



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

**Τεχνικές συναισθηματικής υπολογιστικής για τη
μοντελοποίηση επιπέδων προσήλωσης κατά την
αλληλεπίδραση με παιχνίδι σοβαρού σκοπού για την υγεία**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννα Ν. Κορκοβίλη

Επιβλέπουσα: Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Νοέμβριος, 2021



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

**Τεχνικές συναισθηματικής υπολογιστικής για τη
μοντελοποίηση επιπέδων προσήλωσης κατά την
αλληλεπίδραση με παιχνίδι σοβαρού σκοπού για την υγεία**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ιωάννα Ν. Κορκοβίλη

Επιβλέπουσα: Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 4^η Νοεμβρίου 2021.

.....
Κωνσταντίνα Σ. Νικήτα
Καθηγήτρια Ε.Μ.Π.

.....
Ανδρέας Γ. Σταφυλοπάτης
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

.....
Γεώργιος Στάμου
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Νοέμβριος, 2021

.....
Ιωάννα Ν. Κορκοβίλη

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

Copyright © Ιωάννα Κορκοβίλη 2021.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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

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

Περίληψη

Σκοπό της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η διερεύνηση μεθόδων αναγνώρισης των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη, κατά τη διάρκεια αλληλεπίδρασής του με παιχνίδι σοβαρού σκοπού για την υγεία, αξιοποιώντας δεδομένα μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού (ΜΚΡ), με απώτερο στόχο την αυτοματοποιημένη παραγωγή περιεχομένου παιχνιδιού ανάλογα με τις ανάγκες του χρήστη. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προέκυψαν από πειραματική διαδικασία που πραγματοποιήθηκε στο εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας το καλοκαίρι του 2018.

Για τις ανάγκες της διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε βιβλιογραφική ανασκόπηση για την αναζήτηση μεθόδων επεξεργασίας και ανάλυσης των δεδομένων ΜΚΡ. Αρχικά, εφαρμόστηκαν δύο διαφορετικές μεθοδολογίες για τη διερεύνηση της δυνατότητας ανάλυσης των δεδομένων της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού μικρότερων χρονικών διαστημάτων. Παράλληλα, πραγματοποιήθηκε βραχυπρόθεσμη ανάλυση των δεδομένων της ΜΚΡ για τα τρία διαφορετικά στάδια αλληλεπίδρασης του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού, καθώς και σύγκριση της συμπεριφοράς των δεδομένων του χρήστη σε αυτά τα στάδια. Αντίστοιχα, εξήχθησαν χαρακτηριστικά της αυτοαναφοράς του χρήστη και αναλύθηκαν βάσει της σχετικής βιβλιογραφίας. Τέλος, διερευνήθηκε η ικανότητα εφαρμογής μεθόδων μηχανικής μάθησης που αφορούν ομαδοποίηση και ταξινόμηση στα χαρακτηριστικά της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού και αυτοαναφοράς των χρηστών.

Από τα αποτελέσματα της έρευνας φαίνεται αρχικά ότι ορισμένα χαρακτηριστικά της ΜΚΡ μικρότερης διάρκειας μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως υποκατάστατα μεγαλύτερων διαστημάτων. Τόσο η στατιστική ανάλυση των φυσιολογικών χαρακτηριστικών του χρήστη όσο και οι μέθοδοι ομαδοποίησης και ταξινόμησης, αποτυπώνουν τα διαφορετικά επίπεδα προσήλωσης στο παιχνίδι ανάλογα με το είδος της αλληλεπίδρασης του χρήστη με αυτό. Τα ευρήματα αυτά μπορούν να οδηγήσουν στη μοντελοποίηση των επιπέδων προσήλωσης σε πραγματικό χρόνο με αποτέλεσμα την ενίσχυση της ικανότητας τέτοιου είδους παρεμβάσεων να μεταβάλλουν δυναμικά το περιεχόμενο τους για να ταυτίζεται με τις ανάγκες του χρήστη.

Λέξεις Κλειδιά: παιχνίδι σοβαρού σκοπού, συναισθηματική υπολογιστική, επίπεδα προσήλωσης

Abstract

The purpose of the current research is to investigate methods for identifying user engagement levels during their interaction with a serious game that is used as a health intervention, utilizing heart rate variability (HRV) data, with the ultimate goal to automate the production of game content according to user needs. The data used emerged from an experimental procedure performed in the Biomedical Simulations and Imaging Laboratory in the summer of 2018.

For the needs of this thesis, a literature review was conducted to search for methods of processing and analysing the HRV data. Initially, two different methodologies were applied to investigate the possibility of analyzing heart rate variability data over short recordings. A short-term analysis of the HRV data was performed for the three different stages of interaction of the serious game, as well as a comparison of the user annotation data in these stages. Respectively, user annotation features were extracted and analyzed based on the relevant literature. Finally, the ability to apply machine learning methods related to clustering and classification of the features of heart rate variability and user annotation was investigated.

The results of the research initially show that some features of short-term HRV can be used as substitutes for longer intervals. Both the statistical analysis of the physiological characteristics of the user and the methods of clustering and classification, capture the different levels of engagement in the game depending on the type of user interaction. These findings can lead to the modeling of engagement levels in real time, thus enhancing the ability of such interventions to dynamically change their content to match the user's needs.

Keywords: serious game, affective computing, engagement levels

Πίνακας Περιεχομένων

Ευρετήριο Εικόνων	12
Ευρετήριο Πινάκων	13
Ευρετήριο Διαγραμμάτων	15
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	16
1.1 Εισαγωγή στο αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας	16
1.2 Στόχος διπλωματικής εργασίας	16
1.3 Οργάνωση διπλωματικής εργασίας	17
Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο	18
2.1 Παιχνίδια σοβαρού σκοπού ως παρεμβάσεις για την υγεία	18
2.1.1 Παιχνίδια σοβαρού σκοπού	18
2.1.2 Η χρήση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού στον τομέα της υγείας	19
2.1.4 Αξιολόγηση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού	21
2.1.5 Προκλήσεις	22
2.2 Συναισθηματική Υπολογιστική	23
2.2.1 Τεχνητή νοημοσύνη και συναισθήματα	23
2.2.2 Ορισμοί και εφαρμογές συναισθηματικής υπολογιστικής	24
2.2.3 Μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης και παιχνίδια	26
2.2.4 Συναισθηματική υπολογιστική και παιχνίδια	27
2.2.5 Μέθοδοι αναγνώρισης συναισθήματος	27
2.3 Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού (ΜΚΡ)	28
2.3.1 Ανάλυση μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού	29
2.3.2 Εφαρμογές	31
2.3.3 Μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού και επίπεδα προσήλωσης	31
Κεφάλαιο 3: Μεθοδολογία	33
3.1 Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας	33
3.2 Δεδομένα	34
3.3 Επεξεργασία δεδομένων καρδιακού ρυθμού	36
3.4 Ανάλυση δεδομένων καρδιακού ρυθμού	37
3.4.1 Χαρακτηριστικά στον τομέα του χρόνου	37
3.4.2 Χαρακτηριστικά στον τομέα της συχνότητας	38
3.4.3 Βραχυπρόθεσμη ανάλυση του ΜΚΡ	39
3.4.4 Σύσχετιση δεδομένων	40
3.4.5 Στατιστική ανάλυση	41
3.5 Επεξεργασία δεδομένων αυτοαναφοράς χρήστη	42
3.5.1 Ανάλυση δεδομένων αυτοαναφοράς χρήστη	42
3.5.2 Επίπεδα προσήλωσης χρήστη	43
3.6 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης	44
3.6.1 Επιλογή χαρακτηριστικών	44

3.6.2 Ομαδοποίηση και ταξινόμηση χαρακτηριστικών	44
3.6.3 Προβληματισμοί και Παραδοχές	48
Κεφάλαιο 4: Αποτελέσματα	49
4.1 Αποτύπωση αποτελεσμάτων ΜΚΡ	49
4.2 Αποτύπωση αποτελεσμάτων αυτοαναφοράς	66
Κεφάλαιο 5: Συζήτηση - Συμπεράσματα	71
Κεφάλαιο 6: Επίλογος	74
6.1 Σύνοψη	74
6.2 Όρια και περιορισμοί	74
6.3 Μελλοντικές επεκτάσεις	74
Κεφάλαιο 7: Βιβλιογραφία	75

Ευρετήριο Εικόνων

Εικόνα 1 - Γραφική απεικόνιση του ορισμού των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού

Εικόνα 2 - Γαλλικό Παιχνίδι Σοβαρού Σκοπού - Σφυγμός (Pulse), Προσομοιωτής πτήσης για ιατρική εκπαίδευση

Εικόνα 3 - “Underground”. Χειρουργοί που εξασκούνται μέσω του παιχνιδιού

Εικόνα 4 - “Gryphon Rider”. Στιγμιότυπο οθόνης από το παιχνίδι

Εικόνα 5 - Το μοντέλο Kirkpatrick για την αξιολόγηση της μάθησης

Εικόνα 6 - Η ανάπτυξη συναισθηματικής νοημοσύνης σε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης

Εικόνα 7 - Αναγνώριση συναισθήματος με βάση τις εκφράσεις του προσώπου

Εικόνα 8 - Χάρτης εφαρμογών συναισθηματικής υπολογιστικής. Απεικόνιση: Valentina Ramírez

Εικόνα 9 - Ηλεκτροκαρδιογραφική αναπαράσταση του καρδιακού παλμού.

Εικόνα 10 - Διαγραμματική απεικόνιση των βημάτων που ακολουθούνται για την ανάλυση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού.

Εικόνα 11 - Εικόνα 11 - Ο αισθητήρας Pulse Sensor που χρησιμοποιήθηκε για την μέτρηση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού

Εικόνα 12 - Η διεπαφή τροχού Griffin PowerMate που προσομοιώθηκε με τη χρήση της ροδέλας του ποντικιού στο πλαίσιο του πειράματος

Εικόνα 13 - Σχηματική αναπαράσταση της πρώτης μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε

Εικόνα 14 - Σχηματική αναπαράσταση της δεύτερης μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε

Εικόνα 15 - Διάγραμμα Bland-Altman με διαστήματα εμπιστοσύνης 95%

Εικόνα 16 - Διάγραμμα διασποράς που αναπαριστά το σύνολο των δεδομένων χωρισμένο σε συστάδες που προσδιορίζονται με την χρήση του αλγορίθμου ομαδοποίησης K-Means

Εικόνα 17 - Διάγραμμα διασποράς που αναπαριστά το σύνολο των δεδομένων χωρισμένο σε συστάδες που προσδιορίζονται με την χρήση του αλγορίθμου ομαδοποίησης Gaussian Mixture

Εικόνα 18 - Παράδειγμα κανονικοποιημένου πίνακα σύγκυσης

Ευρετήριο Πινάκων

Πίνακας 1 - Παράδειγμα αρχείου από τα αρχικά και ακατέργαστα δεδομένα μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού για έναν συμμετέχοντα

Πίνακας 2 - Παράδειγμα αρχείου από τα αρχικά και ακατέργαστα δεδομένα αυτοαναφοράς για έναν συμμετέχοντα

Πίνακας 3 - Παράδειγμα αρχείου που περιέχει τις χρονικές στιγμές ολοκλήρωσης κάθε σταδίου στο παιχνίδι σοβαρού σκοπού

Πίνακας 4 - Αποτελέσματα από την στατιστική ανάλυση με ANOVA για χαρακτηριστικά MKP διαφορετικών χρονικών διαστημάτων

Πίνακας 5 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό mean nni όλων των συμμετεχόντων

Πίνακας 6 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό sdnh όλων των συμμετεχόντων

Πίνακας 7 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό rmssd όλων των συμμετεχόντων

Πίνακας 8 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό rnni 50 όλων των συμμετεχόντων

Πίνακας 9 - Τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP mean nni από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας

Πίνακας 10 - Τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP sdnh από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας

Πίνακας 11 - Τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP rmssd από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας

Πίνακας 12 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP sdnh

Πίνακας 13 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP rmssd

Πίνακας 14 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP rnni 50

Πίνακας 15 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP rnni 50

Πίνακας 16 - Οι τιμές του μέσου όρου και του τραπεζοειδούς ολοκληρώματος για όλα τα στάδια του παιχνιδιού και για όλους τους συμμετέχοντες

Πίνακας 17 - Οι τιμές του πλάτους και της μέσης κλίσης για όλα τα στάδια του παιχνιδιού και για όλους τους συμμετέχοντες

Πίνακας 18 - Αποτελέσματα των paired t-tests για τα διαφορετικά στάδια με βάση τον μέσο όρο και το τραπεζοειδές ολοκλήρωμα

Πίνακας 19 - Αποτελέσματα των paired t-tests για τα διαφορετικά στάδια με βάση το πλάτος και την μέση κλίση

Πίνακας 20 - Ποσοστό ακρίβειας κάθε ταξινομητή για τα δεδομένα όλων των συμμετεχόντων

Πίνακας 21 - Μέσος όρος ποσοστού ακρίβειας κάθε ταξινομητή

Πίνακας 22 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή Logistic Regression που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477

Πίνακας 23 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή K-Nearest Neighbors που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477

Πίνακας 23 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή Random Forest που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477

Πίνακας 25 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή MLP που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477

Πίνακας 26 - Παρουσίαση του βαθμού συσχέτισης βάσει του αριθμητικού μεγέθους της συσχέτισης που προκύπτει από την παραπάνω ανάλυση

Ευρετήριο Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1 - Αποτύπωση των RR διαστημάτων πριν και μετά την επεξεργασία τους

Διάγραμμα 2 - Συνολική γραφική απεικόνιση της συσχέτισης διαφορετικών χρονικών διαστημάτων για όλα τα χαρακτηριστικά MKP ενός συμμετέχοντα

Διάγραμμα 3 - Διαγράμματα Bland-Altman για το χαρακτηριστικό MKP mean nni εκφράζοντας την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας

Διάγραμμα 4 - Διαγράμματα Bland-Altman για το χαρακτηριστικό MKP sdn εκφράζοντας την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας

Διάγραμμα 5 - Διαγράμματα Bland-Altman για το χαρακτηριστικό MKP rmssd εκφράζοντας την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας

Διάγραμμα 6 - Οι διακυμάνσεις των τιμών του μέσου όρου για τα διαφορετικά στάδια

Διάγραμμα 7 - Οι διακυμάνσεις των τιμών του τραπεζοειδούς ολοκληρώματος για τα διαφορετικά στάδια

Διάγραμμα 8 - Οι διακυμάνσεις των τιμών του πλάτους για τα διαφορετικά στάδια

Διάγραμμα 9 - Οι διακυμάνσεις των τιμών της μέσης κλίσης για τα διαφορετικά στάδια

Διάγραμμα 10 - Απεικόνιση των τριών ομάδων δεδομένων για τα τρία στάδια του παιχνιδιού

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγή στο αντικείμενο της διπλωματικής εργασίας

Τη σημερινή εποχή η ιατρική οδεύει προς την κατεύθυνση της προγνωστικής, προληπτικής, εξατομικευμένης και συμμετοχικής φροντίδας ασθενειών (P4 medicine) η οποία είναι ευρέως αποδεκτή και έχει διατυπωθεί σε μια σειρά αναφορών από το Ινστιτούτο Ιατρικής των ΗΠΑ [1]. Στον άξονα αυτό, παρέχονται πλέον σε ασθενείς, γιατρούς και άτομα από το περιβάλλον του ασθενή, εξατομικευμένο περιεχόμενο ιατρικών παρεμβάσεων το οποίο στοχεύει στις μοναδικές ανάγκες του κάθε ατόμου. Αυτή η προσέγγιση καθιστά τη φροντίδα ασθενειών πιο αποδοτική διότι επικεντρώνεται στην αντιμετώπιση των αιτιών παρά των συμπτωμάτων της νόσου. Παρέχει, επίσης, τη βάση για συγκεκριμένες δράσεις που μπορούν να κάνουν οι χρήστες προκειμένου να βελτιώσουν την υγεία τους.

Στην παραπάνω προσπάθεια, σημαντικά εργαλεία αποτελούν συσκευές και εφαρμογές οι οποίες αξιοποιούν τεχνολογίες αιχμής και έχουν την ικανότητα να μεταμορφώσουν πτυχές της παραδοσιακής ιατρικής. Τα τελευταία χρόνια έχουν σχεδιαστεί και αναπτυχθεί πληθώρα τέτοιων εφαρμογών για να βοηθήσουν τους επαγγελματίες υγείας, αλλά και απλούς χρήστες και ασθενείς, με δυνατότητες όπως η συλλογή και η διαχείριση πληροφοριών σχετικά με την υγεία, η συντήρηση των αρχείων υγείας, η παρακολούθηση ασθενειών, η εκπαίδευση και η ιατρική κατάρτιση [2]. Με βάση το σύγχρονο δόγμα της ιατρικής που περιγράφεται στην προηγούμενη παράγραφο, είναι σημαντικό οι εφαρμογές αυτές να έχουν δυνατότητες παραγωγής εξατομικευμένου περιεχομένου για να επιτυγχάνουν πιο αποδοτικά το στόχο τους. Η ενσωμάτωση μεθόδων εξατομικευσης σε εφαρμογές για την υγεία, συχνά αξιοποιεί μεθόδους Τεχνητής Νοημοσύνης που βασίζονται στην αλληλεπίδραση του χρήστη με τη μηχανή, για να καταστεί δυνατή τόσο η αναγνώριση των προσωπικών αναγκών και επιθυμιών του κάθε χρήστη όσο και η παραγωγή εξατομικευμένου περιεχομένου. Με τον τρόπο αυτό, αυτές οι μέθοδοι στοχεύουν στην ενίσχυση των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη μέσα από τη δυναμική προσαρμογή του περιεχομένου τους.

