

Βιομετρική προσέγγιση αναγνώρισης ατόμων χρησιμοποιώντας το φωτοπληθυσματογραφικό σήμα (PPG)

Η Μεταπτυχιακή Εργασία Εξειδίκευσης

υποβάλλεται στην ορισθείσα

από τη Γενική Συνέλευση Ειδικής Σύνθεσης
του Τμήματος Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής
Εξεταστική Επιτροπή

από την

Νιξίνα Β. Ειρήνη

ως μέρος των υποχρεώσεων για την απόκτηση του

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΕΙΔΙΚΕΥΣΗΣ
ΣΤΗΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ

ΜΕ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗ
ΣΤΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ - ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

Αύγουστος 2021

Εξεταστική Επιτροπή:

- **Γεώργιος Μανής**, Αναπλ. Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων (Επιβλέπων)
- **Χριστόφορος Νίκου**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων
- **Λυσίμαχος-Πάυλος Κόντης**, Καθηγητής, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων

ΑΦΙΕΡΩΣΗ

στον Άγιο Γέροντά μου,

και στην αδελφή μου Μαρίκα!

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Αρχικά Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Αναπληρωτή Καθηγητή κ. Γεώργιο Μανή για την άψογη συνεργασία που είχαμε αλλά και την καθοδήγηση του που ήταν καταλυτική για την διεκπεραίωση της εργασίας.

Ακόμη να ευχαριστήσω και τον καθηγητή του Πανεπιστημίου Πειραιώς κ. Ηλία Μαγκλογιάννη για την άριστη συνεργασία μας.

Να ευχαριστήσω και τα μέλη της τριμελούς επιτροπής, τον καθηγητή κ. Χριστόφορο Νίκου και τον καθηγητή κ. Λυσίμαχο-Πάυλο Κόντη για την συμμετοχή τους και τον χρόνο που διέθεσαν.

Πάνω από όλους, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Δημήτριο Μπουχάρα και την Ελένη Σκορδά ιδιαιτέρως. Υπήρξαν το στήριγμά μου στις δύσκολες στιγμές και με την δική τους παρότρυνση και βοήθεια ολοκληρώθηκε η προσπάθεια αυτής της εργασίας. Αισθάνομαι πολύ τυχερή να τους θεωρώ κάτι παραπάνω από φίλους.

Ακόμη ένα μεγάλο ευχαριστώ στους συναδέλφους και φίλους κυρίως τον κ. Δημήτριο Γάτσιο, την Στέλλα, την Γιάννα, την Παναγιώτα, την Δάφνη, την Μαίρη, την Όλγα, την Ιωάννα, την Αγγελλική, τον Βασίλη, τον Γρηγόρη, τον Δημήτρη, τον Χρήστο, την Αγγέλα και τον Στέφανο για το ενδιαφέρον και την υποστήριξή τους.

Να μην ξεχάσω να ευχαριστήσω και όλους τους καθηγητές και το προσωπικό του πανεπιστημίου του τμήματος Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής (κ. Πλησίτη, κ. Λατίνου, κ. Αγγελοπούλου, κ. Βαμβέτσου, κ. Χουλάκη, κ. Τσιμπούκα, κ. Σουλίου, κ. Διαμάντη, κ. Λιανού.) για την αμέριστη συμπαράσταση.

Τέλος να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, τους γονείς μου και την αδελφή μου για την βοήθειά τους, την ενθάρρυνση και την υπομονή τους.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Κατάλογος Σχημάτων	iv
Κατάλογος Πινάκων	vi
Γλωσσάρι	viii
Περίληψη	ix
Extended Abstract	xi
1 Εισαγωγή	1
1.1 Στόχοι	1
1.2 Δομή της Διατριβής	2
1.3 Καινοτομία	3
2 Βιομετρική αναγνώριση ατόμων και Φωτοπληθυσμογραφία	4
2.1 Βιομετρική αναγνώριση	4
2.2 Φωτοπληθυσμογραφία.	9
2.2.1 Εισαγωγικά στοιχεία για την Φωτοπληθυσμογραφία	9
2.2.2 Συσκευή Φωτοπληθυσμογράφου	10
2.2.3 Αισθητήρες Φωτοπληθυσματογράφου	11
2.2.4 Αρχή Λειτουργίας του Αισθητήρα PPG	12
2.3 State of the Art	14
3 Μέθοδοι Μέτρησης Καρδιακού Ρυθμού	19
3.1 Μέθοδοι Μέτρησης Καρδιακού Ρυθμού	19
3.1.1 Ηλεκτροκαρδιογράφημα	19
3.1.2 Σύγκριση Ηλεκτροκαρδιογραφήματος και Φωτοπληθυσμογρα- φήματος	20

3.1.3	Το φωτοπληθυσμογράφημα	22
4	Στάδια Διάγνωσης του σήματος PPG Στάδιο Προεπεξεργασίας	25
4.1	Στάδια Διάγνωσης	25
4.2	Στάδιο Προεπεξεργασίας	26
4.2.1	Φιλτράρισμα	27
5	Στάδιο Εξαγωγής Χαρακτηριστικών	32
5.1	Fiducial (F) και Non-Fiducial (NF) Μέθοδοι	32
5.1.1	Χαρακτηριστικά του Σήματος PPG	34
5.1.2	First Derivative του Σήματος PPG	36
5.1.3	Second Derivative του Σήματος PPG	37
5.2	Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού	43
5.3	Μέθοδος Ανάλυσης Σήματος και Σημαντικές Μεταβλητές	47
5.4	Διεργασία και Ανάλυση σήματος PPG	50
5.4.1	Γραμμικές Μέθοδοι	50
5.4.1.1	Τομέας Χρόνου-Στατιστικοί Δείκτες	50
5.4.2	Μη Γραμμικές Μέθοδοι	52
5.4.2.1	Shannon Entropy	54
5.4.2.2	Renyi Entropy	55
5.4.2.3	Approximate Entropy	55
5.4.2.4	Sample Entropy	58
5.4.2.5	Permutation Entropy	61
5.4.2.6	Bubble Entropy	62
5.5	Στατιστικά χαρακτηριστικά του σήματος PPG	63
6	Στάδιο Ταξινόμησης και Ταξινομητές	67
6.1	Ταξινόμηση	68
6.2	Δυαδική Ταξινόμηση	69
6.3	Ταξινομητές	71
6.3.1	Perceptron	71
6.3.2	Support Vector Machines	73
6.3.3	Kernels-Πυρήνες	78
6.3.3.1	Gaussian Radial Basis Function	79
6.3.4	k-Nearest Neighbors	81

6.3.5	Random Forest	84
6.4	Κανονικοποίηση	87
6.5	Class imbalance	88
6.6	Αξιολόγηση ταξινομητών	91
6.7	Feature Ranking	92
6.7.1	Feature Selection via ANOVA	93
6.7.2	Feature Selection via Chi Square	95
7	Μεθοδολογία, Αποτελέσματα Και Συμπεράσματα	96
7.1	Μεθοδολογία	96
7.2	Αποτελέσματα	104
7.3	Συμπεράσματα	113
8	Καινοτομία και Μελλοντικοί Στόχοι	114
8.1	Καινοτομία	114
8.2	Μελλοντικοί Στόχοι	115
	Βιβλιογραφία	116
A	Παράρτημα αποτελεσμάτων	121

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

2.1	Διάταξη εκπομπής φωτός και τοποθέτηση φωτοανιχνευτή με (α) λειτουργία μετάδοσης και (β) με λειτουργία ανάκλασης.	12
2.2	Αρχή λειτουργίας των αισθητήρων PPG	13
3.1	Το σήμα PPG.	22
3.2	Η κυματομορφή του PPG σήματος και οι χαρακτηριστικοί του παράμετροι.	23
3.3	Ιδανική κυματομορφή κύκλου φωτοπλυθυμογράμματος (PPG) δίπλα σε παραμορφωμένες κυματομορφές.	24
4.1	Τα στάδια διάγνωσης του PPG.	26
4.2	Τύποι φίλτρων	27
4.3	Ταξινόμηση φίλτρων.	28
5.1	Η κυματομορφή του PPG σήματος και οι χαρακτηριστικοί του παράμετροι, όπου x το πλάτος της συστολικής κορυφής και όπου y το πλάτος της διαστολικής κορυφής.	34
5.2	Το α_1 και α_2 είναι οι περιοχές κάτω από το κύμα του PPG και χωρίζονται στο σημείο καμπής.	35
5.3	Διάστημα από συστολική κορυφή σε συστολική κορυφή και διάστημα παλμού, από την έναρξη μέχρι το τέλος του παλμού.	35
5.4	PPG και το χαρακτηριστικό ΔT , η χρονική καθυστέρηση μεταξύ συστολικής και διαστολικής κορυφής.	37
5.5	(a) αρχικό σήμα (b) πρώτη παράγωγος του σήματος PPG με τα χαρακτηριστικά ΔT και Crest Time	38
5.6	(a) αρχικό σήμα (b) δεύτερη παράγωγος του σήματος PPG με τα αντίστοιχα κύματα, α , β , γ , δ , ϵ	39

5.7	Συγκεντρωτικός πίνακας χαρακτηριστικών PPG σήματος.	40
5.8	Τα χαρακτηριστικά που αποκτήθηκαν από την 1η και 2η παράγωγο του PPG σήματος.	40
5.9	Ηλεκτροκαρδιογράφημα και φωτοπληθυσμογράφημα.	46
5.10	Διαφορετικά σημεία μέτρησης για το PTT.	48
5.11	Θετική ασυμμετρία, συμμετρική, αρνητική ασυμμετρία.	65
5.12	Λεπτόκυρτη, Μεσόκυρτη, Πλατύκυρτη κύρτωση.	66
6.1	Ταξινομητής Perceptron.	72
6.2	Γραφική απεικόνιση ταξινομητή μοτίβων.	74
6.3	Παράδειγμα ταξινόμησης 3-κοντινών γειτόνων.	82
6.4	Ταξινομητής Random Forest.	87
7.1	Προτεινόμενο γεωμετρικό χαρακτηριστικό.	99
7.2	Διαγραμματική αναπαράσταση της PPG βιομετρικής διαδικασίας. . .	101
7.3	Διαγραμματική αναπαράσταση της διαδικασίας διαχωρισμού φύλλων. .	102
7.4	Διαγραμματική αναπαράσταση της διαδικασίας διαχωρισμού ατόμων. .	103
7.5	Αποτελέσματα ταξινομητών για δυαδική ταξινόμηση στην περίπτωση διαχωρισμού φύλλων με Normalization.	109
7.6	Αποτελέσματα ταξινομητών για δυαδική ταξινόμηση στην περίπτωση διαχωρισμού φύλλων με Standarization.	110
A.1	Αρχικό σήμα, φιλτραρίσματα.	121
A.2	Αρχικό σήμα, Butterworth Filter και Moving average.	122
A.3	Αρχικό σήμα, Butterworth Filter και Moving average.	122
A.4	Moving Average και Ανίχνευση κορυφών.	122
A.5	Moving Average, Ανίχνευση κορυφών.	123

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

2.1	Μέθοδοι ή τεχνολογίες που έχουν χρησιμοποιηθεί για το βιομετρικό PPG.	18
5.1	Χαρακτηριστικά του σήματος PPG μέσω των μεθόδων Fiducial and Non-Fiducial (1).	41
5.2	Χαρακτηριστικά του σήματος PPG μέσω των μεθόδων Fiducial and Non-Fiducial (2).	42
5.3	Στατιστικοί δείκτες του HRV.	52
5.4	Entropy.	54
5.5	Στατιστικά χαρακτηριστικά.	63
6.1	Ταξινομητές.	71
6.2	Βασικοί συνδυασμοί πραγματικής κατηγορίας δεδομένων και κατηγορίας αντιστοίχιση.	91
7.1	Ανεπεξέργαστο σύνολο δεδομένων.	104
7.2	Σύνολο δεδομένων μετά την αφαίρεση 30 συνεχόμενων μηδενικών. . .	104
7.3	Σύνολο δεδομένων μετά την δημιουργία παραθύρων των 10 sec. . . .	105
7.4	Classifier: k-NN αποτελέσματα μετρικών.	105
7.5	Classifier:Linear SVM αποτελέσματα μετρικών.	106
7.6	Classifier:RBF SVM αποτελέσματα μετρικών.	107
7.7	Classifier:Random Forest αποτελέσματα μετρικών.	108
7.8	Ποσοστά μετρικών για τον διαχωρισμό ατόμων με τον ταξινομητή RBF SVM.	108
7.9	Anova για τον διαχωρισμό άνδρα γυναίκα.	110
7.10	Chi-square για τον διαχωρισμό άνδρα γυναίκα.	111
7.11	Anova για τον διαχωρισμό ατόμων.	111

7.12	Chi-square για τον διαχωρισμό ατόμων.	112
A.1	Συγκεντρωτικός πίνακας std score min max k-NN και L-SVM.	123
A.2	Συγκεντρωτικός πίνακας std score min max SVM-RBF και RF.	123

ΓΛΩΣΣΑΡΙ

PPG - φωτοπληθυσμογράφημα

ECG, ΗΚΓ - ηλεκτροκαρδιογράφημα

EEG - ηλεκτροεγκεφαλογράφημα

IoT - Internet of Things

PIN - προσωπικός αριθμός αναγνώρισης

HRV -Μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού

HR - καρδιακός ρυθμός

BP - αρτηριακή πίεση

MA - motion artifacts

F - Fiducial

NF - Non-Fiducial

IPA - Inflection Point Area

AG - πίεση αύξησης

AI - δείκτης επαύξησης

ΔT - είναι ο χρόνος ανάμεσα στην συστολική και διαστολική κορυφή

APG - επιταχυνόμενο πληθυσμογράφημα

ANS - Autonomic Nervous System

BPM - beats per minute

IBI - Inter Beat Interval

PPI - Pulse Pulse Interval

PTT - Pulse Transit Time

PWV - Pulse Wave Velocity

PWV - Pulse Wave Variability

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Νιξίνα Β. Ειρήνη, Μ.Δ.Ε. στην Πληροφορική, Τμήμα Μηχανικών Η/Υ και Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Αύγουστος 2021.

Βιομετρική προσέγγιση αναγνώρισης ατόμων χρησιμοποιώντας το φωτοπληθυσματογραφικό σήμα (PPG).

Επιβλέπων: Γεώργιος Μανής, Αναπληρωτής Καθηγητής.

Τις τελευταίες δεκαετίες η ραγδαία ανάπτυξη της τεχνολογίας της πληροφορίας έχει επιφέρει σημαντική τεχνολογική ευκολία. Στον αντίποδα όμως ο αριθμός ζητημάτων που σχετίζονται με προσωπικές πληροφορίες, όπως η εισβολή απορρήτου, το hacking συνεχώς αυξάνεται, με αποτέλεσμα ο έλεγχος της ταυτότητας να αποτελεί μείζον πρόβλημα που ταυτόχρονα απαιτεί ασφαλή επίλυση. Ο κίνδυνος πλαστοπροσωπίας και παραβίασης της ασφάλειας οποιουδήποτε συστήματος είναι μια συνεχή απειλή. Ένας κίνδυνος που θα μπορούσε να συντελέσει σε τεράστια οικονομική καταστροφή και να θέσει σε κίνδυνο το σημερινό Internet of Things (IoT). Έτσι λοιπόν η ανάγκη για ένα ασφαλές σύστημα ελέγχου ταυτότητας, χαμηλού κόστους και μη επεμβατικό καθίσταται επιτακτική.

Η χρήση βιομετρικών μεθόδων αποτελεί μια αξιόλογη προσέγγιση προς αυτή την κατεύθυνση. Μάλιστα μια ενδιαφέρουσα πρόταση στον τομέα της ασφαλούς πιστοποίησης για τη βιομετρική αναγνώριση αντιπροσωπεύει και η χρήση των σημάτων της φωτοπληθυσμογραφίας (PPG) με την επιστημονική κοινότητα να δείχνει έντονο ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια. Γεγονός που άλλωστε δικαιολογείται από τα εγγενή χαρακτηριστικά που διαθέτει το σήμα PPG και που το κάνουν να ξεχωρίζει. Συγκριτικά με άλλες βιομετρικές προσεγγίσεις, η τεχνική της φωτοπληθυσμογραφίας παρέχει μια μη επεμβατική, εύκολη στην χρήση, χαμηλού κόστους, εύστοχη μεθοδολογία, για τη λήψη πολύτιμων φυσιολογικών πληροφοριών όπως ο καρδιακός ρυθμός, η ροή του αίματος και ο κορεσμός του οξυγόνου στο αίμα που μπορούν να χρησιμεύσουν ως βιομετρικός μηχανισμός αναγνώρισης.

Η παρούσα εργασία ειδίκευσης εστιάζεται ουσιαστικά στην αξιολόγηση της δυνατότητας της χρήσης των PPG σημάτων στην προσπάθεια αναγνώρισης ατόμων. Με στόχο την δημιουργία ενός μοντέλου που θα πραγματοποιεί τον διαχωρισμό φύλλων (ανδρών και γυναικών) και εν συνεχεία τον διαχωρισμό του ενός φύλλου, για παράδειγμα των ανδρών.

Υλοποιήθηκε προεπεξεργασία του σήματος με διάφορα φίλτρα και παραμέτρους, τα οποία αποτιμήθηκαν με βάση την ευστοχία διάκρισης των τιμών της συστολικής κορυφής, της διαστολικής κορυφής και της δικρωτικής εγκοπής. Στην συνέχεια, εκμαιεύθηκαν χαρακτηριστικά από το PPG σήμα από διαφορετικά γνωσιακά πεδία όπως η μορφολογία (γεωμετρία), το μέγεθος της πληροφορίας (θεωρία της πληροφορίας), η τάση των τιμών (στατιστική) κ.ά.. Νέα χαρακτηριστικά προτάθηκαν επιπλέον εκείνων που υπάρχουν στην κείμενη βιβλιογραφία. Τέλος επιχειρήσαμε να επιλύσουμε το πρόβλημα της ταξινόμησης (ασθενών ή φύλλου) με χρήση διαφόρων ταξινομητών και να αποτιμήσουμε την διαχωριστική τους ικανότητα. Στην διάρκεια αυτής της προσπάθειας, δειγματοληπτικές τεχνικές (όπως SMOTE) καθώς και τεχνικές αποτίμησης συνεισφοράς χαρακτηριστικών (όπως ANADIA) εφαρμόστηκαν για την βελτίωση της διαχωριστικής ικανότητας.

EXTENDED ABSTRACT

Nixina V. Eirini, M.Sc. in Computer Science, Department of Computer Science and Engineering, University of Ioannina, Greece, August 2021.

Biometric approach to identifying individuals using photoplethysmographic signal (PPG).

Advisor: Georgios Manis, Assistant Professor.

Information's technology rapid development has brought significant technological convenience in recent decades. However at the same time, the number of issues related to personal information, such as invasion of privacy and hacking, is constantly increasing; as a result, the authentication problem evolves into a major one that requires a secure solution. The risk of impersonation and breach of security of any system is a continuous threat. This risk could lead to a substantial financial disaster and jeopardize today's Internet of Things (IoT). Therefore, the need for a secure, low-cost, non-invasive authentication system becomes imperative.

A characteristic approach is using biometric methods, with the scientific community showing great interest in the last years, especially towards photoplethysmographs (PPG) signals to ensure secure certification for biometric identification. The inherent characteristics of the PPG make it unique and thus justifies the communities interest. Furthermore, compared to other biometric approaches, the photoplethysmography technique provides a non-invasive, easy-to-use, low-cost, accurate methodology for obtaining valuable physiological information such as heart rate, blood flow, and blood oxygen saturation that can serve as a biometric identification mechanism.

The present work essentially focuses on evaluating the feasibility of using PPG signals to identify individuals and creating a model that will perform the gender recognition (men and women) and then human recognition in particular, male recognition.

The signal was preprocessed with various filters and parameters, evaluated based on the accuracy of distinguishing the values of the systolic peak, the diastolic peak and the dichroic notch. Then, features were extracted from the PPG signal from different cognitive fields such as morphology (geometry), information size (information theory), value trend (statistics), etc. New features were proposed in addition to those available in the current bibliography. Finally, we attempted to solve the classification problem (patients or gender) using different classifiers and to evaluate their performance. We applied sampling techniques (such as SMOTE) and feature contribution valuation techniques (such as ANOVA) to improve the performance during this effort.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

1.1 Στόχοι

1.2 Δομή της Διατριβής

1.3 Καινοτομία

1.1 Στόχοι

Η προσπάθειά μας στηρίζεται σε ένα σύνολο δεδομένων, PPG σημάτων, τα οποία μας δόθηκαν μέσω μιας συνεργασίας με το Πανεπιστήμιο Πειραιώς και συλλέχθηκαν για ιατρικούς λόγους από μια ομάδα εθελοντών. Έτσι λοιπόν δεν χρησιμοποιήσαμε μία ήδη έτοιμη βάση δεδομένων, που είναι διαθέσιμες διαδικτυακά, χρησιμοποιούνται ευρέως σε αντίστοιχες έρευνες και έχουν υποστεί μια πρώτη μορφή προεπεξεργασίας.

Ο κύριος στόχος μας είναι να εξετάσουμε κατά πόσο μπορούμε να αξιοποιήσουμε ένα σήμα, που είναι αρκετά εύκολο να αποκτηθεί, στην προσπάθεια αναγνώρισης ατόμων. Πρόθεσή μας είναι να αποφύγουμε να περιοριστούμε σε τετριμμένες επιλογές και σε μεμονωμένες μεθόδους, γι' αυτό θα επιλέξουμε μια ευρεία σειρά χαρακτηριστικών του σήματος. Ουσιαστικά θέλουμε να πετύχουμε ένα συνδυασμό χαρακτηριστικών, αρχικά των γεωμετρικών χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται ευρέως στην βιβλιογραφία για την εξαγωγή χαρακτηριστικών του PPG σήματος και στην συνέχεια να αξιοποιήσουμε μια σειρά χαρακτηριστικών που υπολογίζονται για τη μέτρηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού. Επιπλέον θα αξιοποιήσουμε

και μια σειρά στατιστικών χαρακτηριστικών. Μια πρόταση που δεν έχει συνδυαστεί τουλάχιστον κατά την ανασκόπηση της σχετικής αρθρογραφίας που πραγματοποιήσαμε για την έρευνα μας.

Εν συνεχεία με βάση τα χαρακτηριστικά, να επιλύσουμε ανοικτά προβλήματα ταξινόμησης και να αποτιμήσουμε τα μοντέλα με βάση τη μετρική της ακρίβειας καθώς και άλλων μετρικών.

1.2 Δομή της Διατριβής

Η διατριβή αποτελείται από 8 κεφάλαια. Στο παρών πρώτο κεφάλαιο δίνονται οι στόχοι και η δομή της παρούσας διατριβής.

Το δεύτερο κεφάλαιο αναφέρεται στην βιομετρική αναγνώριση, γίνεται μια σύντομη εισαγωγή για την φωτοπληθυσμογραφία, στους αισθητήρες που χρησιμοποιούνται, στην αρχή λειτουργίας του αισθητήρα και τέλος παρουσιάζεται μια ανασκόπηση στην σχετική αρθρογραφία από το 2003 μέχρι το 2021.

Το τρίτο κεφάλαιο αναφέρεται στις μεθόδους μέτρησης του καρδιακού ρυθμού και συγκεκριμένα στο ηλεκτροκαρδιογράφημα και γίνεται μια πρώτη αναφορά στο φωτοπληθυσμογραφικό σήμα.

Το τέταρτο κεφάλαιο αναφέρεται στο στάδιο της προεπεξεργασίας, συγκεκριμένα γίνεται λόγος για την διαδικασία του φιλτραρίσματος και στα είδη φίλτρων που χρησιμοποιούνται ευρέως αναφορικά με το PPG σήμα.

Στο πέμπτο κεφάλαιο περιγράφεται η διαδικασία της εξαγωγής των χαρακτηριστικών. Συγκεκριμένα αναφερόμαστε στις μεθόδους Fiducial και Non-Fiducial και στα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιεί η κάθε μία. Στην συνέχεια για την ανάλυση του PPG σήματος αναφερόμαστε στα χαρακτηριστικά που υπολογίζονται για τη μέτρηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού κάνοντας χρήση τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών μεθόδων. Τέλος γίνεται λόγος και για μια σειρά από στατιστικά χαρακτηριστικά.

Το έκτο κεφάλαιο έχει ως βασική του ενασχόληση το στάδιο της ταξινόμησης και συγκεκριμένα την δυαδική ταξινόμηση και αντίστοιχους ταξινομητές. Με ειδική αναφορά στους ταξινομητές Perceptron, Support Vector Machines, Kernels (Linear, Gaussian Radial Basis Function), K-Nearest Neighbors καθώς και στον Random Forest. Ακολουθεί μια σύντομη αναφορά στην ισορροπία κλάσεων, στην αξιολόγηση

των ταξινομητών, καθώς και στην ταξινόμηση χαρακτηριστικών με βάση την συνεισφορά τους μέσω των μεθόδων της ANADIA και Chi-Square.

Το έβδομο κεφάλαιο εμπεριέχει την μεθοδολογία, τα αποτελέσματα της έρευνάς μας και τα αντίστοιχα εμπεριστατωμένα συμπεράσματα.

Τέλος το όγδοο κεφάλαιο αναφέρεται στην καινοτομία και στους μελλοντικούς στόχους της πραγματοποιηθείσας μεταπτυχιακής εργασίας.

1.3 Καινοτομία

- Πρόσθεση επιπλέον γεωμετρικού χαρακτηριστικού που υπολογίζει το πόσο απότομη είναι η συστολική κορυφή.
- Η επιλογή των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών, κυρίως των χαρακτηριστικών που χρησιμοποιούνται για την μέτρηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού αλλά ακόμη και ο συνδυασμός τους που δεν έχει γίνει ανάλογος σε αντίστοιχη έρευνα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

ΒΙΟΜΕΤΡΙΚΗ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΑΤΟΜΩΝ ΚΑΙ ΦΩΤΟΠΛΗΘΥΣΜΟΓΡΑΦΙΑ

2.1 Βιομετρική αναγνώριση

2.2 Φωτοπληθυσμογραφία.

2.3 State of the Art

Το παρόν κεφάλαιο αναφέρεται στην βιομετρική αναγνώριση ατόμων, γίνεται μια σύντομη εισαγωγή στην φωτοπληθυσμογραφία, ακολουθεί μια αναφορά στους αισθητήρες που χρησιμοποιούνται καθώς και στην αρχή λειτουργίας του αισθητήρα. Τέλος παρουσιάζεται μια ανασκόπηση στην σχετική αρθρογραφία από το 2003 μέχρι το 2021.

2.1 Βιομετρική αναγνώριση

Η πρόσβαση σε ένα αξιόπιστο σύστημα ελέγχου ταυτότητας στον σημερινό, σύγχρονο και τεχνολογικά προηγμένο κόσμο, καθίσταται όχι μόνο απαραίτητη αλλά και κρίσιμη. Οι παραδοσιακοί μέθοδοι δεν πληρούν τις απαιτήσεις αξιοπιστίας ενός αυτοματοποιημένου συστήματος ελέγχου ταυτότητας μιας και βασίζονται είτε στις γνώσεις του χρήστη, όπως είναι ο προσωπικός αριθμός αναγνώρισης (PIN) και οι κωδικοί πρόσβασης, είτε σε κάτι που ανήκει σε κάποιον, όπως είναι οι έξυπνες

κάρτες. Εν αντιθέσει με την βιομετρία και τους μηχανισμούς αναγνώρισης που διαθέτει και που παρέχουν εκτός από ευκολία κυρίως όμως ασφάλεια. Γεγονός που κατατάσσει την βιομετρική προσέγγιση σε μία από τις πιο αξιόπιστες τεχνολογίες για μελλοντική αναγνώριση και εξακρίβωση του ανθρώπου προσελκύοντας έτσι το επιστημονικό ενδιαφέρον όλο και περισσότερο. [1]

Γενικά, ο έλεγχος ταυτότητας είναι η διαδικασία εξακρίβωσης ότι κάποιος είναι πραγματικά αυτός που ισχυρίζεται ότι είναι. Σε αυτό το πλαίσιο, η εξουσιοδότηση αναφέρεται σε κανόνες που καθορίζουν ποιος επιτρέπεται να κάνει τι. Έτσι, ο έλεγχος ταυτότητας είναι το πρώτο βήμα για την απόκτηση πρόσβασης σε ένα σύστημα πληροφοριών, και αποτελεί κρίσιμο σημείο για τα επόμενα βήματα εξουσιοδότησης. Είναι ευρέως αποδεκτό ότι υπάρχουν τρεις προσεγγίσεις για τον έλεγχο ταυτότητας ενός χρήστη:

- με κάτι που ο χρήστης γνωρίζει (π.χ. κωδικούς πρόσβασης, PIN, κ.λπ.),
- με κάτι που έχει ο χρήστης (π.χ. έξυπνες κάρτες, ψηφιακά πιστοποιητικά, κλπ.)
- και με κάτι που ο χρήστης είναι (βιομετρικά).

Η αυτόματη αναγνώριση του ανθρώπου με τη χρήση βιομετρικών μεθόδων λαμβάνει όλο και μεγαλύτερη προσοχή από τον ερευνητικό κόσμο, ιδιαίτερα στις μέρες μας όπου το θέμα της ασφάλειας γίνεται ολοένα και πιο έντονο. Τα περισσότερα από τα συστήματα των οικονομικών συναλλαγών, των δικτύων υπολογιστών, εξακολουθούν να αναγνωρίζουν τα εξουσιοδοτημένα άτομα είτε μέσω κωδικού πρόσβασης (passwords, PINs, etc.) είτε μέσω έξυπνων καρτών, ψηφιοποιημένων πιστοποιητικών κ.α.. Αξίζει να σημειωθεί ότι η διαχείριση των κωδικών πρόσβασης γίνεται όλο και πιο δύσκολη καθώς ο αριθμός των ψηφιακών υπηρεσιών και συστημάτων στα οποία έχουμε πρόσβαση κάθε μέρα συνεχίζει να αυξάνεται. Οδηγούμαστε λοιπόν σε συστήματα που όμως δεν είναι αρκετά αξιόπιστα και αυτό γιατί οι πληροφορίες που χρησιμοποιούν είναι εύκολο να κλαπούν ή να πλαστογραφηθούν. Η δυνατότητα εξάλειψης τέτοιων κοινών προβλημάτων μπορεί να επιτευχθεί με την χρήση βιομετρικών συστημάτων. Τα βιομετρικά στοιχεία είναι μια πολλά υποσχόμενη εναλλακτική λύση έναντι των κωδικών πρόσβασης.[2] [3]

Έτσι λοιπόν κατά τα τελευταία χρόνια, ο βιομετρικός έλεγχος ταυτότητας, ο οποίος χρησιμοποιεί μετρήσιμα και διακριτικά χαρακτηριστικά από ένα άτομο για την εκτέλεση ισχυρού ελέγχου ταυτότητας, έχει αποκτήσει αυξανόμενη προσοχή λόγω των εγγενών χαρακτηριστικών του: δεν μπορεί να ξεχαστεί (όπως ο έλεγχος ταυτότητας με βάση κάτι που εμείς ξέρουμε), δεν μπορεί να κλαπεί (όπως ο έλεγχος

ταυτότητας με βάση κάτι που διαθέτουμε) και είναι δύσκολο να αναπαραχθεί, να τροποποιηθεί, προσφέροντας μια μεγάλη δυνατότητα μη αποποίησης. [4]

Ο βιομετρικός έλεγχος ταυτότητας μπορεί να εφαρμοστεί σε δύο διαφορετικούς τρόπους λειτουργίας:

1. έλεγχος ταυτότητας (επαλήθευση)
2. και αναγνώριση.

Στη λειτουργία **ελέγχου ταυτότητας**, ο χρήστης αξιώνει μια ταυτότητα και εμφανίζει τα διαπιστευτήριά του. Το σύστημα ελέγχει αν αυτά τα διαπιστευτήρια ανήκουν στην ταυτότητα που αξιώνεται. Από την άλλη πλευρά, στη λειτουργία **αναγνώρισης** δεν απαιτείται αξίωση ταυτότητας, ο χρήστης εμφανίζει μόνο τα διαπιστευτήριά του και το σύστημα αποφασίζει εάν ανήκει σε έναν από τους προηγούμενους εγγεγραμμένους χρήστες. Για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός βιομετρικού συστήματος, τα αποτελέσματα παρέχονται συνήθως με το σύστημα που λειτουργεί σε λειτουργία ελέγχου ταυτότητας. [4]

Σε αντίθεση με τις προσεγγίσεις ελέγχου ταυτότητας που χρησιμοποιούν κάτι που γνωρίζουμε ή έχουμε (π.χ. κωδικούς πρόσβασης ή διακριτικά, αντίστοιχα) όπου το αποτέλεσμα είναι Boolean, δηλαδή είτε υπάρχει πλήρης αντιστοίχιση είτε πλήρης αποτυχία, στον βιομετρικό έλεγχο ταυτότητας το αποτέλεσμα είναι ένα μέτρο εμπιστοσύνης. Ο βιομετρικός έλεγχος ταυτότητας είναι ουσιαστικά ένα πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων. Περιλαμβάνει δύο βασικά στάδια: εγγραφή, παραγωγή ενός προτύπου με τα πιο αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά από τον χρήστη και δοκιμή, όπου ο χρήστης αντιτίθεται στο μοντέλο του για να πραγματοποιήσει τον έλεγχο ταυτότητας λαμβάνοντας το μέτρο εμπιστοσύνης. Αυτό το μέτρο συγκρίνεται με ένα όριο και το σύστημα επικυρώνει (ή όχι) την ταυτότητα χρήστη. [4]

Η βιομετρική έχει πολλές δυνατότητες σε εφαρμογές υγειονομικής περίθαλψης και με πολλά οφέλη, συμπεριλαμβανομένης της πρόληψης της απάτης και της κατάχρησης σε προγράμματα δικαιωμάτων, προστασία και διαχείριση εμπιστευτικών ιατρικών αρχείων, ταυτοποίηση ασθενών και έλεγχος πρόσβασης για ιατρικές εγκαταστάσεις και εξοπλισμό. Επιπλέον, συνδέοντας ιατρικά αρχεία με βιομετρικά στοιχεία, η ιατρική περίθαλψη μπορεί να παρέχεται με μεγαλύτερη ακρίβεια και αποτελεσματικότητα. [5]

Ως μέσο ανθρώπινης αναγνώρισης θεωρούνται ορισμένα χαρακτηριστικά γνωρίσματα του σώματος ή των χαρακτηριστικών συμπεριφοράς μας. Τα βιομετρικά στοιχεία όπως ορίζονται από τον Διεθνή Οργανισμό Τυποποίησης (ISO) είναι η «αυ-

τοματοποιημένη αναγνώριση ατόμων βάσει των συμπεριφορικών και βιολογικών χαρακτηριστικών τους». Όπου τα κοινά χαρακτηριστικά περιλαμβάνουν το δακτυλικό αποτύπωμα, το πρόσωπο, ο αμφιβληστροειδής/η ίριδα, το DNA, η ανάλυση φωνής, οι κινήσεις χειριών, το στυλ περπατήματος. Πρόσφατες μελέτες έχουν επίσης εστιάσει σε μονοδιάστατα φυσιολογικά σήματα, δηλαδή ηλεκτροκαρδιογραφήματα (ΗΚΓ), ηλεκτροεγκεφαλογράμματα (EEG), φωνοκαρδιογράφημα (PCG-η γραφική απεικόνιση των ήχων της καρδιάς) και τέλος φωτοπληθυσμογραφήματα (PPG). Αυτά τα φυσιολογικά σήματα παρέχουν μια εικόνα για την κλινική κατάσταση των ατόμων, ανοίγοντας έτσι το δρόμο για την εξατομίκευση και την ταυτοποίηση των ατόμων. Τέτοια σήματα έχουν επίσης το ξεχωριστό πλεονέκτημα ότι επιτρέπουν συστήματα συνεχούς ελέγχου ταυτότητας, δεδομένου ότι μπορούν να ληφθούν για μεγάλες χρονικές περιόδους χωρίς χειροκίνητη παρέμβαση. Εφαρμογές που βασίζονται σε βιομετρικές προσεγγίσεις προσφέρουν ένα πολλά υποσχόμενο και αδιάφυστο μέλλον για την ανθρώπινη αναγνώριση.[2] [6][7]

Δεδομένου ότι το βιομετρικό σύστημα που βασίζεται σε ανθρώπινα φυσιολογικά ή συμπεριφορικά χαρακτηριστικά είναι πιο αξιόπιστο και ασφαλέστερο από την παραδοσιακή τεχνολογία αναγνώρισης έτσι και οι εφαρμογές που βασίζονται σε βιομετρικές προσεγγίσεις παρέχουν ένα πολλά υποσχόμενο και πειστικό μέλλον της ανθρώπινης αναγνώρισης. Η πιο διαδεδομένη μεταξύ αυτών των μεθόδων είναι η αναγνώριση δακτυλικών αποτυπωμάτων. Ωστόσο, σε αυτήν τη μέθοδο, μπορεί να είναι δύσκολο να επιβεβαιωθεί η ταυτότητα ενός δακτυλικού αποτυπώματος όταν το δακτυλικό αποτύπωμα είναι κατεστραμμένο. Επιπλέον, είναι δυνατή η παραποίηση δακτυλικών αποτυπωμάτων, καθώς ένα μοτίβο δακτυλικών αποτυπωμάτων μπορεί να αναπαραχθεί χρησιμοποιώντας λατέξ. Ακόμη η αναγνώριση προσώπου μπορεί να πλαστογραφηθεί με μια φωτογραφία, ή μπορεί να παραποιηθεί με μια τεχνητά μεταμφιεσμένη, ακόμη την φωνή μπορεί κάποιος να την μιμηθεί ή μια συσκευή εγγραφής ήχου μπορεί να χρησιμοποιηθεί για φωνή.[2] [6] [7][8] [9]

Εύλογα λοιπόν η βιομετρική έρευνα στρέφει την προσοχή της από τη χρήση κλασικών προσεγγίσεων, π.χ. τη χρήση δακτυλικών αποτυπωμάτων ή μοτίβων ίριδας, στη χρήση φυσιολογικών σημάτων όπως το ηλεκτροκαρδιογράφημα, (ΗΚΓ), ηλεκτρομυογράφημα (EMG) ή ηλεκτροεγκεφαλογράφημα (EEG) για την πραγματοποίηση ελέγχου ταυτότητας χρήστη. Πρόκειται για σήματα που παρέχουν εγγενώς απόδειξη της ζωής και είναι δύσκολο να παραποιηθούν. Παρ' όλα αυτά και ενώ το ΗΚΓ είναι πιο καθιερωμένο και ανθεκτικό στην αναγνώριση από το PPG,

ωστόσο παρουσιάζουν δύο βασικά μειονεκτήματα που παρεμποδίζουν την ευρεία υιοθέτησή τους καθιστώντας τα αναποτελεσματικά όσον αφορά τη φθορά για καθημερινή χρήση: η εγγραφή είναι πολύπλοκη (π.χ., η απόκτηση ΗΚΓ πολλαπλών ηλεκτροδίων απαιτεί τη χρήση ηλεκτροδίων που κατανέμονται κατά μήκος του σώματος και για εγγραφή EEG, πρέπει να χρησιμοποιείται καπέλο ηλεκτροδίου) και οι απαιτούμενες συσκευές έχουν υψηλό κόστος. Αν και η πρόοδος στις συσκευές παρακολούθησης μειώνει αυτά τα μειονεκτήματα, παρόλα αυτά παραμένουν.[4] [7]

Μεταξύ όλων των ιατρικών βιομετρικών χαρακτηριστικών, το Photoplethysmograph (PPG) είναι το πιο εύκολο που μπορεί να αποκτηθεί. Η φωτοπληθυσμογραφία (PPG) είναι μια μη επεμβατική ηλεκτροοπτική μεθοδολογία που παρέχει πληροφορίες σχετικά με τον αριθμό των αλλαγών αίματος στο μικροαγγειακό στρώμα του ιστού στην επιφάνεια του δέρματος που ξεκίνησε από την καρδιά. Αντανακλά τις παλμικές δράσεις των αρτηριών μέσω της αλληλεπίδρασης της οξυγονωμένης αιμοσφαιρίνης και των φωτονίων. Πιστεύεται ότι κάθε άτομο έχει μοναδική αιμοδυναμική και καρδιαγγειακό σύστημα. Σε σύγκριση με άλλες βιομετρικές προσεγγίσεις, η τεχνική που βασίζεται σε PPG έχει πολλά ξεχωριστά πλεονεκτήματα, όπως χαμηλό κόστος ανάπτυξης, εύκολο στη χρήση χωρίς περίπλοκες διαδικασίες και κατάλληλα προσβάσιμη. Επιπλέον, τα σήματα PPG προσφέρουν μια μη επεμβατική και σωστή μεθοδολογία για τη λήψη πολύτιμων φυσιολογικών πληροφοριών όπως ο καρδιακός ρυθμός και η ροή του αίματος. [10] [7]

Έτσι λοιπόν το φωτοπληθυσμογράφημα (PPG) μπορεί εύκολα να χρησιμοποιηθεί με έναν αισθητήρα χαμηλού κόστους τοποθετημένο στην άκρη του δακτύλου. Οι αισθητήρες PPG περιλαμβάνονται σήμερα σε πολλές διαφορετικές φορητές συσκευές. Οι πρόσφατες συσκευές (όπως γυμναστικής) ενσωματώνουν ήδη τη δυνατότητα παρακολούθησης PPG για λόγους υγείας, καθιστώντας πολύ ενδιαφέρουσα τη δυνατότητα χρήσης του PPG για έλεγχο ταυτότητας. Τα σήματα PPG λαμβάνονται από παλμικά οξύμετρα που εκπέμπουν φως στο δέρμα και μετρούν την αλλαγή της έντασης του φωτός, η οποία είτε μεταδίδεται είτε ανακλάται μέσω του δέρματος. Η περιοδικότητα του ανακλώμενου ή μεταδιδόμενου φωτός αντιστοιχεί στον καρδιακό ρυθμό, που χρησιμοποιείται συχνά για την εκτίμηση του καρδιακού ρυθμού. Αυτό καθιστά τους αισθητήρες PPG μια δημοφιλή επιλογή για ενσωμάτωση σε φορητές συσκευές (π.χ. έξυπνα ρολόγια). Τα σήματα PPG μπορούν να ληφθούν από διάφορες θέσεις, όπως λοβούς αυτιών, άκρες δακτύλων ή καρπό, λαμβάνοντας υπόψη το τελευταίο να θεωρείται βολική θέση για διακριτική καθημερινή χρήση.[7]

[5]Στο πλαίσιο της ιατρικής βιομετρίας, η εγγραφή PPG δεν απαιτεί κανένα είδος γέλης (EEG), εξωτερικού ερεθίσματος (TEOAE) ή πολλαπλών ηλεκτροδίων (ΗΚΓ) και μπορεί εύκολα να καταγραφεί από σχεδόν οποιοδήποτε μέρος του σώματος. Όλοι αυτοί οι παράγοντες δίνουν στο βιομετρικό φωτοπληθυσμογράφημα PPG ένα επιπλέον πλεονέκτημα σε σχέση με άλλα ιατρικά βιομετρικά χαρακτηριστικά.[10]

Τα τελευταία χρόνια, αποδείχθηκε ότι τα φωτοπληθυσμογραφήματα είχαν την ικανότητα να διακρίνουν άτομα. Επιπλέον, ως νέα τεχνολογία βιομετρικών στοιχείων, το PPG έχει επαληθευτεί από μελέτες για την καθολικότητα, τη μοναδικότητα, την ανθεκτικότητα και την προσαρμοστικότητα του. [9] Τα σήματα της φωτοπληθυσμογραφίας (PPG) έχουν μοναδικές ιδιότητες ταυτότητας για αναγνώριση από τον άνθρωπο και γίνονται ευκολότερα στη λήψη με αναδυόμενους αισθητήρες IoT.

2.2 Φωτοπληθυσμογραφία.

2.2.1 Εισαγωγικά στοιχεία για την Φωτοπληθυσμογραφία

Από το 1939 ερευνητές σε παγκόσμιο επίπεδο, έδειξαν την ανάγκη για μελέτες σχετικά με την κυκλοφορία του αίματος χρησιμοποιώντας όμως μη επεμβατικές τεχνικές. Γεγονός που οδήγησε στην δημιουργία μιας ηλεκτρονικής συσκευής για τη μέτρηση του όγκου και της ροής του αίματος, γνωστή ως πληθυσμογραφία (plethysmography). Ο πληθυσμογράφος (plethysmograph) είναι ένα όργανο που χρησιμοποιείται κυρίως για τον προσδιορισμό και την καταγραφή των μεταβολών του όγκου ή της ροής του αίματος στο σώμα που συμβαίνει με κάθε καρδιακό παλμό. Υπάρχουν διάφοροι τύποι και ο καθένας τους μετρά τις αλλαγές στον όγκο του αίματος με διαφορετικό τρόπο. Οι γενικοί τύποι πληθυσμογράφων είναι: του νερού, του αέρα, του μανομέτρου, της αντίστασης και ο φωτοηλεκτρικός. Ο φωτοηλεκτρικός πληθυσμογράφος (photoplethysmograph), είναι γνωστός με το ακρωνύμιο (PTG είτε PPG). (Σε αυτή την εργασία εμείς θα χρησιμοποιήσουμε το ακρωνύμιο PPG.) Η κλινική καταλληλότητα της φωτοπληθυσμογραφίας παρουσιάστηκε από τον Alrick Hertzman το 1937 [11] [12].

Το PPG είναι ένα απλό και φθηνό εργαλείο και μπορεί να οριστεί ως μια οπτική τεχνική βιοπαρακολούθησης για τη μέτρηση των μεταβολών του όγκου του αίματος στον μικροαγγειακό ιστό κάτω από το δέρμα που συμβαίνει λόγω της παλμικής

φύσης του αίματος. Έχει γίνει αποδεκτή από τον Διεθνή Οργανισμό Προτύπων (ISO) και την Ευρωπαϊκή Επιτροπή Τυποποίησης ως το τυπικό μη επεμβατικό μέτρο του επιπέδου κορεσμού οξυγόνου από το 1987.

