



*ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ*

*ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ*

*ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ*

## **ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

# **ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΙ ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ**

**ΣΥΓΓΡΑΦΕΑΣ:**

**ΤΣΙΓΑΡΙΔΑ ΘΕΟΔΩΡΑ**

**ΑΜ: 222017002**

**ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ:**

**ΝΙΚΟΛΑΟΥ ΓΡΗΓΟΡΙΟΣ**

**ΑΘΗΝΑ, ΦΕΒΡΟΥΑΡΙΟΣ 2024**



*ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ*

*ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ*

*ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ*

## **DIPLOMA THESIS**

# **HUMAN FACTORS AND MACHINE LEARNING**

**AUTHOR:**

**TSIGARIDA THEODORA**

**REGISTRATION NUMBER: 222017002**

**SUPERVISING TEACHER:**

**NIKOLAOU GRIGORIOS**

**ATHENS, FEBRUARY 2024**



*ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΑΤΤΙΚΗΣ*

*ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ*

*ΤΜΗΜΑ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΣΧΕΔΙΑΣΗΣ ΚΑΙ ΠΑΡΑΓΩΓΗΣ*

## **ΑΝΘΡΩΠΙΝΟΙ ΠΑΡΑΓΟΝΤΕΣ ΚΑΙ ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ**

Η Διπλωματική/Πτυχιακή Εργασία εξετάστηκε από την κάτωθι Εξεταστική Επιτροπή:

<b>ΟΝΟΜΑ ΕΠΩΝΥΜΟ</b>	<b>ΒΑΘΜΙΔΑ</b>	<b>ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΥΠΟΓΡΑΦΗ</b>
<b>ΝΙΚΟΛΑΟΥ Γ.</b>	ΛΕΚΤΟΡΑΣ	
<b>ΒΑΣΙΛΕΙΑΔΟΥ Σ.</b>	ΕΠΙΚΟΥΡΗ ΚΑΘΗΓΗΤΡΙΑ	
<b>ΔΡΟΣΟΣ Χ.</b>	ΕΔΠ	

## ***ΔΗΛΩΣΗ ΣΥΓΓΡΑΦΕΑ ΠΤΥΧΙΑΚΗΣ/ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ***

Ο/η κάτωθι υπογεγραμμένη Τσιγαρίδα Θεοδώρα του Γεωργίου, με αριθμό μητρώου 222017002 φοιτήτρια του Πανεπιστημίου Δυτικής Αττικής της Σχολής Μηχανικών. του Τμήματος Βιομηχανικής Σχεδίασης και Παραγωγής, δηλώνω υπεύθυνα ότι:

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

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

Ο/Η Δηλών/ούσα



## **Ευχαριστίες**

Θα ήθελα αρχικά να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή της εργασίας αυτής, Νικολάου Γρηγόριο, για την εμπιστοσύνη, την καθοδήγηση και την υπομονή που επέδειξε για την υλοποίηση του παρακάτω έργου. Παράλληλα, θα ήθελα να τον ευχαριστήσω για την διδασκαλία του και για όλη τη γνώση που μου μετέδωσε η οποία με ώθησε στην ενασχόληση με τον τομέα της Μηχανικής Μάθησης και της Ανάλυσης Μεγάλων Δεδομένων.

Επιπλέον, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου, αλλά και τους οικείους μου για όλη την στήριξη και τη βοήθεια που μου έχουν προσφέρει στα χρόνια της φοίτησής μου. Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω τη μητέρα μου, Παπαδοπούλου Κλεοπάτρα, η οποία στάθηκε δίπλα μου σε όλα τα στάδια της ακαδημαϊκής μου ως τώρα ζωής, ως ακροατής, σύμβολους και αρωγός.

## Περίληψη

Το ψυχικό στρες αποτελεί έναν κύριο παράγοντα δυσλειτουργίας των φυσιολογικών διεργασιών του ανθρώπινου οργανισμού. Λόγω της έντασης των σύγχρονων ρυθμών ζωής, η παρουσία του ψυχικού στρες παρατηρείται σε διάφορους τομείς της καθημερινότητας, όπως είναι το εργασιακό περιβάλλον, με ένα μεγάλο ποσοστό των εργαζομένων να υποφέρει από το εργασιακό στρες.

Η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού αποτελεί μία ανερχόμενη μέθοδο μέτρησης του ψυχικού στρες. Άμεσα επηρεαζόμενη από την αντίδραση του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος σε έναν στρεσογόνο παράγοντα, η ανάλυση της στο πεδίο του χρόνου αλλά και της συχνότητας, μπορεί να δώσει σημαντικά στοιχεία για την παρουσία και την ένταση του ψυχικού στρες στον άνθρωπο.

Ο κύριος στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η ανίχνευση του ψυχικού στρες χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων ανοιχτού κώδικα SWELL-KW. Επιπρόσθετα, διενεργείται ανάλυση των δεδομένων του συνόλου αλλά και εκπαίδευση τεσσάρων μοντέλων Μηχανικής Μάθησης, τα οποία αξιολογούνται για την απόδοσή τους. Τέλος, για την ανάλυση των αποτελεσμάτων και της σημασίας των χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων στην πρόβλεψη, διεξάγεται ανάλυση SHAP στο εκάστοτε μοντέλο.

### *Λέξεις-Κλειδιά*

Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού, Ψυχικό Στρες, Καρδιακός Παλμός, Ανάλυση Δεδομένων, Ανάλυση SHAP, Μηχανική Μάθηση

## ***Abstract***

Mental stress is a major factor in the dysfunction of the physiological processes of the human body. Due to the intensity of the rhythm of modern life, the presence of mental stress is observed in various areas of daily life, such as the work environment, with a large percentage of employees suffering from work stress.

Heart Rate Variability is an emerging method of measuring mental stress. Directly influenced by the response of the Autonomic Nervous System to a stressor, its analysis in both time and frequency domains can provide important insights into the presence and intensity of mental stress in humans.

The main objective of this thesis is the detection of mental stress using the SWELL-KW open source dataset. In addition, an analysis of the dataset is carried out, as well as the training of four Machine Learning models, which are evaluated for their performance. Finally, to analyze the results and the importance of the dataset characteristics in the prediction, a SHAP analysis is performed on each model.

## ***Key Words***

Heart Rate Variability, Mental Stress, Heartbeat, Data Analysis, SHAP Analysis, Machine Learning





## ***Περιεχόμενα***

<b>Περίληψη</b>	<b>6</b>
Λέξεις-Κλειδιά	6
<b>Abstract</b>	<b>7</b>
Key Words	7
<b>Εισαγωγή</b>	<b>9</b>
<b>Κεφάλαιο 1: Το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα</b>	<b>11</b>
1.1 Η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού	12
1.2 Το Στρες και η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού	17
1.3 Εφαρμογές Ανίχνευσης Στρες σε Εργαζόμενους Έκτακτης Ανάγκης μέσω της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού.	21
1.3.1 Heart Rate Variability and Accelerometry as Classification Tools for Monitoring Perceived Stress Levels—A Pilot Study on Firefighters (2020)	21
1.3.2 Heart Rate Variability, Risk-Taking Behavior and Resilience in Firefighters During a Simulated Extinguish-Fire Task (2020)	23
<b>Κεφάλαιο 2: Εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης - Ανίχνευση ψυχικού στρες</b>	<b>24</b>
2.1 Το σύνολο δεδομένων SWELL-KW	24
2.2 Πειραματική Διαδικασία	30
2.2.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο	30
2.2.2 Διερευνητική Ανάλυση Δεδομένων	35
2.2.3 Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης	43
Random Forest	44
Gradient Boosted Decision Trees	49
Extreme Gradient Boosting	54
Light Gradient Boosting Machine	60
<b>Κεφάλαιο 3</b>	<b>66</b>
3.1 Συμπεράσματα	66
3.2 Μελλοντικές Εργασίες	67
<b>Βιβλιογραφία</b>	<b>68</b>
<b>Παράρτημα - Κώδικας Python Εφαρμογής Ανίχνευσης Ψυχικού Στρες</b>	<b>71</b>

## ***Εισαγωγή***

Είναι ευρέως γνωστό, πως το ψυχικό στρες αποτελεί έναν βλαβερό παράγοντα για την υγεία του ανθρώπινου οργανισμού. Αρκετές μελέτες υποδεικνύουν πως η παρουσία του ψυχικού στρες στην καθημερινότητα του ατόμου, μπορεί να επιφέρει δυσμενείς συνέπειες τόσο στην νοητική και ψυχολογική του ανταποκριση προς το περιβάλλον, όσο και σε φυσιολογικές διεργασίες, έχοντας τη πιθανότητα να οδηγήσει ακόμα και σε μακροχρόνιες ασθένειες. Οι σύγχρονες συνθήκες διαβίωσης και εργασίας αποτελούν κύρια αίτια για την ένταση και τη συχνότητα κατά την οποία εμφανίζεται το ψυχικό στρες στα άτομα, δυσκολεύοντας έτσι ακόμα περισσότερο την οργανική τους λειτουργία και την αποδοτικότητα τους σε καθημερινές εργασίες.

Η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού μπορεί να αποτελέσει ένδειξη για την παρουσία αλλά και την ένταση του ψυχικού στρες στον ανθρώπινο οργανισμό. Πολλές μελέτες παρουσιάζουν τη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού ως αξιόπιστο δείκτη της αντίδρασης του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος, σε έναν στρεσογόνο παράγοντα και της ικανότητας της καρδιάς να ανταποκρίνεται σε απρόβλεπτα ερεθίσματα. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διπλωματική εργασία αποσκοπεί στη διερεύνηση της σχέσης μεταξύ της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού και του ψυχικού στρες.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αποτελεί η ανίχνευση του ψυχικού στρες στον ανθρώπινο οργανισμό, χρησιμοποιώντας φυσιολογικά δεδομένα της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού. Για την υλοποίηση αυτού, χρησιμοποιήθηκε το σύνολο δεδομένων ανοιχτού κώδικα SWELL-KW, το οποίο αποτελείται από 35 χαρακτηριστικά και 3 ετικέτες ένδειξης της ψυχικής κατάστασης του κάθε δείγματος. Παράλληλα, γίνεται χρήση τεσσάρων μοντέλων Μηχανικής Μάθησης με επίβλεψη για την ταξινόμηση, τα οποία αξιολογούνται για την επίδοσή τους. Τέλος για την ανάλυση του εκάστοτε αποτελέσματος, διενεργείται ανάλυση SHAP για την περαιτέρω κατανόηση της επιρροής των χαρακτηριστικών στην έξοδο του κάθε μοντέλου.

## ***Κεφάλαιο 1: Το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα***

Επίσης γνωστό και ως σπλαχνικό ή ακούσιο, το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα (Autonomic Nervous System - ANS) αποτελεί κομμάτι του νευρικού συστήματος και λειτουργεί χωρίς συνειδητό, εκούσιο έλεγχο. Δεδομένου ότι διεγείρει τον καρδιακό μυ, λείους μύες και διάφορους ενδοκρινείς και εξωκρινείς αδένες, το συγκεκριμένο νευρικό σύστημα επιδρά στη δραστηριότητα των περισσότερων ιστών και οργανικών συστημάτων του σώματος. Επομένως, το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα συμβάλλει σημαντικά στην διατήρηση της ομοιόστασης. Η ρύθμιση της καρδιακής πίεσης, η γαστρεντερική αντίδραση στη βρώση, η εστίαση των οφθαλμών και η ρύθμιση της σωματικής θερμοκρασίας είναι λίγες από τις ομοιοστατικές λειτουργίες που επηρεάζονται από το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα.

Το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα απαρτίζεται από δύο ανατομικά και λειτουργικά διακριτά τμήματα, το Συμπαθητικό Νευρικό Σύστημα και το Παρασυμπαθητικό Νευρικό Σύστημα. Και τα δύο αυτά συστήματα είναι τονικώς ενεργά, ή με άλλα λόγια, προσφέρουν κάποιο βαθμό νευρικής εισροής σε έναν ιστό ανά πάσα στιγμή. Συνεπώς, η συχνότητα έκκρισης των νευρώνων και στα δύο συστήματα μπορεί είτε να αυξηθεί, είτε να μειωθεί και εν συνεχεία η δραστηριότητα των ιστών μπορεί να ενισχυθεί ή να ανασταλεί. Αυτό το χαρακτηριστικό του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος βελτιώνει τη δυνατότητά του να ρυθμίζει τη λειτουργία ενός ιστού με μεγαλύτερη ακρίβεια.

Όπως προαναφέρθηκε, αρκετοί ιστοί βρίσκονται υπό την επήρεια και των δύο συστημάτων. Δεδομένου ότι το Συμπαθητικό και το Παρασυμπαθητικό Νευρικό Σύστημα έχουν συνήθως αντίθετη επίδραση σε έναν συγκεκριμένο ιστό, η αύξηση της δραστηριότητας του ενός συστήματος, σε συνάρτηση με τη μείωση της δραστηριότητας του άλλου, οδηγεί στον ταχί και ακριβή έλεγχο της δραστηριότητας του εκάστοτε ιστού.

Το κάθε ένα από τα παραπάνω συστήματα είναι κυρίαρχο υπό συγκεκριμένες συνθήκες. Το Συμπαθητικό Νευρικό σύστημα υπερισχύει σε επείγουσες καταστάσεις “μάχης ή φυγής” ή κατά τη διάρκεια της άσκησης. Η γενική επίδραση που επιφέρει στο σώμα είναι η προετοιμασία του για σθεναρή άσκηση. Πιο συγκεκριμένα, η δραστηριότητα του Συμπαθητικού Νευρικού

Συστήματος αυξάνει τη ροή καλώς οξυγονωμένου και πλούσιου σε θρεπτικές ουσίες αίματος στους ιστούς που το χρειάζονται, κυρίως στους σκελετικούς μύες. Αντίθετα, το Παρασυμπαθητικό Νευρικό Σύστημα υπερισχύει σε ήρεμες συνθήκες ξεκούρασης. Η γενική του δράση υπό αυτές τις συνθήκες είναι η διατήρηση και η αποθήκευση ενέργειας και η ρύθμιση των βασικών λειτουργιών του σώματος όπως είναι η πέψη. <sup>[1]</sup>

Όσον αφορά στη λειτουργία της καρδιάς, το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα ελέγχει τις καρδιακές συσπάσεις. Γενικότερα, η καρδιά μπορεί να διενεργήσει μία σύσπαση χωρίς εξωτερική παρέμβαση, παρόλα αυτά, η ένταση της καρδιακής σύσπασης επηρεάζεται από το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα. Υπό την επήρεια του Συμπαθητικού Νευρικού Συστήματος, ο καρδιακός ρυθμός και η ένταση των καρδιακών συσπάσεων αυξάνονται, ενώ αντιθέτως μειώνονται υπό τον έλεγχο του Παρασυμπαθητικού Νευρικού Συστήματος. <sup>[2]</sup>

### ***1.1 Η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού***

Η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού (Heart Rate Variation - HRV) ορίζεται ως η χρονική διακύμανση της περιόδου μεταξύ διαδοχικών καρδιακών παλμών. Κατά κύριο λόγο, εξαρτάται από την εξωγενή ρύθμιση του καρδιακού ρυθμού και θεωρείται ότι αποτελεί ένδειξη της ικανότητας της καρδιάς να προσαρμόζεται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες, μέσω της γρήγορης αντίχενωσης και ανταπόκρισης της σε απρόβλεπτα ερεθίσματα.

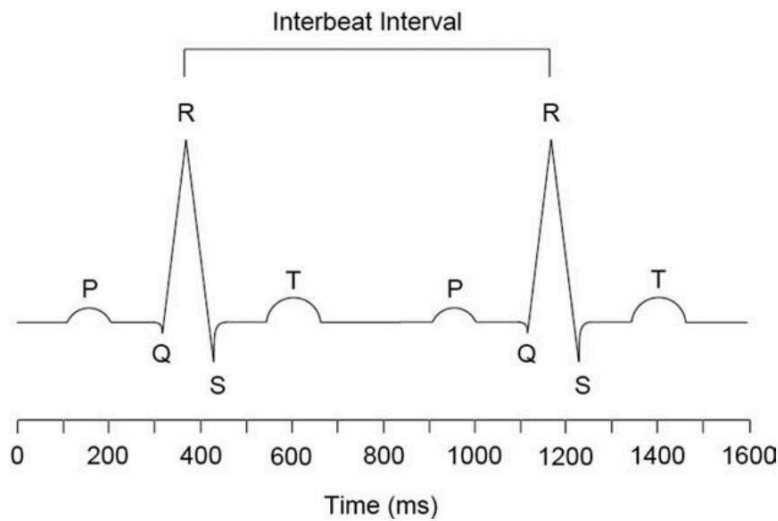
Παράλληλα, η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού αποτελεί ένα χρήσιμο σήμα για την κατανόηση της κατάστασης του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος. Η φυσιολογική διακύμανση των καρδιακών παλμών οφείλεται στην αυτόνομη νευρική ρύθμιση της καρδιάς και του κυκλοφορικού συστήματος, μέσω της ισορροπημένης δράσης ανάμεσα στο Συμπαθητικό και το Παρασυμπαθητικό Νευρικό Σύστημα. Όπως έχει αναφερθεί στην προηγούμενη ενότητα, η αυξημένη λειτουργία του Συμπαθητικού ή η μειωμένη λειτουργία του Παρασυμπαθητικού οδηγούν σε καρδιο-επιτάχυνση, ενώ αντίστροφη δράση οδηγεί σε καρδιο-επιβράδυνση. Δεδομένου ότι η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού αναφέρεται στις μεταβολές των διαστημάτων των παλμών, ο βαθμός της υποδεικνύει σημαντικές πληροφορίες αναφορικά με την

επιρροή του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος στους καρδιακούς παλμούς και κατ' επέκταση τη δυνατότητα της καρδιάς να ανταποκριθεί σε αυτό. <sup>[3]</sup>

Χρόνια πριν την ανάπτυξη της σύγχρονης τεχνολογίας της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού, επιστήμονες και ιατροί αναγνώρισαν την επικείμενη σημασία του ρυθμού των καρδιακών παλμών. Το 1847, ο Ludwig κατάφερε να παρατηρήσει την αύξηση της ταχύτητας του ρυθμού των καρδιακών παλμών κατά την εισπνοή και την μείωσή της κατά την εκπνοή στους σκύλους. Αυτή ήταν και η πρώτη αναφορά της Αναπνευστικής Φλεβοκομβικής Αρρυθμίας (Respiratory Sinus Arrhythmia - RSA). Το 1868 ο Donders εξέτασε τη σχέση μεταξύ της αναπνοής, του ρυθμού των καρδιακών παλμών και του πνευμονογαστρικού νεύρου. Μεταγενέστερα, το 1915, η έρευνα των Erringer και Hess επικεντρώθηκε σε κλινικά ζητήματα σχετιζόμενα με πιθανές ανωμαλίες στις αυτόνομες λειτουργίες. Κατά κύριο λόγο έδωσαν βάση στον πιθανό ρόλο του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος σε άτυπες φυσιολογικές αποκρίσεις και κλινικές διαταραχές, δίνοντας παράλληλα έμφαση στη δραστηριότητα του πνευμονογαστρικού νεύρου. Το 1967, ο Wolf θεώρησε ότι η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού αντανακλά την επικοινωνία εγκεφάλου, κοιλίας και καρδιάς. Η έρευνα του παρείχε μια σημαντική σύνδεση μεταξύ της κλινικής μελέτης και της ψυχοφυσιολογίας. Ύστερα αυτού, η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού αντιμετωπίστηκε ως μία περιγραφική μεταβλητή χωρίς να αποδίδεται σε κάποια συγκεκριμένη φυσιολογική κατάσταση. Επί του παρόντος, η κατανόηση της ερμηνείας της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού αυξάνεται σε συσχέτιση με τη γνώση της αλληλεπίδρασης μεταξύ των υποκείμενων φυσιολογικών μηχανισμών της και των συμπεριφορικών διαδικασιών. <sup>[4]</sup>

Το 1996 η ομάδα εργασίας της Ευρωπαϊκής Καρδιολογικής Εταιρείας και της Εταιρίας Βηματοδότησης και Ηλεκτροφυσιολογίας της Βόρειας Αμερικής όρισαν και εδραίωσαν πρότυπα για την μέτρηση, τη φυσιολογική ερμηνεία και την κλινική χρήση της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού. Οι τυπικές κλινικές παράμετροι αποτελούνται κυρίως από δείκτες στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας αλλά και από γεωμετρικά μεγέθη.

Η ανάλυση στο πεδίο του χρόνου μετρά τη διακύμανση του καρδιακού ρυθμού με την πάροδο του χρόνου ή τα διαστήματα μεταξύ διαδοχικών καρδιακών κύκλων. Η ανάλυση καταγεγραμμένων δεδομένων στο πεδίο του χρόνου περιλαμβάνει απλούς υπολογισμούς των μέσων κανονικών-προς-κανονικών (normal-to-normal, NN, ή αλλιώς εμφανιζόμενο στη βιβλιογραφία RR) διαστημάτων και τη διακύμανση μεταξύ των διαστημάτων αυτών.



**Εικόνα 1.1.1:** Εξιδανικευμένο τμήμα ηλεκτροκαρδιογράφου που αντιπροσωπεύει δύο καρδιακούς παλμούς. Οι κυματομορφές επισημαίνονται με γράμματα και αντιστοιχούν σε συγκεκριμένα ηλεκτροφυσιολογικά συμβάντα κατά τη διάρκεια ενός καρδιακού παλμού. Το διάστημα μεταξύ των παλμών ορίζεται από τη χρονική απόσταση μεταξύ των ακίδων R, κυματομορφές που αντιστοιχούν στην αποπόλωση των κοιλιών της καρδιάς.

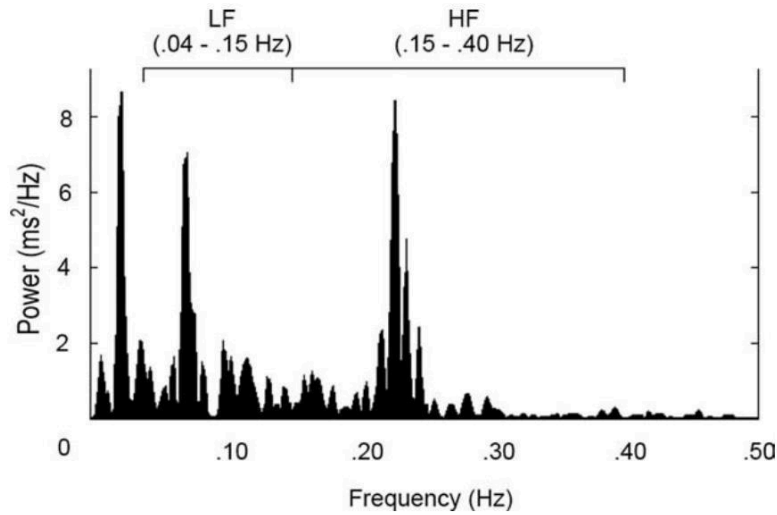
Μία από τις πιο απλές μεταβλητές αυτού του τύπου ανάλυσης είναι η τυπική απόκλιση του διαστήματος NN (Standard Deviation of NN - SDNN). Εκτός του SDNN, το οποίο υπολογίζεται απευθείας από το διάστημα NN, γίνεται χρήση και άλλων μεταβλητών, όπως η μέση τετραγωνική ρίζα των διαδοχικών διαφορών (Root Mean Square of the successive Differences - RMSSD), ο αριθμός των διαφορών των διαστημάτων των διαδοχικών διαστημάτων NN που είναι μεγαλύτερα των 50 ms (NN50) και το ποσοστό που προκύπτει από τη διαίρεση του NN50 με το συνολικό αριθμό των διαστημάτων NN (pNN50). Αυτές οι μεταβλητές προέρχονται από τη διαφορά μεταξύ παρακείμενων διαστημάτων NN. Τα παραπάνω επηρεάζονται από το Παρασυμπαθητικό Νευρικό Σύστημα και αντικατοπτρίζουν τις εναλλαγές από παλμό σε παλμό.