Απαραίτητο βήμα για την ενσωμάτωση και αξιολόγηση τέτοιων μεθόδων σε εφαρμογές υγείας αποτελεί η αναγνώριση και ταξινόμηση των επιπέδων προσήλωσης κατά την αλληλεπίδραση του χρήστη με τη μηχανή. Σε αυτή την κατεύθυνση, η παρούσα διπλωματική εργασία εξετάζει τα δεδομένα που συλλέχθηκαν από μια παρέμβαση υγείας προσπαθώντας να τα συνδέσει με τα επίπεδα προσήλωσης του χρήστη. Τα δεδομένα αυτά προέρχονται από τα αποτελέσματα πειράματος που διεξήχθη στο εργαστήριο Εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας, το οποίο αφορούσε παιχνίδι σοβαρού σκοπού που ονομάζεται “Express Cooking Train” και προωθεί την διατροφική παιδεία. Κατά τη διάρκεια αυτού του παιχνιδιού συλλέχθηκαν δεδομένα για τη Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού (ΜΚΡ) του χρήστη, καθώς και η υποκειμενική αυτο-αναφορά των επιπέδων προσήλωσης του. Βασική δραστηριότητα της εργασίας ήταν η αναζήτηση συσχετίσεων ανάμεσα στην ΜΚΡ και τα επίπεδα προσήλωσης του χρήστη, χρησιμοποιώντας μεθόδους συναισθηματικής υπολογιστικής που εντάσσονται στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης.

1.2 Στόχος διπλωματικής εργασίας

Γίνεται φανερή από τα παραπάνω η ανάγκη να διερευνηθούν οι μέθοδοι αναγνώρισης των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη σε μια παρέμβαση υγείας με βασικό στόχο την ενίσχυση της απόδοσης της παρέμβασης αυτής, δηλαδή του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού στο πλαίσιο αυτής της εργασίας. Με αυτόν τον τρόπο, θα γίνει κατανοητό τι είναι αυτό που βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη και διατηρεί το κίνητρό του κατά τη διάρκεια της παρέμβασης.

Πιο συγκεκριμένα, η παρούσα διπλωματική εργασία στοχεύει στα εξής:

- Εξαγωγή και ανάλυση χαρακτηριστικών που προκύπτουν από τη μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού και σχετίζονται με την προσήλωση του χρήστη σε παρέμβαση υγείας,
- Βραχυπρόθεσμη ανάλυση δεδομένων μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού και έλεγχος συσχέτισης με την αντίστοιχη μακροπρόθεσμη ανάλυση,
- Ανάλυση χαρακτηριστικών που προκύπτουν από την αυτοαναφορά του χρήστη και προσπάθεια συσχέτισης με τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά της MKP,
- Διερεύνηση μεθόδων μηχανικής μάθησης για τη μοντελοποίηση των επιπέδων προσήλωσης,
- Κινητοποίηση για την εξερεύνηση θεμάτων συναισθηματικής υπολογιστικής, οδηγώντας μελλοντικά στην εξέλιξη συστημάτων και παιχνιδιών σοβαρού σκοπού για την υγεία ώστε να βελτιωθεί η αλληλεπίδραση με τον χρήστη.

1.3 Οργάνωση διπλωματικής εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία χωρίζεται σε τέσσερα βασικά μέρη: (1) το θεωρητικό υπόβαθρο των εννοιών που εξετάζονται, (2) την μεθοδολογία ανάλυσης των δεδομένων προσήλωσης του χρήστη, (3) τις μεθόδους μηχανικής μάθησης που αξιολογήθηκαν, και (4) τα αποτελέσματα και τα συμπεράσματα που προκύπτουν από όλα τα προηγούμενα. Η μεγαλύτερη έμφαση δίνεται στο δεύτερο από τα τέσσερα αυτά μέρη.

Αρχικά, στο Κεφάλαιο 2 αναλύονται οι έννοιες: παιχνίδια σοβαρού σκοπού, συναισθηματική υπολογιστική και μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού, οι οποίες αποτελούν τη βάση για τη μελέτη που ακολουθεί. Για καθεμία από αυτές τις έννοιες δίνεται ο ορισμός, η χρησιμότητά τους, καθώς και παραδείγματα εφαρμογών. Έπειτα, στο Κεφάλαιο 3 περιγράφεται η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε για την επεξεργασία και την ανάλυση των δεδομένων μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού, καθώς και των δεδομένων της αυτοαναφοράς του χρήστη για τα διάφορα επίπεδα προσήλωσης του παιχνιδιού. Στο κεφάλαιο αυτό δίνεται έμφαση στην εξαγωγή και την ανάλυση των χαρακτηριστικών της MKP καθώς και στην βραχυπρόθεσμη ανάλυση αυτών. Το Κεφάλαιο 4 αναφέρεται στις μεθόδους μηχανικής μάθησης που εξετάστηκαν, αλλά και ορισμένοι προβληματισμοί που προέκυψαν σε εκείνο το σημείο της έρευνας. Στο Κεφάλαιο 5 αποτυπώνονται τα αποτελέσματα της ανάλυσης τόσο με γραπτό λόγο όσο και με τα αντίστοιχα γραφήματα. Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζονται συνολικά τα συμπεράσματα που προκύπτουν από όλα τα προηγούμενα, και τέλος, στο Κεφάλαιο 7 δίνονται πληροφορίες για τους περιορισμούς της συγκεκριμένης έρευνας καθώς και οι μελλοντικές επεκτάσεις που μπορεί αυτή να πάρει.

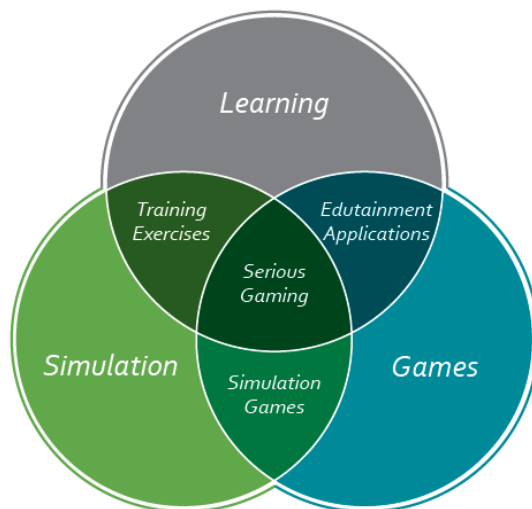
Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο

2.1 Παιχνίδια σοβαρού σκοπού ως παρεμβάσεις για την υγεία

2.1.1 Παιχνίδια σοβαρού σκοπού

Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού σχετίζονται με παιχνίδια για άλλους σκοπούς εκτός της καθαρής ψυχαγωγίας, διότι αποτελούνται από μια σειρά συμβάντων που είναι μέρος μιας στοχαστικής και εκπαιδευτικής διαδικασίας. Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού εκτείνονται πέρα από την απλή διδασκαλία γεγονότων και την απομνημόνευση, καθώς περιλαμβάνουν όλες τις πτυχές της εκπαίδευσης - ενημέρωση, κατάρτιση, διδασκαλία - και για όλες τις ηλικίες [3]. Παρατηρήθηκε ότι η απόκτηση γνώσεων και η ανάπτυξη δεξιοτήτων επιτυγχάνονται μέσω των παιχνιδιών που έχουν σχεδιαστεί με τον κατάλληλο τρόπο, κι έτσι γεννήθηκε η ιδέα να δημιουργηθούν παιχνίδια που έχουν έναν συγκεκριμένο εκπαιδευτικό σκοπό.

Στην εποχή μας, ο όρος “παιχνίδι σοβαρού σκοπού” έχει καθιερωθεί αλλά δεν υπάρχει ένας μοναδικός ορισμός της έννοιας. Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού αναφέρονται συνήθως σε παιχνίδια που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση, την κατάρτιση, την ενημέρωση, ή την προσομοίωση μιας γνώσης ή δεξιότητας του τελικού χρήστη, και είναι σχεδιασμένα για υπολογιστές ή παιχνιδομηχανές. Τα παιχνίδια αυτά αξιοποιούν τις δυνατότητες που παρέχουν τα ηλεκτρονικά παιχνίδια προκειμένου να μυήσουν και να κινήσουν το ενδιαφέρον των χρηστών για έναν συγκεκριμένο σκοπό όπως είναι η απόκτηση νέων γνώσεων και η ανάπτυξη νέων δεξιοτήτων [3].



Εικόνα 1 - Γραφική απεικόνιση του ορισμού των παιχνιδιών σοβαρού σκοπού

Οι παραπάνω ορισμοί είναι σύμφωνοι και με την Βικιπαίδεια, την παγκόσμια διαδικτυακή εγκυκλοπαίδεια, όπου τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού περιγράφονται ως ηλεκτρονικά παιχνίδια που έχουν την πρόθεση όχι μόνο να ψυχαγωγήσουν τους χρήστες αλλά και να τους εκπαιδεύσουν. Είναι παρόμοια με τα εκπαιδευτικά παιχνίδια, αλλά επικεντρώνονται σε ένα ευρύτερο κοινό, πέρα από την πρωτοβάθμια ή την δευτεροβάθμια εκπαίδευση. Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού είναι διάφορων ειδών και ένα σημαντικό χαρακτηριστικό τους είναι η ικανότητά τους να αυξήσουν τη συμμετοχικότητα του χρήστη και για αυτό χρησιμοποιούνται συχνά ως εργαλεία διδασκαλίας. Ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού είναι συνήθως μια προσομοίωση γεγονότων και διαδικασιών του πραγματικού κόσμου, παρόλο που έχει την εμφάνιση και την αίσθηση ενός παιχνιδιού [4].

Σε αντίθεση με το παραδοσιακό περιβάλλον εκπαίδευσης και διδασκαλίας όπου ο εκπαιδευτικός αποτελεί τον κεντρικό χαρακτήρα και ελέγχει τη διαδικασία της μάθησης, τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού έχουν ως κεντρικό χαρακτήρα τον διδασκόμενο και ο ίδιος ο χρήστης έχει τον έλεγχο της εκπαίδευσής του μέσω ενός διαδραστικού τρόπου. Αυτή η συμμετοχικότητα του χρήστη του επιτρέπει να μαθαίνει μέσω μιας ενεργής και κριτικής προσέγγισης, βελτιστοποιώντας έτσι την όλη εκπαιδευτική εμπειρία [5]. Τα παιχνίδια παρουσιάζουν συνήθως μια σταδιακή και αυξανόμενη δυσκολία εκθέτοντας τον χρήστη σε νέα και διαφορετικά προβλήματα, γεγονός που έχει αποδειχθεί πολύ αποδοτικό για τη μάθηση σύμφωνα με τη γνωσιακή επιστήμη. Ο παίκτης εξοικειώνεται αρχικά με το περιβάλλον του παιχνιδιού και όταν αποκτήσει τη γνώση που απαιτείται για το συγκεκριμένο στάδιο καλείται να αντιμετωπίσει το επόμενο στάδιο το οποίο είναι συνήθως ελαφρώς μεγαλύτερης δυσκολίας. Αναλόγως τις επιδόσεις που σημειώνει ο κάθε χρήστης το παιχνίδι προσαρμόζεται στις ικανότητές του με δυναμικό τρόπο. Ο στόχος είναι να δημιουργηθούν οι κατάλληλες συνθήκες στο παιχνίδι όπου ο χρήστης έχει τις απαραίτητες γνώσεις και δεξιότητες για να ανταπεξέλθει αλλά ταυτόχρονα δέχεται και μια πρόκληση. Ο συνδυασμός αυτός επιτρέπει αφενός μεγαλύτερη προσήλωση στο παιχνίδι και αφετέρου μια εξατομικευμένη και αποδοτική εκπαιδευτική διαδικασία.

Παρατηρείται ότι υπάρχουν διαφορετικές περιγραφές για τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού ανάλογα τον χώρο εφαρμογής τους. Όμως, όλοι συγκλίνουν στο γεγονός ότι τα παιχνίδια αυτά έχουν σκοπούς που ξεπερνούν την απλή ψυχαγωγία του χρήστη, και αυτοί οι σκοποί περιλαμβάνουν την εκπαίδευση, την κατάρτιση, την υγεία, κτλ. Στο πλαίσιο αυτής της εργασίας θα αναφερθεί παιχνίδι σοβαρού σκοπού που λειτουργεί ως παρέμβαση υγείας.

2.1.2 Η χρήση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού στον τομέα της υγείας

Εστιάζοντας στον τομέα της υγείας, επισημαίνεται ότι η χρήση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού μπορεί να προσφέρει ένα επιπλέον μέσο για την αύξηση του ενδιαφέροντος σχετικά με την εκπαίδευση και την αξιολόγηση της απόδοσης των χρηστών. Για παράδειγμα, σχεδιάζονται παιχνίδια με στόχο την εκπαίδευση και την κατάρτιση των επαγγελματιών στο χώρο της υγειονομικής περίθαλψης, ή με στόχο την αποκατάσταση του ασθενούς μέσω της αναπαραγωγής των βημάτων που πρέπει να εκτελέσει για τη θεραπεία του [6].

Την τελευταία δεκαετία έχουν αναπτυχθεί πολλά παιχνίδια σοβαρού σκοπού για τον τομέα της υγείας, τα οποία αφορούν πληθώρα δραστηριοτήτων όπως είναι η εκπαίδευση χειρουργών, και η φροντίδα των ασθενών [7][8]. Ο Watters διερεύνησε την χρήση αυτών των παιχνιδιών σε παιδιά που έχουν χορηγηθεί με μακροχρόνια αγωγή, και σε αυτήν την περίπτωση το κίνητρο για συμμόρφωση είναι βασικός παράγοντας για την επιτυχία της θεραπείας. Επίσης, η συγκεκριμένη θεραπεία και τα χαρακτηριστικά της διαταραχής στην υγεία ενδέχεται να αλλάξουν με την πάροδο του χρόνου. Για αυτό είναι σημαντικό να συλλέγονται νέα δεδομένα και να αποθηκεύονται σε συνεχή βάση, τα οποία βοηθούν στην προσαρμογή του παιχνιδιού για την ενίσχυση των γνώσεων και των προκλήσεων που παρουσιάζονται στον χρήστη, αλλά και στην παρακολούθηση της κατάστασης του ασθενούς μέσα στο παιχνίδι [9]. Ένα άλλο παράδειγμα είναι η έρευνα της Μαρίνας Παπαστεργίου η οποία μελέτησε πολλαπλές πηγές αναφορικά με τη χρήση ηλεκτρονικών παιχνιδιών στην αγωγή υγείας και στη φυσική αγωγή. Η ίδια παρουσίασε μια συλλογή των διαθέσιμων εμπειρικών στοιχείων σχετικά με την αποτελεσματικότητα αυτών των παιχνιδιών όπου διαπιστώθηκε ότι έχουν πολλαπλά οφέλη και μπορούν να επηρεάσουν θετικά τις γνώσεις, τις δεξιότητες και τις συμπεριφορές των ατόμων, ειδικά των νέων [10].



Εικόνα 2 - Γαλλικό Παιχνίδι Σοβαρού Σκοπού - Σφυγμός (Pulse), Προσομοιωτής πτήσης για ιατρική εκπαίδευση

Ειδικότερα, στον τομέα της ψυχικής υγείας έχουν σχεδιαστεί αρκετές ψηφιακές παρεμβάσεις διότι υπάρχουν περιορισμοί στην πρόσβαση που έχουν οι ασθενείς στις υπάρχουσες θεραπείες και αυτό συμβαίνει για διάφορους λόγους. Πρώτα από όλα, τα συστήματα υγειονομικής περίθαλψης αδυνατούν να καλύψουν τη ζήτηση επειδή συχνά δεν υπάρχει αρκετό εκπαιδευμένο προσωπικό για να παρέχει τη θεραπεία σε αυτούς που την έχουν ανάγκη. Δεύτερον, η θεραπεία είναι λιγότερο προσβάσιμη σε άτομα που κατοικούν σε απομακρυσμένες ή αραιοκατοικημένες περιοχές, καθώς και σε άτομα από οικογένειες χαμηλότερου εισοδήματος. Αυτά τα εμπόδια δεν μπορούν να ξεπεραστούν μόνο με την ανάπτυξη του υπάρχοντος συστήματος υγείας. Απαιτείται μια ποικιλία λύσεων που συμπεριλαμβάνουν και τις ψηφιακές λύσεις. Για παράδειγμα, έχει αποδειχθεί ότι οι εφαρμογές κινητών τηλεφώνων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη θεραπεία διάφορων ψυχικών διαταραχών. Μια τέτοια λύση είναι και η αξιοποίηση της παρακίνησης και της συμμετοχικότητας που προσφέρουν τα ψηφιακά παιχνίδια [11].

Τα παιχνίδια που χρησιμοποιούνται στον χώρο της υγείας είναι πολλά και αφορούν διαφορετικούς τομείς. Αξιοποιούν την παιχνιδιοποίηση για να διεγείρουν το ενδιαφέρον του χρήστη με στόχο να προσφέρουν χρήσιμες πληροφορίες ή ακόμη και ευκαιρία για εξάσκηση μιας συγκεκριμένης δεξιότητας. Ένα τέτοιο παιχνίδι είναι το Underground το οποίο έχει παραχθεί από την Grendel Games σε συνεργασία με ειδικούς στον τομέα και χρησιμοποιείται από χειρουργούς προκειμένου να τους εκπαιδεύσει σε κινητικές ικανότητες. Παράδειγμα αποτελεί και το παιχνίδι “Gryphon Rider” το οποίο είναι ειδικά σχεδιασμένο για ασθενείς. Οι ασκήσεις αποκατάστασης που προσφέρει ρυθμίζονται αναλόγως το επίπεδο του χρήστη, και έτσι παρέχει ευελιξία και μια εξατομικευμένη εμπειρία. Η δύναμη αυτού του παιχνιδιού είναι στο ότι είναι διασκεδαστικό έτσι ώστε οι ασθενείς να θέλουν να συνεχίσουν να κάνουν τις ασκήσεις αποκατάστασης.