Κατά τα τελευταία χρόνια, υπήρξε σημαντική αύξηση του αριθμού των δημοσιεύσεων σχετικά με την τεχνική PPG. Η δημοτικότητα αυτής της τεχνικής οφείλεται στις σημαντικές εφαρμογές της. Συγκεκριμένα έχει εφαρμοστεί ευρέως σε πολλούς κλινικούς τομείς όπως η αξιολόγηση του καρδιαγγειακού συστήματος, η ανίχνευση οξυγόνου στο αίμα, η αναισθησία, η χειρουργική ανάκαμψη και η κρίσιμη φροντίδα. Παράλληλα έχει και μη κλινική εφαρμογή κυρίως σε περιπτώσεις όπου η συνεχής παρακολούθηση των ζωτικών παραμέτρων του σώματος ενός ατόμου κατά τη διάρκεια των καθημερινών του δραστηριοτήτων είναι πολύ σημαντική. Ειδικά για ηλικιωμένους, άτομα με καρδιακές παθήσεις και εγκύους, δηλαδή σε περιπτώσεις όπου κρίνεται από τους θεράποντες ιατρούς ότι τα δεδομένα που συλλέγονται έχουν μεγάλη διαγνωστική αξία για την υγεία ενός ατόμου. Παράμετροι όπως ο καρδιακός ρυθμός, η αρτηριακή πίεση, ο αναπνευστικός ρυθμός, η θερμοκρασία σώματος, το επίπεδο γλυκόζης, το επίπεδο αρτηριακού οξυγόνου κ.λ.π. μπορεί να μετρούνται συνεχώς με τη χρήση βιοαισθητήρων και οι ευρέως χρησιμοποιούμενοι βιοαισθητήρες είναι οι Φωτοπληθυσμογραφικοί Βιοαισθητήρες. Επιπλέον, το PPG είναι μια πολλά υποσχόμενη τεχνική για την έγκαιρη εξέταση διαφόρων αθηροσκληρωτικών παθολογιών αλλά για μια πλήρη κατανόηση της διαγνωστικής αξίας των διαφόρων χαρακτηριστικών ακόμη υπολείπεται. [11] [12]

2.2.2 Συσσκευή Φωτοπληθυσμογράφου

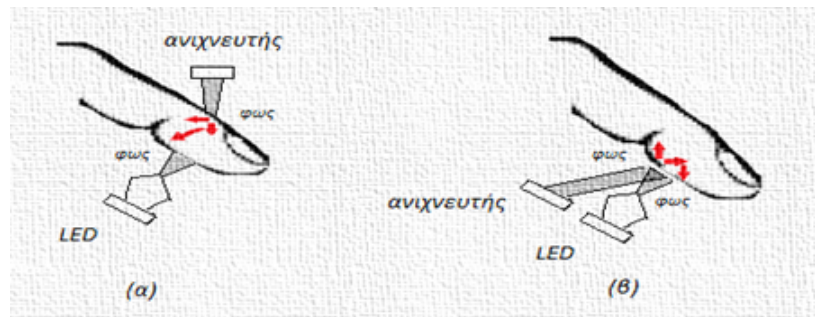
Μια τυπική συσκευή PPG περιέχει μια πηγή φωτός και έναν φωτοανιχνευτή. Η πηγή φωτός εκπέμπει φως σε έναν ιστό και ο φωτοανιχνευτής μετρά το ανακλώμενο φως από τον ιστό. Το ανακλώμενο φως είναι ανάλογο με τις διακυμάνσεις του όγκου του αίματος στα μικροαγγειακά στρώματα σε περιφερειακά σημεία του σώματος, όπως το δάχτυλο, το μέτωπο, το λοβό. Υπάρχουν διάφορα χρώματα που χρησιμοποιούνται όπως το πράσινο φως (565 nm) ή το κίτρινο (590 nm), το κόκκινο (680 nm) ή σχεδόν υπέρυθρο φως (810 nm). Οι πιο συνηθισμένοι αισθητήρες PPG χρησιμοποιούν τη δίοδο εκπομπής υπέρυθρου φωτός (IR-LED) ή την πράσινη λυχνία LED ως κύρια πηγή φωτός λόγω της διαφοράς στο μήκος κύματος. Τα IR-LED έχει τη βαθύτερη ικανότητα διείσδυσης και χρησιμοποιούνται πιο συχνά για τη μέτρηση της ροής του

αίματος που είναι πιο βαθιά συγκεντρωμένη σε ορισμένα μέρη του σώματος, όπως οι μύες. Συγκεκριμένα το κόκκινο και το υπέρυθρο φως μπορούν να διεισδύσουν περίπου 2,5 mm, ενώ το πράσινο φως μπορεί να διεισδύσει λιγότερο από 1 mm στον ιστό. Ως εκ τούτου, η ανίχνευση της αρτηριακής πίεσης, η αθηροσκλήρωση, το σάκχαρο του αίματος και άλλες φυσιολογικές παράμετροι χρησιμοποιούν το υπέρυθρο φως ενώ το πράσινο φως χρησιμοποιείται συνήθως για τον υπολογισμό της απορρόφησης οξυγόνου στην οξυαιμοσφαιρίνη (οξυγονωμένο αίμα) και στην δεοξυαιμοσφαιρίνη (αίμα χωρίς οξυγόνο). Παρόλο που υπάρχουν και άλλοι αισθητήρες LED με διαφορετικά χρώματα για τη μέτρηση της αιμοσφαιρίνης, το πράσινο LED θεωρείται η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη. Οι αισθητήρες PPG χρησιμοποιούν επίσης έναν φωτοανιχνευτή για τη μέτρηση της έντασης του ανακλώμενου φωτός από τον ιστό. Οι μεταβολές του όγκου του αίματος μπορούν στη συνέχεια να μετρηθούν με βάση την ποσότητα του ανιχνευόμενου φωτός. Οι φορητοί αισθητήρες PPG μπορούν να τοποθετηθούν μόνο σε συγκεκριμένες τοποθεσίες σώματος όπως μέτωπο, λοβός του αυτιού, μέση, καρπός, άκρη δακτύλου, αστράγαλος. Ωστόσο, διαφορετικές τοποθεσίες μέτρησης έχουν διαφορετικούς βαθμούς ακρίβειας, λαμβάνοντας υπόψη άλλες τοποθεσίες σώματος για πιο βολικές εναλλακτικές λύσεις. [13] [14]

2.2.3 Αισθητήρες Φωτοπληθυσματογράφου

Υπάρχουν δύο τύποι αρχών λειτουργίας για τους αισθητήρες του PPG: η μετάδοση και η ανάκλαση του φωτός μέσω ή από ένα συγκεκριμένο μέρος του σώματος. Η σχηματική αναπαράσταση του αισθητήρα PPG φαίνεται στο σχήμα (2.1): στην λειτουργία μετάδοσης (σχήμα 2.1α), η μονάδα εκπομπής και ο φωτοανιχνευτής βρίσκονται σε διαμετρικά αντίθετες πλευρές και στη λειτουργία ανάκλασης (σχήμα 2.1β), η μονάδα εκπομπής βρίσκεται στην ίδια πλευρά με τον φωτοανιχνευτή. Κάθε λειτουργία διαθέτει πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα ωστόσο και οι δύο τύποι αισθητήρων μπορούν να παρέχουν μη επεμβατικές μετρήσεις. Σε λειτουργία μετάδοσης, η υπερβολική πίεση μπορεί να επιβραδύνει το περιφερικό όγκο αίματος, που μπορεί να οδηγήσει στη μείωση των φλεβικών ταλαντώσεων. Επιλέγεται μια τοποθεσία μέτρησης βάσει διαφορετικών εφαρμογών. Για τη λειτουργία μετάδοσης, χρησιμοποιούνται συνήθως η άκρη των δακτύλων και του λοβού του αυτιού. Οι τοποθετήσεις σώματος μέτρησης για τους αισθητήρες λειτουργίας ανάκλασης είναι οι καρποί, το αντιβράχιο, ο αστράγαλος, το μέτωπο και ο κορμός. Σε διαφορετικές θέ-

σεις μέτρησης, οι αισθητήρες μπορούν είτε να χρησιμοποιηθούν ως μανσέτες είτε ως κλιπ. Η απαιτούμενη ποσότητα πίεσης για την εφαρμογή του αισθητήρα είναι επίσης βασικός παράγοντας για την επιλογή μιας συγκεκριμένης θέσης μέτρησης.[13] [15]

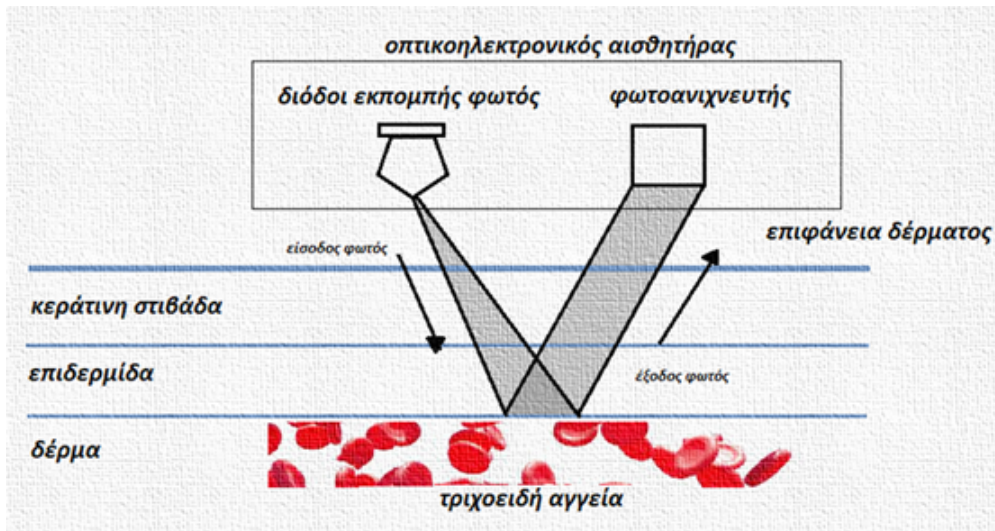


Σχήμα 2.1: Διάταξη εκπομπής φωτός και τοποθέτηση φωτοανιχνευτή με (α) λειτουργία μετάδοσης και (β) με λειτουργία ανάκλασης.

Με έναν αισθητήρα PPG σε λειτουργία μετάδοσης, το φως LED διέρχεται από απορροφητικές ουσίες, όπως μελάγχρωση του δέρματος, οστά και αρτηριακό και φλεβικό αίμα, και στη συνέχεια λαμβάνεται από τον ανιχνευτή και ποσοτικοποιείται από φίλτρα και μετατροπείς. Αντίθετα, ένας αισθητήρας PPG σε λειτουργία ανάκλασης αντανακλά το φως LED στο δέρμα, το οποίο λαμβάνεται από τον ανιχνευτή, και ποσοτικοποιείται με παρόμοιο τρόπο μέσω της χρήσης φίλτρων και μετατροπών. Ωστόσο, αυτή η λειτουργία εφαρμόζεται κυρίως στα μέρη του σώματος πολύ παχιά για να επιτρέψει τη μετάδοση του φωτός (για παράδειγμα, τον καρπό και το μέτωπο). Επομένως, οι αισθητήρες PPG μπορούν να λάβουν ποικίλα σχήματα, για παράδειγμα, μια ζώνη, ένα ρολόι χειρός ή ένα έμπλαστρο. Επιπλέον, ορισμένοι αισθητήρες PPG κάνουν ήδη χρήση της φορητής τεχνολογίας, παρακολουθώντας τον καρδιακό ρυθμό σε πραγματικό χρόνο. [15]

2.2.4 Αρχή Λειτουργίας του Αισθητήρα PPG

Η αρχή λειτουργίας του αισθητήρα PPG βασίζεται στην εκπομπή υπέρυθρου φωτός από ένα LED που διαπερνά το δέρμα και τα αιμοφόρα αγγεία. Αυτό το φως συλλαμβάνεται από τον ανιχνευτή για τη μέτρηση της ροής του αίματος, όπως μπορεί να παρατηρηθεί στο σχήμα (2.2). Τα αποτελέσματα του σήματος PPG εξαρτώνται κυρίως από τη ροή αίματος και οξυγόνου προς τα τριχοειδή αγγεία σε κάθε καρδιακό παλμό.



Σχήμα 2.2: Αρχή λειτουργίας των αισθητήρων PPG

Η φωτοπληθυσμογραφία βασίζεται στις ιδιότητες της σκέδασης φωτός που προκαλείται από τη γλυκόζη στο αίμα. Η αύξηση της γλυκόζης μειώνει την κακή ευθυγράμμιση της φωτεινής δέσμης που διεισδύει στον ιστό επειδή ο δείκτης διάθλασης μειώνεται από την παρουσία του. Ως εκ τούτου, απορροφάτε μικρότερη ποσότητα φωτός και η ένταση φωτός που διασχίζει τον ιστό είναι μεγαλύτερη. Η τεχνική PPG βασίζεται στο νόμο Beer – Lambert, ο οποίος δείχνει ότι η ένταση του φωτός μειώνεται εκθετικά όταν ταξιδεύει σε απορροφητικό μέσο και η απορρόφηση εξαρτάται από το μήκος κύματος. [15]

Νόμος Beer - Lambert:

Η απορρόφηση του A είναι ανάλογη προς τη συγκέντρωσή της C και δίνεται από την εξίσωση:

$$A = \epsilon bC \quad (2.1)$$

Όπου C είναι η συγκέντρωση της ουσίας σε $mol/L(M)$

b το μήκος της οπτικής διαδρομής σε cm

ϵ είναι ο συντελεστής απορροφητικότητας σε $M^{-1}cm^{-1}$.

Λόγω των φυσιολογικών ιδιαιτεροτήτων για κάθε άτομο, χαρακτηριστικά όπως ο τόνος του δέρματος, το πάχος του στρώματος του λίπους και η ακαμψία της ακτινικής αρτηρίας έχουν τεράστια παρέμβαση στη μορφολογία και το πλάτος του PPG κύματος. Ο νόμος Beer-Lambert συσχετίζει την ένταση του εκπεμπόμενου με το προσπίπτον φως, στη λειτουργία της απορρόφησης φωτός από το μέσο, τη συ-

γκέντρωση του διαλύματος και τη διαδρομή που ταξιδεύει το φως. Όσο υψηλότερη είναι η φωτεινότητα που εκπέμπεται από τον εκπομπό φωτογραφιών (LED), τόσο υψηλότερη είναι η ποσότητα φωτός που μεταδίδεται μέσω του μέσου καθώς και η ποσότητα φωτός που ανακλάται. [15]

2.3 State of the Art

Η ανασκόπηση που πραγματοποιήσαμε στην σχετική αρθρογραφία αναδεικνύει την προσπάθεια που έχει καταβληθεί, ιδιαίτερα τα τελευταία χρόνια, για την αξιοποίηση του σήματος του PPG στην αναγνώριση ανθρώπων. Μάλιστα είναι αξιόλογη η στροφή της επιστημονικής κοινότητας και η ενασχόλησή της με το PPG σήμα. Τα αποτελέσματα των ερευνών δείχνουν ότι τα σήματα του PPG έχουν κυρίως χαρακτηριστικά που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αναγνώριση διαφορετικών ατόμων. Παραθέτουμε με χρονολογική σειρά από το πιο παλιό στο πιο πρόσφατο ενδεικτικά τα εξής άρθρα που εντοπίσαμε:

Οι Gu, Y. Zhang, Y. T. Zhang, (2003) εξήγαγαν από κάθε PPG σήμα τέσσερα χαρακτηριστικά για την ταυτοποίηση χρήστη, συγκεκριμένα: αριθμός των κορυφών για κάθε παλμό, διάστημα χρόνου από την αρχή του σήματος μέχρι την 1η κορυφή, ανοδική κλίση από την αρχή του σήματος μέχρι την 1η κορυφή και καθοδική κλίση από την 2η κορυφή μέχρι το τέλος του κύκλου ενός σήματος. Πραγματοποιήθηκε μια στατιστική ανάλυση για να προσδιοριστεί η διακριτότητα των τεσσάρων χαρακτηριστικών και υπολογίστηκε η Ευκλείδεια απόσταση μεταξύ κάθε διάνυσμα δείγματος με κάθε διάνυσμα προτύπου. Η απόφαση της επαλήθευσης έγινε για το θέμα με την ελάχιστη τιμή της Ευκλείδειας απόστασης. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα μόνο ένα από τα 17 θέματα δεν μπόρεσε να επαληθευτεί σωστά, το οποίο απέδωσε ποσοστό σωστής επαλήθευσης 94%. (A Novel Biometric Approach in Human Verification by Photoplethysmographic Signals. IEEE)

Οι Spachos, Gao, Hatzinakos, (2011) πρότειναν μια μέθοδο βιομετρικής αναγνώρισης PPG βασισμένη στην Linear Discriminant Analysis (LDA) ως εργαλείο εξαγωγής χαρακτηριστικών. Η ταξινόμηση των οποίων έγινε με τον κ-NN ταξινομητή και επιτεύχθηκε EER 0,5%. (Feasibility Study Of Photoplethysmographic Signals For Biometric Identification. IEEE)

Οι Kavsaoglu, Polat, Bozkurt, (2014) υπολόγισαν 40 χαρακτηριστικά του τομέα

χρόνου από το αρχικό σήμα PPG και τις παραγώγους του. Μερικά από τα χαρακτηριστικά είναι: συστολική κορυφή, διαστολική κορυφή, δικρωτική εγκοπή, διάστημα παλμών, κορυφή προς κορυφή, δείκτης επαύξεσης, χρόνος συστολικής κορυφής, χρόνος διαστολικής κορυφής, χρόνος κορυφής δικρωτικής εγκοπής, χρόνος ανάμεσα στην συστολική και διαστολική κορυφή. Πρότειναν έναν αλγόριθμο κατάταξης χαρακτηριστικών με την μεγαλύτερη συνεισφορά στην βιομετρική ανίχνευση. Ουσιαστικά δημιουργήθηκαν τρία διαφορετικά dataset, τα δυο πρώτα αφορούσαν τα σήματα PPG που ελήφθησαν σε δυο διαφορετικές χρονικές στιγμές ενώ το τρίτο dataset ήταν συνδυασμός των δυο πρώτων. Τα αποτελέσματα αξιολογήθηκαν με το μοντέλο ταξινόμησης k-NN που δημιουργήθηκε μαζί με τον προτεινόμενο αλγόριθμο για κάθε dataset ξεχωριστά. Έτσι για το 1ο dataset δίνουν επιτυχία αναγνώρισης 90,44%, για το 2ο dataset, 94,44% και 87,22% για το 3ο dataset. (A novel feature ranking algorithm for biometric recognition with PPGsignals. ELSEVIER)

Οι Jindal, Birjandtalab, Baran Pouyan, Nourani, (2016) παρουσίασαν μια νέα τεχνική δύο σταδίων για τη βιομετρική αναγνώριση PPG που περιλαμβάνει το συστατοποίηση μεμονωμένων πηγών PPG σε διαφορετικές ομάδες και τη χρήση deep belief networks ως μοντέλα ταξινόμησης. Συγκεκριμένα πραγματοποίησαν την εξαγωγή διακριτών χαρακτηριστικών με την βοήθεια ενός αλγόριθμου ανίχνευσης κορυφών του PPG σήματος. Χρησιμοποίησαν 11 χαρακτηριστικά και τα οποία είναι: a) Μέσος όρος τιμών PPG στο τμήμα b) Τυπική απόκλιση των τιμών στο τμήμα c) Μέγιστη τιμή του τμήματος, e) Ελάχιστη τιμή του τμήματος, f) Θέση της μέγιστης τιμής εντός του τμήματος, g) Θέση της ελάχιστης τιμής εντός του τμήματος, j) συντελεστής κλίσης Fisher- Pearson του τμήματος, k) κύρτωση του τμήματος PPG. Ακόμη χρησιμοποίησαν τη μέθοδο ομαδοποίησης Partitioning around Medoids (PAM) για να διαχωρίσουν τα χαρακτηριστικά σε διαφορετικές ομάδες μέσω του clustering. Ως μοντέλα ταξινόμησης χρησιμοποίησαν τα Deep Belief Networks (είναι μια κατηγορία Deep Neural Networks (DNN) με μη εποπτευμένα προ-εκπαιδευμένα στοιβαγμένα Restricted Boltzmann Machines). Πραγματοποίησαν 10- fold cross-validation για κάθε σύμπλεγμα για τον έλεγχο της ακρίβειας της αναγνώρισης πηγής και πέτυχαν ένα μέσο όρο 96,1% ακρίβεια. (An Adaptive Deep Learning Approach for PPG-Based Identification. IEEE)

Οι Karimian, Tehranipoor, Forte, (2018) χρησιμοποίησαν την Non-Fiducial Features μέθοδο για την εξαγωγή χαρακτηριστικών με έναν διακριτό μετασχηματισμό κύματος (DWT) παρέχει πληροφορίες χρόνου και συχνότητας ταυτόχρονα. Η non-

fiducial προσέγγιση επιτυγχάνει ακρίβεια 99,75% για την supervised μηχανική μάθηση χρησιμοποιώντας τον SVM και 99,84% για unsupervised μηχανική μάθηση με k-NN ταξινομητή και 99,65% κάνοντας χρήση του SOM. (Non-Fiducial PPG-based Authentication for Healthcare Application. IEEE)

Οι Biswas , Everson , Liu, Panwar , Verhoef, Patki, Kim, Acharyya, (2019) παρουσιάζουν ένα νέο πλαίσιο βαθιάς μάθησης (CorNET) για την εκτίμηση του καρδιακού ρυθμού και για την βιομετρική αναγνώριση (BId) χρησιμοποιώντας μόνο ένα μονοκαναλικό σήμα. Διαμόρφωσαν μια πλήρως εξατομικευμένη προσέγγιση δεδομένων, χρησιμοποιώντας ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο τεσσάρων επιπέδων. Δύο στρώματα νευρικού δικτύου χρησιμοποιούνται ακολουθούμενα από ένα πυκνό στρώμα εξόδου για μοντελοποίηση της χρονικής αλληλουχίας που είναι εγγενής στο παλμικό σήμα. Το τελικό πυκνό στρώμα προσαρμόζεται σε σχέση με την εφαρμογή και λειτουργεί ως εξής: στρώμα παλινδρόμησης - έχοντας έναν μόνο νευρώνα και στρώμα ταξινόμησης - έχοντας δύο νευρώνες που προσδιορίζουν ένα υποκείμενο μεταξύ μιας ομάδας. Η ταξινόμηση του Deep Neural Network περιλαμβάνει κυρίως πολυστρωματικό perceptron (MLP), CNN, Recurrent Neural Networks (RNN). Η βιομετρική αναγνώριση επιτεύχθηκε μέση ακρίβεια 96% . (CorNET: Deep Learning Framework for PPG-Based Heart Rate Estimation and Biometric Identification in Ambulant Environment. IEEE)

Οι Yang, Y.Huang, F.Huang, Yang (2020) για το στάδιο της εξαγωγής χαρακτηριστικών χρησιμοποίησαν τη μέθοδο Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) για να λύσουν το πρόβλημα της αραιής αναπαράστασης και συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε στη διαδικασία λήψης νέων χαρακτηριστικών (GNF) για τη λήψη softmax διανυσμάτων. Προτείνουν την δημιουργία εξαγωγής χαρακτηριστικών τριών επιπέδων. Στο πρώτο επίπεδο παίρνουν το σήμα ως έχει και δημιουργούν ένα K-διαστάσεων αραιό διάνυσμα sportmax ενώ στο δεύτερο επίπεδο το χωρίζουν σε τέσσερα υποεπίπεδα για καθένα από τα οποία γίνεται εξαγωγή χαρακτηριστικών και εν συνεχεία δημιουργείται το αραιό διάνυσμα softmax και στο τρίτο επίπεδο το χωρίζουν σε δεκαέξι υποεπίπεδα για καθένα από τα οποία γίνεται εξαγωγή χαρακτηριστικών και δημιουργούνται 16 αραιά διανύσματα softmax. Τέλος τα αραιά διανύσματα softmax που δημιουργούνται ενσωματώνονται σε ένα πρότυπο training και δημιουργείται ένας καινούργιος testing πίνακας Ουσιαστικά δημιουργήθηκαν δυο σύνολα δεδομένων, ένα για training και ένα για testing και τα οποία εισάγονται στον ταξινομητή μηχανικής μάθησης απ' όπου εξάγεται ο ρυθμός αναγνώρισης.

Οι ταξινομητές που χρησιμοποιήθηκαν είναι: ο k-NN, NB, RF, LDC. η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να επιτύχει ποσοστό αναγνώρισης 99,95%, 97,21% και 99,92% στα αντίστοιχα σύνολα. (Photoplethysmography Biometric Recognition Model Based on Sparse Softmax Vector and k-Nearest Neighbor. HINDAWI)

Οι Junfeng Yang, Yuwen Huang, Ruili Zhang, Fuxian Huang, Qinggang Meng, and Shixin Feng (2021) χρησιμοποιούν την τεχνική του κυλιόμενου παράθυρου για να αποφύγουν την διαδικασία του φιλτραρίσματος. για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών χρησιμοποιούν συνδυασμό χαρακτηριστικών του πεδίου χρόνου, του πεδίου συχνότητας και wavelets και τα οποία συνενώνονται ως multifeature. Στην συνέχεια γίνεται κανονικοποίηση και αξιοποιούνται ταξινομητές όπως ο Naive Bayes, Linear Discriminant και χρησιμοποιείται η Ευκλείδεια απόσταση για τον υπολογισμό της ομοιότητας μεταξύ δύο χαρακτηριστικών PPG που εξάγονται. Εκτεταμένα πειράματα διεξάγονται σε τρία σύνολα δεδομένων PPG, όπου διαπιστώνεται ότι η προτεινόμενη μέθοδος μπορεί να επιτύχει ποσοστό αναγνώρισης 98,65%, 97,76% και 99,69% σε τρία διαφορετικά σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιούν. (Study on PPG Biometric Recognition Based on Multifeature Extraction and Naive Bayes Classifier. HINDAWI)

Παραθέτουμε ένα συνοπτικό πίνακα που περιλαμβάνει τεχνολογίες ή μεθόδους που έχουν χρησιμοποιηθεί στην βιομετρική προσέγγιση των PPG σημάτων για μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα.[9]

Πίνακας 2.1: Μέθοδοι ή τεχνολογίες που έχουν χρησιμοποιηθεί για το βιομετρικό PPG.

Στάδια	Τεχνολογίες ή Μέθοδοι
1. Preprocessing	Low Pass Filter, Butterworth Filter the First Derivative, the Second Derivative, Finite Infinite Response Filter, Peak Detection and Sliding Window
2. Feature Extraction	Time Domain Feature Analysis Frequency Domain Feature Analysis, Discrete Wavelet Transform, Continuous Wavelet Transform, Linear Discriminant Analysis, Karhunen-Loeve Transform, Discrete Cosine Transform, Statistical Curve Width, 3-layer features based on SSV
3. Matching or Classification	k- nearest neighbor, Majority Voting, Linear Discriminating Classifier, Support Vector Machine, Bayes network, Pearson's Distance, Manhattan Distance, Euclidean Distance, Naive Bayes,Radial Basis Fuction, Multilayer Perceptron, Decision Tree Random Forest,Gradient Boosted Trees, Isolation Forest

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

ΜΕΘΟΔΟΙ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΚΑΡΔΙΑΚΟΥ ΡΥΘΜΟΥ

3.1 Μέθοδοι Μέτρησης Καρδιακού Ρυθμού

Το κεφάλαιο που ακολουθεί αναφέρεται στην μέθοδο μέτρησης του καρδιακού ρυθμού το ηλεκτροκαρδιογράφημα, ακολουθεί η σύγκριση μεταξύ των δυο μεθόδων ηλεκτροκαρδιογραφήματος και φωτοπληθυσμογραφήματος και γίνεται μια πρώτη αναφορά στο φωτοπληθυσμογραφικό σήμα.

3.1 Μέθοδοι Μέτρησης Καρδιακού Ρυθμού

Αρκετές μέθοδοι και συσκευές εκτελούν μέτρηση του καρδιακού ρυθμού και της παρακολούθησης της καρδιάς. Το ηλεκτροκαρδιογράφημα (ECG), οι αναλογικοί μετατροπείς και τα καρδιοσυχνόμετρα είναι ο κύριος εξοπλισμός που χρησιμοποιείται για τη μέτρηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού. Παρομοίως, η φωτοπλάσματογραφία (PPG) χρησιμοποιείται επίσης για τη μέτρηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού. [15]

3.1.1 Ηλεκτροκαρδιογράφημα

Για πολλά χρόνια, το Ηλεκτροκαρδιογράφημα (ΗΚΓ) χρησιμοποιείται ως κυρίαρχη τεχνική καρδιακής παρακολούθησης για τον εντοπισμό καρδιαγγειακών ανωμαλιών

και για την ανίχνευση ανωμαλιών στους καρδιακούς ρυθμούς. Το ΗΚΓ είναι μια καταγραφή της ηλεκτρικής δραστηριότητας της καρδιάς που δείχνει τις διακυμάνσεις στο πλάτος του σήματος του ΗΚΓ έναντι του χρόνου, χρησιμοποιώντας ηλεκτρόδια τοποθετημένα στο δέρμα. Τα ηλεκτρόδια ανιχνεύουν τις ηλεκτρικές μεταβολές, συνέπεια της αποπόλωσης των καρδιακών μυών που ακολουθείται από επαναπόλωση σε κάθε καρδιακό κύκλο (καρδιακός παλμός). Τα ηλεκτρόδια τοποθετούνται στα άκρα του ασθενούς και στην επιφάνεια του θώρακα. Με αυτόν τον τρόπο, το συνολικό μέγεθος και η κατεύθυνση της ηλεκτρικής αποπόλωσης της καρδιάς καταγράφεται σε κάθε στιγμή καθ' όλη τη διάρκεια του καρδιακού κύκλου. Είναι γεγονός ότι τις τελευταίες δεκαετίες οι παραδοσιακές τεχνολογίες καρδιακής παρακολούθησης που χρησιμοποιούν τα σήματα ΗΚΓ έχουν υποστεί συνεχείς βελτιώσεις για να αντιμετωπίσουν τις συνεχώς μεταβαλλόμενες απαιτήσεις. Εντούτοις οι τεχνικές αυτές, μέχρι τώρα, δεν έχουν βελτιωθεί στο βαθμό που να προσφέρουν ευελιξία, φορητότητα και ευκολία στο χρήστη. Για παράδειγμα, για να λειτουργεί αποτελεσματικά το ΗΚΓ, πρέπει να τοποθετηθούν αρκετά βιοηλεκτρόδια σε ορισμένες τοποθεσίες σώματος. Διαδικασία που περιορίζει σε μεγάλο βαθμό την ευελιξία και την κινητικότητα των χρηστών.

3.1.2 Σύγκριση Ηλεκτροκαρδιογραφήματος και Φωτοπληθυσμογραφήματος

Παρόμοια με τα ηλεκτροκαρδιογραφήματα (ΗΚΓ), τα κύματα PPG μπορούν επίσης να βοηθήσουν στη διάγνωση καρδιακών αρρυθμιών (ακανόνιστος καρδιακός παλμός) επειδή εκδηλώνουν αξιόπιστα καρδιακές και αναπνευστικές δραστηριότητες. Επιπλέον, το PPG έχει αποδειχθεί ότι είναι μια εναλλακτική τεχνική παρακολούθησης του Heart Rate. Αρκετές μελέτες απέδειξαν ότι το σήμα PPG προσφέρει εξαιρετική δυνατότητα αντικατάστασης εγγραφών ΗΚΓ για την εξαγωγή σημάτων HRV, ειδικά στην παρακολούθηση υγιών ατόμων. Επομένως, για να ξεπεραστούν οι περιορισμοί του ΗΚΓ, μπορεί να χρησιμοποιηθεί μια εναλλακτική λύση που βασίζεται στην τεχνολογία PPG. [13].

Η φωτοπλάσματογραφία (PPG) είναι μία από τις πιο δημοφιλείς τεχνολογίες την τελευταία δεκαετία για την παρακολούθηση των φυσιολογικών καταστάσεων ενός ασθενούς και, επειδή είναι μια μη επεμβατική μέθοδος, η PPG έχει εφαρμοστεί σε μεγάλο βαθμό σε προσωπικές φορητές συσκευές και παλμική οξυμετρία λόγω

της ευκολίας και της ικανότητάς της να εκτελεί συνεχείς αναγνώσεις. Επιπλέον, το σήμα μπορεί να παρέχει πληροφορίες τόσο για τα καρδιαγγειακά όσο και για το αναπνευστικό σύστημα. Η τεράστια βιωσιμότητα της χρήσης και της ευκολίας της απόκτησης φυσιολογικών δεδομένων του ασθενούς χαρακτηρίζει αυτή τη μέθοδο. Σε σύγκριση με το σήμα ηλεκτροκαρδιογραφήματος, το σήμα PPG δεν έχει την απαίτηση σήματος αναφοράς, επομένως οι αισθητήρες PPG μπορούν να ενσωματωθούν σε βραχιολάκια. [15]

Οι τεχνικές παρακολούθησης του Heart Rate που βασίζονται σε αισθητήρες PPG έχουν αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με τα παραδοσιακά συστήματα που βασίζονται στο ΗΚΓ. Για παράδειγμα, οι αισθητήρες PPG χρησιμοποιούν απλούστερη εφαρμογή υλικού με χαμηλότερο κόστος και για τη λειτουργία απαιτείται μόνο ένας αισθητήρας για τοποθέτηση στο σώμα. Αυτό έρχεται σε αντίθεση με τις παραδοσιακές καταγραφές ΗΚΓ. Ένα παραδοσιακό σύστημα που βασίζεται σε ΗΚΓ απαιτεί τουλάχιστον τρία βιοηλεκτρόδια τοποθετημένα σε διαφορετικές τοποθεσίες σώματος (όπως το δεξί χέρι, το αριστερό χέρι και το δεξί πόδι) για να μπορούν να λειτουργούν αποτελεσματικά. Αυτή η απαίτηση περιορίζει σημαντικά την ευελιξία κίνησης των ασθενών. Επιπλέον, οι αισθητήρες PPG μπορούν να λειτουργήσουν πιο αποτελεσματικά εάν τοποθετηθούν σε συγκεκριμένες εύκολα προσβάσιμες ανατομικές θέσεις, όπως το λοβό του αυτιού και το δάχτυλο όπου συλλέγονται τα επιθυμητά σήματα PPG με υψηλότερη ποιότητα. [13]

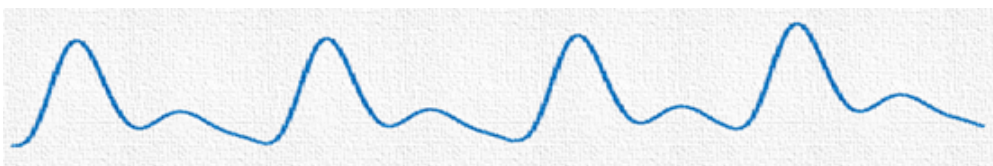
Ακόμη η προτίμηση για την τεχνική PPG, οφείλεται στην ασφαλέστερη εξαγωγή αναπνευστικών δεδομένων, καθώς η κυματομορφή PPG παρέχει εκτιμήσεις καλύτερες από αυτές που προέρχονται από σήμα ECG μέσω αναλύσεις του αναπνευστικού κόλπου (RSA). Η τεχνική φωτοπληθυσμογραφίας μπορεί να χρησιμοποιηθεί τόσο για την πρόληψη όσο και για την ανίχνευση διαφόρων ασθενειών. Επομένως, γίνεται αντιληπτή η σημασία της προσέγγισης PPG για τη μέτρηση και την παρακολούθηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού. Εκτός από όλα τα προαναφερθέντα χαρακτηριστικά, η ανάπτυξη αλγορίθμων επεξεργασίας σήματος προσθέτει στιβαρότητα, συμβάλλοντας στην εξέλιξη αυτής της τεχνολογίας.[15]

Οι μετρήσεις των Heart Rate και SpO₂ με τη μη επεμβατική τεχνική PPG χρησιμοποιούνται σε μεγάλο βαθμό σε προσωπικές φορητές συσκευές και κλινική παλμική οξύμετρία λόγω της ευκολίας και της ικανότητάς της να εκτελεί συνεχείς αναγνώσεις. Με την πρόοδο στη μελέτη της τεχνικής PPG και την ανάλυση των συνηθέστερα χρησιμοποιούμενων συσκευών, έγινε αντιληπτή η ανάγκη μικροποίησης της

συσκευής μέτρησης ή η βελτίωση της τεχνολογίας του εξοπλισμού. Αυτές οι εξελίξεις στη μη επεμβατική φυσιολογική ανίχνευση, τη μικρογραφία του υλικού και την ασύρματη επικοινωνία οδηγούν στην ανάπτυξη νέων φορητών τεχνολογιών που έχουν ευρείες και σημαντικές επιπτώσεις στον τομέα της υγείας. Ο φορητός υπολογισμός έχει τη δυνατότητα να φέρει επανάσταση στην υγειονομική περίθαλψη με την εφαρμογή χαμηλού κόστους φυσιολογικής παρακολούθησης, επιπλέον της δυνατότητας άνετης συνεχούς καρδιαγγειακής παρακολούθησης μακριά από το κλινικό περιβάλλον και για μεγάλα χρονικά διαστήματα.

3.1.3 Το φωτοπληθυσμογράφημα

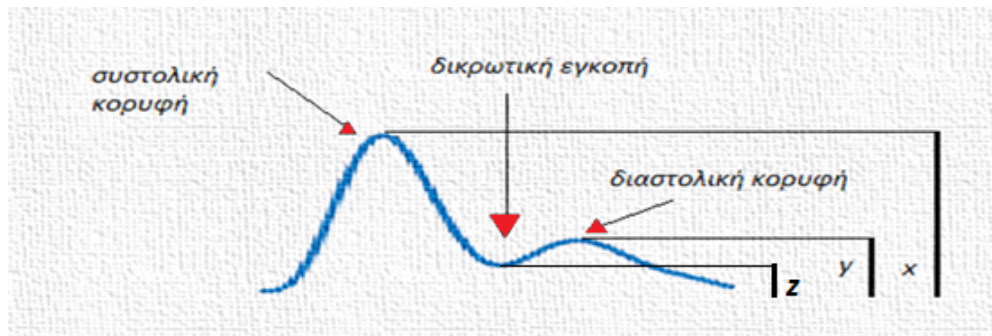
Θεωρητικά ένα ακατέργαστο σήμα PPG (σχήμα 3.1) σχηματίζεται από δύο κύρια μέρη ή συνιστώσες: Το συστατικό AC δημιουργείται από τους καρδιακούς παλμούς που επηρεάζουν τον όγκο του αίματος όταν το φως διασχίζει την αρτηρία. Το πλάτος του συστατικού AC μπορεί να είναι πάνω από δέκα φορές μικρότερο από αυτό του συστατικού DC ή αλλιώς της μετατόπισης DC, η οποία αντιπροσωπεύει τη συνεχή απορρόφηση του φωτός που διέρχεται από τους ιστούς. Το συστατικό DC του σήματος μεταβάλλεται αργά και αντανακλά τη διακύμανση στον συνολικό όγκο αίματος του εξεταζόμενου ιστού. Το συστατικό DC είναι συνάρτηση του βασικού όγκου του αίματος, της αναπνοής, του συμπαθητικού νευρικού συστήματος και της θερμορύθμισης. Το συστατικό AC απεικονίζει αλλαγές στον όγκο του αίματος, οι οποίες προκαλούνται από καρδιακή δραστηριότητα και εξαρτώνται από τη συστολική και διαστολική φάση.



Σχήμα 3.1: Το σήμα PPG.

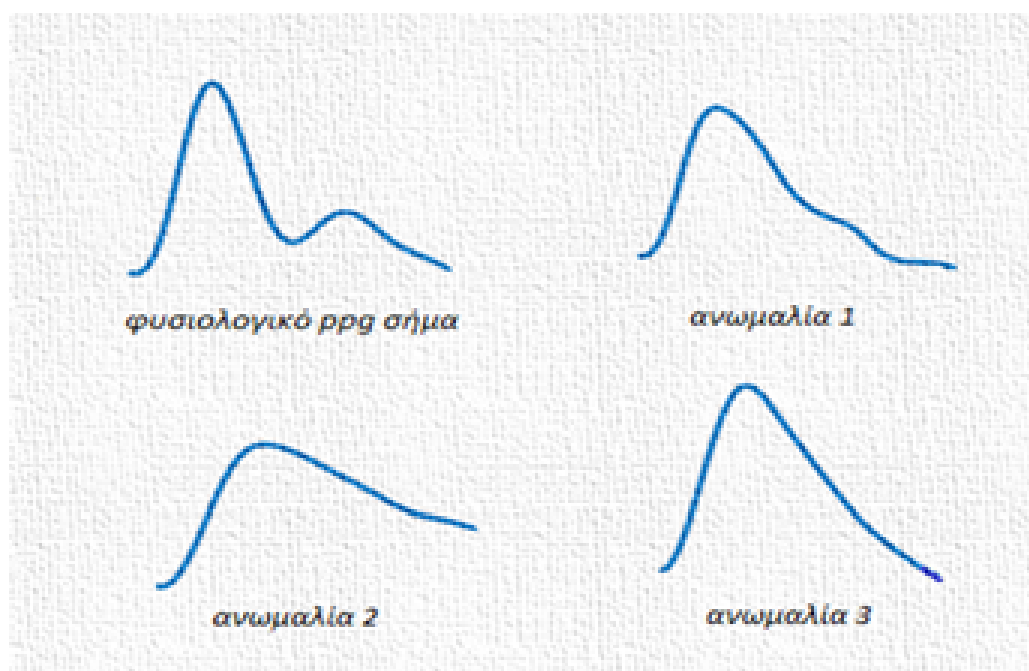
Το σήμα PPG χωρίζεται σε δύο μοναδικές φάσεις: το ανερχόμενο άκρο του παλμού που ονομάζεται ανακρωτικό, το οποίο περιγράφει πρωτίστως τη συστολή και το μειωμένο άκρο του παλμού που ονομάζεται κατακρωτικό, το οποίο αντιπροσωπεύει τη διαστολή. Η συστολική φάση ξεκινά με μια κοιλάδα και τελειώνει με τη συστολική κορυφή των παλμών. Το άκρο των παλμών κυμαίνεται από άλλη κοιλάδα στο τέλος της διαστολικής φάσης.

Χαρακτηριστικά όπως ο χρόνος ανύψωσης, το πλάτος και το σχήμα μπορούν να προβλέψουν αγγειακές αλλαγές στην κυκλοφορία του αίματος. Επιπλέον, μια δικρωτική εγκοπή, είναι συνήθως ορατή στην κατακρωτική φάση (σχήμα 3.2). [13] [14] [15] [16]



Σχήμα 3.2: Η κυματομορφή του PPG σήματος και οι χαρακτηριστικοί του παράμετροι.

Η αλλαγή του χρώματος και συνεπώς η απορρόφηση φωτός του ιστού διέπεται από την κυκλοφορία του αίματος στο σώμα, η οποία καθοδηγείται από τη συστολή και τη διαστολή της καρδιάς που χτυπά. Η πίεση αίματος (Blood Pressure) ενός ατόμου αυξάνεται ως συνέπεια της συστολής του καρδιακού μυός κατά τη διάρκεια της συστολής, η οποία ωθεί το αίμα προς την περιφέρεια του σώματος. Αυτή η διάδοση των παλμών του αίματος συνεπάγεται αυξημένη BP. Ομοίως, η BP μειώνεται όταν η καρδιά χαλαρώνει για να γεμίσει με αίμα κατά τη διάρκεια της διαστολής. Κατά συνέπεια οδηγούμαστε σε περιοδικό σήμα με σαφείς συστολικές κορυφές (πρώτη διέλευση αίματος καθώς ωθείται από την καρδιά κατά τη διάρκεια της συστολής) και διαστολικές κορυφές (αίμα που επιστρέφει από την περιφέρεια προς την καρδιά κατά τη διάρκεια της διαστολής). Κάθε περιοδικά επαναλαμβανόμενος κύκλος περιέχει μία μόνο συστολική και μία διαστολική κορυφή. Παρόλο που η συστολή συνήθως εντοπίζεται εύκολα μπορεί να είναι πολύ δύσκολο να εντοπιστεί σωστά. Παραδείγματα ιδανικής κυματομορφής και κοινών ανωμαλιών φαίνονται στο σχήμα (3.3). Το ιδανικό παράδειγμα έχει μια ενιαία μεγάλη συστολική κορυφή και μία χαμηλότερη διαστολική κορυφή μετά, ενώ οι ανωμαλίες έχουν πάρα πολλές ή πολύ λίγες κορυφές.



Σχήμα 3.3: Ιδανική κυματομορφή κύκλου φωτοπλυθυμογράμματος (PPG) δίπλα σε παραμορφωμένες κυματομορφές.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

ΣΤΑΔΙΑ ΔΙΑΓΝΩΣΗΣ ΤΟΥ ΣΗΜΑΤΟΣ PPG

ΣΤΑΔΙΟ ΠΡΟΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ

4.1 Στάδια Διάγνωσης

4.2 Στάδιο Προεπεξεργασίας

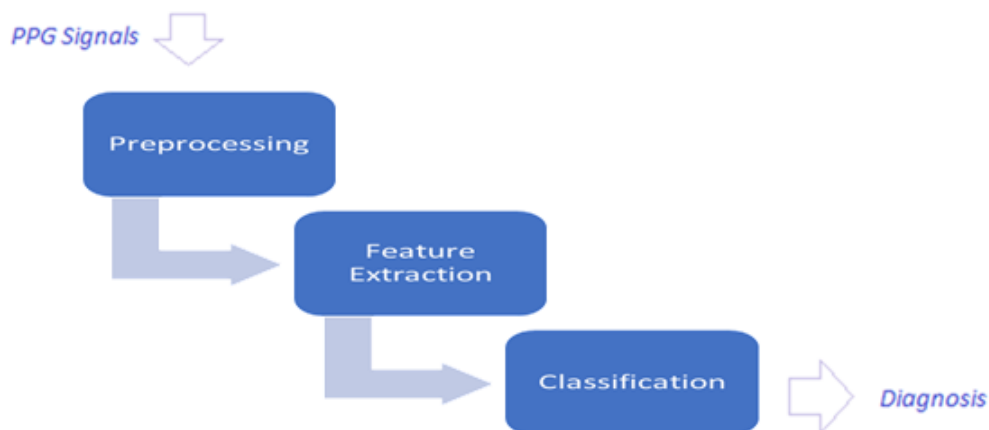
Το κεφάλαιο αυτό αναφέρεται στα στάδια της διάγνωσης του PPG σήματος και συγκεκριμένα γίνεται λόγος για το στάδιο της προεπεξεργασίας και την διαδικασία του φιλτραρίσματος. Με βάση την βιβλιογραφική ανασκόπηση που έγινε σε ανάλογες έρευνες γίνεται μια αναφορά στα είδη φίλτρων που χρησιμοποιούνται ευρέως σχετικά με το PPG σήμα.

