΙΚΟ ΜΕΣΟΓΕΙΑΚΟ ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ



Πτυχιακή Εργασία

«Ανίχνευση Πόνου μέσω της Ανάλυσης Βιοσημάτων»

(Pain detection through biosignal analysis)

Προπτυχιακή Φοιτήτρια

Μαρία Καλογεράκη

Επιβλέπων Καθηγητής

Μανώλης Τσικνάκης

Ηράκλειο Κρήτης

Απρίλιος, 2022

Πνευματικά δικαιώματα

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

Η έγκριση της πτυχιακής εργασίας από το Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα εκ μέρους του Τμήματος.

Ευχαριστίες

Νιώθω υποχρέωση μου να ευχαριστήσω από καρδιάς τα άτομα που με στήριξαν στην προσπάθεια συγγραφής της εργασίας. Φίλους και συνεργάτες που με καθοδήγησαν με σωστές συμβουλές να ολοκληρώσω με επιτυχία την προσπάθεια αυτή και να βγει ένα επιστημονικό αποτέλεσμα. Πηγή έμπνευσης του θέματος αποτέλεσε η ενασχόληση και η ευαισθητοποίηση για την πρόσληψη και προαγωγή υγείας και τα προσωπικά μου βιώματα, και εν συνεχεία η αγάπη και η προσπάθεια να προσφέρω ένα λιθαράκι ακόμα στην επιστημονική κοινότητα.

Κατά τη διάρκεια φοίτησής μου στο πρώην Τεχνολογικό Εκπαιδευτικό Ίδρυμα Κρήτης και νυν Ελληνικό Μεσογειακό Πανεπιστήμιο Κρήτης στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής στη Σχολή Τεχνολογικών Εφαρμογών, πραγματοποιήθηκε αυτή η εργασία. Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον καθηγητή μου κ. Τσικνάκη Εμμανουήλ που με βοήθησε στην εκπόνηση της πτυχιακής μου εργασίας, παράλληλα να τον ευχαριστήσω για την εμπιστοσύνη και την κατανόηση που μου έδειξε, καθώς και την υποστήριξη που μου πρόσφερε.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους συνεργάτες του εργαστηρίου Βιοϊατρικής Πληροφορικής & Υπηρεσιών Ηλεκτρονικής Υγείας, ΕΛ.ΜΕ.ΠΑ. Ηρακλείου για την βοήθεια που μου πρόσφεραν ο καθένας τους ξεχωριστά και όλο το ακαδημαϊκό προσωπικό του Ελληνικού Μεσογειακού Πανεπιστημίου για την ποιότητα μάθησης που μου πρόσφερε τα τελευταία χρόνια.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την οικονομική και ψυχολογική στήριξη που μου παρείχε έτσι ώστε να καταφέρω να ολοκληρώσω με επιτυχία τις σπουδές μου.

«Αυτόν που μπορώ να τον σώσω από μέρες μαρτυρίου, είναι εκείνο που αισθάνομαι σαν το μεγαλύτερο και παντοτινό μου νέο προνόμιο. Ο πόνος είναι ο χειρότερος δυνάστης του ανθρώπου, ακόμη και από τον ίδιο το θάνατο» (Albert Schweitzer)

Πίνακας Περιεχομένων

<i>Περίληψη</i>	<i>vi</i>
<i>Abstract</i>	<i>vii</i>
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	viii
ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ	x
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ	x
1. Θεωρητικό Υπόβαθρο	1
1.1. Περιγραφή Ερευνητικού Προβλήματος	4
1.2. Ερευνητικοί στόχοι Παρούσας Πτυχιακής	5
1.3. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	5
2. Συμβολή Εκτίμησης Πόνου - Βιοσήματα	4
2.1. Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα	5
2.2. Εκτίμηση πόνου	6
2.3. Βαθμός Έντασης Πόνου – “Παραδοσιακοί” μέθοδοι εκτίμησης του πόνου	7
2.3.1. Η αριθμητική κλίμακα ταξινόμησης (NRS).....	8
2.3.2. Η λεκτική κλίμακα (VDS)	9
2.3.3. Η οπτική αναλογική κλίμακα (VAS)	9
2.3.4. Η κλίμακα εκφράσεων πόνου (FPS).....	10
2.3.5. Θερμόμετρο Πόνου (IPT)	11
2.3.6. Ερωτηματολόγιο Πόνου McGill Pain Questionnaire.....	11
2.3.7. Σύντομη Απογραφή Πόνου (BPI)	13
2.3.8. Εργαλεία εκτίμησης Πόνου βάσει Παρατήρησης	15
2.3.9. Πρόσθετα Εργαλεία Εκτίμησης Πόνου.....	17
2.4. Βιοσήματα	18
2.4.1. Ηλεκτροκαρδιογράφημα ΗΚΓ	19
2.4.2. Ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (EDA).....	24
2.5. Ο αλγόριθμος Pan & Tomkins	26
2.6. Μηχανική Μάθηση	29
3. Επεξεργασία Σήματος: Βάση δεδομένων & χαρακτηριστικά	32
3.1. Βάση Δεδομένων BIOVID HEAT PAIN	32

3.1.1.	Μεθοδολογία συλλογής δεδομένων BIOVID HEAT PAIN database.....	32
3.1.2.	Πειραματική διαδικασία BIOVID HEAT PAIN database	35
3.2.	Εξαγωγή Χαρακτηριστικών	37
3.2.1.	Χαρακτηριστικά ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας	37
3.2.2.	Χαρακτηριστικά ηλεκτροκαρδιογραφήματος	38
3.2.3.	Δημογραφικά Χαρακτηριστικά.....	39
4.	Μεθοδολογία για την Εκτίμηση του Πόνου Βάση Νευρωνικού Δικτύου.....	40
4.1.	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network - ANN).....	40
4.1.1	Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition)	40
4.1.2	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network - ANN)	41
4.1.3	Αλγόριθμοι Εκπαίδευσης	43
4.2.	Προετοιμασία των Δεδομένων για το Νευρωνικό Δίκτυο	44
4.3.	Ανακαλύπτοντας το Νευρωνικό Δίκτυο.....	45
5.	Συμπεράσματα.....	51
	Βιβλιογραφία.....	53

Περίληψη

Ο πόνος είναι μια σύνθετη και υποκειμενική εμπειρία. Η ικανότητα έγκυρης ανίχνευσης αποτελεί σημαντικό εργαλείο στην εκτίμηση της υγείας των ασθενών στην ιατρική κοινότητα. Οι κύριες προσεγγίσεις για την εκτίμηση του πόνου είναι η αυτοαναφορά (self-report) από τον ασθενή, η οποία θεωρείται πρότυπο εκτίμησης του πόνου, καθώς και η χρήση ερωτηματολογίων πολλαπλής επιλογής. Παρόλα αυτά οι προσεγγίσεις αυτές φαίνεται να αποτυγχάνουν σε περιπτώσεις όπου οι ασθενείς δεν μπορούν να επικοινωνούν προφορικά την ένταση του πόνου ή όταν δεν έχουν τις απαιτούμενες γνωστικές-νοητικές ικανότητες.

Αντικείμενο της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι ο σχεδιασμός και η ανάπτυξη αλγορίθμων επεξεργασίας και ανάλυσης βιοσημάτων (φυσιολογικά σήματα), με σκοπό την ανίχνευση, τη μελέτη και την αξιολόγηση του πόνου. Συγκεκριμένα, διερευνάται η εφαρμογή μίας προσέγγιση μάθησης πολλαπλών καθηκόντων (multitask learning) μέσω της οποίας θα αποδίδονται μεμονωμένες διαφορές στις αντιδράσεις του πόνου. Για τις ανάγκες της πτυχιακής χρησιμοποιήθηκε το ανοικτό σύνολο δεδομένων «BioVid Heat Pain Database»[1], και συγκεκριμένα το υποσύνολο «Part A», για τη δοκιμή των αλγορίθμων επεξεργασίας φυσιολογικών χαρακτηριστικών όπως, η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα και το ηλεκτροκαρδιογράφημα, τα οποία σχετίζονται με σωματικές εκδηλώσεις του πόνου, τα αποτελέσματα από τη παρούσα μελέτη για την αναγνώριση και την ένταση του πόνου έδειξαν ότι μπορούν να υπολογιστούν σε ικανοποιητικό βαθμό όπως είχαν υποδείξει προηγούμενοι ερευνητές[2][3][4][5], πιο συγκεκριμένα τα αποτελέσματα ήταν της τάξης του 77,6%. «Η εκτίμηση του πόνου είναι κρίσιμη για να είναι αποτελεσματική η διαχείριση του πόνου»[6].

Λέξεις κλειδιά: Ηλεκτροκαρδιογράφημα, Αγωγιμότητα Δέρματος Πόνος, Διαχείριση πόνου, Αξιολόγηση πόνου, Βαθιά μάθηση, Νευρωνικά δίκτυα, Επεξεργασία σήματος

Abstract

Pain is a complex and subjective experience. Accurate detection of pain is an important tool in assessing patients' health within the medical community. Current approaches for the detection and estimation of pain include self-reporting by the patient, which is considered as standard, as well as the use of multiple choices questionnaires. However, these approaches appear to fail in cases where patients are unable to communicate verbally the intensity of pain or when they do not have the cognitive-mental abilities needed.

The aim of this dissertation is the design and development of biomarkers derived from the processing and analysis of physiological signals for the detection and evaluation of pain. In particular, the implementation of a multitask learning approach is explored through which, individual differences in pain reactions are attributed. For the needs of this work, the open-source "BioVid Heat database" [1] is used, specifically the "Part A" subset, to test algorithms that process physiological characteristics such as, electrodermal activity and electrocardiogram, which are related to nonverbal manifestations of pain. The results show that recognition of pain and different intensities of pain can be estimated to a satisfactory degree of 77.6%, as it has been reported in previous works [2][3] [4][5], as well. . "Pain assessment is critical to effective pain management" [6].

Keywords: Electrocardiogram, Electrodermal activity, Pain, Pain management, Pain assessment, Deep learning, Signal Processing & Analysis, Neural Networks,

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα[26].....	5
Εικόνα 2: Numeric Rating Scale (NRS) [27]	8
Εικόνα 3: Η λεκτική κλίμακα(VDS) [27].....	9
Εικόνα 4: Visual Analog Scale (VAS)[27] [28]	10
Εικόνα 5: Wong-Baker Faces Pain Scale[31][29][31][29].....	10
Εικόνα 6: IOWA (IPT) [27].....	11
Εικόνα 7: Ερωτηματολόγιο Πόνου McGill Pain Questionnaire [32]	12
Εικόνα 8: Σύντομη Απογραφή Πόνου (BPI)[33].....	14
Εικόνα 9: Cry and Consolability FLACC [34]	16
Εικόνα 10: CRIES [35].....	16
Εικόνα 11: Διαφορική κλίμακα έντασης πόνου[36].....	18
Εικόνα 12: Σχηματικό φυσιολογικού ΗΚΓ [38].....	20
Εικόνα 13: Τα επάρματα ενός φυσιολογικού ΗΚΓ [42]	21
Εικόνα 14: Σήμα ΗΚΓ που δείχνει το μεσοδιάστημα δύο κορυφών R , ένα IBI [44]....	23
Εικόνα 15: Ένα ιδανικό Skin Conductance Responses (SCR) σήμα [48].....	25
Εικόνα 16: GSR original και GSR phasic [48].....	25
Εικόνα 17: Πιθανά σημεία μέτρησης [49].....	26
Εικόνα 18: Μπλοκ διαγράμματος συστήματος ανίχνευσης QRS συμπλέγματος [51]...	27
Εικόνα 19: Band Pass Filter – BPF[52].....	27
Εικόνα 20: Η συνάρτηση μεταφοράς του βαθυπερατού φίλτρου δεύτερης τάξης.....	28
Εικόνα 21: Η έξοδος $y(n)$, σχετίζεται με την είσοδο $x(n)$	28
Εικόνα 22: Η συνάρτηση μεταφοράς της διαφορίσης.....	28
Εικόνα 23: Η έξοδος $y(n)$, σχετίζεται με την είσοδο $x(n)$	28

Εικόνα 24: Ο τετραγωνισμός του σήματος.....	28
Εικόνα 25: Διάγραμμα του αλγορίθμου Pan – Tompkins [43]	29
Εικόνα 26: Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning [53].....	30
Εικόνα 27: Πειραματική διαδικασία BIOVID PAIN [1].....	33
Εικόνα 28:Επισκόνιος Μύς[54].....	34
Εικόνα 29:Αισθητήρας SC [1].....	35
Εικόνα 30: Θερμική διέγερση και παύση μεταξύ ερεθισμάτων [1]	36
Εικόνα 31:Η διαδικασία του πειράματος και η προγραμματισμένη αξιολόγηση [1].....	37
Εικόνα 32: Σχηματικό διάγραμμα ενός τυπικού νευρώνα[55]	41
Εικόνα 33: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο[58]	43
Εικόνα 34: Set1 Class 1: Pain level 0 Class2 : Pain level 1	47
Εικόνα 35: Set2 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 2	48
Εικόνα 36: Set3 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 3	49
Εικόνα 37: Set4 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 4	50
Εικόνα 38: 50x19 Neurons	51
Εικόνα 39: Ο 3ος από τους 17 «Στόχους της Βιώσιμης Ανάπτυξης» [7].....	52

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1 Ερευνητικές Μελέτες	1
Πίνακας 2: Activation Function με τα ποσοστά επιτυχίας	45
Πίνακας 3: Συναρτήσεις ενεργοποίησης με τα ποσοστά επιτυχίας τους.....	46

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

Παρουσιάζονται συνοπτικά όλες οι σημαντικές συντομογραφίες που έχουν χρησιμοποιηθεί στο κείμενο της πτυχιακής και χρειάζονται επεξήγηση:

Ακρωνύμιο στην Αγγλική γλώσσα	Επεξήγηση στην Αγγλική γλώσσα	Ακρωνύμιο στην Ελληνική γλώσσα	Επεξήγηση στην Ελληνική γλώσσα
ECG.:	Electrocardiogram	ΗΚΓ	Ηλεκτροκαρδιογράφημα
EDA:	Electrodermal activity	ΗΔΑ	Ηλεκτροδερμική δραστηριότητα
HRV:	Heart Rate Variability	ΔΚΡ	Διακύμανση/Μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού
EMG:	Electromyography	ΗΜΓ	Ηλεκτρομυογράφημα
SCL:	Skin Conductance	ΗΔΑ	Ηλεκτρική αγωγιμότητα δέρματος
NRS:	Numeric Rating Scale		Αριθμητική κλίμακα
VDS:	Verbal Descriptor Scale		Λεκτική /Περιγραφική κλίμακα
FPS:	Wong-Baker Faces Pain Scale		Κλίμακα πόνου του Wong Baker Faces Pain

IBIs:	Interbeat Interval		Μεσοδιαστήματα κορυφών R του συμπλέγματος QRS
MTL:	Multi Task learning		Εκμάθηση πολλαπλών εργασιών
MT-NN:	Multi - Task Neural Network		Νευρωνικό δίκτυο πολλαπλών εργασιών
LR:	Logistic Regression		Λογιστική παλινδρόμηση
SVM:	Support Vector Machine		Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης
IAPS:	International Affective Picture System		Διεθνές σύστημα συναισθηματικών εικόνων
IASP:	International Association for The Study of Pain		Διεθνής ένωση για τη μελέτη του πόνου
ACPA:	American Chronic Pain Association		Αμερικανική ένωση χρόνιου πόνου
SVM - L:	Support Vector Machine - Linear kernel		Μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης με γραμμικό kernel
SVM-RBF:	Support Vector Machine - Radial Basis Function kernel		Μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης χρησιμοποιώντας συνάρτηση kernel radial basis

1. Θεωρητικό Υπόβαθρο

Από αρχαιοτάτων χρόνων είχαν ξεκινήσει οι προσπάθειες αντιμετώπισης του πόνου. Στην πορεία της ιστορίας, καθορίστηκαν από διάφορους παράγοντες όπως θρησκευτικούς και πολιτιστικούς. Στις αρχέγονες κοινωνίες κυριαρχούσαν διάφορα θεραπευτικά μέσα όπως η μαγεία για την αντιμετώπιση του πόνου. Οι Μεσοποτάμιοι και οι Αιγύπτιοι έκαναν χρήση διάφορων φυτών όπως του όπιου, του μανδραγόρα, του υοσκύαμου και της ευθαλείας. Ο Όμηρος δίνει πληροφορίες για τη φαρμακολογία που ακολουθούσαν εκείνη την εποχή, όπου το όπιο αναφέρεται τόσο στη συγκεκριμένη όσο και σε μια άλλη περίοδο την Ιπποκρατική, που μας περιγράφει τις αναλγητικές ιδιότητες της ιτιάς. Στους Ελληνορωμαϊκούς χρόνους και κατά τη διάρκεια του Μεσαίωνα ως πανάκεια εθεωρείτο η «θηριακή». Το 12^ο-13^ο αιώνα οι Άραβες έκαναν χρήση του υπνωτικού σφουγγαριού. Το 18^ο-19^ο αιώνα, ανακαλύφθηκε το υποξείδιο του αζώτου έπειτα ακολούθησε το χλωροφόρμιο (CHCl₃) και ο αιθέρας. Στη συνέχεια ακολουθούν η παραγωγή της ασπιρίνης, η απομόνωση της μορφίνης και η τοπική αναισθησία.

Στις μέρες μας, πιστεύετε ότι ο πόνος είναι ένα πολυδιάστατο πρόβλημα και οι σημαντικότερες θεραπευτικές στρατηγικές αφορούν ως επί το πλείστον την ανακούφιση του χρόνιου πόνου[8]. Στον κλάδο αυτό έχουν δημιουργηθεί ειδικές μονάδες πόνου, που απαρτίζονται από πολλούς επαγγελματίες υγείας, όπως ψυχολόγους, γιατρούς και νοσηλευτές εστιαζόμενοι στην διαχείριση του πόνου[9]. Το 1989 δόθηκε ο πρώτος ορισμός για τον πόνο από τη Διεθνή Εταιρεία Μελέτης του Πόνου (International Association for The Study of Pain ,IASP) όπου αναφέρει ότι «ο Πόνος είναι μια δυσάρεστη αίσθηση και συναισθηματική εμπειρία η οποία σχετίζεται με πραγματική ή δυνητική ιστική βλάβη ή περιγράφεται ως τέτοια βλάβη»[10]. Σύμφωνα με αυτόν τον ορισμό ο πόνος είναι η αδυναμία να επικοινωνήσει, να εξηγήσει κάποιος άνθρωπος τον πόνο, η οποία αδυναμία δεν αναιρεί την πιθανότητα ο άνθρωπος να αισθάνεται πόνο και να έχει ανάγκη κάποια θεραπευτική αντιμετώπιση σύμφωνα με τον Harisson (2008)[11].

Ο κατάλληλος ορισμός για τον πόνο για τον νοσηλευτικό κλάδο θεωρείται ο ορισμός που έδωσε ο McCaffery (1979)[12] σύμφωνα με τον οποίο, πόνος είναι «οτιδήποτε αναφέρει ο ασθενής ως πόνο και έχει διάρκεια όσο ο ασθενής θεωρεί ότι συνεχίζεται», επειδή μόνο ο ασθενής που βιώνει τον πόνο είναι σε θέση να περιγράψει με σαφήνεια τον βαθμό της έντασής του και την εντόπιση του. Ο πόνος θεωρείται ότι είναι η υποκειμενική απάντηση του οργανισμού σε ψυχολογικούς και σωματικούς

στρεσογόνους παράγοντες και είναι η πρώτη αιτία αναζήτησης φροντίδας υγείας σύμφωνα με τον Cole (2002)[13].

Μόνο στα τέλη του περασμένου αιώνα ξεκίνησε να εφαρμόζεται μία θεραπευτική αγωγή, η οποία δημιουργήθηκε σε πραγματική επιστήμη στο δεύτερο ήμισυ του αιώνα μας. Η εκτίμηση του πόνου είναι σημαντική για την αποτελεσματικότητα της θεραπευτικής αγωγής και την εκτίμηση του μεγέθους του πόνου. Υπάρχουν πάρα πολλά διαγνωστικά εργαλεία και μέθοδοι για την αξιολόγηση και την εκτίμηση του πόνου όπως αναφέρονται στη μελέτη παρακάτω εντούτοις δίνουν μια ιδέα της εκτίμησης του πόνου, και αυτό αποδεικνύει πόσο σημαντικό και ουσιώδες είναι να κατασκευαστεί ένα τέτοιο εργαλείο εκτίμησης του πόνου. Τα τελευταία 40 χρόνια ο πόνος αναγνωρίζεται ευρέως ως ένας από τους σημαντικότερους αμυντικούς μηχανισμούς του οργανισμού. Ο πόνος έχει χαρακτηριστεί σαν το 5^ο ζωτικό σημείο, μετά την αναπνοή, την θερμοκρασία, τον σφυγμό και την αρτηριακή πίεση[14]. Όμως σε πολύ λίγα μέρη του κόσμου ο πόνος αξιολογείται συστηματικά όπως τα άλλα τέσσερα ζωτικά σημεία(θερμοκρασία, σφυγμός, αναπνοή, αρτηριακή πίεση) και θα πρέπει να θεωρείται ως 5^ο ζωτικό σημείο, σύμφωνα με το American Pain Society το 2002[15]. Η αντιμετώπιση του πόνου από τους γιατρούς θεωρείται βασικό ανθρώπινο δικαίωμα του ασθενούς σύμφωνα με την American Chronic Pain Association (ACPA). Οι Meinhart και Mc Caffery [16] [17]αναφέρουν ότι η αποτυχία στην ανακούφιση του πόνου συνιστά επαγγελματική αμέλεια και είναι απάνθρωπη. Η αντιμετώπισή του περιορίζει τη βαρύτητα των μετεγχειρητικών επιπλοκών και τη συχνότητα τους, μειώνει τις ημέρες νοσηλείας, επιταχύνει την ανάρρωση και ελαττώνει την πιθανότητα εμφάνισης χρόνιου πόνου. Η American Pain Society, με σκοπό να ενεργοποιήσει την ιατρική κοινότητα εφηύραν τη φράση «πόνος - το ζωτικό σημείο». Η αντιμετώπιση του πόνου είναι καθήκον κάθε επαγγελματία υγείας αλλά και δικαίωμα κάθε ανθρώπου. Συμβαίνει αυτό επειδή όταν ο ασθενής πονάει δεν μπορεί να περιμένει. Η διαχείριση του πόνου έχει βελτιωθεί την τελευταία δεκαετία. Ένα βασικό σημείο στη διαχείριση του μετεγχειρητικού πόνου είναι η ικανότητα να γίνεται ο πόνος μετρήσιμος και «ορατός». Για τη διάγνωση του πόνου, τονίζεται ότι ο πόνος είναι μια υποκειμενική δυσάρεστη εξατομικευμένη εμπειρία και είναι δύσκολο να οριστεί. Παρόλο τα τόσα εργαλεία μέτρησης – μεθόδους αξιολόγησης πόνου που υπάρχουν όπως η αριθμητική κλίμακα (NRS), η οπτική αναλογική κλίμακα (VAS), η λεκτική περιγραφική κλίμακα (VRS), το Ερωτηματολόγιο Πόνου McGill, το Ημερολόγιο του

πόνου (pain diary), το Brief Pain Inventory (BPI), η Chronic Pain Grade Scale (CPGS) και άλλα που θα αναφέρουμε παρακάτω δεν μπορεί να εντοπιστεί και να εκτιμηθεί ο πόνος με ακρίβεια. Για αυτούς τους λόγους, οι ιατροί εστιάζουν στην περιγραφή, που θα δοθεί από τους ασθενείς, όσο αφορά τη μορφή, το χρόνο, τον εντοπισμό και τη διάρκεια εκδήλωσής του. Ο πόνος έχει διάφορα στάδια όπως να είναι υπόκωφος ή δριμύς, πιο ήπιος αλλά μονότονος. Επίσης μπορεί να έχει διάρκεια, να είναι σε έξαρση και σε ύφεση. Επιπλέον, είναι δυνατόν να δημιουργεί το αίσθημα καψίματος ή πίεσης. Ο πόνος μπορεί να εντοπιστεί σε διάφορα μέρη του σώματος. Η αντιμετώπιση όπως και η διάγνωση του δεν είναι εύκολο[18]. Ωστόσο, η αντιμετώπιση κάθε είδους πόνου συνήθως είναι εξατομικευμένη, με βάση τις ιδιαιτερότητες και τις ανάγκες του κάθε ασθενούς.

Σύμφωνα με το The Royal Children 's Hospital Melbourne [19], η εκτίμηση του πόνου αποτελεί μια ευρεία έννοια που περιέχει κλινική κρίση και εξαρτάται στην παρατήρηση του τύπου, της σημασίας και του πλαισίου της εμπειρίας πόνου του ασθενή. Ωστόσο υπάρχουν λανθασμένες υποθέσεις και υπάρχει κίνδυνος υποθεραπείας του πόνου. Η εκτίμηση του πόνου σε βρέφη και παιδιά είναι επιπλέον προκλητική λόγω της υποκειμενικότητας και της πολυδιάστατης φύσης του πόνου.

Η εξάρτηση από άλλους για την εκτίμηση και αξιολόγηση του πόνου, της κατανόησης, της περιορισμένης γλώσσας και της αντίληψης του πόνου που εκφράζεται με βάση τα συμφραζόμενα σε ορισμένα παιδιά δεν μπορεί να είναι εύκολο να γίνει διάκριση μεταξύ πόνου, αγωνίας και άγχους. Απαιτείται τεκμηρίωση και αξιολόγηση του πόνου για τη βελτίωση της διαχείρισης του πόνου. Κατά την εκτίμηση του επιπέδου πόνου ενός παιδιού, πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή στα:

- Γνωστική ικανότητα
- Περιβάλλον (νοσοκομείο)
- Ανησυχία
- Αιτία πόνου (π.χ. μετεγχειρητική)

Σύντομη περιγραφή - Δομή Πτυχιακής

Η παρούσα πτυχιακή αποτελείται από πέντε κεφάλαια. Στο πρώτο μέρος, παρουσιάζεται η ανασκόπηση της βιβλιογραφίας σχετικά με την εκτίμηση του πόνου, λαμβάνοντας διάφορα χαρακτηριστικά όπως των καρδιακών παλμών, της αγωγιμότητας

του δέρματος και τα δημογραφικά χαρακτηριστικά όπου γίνεται χρήσης της βάσης δεδομένων BIOVID HEAT PAIN. Στο δεύτερο μέρος παρουσιάζεται η συμβολή της εκτίμησης του πόνου για την διαχείριση αυτού, οι «παραδοσιακοί» εκτιμητές πόνου και η έννοια των βιοσημάτων. Επιπλέον περιγράφονται οι βασικοί αλγόριθμοι για την ανάλυση του καρδιακού παλμού. Στο τρίτο μέρος περιγράφεται η βάση δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε, και πιο συγκεκριμένα τα άτομα που πήραν μέρος, οι μετρήσεις, τα βιοσήματα καθώς και η εξαγωγή των χαρακτηριστικών. Στο τέταρτο αναλύεται η υπολογιστική μεθοδολογία που ακολουθήθηκε και η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης. Τέλος, στο πέμπτο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα από την έρευνα που έγινε και τα ποσοστά επιτυχίας που είχαμε, οι μελλοντικοί στόχοι και το πώς η συμβολή μιας τέτοιας εφαρμογής θα βοηθήσει στην επίτευξη των στόχων της βιώσιμης ανάπτυξης (SDGs) των Ηνωμένων Εθνών[7]. Στο τέλος του εγγράφου αποτυπώνεται η Βιβλιογραφία.