Εικόνα 3 - “Underground”. Χειρουργοί που εξασκούνται μέσω του παιχνιδιού



Εικόνα 4 - “Gryphon Rider”. Στιγμιότυπο οθόνης από το παιχνίδι

Γίνεται προφανές ότι υπάρχει ένα μεγάλο σύνολο εφαρμογών για παιχνίδια σοβαρού σκοπού που συμβάλλουν στην υγειονομική περίθαλψη. Ομοίως, υπάρχει και ένα μεγάλο σύνολο ενδιαφερόμενων όπως είναι οι επαγγελματίες, γιατροί και εκπαιδευτικοί στον τομέα της υγείας, αλλά και μεμονωμένοι καταναλωτές και ασθενείς. Όλοι μπορούν να επωφεληθούν από τα πλεονεκτήματα που παρέχουν οι ψηφιακές λύσεις και συγκεκριμένα τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού για την υγεία. Ωστόσο, τα πλεονεκτήματα που έχουν εντοπιστεί στη χρήση παιχνιδιών σε αυτόν τον τομέα ίσως να μην είναι αρκετά για την πλήρη αξιολόγηση της επίδρασης αυτών των παιχνιδιών στους χρήστες. Χρειάζεται συνεχή αξιολόγηση και αναθεώρηση της μάθησης με τη βοήθεια παιχνιδιών σοβαρού σκοπού λαμβάνοντας υπόψη τους διαφορετικούς χρήστες.

2.1.4 Αξιολόγηση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού

Τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού αποκτούν όλο και περισσότερη σημασία και χρησιμότητα στον τομέα της υγείας. Ωστόσο, η ανάπτυξη ενός επιτυχημένου παιχνιδιού σε αυτές τις περιπτώσεις είναι περίπλοκη και απαιτεί ιδιαίτερη προσοχή. Η αποτελεσματικότητά τους όσον αφορά τη μάθηση των χρηστών δεν έχει μελετηθεί ακόμη σε ικανοποιητικό βαθμό, κυρίως λόγω της πολυπλοκότητάς τους και της δυσκολίας αξιολόγησης αφηρημένων και άυλων μετρικών [12].

Υπάρχει η ανάγκη διερεύνησης του τρόπου αξιολόγησης των μαθησιακών αποτελεσμάτων για τον προσδιορισμό παιχνιδιών σοβαρού σκοπού που ταιριάζουν σε έναν συγκεκριμένο τομέα και οδηγούν στα επιθυμητά αποτελέσματα. Η αξιολόγηση αυτή πρέπει να καλύπτει και την αξιολόγηση της απόδοσης των παικτών, η οποία είναι σημαντική διότι συνδέεται με τον σκοπό του παιχνιδιού που είναι να υποστηρίξει τον χρήστη στην απόκτηση γνώσεων και στην ανάπτυξη δεξιοτήτων. Επιπλέον, η αξιολόγηση της απόδοσης επιτρέπει την προσαρμοστικότητα και εξατομίκευση στο παιχνίδι έτσι ώστε να παρέχονται οι ανάλογοι ορισμοί, η κατάλληλη παρουσίαση και ο προγραμματισμός των περιεχομένων για τον κάθε παίκτη [12].

Όσον αφορά την εκπαιδευτική αξία ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού προτείνεται από τους περισσότερους ερευνητές και ειδικούς στη βιβλιογραφία η αξιοποίηση του μοντέλου του Kirkpatrick για τη θέσπιση στόχων και κριτηρίων σχετικά με τα επιθυμητά μαθησιακά αποτελέσματα. Το μοντέλο αυτό ενσωματώνει τέσσερα επίπεδα: (1) την αντίδραση του διδασκόμενου, (2) την μάθηση, (3) την συμπεριφορά του διδασκόμενου, και (4) τα αποτελέσματα της μάθησης μεταφρασμένα σε γνώσεις ή δεξιότητες. Η αντίδραση των χρηστών, η οποία αφορά την κατανόηση του βαθμού συμμετοχικότητας και ικανοποίησης

στο παιχνίδι, μπορεί να μετρηθεί και να αξιολογηθεί με τη βοήθεια ερωτηματολογίων στο τέλος της διάδρασης. Η αξιολόγηση της μάθησης εξαρτάται από τον τύπο του παιχνιδιού και των εκπαιδευτικών στόχων, και μπορεί να αφορά την απόκτηση γνώσεων, την ανάπτυξη δεξιοτήτων ή την αλλαγή μιας στάσης ζωής. Η μάθηση μπορεί να εκτιμηθεί μέσω της απλής παρατήρησης ή με την ανάθεση κάποιας εργασίας ή διαγωνίσματος στον χρήστη. Η αξιολόγηση της συμπεριφοράς σημαίνει την κατανόηση του βαθμού στον οποίο άλλαξε η συμπεριφορά του συμμετέχοντα μετά το εκπαιδευτικό παιχνίδι, και μπορεί να επιτευχθεί με την παρατήρηση των χρηστών στην μετέπειτα πορεία τους.



Εικόνα 5 - Το μοντέλο Kirkpatrick για την αξιολόγηση της μάθησης

Συνολικά, οι λίγες έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί στην κατεύθυνση της αξιολόγησης παιχνιδιών σοβαρού σκοπού, δείχνουν ότι η μάθηση προωθείται μέσω αυτών των παιχνιδιών. Είναι, όμως, απαραίτητο να εφαρμόζονται οι κατάλληλες μέθοδοι για την αξιολόγηση και βελτίωσή τους προκειμένου να πετυχαίνουν καλύτερα αποτελέσματα για τους χρήστες.

2.1.5 Προκλήσεις

Η παιχνιδοποίηση στον τομέα της υγείας έχει πάρει μεγάλες διαστάσεις, με πολλαπλές εφαρμογές που παρουσιάζονται στις παραπάνω παραγράφους. Είναι σημαντικό να εντοπιστούν οι αδυναμίες αυτής της τεχνολογίας, καθώς και τα λάθη κατά τον σχεδιασμό αυτών των παιχνιδιών προκειμένου να αντιμετωπιστούν και να συνεχίσουν να επιτελούν το σκοπό για τον οποίο δημιουργήθηκαν.

Σχετική έρευνα ανέδειξε τις ελλείψεις και τις απλοποιήσεις που γίνονται σε πολλές εφαρμογές για την υγεία [13], αλλά και σε παιχνίδια σοβαρού σκοπού τα οποία προσομοιώνουν την πραγματικότητα μόνο επιφανειακά χωρίς να συμπεριλαμβάνουν την πληροφορία που προσφέρει ένας ειδικός ή χωρίς να στοχεύουν στην αλλαγή της συμπεριφοράς του χρήστη. Ως αποτέλεσμα, αυτά τα παιχνίδια έχουν αυξημένη ανταπόκριση από τους χρήστες διότι ενσωματώνουν πολλά στοιχεία ψυχαγωγίας, αλλά δε φέρνουν εις πέρας την αποστολή τους από εκπαιδευτική και γνωστική άποψη. Η αλλαγή της συμπεριφοράς ενός ατόμου, ειδικά σε πολύπλοκα θέματα όπως είναι ένα θέμα υγείας, είναι μια δύσκολη και πολλές φορές επίπονη διαδικασία, γεγονός που προκαλεί αμφιβολίες στην απόδοση ενός παιχνιδιού που είναι εξ' ορισμού ευχάριστο για τον χρήστη. Επομένως, ένα μεγάλο ζήτημα αφορά το βαθμό στον οποίο τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού επιτυγχάνουν πράγματι τον στόχο τους σε αντιπαράβολη με τον ψυχαγωγικό τους χαρακτήρα.

Μία ακόμη πρόκληση αφορά τη διατήρηση της ισορροπίας μεταξύ της δημιουργίας ενός πολύ ελκυστικού γραφικού περιβάλλοντος και της έμφασης στον εκπαιδευτικό στόχο. Ένα παιχνίδι με πλούσια γραφικά στοιχεία και υπερβολική πληροφορία είναι πιθανό να αποπροσανατολίσει τον χρήστη από την μάθηση, μειώνοντας έτσι την αποτελεσματικότητά του. Για τη μάθηση είναι επίσης απαραίτητη η ανασκόπηση και ανατροφοδότηση από τον ίδιο τον χρήστη διότι τον παρακινεί να συμμετέχει ενεργά στη διαδικασία. Αυτό μπορεί να είναι εφικτό μέσω μηνυμάτων κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, ενός συστήματος επιβράβευσης, ή μέσω της οργανωμένης προβολής των επιδόσεων του παίκτη με την ολοκλήρωση ενός σταδίου στο παιχνίδι. Τέλος, στα πλαίσια ενός εκπαιδευτικού παιχνιδιού χρειάζεται ιδιαίτερη προσοχή στα επίπεδα δυσκολίας που αυτό παρουσιάζει. Είναι σημαντικό

να υπάρχει η πρόκληση για τον χρήστη ώστε να διεγείρει το ενδιαφέρον του, αλλά ταυτόχρονα να ανταποκρίνεται στις γνώσεις και τις δυνατότητές του ώστε να μη του δημιουργεί αρνητικά συναισθήματα περισσότερο από το επιθυμητό, το οποίο μπορεί να οδηγήσει σε αντίθετα αποτελέσματα.

Για την αντιμετώπιση πολλών από αυτών των αδυναμιών που παρουσιάζουν τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού χρειάζεται η δημιουργία ενός δυναμικού συστήματος που θα είναι σε θέση να μεταβάλλει σε πραγματικό χρόνο τις διάφορες παραμέτρους του παιχνιδιού και να προσαρμόζεται στις επιδόσεις του κάθε χρήστη προκειμένου να επικεντρώνεται στον εκπαιδευτικό στόχο. Σε αυτό το σημείο έρχονται οι τεχνολογίες και οι εφαρμογές της τεχνητής νοημοσύνης να δώσουν λύσεις προς την κατεύθυνση της βελτίωσης της απόδοσης αυτών των παιχνιδιών.

2.2 Συναισθηματική Υπολογιστική

2.2.1 Τεχνητή νοημοσύνη και συναισθήματα

Η τεχνητή νοημοσύνη έχει αναπτυχθεί ραγδαία τα τελευταία χρόνια. Οι εφαρμογές της εκτείνονται σε πολλές πτυχές της ζωής μας και επιτρέπουν ένα μεγάλο πλήθος ενεργειών που εκτελούνται με μεγαλύτερη ευκολία όπως είναι η αναζήτηση στο διαδίκτυο, ο δημιουργικός σχεδιασμός, τα αυτοκινούμενα αυτοκίνητα, η αναγνώριση εικόνων και ήχου, και άλλα [14]. Οι επιτυχίες σε αυτόν τον τομέα βασίζονται τόσο στην εξέλιξη των σχετικών αλγορίθμων και των μεθόδων ανάλυσης δεδομένων, όσο και στην πρόοδο που σημειώνεται στο υλικό και στα εργαλεία που χρησιμοποιούνται σε τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης.

Η υπόθεση που έχει γίνει και αποτελεί κίνητρο για μελλοντικές εφαρμογές είναι ότι η ανθρώπινη νοημοσύνη μπορεί να περιγραφεί με ακρίβεια έτσι ώστε να μπορεί να προσομοιωθεί από μία μηχανή. Σε πολλές περιπτώσεις, οι μηχανές έχουν φτάσει το επίπεδο στο οποίο βρίσκεται ο άνθρωπος ή μπορεί και να το έχουν ξεπεράσει. Ωστόσο, υπάρχουν προβλήματα τα οποία μπορούν να κατανοηθούν και να επιλυθούν με την ανθρώπινη νοημοσύνη, αλλά η περιγραφή της διαδικασίας που ακολουθεί ο άνθρωπος είναι αδύνατον να αποδοθεί με ακρίβεια κι έτσι είναι δύσκολο να αποδοθεί μέσω της συμπεριφοράς μιας μηχανής. Ένα παράδειγμα μιας τέτοιας ικανότητας του ανθρώπου είναι η αναγνώριση και η έκφραση συναισθημάτων η οποία δεν έχει αποκωδικοποιηθεί πλήρως. Ως αποτέλεσμα, προκύπτουν ερωτήματα και προκλήσεις που σχετίζονται με αυτές τις λειτουργίες τις οποίες δεν έχει καταφέρει να προσομοιώσει με ακρίβεια μια μηχανή. Η έρευνα στον τομέα αυτόν προχωράει αλλά η είσοδος της τεχνητής νοημοσύνης στην ανθρώπινη ψυχολογία είναι ακόμη σε πρώιμο στάδιο.



Εικόνα 6 - Η ανάπτυξη συναισθηματικής νοημοσύνης σε μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης

Τα συναισθήματα παίζουν καθοριστικό ρόλο στην καθημερινή μας ζωή, καθώς βοηθούν στη λήψη αποφάσεων, στη μάθηση, στην επικοινωνία, και στην αντίληψη διαφόρων καταστάσεων. Η ίδια η ανθρώπινη αλληλεπίδραση ενισχύεται από το γεγονός ότι το άτομο είναι σε θέση να αντιλαμβάνεται τα συναισθήματα των άλλων και να αντιδρά σε αυτά. Αντίθετα, οι μηχανές ακόμη αδυνατούν να αναπτύξουν κάποιο συναίσθημα, αλλά και να αναγνωρίσουν τα ανθρώπινα συναισθήματα. Οι ερευνητές και επιστήμονες προσπαθούν να προσδώσουν ικανότητες αναγνώρισης, ερμηνείας και έκφρασης συναισθημάτων στις μηχανές, συμβάλλοντας στην αύξηση της αποτελεσματικότητας των υπολογιστών σε διαδικασίες λήψης αποφάσεων και αλληλεπίδρασης με τον χρήστη [15]. Προαπαιτούμενο για την επιτυχία των μεθόδων της συναισθηματικής υπολογιστικής είναι να κατανοηθούν σε βάθος τα συναισθήματα, ο ρόλος τους στην ανθρώπινη συμπεριφορά και στη γνωστική διαδικασία.

2.2.2 Ορισμοί και εφαρμογές συναισθηματικής υπολογιστικής

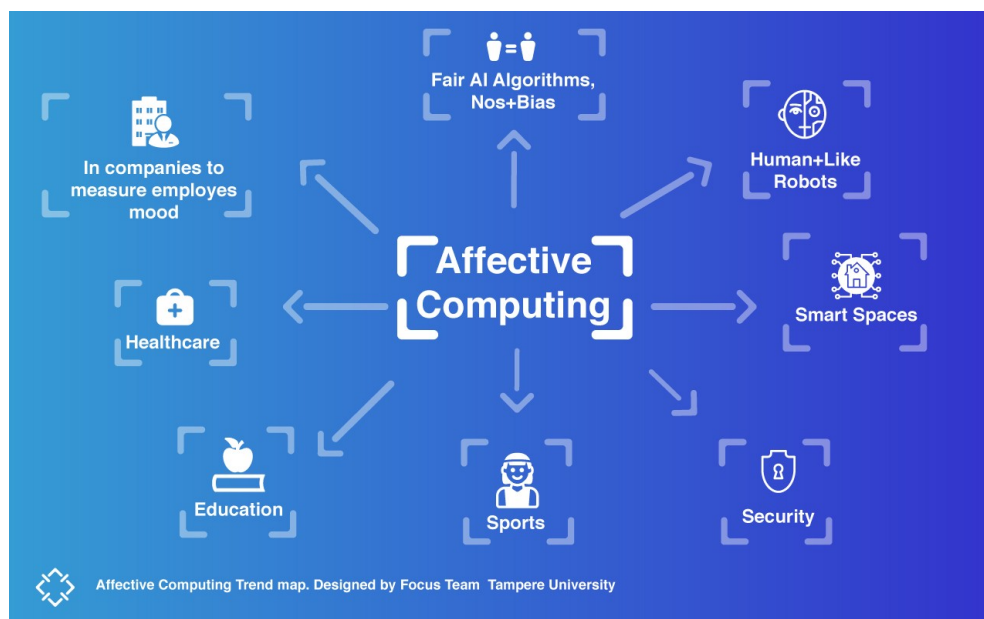
Η εκπαίδευση μιας μηχανής στο να αναγνωρίζει ανθρώπινα συναισθήματα είναι πολύ δύσκολη, αποτελεί ενεργό πεδίο έρευνας και διαμορφώνει τον τομέα της συναισθηματικής υπολογιστικής. Η συναισθηματική υπολογιστική ασχολείται με τη μελέτη και την ανάπτυξη συστημάτων και εφαρμογών με σκοπό την αναγνώριση, την ερμηνεία, την επεξεργασία και την προσομοίωση ανθρώπινων συναισθημάτων [16]. Αυτό το διεπιστημονικό πεδίο πρωτοεμφανίστηκε στο άρθρο της Picard το 1995 όπου αναλύεται η σημασία της συναισθηματικής εμπειρίας και προτείνεται η ενσωμάτωσή της στην επιστήμη των υπολογιστών. Η σημαντικότητα της ανάπτυξης του συγκεκριμένου κλάδου της επιστήμης εξηγείται με το γεγονός ότι ο άνθρωπος έχει την τάση να ανταποκρίνεται στα υπολογιστικά μέσα με τρόπο ανάλογο με εκείνον που χρησιμοποιεί να την επικοινωνία με άλλους ανθρώπους. Δημιουργείται έτσι η ανάγκη για τους υπολογιστές να προσφέρουν στον χρήστη την αντίστοιχη αλληλεπίδραση στην οποία εμπλέκονται συναισθήματα.

Οι τεχνολογίες συναισθηματικής υπολογιστικής χρησιμοποιούνται κυρίως για την ανίχνευση της συναισθηματικής κατάστασης ενός χρήστη και την ενεργοποίηση μιας προκαθορισμένης ενέργειας που δίνεται ως απάντηση στον χρήστη βάση της συναισθηματικής του αυτής κατάστασης. Για την ανίχνευση χρησιμοποιούνται ειδικοί αισθητήρες, μικρόφωνα, κάμερες, ή κάποιο ειδικά σχεδιασμένο λογισμικό [16]. Αυτά τα εργαλεία χρησιμοποιούνται στην προσπάθεια να αναγνωριστούν ανθρώπινα συναισθήματα μέσω των αισθήσεων που μπορεί να έχει μια μηχανή όπως είναι ο ήχος και το βίντεο, και η συλλογή εκφράσεων του προσώπου από εικόνες. Επιπλέον, ο υπολογιστής μπορεί να λάβει ως είσοδο άλλα δεδομένα όπως είναι η θερμοκρασία του σώματος, η αγωγιμότητα του δέρματος, ο καρδιακός ρυθμός, ή η στάση του σώματος [17]. Μόλις ληφθούν αυτά τα δεδομένα, το σύστημα χρησιμοποιεί τις γνώσεις του για να κατηγοριοποιήσει ή και να αναπαράγει συναισθήματα [18].