[4]

Μεταβλητή	Μονάδα Μέτρησης	Περιγραφή
SDNN	ms	Η τυπική απόκλιση όλων των διαστημάτων NN
SDANN	ms	Η τυπική απόκλιση της μέσης τιμής των διαστημάτων NN
RMSSD	ms	Η ρίζα του μέσου όρου του αθροίσματος των τετραγώνων των διαφορών μεταξύ γειτονικών διαστημάτων NN
SDSD	ms	Η τυπική απόκλιση των διαφορών μεταξύ διαδοχικών διαστημάτων NN
NN50	ms	Ο αριθμός των ζευγαριών των διαδοχικών διαστημάτων NN που έχουν διαφορά μεγαλύτερη των 50ms
pNN50	ms	Ο αριθμός των NN50 διαιρεμένος με τον συνολικό αριθμό των διαστημάτων NN
NN20	ms	Ο αριθμός των ζευγαριών των διαδοχικών διαστημάτων NN που έχουν διαφορά μεγαλύτερη των 20ms
pNN20	ms	Ο αριθμός των NN20 διαιρεμένος με τον συνολικό αριθμό των διαστημάτων NN

*Πίνακας 1.1.1: Μεταβλητές της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού στο πεδίο του Χρόνου*

Η ανάλυση της Φασματικής Πυκνότητας Ισχύος (Power Spectral Density - PNS) του πεδίου συχνότητας παρέχει πληροφορίες για το πώς η ισχύς κατανέμεται ως συνάρτηση της συχνότητας, το οποίο επιτρέπει την ποσοτικοποίηση της ισορροπίας του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος ανά πάσα στιγμή. Χρησιμοποιώντας αυτή την ανάλυση για να κατανοήσουμε τη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού, μπορούμε να ξεχωρίσουμε τη δραστηριότητα του Συμπαθητικού και του Παρασυμπαθητικού Νευρικού Συστήματος. Η ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας προτιμάται σε μετρήσεις μικρού χρονικού διαστήματος, παραδείγματος χάριν 5 λεπτών, και επιτρέπει τον προσδιορισμό των φασματικών μεταβλητών της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού. Κάποιες από αυτές τις μεταβλητές απαρτίζονται από τη ζώνη υψηλής συχνότητας (High-Frequency Band - HF), τη ζώνη χαμηλής συχνότητας (Low-Frequency Band - LF) και τη ζώνη πολύ χαμηλής συχνότητας (Very Low-Frequency Band). <sup>[4]</sup>



**Εικόνα 1.1.2:** Παράδειγμα φάσματος ισχύος της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού που λαμβάνεται με τη χρήση του γρήγορου μετασχηματισμού Fourier σε καταγραφή 5 λεπτών που λήφθηκε από άτομο σε ανάπαυση σε ύπια θέση

Διαφορετικές φασματικές μεταβλητές συνδέονται με τη λειτουργία είτε του Συμπαθητικού, είτε του Παρασυμπαθητικού κλάδου του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος. Για παράδειγμα, η ζώνη υψηλής συχνότητας είναι ένα μέτρο της δραστηριότητας του Παρασυμπαθητικού Νευρικού Συστήματος και αντανακλά τη λειτουργία του πνευμονογαστρικού νεύρου, ενώ η ζώνη χαμηλής συχνότητας αντικατοπτρίζει τη δραστηριότητα του Συμπαθητικού Νευρικού Συστήματος. <sup>[4]</sup>

Μεταβλητή	Μονάδα Μέτρησης	Περιγραφή	Εύρος Συχνότητας
VLF	ms <sup>2</sup>	Η ισχύς στο εύρος της ζώνης πολύ χαμηλής συχνότητας	≈ ≤ 0,4 Hz
LF	ms <sup>2</sup>	Η ισχύς στο εύρος της ζώνης χαμηλής συχνότητας	≤ 0,04 Hz
HF	ms <sup>2</sup>	Η ισχύς στο εύρος της ζώνης υψηλής συχνότητας	0,15-0,4 Hz
HF	ms <sup>2</sup>	Η τυπική απόκλιση των διαφορών μεταξύ διαδοχικών διαστημάτων NN	
LF/HF	ms <sup>2</sup>	Η αναλογία LF/HF	
HF/LF	ms <sup>2</sup>	Η αναλογία HF/LF	

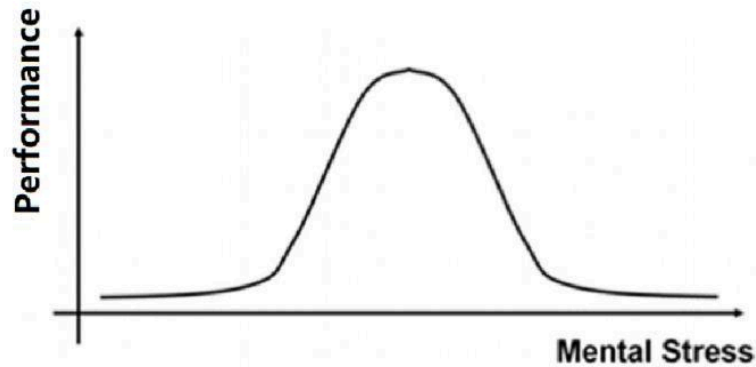
**Πίνακας 1.1.2:** Μεταβλητές της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού στο πεδίο της Συχνότητας



## ***1.2 Το Στρες και η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού***

Ο Hans Selye όρισε το στρες σαν μια ανταπόκριση στην αλλαγή, προκειμένου να διατηρηθεί η κατάσταση σταθερότητας ή ομοιογένειας που έχει διατηρήσει το σώμα απέναντι σε ένα ερέθισμα που θα διασπάσει την ψυχική και σωματική ισορροπία και τη σταθερότητα αυτού. Παράλληλα, ο Kenneth Hambly όρισε το στρες σαν μια δυσπροσαρμοστική κατάσταση κατά την οποία το Συμπαθητικό Νευρικό Σύστημα υπερδραστηριοποιείται προκαλώντας χρόνιες σωματικές, ψυχολογικές και συμπεριφορικές βλάβες. <sup>[4]</sup> Σε γενικά πλαίσια, ο ορισμός του στρες περιλαμβάνει εσωτερικούς ή εξωτερικούς στρεσογόνους παράγοντες, την αντίληψη της διέγερσης του οργανισμού και τη φυσιολογική απόκριση. Το ψυχολογικό στρες εμπεριέχει δύο λειτουργίες, μία βασισμένη στα ερεθίσματα και μία βασισμένη στην ανταπόκριση. Η πρώτη βασίζεται στην ιδέα ότι συγκεκριμένες οικολογικές συνθήκες, ή εξωτερικά συμβάντα αναμένουν την ενεργοποίηση μιας στρεσογόνας αντίδρασης και θεωρούνται στρεσογόνοι παράγοντες, ανεξάρτητα από τις διαφορές μεταξύ των ατόμων, της αξιολόγησης των περιστάσεων και των συναισθηματικών επιδράσεων. Η δεύτερη ισχυρίζεται ότι το στρες είναι μια μεταβολή της φυσικής λειτουργίας κάτω από στρεσογόνους παράγοντες και ότι οι μεταβλητές είναι ενδογενείς. Ανάλογα με την ένταση και τη διάρκεια των στρεσογόνων παραγόντων, το ψυχικό στρες διακρίνεται γενικά σε οξύ στρες και χρόνια στρες. Η επίδραση και οι προκλήσεις που ενδέχεται να προκαλέσει ένας ήπιος στρεσογόνος παράγοντας είναι παροδικές και μπορεί να διαρκέσουν από κάποια λεπτά έως και μερικές ώρες. Αντιθέτως, η επίδραση ενός χρόνιου στρεσογόνου παράγοντα μπορεί να διαρκέσει για μερικές ώρες σε ημερήσια βάση φτάνοντας ακόμα και σε εβδομαδιαία ή και μηνιαία, με τα κύρια του χαρακτηριστικά να είναι η επίμονη, η επανάληψη και η υψηλή σε κλίμακα ένταση. Ανεξάρτητα από το είδος του στρες που μπορεί να επηρεάσει τον εγκέφαλό, επηρεάζει σωματικές, γνωστικές, συναισθηματικές και συμπεριφορικές πτυχές του οργανισμού. Ως εκ τούτου, οι τρέχουσες τεχνικές και μέθοδοι μέτρησης και ποσοτικοποίησης του στρες προέρχονται κυρίως από το μοντέλο στρες που βασίζεται στην ανταπόκριση.

Σύμφωνα με το νόμο του Yerkes-Dodson, η συσχέτιση μεταξύ του ψυχικού στρες και της επίδοσης παρουσιάζεται στο παρακάτω διάγραμμα ως μια καμπανοειδής καμπύλη.



*Εικόνα 1.1.3: Η σχέση μεταξύ επίδοσης και ψυχικού στρες*

Όπως φαίνεται παραπάνω, η επίδοση ενδέχεται να αυξηθεί σε συνάρτηση με το ψυχικό στρες μέχρι ενός σημείου, παρόλα αυτά, με την αύξηση του μπορεί μεταγενέστερα να παρουσιαστεί αρνητική συσχέτιση.<sup>[2]</sup>

Η ένταση κατά την οποία παρουσιάζεται το ψυχικό στρες στην καθημερινότητα, αποτελεί παθογένεια της σύγχρονης κοινωνίας λόγω των συνθηκών διαβίωσης και εργασίας. Παρά την ψυχολογική του φύση, έχει την ικανότητα να επηρεάσει αρκετές φυσιολογικές διεργασίες του οργανισμού. Κατά την έκθεση ενός ατόμου σε έναν στρεσογόνο παράγοντα, το Αυτόνομο Νευρικό Σύστημα ενεργοποιείται με τέτοιο τρόπο, ώστε η λειτουργία του Παρασυμπαθητικού Νευρικού Συστήματος να καταστέλεται και να ισχυροποιείται εκείνη του Συμπαθητικού Νευρικού Συστήματος. Αυτή η διεργασία έχει ως αποτέλεσμα την αύξηση της αρτηριακής πίεσης, την αύξηση της μυϊκής έντασης και την αλλαγή του Καρδιακού Ρυθμού, το οποίο κατ' επέκταση επηρεάζει και τη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού. Η αντίδραση αυτή χαρακτηρίζεται ως αντίδραση “μάχης ή φυγής”. Όταν ο στρεσογόνος παράγοντας δεν είναι πλέον παρόν, ένα σύστημα αρνητικής ανατροφοδότησης σταματά την παραγωγή κορτιζόλης, μίας ορμόνης που εκκρίνεται κατά τη διάρκεια μιας στρεσογόνου κατάστασης, στο σώμα και επιτυγχάνεται μία Παρασυμπαθητική-Συμπαθητική ισορροπία μέσω της ομοιόστασης μεταξύ των δύο σκελών του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος.<sup>[5]</sup>

Τις τελευταίες δεκαετίες, το ενδιαφέρον των ερευνητών έχει στραφεί στην χρήση της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού για τη μέτρηση του ψυχικού στρες. Η σημαντική αυτή παραμετρος μπορεί να αποτελέσει ένα παράθυρο μέσω του οποίου γίνεται εφικτή η παρατήρηση

της ικανότητας της καρδιάς να ανταπεξέρχεται σε φυσιολογικά ρυθμιστικά ερεθίσματα τα οποία επηρεάζουν το ρυθμό της.

Υπάρχουν γενικά, δύο μεγάλες θεωρίες οι οποίες σχετίζουν αιτιολογικά την αυτόνομη ευελιξία της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού με την ρυθμιζόμενη συναισθηματική ανταπόκριση, και ως εκ τούτου, την ανταπόκριση στο στρες. Η πρώτη είναι η θεωρία του Porges, η οποία βασίζεται σε ένα εξελικτικό πλαίσιο, σύμφωνα με το οποίο, οι πτυχές της ανθρώπινης λειτουργίας μπορούν να αναλυθούν μέσω επίκτητων, γενετικά βασισμένων χαρακτηριστικών τα οποία εικάζεται ότι βοήθησαν τον άνθρωπο στην επιβίωση ή/και την αναπαραγωγή κατά τη διάρκεια της φιλογενετικής ιστορίας. Η δεύτερη είναι η θεωρία των Thayer et al., η οποία περιγράφει το μοντέλο της νευροβλεννογόνιου ολοκλήρωσης, βάση του οποίου, η συναισθηματική ανταπόκριση συσχετίζεται με τη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού μέσω ενός πλαισίου δυναμικών συστημάτων. Και οι δύο θεωρίες παρουσιάζουν ομοιότητες ως προς το ότι προσδιορίζουν έναν κρίσιμο ρόλο της παρασυμπαθητικής μεσολάβησης, για την αναστολή της αυτόνομης διέγερσης στη συναισθηματική έκφραση και ρύθμιση, και υποστηρίζουν ότι οι μετρήσεις της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού είναι κατατοπιστικές σχετικά με την ικανότητα του οργανισμού να ρυθμίζει τη συναισθηματική ανταπόκριση.<sup>[6]</sup>

Παράλληλα, ένα συνεχώς αυξανόμενο σώμα ψυχολογικών ερευνών υποστηρίζει τη σχέση μεταξύ της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού (ιδιαίτερα εκείνης που μεσολαβείται παρασυμπαθητικά) και των διάφορων μέτρων και εκβάσεων που σχετίζονται με τη ρυθμιζόμενη συναισθηματική ανταπόκριση. Σύμφωνα με τον Gross μία τέτοια έκβαση είναι και η έννοια της “αντιμετώπισης”, μίας ιδέας ιδιαίτερα συνυφασμένης με τη ρύθμιση των συναισθημάτων. Η αντιμετώπιση αναφέρεται σε ένα σύνολο συναισθηματικών ρυθμιστικών στρατηγικών (κυρίως αναφερόμενοι σε αρνητικά συναισθήματα) που συχνά εξυπηρετούν μία ρυθμιστική συναισθηματική λειτουργία, αλλά σε γενικά πλαίσια περιλαμβάνουν μη συναισθηματικές ενέργειες, ή μη συναισθηματικούς στόχους, ή και τα δύο. Βάση του έργου των Fabes και Eisenberg, σε έρευνα που διενεργήθηκε σε φοιτητές πανεπιστημίου, υψηλότερα επίπεδα αναπνευστικής φλεβοκομβικής αρρυθμίας έχουν συσχετιστεί με, αυτοαναφερόμενα, μεγαλύτερη ρύθμιση του συναισθήματος και χρήση εποικοδομητικών στρατηγικών αντιμετώπισης του. Αυτή η σχέση ενέχει αρνητική συναισθηματική διέγερση. Οι Fabes και Eisenberg κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι, οι φοιτητές που είχαν χαμηλότερη αναπνευστική φλεβοκομβική αρρυθμία, παρουσίασαν μεγαλύτερη αρνητική συναισθηματική διέγερση, ως αποτέλεσμα του στρες, το

οποίο παρενέβαινε στην ικανότητά τους να εφαρμόζουν προσαρμοστικές στρατηγικές αντιμετώπισης του. Ομοίως, σε μεταγενέστερες τους έρευνες, η υψηλότερη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού συσχετίστηκε με μειωμένους δείκτες άγχους σε μαθητές δημοτικού σχολείου που παρακολούθησαν μία ενοχλητική ταινία και σε υψηλότερη κοινωνική ικανότητα σε μικρά παιδιά.<sup>[6]</sup>

Υπάρχουν και άλλα στοιχεία τα οποία υποστηρίζουν την ύπαρξη σχέσης μεταξύ των προσαρμοστικών στρατηγικών αντιμετώπισης των συναισθημάτων και της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού. Στην έρευνα των O'Connor et al., άτομα που βίωναν πένθος με υψηλότερα επίπεδα αναπνευστικής φλεβοκομβικής αρρυθμίας σημείωσαν υψηλότερη βαθμολογία στα μέτρα ενεργητικής αντιμετώπισης του και χαμηλότερη στα μέτρα παθητικής αντιμετώπισης. Σύμφωνα με τον Fuller, μεταπτυχιακές φοιτήτριες που ταξινομούνταν ως άτομα κατασταλτικής αντιμετώπισης του στρες, επέδειξαν χαμηλότερα επίπεδα LF και HF κοντά στη στιγμή μιας σημαντικής εξέτασης, από φοιτήτριες που ταξινομούνταν ως χαμηλά αγχώδεις. Οι Pauls και Stemmler σε πείραμα που διενεργήθηκε με γυναίκες εντός τεχνιτών καταστάσεων πρόκλησης φόβου, κατέγραψαν πως γυναίκες με χαμηλότερη Παρασυμπαθητική δραστηριότητα στη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού (RMSSD), ανέφεραν ενεργή χρήση αμυντικής αντιμετώπισης της κατάστασης. Βάση των Sgoifo et al., άτομα που παρουσίασαν υποτακτική συμπεριφορά κατά την έκθεση τους σε έναν διαπροσωπικό στρεσογόνο παράγοντα, παρουσίασαν χαμηλότερη Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού (SDNN & RMSSD), τόσο κατά τη διάρκεια του πειράματος όσο και σε κατάσταση ηρεμίας. Τέλος, η έρευνα των Sloan et al. απέδειξε ότι η αύξηση του ψυχικού στρες συσχετίζεται με την αύξηση της μεταβλητής LF/HF υποδηλώνοντας μεγαλύτερη δραστηριότητα του Συμπαθητικού Νευρικού Συστήματος.<sup>[6]</sup>

Τα παραπάνω ευρήματα αποτελούν ενδείξεις για την έντονη σύνδεση μεταξύ της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού και της διαχείρισης των συναισθημάτων και του ψυχικού στρες. Εν κατακλείδι η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού, αποτελεί έναν μη επεμβατικό, αντικειμενικό δείκτη της ικανότητας του εγκεφάλου να ρυθμίζει τις συναισθηματικές του αντιδράσεις, μέσω του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος, αλλά και των ατομικών διαφορών στην ικανότητα ρύθμισης των συναισθημάτων. Αντίθετα με άλλες ψυχοφυσιολογικές μεταβλητές, η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού παρέχει πληροφορίες σχετικά με τη δραστηριότητα τόσο του Παρασυμπαθητικού, όσο του Συμπαθητικού Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος, επιτρέποντας

την εξαγωγή συμπερασμάτων αναφορικά με τις ανασταλτικές και τις διεγερτικές διαδικασίες κατά τη συναισθηματική ρύθμιση.

### ***1.3 Εφαρμογές Ανίχνευσης Στρες σε Εργαζόμενους Έκτακτης Ανάγκης μέσω της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού.***

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, το ψυχικό στρες έχει διερευνηθεί εις βάθος σε διάφορους τομείς, λόγω των καταστροφικών επιπτώσεων που μπορεί να επιφέρει στην καθημερινότητα ενός ατόμου. Το στρες μπορεί να προκαλέσει από γνωστικές δυσλειτουργίες, καρδιαγγειακές παθήσεις, κατάθλιψη έως και μακροχρόνιες ασθένειες. Κατά μέσο όρο το 50% των εργαζόμενων υποφέρει από το εργασιακό στρες, κάτι το οποίο επιφέρει δυσμενείς επιπτώσεις, μειώνοντας τις επιδόσεις πέρα από την καθημερινή ζωή αλλά και στους χώρους εργασίας. Αυτό μπορεί να έχει ιδιαίτερη σημασία για επαγγέλματα τα οποία εκθέτουν τους εργαζομένους τους ή τρίτα άτομα σε επικίνδυνες καταστάσεις, όπως είναι για παράδειγμα οι χειρουργοί, οι ομάδες διαχείρισης κρίσεων και οι πυροσβέστες.<sup>[7]</sup>

Οι παρακάτω έρευνες στοχεύουν στην ανίχνευση του στρες σε ενεργούς πυροσβέστες, μέσω της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού, χρησιμοποιώντας εργαλεία μηχανικής μάθησης.

#### ***1.3.1 Heart Rate Variability and Accelerometry as Classification Tools for Monitoring Perceived Stress Levels—A Pilot Study on Firefighters (2020)***

Το χρόνιο άγχος απαρτίζει έναν από τους κύριους λόγους ανάπτυξης σωματικών αλλά και ψυχολογικών προβλημάτων υγείας. Οι εργαζόμενοι σε επαγγέλματα υψηλού κινδύνου είναι μία από τις κοινωνικές ομάδες οι οποίες εκτίθενται σε στρεσογόνες καταστάσεις στην καθημερινότητα τους και συνεπώς η παρακολούθηση της ψυχικής τους κατάστασης είναι ιδιαίτερα σημαντική.

Η έρευνα των Meina et al., στοχεύει στη μέτρηση του υποκειμενικού άγχους σε πυροσβέστες, χρησιμοποιώντας μια μη επεμβατική τεχνική, μέσω της Επιταχυνσιομέτρησης και της μέτρησης της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού.

Οι συμμετέχοντες της έρευνας αποτελούνταν από 26 άνδρες πυροσβέστες με μέση ηλικία 22.4 έτη  $\pm$  την τυπική απόκλιση 1.8. 12 από τους παραπάνω ήταν δόκιμοι της Κύριας Σχολής της Πυροσβεστικής Υπηρεσίας της Βαρσοβίας και 14 ήταν επαγγελματίες πυροσβέστες της Κρατικής Πυροσβεστικής Υπηρεσίας του Τορούν.

Η καταγραφή των ψυχοφυσιολογικών αντιδράσεων των συμμετεχόντων στο εργασιακό άγχος έγινε σε οικολογικές συνθήκες κατά τη διάρκεια μιας εικοσιτετράωρης βάρδιας. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν χρησιμοποιώντας την ζώνη αισθητήρων Equivital EQ-02 Life Monitor την οποία οι συμμετέχοντες φορούσαν καθόλη τη διάρκεια της βάρδιάς τους. Η ζώνη κατέγραφε τον καρδιακό ρυθμό και την σωματική επιτάχυνση και στις 3 διαστάσεις τόσο στις καθημερινές δραστηριότητες των πυροσβεστών, όσο και κατά την εκπαίδευση τους και σε καταστάσεις περιστατικών φωτιάς. Η ανάλυση των δεδομένων έγινε βάση τεχνικών μηχανικής μάθησης.

Οι τύποι σωματικής δραστηριότητας διακρίθηκαν με βάση τις μετρήσεις του επιταχυνσιόμετρου και οι χρονοσειρές της Διαμόρφωσης του Καρδιακού Ρυθμού κατατμήθηκαν αναλόγως σε αντίστοιχα τμήματα, τα οποία ταξινομήθηκαν ως συνθήκες άγχους ή μη άγχους.

Για την αξιολόγηση του αντιλαμβανόμενου άγχους των συμμετεχόντων κατά τη διάρκεια επειγόντων περιστατικών, χρησιμοποιήθηκε ένα ερωτηματολόγιο ειδικά διαμορφωμένο για αυτή την έρευνα. Το ερωτηματολόγιο αποτελούταν από 11 ερωτήσεις κλίμακας, τύπου Likert, και μία ερώτηση επεξήγησης, με σκοπό την προσωπική αξιολόγηση του εκάστοτε περιστατικού από τους συμμετέχοντες. Το κατα προσέγγιση χρονικό διάστημα του περιστατικού ζητήθηκε επίσης να συμπληρωθεί.

Η ανάλυση ROC (Receiver Operating Characteristic), έδειξε αληθώς θετική ταξινόμηση ως συνθήκη άγχους για το 15% των περιστατικών, το οποίο αντιστοιχεί στον αριθμό των πραγματικά στρεσογόνων περιστατικών που αναφέρθηκαν στα ερωτηματολόγια.

Από τα παραπάνω αποτελέσματα προκύπτει πως υπάρχει σταθερή αντιστοιχία μεταξύ του αντιλαμβανόμενου επιπέδου άγχους και των φυσιολογικών δεδομένων. Παράλληλα φαίνεται πως οι ψυχοφυσιολογικές μετρήσεις είναι αξιόπιστοι δείκτες του άγχους και σε οικολογικά περιβάλλοντα και δύναται να φανούν χρήσιμες στην παρακολούθηση του χρόνιου άγχους σε επαγγέλματα υψηλού κινδύνου.<sup>[8]</sup>

### ***1.3.2 Heart Rate Variability, Risk-Taking Behavior and Resilience in Firefighters During a Simulated Extinguish-Fire Task (2020)***

Η διαχείριση καταστάσεων υψηλού κινδύνου υπό δυσμενείς περιβαλλοντικές συνθήκες είναι μία συνεχή πρόκληση για το πυροσβεστικό σώμα και συνεπώς, η ικανότητά αντιμετώπισης κρίσιμων ή τραυματικών γεγονότων είναι χαρακτηριστικό ζωτικής σημασίας για τους πυροσβέστες. Η έρευνα των Rebecca Prell et al., εξετάζει τη συσχέτιση μεταξύ της αυτόνομης καρδιακής διαμόρφωσης, της συμπεριφοράς ανάληψης ρίσκου και της αντοχής σε επαγγελματίες πυροσβέστες. Οι κύριοι στόχοι της εργασίας αποτελούν, η αξιολόγηση της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού ως αξιόπιστος δείκτης της συμπεριφοράς ανάληψης ρίσκου και της αντοχής των πυροσβεστών, η αξιολόγηση των συνθηκών μέτρησης αυτής της παραμέτρου που παρέχουν καλύτερη πρόβλεψη για την ψυχολογική στάση απέναντι στην αντιμετώπιση επικίνδυνων καταστάσεων και τέλος, η παρατήρηση του αν πρόσθετος φόρτος φυσικής εργασίας δύναται να επηρεάσει τη Διαμόρφωση του Καρδιακού Ρυθμού.

Στην έρευνα συμμετείχαν 20 εν ενεργεία άνδρες πυροσβέστες με μέσο όρο ηλικίας  $37.8 \pm$  την τυπική απόκλιση 10.9. Όλοι οι συμμετέχοντες ήταν επαγγελματίες, μέλη του πυροσβεστικού σώματος του Βερολίνου.

Για τη διεξαγωγή της έρευνας ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να πάρουν μία βασική μέτρηση του καρδιακού ρυθμού, χτύπο με χτύπο, στο πρωινό τους ξύπνημα, χρησιμοποιώντας τη ζώνη Polar για 20 λεπτά, λίγες μέρες πριν τη διενέργεια της πειραματικής διαδικασίας. Η μέτρηση επαναλήφθηκε σε διάρκεια 15 λεπτών πριν, κατά τη διάρκεια και μετά από μία άσκηση ανάπτυξης σε ένα κοντέινερ το οποίο συστηματικά έπιανε φωτιά. Για τη σύγκριση του φόρτου εργασίας στο κοντέινερ, οι συμμετέχοντες χωρίστηκαν σε δύο τυχαίες ομάδες των 10 ατόμων, όπου η μία εκτελούσε σωματική άσκηση, ενώ η άλλη παρέμενε καθισμένη. Η αυτόνομη καρδιακή λειτουργία αξιολογήθηκε βάση κλασικών δεικτών του HRV μέσω των προαναφερόμενων μετρήσεων.

Στο τέλος της πειραματικής διαδικασίας, οι συμμετέχοντες συμπλήρωσαν τρία ερωτηματολόγια για την αξιολόγηση της συμπεριφοράς ανάληψης ρίσκου, της αντοχής και του υποκειμενικού άγχους. Για την μέτρηση της ανάληψης ρίσκου, χρησιμοποιήθηκε το Risk-Taking Scale (R-1), των Beirlein et al. (2014), για την μέτρηση της αντοχής χρησιμοποιήθηκε η σύντομη εκδοχή Resilience Scale (RS-13) των Schumacher et al. (2005) ενώ, για τη μέτρηση του υποκειμενικού

άγχους χρησιμοποιήθηκε το NASA-Task Load Index (NASA-TLX) των Hart και Staveland (1988).

Βάση στατιστικής ανάλυσης των δεδομένων που συλλέχθηκαν και συνδυασμού των αποτελεσμάτων των ερωτηματολογίων και των μετρήσεων του HRV, οι ερευνητές κατέληξαν στα εξής αποτελέσματα:

1. Η συμπεριφορά ανάληψης κινδύνου, η οποία σχετίζεται με την απόσυρση δεικτών του πνευμονογαστρικού νεύρου, μετατόπισε τη βασική ισορροπία του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος προς την κατάσταση Συμπαθητικής υπεροχής και παράλληλα αύξησε την μέτρηση του Καρδιακού Ρυθμού τόσο στην βασική κατάσταση, όσο και στην κατάσταση σωματικής άσκησης.