1.1. Περιγραφή Ερευνητικού Προβλήματος

Η εκτίμηση του πόνου είναι ζωτικής σημασίας και ο τομέας της ανάλυσης βιοσημάτων έχει αρχίσει να γνωρίζει ανάπτυξη, γεγονός το οποίο οφείλεται στην ραγδαία ανάπτυξη της τεχνολογίας. Ένα σύστημα εκτίμησης πόνου χωρίζεται σε δύο βασικά μέρη. Το πρώτο αποτελεί το μέρος αυτό με το οποίο συλλέγονται δεδομένα - τα βιοσήματα, που καταγράφονται από τον ασθενή. Οι πιο γνωστοί τρόποι να γίνει αυτό είναι μέσω αισθητήρων ή μέσω οπτικών μέσων. Το δεύτερο μέρος, αποτελεί αυτό της ανάλυσης των δεδομένων. Σε αυτό το σημείο το νευρωνικό δίκτυο παίζει καθοριστικό ρόλο, μιας και έχει την δυνατότητα ανάλυσης μεγάλο όγκου δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, πολλές φορές με μικρό υπολογιστικό κόστος. Τόσο η εξέλιξη αλγορίθμων της μηχανικής μάθησης όσο και η ραγδαία ανάπτυξη των συσκευών μέτρησης βιοσημάτων καθιστούν να γίνει ο πόνος ορατός και μετρήσιμος και να βελτιωθεί η διαχείριση του πόνου και το πρόβλημα της εκτίμησης του να γίνει αποδοτικά επιλύσιμο. Η παρούσα πτυχιακή μελέτη εστιάζει στο πρόβλημα της εκτίμησης και της κατηγοριοποίησης του πόνου σε 5 επίπεδα με την χρήση των μεθόδων της μηχανικής μάθησης. Στο πλαίσιο αυτό, αναπτύχθηκαν αλγόριθμοι επεξεργασίας σήματος και εξαγωγής χαρακτηριστικών εκμεταλλευόμενοι τα σήματα ηλεκτροκαρδιογραφήματος και ηλεκτροδερμικής

δραστηριότητας που διατίθενται στο ανοιχτό σύνολο δεδομένων «BIOVID HEAT PAIN database» [1]. Το υπολογιστικό μέρος της εργασίας αναπτύχθηκε στο προγραμματιστικό περιβάλλον του προγράμματος MATLAB της Mathworks.

1.2. Ερευνητικοί στόχοι Παρούσας Πτυχιακής

Η ανακούφιση του πόνου αποτελεί μια από τις βασικές αρχές της ιατρικής. Έχει αποδειχθεί ότι η αποτελεσματική αναλγησία ελαττώνει τη μετεγχειρητική κακουχία, την ψυχολογική καταπόνηση, τις επιπτώσεις του πόνου και του χρόνιου πόνου, την παραμονή στο Νοσοκομείο και εξασφαλίζει καλύτερο αποτέλεσμα και επιτάχυνση της ανάρρωσης και καλύτερη ποιότητα ζωής [20]. Έτσι, οι ερευνητικοί στόχοι της παρούσας πτυχιακής είναι να αξιοποιήσουμε τα δεδομένα της αγωγιμότητας του δέρματος και του ηλεκτροκαρδιογραφήματος και να αποδείξουμε πως η μέτρηση τους μπορεί να αποτελέσει ένα βασικό δείκτη για την εκτίμηση του πόνου ώστε να βοηθήσει την πρόληψη και πρόβλεψη της ανάπτυξης ασθενειών αλλά και την πιο έγκαιρη διάγνωση και θεραπεία. Ο Lasagna το 1960 σημείωσε ότι “ο γιατρός που ασχολείται με τον πόνο είναι στο έλεος του αρρώστου” [21].

1.3. Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Η βιβλιογραφική ανασκόπηση που πραγματοποιήθηκε στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής περιορίζεται στις δημοσιεύσεις έργων που αφορούν την ανίχνευση πόνου κάνοντας χρήση του ανοιχτού συνόλου δεδομένων BIOVID HEAT PAIN database. Στον Πίνακα 1, παρουσιάζονται οι μεθοδολογικές προσεγγίσεις των ερευνητικών δημοσιεύσεων που μελετήθηκαν στα πλαίσια την βιβλιογραφικής ανασκόπησης.

Πίνακας 1 Ερευνητικές Μελέτες

ΕΤΟΣ	ΑΝΑΦΟΡΑ	ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ	ΧΡΟΝΟΣ/ΣΥΧΝΟΤΗΤΑ	ΜΕΘΟΔΟΣ	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ
2013	[22]	<ul style="list-style-type: none"> • Εκτίμηση της θέσης της κεφαλής • Καρέ Επιπέδων Χαρακτηριστικών έκφρασης προσώπου • Περιγραφείς Time Window (Descriptors) 	<ul style="list-style-type: none"> • Μέσος όρος (Mean), • Διάμεσος(median), Εύρος(range), • Τυπική και διάμεση απόλυτη απόκλιση (standard and median absolute deviation), • Ενδοτεταρτημόριο και Ενδοδεκατημόριο (interquartile and interdecile) 	SVM	<ul style="list-style-type: none"> • Η μέθοδος τους είχε υψηλή απόδοση για υψηλές εντάσεις πόνου στην πλειονότητα των ατόμων. Ωστόσο, υπάρχουν άτομα που εμφανίζουν ελάχιστη ή καθόλου έκφραση στο πρόσωπο τους, και κατά τη διάρκεια υψηλής διέγερσης (ποικιλομορφία των ατόμων). • Για χαμηλές εντάσεις πόνου, η αναγνώριση είναι αρκετά δύσκολη. Πρώτον, επειδή συχνά δεν υπάρχει αντίδραση στο πρόσωπο. Δεύτερον, επειδή ορισμένες αλλαγές είναι πολύ λεπτές για να μετρηθούν.
2014	[23]	Χαρακτηριστικά έκφρασης προσώπου σε	<ul style="list-style-type: none"> • EDA • EMG 	Random forest Classifier &	<ul style="list-style-type: none"> • Η απόδοση είναι καλύτερη, όσο πιο έντονη είναι η διέγερση του πόνου.

		<p>επίπεδο καρέ από τα ληφθέντα 3D σημεία - αποστάσεων μεταξύ τους:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Φρύδια και μάτια • Μάτια και στόμα • Σειρές και στόμα • Πλάτος και ύψος του στόματος • Το κλείσιμο του ματιού από τις αποστάσεις μεταξύ ενός ορόσημου άνω και κάτω βλεφάρων 	<ul style="list-style-type: none"> • ECG 	<p>SVM Comparison</p>	<p>Περισσότερος πόνος οδηγεί σε περισσότερη συμπεριφορική και φυσιολογική ανατροφοδότηση, η οποία είναι πιο εύκολο να εντοπιστεί.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Το χαμηλότερο ερέθισμα πόνου (PA1) είναι σχεδόν μη ανιχνεύσιμο. Οι αντιδράσεις είναι είτε πολύ λεπτές για να διακριθούν από το θόρυβο, είτε δεν είναι καθόλου παρούσες, καθώς μπορεί συχνά να παρατηρηθεί για την έκφραση του προσώπου στο PA1. • Κατά την εξέταση της αναγνώρισης βάσει βίντεο, η απόδοση αυξάνεται στις περισσότερες περιπτώσεις όταν η έκφραση του προσώπου συνδυάζεται με πληροφορίες κίνησης κεφαλής. • Στην ανίχνευση πόνου από βιοσήματα, ο ρόλος της GSR είναι πραγματικά ενδιαφέρων. Είναι η μόνη μέθοδος, της
--	--	---	---	-----------------------	---

					<p>οποίας το ποσοστό αναγνώρισης γενικά δεν ωφελείται από συγκεκριμένα μοντέλα προσώπου, γεγονός που υποδηλώνει ότι η ανατροφοδότηση GSR δεν είναι τόσο προσωπική όσο οι άλλες λεπτομέρειες.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Για χαμηλές εντάσεις πόνου που χρησιμοποιούν μόνο λειτουργίες GSR είναι ακόμη καλύτερη από όλες τις δοκιμές σύντηξης δεδομένων. • Ο συνδυασμός όλων των τρόπων δεν αποδίδει τα καλύτερα αποτελέσματα σε όλες τις περιπτώσεις, ιδιαίτερα δεν αποδίδει καλά για τις χαμηλές εντάσεις πόνου. • Τα αποτελέσματα των πειραμάτων με βίντεο & βιοϊατρικά σήματα: PA4: 80.6(συγκεκριμένο άτομο) 77.8(γενικά μοντέλα),
--	--	--	--	--	--

					<p>PA3 72.0(συγκεκριμένο άτομο) 67.7 (γενικά μοντέλα), PA2 60.5(συγκεκριμένο άτομο) 60.0(γενικά μοντέλα), PA1 49.6(συγκεκριμένο άτομο) 54.6(γενικά μοντέλα)</p>
2015	[2]	<ul style="list-style-type: none"> • EMG • SCL • ECG 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Πλάτος (Amplitude) 2. Συχνότητα. (Frequency) 3. Σταθερότητα (Stationarity) 4. Εντροπία (Entropy) 5. Γραμμικότητα (Linearity) 6. Μεταβλητότητα (Variability) 7. Ομοιότητα (Similarity) 	SVM	<ul style="list-style-type: none"> • Πέτυχαν ποσοστά ταξινόμησης 90,94% για το όριο βασικής γραμμής(baseline) έναντι ανοχής πόνου (pain tolerance threshold)και 79,29% για το όριο βασικής γραμμής έναντι στο όριο του πόνου(pain threshold). Τα πιο επιλεγμένα χαρακτηριστικά πόνου προέρχονταν από την ομάδα πλάτους και ομοιότητας και προήλθαν από ηλεκτρομυογράφημα προσώπου. • Τα αποτελέσματα ταξινόμησης για ένα πρόβλημα δύο κατηγοριών κυμαίνονται:

					<p>B vs T1 :79.29% , B vs T2 :81.29%, B vs T3:84.94% , B vs T4 :90.94%</p>
2016	[24]	<ul style="list-style-type: none"> • Αποστάσεις μεταξύ των φρυδιών και των ματιών, των ματιών και του στόματος, των φρυδιών και του στόματος, καθώς και το πλάτος και το ύψος του στόματος • Μετρήσεις από τα χαρακτηριστικά υφής: Με βάση τα σημεία αναφοράς μετρώντας τις ρινοχειλικές πτυχές 	<p>Το μήκος παραθύρου χρόνου 5.5s , που είναι το μήκος των βίντεο στο σύνολο δεδομένων</p> <ul style="list-style-type: none"> • μέση, διάμεση, ελάχιστη, μέγιστη, γωνία (range), μεταβλητότητα τιμής, τυπική απόκλιση σήματος • ενδοτεταρτημόριο εύρος σήματος (IQR) • ενδοδεκατημόριο εύρος σήματος (IDR) 	<p>Random Forest Classifier & Support Vector Machine Classifier</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Κάθε άτομο έχει μοναδική ατομική γεωμετρία και εμφάνιση του προσώπου, το οποίο είναι ένα γενικό πρόβλημα στην αναγνώριση της έκφρασης του προσώπου παράλληλα, σημαντικό ρόλο έχει και η εσωτερική κατάσταση ενός ατόμου. Πλήθος παραγόντων δεν μπορούν ούτε να μετρηθούν ούτε να ελεγχθούν εύκολα, δεν είναι ακόμη πλήρως κατανοητά. Η έκφραση του πόνου δεν αντανακλά άμεσα την εμπειρία του πόνου, αλλά είναι γνωστό ότι επηρεάζεται από προσωπικούς και κοινωνικούς παράγοντες. Επιπλέον, η εμπειρία του

		<p>και τις ρυτίδες στη ρινική ρίζα και μεταξύ των φρυδιών</p>	<ul style="list-style-type: none"> • διάμεση απόλυτη απόκλιση σήματος (MAD) • τη στιγμή του χρόνου, όταν το σήμα είναι στο μέγιστο χρόνο του (Tmax) • η διάρκεια του σήματος είναι μεγαλύτερο από το μέσο όρο (TGM) • διάρκεια του σήματος είναι μεγαλύτερο από τον μέσο όρο του μέσου και του ελάχιστου (TGA) • αριθμός τμημάτων όπου το σήμα είναι 		<p>πόνου δεν αντανακλά άμεσα την ένταση του επιβλαβούς ερεθίσματος, καθώς η ευαισθησία στον πόνο ποικίλλει μεταξύ των ατόμων και η ίδια εμπειρία πόνου μπορεί να αποφέρει διαφορετικές εκφράσεις πόνου, καθώς η εκφραστικότητα ποικίλλει.. Μερικοί συμμετέχοντες δείχνουν την έκφραση του προσώπου για όλες τις εντάσεις του πόνου, μερικοί για κανέναν. Μερικοί αντιδρούν πολύ έντονα, κάποιιοι ελάχιστα. Έτσι, το ποσοστό αναγνώρισης ποικίλλει ανάλογα με την εκφραστικότητα.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Ο μέσος όρος αυξάνεται με την ένταση του πόνου. • Σύμφωνα με το Prkachin και Solomon Pain Intensity (PSPI), δεν μπορούσε να παρατηρηθεί αντίδραση πόνου στο
--	--	---	---	--	---

			<p>μεγαλύτερο από το μέσο όρο (SGM)</p> <ul style="list-style-type: none"> • αριθμός τμημάτων μεγαλύτερο από τον μέσο όρο του μέσου και του ελαχίστου (SGA) • Περιοχή: περιοχή μεταξύ σήματος και ελαχίστου • Περιοχή R: πηλίκο περιοχής και μεταξύ τους περιοχή 		<p>πρόσωπο στο 72% περίπου των δειγμάτων στο κατώφλι πόνου (επίπεδο 1), στο 67% του επιπέδου πόνου 2, στο 41% του επιπέδου πόνου 3 και στο 28% των δειγμάτων στο επίπεδο του πόνου 4. Όσο χαμηλότερο είναι το επίπεδο του πόνου, τόσο πιο συχνά δεν υπάρχει καθόλου έκφραση στο πρόσωπο. Αυτό εξηγεί τη μείωση των ποσοστών αναγνώρισης με την εξεταζόμενη ένταση πόνου.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Η απόδοση κατά μέσο όρο είναι 72,4%, αλλά για μεμονωμένα άτομα κυμαίνεται από 100% έως λιγότερο από 40%. Το ένα τέταρτο των θεμάτων έχει επιδόσεις καλύτερες από το 90%, αλλά για το 9% είναι λιγότερο από την τύχη.
--	--	--	---	--	---

2016	[25]	<ul style="list-style-type: none"> • Φωτοπληθυσμογραφία (PPG): Εξαγωγή σήματος: (a) Ανίχνευση σημείου αναφοράς προσώπου(Facial Landmark detection) (b) Υπό Εικόνα του προσώπου που δεσμεύει το πλαίσιο βιβλιοθήκης dLib με ανίχνευση δέρματος (ροζ pixel). (dLib Library). 	<p>Σήμα PPG (Πράσινο, κανονικό. Πράσινο) Ασταθής ανίχνευση του δέρματος (Skin, Adapt),το ζωνοπερατό (στατιστικό, δυναμικό) και η μέθοδος εκτίμησης (IBIs, Spectral)</p>	<p>Μέθοδος IBIs και δυναμικό ζωνοπερατό</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Η ακρίβεια εξαρτάται πολύ από τον τόνο του δέρματος και δεν είναι αρκετά αξιόπιστο για αρκετές πρακτικές εφαρμογές. • Ο συνδυασμός(adaptive skin detection) προσαρμοστικής ανίχνευσης δέρματος και ομαλοποιημένου πράσινου σήματος PPG οδηγεί στο υψηλότερο μετρούμενο ποσοστό ανίχνευσης 85,2%.Η σύγκριση λαμβάνει υπόψη μόνο ένα συγκεκριμένο όριο σφάλματος (3 BPM).Οι διαφορές μεταξύ των προσεγγίσεων βρίσκονται σε ένα ευρύτερο πεδίο (1-6 BPM). Οι σχετικές επιδόσεις των προσεγγίσεων διαφέρουν σε σχέση με το επιλεγμένο σφάλμα. Η φασματική προσέγγιση αποδίδει χειρότερα σε σύγκριση με τις μεθόδους IBI. Οι προσεγγίσεις IBI
------	------	---	---	---	---

					τέμνονται μεταξύ τους σε διάφορα σημεία, καμία προσέγγιση δεν είναι κυρίαρχη.
2017	[5]	<ul style="list-style-type: none"> • SCL • ECG 	SCL: <ol style="list-style-type: none"> 1. Μέγιστο 2. Εύρος 3. Τυπική απόκλιση 4. Εύρος μεταξύ τεταρτημορίων 5. Μέση τετραγωνική ρίζα 6. Μέση 7. Μέση απόλυτη τιμή των πρώτων διαφορών 8. Μέση απόλυτη τιμή της δεύτερης διαφοράς 9. Μέση απόλυτη τιμή των πρώτων διαφορών 	LR, SVM-L και SVM -RBF	<ul style="list-style-type: none"> • Για τα επίπεδα πόνου P4 και P3, ο αλγόριθμος MT-NN ξεπέρασε οποιονδήποτε άλλο αλγόριθμο, επιτυγχάνοντας ακρίβεια ταξινόμησης 82.75% και 70.04% αντίστοιχα (και με τα δύο χαρακτηριστικά SC και ECG, χρησιμοποιήθηκε επίσης λειτουργίες EMG) και για P2 59.7% και P1 51.72%.

			<p>του τυποποιημένου σήματος</p> <p>10. Μέση απόλυτη τιμή των δευτέρων διαφορών του τυποποιημένου σήματος x^*</p> <p>11. Ασυμμετρία (skewness)</p> <p>12. Κύρτωση (kurtosis)</p> <p>ECG:</p> <p>1. Μέσος όρος των IBI</p> <p>2. Μέση τετραγωνική ρίζα των διαδοχικών διαφορών (RMSSD)</p> <p>3. Μέσος όρος των τυπικών αποκλίσεων των IBI (SDNN)</p>		
--	--	--	--	--	--

			<p>4. Κλίση της γραμμικής παλινδρόμησης των IBI στις χρονοσειρές</p> <p>5. Διαφορά SDNN προς RMSSD</p>		
2017	[4]	<ul style="list-style-type: none"> • SC: χρησιμοποίησε μη αρνητική αποσυγκρότηση για την αποσυμπίεση του σήματος SC στα φασικά συστατικά του και για να εξαγάγει το phasic driver • ΗΚΓ: εξήγαγε τις κορυφές R και υπολόγισε τα διαστήματα 	<p>SC:</p> <p>(1) ο αριθμός των SCRs με έναρξη στο παράθυρο,</p> <p>(2) το άθροισμα των πλάτους όλων των επανασυνδυασμένων SCRs (SCphasic) με έναρξη στο παράθυρο,</p> <p>(3) μέση phasic driver activity,</p> <p>(4) μέγιστη phasic driver activity,</p> <p>(5) ολοκληρωμένη phasic driver activity και</p>	<p>MT-NN</p> <p>Προσεγγίσεις:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Μοντέλα single task (πληθυσμού), 2. single-modality προσεγγίσεις 	<ul style="list-style-type: none"> • Το intra-class correlation (ICC) φτάνει το 42% και επιτυγχάνει τα καλύτερα σφάλματα MAE και RMSE, υποδεικνύοντας έτσι ότι το μοντέλο MT-NN επιτυγχάνει βελτιωμένη απόδοση εκτίμησης. • Ωστόσο, μειώνεται η απόδοση των άλλων δύο ομάδων, γεγονός που δείχνει την ανάγκη περαιτέρω διερεύνησης των δεδομένων αυτών των θεμάτων. Συγκρίνοντας τα μοντέλα με διαφορετικό αριθμό προτύπων c, κατά μέσο όρο επιτυγχάνουμε παρόμοια απόδοση, με το $c = 4$ να έχει την

		<p>μεταξύ παλμών (IBIs)</p> <p>Πρόσωπο: χαρακτηριστικά από τις ακολουθίες βίντεου: 68 τοποθεσίες σημείου αναφοράς του προσώπου, 3D στάση κεφαλής και κατεύθυνση ματιού ,και 17 μονάδες δράσης προσώπου (AUs)</p>	<p>(6) μέση τονωτική δραστηριότητα</p> <p>ΗΚΓ: για κάθε παράθυρο:</p> <p>(1) η μέση τιμή των IBIs,</p> <p>(2) η μέση τετραγωνική ρίζα των διαδοχικών διαφορών,</p> <p>(3) η μέση τιμή των τυπικών αποκλίσεων των IBI και</p> <p>(4) η κλίση της γραμμικής παλινδρόμησης των IBI στις χρονοσειρές του</p> <p>Πρόσωπο: για κάθε απόσταση (μέση, τυπική απόκλιση, μέγιστη, ελάχιστη) επίσης υπολογίστηκαν οι ίδιες στατιστικές περιγραφές</p>		<p>καλύτερη απόδοση σε όρους MAE και RMSE, ενώ το $c = 3$ επιτυγχάνει την καλύτερη βαθμολογία ICC</p>
--	--	--	--	--	--

			για τις συντεταγμένες ματιών (24D) πόζα κεφαλής (24D) και τις εντάσεις 17 μονάδων δράσης (AUs) που εντοπίστηκαν από το OpenFace, οι οποίες δίνονται σε κλίμακα από 0-5.		
--	--	--	---	--	--

Οι P. Werner et al.[22], πρότειναν ένα σύστημα αναγνώρισης πόνου που χρησιμοποιεί την έκφραση του προσώπου, τις πληροφορίες για τη στάση του κεφαλιού και τη δυναμική τους. Με αυτό το σύστημα, πραγματοποιήθηκαν πειράματα στην ανίχνευση πόνου, προσπαθώντας να προβλέψουν το ερέθισμα και όχι ένα μέτρο παρατήρησης. Σύμφωνα με τις παρατηρήσεις των ερευνητών οι πληροφορίες για τη στάση του κεφαλιού είναι πολύτιμες για την αναγνώριση του πόνου. Επίσης η συγκεκριμένη μελέτη έδειξε υψηλή απόδοση για υψηλές εντάσεις πόνου στην πλειονότητα αλλά για χαμηλές εντάσεις πόνου, η αναγνώριση κατέστη δύσκολη διότι δεν υπάρχει αντίδραση στο πρόσωπο ή οι αλλαγές είναι πολύ λεπτές για να μετρηθούν. Υπήρξαν άτομα που εμφάνισαν ελάχιστη ή καθόλου έκφραση προσώπου, ανεξάρτητα με την ένταση του πόνου. Οι ερευνητές συμπεραίνουν ότι χρειάζεται περαιτέρω έρευνα για την ακριβή και ισχυρή ανίχνευση της έκφρασης του προσώπου, προτείνοντας ανάλυση βασισμένη στο σύστημα κωδικοποίησης στο πρόσωπο καθώς και συνδυασμό προσέγγισης με την ανάλυση των φυσιολογικών σημάτων. Επίσης, εντοπίζουν ότι το πρόβλημα της αυτόματης αναγνώρισης του πόνου είναι δύσκολο, επειδή το συναίσθημα και η έκφραση του πόνου επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες, π.χ. την προσωπικότητα, το κοινωνικό πλαίσιο, την πηγή του πόνου ή προηγούμενες εμπειρίες.

Στην επόμενη έρευνα οι P. Werner et al.[23] συνδύασαν πολλαπλές πηγές πληροφοριών, συγκεκριμένα βίντεο (έκφραση προσώπου, στάση κεφαλής) και βιοϊατρικά σήματα (EDA, EMG και HRV) καθώς επίσης πρότειναν κάποιες βελτιώσεις στη μέθοδο που βασίζεται σε βίντεο. Παράλληλα στην εξαγωγή χαρακτηριστικών μείωσαν το επίπεδο θορύβου. Επιπλέον, πρότειναν ένα σύνολο συγκεκριμένων χαρακτηριστικών για εξαγωγή από τα βιοϊατρικά σήματα. Αν και ο συνδυασμός βίντεο και βιοϊατρικών σημάτων παρουσίασε καλύτερη απόδοση από προηγούμενες προσεγγίσεις, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι αυτή η μέθοδος δεν αποδίδει καλά για τις χαμηλές εντάσεις πόνου. Επιπρόσθετα, και σε αυτή τη μελέτη παρατήρησαν ότι το επόμενο βήμα είναι από την ανίχνευση πόνου έως τη μέτρηση της έντασης του πόνου.

Μια διαφορετική προσέγγιση παρουσιάστηκε από τους Sascha Gruss et al.[2], που χρησιμοποίησαν βιοδυναμικά δεδομένα. Στην εργασία τους, στόχος τους ήταν να βρουν σημαντικά αποτελέσματα ταξινόμησης με υψηλή ακρίβεια και ένα αυτοματοποιημένο τρόπο διάταξης των χαρακτηριστικών των βιοδυναμικών που να αντιπροσωπεύει «πόνου» και «χωρίς πόνο», αντίστοιχα. Βρήκαν ποσοστά αναγνώρισης

με υψηλή ακρίβεια βάσει μιας διαμόρφωσης επιλεγμένων χαρακτηριστικών. Ομοίως με άλλες μελέτες αυτοματοποιημένης αναγνώρισης πόνου μέσω εγγραφής βίντεο, επισημαίνουν ότι οι εκφράσεις του προσώπου είναι πολύ σχετικές με το μέγεθος του πόνου. Η σημασία των χαρακτηριστικών πρέπει να δοκιμάζεται συστηματικά.