Εικόνα 7 - Αναγνώριση συναισθήματος με βάση τις εκφράσεις του προσώπου

Οι εφαρμογές της συναισθηματικής υπολογιστικής στον πραγματικό κόσμο είναι λίγες, επειδή ως τώρα κυριαρχεί η έρευνα σε αυτό το πεδίο. Ωστόσο, θα μπορούσε να εφαρμοστεί σε διαφορετικά σενάρια και ήδη εντοπίζεται η ανάγκη σε αρκετούς τομείς. Ξεκινώντας από τον τομέα των επιχειρήσεων, οι εταιρείες θα μπορούν να έχουν μετρήσεις για το πώς το περιβάλλον και οι εμπειρίες στον εργασιακό χώρο επηρεάζουν τη διάθεση των εργαζομένων και με βάση αυτά να δημιουργούν καλύτερες συνθήκες εργασίας προκειμένου να διατηρούν την ικανοποίηση των υπαλλήλων. Στον τομέα της εκπαίδευσης, θα είναι δυνατή η προσαρμογή στο επίπεδο μάθησης του κάθε μαθητή. Στον τομέα της δομοστατικής, θα μπορούν να δημιουργηθούν έξυπνα σπίτια τα οποία θα προσαρμόζουν τη φωτεινότητα, τη μουσική και όποιες άλλες ρυθμίσεις αναλόγως τη συναισθηματική κατάσταση των κατοίκων. Τέλος, στον τομέα της υγείας που αναλύθηκε και παραπάνω, οι γιατροί θα μπορούν να αναγνωρίζουν τις συνθήκες και το επίπεδο άνεσης του ασθενούς με μεγαλύτερη ακρίβεια και ευκολία.



Εικόνα 8 - Χάρτης εφαρμογών συναισθηματικής υπολογιστικής. Απεικόνιση: Valentina Ramirez

Μια ακόμη σημαντική συμβολή της συναισθηματικής υπολογιστικής είναι στη βελτίωση της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-μηχανής με την δυναμική προσαρμογή της μηχανής στον χρήστη. Η προσαρμογή αυτή απαιτεί δυνατότητες συναισθηματικής επικοινωνίας με τον χρήστη καθώς και διαχείριση πληροφοριών σχετικές με τα συναισθήματα [19]. Η βελτίωση της αλληλεπίδρασης ανθρώπου-μηχανής με αυτόν τον τρόπο μπορεί να οδηγήσει σε πολλαπλά οφέλη και σε διάφορους άλλους τομείς. Μερικά παραδείγματα για τη χρησιμότητα τέτοιου είδους τεχνολογιών είναι η ανάπτυξη εφαρμογών διαδικτυακής εκπαίδευσης, η αύξηση της απόδοσης και της ανταπόκρισης των χρηστών σε προϊόντα και υπηρεσίες που κυκλοφορούν στην αγορά, και η βελτίωση της εμπειρίας των χρηστών σε οποιαδήποτε διαδικτυακή πλατφόρμα.

2.2.3 Μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης και παιχνίδια

Από την αρχή της εμφάνισης της τεχνητής νοημοσύνης, τα παιχνίδια βοηθούν στην πρόοδο της έρευνας σε αυτόν τον τομέα μέσω των ενδιαφερόντων και πολύπλοκων προβλημάτων που προσφέρουν. Ταυτόχρονα, με την εξέλιξη της τεχνητής νοημοσύνης παρατηρείται και ανάπτυξη στα ίδια τα παιχνίδια, αφού οι νέες τεχνολογίες βελτιώνουν τον τρόπο που παίζει ο χρήστης, την κατανόηση του εσωτερικού τους συστήματος, τη σχεδίασή τους, την αλληλεπίδραση, κτλ. Σήμερα, οι σχεδιαστές και οι προγραμματιστές παιχνιδιών (εδώ αναφέρονται κυρίως τα ηλεκτρονικά παιχνίδια ή βιντεοπαιχνίδια) προσπαθούν δημιουργήσουν παιχνίδια τα οποία είναι ελκυστικά σε ένα ποικιλόμορφο κοινό. Η τεχνητή νοημοσύνη συμβάλλει σε αυτό το έργο με την ανάλυση ενός μεγάλου όγκου δεδομένων και την ημι-αυτόματη προσαρμογή του παιχνιδιού αναλόγως τις ανάγκες και τις προτιμήσεις του χρήστη [14].

Στην προσπάθεια να βρεθεί απάντηση στο ερώτημα για το ποιος είναι ο μακροπρόθεσμος στόχος της τεχνητής νοημοσύνης αναφορικά με τα παιχνίδια, και όχι μόνο, αποδόθηκαν τρεις περιοχές ενδιαφέροντος:

- Κοινωνική νοημοσύνη και συναισθηματική αλληλεπίδραση
- Υπολογιστική δημιουργικότητα
- Γενική νοημοσύνη

Αυτές είναι και οι δημοφιλέστερες περιοχές στην έρευνα σχετικά με την επίδραση της τεχνητής νοημοσύνης στα παιχνίδια [14]. Πιο συγκεκριμένα, η κοινωνική και συναισθηματική νοημοσύνη εκφράζει τον κλάδο της συναισθηματικής υπολογιστικής που περιγράφεται παραπάνω, και ο απώτερος στόχος της είναι η πραγματοποίηση του λεγόμενου συναισθηματικού βρόχου (affective loop) [20]. Αυτός ο βρόχος ορίζει ένα σύστημα το οποίο έχει τη δυνατότητα να αποσπάσει, να ανιχνεύσει και να ανταποκριθεί με επιτυχία στα συναισθήματα του χρήστη. Τα παιχνίδια προσφέρουν το έδαφος για την πραγματοποίηση αυτού του βρόχου αφού βασίζονται σημαντικά στην συναισθηματική αλληλεπίδραση με τον χρήστη. Έπειτα, η υπολογιστική δημιουργικότητα μελετά τη δυνατότητα ενός λογισμικού να παράγει αποτελέσματα αυτόνομα τα οποία μπορούν να θεωρηθούν δημιουργικά [21]. Τα παιχνίδια είναι προφανώς ένα τέτοιο είδος λογισμικού διότι συγχωνεύουν μια ποικιλία δημιουργικών πραγμάτων όπως είναι η εικαστική τέχνη, ο σχεδιασμός του ήχου, η γραφιστική, η αφήγηση, και η εικονική κινηματογραφία, κι έτσι αποτελούν το ιδανικό πεδίο μελέτης της υπολογιστικής δημιουργικότητας. Τέλος, κατά τη διερεύνηση της γενικής νοητικής ικανότητας των μηχανών, τα παιχνίδια έχουν παίξει σημαντικό ρόλο λόγω της των ιδιοτήτων τους που τα καθιστούν ελεγχόμενα και συγχρόνως ενδιαφέροντα και δύσκολα υπολογιστικά προβλήματα [22].

Είναι γεγονός ότι τα παιχνίδια αποτελούν μία από τις πιο έντονες μορφές αλληλεπίδρασης ανθρώπου-μηχανής και επομένως είναι λογικό να συνδέονται σε μεγάλο βαθμό με τον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Στην ίδια κατεύθυνση, τα παιχνίδια

επιτρέπουν και την συναισθηματική αλληλεπίδραση με τον χρήστη, καθώς είναι σχεδιασμένα με τέτοιο τρόπο ώστε να προσφέρουν μια εμπειρία που επηρεάζει τη συναισθηματική του κατάσταση. Για αυτό αποτελούν αντικείμενο μελέτης και στον πιο ειδικό κλάδο της συναισθηματικής υπολογιστικής όπως περιγράφεται στην επόμενη παράγραφο.

2.2.4 Συναισθηματική υπολογιστική και παιχνίδια

Η σημαντικότητα των συναισθημάτων στη σχεδίαση και ανάπτυξη επιτυχημένων παιχνιδιών που προάγουν τη συμμετοχικότητα του χρήστη είναι πλέον ευρέως αποδεκτή. Ιδιαίτερα στα παιχνίδια σοβαρού σκοπού που αναφέρθηκαν προηγουμένως, η συναισθηματική κατάσταση του χρήστη πρέπει να λαμβάνεται υπόψη καθώς επηρεάζει σημαντικά την εμπειρία του στο παιχνίδι. Η σύγχρονη έρευνα επικεντρώνεται στην αναγνώριση των συναισθημάτων του παίκτη και στην διαμόρφωση των αντιδράσεων του παιχνιδιού σύμφωνα με αυτά.

Η πολυτροπική φύση των συναισθημάτων και οι αλλαγές που παρουσιάζονται σε αυτά κατά το πέρασμα του χρόνου δυσκολεύουν συνήθως την αναγνώριση των συναισθημάτων των παικτών και αντίστοιχα την δημιουργία συναισθηματικής έκφρασης στη συμπεριφορά ενός χαρακτήρα στο παιχνίδι [23]. Μερικά συναισθήματα είναι εύκολα αναγνωρίσιμα από τις εκφράσεις του προσώπου, τη φωνή, ή τις αντιδράσεις του σώματος. Ωστόσο, αυτό μπορεί να αποτελεί μεγάλη πρόκληση για μια μηχανή. Για αυτό, συλλέγονται και άλλου τύπου δεδομένα από κατάλληλους αισθητήρες που βοηθούν στη χαρτογράφηση των συναισθημάτων. Για παράδειγμα, το συναίσθημα της απογοήτευσης μπορεί να αναγνωριστεί με αρκετή ακρίβεια από το συνδυασμό της ανάλυσης των εκφράσεων του προσώπου, τη στάση του σώματος, την αγωγιμότητα του δέρματος και την πίεση του ποντικιού.

Γίνεται κατανοητό ότι απαιτείται θεμελιώδης γνώση των συναισθημάτων και της πολυτροπικής τους φύσης για την αναγνώριση και την έκφρασή τους από μία μηχανή. Επιπλέον, απαιτείται η κατάλληλη επιλογή και εφαρμογή αισθητήρων που ικανοποιούν τους επιθυμητούς περιορισμούς όπως είναι ο βαθμός στον οποίο επιτρέπεται η εισβολή στα φυσικά χαρακτηριστικά του χρήστη, το κόστος και η ευκολία χρήσης, η ποιότητα των δεδομένων που παράγουν, και οι απαιτήσεις για την επεξεργασία των πρωτογενών δεδομένων [23].

Αναλόγως την εφαρμογή, είναι σημαντικό να επιλέγονται οι κατάλληλες μέθοδοι και δεδομένα τα οποία διευκολύνουν την αναγνώριση συναισθημάτων. Στην παρέμβαση που εξετάζει η παρούσα διπλωματική εργασία, λήφθηκαν δεδομένα για την μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού του χρήστη κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού, αλλά και η αυτοαναφορά του χρήστη στην προσπάθεια αναγνώρισης των επιπέδων προσήλωσής του.

2.2.5 Μέθοδοι αναγνώρισης συναισθήματος

Η ανίχνευση και αναγνώριση συναισθημάτων είναι διαδικασίες που εξάγουν ανθρώπινα συναισθήματα από συμπεριφορικά στοιχεία ή από την φυσιολογία του ατόμου. Οι νεότερες έρευνες έχουν δείξει ότι η χρήση των εκφράσεων του προσώπου υποδεικνύουν με μεγαλύτερη επιτυχία την πληροφορία που χρειάζεται ο υπολογιστής για τα συναισθήματα, ξεπερνώντας μεθόδους που χρησιμοποιούν την ομιλία, τους τόνους της φωνής το κείμενο, τα φυσιολογικά χαρακτηριστικά ή τη στάση του σώματος [24]. Ωστόσο, η αναγνώριση συναισθημάτων στο πλαίσιο ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού αποτελεί αντικείμενο αυξημένης δυσκολίας, λόγω της πολύπλοκης υλοποίησης των παιχνιδιών, της περιορισμένης ακρίβειας, την μετεπεργασία των δεδομένων, και άλλα. Εξετάζονται, λοιπόν, στην έρευνα διαφορετικοί τρόποι με τους οποίους μπορεί να είναι εφικτός ο προσδιορισμός συναισθημάτων σε τέτοιες εφαρμογές.

Μία από τις εξεταζόμενες μεθόδους είναι και ο χαρακτηρισμός συναισθημάτων από τον ίδιο τον χρήστη. Κατά τη διαδικασία αυτή, ο συμμετέχων ορίζει ετικέτες ή τιμές σε μια προσπάθεια να ποσοτικοποιήσει και να μεταφέρει πληροφορία για τη συναισθηματική του κατάσταση. Σε αυτήν την περίπτωση προκύπτουν ερωτήματα σχετικά με την ικανότητα του χρήστη να προσεγγίσει με ακρίβεια ένα συναίσθημα, περιορίζοντας την υποκειμενικότητα που αυτό επιφέρει στα δεδομένα, αλλά και ερωτήματα σχετικά με τον σχεδιασμό και την χρήση των εργαλείων και πρωτοκόλλων που επιτρέπουν αυτόν τον σχολιασμό.

Πρόσφατες έρευνες πάνω στον σχολιασμό συναισθημάτων με τη βοήθεια βίντεο έχουν δείξει ότι οι άνθρωποι είναι σχετικά καλύτεροι στην αξιολόγηση των συναισθημάτων τους από ότι άλλα απόλυτα μέσα [25]. Ο πιο άμεσος τρόπος να χαρακτηριστεί ένα συναίσθημα στο πλαίσιο ενός παιχνιδιού είναι οι ίδιοι οι παίκτες να σημειώσουν την εμπειρία τους. Ο υποκειμενικός αυτός σχολιασμός μπορεί να βασίζεται είτε στην ελεύθερη έκφραση των παικτών κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, είτε σε δεδομένα που ανακτώνται μέσω ερωτηματολογίων ή άλλων εργαλείων μετά το πέρας του παιχνιδιού. Εναλλακτικά, εξωτερικοί παρατηρητές μπορούν να σχολιάσουν την εμπειρία ενός χρήστη στο παιχνίδι με παρόμοιο τρόπο. Σε αυτές τις περιπτώσεις, η αναφορά συναισθημάτων εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως είναι η στάση των παικτών, η συμπεριφορά τους κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού, και το περιβάλλον του ίδιου του παιχνιδιού [26].

Η αναπαράσταση των συναισθημάτων ως μια συνεχή λειτουργία με την πάροδο του χρόνου αποτελεί μία από τις κυρίαρχες πρακτικές στον χαρακτηρισμό συναισθημάτων τα τελευταία 20 χρόνια. Ο συνεχής χαρακτηρισμός έχει πλεονεκτήματα σε σύγκριση με τη χρήση διακριτών καταστάσεων διότι οι τελευταίες έχουν πολύ σαφή όρια και παρουσιάζονται διαφωνίες για αυτά μεταξύ των χρηστών. Υπάρχουν εργαλεία που επιτρέπουν τη συνεχή αναφορά συναισθημάτων, όπως είναι το FeelTrace και η παραλλαγή του, το GTrace, τα οποία είναι γνωστά για τη χρησιμότητά τους σε σχολιασμό μέσω βίντεο σε πραγματικό χρόνο [27].

2.3 Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού (ΜΚΡ)

Η μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού (ΜΚΡ) χαρακτηρίζεται ως το φυσιολογικό φαινόμενο της διακύμανσης στο χρονικό διάστημα μεταξύ των καρδιακών παλμών. Η διακύμανση αυτή παρατηρείται όταν συμβαίνουν αλλαγές στο περιβάλλον αλλά και εσωτερικά στο σώμα μας. Ουσιαστικά, η καρδιά προσπαθεί να προσαρμοστεί σε αυτές τις αλλαγές επιταχύνοντας ή επιβραδύνοντας, αντίστοιχα, προκειμένου ο οργανισμός να βρεθεί ξανά σε κατάσταση ομοιόστασης. Η σημαντικότητα της μέτρησης της ΜΚΡ γίνεται φανερή στις πληροφορίες που λαμβάνονται σχετικά με την απόκριση ενός οργανισμού στις αλλαγές της ψυχολογίας του. Για παράδειγμα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως δείκτης για τον προσδιορισμό της κατάστασης άγχους, έντασης, ή προσήλωσης ενός ατόμου. Στην πραγματικότητα, παρέχει ένα ισχυρό μέσο παρατήρησης της αλληλεπίδρασης μεταξύ του συμπαθητικού και του παρασυμπαθητικού νευρικού συστήματος [28].

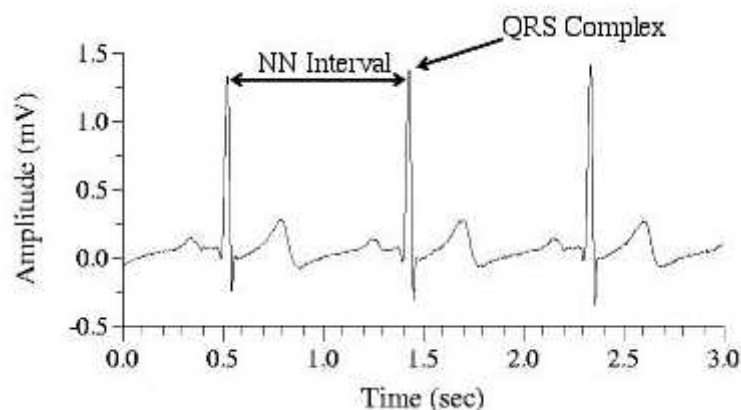
Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για τον εντοπισμό και την μέτρηση των καρδιακών παλμών συμπεριλαμβάνουν το ηλεκτροκαρδιογράφημα, την αρτηριακή πίεση, και το βαλλιστοκαρδιογράφημα. Ωστόσο, με την εξέλιξη της τεχνολογίας έχει δοθεί η πρόσβαση αυτής της μέτρησης και στο ευρύτερο κοινό με απλούς τρόπους, όπως είναι τα έξυπνα ρολόγια ή οι αισθητήρες που μετρούν τους καρδιακούς παλμούς από το δάχτυλο. Η ένδειξη από τη μέτρηση της ΜΚΡ μεταβάλλεται σε διαφορετικές συνθήκες μέτρησης. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η ΜΚΡ επηρεάζεται από πολλούς παράγοντες όπως την ηλικία, το φύλο, τη διατροφή του ατόμου, τα επίπεδα ενυδάτωσής του, και άλλους. Για αυτό το λόγο δεν υπάρχει ιδανική ένδειξη για την ΜΚΡ αφού οι διαφορές από οργανισμό σε οργανισμό είναι πολλαπλές. Επομένως, η σύγκριση των διαφόρων μετρήσεων γίνεται μόνο μεταξύ των μετρήσεων του ίδιου ατόμου.