2. Η αντοχή συσχετίστηκε με αυξημένους δείκτες του πνευμονογαστρικού νεύρου, με την βασική ισορροπία του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος να μετατοπίζεται ως προς την κατάσταση της Παρασυμπαθητικής υπεροχής.

Από τα παραπάνω προκύπτει πως υπάρχει συσχέτιση μεταξύ της συμπεριφοράς ανάληψης ρίσκου, της αντοχής και της αυτόνομης καρδιακής διαμόρφωσης, υποδεικνύοντας πως η Διακύμανση του Καρδιακού Ρυθμού δύναται να αποτελέσει χρήσιμο εργαλείο παρακολούθησης της ψυχολογικής και οργανικής συμπεριφοράς των πυροσβεστών.<sup>[9]</sup>

## ***Κεφάλαιο 2: Εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης - Ανίχνευση ψυχικού στρες***

### ***2.1 Το σύνολο δεδομένων SWELL-KW***

#### ***The SWELL Knowledge Work Dataset for Stress and User Modeling Research (2014)***

Το σύνολο δεδομένων SWELL knowledge work (SWELL-KW, Smart Reasoning for Well Being at Home and at Work) αποτελεί το αποτέλεσμα της έρευνας των Saskia et al. με σκοπό τη δημιουργία εργαλείων για την υποβοήθηση των “εργαζομένων γνώσης” στη διαχείριση του εργασιακού στρες. Ως “εργαζόμενοι γνώσης” ορίζονται οι εργαζόμενοι οι οποίοι διαχειρίζονται και παράγουν πληροφορία ως το κύριο αντικείμενο της εργασίας τους. Οι ερευνητές επέλεξαν να



προσεγγίσουν την έννοια του στρες ορίζοντάς το, ως το φόρτο εργασίας και τις απαιτήσεις του εργαζομένου, την νοητική προσπάθεια που ο εργαζόμενος καταβάλει για την υλοποίηση της εργασίας και την συναισθηματική ανταπόκριση στην εργασία αυτή.

Για την υλοποίηση της έρευνας και τη σύνταξη του συνόλου δεδομένων, οι ερευνητές επέλεξαν να διενεργήσουν βάση των παρακάτω χαρακτηριστικών, με σκοπό το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα: Αρχικά, τα δεδομένα θα έπρεπε να συλλεχθούν σε ένα ρεαλιστικό περιβάλλον γραφείου και οι αισθητήρες που θα χρησιμοποιούνταν θα έπρεπε να είναι εύκολα προσβάσιμοι σε πραγματικά εργασιακά περιβάλλοντα, για τη δημιουργία ενός συστήματος που θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και εκτός εργαστηρίου. Επιπρόσθετα, οι αισθητήρες αυτοί θα έπρεπε να είναι πολυτροπικοί και από διάφορα πεδία έρευνας, έτσι ώστε να καταστεί δυνατή η διεπιστημονική έρευνα. Τέλος, οι στρεσογόνοι παράγοντες θα πρέπει να χειρίζονται με έναν συστηματικό τρόπο και η υποκειμενική εμπειρία θα πρέπει να αξιολογείται μέσω επικυρωμένων ερωτηματολογίων.

Στην διεξαγωγή της πειραματικής διαδικασίας συμμετείχαν 25 φοιτητές, εκ των οποίων 17 άνδρες και 8 γυναίκες με μέσο όρο ηλικίας τα 25 έτη, +- την τυπική απόκλιση 3,25. Δεδομένου ότι οι φοιτητές είναι έμπειροι στη διαχείριση της πληροφορίας μέσω των σπουδών τους και έχουν γνώση χρήσης υπολογιστή, θεωρήθηκαν αντιπροσωπευτικοί των εργαζόμενων γνώσης. Οι συμμετέχοντες εκτέλεσαν εργασίες σε ένα ελεγχόμενο πειραματικό περιβάλλον γραφείου, οι οποίες αποτελούνταν από τη συγγραφή εκθέσεων και τη δημιουργία παρουσιάσεων σε προκαθορισμένα θέματα. Όλοι οι συμμετέχοντες χρησιμοποίησαν τον ίδιο εργασιακό εξοπλισμό. Η πειραματική διαδικασία χωρίστηκε σε τρία κομμάτια βάση των διαφορετικών στρεσογόνων παραγόντων, με το κάθε ένα να διαρκεί μία ώρα κατά προσέγγιση. Κάθε ένα από τα κομμάτια ξεκινούσε με μία φάση χαλάρωσης περίπου οκτώ λεπτών και τελείωνε με τους συμμετέχοντες να συμπληρώνουν ένα ερωτηματολόγιο για το εκάστοτε κομμάτι.

Οι καταστάσεις υπό τις οποίες εργάστηκαν οι συμμετέχοντες και οι στρεσογόνοι παράγοντες αναλύονται ως εξής;

1. Ουδέτερη Κατάσταση (Neutral Condition): Οι συμμετέχοντες είχαν την ευχέρεια να δουλέψουν στις εργασίες τους για όσο χρόνο επιθυμούσαν. Μετά από σαρανταπέντε λεπτά κλήθηκαν να σταματήσουν και ενημερώνονταν ότι η συλλογή των δεδομένων “κανονικής εργασίας” ήταν αρκετή.

2. Στρεσογόνος παράγοντας “Πίεση Χρόνου” (Stressor “Time Pressure”): Ο χρόνος για την υλοποίηση όλων των εργασιών ήταν τα  $\frac{2}{3}$  του χρόνου που οι συμμετέχοντες χρειαζόνταν στην ουδέτερη κατάσταση.
3. Στρεσογόνος παράγοντας “Διακοπές” (Stressor “Interruptions”): Οκτώ email στάλθηκαν στους συμμετέχοντες κατά τη διάρκεια των εργασιών. Κάποια ήταν σχετικά με μία από αυτές και κάποια όχι, ενώ κάποια απαιτούσαν και απάντηση.

Όλοι οι συμμετέχοντες εργάστηκαν κάτω και από τις τρεις καταστάσεις. Η ουδέτερη κατάσταση ήταν πάντα η πρώτη έτσι ώστε να συλλεχθεί μία ανεπηρέαστη γραμμή βάσης κανονικής εργασίας και η σειρά των υπολειπόμενων δύο ήταν αντισταθμισμένη.

Σειρά		Κομμάτι 1	E	Κομμάτι 2	E	Κομμάτι 3	E
A	Ξεκούραση	Ουδέτερη Κατάσταση	Ξεκούραση	Διακοπές	Ξεκούραση	Πίεση Χρόνου	
B		Ουδέτερη Κατάσταση		Πίεση Χρόνου		Διακοπές	

**Πίνακας 2.1.1:** Σχεδιασμός.

Για 13 συμμετέχοντες χρησιμοποιήθηκε η σειρά A και για 12 συμμετέχοντες χρησιμοποιήθηκε η σειρά B.

Για τη συλλογή των δεδομένων της υποκειμενικής εμπειρίας των συμμετεχόντων μετά από κάθε κομμάτι, έγινε χρήση ενός συνδυασμού επικυρωμένων ερωτηματολογίων. Ο φόρτος εργασίας προσδιορίστηκε μέσω του “NASA-Task Load Index” και η νοητική προσπάθεια μέσω του “Rating Scale Mental Effort”. Η συναισθηματική ανταπόκριση προσδιορίστηκε μέσω του “Self-Assessment Manikin Scale”. Τέλος ζητήθηκε από τους συμμετέχοντες να κάνουν αναφορά του αντιλαμβανόμενου άγχους τους σε μία οπτική αναλογική κλίμακα από το “όχι αγχωμένος” στο “πολύ αγχωμένος”.

Για τη συλλογή των φυσιολογικών δεδομένων χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω μέθοδοι:

- Computer Logging: για τη συλλογή των δεδομένων αλληλεπίδρασης με τον υπολογιστή, μέσω του προγράμματος uLog.

- Βίντεο: για την ανάλυση των εκφράσεων του προσώπου, μέσω της ανάλυσης βιντεοσκοπημένων εγγραφών από μία ψηφιακή κάμερα υψηλής ανάλυσης.
- Kinect 3D: για την ανάλυση της στάσης του σώματος μέσω της χρήσης μίας κάμερας βάθους.
- Αισθητήρες Σώματος: για την ανάλυση των καρδιακών παλμών μέσω ενός ηλεκτροκαρδιογραφήματος και την αγωγιμότητα του δέρματος.
- Επιπρόσθετες εργαστηριακές εγγραφές: για την καταγραφή του εργαστηριακού περιβάλλοντος μέσω κάμερας και μικροφώνου.

Για την επεξεργασία των δεδομένων που συλλέχθηκαν από τους αισθητήρες σώματος, το ακατέργαστο ηλεκτροκαρδιογράφημα επεξεργάστηκε όπως περιγράφεται στο εγχειρίδιο TMSI6: Πρώτα εφαρμόστηκε ένα υψηλοπερατό φίλτρο (8Hz) για να φιλτραριστούν οι μεγάλες διακυμάνσεις του σήματος. Ύστερα, προστέθηκε μια δεύτερη καθυστέρηση 15ms, μαζί με ένα φίλτρο δέλτα για να εξαφανιστούν τα τμήματα χαμηλής συχνότητας του σήματος. Για την επίτευξη της ανεξαρτησίας από την κατεύθυνση του συμπλέγματος QRS (λόγω της μορφολογίας του ηλεκτροκαρδιογραφήματος), χρησιμοποιήθηκε το απόλυτο σήμα. Τέλος, προστέθηκε ένας μέσος όρος κινούμενου παραθύρου (0,1sec) για να ληφθεί η περιβάλλουσα του σήματος. Έτσι προέκυψε ένα φιλτραρισμένο σήμα με καθαρές κορυφές.

Παράλληλα, έγινε υπολογισμός του καρδιακού ρυθμού και της διακύμανσης του καρδιακού ρυθμού. Ως εκ τούτου, έγινε περαιτέρω επεξεργασία των φιλτραρισμένων δεδομένων στο Matlab. Αρχικά, εφαρμόστηκε ένας αλγόριθμος ανίχνευσης κορυφών στο φιλτραρισμένο σήμα. Για τον προσδιορισμό του καρδιακού ρυθμού, οι κορυφές που βρέθηκαν μετρήθηκαν ανά χρονικό πλαίσιο ενός λεπτού. Στη συνέχεια υπολογίστηκε η απόσταση μεταξύ των κορυφών που βρέθηκαν (R-R). Για τον προσδιορισμό της διακύμανσης του καρδιακού ρυθμού χρησιμοποιήθηκε η μέση τετραγωνική ρίζα όλων αυτών των αποστάσεων κορυφής (RMSSD). Λόγω κάποιου εναπομένου θορύβου στο σήμα, ο αλγόριθμος εύρεσης αιχμών μερικές φορές απέτυχε να ανιχνεύσει με ακρίβεια τις αιχμές. Ως αποτέλεσμα, αποκλείστηκαν όλα τα χρονικά πλαίσια του ενός λεπτού στα οποία περισσότερες από μία αποστάσεις κορυφής εμφανίζονταν ασυνήθιστες. Ως ασυνήθιστη απόσταση αιχμής ορίστηκε μια απόσταση μεγαλύτερη από 1,2 δευτερόλεπτα που πιθανώς δεν εντοπίστηκε μια αιχμή (αλλιώς ο καρδιακός ρυθμός θα ήταν κάτω από 50bpm), ή μια απόσταση μικρότερη από 0,5 δευτερόλεπτα που πιθανώς εντοπίστηκε

μια επιπλέον αιχμή (αλλιώς ο καρδιακός ρυθμός θα ήταν πάνω από 120bpm). Η προκύπτουσα καρδιακή συχνότητα και η μεταβλητότητα της καρδιακής συχνότητας περιέχονται στο σύνολο δεδομένων SWELL-KW.

Το τελικό σύνολο δεδομένων SWELL-KW εμπεριέχει δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα δοκιμής, που απαρτίζονται από 35 χαρακτηριστικά και τρεις διαφορετικές συνθήκες οι οποίες αντικατοπτρίζουν την ανταποκριση των συμμετεχόντων στις τρεις διαφορετικές πειραματικές καταστάσεις:

- No stress: η οποία αναφέρεται στην Ουδέτερη Κατάσταση.
- Time pressure: η οποία αναφέρεται στην κατάσταση Στρεσογόνος παράγοντας “Πίεση Χρόνου”.
- Interruption: η οποία αναφέρεται στην κατάσταση Στρεσογόνος παράγοντας “Διακοπές”.

Τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούνται από 369.289 δείγματα εκ των οποίων, 200.082 δείγματα no stress, 105.150 δείγματα time pressure και 64.057 δείγματα interruption. Τα δεδομένα δοκιμής αποτελούνται από 41033 δείγματα εκ των οποίων, 22.158 δείγματα no stress, 11.782 δείγματα time pressure και 7.093 δείγματα interruption. <sup>[10]</sup>

Τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων παρατίθενται στον παρακάτω πίνακα:

Mean R R	Ο μέσος όρος του διαστήματος R R
Median R R	Η διάμεσος του διαστήματος R R
SDRR	Η τυπική απόκλιση του διαστήματος R R
RMSSD	Η μέση τετραγωνική ρίζα της διαδοχικής διαφοράς της απόστασης του διαστημάτων R R
SDSD	Η τυπική απόκλιση όλων των διαστημάτων των διαφορών μεταξύ των παρακείμενων διαστημάτων RR
SDRR_RMSSD	Ο λόγος SDRR προς RMSSD
HR	Η συχνότητα των καρδιακών παλμών
pNN25	Το ποσοστό του αριθμού των γειτονικών διαστημάτων RR που διαφέρουν περισσότερο από 25 ms
pNN50	Το ποσοστό του αριθμού των γειτονικών διαστημάτων RR που διαφέρουν περισσότερο από 50 ms
SD1	Βραχυπρόθεσμος περιγραφικός δείκτης poincare plot της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού
SD2	Μακροπρόθεσμος περιγραφικός δείκτης poincare plot της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού
KURT	Κύρτωση όλων των διαστημάτων R R
SKEW	Λοξότητα όλων των διαστημάτων R R
MEAN_REL_RR	Ο μέσος όρος του σχετικού R R
MEDIAN_REL_RR	Η διάμεσος του σχετικού R R
SDRR_REL_RR	Η μέση τετραγωνική ρίζα της διαδοχικής διαφοράς της απόστασης του σχετικού R R
RMSSD_REL_RR	Μέση τετραγωνική ρίζα της διαδοχικής διαφοράς στην απόσταση του σχετικού διαστήματος RR
SDSD_REL_RR	Βραχυπρόθεσμος και μακροπρόθεσμος περιγραφικός δείκτης poincare plot του σχετικού R R
SDRR_RMSSD_REL_RR	Ο λόγος SDRR προς RMSSD του σχετικού R R
KURT_REL_RR	Κύρτωση όλων των σχετικών διαστημάτων R R
SKEW_REL_RR	Λοξότητα όλων των σχετικών διαστημάτων R R
VLF	Ισχύς πολύ χαμηλών συχνοτήτων από 0,003 HZ έως 0,04Hz
VLF_PCT	Η VLF ως ποσοστό επί του συνόλου
LF Low	Ισχύς χαμηλής συχνότητας από 0,04 HZ έως 0,15Hz
LF_PCT	Η LF ως ποσοστό επί του συνόλου
LF_NU	Η χαμηλή συχνότητα της HRV σε κανονικοποιημένη μονάδα
HF	Ισχύς υψηλής συχνότητας από 0,15 HZ έως 0,4 Hz
HF_PCT	Η HF ως ποσοστό επί του συνόλου
HF_NU	Η υψηλή συχνότητα της HRV σε κανονικοποιημένη μονάδα
TP	Το συνολικό φάσμα ισχύος της HRV
LF/HF	Ο λόγος LF προς HF
HF/LF	Ο λόγος HF προς LF
sampen	Μία τροποποίηση της προσεγγιστικής εντροπίας
higuci	Μία προσεγγιστική τιμή της γραφικής παράστασης μιας συνάρτησης πραγματικής τιμής
datasetId	Μια τυπική τιμή για κάθε δείγμα

*Πίνακας 2.1.2: Τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων SWELL-KW*

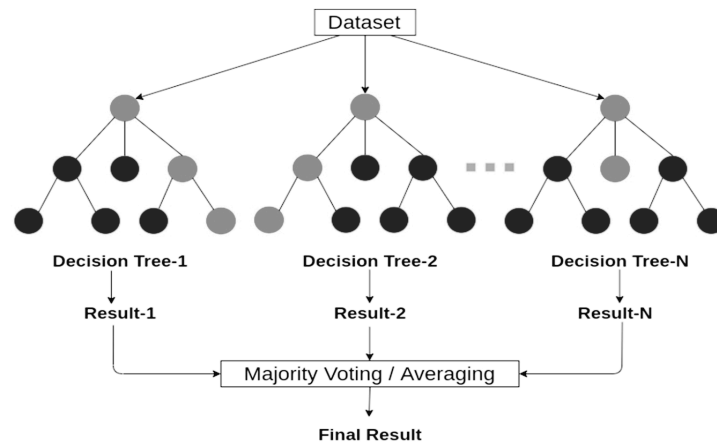
## 2.2 Πειραματική Διαδικασία

### 2.2.1 Θεωρητικό Υπόβαθρο

Σκοπός της παρακάτω εφαρμογής είναι η ανίχνευση του ψυχικού στρες μέσω των χαρακτηριστικών της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού (HRV), χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων SWELL-KW. Για την πρόβλεψη, γίνεται χρήση αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης με τη συνολική πειραματική διαδικασία να διεξάγεται μέσω της γλώσσας προγραμματισμού Python.

Η πειραματική διαδικασία χωρίζεται σε δύο μέρη:

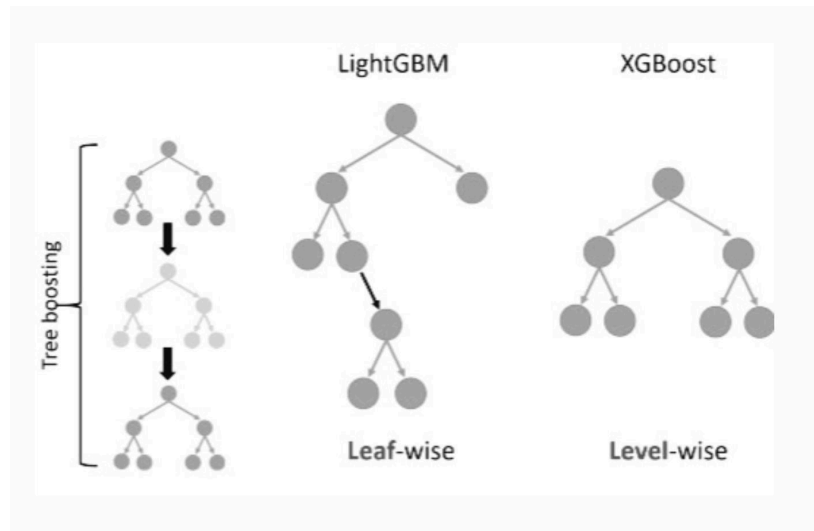
- Διερευνητική Ανάλυση Δεδομένων, με σκοπό την οπτικοποίηση των δεδομένων και των σχέσεων που δημιουργούνται ανάμεσα σε αυτά.
- Δημιουργία μοντέλων Μηχανικής Μάθησης βάση των παρακάτω αλγορίθμων:
  - Random Forest: Ο αλγόριθμος Τυχαίου Δάσους (Random Forest) αποτελεί έναν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης με επίβλεψη ο οποίος είναι μία εξέλιξη της έννοιας των Δέντρων Απόφασης. Πιο συγκεκριμένα, η λειτουργία του βασίζεται στη δημιουργία πολλαπλών δέντρων από τυχαία δειγματοληψία των χαρακτηριστικών εισόδου και εν συνέχεια στην επιλογή του αποτελέσματος βάση ψηφοφορίας. Τα δέντρα απόφασης από τα οποία απαρτίζεται είναι μεταξύ τους διαφορετικά και ανεξάρτητα, και δημιουργούνται και ταξινομούνται με την εισαγωγή νέων δειγμάτων εισόδου. Το κάθε ένα από τα δέντρα παράγει το δικό του αποτέλεσμα και τελικά, ο αλγόριθμος επιλέγει μέσω της ψηφοφορίας εκείνο που βρίσκεται σε πλειοψηφία ως το τελικό και μοναδικό του αποτέλεσμα ή αλλιώς έξοδο του μοντέλου.<sup>[11]</sup>



*Εικόνα 2.2.1.1: Δομή του αλγορίθμου Random Forest*

- Gradient Boosted Decision Trees: Ο αλγόριθμος Gradient Boosted Decision Tree ή GBTD βασίζει τη μεθοδολογία του στο συνδυασμό Δέντρων Απόφασης και στο Gradient Boosting. Ουσιαστικά, απαρτίζεται από διαδοχικά δέντρα, το κάθε ένα από τα οποία εκπαιδεύεται σταδιακά με σκοπό τη διόρθωση των σφαλμάτων των προηγούμενων από αυτό δέντρων. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω του αλγορίθμου Gradient Boosting, ο οποίος βελτιστοποιεί μια προκαθορισμένη συνάρτηση απώλειας κατά την προσθήκη νέων δέντρων στο σύνολο. Το κύριο του πλεονέκτημα είναι η εύρεση των μη γραμμικών αλληλεπιδράσεων μεταξύ των δεδομένων κατά τη διαδικασία εκπαίδευσης.<sup>[12]</sup>
- Extreme Gradient Boosting: Ο αλγόριθμος Extreme Gradient Boosting ή XGBoost αποτελεί εξέλιξη του αλγορίθμου Gradient Boosted Decision Trees. Η μεθοδος λειτουργίας του δεν διαφέρει πολύ από εκείνη του προκάτοχού του, αλλά προσφέρει ανεπτυγμένες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως είναι η κανονικοποίηση και η παραλληλη εκπαίδευση, αλλά και ο ορισμός των συναρτήσεων απώλειας και η εκτενής ρύθμιση των υπερπαραμέτρων από τους χρήστες. Τα παραπάνω αποτελούν μια πιο ευέλικτη και ακριβή μέθοδο εφαρμογής του gradient boosting.<sup>[13]</sup>
- Light Gradient Boosting Machine: Ο αλγόριθμος Light Gradient Boosting Machine ή LightGBM αποτελεί άλλο είναι πλαίσιο δεδρωειδής εφαρμογής του

gradient boosting, με κύριο σκοπό την ταχύτητα και την ακρίβεια του μοντέλου μάθησης. Οι κύριες διαφορές που παρουσιάζει σε σύγκριση με αντίστοιχους gradient boosting αλγόριθμους είναι η διαδικασία ανάπτυξης των δέντρων, αλλά και ο βασικός του αλγόριθμος μάθησης. Πιο συγκεκριμένα τα δέντρα του LightGBM δεν κατασκευάζονται επίπεδο προς επίπεδο, αλλά φύλλο προς φύλλο, επιλέγοντας εκείνο που θεωρεί ότι θα φέρει τη μεγαλύτερη μείωση στην απώλεια. Παράλληλα, ο αλγόριθμος μάθησης απόφασης που χρησιμοποιεί δεν βασίζεται στην ταξινόμηση, αλλά σε ιστογράμματα με σκοπό την αποδοτικότητα αλλά και τη μείωση της κατανάλωσης της μνήμης.<sup>[14]</sup>



**Εικόνα 2.2.1.2:** Gradient Boosting και η διαφορά μεταξύ LightGBM και XGBoost

Η αξιολόγηση της επίδοσης το μοντέλων γίνεται μέσω των κριτηρίων της ακρίβειας (accuracy), της ευστοχίας (precision), της ανάκλησης (recall) και του αποτελέσματος f1 (f1 score). Για την ορθή διατύπωση των προαναφερθέντων θα πρέπει να γίνει ορισμός των πιθανών καταστάσεων των εξόδων ενός μοντέλου ταξινόμησης. Στην περίπτωση ενός συνόλου δεδομένων με μεταβλητή εξόδου μια δυαδική μεταβλητή (0 ή 1) παρατηρούνται τέσσερις καταστάσεις εξόδου:<sup>[15]</sup>

1. True Negative (TN): Το δείγμα κατηγοριοποιείται στην κλάση 0 και πραγματικά ανήκει στην κλάση 0.



2. False Negative (FN): Το δείγμα κατηγοριοποιείται στην κλάση 0 ενώ πραγματικά ανήκει στην κλάση 1.
3. True Positive (TP): Το δείγμα κατηγοριοποιείται στην κλάση 1 και πραγματικά ανήκει στην κλάση 1.
4. False Positive (FP): Το δείγμα κατηγοριοποιείται στην κλάση 1 και πραγματικά ανήκει στην κλάση 0.