Οι P.Werner et al.[24] πρότειναν ένα νέο σύνολο χαρακτηριστικών για την περιγραφή των ενεργειών του προσώπου και της δυναμικής τους, το οποίο ονομάζουν περιγραφείς δραστηριότητας προσώπου(facial activity descriptor). Καθένας από αυτούς τους περιγραφείς συνοψίζει ένα σήμα χαρακτηριστικών - μια χρονοσειρά ενός πλαισίου – επιπέδου σε έναν περιγραφέα σήματος εξάγοντας χαρακτηριστικά από τις χρονοσειρές και το πρώτο και δεύτερο παράγωγό του. Πραγματοποίησαν πειράματα στην ανίχνευση πόνου και στην εκτίμηση έντασης. Επίσης συζητήσαν προκλήσεις όπως διαφορές μεταξύ ατόμων σε εκφραστικότητα ή έλλειψη συμπεριφοράς σε χαμηλή ένταση πόνου. Η έλλειψη συμπεριφοράς μπορεί να αντισταθμιστεί με βιοϊατρικές πληροφορίες. Τέλος πρότειναν, ότι θα πρέπει να βελτιώσουν την ικανότητα των συστημάτων να αντιμετωπίζουν ακραίες στάσεις της κεφαλής, το κακό φωτισμό κ.α. καθώς αυτό θα χρειαστεί στην κλινική πρακτική.

Οι M. Raczynski, P. Werner και A.Al-Hamadi [25] έδειξαν ότι ένα συνεχές πλαίσιο(καρέ) βασισμένο στην εκτίμηση του καρδιακού ρυθμού με χαμηλό λανθάνοντα χρόνο μπορεί να υπολογιστεί από δεδομένα βίντεο σε πραγματικό χρόνο. Τα σήματα PPG εξάγονται από τα εικονοστοιχεία (pixel) του δέρματος που ανιχνεύονται στο πρόσωπο. Η προσέγγιση αυτή έχει δείξει ότι μπορεί να επιτευχθεί υψηλή ακρίβεια χρησιμοποιώντας σύντομα παράθυρα χρόνου(short time windows) σε συνδυασμό με ανίχνευση προσώπου και τόνο του δέρματος(skin tone). Ωστόσο, η ακρίβεια εξαρτάται πολύ από τον τόνο του δέρματος και δεν είναι αρκετά αξιόπιστο για αρκετές πρακτικές εφαρμογές (εσφαλμένη ανίχνευση του δέρματος). Το επόμενο βήμα είναι ένα πιο εξελιγμένο μοντέλο ακρίβειας δέρματος, προσαρμόσιμο στα θέματα του τόνου δέρματος. Η μελέτη τους, έδειξε την ανάγκη για τυποποιημένες βάσεις δεδομένων, για εκτίμηση καρδιακού ρυθμού βάσει βίντεο. Τέλος για τη βελτίωση και τη σύγκριση των υφιστάμενων αλγορίθμων ανίχνευσης, η καλή κατανόηση των παραγόντων παρεμβολής θα πρέπει να αποτελεί βασικό μέλημα.

Οι D.Lopez-Martinez, και R. Picard [5] αναφέρουν ότι στο πλαίσιο του πόνου, οι αυτόνομες αποκρίσεις λόγω πόνου έχουν αποδειχθεί ότι ποικίλλουν μεταξύ των ατόμων

λόγω ειδικών διαφορών σε θέματα (π.χ. φύλο). Σε αυτή τη μελέτη διερευνήσαν τη χρήση MTL για να εξηγήσουν διαφορές που αφορούν το συγκεκριμένο θέμα. Επιπλέον, χρησιμοποίησαν μόνο χαρακτηριστικά αγωγιμότητας δέρματος και καρδιακού ρυθμού, καθώς αυτά μπορούν να ληφθούν από αισθητήρες καρπού και επομένως μέθοδοι αναγνώρισης πόνου που βασίζονται σε αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη μιας φορητής συσκευής παρακολούθησης του πόνου που είναι κατάλληλη για καθημερινή χρήση σε κλινικές δοκιμές. Επίσης ο υπολογισμός ατομικών διαφορών μέσω MTL έχει ως αποτέλεσμα βελτιωμένη απόδοση αναγνώρισης έντασης πόνου σε σύγκριση με άλλες προσεγγίσεις, παρόλο που χρησιμοποίησαν μόνο λειτουργίες EDA και HRV.

Στην τελευταία μελέτη οι D. Lopez-Martinez, O. Rudovic, και R. Picard [4] πρότειναν ένα μοντέλο νευρωνικού δικτύου πολλαπλών εργασιών για συνεχή εκτίμηση της έντασης του πόνου από βίντεο και φυσιολογικά σήματα. Κάθε εργασία αντιπροσωπεύει μια ομάδα θεμάτων με παρόμοια προφίλ ανταπόκρισης στον πόνο. Το πλεονέκτημα του MT-NN περιγράφεται στο πίνακα. Καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι η επιλογή των προφίλ συμπλέγματος θα πρέπει να επιλεγεί με βάση την εφαρμογή στόχου και τη μέτρηση εξόδου. Τέλος ανέφεραν ότι οι μελλοντικές εργασίες θα πρέπει να επικεντρωθούν στη βελτίωση της προσέγγισης προφίλ και στη βελτιστοποίηση της τοπολογίας του δικτύου.

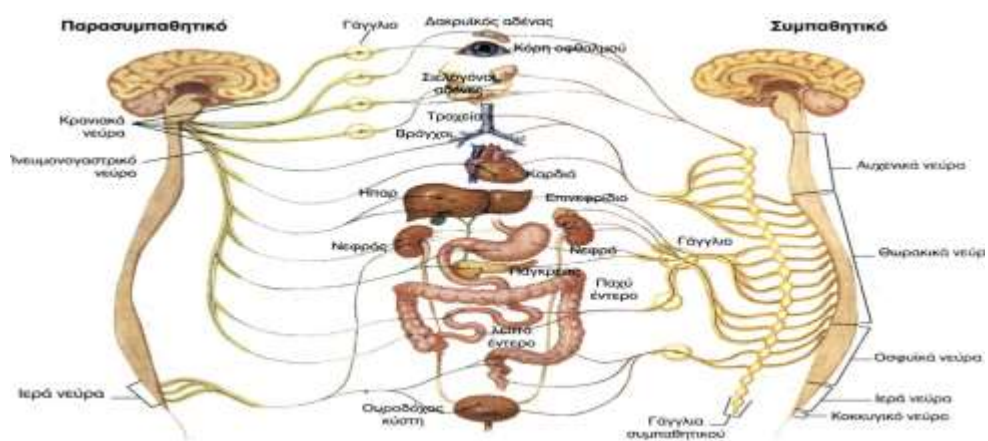
2. Συμβολή Εκτίμησης Πόνου - Βιοσήματα

Η εκτίμηση του πόνου έχει σημαντικό ρόλο σε πάρα πολλά πεδία της ιατρικής επιστήμης αλλά και γενικότερα και θεωρείται αναγκαία. Ο πόνος είναι μια υποκειμενική εμπειρία και η εκτίμηση του μπορεί να γίνει με εργαλεία εκτίμησης πόνου που θα παρουσιαστούν στο κεφάλαιο 2. Θα κατανοήσουμε πως γίνεται η ενεργοποίηση του Αυτόνομου Νευρικού συστήματος και πως σχετίζεται με τα δεδομένα που συλλέξαμε(από τη βάση δεδομένων BIOVID HEAT PAIN). Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφονται τα βιοσήματα που χρησιμοποιήθηκαν για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών και κατ' επέκταση για τον υπολογισμό των αποτελεσμάτων για την διεκπεραίωση της εργασίας. Επιπλέον περιγράφονται αλγόριθμοι για την εύρεση των καρδιακών παλμών, τα διάφορα εργαλεία μέτρησης κλίμακας πόνου και τέλος ένα εισαγωγικό κεφάλαιο για την μηχανική μάθηση. Όπως αναφέραμε ο πόνος είναι μια άσχημη-αρνητική σύνθετη εμπειρία που φανερώνει αληθινή ή πιθανή βλάβη των ιστών με αισθητηριακά, γνωστικά, συναισθηματικά και κοινωνικά συστατικά. Ενώ υπάρχουν πάρα πολλά εργαλεία αξιολόγησης πόνου, αυτές οι μέθοδοι λειτουργούν μόνο όταν το άτομο είναι επαρκώς σε εγρήγορση και συνεργασία. Επομένως, η αυτόματη αναγνώριση του πόνου παρουσιάζει αυξημένο ενδιαφέρον σε καταστάσεις στις οποίες η σοβαρότητα του πόνου δεν μπορεί να εκφράσει το πόνο. Ενώ οι πρόσφατες εξελίξεις στην αυτόματη αναγνώριση πόνου έχουν επικεντρωθεί κυρίως στην πρόβλεψη έντασης πόνου από ενδείξεις συμπεριφοράς όπως εκφράσεις του προσώπου, τα βιοσήματα μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση και την εκτίμηση του πόνου και να έχουν πολύ καλύτερα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, ο πόνος έχει αποδειχθεί ότι αλληλοεπιδρά με το αυτόνομο νευρικό σύστημα (ΑΝΣ) και ως εκ τούτου οδηγεί σε αλλαγές στην αγωγιμότητα του δέρματος και στον καρδιακό ρυθμό, παράλληλα σημαντικό ρολό έχουν και το φύλο αλλά και η ηλικία, δεδομένα που λάβαμε υπόψιν στην έρευνα που πραγματοποιήσαμε. Ενώ οι περισσότερες προηγούμενες αυτόματες προσεγγίσεις για την αναγνώριση πόνου έχουν χρησιμοποιήσει επίσης ηλεκτρομυογράμματα (ΗΜΓ), η σύνδεση ηλεκτροδίων στο πρόσωπο και το τριχωτό της κεφαλής δεν είναι κατάλληλη για πρακτικές εφαρμογές. Η αγωγιμότητα του δέρματος και ο καρδιακός ρυθμός από την άλλη πλευρά, μπορούν εύκολα να μετρηθούν από αισθητήρες που φοριούνται στον καρπό. Δεδομένου ότι ο πόνος έχει αποδειχθεί ότι προκαλεί διαφορετικές φυσιολογικές αποκρίσεις σε διαφορετικούς ανθρώπους στο πείραμα μας παίρνουμε και μετρήσεις όπως

φύλου και ηλικίας όπως περιγράψαμε παραπάνω. Παρακάτω περιγράφονται τα χαρακτηριστικά που θα χρησιμοποιήσουμε.

2.1. Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα

Το νευρικό σύστημα μαζί με το σύστημα των ενδοκρινών αδένων βοηθούν στη διατήρηση σταθερού εσωτερικού περιβάλλοντος, συντονίζοντας και ελέγχοντας τις λειτουργίες των υπόλοιπων συστημάτων του ανθρώπινου οργανισμού. Ο οργανισμός πρέπει να αντιδρά και να αντιλαμβάνεται σύμφωνα με τις μεταβολές του περιβάλλοντος. Το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα (ΑΝΣ) περιέχει κέντρα που εντοπίζονται στο Κεντρικό Νευρικό Σύστημα (ΚΝΣ) και κινητικά νεύρα. Λειτουργεί συνέχεια και με αθέλητο τρόπο, και οι λειτουργίες του γίνονται συνήθως από αντανακλαστικά. Οι νευρικές ώσεις, που είναι υποδοχείς του δέρματος και των σπλάχνων, καταλήγουν σε κέντρα που είναι στο νωτιαίο μυελό και στον εγκέφαλο. Το ΑΝΣ χωρίζεται σε 2 κλάδους, στο παρασυμπαθητικό και στο συμπαθητικό. Το ΑΝΣ ελέγχει την συχνότητα του καρδιακού παλμού, η οποία ελαττώνεται με τη δράση του παρασυμπαθητικού και αυξάνεται με τη δράση του συμπαθητικού. Το συμπαθητικό έχει, βασικό ρόλο έκτακτης ανάγκης ή σε καταστάσεις έντασης. Το παρασυμπαθητικό, από την άλλη, ελέγχει τις λειτουργίες του οργανισμού, όταν αυτός βρίσκεται σε ηρεμία. Επαναφέρει επιπλέον τις λειτουργίες σε φυσιολογικό ρυθμό μετά από καταστάσεις έντασης. Ο συντονισμός της δράσης των συστημάτων αυτών ρυθμίζει με ακρίβεια τις ακούσιες λειτουργίες των λείων μυών, του μυοκαρδίου και των αδένων[26].



Εικόνα 1: Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα[26]

Οι νευρώνες είναι οι λειτουργικές και δομικές μονάδες του νευρικού συστήματος που είναι σε θέση να ανταποκρίνονται σε ορισμένες αλλαγές στο περιβάλλον, όπως αλλαγές

στην πίεση, τη θερμοκρασία, την ένταση του φωτός κ.λπ. Αυτές οι αλλαγές αποτελούν τα ερεθίσματα που επηρεάζουν στο δυναμικό ηρεμίας. Όταν ένας νευρώνας δέχεται ένα ερέθισμα σε ένα σημείο της μεμβράνης του με ένταση μεγαλύτερη από μια ορισμένη τιμή, η οποία ποικίλλει από νευρώνα σε νευρώνα, τότε μεγαλώνει για 1 χιλιοστό του δευτερολέπτου. Οι μικρές αλλαγές στο δυναμικό της κυτταρικής μεμβράνης αποτελούν το ερέθισμα για ανάλογες αλλαγές σε γειτονικές περιοχές της μεμβράνης. Για αυτό το λόγο το δυναμικό της μεμβράνης μεταφέρεται κατά μήκος του νευράξονα και αποτελεί τη νευρική ώση. Τα ερεθίσματα που μπορούν να δημιουργήσουν νευρική ώση είναι θερμικά, μηχανικά, χημικά, ηλεκτρικά κ.ά. Τα ερεθίσματα που δεν προκαλούν νευρική ώση είναι με μέγεθος μικρότερο από μια οριακή τιμή. Αλλαγές στο παρασυμπαθητικό και συμπαθητικό τόνο μπορούν να ανιχνευθούν χρησιμοποιώντας υπολογιστικά ανιχνεύσιμα μέτρα αγωγιμότητας του δέρματος και μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού. Αυτές οι αλλαγές καταγράφηκαν με χρήση αισθητήρων από τους δημιουργούς της βάσης δεδομένων του Biovid Heat Pain το οποίο και χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα πτυχιακή, υποβάλλοντας τους συμμετέχοντες σε 4 διαφορετικά επίπεδα θερμοκρασίας και ένα ουδέτερο.

2.2. Εκτίμηση πόνου

Η εκτίμηση του πόνου είναι ένα πολύ σημαντικό και διεπιστημονικό πεδίο έρευνας επομένως, προσελκύει αυξανόμενο ενδιαφέρον από ερευνητές διαφόρων τομέων καθώς είναι η πιο συνηθής αιτία που υποφέρουν οι ασθενείς όπως πριν αλλά και μετά την μετεγχειρητική περίοδο, σε περιπτώσεις που υπάρχει χρόνιος πόνος[5] αλλά και στις αποφάσεις σχετικά με την ένταση της αναλγητικής θεραπείας και τις κρίσεις που λαμβάνονται σχετικά με την αποτελεσματικότητά της, βασίζονται συνήθως στην ερμηνεία πιθανών συμπτωμάτων που έχουν σχέση με τον πόνο πάντα με την κλινική εντύπωση-εικόνα ιδιαίτερα σε περιπτώσεις προχωρημένων δύσκολων ασθενειών όπως ο καρκίνος κ.α.. Με την μη σωστή εκτίμηση μπορεί να οδηγήσει σε ανεπαρκή θεραπεία σημαντικού ποσοστού των ασθενών. Επομένως, θα ήταν επιθυμητό να έχουμε ένα εργαλείο για τη μέτρηση και την εκτίμηση του πόνου και της επαγόμενης από αναλγησία μείωσης της έντασης του πόνου χωρίς ενεργή συμβολή από τον ασθενή [27]. Η εκτίμηση και η αξιολόγηση του μεγέθους του πόνου είναι σημαντική για την αποτελεσματικότητα της θεραπευτικής αγωγής. Η διαδικασία της αντίληψης και της πρόκλησης του πόνου

καλείται αλγαισθησία. Ο πόνος είναι ένα αρνητικό αίσθημα και μια άσχημη συναισθηματική εμπειρία που κάθε άτομο το αντιλαμβάνεται «υποκειμενικά».

Οι αποφάσεις σχετικά με την ένταση της αναλγητικής θεραπείας και οι κρίσεις σχετικά με την αποτελεσματικότητά της είναι δύσκολες στο τέλος της ζωής, όταν πολλοί ασθενείς δεν έχουν πλήρη συνείδηση και ο πόνος είναι ένα πολύ κοινό σύμπτωμα. Σε υγιή άτομα και σε μετεγχειρητικά περιβάλλοντα, συνήθως η θεραπεία που ακολουθείται για την ανακούφιση από το πόνο μπορούν να ανιχνευθούν μετρώντας τη μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού καθώς προκαλούν αλλαγές στο αυτόνομο νευρικό σύστημα (Autonomic nervous system) (ΑΝΣ). Για να εκτιμήσουμε το πόνο χρησιμοποιήθηκαν δεδομένα όπως η αγωγιμότητα του δέρματος και το ηλεκτροκαρδιογράφημα, τα οποία συλλέχθηκαν και περιέχονται στη βάση δεδομένων BIOVID HEAT PAIN [1], με την χρήση διαφόρων αισθητήρων. Ο πόνος είναι μια υποκειμενική αίσθηση που είναι δύσκολο να μετρηθεί, αν και υπάρχουν αρκετά εργαλεία μέτρησης και εκτίμησης πόνου. Αυτά απαιτούν την ικανότητα του ασθενούς να περιγράψει την ένταση του πόνου επομένως, δύσκολα μπορεί να χρησιμοποιηθούν σε καταστάσεις φροντίδας στο τέλος του κύκλου ζωής, όταν πολλοί ασθενείς δεν έχουν πλήρη συνείδηση και ο πόνος είναι ένα πολύ κοινό σύμπτωμα. Σε αυτό το πλαίσιο, οι αποφάσεις σχετικά με την ένταση της αναλγητικής θεραπείας και οι κρίσεις σχετικά με την αποτελεσματικότητά της βασίζονται συνήθως στην ερμηνεία πιθανών συμπτωμάτων που σχετίζονται με τον πόνο βάση της κλινικής εικόνας. Αυτό μπορεί να οδηγήσει σε ανεπαρκή θεραπεία σημαντικού ποσοστού αυτών των ασθενών. Επομένως, θα ήταν επιθυμητό και πολύ σημαντικό να έχουμε ένα εργαλείο για τη μέτρηση της έντασης του πόνου χωρίς την ενεργή συμβολή από τον ασθενή. Προς αυτήν την κατεύθυνση ο στόχος της μελέτης μας είναι να εκτιμήσουμε τα επίπεδα του πόνου μετρώντας το καρδιογράφημα και την αγωγιμότητα του δέρματος για τη διάγνωση και την εκτίμηση του πόνου.

2.3. Βαθμός Έντασης Πόνου – “Παραδοσιακοί” μέθοδοι εκτίμησης του πόνου

Ο πόνος είναι ένα φαινόμενο για το οποίο έχουν υπάρξει κατά καιρούς διάφορες ερμηνείες με σκοπό το χαρακτηρισμό και την περιγραφή του. Ο πόνος είναι κάτι παραπάνω από μια απλή αίσθηση, είναι μια δυσάρεστη σύνθετη συναισθηματική εμπειρία. Η εκτίμηση του πόνου είναι σημαντική για την αποτελεσματικότητα της θεραπευτικής αγωγής και για την αξιολόγηση της έντασης του. Τα πιο πολλά κέντρα

αντιμετώπισης του πόνου, έχουν δελτίο εξέτασης και συγκεκριμένο έντυπο ερωτηματολόγιο ώστε να έχουν πλήρη εικόνα της κατάστασης του ασθενή. Το λεπτομερές και πλήρες ιστορικό του πόνου χρησιμοποιείται για την προέλευση του πόνου και για την διερεύνηση της έντασης του. Πληροφορίες από τους συγγενείς, τον πάσχοντα, ή το γιατρό που παραπέμπει αξιολογούνται. Η φυσική εξέταση βοηθάει στην εκτίμηση της αποτελεσματικότητας της θεραπείας κατά την επανεξέταση του ασθενούς. Πραγματοποιούνται εργαστηριακές εξετάσεις μόνο για τη τροποποίηση ή συνέχιση ή/και παύση της θεραπευτικής αγωγής. Η αντικειμενική εκτίμηση του πόνου δεν είναι ευχερής, γιατί βασίζεται στην υποκειμενική αξιολόγηση του πόνου από τον ίδιο ασθενή. Εξαρτάται από την ικανότητα και προθυμία του να επικοινωνήσει με τον ιατρό (Lasagna 1960)[20][28], ενώ γίνεται χρήση από κλίμακες οι οποίες δίνουν ενδείξεις για το μέγεθος (ένταση και διάρκεια) του πόνου[19]. Για την αντικειμενική εκτίμηση του πόνου υπάρχουν τέσσερις βασικές μονοδιάστατες κλίμακες πόνου(NRS,VDS,VAS,FPS) που χρησιμοποιούνται στην κλινική πρακτική, οι οποίες σχεδιάστηκαν για να ευκολύνουν και να εξυπηρετήσουν την αυτοεκτίμηση του ασθενή. Τα υπόλοιπα εργαλεία εκτίμησης πόνου μας παρέχουν βασικές πληροφορίες του ασθενή που σχετίζονται με τα αποτελέσματα και τα γνωρίσματα του πόνου στην καθημερινή ζωή του.

2.3.1. Η αριθμητική κλίμακα ταξινόμησης (NRS)

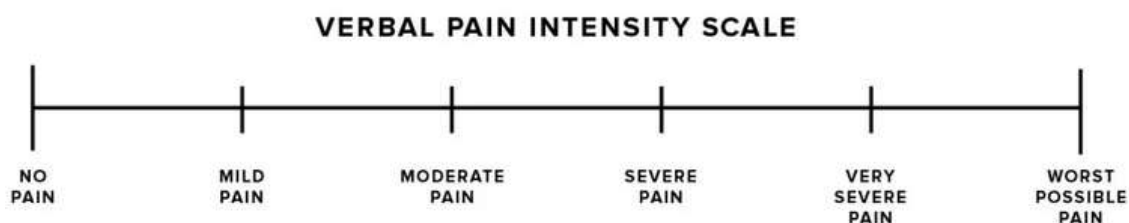
Σύμφωνα με την αριθμητική κλίμακα ταξινόμησης (Numeric Rating Scale)[27], οι ασθενείς επισημάνουν το μέγεθος του πόνου(την ένταση του) σε μια κλίμακα από μηδέν μέχρι δέκα, όπου το μηδέν αντιπροσωπεύει «καθόλου πόνος», το πέντε «μέτριος πόνος» και το δέκα «ο χειρότερος πόνος που μπορεί να φανταστεί». Στον ασθενή τις περισσότερες φορές προβάλλεται προφορικά, και κάποιες φορές και οπτικά.



Εικόνα 2: Numeric Rating Scale (NRS) [27]

2.3.2. Η λεκτική κλίμακα (VDS)

Στην περιγραφική ή λεκτική κλίμακα (Verbal Descriptor Scale), καλείται ο ασθενής να καθορίσει την ένταση του πόνου του σε μια κλίμακα με τέσσερα «καθόλου πόνος, ήπιος, μέτριος, σοβαρός πόνος» ή πέντε επίπεδα, «καθόλου πόνος έως αφόρητος πόνος». Κάνουν χρήση από τέσσερα έως έξι επίθετα για να δώσουν περιγραφή του μεγέθους του πόνου. Οι VDS, VRS και η Απλή Περιγραφική Κλίμακα (SDS) είναι εναλλακτικοί ορισμοί για μια ομάδα απλών και εύκολα κατανοητών στην χρήση εργαλείων έντασης πόνου που χρησιμοποιούνται στην κλινική πράξη. Τις περισσότερες φορές γίνεται χρήση της VRS που περιγράφει την ένταση του πόνου με τέσσερις λέξεις όπως: μέτριος, σοβαρός, ελαφρύς και καθόλου. Η VRS είναι απλή και αντιληπτή από ασθενείς με μη γνωστικές δυσκολίες και πραγματοποιείται γρήγορα, όμως έχει μικρή ευαισθησία και ακρίβεια. Η NRS είναι πιο ευαίσθητη από τη VRS σε αλλαγές της θεραπείας που βασίζονται στο μέγεθος του πόνου επειδή γίνεται χρήση μόνο περιορισμένων αριθμών περιγραφών. Οι ασθενείς επιλέγουν τις περισσότερες φορές τις ενδιάμεσες λέξεις.

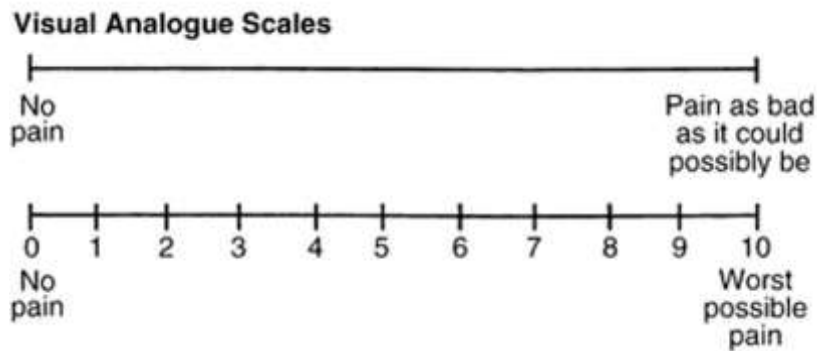


Εικόνα 3: Η λεκτική κλίμακα(VDS) [27]

2.3.3. Η οπτική αναλογική κλίμακα (VAS)

Η οπτική αναλογική κλίμακα (Visual Analog Scale), είναι μια αριθμητική κλίμακα από μηδέν έως δέκα, που μηδέν σημαίνει καθόλου πόνος και δέκα σημαίνει ο χειρότερος πόνος. Είναι απλή και εύκολη στη χρήση και παρουσιάζει μεγάλο βαθμό ευαισθησίας. Η VAS έχει χρησιμοποιηθεί εκτεταμένα στην κλινική πρακτική και στην έρευνα. Η πιο συνηθισμένη χρήση της της οπτικής αναλογικής κλίμακας είναι μια γραμμή 100 mm, που εμφανίζεται στην οριζόντια κατεύθυνση, όμως κάποιες φορές και στην κατακόρυφη και έχει στις άκρες της, τις λέξεις "χειρότερος πόνος" και "καθόλου πόνος". Ο ασθενής πρέπει να υποδείξει το σημείο που είναι το παρόν επίπεδο της έντασης του πόνου(που νιώθει).