Οι ταλαντώσεις της καρδιάς είναι πολύπλοκες και μη γραμμικές. Η μεταβλητότητα των μη γραμμικών συστημάτων παρέχει ευελιξία ώστε να αντιμετωπιστεί γρήγορα μια αβέβαιη κατάσταση ή μια αλλαγή στο περιβάλλον. Ένα υγιές σύστημα παρουσιάζει χωρική και χρονική πολυπλοκότητα, ενώ απώλεια ή αύξηση της πολυπλοκότητας μπορεί να συνεπάγεται ασθένεια. Υψηλά επίπεδα MKP δεν είναι πάντα επιθυμητά. Για παράδειγμα, οι ανωμαλίες της καρδιάς που αυξάνουν σημαντικά την MKP συχνά συνδέονται με αυξημένο κίνδυνο θνησιμότητας. Αντίθετα, βέλτιστα επίπεδα MKP σχετίζονται με την υγεία και την ικανότητα αυτορρύθμισης του ατόμου, καθώς και με την προσαρμοστικότητα ή την ανθεκτικότητά του [29].

2.3.1 Ανάλυση μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού

Η ανάλυση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού έχει αποδειχθεί ως μία από τις πιο γρήγορες και μη επεμβατικές μεθόδους που χρησιμοποιούνται για τη λήψη αξιόπιστων πληροφοριών σχετικά με την αυτόνομη διαμόρφωση του καρδιακού ρυθμού [30]. Η αξιολόγηση της MKP προσεγγίζεται με διάφορους τρόπους. Οι πιο διαδεδομένες μέθοδοι είναι η ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας και η ανάλυση στο πεδίο του χρόνου.

Κατά την ανάλυση στο πεδίο του χρόνου εξετάζεται είτε ο καρδιακός ρυθμός σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή, είτε τα διαστήματα μεταξύ διαδοχικών φυσιολογικών παλμών. Σε μια συνεχή εγγραφή του καρδιακού παλμού, εντοπίζονται οι παλμοί QRS και τα NN (normal-to-normal) διαστήματα, τα οποία είναι διαστήματα μεταξύ των διαδοχικών QRS, όπως φαίνεται στην εικόνα 9. Μερικές απλές μεταβλητές που μπορούν να υπολογιστούν στο πεδίο του χρόνου είναι ο μέσος όρος των διαστημάτων NN, η διαφορά μεταξύ του μεγαλύτερου και του μικρότερου διαστήματος NN, η διαφορά μεταξύ του καρδιακού παλμού κατά τη διάρκεια της ημέρας και κατά τη διάρκεια της νύχτας, και άλλα. Από τις εγγραφές του καρδιακού παλμού, και ιδιαίτερα εγγραφές των 24 ωρών, μπορούν να υπολογιστούν και πιο πολύπλοκα στατιστικά στοιχεία, τα οποία διακρίνονται σε δύο κλάσεις: (1) τα στοιχεία που προκύπτουν από τις άμεσες μετρήσεις των διαστημάτων NN ή του καρδιακού παλμού, και (2) τα στοιχεία που προκύπτουν από τις διαφορές μεταξύ διαστημάτων NN. Ο πιο απλός υπολογισμός είναι εκείνος της τυπικής απόκλισης των διαστημάτων NN (SDNN), η οποία αντανακλά όλα τα επαναλαμβανόμενα συστατικά που είναι υπεύθυνα για την μεταβλητότητα κατά τη διάρκεια της εγγραφής [31].

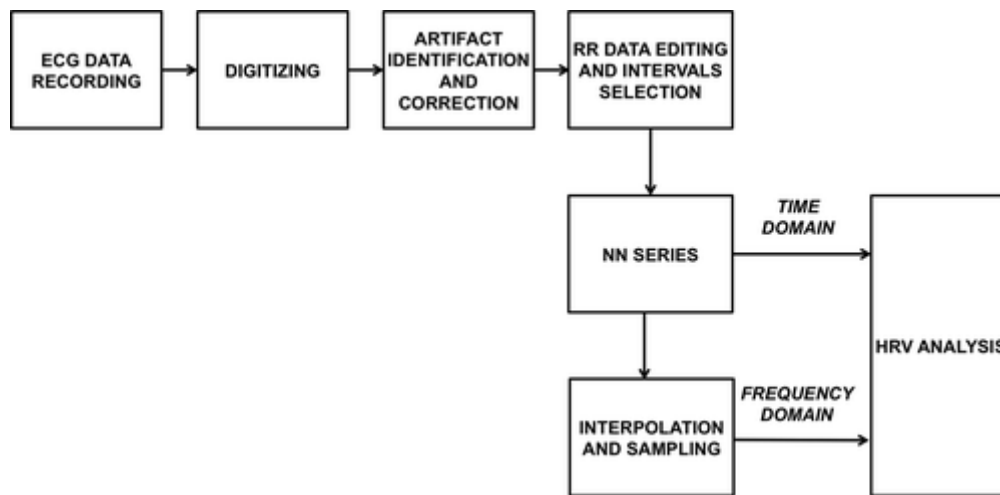


Εικόνα 9 - Ηλεκτροκαρδιογραφική αναπαράσταση του καρδιακού παλμού.

Όσον αφορά το πεδίο της συχνότητας, χρησιμοποιείται η ανάλυση φασματικής πυκνότητας ισχύος (PSD) η οποία παρέχει βασικές πληροφορίες για το πώς η ισχύς, ή η διακύμανση, διανέμεται ως συνάρτηση της συχνότητας. Οι μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό της φασματικής πυκνότητας ισχύος ταξινομούνται σε παραμετρικές και μη παραμετρικές μεθόδους. Τα πλεονεκτήματα των μη παραμετρικών μεθόδων είναι η

απλότητα και η ταχύτητα του αλγορίθμου, ο οποίος στις περισσότερες περιπτώσεις είναι ο μετασχηματισμός Fourier, και η υψηλή ταχύτητα επεξεργασίας του σήματος. Αντίθετα, στα πλεονεκτήματα των παραμετρικών μεθόδων ανήκουν τα πιο ομαλά φασματικά στοιχεία που μπορούν να διακριθούν ανεξάρτητα από τις προεπιλεγμένες ζώνες συχνότητας, η εύκολη μετεπεξεργασία του φάσματος, και η ακριβής εκτίμηση της φασματικής πυκνότητας ισχύος ακόμη και από έναν μικρό αριθμό δειγμάτων [31].

Ο υπολογισμός της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού συμβαίνει ουσιαστικά με τον υπολογισμό της χρονοσειράς που περιγράφει τη χρονική μεταβολή του καρδιακού παλμού σε διαδοχικά διαστήματα. Η συνολική διαδικασία της μέτρησης και της ανάλυσης της MKP συνοψίζεται στο παρακάτω σχήμα, και αποτελείται από τα εξής βήματα: την απόκτηση του σήματος που επιτυγχάνεται με μια συνεχή μέτρηση του καρδιακού ρυθμού, τη διόρθωση του σήματος μέσω της αφαίρεσης μη φυσιολογικών παλμών, τον υπολογισμό των διαστημάτων μεταξύ των παλμών δηλαδή των διαστημάτων RR και NN, και την εξαγωγή χαρακτηριστικών MKP που αποτελεί την πραγματική ανάλυση.



Εικόνα 10 - Διαγραμματική απεικόνιση των βημάτων που ακολουθούνται για την ανάλυση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού.

Ένας βασικός παράγοντας που καθορίζει την ανάλυση της MKP είναι η επιλογή του χρονικού μήκους του σήματος που προορίζεται για ανάλυση. Τα μήκη των διαστημάτων επιλέγονται σύμφωνα με το φαινόμενο που τίθεται υπό παρακολούθηση, τη φύση και τις συνθήκες του πειράματος, το αντικείμενο της έρευνας, καθώς και τις προσωπικές συνθήκες και τη φυσιολογία των ατόμων που συμμετέχουν στην έρευνα [32]. Η βιβλιογραφία εξετάζει τρία διαφορετικά μήκη:

- (α) **μακροπρόθεσμα**, τα οποία αναφέρονται σε εγγραφές MKP 24 ωρών,
- (β) **βραχυπρόθεσμα**, τα οποία αναφέρονται σε εγγραφές των πέντε λεπτών, και
- (γ) **εξαιρετικά βραχυπρόθεσμα**, τα οποία αναφέρονται σε εγγραφές κάτω των πέντε λεπτών.

Οι καταγραφές 24 ωρών της MKP αποτελούν το λεγόμενο “χρυσό πρότυπο” για κλινικές αξιολογήσεις, και επηρεάζονται από τους κερκαδικούς ρυθμούς, τη θερμοκρασία του σώματος, τον μεταβολισμό, τον κύκλο του ύπνου και το σύστημα ρενίνης-αγγειοτενσίνης. Οι 24ωρες εγγραφές επιτυγχάνουν μεγαλύτερη ακρίβεια στην πρόγνωση που παρέχουν από τις αντίστοιχες βραχυπρόθεσμες [32]. Η MKP σε βραχυπρόθεσμες εγγραφές παράγεται από τέσσερις αλληλεξαρτώμενες πηγές που λειτουργούν σε μικρότερη χρονική κλίμακα και ορίζονται από: (1) την πολύπλοκη αλληλεπίδραση μεταξύ του συμπαθητικού και του παρασυμπαθητικού συστήματος, (2) την αυξομείωση του καρδιακού ρυθμού μέσω της αναπνοής, (3) τον αντανακλαστικό βαροϋποδοχέα που ρυθμίζει την αρτηριακή πίεση

χρησιμοποιώντας αρνητική ανάδραση, και (4) τις ρυθμικές προσαρμογές στη διάμετρο των αιμοφόρων αγγείων (Shaffer and Ginsberg, 2017). Αν και χρησιμοποιούνται οι ίδιες μέθοδοι και μαθηματικοί τύποι για τον υπολογισμό των μετρήσεων MKP 24 ωρών και 5 λεπτών, η φυσιολογική τους σημασία μπορεί να διαφέρει σημαντικά και δεν έχει αποδειχθεί πλήρως αν είναι εφικτό να υποκαταστήσει το ένα το άλλο [34]. Για αυτόν τον λόγο, είναι απαραίτητη μια βασική έρευνα για την αξιολόγηση της συσχέτισής τους πριν χρησιμοποιηθούν οι βραχυπρόθεσμες εγγραφές ως αντικαταστάτες των μακροχρόνιων.

2.3.2 Εφαρμογές

Η μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού είναι μια μετρική που βοηθά στην αύξηση της απόδοσης τόσο φυσικών όσο και νοητικών δραστηριοτήτων, αλλά και στη γενικότερη βελτίωση της ευεξίας και της υγείας. Η ανάλυση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού είναι πλέον ένα πολύ σημαντικό εργαλείο στον τομέα της υγείας, και πιο συγκεκριμένα στην καρδιολογία. Οι εφαρμογές της αφορούν κυρίως κλινικές προσεγγίσεις. Για παράδειγμα, η ανάλυση της MKP έχει χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο για την αξιολόγηση κινδύνου σε ασθενείς που αναρρώνουν από έμφραγμα του μυοκαρδίου. Επίσης, έχει διερευνηθεί η σχέση μεταξύ αλλαγών στην MKP και στη φλεγμονώδη απόκριση ασθενών με καρδιαγγειακά νοσήματα μέσω της αξιολόγησης των φλεγμονωδών βιοδεικτών με τις διαφορετικές παραμέτρους της MKP. Μια άλλη εφαρμογή αποσκοπεί στη διερεύνηση του φυσιολογικού και του παθολογικού άγχους μέσω των αλλαγών στην MKP [35].

Εκτός των κλινικών εφαρμογών, τα τελευταία χρόνια η αξία της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού έχει αποδειχθεί και σε τεχνολογικές εφαρμογές, κυρίως όσον αφορά την αλληλεπίδραση ανθρώπου-μηχανής. Από το 1980, η MKP είναι ευρέως αποδεκτή ως δείκτης της διανοητικής ικανότητας και προσπάθειας του ατόμου κι έτσι χρησιμοποιείται ως εργαλείο για τον σχεδιασμό και την ανάλυση διεπαφών χρήστη [35]. Για παράδειγμα, η εξαγωγή και ανάλυση δεδομένων MKP είναι σημαντικές διαδικασίες στη βελτίωση της απόδοσης ψηφιακών παιχνιδιών, όπως είναι τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού. Σε αυτά η ανάλυση της φυσιολογίας του χρήστη βοηθά στην αναγνώριση των επιπέδων άγχους, έντασης, ή προσήλωσής του και με βάση αυτά προσαρμόζεται το περιβάλλον και τα χαρακτηριστικά του παιχνιδιού προκειμένου να βελτιωθεί συνολικά η εμπειρία του χρήστη.

2.3.3 Μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού και επίπεδα προσήλωσης

Αρκετές μελέτες έχουν δείξει ότι τα ψηφιακά παιχνίδια προκαλούν σημαντική συναισθηματική διέγερση ή καρδιαγγειακή δραστηριότητα που σχετίζεται με το άγχος όσον αφορά τον καρδιακό ρυθμό και την αρτηριακή πίεση [36]. Ο καρδιακός ρυθμός δεν υποδεικνύει μόνο συναισθηματική διέγερση κατά το παιχνίδι, η οποία συνοδεύεται από επιτάχυνση του καρδιακού ρυθμού με τη μεσολάβηση του συμπαθητικού νευρικού συστήματος, αλλά αποτελεί ένδειξη και της προσήλωσης του χρήστη, η οποία συνοδεύεται από επιβράδυνση του καρδιακού ρυθμού με τη μεσολάβηση του παρασυμπαθητικού νευρικού συστήματος.

Έχει παρατηρηθεί ότι αυξημένη παρασυμπαθητική δραστηριότητα οδηγεί σε αύξηση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού και μπορεί να οφείλεται στις απαιτήσεις ενός εξωτερικού ερεθίσματος για προσοχή και προσήλωση από τον χρήστη. Αυξημένη προσήλωση παραπέμπει σε καλύτερη μάθηση [36]. Επίσης, η μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού συσχετίζεται με τον διανοητικό φόρτο εργασίας, με τέτοιο τρόπο ώστε υψηλά επίπεδα νοητικής προσπάθειας να έχουν ως αποτέλεσμα μείωση της MKP. Σε συνδυασμό με το ότι οι παίκτες-μαθητές που σημειώνουν υψηλότερη βαθμολογία είναι εκείνοι που βιώνουν χαμηλότερο διανοητικό φόρτο εργασίας, προκύπτει το συμπέρασμα ότι η απόδοση ενός παιχνιδιού στην εκπαίδευση είναι μεγαλύτερη όταν οι χρήστες βρίσκονται σε νοητική κατάσταση με λιγότερο άγχος και περισσότερη διαύγεια [36]. Επομένως, ελέγχοντας τη

συγκέντρωση και τις δεξιότητες που απαιτούνται στο παιχνίδι, η ΜΚΡ μπορεί να αυξηθεί με σκοπό να διευκολυνθεί η μάθηση.

Κεφάλαιο 3: Μεθοδολογία

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζεται η πειραματική διαδικασία μέσω της οποίας συλλέχθηκαν τα δεδομένα που αναλύθηκαν σε αυτήν την εργασία. Περιγράφονται τόσο τα δεδομένα καρδιακού ρυθμού όσο και της αυτοαναφοράς του χρήστη, καθώς και η διαδικασία επεξεργασίας αυτών των δεδομένων, με αναλυτικό τρόπο. Στη συνέχεια, παρουσιάζεται εκτενώς η ανάλυση των δεδομένων μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού που πραγματοποιήθηκε με σκοπό την εξαγωγή και ερμηνεία συγκεκριμένων χαρακτηριστικών. Τέλος, περιγράφεται με τον ίδιο τρόπο η ανάλυση των δεδομένων από την αυτοαναφορά του χρήστη, καθώς και τα επίπεδα προσήλωσης που παρατηρούνται στο παιχνίδι σοβαρού σκοπού.

3.1 Περιγραφή πειραματικής διαδικασίας

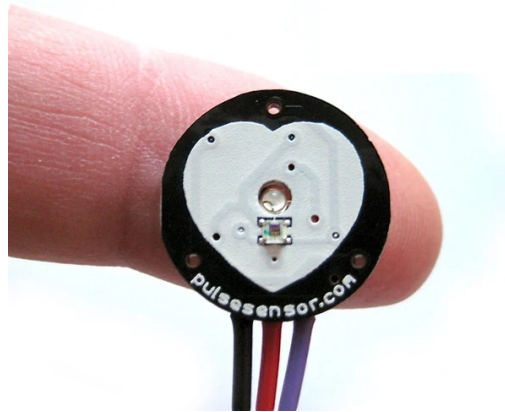
Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από το πείραμα που έλαβε χώρα στο εργαστήριο Βιοϊατρικών Προσομοιώσεων και Απεικονιστικής Τεχνολογίας, στο Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο, το καλοκαίρι του 2019 με 29 συμμετέχοντες προπτυχιακούς και μεταπτυχιακούς φοιτητές του ιδρύματος [37]. Οι συμμετέχοντες κλήθηκαν να αλληλεπιδράσουν με ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού που φέρει τον τίτλο “Express Cooking Train”. Το παιχνίδι αυτό εκπαιδεύει το χρήστη σχετικά με τη διατροφική αξία τροφίμων και τη μαγειρική και προωθεί την υιοθέτηση υγιεινών διατροφικών συνηθειών. Ο απώτερος στόχος του παιχνιδιού είναι να ενισχύσει τον διατροφικό αλφαριθμητισμό των χρηστών.