Οι καταστάσεις True Negative, False Negative, True Positive και False Positive μπορούν να οπτικοποιηθούν σε έναν πίνακα σύγχυσης.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

*Εικόνα 2.1.1.3: Πίνακας Σύγχυσης*

Βάση των παραπάνω, τα κριτήρια επίδοσης ορίζονται ως εξής:

- Ακρίβεια (Accuracy): Ο λόγος των ορθώς ταξινομημένων δειγμάτων ως προς το σύνολο των δειγμάτων.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

(1) Τύπος υπολογισμού της Ακρίβειας

- Ευστοχία (Precision): Ο λόγος των ορθώς θετικών κατηγοριοποιημένων δειγμάτων ως προς το σύνολο των θετικά κατηγοριοποιημένων δειγμάτων.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

(2) Τύπος υπολογισμού της Ευστοχίας

- Ανάκληση (Recall): Ο λόγος των ορθώς θετικών κατηγοριοποιημένων δειγμάτων ως προς το σύνολο των δειγμάτων που ανήκουν στη θετική κλάση.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

(3) Τύπος υπολογισμού της Ανάκλησης

- Αποτέλεσμα F1 (F1-score): Το ημίγειο του γεωμετρικού μέσου όρου προς τον αλγεβρικό μέσο όρο της ευστοχίας και της ανάκλησης:

$$F_1 = \frac{2}{\text{recall}^{-1} + \text{precision}^{-1}} = 2 \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

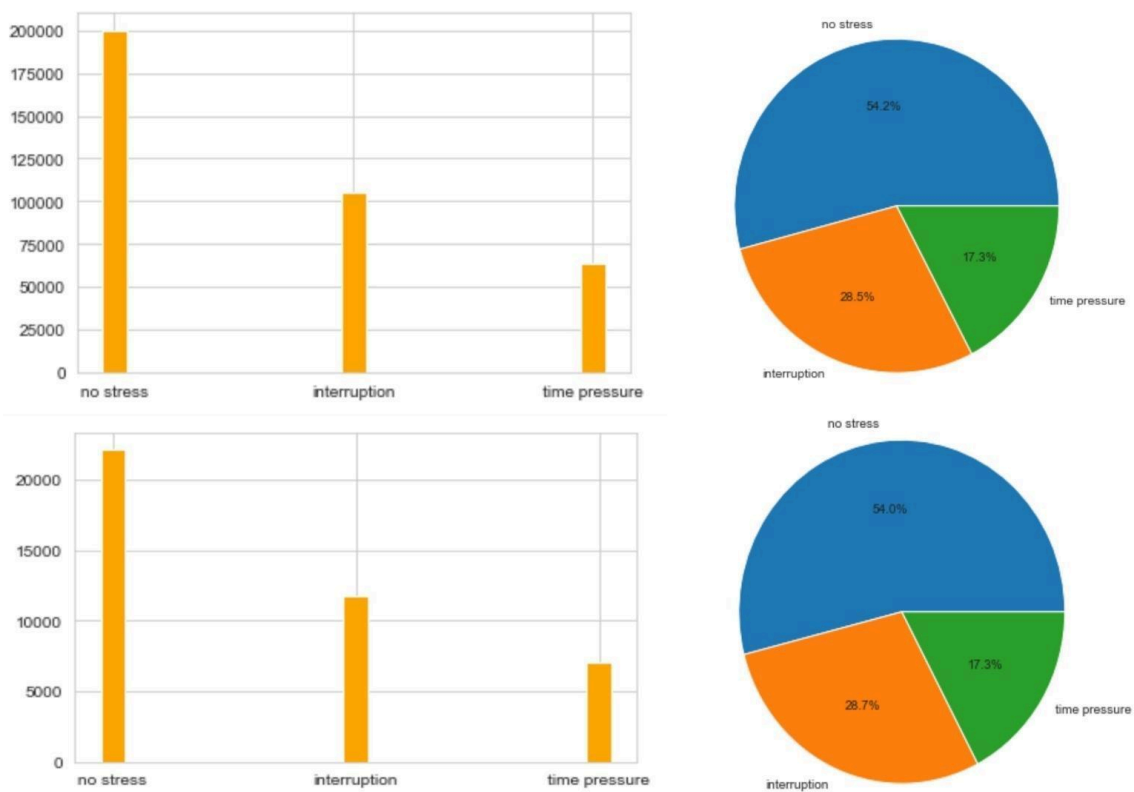
(4) Τύπος υπολογισμού του Αποτελέσματος F1

Δεδομένου ότι η ακρίβεια δεν είναι πάντα επαρκές κριτήριο επίδοσης ενός μοντέλου λόγω το ότι μπορεί να είναι παραπλανητική, χρησιμοποιούνται συνδυαστικά και τα υπόλοιπα κριτήρια για την αξιολόγηση.<sup>[15]</sup>

Για την υλοποίηση των παραπάνω γίνεται χρήση βιβλιοθηκών της γλώσσας προγραμματισμού Python. Χρησιμοποιούνται οι βιβλιοθήκες, Pandas, Numpy, Matplotlib και Seaborn για την ανάλυση και την οπτικοποίηση των δεδομένων και η βιβλιοθήκη Scikit-learn η οποία περιέχει τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης που θα χρησιμοποιηθούν για τη δημιουργία των μοντέλων, αλλά και της Lightgbm και XGBoost. Παράλληλα γίνεται χρήση της βιβλιοθήκης Shap, για την ανάλυση SHAP (Shapley Additive Explanations) που γίνεται στις εξόδους του μοντέλου.

## 2.2.2 Διερευνητική Ανάλυση Δεδομένων

Όπως αναφέρθηκε στην προηγούμενη ενότητα, το σύνολο δεδομένων SWELL-KW αποτελείται από 35 μεταβλητές εισόδου και μία μεταβλητή εξόδου, “condition”, η οποία εμπεριέχει πολλαπλές κλάσεις, “no stress”, “time pressure” και “interruption”. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αποτελούνται από 369.289 δείγματα και τα δεδομένα δοκιμής αποτελούνται από 41.033 δείγματα. Δεν υπάρχουν κενές ή ελλειπόμενες τιμές στο σύνολο των δειγμάτων. Η κατανομή των δειγμάτων στις κλάσεις της μεταβλητής εξόδου παρουσιάζεται στα παρακάτω γραφήματα.



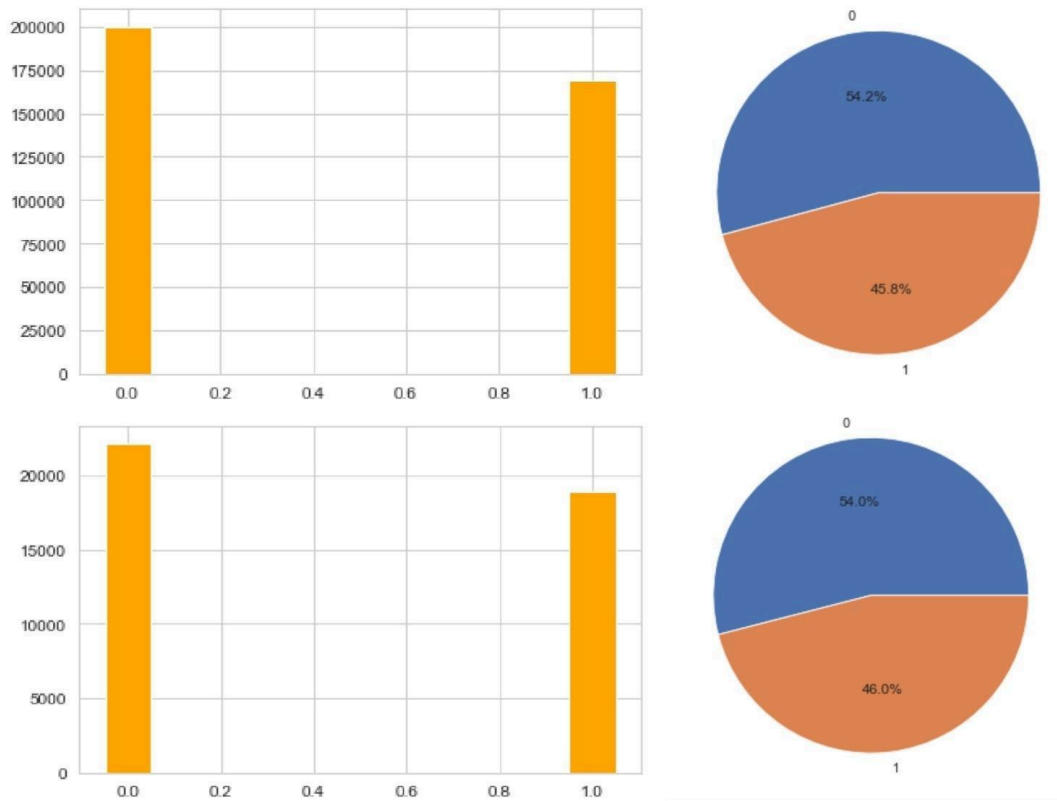
**Εικόνα 2.2.2.1:** Κατανομή των δειγμάτων στο σύνολο δεδομένων SWELL-KW

πάνω: δεδομένα εκπαίδευσης, κάτω: δεδομένα δοκιμής

Με σκοπό την εξισορρόπηση της κατανομής των δειγμάτων στις κλάσεις, γίνεται σύμπτυξη των κλάσεων “time pressure” και “interruption” σε μία. Κατ’ αυτό τον τρόπο, γίνεται παράλληλα και γενικοποίηση του προβλήματος πρόβλεψης στρες. Το νέο σύνολο δεδομένων διατυπώνεται λοιπόν ως εξής:

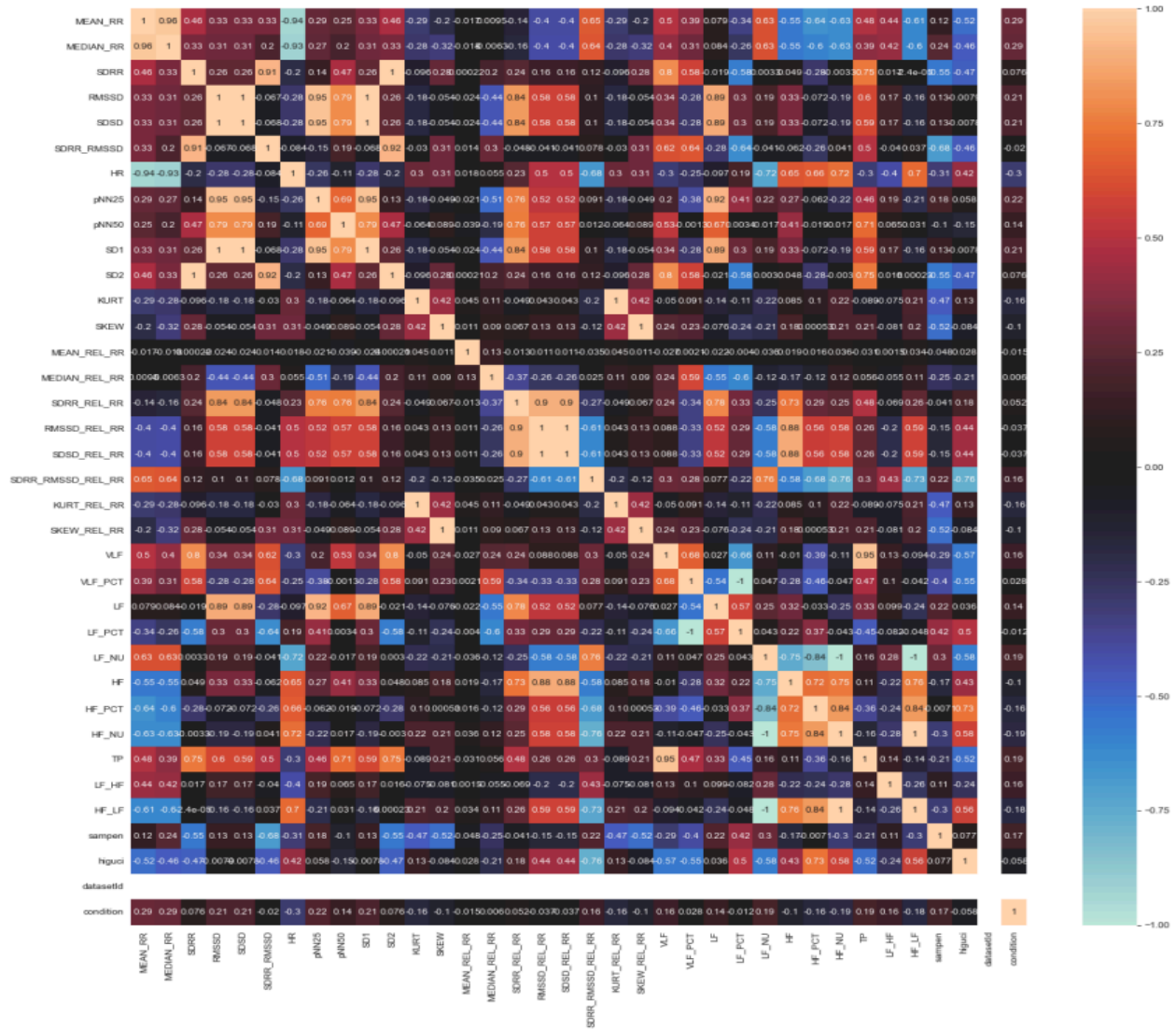
- Κλάση 0 (κατάσταση “no stress”): 200.082 δείγματα στα δεδομένα εκπαίδευσης και 22.158 δείγματα στα δεδομένα δοκιμής.
- Κλάση 1 (κατάσταση “stress”): 169.207 δείγματα στα δεδομένα εκπαίδευσης και 18.875 στα δεδομένα δοκιμής.

Η κατανομή των δειγμάτων στις κλάσεις του νέου συνόλου δεδομένων παρουσιάζεται στο παρακάτω γράφημα.



**Εικόνα 2.2.2.2:** Κατανομή των δειγμάτων στο επεξεργασμένο σύνολο δεδομένων SWELL-KW  
πάνω: δεδομένα εκπαίδευσης, κάτω: δεδομένα δοκιμής

Τα 35 χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων αποτυπώνονται σε παρακάτω πίνακα συσχέτισης Pearson, για την απεικόνιση της ισχύς των γραμμικών σχέσεων που δημιουργούνται μεταξύ τους. Ο συντελεστής συσχέτισης Pearson παίρνει τιμές ανάμεσα στο 1 και στο -1, όπου το 1 το 0 και το -1 υποδυκνύουν αντίστοιχα, απόλυτη θετική συσχέτιση, καθόλου συσχέτιση και απόλυτη αρνητική συσχέτιση.



Εικόνα 2.2.2.3: Πίνακας Συσχέτισης Pearson

Βάση του πίνακα συσχέτισης, παρατηρείται πως υπάρχουν ζεύγη μεταβλητών ανάμεσα στα οποία δημιουργούνται απόλυτα θετικές και απόλυτα αρνητικές γραμμικές σχέσεις.

Τα ζεύγη απόλυτα θετικής συσχέτισης είναι:

1. RMSSD και SDRR
2. SDRR\_RMSSD\_REL\_RR και SDRR\_SDSD\_REL\_RR
3. KURT\_REL\_RR και KURT
4. SKEW\_REL\_RR και SKEW
5. HF\_LF και HF\_NU
6. SD1 και RMSSD

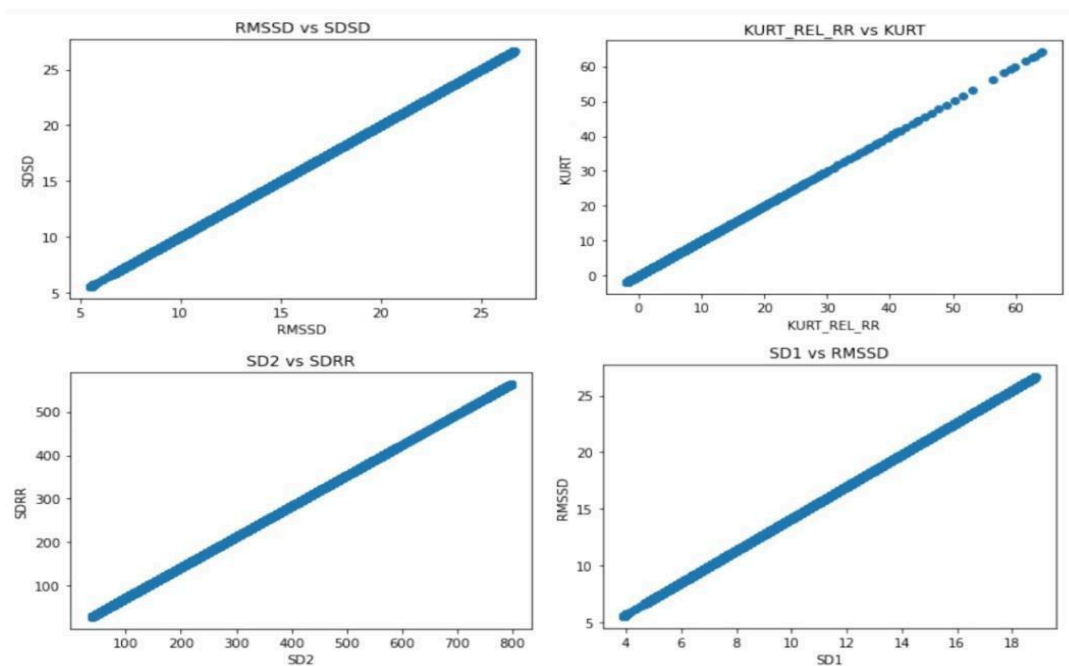
7. SD1 και SDSD

8. SD2 και SDRR

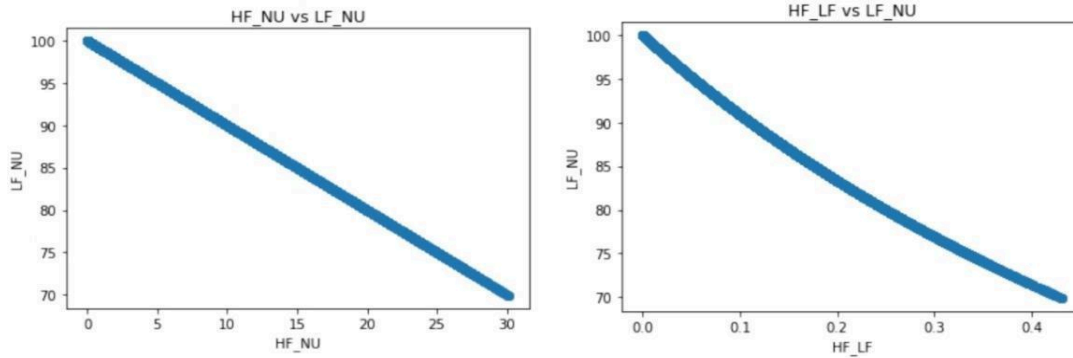
Τα ζεύγη απόλυτα αρνητικής συσχέτισης είναι:

1. HF\_NU και LF\_NU
2. LF\_PCT και VLF\_PCT
3. HF\_LF και LF\_NU

Η γραμμική σχέση μεταξύ των ζευγών αποτυπώνεται στα παρακάτω γραφήματα.



*Εικόνα 2.2.2.4: Γραμμική σχέση μεταξύ ζευγών απόλυτης θετικής συσχέτισης*



*Εικόνα 2.2.2.5: Γραμμική σχέση μεταξύ ζεύγων απόλυτης αρνητικής συσχέτισης*

Γενικότερα ζεύγη υψηλής συσχέτισης δύναται να είναι προβληματικά στη λειτουργία ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης, καθώς οι μεταβλητές δεν φέρουν κάποια επιπρόσθετη πληροφορία, αλλά αυξάνουν την πολυπλοκότητα του αλγορίθμου. Για αυτό το λόγο γίνεται επιλογή μίας εκ των δύο μεταβλητών που απαρτίζει το εκάστοτε ζεύγος, η οποία απορρίπτεται και αφαιρείται από το σύνολο δεδομένων. Για την επιλογή αυτή, αλλά και για την αξιολόγηση της συνολικής σημασίας των μεταβλητών στη διαδικασία πρόβλεψης ενός μοντέλου, γίνεται χρήση του δείκτη Mean Decrease in Impurity (MDI).

Ο δείκτης Mean Decrease in Impurity ή αλλιώς Gini Importance αποτελεί ένα μέσο αξιολόγησης της σημασίας της κάθε μεταβλητής στην κατηγοριοποίηση των δεδομένων και της ομογένειας των κόμβων, ή των φύλλων που προκύπτουν σε έναν αλγόριθμο Random Forest. Υπολογίζεται για κάθε χαρακτηριστικό, ως το άθροισμα του αριθμού των διαχωρισμών των κόμβων που το περιλαμβάνουν (σε όλα τα δέντρα που απαρτίζουν το δάσος), σε αναλογία με τον αριθμό των δειγμάτων που διαχωρίζει. Όσο υψηλότερη είναι η τιμή του δείκτη MDI για μία μεταβλητή, τόσο μεγαλύτερη είναι και η σημασία της για το μοντέλο.<sup>[16]</sup>

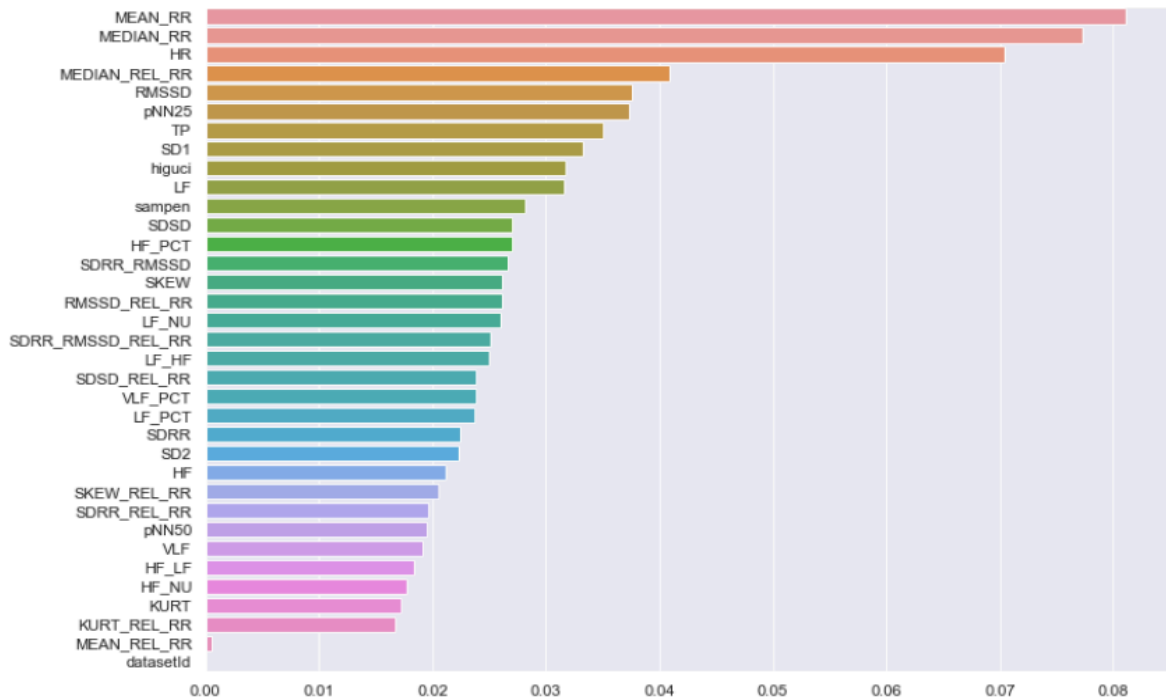
Για τον υπολογισμό του δείκτη γίνεται εκπαίδευση ενός μοντέλου κατηγοριοποίησης Random Forest (A) με τις υπερπαραμέτρους να ρυθμίζονται κατάλληλα για την επίτευξη ενός ποσοστού ακρίβειας 97,9%. Οι υπερμαράμετροι του αριθμού των δέντρων του δάσους (`n_estimators`) και του μέγιστου βάθους των δέντρων (`max_depth`) ορίζονται ως 100 και 9 αντίστοιχα.

Ο υπολογισμός επιτυγχάνεται μέσω της βιβλιοθήκης `scikit-learn` και η σημασία των χαρακτηριστικών παρέχεται από το προσαρμοσμένο χαρακτηριστικό της `feature_importances_`.

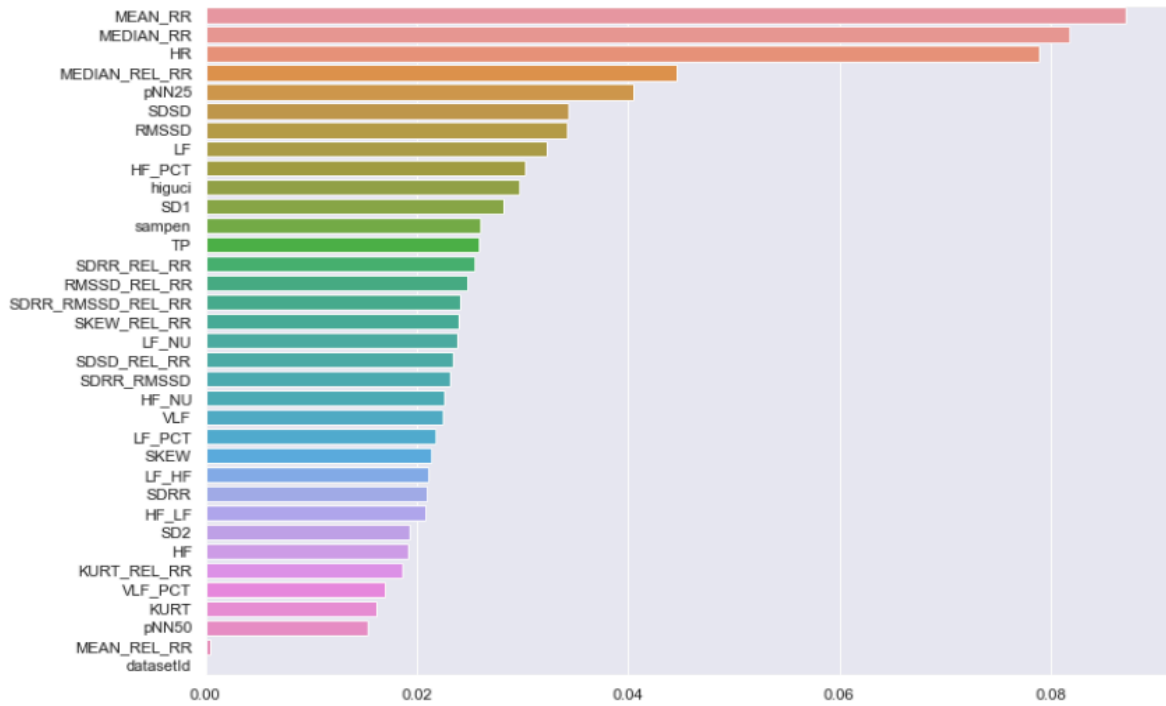
Για την επικαιροποίηση του αποτελέσματος, εκπαιδεύεται ακόμη ένα μοντέλο κατηγοριοποίησης Random Forest (B) με ποσοστό ακρίβειας 98,7%. Για αυτό το μοντέλο, οι υπερπαραμέτροι του αριθμού των δέντρων του δάσους και του βάθους των δέντρων ορίζονται ως 130 και 10 αντίστοιχα. Η διαδικασία υπολογισμού του δείκτη MDI επαναλαμβάνεται και εξάγονται νέες τιμές για το κάθε χαρακτηριστικό.