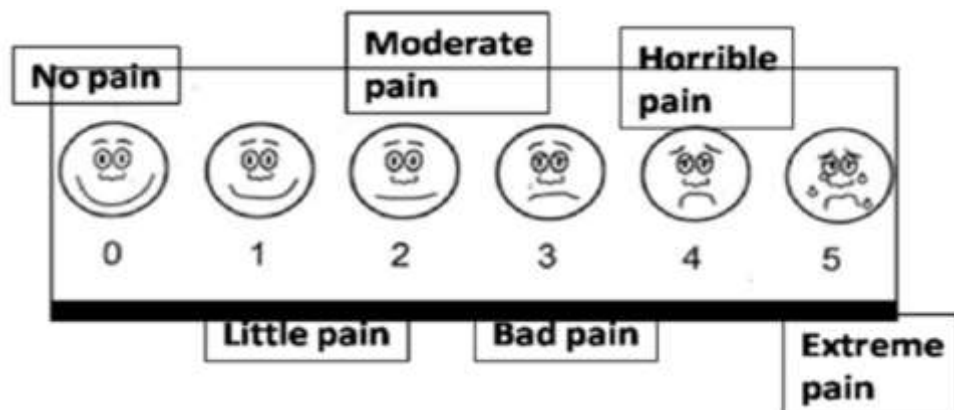
Θα πρέπει να σημειωθεί από τον ασθενή όταν βρίσκεται σε πόνο, κατά τη διάρκεια κίνησης καθώς και για πόνο σε ηρεμία.



Εικόνα 4: Visual Analog Scale (VAS)[27] [28]

2.3.4. Η κλίμακα εκφράσεων πόνου (FPS)

Η κλίμακα εκφράσεων πόνου (Wong-Baker Faces Pain Scale)[27], περιλαμβάνει ένα σύνολο έξι εκφράσεων προσώπου, και ξεκινάει από ένα χαμογελαστό πρόσωπο(στα αριστερά) όπου σημαίνει ανυπαρξία πόνου έως ένα λυπημένο με δάκρυα πρόσωπο(τελευταίο δεξιά) που είναι ο χειρότερος δυνατός πόνος. Επιλέγεται από τους ασθενείς η έκφραση που αντιπροσωπεύει το μέγεθος του πόνου που νιώθουν. Ενώ δημιουργήθηκε για να χρησιμοποιείται στα παιδιά, πρόσφατες μελέτες[27][29][30] έδειξαν χρησιμότητα και σε ενήλικες, ιδιαίτερα σε ασθενείς με δυσκολία επικοινωνίας λόγω γλώσσας ή ψυχικών διαταραχών.



Εικόνα 5: Wong-Baker Faces Pain Scale[31][29][31][29]

2.3.5. Θερμόμετρο Πόνου (IPT)

Το Θερμόμετρο εκτίμησης πόνου (Iowa Pain Thermometer) είναι μια κάθετη κλίμακα σε σχήμα θερμομέτρου, αποτελεί παραλλαγή της περιγραφικής κλίμακας και εμφανίζει το επίπεδο έντασης πόνου με λέξεις που περιγράφουν το μέγεθος του πόνου όπως ο χειρότερος δυνατός πόνος, πολύ σοβαρός πόνος, σοβαρός πόνος, μέτριος πόνος, ελαφρύς πόνος και καθόλου πόνος. Είναι εύκολο και κατανοητό από ασθενείς ανεξαρτήτου ηλικίας ιδιαίτερα όμως για τους ηλικιωμένους και ασθενείς με χαμηλό μορφωτικό επίπεδο. Οι ασθενείς καλούνται να σημειώσουν την λέξη που αντιπροσωπεύει καλύτερα το πόνο που έχει την δεδομένη στιγμή.

Θερμόμετρο Πόνου IOWA (IPT)



Εικόνα 6: IOWA (IPT) [27]

2.3.6. Ερωτηματολόγιο Πόνου McGill Pain Questionnaire

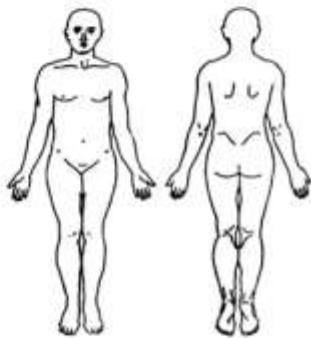
Το ερωτηματολόγιο McGill προέκυψε από τους Torgerson και Melzack[33][28] και είναι από τους πιο δοκιμασμένους αλλά και παλαιότερους μεθόδους εκτίμησης πόνου. Περιέχει λέξεις που περιγράφουν τον πόνο, οι οποίες είναι χωρισμένες σε ομάδες και ο ασθενής επιλέγει τη λέξη που περιγράφει καλύτερα τον πόνο από κάθε ομάδα, και το σύνολο της βαθμολογίας είναι ο δείκτης αξιολόγησης του πόνου. Αποτελείται από τέσσερα μέρη, το πρώτο έχει σχέδιο σώματος για να διευκολύνει την κατανομή και τον εντοπισμό του πόνου. Το δεύτερο μέρος χρησιμοποιεί περιγραφικούς όρους για να αξιολογήσει τις συναισθηματικές, αισθητικές και γνωστικές διαστάσεις του πόνου. Αυτά χωρίζονται σε είκοσι ομάδες. Η συναισθηματική ομάδα περιέχει πέντε υποομάδες, η

αισθητική ομάδα δέκα υποομάδες, η γνωστική ένα και η ποικίλη ομάδα περιέχει τέσσερις υποομάδες.

McGill Pain Questionnaire

Patient's Name _____ Date _____ Time _____ am/pm

PRI: S _____ A _____ E _____ M _____ PRI(T) _____ PPI _____
 (1-10) (11-15) (16) (17-20) (1-20)

<p>1 FLICKERING QUIVERING PULSING THROBBING BEATING POUNING</p> <p>2 JUMPING FLASHING SHOOTING</p> <p>3 PRICKING BORING DRILLING STABBING LANCINATING</p> <p>4 SHARP CUTTING LACERATING</p> <p>5 PINCHING PRESSING GNAWING CRAMPING CRUSHING</p> <p>6 TUGGING PULLING WRENCHING</p> <p>7 HOT BURNING SCALDING SEARING</p> <p>8 TINGLING ITCHY SMARTING STINGING</p> <p>9 DULL SORE HURTING ACHING HEAVY</p> <p>10 TENDER TAUT RASPING SPLITTING</p>	<p>11 TIRING EXHAUSTING</p> <p>12 SICKENING SUFFOCATING</p> <p>13 FEARFUL FRIGHTFUL TERRIFYING</p> <p>14 PUNISHING GRUELLING CRUEL VICIOUS KILLING</p> <p>15 WRETCHED BLINDING</p> <p>16 ANNOYING TROUBLESOME MISERABLE INTENSE UNBEARABLE</p> <p>17 SPREADING RADIATING PENETRATING PIERCING</p> <p>18 TIGHT NUMB DRAWING SQUEEZING TEARING</p> <p>19 COOL COLD FREEZING</p> <p>20 NAGGING NAUSEATING AGONIZING DREADFUL TORTURING</p> <p style="text-align: center;">PPI</p> <p>0 NO PAIN 1 MILD 2 DISCOMFORTING 3 DISTRESSING 4 HORRIBLE 5 EXCRUCIATING</p>	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td>BRIEF _____</td> <td>RHYTHMIC _____</td> <td>CONTINUOUS _____</td> </tr> <tr> <td>MOMENTARY _____</td> <td>PERIODIC _____</td> <td>STEADY _____</td> </tr> <tr> <td>TRANSIENT _____</td> <td>INTERMITTENT _____</td> <td>CONSTANT _____</td> </tr> </table> <div style="text-align: center;">  </div> <div style="text-align: center; border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content; margin: 10px auto;"> <p>E = EXTERNAL I = INTERNAL</p> </div> <div style="border: 1px solid black; padding: 5px; margin-top: 10px;"> <p>COMMENTS:</p> </div>	BRIEF _____	RHYTHMIC _____	CONTINUOUS _____	MOMENTARY _____	PERIODIC _____	STEADY _____	TRANSIENT _____	INTERMITTENT _____	CONSTANT _____
BRIEF _____	RHYTHMIC _____	CONTINUOUS _____									
MOMENTARY _____	PERIODIC _____	STEADY _____									
TRANSIENT _____	INTERMITTENT _____	CONSTANT _____									

Εικόνα 7: Ερωτηματολόγιο Πόνου McGill Pain Questionnaire [32]

Τα περιγραφικά επίθετα τοποθετούνται σε κάθε ομάδα σύμφωνα με την υποδεικνυόμενη ένταση πόνου και προσδιορίζουν μια κλίμακα τιμών από το ένα (λιγότερος πόνος) έως το πέντε (μέγιστος πόνος). Έπειτα οι ασθενείς πρέπει να επιλέξουν από κάθε κατηγορία μια λέξη για να περιγράψουν τον πόνο, τα συναισθήματα και τις αισθήσεις τους εκείνη τη στιγμή. Αθροίζονται οι ταξινομήσεις τιμών των επιλεγμένων λέξεων και δίνουν τον συνολικό δείκτη ταξινόμησης πόνου, και συγκεκριμένη βαθμολογία για τις συναισθηματικές, αισθητικές, γνωστικές και τις

ποικίλες ομάδες. Το προτελευταίο μέρος αξιολογεί πώς αλλάζει ο πόνος με την πάροδο του χρόνου και καταγράφει παραμέτρους που ανακουφίζουν ή αυξάνουν τον πόνο. Το τέταρτο μέρος είναι μια λεκτική περιγραφική κλίμακα που χρησιμοποιείται για την εκτίμηση του μέγεθος του πόνου από ένα έως πέντε. Αποκτάται μια πληροφορία από το ερωτηματολόγιο πόνου που δημιουργεί τρεις δείκτες: το δείκτη αξιολόγησης πόνου (PRI-Pain Rating Index), την τρέχοντα ένταση πόνου (PPI-Present Pain Intensity) και τέλος τον αριθμό επιλεγμένων λέξεων (NWC-Number of Words Chosen). Το ερωτηματολόγιο McGill συμπληρώνεται συνήθως από 5 έως 15 λεπτά.

Χρησιμοποιεί την ποσοτικοποίηση της αντιλαμβανόμενης εντόπισης, του μεγέθους και του τύπου του πόνου. Ένα κλασικό ημερολόγιο πόνου περιέχει τρία μέρη: που εντοπίζεται ο πόνος (η πηγή), όπως φαίνεται σχεδιάζοντας σε ένα διάγραμμα ένα ή περισσότερα X, την ένταση του πόνου όπως φαίνεται από μία κλίμακα οπτικών αναλόγων, και τέλος το μέγεθος του πόνου με επιλογή λέξεων από ένα ευρετήριο κατάταξης του πόνου. Επίσης υπάρχει και μια σύντομη μορφή του ερωτηματολογίου McGill Pain Questionnaire (SF-MPQ) είναι μια συντομότερη έκδοση του αρχικού MPQ. Ο δείκτης αξιολόγησης πόνου έχει 2 υποκλίμακες: περιλαμβάνει 15 περιγραφικές λέξεις τις αισθητικές με 11 λέξεις και τις συναισθηματικές με 4 λέξεις από το αρχικό MPQ. Αυτές οι λέξεις βαθμολογούνται σε μια κλίμακα έντασης ως 0 = καμία, 1 = ήπια, 2 = μέτρια και 3 = σοβαρή. Υπάρχει επίσης ένα στοιχείο για την τρέχουσα ένταση πόνου και ένα στοιχείο για μια οπτική αναλογική κλίμακα 10 cm (VAS) για τον μέσο πόνο. Το SF-MPQ αναθεωρήθηκε περαιτέρω το 2009 για χρήση σε καταστάσεις νευροπαθητικού και μη νευροπαθητικού πόνου (SF-MPQ-2). Ο χρόνος για την συμπλήρωσή της είναι περίπου δυο με πέντε λεπτά.

2.3.7. Σύντομη Απογραφή Πόνου (BPI)

Η σύντομη απογραφή πόνου (Brief Pain Inventory)[32][27], είναι ένα σύντομο και εύκολο στη χρήση εργαλείο για την αξιολόγηση του πόνου τόσο σε κλινικό όσο και σε ερευνητικό επίπεδο. Χρησιμοποιεί απλές αριθμητικές κλίμακες αξιολόγησης (NRS) από το μηδέν έως το δέκα, οι οποίες είναι κατανοητές. Περιλαμβάνει ερωτήσεις που αφορούν την επίδραση του πόνου που ένιωσε ο ασθενής(π.χ. τις τελευταίες 24 ώρες, την προηγούμενη εβδομάδα κ.λπ.). Ο ασθενής δείχνει την ένταση του πόνου με τη χρήση

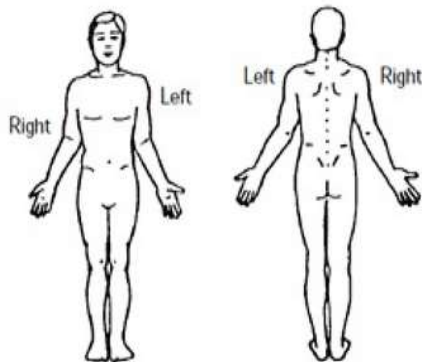
ενός διαγράμματος. Αυτό το εργαλείο αξιολόγησης διαρκεί περίπου πέντε λεπτά για να ολοκληρωθεί για τη σύντομη φόρμα και δέκα λεπτά για τη μεγάλη φόρμα.

Date: ____ / ____ / ____ Time: _____
 Name: _____
Last First Middle initial

1) Throughout our lives, most of us have had pain from time to time (such as minor headaches, sprains, and toothaches). Have you had pain other than these everyday kinds of pain today?

1. Yes 2. No

2) On the diagram, shade in the areas where you feel pain. Put an X on the area that hurts the most.



3) Please rate your pain by circling the one number that best describes your pain at its **worst** in the past 24 hours.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No pain										Pain as bad as you can imagine

4) Please rate your pain by circling the one number that best describes your pain at its **least** in the past 24 hours.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No pain										Pain as bad as you can imagine

5) Please rate your pain by circling the one number that best describes your pain on **average**.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No pain										Pain as bad as you can imagine

6) Please rate your pain by circling the one number that tells how much pain you have **right now**.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
No pain										Pain as bad as you can imagine

7) What treatments or medications are you receiving for your pain?

8) In the past 24 hours, how much **relief** have pain treatments or medications provided? Please circle the one percentage that most shows how much relief you have received.

0%	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100%
No relief										Complete relief

9) Circle the one number that describes how, during the past 24 hours, pain has **interfered** with your:

A. General activity

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

B. Mood

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

C. Walking ability

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

D. Normal work (includes both work outside the home and housework)

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

E. Relations with other people

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

F. Sleep

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

G. Enjoyment of life

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Does not interfere										Completely interferes

Εικόνα 8: Σύντομη Απογραφή Πόνου (BPI)[33]

2.3.8. Εργαλεία εκτίμησης Πόνου βάσει Παρατήρησης

Η αξιολόγηση πόνου σε ηλικιωμένους με προχωρημένη άνοια ή σε σοβαρά ασθενείς ή σε ασθενείς με διαταραχές λόγου που έχουν προβλήματα επικοινωνίας και δεν μπορούν να εξωτερικεύσουν τον πόνο με τα ήδη υπάρχουσα εργαλεία αυτοεκτίμησης παρουσιάζει ιδιαίτερο ενδιαφέρον.

Υπάρχουν αρκετοί μέθοδοι εκτίμησης πόνου που βασίζονται στην παρατήρηση όπως :

- Η Κλίμακα εκτίμησης πόνου σε προχωρημένη άνοια (Pain Assessment in Advanced Dementia Scale PAINAD) .
- Η Κλίμακα πρόσωπο, Πόδια, Δραστηριότητα, Κλάμα, Υποστηρικτικότητα (Face, Legs, Activity, Cry and Consolability FLACC, CRIES).
- Το Εργαλείο εντατικής θεραπείας και παρατήρησης πόνου (Critical Care Pain Observation Tool CPOT).
- Η Κλίμακα πόνου συμπεριφοράς (Behavioral Pain Scale BPS).

Τα εργαλεία εκτίμησης πόνου δίνουν ένα αριθμητικό αποτέλεσμα που προκύπτει ο βαθμός συμπεριφοράς πόνου, όχι όμως η ταξινόμηση έντασης του. Χρησιμοποιούνται για να γίνει μια γενική εκτίμηση της εμπειρίας πόνου ενός ασθενούς με βάση την παρατήρηση της συμπεριφοράς του για την διάγνωση παρουσίας του πόνου και για να καθορίσει την αποτελεσματικότητα της θεραπείας. Οι συμπεριφορικές ταξινομήσεις έχουν αποδειχθεί ότι συχνά υποτιμούν την ένταση του πόνου. Η χρήση τους θα πρέπει να εφαρμόζεται σε συγκεκριμένους ασθενείς, όπως σε εκείνους που δεν είναι σε θέση να αυτοαξιολογήσουν τις εμπειρίες τους [28].

FLACC scale (Face, Legs, Cry, Activity Consolability scale)	Score
Face 0- No particular expression or smile 1- Occasional grimace or frown, withdrawn, disinterested 2- Frequent to constant frown, quivering chin, clenched jaw	
Legs 0- Normal position or relaxed 1- Uneasy, restless, tense 2- Kicking or legs drawn up	
Activity 0- Lying quietly, normal position, moves easily 1- Squirming, shifting back and forth, tense 2- Arched, rigid, or jerking	
Cry 0- No cry (awake or asleep) 1- Moans or whimpers; occasional complaint 2- Crying steadily, screams or sobs, frequent complaints	
Consolability 0- Content, relaxed 1- Reassured by occasional touching, hugging, or being talked to; distractible 2- Difficult to console or comfort	
Total score (0-10)	

Εικόνα 9: Cry and Consolability FLACC [34]

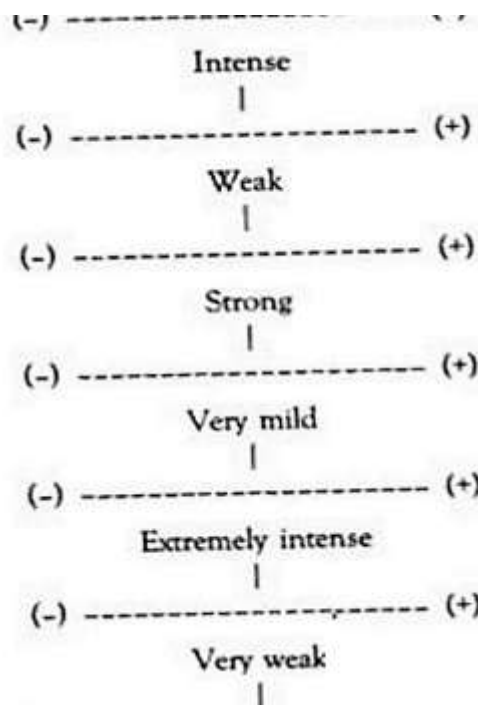
DATE/TIME						
Crying - Characteristic cry of pain is high pitched. 0 – No cry or cry that is not high-pitched 1 - Cry high pitched but baby is easily consolable 2 - Cry high pitched but baby is inconsolable						
Requires O₂ for SaO₂ < 95% - Babies experiencing pain manifest decreased oxygenation. Consider other causes of hypoxemia, e.g., oversedation, atelectasis, pneumothorax) 0 – No oxygen required 1 – < 30% oxygen required 2 – > 30% oxygen required						
Increased vital signs (BP* and HR*) - Take BP last as this may awaken child making other assessments difficult 0 – Both HR and BP unchanged or less than baseline 1 – HR or BP increased but increase in < 20% of baseline 2 – HR or BP is increased > 20% over baseline.						
Expression - The facial expression most often associated with pain is a grimace. A grimace may be characterized by brow lowering, eyes squeezed shut, deepening naso-labial furrow, or open lips and mouth. 0 – No grimace present 1 – Grimace alone is present 2 – Grimace and non-cry vocalization grunt is present						
Sleepless - Scored based upon the infant's state during the hour preceding this recorded score. 0 – Child has been continuously asleep 1 – Child has awakened at frequent intervals 2 – Child has been awake constantly						
TOTAL SCORE						

Εικόνα 10: CRIES [35]

2.3.9. Πρόσθετα Εργαλεία Εκτίμησης Πόνου

Υπάρχουν κάποια πρόσθετα εργαλεία εκτίμησης η χρήση των οποίων ενδείκνυται σε συγκεκριμένες περιπτώσεις, όπως για παράδειγμα είναι η κλίμακα Νευροπαθητικού Πόνου (Neuropathic Pain Scale NPS) [27]. Η NPS είναι μια πολυδιάστατη μέτρηση νευροπαθητικού πόνου, είναι απλή και για να συμπληρωθεί χρειάζεται συνήθως πέντε λεπτά επίσης είναι αρκετά κατανοητή. Χρησιμοποιεί κλίμακες ταξινόμησης από το μηδέν μέχρι το δέκα για την μέτρηση έξι διαφορετικών επιπέδων του νευροπαθητικού πόνου κάνοντας χρήση περιγραφικών λέξεων όπως: κνησμώδης, ευαίσθητος, οξύς, διαξιφιστικός, αμβλύς, κρύο και ζεστό.

Η Κλίμακα Νευροπαθητικού Πόνου (NPS) αναπτύχθηκε για την παρακολούθηση της ανταπόκρισης στη θεραπεία και όχι για τον καθορισμό της διάγνωσης [20]. Το NPS φαίνεται να κάνει διάκριση μεταξύ νευροπαθητικού και μη νευροπαθητικού πόνου και οι βαθμολογίες NPS έχουν αποδειχθεί ότι συσχετίζονται καλά με τις βαθμολογίες από το S-LANSS. Ωστόσο, δεν έχουν εξακριβωθεί όλες οι μελέτες ότι είναι χρήσιμο στη διάκριση μεταξύ νευροπαθητικού και μη νευροπαθητικού πόνου [16]. Όμως είναι το μόνο εργαλείο που έχει επικυρωθεί επί του παρόντος για τον κεντρικό νευροπαθητικό πόνο και έχει αποδειχθεί ένα έγκυρο και αξιόπιστο εργαλείο για τον νευροπαθητικό πόνο στη σκλήρυνση κατά πλάκας [22]. Στη διάγνωση του νευροπαθητικού πόνου χρήσιμο εργαλείο είναι η κατά Leeds εκτίμηση Νευροπαθητικών Συμπτωμάτων και Σημείων (LANSS Leeds Assessment of Neuropathic Symptoms and Signs)[28]. Η αυτοεκτιμητική κλίμακα S-LANSS (Self-completed) είναι μια διαφορετική έκδοση της LANSS. Η LANSS έχει επτά θέματα, συμπεριλαμβανομένων πέντε συμπτωμάτων και δύο εξεταζόμενων στοιχείων. Ο σκοπός της είναι να αξιολογήσει εάν ο πόνος προκύπτει από νευρική βλάβη. Η LANSS και η S-LANSS βαθμολογούνται σε κλίμακα 24 βαθμών. Όταν το αποτέλεσμα είναι μεγαλύτερο από δώδεκα οφείλεται σε νευροπαθητικό πόνο. Το ερωτηματολόγιο για το νευροπαθητικό πόνο (Douleur Neuropathetique 4 Questions DN4) χρησιμοποιείται για την διάγνωση του Νευροπαθητικού Πόνου. Περιλαμβάνει ερωτήσεις σχετικά με την περιγραφή του πόνου, τις παραισθήσεις/μούδιασμα στην επώδυνη περιοχή και τον πόνο που προκύπτει. Οι απαντήσεις είναι αρνητικές ή θετικές.



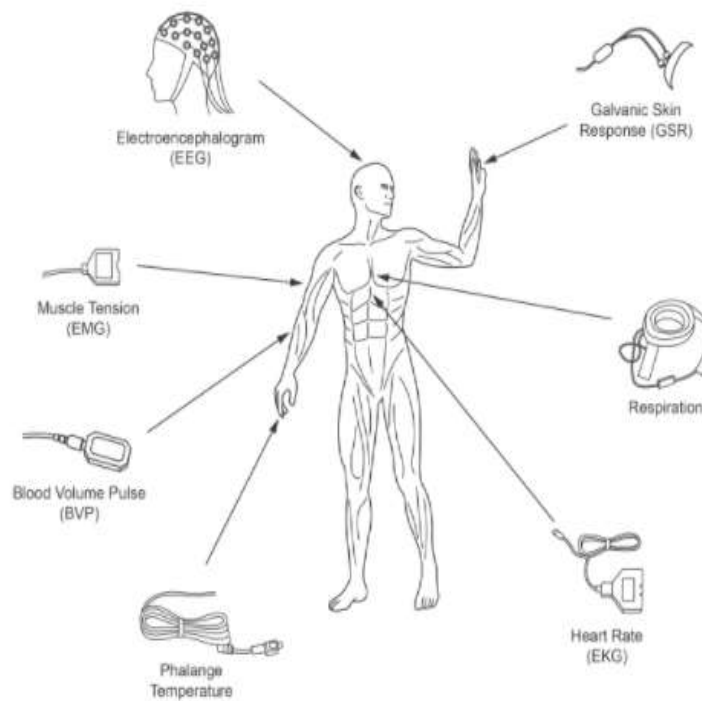
Εικόνα 11: Διαφορική κλίμακα έντασης πόνου[36]

Κανένα συγκεκριμένο εργαλείο μέτρησης κλίμακας πόνου δεν θεωρείται ιδανικό ή καλύτερο για κάθε κατάσταση. Οι ποσοτικές κλίμακες είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για την αξιολόγηση της απόκρισης στη θεραπεία επειδή μπορούν να προσδιορίσουν με σαφήνεια εάν ο πόνος βελτιώνεται ή επιδεινώνεται, αλλά δίνουν μια μικρή ιδέα για την ένταση του πόνου.

2.4. Βιοσήματα

Τα βιολογικά σήματα έχουν ευρεία χρήση στην βιοϊατρική κυρίως για την εξαγωγή πληροφορίας από το υπό εξέταση βιολογικό σύστημα. Με την εξέλιξη της επιστήμης της πληροφορικής, έχουμε αναπτύξει και υλοποίηση νέα καινοτόμα υπολογιστικά συστήματα παρακολούθησης βιολογικών σημάτων. Το βιολογικό σήμα[39] απαρτίζει την χρονική, χωρική, ή χωροχρονική καταγραφή ενός βιολογικού γεγονότος, όπως ένας συσπώμενος μυς ή μια ανθρώπινη παλλόμενη καρδιά. Η δραστηριότητα χημική, μηχανική ή ηλεκτρική που παρουσιάζεται κατά τη διάρκεια του βιολογικού γεγονότος παράγει σήματα που μπορούν να αναλυθούν και να μετρηθούν. Τα βιολογικά σήματα περιλαμβάνουν πληροφορίες που χρησιμοποιούνται για να εξηγήσουν τους φυσιολογικούς μηχανισμούς που υπάρχουν σε ένα βιολογικό σύστημα. Τα βιολογικά σήματα μπορούν να ανακτηθούν με πολλούς τρόπους, όπως από το στήθοσκόπιο για να ακούσει τον ήχο της καρδιάς ενός ασθενή ο γιατρός αλλά και με την χρήση εξαιρετικά

πολύπλοκων και τεχνολογικά προηγμένων βιοϊατρικών οργάνων. Στις περισσότερες περιπτώσεις, η απλή λήψη βιολογικών σημάτων δεν αρκεί. Για την ανάλυση τους πρέπει να ληφθούν περισσότερες σχετικές πληροφορίες. Οι βασικές μέθοδοι ανάλυσης σήματος όπως η ψηφιοποίηση, το φιλτράρισμα, η επεξεργασία και η αποθήκευση, έχουν τη δυνατότητα να εφαρμοστούν σε πολλά βιολογικά σήματα [39].