Στο “Express Cooking Train” ο χρήστης έχει τον έλεγχο ενός τρένου που βρίσκεται σε κίνηση σε ένα μετα-αποκαλυπτικό σκηνικό. Στο περιβάλλον εκτός του τρένου περιπλανώνται τέρατα τα οποία ανά διαστήματα επιτίθενται στο τρένο. Τα τέρατα βασίζονται αποκλειστικά σε μια κακή διατροφή γεμάτη τρόφιμα υψηλής ενεργειακής πυκνότητας, τροφές πλούσιες σε λιπαρά και επεξεργασμένα πρόχειρα τρόφιμα. Η πρόκληση που έχει να αντιμετωπίσει ο χρήστης είναι να φτάσει στον προορισμό με το τρένο χωρίς να νικηθεί από τα τέρατα. Για να το πετύχει αυτό, ο χρήστης ετοιμάζει γεύματα και τα δίνει στα τέρατα για να τα καθυστερήσει. Ωστόσο, τα τέρατα είναι ικανοποιημένα μόνο με υγιεινά γεύματα μεταμφιεσμένα ως “πρόχειρο φαγητό” και επομένως ο χρήστης πρέπει να μαγειρεύει υγιεινά γεύματα που μοιάζουν οπτικά με πρόχειρο φαγητό προκειμένου να εξαπατήσει τα τέρατα και να τα εμποδίσει να επιτεθούν στο τρένο [38].

Σε πρώτο στάδιο, πραγματοποιήθηκε τυχαιοποιημένη ελεγχόμενη δοκιμή για την εκτίμηση της εκπαιδευτικής αξίας του παιχνιδιού, και αξιολόγηση του βαθμού αποδοχής και ελκυστικότητας. Η τυχαιοποιημένη ελεγχόμενη δοκιμή περιλαμβάνει την ομάδα παρέμβασης, η οποία είχε διάδραση με το παιχνίδι, την πρώτη ομάδα ελέγχου, η οποία είχε την ευκαιρία να διαβάσει το εκπαιδευτικό υλικό σε τρεις ιστοσελίδες του Παγκόσμιου Οργανισμού Υγείας και τη δεύτερη ομάδα ελέγχου, η οποία δεν δέχθηκε καμία εκπαιδευτική παρέμβαση. Η συλλογή δεδομένων για την τυχαιοποιημένη ελεγχόμενη δοκιμή θα πραγματοποιήθηκε σε τρεις φάσεις, (1) μια εβδομάδα πριν την επίσκεψη, (2) κατά τη διάρκεια της επίσκεψης και (3) μια εβδομάδα μετά την επίσκεψη. Τα δεδομένα που συλλέχθηκαν για όλες τις περιπτώσεις συμπεριλαμβάνουν συμπλήρωση ερωτηματολογίων, διάδραση με το παιχνίδι σοβαρού σκοπού, εκτίμηση στάσης σώματος, μέτρηση φυσιολογικών αποκρίσεων, και χαρακτηρισμό των επιπέδων προσήλωσης από τον χρήστη [17].

Κατά τη διάρκεια της πειραματικής διαδικασίας, συγκεντρώθηκαν πληροφορίες σχετικές με την αλληλεπίδραση του χρήστη με το παιχνίδι. Ένας από τους τύπους δεδομένων που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια της επίσκεψης των συμμετεχόντων στον τόπο του πειράματος, όπως αναφέρεται παραπάνω, είναι η μέτρηση φυσιολογικών αποκρίσεων. Πιο

συγκεκριμένα, καταγράφηκαν δεδομένα που σχετίζονται με την εκδήλωση συναισθήματος, όπως ο καρδιακός παλμός και η μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού των χρηστών του παιχνιδιού μέσω ειδικού αισθητήρα με την ονομασία “Pulse Sensor”. Στα δεδομένα συμπεριλαμβάνεται και ο χαρακτηρισμός των επιπέδων προσήλωσης από τον ίδιο τον χρήστη μετά την ολοκλήρωση της αλληλεπίδρασής του με το παιχνίδι σοβαρού σκοπού. Ο συμμετέχων κλήθηκε να παρακολουθήσει το βίντεο καταγραφής της οθόνης του υπολογιστή που απεικονίζει τη συνεδρία με το παιχνίδι προκειμένου να χαρακτηρίσει τα επίπεδα προσήλωσής του. Αυτός ο χαρακτηρισμός ορίζεται και ως η αυτοαναφορά του χρήστη στο πλαίσιο αυτής της εργασίας.



Εικόνα 11 - Ο αισθητήρας Pulse Sensor που χρησιμοποιήθηκε για την μέτρηση της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού - <https://pulsesensor.com/>

Η αυτοαναφορά του χρήστη, όπως περιγράφεται παραπάνω, πραγματοποιήθηκε με μια προσομοίωση του εργαλείου RankTrace το οποίο επιτρέπει στους συμμετέχοντες να σχολιάσουν την συναισθηματική τους εμπειρία σε πραγματικό χρόνο καθώς παρακολουθούν το βίντεο της αναπαραγωγής της διάδρασής τους με το παιχνίδι, χρησιμοποιώντας την διεπαφή τροχού που φαίνεται στην εικόνα. Οι συμμετέχοντες είχαν τη δυνατότητα να αυξάνουν ή να μειώνουν την ένταση της προσήλωσής τους κυλώντας τη ροδέλα του ποντικιού προς τα πάνω και προς τα κάτω αντίστοιχα. Σε αντίθεση με άλλα εργαλεία, ο χαρακτηρισμός με το RankTrace δεν έχει περιορισμούς με την έννοια ότι οι χρήστες μπορούν συνεχώς να αυξάνουν ή να μειώνουν την ένταση όπως επιθυμούν, χωρίς να περιορίζονται σε μια συγκεκριμένη και απόλυτη κλίμακα [27].



Εικόνα 12 - Η διεπαφή τροχού Griffin PowerMate που προσομοιώθηκε με τη χρήση της ροδέλας του ποντικιού στο πλαίσιο του πειράματος

Τα δεδομένα αυτά εξήχθησαν σε μορφή κειμένου μετά το πέρας του παιχνιδιού ώστε να αναλυθούν στη συνέχεια, και βοηθούν στην κατανόηση της απόδοσης και των χαρακτηριστικών του χρήστη, αλλά και στην αξιολόγηση των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη στο παιχνίδι σοβαρού σκοπού.

3.2 Δεδομένα

Πιο συγκεκριμένα, η πληροφορία για τη μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού των χρηστών που χρησιμοποιήθηκε στο πλαίσιο αυτής της εργασίας προέρχεται από 21 συμμετέχοντες και έχει την ακόλουθη μορφή:

HR	RR	H	t	=	date	time
65	822	376	t	=	2019-07-09	14:52:09.009658
...

Πίνακας 1 - Παράδειγμα αρχείου από τα αρχικά και ακατέργαστα δεδομένα μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού για έναν συμμετέχοντα

Όπως φαίνεται στον παραπάνω πίνακα, τα διαθέσιμα δεδομένα για κάθε συμμετέχων περιλαμβάνουν:

- τον καρδιακό ρυθμό, δηλαδή τον μέσο αριθμό καρδιακών παλμών,
- τα διαστήματα RR, δηλαδή τα διαστήματα μεταξύ διαδοχικών παλμών,
- την ημερομηνία της μέτρησης, και
- την ακριβή χρονική στιγμή της κάθε μέτρησης.

Αντίστοιχα, τα δεδομένα από την αυτοαναφορά των χρηστών που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από 23 συμμετέχοντες και έχουν την ακόλουθη μορφή:

engagement	nothing	text	time
9	NaN	time:	15:43.58
...

Πίνακας 2 - Παράδειγμα αρχείου από τα αρχικά και ακατέργαστα δεδομένα αυτοαναφοράς για έναν συμμετέχοντα

Τα διαθέσιμα δεδομένα για κάθε συμμετέχων σε αυτήν την περίπτωση συμπεριλαμβάνουν ουσιαστικά τον βαθμό προσήλωσης του χρήστη όπως δηλώθηκε από τον ίδιο και την χρονική στιγμή στην οποία πραγματοποιήθηκε αυτή η δήλωση.

Επιπλέον, το παιχνίδι σοβαρού σκοπού έχει σχεδιαστεί με τέτοιο τρόπο ώστε να παρουσιάζονται στον χρήστη τρία διακριτά στάδια: (1) το επεξηγηματικό στάδιο (Tutorial), (2) το στάδιο του παιχνιδιού (Gameplay), και (3) το στάδιο της ανασκόπησης (Review). Από το βίντεο του κάθε παίκτη εντοπίστηκε η χρονική στιγμή κατά την οποία ο χρήστης ολοκλήρωσε το εκάστοτε στάδιο και σημειώθηκε σε ένα αρχείο όπως φαίνεται στον παρακάτω πίνακα:

Tutorial		Gameplay		Review	
minute	second	minute	second	minute	second
2	1	6	26	7	36
...

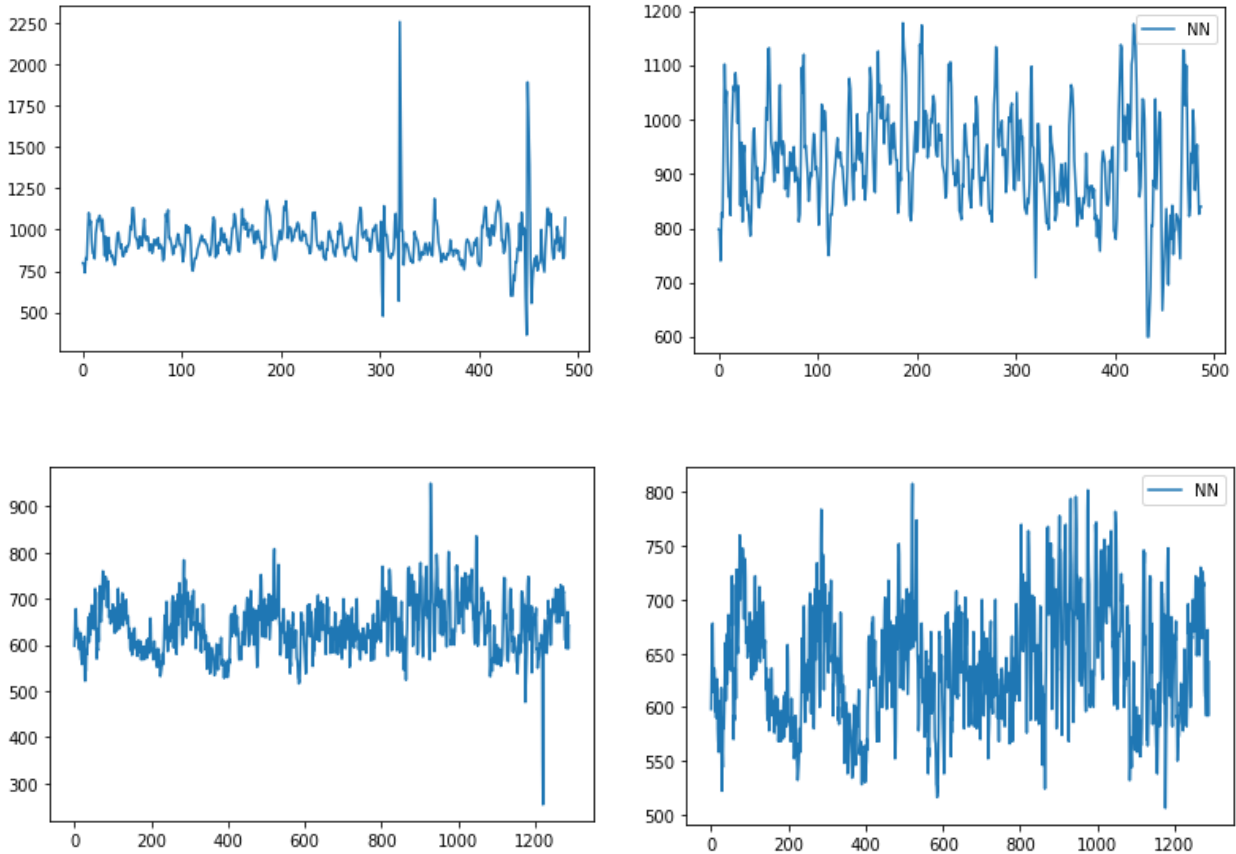
Πίνακας 3 - Παράδειγμα αρχείου που περιέχει τις χρονικές στιγμές ολοκλήρωσης κάθε σταδίου στο παιχνίδι σοβαρού σκοπού

3.3 Επεξεργασία δεδομένων καρδιακού ρυθμού

Τα αρχικά και ακατέργαστα αρχεία με το σύνολο των δεδομένων σχετικά με τη μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού υφίστανται μια επεξεργασία προκειμένου να αποκτήσουν μορφή κατάλληλη για την επικείμενη ανάλυση.

Πρωτίστως, από το αρχικό αρχείο που φαίνεται στον Πίνακα 1 αφαιρούνται οι στήλες με τους χαρακτήρες “t” και “=”, καθώς και η ημερομηνία, διότι δεν είναι απαραίτητα στοιχεία για την ανάλυση των δεδομένων. Υπολογίζεται και αποθηκεύεται σε μια νέα στήλη η χρονική διαφορά μεταξύ διαδοχικών διαστημάτων RR. Σε αυτό το σημείο παρατηρείται ότι ενδέχεται να υπάρχουν 2 ή 3 παλμοί στην ίδια χρονική στιγμή και επομένως, εξετάζονται οι τιμές που παρουσιάζονται παραπάνω από μία φορά και προσθέτονται σε ξεχωριστά χρονικά διαστήματα.

Στη συνέχεια, ο στόχος είναι να αφαιρεθούν οι ακραίες τιμές και οι εκτοπικοί παλμούς από τα διαστήματα RR. Για αυτόν τον σκοπό, χρησιμοποιήθηκαν οι συναρτήσεις “remove_outliers” και “remove_ectopic_beats” της βιβλιοθήκης “hrv-analysis” της Python. Με αυτόν τον τρόπο, προέκυψαν τα διαστήματα NN, τα οποία αποτελούν τα κανονικοποιημένα διαστήματα RR ή, αλλιώς, τα διαστήματα RR που αντιπροσωπεύουν τον κανονικό καρδιακό ρυθμό και είναι απαλλαγμένα από σφάλματα. Στα παρακάτω διαγράμματα παρουσιάζονται ενδεικτικά για δύο συμμετέχοντες τόσο οι αρχικές τιμές των διαστημάτων RR, όσο και οι τιμές των διαστημάτων NN που προκύπτουν από την επεξεργασία:



Διάγραμμα 1 - Αποτύπωση των RR διαστημάτων πριν και μετά την επεξεργασία τους

3.4 Ανάλυση δεδομένων καρδιακού ρυθμού

3.4.1 Χαρακτηριστικά στον τομέα του χρόνου

Στα παραπάνω δεδομένα ΜΚΡ χρησιμοποιήθηκαν μετρικές οι οποίες ποσοτικοποιούν την παρατήρηση του ΜΚΡ κατά τη διάρκεια συγκεκριμένων χρονικών περιόδων, οι οποίες μπορούν να πάρουν τιμές από μικρότερες του 1 λεπτού μέχρι και άνω των 24 ωρών. Οι τιμές αυτών των μετρήσεων μπορούν να εκφραστούν ως πρωτότυπες μονάδες ή ως ο φυσικός λογάριθμος των αρχικών μονάδων για να επιτευχθεί μια πιο φυσιολογική κατανομή [29]. Τα χαρακτηριστικά αυτά περιγράφονται παρακάτω:

- **SDNN**: Πρόκειται για την τυπική απόκλιση των διαστημάτων μεταξύ κανονικοποιημένων καρδιακών παλμών (NN) και μετριέται σε ms. Το SDNN αντικατοπτρίζει τα στοιχεία εκείνα που είναι υπεύθυνα για τη μεταβλητότητα κατά την περίοδο της εγγραφής του καρδιακού παλμού, και συνεπώς αντιπροσωπεύει τη συνολική μεταβλητότητα.
- **SDDSD**: Είναι η τυπική απόκλιση των διαδοχικών διαφορών μεταξύ γειτονικών διαστημάτων NN.
- **MEAN NNI**: Εκφράζει τον μέσο όρο των γειτονικών διαστημάτων NN.
- **NNI 50**: Εκφράζει τον αριθμό των γειτονικών διαστημάτων NN που διαφέρουν μεταξύ τους κατά περισσότερο από 50 ms.

- **PNNI 50**: Εκφράζει το ποσοστό των γειτονικών διαστημάτων NN που διαφέρουν μεταξύ τους κατά περισσότερο από 50 ms.
- **NNI 20**: Εκφράζει τον αριθμό των γειτονικών διαστημάτων NN που διαφέρουν μεταξύ τους κατά περισσότερο από 20 ms.
- **PNNI 20**: Εκφράζει το ποσοστό των γειτονικών διαστημάτων NN που διαφέρουν μεταξύ τους κατά περισσότερο από 20 ms.
- **RMSSD**: Είναι η τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου των τετραγώνων διαδοχικών διαφορών μεταξύ γειτονικών διαστημάτων NN.
- **MEDIAN NNI**: Είναι ο μέσος όρος των απόλυτων τιμών των διαδοχικών διαφορών μεταξύ γειτονικών διαστημάτων NN.
- **RANGE NNI**: Είναι το εύρος των γειτονικών διαστημάτων NN.
- **CVSD**: Εκφράζει τον συντελεστή διακύμανσης των διαδοχικών διαφορών, και υπολογίζεται ουσιαστικά από το RMSSD διαιρούμενο με το μέσο όρο των διαστημάτων NN.
- **CVNNI**: Είναι ο συντελεστής διακύμανσης των γειτονικών διαστημάτων NN, δηλαδή ο λόγος του SDNN προς τον μέσο όρο των διαστημάτων NN.
- **MEAN HR**: Είναι ο μέσος όρος του καρδιακού ρυθμού.
- **MAX HR**: Είναι η μέγιστη τιμή του καρδιακού ρυθμού.
- **MIN HR**: Είναι η ελάχιστη τιμή του καρδιακού ρυθμού.
- **STD HR**: Είναι η τυπική απόκλιση του καρδιακού ρυθμού.