4.1 Στάδια Διάγνωσης

Κάθε διάγνωση PPG σήματος αποτελείται από τρία βασικά στάδια[11] (σχήμα 4.1):

- 1) το στάδιο της Προεπεξεργασίας,
- 2) το στάδιο της Εξαγωγής Χαρακτηριστικών και
- 3) το στάδιο της Ταξινόμησης

Το κάθε στάδιο θα αναλυθεί εκτενέστερα σε ξεχωριστό κεφάλαιο. Στο παρόν κεφάλαιο θα ασχοληθούμε με την ανάλυση του preprocessing.



Σχήμα 4.1: Τα στάδια διάγνωσης του PPG.

4.2 Στάδιο Προεπεξεργασίας

Αν και η δημοτικότητα της τεχνολογίας PPG έχει αυξηθεί, ωστόσο, μία από τις μεγαλύτερες δυσκολίες είναι η ανακρίβεια στην παρακολούθηση των σημάτων PPG, περιορισμός που οφείλεται στο γεγονός ότι τα σήματα PPG είναι πολύ ευαίσθητα. Διάφοροι θόρυβοι τείνουν να μειώνουν την ακρίβεια του μετρούμενου σήματος PPG με τις πιο γνωστές πηγές σφάλματος, συμπεριλαμβανομένων της αναπνοής, εξωτερικών πηγών φωτός, αλλά και το φως του περιβάλλοντος στον φωτοανιχνευτή, η κακή διάχυση του αίματος των περιφερειακών ιστών, το περιβάλλον, η κατάσταση του ασθενούς, η παρεμβολή γραμμής ισχύος και τα Motion Artifacts. Μεταξύ αυτών, τα Motion Artifacts είναι η κύρια αιτία υποβαθμισμένης ακρίβειας. [13]

Οι τροποποιήσεις ιστών που δημιουργούνται από εθελοντικές ή ακούσιες κινήσεις μπορούν να δημιουργήσουν αλλοιώσεις των εσωτερικών ιστών, όπως η κίνηση των μυών και η διαστολή των ιστών. Το φως λήψης θα τροποποιηθεί λόγω αυτών των κινήσεων, δημιουργώντας ένα διαφορετικό σήμα. Η ανατομία των ατόμων μαζί με τις διαφορές στα μεγέθη των οργάνων και την ποσότητα των υγρών που συγκρατούνται από τους ιστούς οδηγούν σε παραλλαγή του πολλαπλασιασμένου φωτός μέσω του ιστού.[17]

Επιπλέον το σήμα PPG παρουσιάζει χαμηλά πλάτη, και ως εκ τούτου, ο θόρυβος επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την ποιότητα και την ανάγνωση των παραμέτρων σήματος. Κάθε τύπος θορύβου καλύπτει ένα εύρος συχνοτήτων. Για παράδειγμα, το εύρος αναπνευστικού ρυθμού είναι $0,04 - 1,6Hz$ και η συχνότητα του εύρους των αντικειμένων κίνησης που προκαλείται από την κίνηση του ασθενούς είναι $0,1Hz$.

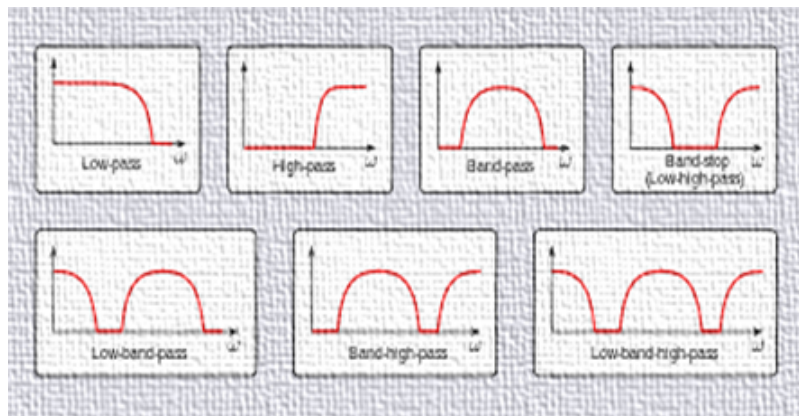
Οι τιμές συχνότητας παλμού του σήματος PPG κυμαίνονται από $0,5 - 4,0 Hz$.

Ακόμη και η παραμικρή κίνηση του ασθενούς θα οδηγήσει σε Motion Artifacts δεδομένου ότι το παλμικό συστατικό (DC) είναι αρκετά μικρό στο PPG (0,1 της εκατό του συνολικού πλάτους σήματος), και θα έχει ως αποτέλεσμα την ανακριβή εκτίμηση του σήματος. Η διαδικασία του φιλτραρίσματος μειώνει τη επίδρασή τους στο σήμα προκειμένου να αποσπάσουμε την επιθυμητή πληροφορία. [18]

Ο στόχος του σταδίου της προεπεξεργασίας είναι να αφαιρεθούν όλα τα στοιχεία συχνότητας που δεν αντιπροσωπεύουν τα θεμελιώδη χαρακτηριστικά του σήματος PPG. Για την ανάλυση του PPG σήματος, είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν κυκλώματα φιλτραρίσματος.

4.2.1 Φιλτράρισμα

Το φιλτράρισμα είναι μια σύνθετη διαδικασία στο πεδίο της επεξεργασίας σημάτων και χρησιμοποιείται κυρίως για την αφαίρεση ανεπιθύμητων χαρακτηριστικών που όμως δεν αποτελούν μέρος του αρχικού σήματος. Υπάρχουν διάφοροι τύποι φίλτρων κυρίως όμως διακρίνονται σε: Low-pass filter, High-pass filter, Band-pass filter, Band-stop filter, Notch filter, Comb filter, All-pass filter (σχήμα 4.2)¹.

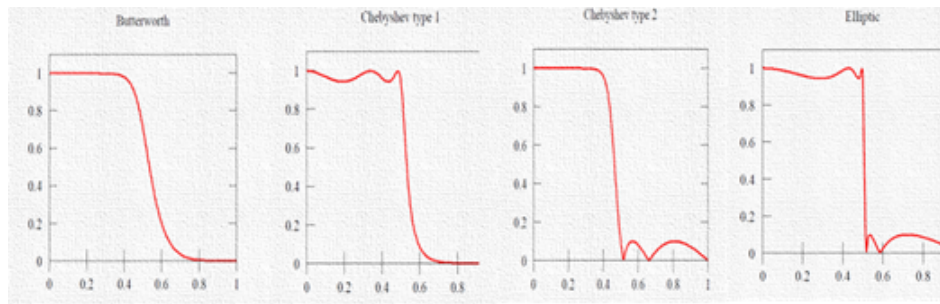


Σχήμα 4.2: Τύποι φίλτρων

Τα φίλτρα ταξινομούνται σύμφωνα με τις λειτουργίες που πρόκειται να εκτελέσουν και συγκεκριμένα, με όρους εύρους συχνοτήτων. Στην ιδανική περίπτωση, ένα φίλτρο δεν θα προσθέσει νέες συχνότητες στο σήμα εισόδου, ούτε θα αλλάξει τις συνιστώσες συχνότητας αυτού του σήματος, αλλά θα αλλάξει τα σχετικά πλάτη

¹image taken from [https://en.wikipedia.org/wiki/Filter_\(signal_processing\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Filter_(signal_processing))

των διαφόρων συνιστωσών συχνότητας ή / και τις σχέσεις φάσης τους.(σχήμα 4.3)².



Σχήμα 4.3: Ταξινόμηση φίλτρων.

Η ταξινόμηση των φίλτρων διακρίνεται στις ακόλουθες κατηγορίες: Butterworth, Chebyshev Type I, Chebyshev Type 2, Bessel, Elliptic filter, Optimum “L” filter, Gaussian filter, Raised-cosine filter (σχήμα 8). [5]

Η μείωση των Motion Artifacts (MA) στα σήματα PPG αποτελεί ένα δύσκολο πρόβλημα από την εφεύρεση της παλμικής οξυμετρίας. Η επίδραση του MA μπορεί να μειωθεί με κατάλληλη επεξεργασία σημάτων PPG και εφαρμογή αρκετών μεθόδων, τεχνικών. Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενες τεχνικές βασίζονται σε παραδοσιακούς αλγόριθμους επεξεργασίας σήματος. Ορισμένες από τις μεθόδους που εφαρμόζονται είναι οι ακόλουθες:

Η Moving Average Method λειτουργεί καλά μόνο για ένα περιορισμένο εύρος artifacts. Τα Adaptive Filters αντιμετωπίζουν αποτελεσματικά τον θόρυβο εντός της ζώνης αλλά η επιλογή τάξης φίλτρου και συντελεστή σύγκλισης καθίσταται δύσκολη. Η δυναμική φύση των βιολογικών συστημάτων συντελεί στο να μην είναι στάσιμα τα περισσότερα βιολογικά σήματα και να αλλάζουν ουσιαστικά στις ιδιότητές τους με την πάροδο του χρόνου. Βάσει αυτής της μη στατικής φύσης των σημάτων PPG, εφαρμόστηκαν μέθοδοι χρονικής συχνότητας όπως Wavelet Transforms που δείχνουν σημαντικές βελτιώσεις σε σύγκριση με παραδοσιακές προσεγγίσεις. Αποδείχθηκε επίσης ότι τα MA μειώθηκαν με τη χρήση Independent Component Analysis, Empirical Mode Decomposition, Infinite Impulse Response, όπως και Fast Fourier Transform. Άλλες μέθοδοι επεξεργασίας που αντιμετωπίζουν την μείωση MA, όπως η Singular Value Decomposition και η Cycle-by-cycle Fourier series analysis, παράγουν καθαρά PPG σήματα και διατηρούν όλα τα απαραίτητα μορφολογικά χαρακτηριστικά που απαιτούνται αλλά είναι υπολογιστικά περίπλοκες μέθοδοι. Ακόμη έχει μελετηθεί και ο συνδυασμός τεχνικών, χαρακτηριστικά αναφέρουμε

²Image taken from [https://en.wikipedia.org/wiki/Filter_\(signal_processing\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Filter_(signal_processing))

μερικές από τις πιο πρόσφατες προόδους που περιλαμβάνουν, για παράδειγμα, τη χρήση μιας σειράς adaptive recursive-least-squares filters για την εκτίμηση και την αφαίρεση των MA από το σήμα PPG, με την περαιτέρω βοήθεια της singular spectrum analysis για τη βελτίωση της παρακολούθησης HR. Εναλλακτικά, η αφαίρεση του φάσματος μπορεί να συνδυαστεί με ensemble empirical mode decomposition για την παρακολούθηση αλλαγών HR. Οι δύο προηγούμενες μέθοδοι μπορούν επίσης να συγχωνευτούν και να συνδυαστούν με μια τεχνική εκτίμησης συχνότητας βασισμένη σε κύματα Wavelet-Fourier, για να αυξηθεί η ακρίβεια της εκτίμησης HR. [17] [18]

Αξίζει να σημειωθεί ότι ο σχεδιασμός ενός αποτελεσματικού φίλτρου παίζει σημαντικό ρόλο στην επεξεργασία σημάτων PPG. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι φιλτραρίσματος μπορούν επίσης να παράγουν χρονικές μετατοπίσεις στη θέση των χαρακτηριστικών χρονοσειρών. Σε μεγάλο μέρος της βιβλιογραφίας, το φιλτράρισμα των δεδομένων χρονολογικών σειρών PPG είναι κοινή πρακτική. Ωστόσο, η επιλογή του φίλτρου δεν συζητείται συχνά. Τα φίλτρα Butterworth είναι ιδιαίτερα συνηθισμένα για το φιλτράρισμα δεδομένων PPG. [14]

Σε μια ανασκόπηση που έγινε σε σχετική αρθρογραφία παρατηρήθηκε ότι δεν εφαρμόζεται ένα μόνο είδος φίλτρου αλλά αντιθέτως χρησιμοποιούνται μια σειρά από διαφορετικά φίλτρα. Συνήθως η τακτική που ακολουθείται γενικότερα είναι να επιλέγεται το φίλτρο που δίνει το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα μετά από μια σειρά δοκιμών και πειραμάτων. Χαρακτηριστικά αναφέρουμε τις ακόλουθες περιπτώσεις:

1) χρήση φίλτρου χαμηλής διέλευσης με συχνότητες αποκοπής 0- 5 Hz για την αφαίρεση των ανεπιθύμητων στοιχείων συχνότητας. [19]

2) χρήση φίλτρου χαμηλής διέλευσης τέταρτης τάξης με συχνότητα αποκοπής 10 Hz για εξάλειψη του θορύβου υψηλής συχνότητας, σε συνδυασμό με ένα ακόμη φίλτρο χαμηλής διέλευσης τέταρτης τάξης με συχνότητα αποκοπής 0,7 Hz για την εξάλειψη στοιχείων του DC όσο και τα στοιχεία κίνησης του ασθενούς. [15]

3) φίλτρο χαμηλής διέλευσης με συχνότητας αποκοπής 5 Hz για την αφαίρεση των στοιχείων θορύβου σε συνδυασμό με ένα κινούμενο μέσο φίλτρο με πλάτος φίλτρου 8 προκειμένου να εξασφαλιστεί μια πιο σταθερή ανάγνωση του σήματος ανεπηρέαστη από την κίνηση του ασθενούς. [20]

4) χρήση φίλτρων FIR χαμηλής και υψηλής διέλευσης, προκειμένου να διαχωριστούν τα συστατικά DC και ο θόρυβος υψηλής συχνότητας. Η επιλογή συχνοτήτων αποκοπής για τα φίλτρα χαμηλής και υψηλής διέλευσης ήταν 30 Hz και 0,5 Hz, αντίστοιχα. Τα δύο φίλτρα σχεδιάστηκαν χρησιμοποιώντας τη μέθοδο παραθύρου,

με τη συνάρτηση παραθύρου Hamming, όπου οι αντίστοιχες σειρές φίλτρου επιλέχθηκαν ως 500 για το low-pass και 4000 για το high-pass φίλτρο. [21]

5) ακόμη έχει χρησιμοποιηθεί φίλτρο χαμηλής διέλευσης Butterworth, 6ης τάξης, με συχνότητα αποκοπής 15 Hz, για την αφαίρεση τυχόν συστατικών θορύβου υψηλής συχνότητας και για τη διατήρηση βασικού κλινικού εύρους ζώνης του σήματος PPG. [22]

6) χρήση φίλτρου Butterworth δεύτερης τάξης με συχνότητα χαμηλότερης γωνίας 0,05 Hz ενώ η συχνότητα άνω γωνίας ρυθμίστηκε στα 6 Hz. [23]

7) χρήση του Butterworth φίλτρου έκτης τάξης για την αφαίρεση στοιχείων συχνότητας υψηλότερων από 16 Hz.

8) χρησιμοποιώντας ένα φίλτρο διέλευσης ζώνης, αφαιρείται το συστατικό DC και οι θόρυβοι υψηλότερης συχνότητας, συμπεριλαμβανομένης της κίνησης του αισθητήρα PPG των γραμμών ισχύος, που βρίσκονται στην περιοχή της ζώνης διέλευσης. Οι θόρυβοι που προκαλούνται από την κίνηση μπορούν να αφαιρεθούν χρησιμοποιώντας ένα προσαρμοστικό φίλτρο (adaptive filter). Οι θόρυβοι που προκαλούνται από την κίνηση αφαιρούνται χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο LMS. Το Comb φίλτρο είναι μια εναλλακτική μέθοδος για την αφαίρεση των θορύβων, οι οποίοι μοιράζονται το ίδιο εύρος ζώνης με το σήμα PPG. Το συστατικό AC του σήματος PPG μπορεί να περιγραφεί από τα αρμονικά του συστατικά. Η βασική αρμονική σχετίζεται με τη συχνότητα των παλμών της καρδιάς. Όλα τα άλλα στοιχεία είναι στα πολλαπλάσια συχνότητας της θεμελιώδους συχνότητας. Ένα comb φίλτρο, εξάγει τα αρμονικά στοιχεία σήματος PPG και καταστέλλει τους θορύβους μεταξύ τους. Καθώς οι περίοδοι σήματος PPG δεν έχουν σταθερό μήκος, η απόκριση συχνότητας Comb φίλτρου πρέπει να υπολογίζεται για κάθε περίοδο. [16]

9) χρήση φίλτρου διέλευσης ζώνης Butterworth 4ης τάξης, με συχνότητες αποκοπής 0,5 Hz και 8 Hz. Οτιδήποτε κάτω από 0,5 Hz μπορεί να αποδοθεί σε baseline wandering, ενώ οτιδήποτε πάνω από 8 Hz είναι θόρυβος υψηλής συχνότητας. Στη συνέχεια, το σήμα φιλτραρίστηκε και πάλι με σκοπό την αφαίρεση των ακραίων τιμών, χρησιμοποιώντας το φίλτρο Hampel. Η διαδικασία αυτή παίρνει ένα συρόμενο παράθυρο επτά επόμενων δειγμάτων PPG και υπολογίζει τη μέση τιμή αυτού του παραθύρου. Στη συνέχεια εκτιμά την τυπική απόκλιση κάθε δείγματος για τη μέση τιμή του παραθύρου. Εάν ένα δείγμα διαφέρει από τη μέση τιμή παραθύρου με περισσότερες από τρεις τυπικές αποκλίσεις, αντικαθίσταται με τη διάμεση τιμή. [12]

10) για σήμα PPG μικρής διάρκειας (2 s), το φίλτρο ChebyshevII είναι πιο αποτελεσματικό για να κάνει τη δικρωτική εγκοπή πιο έντονη, σε σύγκριση με το φίλτρο Butterworth. Το φίλτρο Butterworth είναι ένα φίλτρο μέγιστου επιπέδου μεγέθους που ξετυλίγεται πιο αργά χωρίς κυματισμούς γύρω από τη συχνότητα αποκοπής, σε σύγκριση με άλλα φίλτρα, όπως το φίλτρο Chebyshev. Όταν εφαρμόζεται σε χρονικές σειρές PPG, τέτοιο φιλτράρισμα μπορεί να οδηγήσει στην εξαφάνιση της μικροσκοπικής εγκοπής, ειδικά εάν η ωμή κυματομορφή PPG είναι θορυβώδης. Ωστόσο, το φίλτρο ChebyshevII μπορεί να υπογραμμίσει τη διαφορά μεταξύ των συστολικών και διαστολικών κυμάτων, καθιστώντας τη δικρωτική εγκοπή πιο ορατή, εύκολο να εντοπιστεί και προετοιμάζει τη μορφολογία PPG για ανάλυση. [14]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

ΣΤΑΔΙΟ ΕΞΑΓΩΓΗΣ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΩΝ

5.1 Fiducial (F) και Non-Fiducial (NF) Μέθοδοι

5.2 Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού

5.3 Μέθοδος Ανάλυσης Σήματος και Σημαντικές Μεταβλητές

5.4 Διεργασία και Ανάλυση σήματος PPG

5.5 Στατιστικά χαρακτηριστικά του σήματος PPG

Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο περιγράφετε η διαδικασία της εξαγωγής των χαρακτηριστικών. Γίνεται αναφορά στις μεθόδους Fiducial και Non-Fiducial και στα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούν. Στην συνέχεια αναφερόμαστε στα χαρακτηριστικά που υπολογίζονται για τη μέτρηση της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού κάνοντας χρήση τόσο γραμμικών όσο και μη γραμμικών μεθόδων. Τέλος επισημαίνονται και μια σειρά από στατιστικά χαρακτηριστικά.

5.1 Fiducial (F) και Non-Fiducial (NF) Μέθοδοι

Η επιλογή χαρακτηριστικών είναι ένα ιδιαίτερα σημαντικό βήμα στην ανάλυση δεδομένων καθώς βοηθά στην βελτίωση της απόδοσης των μοντέλων μάθησης, ενισχύοντας την ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου και επιταχύνοντας την διαδικασία εκμάθησης. Ακόμη η επιλογή των χαρακτηριστικών βοηθά στην καλύτερη κατανόηση

των δεδομένων, αποκαλύπτοντας την σημαντικότητά τους αλλά και το πώς σχετίζονται μεταξύ τους. Η υπάρχουσα έρευνα για τα συστήματα βιομετρικού ελέγχου ταυτότητας που βασίζεται στο PPG βρίσκεται σε πολύ πρώιμο στάδιο, με τη μεγάλη πλειονότητα των ερευνών να μην αντιμετωπίζουν τη σκοπιμότητα της μακροπρόθεσμης χρηστικότητάς της. Δεδομένου ότι ο βιομετρικός έλεγχος ταυτότητας μπορεί να θεωρηθεί ως πρόβλημα αναγνώρισης προτύπων, οι μελέτες διαφέρουν κυρίως στις προσεγγίσεις εξαγωγής χαρακτηριστικών που εφαρμόζονται για την εγγραφή, τις μετρήσεις που χρησιμοποιούνται για τη δοκιμή και το χρονικό διάστημα μεταξύ των σημάτων που χρησιμοποιούνται για αυτές τις δύο φάσεις.

Οι υπάρχουσες μέθοδοι προσωπικού ελέγχου ταυτότητας με βάση PPG μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο τύπους: **Fiducial (F)** και **Non-Fiducial (NF)**. Η βασική μέθοδος είναι μια προσέγγιση ελέγχου ταυτότητας που βασίζεται στην εύρεση των χαρακτηριστικών του σήματος στην περιοχή χρόνου του σήματος PPG. Αυτή η διαδικασία εύρεσης των χαρακτηριστικών στον τομέα χρόνου διεξάγεται χρησιμοποιώντας δύο μεθόδους: χρησιμοποιώντας το σήμα PPG και το *Acceleration PPG (APG)*. Έχουν γίνει αρκετές μελέτες για την προηγούμενη προσέγγιση και το 2003 ο Υ. Gu εισήγαγε έναν αλγόριθμο προσωπικής πιστοποίησης που χρησιμοποιεί το σήμα PPG. Ως αποτέλεσμα, η ομάδα του Υ. Gu. απέκτησε ένα αποτέλεσμα ελέγχου ταυτότητας 94% μέσω 17 χαρακτηριστικών του σήματος δεδομένων PPG όπως της κορυφής, του χρονικού διαστήματος, της ανοδικής κλίσης και της πτωτικής κλίσης. Η απλότητα του σήματος προσθέτει ένα μειονέκτημα στη χρήση των σημάτων PPG καθώς είναι δύσκολο να αναλυθεί και να ανιχνευθεί η αλλαγή φάσεων. Προκειμένου να αντισταθμιστεί αυτό, μελέτες κάνουν χρήση του πρώτου και δεύτερου παράγωγου του σήματος PPG προκειμένου να ληφθούν χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας σήματα APG. [8]

Από την άλλη πλευρά, οι Non-Fiducial τεχνικές στοχεύουν στην εξαγωγή διακριτικών πληροφοριών από την κυματομορφή του PPG χωρίς να χρειάζεται να εντοπίσουν χαρακτηριστικά σημεία του σήματος, κάνοντας εξαγωγή χαρακτηριστικών στον τομέα συχνοτήτων ή ακόμη και χρησιμοποιώντας τις τιμές ενός συνολικού μοτίβου από πολλά κύματα παλμών της καρδιάς ως χαρακτηριστικά. Στην παρούσα εργασία θα εξετάσουμε τη χρήση του PPG σήματος για έλεγχο ταυτότητας από τον άνθρωπο μέσω Fiducial και Non-Fiducial προσεγγίσεων. [24]

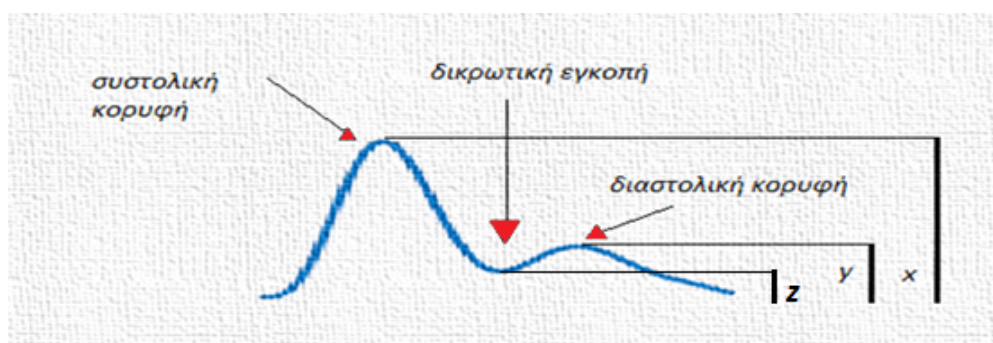
5.1.1 Χαρακτηριστικά του Σήματος PPG

Στην βιβλιογραφία έχουν αναφερθεί και αναλυθεί μια σειρά χαρακτηριστικών (Features) που βασίζονται στο PPG, χαρακτηριστικά αναφέρουμε τα εξής:

1) *Συστολικό πλάτος (Systolic Amplitude)*: το συστολικό πλάτος (x) είναι ένας δείκτης των παλμικών μεταβολών στον όγκο του αίματος που προκαλούνται από τη ροή του αρτηριακού αίματος.

2) *Διαστολικό πλάτος (Diastolic Amplitude)*: το διαστολικό πλάτος (y)

3) *Πλάτος δικρωτικής εγκοπής (Dicrotic notch Amplitude)*: πλάτος δικρωτικής εγκοπής (z) όπως βλέπουμε και στο σχήμα 5.1.



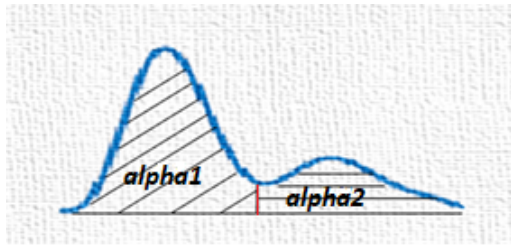
Σχήμα 5.1: Η κυματομορφή του PPG σήματος και οι χαρακτηριστικοί του παράμετροι, όπου x το πλάτος της συστολικής κορυφής και όπου y το πλάτος της διαστολικής κορυφής.

4) *Πλάτος παλμού (Pulse Width)*: το πλάτος παλμού στο κύμα PPG, συσχετίζεται με τη συστηματική αγγειακή αντίσταση καλύτερα από το συστολικό πλάτος.

5) *Περιοχή παλμού (Pulse Area)*: η περιοχή παλμού μετريέται ως η συνολική επιφάνεια κάτω από την καμπύλη PPG. (σχήμα 5.2) χωρισμένη σε δύο περιοχές στη μικροσκοπική εγκοπή. Έχει διαπιστωθεί ότι η αναλογία των δύο περιοχών, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως δείκτης της συνολικής περιφερειακής αντίστασης. Η αναλογία αυτή ονομάζεται λόγος εμβαδού σημείου καμπής Inflection Point Area (IPA) και ορίζεται ως

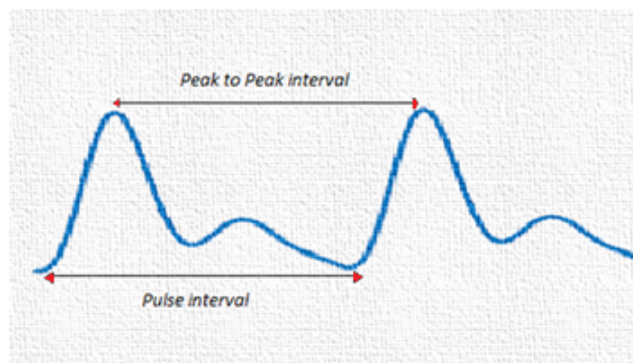
$$IPA = \frac{\alpha_2}{\alpha_1} \quad (5.1)$$

6) *Διάστημα από κορυφή σε κορυφή (Peak to Peak Interval)*: Η απόσταση μεταξύ δύο διαδοχικών συστολικών κορυφών σχήμα (5.3). Το διάστημα R-R στο σήμα ECG συσχετίζεται στενά με το σήμα PPG διαστήματος Peak-Peak καθώς και τα δύο



Σχήμα 5.2: Το α_1 και α_2 είναι οι περιοχές κάτω από το κύμα του PPG και χωρίζονται στο σημείο καμπής.

αντιπροσωπεύουν ένα ολοκληρωμένο καρδιακό κύκλο. Το διάστημα Peak-Peak έχει χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση της καρδιάς σε σήματα PPG.[15] [11]



Σχήμα 5.3: Διάστημα από συστολική κορυφή σε συστολική κορυφή και διάστημα παλμού, από την έναρξη μέχρι το τέλος του παλμού.

7) *Διάστημα παλμού (Pulse Interval)*: Η απόσταση μεταξύ της έναρξης και του τέλους της κυματομορφής PPG, όπως φαίνεται στο σχήμα (5.3). Το διάστημα παλμών χρησιμοποιείται συνήθως αντί του διαστήματος σφυγμού όταν οι διαστολικές κορυφές είναι πιο σαφείς και πιο εύκολο να εντοπιστούν σε σύγκριση με τις συστολικές κορυφές. Αρκετές έρευνες έχουν πραγματοποιηθεί που συγκρίνουν το HRV χρησιμοποιώντας το διάστημα παλμού σε σήματα PPG με το HRV χρησιμοποιώντας διαστήματα R-R σε σήματα ΗΚΓ. Τα αποτελέσματά τους έδειξαν ότι τα HRV σε σήματα PPG και ECG συσχετίζονται σε μεγάλο βαθμό. Υποδεικνύοντας ότι τα σήματα PPG θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως εναλλακτική μέτρηση του HRV

8) *Δείκτης επαύξησης (Augmentation Index)*: Η πίεση αύξησης (AG) είναι το μέτρο της συμβολής που κάνει η ανάκλαση των κυμάτων στη συστολική αρτηριακή πίεση και λαμβάνεται από μέτρηση του ανακλώμενου κύματος που προέρχεται από την περιφέρεια προς το κέντρο. Η μειωμένη συμμόρφωση των ελαστικών αρτηριών προκαλεί επιστροφή του «ανακλώμενου κύματος» νωρίτερα, το οποίο φτάνει στη

συστολή και όχι στη διαστολή, προκαλώντας δυσανάλογη αύξηση της συστολικής πίεσης και αύξηση της παλμικής πίεσης, με επακόλουθη αύξηση του μεταφορτώματος της αριστερής κοιλίας και μείωση της διαστολικής αρτηριακής πίεσης και μειωμένη διάχυση της στεφανιαίας. Ο δείκτης επαύξησης (AI) υπολογίζεται ως η αναλογία y προς x ως εξής:

$$AI = \frac{y}{x} \quad (5.2)$$

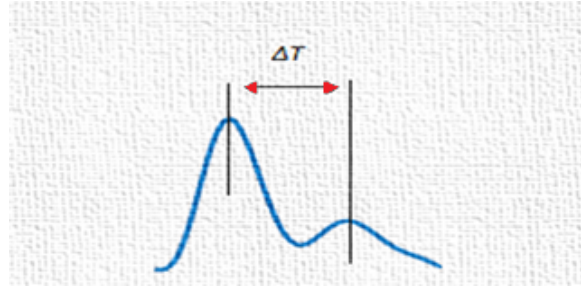
9) *Μεγάλος δείκτης δυσκαμψίας αρτηρίας (Large Artery Stiffness Index):* Το συστολικό συστατικό της κυματομορφής προκύπτει κυρίως από ένα προς τα εμπρός κύμα πίεσης που μεταδίδεται κατά μήκος μιας απευθείας διαδρομής από την αριστερή κοιλία προς το δάχτυλο. Το διαστολικό συστατικό προκύπτει κυρίως από κύματα πίεσης που μεταδίδονται κατά μήκος της αορτής προς μικρές αρτηρίες στο κάτω μέρος του σώματος, από όπου ανακλώνονται στη συνέχεια κατά μήκος της αορτής ως ανακλώμενο κύμα που στη συνέχεια ταξιδεύει στο δάχτυλο. Το άνω άκρο παρέχει έναν κοινό αγωγό τόσο για το άμεσα μεταδιδόμενο κύμα πίεσης όσο και για το ανακλώμενο κύμα και, επομένως, έχει μικρή επίδραση στο σχετικό χρονισμό τους. Όπως φαίνεται και στο σχήμα (5,4), η χρονική καθυστέρηση μεταξύ των συστολικών και διαστολικών κορυφών (ή, ελλείψει δεύτερης αιχμής, το σημείο καμπής) σχετίζεται με το χρόνο διέλευσης των κυμάτων πίεσης από τη ρίζα της υποκλείδιας αρτηρίας έως την εμφανή θέση ανάκλασης και πίσω στην υποκλείδια αρτηρία. Αυτό το μήκος διαδρομής μπορεί να θεωρηθεί ότι είναι ανάλογο με το ύψος του θέματος (h). Ως εκ τούτου, διατυπώθηκε ένας δείκτης του περιγράμματος του PPG (SI) που σχετίζεται με μεγάλη δυσκαμψία της αρτηρίας.

$$SI = \frac{h}{\Delta T} \quad (5.3)$$

Η χρονική καθυστέρηση μεταξύ των συστολικών και διαστολικών κορυφών μειώνεται με την ηλικία ως συνέπεια της αυξημένης ακαμψίας της μεγάλης αρτηρίας και της αυξημένης ταχύτητας του παλμικού κύματος των κυμάτων πίεσης στην αορτή και τις μεγάλες αρτηρίες.[15] [11]

5.1.2 First Derivative του Σήματος PPG

Η πρώτη παράγωγος χρησιμοποιείται ελάχιστα στην βιβλιογραφία, τα κύρια χαρακτηριστικά της είναι:



Σχήμα 5.4: PPG και το χαρακτηριστικό ΔT , η χρονική καθυστέρηση μεταξύ συστολικής και διαστολικής κορυφής.

1) το διαστολικό σημείο(*diastolic point definition*): ορίζεται ως το σημείο στο οποίο η πρώτη παράγωγος της κυματομορφής είναι πλησιέστερη στο μηδέν.

2) Υπολογισμός ΔT (*ΔT calculation*): Το ΔT είναι ο χρόνος από κορυφή σε κορυφή και σχετίζεται με το χρόνο που απαιτείται για την διάδοση του κύματος πίεσης από την καρδιά στην περιφέρεια και πάλι πίσω. Ουσιαστικά το ΔT είναι ο χρόνος μεταξύ των συστολικών και των διαστολικών κορυφών.

3) Υπολογισμός χρόνου κορυφής (*Crest Time*): Ο χρόνος κορυφής είναι ο χρόνος από το αρχικό σημείο της κυματομορφής PPG έως την κορυφή της συστολής του σήματος.

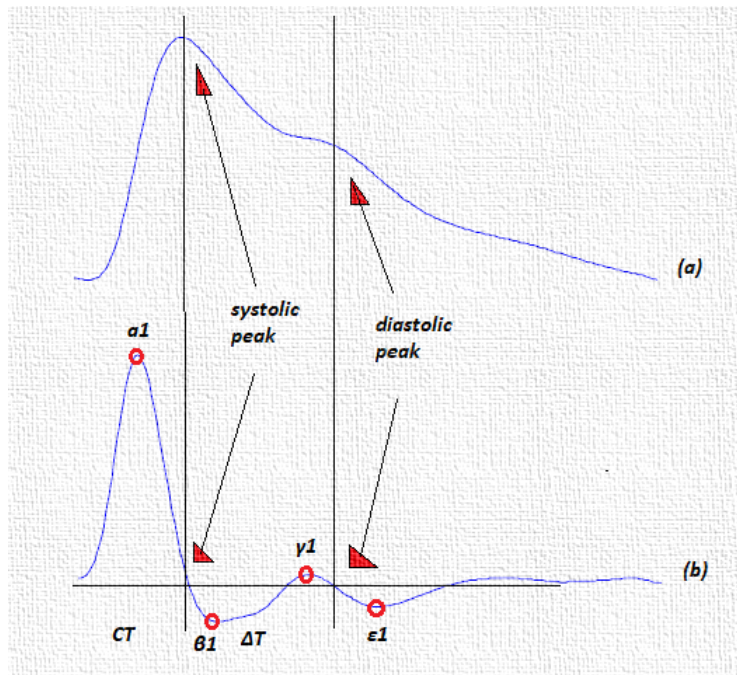
Στο σχήμα (5.5) βλέπουμε τα χαρακτηριστικά της πρώτης παραγώγου.[11] [25]

5.1.3 Second Derivative του Σήματος PPG

Η δεύτερη παράγωγος χρησιμοποιείται πιο συχνά απ' ότι η πρώτη παράγωγος. Ονομάζεται επίσης και επιταχυνόμενο πληθυσμογράφημα(*acceleration plethysmogram*) επειδή είναι ένας δείκτης της επιτάχυνσης του αίματος στο δάχτυλο. (συχνά χρησιμοποιείται και η συντομογραφία APG.).

Όπως φαίνεται στο σχήμα (5.6) η κυματομορφή του APG περιλαμβάνει τέσσερα συστολικά κύματα και ένα διαστολικό κύμα, δηλαδή ένα α -κύμα (πρώιμο συστολικό θετικό κύμα), β -κύμα (πρώιμο συστολικό αρνητικό κύμα), γ -κύμα (όψιμο συστολικό κύμα αύξησης), κύμα- δ (κύμα όψιμης συστολικής επαναφοράς) και κύμα- ϵ (θετικό κύμα πρώιμου διαστολικού). Το ϵ -κύμα αντιπροσωπεύει τη δικρωτική εγκοπή. Η θέση του αντιστοιχεί στο κλείσιμο της αορτικής βαλβίδας και της ακόλουθης οπισθοδρομικής ροής του αίματος και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση της καρδιακής λειτουργίας.

Το ύψος κάθε κύματος μετριέται από τη γραμμή βάσης, με τις τιμές πάνω από



Σχήμα 5.5: (a) αρχικό σήμα (b) πρώτη παράγωγος του σήματος PPG με τα χαρακτηριστικά ΔT και Crest Time .

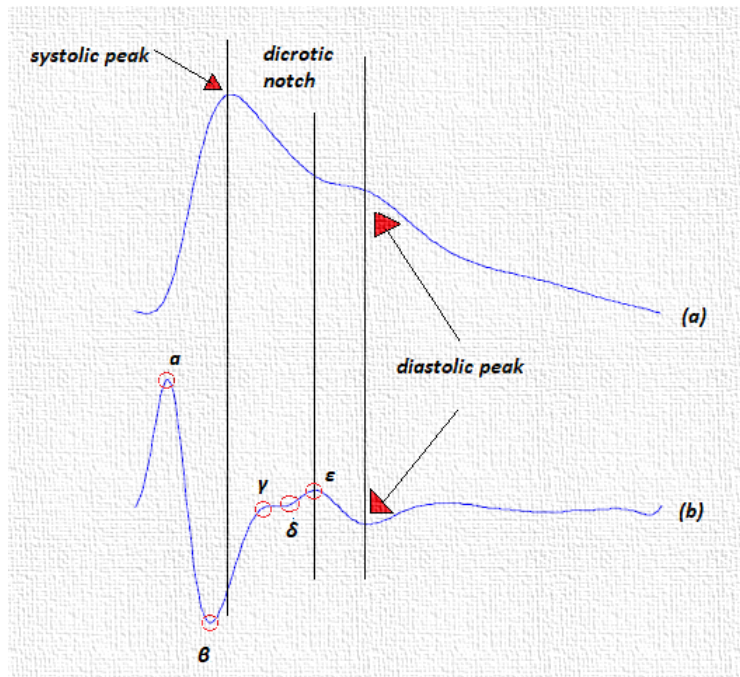
τη γραμμή αναφοράς να είναι θετικές και αυτές που είναι κάτω από την γραμμή βάσης να είναι αρνητικές. Οι αναλογίες του ύψους κάθε κύματος προς εκείνο του α -κύματος (β / α , γ / α , δ / α και ϵ / α) χρησιμοποιούνται συνήθως για την ανάλυση των κυμάτων.

Η δεύτερη παράγωγος της κυματομορφής PPG χρησιμοποιείται για τη σταθεροποίηση της γραμμής βάσης και για την εύκολη οπτικοποίηση και ανίχνευση των επιμέρους χαρακτηριστικών.

Στην παρούσα εργασία θα επιχειρήσουμε να κάνουμε έναν συνδυασμό χαρακτηριστικών των δυο μεθόδων, τα οποία και παραθέτουμε στους πίνακες (5.1) και (5.2) που ακολουθούν. Συγκεκριμένα 40 χαρακτηριστικά ανήκουν στον Τομέα του Χρόνου και 6 χαρακτηριστικά στον Τομέα της συχνότητας. Επιπλέον θα χρησιμοποιήσουμε χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται κατά κόρον στην βιβλιογραφία για τον υπολογισμό της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού συν ορισμένα στατιστικά χαρακτηριστικά τα οποία και θα αναλύσουμε στην συνέχεια.[11][25] [2]

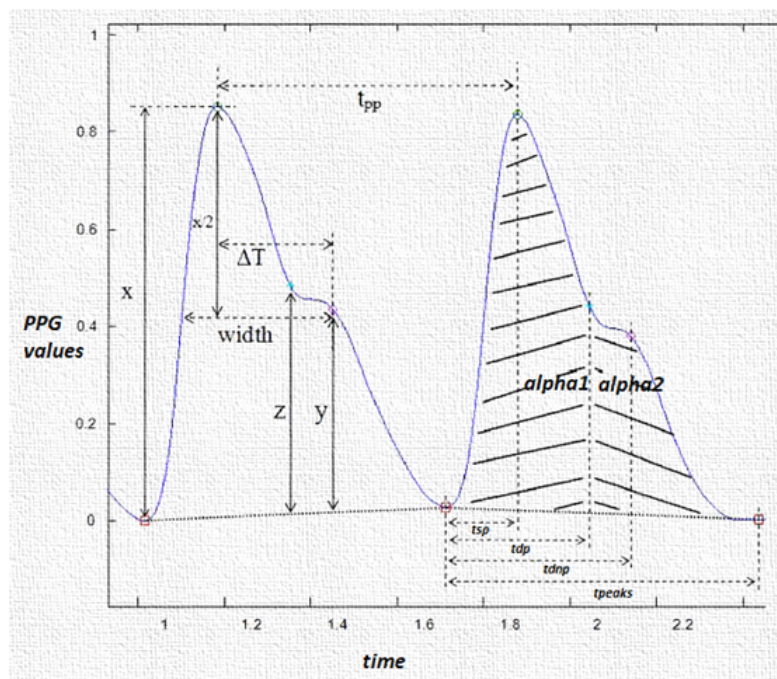
Στο σχήμα (5.7) που ακολουθεί μπορούμε να δούμε σε γραφική αναπαράσταση τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά του σήματος PPG.[2] [25]

Ενώ στο ακόλουθο σχήμα (5.8) μπορούμε να δούμε σε ανάλογη γραφική αναπαράσταση τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά που αποκτήθηκαν μετά τον υπολογισμό

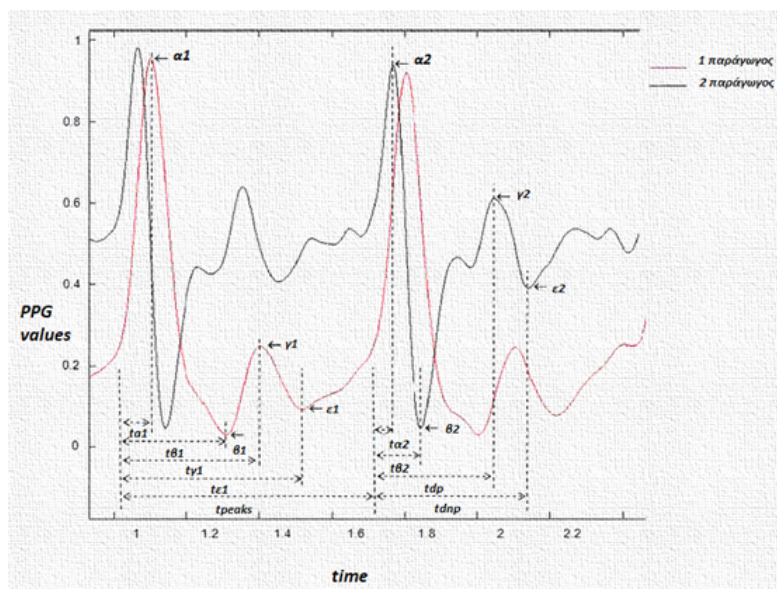


Σχήμα 5.6: (a) αρχικό σήμα (b) δεύτερη παράγωγος του σήματος PPG με τα αντίστοιχα κύματα, α , β , γ , δ , ϵ .

της 1ης και 2ης παραγώγου στο PPG σήμα.[2] [25]



Σχήμα 5.7: Συγκεντρωτικός πίνακας χαρακτηριστικών PPG σήματος.



Σχήμα 5.8: Τα χαρακτηριστικά που αποκτήθηκαν από την 1η και 2η παράγωγο του PPG σήματος.

Πίνακας 5.1: Χαρακτηριστικά του σήματος PPG μέσω των μεθόδων Fiducial and Non-Fiducial (1).