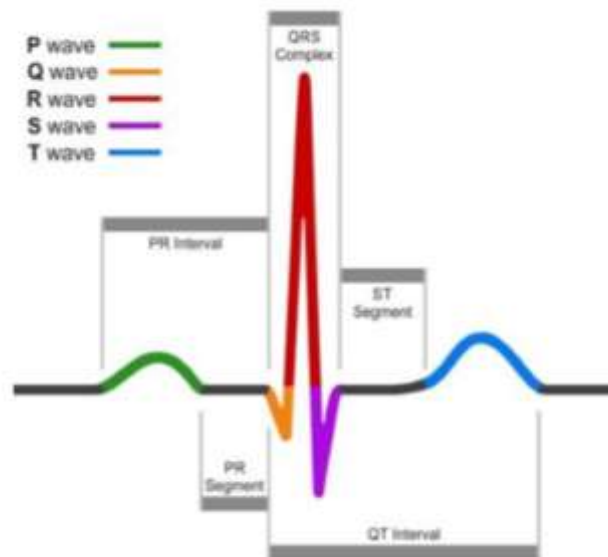
Εικόνα 12: Βιοσήματα [37]

Τα βιοσήματα ή βιολογικά σήματα, ομοίως με τα υπόλοιπα σήματα, έχουν τη δυνατότητα να καταχωρηθούν και να κατηγοριοποιηθούν με συγκεκριμένους τρόπους σε κατάλληλες κατηγορίες. Σύμφωνα με το σκοπό χρήσης, επιλέγουμε και την κατάλληλη ταξινόμηση. Στα πλαίσια αυτής της πτυχιακής εργασίας, αναπτύχθηκε το υπολογιστικό σύστημα για την επεξεργασία των σημάτων της ηλεκτρικής δραστηριότητας της καρδιάς και της αγωγιμότητας του δέρματος, σύμφωνα με τα συλλεγμένα δεδομένα στην βάση BIOVID HEAT PAIN.

2.4.1. Ηλεκτροκαρδιογράφημα ΗΚΓ

Το καρδιογράφημα ή ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) είναι μια οικονομική, ανώδυνη, εύκολη και γρήγορη εξέταση της δραστηριότητας της καρδιάς, ουσιαστικά γίνεται καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας των μυών της παλλόμενης καρδιάς όπου

μέσω του ηλεκτροκαρδιογράφου αποδίδει στην οθόνη ή σε ειδικό χαρτί χαρακτηριστικά γραφήματα που λέγονται επάρματα. Στα επάρματα, ο κάθετος άξονας αντιστοιχεί στο ηλεκτρικό δυναμικό και ο οριζόντιος άξονας αντιστοιχεί στο χρόνο[41]. Δίνει σημαντικές πληροφορίες στους γιατρούς για τα προβλήματα της καρδιάς και είναι το σημαντικότερο μέσο ελέγχου της, είναι ένα χρήσιμο διαγνωστικό εργαλείο στην εκτίμηση της σωστής καρδιακής λειτουργίας. Το ΗΚΓ αποτελείται από το σύμπλεγμα PQRST, το οποίο έχει εμβέλεια μόνο μερικών millivolt. Τις περισσότερες φορές, το εύρος ζώνης ενός τέτοιου σήματος είναι στην περιοχή 0,05 - 100 Hz. Κατά κανόνα το πρώτο βήμα στην επεξεργασία του ΗΚΓ είναι η αναγνώριση του R κύματος που αυτή γίνεται με διάφορες μεθόδους συγχρονισμού συνεχόμενων R-R παλμών. Μια πολύ χρήσιμη διαδικασία είναι η ανάλυση του διαστήματος που χρησιμοποιείται πρωτίστως στην εξάλειψη του θορύβου από το σήμα. Το Ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) καταγράφει την παραγωγή (τάσεις και δυναμικά) και εξάπλωση του ηλεκτρικού ρεύματος στην καρδιά δηλαδή τις μεταβολές στο ηλεκτρικό δυναμικό που συμβαίνουν διαδοχικά, ανά πάσα στιγμή στα κύτταρα της. Αντανακλά τα ηλεκτρικά γεγονότα που συνδέονται με την καρδιακή διέγερση και δίνει πληροφορίες σχετικά με την καρδιακή συχνότητα, το ρυθμό και άλλες σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την καρδιά [38][39][40][41].



Εικόνα 12: Σχηματικό φυσιολογικού ΗΚΓ [38]

Το φυσιολογικό ηλεκτροκαρδιογράφημά περιλαμβάνει ένα κύμα(έπαρμα) P, ένα «σύμπλεγμα» QRS, ένα κύμα T, ένα τμήμα ST και ένα κύμα U. Το κύμα P δημιουργείται από ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία παράγονται κατά την εκ πόλωση (συστολή) των

κόλπων. Το σύμπλεγμα QRS αποτελείται από τρία διαφορετικά κύματα τα Q, R και S οπού προκαλείται από ηλεκτρικά ρεύματα τα οποία παράγονται κατά την εκ πόλωση (συστολή) των κοιλιών. Το κύμα T δημιουργείται από την επάνοδο της κοιλιακής μάζας στην κατάσταση ηλεκτρικής ηρεμίας, κάποιες φορές ακολουθείται από το κύμα U, ένα μικρό θετικό κύμα. Το ST είναι φυσιολογικά στην ίδια οριζόντια γραμμή, την ισοηλεκτρική γραμμή.



Εικόνα 13: Τα επάρματα ενός φυσιολογικού ΗΚΓ [42]

Η κατάσταση της υγείας της καρδιάς φαίνεται στο σχήμα, στο εύρος, στη συχνότητα και τα χρονικά διαστήματα των προαναφερθέντων κυμάτων του ΗΚΓ. Συνεπώς, η όσο το δυνατόν μεγαλύτερης ακρίβειας ανίχνευση αυτών των κυμάτων, μπορεί να δίνει καλύτερα διαγνωστικά αποτελέσματα. Για να πραγματοποιηθεί όμως αυτό, απαιτούνται μέθοδοι οι οποίες θα μπορούν να διαμορφώνουν το σήμα έτσι ώστε να επιλέγονται τα χαρακτηριστικά του που είναι υπό εξέταση κάθε φορά. Το σύμπλεγμα QRS περιλαμβάνει δύο αρνητικά (Q, S) και ένα θετικό έπαρμα (R) ανάμεσα τους. Το σύμπλεγμα αυτό, αντιπροσωπεύει την εκ πόλωση του κοιλιακού μυοκαρδίου. Έπειτα μετά την κάθοδο του ερεθίσματος δια του κολποκοιλιακού κόμβου και του δεματίου του His, ξεκινάει η διέγερση των κοιλιών. Αρχικά εκ πολώνεται το μεσοκοιλιακό διάφραγμα με κατεύθυνση από αριστερά προς τα δεξιά παράγοντας στην απαγωγή V1 ένα μικρό θετικό (έπαρμα r), ενώ στην V6 ένα μικρό αρνητικό έπαρμα (έπαρμα q).

Έπειτα η ταυτόχρονη εκ πόλωση του τοιχώματος της δεξιάς και αριστερής κοιλίας με κατεύθυνση από δεξιά προς αριστερά λόγω επικράτησης της εκ πόλωσης της αριστερής

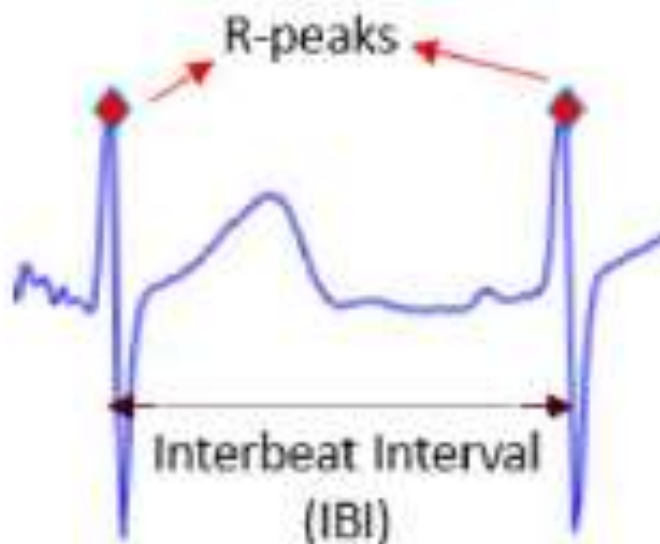
κοιλίας (μεγαλύτερη μυϊκή μάζα) παράγοντας στην V1 βαθύ αρνητικό (S), ενώ στην V6 ψηλό θετικό έπαρμα (R). Τελευταία, εκ πολώνονται το οπισθοβασικό τμήμα της αριστερής κοιλίας και η οπίσθια μοίρα του μεσοκοιλιακού διαφράγματος. Μια απαγωγή τις περισσότερες φορές έχει ένα έπαρμα R, αλλά μπορεί να ακολουθήσει και δεύτερο, πράγμα που ισχύει και για το έπαρμα S. Όμως μια απαγωγή δεν μπορεί να έχει και δεύτερο Q. QS ονομάζεται όταν από μία απαγωγή απουσιάζει το R και υπάρχει μία μόνο αρνητική απόκλιση. Ενώ πολικότητα ονομάζεται όταν η διάρκεια του QRS είναι φυσιολογική και η φορά του στην απαγωγή V1 είναι φυσιολογικά αρνητική. Διάρκεια λέγεται όταν φυσιολογικά, εφόσον οι δύο κοιλίες εκ πολώνονται ταυτόχρονα και η διάρκεια του QRS είναι ίση ή μικρότερη των 0.12sec. Το συνολικό δυναμικό του QRS καθορίζεται από το αλγεβρικό άθροισμα των επιμέρους θετικών και αρνητικών επαυμάτων. Το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ), δηλαδή η τάση που δημιουργείται από τον καρδιακό μυ κατά τη διάρκεια των καρδιακών παλμών, όπως θα περιγράψουμε στην πειραματική διαδικασία της βάσης δεδομένων του BIOVID HEAT PAIN, μετρήθηκε χρησιμοποιώντας δύο ηλεκτρόδια, ένα στην άνω δεξιά και μία στην κάτω αριστερή πλευρά.

Θόρυβος στα σήματα ΗΚΓ

Η συχνότητα του σήματος του ΗΚΓ συνήθως κυμαίνεται μεταξύ 0,5Hz-100Hz. Συχνά επηρεάζεται από διάφορους θορύβους κατά την λήψη του, με αποτέλεσμα το σήμα του ΗΚΓ να έχει διάφορες παρεμβολές όπως χαμηλής συχνότητας, μυϊκές παρεμβολές και ηλεκτρομαγνητικές. Έτσι το σήμα χρειάζεται να περάσει τη διαδικασία αποθορύβωσης και άρα εφαρμογής φίλτρων. Χωρίς την εφαρμογή φίλτρων στο σήμα, τα αποτελέσματα θα ήταν ανακριβή οδηγώντας σε λάθος διαγνώσεις. Για αυτό το λόγο είναι απαραίτητη η προ επεξεργασία του σήματος για τη βελτίωση της ποιότητας του σήματος. Αυτό μειώνει τον θόρυβο και απομακρύνει την μετατόπιση. Στα πλαίσια της πτυχιακής, τα κύματα R του ΗΚΓ εντοπίστηκαν από έναν αυτόματο αλγόριθμο που βασίστηκε στον αλγόριθμο Pan-Tompkins[43], για την ανίχνευση QRS. Το σήμα inter-beat interval (IBIs) κατασκευάστηκε από διαδοχικούς καρδιακούς παλμούς. Στη συνέχεια, εξήχθησαν κάποια χαρακτηριστικά από το ΗΚΓ, όπως περιγράφονται στο κεφάλαιο 3.

Μεσοδιαστήματα Κορυφών R του συμπλέγματος QRS

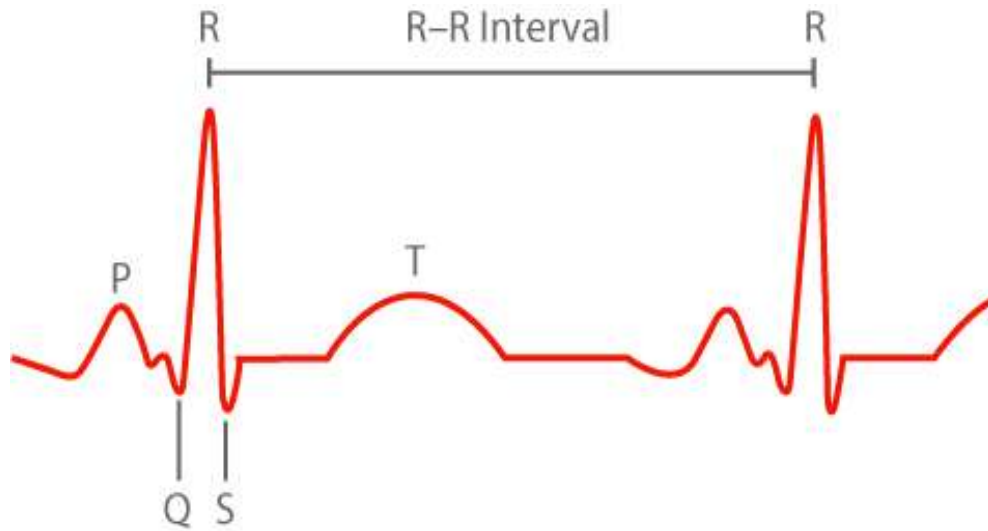
Τα μεσοδιαστήματα κορυφών R του συμπλέγματος QRS (RR intervals) είναι ένας επιστημονικός όρος που χρησιμοποιείται σε σχέση με το χρονικό διάστημα μεταξύ μεμονωμένων παλμών της καρδιάς. Το διάστημα R-R, συναντάται επίσης με την ορολογία "inter-beat interval", συντομεύεται "IBI", και μερικές φορές επίσης ως "beat-to-beat" διάστημα.



Εικόνα 14: Σήμα ΗΚΓ που δείχνει το μεσοδιάστημα δύο κορυφών R , ένα IBI [44]

Το μεσοδιάστημα δυο κορυφών R, RR interval ή IBI ορίζεται ως η μέτρηση του χρόνου μεταξύ των διαδοχικών παλμών, μετριέται σε μονάδες χιλιοστών του δευτερολέπτου (milliseconds) επίσης στην φυσιολογική καρδιακή λειτουργία κάθε τιμή IBI ποικίλλει από παλμό σε παλμό. Αυτή η λειτουργία είναι γνωστή ως μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού (HRV). Ωστόσο, ορισμένες καρδιακές παθήσεις μπορεί να προκαλέσουν τις μεμονωμένες τιμές IBI να γίνουν σχεδόν σταθερές. Η διακύμανση καρδιακού ρυθμού δείχνει τις μεταβολές του καρδιακού ρυθμού από παλμό σε παλμό και έχει αποδειχθεί ότι έχει σχέση άμεσα με σημαντικές παθολογικές καταστάσεις, ενώ είναι σύμφωνα με αρκετούς μελετητές ένας από τους πιο αδιαμφισβήτητους δείκτες για την καρδιακή κατάσταση και μπορεί να εξαχθεί από την ανάλυση του ΗΚΓ. Η ανάλυση της αποτελεί μία από τις πιο σύγχρονες προσεγγίσεις στη διάγνωση και ανάλυση παθήσεων

που έχουν σχέση με την καρδιά ή γενικότερα άλλων παθήσεων, και πολλές άλλες περιπτώσεις που σχετίζονται με τη φυσιολογία και την ιατρική [45] .

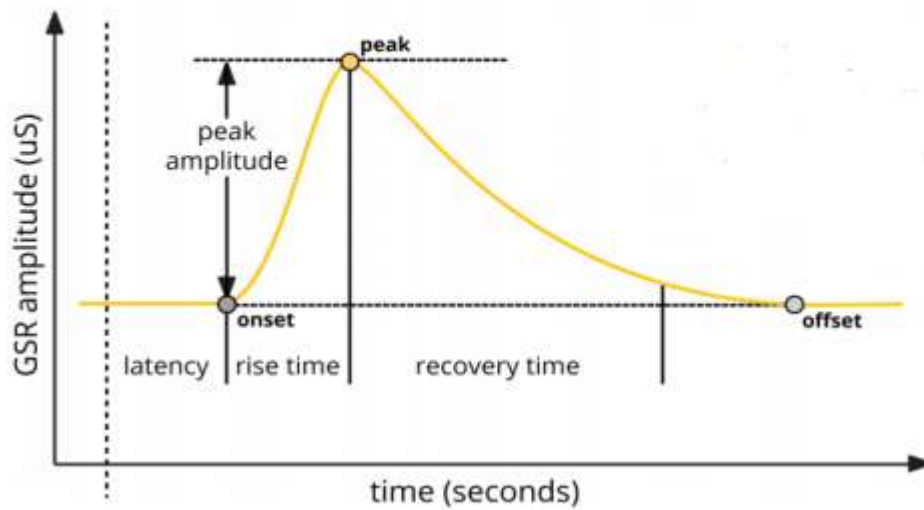


Εικόνα 15: R-R Interval [46]

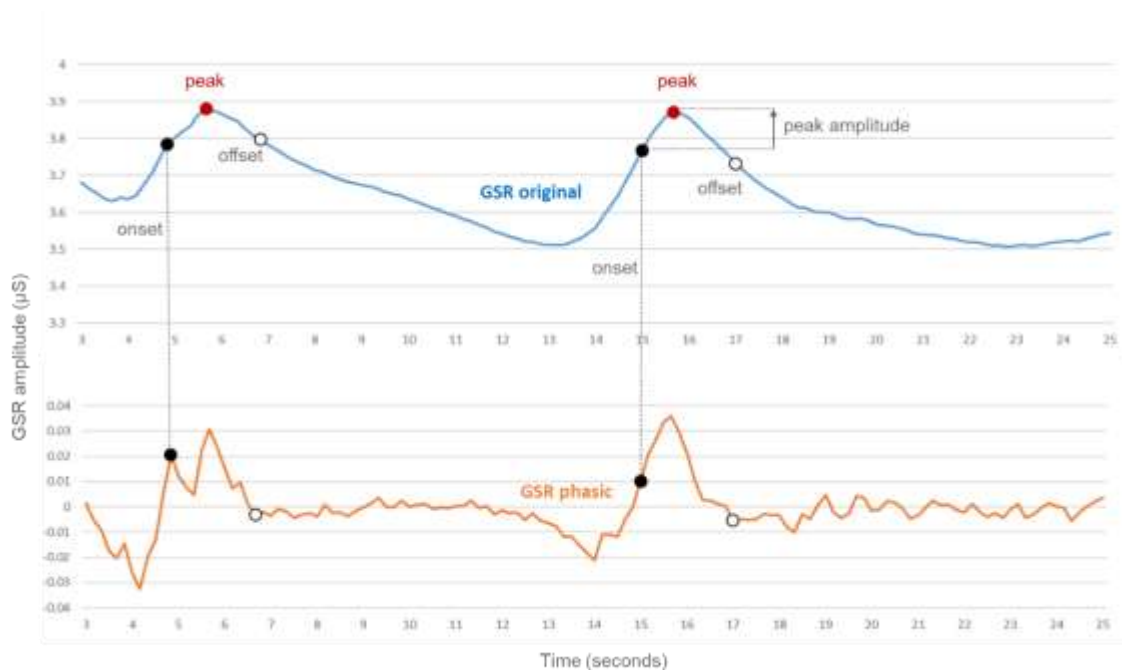
2.4.2. Ηλεκτροδερμική δραστηριότητα (EDA)

Ένας επίσης αποτελεσματικός τρόπος μέτρησης της συναισθηματικής διέγερσης είναι αυτή της ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας EDA (Electrodermal Activity), η οποία συναντάτε και με τους όρους, γαλβανική απόκριση δέρματος (Galvanic Skin Response GSR) ή απόκριση αγωγιμότητας δέρματος (Skin Conductance Response SCR). Η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα είναι μια μέτρηση που καταγράφει την ηλεκτρική δραστηριότητα στην επιφάνεια του δέρματος. Ορίζεται σαν μια αλλαγή στις ηλεκτρικές ιδιότητες του δέρματος, απεικονίζει τη δυνατότητα του δέρματος να αλλάζει την ηλεκτρική του αγωγιμότητα. Η συμπεριφορά του δέρματος είναι ανάλογη με τον αριθμό των ενεργών ιδρωτοποιών αδένων και δεδομένου ότι η ενεργοποίηση των ανθρώπινων ιδρωτοποιών αδένων ελέγχεται κυρίως από το συμπαθητικό νευρικό σύστημα (Sympathetic Nervous Systems SNS), είναι σαφές ότι η γαλβανική δραστηριότητα του δέρματος είναι ένας αξιόπιστος τρόπος μέτρησης της συμπαθητικής ενεργοποίησης . Καθώς τα χέρια και τα πόδια έχουν την υψηλότερη πυκνότητα ιδρωτοποιών αδένων, αυτές οι περιοχές του σώματος χρησιμοποιούνται πιο συχνά για μέτρηση. Είναι μία από τις μεθόδους που αξιοποιούνται για την καταγραφή των συναισθηματικών αντιδράσεων και τις τελευταίες δεκαετίες καταγράφεται μια αυξητική τάση της καταγραφής της

ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας και ένας από τους λόγους είναι η αύξηση του αριθμού των ερευνών με θέμα την καταγραφή και μελέτη των συναισθημάτων[47] .



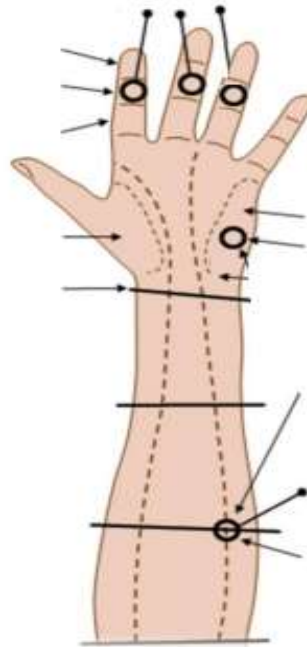
Εικόνα 15: Ένα ιδανικό Skin Conductance Responses (SCR) σήμα [48]



Εικόνα 16: GSR original και GSR phasic [48]

Για τη μέτρησή της γίνεται χρήση εξειδικευμένων συσκευών καταγραφής με αισθητήρες ηλεκτροδίων. Ο τρόπος με τον οποίο το δέρμα ανταποκρίνεται σε διαφορετικά ερεθίσματα (επίπεδα θερμοκρασίας) καταγράφηκε στο BIOVID HEAT PAIN dataset, με την χρήση δυο ηλεκτροδίων τοποθετημένα στον δείκτη και το

παράμεσο δάχτυλο. Και οι δύο αισθητήρες εφαρμοστήκαν στις άκρες των δακτύλων του ενός χεριού. Η ροή ηλεκτρικού ρεύματος σε διαφορά σημεία του χεριού είναι ένδειξη της ενεργοποίησης του αυτόνομου νευρικού συστήματος και σχετίζεται με την παραγωγή ιδρώτα. Όσο περισσότερο ιδρώτα(έντονες συναισθηματικές αντιδράσεις) παράγουν οι ιδρωτοποιοί αδένες του σώματος, τόσο πιο πολύ αγωγιμότητα έχουμε.



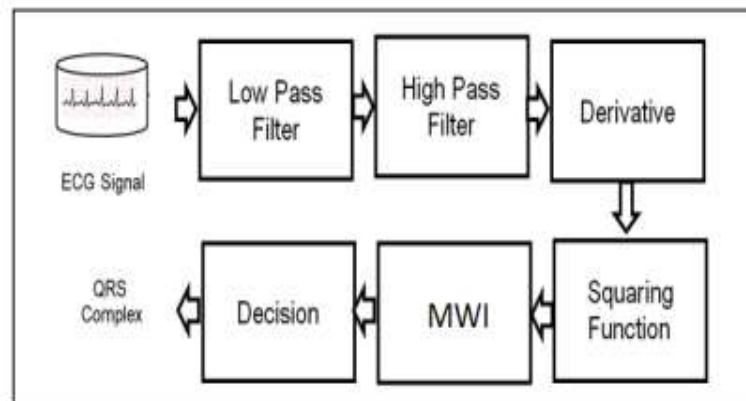
Εικόνα 17: Πιθανά σημεία μέτρησης [49]

2.5. Ο αλγόριθμος Pan & Tompkins

Ο αλγόριθμος Pan & Tompkins [43], είναι ο πιο γνωστός και αξιόπιστος αλγόριθμος για την ανίχνευση των συμπλεγμάτων QRS των σημάτων ΗΚΓ. Ο αλγόριθμος ενσωματώνει μια διαδικασία αποθορύβωσης του σήματος με την εφαρμογή μια σειράς από φίλτρα και θέτει δυναμικά προσαρμοστικά κατώφλια για την εύρεση των κορυφών R, αυξάνοντας έτσι σημαντικά τον λόγο σήματος-θορύβου[43][50].

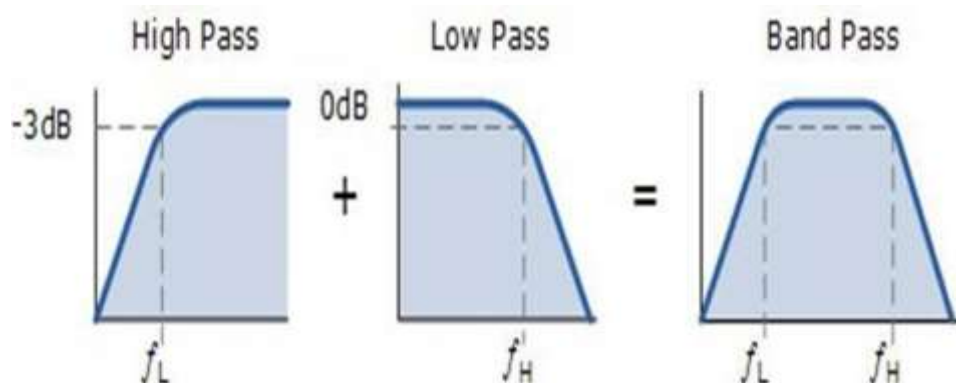
Όπως προαναφέρθηκε κάθε παλμός της καρδιάς είναι σαν μια σειρά από ηλεκτρικά κύματα με κορυφές και κοιλίες, τα οποία σε ένα τυπικό ηλεκτροκαρδιογράφημα χαρακτηρίζονται από τα γράμματα P, Q, R, S, T, U. Το σύμπλεγμα QRS αντιπροσωπεύει τη συστολή των κοιλιών της καρδιάς, το P κύμα αντιπροσωπεύει τη συστολή των κόλπων της καρδιάς και το T κύμα αντιπροσωπεύει την επαναφορά των κοιλιών σε κατάσταση ηρεμίας. Το U κύμα είναι ορατό συνήθως στο 50 με 75% του ΗΚΓ. Ο αλγόριθμος Pan

και Tompkins αναπτύχθηκε για την αναγνώριση σε πραγματικό χρόνο των συμπλεγμάτων QRS σε ηλεκτροκαρδιογραφήματα, βασιζόμενος στην ανάλυση του ύψους, της κλίσης και του πλάτους των εντοπισμένων επαρμάτων.