Εκ του αποτελέσματος της παραπάνω διαδικασίας, υπολογίζεται ο μέσος όρος της τιμής του δείκτη MDI για το κάθε χαρακτηριστικό ανάμεσα στα δύο μοντέλα. Καθ' αυτό τον τρόπο, επιλέγονται τα χαρακτηριστικά των ζευγών υψηλής συσχέτισης με τη μικρότερη τιμή στο δείκτη MDI και αφαιρούνται από το σύνολο δεδομένων.

Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στα παρακάτω γραφήματα. Η σειρά απεικόνισης των χαρακτηριστικών είναι βάση της υψηλότερης τιμής δείκτη MDI. Παράλληλα παρουσιάζεται και ο πίνακας των τιμών για τα χαρακτηριστικά ανά μοντέλο και ο μέσος όρος τους.







**Εικόνα 2.2.2.6:** Τιμές του δείκτη MDI για τα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων SWELL-KW πάνω: μοντέλο A, κάτω: μοντέλο B

Χαρακτηριστικά	Μοντέλο Α	Μοντέλο Β	Μέσος Όρος
Median R R	0.091994	0.072318	0.082156
HR	0.07683	0.072325	0.0745775
Mean R R	0.06414	0.075314	0.069727
MEDIAN_REL_RR	0.043377	0.044491	0.043934
pNN25	0.037969	0.038156	0.0380625
SD1	0.034744	0.032795	0.0337695
SDSD	0.033094	0.030584	0.031839
LF	0.030928	0.030706	0.030817
RMSSD	0.031474	0.029354	0.030414
higuci	0.027402	0.033087	0.0302445
HF_PCT	0.025799	0.030907	0.028353
TP	0.024632	0.031651	0.0281415
VLF_PCT	0.027732	0.027201	0.0274665
SDRR_RMSSD	0.025936	0.027336	0.026636
RMSSD_REL_RR	0.025095	0.026852	0.0259735
SDRR_RMSSD_REL_RR	0.024853	0.026241	0.025547
sampen	0.026014	0.024739	0.0253765
SDSD_REL_RR	0.024199	0.025091	0.024645
SKEW	0.023744	0.024554	0.024149
SDRR_REL_RR	0.023214	0.024609	0.0239115
LF_PCT	0.022813	0.024211	0.023512
SDRR	0.024362	0.022625	0.0234935
SD2	0.023026	0.023567	0.0232965
SKEW_REL_RR	0.024723	0.021839	0.023281
HF_NU	0.022654	0.02026	0.021457
LF_NU	0.022481	0.019569	0.021025
VLF	0.020417	0.020761	0.020589
pNN50	0.019347	0.021426	0.0203865
HF/LF	0.019371	0.020628	0.0199995
KURT	0.020141	0.019663	0.019902
HF	0.021752	0.016839	0.0192955
KURT_REL_RR	0.017635	0.019928	0.0187815
LF/HF	0.017442	0.019664	0.018553
MEAN_REL_RR	0.000667	0.000707	0.000687
datasetId	0	0	0

*Πίνακας 2.2.2.1: Κατανομή των τιμών του δείκτη MDI στα χαρακτηριστικά του συνόλου δεδομένων SWELL-KW*

Βάση της παραπάνω διαδικασίας τα χαρακτηριστικά που επιλέγονται για αφαίρεση από το σύνολο δεδομένων SWELL-KW είναι τα εξής: RMSSD, SDSD, KURT\_REL\_RR, SKEW\_REL\_RR, HF\_LF, SDSD\_REL\_RR, SD2, LF\_NU, LF\_PCT. Παράλληλα επιλέγονται

για αφαίρεση και τα χαρακτηριστικά datasetId και MEAN\_REL\_RR, καθώς παρατηρείται πως ο δείκτης MDI τους είναι μηδενικός και ιδιαίτερα χαμηλός αντίστοιχα.

Τελικά, μετά από την παραπάνω ανάλυση, το σύνολο δεδομένων καταλήγει να περιέχει 24 μεταβλητές εισόδου οι οποίες είναι: MEAN\_RR, MEDIAN\_RR, SDRR, SDRR\_RMSSD, HR, pNN25, pNN50, SD1, KURT, SKEW, MEDIAN\_REL\_RR, SDRR\_REL\_RR, RMSSD\_REL\_RR, SDRR\_RMSSD\_REL\_RR, VLF, VLF\_PCT, LF, HF, HF\_PCT, HF\_NU, TP, LF\_HF, sampen και higuici.

### ***2.2.3 Εκπαίδευση και Αξιολόγηση Μοντέλων Μηχανικής Μάθησης***

Στην παρακάτω ενότητα γίνεται εκπαίδευση μοντέλων Μηχανικής Μάθησης με σκοπό την πρόβλεψη του ψυχικού στρες. Οι υπερπαραμέτροι των μοντέλων ρυθμίζονται ανάλογα με σκοπό τις υψηλότερες τιμές των κριτηρίων αξιολόγησης. Θεωρείται ως αποδεκτό ποσοστό ακρίβειας, ένα ποσοστό ανάμεσα στο 97%-98%. Δεδομένου ότι τα μοντέλα διαχειρίζονται δεδομένα ιατρικής φύσεως, ένα υψηλό ποσοστό ακρίβειας είναι σημαντικό, παρόλα αυτά όσο πιο κοντά είναι στο 100% μπορεί να αποτελέσει ένδειξη του φαινομένου της υπερμοντελοποίησης (overfitting), δηλαδή της μη δυνατότητας γενίκευσης του μοντέλου σε δεδομένα εκτός του συνόλου δεδομένων στο οποίο εκπαιδεύεται.

Για την εκπαίδευση όλων των μοντέλων χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης του SWELL-KW και για την πρόβλεψη χρησιμοποιείται το σύνολο δεδομένων δοκιμής του SWELL-KW. Παράλληλα, για την ανάλυση της επίδρασης των χαρακτηριστικών στην έξοδο του μοντέλου για το εκάστοτε δείγμα, διενεργείται ανάλυση SHAP.

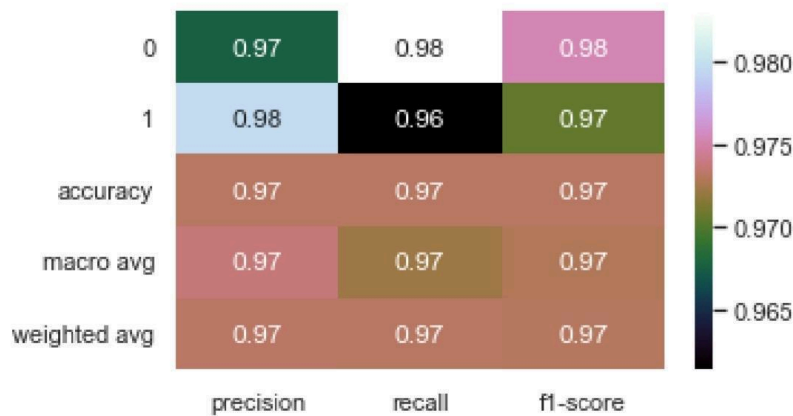
Η ανάλυση SHAP (SHapley Additive exPlanations) των Lundberg και Lee, βασίζεται στη θεωρία των συμμαχικών παιγνίων για τον υπολογισμό των τιμών Shapley. Ο στόχος της μεθοδολογίας αυτής, είναι η εξήγηση της συμβολής μίας μεταβλητής εισόδου στην πρόβλεψη ενός μοντέλου για ένα δείγμα. Ουσιαστικά, αναλύει την πρόβλεψη του μοντέλου στη συνεισφορά της κάθε μεταβλητής στην ώθηση της πρόβλεψης προς μία υψηλότερη ή χαμηλότερη τιμή, δίνοντας της έτσι και μία τιμή SHAP. Στην περίπτωση ενός προβλήματος δυαδικής κατηγοριοποίησης, οι τιμές SHAP ερμηνεύονται ως η συμβολή των μεταβλητών στην μετατόπιση των λογαριθμικών πιθανοτήτων για κάθε ένα δείγμα.<sup>[17]</sup> Ως λογαριθμικές

πιθανότητες (log odds) ορίζεται ο λογάριθμος του λόγου της πιθανότητας πρόβλεψης της θετικής κλάσης (στην περίπτωση δυαδικής κατηγοριοποίησης, κλάση 1) ως προς την πιθανότητα πρόβλεψης της αρνητικής κλάσης (στην περίπτωση δυαδικής κατηγοριοποίησης, κλάση 0). Κατά αυτό τον τρόπο, γίνεται εφικτή η κατανόηση της επιρροής που ασκούν οι διάφορες τιμές των μεταβλητών εισόδου στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης ενός μοντέλου.

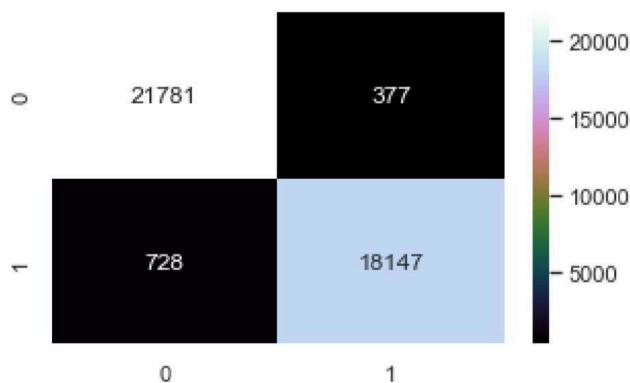
### *Random Forest*

Για την εκπαίδευση του μοντέλου κατηγοριοποίησης Random Forest, οι υπερπαραμέτροι ρυθμίζονται ως εξής: ο αριθμός των δέντρων που περιέχονται στο δάσος (n\_estimators) ορίζεται ως 100, το μέγιστο βάθος των δέντρων (max\_depth) ορίζεται ως 9 και ο ελάχιστος αριθμός των δειγμάτων που χρειάζονται για τον διαχωρισμό ενός εσωτερικού κόμβου ορίζεται ως 4.

Βάση των παραπάνω, το μοντέλο παρουσιάζει ποσοστό ακρίβειας 97,3%. Τα ποσοστά των υπόλοιπων κριτηρίων επίδοσης παρουσιάζονται παρακάτω:



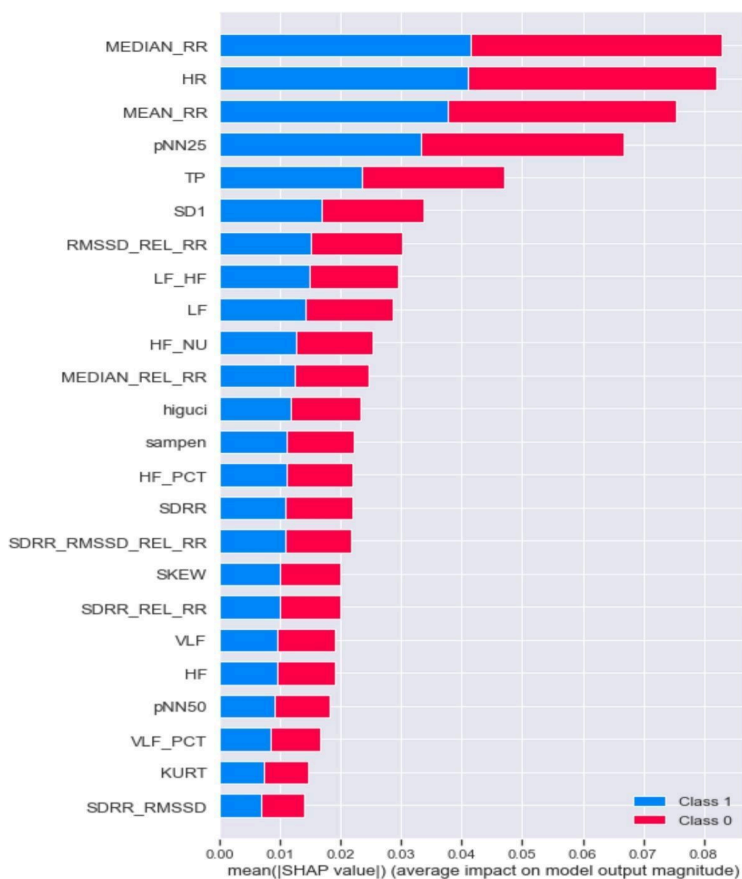
**Πίνακας 2.2.3.2:** Επίδοση μοντέλου Random Forest



*Πίνακας 2.2.3.3: Πίνακας Σύγκρισης μοντέλου Random Forest*

Από τα παραπάνω παρατηρείται πως το μοντέλο είναι ικανό να παράξει αξιόπιστη πρόβλεψη τόσο για την κλάση 0 όσο και για την κλάση 1.

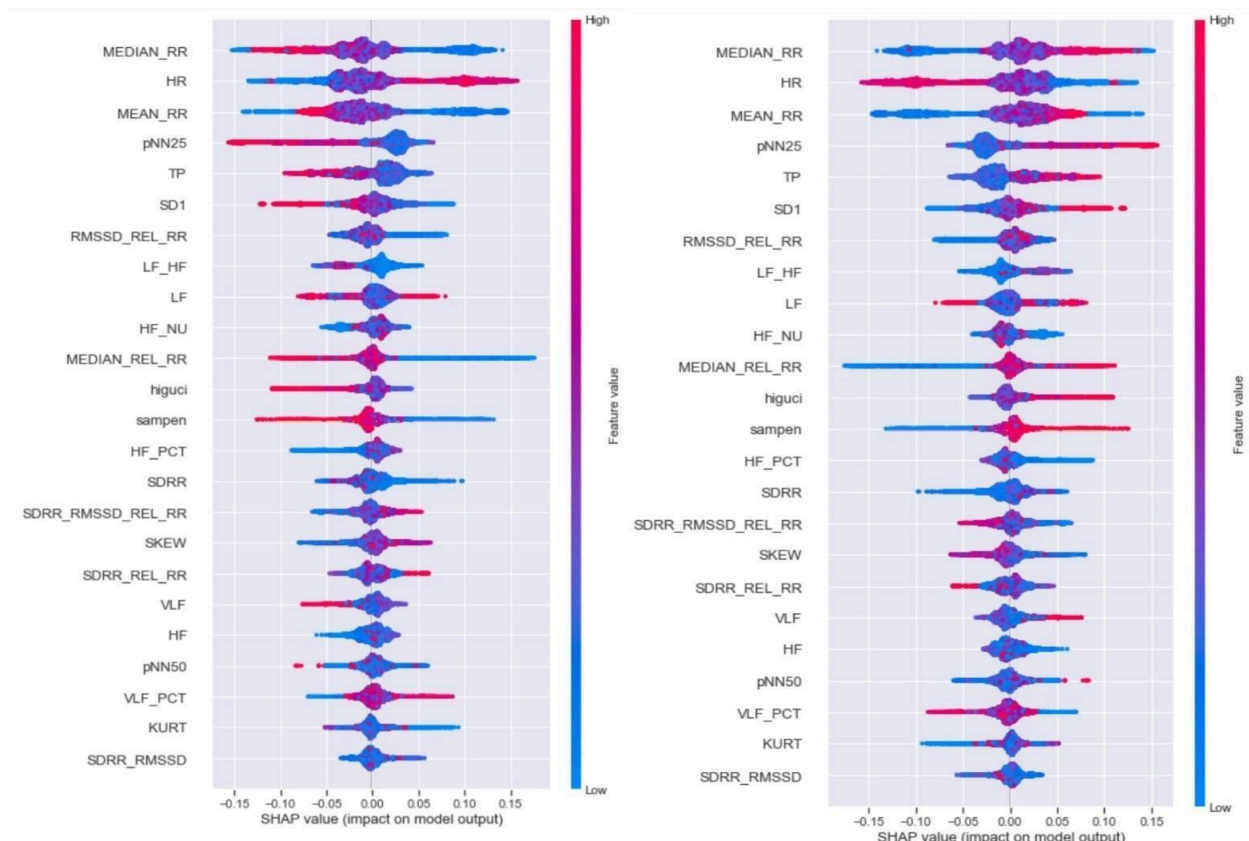
Για την ανάλυση SHAP και την περαιτέρω διερεύνηση της επιρροής των μεταβλητών εισόδου στην πρόβλεψη δημιουργείται αρχικά ένα περιληπτικό γράφημα, summary plot.



*Εικόνα 2.2.3.7: SHAP Summary Plot για το μοντέλο Random Forest*

Στο παραπάνω γράφημα απεικονίζεται η σημασία των μεταβλητών εισόδου για την πρόβλεψη του μοντέλου κατηγοριοποίησης Random Forest, βάση της απόλυτης μέσης τιμής των τιμών SHAP της κάθε μεταβλητής. Παρατηρείται ότι με μεγάλη διαφορά, οι πιο επιδραστικές μεταβλητές για την πρόβλεψη και των δύο κλάσεων στο σύνολο των δειγμάτων του μοντέλου είναι οι μεταβλητές MEDIAN\_RR, HR, MEAN\_RR, pNN25 και TP.

Εμβαθύνοντας, γίνεται περαιτέρω ανάλυση για την εκάστοτε κλάση του συνόλου δεδομένων δοκιμής του μοντέλου. Οι τιμές SHAP των μεταβλητών απεικονίζονται σε ένα διάγραμμα beeswarm. Η σειρά εμφάνισης των μεταβλητών ορίζεται βάση της σημασίας τους.



**Εικόνα 2.2.3.8:** SHAP Beeswarm Plot για το μοντέλο Random Forest

αριστερά: κλάση 0, δεξιά: κλάση 1

Κάθε τελεία αντικατοπτρίζει ένα δείγμα του συνόλου δεδομένων και τοποθετείται βάση της τιμής SHAP της κάθε μεταβλητής, ή με άλλα λόγια υποδεικνύει τη τιμή SHAP μίας μεταβλητής για κάθε δείγμα του συνόλου. Το χρώμα της κάθε τελείας υποδεικνύει τη πραγματική τιμή της

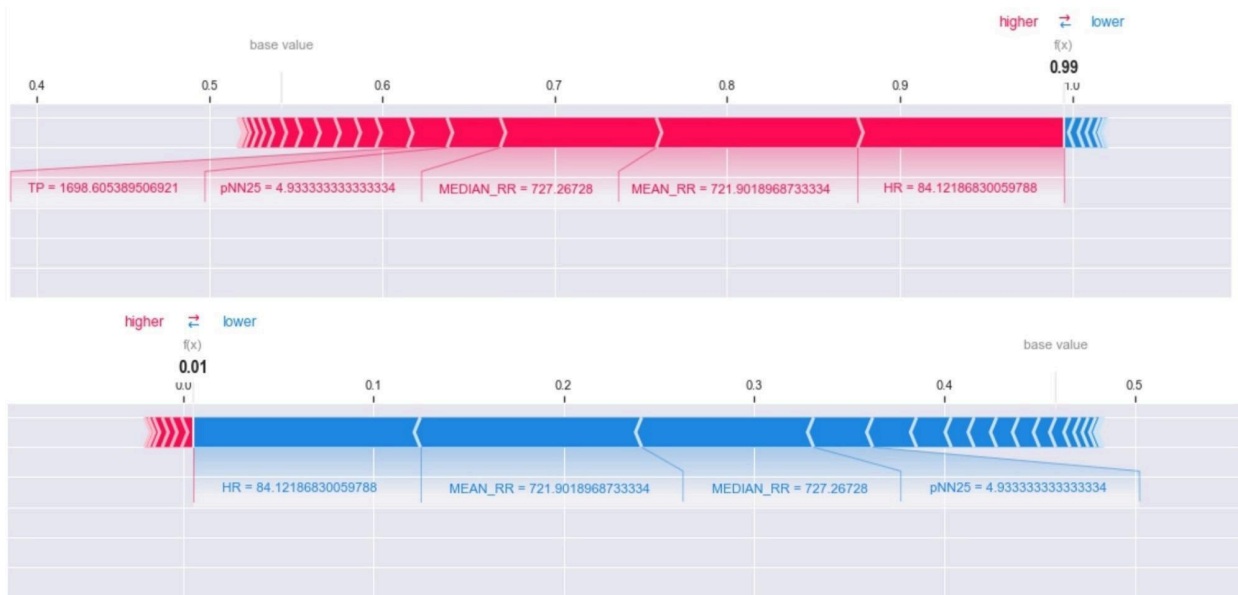
κάθε μεταβλητής για κάθε δείγμα, με το κόκκινο να επισημαίνει υψηλή τιμή και το μπλε χαμηλή τιμή. Οι αρνητικές τιμές SHAP υποδεικνύουν αρνητική επίδραση στις λογαριθμικές πιθανότητες (μετατόπιση της πρόβλεψης προς την μη στοχευμένη κλάση) και οι θετικές υποδεικνύουν θετική επίδραση στις λογαριθμικές πιθανότητες (μετατόπιση της πρόβλεψης προς τη κλάση στόχο). Παρατηρείται πως τα διαγράμματα είναι μεταξύ τους ανεστραμμένα ως προς τον άξονα των  $y$  καθώς το πρώτο περιγράφει τις τιμές SHAP για τη πρόβλεψη με στόχο τη κλάση 0 και το δεύτερο τις τιμές SHAP για τη πρόβλεψη με στόχο τη κλάση 1.

Ενδεικτικά για τις μεταβλητές μεγαλύτερης σημασίας και χρησιμοποιώντας το διάγραμμα κλάσης στόχου 0, εξάγονται τα παρακάτω συμπεράσματα:

1. Όσον αφορά τη μεταβλητή MEDIAN\_RR, στις υψηλές τιμές της μεταβλητής αποδίδονται κυρίως αρνητικές τιμές SHAP, δηλαδή μετατοπίζουν την πρόβλεψη προς την κλάση 1. Αντίθετα, θετικές τιμές SHAP αποδίδονται κατά πλειοψηφία στις χαμηλές τιμές της μεταβλητής, οι οποίες μετατοπίζουν την πρόβλεψη προς την κλάση 0. Πιο απλά όσο πιο υψηλή είναι η τιμή της μεταβλητής MEDIAN\_RR, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 1 και αντίστοιχα, όσο πιο χαμηλή είναι η τιμή της, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 0.
2. Για τη μεταβλητή HR ισχύει το αντίστροφο, καθώς παρατηρείται πως οι υψηλές τιμές της μεταβλητής έχουν θετική τιμή SHAP και οι χαμηλές, αρνητική. Έτσι, εξάγεται το συμπέρασμα ότι όσο υψηλότερη είναι η τιμή της μεταβλητής, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει τη κλάση 0 και όσο χαμηλότερη είναι η τιμή της μεταβλητής, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 1.
3. Αναφορικά με τη μεταβλητή MEAN\_RR, η σχέση μεταξύ της τιμής της και την επιρροή της στην πρόβλεψη μίας κλάσης δεν είναι τόσο προφανής, καθώς οι χαμηλές τιμές της μεταβλητής φέρουν και αρνητικές και θετικές τιμές SHAP. Παρόλα αυτά, οι υψηλές τιμές της μεταβλητής φέρουν κατά κύριο λόγο αρνητικές τιμές SHAP. Συνεπώς, όσο υψηλότερη είναι η τιμή της μεταβλητής MEAN\_RR, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 1.
4. Οι τιμές των μεταβλητών pNN25 και TP, έχουν παρόμοια επιρροή στην πρόβλεψη της κλάσης. Και για τις δύο μεταβλητές οι υψηλές τιμές συνοδεύονται από αρνητικές τιμές SHAP και οι χαμηλές από θετικές τιμές SHAP. Συμπερασματικά, όσο υψηλότερη τιμή

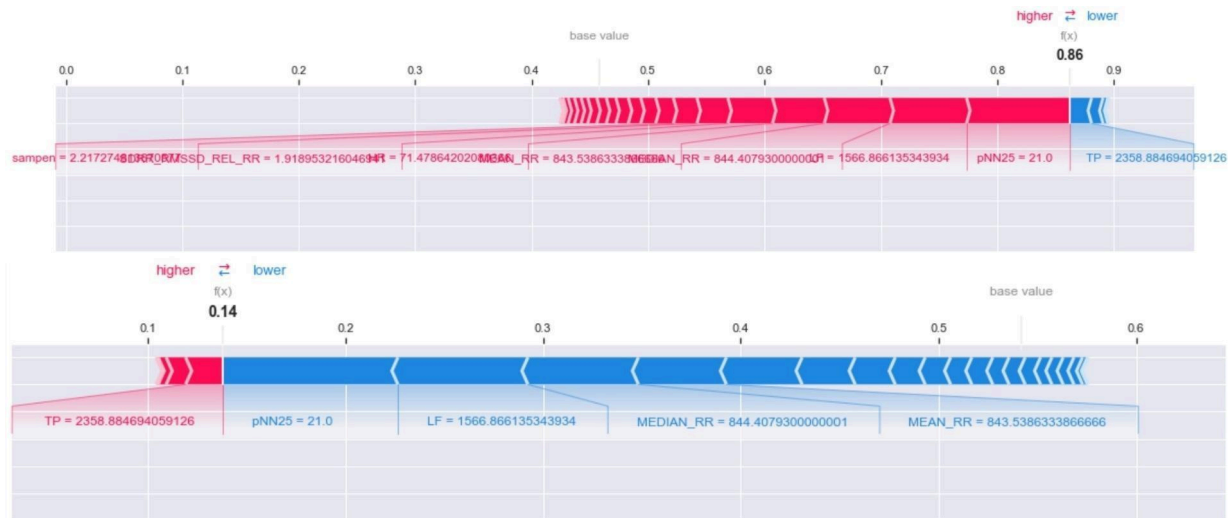
έχουν οι μεταβλητές, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 1 και αντίστοιχα, όσο χαμηλότερες, τόσο πιο πιθανό το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 0.

Οι παραπάνω σχέσεις μπορούν να αποτυπωθούν και σε διαγράμματα force για το πρώτο και δεύτερο δείγμα των δεδομένων δοκιμής. Για το πρώτο δείγμα (δείγμα 0) το μοντέλο δίνει ως αποτέλεσμα πρόβλεψης την κλάση 0, ενώ για το δεύτερο δείγμα δίνει την κλάση 1. Παρόλα αυτά για την δημιουργία των διαγραμμάτων και την οπτικοποίηση της επιρροής των μεταβλητών στην πρόβλεψη, δίνονται και οι δύο κλάσεις σαν κλάσεις στόχοι και για τα δύο δείγματα.