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
$systolic_p$	συστολική κορυφή
$diastolic_p$	διαστολική κορυφή
$dicroticnotch_p$	κορυφή δικρωτικής εγκοπής
$\frac{diastolic_p}{systolic_p}$ $\frac{(systolic_p - diastolic_p)}{systolic_p}$	δείκτης επαύξησης relative augmentation index
$\frac{dicroticnotch_p}{systolic_p}$ $\frac{(diastolic_p - dicroticnotch_p)}{systolic_p}$	
t_{peaks}	διάστημα παλμών
t_{sp}	χρόνος συστολικής κορυφής
t_{dp}	χρόνος διαστολικής κορυφής
t_{dnp}	χρόνος δικρωτικής εγκοπής
$peaktopeak_t$	χρόνος ανάμεσα στις κορυφές συστολής διαστολής
w	εύρος της μισής συστολικής κορυφής
$alpha2/alpha1$	ο λόγος δυο επιφανειών
$t_{sp}/systolic_p$	κλίση συστολικής κορυφής
$diastolic_p/(t_{peaks} - t_{dnp})$	κλίση διαστολικής κορυφής
t_{sp}/t_{peaks}	χρόνος συστολικής κορυφής προς διάστημα παλμών
t_{dp}/t_{peaks}	χρόνος διαστολικής κορυφής προς διάστημα παλμών
t_{dnp}/t_{peaks}	χρόνος δικρωτικής εγκοπής προς διάστημα παλμών

Πίνακας 5.2: Χαρακτηριστικά του σήματος PPG μέσω των μεθόδων Fiducial and Non-Fiducial (2).

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ	ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ
$\frac{peaktopeaks_t}{t_{peaks}}$	χρόνος ανάμεσα στις κορυφές ΣκαιΔ προς διάστημα παλμών
$t_{\alpha 1Der}$	θέση 1ης κορυφής 1ης παραγώγου
$t_{\beta 1Der}$	θέση 2ης κορυφής 1ης παραγώγου
$t_{\gamma 1Der}$	θέση 3ης κορυφής 1ης παραγώγου
$t_{\epsilon 1Der}$	θέση 4ης κορυφής 1ης παραγώγου
$t_{\alpha 2Der}$	θέση 1ης κορυφής 2ης παραγώγου
$t_{\beta 2Der}$	θέση 2ης κορυφής 2ης παραγώγου
$t_{\gamma 2Der}$	θέση 3ης κορυφής 2ης παραγώγου
$t_{\epsilon 2Der}$	θέση 4ης κορυφής 2ης παραγώγου
$\frac{\beta 2Der}{\alpha 2Der}$	ανάλυση κύματος
$\frac{\epsilon 2Der}{\alpha 2Der}$	ανάλυση κύματος
$\frac{\beta 2Der + \gamma 2Der}{\alpha 2Der}$	αναλογία ύψος τιμών κορυφών στην 2η παράγωγο
$\frac{t_{\alpha 1Der}}{t_{peaks}}$	θέση κορυφών 1ης παραγώγου σε συνδυασμό με το διάστημα παλμών
$\frac{t_{\beta 1Der}}{t_{peaks}}$	
$\frac{t_{\gamma 1Der}}{t_{peaks}}$	
$\frac{t_{\epsilon 1Der}}{t_{peaks}}$	
$\frac{t_{\alpha 2Der}}{t_{peaks}}$	θέση κορυφών 2ης παραγώγου σε συνδυασμό με το διάστημα παλμών
$\frac{t_{\beta 2Der}}{t_{peaks}}$	
$\frac{t_{\alpha 1ndDer} + t_{\alpha 2ndDer}}{t_{peaks}}$	αναλογία θέσεων ως προς το διάστημα των παλμών
$\frac{t_{\gamma 1ndDer} + t_{dpt}}{t_{peaks}}$	
$\frac{t_{\epsilon 1} + t_{dnpt}}{t_{peaks}}$	
f_{base}	βασική συχνότητα συνιστωσών
$ s_{base} $	βασικό μέγεθος συνιστώσας
f_2	2η αρμονική συχνότητα
$ s_2 $	2ο αρμονικό μέγεθος
f_3	3η αρμονική συχνότητα
$ s_3 $	3ο αρμονικό μέγεθος

5.2 Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού

Το σήμα PPG παρέχει πληροφορίες σχετικά με την καρδιαγγειακή δυναμική και η ανάλυση του έχει μεγάλη σημασία σε μια ποικιλία κλινικών εφαρμογών. Η ευρεία χρήση της Φωτοπληθυσματογραφίας στην ιατρική μπορεί να διευκολύνει την παρακολούθηση της καρδιακής κατάστασης με υπολογισμούς της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού (Heart Rate Variability) που εξάγεται από μετρήσεις της μεταβολής του όγκου του αίματος. Οι μέθοδοι HRV ποσοτικοποιούν τη συνολική τάση διαφοράς του χρόνου μεταξύ δύο διαδοχικών παλμών. Οι παραμορφωμένες τιμές μεταξύ των καρδιακών παλμών είναι ένας από τους πρώτους δείκτες ανωμαλίας στην υγεία των ασθενών και μπορεί να αποκαλύψει διάφορες καταστάσεις. Συγκεκριμένα οι αυξήσεις της μεταβλητότητας υποδηλώνουν μια καλή φυσιολογική προσαρμογή του οργανισμού, προβλέποντας έτσι μια κατάσταση σταθερότητας του βιολογικού συστήματος, ενώ έχει επισημανθεί πως αντίθετα οι μειώσεις λειτουργούν ως προγνωστικά διαφόρων ασθενειών. Όπως η καρδιακή ανεπάρκεια, το έμφραγμα του μυοκαρδίου, η χρόνια αποφρακτική πνευμονοπάθεια, ο σακχαρώδης διαβήτης, αναπνευστική και καρδιακή ανακοπή, συστολική αρτηριακή πίεση, νεφρική ανεπάρκεια, σύνδρομο συστηματικής φλεγμονώδους απόκρισης, μεταξύ άλλων. [15] [26] [27]

Το ανθρώπινο σώμα αποτελείται από πολλά διαφορετικά συστήματα αλληλεπίδρασης τα οποία ουσιαστικά αλληλοεπιδρούν μεταξύ τους. Τυχόν αλλαγές στο ανθρώπινο σώμα θα δημιουργήσουν μια απόκριση σε όλα τα μέρη του σώματος, συμπεριλαμβανομένου του αυτόνομου νευρικού συστήματος (Autonomic Nervous System). Το ANS ελέγχει το σύστημα που ρυθμίζει τις σωματικές λειτουργίες όπως καρδιακό ρυθμό, αναπνευστικό ρυθμό, κ.α.. [26]

Ο καρδιακός ρυθμός (Heart Rate) μπορεί να οριστεί ως ο αριθμός των καρδιακών παλμών ανά λεπτό και υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τον ακόλουθο τύπο:

$$bpm = \frac{Samplingrate}{(peak(i+1) - peak(i))} * 60 \quad (5.4)$$

ενώ η μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού (HRV) είναι η διακύμανση των χρονικών διαστημάτων μεταξύ των γειτονικών καρδιακών παλμών και υπολογίζεται από τον ακόλουθο τύπο:

$$HRV = \frac{1}{(Qnn)NN[k]} \quad (5.5)$$

όπου το Q_{nn} αντιστοιχεί στον αριθμό των δειγμάτων των φυσιολογικών παλμών (NN) που υπάρχουν στο διάστημα $[T_i, T_f]$. Το NN είναι η διαφορά δείγματος μεταξύ διαδοχικών συστολικών κορυφών και T_i και T_f είναι η αρχική και η επόμενη στιγμή ολόκληρης της κυματογράφησης, αντίστοιχα. Το HRV αναφέρεται στις χρονικές σειρές της διακύμανσης του διαστήματος μεταξύ διαδοχικών καρδιακών παλμών και μπορεί να αναλυθεί σε χρόνο, συχνότητα και μη γραμμικά πεδία. [26]

Το κανονικό εύρος του HR είναι μεταξύ 50 bpm και 99 bpm. Ωστόσο, σε αντίξοες συνθήκες, αυτός ο ρυθμός μπορεί να αυξηθεί ή να μειωθεί. Τιμές άνω των 99 bpm του καρδιακού ρυθμού υποδηλώνουν μια κατάσταση που ονομάζεται ταχυκαρδία, υποδηλώνοντας αύξηση της θερμοκρασίας του σώματος, διέγερση από συμπαθητικά νεύρα και καρδιακή τοξικότητα. Από την άλλη πλευρά, οι τιμές καρδιακού ρυθμού κάτω των 50 bpm υποδηλώνουν μια κατάσταση βραδυκαρδίας, μια κατάσταση αντίθετη με την ταχυκαρδία, που υποδηλώνει κολπική διέγερση.

Οι διακυμάνσεις στην τιμή του HRV αντανακλούν τη νευροκαρδιακή λειτουργία του σώματος καθώς δημιουργείται μέσω της σύνδεσης καρδιάς-εγκεφάλου και της δυναμικής του αυτόνομου νευρικού συστήματος. Το αυτόνομο νευρικό σύστημα είναι υπεύθυνο για τη σύνδεση του κεντρικού νευρικού συστήματος με το καρδιαγγειακό σύστημα. Η μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού διαμορφώνεται συνεχώς μέσω πολύπλοκων αλληλεπιδράσεων μεταξύ των κλάδων του αυτόνομου νευρικού συστήματος, του συμπαθητικού νευρικού συστήματος και του κολπικού νεύρου. Δεδομένου ότι η δραστηριότητα του αυτόνομου νευρικού συστήματος και του καρδιακού ρυθμού σχετίζονται με μη γραμμικό τρόπο, οι αλλαγές στη συμπαθητική δραστηριότητα έχουν την ικανότητα να αλλάζουν την απόκριση του καρδιακού ρυθμού στην διέγερση οποιουδήποτε κλάδου του συστήματος.

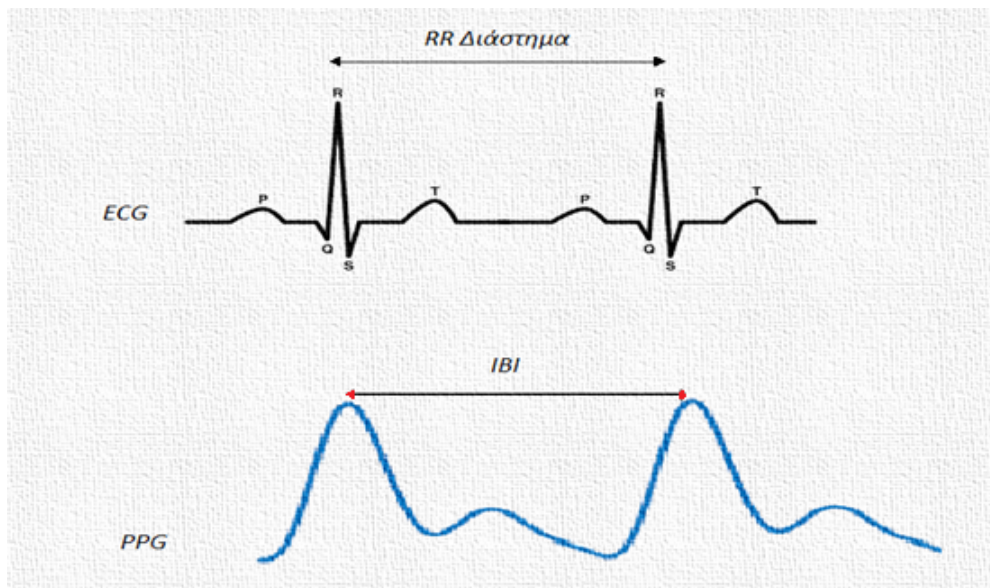
Η ανάλυση των σημάτων HRV είναι σημαντική για τη μελέτη του αυτόνομου νευρικού συστήματος, καθώς υποστηρίζει την αξιολόγηση της ισορροπίας μεταξύ των συμπαθητικών και των παρασυμπαθητικών επιδράσεων στον καρδιακό ρυθμό. Ο νευρικός έλεγχος σχετίζεται πλήρως με τον καρδιακό ρυθμό (Heart Rate). Μέσω μιας πολύπλοκης αλληλεπίδρασης ερεθίσματος και αποκλεισμού, αναπτύσσονται οι αποκρίσεις των συμπαθητικών και παρασυμπαθητικών οδών που αλλάζουν τον καρδιακό ρυθμό, προσαρμόζοντάς τον στις ανάγκες κάθε στιγμής. Η αύξηση του καρδιακού ρυθμού είναι συνέπεια της μεγαλύτερης δράσης της συμπαθητικής δραστηριότητας και της χαμηλότερης παρασυμπαθητικής δραστηριότητας. Ως εκ τούτου, οι δραστηριότητες του συμπαθητικού μονοπατιού αυξάνουν τον καρδιακό ρυθμό ενώ

οι δραστηριότητες του παρασυμπαθητικού μονοπατιού το μειώνουν. Με την ανακάλυψη της σχέσης μεταξύ του αυτόνομου νευρικού συστήματος και της θνησιμότητας από καρδιαγγειακές παθήσεις, κατέστη απαραίτητο να μελετηθεί η αύξηση της συμπαθητικής δραστηριότητας και η μείωση της παρασυμπαθητικής δραστηριότητας, οι οποίες είναι καταστάσεις που εντοπίζονται σε διάφορες καρδιαγγειακές παθήσεις.

Οι κοινές μέθοδοι για τη λήψη του HRV είναι με τη χρήση του ηλεκτροκαρδιογραφήματος (ΗΚΓ) και του PPG. Ενώ το ΗΚΓ επιτρέπει καλύτερη απεικόνιση της πραγματικής καρδιακής κίνησης μέσω της μέτρησης των ηλεκτρικών σημάτων που παράγονται από το δυναμικό δράσης του ιστού, το PPG επιτρέπει επαρκείς καρδιαγγειακές μετρήσεις όπως καρδιακό ρυθμό και καρδιακή έξοδο μόνο μέσω της παλμικής ροής του αίματος στις αρτηρίες. Αρκετές μελέτες έχουν δείξει ότι οι καρδιαγγειακές παράμετροι που συλλέγονται μέσω των συστημάτων PPG είναι συγκρίσιμες με τις μετρήσεις που λαμβάνονται μέσω του τυπικού συστήματος ΗΚΓ. Αυτό αποδεικνύει ότι παρά το γεγονός ότι δεν είναι σε θέση να απεικονίσει ακριβείς καρδιακές κυματομορφές ή εκτοπικούς παλμούς, το PPG θα μπορούσε να χρησιμεύσει ως καλύτερη εναλλακτική λύση για τη φορητή συσκευή παρακολούθησης της καρδιάς. [26]

Το σχήμα (5,9) δείχνει το σήμα από το ΗΚΓ και από το PPG. Ένας πλήρης κύκλος ΗΚΓ περιέχει πέντε κύρια σημεία (P, Q, R, S και T) και λίγες παραμέτρους χρονικού διαστήματος (PR, QRS, QT) για τον έλεγχο της καρδιακής κατάστασης. Ένα παρατεταμένο διάστημα PR υποδηλώνει πιθανότητα καρδιακού αποκλεισμού πρώτου σταδίου. Ένα παρατεταμένο διάστημα QT, που προκαλείται λόγω επιδράσεων ορισμένων φαρμάκων είναι ένας παράγοντας κινδύνου των κοιλιακών ταχυαρρυθμιών. Τόσο το ΗΚΓ όσο και το PPG συγχρονίζονται άμεσα με τον ανθρώπινο καρδιακό κύκλο. Το διάστημα RR δείχνει τον καρδιακό ρυθμό. Το διάστημα κορυφής με κορυφή του PPG είναι γνωστό ότι συσχετίζεται σε μεγάλο βαθμό με το διάστημα RR. Το σήμα HRV παραγώγου από το ΗΚΓ υπολογίζεται από το διάστημα R-R, ενώ ο υπολογισμός του σήματος HRV από το σήμα PPG χρησιμοποιείται μεσοδιαστήματα (Inter Beat Interval) ή παλμό (Pulse Pulse Interval). [26]

Το σήμα PPG μπορεί να χωριστεί σε δύο μέρη. Το άνω μέρος του σήματος σχετίζεται με τη συστολή της καρδιάς, ενώ η κάτω πλευρά του σήματος σχετίζεται με καρδιακή επέκταση ή διαστολή. Στο σήμα PPG, υπάρχει μια μεταβλητή διαχωρισμού χρόνου μεταξύ συστολικής και διαστολικής καρδιακής φάσης που ονομάζεται



Σχήμα 5.9: Ηλεκτροκαρδιογράφημα και φωτοπληθυσμογράφημα.

δικρωτική εγκοπή. Σε πολλά καταγεγραμμένα δείγματα των σημάτων PPG από ασθενείς με υπέρταση, η μικροσκοπική εγκοπή δεν είναι ανιχνεύσιμη. Ένα PPG σήμα ονομάζεται κατάλληλο εάν είναι ανιχνεύσιμα τα τρία σημεία της συστολής κορυφής, της μικροσκοπικής εγκοπής και της διαστολικής κορυφής. Διαφορετικά, το σήμα ονομάζεται ακατάλληλο.

Όπως έχουμε ήδη αναφέρει το φωτοπληθυσμογραφικό κύμα περιγράφει τις αλλαγές της φωτεινής ενέργειας όταν μεταδίδεται ή αντανακλάται σε ιστούς. Το φως που ταξιδεύει μέσω βιολογικού ιστού περνά πολλά υλικά, συμπεριλαμβανομένων χρωστικών στο δέρμα, τα οστά και το αρτηριακό και φλεβικό αίμα. Οι αλλαγές στη ροή του αίματος εμφανίζονται κυρίως στις αρτηρίες (αλλά όχι στις φλέβες). Για παράδειγμα, κατά τη διάρκεια της συστολικής φάσης του καρδιακού κύκλου, οι αρτηρίες περιέχουν περισσότερο όγκο αίματος απ' ό τι στη διαστολική φάση. Οι αισθητήρες PPG ανιχνεύουν οπτικά αλλαγές στον όγκο ροής του αίματος, για παράδειγμα, αλλαγές στην ανιχνευθείσα ένταση φωτός στη μικροαγγειακή κλίνη ιστού μέσω της ανάκλασης ή μετάδοσης μέσω του ιστού. [2]

Με βάση την ανάλυση του PPG σήματος, είναι δυνατόν να εκτιμηθούν ορισμένες παράμετροι, όπως το εύρος του παλμικού κύματος συστολής, το πλάτος του παλμικού κύματος διαστολής, το χρονικό διάστημα μεταξύ παλμών κ.λ.π.. Από το οποίο είναι δυνατό να προσδιοριστεί ο στιγμιαίος καρδιακός ρυθμός (HRinst). Το HRinst μπορεί να υπολογιστεί από το διάστημα μεταξύ των παλμών, χρησιμοποιώντας την Εξίσωση (5,6), μπορεί κανείς να υπολογίσει τον στιγμιαίο HRV.

$$HR_{inst} = \frac{60}{t1} \quad (5.6)$$

Η αύξηση του καρδιακού ρυθμού και του εύρους των παλμών, αντανακλά την αύξηση της ροής του αίματος στο σήμα λόγω της συστολής της αριστερής κοιλίας της καρδιάς. Το πλάτος του ελάχιστου δικρωτικού, ποικίλλει ανάλογα με την αρτηριακή αγγειακή ελαστικότητα και βασικά εξαρτάται από την αλληλεπίδραση του αρχικού κύματος πίεσης, όταν η καρδιά συστέλλεται, και με το κύμα πίεσης που αντανακλάται λόγω περιφερειακών αρτηριών. Ωστόσο, τα βασικά σημεία που προσδιορίζουν το PPG σήμα μπορεί να μην είναι παρόντα σε όλες τις κυματομορφές, καθώς η κυματομορφή του σήματος φωτοπληθυσμογραφίας αλλάζει σημαντικά ως συνάρτηση ορισμένων καταστάσεων, όπως ηλικία σώματος, αγγειακή ηλικία, φυσική κατάσταση (σχετικά με τις ώρες ύπνου, σωματικές δραστηριότητες κ.λπ.) και άλλα.

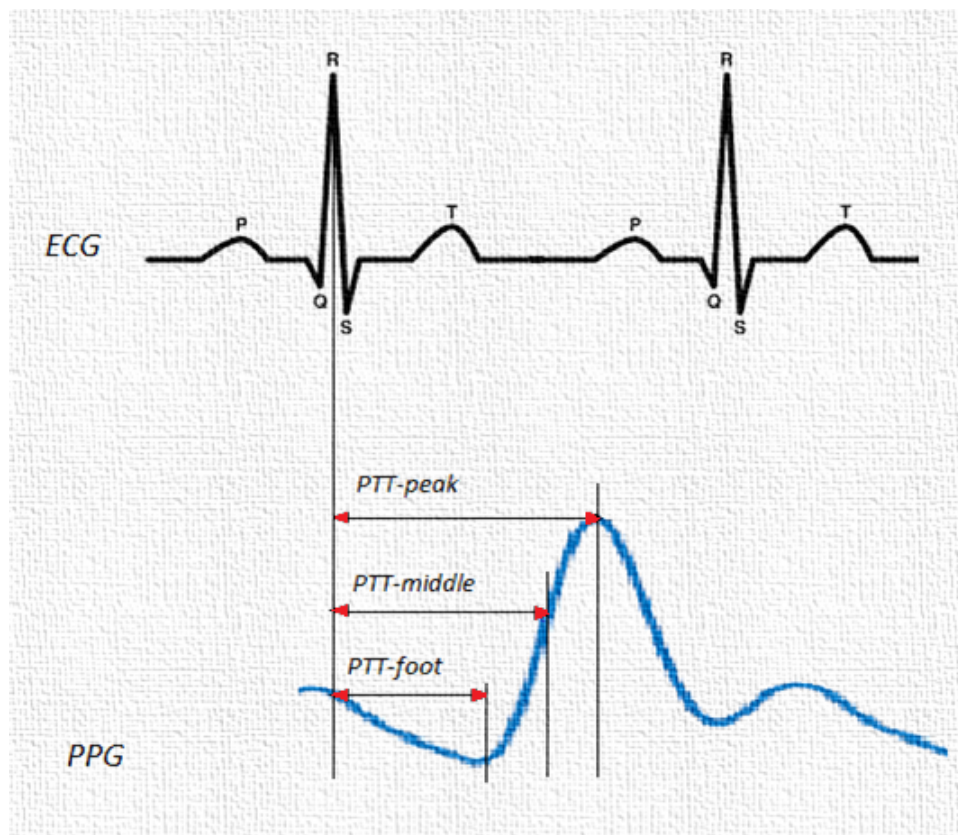
5.3 Μέθοδος Ανάλυσης Σήματος και Σημαντικές Μεταβλητές

Η πιο συχνά χρησιμοποιούμενη μέθοδος για την ανάλυση του σήματος PPG είναι η *ανίχνευση των τιμών κορυφής του*, που αντιστοιχούν περίπου στις συστολικές φάσεις του καρδιακού κύκλου, και η *καταγραφή του χρόνου που πέρασε μεταξύ των μέγιστων διαδοχικών τιμών PPG*. Ο χρόνος της κορυφής σε ένα σήμα PPG εξαρτάται από πολλούς παράγοντες, μεταξύ άλλων η αρτηριακή ακαμψία, η αρτηριακή πίεση, η ταχύτητα του παλμικού κύματος και η απόσταση της τοπικής μέτρησης της αορτής. Μια εναλλακτική πρόταση στη μέθοδο κορυφής PPG είναι να ληφθεί η διαφορά μεταξύ των “foot points” διαδοχικών παλμών PPG.

Επιπλέον, χρησιμοποιώντας το σήμα PPG μπορούν να εκτιμηθούν ορισμένες σημαντικές μεταβλητές και μια από αυτές είναι το **Pulse Transit Time (PTT)**. Το PTT ορίζεται γενικά ως ο χρόνος που χρειάζεται ένας παλμός αίματος που προέρχεται από την καρδιά για να φτάσει σε ένα περιφερειακό σημείο του σώματος. Αξίζει να σημειωθεί ότι έχει προταθεί ως πιθανό υποκατάστατο για τον υπολογισμό της αρτηριακής πίεσης (Arterial Pressure). Δηλαδή, ουσιαστικά αναφερόμαστε στο χρόνο που απαιτείται για να διαδοθεί το κύμα αρτηριακής πίεσης από την αορτική βαλβίδα σε μια περιφερειακή θέση (συνήθως το δάχτυλο). Η ακαμψία και η ένταση στα αρτηριακά τοιχώματα είναι οι θεμελιώδεις αιτίες που καθορίζουν την ταχύτητα μετάδοσης του παλμικού κύματος και αυτό, με τη σειρά του, εξαρτάται

σε μεγάλο βαθμό από την αρτηριακή πίεση. Το PTT επηρεάζεται από ελαστικές ιδιότητες, κυρίως εγγενείς, του αρτηριακού τοιχώματος, όπως η ηλικία, η αγγειακή αναδιαμόρφωση, η αρτηριοσκλήρωση και η αρτηριακή πίεση. [36]

Κατά τον προσδιορισμό του PTT από το ηλεκτροκαρδιογράφημα, θεωρείται το χρονικό διάστημα μεταξύ της κορυφής της κυματομορφής R και για το φωτοπληθυσμογράφημα, θεωρείται ένα χαρακτηριστικό σημείο της PPG στον ίδιο καρδιακό κύκλο. Τα τρία διαφορετικά σημεία μέτρησης του PTT αντιπροσωπεύονται στο σχήμα 5,10 και ορίζονται ως PTT-κορυφή, PTT-μεσαία και PTT-foot. Το PTT-middle είναι το μέγιστο παράγωγο σημείο.



Σχήμα 5.10: Διαφορετικά σημεία μέτρησης για το PTT.

Η τιμή PTT είναι αντιστρόφως ανάλογη με την τιμή της αρτηριακής πίεσης (BP). Όταν το PTT είναι μικρότερο, αυτό δείχνει υψηλότερη αρτηριακή πίεση, ενώ ένα μεγαλύτερο PTT υποδεικνύει χαμηλότερη αρτηριακή πίεση. Γι' αυτό το λόγο η αξιολόγησή της θεωρείται μια πολλά υποσχόμενη μέθοδος για συνεχή, μη επεμβατική παρακολούθηση.

Κλινικά, το PTT χρησιμοποιείται ιδιαίτερα στη διερεύνηση ασθενειών που σχετίζονται με τον ύπνο, όπως η άπνοια ύπνου, ως εργαλείο που χρησιμοποιείται συχνά

για τον εντοπισμό της απόφραξης των άνω αεραγωγών και την αύξηση της αναπνευστικής προσπάθειας κατά τη διάρκεια του ύπνου, καθώς προκαλεί πτώση στην αρτηριακή πίεση και το τέντωμα του PTT. Για το λόγο αυτό, οι αποφρακτικές άπνοες σχετίζονται με την αύξηση του πλάτους των ταλαντώσεων PTT ως ένδειξη της αναπνευστικής προσπάθειας.

Μια άλλη σημαντική μεταβλητή που πρέπει να υπολογιστεί είναι η **ταχύτητα του παλμικού κύματος (Pulse Wave Velocity)**. Είναι η ταχύτητα μετατόπισης ενός κύματος πίεσης μέσω ενός αρτηριακού τμήματος η οποία παρέχει σχετικές πληροφορίες ως αναφορά τον καρδιακό ρυθμό καθώς και την καλή λειτουργία της καρδιάς. Το PWV σχετίζεται με τον υπολογισμό της ελαστικότητας των αιμοφόρων αγγείων και των τιμών της αρτηριακής πίεσης. Χρησιμοποιείται συνήθως ως μια πρώιμη διαγνωστική μεταβλητή για καρδιαγγειακό κίνδυνο και ως ένας σημαντικός δείκτης της πρωτογενούς πρόληψης της αρτηριακής παθολογίας.

Η αύξηση της αρτηριακής ακαμψίας είναι ένα πολύπλοκο φαινόμενο που εμφανίζεται με τη γήρανση, καθώς και με την παρουσία ασθενειών που σχετίζονται με το καρδιαγγειακό σύστημα, όπως η αρτηριακή υπέρταση, ο διαβήτης, η δυσλιπιδαιμία και η παχυσαρκία. Αυτές οι ασθένειες επισημαίνονται ως πιθανοί υποκινητές της αύξησης της αρτηριακής ακαμψίας. Κλινικά η ταχύτητα του παλμικού κύματος θεωρείται πρότυπο για την αξιολόγηση της αρτηριακής ακαμψίας. Έτσι, η αύξηση της ταχύτητας του παλμικού κύματος σχετίζεται με την αύξηση της αρτηριακής ακαμψίας. Όσο μεγαλύτερη είναι η PWV, τόσο μεγαλύτερη είναι η αρτηριακή ακαμψία καθώς και ο υποκείμενος καρδιαγγειακός κίνδυνος. Συγκεκριμένα όταν τα αγγεία είναι πιο άκαμπτα ή συστέλλονται περισσότερο, το αίμα ταξιδεύει πιο γρήγορα και ασκεί μεγαλύτερη πίεση. Ομοίως, όταν τα αγγεία είναι πιο χαλαρά ή ελαστικά, το αίμα ταξιδεύει πιο αργά και ασκεί λιγότερη πίεση. Για τον υπολογισμό του PWV παρουσιάζεται η εξίσωση (4),

$$PWV = \frac{\Delta D}{\Delta T} \quad (5.7)$$

όπου το ΔD σχετίζεται με την απόσταση μεταξύ των καρδιακών παλμών, ενώ το ΔT σχετίζεται με το χρόνο μεταξύ των καρδιακών παλμών.

Εκτός από αυτές τις μεταβλητές, η **μεταβλητότητα του ρυθμού του σφυγμού (Pulse Rate Variability)** μπορεί επίσης να εξαχθεί από το PPG. Μελετήθηκε ως πιθανό υποκατάστατο για την τιμή μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού. Καθώς το PPG επιτρέπει επίσης την απόκτηση φυσιολογικών παραμέτρων, όπως οξυγόνωση

αίματος και ρυθμό αερισμού, η χρήση PRV αντί του HRV θα μπορούσε να είναι ιδιαίτερα κατάλληλη για αυτές τις εφαρμογές όπου η ταυτόχρονη λήψη πολλών σημάτων είναι απαραίτητη, για παράδειγμα σε μελέτες διαταραχών ύπνου, ειδικά για μελέτες περιπατητικού ύπνου. Ο υπολογισμός του PRV σχετίζεται με το PTT, δηλαδή τις μεταβολές beat-to-beat στην ταχύτητα του παλμικού κύματος.

Ορισμένες μελέτες αναφέρουν τη δυνατότητα χρήσης του PRV ως εναλλακτικής λύσης του HRV και αυτές οι μελέτες πραγματοποιήθηκαν υπό σταθερές συνθήκες, χρησιμοποιώντας αναλλοίωτες αναλύσεις εγκαίρως. Ωστόσο, σε καταστάσεις που περιλαμβάνουν μη στατικές διεργασίες και σημαντικές αλλαγές στην αυτόνομη ισορροπία, όπως η ορθοστατική δοκιμή, οι δοκιμές πίεσης και μετά από φαρμακολογικές παρεμβάσεις, η υποκατάσταση δεν συνιστάται ακόμη. Ωστόσο, διεξάγονται μελέτες για την επικύρωση αυτής της αλλαγής.

5.4 Διεργασία και Ανάλυση σήματος PPG

Για την ανάλυση και κατανόηση των μεταβλητών/μετρικών που λαμβάνονται από τη μελέτη του σήματος PPG μέσω της μέτρησης του HRV αντίστοιχα και του PRV, μπορούν να χρησιμοποιηθούν γραμμικές και μη γραμμικές μέθοδοι. Οι γραμμικές μέθοδοι χωρίζονται σε δύο τύπους: ανάλυση τομέα-χρόνου, που πραγματοποιείται χρησιμοποιώντας στατιστικούς(μερικούς από τους οποίους θα αναφέρουμε παρακάτω) και γεωμετρικούς δείκτες ή μετρικές και ανάλυση τομέα συχνότητας. Όσον αφορά τις μη γραμμικές μεθόδους θα αναφερθούμε και θα εξετάσουμε τις Shannon entropy, Renyi entropy, Approximate entropy, Sample entropy, Permutation entropy and Bubble entropy.

5.4.1 Γραμμικές Μέθοδοι

5.4.1.1 Τομέας Χρόνου-Στατιστικοί Δείκτες

Τα αρχεία για την ανάλυση των δεικτών HRV/PRV χρησιμοποιώντας γραμμικές μεθόδους μπορούν να ληφθούν είτε σε σύντομες περιόδους (2, 5 ή 15 λεπτά) είτε σε μεγάλες περιόδους (24 ώρες), κάτι που είναι πιο συχνό στην κλινική πρακτική. Για αυτήν την ανάλυση, συνιστώνται τουλάχιστον 256 διαστήματα beat-to-beat.

Οι στατιστικοί δείκτες ή μετρικές χρονικού τομέα που λαμβάνονται με τον προσ-

διορισμό beat-to-beat είναι (πίνακας 5.3):

BPM – (Beats per Minute) ο αριθμός των καρδιακών παλμών ανά λεπτό.

IBI – (Inter Beat Interval) η μέση απόσταση των διαστημάτων μεταξύ των καρδιακών παλμών.

SDNN - τυπική απόκλιση των κανονικών προς φυσιολογικών διαστημάτων t1 που διαβάζονται σε ένα χρονικό διάστημα, εκφρασμένο σε ms.

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N [RRn - \text{mean}(RR)]^2}$$

όπου N είναι το συνολικό μήκος παραθύρου και NN είναι ένα κανονικό με κανονικό χρονικό διάστημα.

SDSD - η τυπική απόκλιση των διαδοχικών διαφορών μεταξύ γειτονικών RR διαστημάτων.

$$SDSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [RRdiffi - \text{mean}(RRdiffi)]^2}$$

SDANN - τυπική απόκλιση του μέσου όρου των φυσιολογικών προς κανονικών διαστημάτων t1, κάθε 5 λεπτά, σε ένα χρονικό διάστημα, εκφρασμένο σε ms.

$$SDANN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N [RRn - \text{mean}(RR)]^2}$$

όπου το N5 έχει μήκος παραθύρου 5 λεπτών και το NN είναι χρονικό διάστημα φυσιολογικού προς κανονικό.

SDNNi - ο μέσος όρος της τυπικής απόκλισης των διαστημάτων t1 κάθε 5 λεπτά, εκφρασμένος σε ms.

RMSSD - η τετραγωνική ρίζα του τετραγωνικού μέσου όρου των διαφορών μεταξύ γειτονικών διαστημάτων t1, σε ένα χρονικό διάστημα, εκφρασμένο σε ms.

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-2} \sum_{n=3}^N [I(n) - I(n-1)]^2}$$

όπου N είναι το συνολικό μήκος παραθύρου.

Οι δείκτες ή μετρικές IBI, SDNN, SDSD, SDANN και SDNNi λαμβάνονται από μακροπρόθεσμες εγγραφές και αντιπροσωπεύουν συμπαθητικές και παρασυμπαθητικές δραστηριότητες, αλλά δεν επιτρέπουν διαφοροποίηση όταν οι αλλαγές HRV οφείλονται σε αυξημένο συμπαθητικό τόνο ή απόσυρση κολπικού τόνου. Από την άλλη πλευρά, οι δείκτες rMSSD και pNN50 αντιπροσωπεύουν την παρασυμπαθητική δραστηριότητα, όπως εντοπίζονται από την ανάλυση των γειτονικών διαστημάτων RR.

Πίνακας 5.3: Στατιστικοί δείκτες του HRV.

<i>ΓΡΑΜΜΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ ΣΤΟΝ ΤΟΜΕΑ ΤΟΥ ΧΡΟΝΟΥ</i>	
1. BPM	Beats per Minutes
2. IBI	Inter Beat Interval
3. SDNN	Standard Deviation of Normal to Normal
4. SDD	Standard deviation of the differences
5. SDANN	Standard Deviation of the Averages of NN
6. SDNNi	the average of the standard deviation of the intervals t1 every 5 minutes
7. rMSSD	the square root of the mean of the squares of the successive differences between adjacent NNs
8. pNN50	the proportion of NN50 divided by total number of NNs
9. pNN20	the proportion of NN20 divided by total number of NNs

5.4.2 Μη Γραμμικές Μέθοδοι

Στατιστικά χρονικά πεδία και μετρήσεις περιοχών συχνότητας υποθέτουν ότι το αναλυθέν τμήμα των χρονικών σειρών διαστήματος RR είναι στάσιμο ή ότι οι παραλλαγές είναι αρμονικές ή ημιτονοειδείς. Αυτό, ωστόσο, δεν συμβαίνει σε πολύπλοκα συστήματα βιολογικής ρύθμισης. Οι διακυμάνσεις του καρδιακού ρυθμού περιέχουν τόσο περιοδικές όσο και μη περιοδικές διακυμάνσεις. Οι μη περιοδικές διακυμάνσεις δεν είναι τυχαίες αλλά προκύπτουν από δυναμική χαοτικής φύσης και διέπονται από ντετερμινιστικούς νόμους. Έτσι, για να κατανοηθεί καλύτερα η ρύθμιση του καρδιακού ρυθμού, έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι που βασίζονται σε μη γραμμικά μαθηματικά και θεωρία χάους. Αυτές οι μέθοδοι δεν επιχειρούν να εκτιμήσουν το πραγματικό μέγεθος της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού, αλλά περιγράφουν την πολυπλοκότητα των χρονικών σειρών διαστήματος RR. Επιπλέον μπορεί να παρέχουν πληροφορίες πέρα από τις συμβατικές μεθόδους τομέα χρόνου και συχνότητας.

Εκτός από τις βασικές γραμμικές μεθόδους έχουν αναπτυχθεί και οι μη γραμμικές δυναμικές μέθοδοι για να αποκαλύψουν τις μη γραμμικές διακυμάνσεις του καρδιακού ρυθμού. Οι μέθοδοι για την εκτίμηση της εντροπίας ενός συστήματος που αντιπροσωπεύεται από μια χρονοσειρά δεν είναι, ωστόσο, κατάλληλες για την

ανάλυση σύντομων και με θόρυβο συνόλων δεδομένων που συναντώνται σε καρδιαγγειακές και άλλες βιολογικές μελέτες. Η κατά προσέγγιση Εντροπία (Approximate Entropy), η Εντροπία Δείγματος (Sample Entropy) είναι μέτρα που ποσοτικοποιούν την κανονικότητα σε χρονολογικές σειρές.

Ο Pincus (1991) ανέπτυξε μια νέα μαθηματική προσέγγιση για τη μέτρηση της κανονικότητας σε μια χρονολογική σειρά βασισμένη στην Εντροπία κατά προσέγγιση. Η προσεγγιστική εντροπία (ApEn), είναι ένα σύνολο μέτρων πολυπλοκότητας του συστήματος που σχετίζονται στενά με την εντροπία και εφαρμόζεται εύκολα σε κλινικές καρδιαγγειακές και άλλες χρονοσειρές. Χρησιμοποιείται για τη διάκριση μεταξύ συνόλων δεδομένων με βάση την κανονικότητα των προτύπων στις χρονοσειρές. Έχει χρησιμοποιηθεί εκτενώς στην αξιολόγηση της δυναμικής του καρδιακού ρυθμού. Ο καρδιακός ρυθμός γίνεται πιο ομαλός με την ηλικία, παρουσιάζοντας μειωμένο ApEn. Η εντροπία Δείγματος, που αναπτύχθηκε από τους Moorman αποτελεί μια βελτίωση της κατά προσέγγιση εντροπίας.

Η κατά προσέγγιση εντροπία και η εντροπία δείγματος είναι δύο αλγόριθμοι που αναπτύχθηκαν για τον προσδιορισμό της κανονικότητας των σειρών δεδομένων με βάση την ύπαρξη προτύπων. Παρά τις ομοιότητές τους, οι θεωρητικές ιδέες πίσω από αυτές τις τεχνικές είναι διαφορετικές. Ο στόχος της εντροπίας τόσο της κατά προσέγγιση (ApEn) όσο και της εντροπίας δείγματος (SampEn) είναι να εκτιμηθεί η τυχαιότητα μιας σειράς δεδομένων χωρίς προηγούμενη γνώση σχετικά με την πηγή που δημιουργεί το σύνολο δεδομένων. Επομένως, η εφαρμογή τους είναι απεριόριστη και έχουν χρησιμοποιηθεί σε ένα ευρύ φάσμα ερευνητικών πεδίων. Θεωρητικά βασίζονται στην έννοια της τυχαιότητας με βάση την ανάλυση των προτύπων σε ένα σύνολο δεδομένων και στόχος τους είναι να προσδιορίσουν πόσο συχνά βρίσκονται διαφορετικά σύνολα δεδομένων στο σύνολο δεδομένων. Για την επίτευξη του στόχου, απαιτείται ένα μαθηματικό μέτρο του επιπέδου τυχαιότητας. Αυτή η μέτρηση βασίζεται στην έννοια της εντροπίας από τη θεωρία της πληροφορίας (IT), ένα μέγεθος που ποσοτικοποιεί την αβεβαιότητα ενός μέτρου. Ακολουθεί συγκεντρωτικός πίνακας (5.4) από τις εντροπίες που θα αναλυθούν. [34][28]

Διάφορες μέθοδοι με βάση τη μη γραμμική δυναμική έχουν εφαρμοστεί στις χρονικές σειρές διαστήματος RR.

Πίνακας 5.4: Entropy.

ΜΗ ΓΡΑΜΜΙΚΕΣ ΜΕΘΟΔΟΙ

1. Shannon Entropy
 2. Renyi Entropy
 3. Approximate Entropy
 4. Sample Entropy
 5. Permutation Entropy
 6. Bubble Entropy
-

5.4.2.1 Shannon Entropy

Ο Shannon στο διάσημο έργο του το 1948, το οποίο προήλθε από τη θεωρία της πληροφορίας, εισήγαγε την έννοια της εντροπίας και ανέπτυξε τη θεωρία της επικοινωνίας στη θερμοδυναμική. Η εντροπία στην φυσική είναι ένα μέτρο διαταραχής σε ένα φυσικό σύστημα και συγκεκριμένα είναι ο αριθμός των επιτρεπόμενων μικροσκοπικών καταστάσεων συμβατών με μια δεδομένη παρατηρούμενη κατάσταση μακροεντολών. Ο Shannon το χρησιμοποίησε για να το συσχετίσει με τον μέσο αριθμό bits για την καλύτερη κωδικοποίηση μιας πηγής. Στη θεωρία της πληροφορίας το ενδιαφέρον ήταν η βέλτιστη κωδικοποίηση μιας δεδομένης πηγής δεδομένων. Με τον όρο ‘βέλτιστο κώδικα’ εννοείται ο πιο σύντομος μέσος όρος κώδικα από τον οποίο μπορεί κανείς να αποκωδικοποιήσει μοναδικά τα δεδομένα προέλευσης. Ο Shannon εισάγοντας μια ποσότητα που αργότερα έγινε γνωστή ως Shannon Entropy, αντιστοίχισε τον μέσο αριθμό bit που απαιτούνται για την καλύτερη κωδικοποίηση των δεδομένων προέλευσης.

Η εντροπία είναι ένα μέτρο αβεβαιότητας σε τυχαίες μεταβλητές. Για μια τυχαία μεταβλητή X πάνω από έναν χώρο πιθανότητας και την κατανομή πιθανότητας $p(x)$, η εντροπία σύμφωνα με τον Shannon (1948), ορίζεται ως:

$$H(X)_{con} = - \int \Omega p(x) \cdot \log(p(x)) dx$$

$$H(X)_{discr} = - \sum (x \in \Omega) p(x) \cdot \log_2(p(x))$$

όπου $H(X)_{con}$ και $H(X)_{discr}$ είναι, αντίστοιχα, για συνεχείς τυχαίες μεταβλητές και διακριτή κατανομή πιθανότητας.

Για παράδειγμα υποθέτουμε ότι πραγματοποιείται ένα πείραμα με n πιθανά αποτελέσματα, για παράδειγμα κυλώντας μια μίτρα με n αριθμούς. Θεωρούμε

ότι το $p_1, p_2, \dots, p_n$ να είναι οι πιθανότητες των διαφορετικών αποτελεσμάτων. Το ποσό της αβεβαιότητας σχετικά με το αποτέλεσμα που θα παραχθεί, πριν από κάθε παρατήρηση - δίνεται από τη συνάρτηση:

$$H(p_1, p_2, \dots, p_n) = - \sum p_i \log p_i$$

Όσο χαμηλότερη είναι η εντροπία τόσο πιο εύκολη είναι η πρόβλεψη του αποτελέσματος του συστήματος και το αντίστροφο. Η εντροπία είναι ένα μέτρο της αβεβαιότητας σχετικά με το πραγματικό περιεχόμενο ενός μηνύματος.[29]

5.4.2.2 Renyi Entropy

Η εντροπία Renyi (RE) είναι μια πολύ γνωστή γενίκευση μιας παραμέτρου της εντροπίας Shannon. Ο Rényi παρουσίασε μια οικογένεια παραμέτρων ενός μέτρου πληροφοριών που είναι γνωστά σήμερα ως Rényi entropies. Επί της ουσίας χρησιμοποιείται μόνο ένα μοναδικό όνομα - η εντροπία του Rényi. Έχει εφαρμογή σε διάφορους τομείς, όπως τη στατιστική φυσική, τη κβαντομηχανική, τη θεωρία της επικοινωνίας και την επεξεργασία δεδομένων. Η γενίκευση της υπό όρους εντροπίας Shannon στην υπόθεση εντροπίας του Rényi δεν προσδιορίζεται με μοναδικό τρόπο. Έχουν προταθεί διαφορετικοί ορισμοί της υπό όρους εντροπίας Rényi ωστόσο, κανείς δεν ικανοποιεί ένα σύνολο βασικών ιδιοτήτων που ικανοποιούνται από την εντροπία υπό όρους Shannon. Εξαιτίας του ότι δεν υπάρχει γενική συμφωνία σχετικά με τον σωστό ορισμό, η επιλογή του ορισμού εξαρτάται από τον σκοπό της εφαρμογής.

Η εντροπία Renyi μιας διακριτής κατανομής πιθανότητας $p = (p_1, \dots, p_n)$ ορίζεται ως:

$$S_a(p) = \frac{1}{1-a} \ln \sum_{i=1}^n p_i^a, a > 0, a \neq 1 \quad [30]$$

5.4.2.3 Approximate Entropy

Το Approximate Entropy (ApEn) είναι μια στατιστική που μετρά την κανονικότητα και την πολυπλοκότητα μιας χρονοσειράς και ποσοτικοποιεί τις πεπερασμένες σειρές δεδομένων. Ουσιαστικά επινοήθηκε ως ποσοτικοποίηση του ποσοστού της κανονικότητας στις χρονοσειρές δεδομένων. Το ApEn σχεδιάστηκε για σύντομες χρονικές σειρές στις οποίες μπορεί να υπάρχει κάποιος θόρυβος και δεν κάνει υποθέσεις σχετικά με τη βασική δυναμική του συστήματος. Εφαρμόζεται σε δεδομένα HRV και οι μεγάλες τιμές ApEn δείχνουν χαμηλή προβλεψιμότητα των διακυμάνσεων σε

διαδοχικά διαστήματα κορυφών IBI. Οι μικρές τιμές ApEn σημαίνουν ότι το σήμα είναι κανονικό και προβλέψιμο.