Εικόνα 18: Μπλοκ διαγράμματος συστήματος ανίχνευσης QRS συμπλέγματος [51]

Ο αλγόριθμος Pan & Tompkins εφαρμόζει μια σειρά φίλτρων για να αφαιρέσει το θόρυβο. Το σήμα περνάει από ένα ζωνοπερατό φίλτρο το οποίο περιλαμβάνει ένα βαθυπερατό φίλτρο το οποίο διαδέχεται ένα υψυπερατό φίλτρο. Έπειτα το σήμα υπόκειται σε διαφορίση μια τυπική τεχνική εντοπισμού των μεγάλων κλίσεων οι οποίες υπό φυσιολογικές συνθήκες ξεχωρίζουν τα QRS συμπλέγματα από τα υπόλοιπα κύματα του HRV, και το τετραγωνισμό ώστε να γίνει το αποτέλεσμα θετικό και να ενισχυθούν οι υψηλότερες συχνότητες που προέκυψαν από τη διαφορίση. Στην συνέχεια εφαρμόζεται ολοκλήρωση κινούμενου παραθύρου. Τέλος με τη χρήση προσαρμοστικών κατωφλιών αποφασίζεται για το αν ένα σημείο ανόδου της καμπύλης αποτελεί κορυφή R του συμπλέγματος QRS ή όχι.



Εικόνα 19: Band Pass Filter – BPF[52]

Πιο αναλυτικά, το ζωνοπερατό φίλτρο (ή ζωνοδιαβατό, Band Pass Filter - BPF) χρησιμοποιεί μόνο ακέραιους συντελεστές, για αυτό χρησιμοποιεί μια ειδική κατηγορία

ψηφιακών φίλτρων. Αυτό έγινε έτσι ώστε οι αριθμητικές πράξεις που απαιτούνται να έχουν όσο το δυνατόν χαμηλότερο υπολογιστικό κόστος ώστε συνολικά ο αλγόριθμος να μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου σε αντίθετη περίπτωση ο υπολογιστικός χρόνος θα ήταν απαγορευτικός.

Έπειτα για να διατηρηθεί ο περιορισμός, το ζωνοδιαβατό φίλτρο υλοποιείται με την διαδοχή δύο φίλτρων, ενός βαθυπερατού και ενός υψιπερατού.

$$H(z) = \frac{1}{32} \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2}.$$

Εικόνα 20: Η συνάρτηση μεταφοράς του βαθυπερατού φίλτρου δεύτερης τάξης

$$y(n) = 2y(n-1) - y(n-2) + \frac{1}{32} [x(n) - 2x(n-6) + x(n-12)].$$

Εικόνα 21: Η έξοδος $y(n)$, σχετίζεται με την είσοδο $x(n)$

Το φίλτρο απομονώνει την ενέργεια των συμπλεγμάτων QRS που εστιάζεται στα 5-15Hz, εξασθενώντας τα κύματα P και T που χαρακτηρίζονται από χαμηλές συχνότητες, ενώ εξασθενεί τις υψηλές συχνότητες λόγω μυϊκού θορύβου και ηλεκτρικών παρεμβολών. Το επόμενο βήμα της διαφόρισης είναι να ληφθούν πληροφορίες σχετικά με την κλίση του σήματος, ενισχύοντας έτσι τα τμήματα μεγάλης κλίσης που χαρακτηρίζει τα συμπλέγματα QRS.

$$H(z) = \frac{1}{8T} (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2)$$

Εικόνα 22: Η συνάρτηση μεταφοράς της διαφόρισης

$$y(n) = \frac{1}{8} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)]$$

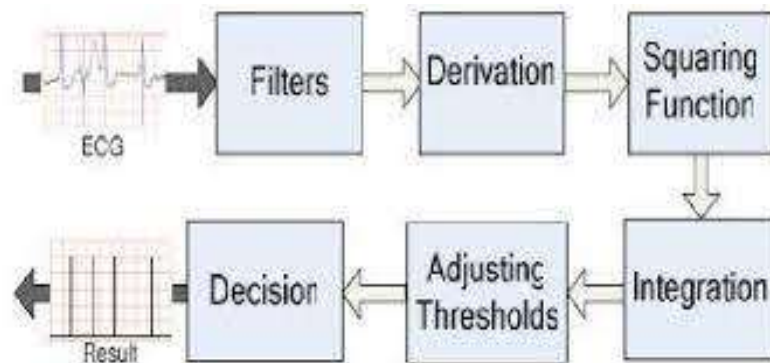
Εικόνα 23: Η έξοδος $y(n)$, σχετίζεται με την είσοδο $x(n)$

Ακολουθεί ένας μη γραμμικός μετασχηματισμός ο τετραγωνισμός του σήματος. Στη συνέχεια ακολουθεί ο τετραγωνισμός του σήματος.

$$y(n) = (x(n))^2$$

Εικόνα 24: Ο τετραγωνισμός του σήματος

Πριν από την ολοκλήρωση ο στόχος είναι να γίνουν όλα τα δεδομένα θετικά, ενώ παράλληλα να εξασθενήσουν ορισμένες υψηλές συχνότητες που δημιουργήθηκαν από τη διαφόριση. Η τετραγωνισμένη κυματομορφή διέρχεται από ένα βαθυπερατό φίλτρο. Αυτό το φίλτρο απομονώνει την ενέργεια των QRS και μειώνει τις κορυφές που χαρακτηρίζονται από χαμηλές συχνότητες. Στη συνέχεια γίνεται χρήση προσαρμοζόμενων κατωφλίων που προσαρμόζονται ανάλογα με τις τιμές των κορυφών που εντοπίζονται.



Εικόνα 25: Διάγραμμα του αλγορίθμου Pan – Tompkins [43]

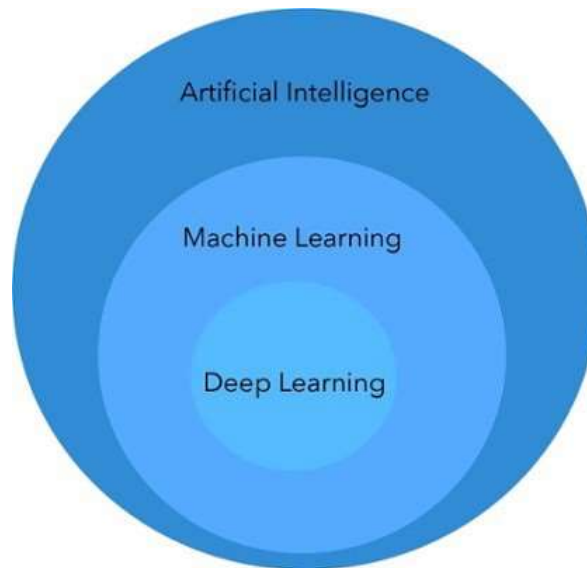
2.6. Μηχανική Μάθηση

Η μηχανική μάθηση (Machine Learning - ML) είναι ένας κλάδος της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence - AI), όπου εξετάζει τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μάθουν από τα δεδομένα και να κάνουν προβλέψεις με αυτά. Υπάρχουν αρκετοί ορισμοί για την μηχανική μάθηση όπως:

- Arthur Samuel (1959): “Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν προγραμματιστεί ρητά”.
- Tom Mitchell (1997): “Ένα πρόγραμμα υπολογιστή θεωρείται ότι μαθαίνει από την εμπειρία E ως προς μια κλάση εργασιών T και ένα μετρό απόδοσης P , αν η επίδοσή του σε εργασίες της T , όπως μετριοούνται από τη P , βελτιώνεται με την εμπειρία E ”.

Η μηχανική μάθηση έχει πληθώρα εφαρμογών όπως: βιοπληροφορική, βελτιστοποίηση, αναγνώριση γραφικού χαρακτήρα και ομιλίας, υπολογιστική όραση, κατηγοριοποίηση δεδομένων κ.α. Η μηχανική μάθηση, θέτει κάποια σημαντικά ηθικά ζητήματα όπως η υπεύθυνη συλλογή δεδομένων που είναι ένα κρίσιμο και σημαντικό κομμάτι. Στην ουσία η μηχανική μάθηση είναι ένας κλάδος της τεχνητής νοημοσύνης που ασχολείται με τη

δημιουργία αλγορίθμων, οι οποίοι σύμφωνα με τα δεδομένα που λαμβάνουν ως είσοδο, έχουν πιθανές προβλέψεις ή αποφάσεις ως έξοδο.



Εικόνα 26: Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning [53]

Υπάρχουν τρεις βασικές κατηγορίες μηχανικής μάθησης, οι οποίες είναι:

- **Επιτηρούμενη μάθηση (Supervised Learning):** Το υπολογιστικό πρόγραμμα δέχεται τις παραδειγματικές εισόδους καθώς και τα επιθυμητά αποτελέσματα από έναν «δάσκαλο», και ο στόχος είναι να μάθει έναν γενικό κανόνα προκειμένου να αντιστοιχίσει τις εισόδους με τα αποτελέσματα. Οι πιο δημοφιλείς τεχνικές εποπτευόμενης μηχανικής μάθησης αφορούν προβλήματα ερμηνείας (Interpretation), πρόγνωσης (Prediction), ταξινόμησης (Classification).
- **Μη επιτηρούμενη μάθηση (Unsupervised Learning):** Χωρίς να παρέχεται κάποια εμπειρία στον αλγόριθμο μάθησης, πρέπει να βρει την δομή των δεδομένων εισόδου. Η Μη Επιτηρούμενη μάθηση μπορεί να είναι αυτοσκοπός (ανακαλύπτοντας κρυμμένα μοτίβα σε δεδομένα) ή μέσο για ένα τέλος (χαρακτηριστικό της μάθησης). Οι πιο διάσημες τεχνικές της μη επιτηρούμενης μηχανικής μάθησης αφορούν προβλήματα ομαδοποίησης (clustering), εξαγωγή κανόνων συσχέτισης (Association Rule Mining), μείωση διαστάσεων (clustering).
- **Ενισχυτική μάθηση (Reinforcement Learning):** Για να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος, ο αλγόριθμος μάθησης αλληλοεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον. Η πιο γνωστή τεχνική της ενισχυτικής μάθησης είναι συνήθως για προβλήματα προγραμματισμού (Planning).

Με την πρόοδο της μηχανικής μάθησης, έχουν προκύψει και άλλες κατηγορίες όπως είναι η ενεργή μάθηση (Active Learning) και η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-Supervised Learning).

3. Επεξεργασία Σήματος: Βάση δεδομένων & χαρακτηριστικά

Σε αυτό το κεφάλαιο παρουσιάζεται η πειραματική μεθοδολογία που αφορά την επεξεργασία σήματος για την υλοποίηση της πτυχιακής εργασίας. Αρχικά, δίνεται η περιγραφή της βάσης δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε (περιγράφονται όλα τα δεδομένα που περιέχονται στη βάση δεδομένων), BIOVID HEAT PAIN [1], καθώς και οι λόγοι που συντέλεσαν καθοριστικό ρόλο στην επιλογή της. Στην συνέχεια, περιγράφονται τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από κάθε βιοσήμα, δηλαδή το ηλεκτροκαρδιογράφημα και την ηλεκτροδερμική δραστηριότητα. Η επεξεργασία των δεδομένων σήματος πραγματοποιήθηκε στο πρόγραμμα MATLAB.

3.1. Βάση Δεδομένων BIOVID HEAT PAIN

Η βάση δεδομένων BIOVID HEAT PAIN [1], είναι ένα ανοιχτό σύνολο δεδομένων το οποίο διατίθεται μετά από υπογραφή συμφωνητικού χρήσης των δεδομένων για ερευνητικούς σκοπούς.

Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει σήματα ηλεκτροκαρδιογραφήματος, ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας αλλά και βίντεο καθώς οι συμμετέχοντες βιώνουν πέντε διαφορετικά επίπεδα πόνου προκαλούμενα από αύξηση θερμοκρασίας στο δέρμα. Ακολουθεί η περιγραφή του συνόλου.

3.1.1. Μεθοδολογία συλλογής δεδομένων BIOVID HEAT PAIN database

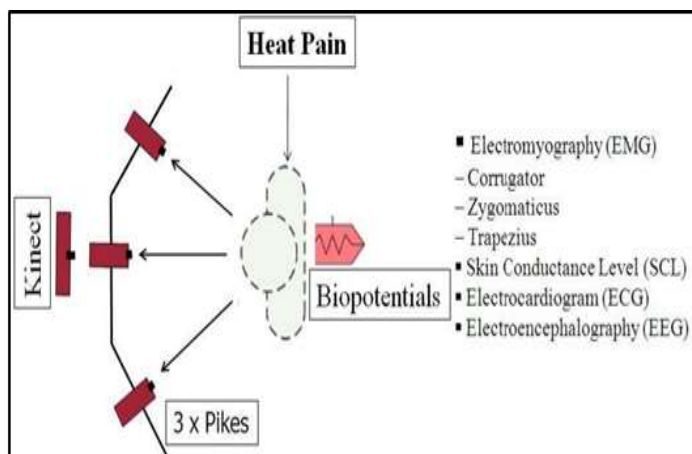
Συμμετέχοντες

Η βάση δεδομένων BIOVID HEAT PAIN[1], περιλαμβάνει καταγραφές από 90 συμμετέχοντες, οι ηλικιακές ομάδες των οποίων ταξινομούνται ως εξής:

- 18-35 (N = 30 μισοί άντρες / γυναίκες).
- 36-50 (N = 30 μισοί άντρες / γυναίκες).
- 51-65 (N = 30 μισοί άντρες / γυναίκες).

Παράμετροι

Βιοδυναμική: Ένας ενισχυτής Nexus-32 χρησιμοποιήθηκε για την καταγραφή βιοψυχολογικών δεδομένων κατά τη διάρκεια του πειράματος. Τα βιοσήματα και τα δεδομένα συμβάντων καταγράφηκαν μέσω του λογισμικού Biotrace.



Εικόνα 27: Πειραματική διαδικασία BIOVID PAIN [1]

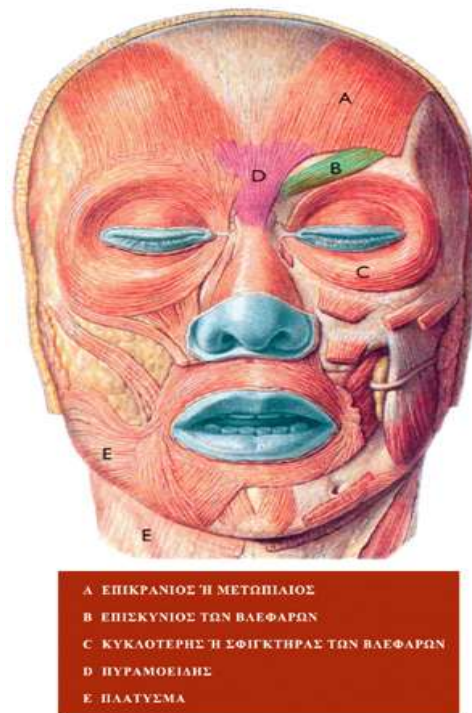
Εξήχθησαν τα παρακάτω χαρακτηριστικά(περιγράφονται όλα τα χαρακτηριστικά που έχει η βάση δεδομένων BIOVID PAIN dataset σύμφωνα με το ερευνητικό άρθρο και δίνετε μια αναφορά σε όλα όπως για την Ηλεκτροδερμική δραστηριότητα, το Ηλεκτροκαρδιογράφημα(ΗΚΓ), το Ηλεκτρομυογράφημα(ΗΜΓ) και το Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα(ΗΕΓ) κ.α., στα παρακάτω κεφάλαια θα αναλύσουμε ποια από τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιήσαμε:

α) Ηλεκτροδερμική δραστηριότητα : Για να μετρηθεί το επίπεδο αγωγιμότητας του δέρματος, δύο ηλεκτρόδια (αισθητήρα) τοποθετήθηκαν στο δείκτη και στο δακτύλιο. Δεδομένου ότι οι ιδρωτοποιοί αδένες ενεργοποιούνται ανάλογα με την ψυχο-συναισθηματική κατάσταση του ατόμου, η ηλεκτροδερμική δραστηριότητα θεωρείται ένας καλός δείκτης της «εσωτερικής» έντασης που βιώνει το άτομο.

β) Ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ): Το μέσο δυναμικό δράσης της καρδιάς μετρήθηκε από το δέρμα χρησιμοποιώντας δύο ηλεκτρόδια, ένα στην πάνω δεξιά και μία στην κάτω αριστερή πλευρά του σώματος. Τα κοινά χαρακτηριστικά του σήματος ΗΚΓ είναι ο καρδιακός ρυθμός, το διάστημα μεταξύ των παλμών και η μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού (ΗΚΓ). Ο καρδιακός ρυθμός αντανακλά τη συναισθηματική δραστηριότητα, ενώ το ΗΚΓ αναφέρεται στην ταλάντωση του διαστήματος μεταξύ διαδοχικών καρδιακών παλμών.

γ) Ηλεκτρομυογράφημα (ΗΜΓ): Για την καταγραφή του ΗΜΓ χρησιμοποιήθηκαν δύο κανάλια για αυλακωτούς, ζυγωματικούς και τραπεζοειδής μυς. Σε περιοχές μυών του προσώπου, όπως ο επισκύνιος μυς (corrugator supercilii), που τραβά το φρύδι για να σχηματιστεί ένα συνοφρυωμένο ζυγωματικό , και ανυψώνει τη γωνία του στόματος κατά

τη διέγερση του πόνου. Η δραστηριότητα του τραπεζοειδή μυ είναι μια ένδειξη υψηλού επιπέδου άγχους που πρέπει να αναμένεται κατά τη διέγερση του πόνου.



Εικόνα 28:Επισκύνιος Μύς[54]

δ)Ηλεκτροεγκεφαλογράφημα(ΗΕΓ): Μετρήσανε 21 κανάλια ΗΕΓ συμπεριλαμβανομένων δύο καναλιών Ηλεκτροοφθαλμογράφημα(ΗΟΓ) (οριζόντια, κάθετα). Το EEG καταγράφηκε από 19 τοποθεσίες σύμφωνα με το σύστημα 10/20 χρησιμοποιώντας ένα Easycap. Τα ηλεκτρόδια Ag / AgCl τοποθετήθηκαν στα FP1, FP2, AFz, F3, F5, F7, F6, Fz, C3, C5, Cz, FCz, P3, P5, Pz, O1, O2, T7 και T8. Το συνδεδεμένο μαστοειδές (A1, A2) χρησίμευσε ως αναφορά.(Τα δεδομένα του ΗΕΓ δεν δίνονται στην ανοιχτή ψηφιακή βάση δεδομένων «BioVid Heat Pain Database»)

Σήματα βίντεο

Για την καταγραφή βίντεο χρησιμοποίησανε διάφορες ρυθμίσεις. Αυτό επέτρεψε στον συμμετέχοντα της μελέτης να κινήσει το κεφάλι του ελεύθερα, διασφαλίζοντας παράλληλα ότι το πρόσωπό του είναι πλήρως ορατό ακόμη και σε περίπτωση περιστροφής μεγάλου επιπέδου. Χρησιμοποίησανε τρεις κάμερες AVT Pike F145C, μία ακριβώς μπροστά από τον συμμετέχοντα της μελέτης και δύο στο πλάι. Οι κάμερες Pike ενεργοποιήθηκαν συγχρόνως με ρυθμό καρτέ 25 Hz και καταγράφηκαν σε ανάλυση 1388 x 1038pixel. Για να συγχρονίσουν τις ροές βίντεο και τα δεδομένα βιοσημάτων,

καταγράψανε μια συχνότητα του σήματος ενεργοποίησης της κάμερας μαζί με τα βιοσήματα χρησιμοποιώντας τη συσκευή Nexus. Επιπλέον, χρησιμοποίησαν έναν αισθητήρα Kinect πάνω από την μπροστινή κάμερα Pike. Το Kinect είναι ένας αισθητήρας για την εκτίμηση της στάσης του κεφαλιού που έχει δείξει επίσης δυνατότητες αναγνώρισης έκφρασης προσώπου. Οι ροές βίντεο Kinect και Pike συγχρονίστηκαν χειροκίνητα.

3.1.2. Πειραματική διαδικασία BIOVID HEAT PAIN database

Για την πρόκληση πόνου χρησιμοποίησαν ένα θερμόμετρο (PATHWAY, <http://www.medoc-web.com>) στο δεξί χέρι. Με αυτό το είδος τεχνολογίας είναι δυνατόν να προκληθεί συγκεκριμένος πόνος υπό συνθήκες υψηλού ελέγχου χωρίς να προκληθούν εγκαύματα στο δέρμα. Η θερμοκρασία των 50,5 ° C δεν ξεπερνιέται. Κατά τη διάρκεια του πειράματος οι συμμετέχοντες κάθισαν σε μια καρέκλα, με τα χέρια τους ακουμπισμένα στο γραφείο.



Εικόνα 29: Αισθητήρας SC [1]

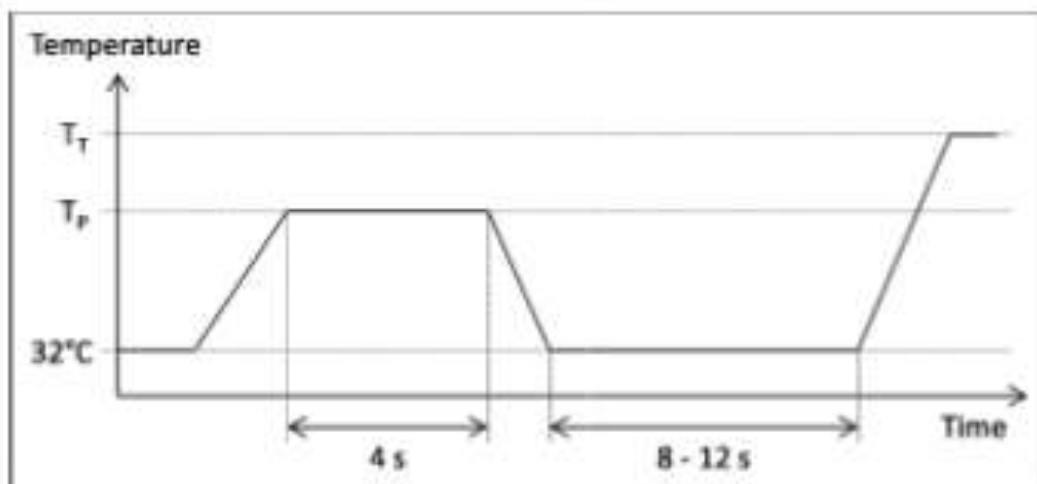
Συνολικά, πραγματοποιήσανε 6 υπό-πειράματα.

1. Βαθμονόμηση κατωτάτων ορίων (Calibration of thresholds): Στην αρχή του πειράματος δοκίμασαν για κάθε συμμετέχοντα τον πόνο (TP) και τα όρια ανοχής (TT). Τους έδωσαν οδηγίες ορίων πόνου και ορίων ανοχής (περιγράφετε πότε θα πατούσαν το κουμπί διακοπής σε περίπτωση που δεν ένιωθαν καλά):

- Οδηγίες ορίων πόνου: Πάτημα του κουμπιού διακοπής όταν εμφανιζόταν μια αίσθηση όπως καψίματος ή τσίμπημα εκτός από την αίσθηση θερμότητας.
- Οδηγίες ορίων ανοχής: Πάτημα του κουμπιού διακοπής όταν δεν μπορούσαν να αποδεχτούν τη θερμότητα.

Χρησιμοποίησαν αυτά τα όρια ως δύο επίπεδα πόνου και προσθέσανε δύο επιπλέον ενδιάμεσα επίπεδα, επιτυγχάνοντας έτσι τέσσερα επίπεδα πόνου συνολικά. Οι θερμοκρασίες κατανέμονται εξίσου στο εύρος μεταξύ TP και TT.

2. Διέγερση πόνου (I): Για περίπου 25 λεπτά, διεγείρανε τυχαία στους συμμετέχοντες με τα τέσσερα επιμέρους επίπεδα πόνου. Κάθε επίπεδο πόνου εφαρμόστηκε 20 φορές, με αποτέλεσμα συνολικά 80 καταγραφές. Η εικόνα 32 δείχνει μια γραφική παράσταση θερμοκρασίας ενός ερεθίσματος και την ακόλουθη παύση. Η μέγιστη θερμοκρασία κάθε επιπέδου πόνου διατηρήθηκε για 4 δευτερόλεπτα. Οι παύσεις μεταξύ των ερεθισμάτων τυχαιοποιήθηκαν μεταξύ 8-12 δευτερολέπτων. Η μέτρηση πραγματοποιήθηκε χωρίς ΗΜΓ του προσώπου, προκειμένου τα ηλεκτρόδια στο πρόσωπο να μην θέτουν σε κίνδυνο την αναγνώριση της μίμησης (εγγραφή βίντεο) και έτσι να διευκολύνουν τον συγχρονισμό δεδομένων με βάση την εγγραφή βίντεο και τα βιοσήματα .

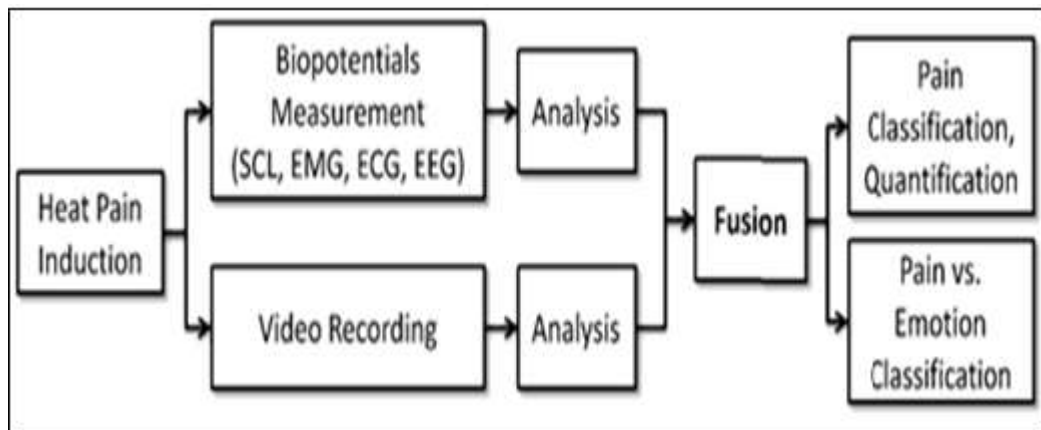


Εικόνα 30: Θερμική διέγερση και παύση μεταξύ ερεθισμάτων [1]

3. Διατύπωση βασικών συναισθημάτων: Οι συμμετέχοντες έθεσαν κάθε βασικό συναίσθημα (ευτυχία, θλίψη, θυμός, αηδία, φόβος, πόνος) με σύντομο χρονογράφημα (1 λεπτό).