3.4.2 Χαρακτηριστικά στον τομέα της συχνότητας

Αντίστοιχα με τα χαρακτηριστικά στον τομέα του χρόνου, υπάρχουν μετρικές του HRV στον τομέα της συχνότητας που εκτιμούν την κατανομή της απόλυτης ή σχετικής ισχύος σε τέσσερις ζώνες συχνότητας. Οι ταλαντώσεις του καρδιακού παλμού χωρίζονται σε ζώνες εξαιρετικά χαμηλής συχνότητας (ULF, <0.003Hz), πολύ χαμηλής συχνότητας (VLF, 0.003-0.04Hz), χαμηλής συχνότητας (LF, 0.04-0.15Hz), και υψηλής συχνότητας (HF, 0.15-0.4Hz) [25]. Τα χαρακτηριστικά αυτά περιγράφονται παρακάτω:

- **LF**: Η ζώνη χαμηλής συχνότητας καταγράφεται συνήθως για μια περίοδο τουλάχιστον 2 λεπτών [39]. Αντικατοπτρίζει κυρίως τη δραστηριότητα των βαροϋποδοχέων σε συνθήκες ηρεμίας. Κατά τη διάρκεια περιόδων αργής αναπνοής, δηλαδή σε ρυθμό κάτω από 8.5bpm ή περίοδος αναπνοής 7s ή όταν κάποιος αναστενάζει ή παίρνει μια βαθιά αναπνοή, προκαλούνται ταλαντώσεις στον καρδιακό ρυθμό οι οποίες διασχίζουν την ζώνη χαμηλής συχνότητας [29].
- **HF**: Η ζώνη υψηλής συχνότητας, ή αλλιώς αναπνευστική ζώνη, καταγράφεται συνήθως για μια περίοδο τουλάχιστον 1 λεπτού. Αντικατοπτρίζει την παρασυμπαθητική δραστηριότητα και ονομάζεται αναπνευστική ζώνη επειδή αντιστοιχεί στις παραλλαγές του καρδιακού ρυθμού που σχετίζονται με τον αναπνευστικό κύκλο [40]. Η ισχύς υψηλής συχνότητας σχετίζεται σε μεγάλο βαθμό με τα χαρακτηριστικά στον τομέα του χρόνου pNN50 και RMSSD. Επίσης, χαμηλότερη ισχύς υψηλής συχνότητας σχετίζεται με το άγχος, τον πανικό, ή την ανησυχία του ατόμου.
- **LF-HF RATIO**: Εκφράζει την αναλογία μεταξύ χαμηλής συχνότητας και υψηλής συχνότητας. Θεωρείται ότι αυτή η αναλογία είναι ενδεικτική της αυτόνομης ισορροπίας μεταξύ του συμπαθητικού και του παρασυμπαθητικού νευρικού συστήματος, αλλά αυτό είναι αμφιλεγόμενο.
- **LFNU**: Είναι η ζώνη χαμηλής συχνότητας εκφρασμένη σε κανονικοποιημένες μονάδες. Υπολογίζεται ως εξής: $LFNU = LF / (LF + HF)$
- **HFNU**: Είναι η ζώνη υψηλής συχνότητας εκφρασμένη σε κανονικοποιημένες μονάδες. Υπολογίζεται ως εξής: $HFNU = HF / (LF + HF)$

- **TOTAL POWER:** Εκφράζει τη συνολική διακύμανση όλων των διαστημάτων NN και αντιστοιχεί στο άθροισμα των τεσσάρων φασματικών ζωνών που αναφέρθηκαν προηγουμένως (LF, HF, ULF, VLF).
- **VLF:** Η ζώνη πολύ χαμηλής συχνότητας ισοδυναμεί με ρυθμούς ή περιόδους που συμβαίνουν μεταξύ 25 και 300 δευτερολέπτων. Θεωρείται ότι προέρχεται από θερμικό και ορμονικό έλεγχο μαζί με αγγειοκινητική δραστηριότητα.

3.4.3 Βραχυπρόθεσμη ανάλυση του MKP

Η ανάλυση του MKP πραγματοποιείται συνήθως σε δείγματα διάρκειας 24 ωρών και ορίζεται ως μακροχρόνια ανάλυση MKP, ή σε εγγραφές των 5 ή λιγότερων λεπτών και σε αυτήν την περίπτωση ορίζεται ως βραχυπρόθεσμη ανάλυση MKP. Οι μακροχρόνιες ηχογραφήσεις υπερτερούν στην εγκυρότητα της πρόγνωσής τους, το οποίο σημαίνει ότι είναι αυξημένη η ικανότητα πρόβλεψης μελλοντικών αποτελεσμάτων για την υγεία με βάση αυτές, και για αυτό αποτελούν σημείο αναφοράς για κλινικές αξιολογήσεις. Η μακροπρόθεσμη ανάλυση διαφέρει από την βραχυπρόθεσμη ανάλυση και για αυτό δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν εναλλακτικά.

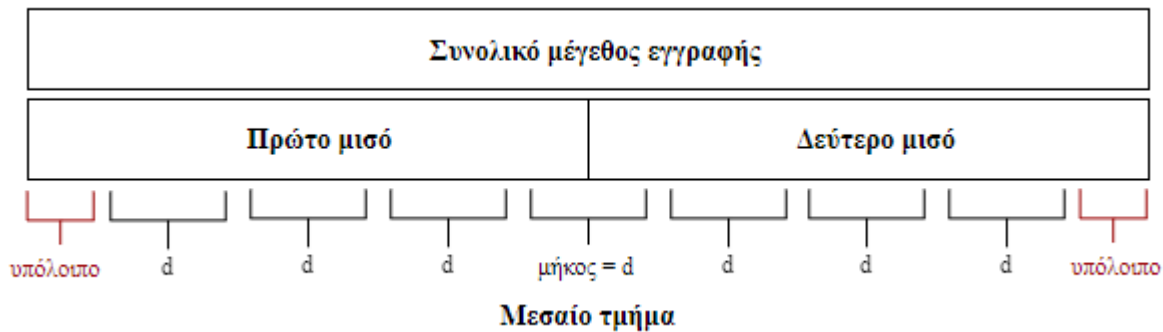
Η σημαντικότητα της βραχυπρόθεσμης ανάλυσης του MKP αποδίδεται στο γεγονός ότι υπάρχουν έρευνες που περιλαμβάνουν σύντομες πειραματικές εγγραφές ή υπάρχει η ανάγκη για παραγωγή μεγάλου όγκου δεδομένων από μια εγγραφή μικρού μήκους. Ωστόσο, απαιτείται ειδική έρευνα για τον προσδιορισμό της προγνωστικής εγκυρότητας των εγγραφών μικρής διάρκειας (<5 λεπτών). Στην προσπάθεια των ερευνητών να επικυρώσουν την ακρίβεια και το νόημα των βραχυπρόθεσμων μετρήσεων του MKP, έχουν εφαρμοστεί διάφορες μέθοδοι. Στη συνέχεια παρουσιάζονται δύο διαφορετικές μεθοδολογίες που δοκιμάστηκαν στο πλαίσιο αυτής της εργασίας.

Η πρώτη προσέγγιση [41] περιλαμβάνει το διαχωρισμό των δεδομένων μεγάλης διάρκειας σε λίστες που περιέχουν διαστήματα NN των οποίων το άθροισμα ισούται με την επιθυμητή μικρή διάρκεια. Πιο συγκεκριμένα, η διαδικασία αυτή περιγράφεται ως εξής:

1. Κατασκευάζεται μια βοηθητική συνάρτηση η οποία λαμβάνει ως παράμετρο μια λίστα και επιστρέφει το πρώτο μισό και το δεύτερο μισό της λίστας αυτής ως δύο ξεχωριστές λίστες.
2. Χρησιμοποιείται αυτή η βοηθητική συνάρτηση στη λίστα που περιλαμβάνει τα διαστήματα NN και στην αντίστοιχη λίστα που περιλαμβάνει τις χρονικές διαφορές μεταξύ των διαστημάτων για κάθε συμμετέχοντα, προκειμένου να χωριστούν σε δύο μέρη.
3. Κατασκευάζεται στη συνέχεια η βασική συνάρτηση που δημιουργεί διαστήματα μικρής διάρκειας τα οποία προκύπτουν από τα αντίστοιχα διαστήματα μεγάλης διάρκειας.

Η βασική αυτή συνάρτηση λαμβάνει στις παραμέτρους της τις λίστες με τα διαστήματα NN και τις χρονικές διαφορές για κάθε συμμετέχοντα, καθώς και τη διάρκεια των διαστημάτων που πρόκειται να δημιουργήσει. Για αυτή τη διάρκεια, έστω $d < 5$ λεπτών, σχηματίζονται νέες λίστες με τις τιμές των διαστημάτων NN των οποίων το άθροισμα προσεγγίζει τη διάρκεια d . Σχηματίζονται πρώτα οι λίστες για το δεύτερο μισό της αρχικής λίστας και στη συνέχεια η διαδικασία επαναλαμβάνεται για το πρώτο μισό. Η λίστα που βρίσκεται στο μέσον της αρχικής λίστας αποτελείται από τιμές οι οποίες προέρχονται κατά το ήμισυ από το δεύτερο μισό της αρχικής και κατά το ήμισυ από το πρώτο μισό της αρχικής λίστας. Με αυτόν τον τρόπο, προκύπτουν 3 νέες λίστες που περιέχουν επιμέρους με διαστήματα NN της επιθυμητής μικρής διάρκειας, έστω “first_half_fragments”, “second_half_fragments” και “middle_fragment”. Αυτές οι τρεις λίστες συγχωνεύονται σε

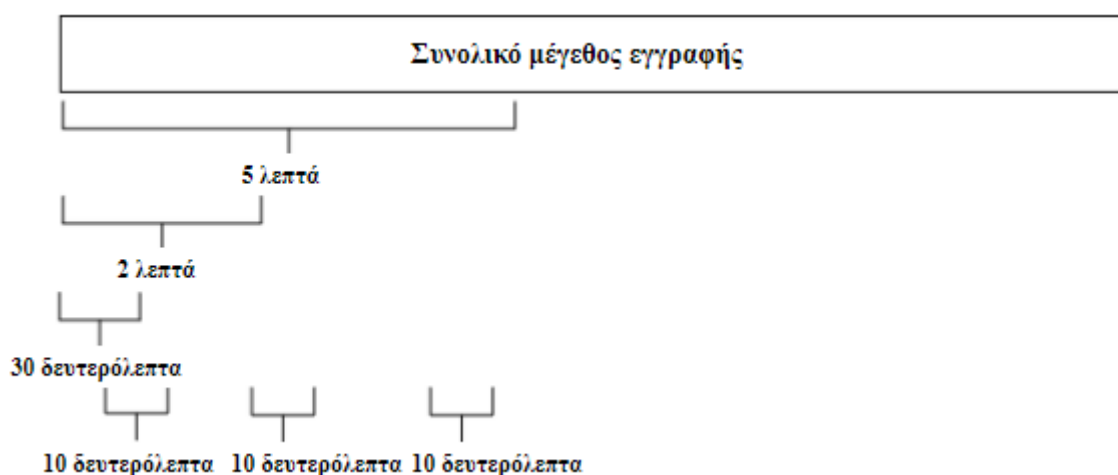
μία με τέτοιο τρόπο ώστε οι τιμές των διαστημάτων NN να βρίσκονται σε χρονολογική σειρά, όπως ακριβώς ήταν και στην αρχική τους μορφή.



Εικόνα 13 - Σχηματική αναπαράσταση της πρώτης μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε

Τέλος, για κάθε επιμέρους λίστα υπολογίζονται τα χαρακτηριστικά MKP στον τομέα του χρόνου και της συχνότητας. Η συνάρτηση επιστρέφει ένα πλαίσιο δεδομένων όπου κάθε γραμμή είναι μία λίστα αθροίσματος d και οι στήλες είναι τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά MKP στον τομέα του χρόνου και της συχνότητας.

Η δεύτερη προσέγγιση [42] περιλαμβάνει την επιλογή διαστημάτων NN συνολικής διάρκειας 5 λεπτών, 2 λεπτών, 30 δευτερολέπτων και 10 δευτερολέπτων με σχεδόν τυχαίο τρόπο. Η επιλογή των διαστημάτων NN συνολικής διάρκειας 5 λεπτών και 2 λεπτών γίνεται από την αρχή του δείγματος για κάθε συμμετέχοντα. Για τα 30 δευτερόλεπτα δοκιμάστηκε τόσο η επιλογή των διαστημάτων από την αρχή του δείγματος όσο και η επιλογή από ένα τυχαίο σημείο του δείγματος. Στη συνέχεια, επιλέχθηκαν τρεις μη επικαλυπτόμενες εγγραφές των 10 δευτερολέπτων με τυχαίο τρόπο και επιπλέον υπολογίστηκε ο μέσος όρος των τριών αυτών εγγραφών. Με αυτόν τον τρόπο, προέκυψαν 7 λίστες για τα δεδομένα κάθε χρήστη από διαστήματα NN διαφορετικής διάρκειας οι οποίες συγκρίθηκαν όλες με τις αντίστοιχες εγγραφές των 5 λεπτών προκειμένου να ελεγχθεί η εγκυρότητά τους.



Εικόνα 14 - Σχηματική αναπαράσταση της δεύτερης μεθοδολογίας που ακολουθήθηκε

3.4.4 Συσχέτιση δεδομένων

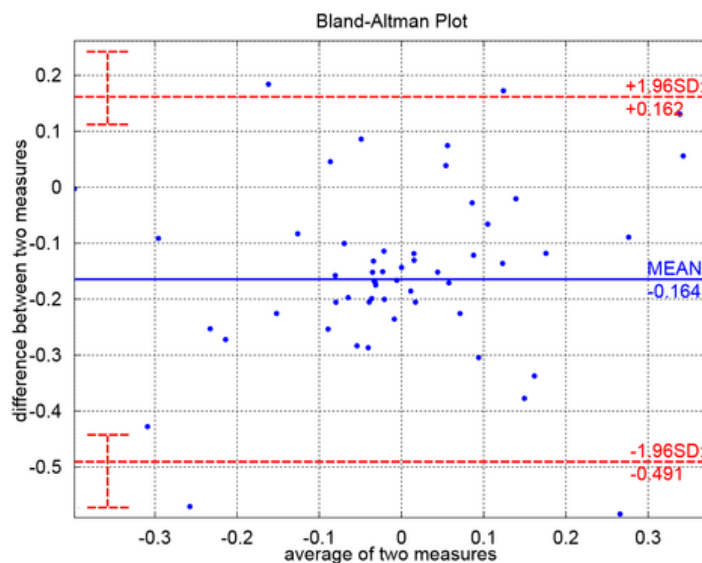
Για τον έλεγχο του βαθμού συσχέτισης των χαρακτηριστικών MKP σύντομης διάρκειας (5 λεπτών) με τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά MKP εξαιρετικά σύντομης διάρκειας

(<5 λεπτών) χρησιμοποιήθηκε ένα μέτρο γραμμικής συσχέτισης μεταξύ δύο συνόλων δεδομένων που ονομάζεται συντελεστής συσχέτισης Pearson.

Ο συντελεστής συσχέτισης Pearson προκύπτει ουσιαστικά αν διαιρεθεί η συνδιακύμανση δύο μεταβλητών με το αποτέλεσμα των τυπικών αποκλίσεών τους. Εναλλακτικά, είναι μια κανονικοποιημένη μορφή της συνδιακύμανσης τέτοια ώστε το αποτέλεσμα να κυμαίνεται μεταξύ -1 και 1. Το μέτρο αυτό αντικατοπτρίζει μόνο μια γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών, καθώς αγνοεί πολλούς άλλους τύπους συσχέτισης.

Αυτός ο συντελεστής συσχέτισης δεν αποκαλύπτει την πιθανότητα προκατάληψης που προκαλείται μεταξύ δύο μετρήσεων από τη διαφορά των μέσων όρων τους ή της τυπικής απόκλισής τους. Με άλλα λόγια, μια σημαντική συσχέτιση δεν συνεπάγεται απαραίτητα και συμφωνία μεταξύ των δύο συνόλων δεδομένων που εξετάζονται. Για αυτό το λόγο, στο πλαίσιο αυτής της αξιολόγησης, χρησιμοποιήθηκε η διαδικασία Bland-Altman που περιγράφεται παρακάτω.

Από τη διαδικασία Bland-Altman προκύπτει ουσιαστικά ένα διάγραμμα το οποίο αποτελεί μέθοδο σχεδίασης δεδομένων που χρησιμοποιείται για την ανάλυση της συμφωνίας των δεδομένων που προέρχονται από δύο διαφορετικές δοκιμές. Είναι το ίδιο με το διάγραμμα μέσης διαφοράς Tukey, αλλά στον τομέα της ιατρικής, της χημείας και της βιοϊατρικής είναι γνωστό με την ονομασία Bland-Altman. Ένα παράδειγμα φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 15 - Διάγραμμα Bland-Altman με διαστήματα εμπιστοσύνης 95%

Το διάγραμμα αυτό χρησιμοποιήθηκε στο πλαίσιο αυτής της διπλωματικής εργασίας για τη σύγκριση μιας νέας μεθόδου μέτρησης της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού, πιο συγκεκριμένα των μετρήσεων από χαρακτηριστικά εξαιρετικά σύντομης διάρκειας, με ένα “χρυσό πρότυπο”. Στην περίπτωση της παρούσας έρευνας, το πρότυπο αυτό είναι τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά που προέκυψαν από τα διαστήματα διάρκειας 5 λεπτών.

3.4.5 Στατιστική ανάλυση

Στην προσπάθεια εντοπισμού και κατανόησης των διαφορών και ομοιοτήτων μεταξύ των χαρακτηριστικών MKP σύντομης διάρκειας (5 λεπτών) με τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά MKP πολύ σύντομης διάρκειας (<5 λεπτών), χρησιμοποιήθηκαν ορισμένες στατιστικές μετρικές που αναλύονται στην επόμενη παράγραφο.