Προκειμένου να βρεθεί η κατά προσέγγιση εντροπία μιας δεδομένης χρονικής σειράς των σημείων δεδομένων ομοιόμορφης δειγματοληψίας, σχηματίζεται μια ακολουθία διανυσμάτων $-m+1$, όπου το ' m ' είναι η διάσταση ενσωμάτωσης. Κάθε διάνυσμα αποτελείται από m διαδοχικά σημεία. Κάθε διάνυσμα χρησιμεύει, με τη σειρά του, ως διάνυσμα προτύπου για σύγκριση με όλα τα άλλα διανύσματα (συμπεριλαμβανομένου του εαυτού του) στη χρονική σειρά, για τον προσδιορισμό μιας υπό όρους πιθανότητας που σχετίζεται με αυτό το διάνυσμα (προϋπόθεση ότι η απόσταση μεταξύ του διανύσματος προτύπου και τα διαμορφωτικά διανύσματα είναι εντός της ανοχής ' r '). Ο υπολογισμός πιθανότητας υπό όρους συνίσταται πρώτα στην απόκτηση ενός συνόλου διανυσμάτων υπό όρους κοντά στο διάνυσμα πρότυπο και στη συνέχεια στον προσδιορισμό του κλάσματος των στιγμιότυπων στα οποία το επόμενο σημείο μετά το υπό όρους διάνυσμα είναι κοντά στην τιμή του σημείου μετά το διάνυσμα πρότυπου. Το ApEn συγκεντρώνει αυτές τις υπό όρους πιθανότητες σε ένα σύνολο μέτρησης κανονικότητας.

Μια χρονική σειρά RR με ισοδύναμα δείγματα N σημείων δεδομένων χωρίζεται σε ακολουθίες διανυσμάτων ' v ' μήκους ' m ', όπου

$$v(i) = (RR[i], RR[i+1], RR[i+2], \dots, RR[i+m-2], RR[i+m-1]) \quad 1 \leq i \leq N-m+1.$$

Η απόσταση $d(i, j)$ μεταξύ των δύο διανυσμάτων $vm(i)$ και $vm(j)$ ορίζεται ως η μέγιστη διαφορά μεταξύ των βαθμίδων των δύο διανυσμάτων. Τα δύο διανύσματα είναι παρόμοια μεταξύ τους εάν η απόσταση μεταξύ των δύο διανυσμάτων είναι μικρότερη από r , δηλαδή, $(|d(i, j)| \leq r)$. Οι χρονικές σειρές αξιολογούνται για διανύσματα μοτίβων που επαναλαμβάνονται στις χρονοσειρές. Ο αριθμός των διανυσμάτων $vm(j)$ ($1 \leq j \leq N-m+1$) που είναι παρόμοιος με το πρότυπο διάνυσμα $vm(i)$ δίνεται από: Bi = αριθμός διανυσμάτων $vm(j)$ έτσι ώστε $|d(i, j)| \leq r$

Η πιθανότητα εμφάνισης διανυσμάτων που είναι παρόμοια με το διάνυσμα προτύπου δίνεται από:

$$Cm, r(i) = \frac{Bi}{(N-m+1)}$$

Ο μέσος όρος του φυσικού λογάριθμου της πιθανότητας εμφάνισης διανυσμάτων μήκους m που είναι παρόμοια με το διάνυσμα πρότυπου δίνεται από:

$$\varphi m, r = \frac{\sum_i (\ln Cm, r(i))}{(N-m+1)} \quad \text{για } 1 \leq i \leq N-m+1$$

Το $\varphi m, r$ είναι ένα μέτρο επικράτησης επαναλαμβανόμενων προτύπων μήκους

m εντός της ανοχής r . Παρομοίως, ο αριθμός των διανυσμάτων $vm+1(j)$ ($1 \leq j \leq N-m$) παρόμοια με το διάνυσμα προτύπου $vm+1(i)$ του μήκους $m+1$ δίνεται από:

$$Ai = \text{αριθμός διανυσμάτων } vm+1(j) \text{ έτσι ώστε } |d(i, j)| \leq r$$

Η πιθανότητα εμφάνισης διανυσμάτων που είναι παρόμοια με το διάνυσμα προτύπου μήκους $(m+1)$ δίνεται από:

$$C_{m+1, r}(i) = \frac{Ai}{(N-m)}$$

Ο μέσος όρος του φυσικού λογάριθμου της πιθανότητας εμφάνισης διανυσμάτων μήκους $m+1$ που είναι παρόμοια με το διάνυσμα προτύπου δίνεται από:

$$\varphi_{m+1, r} = \frac{(\sum_i \ln C_{m+1, r}(i))}{(N-m)} \quad 1 \leq i \leq N-m+1$$

Η κατά προσέγγιση εντροπία των χρονοσειρών μετρά τη σχετική επικράτηση των επαναλαμβανόμενων μοτίβων μήκους m σε σύγκριση με εκείνα του μήκους $m+1$. Δίνεται από:

$$ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [N \lim_{N \rightarrow \infty} (\varphi_m, r - \varphi_{m+1, r})]$$

Η στατιστική $ApEn(m, r, N)$ δίνεται από:

$$ApEn(m, r, N) = \varphi_m, r - \varphi_{m+1, r}$$

Το στατιστικό $ApEn$ είναι η διαφορά μεταξύ των λογαριθμικών συχνοτήτων παρόμοιων διαδρομών μήκους m και διαδρομών μήκους $m+1$. Έτσι, το $ApEn$ μιας χρονοσειράς μετρά τη λογαριθμική πιθανότητα ότι οι διαδρομές μοτίβων, μήκους m , που είναι κοντά η μια στην άλλη θα παραμείνουν κοντά στις επόμενες συγκρίσεις, $m+1$.

Από τις εξισώσεις $\varphi_{m+1, r} = \frac{(\sum_i \ln C_{m+1, r}(i))}{(N-m)}$, $ApEn(m, r, N) = \varphi_m, r - \varphi_{m+1, r}$ έχουμε:

$$ApEn(m, r, N) = \sum_i \frac{(\ln C_{m, r}(i))}{(N-m+1)} - \sum_i \frac{\ln C_{m+1, r}(i)}{(N-m)}$$

Είναι κατά προσέγγιση ως:

$$\begin{aligned} ApEn(m, r, N) &= \frac{\sum_i \ln C_{m, r}(i)(N-m)}{\sum_i \frac{1}{N}} - \sum_i \frac{\ln C_{m+1, r}(i)(N-m)}{N} \\ &= \sum_i \frac{1}{N} \ln C_{m, r}(i) - \sum_i \frac{1}{N} \ln C_{m+1, r}(i) \\ &= \sum_i \frac{\ln [C_{m, r}(i) C_{m+1, r}(i)]}{(N-m)} \\ &= -\sum_i \frac{\ln Ai/Bi}{(N-m)} \end{aligned}$$

Έτσι, το $ApEn$ μπορεί να θεωρηθεί ως ο αρνητικός φυσικός λογάριθμος της πιθανότητας ότι οι ακολουθίες που είναι κοντά για τα σημεία m παραμένουν κοντά και για ένα επιπλέον σημείο. Η μεγαλύτερη δυνατή τιμή της στατιστικής $ApEn$ είναι $\ln(N-m)$.

Το $ApEn$ είναι μια παράμετρος που μετρά τη συσχέτιση, την κανονικότητα με την

έννοια ότι οι χαμηλές τιμές ApEn αντικατοπτρίζουν ότι το σύστημα είναι, επαναλαμβανόμενο και προβλέψιμο, με εμφανή μοτίβα που επαναλαμβάνονται σε όλη τη σειρά, ενώ οι υψηλές τιμές σημαίνουν ανεξαρτησία μεταξύ των δεδομένων, χαμηλός αριθμός επαναλαμβανόμενων μοτίβων και τυχαιότητας. Αυτός ο ορισμός συμπίπτει με τη διαίσθηση ότι τα συστήματα που έχουν πιο τυχαία πιθανότητα έχουν υψηλότερη εντροπία.[5]

Θεωρητικά, το ApEn μετρά τη λογαριθμική πιθανότητα ότι τα κοντινά μοτίβα παραμένουν κοντά στην επόμενη σταδιακή σύγκριση. Η βασική ιδέα πίσω από την ανάπτυξη του ApEn ήταν ότι είναι ένας κατάλληλος αλγόριθμος για την ταξινόμηση των συστημάτων και τη μελέτη της εξέλιξης της πολυπλοκότητάς τους: δεν είναι απαραίτητο να ανακατασκευάσει πλήρως τη δυναμική του συστήματος για να το ταξινομήσει.[28] [29]

5.4.2.4 Sample Entropy

Πρακτικά υφίστανται δυο προβλήματα σχετικά με την ApEn. Το πρώτο είναι ότι η σχετική συνοχή δεν είναι εγγυημένη, και ανάλογα με την τιμή του r τα αποτελέσματα μπορεί να είναι διαφορετικά. Το δεύτερο είναι ότι η τιμή του ApEn εξαρτάται από το μήκος της σειράς δεδομένων. Για να αποφευχθούν αυτά τα δύο προβλήματα, ο Richman και ο Moorman καθόρισαν το SampEn, μια στατιστική που δεν έχει αυτομετρήσεις. Το SampEn (m, r, N) είναι η αρνητική τιμή του λογάριθμου της πιθανότητας υπό όρους ότι δύο παρόμοιες αλληλουχίες σημείων m παραμένουν παρόμοιες στο επόμενο σημείο $m + 1$, μετρώντας κάθε διάνυσμα με όλα τα άλλα διανύσματα εκτός από τον εαυτό του. Αυτό σημαίνει ότι το SampEn διατηρεί τη σχετική συνέπεια και είναι επίσης ως επί το πλείστον ανεξάρτητο από το μήκος της σειράς. [5]

Προκειμένου να βρεθεί η εντροπία δείγματος μιας δεδομένης χρονικής σειράς ομοιόμορφης δειγματοληψίας, σχηματίζεται μια ακολουθία διανυσμάτων $-m$, όπου το ' m ' είναι η διάσταση ενσωμάτωσης. Κάθε διάνυσμα αποτελείται από m διαδοχικά σημεία. Κάθε διάνυσμα συγκρίνεται με όλα τα άλλα διανύσματα (εξαιρείται το ίδιο το διάνυσμα) στη χρονική σειρά για να προσδιοριστεί η πιθανότητα ότι η απόσταση μεταξύ δύο ακολουθιών μήκους m είναι εντός της ανοχής ' r '. Προσδιορίζεται επίσης η πιθανότητα ότι η απόσταση μεταξύ δύο ακολουθιών μήκους $m + 1$ είναι εντός της ανοχής ' r '. Το SampEn είναι ο φυσικός λογάριθμος της αναλογίας αυτών των πιθανοτήτων.

Μια δεδομένη χρονική σειρά RR με ισοδύναμα δείγματα N σημείων δεδομένων χωρίζεται σε ακολουθίες διανυσμάτων ‘ v ’ μήκους ‘ m ’, όπου $v(i) = (RR[i], RR[i + 1], RR[i + 2], \dots, RR[i + m - 2], RR[i + m - 1])$ $1 \leq i \leq N - m$. Μόνο τα πρώτα διανύσματα $N - m$ μήκους m θεωρείται ότι διασφαλίζουν το $1 \leq i \leq N - m$, και τα δύο $vm(i)$ και $vm + 1(i)$ έχουν οριστεί. Η απόσταση $d(i, j)$ μεταξύ δύο διανυσμάτων $vm(i)$ και $vm(j)$ ορίζεται ως η μέγιστη διαφορά μεταξύ των βαθμίδων των δύο διανυσμάτων. Τα δύο διανύσματα είναι παρόμοια μεταξύ τους εάν η απόσταση μεταξύ των δύο διανυσμάτων είναι μικρότερη από r , δηλαδή, $|d(i, j)| \leq r$. Οι χρονικές σειρές αξιολογούνται για διανύσματα μοτίβων που επαναλαμβάνονται στις χρονοσειρές. Ο αριθμός των διανυσμάτων $vm(j)$ ($1 \leq j \leq N - m, j \neq i$ για εξαίρεση αυτο-αντιστοιχιών) παρόμοιος με το πρότυπο διάνυσμα $vm(i)$ δίνεται από:

$$Bi = \text{αριθμός διανυσμάτων } vm(j) \text{ έτσι ώστε } |d(i, j)| \leq r$$

Η πιθανότητα εμφάνισης διανυσμάτων που είναι παρόμοια με το διάνυσμα προτύπου δίνεται από:

$$Bm, r = \sum_i \frac{Cm, r(i)}{(N - m)} \text{ για } 1 \leq i \leq N - m$$

Παρομοίως, ο αριθμός των διανυσμάτων $vm + 1(j)$ ($1 \leq j \leq N - m$ και $j \neq i$ εξαίρεται η αντιστοιχία με του διανύσματος με το ίδιο το διάνυσμα) είναι παρόμοιος με τον φορέα προτύπου $vm + 1(i)$ δίνεται από:

$$Ai = \text{αριθμός διανυσμάτων } vm + 1(j) \text{ τέτοια ώστε } |d(i, j)| \leq r$$

Η πιθανότητα εμφάνισης διανυσμάτων που είναι παρόμοια με τον φορέα προτύπου δίνεται από:

$$Cm + 1, r(i) = \frac{Ai}{(N - m - 1)}$$

Η πιθανότητα αντιστοίχισης δύο ακολουθιών να ταιριάζουν για $m + 1$ σημεία δίνεται από:

$$Am, r = \sum_i \frac{(Cm + i, r(i))}{(N - m)} \text{ για } 1 \leq i \leq N - m$$

Η παράμετρος SampEn ορίζεται ως:

$$SampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [-\ln(Am, r / Bm, r)]$$

Η παράμετρος SampEn (m, r) υπολογίζεται από το στατιστικό $SampEn(m, r, N)$ ως:

$$SampEn(m, r, N) = [-\ln(Am, r / Bm, r)]$$

Υποθέτουμε ότι:

$B = [(N - m - 1)(N - m)] / 2Bm, r$ και $A = \frac{(N - m - 1)^2}{A} m, r$ έτσι ώστε το B να είναι ο συνολικός αριθμός αντιστοιχιών μήκους m και A είναι ο συνολικός αριθμός των επόμενων συνδυασμών μήκους $m + 1$. $A/B = (Am, r / Bm, r)$, έτσι ώστε το στατιστικό SampEn δίνεται από:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln(A/B)$$

Η ποσότητα AB είναι ακριβώς η υπό όρους πιθανότητα δύο αλληλουχίες μέσα σε μια ανοχή r , για m σημεία να παραμένουν μέσα στην ανοχή r και για το επόμενο σημείο. Η μεγαλύτερη δυνατή τιμή της στατιστικής SampEn είναι $\ln(N-m) + \ln(N-m+1) - \ln(2)$. Έτσι, το στατιστικό SampEn έχει σχεδόν διπλάσιο δυναμικό εύρος από το στατιστικό στοιχείο ApEn .

Υπάρχουν δύο μεγάλες διαφορές μεταξύ των αλγορίθμων SampEn και ApEn . Πρώτον, το SampEn δεν μετράει αυτο-συνδυασμούς. Δεύτερον, το SampEn δεν χρησιμοποιεί μια προσέγγιση με βάση το πρότυπο κατά την εκτίμηση των υπό όρους πιθανοτήτων. Απαιτείται μόνο ένας συνδυασμός για να καθοριστεί το SampEn σε αντίθεση με το ApEn όπου ο συνδυασμός πρέπει να οριστεί για κάθε i . Σε αντίθεση με το $\text{ApEn}(m, r, N)$, το οποίο υπολογίζει τις πιθανότητες με βάση το πρότυπο, το $\text{SampEn}(m, r, N)$ υπολογίζει τον αρνητικό αλγόριθμο μιας πιθανότητας που σχετίζεται με τη σειρά στο σύνολό της. Το $\text{SampEn}(m, r, N)$ θα οριστεί εκτός από το $B = 0$, οπότε δεν έχει ανιχνευθεί κανονικότητα ή όταν $A = 0$, που αντιστοιχεί σε πιθανότητα υπό όρους 0 και μια άπειρη τιμή του $\text{SampEn}(m, r)$.

Η εντροπία δείγματος σχεδιάστηκε για να παρέχει ένα λιγότερο μεροληπτικό και πιο αξιόπιστο μέτρο της κανονικότητας και της πολυπλοκότητας του σήματος. Οι τιμές SampEn ερμηνεύονται και χρησιμοποιούνται όπως το ApEn και μπορούν να υπολογιστούν από πολύ μικρότερες χρονικές σειρές. Για ένα περιοδικό σύστημα, η τιμή του SampEn θα είναι πολύ χαμηλή, ενώ για μια μη γραμμική ντετερμινιστική και στοχαστική συμπεριφορά η τιμή του SampEn είναι υψηλή.

Το SampEn έχει δύο πλεονεκτήματα έναντι του ApEn : ανεξαρτησία μήκους δεδομένων και σχετικά απλή εφαρμογή. Σε γενικές γραμμές, δεδομένης μιας χρονικής σειράς μήκους N , το $\text{ApEn}(m, r, N)$ είναι περίπου ίσο με τον αρνητικό μέσο φυσικό λογάριθμο της υπό όρους πιθανότητας ότι δύο υποσύνολα μήκους m είναι παρόμοια (εντός ανοχής που δίνεται από $\pm r$ φορές η τυπική απόκλιση των χρονοσειρών) παραμένει παρόμοια και για τα υποσύνολα μήκους $m+1$. Το ApEn δημιουργεί έναν αριθμό χωρίς μονάδα από 0 έως 2: μια τιμή ApEn ίση με μηδέν αντιστοιχεί σε μια χρονοσειρά που είναι απόλυτα κανονική (π.χ. περιοδικό σήμα), ενώ μια τιμή ApEn ίση με 2 παράγεται από τυχαίες χρονοσειρές (π.χ. θόρυβος Gauss). Είναι σημαντικό ότι ο αλγόριθμος ApEn μετρά κάθε υποσύστημα ως ίδιο. Κατά συνέπεια, ο αλγόριθμος ApEn παράγει εγγενώς μια προκατάληψη προς την κανονικότητα. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί αυτό το μειονέκτημα, ο αλγόριθμος SampEn δεν μετράει τους

αυτο-αντιστοιχίσεις. Το SampEn (m, r, N) είναι ο αρνητικός φυσικός λογάριθμος της πιθανότητας υπό όρους ότι δύο υποσύνολα παρόμοια για σημεία m παραμένουν παρόμοια για $m + 1$, όπου οι αυτο-αντιστοιχίσεις δεν περιλαμβάνονται στον υπολογισμό της πιθανότητας. Εκτός από την εξάλειψη των αυτο-αντιστοιχίσεων, έχει αποδειχθεί ότι το SampEn είναι σε μεγάλο βαθμό ανεξάρτητο από το μήκος των δεδομένων και δείχνει πιο συνεπείς συμπεριφορές από το ApEn. [29]

5.4.2.5 Permutation Entropy

Η εντροπία προτάθηκε από τους Bandt και Pompe και επινοήθηκε για να εκτιμηθεί η πολυπλοκότητα μιας χρονοσειράς με βάση τη σχετική συχνότητα των κανονικών προτύπων που βρέθηκαν. Αυτό το μέτρο πολυπλοκότητας είναι βασικά η εντροπία Shannon της κατανομής των παραλλαγών που σχετίζονται με d -διαστάσεων κατατμήσεων. Η είσοδος είναι μια χρονική σειρά x μήκους $d(xk, xk + 1, \dots, Xk + d - 1)$ μιας χρονοσειράς $(x_1, \dots, X_m)$ με διάσταση ενσωμάτωση $m > 2$. Είναι σύνηθες να επιλέγετε $d \in \{3, 4, 5, 6, 7\}$ στις περισσότερες πρακτικές εφαρμογές, με τέτοιο τρόπο ώστε ο αριθμός των παραλλαγών $d!$ να είναι πολύ μικρότερο από το m . Για αυτό το λόγο, το υπολογιστικό κόστος του υπολογισμού της εντροπίας παραλλαγής είναι συνήθως χαμηλότερο από εκείνο που σχετίζεται με άλλα μέτρα πολυπλοκότητας. Επίσης, η ιδέα της συσχέτισης παραλλαγών με πεπερασμένων διαστάσεων κατατμήσεων μιας χρονοσειράς επιτρέπει την εφαρμογή αυτής της μεθόδου σε χρονοσειρές αυθαίρετου χαρακτήρα. Παρατηρήσεις που συμφωνούν με το γεγονός ότι η μέθοδος των Bandt και Pompe είναι ήδη ευρέως διαδεδομένη στην επιστημονική κοινότητα. [34]

Οι είσοδοι της εντροπίας παραλλαγής είναι χρονοσειρές x μήκους $N, x = x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ και με ενσωματωμένη διάσταση $m > 2$. Όλες οι πιθανές ακολουθίες $N - (m - 1)$, ξεκινώντας από τον δείκτη j , με $0 \leq j < N - m + 1$, μήκους m εξάγονται στη συνέχεια από το διάνυσμα x , που ορίζεται $x_{mj} = x_j, x_{j+1}, \dots, x_{j+m-1}$. Αρχικά, κάθε x_{mj} έχει μια προεπιλεγμένη σειρά δείγματος που δίνεται από τους δείκτες των δειγμάτων που λαμβάνονται από τον αρχικό δείκτη j , δηλαδή, $m = 0, 1, \dots, m - 1$. Όταν x_{mj} ταξινομηθεί σε αύξουσα σειρά, εμφανίζεται ένα νέο διάνυσμα τάξης $m_j = 0, 1, \dots, m - 1$, έτσι ώστε $x_j + 0 \leq x_j + 1 \leq x_j + 2 \leq \dots \leq x_j + m - 1$. Υπάρχουν δυναμικά $m!$ διαφορετικά κανονικά μοτίβα μήκους m , που ονομάζονται $m_i, 0 \leq i < m!$. Όλα αυτά τα μοτίβα μπορούν να υπολογιστούν εκ των προτέρων ή να προστεθούν δυναμικά σε μια λίστα όταν βρεθούν για πρώτη φορά. Κάθε φορά που το m_j ταιριάζει με το m_i , ένας μετρητής μοτίβου c_i αυξάνεται. Τέλος, ονόητες κάθε πιθανού

μοτίβου μπορούν να υπολογιστούν και να αποθηκευτούν σε ένα άλλο διάνυσμα p , του οποίου τα μη μηδενικά σχετικές συχ μέλη παρέχουν το τελικό αποτέλεσμα PE ως: [38][32]

$$PE = - \sum_{k=0}^{m!-1} p_k \log_2 p_k, \forall p_k > 0$$

5.4.2.6 Bubble Entropy

Ένα βασικό πρόβλημα που χαρακτηρίζει τις εντροπίες κατά προσέγγιση και δείγματος είναι η επιλογή τιμών των m και r παραμέτρων. Κατά κύριο λόγο η επιλογή τους επηρεάζει τα αποτελέσματα και μια μικρή παραλλαγή αυτών των παραμέτρων μπορεί να αλλάξει την εντροπία των χρονοσειρών. Οι ερευνητές προσπαθούν να βρουν τρόπους να εξαλείψουν ή τουλάχιστον να κάνουν την εκτίμηση λιγότερο εξαρτημένη από την επιλογή αυτών των παραμέτρων. Μια πρόταση είναι και αυτή των Μανή, Aktaruzzaman, και Sassi, όπου προτείνουν ουσιαστικά έναν συνδυασμό των εντροπιών Renyi και Permutation που τον ονόμασαν Conditional R'enyi Permutation Entropy. Η εντροπία αυτή υπολογίζει την διαφορά της εντροπίας Renyi για δυο επιτυχημένες τιμές του m . Η εξελιγμένη μορφή της προτεινόμενης εντροπίας ονομάστηκε Bubble entropy.

Αυτή η μέθοδος διερευνά την κατάταξη των στοιχείων μέσα στα διανύσματα και ακόμη αξιολογεί την ανακατανομή που πραγματοποιήθηκε για να ταξινομήσει αυτά τα στοιχεία. Η ιδέα στηρίχθηκε στο Rank Entropy, όπου η πολυπλοκότητα της διαλογής διανυσμάτων μήκους $m + 1$ εκτιμάται όταν αυτά τα διανύσματα έχουν ήδη ταξινομηθεί σύμφωνα με τα πρώτα τους m στοιχεία. Με το Bubble Entropy, εξαλείφεται η αναγκαιότητα του r και ελαχιστοποιείτε η σημασία της δεύτερης παραμέτρου m , προτείνοντας έτσι έναν ορισμό της εντροπίας χωρίς παραμέτρους.

Το Bubble Entropy βασίζεται στην εφαρμογή μιας μέτρησης στη διαδικασία παραλλαγής που εκτιμά την προσπάθεια που απαιτείται από τη διαδικασία παραλλαγής. Οι φορείς που απαιτούν την ίδια προσπάθεια ταξινόμησης ομαδοποιούνται και η υπό όρους εντροπία R'enyi υπολογίζεται με βάση τις νέες ομάδες διανυσμάτων. Με αυτήν τη διαδικασία, μειώνεται ο αριθμός των μοναδικών πιθανών καταστάσεων και δημιουργείτε μια κατανομή με βάση εγγενείς συσχετίσεις.

Το μέτρο που εφαρμόζεται είναι ο αριθμός των βημάτων ενός αλγορίθμου ταξινόμησης. Χρησιμοποιείται η ταξινόμηση φυσαλίδων και μετράτε ο αριθμός των ανταλλαγών που απαιτούνται για να ταξινομηθεί το διάνυσμα σε αύξουσα σειρά. Η εντροπία ονομάστηκε Bubble Entropy (bEn). Ουσιαστικά υπολογίζετε ο αριθ-

μός των ανταλλαγών που απαιτούνται για την ταξινόμηση κάθε διανύσματος και στη συνέχεια υπολογίζετε η υπό όρους Rényi εντροπία αυτής της κατανομής (Hm swapes). Η bEn ορίζεται ως:

$$bEn = H_{swaps}^{m+1} - H_{swaps}^m / \log\left(\frac{m+1}{m}\right)$$

Ο συντελεστής κανονικοποίησης δίνεται από τη διαφορά της μέγιστης εντροπίας που είναι $\log[1+m(m-1)/2]$ για την ενσωματωμένη διάσταση m και $\log[1+m(m+1)/2]$ για την ενσωματωμένη διάσταση $m+1$. Σε κάθε περίπτωση εκφράζει τον αριθμό των πιθανών μοναδικών καταστάσεων, καθώς με την ταξινόμηση φυσαλίδων είναι δυνατή η εκτέλεση από 0 έως $m(m-1)/2swaps$. [33]

5.5 Στατιστικά χαρακτηριστικά του σήματος PPG

Γενικά η Στατιστική είναι ένας κλάδος των μαθηματικών που επιτυγχάνει τη συλλογή, επεξεργασία, παρουσίαση και ανάλυση των στατιστικών στοιχείων (αριθμητικών δεδομένων) με τη εφαρμογή κατάλληλων για κάθε περίπτωση στατιστικών μεθόδων, οι οποίες και συνιστούν το περιεχόμενό. Αρχικά εφαρμόζοντας κάποιες στατιστικές τεχνικές γίνεται προσπάθεια κατανόησης των δεδομένων προκειμένου να διαπιστωθεί τι είδους κατανομή έχουν.

Τα στατιστικά χαρακτηριστικά³ που επιλέξαμε για το PPG σήμα μας είναι (πίνακας 5.5):

Πίνακας 5.5: Στατιστικά χαρακτηριστικά.

STATISTICAL FEATURES

1. Mean
 2. Median
 3. Mode
 4. Standard Deviation
 5. Range
 6. Skewness
 7. Kurtosis
-

MEAN

³<https://towardsdatascience.com/understanding-descriptive-statistics-c9c2b0641291>

Ο μέσος όρος είναι μια κεντρική τάση των δεδομένων, δηλαδή ένας αριθμός γύρω από τον οποίο διαδίδονται ολόκληρα δεδομένα. Θα μπορούσαμε να το θεωρήσουμε ως έναν μοναδικό αριθμό που μπορεί να εκτιμήσει την αξία ολόκληρου του συνόλου δεδομένων.

MEDIAN

Το διάμεσο είναι η τιμή που χωρίζει τα δεδομένα σε 2 ίσα μέρη, δηλαδή ο αριθμός όρων στη δεξιά πλευρά του είναι ο ίδιος με τον αριθμό όρων στην αριστερή πλευρά του όταν τα δεδομένα είναι διατεταγμένα είτε με αύξουσα είτε φθίνουσα σειρά.

MODE

Η επικρατούσα τιμή είναι ο όρος που έχει την υψηλότερη συχνότητα.

STANDARD DEVIATION

Η τυπική απόκλιση είναι η μέτρηση της μέσης απόστασης μεταξύ κάθε ποσότητας και μέσου όρου. Δηλαδή, πώς τα δεδομένα εξαπλώνονται από το μέσο όρο. Μια χαμηλή τυπική απόκλιση δείχνει ότι τα σημεία δεδομένων τείνουν να είναι κοντά στο μέσο όρο του συνόλου δεδομένων, ενώ μια υψηλή τυπική απόκλιση δείχνει ότι τα σημεία δεδομένων είναι απλωμένα σε ένα ευρύτερο εύρος τιμών.

RANGE

Το εύρος είναι μία από τις απλούστερες τεχνικές περιγραφικών στατιστικών. Είναι η διαφορά μεταξύ της χαμηλότερης και της υψηλότερης τιμής.

SKEWNESS

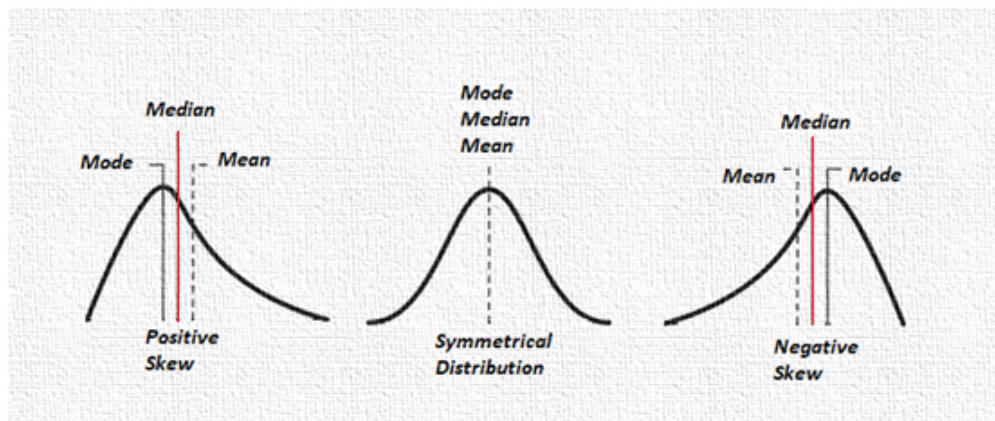
Είναι ένα μέτρο της ασυμμετρίας της κατανομής πιθανότητας μιας τυχαίας μεταβλητής πραγματικής αξίας σχετικά με τη μέση τιμή της. Η τιμή ανατροπής μπορεί να είναι θετική ή αρνητική ή απροσδιόριστη.

Σε μια τέλεια κανονική κατανομή, οι ουρές και στις δύο πλευρές της καμπύλης είναι ακριβείς καθρέφτες μεταξύ τους. Η κανονική κατανομή είναι συμμετρική και έχει τιμή στρέβλωσης 0.

Όταν μια κατανομή είναι στραμμένη προς τα αριστερά, η ουρά στην αριστερή πλευρά της καμπύλης είναι μεγαλύτερη από την ουρά στη δεξιά πλευρά και η μέση τιμή είναι μικρότερη από τη λειτουργία. Αυτή η κατάσταση ονομάζεται επίσης αρνητική ασυμμετρία.

Όταν μια κατανομή είναι στραμμένη προς τα δεξιά, η ουρά στη δεξιά πλευρά της καμπύλης είναι μεγαλύτερη από την ουρά στην αριστερή πλευρά και η μέση τιμή είναι μεγαλύτερη από τη λειτουργία. Αυτή η κατάσταση ονομάζεται επίσης

θετική ασυμμετρία. (σχήμα 5.11)¹



Σχήμα 5.11: Θετική ασυμμετρία, συμμετρική, αρνητική ασυμμετρία.

Η κατεύθυνση της στρέβλωσης δίνεται από το σύμβολο. Το μηδέν σημαίνει καθόλου λοξότητα.

Μια αρνητική τιμή σημαίνει ότι η κατανομή είναι αρνητική. Μια θετική τιμή σημαίνει ότι η κατανομή είναι λοξή.

Ο συντελεστής συγκρίνει την κατανομή δείγματος με μια κανονική κατανομή. Όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή, τόσο μεγαλύτερη η κατανομή διαφέρει από μια κανονική κατανομή.

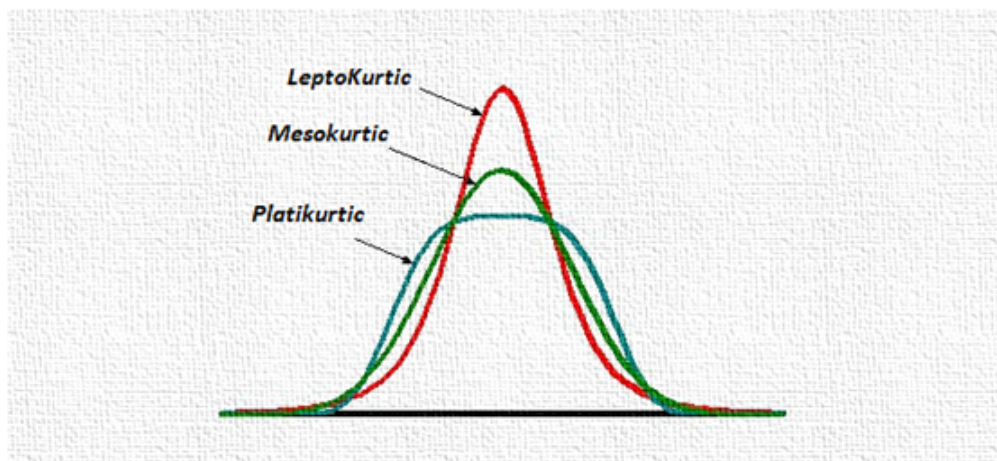
KURTOSIS

Η κύρτωση είναι ένα μέτρο που αφορά το βαθμό συγκέντρωσης των δεδομένων γύρω από το μέσο και τα άκρα της κατανομής. Μια κατανομή η οποία έχει σχετικά μεγάλη συχνότητα (κορυφή) και επομένως μεγάλη συγκέντρωση τιμών γύρω από το μέσο λέγεται λεπτόκυρτη (leptokurtic), ενώ αν η μέγιστη συχνότητά της είναι σχετικά μικρή λέγεται πλατύκυρτη (platykurtic). Κατανομές που προσεγγίζονται από την κανονική κατανομή λέγονται μεσόκυρτες (mesokurtic). (σχήμα 5.12)²

[41]

¹Image taken from (Image courtesy: <https://www.safaribooksonline.com/library/view/closure-for-data/9781784397180/ch01s13.html>)

²Image taken from: (Image courtesy <https://mvpprograms.com/help/mvpstats/distributions/SkewnessKurtosis>)



Σχήμα 5.12: Λεπτόκυρτη, Μεσόκυρτη, Πλατύκυρτη κύρτωση.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

ΣΤΑΔΙΟ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ

-
- 6.1 Ταξινόμηση
 - 6.2 Δυαδική Ταξινόμηση
 - 6.3 Ταξινομητές
 - 6.4 Κανονικοποίηση
 - 6.5 Class imbalance
 - 6.6 Αξιολόγηση ταξινομητών
 - 6.7 Feature Ranking
-

Σε αυτό το κεφάλαιο θα περιγραφεί το πρόβλημα της ταξινόμησης, από την σκοπιά των βιοϊατρικών δεδομένων. Παρατίθενται κάποιοι βασικοί ταξινομητές και την συνέχεια με την βοήθεια βασικών μετρικών θα γίνει εκτίμηση των ταξινομητών και θα αναφερθεί το περίοπτο πρόβλημα της ανισορροπίας των κλάσεων. Τέλος, θα αναφερθεί το πρόβλημα της ανισορροπίας των κλάσεων και θα πραγματοποιηθεί εκτίμηση των χαρακτηριστικών με σκοπό να βρεθεί το πιο χρήσιμο χαρακτηριστικό που συμβάλει στην διαχωριστική ικανότητα του ταξινομητή.

6.1 Ταξινόμηση

Στη μηχανική μάθηση, η ταξινόμηση αναφέρεται σε ένα προγνωστικό πρόβλημα μοντελοποίησης (predictive modeling problem) όπου μια ετικέτα τάξης προβλέπεται για ένα συγκεκριμένο παράδειγμα δεδομένων εισαγωγής.

Παραδείγματα προβλημάτων ταξινόμησης περιλαμβάνουν:

- Την ταξινόμηση ενός μηνύματος εάν είναι ανεπιθύμητο ή όχι.
- Την ταξινόμηση ενός δεδομένου χειρόγραφου χαρακτήρα, ως έναν από τους γνωστούς χαρακτήρες.

Από τη σκοπιά της μοντελοποίησης, η ταξινόμηση απαιτεί ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με πολλά παραδείγματα.

Ένα μοντέλο θα χρησιμοποιήσει το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και θα υπολογίσει πώς να αντιστοιχίσει καλύτερα παραδείγματα δεδομένων εισαγωγής σε συγκεκριμένες ετικέτες κλάσης. Ως εκ τούτου, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης πρέπει να είναι επαρκώς αντιπροσωπευτικό του προβλήματος και να έχει πολλά παραδείγματα κάθε ετικέτας τάξης.

Οι ετικέτες τάξης είναι συχνά τιμές συμβολοσειράς, π.χ. "Ανεπιθύμητη αλληλογραφία", "όχι ανεπιθύμητη αλληλογραφία" και πρέπει να αντιστοιχιστεί σε αριθμητικές τιμές προτού παρασχεθεί σε έναν αλγόριθμο για μοντελοποίηση. Αυτό αναφέρεται συχνά ως κωδικοποίηση ετικέτας, όπου ένας μοναδικός ακέραιος αποδίδεται σε κάθε ετικέτα κλάσης, π.χ. "Spam" = 0, "no spam" = 1.

Υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι αλγορίθμων ταξινόμησης για μοντελοποίηση ταξινόμησης προγνωστικών προβλημάτων μοντελοποίησης.

Σχετικά με τον τρόπο χαρτογράφησης αλγορίθμων σε τύπους προβλημάτων δεν υπάρχει θεωρία ως προς την σωστή επιλογή. Αντ' αυτού, γενικά συνιστάται η χρήση ελεγχόμενων πειραμάτων που να ανακαλύπτει ποιος αλγόριθμος οδηγεί στην καλύτερη απόδοση για μια δεδομένη εργασία ταξινόμησης.

Οι αλγόριθμοι προγνωστικής μοντελοποίησης ταξινόμησης αξιολογούνται με βάση τα αποτελέσματά τους. Η ακρίβεια ταξινόμησης είναι μια δημοφιλής μέτρηση που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός μοντέλου βάσει των προβλεπόμενων ετικετών κλάσης. Η ακρίβεια ταξινόμησης δεν είναι τέλεια, αλλά είναι ένα καλό σημείο εκκίνησης για πολλές εργασίες ταξινόμησης.

Βήματα για τη δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης

Από την στιγμή που γνωρίζουμε το είδος της ταξινόμησης δημιουργούμε ένα

μοντέλο.

1) Επιλογή ταξινομητή και επιλογή αλγόριθμου ML που θα εφαρμόσουμε στα δεδομένα μας.

2) Στην συνέχεια γίνεται εκπαίδευση του μοντέλου. Πρέπει να προετοιμάσουμε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης με επισημασμένα αποτελέσματα (όσο περισσότερα παραδείγματα, τόσο το καλύτερο).

3) Προβλέπουμε την έξοδο, χρησιμοποιούμε το μοντέλο για να λάβουμε κάποια αποτελέσματα.

4) Αξιολόγηση του μοντέλου ταξινομητή. Προετοιμασία ενός συνόλου επικύρωσης δεδομένων που δεν έχουν χρησιμοποιήσει στην εκπαίδευση για έλεγχο των αποτελεσμάτων.

Υπάρχουν ίσως τέσσερις βασικοί τύποι εργασιών ταξινόμησης και οι οποίοι είναι:

- Binary Classification
- Multi-Class Classification
- Multi-Label Classification
- Imbalanced Classification

Στην δική μας εργασία θα ασχοληθούμε με την δυαδική ταξινόμηση την οποία και θα αναλύσουμε.

6.2 Δυαδική Ταξινόμηση

Η στατιστική ταξινόμηση είναι ένα πρόβλημα που μελετήθηκε στη μηχανική μάθηση. Πρόκειται για ένα τύπο supervised learning, μια μέθοδος μηχανικής μάθησης όπου οι κατηγορίες είναι προκαθορισμένες και χρησιμοποιείται για την κατηγοριοποίηση νέων πιθανολογικών παρατηρήσεων στις εν λόγω κατηγορίες. Όταν υπάρχουν μόνο δύο κατηγορίες, το πρόβλημα είναι γνωστό ως στατιστική δυαδική ταξινόμηση.

Ένας δυαδικός ταξινομητής είναι μια συνάρτηση που μπορεί να αποφασίσει εάν μια είσοδος, που αντιπροσωπεύεται από ένα διάνυσμα αριθμών, ανήκει σε κάποια συγκεκριμένη κλάση. Σε πολλά πρακτικά προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης, οι δύο ομάδες δεν είναι συμμετρικές, και μάλλον από τη συνολική ακρίβεια, το σχετικό ποσοστό διαφορετικών τύπων σφαλμάτων παρουσιάζει ενδιαφέρον.

Τα τυπικά προβλήματα δυαδικής ταξινόμησης περιλαμβάνουν:

Ιατρικές εξετάσεις για να προσδιοριστεί εάν ένας ασθενής έχει κάποια ασθένεια

ή όχι.

Ποιοτικός έλεγχος στη βιομηχανία, αποφασίζοντας εάν πληρείται μια προδιαγραφή

Στην ανάκτηση πληροφοριών, αποφασίζοντας εάν μια σελίδα θα πρέπει να βρίσκεται στο σύνολο αποτελεσμάτων μιας αναζήτησης ή όχι.

Συνήθως, οι εργασίες δυαδικής ταξινόμησης περιλαμβάνουν μια κλάση που είναι η κανονική κατάσταση και μια άλλη κατηγορία που είναι η μη φυσιολογική κατάσταση.

Για παράδειγμα, το "not spam" είναι η κανονική κατάσταση και το "spam" είναι η μη φυσιολογική κατάσταση. Ένα άλλο παράδειγμα είναι ότι «ο καρκίνος δεν ανιχνεύεται» είναι η φυσιολογική κατάσταση μιας εργασίας που περιλαμβάνει ιατρικό τεστ και ο «καρκίνος που ανιχνεύεται» είναι η ανώμαλη κατάσταση.

Στην κλάση για την κανονική κατάσταση εκχωρείται η ετικέτα κλάσης 0 και στην τάξη με την ανώμαλη κατάσταση εκχωρείται η ετικέτα κλάσης 1.

Είναι σύνηθες να μοντελοποιούμε μια εργασία δυαδικής ταξινόμησης με ένα μοντέλο που προβλέπει κατανομή πιθανότητας Bernoulli για κάθε παράδειγμα.

Η κατανομή Bernoulli είναι μια διακριτή κατανομή πιθανότητας που καλύπτει μια περίπτωση όπου ένα συμβάν θα έχει δυαδικό αποτέλεσμα είτε ως 0 ή 1. Για την ταξινόμηση, αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο προβλέπει πιθανότητα ενός παραδείγματος που ανήκει στην κλάση 1 ή της ανώμαλης κατάστασης .

Μερικές από τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται συνήθως για τη δυαδική ταξινόμηση είναι:

- Logistic Regression
- k-Nearest Neighbors
- Decision Trees
- Support Vector Machine
- Naive Bayes
- Decision trees
- Random forest
- Neural networks
- Probit model

Αλγόριθμοι για δυαδικοί ταξινόμηση

Ορισμένοι αλγόριθμοι έχουν σχεδιαστεί ειδικά για δυαδική ταξινόμηση και δεν υποστηρίζουν εγγενώς περισσότερες από δύο κατηγορίες. Χαρακτηριστικά αναφέ-

ρούμε το Logistics Regression και τα Support Vector Machines.

Κανέναν αλγόριθμο δεν είναι βέλτιστος σε σχέση με το σύνολο όλων των πιθανών καταστάσεων. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης είναι ευαίσθητα όργανα που συντονίζονται με βάση το σύνολο προβλημάτων. Έτσι λοιπόν κάθε ταξινομητής είναι καλύτερος μόνο σε έναν επιλεγμένο τομέα βάσει του αριθμού των παρατηρήσεων, της διάστασης του διανύσματος χαρακτηριστικών, του θορύβου στα δεδομένα και πολλών άλλων παραγόντων. Για παράδειγμα, τα random forests αποδίδουν καλύτερα από τους ταξινομητές SVM για τρισδιάστατα σύννεφα σημείων (3D point clouds).

6.3 Ταξινομητές

Στην εργασία μας ασχοληθήκαμε με τους ταξινομητές (πίνακας 6.1) SVM, (linear και RBF kernel) k-NN και Radom Forest τους οποίους και θα αναλύσουμε στην συνέχεια. Θα ξεκινήσουμε με τον ταξινομητή Perceptron μιας και αποτελεί την βάση για τον SVM ταξινομητή.

Πίνακας 6.1: Ταξινομητές.