**Εικόνα 2.2.3.9:** SHAP Force Plot για το δείγμα 0  
πάνω: στόχος η κλάση 0, κάτω: στόχος η κλάση 1





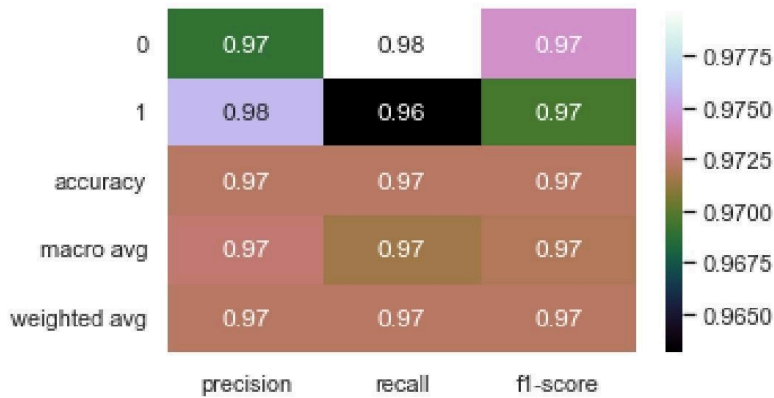
**Εικόνα 2.2.3.9:** SHAP Force Plot για το δείγμα 1  
 πάνω: στόχος η κλάση 1, κάτω: στόχος η κλάση 0

Βάση των παραπάνω παρατηρείται πιο καθαρά πως η τιμή μίας μεταβλητής δύναται να επηρεάσει το αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Πιο αναλυτικά στο δείγμα 0, οι τιμές των μεταβλητών φαίνεται να επηρεάζουν θετικά το αποτέλεσμα της πρόβλεψης στο πρώτο διάγραμμα, μετατοπίζοντας θετικά και τις λογαριθμικές πιθανότητες. Αυτό απορρέει από το γεγονός ότι για το πρώτο διαγραμμα έχει τεθεί ως κλάση στόχος η κλάση 0, που είναι και η κλάση που προβλέπει το μοντέλο για το συγκεκριμένο δείγμα. Αντίθετα για την κλάση στόχο 1, παρατηρείται πως οι τιμές των μεταβλητών επηρεάζουν αρνητικά του αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Αντίστοιχα για το δείγμα 1 στο πρώτο διάγραμμα με κλάση στόχο 1, που είναι και η πραγματική πρόβλεψη του μοντέλου για το δείγμα αυτό, οι τιμές των μεταβλητών παρουσιάζουν θετική επιρροή στις λογαριθμικές πιθανότητες, σε αντίθεση με το δεύτερο διάγραμμα με κλάση στόχο 0 που παρουσιάζουν αρνητική επιρροή.

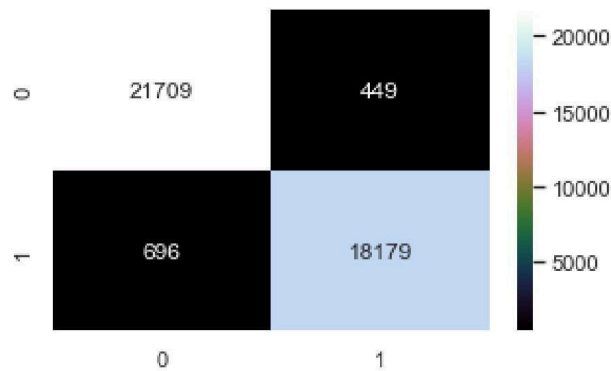
### Gradient Boosted Decision Trees

Για την εκπαίδευση του μοντέλου κατηγοριοποίησης Gradient Boosted Decision Trees, οι υπερπαραμέτροι ρυθμίζονται ως εξής: ο αριθμός των δέντρων που περιέχονται στο δάσος (n\_estimators) ορίζεται ως 8 και το μέγιστο βάθος των δέντρων (max\_depth) ορίζεται ως 10.

Βάση των παραπάνω, το μοντέλο παρουσιάζει ποσοστό ακρίβειας 97,2%. Τα ποσοστά των υπόλοιπων κριτηρίων επίδοσης παρουσιάζονται παρακάτω:



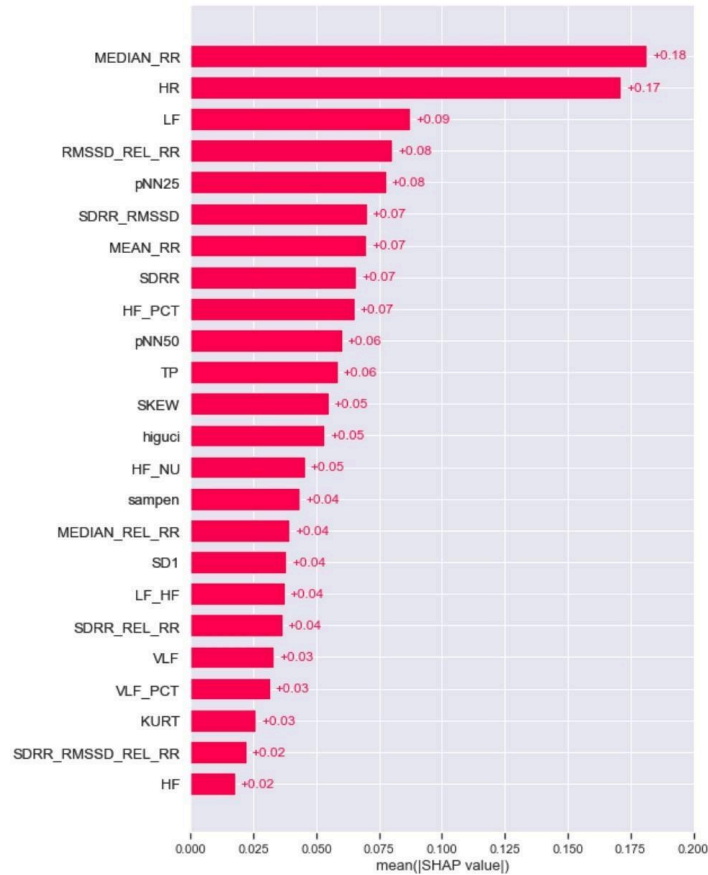
**Εικόνα 2.2.3.10:** Επίδοση μοντέλου Gradient Boosted Decision Trees



**Εικόνα 2.2.3.11:** Πίνακας Σύγκρισης μοντέλου Gradient Boosted Decision Trees

Βάση των παραπάνω παρατηρείται πως το μοντέλο είναι ικανό να παράξει αξιόπιστη πρόβλεψη τόσο για την κλάση 0 όσο και για την κλάση 1.

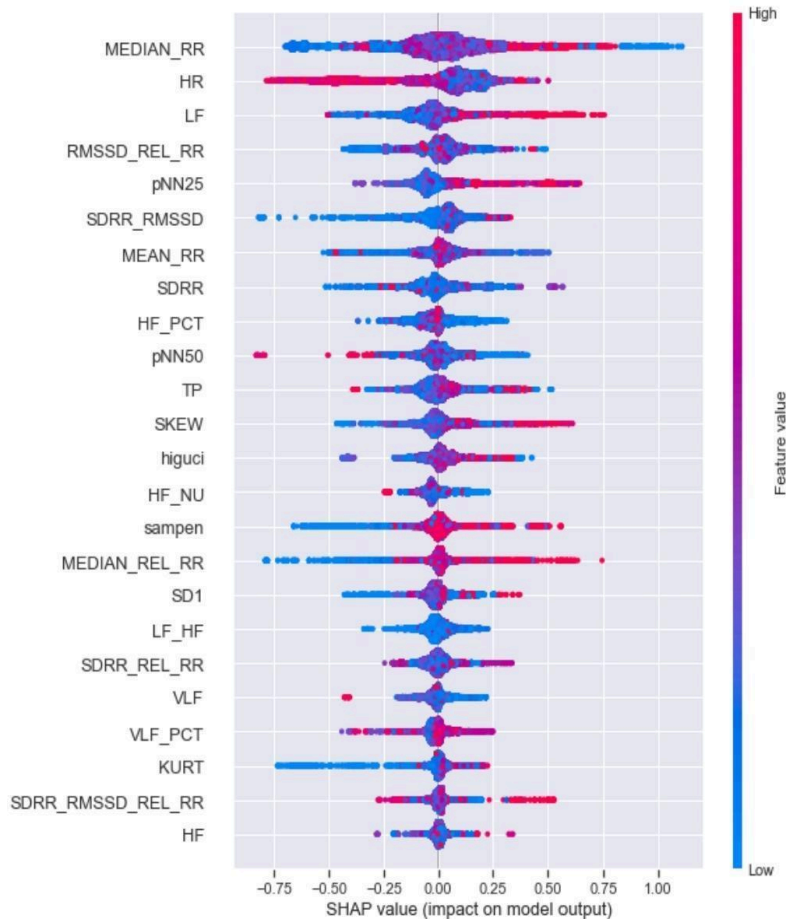
Για την ανάλυση SHAP και την περαιτέρω διερεύνηση της επιρροής των μεταβλητών εισόδου στην πρόβλεψη δημιουργείται αρχικά ένα γράφημα bar plot.



*Εικόνα 2.2.3.12: SHAP Bar Plot για το μοντέλο Gradient Boosted Decision Trees*

Στο παραπάνω γράφημα απεικονίζεται η σημασία των μεταβλητών εισόδου για την πρόβλεψη του μοντέλου κατηγοριοποίησης Gradient Boosted Decision Trees, βάση της απόλυτης μέσης τιμής των τιμών SHAP της κάθε μεταβλητής. Παρατηρείται ότι με μεγάλη διαφορά, οι πιο επιδραστικές μεταβλητές για την πρόβλεψη και των δύο κλάσεων στο σύνολο των δειγμάτων του μοντέλου είναι οι μεταβλητές MEDIAN\_RR και HR τις οποίες ακολουθούν οι LF, RMSSD\_REL\_RR και pNN25.

Παρακάτω, γίνεται περαιτέρω ανάλυση για την εκάστοτε κλάση του συνόλου δεδομένων δοκιμής του μοντέλου. Οι τιμές SHAP των μεταβλητών απεικονίζονται σε ένα διάγραμμα beeswarm. Η σειρά εμφάνισης των μεταβλητών ορίζεται βάση της σημασίας τους.



**Εικόνα 2.2.3.13:** SHAP Beeswarm Plot για το μοντέλο Gradient Boosted Decision Trees

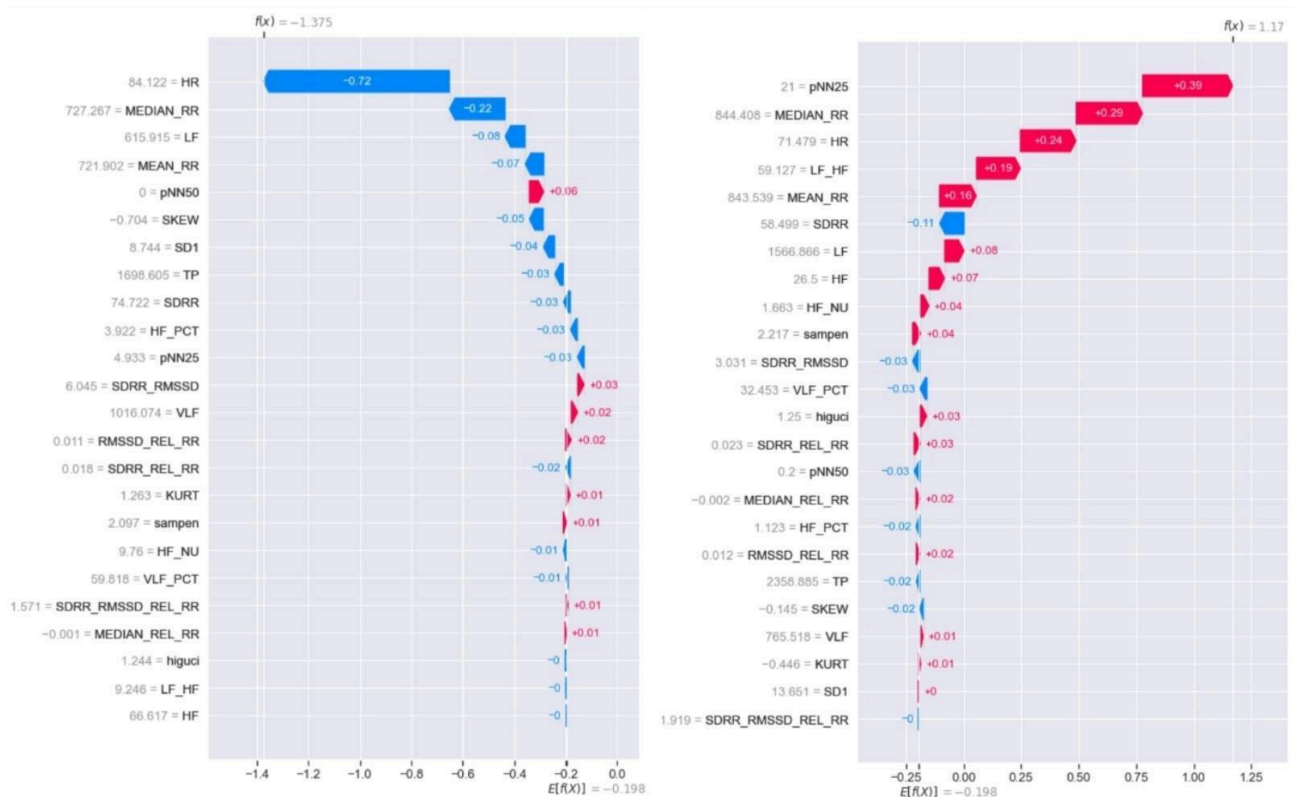
Τα χαρακτηριστικά του διαγράμματος είναι αντίστοιχα με εκείνα του Random Forest με τη μόνη διαφορά να είναι, ότι η κλάση στόχος είναι προκαθορισμένα η θετική κλάση, δηλαδή η κλάση 1. Συνεπώς η περιγραφή θετικής επιρροής μιας μεταβλητής στην πρόβλεψη αναφέρεται σε μετατόπιση των λογαριθμικών πιθανοτήτων ως προς την πρόβλεψη της κλάσης 1 και αντίστοιχα η αρνητική, ως προς την πρόβλεψη της κλάσης 0.

Ενδεικτικά για τις υψηλότερες σε σημασία μεταβλητές, εξάγονται τα παρακάτω συμπεράσματα:

1. Αναφορικά με τη μεταβλητή MEDIAN\_RR, η διεξαγωγή συμπερασμάτων δεν είναι ξεκάθαρη, καθώς χαμηλές τιμές της μεταβλητής φέρουν και αρνητικές αλλά και θετικές τιμές SHAP. Παρόλα αυτά, οι υψηλές τιμές της κατά πλειοψηφία αντιστοιχούνται σε θετικές τιμές SHAP και συνεπώς, γίνεται κατανοητό πως υψηλότερες τιμές της μεταβλητής MEDIAN\_RR συμβάλλουν σε υψηλότερη πιθανότητα πρόβλεψης της κλάσης 1.

2. Για τη μεταβλητή HR παρατηρείται πως οι υψηλές τιμές της κατανέμονται σε αρνητικές τιμές SHAP, σε αντίθεση με τις χαμηλές τιμές της που κατανέμονται σε θετικές. Ως εκ τούτου, όσο πιο υψηλή η τιμή της μεταβλητής, τόσο πιο πιθανή είναι η πρόβλεψη της κλάσης 0 και όσο πιο χαμηλή η τιμή της, τόσο πιο πιθανή είναι η πρόβλεψη της κλάσης 1.
3. Το αντίθετο με την μεταβλητή HR, παρατηρείται για τις μεταβλητές LF και pNN25, όπου οι υψηλές τιμές τους μεταβάλλουν την πιθανότητα της πρόβλεψης ως προς την κλάση 1 και οι χαμηλές ως προς την κλάση 0.
4. Η επίδραση των τιμών της μεταβλητής RMSSD\_REL\_RR στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης δεν είναι ξεκάθαρη, καθώς η μεταβλητή απαρτίζεται κυρίως από χαμηλές τιμές οι οποίες κατανέμονται σχεδόν ισάξια στις αρνητικές και θετικές SHAP τιμές.

Οι παραπάνω σχέσεις αποτυπώνονται και σε διαγράμματα waterfall για το πρώτο και δεύτερο δείγμα των δεδομένων ελέγχου.



**Εικόνα 2.2.3.14:** SHAP Waterfall Plot για το μοντέλο Gradient Boosted Decision Trees

αριστερά: δείγμα 0, δεξιά: δείγμα 1

Βάση των παραπάνω διαγραμμάτων, καθιστάται εφικτή η απεικόνιση της επιρροής των μεταβλητών του μοντέλου στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης για το εκάστοτε δείγμα. Στα αριστερά των μεταβλητών αναγράφονται οι πραγματικές τιμές τους για το κάθε δείγμα και η κατανομή τους γίνεται βάση της σημασίας της εκάστοτε μεταβλητής στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης.

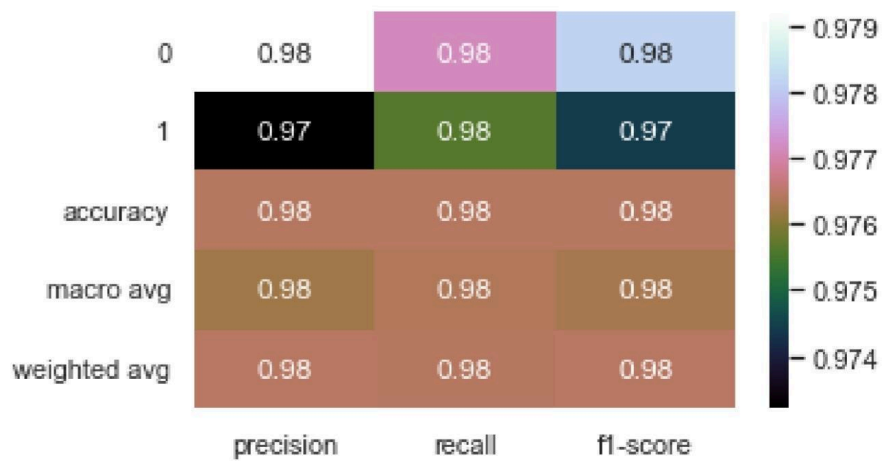
Για το δείγμα 0 (πραγματική τιμή πρόβλεψης μοντέλου η κλάση 0), παρατηρείται πως η τιμή της μεταβλητής HR μεταβάλλει αρνητικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης για τη θετική κλάση του μοντέλου, όπως και οι τιμές των μεταβλητών MEDIAN\_RR, LF και MEAN\_RR, κατά 0,72, 0,22, 0,08 και 0,07 αντίστοιχα. Αντίθετα οι τιμές των μεταβλητών pNN50, SDRR\_RMSSD, VLF και RMSSD\_REL\_RR μεταβάλλουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης της θετικής κλάσης κατά 0,06, 0,03, 0,02 και 0,02 αντίστοιχα.

Για το δείγμα 1 (πραγματική τιμή πρόβλεψης μοντέλου η κλάση 1), παρατηρείται πως οι τιμές των μεταβλητών pNN25, MEDIAN\_RR, HR και LF\_HF μεταβάλουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης της θετικής κλάσης κατά 0,39, 0,29, 0,24 και 0,19 αντίστοιχα. Αντίθετα, οι τιμές των μεταβλητών SDRR, SDRR\_RMSSD, VLF\_PCT και pNN50, μεταβάλουν αρνητικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης της θετικής κλάσης κατά 0,11, 0,03, 0,03 και 0,03 αντίστοιχα.

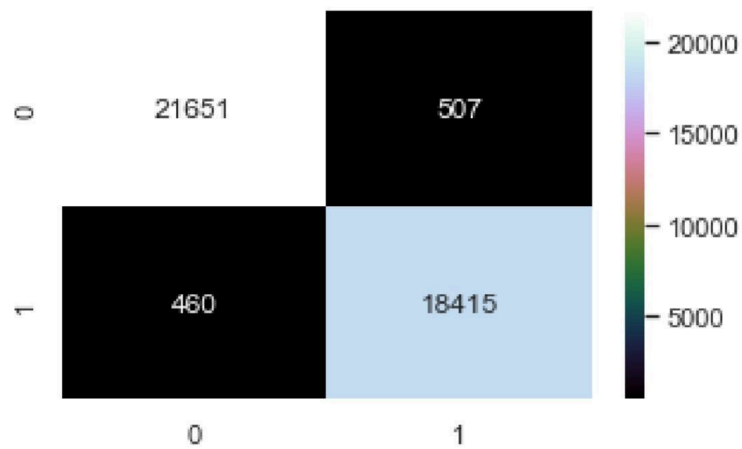
### *Extreme Gradient Boosting*

Για την εκπαίδευση του μοντέλου κατηγοριοποίησης Extreme Gradient Boosting (XGBoost), οι υπερπαραμέτροι ρυθμίζονται ως εξής: ο αριθμός των δέντρων που περιέχονται στο δάσος (`n_estimators`) ορίζεται ως 500, το μέγιστο βάθος των δέντρων (`max_depth`) ορίζεται ως 2, ο μαθησιακός στόχος του μαθησιακού έργου (`objective`) ορίζεται ως `binary:logistic`, ο αλγόριθμος κατασκευής δέντρων (`tree_method`) ορίζεται ως `hist` και ο ρυθμός εκμάθησης (`eta`) ορίζεται ως 0,2.

Βάση των παραπάνω, το μοντέλο παρουσιάζει ποσοστό ακρίβειας 97,6%. Τα ποσοστά των υπόλοιπων κριτηρίων επίδοσης παρουσιάζονται παρακάτω:



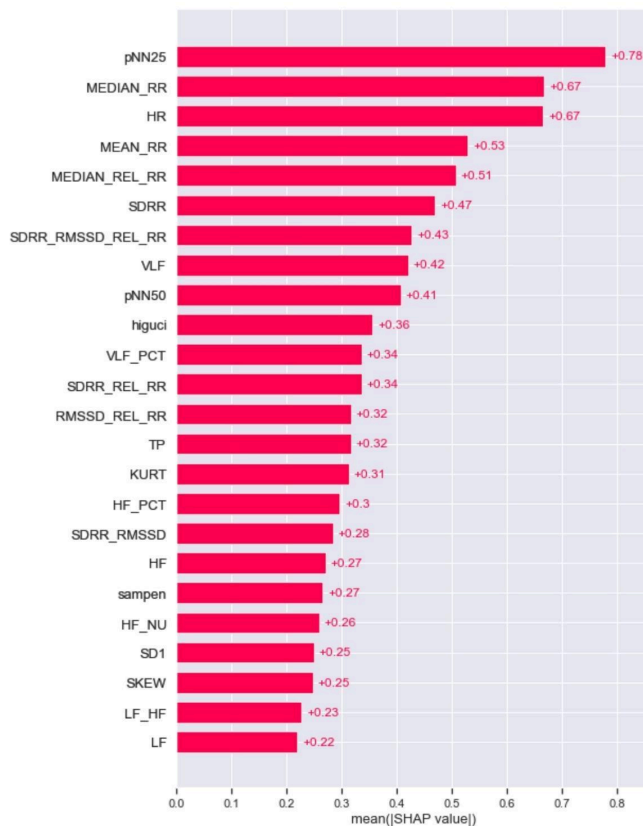
Εικόνα 2.2.3.15: Επίδοση μοντέλου XGBoost



Εικόνα 2.2.3.15: Πίνακας Σύγκρισης μοντέλου XGBoost

Βάση των παραπάνω παρατηρείται πως το μοντέλο είναι ικανό να παράξει αξιόπιστη πρόβλεψη τόσο για την κλάση 0 όσο και για την κλάση 1.

Για την ανάλυση SHAP και την περαιτέρω διερεύνηση της επιρροής των μεταβλητών εισόδου στην πρόβλεψη, δημιουργείται αρχικά ένα γράφημα bar plot.

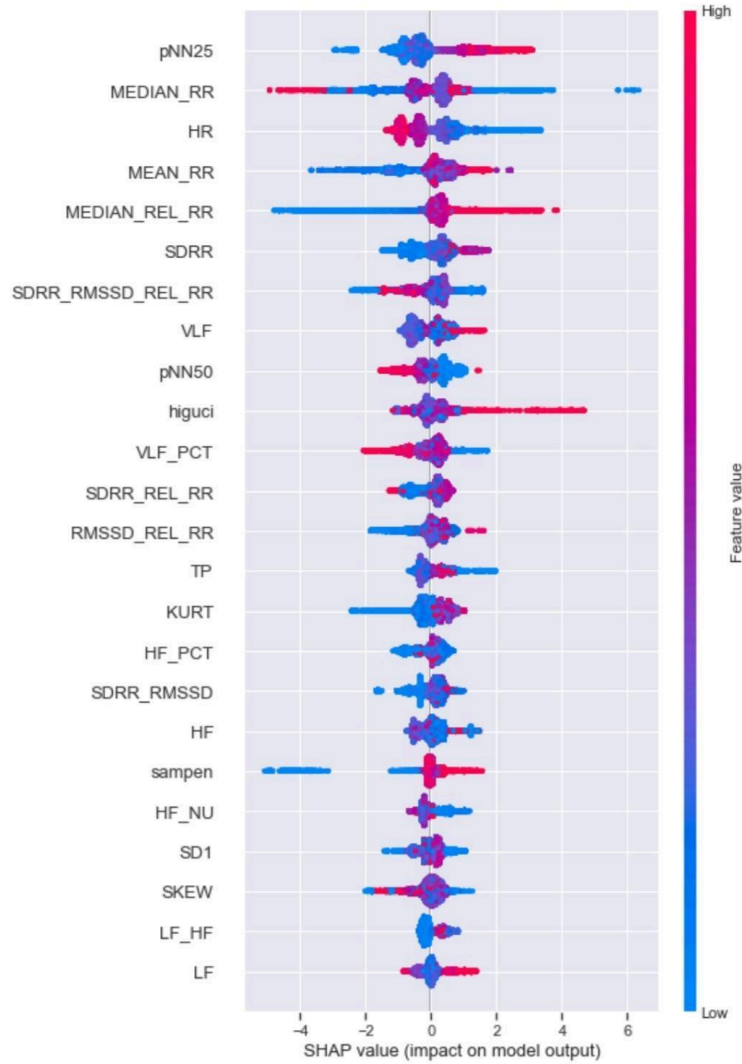


**Εικόνα 2.2.3.16:** SHAP Bar Plot για το μοντέλο XGBoost

Στο παραπάνω γράφημα απεικονίζεται η σημασία των μεταβλητών εισόδου για την πρόβλεψη του μοντέλου κατηγοριοποίησης XGBoost, βάση της απόλυτης μέσης τιμής των τιμών SHAP της κάθε μεταβλητής. Παρατηρείται ότι οι πιο επιδραστικές μεταβλητές για την πρόβλεψη και των δύο κλάσεων στο σύνολο των δειγμάτων του μοντέλου είναι οι μεταβλητές pNN25, MEDIAN\_RR, HR, MEAN\_RR και MEDIAN\_REL\_RR.