4. Πρόκληση συναισθημάτων με εικόνα: Δημιουργήσανε ένα συναίσθημα από προβολή εικόνων συναισθηματικού περιεχομένου, οι οποίες προέρχονται από τη βάση του διεθνούς συστήματος συναισθηματικών εικόνων(IAPS). Παρουσιάστηκαν συνολικά 28 εικόνες: 7 θετικές σε σθένος / χαμηλή διέγερση, 7 αρνητικές σε σθένος / χαμηλή διέγερση, 7 θετικές σε σθένους / υψηλή διέγερση και 7 αρνητικές σε σθένος / υψηλή διέγερση.

5. Πρόκληση συναισθήματος με βίντεο κλίπ: Δημιουργήσανε βασικά συναισθήματα (ευτυχία, θλίψη, θυμός, αηδία, φόβο) με βίντεο κλιπ. Παρουσιάστηκαν τρία κλιπ για κάθε βασικό συναίσθημα. Μετά από κάθε παρουσίαση, ο συμμετέχων επέλεξε την ταινία με το ισχυρότερο συναισθηματικό περιεχόμενο. Στη συνέχεια, μια βαθμολογία (1-9) δόθηκε για τα συναισθήματα χαρά, θλίψη, θυμό, αηδία και φόβο.
6. Διέγερση πόνου (II): Το πείραμα (2) επαναλήφθηκε με ΗΜΓ του προσώπου.



Εικόνα 31: Η διαδικασία του πειράματος και η προγραμματισμένη αξιολόγηση [1]

3.2. Εξαγωγή Χαρακτηριστικών

Σύμφωνα με τα διαθέσιμα δεδομένα του BIOVID HEAT PAIN, για την εξαγωγή χαρακτηριστικών χρησιμοποιήθηκαν τα βιοσήματα που περιγράφουν την ηλεκτροδερμική δραστηριότητα και την καρδιακή λειτουργία καθώς και τα δημογραφικά χαρακτηριστικά των συμμετεχόντων. Στο σύνολο εξήχθησαν 19 χαρακτηριστικά για την τροφοδότηση του νευρικού δικτύου στα πλαίσια της παρούσας πτυχιακής.

3.2.1. Χαρακτηριστικά ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας

Από τα δεδομένα σήματος της ηλεκτροδερμικής δραστηριότητας εξήχθησαν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης που πραγματοποιήθηκε:

1. Μέγιστο(Maximum)

2. Εύρος (Range)
3. Τυπική Απόκλιση (Standard deviation)
4. Εύρος μεταξύ τεταρτημόριων(Inter-quartile range)
5. Ριζικό μέσο τετράγωνο(Root mean square)
6. Μέση τιμή(Mean)
7. Μέση Απόλυτη τιμή των πρώτων διαφορών, $\text{mavfd}(x) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|$
8. Μέση Απόλυτη Τιμή των δεύτερων διαφορών

$$\text{mavfd}(x) = \frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-2} |x_{i+2} - x_i|$$
9. Μέση Απόλυτη Τιμή των πρώτων διαφορών του τυποποιημένου σήματος, $x^* = \frac{x - \text{mean}(x)}{\text{std}(x)}$
10. Μέση απόλυτη τιμή των δεύτερων διαφορών του τυποποιημένου σήματος x^*
11. Ασυμμετρία (Skewness)
12. Κύρτωση (Kurtosis)

3.2.2. Χαρακτηριστικά ηλεκτροκαρδιογραφήματος

Από τα δεδομένα του σήματος του ηλεκτροκαρδιογραφήματος εξήχθησαν τα ακόλουθα χαρακτηριστικά, σύμφωνα με τα αποτελέσματα της βιβλιογραφικής ανασκόπησης που πραγματοποιήθηκε:

1. Ο μέσος όρος των IBIs, $\mu = \frac{1}{N} \sum S_i$
2. Το ριζικό μέσο τετράγωνο των διαδοχικών διαφορών(RMSSD), $\text{RMSSD} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}$
3. Ο μέσος όρος των τυπικών αποκλίσεων των IBIs (SDNN)

$$\text{SDDNN} := \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (RR_i - \overline{RR})^2}$$
4. Η κλίση της παλινδρόμησης της γραμμής των IBI στις χρονοσειρές
 Η αναλογία SDNN προς RMSSD , $\text{RatioSR} = \frac{\text{SDNN}}{\text{RMSSD}}$

3.2.3. Δημογραφικά Χαρακτηριστικά

Σε ότι αφορά τα δημογραφικά χαρακτηριστικά το φύλο και η ηλικία των συμμετεχόντων χρησιμοποιήθηκαν όπως προτείνεται και από τους Daniel Lopez-Martinez και Rosalind Picard στην αντίστοιχη ερευνητική εργασία [5].

4. Μεθοδολογία για την Εκτίμηση του Πόνου Βάση Νευρωνικού Δικτύου

Σύμφωνα με την μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την εκτίμηση του πόνου, ο αλγόριθμος εκμάθησης παίρνει σαν είσοδο δεδομένα με τις αντίστοιχες ετικέτες τους, (χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από το ηλεκτροκαρδιογράφημα, την ηλεκτροδερμική δραστηριότητα καθώς και δημογραφικά στοιχεία) και δημιουργεί ένα μοντέλο, το οποίο θα κατηγοριοποιεί τα δεδομένα αυτά στα αντίστοιχα επίπεδα πόνου (T0, T1, T2, T3, T4). Στόχος είναι ο αλγόριθμος, μέσω της εκπαίδευσης της οποίας έχει δεχθεί να είναι σε θέση να συσχετίζει τα δεδομένα με τα αντίστοιχα επίπεδα πόνου. Το πλήθος των δεδομένων στο οποίο εκπαιδεύεται ο αλγόριθμος έχει πολύ σημαντικό ρόλο στη μετέπειτα αποτελεσματικότητα και αποδοτικότητα του μοντέλου. Η ετερογένεια των δεδομένων είναι από τους πιο κύριους παράγοντες που μπορούν να επηρεάσουν ένα μοντέλο, καθώς ένα φτωχό σύνολο δεδομένων δεν επιτρέπει στον αλγόριθμο να εκπαιδευτεί σωστά. Αντίθετα, όταν το σύνολο των δεδομένων είναι μικρό υπάρχει το πρόβλημα της υπερ-εξειδίκευσης, και έτσι ο αλγόριθμος να απομνημονεύει τους συσχετισμούς και να αδυνατεί να γενικευτεί σε καινούρια δεδομένα. Για την εκπαίδευση το σύνολο δεδομένων χωρίζεται σε δύο υποσύνολα (σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο δοκιμών) με στόχο την καλύτερη αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου.

4.1. Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network - ANN)

Η βαθιά μάθηση (deep learning) είναι ένα σύνολο μεθόδων μηχανικής μάθησης (machine learning) που επικεντρώνεται στην ανάπτυξη νευρωνικών δικτύων. Τα θεμέλια της βαθιάς μάθησης είναι τα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία συνδυάζουν και δημιουργούν τα βαθιά νευρωνικά δίκτυα. Οι τεχνικές αυτές επιτρέπουν σημαντική πρόοδο στα πεδία της αυτόματης επεξεργασίας εικόνας και ήχου που περιέχουν την αναγνώριση φωνής, την αναγνώριση χαρακτηριστικών προσώπου, την όραση υπολογιστών κ.α.

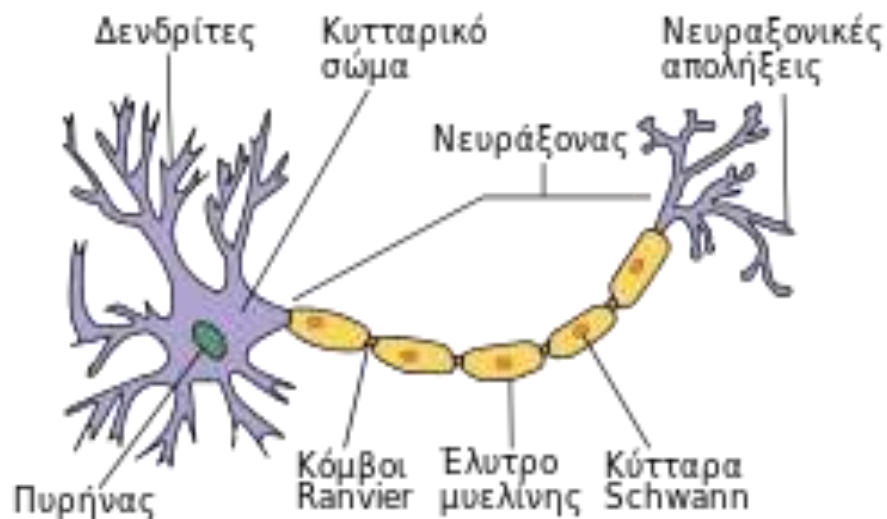
4.1.1 Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition)

Η αναγνώριση προτύπων βρίσκεται αρκετά συχνά σε συστήματα μηχανικής νοημοσύνης που έχουν δημιουργηθεί για τη λήψη αποφάσεων. Η αναγνώριση προτύπων είναι ένα επιστημονικό πεδίο, που εστιάζει στην αναγνώριση κανονικοτήτων - μοτίβων, σε διαθέσιμα δεδομένα, με στόχο την ανάπτυξη αλγορίθμων σε πολλαπλά επίπεδα. Ανάλογα με τον σκοπό τους, αυτά τα δεδομένα μπορεί να είναι κυματομορφές, εικόνες

ή οποιουδήποτε τύπου μετρήσεις, που πρέπει να ταξινομηθούν. Η αναφορά σε αυτά τα δεδομένα, γίνονται με τον γενικό όρο πρότυπα (patterns). Σήμερα, οι αλγόριθμοι αναγνώρισης προτύπων χρησιμοποιούνται σε διάφορα επιστημονικά πεδία όπως για παράδειγμα στην ιατρική (βιοϊατρική τεχνολογία, ανάλυση δεδομένων DNA και άλλες εφαρμογές της βιοπληροφορικής) ή σε άλλους τομείς της επιστήμης των υπολογιστών και της ηλεκτρικής μηχανικής, όπως η μηχανική όραση και η ρομποτική.

4.1.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network - ANN)

Η τεχνολογία μας έχει δείξει ότι συνεχώς αντιγράφει τη φύση, έτσι λοιπόν και στη μηχανική μάθηση εμπνευσμένη από το τρόπο που λειτουργούν οι βιολογικοί νευρώνες, κατασκευάστηκαν οι τεχνητοί νευρώνες.



Εικόνα 32: Σχηματικό διάγραμμα ενός τυπικού νευρώνα[55]

Ένας βιολογικός νευρώνας πολύ περιληπτικά αποτελείται από το κυτταρικό σώμα όπου εκεί γίνονται οι απαραίτητοι υπολογισμοί, τους δένδριτες οι οποίοι φέρνουν τα σήματα εισόδου στο κυτταρικό σώμα και τις νευραξονικές απολήξεις που μεταφέρουν το επεξεργασμένο σήμα στους άλλους νευρώνες. Οι βιολογικοί νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους και κάθε σύνδεση έχει διαφορετική βαρύτητα δηλαδή το σήμα που μεταφέρεται θα διαλέξει μια συγκεκριμένη πορεία από νευρώνες βάση κάποιας προτεραιότητας αντίστοιχα ένας τεχνητός νευρώνας έχει ένα κόμβο ο οποίος λαμβάνει δεδομένα σαν είσοδο και τα επεξεργάζεται και μια ή πολλές εξόδους που οδηγούν τα δεδομένα στους επομένους κόμβους. Η δομή ενός τεχνητού νευρωνικού δικτύου εν συντομία, περιέχει ένα επίπεδο με τα δεδομένα εισόδου, ένα κρυφό επίπεδο και ένα

επίπεδο με εξόδους δηλαδή τα αποτελέσματα. Όπως οι βιολογικοί νευρώνες έτσι και οι τεχνητοί νευρώνες ενώνονται με συνδέσεις διαφορετικής βαρύτητας. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης με ενίσχυση το οποίο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ένα μεγάλο εύρος προβλημάτων όπως η ταξινόμηση, ομαδοποίηση, η πρόβλεψη κ.α., ένα μεγάλο πλεονέκτημα των τεχνητών νευρωνικών δικτύων είναι πως μπορούν να αναλύσουν πολλά σύνθετα προβλήματα όπου συχνά δεν υπάρχουν προφανείς συσχετισμοί στα δεδομένα λόγω των εξαιρετικών επιδόσεων των ΤΝΔ στην επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων τα συναντάμε ολοένα και περισσότερο στις μέρες μας. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα είναι μια προσπάθεια προσέγγισης της λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου από μια μηχανή και μπορούν να εκτελούν υπολογισμούς με μαζικό παράλληλο τρόπο [56]. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα έκαναν την εμφάνισή τους το 1943 μέσω της εργασίας των McCulloch και Pitts. Οι οποίοι προσπάθησαν να προσομοιώσουν την λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου μέσα από αυτά τα μοντέλα [McCulloch & Pitts, 1943][57].

Ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι:

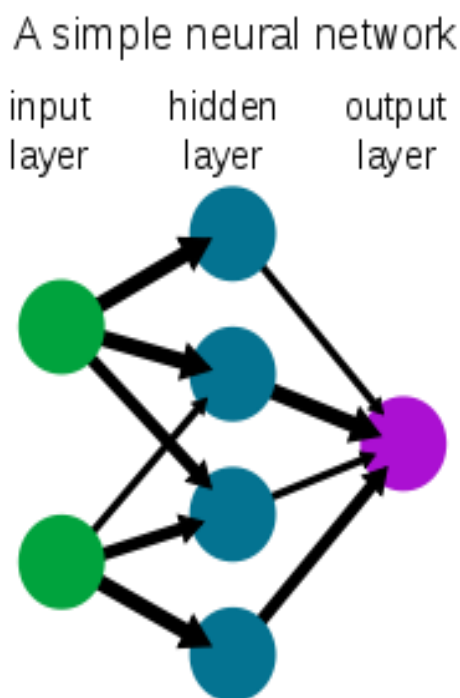
Τεχνητό νευρωνικό δίκτυο είναι μια αρχιτεκτονική δομή που αποτελείται από ένα πλήθος διασυνδεδεμένων μονάδων επεξεργασίας. Κάθε μονάδα επεξεργασίας χαρακτηρίζεται από εισόδους και εξόδους. Υλοποιεί τοπικά έναν υπολογισμό με βάση τις εισόδους που δέχεται και μεταδίδει το αποτέλεσμα σε άλλες μονάδες επεξεργασίας με τις οποίες συνδέεται. Οι τιμές των βαρών των συνδέσεων αποτελούν τη γνώση που είναι αποθηκευμένη στο τεχνητό νευρωνικό δίκτυο και καθορίζουν τη λειτουργικότητά του. Συνήθως το δίκτυο αναπτύσσει μια συνολική λειτουργικότητα μέσω μιας μορφής εκπαίδευσης (Λύκας Α. (2008)).

Ένα νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία επίπεδα όπως φαίνεται από την παρακάτω εικόνα. Συγκεκριμένα αποτελείται από:

- Επίπεδο εισόδου (Input layer), περιέχει τις μεταβλητές που παρέχουν το σήμα στο νευρωνικό δίκτυο.
- Τα κρυφά επίπεδα (Hidden layers), τα οποία δεν έχουν κάποια επαφή με το εξωτερικό του δικτύου. Στο κρυφό επίπεδο γίνονται οι υπολογισμοί και μεταφέρουν το σήμα από το πρώτο επίπεδο στο τελευταίο. Σε ένα απλό νευρωνικό δίκτυο υπάρχει το πρώτο επίπεδο (είσοδος) και το τελευταίο

επίπεδο (εξόδου), αλλά μπορεί να έχει πολλαπλά ή και κανένα εσωτερικά επίπεδα.

- Το επίπεδο εξόδου (Output layer), είναι υπεύθυνο για τους υπολογισμούς και τη μετάδοση της πληροφορίας.



Εικόνα 33: Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο[58]

4.1.3 Αλγόριθμοι Εκπαίδευσης

Στην παρούσα μελέτη η εκπαίδευση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων έγινε σε περιβάλλον Matlab. Εξετάστηκαν δυο διαθέσιμοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης, οι οποίοι είναι:

Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt (LM): Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος απαιτεί αρκετή υπολογιστική μνήμη αλλά κάνει λιγότερο χρόνο εκπαίδευσης. Η εκπαίδευση σταματά αυτομάτως όταν η «γενίκευση» σταματάει να βελτιώνεται. Αυτό γίνεται από την αύξηση του μέσου τετραγώνου του σφάλματος των δειγμάτων επικύρωσης (validation samples). Ο LM βρίσκει μόνο ένα τοπικό ελάχιστο, παρεμβάλλεται μεταξύ του αλγορίθμου Gauss-Newton (GN) και της μεθόδου εφαιπτομένης. Ο αλγόριθμος LM είναι πιο ισχυρός από τον GN, πράγμα που σημαίνει ότι σε πολλές περιπτώσεις βρίσκει λύση ακόμη και αν ξεκινά πολύ μακριά από το ολικό ελάχιστο. Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt παρεμβάλλεται μεταξύ του Gauss-Newton μέθοδο και του

Conjugate Gradient.

Ο αλγόριθμος Bayesian Regularization (BR): Ο BR θέλει μεγάλο χρόνο εκπαίδευσης που αυτό είναι και το μειονέκτημα του, αλλά έχει καλύτερα αποτελέσματα, μικρές ή «θορυβώδεις» ομάδες δεδομένων, η εκπαίδευση σταματά σύμφωνα με την ελαχιστοποίηση του προσαρμοστικού βάρους (Ρύθμιση - Regularization). Ο αλγόριθμος Levenberg-Marquardt (LM) αρχικά εμφανίστηκε το 1963 και προσπάθησε να εκτιμήσει την τιμή για τα ελάχιστα τετράγωνα μη γραμμικών παραμέτρων μέσα από 2 προσεγγίσεις, δηλαδή είναι ένας αλγόριθμος για την εκτίμηση των λιγότερο γραμμικών παραμέτρων. Ο αλγόριθμος μπορεί να επεκταθεί και να κάνει τις απαραίτητες διορθώσεις στις παραμέτρους που υπολογίζονται, καθώς και ως μέθοδο της κλίσης μετά από διαδοχικές επαναλήψεις [Marquardt,1963]. Κάνοντας χρήση του Levenberg-Marquardt το δίκτυο ενημερώνει τις τιμές βάρους και μεροληψίας σύμφωνα με τη βελτιστοποίηση του. Είναι ο ταχύτερος αλγόριθμος backpropagation και συνήθως επιλέγεται πρώτος για την εκπαίδευση νευρωνικών δικτύων. Το μειονέκτημα του είναι ότι θέλει την περισσότερη μνήμη σε σχέση με τους άλλους αλγορίθμους.

4.2. Προετοιμασία των Δεδομένων για το Νευρωνικό Δίκτυο

Η κατασκευή των τεχνητών νευρωνικών δικτύων έγινε σε περιβάλλον Matlab. Το νευρωνικό δίκτυο στο οποίο καταλήξαμε είναι σχεδιασμένο να εκτελείται από μία συγκεκριμένη μέθοδο, την `neuron_net`. Έχουμε 19 ως στήλες εισόδου, κάθε μία από τις οποίες, αντιστοιχούν σε διαφορετική μεταβλητή μετρήσεων σύμφωνα με τις προδιαγραφές τα αρχικής βάσης. Η έξοδος είναι ένα νέο σύνολο δεδομένων (dataset) με 5 στήλες κάθε μία από τις οποίες αντιστοιχεί σε διαφορετικό επίπεδο πόνου (T0-T4). Κάθε σύστημα κατηγοριοποίησης μπορεί να υποστηρίξει μέχρι 3 κλάσης, έτσι πρέπει να ξεχωρίσουμε το format της εξόδου σε ζεύγη. Κάθε επίπεδο πόνου από 1 έως 4 παρουσιάζεται ως συνδυασμός αυτού και του επιπέδου μηδέν.

Αυτή η μέθοδος καταλήγει σε 4 συστήματα τα οποία φαίνονται παρακάτω:

Set1, result1 : Pain level 0 and 1

Set2, result2 : Pain level 0 and 2

Set3, result3: Pain level 0 and 3

Set4, result4: Pain level 0 and 4

Οπότε η αρχική βάση έχει 87 ασθενείς με 100 δείγματα ο καθένας, τα οποία χωρίζονται επιπλέον σε 5 επίπεδα πόνου. Οι 4 νέες βάσεις αποτελούν συνδυασμό του επίπεδο πόνου μηδέν καθώς και του αντίστοιχο επίπεδο πόνου ένα έως τέσσερα.

4.3. Ανακαλύπτοντας το Νευρωνικό Δίκτυο

Το σύστημα που χρησιμοποιήσαμε αρχικά ήταν το patternnet. Η συνάρτηση patternnet χρησιμοποιείται γενικά για την αναγνώριση προτύπων, μπορεί να εκπαιδευτεί για να ταξινομήσει εισόδους σύμφωνα με τις κατηγορίες εξόδου. (Δημιουργεί ένα δίκτυο που είναι πολύ παρόμοιο με το feedforward δίκτυο) επίσης χρησιμοποιεί τη συνάρτηση μεταφοράς tansig στο τελευταίο επίπεδο που συνήθως χρησιμοποιείται σε επεξεργασία βιοσημάτων. Από το τρόπο που λειτουργεί προέκυψε το συμπέρασμα πως ο αριθμός των κόμβων σε κάθε επίπεδο, πρέπει να είναι πολλαπλάσιο των παραμέτρων της εισόδου. Οπότε ξεκινήσαμε με 2 κρυφά επίπεδα (hidden layers) όπου κάθε επίπεδο έχει 19 νευρώνες (neurons) χρησιμοποιώντας την default training function (*trainlm - Levenberg-Marquardt*), με το πρώτο σετ ως είσοδο, τα αποτελέσματα ήταν πολύ φτωχά και το ποσοστό επιτυχίας πολύ κάτω από 50%. Η εκπαίδευση του δικτύου έφτασε εις πέρας σε λιγότερο από 20 epochs. Οπότε λόγω του χαμηλού αποτελέσματος αλλάξαμε την training function σε *trainbr* (Bayesian regularization backpropagation). Ο Bayesian Regulation είναι ο πιο δημοφιλής και πιο ευρέως χρησιμοποιούμενος, έχει καλύτερες επιδόσεις και δίνει καλύτερα αποτελέσματα σε εκτιμήσεις για διάφορα δεδομένα εισόδου και τεχνικές προσέγγισης. Η εκπαίδευση σταματά σύμφωνα με την ελαχιστοποίηση του προσαρμοστικού βάρους (Ρύθμιση - Regularization). Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος είναι αρκετά πιο αργός αλλά χρησιμοποιεί όλες τις epochs για να φτάσει σε περαίωση. Παράλληλα ασχοληθήκαμε αρκετά με πειραματισμό γύρω από τις activation functions και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 2 (οι συναρτήσεις ενεργοποιήσεις με τα ποσοστά επιτυχίας τους):

Πίνακας 2: Activation Function με τα ποσοστά επιτυχίας

Activation Function	Success Percentage
Softmax – Tansig	63.1
Tansig – Tansig	64.6

Tansig – Softmax	66.6
------------------	------

Επίσης προσπαθήσαμε να κάνουμε κανονικοποίηση καθέτως (ανά παράμετρο) αντί οριζόντια (ανά εγγραφή) και τα αποτελέσματα δεν ανέβηκαν υψηλότερα από 65.3%. Οπότε χρησιμοποιήσαμε για το πείραμα μόνιμα την κανονικοποίηση οριζοντίως. Η επόμενη αλλαγή που δοκιμάσαμε ήταν να χρησιμοποιήσουμε το fitnet αντί για το patternet. Η συνάρτηση fitnet δημιουργεί ένα τεχνητό νευρωνικό δίκτυο προώθησης προς τα εμπρός και εκπαιδεύεται βάσει του αλγορίθμου της ανάδρασης (backpropagation) . Στο σύστημα fitnet η εκπαίδευση περιλαμβάνει δεδομένα εισόδου που καλύπτουν όλες τις πιθανές εξόδους του μοντέλου. Πρώτα δοκιμάσαμε τον συνδυασμό 19x19 Tansig-Tansig με την trainbr ως training fuction. Τα αποτελέσματα ήταν τα καλύτερα μέχρι τώρα. Επαναλαμβανόμενα πειράματα έδωσαν μεγαλύτερη επιτυχία.

Οι διάφοροι συνδυασμοί που έγιναν στο πείραμα μας, διάφορων συναρτήσεων ενεργοποίησης για κάθε επίπεδο και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στον πίνακα 3.

Πίνακας 3: Συναρτήσεις ενεργοποίησης με τα ποσοστά επιτυχίας τους

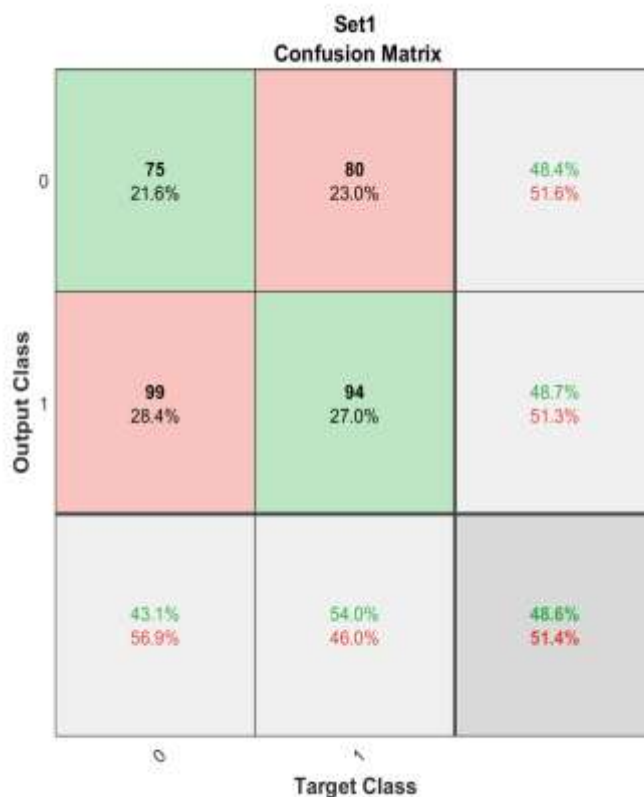
Activation Functions	Success Rate
Purelin – tansig	64.3
Tansig – purelin	65.4
Logsig – purelin	64.9
Logsig – tansig	65.3
Tansig - softmax	67
logsig – softmax	64.1
softmax - logsig	62
purelin – softmax	61.5

Ο μόνος συνδυασμός που έδειξε κάποιο ενδιαφέρον, ήταν αυτός με τις συναρτήσεις tansig – softmax αλλά όπως και να έχει δεν αποτέλεσε βελτίωση.