<i>CLASSIFIERS</i>
1. Perceptron
2. Support Vector Machines RBF
3. Random Forest
4. k-Nearest Neighbors

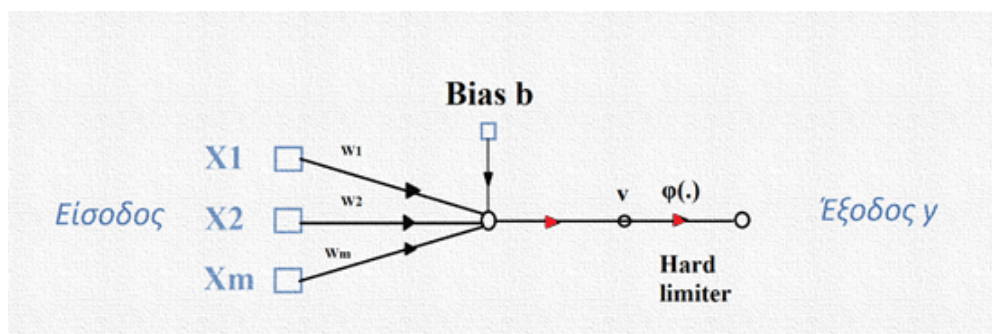
6.3.1 Perceptron

Το perceptron είναι το πρώτο μοντέλο εποπτευόμενης μάθησης που προτάθηκε από τον Rosenblatt. Πρόκειται για την πιο απλούστερη μορφή ενός νευρωνικού δικτύου που χρησιμοποιείται για την ταξινόμηση των μοτίβων που λέγεται ότι είναι γραμμικά διαχωρίσιμα (δηλαδή, μοτίβα που βρίσκονται στις αντίθετες πλευρές ενός υπερεπιπέδου). Βασικά, αποτελείται από έναν μόνο νευρώνα με ρυθμιζόμενα συνάπτικα βάρη και μεροληψία.

Το Perceptron μπορεί να ερμηνευτεί ως παραμετροποιημένη συνάρτηση, η οποία παίρνει έναν πραγματικό διάνυσμα ως είσοδο και παράγει μια έξοδο Boolean. Συγκεκριμένα, η έξοδος επιτυγχάνεται με κατώφλι γραμμικής συνάρτησης της εισόδου: οι παράμετροι του Perceptron είναι ακριβώς οι συντελεστές αυτής της γραμμικής συνάρτησης.

Το perceptron που χτίζεται γύρω από έναν μόνο νευρώνα περιορίζεται στην εκτέλεση ταξινόμησης μοτίβων με δύο μόνο κατηγορίες (υποθέσεις). Ωστόσο με την επέκταση του στρώματος εξόδου του perceptron ώστε να περιλαμβάνει περισσότερους από έναν νευρώνες, μπορούμε αντίστοιχα να κάνουμε ταξινόμηση με περισσότερες από δύο κατηγορίες. Θα πρέπει όμως οι τάξεις να διαχωρίζονται γραμμικά για να λειτουργεί σωστά το perceptron.[48]

Το perceptron του Rosenblatt είναι χτισμένο γύρω από έναν μη γραμμικό νευρώνα. Ένα τέτοιο νευρικό μοντέλο αποτελείται από έναν γραμμικό συνδυασμό που ακολουθείται από έναν hard limiter (που εκτελεί τη συνάρτηση *signum*), όπως απεικονίζεται στο σχήμα (6.1) ο αθροιστικός κόμβος του νευρικού μοντέλου υπολογίζει έναν γραμμικό συνδυασμό των εισόδων που εφαρμόζονται στις συνάψεις του, καθώς επίσης ενσωματώνει μια εξωτερικά εφαρμοζόμενη μεροληψία (*b*). Η έξοδος είναι το προκύπτον άθροισμα, δηλαδή το επαγόμενο τοπικό πεδίο. Κατά συνέπεια, ο νευρώνας παράγει έξοδο ίση με 1 εάν η είσοδος σκληρού περιοριστή είναι θετική και -1 εάν είναι αρνητική.



Σχήμα 6.1: Ταξινομητής Perceptron.

Στο μοντέλο γραφήματος ροής σήματος του Σχ. 6.4, τα συναπτικά βάρη του perceptron υποδηλώνονται με $w_1, w_2, \dots, w_m$. Αντίστοιχα, οι είσοδοι που εφαρμόζονται στο perceptron δηλώνονται με $x_1, x_2, \dots, x_m$. Η εξωτερικά εφαρμοζόμενη μεροληψία δηλώνεται με b . Από το μοντέλο, διαπιστώνουμε ότι η είσοδος σκληρού περιοριστή, ή το επαγόμενο τοπικό πεδίο, του νευρώνα είναι

$$V = \sum_{i=1}^m w_i x_i + b \quad (6.1)$$

Ο στόχος του perceptron είναι να ταξινομήσει σωστά το σύνολο των εξωτερικά εφαρμοζόμενων ερεθισμάτων $x_1, x_2, \dots, x_m$ σε μία από τις δύο κατηγορίες, c_1 ή c_2 . Ο κανόνας απόφασης για την ταξινόμηση είναι να αντιστοιχίσει το σημείο που αντιπροσωπεύεται από τις εισόδους $x_1, x_2, \dots, x_m$ στην κλάση c_1 εάν η έξοδος perceptron y είναι $+1$ και στην κλάση c_2 εάν είναι -1 .

Η γραφική απεικόνιση για την συμπεριφορά ενός ταξινομητή μοτίβων, περιλαμβάνει έναν χάρτη των περιοχών απόφασης στον m διαστατικό χώρο σήματος που εκτείνεται από τις μεταβλητές εισόδου $x_1, x_2, \dots, x_m$. Στην απλούστερη μορφή του perceptron, υπάρχουν δύο περιοχές αποφάσεων που διαχωρίζονται από ένα hyperplane, το οποίο ορίζεται από

$$\sum_{i=1}^m w_i x_i + b = 0 \quad (6.2)$$

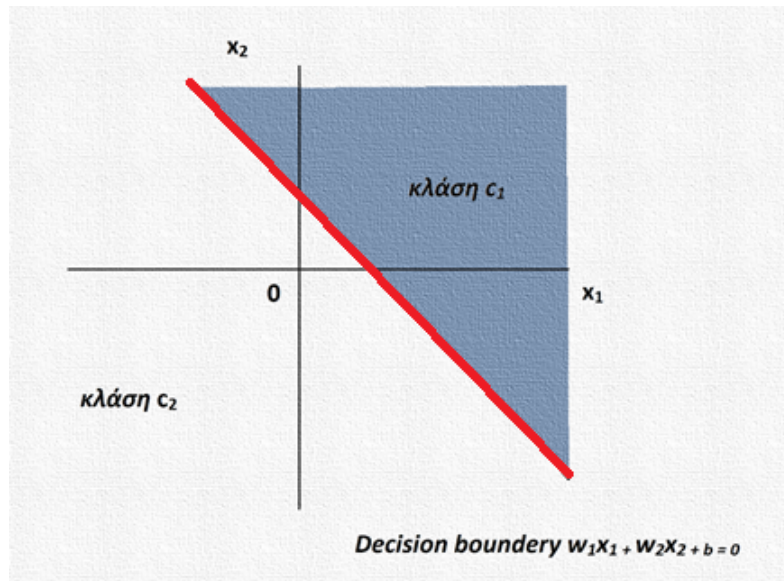
Αυτό απεικονίζεται στο σχήμα 6.2 για την περίπτωση δύο μεταβλητών εισόδου x_1 και x_2 , για τις οποίες το όριο απόφασης λαμβάνει τη μορφή ευθείας γραμμής. Ένα σημείο (x_1, x_2) που βρίσκεται πάνω από την οριακή γραμμή εκχωρείται στην κλάση c_1 και ένα σημείο (x_1, x_2) που βρίσκεται κάτω από την οριακή γραμμή εκχωρείται στην κλάση c_2 . Το αποτέλεσμα της μεροληψίας b είναι απλώς η μετατόπιση του ορίου απόφασης μακριά από την προέλευση.

Τα συνοπτικά βάρη $w_1, w_2, \dots, w_m$ του perceptron μπορούν να προσαρμοστούν σε βάση επανάληψης. Για την προσαρμογή, χρησιμοποιείται ένας κανόνας διόρθωσης σφαλμάτων γνωστός ως αλγόριθμος σύγκλισης perceptron.[47]

6.3.2 Support Vector Machines

Πρόκειται για ταξινομητές που χρησιμοποιούνται ευρέως κυρίως λόγω της υψηλής ακρίβειας, της ευελιξίας στη μοντελοποίηση διαφορετικών πηγών δεδομένων και της ικανότητας αντιμετώπισης δεδομένων υψηλών διαστάσεων, για παράδειγμα όπως είναι η έκφραση γονιδίων.

Τα SVM είναι supervised μηχανές μάθησης που βασίζονται στη στατιστική θεωρία μάθησης και χρησιμοποιούνται στην αναγνώριση μοτίβων. Αν και η στατιστική μαθησιακή θεωρία μπορεί να προσδιορίσει με ακρίβεια τους παράγοντες που πρέπει



Σχήμα 6.2: Γραφική απεικόνιση ταξινομητή μοτίβων.

να ληφθούν υπόψη για να μάθει επιτυχώς ορισμένους απλούς τύπους αλγορίθμων, ωστόσο, οι πραγματικές εφαρμογές συνήθως χρειάζονται πιο περίπλοκα μοντέλα και αλγόριθμους (όπως τα νευρωνικά δίκτυα), που είναι πιο δύσκολο να αναλυθούν θεωρητικά. Τα SVM κατασκευάζουν μοντέλα που είναι αρκετά περίπλοκα και όμως είναι αρκετά απλά για να αναλυθούν μαθηματικά. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ένα SVM μπορεί να θεωρηθεί ως γραμμικός αλγόριθμος σε ένα χώρο υψηλών διαστάσεων.[43][34]

Τα SVM ανήκουν στη γενική κατηγορία των μεθόδων πυρήνα (Kernel methods). Μια μέθοδος πυρήνα είναι ένας αλγόριθμος που εξαρτάται από τα δεδομένα μόνο μέσω των dot-products. Τα dot-products μπορούν να αντικατασταθούν από μια λειτουργία πυρήνα που υπολογίζει ένα dot-product σε κάποιο πιθανό χώρο υψηλών διαστάσεων. Αυτό έχει δύο πλεονεκτήματα: Πρώτον, τη δυνατότητα δημιουργίας μη γραμμικών ορίων αποφάσεων χρησιμοποιώντας μεθόδους σχεδιασμένες για γραμμικούς ταξινομητές. Δεύτερον, η χρήση των λειτουργιών του πυρήνα επιτρέπει στον χρήστη να εφαρμόσει έναν ταξινομητή σε δεδομένα που δεν έχουν προφανή αναπαράσταση διανύσματος σταθερής διάστασης.

Αναγνώριση προτύπων και hyperplane ταξινομητές

$$(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \in R^n \times \{+1, -1\}$$

δηλαδή n -διαστάσεων μοτίβα (διανύσματα) x_i και τις ετικέτες τους y_i . Μια ετικέτα με την τιμή $+1$ (θετικά παραδείγματα) δηλώνει ότι το διάνυσμα ταξινομείται στην κλάση $+1$ και μια ετικέτα -1 (αρνητικά παραδείγματα) δηλώνει ότι το διάνυσμα

είναι μέρος της κλάσης -1 . Έτσι λοιπόν προσπαθούμε να βρούμε μια συνάρτηση τύπου: $f(x) = y : R^{n+1}, -1$ που εκτός από τη σωστή ταξινόμηση των προτύπων στα δεδομένα εκπαίδευσης ταξινομεί σωστά και καινούργια μοτίβα (έννοια της γενίκευση).

Τα SVM βασίζονται στην κατηγορία των hyperplanes υπερεπίπεδα $(wx) + b = 0; w \in R^n, b \in R$, που βασικά διαιρεί το χώρο εισόδου σε δύο: το ένα μέρος περιέχει διανύσματα της κλάσης -1 και το άλλο περιέχει αυτά που είναι μέρος της κλάσης $+1$. Το όριο μεταξύ των περιοχών που ταξινομούνται ως θετικά και αρνητικά ονομάζεται όριο απόφασης του ταξινομητή. Το όριο αποφάσεων που ορίζεται από ένα υπερεπίπεδο λέγεται ότι είναι γραμμικό επειδή είναι γραμμικό στα παραδείγματα εισόδου. Ένας ταξινομητής με γραμμικό όριο αποφάσεων ονομάζεται γραμμικός ταξινομητής. Εάν υπάρχει ένα τέτοιο hyperplane, τα δεδομένα λέγεται ότι είναι γραμμικά διαχωρίσιμα διαφορετικά δεν διαχωρίζονται και ο ταξινομητής λέγεται ότι δεν είναι γραμμικός. Ένας γραμμικός ταξινομητής βασίζεται σε μια γραμμική διακριτική συνάρτηση της μορφής:

$$f(x) = wTx + \quad (6.3)$$

Το διάνυσμα w είναι γνωστό ως διάνυσμα βάρους και η μεταβλητή b ονομάζεται Bias. (Θεωρούμε το $b = 0$.) Το σύνολο των σημείων x , έτσι ώστε το $wTx = 0$, είναι όλα τα σημεία που είναι κάθετα στο w και περνούν από την προέλευση, μια γραμμή σε δύο διαστάσεις, ένα hyperplane σε τρεις διαστάσεις. Το bias b μεταφράζει το hyperplane μακριά από την προέλευση. Το hyperplane χωρίζει τον χώρο στα δύο.

Σε πολλές εφαρμογές ένας μη γραμμικός ταξινομητής παρέχει καλύτερη ακρίβεια. Ωστόσο, οι γραμμικοί ταξινομητές έχουν πλεονεκτήματα, ένα από τα οποία είναι ότι έχουν συχνά απλούς αλγόριθμους εκπαίδευσης.

Ένας τρόπος δημιουργίας ενός μη γραμμικού ταξινομητή από έναν γραμμικού τύπου ταξινομητή είναι να χαρτογραφήσουμε τα δεδομένα μας από το χώρο εισαγωγής X σε ένα χώρο χαρακτηριστικών F χρησιμοποιώντας μια μη γραμμική συνάρτηση. Στο διάστημα του F η διακριτική συνάρτηση είναι:

$$F(x) = wT(x) + b \quad (6.4)$$

χρησιμοποιούμε τον όρο γραμμικά διαχωρίσιμο για να υποδηλώσουμε δεδομένα για τα οποία υπάρχει γραμμικό όριο απόφασης που διαχωρίζει θετικά από αρνητικά

παραδείγματα.

Η έννοια του περιθωρίου: Για ένα δεδομένο hyperplane, υποδηλώνουμε με το $x + (x-)$ το πλησιέστερο σημείο στο hyperplane μεταξύ των θετικών (αρνητικών) παραδειγμάτων. Από απλές γεωμετρικές παραμέτρους, το περιθώριο ενός hyperplane που ορίζεται από ένα διάνυσμα βάρους w σε σχέση με ένα σύνολο δεδομένων D φαίνεται ότι είναι:

$$m_D(w) = \frac{1}{2}w^T(x_+ - x_-) \quad (6.5)$$

Το w είναι ένα διάνυσμα μονάδας προς την κατεύθυνση του w , και υποθέτουμε ότι τα x_+ και x_- είναι ισότιμα από το όριο της απόφασης, δηλαδή,

$$f(x_+) = w^T x_+ + b = a \quad (6.6)$$

$$f(x_-) = w^T x_- + b = -a \quad (6.7)$$

για κάποια σταθερά $a > 0$. Ο πολλαπλασιασμός των σημείων δεδομένων με έναν σταθερό αριθμό θα αυξήσει το περιθώριο κατά το ίδιο ποσό, ενώ στην πραγματικότητα, το περιθώριο δεν έχει αλλάξει πραγματικά. Για να καταστήσουμε το γεωμετρικό περιθώριο σημαντικό, καθορίζουμε την τιμή της συνάρτησης που διακρίνει στα σημεία που βρίσκονται πλησιέστερα στο hyperplane, και ορίζουμε $a = 1$ στην εξίσωση [4]. Προσθέτοντας τις δύο εξισώσεις και διαιρώντας με $\|w\|$, λαμβάνουμε την ακόλουθη έκφραση για το περιθώριο:

$$m_D(w) = \frac{1}{2}w^T(x_+ - x_-) = \frac{1}{\|w\|} \quad (6.8)$$

Ο ταξινομητής μέγιστου περιθωρίου είναι η συνάρτηση διακρίσεων που μεγιστοποιεί το γεωμετρικό περιθώριο $1/\|w\|$, που ισοδυναμεί με ελαχιστοποίηση $\|w\|^2$. Αυτό οδηγεί στο ακόλουθο περιορισμένο πρόβλημα βελτιστοποίησης:

$$\underset{w,b}{\text{minimize}} \frac{1}{2}\|w\|^2 \quad (6.9)$$

subject to:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n. \quad (6.10)$$

Οι περιορισμοί σε αυτήν τη διατύπωση διασφαλίζουν ότι ο ταξινομητής μέγιστου περιθωρίου ταξινομεί κάθε παράδειγμα σωστά, κάτι που είναι δυνατό αφού

υποθέσαμε ότι τα δεδομένα είναι γραμμικά διαχωρίσιμα. Στην πράξη, τα δεδομένα συχνά δεν διαχωρίζονται γραμμικά, και ακόμη και αν είναι γραμμικά διαχωρίσιμα, ένα μεγαλύτερο περιθώριο μπορεί να επιτευχθεί επιτρέποντας στον ταξινομητή να ταξινομήσει εσφαλμένα ορισμένα σημεία. Για να επιτρέψουμε σφάλματα αντικαθιστούμε τους περιορισμούς ανισότητας στην εξίσωση

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n. \quad (6.11)$$

με

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad (6.12)$$

όπου ξ_i είναι slack μεταβλητές που επιτρέπουν ένα παράδειγμα να είναι στο περιθώριο

($1 \geq \xi_i \geq 0$), που ονομάζεται επίσης σφάλμα περιθωρίου ή εσφαλμένη ταξινόμηση ($\xi_i \geq 1$). Δεδομένου ότι ένα παράδειγμα δεν έχει ταξινομηθεί εσφαλμένα εάν η τιμή της μεταβλητής slack είναι μεγαλύτερη από 1, το άθροισμα των μεταβλητών slack συνδέεται με τον αριθμό παραδειγμάτων που δεν έχουν ταξινομηθεί σωστά. Ο στόχος μας για μεγιστοποίηση του περιθωρίου, δηλαδή ελαχιστοποίηση $\|w\|^2$ θα αυξηθεί με έναν όρο $C \sum \xi_i$ για την επιβολή κυρώσεων σε εσφαλμένη ταξινόμηση και σφάλματα. Το πρόβλημα βελτιστοποίησης γίνεται:

$$\text{minimize}_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \quad (6.13)$$

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (6.14)$$

Η σταθερά $C > 0$ καθορίζει τη σχετική σημασία της μεγιστοποίησης του περιθωρίου και της ελαχιστοποίησης του ποσού του slack. Αυτή η διατύπωση ονομάζεται SVM soft-margin και εισήχθη από τους Cortes και Βάπνικ. Χρησιμοποιώντας τη μέθοδο των πολλαπλασιαστών Lagrange, μπορούμε να αποκτήσουμε τη διπλή διατύπωση, η οποία εκφράζεται σε όρους μεταβλητών i :

$$\text{maximize}_a \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j a_i a_j x_i^T x_j \quad (6.15)$$

subject to

$$\sum_{i=1}^n y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq C \quad (6.16)$$

Η διπλή διαμόρφωση οδηγεί σε επέκταση του διανύσματος βάρους ως προς τα παραδείγματα εισόδου

$$w = \sum_{i=1}^n y_i a_i x_i \quad (6.17)$$

Τα παραδείγματα για τα οποία το $a_i > 0$ είναι εκείνα τα σημεία που βρίσκονται εντός του περιθωρίου όταν χρησιμοποιείται SVM soft-margin. Αυτοί είναι οι λεγόμενοι support vectors. Η επέκταση από την άποψη των διανυσμάτων υποστήριξης είναι συχνά αραιά και το επίπεδο αδράνειας (κλάσμα των δεδομένων που χρησιμοποιούν ως φορείς υποστήριξης) είναι ένα ανώτερο όριο στο ποσοστό σφάλματος του ταξινομητή.

Η διπλή διατύπωση του προβλήματος βελτιστοποίησης SVM εξαρτάται από τα δεδομένα μόνο μέσω των dot products. Το dot product μπορεί επομένως να αντικατασταθεί με μια μη γραμμική λειτουργία πυρήνα, εκτελώντας έτσι διαχωρισμό μεγάλου περιθωρίου στο χώρο χαρακτηριστικών του πυρήνα.[44]

6.3.3 Kernels-Πυρήνες

Οι μηχανές γραμμικής μάθησης (όπως ο ταξινομητής hyperplane), παρόλο που παρουσιάζουν μια ευκολία ανάλυσης εντούτοις έχουν περιορισμένη υπολογιστική ισχύ και επομένως περιορισμένη πραγματική αξία.

Μια λύση είναι το Kernel Trick. Ο αλγόριθμος SVM χρησιμοποιεί μια τεχνική που ονομάζεται κόλπο πυρήνα. Αυτό που κάνει το Kernel Trick είναι να χρησιμοποιεί υπάρχουσες δυνατότητες, να εφαρμόζει κάποιους μετασχηματισμούς και να δημιουργεί νέα χαρακτηριστικά. Αυτά τα νέα χαρακτηριστικά είναι το κλειδί για το SVM να βρει το μη γραμμικό όριο αποφάσεων. Έτσι λοιπόν ο πυρήνας SVM θα μπορούσε να είναι μια λειτουργία που παίρνει έναν χώρο εισόδου χαμηλών διαστάσεων και τον μετατρέπει σε έναν καλύτερο χώρο διαστάσεων, δηλαδή μετατρέπει μη διαχωρίσιμα προβλήματα σε διαχωρίσιμα προβλήματα. Ουσιαστικά γίνεται αντιστοίχιση των διανυσμάτων εισόδου σε έναν χώρο χαρακτηριστικών υψηλής διάστασης όπου είναι γραμμικά διαχωρίσιμος χρησιμοποιώντας μια μη γραμμική χαρτογράφηση ϕ . Στο χώρο χαρακτηριστικών, δημιουργείται ένα διαχωριστικό hyperplane με την χρήση ενός βέλτιστου ταξινομητή hyperplane. Αυτό αποδίδει μια μη γραμμική

επιφάνεια αποφάσεων στον χώρο εισόδου και είναι η προσέγγιση που ακολουθείτε από τους Support Vector Machines.

Ο βέλτιστος ταξινομητής hyperplanes χρησιμοποιεί μόνο dot products μεταξύ διανυσμάτων στον χώρο εισόδου. Στο χώρο χαρακτηριστικών, αυτό θα επιτευχθεί με την λειτουργία του πυρήνα που προτάθηκε από τους Boser, Guyon και Vapnik. Ένας πυρήνας είναι μια συνάρτηση $k(x, y)$ που δίδει δύο διανύσματα στον χώρο εισόδου, επιστρέφει το dot products των εικόνων τους στο χώρο χαρακτηριστικών.

Οι λειτουργίες του πυρήνα επηρεάζουν σημαντικά την απόδοση των ταξινομητών. Κάθε λειτουργία του πυρήνα είναι κατάλληλη για ορισμένες εργασίες. Δεν είναι δυνατός ο καθολικός πυρήνας.

Υπάρχουν αρκετοί διαφορετικοί πυρήνες, μερικές από τις πιο γνωστές συναρτήσεις πυρήνων είναι:

Linear Kernel: $K(x, u) = x^T \cdot u$

Polynomial Function: $K(x, u) = (ax^T u + c)^q, q > 0$

Hyperbolic tangent (sigmoid): $K(x, u) = \tanh(bx^T u +)$

Gaussian radial basis function (RBF): $K(x, u) = \exp - \frac{\|x-u\|^2}{\sigma^2}$

Laplacian radial basis function (RBF): $K(x, u) = \exp - \frac{\|x-u\|}{\sigma}$

Radomized blocks analysis of variance (ANOVA RB) kernel:

$K(x, u) = \sum_{k=1}^n \exp((- \sigma(x^k - u^k)^2)d$

Linear spline kernel in 1D:

$K(x, u) = 1 + x \cdot u \cdot \min(x, u) - \frac{x+u}{2} (\min(x, u)^2 + \frac{1}{3} \min(x, u)^3)$

Εμείς στην εργασία μας θα χρησιμοποιήσουμε τον Gaussian Radial Basis Function για τον οποίο στην συνέχεια θα αναφέρουμε ορισμένα χαρακτηριστικά.[45]

6.3.3.1 Gaussian Radial Basis Function

Προκειμένου να επιτευχθεί μια ευέλικτη λειτουργία πυρήνα, προτείνεται μια οικογένεια πυρήνων λειτουργίας ακτινικής βάσης (RBF). Οι πυρήνες RBF είναι η πιο γενικευμένη μορφή πυρήνα και είναι ένας από τους πιο διαδεδομένους πυρήνες λόγω της ομοιότητάς τους με την κατανομή Gauss. Αυτό που πραγματικά κάνει ο πυρήνας RBF SVM είναι να δημιουργήσει μη γραμμικούς συνδυασμούς των χαρακτηριστικών για να ανυψώσει τα δείγματα σε έναν χώρο χαρακτηριστικών υψηλότερης διάστασης όπου μπορεί να χρησιμοποιηθεί ένα γραμμικό όριο αποφάσεων για τον διαχωρισμό των τάξεων. Η λειτουργία του πυρήνα RBF για δύο σημεία X_1 και X_2 είναι να υπολογίζει την ομοιότητα ή το πόσο κοντά βρίσκονται μεταξύ τους.

Η μαθηματική του αναπαράσταση έχει ως εξής:

$$K(X_1, X_2) = \exp\left(-\frac{\|X_1 - X_2\|}{2\sigma^2}\right) \quad (6.18)$$

όπου,

1. « σ » είναι η διακύμανση και η υπερπαράμετρος μας
2. $\|X_1 - X_2\|$ είναι η Ευκλείδεια ($L_2 - norm$) Απόσταση μεταξύ δύο σημείων X_1 και X_2

Υποθέτουμε ότι d_{12} είναι η απόσταση μεταξύ των δύο σημείων X_1 και X_2 , $d_{12} = \|X_1 - X_2\|^2$

Η εξίσωση του πυρήνα μπορεί να ξαναγραφεί ως εξής:

$$K(X_1, X_2) = \exp\left(-\frac{d_{12}}{2\sigma^2}\right) \quad (6.19)$$

Η μέγιστη τιμή που μπορεί να είναι ο πυρήνας RBF είναι 1 και εμφανίζεται όταν το d_{12} είναι 0 που είναι όταν τα σημεία είναι τα ίδια, δηλαδή $X_1 = X_2$.

1. Όταν τα σημεία είναι τα ίδια, δεν υπάρχει απόσταση μεταξύ τους και ως εκ τούτου είναι εξαιρετικά παρόμοια

2. Όταν τα σημεία διαχωρίζονται από μεγάλη απόσταση, τότε η τιμή του πυρήνα είναι μικρότερη από 1 και κοντά στο 0 που θα σήμαινε ότι τα σημεία είναι διαφορετικά

Η απόσταση μπορεί να θεωρηθεί ισοδύναμη με την ομοιότητα, διότι μπορούμε να παρατηρήσουμε ότι όταν η απόσταση μεταξύ των σημείων αυξάνεται, είναι λιγότερο παρόμοια.

Είναι σημαντικό να βρεθεί η σωστή τιμή του « σ » για να αποφασιστεί ποια σημεία θα πρέπει να θεωρηθούν παρόμοια και αυτό μπορεί να αποδειχθεί κατά περίπτωση:

για $\sigma = 1$

Όταν $\sigma = 1$, $\sigma^2 = 1$ και η μαθηματική εξίσωση του πυρήνα RBF θα έχει ως εξής:

$$K(X_1, X_2) = \exp\left(-\frac{\|X_1 - X_2\|}{2}\right) \quad (6.20)$$

για $\sigma = 0.1$

Όταν $\sigma = 0.1$, $\sigma^2 = 0.01$ και η μαθηματική εξίσωση του πυρήνα RBF θα έχει ως εξής:

$$K(X_1, X_2) = \exp\left(-\frac{\|X_1 - X_2\|^2}{0.01}\right) \quad (6.21)$$

για $\sigma = 10$

Όταν $\sigma = 10$, $\sigma^2 = 100$ και η μαθηματική εξίσωση του πυρήνα RBF θα έχει ως εξής:

$$K(X_1, X_2) = \exp\left(-\frac{\|X_1 - X_2\|^2}{100}\right) \quad (6.22)$$

Το RBF Kernel είναι δημοφιλές λόγω της ομοιότητάς του με τον Αλγόριθμο K-Nearest Neighborhood. Έχει τα πλεονεκτήματα του K-NN και ξεπερνά το πρόβλημα της πολυπλοκότητας του χώρου, καθώς το RBF Kernel Support Vector Machines χρειάζεται απλώς να αποθηκεύσει τα διανύσματα υποστήριξης κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης και όχι ολόκληρο το σύνολο δεδομένων. [46]

6.3.4 k-Nearest Neighbors

Το kNN σημαίνει "k-πλησιέστερος γείτονας" και είναι ένας από τους απλούστερους αλγόριθμους ταξινόμησης. Η μέθοδος K Nearest Neighbor (kNN) έχει χρησιμοποιηθεί ευρέως στις εφαρμογές της εξόρυξης δεδομένων και της μηχανικής μάθησης λόγω της απλής εφαρμογής και της διακριτικής απόδοσής της.

Συγκεκριμένα έχει αναπτυχθεί επιτυχώς σε εφαρμογές εξόρυξης δεδομένων, όπως ταξινόμηση, παλινδρόμηση και καταλογισμός τιμής που λείπει. Ο αλγόριθμος εκχωρεί αντικείμενα στην κλάση στην οποία ανήκουν οι περισσότεροι από τους πλησιέστερους γείτονές του στον πολυδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών. Ο αριθμός k είναι ο αριθμός γειτονικών αντικειμένων στο χώρο χαρακτηριστικών που συγκρίνονται με το ταξινομημένο αντικείμενο k-Nearest Neighbors. Η βασική ιδέα μιας τυπικής μεθόδου kNN είναι η πρόβλεψη της ετικέτας δεδομένων που υποδεικνύεται με τον κανόνα της πλειοψηφίας, δηλαδή, η ετικέτα του σημείου δεδομένων προβλέπεται με τη μεγαλύτερη κλάση των k πιο παρόμοιων σημείων εκπαίδευσης στο των χαρακτηριστικών.

Για την ταξινόμηση εισόδου χρησιμοποιώντας k-πλησιέστερους γείτονες, πρέπει να εκτελεστεί ένα σύνολο ενεργειών:

Υπολογισμός της απόστασης από κάθε ένα από τα αντικείμενα στο δείγμα εκπαίδευσης.

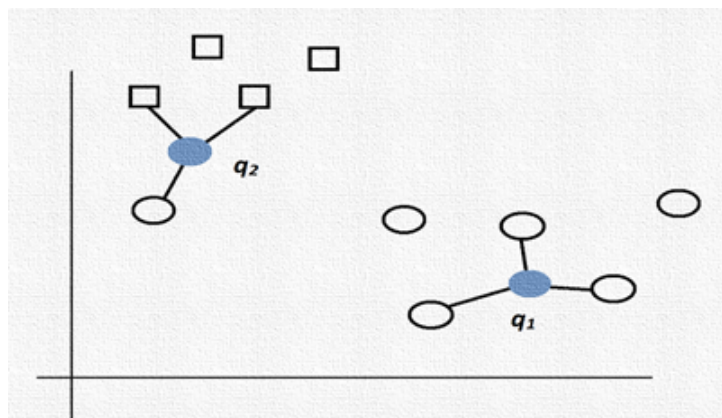
Επιλογή k αντικειμένων του δείγματος εκπαίδευσης, η απόσταση από την οποία είναι ελάχιστη.

Η κλάση του αντικειμένου που πρέπει να ταξινομηθεί είναι η κλάση που εμφανίζεται συχνότερα μεταξύ των k -πλησιέστερων γειτόνων.

Η ταξινόμηση k NN έχει δύο ζητήματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν αρχικά η μέτρηση ομοιότητας μεταξύ δύο σημείων δεδομένων και η επιλογή της τιμής k . Έχουν προταθεί πολλές μέθοδοι για την αντιμετώπιση του πρώτου ζητήματος, όπως η Ευκλείδεια απόσταση, η απόσταση του Μαχαλανομπή και η απόσταση του Μινκόφσκι και οι παραλλαγές τους. Γενικά ισχύει ότι διαφορετικές εφαρμογές χρειάζονται διαφορετικές μετρήσεις απόστασης. Όσο αφορά το δεύτερο ζήτημα, δηλαδή στην επιλογή της τιμής k γίνεται χρησιμοποιώντας την ευκλείδεια απόσταση για να υπολογίσει την ομοιότητα (ή απόσταση) μεταξύ δύο σημείων δεδομένων.[49][35]

Οι μέθοδοι ταξινόμησης k NN επιλέγουν την τιμή k είτε ορίζοντας μια σταθερή σταθερά για όλα τα δεδομένα είτε πραγματοποιώντας διασταυρούμενη επικύρωση για την εκτίμηση της τιμής k για κάθε σημείο δεδομένων δοκιμής. Αυτό συχνά οδηγεί σε χαμηλό ποσοστό πρόβλεψης σε πραγματικές εφαρμογές ταξινόμησης λόγω του γεγονότος ότι αυτές οι μέθοδοι δεν λαμβάνουν υπόψη τη διανομή των δεδομένων.

Στο σχήμα (6.3) που απεικονίζεται ένας ταξινομητής 3-πλησιέστερος γείτονας σε ένα πρόβλημα δύο κατηγοριών σε έναν δισδιάστατο χώρο χαρακτηριστικών. Σε αυτό το παράδειγμα, η απόφαση για το q_1 είναι απλή - και οι τρεις πλησιέστεροι γείτονές του είναι της κατηγορίας 0, οπότε κατατάσσεται ως 0. Η κατάσταση για το q_2 είναι λίγο πιο περίπλοκη καθώς έχει δύο γείτονες της κατηγορίας X και έναν από την κατηγορία 0. Αυτό μπορεί να επιλυθεί με απλή πλειοψηφία ή με σταθμισμένη ψηφοφορία εξ αποστάσεως.



Σχήμα 6.3: Παράδειγμα ταξινόμησης 3-κοντινών γειτόνων.

Έτσι η ταξινόμηση $k - NN$ έχει δύο στάδια: το πρώτο είναι ο προσδιορισμός των πλησιέστερων γειτόνων και το δεύτερο είναι ο προσδιορισμός της τάξης χρησιμοποιώντας αυτούς τους γείτονες.

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης D που αποτελείται από $(x_i)_{i \in [1, |D|]}$ δείγματα εκπαίδευσης. Τα παραδείγματα περιγράφονται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών F και τυχόν αριθμητικά χαρακτηριστικά έχουν κανονικοποιηθεί στο εύρος $[0, 1]$. Κάθε παράδειγμα εκπαίδευσης φέρει ετικέτα τάξης $y_j \in Y$. Στόχος είναι να ταξινομήσουμε ένα άγνωστο παράδειγμα q . Για κάθε $x_i \in D$ μπορούμε να υπολογίσουμε την απόσταση μεταξύ q και x_i ως εξής:

$$d(q, x_i) = \sum_{f \in F} w_f \delta(q_f, x_{if}) \quad (6.23)$$

Υπάρχουν διάφοροι τρόποι με τους οποίους οι k πλησιέστεροι γείτονες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον προσδιορισμό της κλάσης του q . Η πιο απλή προσέγγιση είναι της αντιστοίχισης της τάξης πλειοψηφίας μεταξύ των πλησιέστερων γειτόνων στο ερώτημα.

Συχνά αποδίδεται περισσότερο βάρος στους πλησιέστερους γείτονες για να αποφασίσουν την τάξη του ερωτήματος. Μια αρκετά γενική τεχνική για να επιτευχθεί αυτό είναι η ψηφοφορία σταθμισμένη από απόσταση όπου οι γείτονες παίρνουν να ψηφίσουν για την τάξη της υπόθεσης ερωτήματος με τις ψήφους σταθμισμένες από το αντίστροφο της απόστασής τους στο ερώτημα.

$$Vote(y_j) = \sum_c^k = \frac{1}{d(q, x_c)n} 1(y_i.y_c) \quad (6.24)$$

Έτσι, η ψήφος που εκχωρείται στην τάξη y_j από τον γείτονα x_c είναι 1 διαιρείται δια της απόστασης από τον γείτονα, δηλ. $1(y_j, y_c)$ επιστρέφει 1 εάν οι ετικέτες τάξης ταιριάζουν και 0 εάν οι ετικέτες δεν ταιριάζουν. Στην εξίσωση

$$Vote(y_j) = \sum_c^k = \frac{1}{d(q, x_c)n} 1(y_i.y_c) \quad (6.25)$$

το n θα ήταν κανονικά 1 αλλά τιμές μεγαλύτερες από 1 μπορούν να χρησιμοποιηθούν για να μειώσουν περαιτέρω την επιρροή πιο απομακρυσμένων γειτόνων.[50][36]

6.3.5 Random Forest

Ο ταξινομητής Random Forest (RF) είναι ένας από τους δημοφιλέστερους ταξινομητές στην κατηγορία του που συνδυάζει την παραγωγή πολλών δέντρων αποφάσεων για να φτάσει σε ένα μόνο αποτέλεσμα στο χρόνο εκπαίδευσης.

Κυρίως χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων παλινδρόμησης και ταξινόμησης. Όλοι οι αλγόριθμοι της κατηγορίας αυτής δέχονται τα δεδομένα εισόδου και παράγουν ένα δέντρο απόφασης (κατηγοριοποίησης ή πρόβλεψης).

Η ταξινόμηση αυτή χρησιμοποιεί μια μεθοδολογία συνόλου, πρόκειται για μια τεχνική που συνδυάζει πολλούς ταξινομητές για να δώσει λύσεις σε πολύπλοκα προβλήματα. Τα δεδομένα εκπαίδευσης τροφοδοτούνται για να εκπαιδεύσουν διάφορα δέντρα αποφάσεων. Το σύνολο δεδομένων αποτελείται από παρατηρήσεις και χαρακτηριστικά που θα επιλεγούν τυχαία κατά τη διάσπαση των κόμβων.

Ο RF είναι μια επέκταση της μεθόδου bagging καθώς χρησιμοποιεί τόσο την αποθήκευση όσο και την τυχειότητα για να δημιουργήσει ένα ασυσχέτιστο δάσος δέντρων αποφάσεων. Η τυχειότητα των χαρακτηριστικών, γνωστή και ως μέθοδος αποθήκευσης χαρακτηριστικών, δημιουργεί ένα τυχαίο υποσύνολο χαρακτηριστικών, το οποίο εξασφαλίζει χαμηλό συσχετισμό (correlation) μεταξύ των δέντρων αποφάσεων. Αυτή είναι μια βασική διαφορά μεταξύ των δέντρων αποφάσεων και των τυχαίων δασών. Ενώ τα δέντρα αποφάσεων λαμβάνουν υπόψη όλες τις πιθανές διασπάσεις χαρακτηριστικών, τα τυχαία δάση επιλέγουν μόνο ένα υποσύνολο αυτών των χαρακτηριστικών.

Το αποτέλεσμα καθορίζεται με βάση τις προβλέψεις των δέντρων αποφάσεων, λαμβάνοντας τον μέσο όρο ή τον μέσο όρο της παραγωγής από διάφορα δέντρα. Η αύξηση του αριθμού των δέντρων αυξάνει την ακρίβεια του αποτελέσματος.

Ο Random Forest εξαλείφει τους περιορισμούς ενός αλγορίθμου δέντρου αποφάσεων. Μειώνει την υπέρ προσαρμογή συνόλων δεδομένων και αυξάνει την ακρίβεια. Γι' αυτό άλλωστε και είναι από τους δημοφιλέστερους της κατηγορίας του όχι μόνο για την ταχύτητα αλλά και για την ακρίβεια που προσφέρει.

Χαρακτηριστικά του αλγορίθμου:

Είναι πιο ακριβής από τον αλγόριθμο του δέντρου αποφάσεων.

Παρέχει έναν αποτελεσματικό τρόπο χειρισμού ελλιπή δεδομένων.

Μπορεί να παράγει μια λογική πρόβλεψη χωρίς συντονισμό υπερπαραμέτρων.

Λύνει το ζήτημα της υπερπροσαρμογής σε δέντρα αποφάσεων.¹.

Σε κάθε τυχαίο δέντρο δάσους, ένα υποσύνολο χαρακτηριστικών επιλέγεται τυχαία στο σημείο διάσπασης του κόμβου.

Πώς λειτουργεί ο αλγόριθμος

Κατανόηση των δέντρων αποφάσεων

Τα δέντρα απόφασης είναι τα δομικά στοιχεία ενός τυχαίου δασικού αλγορίθμου. Το δέντρο αποφάσεων είναι μια τεχνική υποστήριξης αποφάσεων που σχηματίζει μια δομή που μοιάζει με δέντρο.

Κάθε δέντρο αποφάσεων αποτελείται από τρία συστατικά: κόμβους απόφασης, κόμβους φύλλων και ριζικούς κόμβους. Ένας αλγόριθμος δέντρου αποφάσεων χωρίζει ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης σε κλάδους, οι οποίοι το διαχωρίζουν περαιτέρω σε άλλους κλάδους. Αυτή η ακολουθία συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί ένας κόμβος φύλλων. Ο κόμβος φύλλων κάθε δέντρου είναι η τελική έξοδος που παράγεται από το συγκεκριμένο δέντρο αποφάσεων. Η επιλογή της τελικής παραγωγής ακολουθεί το σύστημα της πλειοψηφίας. Σε αυτή την περίπτωση, η έξοδος που επιλέγεται από την πλειοψηφία των δέντρων αποφάσεων γίνεται η τελική έξοδος του συστήματος των Random Forest.

Οι κόμβοι στο δέντρο αποφάσεων αντιπροσωπεύουν χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη του αποτελέσματος. Οι κόμβοι απόφασης παρέχουν έναν σύνδεσμο προς τα φύλλα.

Η θεωρία πληροφοριών μπορεί να παρέχει περισσότερες πληροφορίες για το πώς λειτουργούν τα δέντρα αποφάσεων. Η εντροπία και η απόκτηση πληροφοριών είναι τα δομικά στοιχεία των δέντρων αποφάσεων.

Η εντροπία είναι μια μέτρηση για τον υπολογισμό της αβεβαιότητας. Το κέρδος πληροφοριών είναι ένα μέτρο για το πώς μειώνεται η αβεβαιότητα στη μεταβλητή-στόχο, δεδομένου ενός συνόλου ανεξάρτητων μεταβλητών.

Η έννοια της απόκτησης πληροφοριών περιλαμβάνει τη χρήση ανεξάρτητων μεταβλητών (χαρακτηριστικών) για την απόκτηση πληροφοριών σχετικά με μια μεταβλητή-στόχο (κλάση). Η εντροπία της μεταβλητής στόχου (Y) και η υπό όρους εντροπία του Y (δεδομένου X) χρησιμοποιούνται για την εκτίμηση της απόκτησης πληροφοριών. Σε αυτή την περίπτωση, η υπό όρους εντροπία αφαιρείται από την εντροπία του Y .

Το κέρδος πληροφοριών χρησιμοποιείται στην εκπαίδευση των δέντρων αποφά-

¹<https://www.ibm.com/cloud/learn/random-forest>

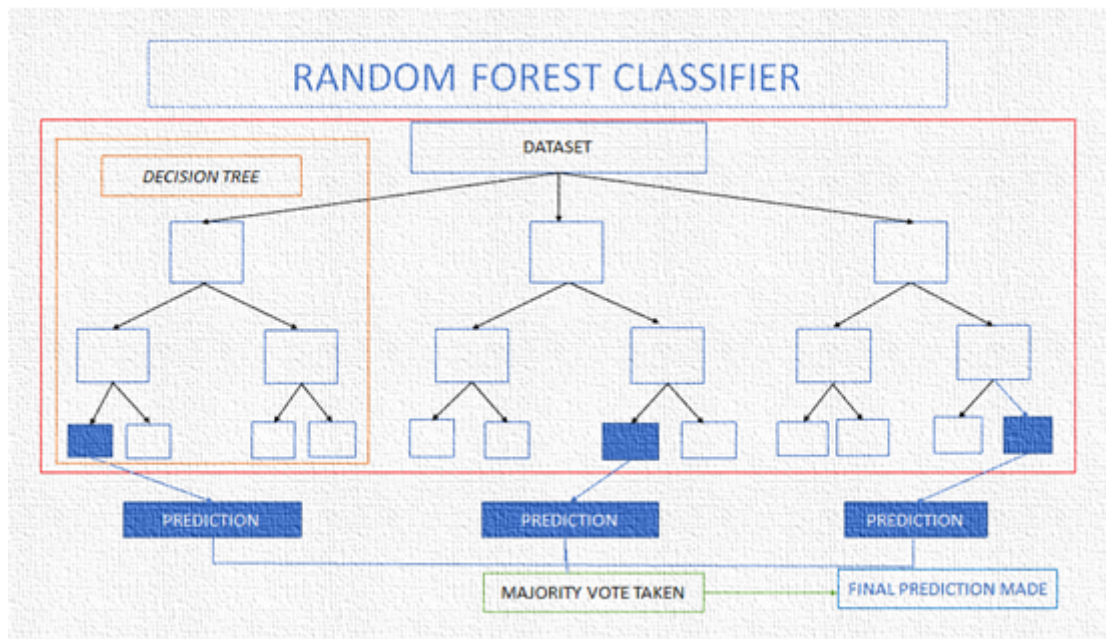
σεων. Βοηθά στη μείωση της αβεβαιότητας σε αυτά τα δέντρα. Ένα υψηλό κέρδος πληροφοριών σημαίνει ότι έχει αφαιρεθεί ένας μεγάλος βαθμός αβεβαιότητας (εντροπία πληροφοριών). Η εντροπία και η απόκτηση πληροφοριών είναι σημαντικά για τη διάσπαση κλάδων, η οποία είναι μια σημαντική δραστηριότητα για την κατασκευή δέντρων αποφάσεων.