Εν συνεχεία, γίνεται περαιτέρω ανάλυση για την εκάστοτε κλάση του συνόλου δεδομένων δοκιμής του μοντέλου. Οι τιμές SHAP των μεταβλητών απεικονίζονται σε ένα διάγραμμα beeswarm. Η σειρά εμφάνισης των μεταβλητών ορίζεται βάση της σημασίας τους.





*Εικόνα 2.2.3.17: SHAP Beeswarm Plot για το μοντέλου XGBoost*

Τα χαρακτηριστικά του διαγράμματος είναι αντίστοιχα με εκείνα του Gradient Boosted Decision Trees, με τη κλάση στόχο να είναι προκαθορισμένα η θετική κλάση, δηλαδή η κλάση 1. Κατ'αντιστοιχία, ως θετική επιρροή μιας μεταβλητής στην πρόβλεψη ορίζεται η μετατόπιση των λογαριθμικών πιθανοτήτων ως προς την πρόβλεψη της κλάσης 1 και ως αρνητική, η μετατόπιση προς την πρόβλεψη της κλάσης 0.

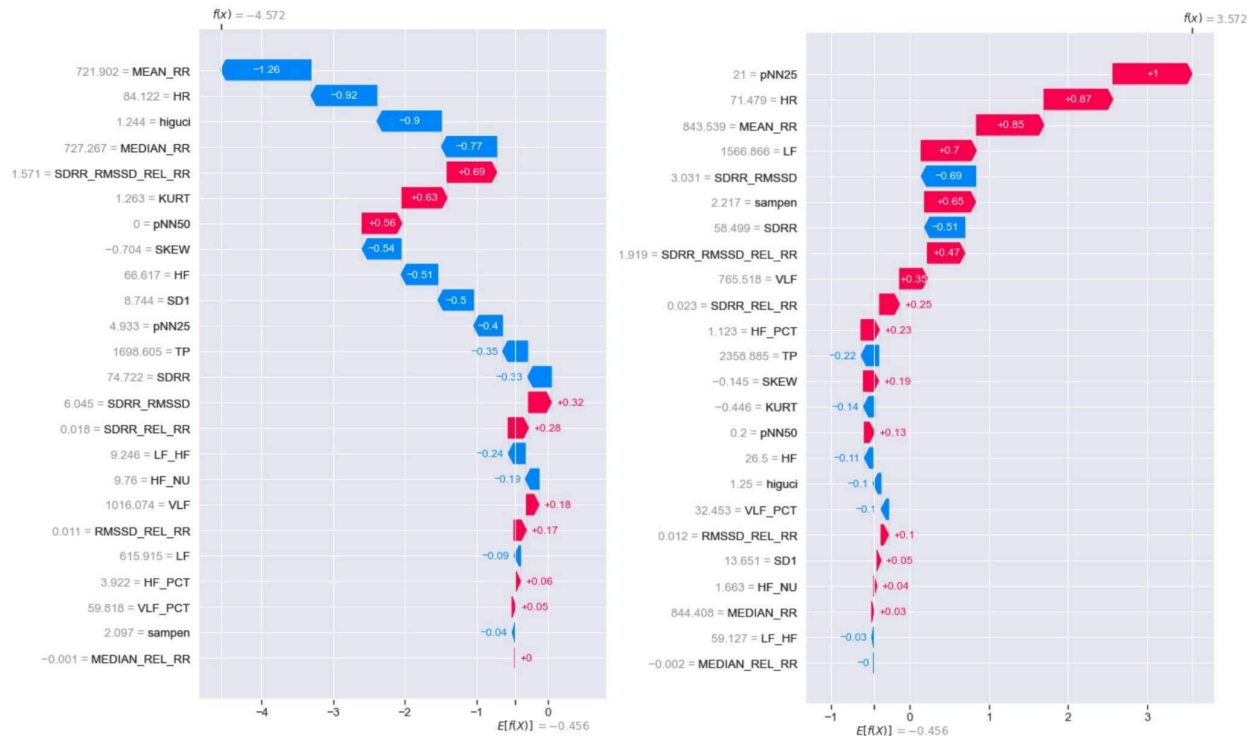
Ενδεικτικά για τις υψηλότερες σε σημασία μεταβλητές, παρατηρούνται τα παρακάτω:

1. Οι χαμηλές τιμές της μεταβλητής pNN25 φέρουν αρνητικές τιμές SHAP και συνεπώς μετατοπίζουν αρνητικά τις λογαριθμικές πιθανότητες ως προς την πρόβλεψη της κλάσης 0. Αντίθετα οι υψηλές τιμές της μεταβλητής μετατοπίζουν θετικά τις λογαριθμικές

πιθανότητες προς την πρόβλεψη της κλάσης 1, δεδομένου ότι φέρουν θετικές τιμές SHAP.

2. Βάση της κατανομής των τιμών της μεταβλητής MEDIAN\_RR στις τιμές SHAP, δεν είναι εφικτή η διατύπωση μιας ξεκάθαρης ερμηνείας για την επιρροή των τιμών της μεταβλητής στο αποτέλεσμα του μοντέλου. Παρατηρείται παρόλα αυτά, πως θετικές τιμές SHAP αποδίδονται κατά πλειοψηφία σε χαμηλές τιμές της μεταβλητής. Συνεπώς όσο πιο χαμηλή είναι η τιμή της μεταβλητής MEDIAN\_RR, τόσο πιο πιθανή είναι και η πρόβλεψη της κλάσης 1 από το μοντέλο.
3. Αναφορικά με τη μεταβλητή HR, παρατηρείται πως αρνητικές τιμές SHAP παίρνουν οι υψηλές τιμές της μεταβλητής, σε αντίθεση με τις χαμηλές που παίρνουν θετικές τιμές SHAP. Ως εκ τούτου, υψηλές τιμές της μεταβλητής τείνουν να επηρεάζουν αρνητικά την πρόβλεψη του μοντέλου ως προς την κλάση 0 και χαμηλές τιμές της μεταβλητής τείνουν να επηρεάζουν θετικά την πρόβλεψη ως προς την κλάση 1.
4. Αντίστοιχη μετατόπιση στις λογαριθμικές πιθανότητες φαίνεται πως έχουν οι τιμές των μεταβλητών MEAN\_RR και MEDIAN\_REL\_RR, αφού οι υψηλές τιμές των μεταβλητών αντιστοιχούν σε θετικές τιμές SHAP και οι χαμηλές τιμές αντιστοιχούν σε αρνητικές τιμές SHAP. Συνεπώς, όσο υψηλότερες είναι οι τιμές των μεταβλητών, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 1 και αντίστοιχα, όσο πιο χαμηλές είναι οι τιμές, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να προβλέψει την κλάση 0.

Οι παραπάνω σχέσεις αποτυπώνονται και σε διαγράμματα waterfall για το πρώτο και δεύτερο δείγμα των δεδομένων ελέγχου.



Εικόνα 2.2.3.18: SHAP Waterfall Plot για το μοντέλο XGBoost

αριστερά: δείγμα 0, δεξιά: δείγμα 1

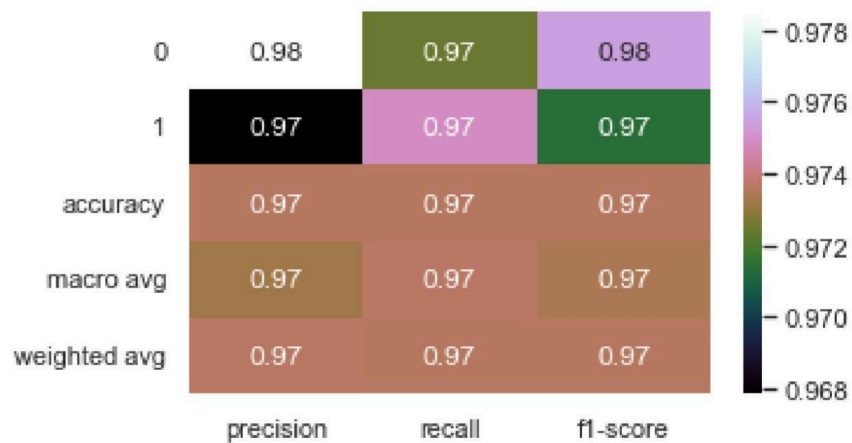
Για το δείγμα 0 (πραγματική τιμή πρόβλεψης μοντέλου η κλάση 0), παρατηρείται πως η τιμή των μεταβλητών MEAN\_RR, HR, higuai και MEDIAN\_RR μετατοπίζουν αρνητικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης για τη θετική κλάση του μοντέλου, κατά 1,26, 0,92, 0,90 και 0,77 αντίστοιχα. Αντίθετα, οι τιμές των μεταβλητών SDRR\_RMSSD\_REL\_RR, KURT και pNN50, μετατοπίζουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης της θετικής κλάσης κατά 0,69, 0,63 και 0,56 αντίστοιχα.

Για το δείγμα 1 (πραγματική τιμή πρόβλεψης μοντέλου η κλάση 1), παρατηρείται πως οι τιμές των μεταβλητών pNN25, HR, MEDIAN\_RR, και LF μετατοπίζουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης της θετικής κλάσης κατά 1,00, 0,87, 0,85 και 0,70 αντίστοιχα. Αντίθετα, οι τιμές των μεταβλητών SDRR\_RMSSD, SDRR, και TP, μετατοπίζουν αρνητικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης της θετικής κλάσης κατα 0,69, 0,51 και 0,22 αντίστοιχα.

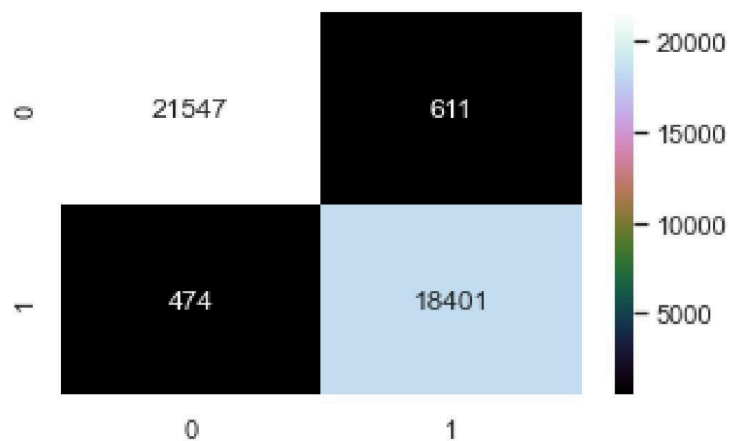
### Light Gradient Boosting Machine

Για την εκπαίδευση του μοντέλου κατηγοριοποίησης Light Gradient Boosting Machine (LightGBM), οι υπερπαραμέτροι ρυθμίζονται ως εξής: ο αριθμός των δέντρων που περιέχονται στο δάσος (`n_estimators`) ορίζεται ως 25, το μέγιστο βάθος των δέντρων (`max_depth`) ορίζεται ως 25 και ο αριθμός των φύλλων του κάθε δέντρου (`num_leaves`) ορίζεται ως 40.

Βάση των παραπάνω, το μοντέλο παρουσιάζει ποσοστό ακρίβειας 97,3%. Τα ποσοστά των υπόλοιπων κριτηρίων επίδοσης παρουσιάζονται παρακάτω:



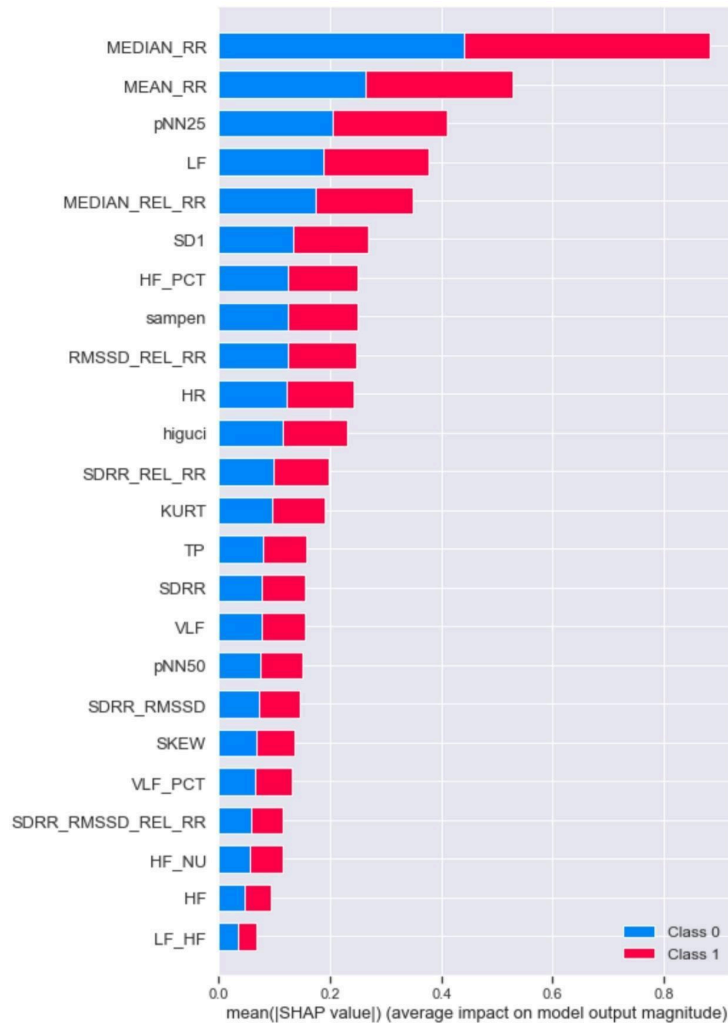
Εικόνα 2.2.3.19: Επίδοση μοντέλου LightGBM



Εικόνα 2.2.3.20: Πίνακας Σύγχυσης μοντέλου LightGBM

Από τα παραπάνω παρατηρείται πως το μοντέλο είναι ικανό να παράξει αξιόπιστη πρόβλεψη τόσο για την κλάση 0 όσο και για την κλάση 1.

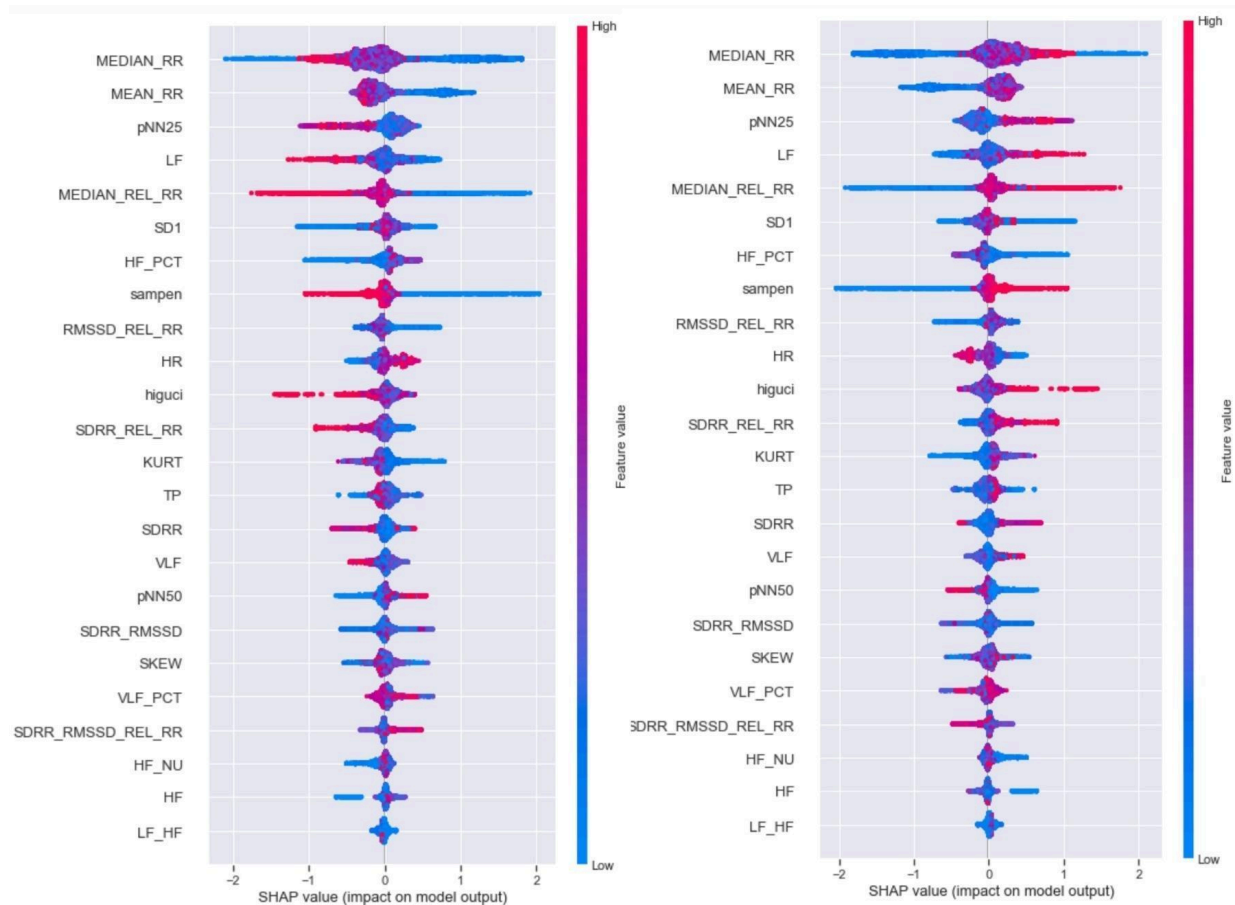
Για την ανάλυση SHAP και την περαιτέρω διερεύνηση της επιρροής των μεταβλητών εισόδου στην πρόβλεψη, δημιουργείται αρχικά ένα περιληπτικό γράφημα, summary plot.



**Εικόνα 2.2.3.21:** SHAP Summary Plot για το μοντέλο LightGBM

Στο παραπάνω γράφημα απεικονίζεται η σημασία των μεταβλητών εισόδου για την πρόβλεψη του μοντέλου κατηγοριοποίησης LightGBM, βάση της απόλυτης μέσης τιμής των τιμών SHAP της κάθε μεταβλητής. Παρατηρείται ότι με μεγάλη διαφορά, η πιο επιδραστική μεταβλητή για την πρόβλεψη και των δύο κλάσεων στο σύνολο των δειγμάτων του μοντέλου είναι η μεταβλητή MEDIAN\_RR και ακολουθούν οι μεταβλητές MEAN\_RR, pNN25, LF και MEDIAN\_REL\_RR.

Στη συνέχεια, διενεργείται περαιτέρω ανάλυση για την εκάστοτε κλάση στο σύνολο δεδομένων δοκιμής του μοντέλου. Οι τιμές SHAP των μεταβλητών απεικονίζονται σε ένα διάγραμμα beeswarm. Η σειρά εμφάνισης των μεταβλητών ορίζεται βάση της σημασίας τους.



**Εικόνα 2.2.3.22:** SHAP Beeswarm Plot για το μοντέλο LightGBM

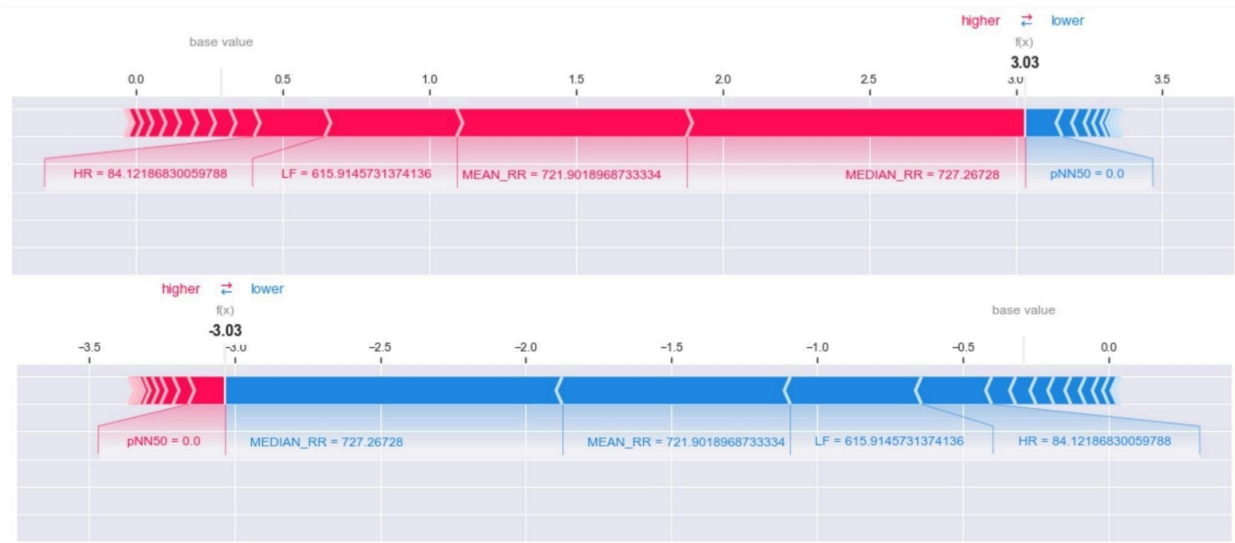
αριστερά: κλάση 0, δεξιά: κλάση 1

Τα χαρακτηριστικά των γραφημάτων είναι αντίστοιχα με εκείνα του μοντέλου Random Forest. Το δεξιά διάγραμμα απεικονίζει την επιρροή των τιμών των μεταβλητών στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης του μοντέλου, έχοντας ως κλάση στόχο για την πρόβλεψη την κλάση 1. Το αριστερό διάγραμμα απεικονίζει την επιρροή των τιμών των μεταβλητών στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης του μοντέλου, έχοντας ως κλάση στόχο για την πρόβλεψη την κλάση 0. Ως θετική επιρροή ορίζεται η μετατόπιση των λογαριθμικών πιθανοτήτων ως προς την πρόβλεψη της κλάση στόχου και ως αρνητική επιρροή, ορίζεται η μετατόπιση των λογαριθμικών πιθανοτήτων ως προς την πρόβλεψη της μη στοχευμένης κλάσης.

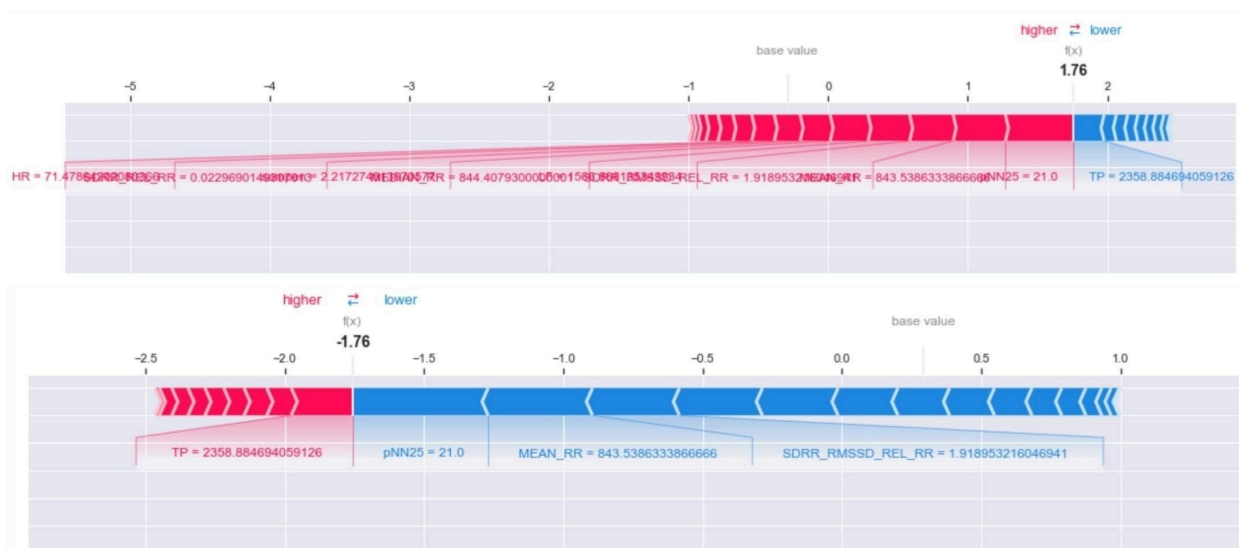
Ενδεικτικά για τις μεταβλητές με τη μεγαλύτερη σημασία και χρησιμοποιώντας το διάγραμμα κλάσης στόχου 1, παρατηρούνται τα παρακάτω:

1. Για τη μεταβλητή MEDIAN\_RR, η σχέση μεταξύ των τιμών της μεταβλητής και της επιρροής τους στην έκβαση του μοντέλου δεν είναι απόλυτα σαφής. Η χαμηλές τιμές της μεταβλητής διανέμονται σε θετικές και αρνητικές τιμές SHAP, όμως οι υψηλές τιμές της μεταβλητής φαίνεται πως φέρουν κατά κύριο λόγο θετικές τιμές SHAP. Συμπερασματικά, οι υψηλές τιμές της μεταβλητής επηρεάζουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες και καθιστούν πιο πιθανή την πρόβλεψη της κλάσης 1.
2. Η επιρροή των τιμών των μεταβλητών MEAN\_RR και pNN25 είναι αντίστοιχες, καθώς οι χαμηλές τιμές των μεταβλητών έχουν αρνητικές τιμές SHAP και οι υψηλές τιμές των μεταβλητών έχουν θετικές τιμές SHAP. Έτσι, γίνεται κατανοητό πως όσο υψηλότερες είναι οι τιμές των μεταβλητών, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να έχει ως αποτέλεσμα πρόβλεψης την κλάση 1 και όσο χαμηλότερες, τόσο πιο πιθανό είναι το μοντέλο να έχει ως αποτέλεσμα πρόβλεψης την κλάση 0.
3. Το αντίστροφο με τις δύο προηγούμενες μεταβλητές ισχύει για τις μεταβλητές LF και MEDIAN\_REL\_RR. Οι υψηλές τιμές των μεταβλητών φαίνεται να μεταβάλλουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης, ως προς την κλάση 1, καθώς σε αυτές αποδίδονται θετικές τιμές SHAP. Αντίθετα, οι χαμηλές τιμές των μεταβλητών μεταβάλλουν τις λογαριθμικές πιθανότητες της πρόβλεψης αρνητικά, ως προς την κλάση 0, αφού σε αυτές αποδίδονται αρνητικές τιμές SHAP.