Αυτό έχει νόημα καθώς οι sigmoid functions δίνουν αποτέλεσμα μεταξύ 0 και 1, κανονικοποιώντας την έξοδο κάθε κόμβου δίνοντας ξεκάθαρες προβλέψεις ειδικά αν οι αρχικές τιμές είναι πολύ κοντά στο 2 ή το -2. Θα εκμεταλλευτούμε αυτό το γεγονός στην πορεία πολλαπλασιάζοντας τις τιμές κανονικοποίησης με 2.5. Το zscore έχει μηδενικό μέσο όρο και τυπική απόκλιση 1. Αυτό είναι προτιμότερο από το να χρησιμοποιήσουμε 2.5 τυπική απόκλιση στο zscore καθώς κάτι τέτοιο θα σκόρπιζε τις τιμές ανάμεσα στο -2 και το 2. Αυτή η μικρή αλλαγή, έφτασε σε κάποια καλύτερα αποδεκτά αποτελέσματα. Έπειτα στρέψαμε την προσοχή μας στον αριθμό κόμβων ανά επίπεδο.

Η καλύτερη δοκιμή με τα πιο επιτυχή αποτελέσματα που είχαμε, είναι 50x19 νευρώνες με συνδυασμό μεθόδων ενεργοποίησης tansig – tansig με το trainbr, η πρόβλεψη έγινε σε ικανοποιητικό βαθμό (77,6%).

Παρακάτω είναι τα αποτελέσματα για τα 4 σετ με αυτές τις ρυθμίσεις.



Εικόνα 34: Set1 Class 1: Pain level 0 Class2 : Pain level 1

Set1

Class 1: Pain level 0

Class2: Pain level 1

Η κύρια διαγώνιος είναι αυτή που μας ενδιαφέρει, τα δύο πρώτα διαγώνια κελιά δείχνουν τον αριθμό και το ποσοστό των σωστών ταξινομήσεων από το εκπαιδευμένο δίκτυο. Στο πρώτο Set το 21,6% έχει ταξινομηθεί σωστά ως πόνος Pain level 0. Αντίστοιχα, έχουν ταξινομηθεί σωστά ως pain level 1 το 27,0%. Όμως έχουν ταξινομηθεί λανθασμένα το 23% ως pain level 0 και λανθασμένα ως pain level 1 το 28,4%. Συνολικά, το 48,6% των προβλέψεων είναι σωστά ταξινομημένες και το 51,4% είναι λάθος.

Set2

Class 1: Pain level 0

Class 2: Pain level 2

Set2
Confusion Matrix

	0	1	
0	109 31.3%	86 24.7%	55.9% 44.1%
1	65 18.7%	88 25.3%	57.5% 42.5%
	62.6% 37.4%	50.6% 49.4%	56.6% 43.4%
	0	1	
	Target Class		

Εικόνα 35: Set2 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 2

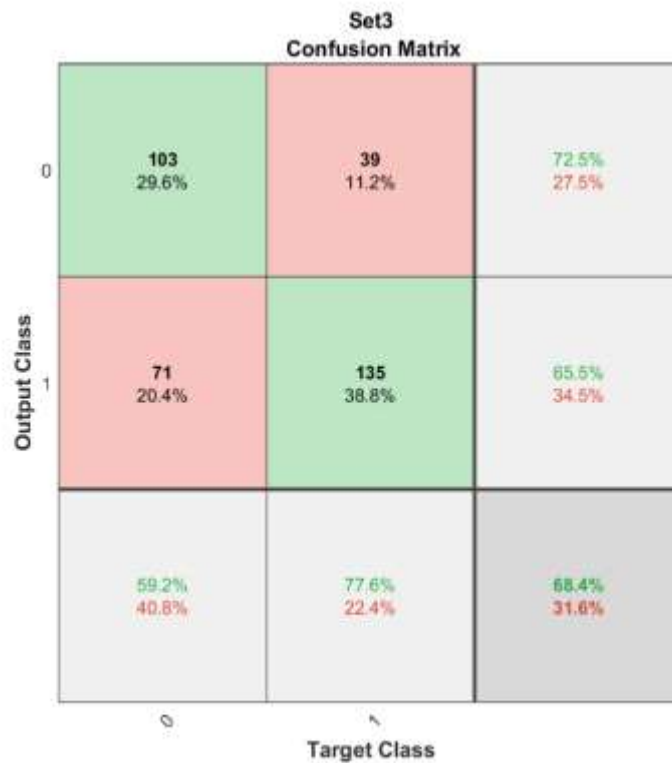
Στο επόμενο (Set2) το 31,3% έχει ταξινομηθεί σωστά ως πόνος Pain level 0 και για το pain level 2 έχουν ταξινομηθεί σωστά το 25,3%. Το 24,7% έχει ταξινομηθεί λανθασμένα

ως pain level 0 και το 18,7% έχει ταξινομηθεί λανθασμένα ως pain level 1. Συνολικά, το 56,6% των προβλέψεων είναι σωστά ταξινομημένες και το 43,4% είναι λάθος.

Set3

Class 1: Pain level 0

Class 2: Pain level 3



Εικόνα 36: Set3 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 3

Στο Set 3 το 29,6% έχει ταξινομηθεί σωστά ως πόνος Pain level 0 και ως πόνος pain level 3 έχει ταξινομηθεί σωστά το 38,8%.

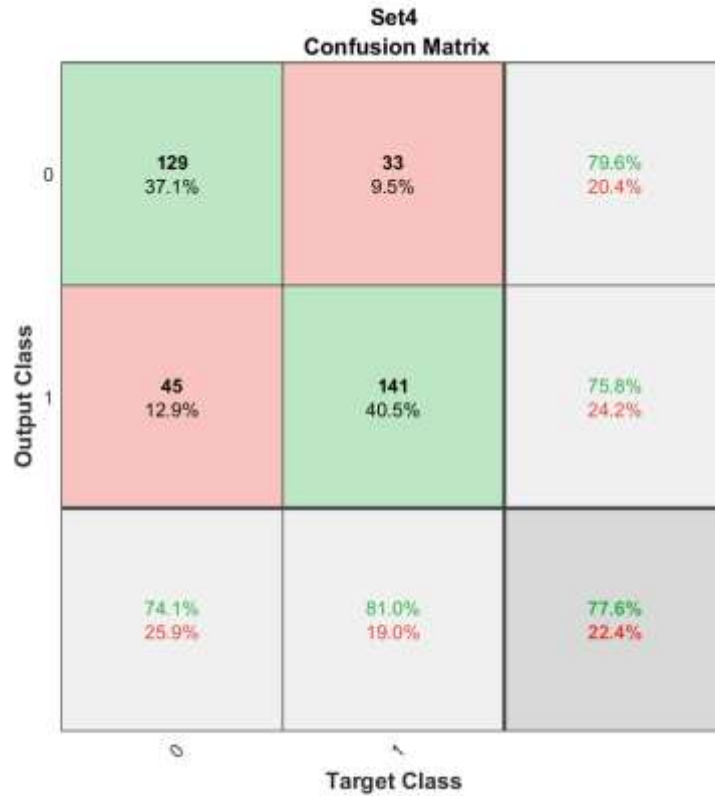
Όμως το 11,2% έχει ταξινομηθεί λανθασμένα ως pain level 0, αντίστοιχα έχει ταξινομηθεί λανθασμένα ως pain level 3 το 20,4%.

Συνολικά, το 68,4% των προβλέψεων είναι σωστά ταξινομημένες και το 31,6% είναι λάθος.

Set4

Class 1: Pain level 0

Class 2: Pain level 4



Εικόνα 37: Set4 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 4

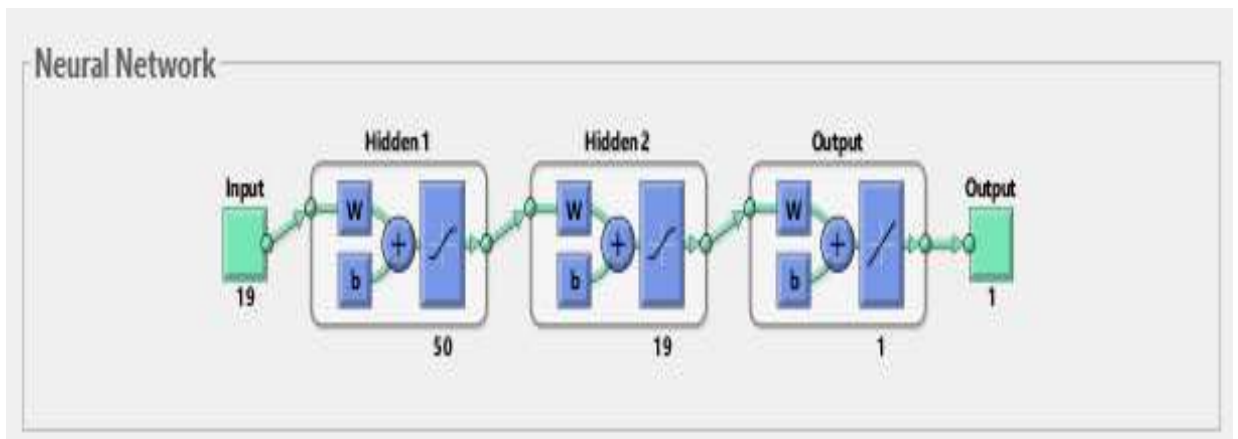
Στο τελευταίο Set το 37,1% έχει ταξινομηθεί σωστά ως πόνος Pain level 0 και αντίστοιχα ως pain level 4, έχει ταξινομηθεί σωστά το 40,5%.

Το 9,5% έχουν ταξινομηθεί λανθασμένα ως πόνος pain level 0 και το 12,9% έχει ταξινομηθεί λανθασμένα ως πόνος pain level 4.

Συνολικά, το 77,6% των προβλέψεων είναι σωστά ταξινομημένες και το 22,4% είναι λάθος.

5. Συμπεράσματα

Στην παρούσα πτυχιακή μελέτη διερευνήθηκε η δυνατότητα χρήσης των τεχνικών νευρωνικών δικτύων για την εκτίμηση του πόνου. Αποδείχθηκε ότι τα Τ.Ν.Δ. μπορούν να προβλέψουν σε ικανοποιητικό βαθμό τα επίπεδα του πόνου της τάξεως του 77,6%, όπως παρουσιάζεται στην [Εικόνα 38](#) (Set4 Class 1 : Pain level 0 Class 2 : Pain level 4). Τα αποτελέσματα του συστήματος είναι παρόμοια με αυτά των Daniel Lopez-Martinez και Rosalind Picard[5]. Εν κατακλείδι η καλύτερη περίπτωση για το μοντέλο μας είναι 50x19 neurons με συνδυασμό μεθόδων ενεργοποίησης tansig - tansig με το trainbr.



Εικόνα 38: 50x19 Neurons

Ανέκαθεν η εκτίμηση του πόνου ήταν ζωτικής σημασίας τόσο για τον ασθενή όσο και για την κοινωνία γενικότερα. Στόχος της εκτίμησης του πόνου είναι η βελτίωση της ποιότητας ζωής του ασθενή με πολυεπιστημονική και πολυτροπική προσέγγιση. Σύμφωνα με το The Royal Children's Hospital Melbourne η μέτρηση του πόνου ποσοτικοποιεί την ένταση του πόνου και επιτρέπει στο ιατρικό προσωπικό να προσδιορίσει την αποτελεσματικότητα των παρεμβάσεων που στοχεύουν στη μείωση του πόνου.

Αυτή η μελέτη έδειξε ότι χρησιμοποιώντας δεδομένα όπως το ηλεκτροκαρδιογράφημα, την αγωγιμότητα του δέρματος, το φύλο και την ηλικία μπορεί να παρέχει πληροφορίες σχετικά με την ένταση του πόνου, ώστε να υποστηρίξει την παρακολούθηση και αποθεραπεία, ακόμη και σε ασθενείς που δεν έχουν την ικανότητα λεκτικής επικοινωνίας. Είναι ένα μη επεμβατικό εργαλείο που μπορεί να εφαρμοστεί σε ασθενείς που πάσχουν από προχωρημένες δύσκολες ασθένειες.

Μελλοντικά η συλλογή δεδομένων από την πραγματική ζωή (real world data) χρησιμοποιώντας τα σύγχρονα κινητά τηλέφωνα, τις έξυπνες φορητές συσκευές που

κατέχουν μια πληθώρα τέτοιων αισθητήρων, θα καθιστούσε πολύ πιο εύκολη τη συλλογή βιοσημάτων για την εκτίμηση και αξιολόγηση του πόνου. Σε συνέχεια της παρούσας μελέτης, στόχος είναι η δημιουργία μιας τέτοιας εφαρμογής. Μια τέτοια εφαρμογή θα μπορούσε δυνητικά να υποστηρίξει την επίτευξη των στόχων της βιώσιμης ανάπτυξης (SDGs) των Ηνωμένων Εθνών, οι οποίοι εκφράζουν τις σύγχρονες παγκόσμιες προκλήσεις, σε μια προσπάθεια να ανταποκριθούν αποτελεσματικά όλοι οι άνθρωποι στα παγκόσμια προβλήματα [59].



Εικόνα 39: Ο 3ος από τους 17 «Στόχους της Βιώσιμης Ανάπτυξης» [7]

Αναπτύχθηκε σε συνεργασία από όλες τις χώρες μέλη του ΟΗΕ ως κοινό σχέδιο για την ειρήνη και την ευημερία για όλους τους ανθρώπους και τον πλανήτη. Για ένα κόσμο με αξιοπρεπή ζωή, καλή εκπαίδευση, έναν κόσμο ειρηνικό χωρίς την απειλή της κλιματικής αλλαγής, έναν κόσμο που μέσα από τις αρχές της βιώσιμης ανάπτυξης, θα μεριμνά για τις ανάγκες όχι μόνο της σημερινής γενιάς αλλά και των μελλοντικών γενεών. Αυτό σημαίνει ότι, γίνονται όλοι αναπόσπαστο και πολύτιμο κομμάτι μιας παγκόσμιας συλλογικής συνείδησης απέναντι στο μέλλον του πλανήτη και στο δικαίωμα όλων των ανθρώπων να ζήσουν με αξιοπρέπεια, δικαιοσύνη και ισότητα.

Όπως δηλώνει και η Διεθνής Ένωση για τη Μελέτη του Πόνου, "η αδυναμία επικοινωνίας προφορικά δεν αναιρεί την πιθανότητα ότι ένα άτομο αισθάνεται πόνο και χρειάζεται μια κατάλληλη θεραπεία ανακούφισης του πόνου".

Βιβλιογραφία

- [1] S. Walter *et al.*, “The biovid heat pain database: Data for the advancement and systematic validation of an automated pain recognition,” *2013 IEEE Int. Conf. Cybern. CYBCONF 2013*, no. January 2015, pp. 128–131, 2013, doi: 10.1109/CYBConf.2013.6617456.
- [2] S. Gruss *et al.*, “Pain Intensity Recognition Rates via Biopotential Feature Patterns with Support Vector Machines,” pp. 1–14, 2015, doi: 10.5061/dryad.2b09s.Funding.
- [3] D. Lopez-martinez, and R. Picard, Multi-task Neural Networks for Personalized Pain Recognition from Physiological Signals, in *Affective Computing and Intelligent Interaction*. San Antonio; 2017.
- [4] D. Lopez-martinez, O. O. Rudovic, and R. Picard, “Physiological and behavioral profiling for nociceptive pain estimation using personalized multitask learning,” 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA., pp. 1–6, 2017.
- [5] D. Lopez-Martinez and R. Picard, “Multi-task neural networks for personalized pain recognition from physiological signals,” *2017 7th Int. Conf. Affect. Comput. Intell. Interact. Work. Demos, ACIIW 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 181–184, 2018, doi: 10.1109/ACIIW.2017.8272611.
- [6] Χ. Στάικου Χ. και Δ. Μαλιαμάνης, “Ο χρόνιος πόνος στους επιζώντες μετά από βαριά νόσο και νοσηλεία σε μονάδα εντατικής θεραπείας,” [Online]. Available: <https://e-journal.gr/o-chronios-ponos-stous-epizwntes-meta-a/>.
- [7] United Nations, “The 17 Sustainable Development Goals (SDGs).” <https://unric.org/en/united-nations-sustainable-development-goals/>.
- [8] Φ.Τάχιας, Γ. Παπαδόπουλος, “Η θεραπεία του πόνου διαμέσου των αιώνων,” *Ανασκόπηση, Νοσηλευτική* 2008, 47(1):37–44
- [9] Γ. Τάχιας, Φ., & Παπαδόπουλος, *Η θεραπεία του πόνου διαμέσου των αιώνων. Νοσηλευτική*. 2008.
- [10] IASP, “International Association on the Study of Pain,” 2015. <https://www.iasp-pain.org/>
- [11] Μ. από Α. από Θ. Ντινόπουλος., *Harrison’s, 2008. Clinical Neurology. Μεταφρασμένο από Αγγλικά από Θ. Ντινόπουλος. Αθήνα: Ιατρικές Εκδόσεις Παρισιάνου. Ιατρικές Εκδόσεις Παρισιάνου*, 2008.
- [12] M. McCaffery, *Nursing Management of the Patient with Pain*. 1979.
- [13] B. E. Thienhaus, O., & Cole, *Classification of pain. Pain management: A practical guide for clinicians*. 2002.
- [14] Δ. Α. Ε. Γεωργιάδης, “Πόνος. Μικρή ιστορική αναδρομή Δρ Αχιλ. Ε. Γεωργιάδης, ρευματολόγος.” <https://www.myoskeletiko.com/695-ponos-mikri-istoriki-anadromi.html>.
- [15] D. B. Gordon, J. L. Dahl, C. Miaskowski, S. Francisco, and A. Lipman, “American Pain Society Recommendations for Improving the Quality of Acute and Cancer Pain Management,” no. May 2014, 2005, doi: 10.1001/archinte.165.14.1574.
- [16] M. I. Donovan, “Pain: Clinical manual for nursing practice,” *J. Pain Symptom*

- Manage.*, vol. 5, no. 5, pp. 338–339, 1990, doi: 10.1016/0885-3924(90)90052-1
- [17] Σ. Χαμαϊδής, “Εκτίμηση και υποθεραπεία - Το Βήμα του Ασκληπιού,” 2012.
- [18] Δ. Σ. Μενδρινός, “Περί συγχρονισμῶν ιατρικῶν,” pp. 1–48.
- [19] T. R. C. Hospital, “The Royal Children’s Hospital Melbourne.” https://www.rch.org.au/rchcpg/hospital_clinical_guideline_index/Pain_Assessment_and_Measurement/.
- [20] Μ. Γκιάλια and Κ. Α. Π. Θεσσαλονίκης, “Επιτροπή Βιοηθικής.”
- [21] L. Lasagna, The clinical Measurement of Pain. *Ann N Y Acad Sci.* 1960 Mar 30;86:28-37. doi: 10.1111/j.1749-6632.1960.tb42788.x.
- [22] P. Werner, A. Al-hamadi, R. Niese, and S. Walter, “Towards Pain Monitoring : Facial Expression , Head Pose , a new Database , an Towards Pain Monitoring : Facial Expression , Head Pose , a new Database , an Automatic System and Remaining Challenges,” no. September, 2013, doi: 10.5244/C.27.119.
- [23] P. Werner, A. Al-hamadi, R. Niese, S. Walter, S. Gruss, and H. C. Traue, “Automatic Pain Recognition from Video and Biomedical Signals,” no. August, 2014, doi: 10.1109/ICPR.2014.784.
- [24] P. Werner, A. Al-hamadi, K. Limbrecht-ecklundt, S. Walter, S. Gruss, and H. C. Traue, “Automatic Pain Assessment with Facial Activity Descriptors,” no. March, 2016, doi: 10.1109/TAFFC.2016.2537327.
- [25] M. Rarczyński and P. Werner, “Continuous Low Latency Heart Rate Estimation from Painful Faces in Real Time,” pp. 1160–1165, 2016.
- [26] Α. Καστορίνης και Φ. Μπαρώνα-Μάμαλη και Β. Περάκη, “Βιολογία Α' Λυκείου http://ebooks.edu.gr/ebooks/v/html/8547/2666/Biologia_A-Lykeiou_html-empl/index9.html.
- [27] Μ. Αναστασίου, Α. Κολοτούρα, and Μ. Κυρίτσα, *Θέματα Συνεχιζόμενης Εκπαίδευσης στην Αλγολογία - Πρώτος Κύκλος*. Αθήνα, 2018.
- [28] T. Bushnik, “Visual Anal[1] T. Bushnik, ‘Visual Analog Scale,’ *Encyclopedia of Clinical Neuropsychology*, 2018. <https://rebelem.com/rebel-cast-episode-49-pediatric-pain-management-pearls-with-sebrina-perkins/visual-analog-scale/.og> Scale,” *Encyclopedia of Clinical Neuropsychology*, 2018. <https://rebelem.com/rebel-cast-episode-49-pediatric-pain-management-pearls-with-sebrina-perkins/visual-analog-scale/>.
- [29] K. A. Herr and L. Garand, “Assessment and measurement of pain in older adults,” *Clin. Geriatr. Med.*, vol. 17, no. 3, pp. 457–478, 2001, doi: 10.1016/S0749-0690(05)70080-X.
- [30] D. C. Turk and R. Melzack, “The Measurement of Pain and the Assessment of People Experiencing Pain,” *Handb. Pain Assess.*, pp. 3–16, 2011.
- [31] S. Ersahan, F. alakus Sabuncuoglu, and E. Erturk, “FPS.” [Online]. Available: https://www.researchgate.net/figure/Faces-pain-scale-FPS_fig2_284896354.
- [32] Π. Αλμπάνη, “Νοσηλευτική Αξιολόγηση του Πόνου - Κλίμακες Πόνου,” 2019.
- [33] “Pressure Ulcer Assessment and Prevention in Oncology Settings.”
- [34] “Physicians’ use of pain scale and treatment procedures among children and youth in emergency primary care - a cross sectional study.” [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/figure/An-observational-pain-intensity-scale-The->

- FLACC-Face-Legs-Activity-Cry-Consolability_fig2_283575369.
- [35] E. Jacques, “10 Common Types of Pain Scales,” 2020. <https://www.verywellhealth.com/pain-scales-assessment-tools-4020329>.
- [36] “10 Συνήθεις Τύποι Κλιμάκων Πόνου.” <https://el.cc-inc.org/pain-scales-assessment-tools-4020329-7772>.
- [37] <https://medium.com/>, “Biosignals as dynamic biometrics.” <https://medium.com/>.
- [38] Κ. Πισσαρίδης, “Το Ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) και ο Ηλεκτρισμός της Καρδιάς,” 2017.
- [39] “Στοιχεία Ηλεκτροκαρδιογραφίας και Εισαγωγή στη Κλινική Ηλεκτροκαρδιογραφία, Ιωάννου Π. Γεωργίου.”
- [40] A. Goldberger and E. Goldberger, *Κλινικό Ηλεκτροκαρδιογράφημα*. Μετάφραση: Χανιώτης Φ., Χανιώτης Δ. ιατρικές εκδόσεις Λίτσας.
- [41] Γ. Παπαζάχος, *Το Ηλεκτροκαρδιογράφημα στην Κλινική Πράξη*. ιατρικές εκδόσεις Λίτσας, 5η Έκδοση.
- [42] Θ. Αστέρη, Μ. Βούλγαρη, and Π. Εκουτσίδου, “Θέματα Ανααιθησιολογίας και Εντατικής Ιατρικής - Διαταραχές Ρυθμού.” .
- [43] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, no. 3, pp. 230-236, March 1985, doi: 10.1109/TBME.1985.325532.
- [44] A. Aygun and R. Jafari, “Robust heart rate variability and interbeat interval detection algorithm in the presence of motion artifacts,” *2019 IEEE EMBS Int. Conf. Biomed. Heal. Informatics, BHI 2019 - Proc.*, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/BHI.2019.8834543.
- [45] E. Goldberger, D. Paso, V. Roon, V. Doornen, and D. Geus, “Κεφάλαιο 8 – Διακύμανση Καρδιακού Ρυθμού,” no. 1970, pp. 237–277, 2012.
- [46] “Heart Rate Variability Training.” <https://sadarpsych.com/biofeedback-therapy-training/heart-rate-variability/>
- [47] W. Boucsein, *Electrodermal activity*. 2012.
- [48] N. A. Govoni, “Galvanic Skin Response,” *Dictionary of Marketing Communications*, 2012. .
- [49] “SC.” <http://www.bem.fi/book/27/27.htm>.
- [50] N. V. T. Nguyen and T. Van Huynh, “Detect QRS complex in ECG,” no. November, 2018, doi: 10.1109/ICIEA.2017.8283170.
- [51] Wikipedia, “Block diagram of the pre-processing phase of the Pan–Tompkins algorithm.” https://en.wikipedia.org/wiki/Pan–Tompkins_algorithm.
- [52] <https://www.electronics-tutorials.ws/>, “Active Band Pass Filter.” .
- [53] “The difference between AI, ML and DL.” <https://www.intel.la/content/www/xl/es/artificial-intelligence/posts/difference-between-ai-machine-learning-deep-learning.html>.
- [54] Α. Καπελλάρη and (Ιατρός), “Ελληνική Δερματοχειρουργική” .
- [55] Wikipedia, “Νευρώνας.” <https://el.wikipedia.org/wiki/Νευρώνας>.
- [56] J. J. Hopfield, “Neural Computation of Decisions in Optimization Problems,” no. February 1985, 2014, doi: 10.1007/BF00339943.
- [57] W. McCulloch & W. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous

- activity.”, Bulletin of Mathematical Biology Vol. 52, No. 1/2. pp. 99-115. 1990.
- [58] Wikipedia, “Artificial neural network.”
https://el.wikipedia.org/wiki/Νευρωνικό_δίκτυο.
- [59] M. Katakis, M. Kalogeraki and A. Apostolakis, *Στόχοι Βιώσιμης Ανάπτυξης*. 2018.