Εφαρμογή δέντρων αποφάσεων σε τυχαίο δάσος

Η κύρια διαφορά μεταξύ του αλγόριθμου δέντρου αποφάσεων και του αλγορίθμου τυχαίου δάσους είναι ότι η καθιέρωση ριζικών κόμβων και ο διαχωρισμός κόμβων γίνεται τυχαία στον τελευταίο. Το τυχαίο δάσος χρησιμοποιεί τη μέθοδο αποθήκευσης για να δημιουργήσει την απαιτούμενη πρόβλεψη.

Η αποθήκευση περιλαμβάνει τη χρήση διαφορετικών δειγμάτων δεδομένων (δεδομένα εκπαίδευσης) και όχι μόνο ενός δείγματος. Ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης περιλαμβάνει παρατηρήσεις και χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται για την πραγματοποίηση προβλέψεων. Τα δέντρα αποφάσεων παράγουν διαφορετικά αποτελέσματα, ανάλογα με τα δεδομένα εκπαίδευσης που τροφοδοτούνται στον αλγόριθμο τυχαίου δάσους. Αυτές οι έξοδοι θα ταξινομηθούν και η υψηλότερη θα επιλεγεί ως η τελική έξοδος. Ανάλογα με τον τύπο του προβλήματος, ο προσδιορισμός της πρόβλεψης ποικίλλει. Για μια εργασία παλινδρόμησης, ο μέσος όρος των δέντρων αποφάσεων θα είναι μέσος όρος, και για ένα έργο ταξινόμησης, η πλειοψηφία - δηλ. η πιο συχνή κατηγορική μεταβλητή - θα δώσει την προβλεπόμενη κλάση (σχήμα 6.4).²

²<https://www.ibm.com/cloud/learn/random-forest>



Σχήμα 6.4: Ταξινομητής Random Forest.

6.4 Κανονικοποίηση

Οι γραμμικοί ταξινομητές είναι γνωστό ότι είναι ευαίσθητοι στον τρόπο κλιμάκωσης(scaled) των χαρακτηριστικών. Η ακρίβεια ενός SVM μπορεί να υποβαθμιστεί σοβαρά εάν τα δεδομένα δεν είναι κανονικοποιημένα.

Η κανονικοποίηση μπορεί να πραγματοποιηθεί στο επίπεδο εισαγωγής δεδομένων ή στο επίπεδο του πυρήνα. Σε πολλές εφαρμογές, τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά είναι σε μορφή συνεχών τιμών, όπου η μέτρηση κάθε χαρακτηριστικού γίνεται σε διαφορετική κλίμακα και έχει διαφορετικό εύρος πιθανών τιμών. Σε αυτές τις περιπτώσεις, είναι ωφέλιμο να κλιμακώνονται όλα τα χαρακτηριστικά σε ένα κοινό εύρος, όπως για παράδειγμα, τυποποιώντας τα δεδομένα (για κάθε χαρακτηριστικό, αφαιρούμε το μέσο όρο και διαιρούμε με την τυπική απόκλιση). Η τυποποίηση δεν είναι κατάλληλη όταν τα δεδομένα είναι αραιά και ένας τρόπος για να χειριστούμε χαρακτηριστικά με διαφορετικά εύρη είναι να δημιουργηθούν bin για κάθε χαρακτηριστικό και να αντικατασταθεί με μεταβλητές δείκτη που υποδεικνύουν σε ποιο bin εμπίπτει.

Μια εναλλακτική λύση για την κανονικοποίηση κάθε χαρακτηριστικού ξεχωριστά είναι η κανονικοποίηση κάθε παραδείγματος ως μονάδα διανύσματος. Εάν τα δεδομένα απεικονίζονται ρητά ως διανύσματα, η κανονικοποίηση γίνεται διαιρώντας κάθε διάνυσμα με την νόρμα του έτσι ώστε $\|x\| = 1$ μετά την κανονικοποίηση.

Η κανονικοποίηση μπορεί επίσης να πραγματοποιηθεί στο επίπεδο του πυρήνα, δηλαδή, κανονικοποίηση στο χώρο χαρακτηριστικών, οδηγώντας σε $\|x\| = 1$ (ή ισοδύναμα $k(x, x) = 1$). Αυτό επιτυγχάνεται χρησιμοποιώντας τον πυρήνα συνημίτονου, ο οποίος κανονικοποιεί έναν πυρήνα $k(x, x')$ σε:

$$K_{\cosine}(X, X') = \frac{k(x, x')}{\sqrt{k(x, x)k(x', x')}} \quad (6.26)$$

6.5 Class imbalance

Η ανισορροπημένη ταξινόμηση είναι το πρόβλημα της ταξινόμησης όταν υπάρχει άνιση κατανομή των τάξεων στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης. Η κατανομή μπορεί να ποικίλει από μια μικρή προκατάληψη έως μια σοβαρή ανισορροπία, όπου υπάρχει ένα παράδειγμα στην τάξη μειονοτήτων σε αντιπαράθεση με την πλειοψηφική τάξη όπου υπάρχουν εκατοντάδες, χιλιάδες ή εκατομμύρια παραδείγματα. Ένα σύνολο δεδομένων είναι ανισορροπημένο εάν τουλάχιστον μία από τις τάξεις αποτελεί μόνο μια πολύ μικρή μειονότητα. Μια σοβαρή ανισορροπία είναι πιο δύσκολο να μοντελοποιηθεί και μπορεί να απαιτεί εξειδικευμένες τεχνικές. Τα δυαδικά προβλήματα ταξινόμησης μπορούν να θεωρηθούν ως ο πιο ανεπτυγμένος κλάδος μάθησης από ανισορροπημένα δεδομένα. Χαρακτηριστικά αναφέρουμε παραδείγματα από διάφορες εφαρμογές πραγματικής ζωής, όπως ιατρική (άρρωστος έναντι υγιείς), ασφάλεια υπολογιστή (έγκυρη δραστηριότητα έναντι μη εξουσιοδοτημένη ή κακόβουλη).

Οι μη-ισορροπημένες ταξινομήσεις αποτελούν πρόκληση για την προγνωστική μοντελοποίηση, καθώς οι περισσότεροι από τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για την ταξινόμηση είναι σχεδιασμένοι με την προϋπόθεση του ίσου αριθμού παραδειγμάτων για κάθε τάξη. Επομένως καταλήγουμε σε μοντέλα με χαμηλή προγνωστική απόδοση, ειδικά για την κατηγορία των μειονοτήτων. Αυτό είναι ένα πρόβλημα γιατί συνήθως, η τάξη των μειονοτήτων είναι πιο σημαντική και επομένως το πρόβλημα είναι πιο ευαίσθητο σε σφάλματα ταξινόμησης για την τάξη των μειονοτήτων απ' ό,τι για την τάξη της πλειοψηφίας.

Οι μέθοδοι που αναπτύχθηκαν για την αντιμετώπιση της ανισορροπίας της τάξης μπορούν να χωριστούν σε δύο κύριες ομάδες με βάση τις διαφορετικές προσεγγίσεις του προβλήματος. Έτσι υπάρχουν οι εσωτερικές μέθοδοι που ασχολούνται με

την ανάπτυξη νέων αλγορίθμων που έχουν σχεδιαστεί ρητά για να αντιμετωπίσουν άνισα σύνολα δεδομένων, και οι εξωτερικές μέθοδοι που λειτουργούν στο σύνολο δεδομένων που θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του ταξινομητή προκειμένου να μετριαστεί η ανισορροπία του συνόλου δεδομένων.[37]

Μεταξύ των εσωτερικών μεθόδων, αξίζει να αναφερθεί μια κατηγορία προσεγγίσεων που βασίζονται στη χρήση διαφορετικών βαρών ταξινόμησης κατά την εκπαίδευση των ταξινομητών. Επίσης έχουν χρησιμοποιηθεί και οι Support Vector Machines (SVMs) για την αντιμετώπιση ανισορροπημένων συνόλων δεδομένων.

Οι εξωτερικές μέθοδοι τροποποιούν την κατανομή σπάνιων και συχνών προτύπων στη βάση δεδομένων, προκειμένου να ευνοηθεί η ανίχνευση των σπάνιων. Αυτή η λειτουργία ονομάζεται επαναδειγματοληψία και στοχεύει στην αύξηση του ρυθμού σπάνιων δειγμάτων δημιουργώντας ένα νέο σύνολο δεδομένων από το αρχικό. Αυτή η εξισορρόπηση μπορεί να επιτευχθεί αφαιρώντας δείγματα που ανήκουν στη συχνή τάξη και προσθέτοντας δείγματα στη σπάνια. Αυτές οι δύο τεχνικές ονομάζονται υπο-δειγματοληψία(undersampling) και υπερ-δειγματοληψία(oversampling).

Μέσω της υπο-δειγματοληψίας, ορισμένα συχνά δείγματα αφαιρούνται από το αρχικό σύνολο δεδομένων έως ότου επιτευχθεί ένας προκαθορισμένος λόγος ισορροπίας. Τα δεδομένα που θα αφαιρεθούν μπορούν να επιλεγούν με τυχαίο τρόπο ή σύμφωνα με συγκεκριμένα κριτήρια.

Τεχνικές για υπο-δειγματοληψίας:

- (1) Τυχαία υπο-δειγματοληψία για την κατηγορία πλειοψηφίας
- (2) NearMiss
- (3) Συνοπτικός κανόνας πλησιέστερου γείτονα (Condensed Nearest Neighbor Rule, CNN)
- (4) TomekLinks
- (5) Επεξεργασμένος κανόνας πλησιέστερου γείτονα (Edited Nearest Neighbor Rule, ENN)
- (6) NeighbourhoodCleaningRule
- (7) ClusterCentroids

Από την άλλη πλευρά, οι μέθοδοι υπερ-δειγματοληψίας αντισταθμίζουν την αρχική ανισορροπία της βάσης δεδομένων με την προσθήκη νέων δειγμάτων της σπάνιας κατηγορίας. Αυτή η λειτουργία μπορεί να γίνει με την αναπαραγωγή υφιστάμενων σπάνιων προτύπων και τη δημιουργία νέων σε μια συγκεκριμένη περιοχή του χώρου εισόδου. Η αντιγραφή μπορεί να πραγματοποιηθεί με τυχαίο τρόπο ή

επιλέγοντας αυτά τα μοτίβα που βρίσκονται στο όριο μεταξύ σπάνιων και συχνών δειγμάτων, προκειμένου να αναγκάσει τον ταξινομητή να εκχωρήσει τέτοιες περιοχές του χώρου στη σπάνια κατηγορία. Η βασική κριτική της υπερ-δειγματοληψίας βάσει αντιγραφής είναι ότι δεν προσθέτει νέο ενημερωτικό περιεχόμενο στο σύνολο δεδομένων, αλλά απλώς εξισορροπεί την αναλογία μεταξύ σπάνιων και συχνών δειγμάτων.

Τεχνικές για υπερ-δειγματοληψία:

(1) Τυχαία υπερ-δειγματοληψία για την κατηγορία των μειονοτήτων. Επαναλαμβάνει απλά τυχαία τα παραδείγματα τάξεων μειοψηφίας. Είναι γνωστό ότι αυξάνει την πιθανότητα εμφάνισης υπερβολικής τοποθέτησης (over-fitting). Το κύριο μειονέκτημα αυτής της μεθόδου είναι ότι μπορεί να απορρίψει χρήσιμα δεδομένα.

(2) Τεχνική δειγματοληψίας συνθετικών μειονοτήτων (**Synthetic Minority Over-sampling Technique, SMOTE**). Ίσως η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη προσέγγιση για τη σύνθεση νέων παραδειγμάτων. Αυτή η τεχνική περιγράφηκε από τους Nitesh Chawla, et al. στο έγγραφο του 2002 και προτάθηκε για να αποφευχθεί το overfitting. Αυτή η μέθοδος δημιουργεί συνθετικά δεδομένα με βάση τις ομοιότητες χώρου των χαρακτηριστικών μεταξύ των υπαρχόντων μειονοτικών στιγμιότυπων. Για να δημιουργήσει ένα συνθετικό στιγμιότυπο, επιλέγεται πρώτα ένα τυχαίο παράδειγμα από την τάξη μειοψηφίας. Στη συνέχεια, βρίσκεται το k των πλησιέστερων γειτόνων για αυτό το παράδειγμα (τυπικά $k = 5$). Επιλέγεται ένας τυχαία επιλεγμένος γείτονας και δημιουργείται ένα συνθετικό παράδειγμα σε ένα τυχαία επιλεγμένο σημείο μεταξύ των δύο παραδειγμάτων στο χώρο χαρακτηριστικών. Αυτή η διαδικασία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δημιουργήσει όσα συνθετικά παραδείγματα για την τάξη μειονοτήτων απαιτούνται. Όπως προτείνετε πρώτα να χρησιμοποιείται η τυχαία υπο δειγματοληψία για την περικοπή του αριθμού των παραδειγμάτων στην κατηγορία πλειοψηφίας και στη συνέχεια χρησιμοποιείται το SMOTE για την υπερανάδειξη της μειονοτικής τάξης για να επιτευχθεί έτσι η εξισορόπηση της κατανομής τάξης.

(3) Προσαρμοστική συνθετική δειγματοληψία (Adaptive Synthetic Sampling). Δημιουργεί δείγματα της τάξης των μειονοτήτων σύμφωνα με τις κατανομές πυκνότητας. Υπολογίζει τους K -πλησιέστερους γείτονες κάθε στιγμιότυπου μειοψηφίας και στη συνέχεια λαμβάνει τον λόγο κλάσης των στιγμιότυπων μειοψηφίας και πλειοψηφίας για τη δημιουργία νέων δειγμάτων.

6.6 Αξιολόγηση ταξινομητών

Υπάρχουν πολλές μετρικές που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μέτρηση της απόδοσης ενός ταξινομητή ή ενός προγνωστικού παράγοντα, διαφορετικά πεδία έχουν διαφορετικές προτιμήσεις για συγκεκριμένες μετρικές λόγω διαφορετικών στόχων. Στην ιατρική χρησιμοποιούνται συχνά ευαισθησία και ειδικότητα, ενώ στην ανάκτηση πληροφοριών προτιμώνται η ακρίβεια(precision) και η ανάκληση(recall). Μια σημαντική διάκριση είναι μεταξύ των μετρικών που είναι ανεξάρτητες από το πόσο συχνά εμφανίζεται κάθε κατηγορία στον πληθυσμό (ο επιπολασμός) και μετρήσεις που εξαρτώνται από τον επιπολασμό - και οι δύο τύποι είναι χρήσιμοι, αλλά έχουν πολύ διαφορετικές ιδιότητες.

Δεδομένης της ταξινόμησης ενός συγκεκριμένου data set, υπάρχουν τέσσερις βασικοί συνδυασμοί πραγματικής κατηγορίας δεδομένων και κατηγορίας αντιστοίχισης (πίνακας 6.2): αληθινά θετικά **True Positive TP** (σωστές θετικές αναθέσεις), αληθινά αρνητικά **True Negative TN** (σωστές αρνητικές αναθέσεις), ψευδώς θετικά **False Positive FP** (λανθασμένες θετικές αναθέσεις) και ψευδώς αρνητικά **False Negative FN** (λανθασμένες αρνητικές αναθέσεις).

Πίνακας 6.2: Βασικοί συνδυασμοί πραγματικής κατηγορίας δεδομένων και κατηγορίας αντιστοίχιση.

	Condition positive	Condition negative
Test outcome positive	True Positive	False Positive
Test outcome negative	False Negative	True Negative

Οι οκτώ βασικές αναλογίες

Υπάρχουν οκτώ βασικές αναλογίες που μπορεί κανείς να υπολογίσει από αυτόν τον πίνακα, οι οποίες διατίθενται σε τέσσερα συμπληρωματικά ζεύγη (κάθε ζεύγος αθροίζεται στο 1). Αυτοί επιτυγχάνονται διαιρώντας κάθε έναν από τους τέσσερις αριθμούς με το άθροισμα της γραμμής ή της στήλης του, αποδίδοντας οκτώ αριθμούς, οι οποίοι μπορούν να αναφέρονται γενικά με τη μορφή "πραγματικός λόγος θετικής σειράς"(true positive row ratio) ή "ψευδώς αρνητικός λόγος στήλης"(false negative column ratio).

Οι αναλογίες στηλών είναι:

- true positive rate (TPR) = $(TP/(TP+FN))$, γνωστός ως ευαισθησία(*SENSITIVITY*)

ή ανάκληση(**RECALL**). Αυτά είναι το ποσοστό του πληθυσμού με την προϋπόθεση για την οποία η δοκιμή είναι σωστή,

με συμπλήρωμα the false negative rate (**FNR**) = $(FN/(TP+FN))$

- true negative rate (**TNR**) = $(TN/(TN+FP)$, με συμπλήρωμα false negative rate (**FPR**) = $(FP / (TN + FP))$

Η ανάκληση μπορεί να θεωρηθεί ως ένα μέτρο της πληρότητας ενός ταξινομητή. Μια χαμηλή ανάκληση υποδηλώνει πολλά ψευδή αρνητικά.

Οι αναλογίες σειράς είναι:

- θετική προγνωστική τιμή (**PPV**, γνωστή και ως ακρίβεια(**PRECISION**)) $(TP / (TP + FP))$. Αυτά είναι το ποσοστό του πληθυσμού με ένα δεδομένο αποτέλεσμα δοκιμής για το οποίο η δοκιμή είναι σωστή

με συμπλήρωση του ψευδούς ρυθμού ανακάλυψης (**FDR**) $(FP / (TP + FP))$

- negative predictive value (**NPV**) $(TN/(TN+FN))$ με συμπλήρωση the false omission rate (**FOR**) $(FN/(TN+FN))$, αλλιώς ονομάζεται dependence on prevalence.

Επίσης υπάρχει μια ακόμη μετρική που ονομάζεται • **F1 Score**, υπολογίζεται από τον τύπο: $2*((precision*recall)/(precision+recall))$ και μεταφέρει την ισορροπία μεταξύ της ακρίβειας και της ανάκλησης.[38]

6.7 Feature Ranking

Το κύριο πλεονέκτημα της επιλογής χαρακτηριστικών είναι ότι μειώνει το overfitting. Αφαιρώντας ξένα δεδομένα, επιτρέπει στο μοντέλο να επικεντρώνεται μόνο στα σημαντικά χαρακτηριστικά των δεδομένων έναντι των χαρακτηριστικών που δεν έχουν σημασία. Ένα ακόμη πλεονέκτημα της κατάργησης άσχετων πληροφοριών είναι ότι βελτιώνει την ακρίβεια των προβλέψεων του μοντέλου. Επίσης μειώνει τον χρόνο υπολογισμού που απαιτείται για τη λήψη του μοντέλου. Ο μικρότερος αριθμός χαρακτηριστικών καθιστά το μοντέλο πιο ερμηνεύσιμο και κατανοητό. Συνολικά, η επιλογή χαρακτηριστικών είναι το κλειδί για την πρόβλεψη τιμών με κάθε ακρίβεια.

Ορισμός (Feature Ranking). Υποθέτουμε ότι $A = 1, 2, \dots, m$ το σύνολο των m χαρακτηριστικών. r είναι η συνάρτηση $r : AD \rightarrow R$ που αναθέτει μια τιμή σε κάθε ένα χαρακτηριστικό $a \in A$ από το D . Η κατάταξη χαρακτηριστικών είναι μια συνάρτηση F που εκχωρεί μια τιμή (συνάφεια) σε κάθε χαρακτηριστικό ($i \in A$) και επιστρέφει μια λίστα από χαρακτηριστικά ($\alpha_i^* \in A$) διατεταγμένα με βάση την συνάφειά τους.

με $i \in 1, \dots, m : F_{a_1, a_2, \dots, a_m} \leq \alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_m^* > r(\alpha_1^*) \geq r(\alpha_2^*) \geq \dots \geq r(\alpha_m^*)$. [39]

Υπάρχουν τρεις τύποι FR:

1) **Μέθοδοι Wrapper** υπολογίζουν μοντέλα με ένα ορισμένο υποσύνολο χαρακτηριστικών και αξιολογούν τη σημασία κάθε χαρακτηριστικού. Στη συνέχεια επαναλαμβάνουν και δοκιμάζουν ένα διαφορετικό υποσύνολο λειτουργιών έως ότου επιτευχθεί το βέλτιστο υποσύνολο. Δύο μειονεκτήματα αυτής της μεθόδου είναι ο μεγάλος χρόνος υπολογισμού για δεδομένα με πολλές δυνατότητες και ότι τείνει να κάνει overfit το μοντέλο όταν δεν υπάρχει μεγάλη ποσότητα σημείων δεδομένων. Οι πιο αξιοσημείωτες μέθοδοι περιτύλιξης της επιλογής χαρακτηριστικών είναι η επιλογή forward selection, backward selection, και stepwise selection

2) **Μέθοδοι φίλτρου:** χρησιμοποιούν ένα μέτρο διαφορετικό από το ποσοστό σφάλματος για να προσδιορίσουν εάν αυτό το χαρακτηριστικό είναι χρήσιμο. Ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών επιλέγεται μέσω της κατάταξής τους με ένα χρήσιμο περιγραφικό μέτρο. Τα οφέλη των μεθόδων φίλτρου είναι ότι έχουν πολύ χαμηλό χρόνο υπολογισμού και δεν θα υπερβάλλουν τα δεδομένα. Ωστόσο, ένα μειονέκτημα είναι ότι δεν γνωρίζουν για τυχόν αλληλεπιδράσεις ή συσχετισμούς μεταξύ των χαρακτηριστικών. Τρεις διαφορετικές μέθοδοι φίλτρου είναι η ANOVA, η συσχέτιση Pearson και το όριο διακύμανσης

3) **Ενσωματωμένες μέθοδοι:** εκτελούν επιλογή χαρακτηριστικών ως μέρος της διαδικασίας δημιουργίας μοντέλων και η επιλογή γίνεται σε συνδυασμό με τη διαδικασία συντονισμού μοντέλου. Η παλινδρόμηση Lasso και Ridge είναι οι δύο πιο κοινές μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών αυτού του τύπου, και το δέντρο αποφάσεων δημιουργεί επίσης ένα μοντέλο χρησιμοποιώντας διαφορετικούς τύπους επιλογής χαρακτηριστικών.

Οι δύο πιο συχνά χρησιμοποιούμενες μέθοδοι επιλογής χαρακτηριστικών για αριθμητικά δεδομένα εισόδου όταν η μεταβλητή στόχος είναι κατηγοριοποίησης (π.χ. ταξινόμηση προγνωστικής μοντελοποίησης) είναι η δοκιμή ANOVA f-test και η Chi Square, για τις οποίες και θα αναφέρουμε ορισμένα χαρακτηριστικά. [54][40]

6.7.1 Feature Selection via ANOVA

Το ANOVA είναι το ακρωνύμιο για την «ανάλυση διακύμανσης» και πρόκειται για μια παραμετρική δοκιμή στατιστικής υπόθεσης που εξετάζει κατά πόσον τα μέσα

από δύο ή περισσότερα δείγματα δεδομένων (συχνά τρία ή περισσότερα) προέρχονται από την ίδια κατανομή ή όχι.

Το F-statistic, ή το F-test, είναι μια κατηγορία στατιστικών δοκιμών που υπολογίζουν την αναλογία μεταξύ τιμών παραλλαγών, όπως η διακύμανση από δύο διαφορετικά δείγματα ή η εξηγούμενη και ανεξήγητη διακύμανση από μια στατιστική δοκιμή, όπως το ANOVA. Η μέθοδος ANOVA είναι ένας τύπος F-στατιστικής που αναφέρεται και ως ANOVA f-test.

Είναι αρκετά σημαντικό να σημειωθεί ότι το ANOVA χρησιμοποιείται όταν μια μεταβλητή είναι αριθμητική και η άλλη είναι κατηγορική, όπως οι αριθμητικές μεταβλητές εισόδου και μια μεταβλητή στόχος ταξινόμησης σε μια εργασία ταξινόμησης.

Τα αποτελέσματα αυτής της δοκιμής μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επιλογή χαρακτηριστικών, όπου τα χαρακτηριστικά που είναι ανεξάρτητα από τη μεταβλητή στόχου μπορούν να αφαιρεθούν από το σύνολο δεδομένων. Συχνά, χρησιμοποιείται για να τον έλεγχο της ισότητας μεταξύ πολλών μέσων συγκρίνοντας τη διακύμανση μεταξύ ομάδων σε σχέση με τη διακύμανση εντός ομάδων (τυχαίο σφάλμα). Η απλούστερη μορφή ANOVA μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τον έλεγχο τριών ή περισσότερων πληθυσμιακών μέσων. Μπορεί να θεωρηθεί ως επέκταση των δύο δειγμάτων t-τεστ για τη σύγκριση δύο μέσων πληθυσμού. Το ANOVA καλείται επίσης η ανάλυση διακύμανσης Fisher και είναι η επέκταση των δοκιμών t- και z.

Η βασική ιδέα του ANOVA είναι να χωριστεί η συνολική παραλλαγή σε ένα σύνολο δεδομένων σε δύο ή περισσότερα στοιχεία. Με καθένα από αυτά τα συστατικά σχετίζεται μια συγκεκριμένη πηγή παραλλαγής έτσι ώστε στην ανάλυση να είναι δυνατόν να εξακριβωθεί το μέγεθος συνεισφοράς καθεμιάς από αυτές τις πηγές στη συνολική διακύμανση.

Ο τύπος για το ANOVA είναι:

$$F = \frac{MST}{MSE} \quad (6.27)$$

όπου:

F = συντελεστής ANOVA

MST = Μέσο άθροισμα τετραγώνων λόγω συνθήκης

MSE = Μέσο άθροισμα τετραγώνων λόγω σφάλματος

Η δοκιμή ANOVA επιτρέπει τη σύγκριση περισσότερων από δύο ομάδων ταυτόχρονα για να προσδιοριστεί εάν υπάρχει σχέση μεταξύ τους. Το αποτέλεσμα του τύπου ANOVA, η στατιστική F, επιτρέπει την ανάλυση πολλαπλών ομάδων δεδομένων για

τον προσδιορισμό της μεταβλητότητας μεταξύ δειγμάτων και εντός δειγμάτων. Εάν δεν υπάρχει πραγματική διαφορά μεταξύ των δοκιμασμένων ομάδων, που ονομάζεται μηδενική υπόθεση, το αποτέλεσμα της στατιστικής F-ratio της ANOVA θα είναι κοντά στο 1.

6.7.2 Feature Selection via Chi Square

Το τεστ chi-square βοηθά στην επίλυση του προβλήματος της επιλογής χαρακτηριστικών δοκιμάζοντας τη σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών. Ένα τεστ τετραγώνου χρησιμοποιείται για τον έλεγχο της ανεξαρτησίας δύο γεγονότων ή αλλιώς για να προσδιοριστεί εάν υπάρχει σημαντική συσχέτιση ή σχέση μεταξύ των δύο μεταβλητών. Λαμβάνοντας υπόψη τα δεδομένα δύο μεταβλητών, μπορούμε να πάρουμε τον observed αριθμό O και τον expected αριθμό E . Το τετράγωνο χ^2 μετράει πώς ο expected αριθμός E και ο observed αριθμός O αποκλίνουν μεταξύ τους.

Ο τύπος υπολογισμού είναι:

$$\chi_c^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (6.28)$$

όπου:

c = degrees of freedom

O = observed value(s)

E = expected value(s)

Στην επιλογή χαρακτηριστικών όταν δύο χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα, ο observed αριθμός είναι κοντά στον expected αριθμό, οπότε θα έχουμε μια μικρότερη τιμή Chi-Square. Η υψηλή τιμή Chi-Square υποδηλώνει ότι το χαρακτηριστικό εξαρτάται περισσότερο από την εξαρτημένη κατηγορία χαρακτηριστικών και μπορεί να επιλεγεί για εκπαίδευση μοντέλου.[38]

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ, ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

7.1 Μεθοδολογία

7.2 Αποτελέσματα

7.3 Συμπεράσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο αρχικά θα αναφερθούμε στην μεθοδολογία που επιλέξαμε και τελικά ακολουθήσαμε για την διεξαγωγή της έρευνας μας. Στην συνέχεια θα επισημάνουμε τα αποτελέσματά της καθώς και ορισμένα συμπεράσματα στα οποία καταλήξαμε.

7.1 Μεθοδολογία

Το σύνολο δεδομένων πάνω στο οποίο στηρίχθηκε η εργασία μας, μας δόθηκε από μια ομάδα γιατρών και δεν έχει υποστεί καμία απολύτως προ προεπεξεργασία όπως άλλωστε συμβαίνει κατά κόρον στα διαθέσιμα σύνολα δεδομένων που υπάρχουν στο διαδίκτυο. Έτσι λοιπόν για να το αξιοποιήσουμε έπρεπε προηγουμένως να το προεπεξεργαστούμε κατάλληλα.

Αρχικά ξεχωρίσαμε ορισμένα από τα διαθέσιμα πεδία των δεδομένων στα οποία

και βασιστήκαμε για την εξαγωγή του σήματος. Συγκεκριμένα διακρίναμε τον προσωπικό αριθμό (ταυτότητα χρήστη), την χρονική σήμανση, το φύλλο και τις τιμές που αντιστοιχούν στο PPG σήμα από την υπόλοιπη πληροφορία.

Ένα σημαντικό πρόβλημα που αντιμετωπίσαμε ήταν οι πολλές συνεχόμενες μηδενικές τιμές που είχαμε στις καταγραφές και συγκεκριμένα στην διαδικασία του κινητού μέσου όρου για την ανίχνευση των κορυφών όπου όταν υπάρχουν πολλά συνεχόμενα μηδενικά θεωρούνται όλα κορυφές. Γεγονός που δικαιολογείται από την ευαισθησία του PPG σήματος σε οποιοδήποτε θόρυβο γενικότερα αλλά πολύ περισσότερο στις κινήσεις του ασθενή. Αξίζει να σημειωθεί ότι δεν θεωρούμε ότι πρόκειται για κενές τιμές έτσι ώστε να εφαρμόσουμε την μέθοδο της παρεμβολής. Η λύση που σκεφτήκαμε για να αντιμετωπίσουμε το συγκεκριμένο πρόβλημα ήταν να ξεχωρίσουμε ορισμένες περιπτώσεις έτσι ώστε να επιλέξουμε εκείνη που θα μας δώσει το καλύτερο αποτέλεσμα. Συγκεκριμένα οι περιπτώσεις που επιλέξαμε ήταν οριοθέτηση,

- μέχρι 10 μηδενικές τιμές (1ο σύνολο δεδομένων),
- μέχρι 15 μηδενικές τιμές (2ο σύνολο δεδομένων),
- μέχρι 20 μηδενικές τιμές (3ο σύνολο δεδομένων),
- μέχρι 25 μηδενικές τιμές (4ο σύνολο δεδομένων),
- και μέχρι 30 μηδενικές τιμές (5ο σύνολο δεδομένων).

Πάνω από 30 μηδενικές τιμές (για παράδειγμα 35) ο αλγόριθμός μας δεν δουλεύει καθώς υπάρχουν θορυβώδεις καταγραφές.

Έπειτα δημιουργήσαμε παράθυρα των 10 δευτερολέπτων μια επιλογή που έγινε με βάση την βιβλιογραφία και επικυρώθηκε μέσω παραδειγμάτων(10,15,20) και τα ονομάσαμε sessions. Αξίζει να αναφέρουμε ότι η διαδικασία των παραθύρων μείωσε τον αριθμό των δεδομένων. Ενδεικτικά αναφέρουμε στο 1ο σύνολο δεδομένων καταλήξαμε στις 137.346 καταγραφές (5000 σήματα) ενώ στο 5ο σύνολο δεδομένων στις 171.717 καταγραφές (11.000 σήματα) από τις 174.175 καταγραφές που είναι το αρχικό μας σύνολο δεδομένων. Η αύξηση των καταγραφών στο 5ο σύνολο δεδομένων διακαιοιολογείται από την συνεχόμενη πληροφορία.

Ακολούθησε η διαδικασία του φιλτραρίσματος και της επιλογής του κατάλληλου φίλτρου προκειμένου να πάρουμε ένα καθαρό σήμα. Χρησιμοποιήσαμε το butterworth filter θέτοντας συχνότητες αποκοπής στα 2,5 Hz και βαθμό 5. Το συγκεκριμένο φίλτρο είναι σχεδιασμένο έτσι ώστε η συχνότητα απόκρισης να είναι όσο το δυνατόν πιο επίπεδη στη ζώνη διέλευσης και ουσιαστικά χωρίς κυματισμούς. Πρόκειται για

ένα φίλτρο που χρησιμοποιείται συχνά για τη μείωση του θορύβου και το οποίο χαρακτηρίζεται από μια πολύ ομοιόμορφη απόκριση στις συχνότητες εντός του καθορισμένου εύρους. Λειτουργεί ως «πύλη συχνότητας», καταστέλλοντας περισσότερο τις συχνότητες πέραν του καθορισμένου εύρους αποκοπής, καθώς οι συχνότητες απομακρύνονται. Θεωρείται ένα απλό και γρήγορο στη χρήση του φίλτρο και δεδομένου ότι βασίζεται στη συχνότητα, το αποτέλεσμα του φιλτραρίσματος μπορεί εύκολα να γίνει κατανοητό και να προβλεφθεί. Η επιλογή έγινε έπειτα από αρκετές δοκιμές (3, 4, 5, 6, 7) και καταλήξαμε στο βαθμό 5 γιατί μας έδωσε το καλύτερο αποτέλεσμα ως προς την εύρεση κορυφών (συστολικών και διαστολικών). Οι δοκιμές έγιναν σε είκοσι τυχαία σήματα. (Στο παράρτημα Α παραθέτουμε ενδεικτικά δείγματα των αποτελεσμάτων που πήραμε με την εφαρμογή του φίλτρου που επιλέξαμε σχήμα Α1, Α2, Α3).

Στην συνέχεια το επόμενο βήμα ήταν η ανίχνευση των κορυφών του σήματος όπου χρησιμοποιούμε την μέθοδο του κινητού μέσου όρου με μήκος παραθύρου 0.75, δηλαδή το 75% του συνολικού σήματος. Έτσι λοιπόν το συνολικό μας παράθυρο έχει 500 καταγραφές δηλαδή 10 sec το κάθε παράθυρο επί 50Hz ο ρυθμός δειγματοληψίας του σήματός μας είναι 500 καταγραφές, επί 0.75 είναι 375. Άρα το μήκος από το κυλιόμενο παράθυρό μας είναι 375 καταγραφές. Όλη αυτή η διαδικασία γίνεται για την αναγνώριση των κορυφών. Οπότε με βάση τις κορυφές έγινε και η εξαγωγή των χαρακτηριστικών όπου συνολικά έχουμε 68 χαρακτηριστικά. (Στο παράρτημα Α παραθέτουμε ενδεικτικά δείγματα των αποτελεσμάτων που πήραμε για την ανίχνευση κορυφών σχήμα Α4, Α5)

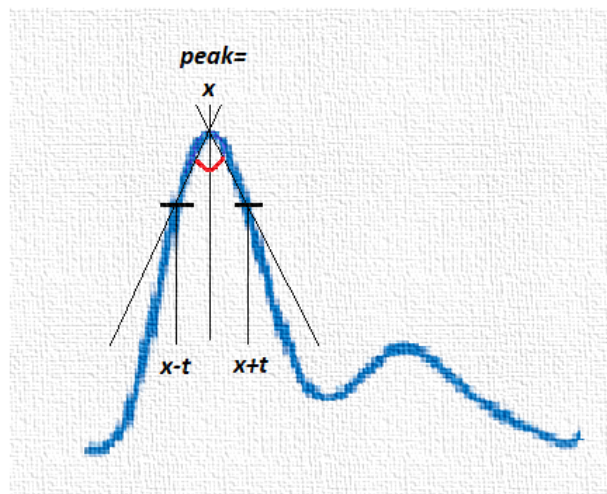
Αρχικά αξιοποιήσαμε χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται ευρέως για το PPG σήμα στον τομέα του χρόνου και της συχνότητας, όπως: συστολική κορυφή, διαστολική κορυφή, κορυφή δικρωτικής εγκοπής, διάστημα παλμών, χρόνος συστολικής κορυφής, χρόνος διαστολικής κορυφής, χρόνος κορυφής δικρωτικής εγκοπής, χρόνος ανάμεσα στις συστολικές και διαστολικές κορυφές, λόγος του συστολικού εμβადού προς το διαστολικό εμβάδων, κλίση συστολικής κορυφής, κλίση διαστολικής κορυφής, χρόνος 1ης κορυφής της 1ης παραγώγου, χρόνος 2ης κορυφής της 1ης παραγώγου, χρόνος 1ης κορυφής της 2ης παραγώγου, χρόνος 2ης κορυφής της 2ης παραγώγου κ.α.. Όμως δεν αρκεστήκαμε μόνο σε αυτά, έτσι λοιπόν σκεφτήκαμε να χρησιμοποιήσουμε και χαρακτηριστικά ή μετρικές που χρησιμοποιούνται αρκετά συχνά στο ηλεκτροκαρδιογράφημα για την μέτρηση ή τον υπολογισμό της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού (Heart Rate Variability). Συγκεκριμένα αξιοποιήσαμε

γραμμικές και μη γραμμικές μεθόδους και όσον αφορά τις γραμμικές μεθόδους εξετάσαμε την ανάλυση τομέα χρόνου και συγκεκριμένα τις μετρικές : BPM, IBI, SDNN, SDSD, PNN50, PNN20 και rMSSD. Δεν ασχοληθήκαμε με μετρικές στον τομέα της συχνότητας γιατί υπάρχει ήδη πολύς θόρυβος στο σήμα μας και θεωρούμε ότι το αποτέλεσμα δεν θα είναι αξιόπιστο ακόμη και με ενθαρυντικά αποτελέσματα. Ενώ σχετικά με τις μη γραμμικές μεθόδους αξιοποιήσαμε τις: Shannon, Renyi, Sample, Approximate, Permutation και Bubble entropies. Αλλά δεν σταματήσαμε εκεί, ακολουθήσαν και ορισμένα σημαντικά στατιστικά χαρακτηριστικά με την σκέψη ότι θα συνεισφέρουν και αυτά με την σειρά τους στην προσπάθειά μας.

Επιπλέον δοκιμάσαμε και ένα νέο γεωμετρικό χαρακτηριστικό (σχήμα 7.1). Πρόκειται για ένα μέτρο που εξετάζει το πόσο απότομη είναι η κορυφή του PPG σήματος. Για τον υπολογισμό του, ελέγχθησαν τιμές λίγο πριν και λίγο μετά την κορυφή (όπως αυτή ανιχνεύτηκε από το κυλιόμενο παράθυρο). Στην συνέχεια υπολογίστηκαν οι ευθείες που δημιουργούνται ανάμεσα στα σημεία:

$$(x - t|y1) \text{ και } (x - t|y2)$$

$$(x, y1(\text{κορυφής})) \text{ και } (x, y2(\text{κορυφής}))$$



Σχήμα 7.1: Προτεινόμενο γεωμετρικό χαρακτηριστικό.

Έχοντας δυο ευθείες ορίζεται εύκολα η γωνία τους. Η μικρή τιμή σε αυτό το χαρακτηριστικό δηλώνει ότι η ευθεία είναι ψηλότερη άρα πιο απότομη ενώ σε μεγαλύτερες τιμές υποδεικνύεται ομαλότερη συμπεριφορά. Ανεξάρτητα του σημείου t που επιλέγεται η πληροφορία είναι αρκετή(αρκεί το t να είναι μικρό).

Το τελευταίο βήμα αφορά την ταξινόμηση και την επιλογή των ταξινομητών. Ξεκινώντας με την επίλυση του προβλήματος τον διαχωρισμό των σημάτων με βάση

το φύλλο η ταξινόμησή μας ανήκει στην κατηγορία της δυαδικής ταξινόμησης αφού αναζητούμε από τον ταξινομητή να ξεχωρίσει δυο κλάσεις. Έτσι και η επιλογή των ταξινομητών έγινε με βάση εκείνων που δίνουν το καλύτερο αποτέλεσμα και ήταν ο Linear SVM, SVM RBF, k-NN, Random Forest. Σχετικά με τους SVM ταξινομητές δοκιμάσαμε και άλλους αλλά ο Linear με τον RBF μας έδωσαν το καλύτερο αποτέλεσμα. Συγκεκριμένα για τον SVM RBF χρησιμοποιήσαμε την τεχνική Grid Search (επιλογή μας ήταν για $c=10$ και $\gamma = -0.1$) βάση της οποίας επιλέξαμε τις παραμέτρους και για τον k-NN Random Forest χρησιμοποιήσαμε την τεχνική του accuracy plot για την επιλογή του k και αντίστοιχα των δέντρων. Στο σημείο αυτό θα πρέπει να αναφέρουμε και το πρόβλημα της ανισορροπίας των κλάσεων που αντιμετωπίσαμε μιας και η κλάση των ανδρών υπερσχύει έναντι της κλάσης των γυναικών. Πρόβλημα που χειριστήκαμε χρησιμοποιώντας το balancing και κάνοντας oversampling(έγινε χρήση της τεχνικής SMOTE) στην κλάση με την μειονότητα που στην περίπτωση μας την κλάση των γυναικών και under sampling(έγινε random) στην κλάση με την πλειοψηφία, την κλάση των ανδρών. Ουσιαστικά η ισοροπία επήλθε στο 50% και για τις δυο τάξεις.

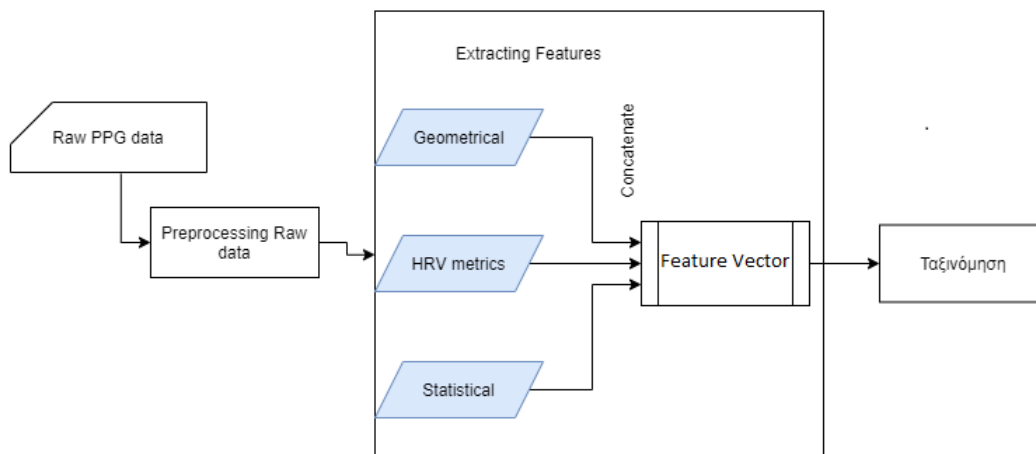
Ακόμη χρησιμοποιήσαμε δυο κανονικοποιήσεις την Min-Max και την Std score. Δοκιμάστηκαν τεχνικές επιλογής χαρακτηριστικών μέσω της ANADIA (anova) και της Chi-Square, ωστόσο έδιναν λιγότερη ευστοχία παρά το γεγονός της ταχύτερης σύγκλισης.

Το πεδίο έρευνας της εργασίας μας δεν αρκέστηκε μόνο στον διαχωρισμό του φύλου των δεδομένων μας αλλά θελήσαμε να κάνουμε ένα ακόμη βήμα και να δούμε κατά πόσο θα μπορούσαμε να δημιουργήσουμε ένα μοντέλο που θα διαχωρίζει τα άτομα. Για να γίνουμε πιο σαφείς με βάση τους άνδρες μιας και υπερτερούσαν σε αριθμό καταγραφών έναντι των γυναικών καθώς επίσης και για περιορισμό της μεταβλητότητας που οφείλεται στο φύλλο προσπαθήσαμε να δούμε με τι ποσοστό ακρίβειας μπορούμε να τους διαχωρίσουμε.

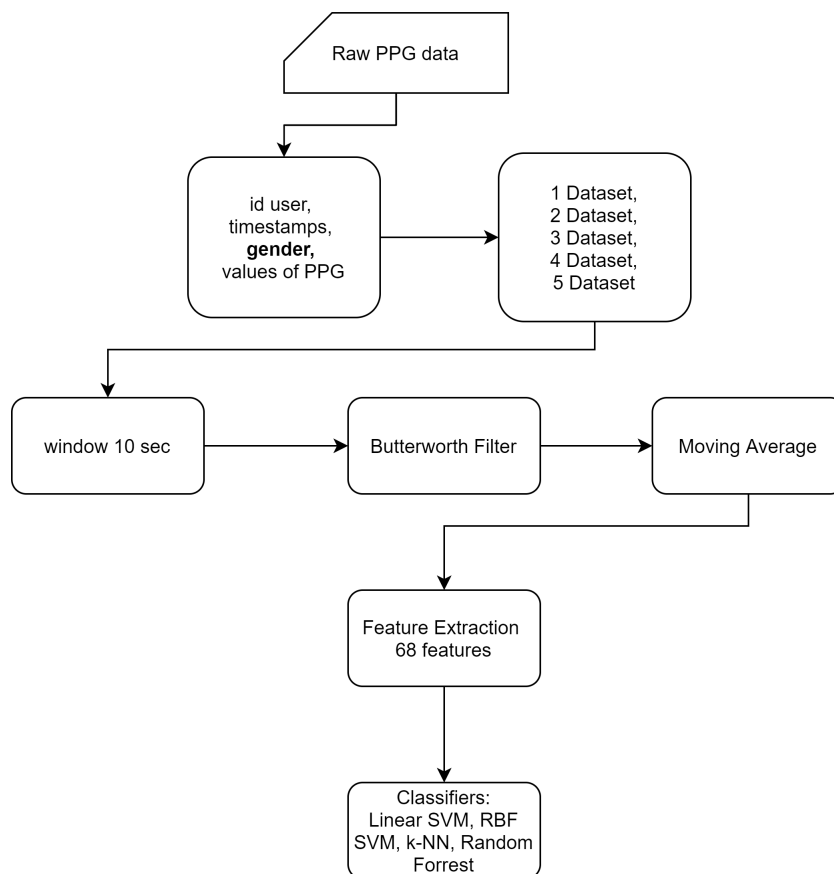
Η διαδικασία που ακολουθούμε είναι η εξής: από το σύνολο των δεδομένων μας πήραμε τα πεδία του φύλλου(άνδρες), ταυτότητα, χρόνος και τιμές του PPG σήματος. Έτσι σε αυτή την περίπτωση για τον διαχωρισμό μας δεν βασιστήκαμε στο φύλλο αλλά στην ταυτότητα. Στην συνέχεια πήραμε τους πέντε πρώτους ασθενείς με καταγραφές άνω των 10.000 καταγραφών ξεχωρίζοντας τα πεδία του χρόνου και των τιμών του PPG σήματος. Ακολούθησε η διαδικασία δημιουργίας παραθύρων των 10 δευτερολέπτων όπου έγινε συνένωση καταγραφών με την προϋπόθεση ότι

οι καταγραφές ήταν συνεχόμενες με βάση τον χρόνο (και όχι αυθαίρετα χρονικές καταγραφές). Ταυτόχρονα σε αυτή την φάση αποκλείσαμε και τις καταγραφές που είχαν στο σύνολό τους πάνω από 35 συνεχόμενα μηδενικά καθώς της θεωρήσαμε αρκετά θορυβώδης. Όσον αφορά τα χαρακτηριστικά χρησιμοποιήσαμε τα 68 χαρακτηριστικά που είχαμε ήδη εξάγει χωρίς καμία παραλλαγή. Άρα αναφερόμαστε πάλι στις μετρικές του HRV, τις εντροπίες, τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά του σήματος και τα στατιστικά. Οι ταξινομητές που χρησιμοποιούμε είναι ο Linear SVM, SVM RBF kernel, k-NN και Random Forest. Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω χαρακτηριστικά χρησιμοποιήσαμε την τεχνική Cross Validation για να αποτιμήσουμε τους ταξινομητές και την ικανότητά τους να διαχωρίσουν τα δεδομένα μας σύμφωνα με την αντίστοιχη κλάση.