Οι παραπάνω σχέσεις μπορούν να αποτυπωθούν και σε διαγράμματα force για το πρώτο (δείγμα 0) και δεύτερο δείγμα (δείγμα 1) των δεδομένων δοκιμής. Για το δείγμα 0, το μοντέλο δίνει ως αποτέλεσμα πρόβλεψης την κλάση 0, ενώ για το δείγμα 1, δίνει την κλάση 1. Αντίστοιχα με την ανάλυση που έγινε στο μοντέλο Random Forest, για την δημιουργία των διαγραμμάτων και την οπτικοποίηση της επιρροής των μεταβλητών στην πρόβλεψη, δίνονται και οι δύο κλάσεις σαν κλάσεις στόχοι και για τα δύο δείγματα.



**Εικόνα 2.2.3.22:** SHAP Force Plot για το δείγμα 0 του μοντέλου LightGB, πάνω: στόχος η κλάση 0, κάτω: στόχος η κλάση 1



**Εικόνα 2.2.3.23:** SHAP Force Plot για το δείγμα 1 του μοντέλου LightGB, πάνω: στόχος η κλάση 1, κάτω: στόχος η κλάση 0

Βάση των παραπάνω παρατηρείται πιο καθαρά σχέση μεταξύ της τιμής μίας μεταβλητής με την τελική πρόβλεψη και πως αυτή επηρεάζει το αποτέλεσμα της, για το εκάστοτε δείγμα. Πιο συγκεκριμένα για το δείγμα 0, οι τιμές των μεταβλητών φαίνεται να μετατοπίζουν θετικά τις λογαριθμικές πιθανότητες ως προς την κλάση στόχο 0, που είναι και το αποτέλεσμα της πρόβλεψης για το συγκεκριμένο δείγμα. Στον ορισμό κλάσης στόχου 1 για το δείγμα 0,



παρατηρείται αντίθετη συμπεριφορά στην επιρροή των μεταβλητών στο αποτέλεσμα της πρόβλεψης, καθώς μετατοπίζουν τις λογαριθμικές πιθανότητες αρνητικά. Όσον αφορά το δείγμα 1 με αποτέλεσμα πρόβλεψης του μοντέλου τη κλάση 1, παρατηρείται αντίστοιχη συμπεριφορά των μεταβλητών με εκείνη του δείγματος 0 για κλάση στόχο 1 και για κλάση στόχο 0 αντίστοιχα.

## **Κεφάλαιο 3**

### **3.1 Συμπεράσματα**

Στην παρούσα διπλωματική εργασία παρουσιάστηκε μία ολοκληρωμένη θεωρητική ανασκόπηση του ψυχικού στρες, του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος και της λειτουργίας του, καθώς και της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού. Βάση της βιβλιογραφικής έρευνας, παρατηρήθηκε η σχέση μεταξύ της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού και του ψυχικού στρες, σε συσχέτιση με τη λειτουργία του Αυτόνομου Νευρικού Συστήματος. Παράλληλα παρατέθηκαν τα αποτελέσματα δύο ακαδημαϊκών ερευνών που αποσκοπούν στην ένδειξη του Καρδιακού Ρυθμού ως αξιόπιστο δείκτη ανίχνευσης του ψυχικού στρες. Τέλος, πραγματοποιήθηκε πειραματική εφαρμογή με σκοπό την ανίχνευση του ψυχικού στρες χρησιμοποιώντας φυσιολογικά δεδομένα της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού.

Για την υλοποίηση της εφαρμογής, προσδιορίστηκε μια σειρά παραμέτρων της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού, οι οποίες βάση της βιβλιογραφικής αναφοράς μπορούν να αποτελέσουν ένδειξη της παρουσίασης του ψυχικού στρες. Οι παράμετροι αποτελούν αποτέλεσμα της ανάλυσης της Διακύμανσης του Καρδιακού Ρυθμού, τόσο στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας και αναλύθηκαν χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων SWELL-KW. Ύστερα από την επεξεργασία και την ανάλυσή τους, χρησιμοποιήθηκαν τέσσερις αλγόριθμοι για τη δημιουργία μοντέλων Μηχανικής Μάθησης με επίβλεψη, τα οποία αξιολογήθηκαν για την απόδοση τους και τέλος, έγινε περαιτέρω ανάλυση της εξόδου τους χρησιμοποιώντας της μέθοδο ανάλυσης SHAP. Βάση των παραπάνω γίνεται η εξαγωγή των παρακάτω συμπερασμάτων.

1. Ύστερα από την ρύθμιση των υπερπαραμέτρων τους και τα τέσσερα μοντέλα επέδειξαν ικανοποιητικές τιμές σε όλους τους δείκτες απόδοσης και πέτυχαν το αποδεκτό ποσοστό ακρίβειας 97-98%.
2. Με την χρήση της ανάλυσης SHAP, γίνεται εφικτή η περαιτέρω κατανόηση της επιρροής των μεταβλητών εισόδου στην έξοδο ενός μοντέλου. Βάση της μεθόδου, γίνεται επιτυχής ανάλυση της επίπτωσης της τιμής της κάθε μεταβλητής στο αποτέλεσμα, αλλά παράλληλα γίνεται και ολοκληρωτική αξιολόγηση της σημασίας της κάθε μεταβλητής για την ταξινόμηση των δειγμάτων. Οι τρεις επικρατέστερες μεταβλητές αναφορικά με

τη σημασία τους και στα τέσσερα μοντέλα είναι οι MEADIAN\_RR, pNN25 και MEAN\_RR, τις οποίες ακολουθούν οι HR, LF και MEADIAN\_REL\_RR.

### ***3.2 Μελλοντικές Εργασίες***

Η παρουσία του ψυχικού στρες στην καθημερινότητα του ανθρώπου αποτελεί κίνδυνο για την εκδήλωση προβλημάτων τόσο ψυχικής όσο και σωματικής υγείας. Η παρούσα διπλωματική εργασία αποσκοπεί στην αξιολόγηση των εργαλείων της Μηχανικής Μάθησης ως μέσο ανίχνευσης του ψυχικού στρες, με σκοπό την χρήση τους για την αποτροπή μακροχρόνιων προβλημάτων υγείας. Επιπλέον στόχος της εργασίας αυτής αποτελεί η παρουσίαση της ανάλυσης SHAP ως εργαλείο για την κατανόηση της επιρροής των μεταβλητών στο αποτέλεσμα ενός μοντέλου Μηχανικής Μάθησης τόσο σε ιατρικά δεδομένα, αλλά και σε περαιτέρω μελλοντικές έρευνες σε ένα ευρύ φάσμα πεδίων.

## ***Βιβλιογραφία***

- [1] McCorry LK, Physiology of the autonomic nervous system. *Am J Pharm Educ.* (2007), doi:10.5688/aj710478
- [2] Su, Chang, Heart Rate Variability Feature Selection using Random Forest for Mental Stress Quantification (2020), Masters thesis, Concordia University.
- [3] Rajendra Acharya, U et al, “Heart rate variability: a review.” *Medical & biological engineering & computing* vol. 44,12 (2006): 1031-51, doi:10.1007/s11517-006-0119-0
- [4] Kim, Hye-Geum et al. “Stress and Heart Rate Variability: A Meta-Analysis and Review of the Literature.” *Psychiatry investigation* vol. 15,3 (2018): 235-245, doi:10.30773/pi.2017.08.17
- [5] Taelman, Joachim & Vandeput, Steven & Spaepen, A. & Huffel, Sabine. (2009). Influence of Mental Stress on Heart Rate and Heart Rate Variability. 10.1007/978-3-540-89208-3\_324.
- [6] Appelhans, Brad & Luecken, Linda. (2006). Heart Rate Variability as an Index of Regulated Emotional Responding. *Review of General Psychology.* 10. 229-240. 10.1037/1089-2680.10.3.229.
- [7] R. Castaldo, P. Melillo, U. Bracale, M. Caserta, M. Triassi, L. Pecchia, Acute mental stress assessment via short term HRV analysis in healthy adults: A systematic review with meta-analysis, *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 18, 2015, Pages 370-377, <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2015.02.012>.
- [8] Meina, Michał et al. “Heart Rate Variability and Accelerometry as Classification Tools for Monitoring Perceived Stress Levels-A Pilot Study on Firefighters.” *Sensors (Basel, Switzerland)* vol. 20,10 2834. 16 May. 2020, doi:10.3390/s20102834
- [9] Prell, Rebecca et al. “Heart Rate Variability, Risk-Taking Behavior and Resilience in Firefighters During a Simulated Extinguish-Fire Task.” *Frontiers in physiology* vol. 11 482. 10 Jul. 2020, doi:10.3389/fphys.2020.00482
- [10] Saskia Koldijk, Maya Sappelli, Suzan Verberne, Mark A. Neerincx, and Wessel Kraaij. 2014. The SWELL Knowledge Work Dataset for Stress and User Modeling Research. In *Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '14)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 291–298. <https://doi.org/10.1145/2663204.2663257>
- [11] Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning* 45, 5–32 (2001). <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- [12] Jerry Ye, Jyh-Herng Chow, Jiang Chen, and Zhaohui Zheng. 2009. Stochastic gradient boosted distributed decision trees. In *Proceedings of the 18th ACM conference on Information and knowledge management (CIKM '09)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2061–2064. <https://doi.org/10.1145/1645953.1646301>

- [13] Tianqi Chen and Carlos Guestrin. 2016. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
- [14] Ke, Guolin, et al. "Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017).
- [15] Κ. Διαμαντάρας και Δ. Μπότσης, Μηχανική Μάθηση, ΕΚΔΟΣΕΙΣ ΚΛΕΙΔΑΡΙΘΜΟΣ.
- [16] Scornet, Erwan. "Trees, forests, and impurity-based variable importance in regression." *Annales de l'Institut Henri Poincaré (B) Probabilités et statistiques*. Vol. 59. No. 1. Institut Henri Poincaré, 2023, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.04295>
- [17] Lundberg, Scott M., and Su-In Lee. "A unified approach to interpreting model predictions." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017), <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>
- [18] Εικόνα 1.1.1: Su, Chang, Heart Rate Variability Feature Selection using Random Forest for Mental Stress Quantification (2020), Masters thesis, Concordia University.
- [19] Εικόνα 1.1.2: Appelhans, Brad & Luecken, Linda. (2006). Heart Rate Variability as an Index of Regulated Emotional Responding. *Review of General Psychology*. 10. 229-240. [10.1037/1089-2680.10.3.229](https://doi.org/10.1037/1089-2680.10.3.229).
- [20] Εικόνα 1.1.3: Su, Chang, Heart Rate Variability Feature Selection using Random Forest for Mental Stress Quantification (2020), Masters thesis, Concordia University.
- [21] Εικόνα 2.2.1.1: Anas Brital, Random Forest Algorithm Explained, ηλεκτρονικό: <https://anasbrital98.github.io/blog/2021/Random-Forest/>
- [22] Εικόνα 2.2.1.2: S. Yao, A. Kronenburg, A. Shamooni, O.T. Stein, W. Zhang, Gradient boosted decision trees for combustion chemistry integration, *Applications in Energy and Combustion Science*, Volume 11,2022, <https://doi.org/10.1016/j.jaecs.2022.100077>.
- [23] Εικόνα 2.2.1.3: Sarang Narkhede, Understanding Confusion Matrix, ηλεκτρονικό: <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>
- [24] Πίνακας 1.1.1: Kim, Hye-Geum et al. "Stress and Heart Rate Variability: A Meta-Analysis and Review of the Literature." *Psychiatry investigation* vol. 15,3 (2018): 235-245, doi:10.30773/pi.2017.08.17
- [25] Πίνακας 1.1.2: Kim, Hye-Geum et al. "Stress and Heart Rate Variability: A Meta-Analysis and Review of the Literature." *Psychiatry investigation* vol. 15,3 (2018): 235-245, doi:10.30773/pi.2017.08.17

[26] Πίνακας 2.1.1: Prell, Rebecca et al. “Heart Rate Variability, Risk-Taking Behavior and Resilience in Firefighters During a Simulated Extinguish-Fire Task.” *Frontiers in physiology* vol. 11 482. 10 Jul. 2020, doi:10.3389/fphys.2020.00482

[27] Πίνακας 2.1.2: Saskia Koldijk, Maya Sappelli, Suzan Verberne, Mark A. Neerincx, and Wessel Kraaij. 2014. The SWELL Knowledge Work Dataset for Stress and User Modeling Research. In *Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '14)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 291–298. <https://doi.org/10.1145/2663204.2663257>

## ***Παράρτημα - Κώδικας Python Εφαρμογής Ανίχνευσης Ψυχικού Στρες***

0.Εισαγωγή βιβλιοθηκών

```
import pandas as pd
import numpy as np
import shap
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

%matplotlib inline

2.Ανάγνωση δεδομένων

```
data_train = pd.read_csv("data/final/train.csv")
data_test = pd.read_csv("data/final/test.csv")
```

3.Ανάγνωση χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων

```
data_train.head()
data_train.shape
data_train.isna().sum()
data_test.head()
data_test.shape
data_test.isna().sum()
```

4.Απεικόνιση ετικετών και δημιουργία δυαδικής μεταβλητής εξόδου

```
data_train["condition"].unique()
data_train['condition'].value_counts()
data_test["condition"].unique()
data_test['condition'].value_counts()
conditions = dict(data_train['condition'].value_counts())
labels = list(conditions.keys())
counts = list(conditions.values())
plt.bar(labels,counts, color ='orange',
        width = 0.1)
condition = ['no stress', 'interruption','time pressure']
counts = [200082, 105150,64057]
plt.figure(figsize=(6,6))
sns.set_style("whitegrid")
plt.pie(counts, labels=condition, autopct='%1.1f%%')
```

```

plt.title("0 vs 1" )
plt.show()
conditions = dict(data_test['condition'].value_counts())
labels = list(conditions.keys())
counts = list(conditions.values())
plt.bar(labels,counts, color ='orange',
        width = 0.1)
condition = ['no stress', 'interruption','time pressure']
counts = [22158, 11782,7093]
plt.figure(figsize=(6,6))
sns.set_style("whitegrid")
plt.pie(counts, labels=condition, autopct='%1.1f%%')
plt.title("0 vs 1" )
plt.show()
data_train['condition'] = (data_train['condition'] != "no stress").astype(int)
data_train["condition"].unique()
data_train['condition'].value_counts()
data_test['condition'] = (data_test['condition'] != "no stress").astype(int)
data_test["condition"].unique()
data_test['condition'].value_counts()
conditions = dict(data_train['condition'].value_counts())
labels = list(conditions.keys())
counts = list(conditions.values())
plt.bar(labels,counts, color ='orange',
        width = 0.1)
condition = ['0', '1']
counts = [200082, 169207]
plt.figure(figsize=(6,6))
sns.set_style("whitegrid")
plt.pie(counts, labels=condition, autopct='%1.1f%%')
plt.title("0 vs 1" )
plt.show()
conditions = dict(data_test['condition'].value_counts())
labels = list(conditions.keys())

```



```

counts = list(conditions.values())
plt.bar(labels,counts, color ='orange',
        width = 0.1)
condition = ['0', '1']
counts = [22158, 18875]
plt.figure(figsize=(6,6))
sns.set_style("whitegrid")
plt.pie(counts, labels=condition, autopct='%1.1f%%')
plt.title("0 vs 1" )
plt.show()

```

5.Απεικόνιση του πίνακα συσχέτισης Pearson

```

plt.figure(figsize=(20,20))
corr = data_train.corr()
sns.heatmap(corr, annot=True, cmap = "icefire")
plt.show()

```

6.Απεικόνιση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των μεταβλητών

```

plt.plot(data_train.RMSSD, data_train.SDSD,ls ="", marker='o')
plt.xlabel('RMSSD')
plt.ylabel('SDSD')
plt.title('RMSSD vs SDSD')
plt.plot(data_train.KURT_REL_RR, data_train.KURT,ls ="", marker='o')
plt.xlabel('KURT_REL_RR')
plt.ylabel('KURT')
plt.title('KURT_REL_RR vs KURT')
plt.plot(data_train.SD2, data_train.SDRR,ls ="", marker='o')
plt.xlabel('SD2')
plt.ylabel('SDRR')
plt.title('SD2 vs SDRR')
plt.plot(data_train.SD1, data_train.RMSSD,ls ="", marker='o')
plt.xlabel('SD1')
plt.ylabel('RMSSD')
plt.title('SD1 vs RMSSD')
plt.plot(data_train.HF_NU, data_train.LF_NU,ls ="", marker='o')
plt.xlabel('HF_NU')

```

```

plt.ylabel('LF_NU')
plt.title('HF_NU vs LF_NU')
plt.plot(data_train.HF_LF, data_train.LF_NU,ls =", marker='o')
plt.xlabel('HF_LF')
plt.ylabel('LF_NU')
plt.title('HF_LF vs LF_NU')
plt.plot(train_red.HF, train_red.LF,ls =", marker='o')
plt.xlabel('HF')
plt.ylabel('LF')
plt.title('HF vs LF')

```

7. Δημιουργία μοντέλου (A) και απεικόνιση της σημασίας MDI

```

X_train = data_train.iloc[:, :-1]
y_train = data_train.iloc[:, -1]
X_test = data_test[X_train.columns]
y_test = data_test['condition']
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
rfc_model = RandomForestClassifier(max_depth=9, n_estimators=100)
rfc_model.fit(X_train, y_train)
y_pred = rfc_model.predict(X_test)
from sklearn.metrics import accuracy_score
rfc_ac = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(rfc_ac)
import time
forest = rfc_model
forest.fit(X_train, y_train)
start_time = time.time()
importances = forest.feature_importances_
std = np.std([tree.feature_importances_ for tree in forest.estimators_], axis=0)
elapsed_time = time.time() - start_time
print(f"Elapsed time to compute the importances: {elapsed_time:.3f} seconds")
feature_names = [f"feature {i}" for i in range(X_train.shape[1])]
sorted_indices = forest_importances.argsort()[::-1]
sorted_feature_names = X_train.columns[sorted_indices]
sorted_importances = forest_importances[sorted_indices]

```

```

sns.set(rc={'figure.figsize':(12,9)})
sns.barplot(sorted_importances, sorted_feature_names)
print(forest_importances)

```

8. Δημιουργία μοντέλου (B) και απεικόνιση της σημασίας MDI

```

forest = RandomForestClassifier(max_depth=10, n_estimators=130)
forest.fit(X_train, y_train)
y_pred = forest.predict(X_test)
from sklearn.metrics import accuracy_score
forest_ac = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(forest_ac)
forest = forest
forest.fit(X_train, y_train)
start_time = time.time()
importances = forest.feature_importances_
std = np.std([tree.feature_importances_ for tree in forest.estimators_], axis=0)
elapsed_time = time.time() - start_time
print(f"Elapsed time to compute the importances: {elapsed_time:.3f} seconds")
feature_names = [f"feature {i}" for i in range(X_train.shape[1])]
sorted_indices = forest_importances.argsort()[::-1]
sorted_feature_names = X_train.columns[sorted_indices]
sorted_importances = forest_importances[sorted_indices]
sns.set(rc={'figure.figsize':(12,9)})
sns.barplot(sorted_importances, sorted_feature_names)
print(forest_importances)

```

9. Αφαίρεση χαρακτηριστικών

```

data_train.drop(['datasetId', 'SD2', 'SDSD', 'RMSSD', 'HF_LF', 'KURT_REL_RR', 'SKEW_REL_RR', 'LF_NU
', 'LF_PCT', 'SDSD_REL_RR', 'MEAN_REL_RR'],
                axis = 'columns', inplace = True)

```

10. Διαχωρισμός δεδομένων σε δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμής

```

X_train = data_train.iloc[:, :-1]
y_train = data_train.iloc[:, -1]
X_test = data_test[X_train.columns]
y_test = data_test['condition']

```

11. Δημιουργία και εκτέλεση μοντέλου Random Forest

```

rfc_model = RandomForestClassifier(max_depth=9, min_samples_split=4, n_estimators=100)
rfc_model.fit(X_train, y_train)
y_pred = rfc_model.predict(X_test)
rfc_ac = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(rfc_ac)
from sklearn.metrics import classification_report
rfc_cr = classification_report(y_test,y_pred, output_dict = True)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(pd.DataFrame(rfc_cr).iloc[:,-1,:].T, annot = True, cmap = "cubehelix")
from sklearn.metrics import confusion_matrix
confusion_matrix(y_test, y_pred)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(confusion_matrix(y_test, y_pred), annot = True, fmt = '0.0f', cmap = "cubehelix")

```

12. Ανάλυση SHAP στο μοντέλο Random Forest

```

explainer = shap.Explainer(rfc_model)
shap_values = explainer.shap_values(X_test)
shap.summary_plot(shap_values, X_train, max_display=25)
shap.summary_plot(shap_values[0], X_test, max_display=35)
shap.plots.force(explainer.expected_value[0], shap_values[0][0,:], X_test.iloc[0, :], matplotlib = True)
shap.plots.force(explainer.expected_value[1], shap_values[1][0, :], X_test.iloc[0, :],matplotlib = True)
shap.summary_plot(shap_values[1], X_test, max_display=35)
shap.plots.force(explainer.expected_value[1], shap_values[1][1, :], X_test.iloc[1, :],matplotlib = True)
shap.plots.force(explainer.expected_value[0], shap_values[0][1, :], X_test.iloc[1, :],matplotlib = True)

```

13. Δημιουργία και εκτέλεση μοντέλου Gradient Boosted Decision Tree

```

from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier
gbdt_model = GradientBoostingClassifier(max_depth=10, n_estimators=8)
gbdt_model.fit(X_train, y_train)
y_pred = gbdt_model.predict(X_test)
gbdt_ac = accuracy_score(y_test,y_pred)
print(gbdt_ac)
gbdt_cr = classification_report(y_test,y_pred, output_dict = True)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(pd.DataFrame(gbdt_cr).iloc[:,-1,:].T, annot = True, cmap = "cubehelix")
confusion_matrix(y_test, y_pred)

```

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(confusion_matrix(y_test, y_pred), annot = True, fmt = '0.0f', cmap = "cubehelix")
```

#### 14. Ανάλυση SHAP στο μοντέλο Gradient Boosted Decision Tree

```
explainer = shap.Explainer(gbdt_model, X_test)
shap_values = explainer(X_test)
shap.plots.bar(shap_values, max_display=25)
shap.plots.beeswarm(shap_values, max_display=25)
shap.plots.waterfall(shap_values[0], max_display=25)
shap.plots.waterfall(shap_values[1], max_display=35)
```

#### 15. Δημιουργία και εκτέλεση μοντέλου XGBoost

```
import xgboost as xgb
xgb_model = xgb.XGBClassifier(n_estimators=500, objective='binary:logistic', tree_method='hist',
eta=0.2, max_depth=2)
xgb_model.fit(X_train,y_train)
y_pred = xgb_model.predict(X_test)
xgb_ac = accuracy_score(y_test,y_pred)
print(xgb_ac)
print(classification_report(y_test,y_pred))
xgb_cr = classification_report(y_test,y_pred, output_dict = True)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(pd.DataFrame(xgb_cr).iloc[:-1,:].T, annot = True, cmap = "cubehelix")
confusion_matrix(y_test, y_pred)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(confusion_matrix(y_test, y_pred), annot = True, fmt = '0.0f', cmap = "cubehelix")
```

#### 16. Ανάλυση SHAP στο μοντέλο XGBoost

```
explainer = shap.Explainer(xgb_model, X_test)
shap_values = explainer(X_test)
shap.plots.bar(shap_values, max_display=25)
shap.summary_plot(shap_values, max_display=25)
shap.plots.waterfall(shap_values[0], max_display=25)
shap.plots.waterfall(shap_values[1], max_display=25)
```

#### 17. Δημιουργία και εκτέλεση μοντέλου LightGBM

```
import lightgbm as lgb
from lightgbm import LGBMClassifier
```

```

lgb_model = LGBMClassifier(num_leaves=40, max_depth=25, n_estimators=25)
lgb_model.fit(X_train, y_train)
y_pred = lgb_model.predict(X_test)
lgb_ac = accuracy_score(y_test,y_pred)
print(lgb_ac)
lgb_cr = classification_report(y_test,y_pred, output_dict = True)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(pd.DataFrame(lgb_cr).iloc[:-1,:].T, annot = True, cmap = "cubehelix")
confusion_matrix(y_test, y_pred)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5,3))
sns.heatmap(confusion_matrix(y_test, y_pred), annot = True, fmt = '.0f', cmap = "cubehelix")

```

18.Ανάλυση SHAP στο μοντέλο LightGBM

```

explainer = shap.Explainer(lgb_model)
shap_values = explainer.shap_values(X_test)
shap.summary_plot(shap_values, X_test, max_display=35)
shap.summary_plot(shap_values[0], X_test, max_display=35)
shap.plots.force(explainer.expected_value[0], shap_values[0][0,:], X_test.iloc[0, :], matplotlib = True)
shap.plots.force(explainer.expected_value[1], shap_values[1][0, :], X_test.iloc[0, :],matplotlib = True)
shap.summary_plot(shap_values[1], X_test, max_display=35)
shap.plots.force(explainer.expected_value[1], shap_values[1][1, :], X_test.iloc[1, :],matplotlib = True)
shap.plots.force(explainer.expected_value[0], shap_values[0][1, :], X_test.iloc[1, :],matplotlib = True)

```