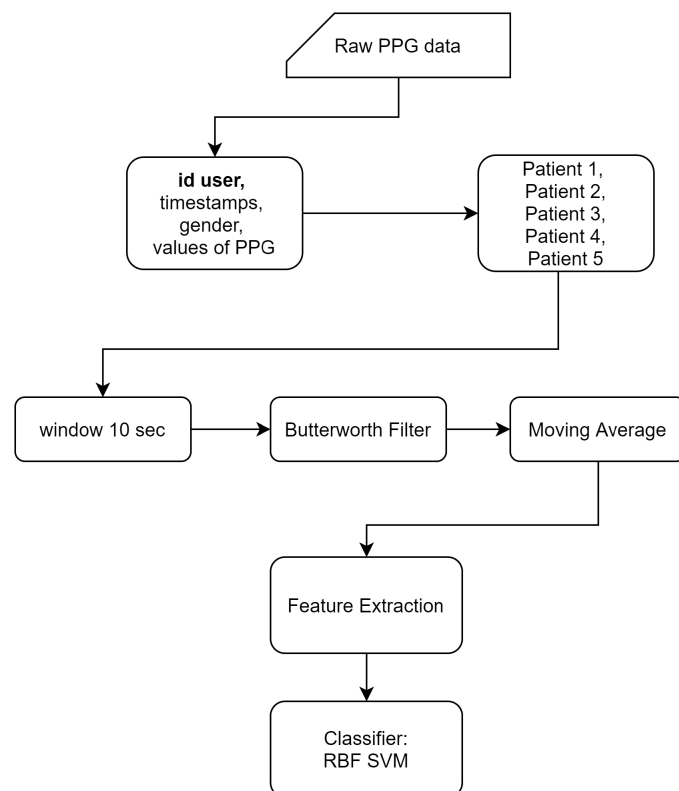
Παραθέτουμε και την διαγραμματική αναπαράσταση της PPG βιομετρικής διαδικασίας (σχήμα 7.2) καθώς και του διαχωρισμού των φύλλων (σχήμα 7.3) αλλά και των ατόμων (σχήμα 7.4).



Σχήμα 7.2: Διαγραμματική αναπαράσταση της PPG βιομετρικής διαδικασίας.



Σχήμα 7.3: Διαγραμματική αναπαράσταση της διαδικασίας διαχωρισμού φύλλων.



Σχήμα 7.4: Διαγραμματική αναπαράσταση της διαδικασίας διαχωρισμού ατόμων.

7.2 Αποτελέσματα

Πριν ακόμη παραθέσουμε τα αποτελέσματα μας θεωρούμε σκόπιμο να δώσουμε ορισμένες βασικές πληροφορίες για το σύνολο των δεδομένων που χειριστήκαμε για τον διαχωρισμό των φύλλων. Στον πίνακα 7.1 βλέπουμε τις συνολικές καταγραφές του συνόλου των δεδομένων μας όπου οι άνδρες είναι στις 142.613 καταγραφές ενώ οι γυναίκες στις 30.509 καταγραφές.

Πίνακας 7.1: Ανεπεξέργαστο σύνολο δεδομένων.

Φύλλο	Καταγραφές
Άνδρες	142.613
Γυναίκες	30.509

Ακολουθεί ο πίνακας με τις καταγραφές αφού έχουν αφαιρεθεί εκείνες που περιέχουν περισσότερα από 30 συνεχόμενα μηδενικά όπου οι άνδρες πέφτουν στις 140.403 καταγραφές και οι γυναίκες στις 30.270 καταγραφές.

Πίνακας 7.2: Σύνολο δεδομένων μετά την αφαίρεση 30 συνεχόμενων μηδενικών.

Φύλλο	Καταγραφές
Άνδρες	140.403
Γυναίκες	30.270

Κατά την διαδικασία της δημιουργίας των παραθύρων διάρκειας 10 δευτερολέπτων οι καταγραφές μας μειώθηκαν αρκετά, με τους άνδρες να φτάνουν τα 9.236 παράθυρα καταγραφών και τις γυναίκες στα 1.908 παράθυρα καταγραφών. (πίνακας 7.3). Οι αναμενόμενες τιμές των παραθύρων είναι περίπου 14.000 για τους άνδρες και 3.000 για τις γυναίκες. Ο λόγος που οι τιμές είναι αρκετά μικρότερες των αναμενόμενων είναι ότι οι καταγραφές δεν ακολουθούν συνεχή χρόνο. Γεγονός που βασίζεται στην ευαισθησία του σένσορα του φωτοπληθυσματογραφήματος καθώς οι ασθενείς δεν παραμένουν σταθεροί κατά την διάρκεια της μέτρησης.

Στην συνέχεια παραθέτουμε σε πίνακες τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα των ποσοστών των μετρικών ακρίβειας που πήραμε από τα πειράματα που τρέξαμε για κάθε ταξινομητή ξεχωριστά.

Πίνακας 7.3: Σύνολο δεδομένων μετά την δημιουργία παραθύρων των 10 sec.

Φύλλο	Παράθυρα Καταγραφών
Άνδρες	9.236
Γυναίκες	1.908

Πίνακας 7.4: Classifier: k-NN αποτελέσματα μετρικών.

Dataset	Norm/tion	P M/F	R F/M	F1 F/M	Accuracy
10	Standard Score	82%/72%	64%/86%	72%/82%	75,42%
	Min-Max	81%/72%	65%/87%	72%/82%	75,56%
15	Standard Score	85%/72%	67%/88%	75%/80%	77,70%
	Min-Max	83%/72%	66%/87%	74%/79%	76,55%
20	Standard Score	88%/73%	66%/91%	76%/81%	78,68%
	Min-Max	87%/74%	68%/90%	76%/81%	78,88%
25	Standard Score	90%/73%	66%/93%	76%/82%	79,50%
	Min-Max	89%/73%	66%/92%	76%/81%	79,97%
30	Standard Score	91%/74%	68%/94%	77%/83%	80,00%
	Min-Max	90%/75%	69%/94%	77%/83%	80,50%

Σύμφωνα λοιπόν με τα αποτελέσματα βλέπουμε ότι το ποσοστό ακρίβειας του ταξινομητής k-NN, με μέσο όρο 20 τρεξίματα με χρήση του 10-fold cross validation, κυμαίνεται από 75% έως 80% (πίνακας 7.1).

Αντίστοιχα το ποσοστό ακρίβειας του ταξινομητής Linear SVM, με μέσο όρο 20 τρεξίματα με χρήση του 10-fold cross validation, κυμαίνεται από 68% έως 71% (πίνακας 7.2). Το ποσοστό ακρίβειας του ταξινομητής RBF SVM, με μέσο όρο 20 τρεξίματα με χρήση του 10-fold cross validation, κυμαίνεται από 77% έως 83% (πίνακας 7.3).

Το ποσοστό ακρίβειας του ταξινομητής Random Forest, με μέσο όρο 20 τρεξίματα με χρήση του 10-fold cross validation, κυμαίνεται από 76% έως 80% (πίνακας 7.7). Συγκρίνοντας τα αποτελέσματα όλων των ταξινομητών την καλύτερη απόδοση μας την δίνει ο ταξινομητής SVM με συνάρτηση πυρήνα RBF που φτάνει σε ποσοστό ακρίβειας της τάξης του 83% και άνω. Ακολουθούν και οι σχηματικές αναπαραστά-

Πίνακας 7.5: Classifier:Linear SVM αποτελέσματα μετρικών.

Dataset	Norm/tion	P M/F	R F/M	F1 F/M	Accuracy
10	Standard Score	68%/75%	77%/66%	72%/70%	71,20%
	Min-Max	69%/74%	76%/67%	72%/70%	71,20%
15	Standard Score	66%/72%	76%/62%	70%/67%	68,68%
	Min-Max	66%/73%	77%/60%	71%/66%	68,77%
20	Standard Score	66%/70%	74%/61%	65%/74%	67,72%
	Min-Max	66%/71%	76%/60%	71%/66%	68,20%
25	Standard Score	66%/72%	77%/61%	71%/66%	70,50%
	Min-Max	66%/72%	77%/60%	71%/65%	68,37%
30	Standard Score	69%/76%	78%/67%	73%/71%	71,50%
	Min-Max	70%/76%	79%/68%	78%/68%	73%/71%

σεις εκτίμησης και των τεσσάρων ταξινομητών με κανονικοποίηση (σχήμα 7.1) και standarization (σχήμα 7.2) όπου και πάλι διακρίνεται η υπεροχή του RBF SVM σε σύγκριση με τους υπόλοιπους. Στο παράρτημα Α υπάρχει συγκεντρωτικός πίνακας των ποσοστών ακρίβειας όλων των ταξινομητών.(πίνακας Α1 και πίνακας Α2)

Όσο αφορά την αποτίμηση της συνεισφοράς των χαρακτηριστικών στο πρόβλημα ταξινόμησης του διαχωρισμού των φύλλων, τα δέκα κυρίαρχα χαρακτηριστικά με βάση την χρήση της μεθόδου ANADIA και x^2 απαρτίζουν τους πίνακες 7.10 και 7.11 αντίστοιχα. Παρατηρούμε ότι στον διαχωρισμό των φύλλων, μετρικές που αιχμαλ-τίζουν την μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού βρίσκονται στις τέσσερις ή πέντε πρώτες θέσεις. Γεγονός που περιμέναμε, καθώς σύμφωνα με την βιβλιογραφία, ο τυπικός άνδρας έχει λιγότερους καρδιακούς παλμούς από την τυπική γυναίκα. Με αποτέλεσμα μετρικές όπως ο καρδιακός παλμός να καταλαμβάνουν υψηλές θέσεις στον πίνακα συνεισφοράς. Παράλληλα, ο υπόλοιπος πίνακας συμπληρώνεται από γεωμετρικά χαρακτηριστικά ενώ μόλις ένα χαρακτηριστικό πηγάζει από το κομμάτι της στατιστικής. Παρατηρείται η σημαντική συμβολή της διαστολικής και δικρωτικής εγχοπής είτε πρόκειται για την χρονική στιγμή που εμφανίζεται είτε για την τιμή της κορυφής. Πιστεύουμε ότι θα μπορούσε να αποτελέσει ένδειξη για εντοπι-σμό κάποιας πάθησης (όπως κολπικής μαρμαρυγής).

Πίνακας 7.6: Classifier:RBF SVM αποτελέσματα μετρικών.

Dataset	Norm/tion	P M/F	R F/M	F1 F/M	Accuracy
10	Standard Score	80%/77%	76%/81%	78%/79%	78,33%
	Min-Max	77%/79%	79%/77%	78%/78%	77,93%
15	Standard Score	73%/97%	98%/64%	84%/77%	80,93%
	Min-Max	81%/82%	82%/80%	81%/81%	81,22%
20	Standard Score	75%/96%	98%/66%	85%/48%	82,20%
	Min-Max	83%/81%	81%/82%	82%/82%	81,73%
25	Standard Score	76%/97%	98%/69%	85%/80%	82,50%
	Min-Max	85%/82%	81%/85%	83%/84%	83,33%
30	Standard Score	81%/98%	98%/81%	85%/80%	83,40%
	Min-Max	86%/83%	83%/82%	83%/84%	83,10%

Εν συνεχεία, χρησιμοποιήσαμε επιλεγμένα χαρακτηριστικά στους ταξινομητές. Τα ποσοστά ακρίβειας δεν βελτιώθηκαν ενώ ο χρόνος σύγκλισης των αλγορίθμων μίκρυνε όπως ήταν αναμενόμενο. Πιο συγκεκριμένα, οι ταξινομητές παρουσίασαν μείωση της τάξεως του 1% – 2%.

Η επιλογή του ταξινομητή για τον διαχωρισμό των ατόμων έγινε με βάση τα αποτελέσματα που αποκομίσαμε από τον διαχωρισμό των φύλλων και φυσικά επιλέξαμε τον ταξινομητή RBF SVM, ο πίνακας 7.8 μας δείχνει τα ποσοστά ακρίβειας που επιτεύχθηκαν. Το ποσοστό ακρίβειας για τη διαχωριστική ικανότητα ανάμεσα σε δυο άτομα φτάνει στο 85%. Ωστόσο, υπάρχουν συνδυασμοί ατόμων που δεν διαχωρίζονται αποτελεσματικά και η αντίστοιχη ακρίβεια είναι της τάξεως του 60%. Τονίζεται ότι όσο προσθέτουμε περισσότερα άτομα τα ποσοστά ακρίβειας πέφτουν αρκετά. Πιο συγκεκριμένα, στα τρία άτομα φτάνει έως 73% ενώ στα τέσσερα άτομα δεν ξεπερνάει το 64%. Θεωρούμε ότι ο σένσορας του φωτοπληθυσμογραφήματος μπορεί να δώσει ένα επίπεδο διαχωρισμού ανάμεσα στα άτομα. Όμως, καθώς όλα τα άτομα είναι άνδρες, κοινής ηλικιακής ομάδας και πιθανότατα διαφορετικής κατηγορίας πάθησης (άγνωστη πληροφορία στο σύνολο δεδομένων), πιστεύουμε ότι η συγκεκριμένη μεθοδολογία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και για εντοπισμό ασθενών διαφορετικών παθήσεων. Ωστόσο, όσο αφορά τον διαχωρισμό ατόμων βλέ-

Πίνακας 7.7: Classifier:Random Forest αποτελέσματα μετρικών.

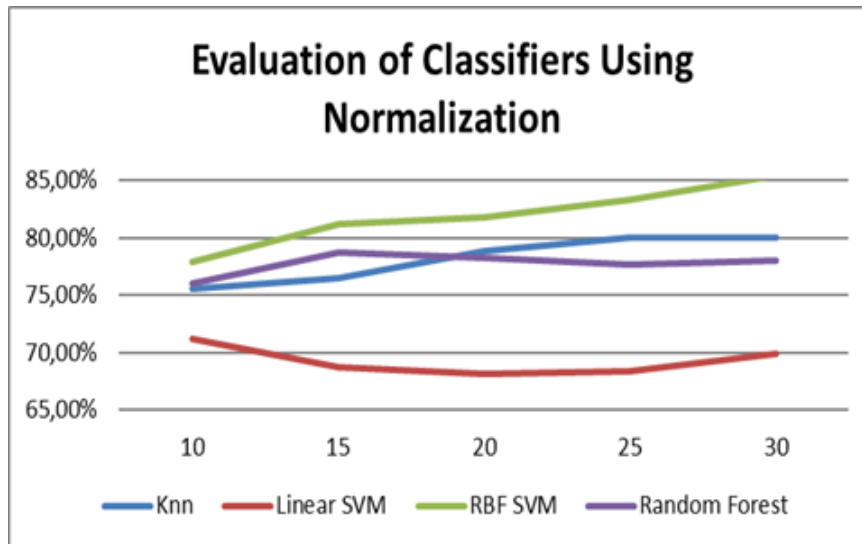
Dataset	Norm/tion	P M/F	R F/M	F1 F/M	Accuracy
10	Standard Score	77%/76%	75%/78%	76%/77%	76,35%
	Min-Max	77%/75%	73%/79%	75%/77%	76,08%
15	Standard Score	80%/77%	75%/81%	78%/79%	78,36%
	Min-Max	79%/79%	79%/78%	79%/79%	78,68%
20	Standard Score	79%/79%	78%/79%	79%/79%	78,15%
	Min-Max	80%/77%	77%/80%	78%/78%	78,22%
25	Standard Score	80%/77%	77%/80%	78%/78%	79,58%
	Min-Max	77%/79%	76%/79%	78%/78%	77,73%
30	Standard Score	81%/79%	78%/82%	80%/81%	79,70%
	Min-Max	80%/79%	79%/81%	79%/80%	80,22%

πουμε ότι η απόδοσή του είναι περιορισμένη, ειδικότερα όταν τα άτομα ξεπερνούν τα τέσσερα με βέλτιστες συνθήκες.

Πίνακας 7.8: Ποσοστά μετρικών για τον διαχωρισμό ατόμων με τον ταξινομητή RBF SVM.

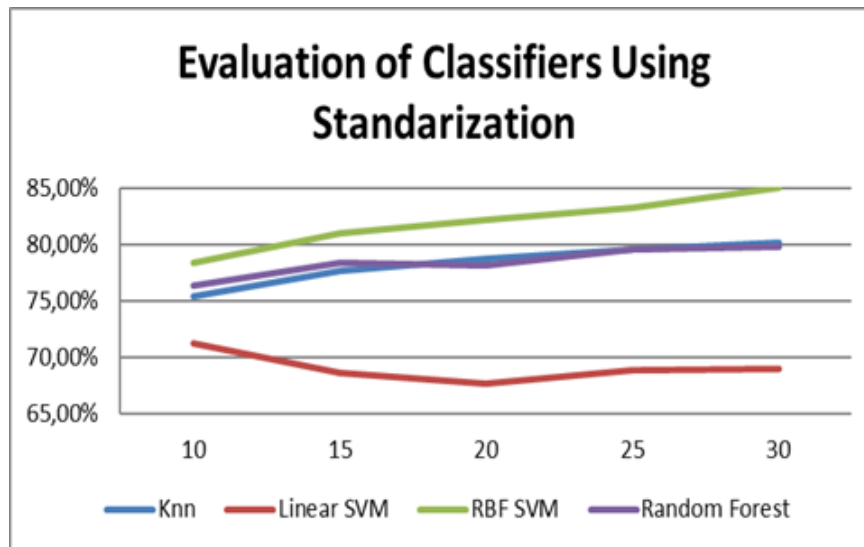
Άτομα- Ασθενείς	Precision	Recall	Accuracy
Ανάμεσα σε δυο	78.02%	70,99%	60,20-85,77%
Ανάμεσα σε τρεις	65.55%	70.69%	73,72%
Ανάμεσα σε τέσσερις	63,59%	60.98%	64,44%

Όσο αφορά την συνεισφορά των χαρακτηριστικών στην ταξινόμηση για τον διαχωρισμό των ατόμων, τα αποτελέσματα που αποκομίσαμε είναι κοινές τεχνικές που χρησιμοποιούνται για τον διαχωρισμό των φύλλων. Παρατηρούμε, σε αντίθεση με τα προηγούμενα αποτελέσματα, ότι οι μετρικές της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού δεν εντοπίζονται στα κυρίαρχα χαρακτηριστικά. Γεγονός που συνάδει με την επιλογή που έγινε να συμπεριληφθούν μόνο άνδρες. Παρόμοια με πριν τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά καταλαμβάνουν αρκετές θέσεις στον πίνακα συνεισφοράς. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση του διαχωρισμού ατόμων εμφανίζονται και



Σχήμα 7.5: Αποτελέσματα ταξινομητών για δυαδική ταξινόμηση στην περίπτωση διαχωρισμού φύλλων με Normalization.

οι τρεις σημαντικές κορυφές (συστολή, διαστολή και δικρωτική εγκοπή). Αξίζει να σημειωθεί ο σημαντικός ρόλος των εντροπιών που δεν αναφερόταν στο πρόβλημα διαχωρισμού των φύλλων. Τέλος και πιο σημαντικό από όλα, η μορφολογική εκδοχή του σήματος που αναδεικνύεται μέσα από παραμετρικά και μη παραμετρικά στατιστικά χαρακτηριστικά όπως μέσος όρος, διάμεσος και λοξότητα.



Σχήμα 7.6: Αποτελέσματα ταξινομητών για δυαδική ταξινόμηση στην περίπτωση διαχωρισμού φύλλων με Standarization.

Πίνακας 7.9: Anova για τον διαχωρισμό άνδρα γυναίκα.

Feature importance for Male/Female		
1	19,24%	BPM
2	13,49%	IBI
3	7,65%	PNN50
4	5,84%	PNN20
5	4,49%	tdp(diastolic peak time)
6	4,49%	tdp/tpeaks
7	3,78%	tdnp(dicrotic notch time)
8	3,78%	tdnp/ tpeaks
9	2,99%	sp_mag_3
10	1,01%	te1Der

Πίνακας 7.10: Chi-square για τον διαχωρισμό άνδρα γυναίκα.

Feature importance for Male/Female		
1	34.99%	RMSSD
2	24.72%	SDNN
3	17.24%	SDSD
4	17.22%	IBI
5	1.81%	BPM
6	1.11%	dicrotic notch peak
7	0.65%	diastiloc peak
8	0.24%	dicrotic notch peak/ systolic peak
9	0.23%	inter range
10	0.21%	sp_mag_3

Πίνακας 7.11: Anova για τον διαχωρισμό ατόμων.

Feature importance for 3 -4 patients		
1	14.12%	MEDIAN
2	11.19%	MEAN
3	9.20%	SKEWNESS
4	5.41%	RENYI-3
5	5.04%	RENYI
6	4.43%	SHANNON
7	3.71%	dicrotic notch time
8	3.62%	sp_mag_base
9	3.49%	irange
10	3.00%	systolic peak
11	2.95%	systolic peak rising slope

Πίνακας 7.12: Chi-square για τον διαχωρισμό ατόμων.

Feature importance for 3-4 patients		
1	12.5%	MEDIAN
2	8.03%	MEAN
3	7.27%	distolic peak
4	7.01%	diastolic peak falling slope
5	4.59%	dicrotic notch time
6	4.02%	PNN50
7	3.95%	sp_mag_base
8	3.57%	systolic peak
9	3.44%	sample
10	2.55%	sp_mag_3

7.3 Συμπεράσματα

Συμπερασματικά καταλήγουμε στην άποψη ότι μπορεί να γίνει κάποιος διαχωρισμός αλλά για μια πιο ολοκληρωμένη πρόταση θα μας βοηθούσε πάρα πολύ αν στο αρχικό σύνολο των δεδομένων μας είχαμε επιπρόσθετα χαρακτηριστικά για τον κάθε ασθενή όπως ύψος, κιλά, καρδιακή πάθηση, φυσική δραστηριότητα, κ. α.. θεωρούμε ότι ο εμπλουτισμός του συνόλου δεδομένων με περισσότερα χαρακτηριστικά θα βοηθήσουν περισσότερο στον διαχωρισμό των ατόμων και εν τέλει στην αναγνώριση τους.

Ακόμη πιστεύουμε ότι σημαντικό ρόλο στην προσπάθειά μας θα έπαιζε και το γεγονός αν η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιόταν από ένα μεγάλο εύρος ασθενών εννοώντας συμπεριλαμβανομένων αρκετών διαφορετικών ηλικιακών ομάδων από υγιή και μη υγιή άτομα.

Αλλά θεωρούμε εξίσου σημαντικό των αριθμό των καταγραφών που στην δική μας περίπτωση μας περιόρισε αρκετά στο να πειραματιστούμε και με άλλους ταξινομητές και νέες τεχνικές (Deep Learning).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

ΚΑΙΝΟΤΟΜΙΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΟΙ ΣΤΟΧΟΙ

8.1 Καινοτομία

8.2 Μελλοντικοί Στόχοι

Σε αυτό το κεφάλαιο υπογραμμίζονται οι καινοτομίες της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας και παράλληλα έχουν τεθεί κάποιοι στόχοι για το μέλλον που θα θέλαμε να εξετάσουμε, αν μας δοθεί η δυνατότητα να συνεχίσουμε την έρευνα, μιας και η παρούσα εργασία έδωσε το έναυσμα για την ενασχόλησή μας με το συγκεκριμένο αρκετά ενδιαφέρον θέμα.

8.1 Καινοτομία

Ένα νέο χαρακτηριστικό προτάθηκε μέσω της παρούσας εργασίας που ανήκει στο πεδίο των γεωμετρικών χαρακτηριστικών στην προσπάθεια βελτίωσης της γενικής εικόνας που αφορά τόσο των διαχωρισμό των φύλλων όσο και των προτύπων.

Ο συνδυασμός των χαρακτηριστικών που αντλήθηκαν από το φωτοπληθυσμογράφημα ανήκει σε διάφορους κλάδους της επιστήμης όπως στατιστική, ιατρική, γεωμετρία και θεωρία της πληροφορίας. Η μεθοδολογία, όπως αυτή παρουσιάστηκε, αποτελεί απόπειρα συγκερασμού όλων των προαναφερθέντων πεδίων με αρχικό σκοπό τον διαχωρισμό των φύλλων και στην συνέχεια την αναγνώριση προτύπων.

Στην κείμενη βιβλιογραφία δεν συναντήσαμε παρόμοια δουλειά με την χρήση φωτοπληθυσμογραφήματος, τουλάχιστον στην δική μας έρευνα.

Τέλος, έγινε μια προσπάθεια να δοθούν εμπειριστατωμένες εξηγήσεις στο φάσμα της αποτίμησης της συνεισφοράς των χαρακτηριστικών με βάση την κείμενη βιβλιογραφία. Καθ' αυτόν τον τρόπο η συγκεκριμένη εργασία μπορεί να αποτελέσει οδηγό σε παρόμοιες έρευνες.

8.2 Μελλοντικοί Στόχοι

Θεωρούμε ότι ο εμπλουτισμός του συνόλου δεδομένων από επιπλέον χαρακτηριστικά (όπως ύψος, βάρος, φυσική δραστηριότητα, παθήσεις) καθώς επίσης και περισσότερη πληροφορία από άλλους σένσορες ή εργαλεία (π.χ. ηλεκτροκαρδιογράφημα) θα ήταν καταλυτικής σημασίας. Ένας τέτοιος εμπλουτισμός θα μπορούσε να επηρεάσει θετικά τον διαχωρισμό, κυρίως των προτύπων. Συνεχίζοντας την προσπάθεια που έγινε μέχρι τώρα, πιθανώς να βελτιώναμε τα ποσοστά ακρίβειας που πετύχαμε προκειμένου να επιτύχουμε την αναγνώριση των ατόμων με την χρήση του σήματος PPG.

Ένας ακόμη στόχος είναι να διευρύνουμε το σύνολο των χαρακτηριστικών που αντλήθηκαν από το PPG σήμα. Θα μπορούσαμε κάλλιστα να χρησιμοποιήσουμε χαρακτηριστικά και από άλλα πεδία. Ως παράδειγμα αναφέρουμε την ταχύτητα του παλμικού κύματος που ανήκει στην κυματική στο πεδίο της φυσικής.

Με βάση αυτόν τον εμπλουτισμό πιο περίπλοκες τεχνικές θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν από την σκοπιά της βαθιάς μάθησης λόγω χάρη η αρχιτεκτονική ταξινόμησης χρονοσειρών με χρήση νευρωνικών δικτύων, με όνομα Long Short-Term Memory. Μια τέτοια αρχιτεκτονική πιθανώς να βελτιώνει τις μετρικές ευστοχίας του ταξινομητή.

Ακόμη στα πλαίσια της έρευνας υπάρχει η σκέψη να χρησιμοποιήσουμε δεδομένα από διαφορετικές βάσεις δεδομένων PPG σημάτων και να πραγματοποιήσουμε μια σύγκριση των αποτελεσμάτων που θα αποκομίσουμε.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Petros Spachos, Jiexin Gao, and Dimitrios Hatzinakos. Feasibility study of photoplethysmographic signals for biometric identification. In *2011 17th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, pages 1–5. IEEE, 2011.
- [2] A Reşit Kavsaoglu, Kemal Polat, and M Recep Bozkurt. A novel feature ranking algorithm for biometric recognition with ppg signals. *Computers in biology and medicine*, 49:1–14, 2014.
- [3] Junfeng Yang, Yuwen Huang, Fuxian Huang, and Gongping Yang. Photoplethysmography biometric recognition model based on sparse softmax vector and k-nearest neighbor. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2020, 2020.
- [4] Jorge Sancho, Álvaro Alesanco, and José García. Biometric authentication using the ppg: A long-term feasibility study. *Sensors*, 18(5):1525, 2018.
- [5] Nima Karimian, Mark Tehranipoor, and Domenic Forte. Non-fiducial ppg-based authentication for healthcare application. In *2017 IEEE EMBS international conference on biomedical & health informatics (BHI)*, pages 429–432. IEEE, 2017.
- [6] Samik Chakraborty and Saurabh Pal. Photoplethysmogram signal based biometric recognition using linear discriminant classifier. In *2016 2nd International Conference on Control, Instrumentation, Energy & Communication (CIEC)*, pages 183–187. IEEE, 2016.
- [7] Luke Everson, Dwaipayan Biswas, Madhuri Panwar, Dimitrios Rodopoulos, Amit Acharyya, Chris H Kim, Chris Van Hoof, Mario Konijnenburg, and Nick Van Helleputte. Biometricnet: Deep learning based biometric identification using wrist-worn ppg. In *2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pages 1–5. IEEE, 2018.

- [8] Sun-Woo Lee, Duk-Kyun Woo, Yong-Ki Son, and Pyeong-Soo Mah. Wearable bio-signal (ppg)-based personal authentication method using random forest and period setting considering the feature of ppg signals. *J. Comput.*, 14(4):283–294, 2019.
- [9] Junfeng Yang, Yuwen Huang, Ruili Zhang, Fuxian Huang, Qinggang Meng, and Shixin Feng. Study on ppg biometric recognition based on multifeature extraction and naive bayes classifier. *Scientific Programming*, 2021, 2021.
- [10] Umang Yadav, Sherif N Abbas, and Dimitrios Hatzinakos. Evaluation of ppg biometrics for authentication in different states. In *2018 International Conference on Biometrics (ICB)*, pages 277–282. IEEE, 2018.
- [11] Mohamed Elgendi. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals. *Current cardiology reviews*, 8(1):14–25, 2012.
- [12] Gašper Slapničar, Nejc Mlakar, and Mitja Luštrek. Blood pressure estimation from photoplethysmogram using a spectro-temporal deep neural network. *Sensors*, 19(15):3420, 2019.
- [13] Denisse Castaneda, Aibhlin Esparza, Mohammad Ghamari, Cinna Soltanpur, and Homer Nazeran. A review on wearable photoplethysmography sensors and their potential future applications in health care. *International journal of biosensors & bioelectronics*, 4(4):195, 2018.
- [14] Mohamed Elgendi, Richard Fletcher, Yongbo Liang, Newton Howard, Nigel H Lovell, Derek Abbott, Kenneth Lim, and Rabab Ward. The use of photoplethysmography for assessing hypertension. *NPJ digital medicine*, 2(1):1–11, 2019.
- [15] Jermana L Moraes, Matheus X Rocha, Glauber G Vasconcelos, José E Vasconcelos Filho, Victor Hugo C De Albuquerque, and Auzuir R Alexandria. Advances in photoplethysmography signal analysis for biomedical applications. *Sensors*, 18(6):1894, 2018.
- [16] Kristjan Pilt, Kalju Meigas, Rain Ferenets, and Jüri Kaik. Photoplethysmographic signal processing using adaptive sum comb filter for pulse delay measurement. *Estonian Journal of Engineering*, 16(1), 2010.

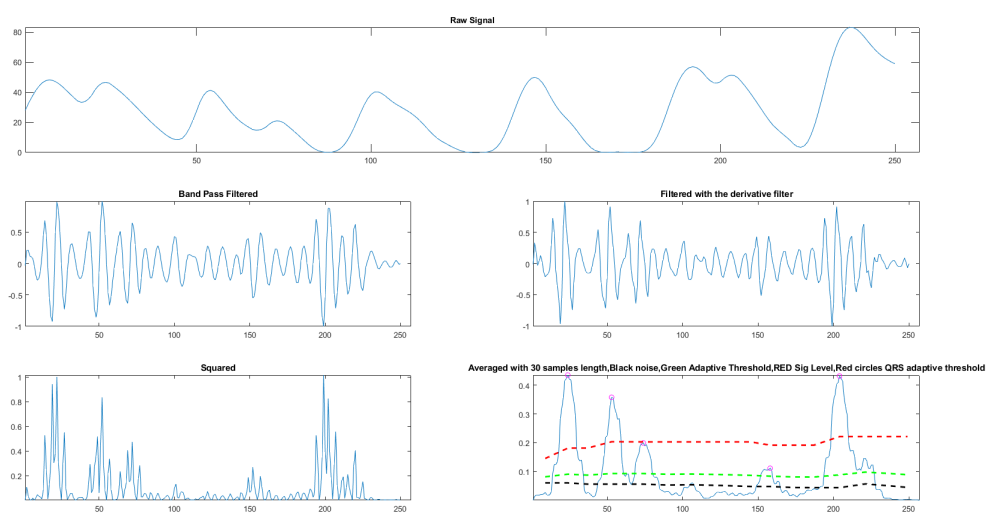
- [17] M Raghu Ram, K Venu Madhav, E Hari Krishna, Nagarjuna Reddy Komalla, and K Ashoka Reddy. A novel approach for motion artifact reduction in ppg signals based on as-lms adaptive filter. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(5):1445–1457, 2011.
- [18] Giorgio Biagetti, Paolo Crippa, Laura Falaschetti, Simone Orcioni, and Claudio Turchetti. Reduced complexity algorithm for heart rate monitoring from ppg signals using automatic activity intensity classifier. *Biomedical Signal Processing and Control*, 52:293–301, 2019.
- [19] Yue Zhang and Zhimeng Feng. A svm method for continuous blood pressure estimation from a ppg signal. In *Proceedings of the 9th international conference on machine learning and computing*, pages 128–132, 2017.
- [20] Sangeeta Bagha and Laxmi Shaw. A real time analysis of ppg signal for measurement of spo2 and pulse rate. *International journal of computer applications*, 36(11):45–50, 2011.
- [21] Kristjan Pilt, Rain Ferenets, Kalju Meigas, Lars-Göran Lindberg, Kristina Temitski, and Margus Viigimaa. New photoplethysmographic signal analysis algorithm for arterial stiffness estimation. *The scientific world journal*, 2013, 2013.
- [22] Abhishek Chakraborty, Deboleena Sadhukhan, and Madhuchhanda Mitra. An automated algorithm to extract time plane features from the ppg signal and its derivatives for personal health monitoring application. *IETE Journal of Research*, pages 1–13, 2019.
- [23] Ivan Reyes, Homer Nazeran, Mario Franco, and Emily Haltiwanger. Wireless photoplethysmographic device for heart rate variability signal acquisition and analysis. In *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 2092–2095. IEEE, 2012.
- [24] David Pereira Coutinho, Hugo Silva, Hugo Gamboa, Ana Fred, and Mario Figueiredo. Novel fiducial and non-fiducial approaches to electrocardiogram-based biometric systems. *IET biometrics*, 2(2):64–75, 2013.
- [25] Xiao Zhang, Yongqiang Lyu, Tong Qu, Pengfei Qiu, Xiaomin Luo, Jingyu Zhang, Shunjie Fan, and Yuanchun Shi. Photoplethysmogram-based cognitive load as-

- assessment using multi-feature fusion model. *ACM Transactions on Applied Perception (TAP)*, 16(4):1–17, 2019.
- [26] Noor Aimie Salleh. Heart rate variability derived from wrist photoplethysmography sensor for mental stress assessment: Noor aimie-salleh, nurul aliaa abdul ghani, norhafizah hasannudin, aisyah ahmad shafi. *Journal of Tomography System and Sensor Application*, 2(2), 2019.
- [27] Jermana Lopes de Moraes, Thiago Lucas de Oliveira, Matheus Xavier Rocha, Glauber Gean Vasconcelos, and Auzuir Ripardo de Alexandria. Stratification of cardiopathies using photoplethysmographic signals. *Informatics in Medicine Unlocked*, 20:100417, 2020.
- [28] Alfonso Delgado-Bonal and Alexander Marshak. Approximate entropy and sample entropy: A comprehensive tutorial. *Entropy*, 21(6):541, 2019.
- [29] Luis Montesinos, Rossana Castaldo, and Leandro Pecchia. On the use of approximate entropy and sample entropy with centre of pressure time-series. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 15(1):1–15, 2018.
- [30] Max Jauregui, Luciano Zunino, Ervin K Lenzi, Renio S Mendes, and Haroldo V Ribeiro. Characterization of time series via rényi complexity–entropy curves. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 498:74–85, 2018.
- [31] David Cuesta Frau. Permutation entropy: Influence of amplitude information on time series classification performance. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 16(6):6842–6857, 2019.
- [32] Yinhe Cao, Wen-wen Tung, JB Gao, Vladimir A Protopopescu, and Lee M Hively. Detecting dynamical changes in time series using the permutation entropy. *Physical review E*, 70(4):046217, 2004.
- [33] George Manis, MD Aktaruzzaman, and Roberto Sassi. Bubble entropy: An entropy almost free of parameters. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(11):2711–2718, 2017.
- [34] Asa Ben-Hur and Jason Weston. A user’s guide to support vector machines. In *Data mining techniques for the life sciences*, pages 223–239. Springer, 2010.

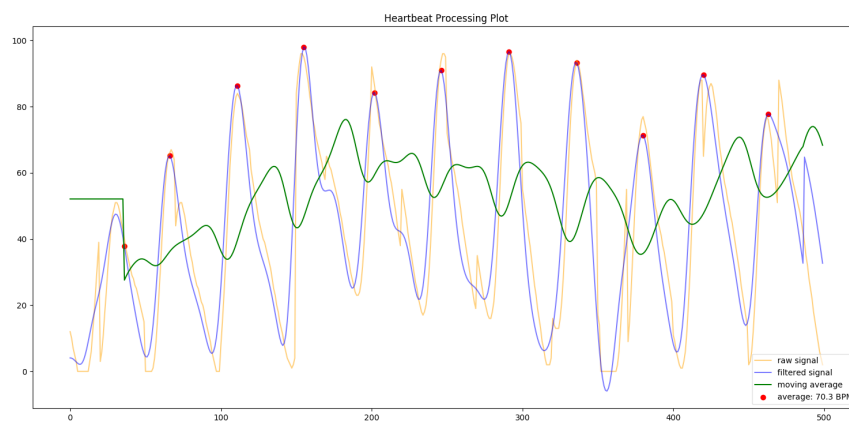
- [35] Shichao Zhang, Xuelong Li, Ming Zong, Xiaofeng Zhu, and Debo Cheng. Learning k for knn classification. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 8(3):1–19, 2017.
- [36] P Cunningham. k -nearest neighbour classifiers, university college dublin, padraig. cunningham@ ucd. ie, dublin institute of technology sarahjane. delany@ comp. dit. Technical report, ie, Technical Report UCD-CSI-2007-4, 2007.
- [37] Silvia Cateni, Valentina Colla, and Marco Vannucci. A method for resampling imbalanced datasets in binary classification tasks for real-world problems. *Neurocomputing*, 135:32–41, 2014.
- [38] Anand Rajaraman and Jeffrey David Ullman. *Mining of massive datasets*. Cambridge University Press, 2011.
- [39] Roberto Ruiz, Jesús S Aguilar-Ruiz, José C Riquelme, and Norberto Díaz-Díaz. Analysis of feature rankings for classification. In *International Symposium on Intelligent Data Analysis*, pages 362–372. Springer, 2005.
- [40] Wanwan Zheng and Mingzhe Jin. Comparing feature selection methods by using rank aggregation. In *2018 16th International Conference on ICT and Knowledge Engineering (ICT&KE)*, pages 1–6. IEEE, 2018.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

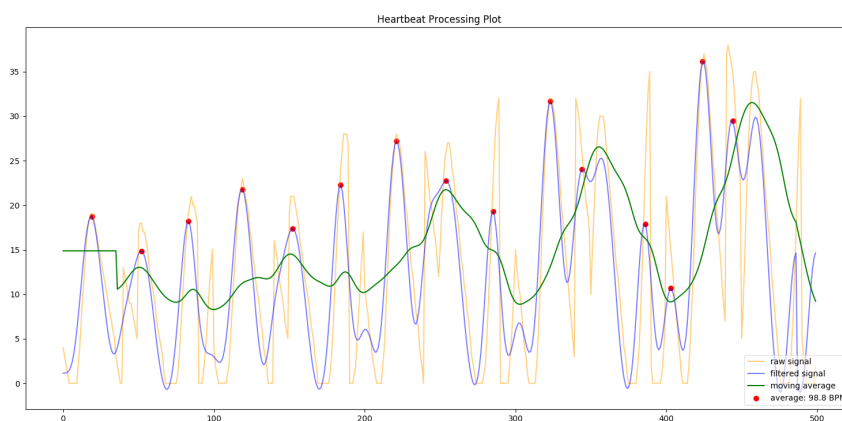
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΩΝ



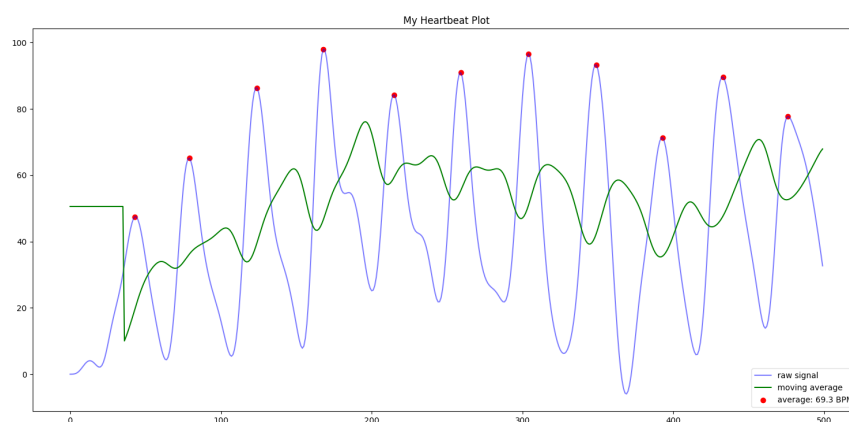
Σχήμα Α.1: Αρχικό σήμα, φιλτραρίσματα.



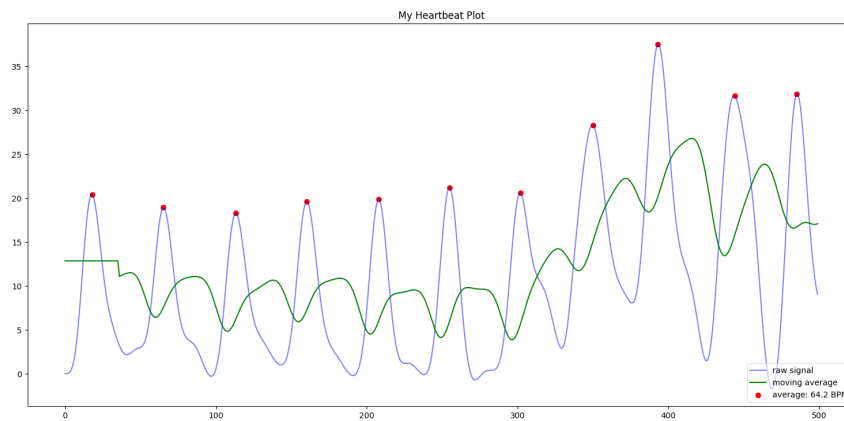
Σχήμα Α.2: Αρχικό σήμα, Butterworth Filter και Moving average.



Σχήμα Α.3: Αρχικό σήμα, Butterworth Filter και Moving average.



Σχήμα Α.4: Moving Average και Ανίχνευση κορυφών.



Σχήμα Α.5: Moving Average, Ανίχνευση κορυφών.

	k-NN	L-SVM
Dataset	std score/min-max	std score/min-max
10	75.42% / 75.56%	71.20% / 71.20%
15	77.70% / 76.55%	68.68%/68.77%
20	78.68%/ 78.88%	67.72% /68.20%
25	79.50%/78.88%	67.72%/68.20%
30	80.00%/80.50%	80.20%/72.00%

Πίνακας Α.1: Συγκεντρωτικός πίνακας std score min max k-NN και L-SVM.

	RBF-SVM	R F
Dataset	std score/min-max	std score/min-max
10	78.33% /77.93%	76.35% / 76.08%
15	80.93%/81.22%	78.36%/78.68
20	82.20%/ 81.73%	78.15%/ 78.22%
25	82.20%/81.73%	78.15%/78.22%
30	71.20%/83.50%	81.30%/ 79.99%

Πίνακας Α.2: Συγκεντρωτικός πίνακας std score min max SVM-RBF και RF.

ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ

Η Ειρήνη Νιξίνα γεννήθηκε στα Ιωάννινα, σπούδασε στην Αγγλία Bussines Information Technology στο πανεπιστήμιο SouthBank του Λονδίνου και στην Θεσσαλονίκη Εφαρμοσμένη Πληροφορική, στο Πανεπιστήμιο Μακεδονίας.

Αργότερα συνέχισε το μεταπτυχιακό της στο τμήμα Μηχανικών Ηλεκτρονικών Υπολογιστών και Πληροφορικής της Πολυτεχνικής Σχολής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων.

- **Στοιχεία επικοινωνίας**

Κ. Καζαντζή 14, Ιωάννινα, Τ.Κ. 45332