Πρωτίστως πραγματοποιήθηκαν ANOVA tests τα οποία υποδεικνύουν τη σημαντικότητα των αποτελεσμάτων του πειράματος που εξετάζεται. Η αρχική μας υπόθεση είναι ότι οι μέσοι όροι των χαρακτηριστικών εγγραφών σύντομης και εξαιρετικά σύντομης διάρκειας της MKP είναι όμοιοι, δηλαδή δεν έχουν σημαντικές διαφορές μεταξύ τους. Τα ANOVA tests παράγουν την τιμή p η οποία δηλώνει ότι υπάρχουν σημαντικά στατιστικές διαφορές μεταξύ των συνόλων δεδομένων αν είναι $p < 0.05$. Για την επιβεβαίωση αυτής της αξιολόγησης χρησιμοποιήθηκαν επίσης paired t-tests τα οποία υποδεικνύουν τη διαφορά μεταξύ δύο μεταβλητών που προέρχονται από το ίδιο δείγμα.

3.5 Επεξεργασία δεδομένων αυτοαναφοράς χρήστη

3.5.1 Ανάλυση δεδομένων αυτοαναφοράς χρήστη

Τα αρχικά αρχεία με τα δεδομένα αυτοαναφοράς υφίστανται μια προεπεξεργασία έτσι ώστε να μπορούν να αξιοποιηθούν κατάλληλα στη συνέχεια. Οι στήλες “nothing”, “text”, και “time” του Πίνακα 2 διαγράφηκαν διότι μόνο η στήλη που περιέχει τις τιμές για την προσήλωση των χρηστών είναι χρήσιμη για την ανάλυση που ακολουθεί. Επιπλέον, εφαρμόστηκε μια συνάρτηση κανονικοποίησης στα δεδομένα της αυτοαναφοράς προκειμένου να καταλήξουν σε τιμές από το 0 έως το 1. Η συνάρτηση που χρησιμοποιήθηκε για την κανονικοποίηση ονομάζεται κλιμάκωση χαρακτηριστικών ελαχίστου-μεγίστου και υπολογίζεται από τον εξής τύπο:

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

Στη συνέχεια, το σύνολο των δεδομένων του κάθε συμμετέχοντα χωρίστηκε σε τρία επιμέρους σύνολα τα οποία αποτελούν τα διαφορετικά στάδια αλληλεπίδρασης του χρήστη με το παιχνίδι σοβαρού σκοπού, όπως αυτά περιγράφονται στην παράγραφο 3.2. Αφού διαχωρίστηκαν τα δεδομένα στα τρία αυτά πλαίσια, προχώρησε η εξαγωγή στατιστικών στοιχείων από αυτά. Η εξαγωγή και η σύγκριση στοιχείων που ακολούθησε αφορά τέσσερις μετρικές αυτοαναφοράς, σύμφωνα με τις πληροφορίες που λήφθηκαν από τη βιβλιογραφία [27]. Οι μετρικές αυτές είναι οι εξής:

- **Μέσος όρος** (mean value, μA): Αναφέρεται στην κεντρική τιμή ενός συνόλου αριθμών, δηλαδή στο άθροισμα των αριθμών διαιρούμενο με το πλήθος των αριθμών στο σύνολο. Για τον υπολογισμό του μέσου όρου χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `mean()` της βιβλιοθήκης `statistics` της `python`.
- **Τραπεζοειδές ολοκλήρωμα** (trapezoidal integral, $\int A$): Είναι ουσιαστικά η περιοχή του πλαισίου τιμών, κανονικοποιημένη στη διάρκεια του πλαισίου αυτού. Για τον υπολογισμό αυτού του ολοκληρώματος χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `trapz()` της βιβλιοθήκης `numpy` της `python`.
- **Πλάτος** (amplitude, \hat{A}): Εκφράζει τη διαφορά μεγίστου-ελαχίστου και υπολογίστηκε με τη χρήση των συναρτήσεων `max()` και `min()` της `python`.
- **Μέση κλίση** (average gradient, ΔA): Εκφράζει το λόγο της κάθετης διαφοράς ύψους προς την οριζόντια απόσταση. Για τον υπολογισμό της κλίσης χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση `diff()` της βιβλιοθήκης `numpy` της `python` και στη συνέχεια εφαρμόστηκε στο αποτέλεσμα η συνάρτηση `average()` της ίδιας βιβλιοθήκης προκειμένου να παραχθεί η τιμή της μέσης κλίσης.

Τα δύο πρώτα χαρακτηριστικά εξάγουν τιμές αναφοράς με απόλυτο τρόπο. Τα δύο τελευταία χαρακτηριστικά είναι ανεξάρτητα της απόλυτης τιμής και μετρούν τις σχετικές αλλαγές εντός του χρονικού πλαισίου.

Επιπλέον, τα δεδομένα του κάθε συμμετέχοντα χωρίστηκαν σε επιμέρους διαστήματα των 30 και 10 δευτερολέπτων, έτσι ώστε να αντιστοιχίζονται στα διαστήματα που δημιουργήθηκαν για τα δεδομένα της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού. Ακολουθήθηκε η ίδια μεθοδολογία με αυτήν που περιγράφεται στην παράγραφο 3.4.3, με τη μόνη διαφορά ότι ο υπολογισμός των διαστημάτων πραγματοποιήθηκε με μεγαλύτερη ευκολία διότι τα δεδομένα της αυτοαναφοράς αποτελούνται από διακριτές τιμές και η κάθε τιμή αντιστοιχεί σε ένα δευτερόλεπτο του χρόνου. Λόγω αυτής της διαφοράς στον υπολογισμό, υπήρξε ειδική μέριμνα για την αντιστοίχιση των δεδομένων της αυτοαναφοράς με εκείνα της MKP προκειμένου να αναφέρονται στα ίδια χρονικά διαστήματα. Αυτό πραγματοποιήθηκε με χειροκίνητο τρόπο ελέγχοντας το πλήθος των τιμών σε κάθε διάστημα και στις δύο περιπτώσεις. Τέλος, πραγματοποιήθηκε η εξαγωγή των τεσσάρων χαρακτηριστικών που παρουσιάζονται παραπάνω και για αυτά τα διαστήματα.

3.5.2 Επίπεδα προσήλωσης χρήστη

Το παιχνίδι σοβαρού σκοπού χωρίζεται σε 3 διακριτά στάδια τα οποία έχουν οριστεί κατά τον σχεδιασμό του. Ο χρήστης ξεκινά με το επεξηγηματικό στάδιο (Tutorial) κατά το οποίο εξοικειώνεται με το περιβάλλον του παιχνιδιού και μαθαίνει τον σκοπό και τα βήματα που θα χρειαστεί να ακολουθήσει για την επιτυχία του στο παιχνίδι. Αυτό το στάδιο απαιτεί συγκέντρωση από τον χρήστη καθώς χρειάζεται να παρακολουθεί το βίντεο και να συγκρατεί πληροφορίες για το παιχνίδι. Ωστόσο, δεν απαιτεί ενεργή συμμετοχή από αυτόν και θεωρείται ένα στάδιο χαμηλότερης προσήλωσης το οποίο αναμένεται να εμφανιστεί ως τέτοιο και στα αριθμητικά αποτελέσματα.

Στη συνέχεια, ο χρήστης προχωρά στο κύριο στάδιο του παιχνιδιού (Gameplay) όπου συμμετέχει ενεργά στη δημιουργία εικονικών συνταγών και απαιτείται μεγαλύτερη προσήλωση από αυτόν ώστε να ολοκληρώσει την αποστολή του. Όπως είναι αναμενόμενο, τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά της αυτοαναφοράς χρήστη υποδεικνύουν αυξημένα επίπεδα προσήλωσης σε σύγκριση με τα αντίστοιχα επίπεδα του επεξηγηματικού σταδίου. Τέλος, ο χρήστης εισέρχεται στο στάδιο ανασκόπησης όπου παρακολουθεί την πορεία του στο παιχνίδι ως εκείνη την στιγμή και συνειδητοποιεί την πρόοδο του. Σε αυτό το στάδιο παρουσιάζονται στον χρήστη διάφορα στατιστικά και αποτελέσματα, πράγμα που απαιτεί λιγότερη συγκέντρωση από τον ίδιο σε σχέση με τα δύο άλλα στάδια του παιχνιδιού. Αυτό γίνεται διακριτό και στα χαρακτηριστικά της αυτοαναφοράς που προκύπτουν από τα δεδομένα αυτού του σταδίου, αφού δείχνουν χαμηλότερα επίπεδα προσήλωσης σε σχέση με τα προηγούμενα στάδια.

3.6 Μέθοδοι Μηχανικής Μάθησης

Στην ενότητα αυτή εξετάζονται οι μέθοδοι μηχανικής μάθησης που αφορούν την ομαδοποίηση και την ταξινόμηση των χαρακτηριστικών μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού σε μια προσπάθεια να δημιουργηθεί μοντέλο το οποίο αναγνωρίζει τα διαφορετικά επίπεδα προσήλωσης του χρήστη.

3.6.1 Επιλογή χαρακτηριστικών

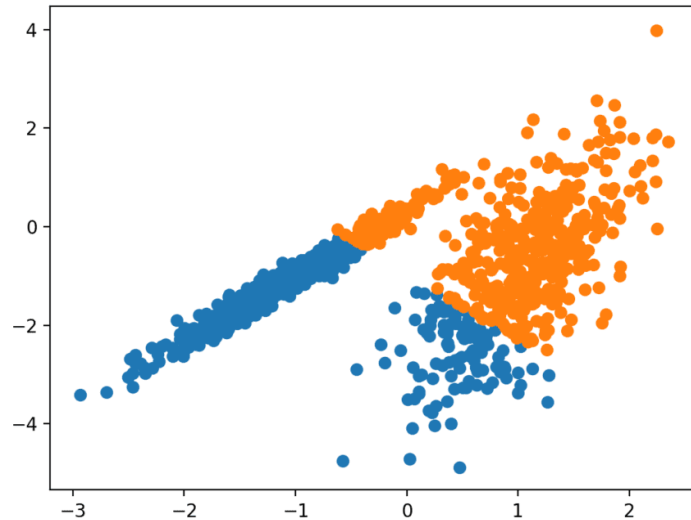
Ο αριθμός των χαρακτηριστικών που πρόκειται να χρησιμοποιηθούν σε ένα μοντέλο μηχανικής μάθησης είναι αναγκαίο να μειωθεί προκειμένου να αποφευχθεί η υπερφόρτωση του μοντέλου με δεδομένα. Ένα μικρότερο σύνολο χαρακτηριστικών μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού το οποίο περιλαμβάνει εκείνα τα χαρακτηριστικά που παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες για το αντικείμενο μελέτης, αποτελεί μια καλύτερη είσοδο για την εκπαίδευση ενός συστήματος μηχανικής μάθησης. Ωστόσο, λόγω του μικρού αριθμού δειγμάτων που διατίθενται στην παρούσα έρευνα, επιλέχθηκαν όλα τα χαρακτηριστικά MKP στον τομέα του χρόνου και της συχνότητας από διαστήματα 30 και 10 δευτερολέπτων, εφόσον σημειώθηκαν ως καλά υποκατάστατα στην παραπάνω ανάλυση.

3.6.2 Ομαδοποίηση και ταξινόμηση χαρακτηριστικών

Χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές μέθοδοι μηχανικής μάθησης προκειμένου να εντοπιστούν αυτόματα μοτίβα και κατηγορίες που συνάδουν με τις φυσικές παρατηρήσεις για τις διάφορες φάσεις του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού. Ως είσοδοι στα μοντέλα μηχανικής μάθησης χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά MKP στον τομέα του χρόνου και της συχνότητας για τον κάθε συμμετέχοντα, ενώ ως έξοδος χρησιμοποιήθηκε η τιμή της κλίσης του ίδιου χαρακτηριστικού στο αντίστοιχο χρονικό διάστημα.

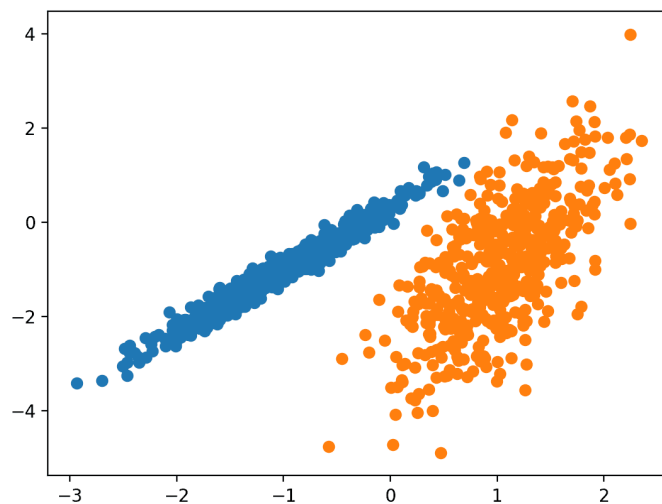
Η ομαδοποίηση ή ανάλυση σε συστάδες πρόκειται για τεχνική μη εποπτευόμενης μάθησης. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας χρησιμοποιήθηκε ως τεχνική ανάλυσης δεδομένων για την ανακάλυψη προτύπων στα δεδομένα μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού των συμμετεχόντων. Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι που μπορούν να χρησιμοποιηθούν για αυτόν τον σκοπό και απαιτείται εξερεύνηση αυτών ώστε να βρεθεί ο κατάλληλος για την κάθε περίπτωση. Πολλοί από αυτούς τους αλγόριθμους υπολογίζουν την ομοιότητα ή την απόσταση μεταξύ των δειγμάτων σε μια προσπάθεια να σχηματίσουν συστάδες. Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήθηκαν εδώ συμπεριλαμβάνουν τους Affinity Propagation, Agglomerative Clustering, K-Means, Mean Shift, Spectral Clustering, και Mixture of Gaussians. Εκείνοι, όμως, που καταφέρνουν πράγματι να διαχωρίσουν τα δεδομένα σε ομάδες είναι οι K-Means και Mixture of Gaussians.

Ο αλγόριθμος K-Means είναι ίσως ο πιο γνωστός αλγόριθμος ομαδοποίησης και περιλαμβάνει την εκχώρηση δειγμάτων σε συστάδες σε μια προσπάθεια να ελαχιστοποιηθεί η διακύμανση σε κάθε συστάδα. Ο κύριος στόχος αυτού του αλγόριθμου είναι να χωρίσει τον δεδομένο πληθυσμό μεγέθους N σε k σύνολα βάσει ενός δείγματος [43]. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται κατάλληλα από ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης προκειμένου να είναι σε θέση να προβλέπει το σύνολο στο οποίο ανήκει κάθε δείγμα κατά την εκτέλεσή του. Στη συνέχεια, δημιουργείται ένα διάγραμμα διασποράς με σημεία διαφορετικού χρώματος αναλόγως την ομάδα στην οποία ανήκουν. Ένα παράδειγμα αυτού του διαγράμματος φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικόνα 16 - Διάγραμμα διασποράς που αναπαριστά το σύνολο των δεδομένων χωρισμένο σε συστάδες που προσδιορίζονται με την χρήση του αλγορίθμου ομαδοποίησης K-Means

Το μοντέλο Gaussian Mixture συνοψίζει μια συνάρτηση πυκνότητας πιθανότητας πολλαπλών παραγόντων με ένα μείγμα γκαουσιανών συναρτήσεων κατανομής. Τα αποτελέσματα αναπαρίστανται με τον ίδιο τρόπο όπως φαίνεται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 17 - Διάγραμμα διασποράς που αναπαριστά το σύνολο των δεδομένων χωρισμένο σε συστάδες που προσδιορίζονται με την χρήση του αλγορίθμου ομαδοποίησης Gaussian Mixture

Στο επόμενο βήμα, εφαρμόστηκαν αντίστοιχες μέθοδοι ταξινόμησης. Ταξινόμηση είναι η διαδικασία που προβλέπει την κλάση ή την κατηγορία ενός στοιχείου από ένα σύνολο δεδομένων. Αυτή η μέθοδος δημιουργεί ουσιαστικά μια συνάρτηση χαρτογράφησης από τις μεταβλητές εισόδου στις μεταβλητές εξόδου. Η ταξινόμηση ανήκει στις τεχνικές εποπτευόμενης μάθησης όπου τα δεδομένα-στόχοι παρέχονται μαζί με τα δεδομένα εισαγωγής. Υπάρχουν πολλοί αλγόριθμοι ταξινόμησης, αλλά δεν υπάρχει σαφές συμπέρασμα για το ποιος αλγόριθμος είναι καλύτερος από κάποιον άλλον. Η καταλληλότητα του αλγορίθμου εξαρτάται από την εκάστοτε εφαρμογή και από το σύνολο των δεδομένων που αναλύονται. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω αλγόριθμοι ταξινόμησης προκειμένου να συγκριθούν και να εντοπιστούν οι πιο αξιόπιστοι για την συγκεκριμένη διαδικασία.

- Decision Tree

- Logistic Regression
- Linear Discriminant Analysis
- K-Nearest Neighbors
- Gaussian Naive Bayes
- SVC
- Random Forest
- MLP

Ως είσοδοι στους παραπάνω αλγόριθμους δόθηκαν τα δεδομένα από τα χαρακτηριστικά MKP σύντομης διάρκειας ενός συμμετέχοντα τα οποία είναι περισσότερα σε αριθμό και βρίσκονται σε μια ισορροπία. Για τον διαχωρισμό των δεδομένων σε δεδομένα εκπαίδευσης και δοκιμαστικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκε η μέθοδος `LeaveOneOut()`, κατά την οποία κάθε δείγμα χρησιμοποιείται μία φορά ως δοκιμαστικό, ενώ τα υπόλοιπα δείγματα αποτελούν το εκπαιδευτικό σύνολο. Μετά την ολοκλήρωση του διαχωρισμού των δεδομένων, χρησιμοποιείται η κατάλληλη συνάρτηση από την αντίστοιχη βιβλιοθήκη της python για τον εκάστοτε αλγόριθμο. Πιο συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω συναρτήσεις:

- Decision Tree → `DecisionTreeClassifier()`
- Logistic Regression → `LogisticRegression()`
- Linear Discriminant Analysis → `LinearDiscriminantAnalysis()`
- K-Nearest Neighbors → `KNeighborsClassifier()`
- Gaussian Naive Bayes → `GaussianNB()`
- SVC → `SVC()`
- Random Forest → `RandomForestClassifier()`
- MLP → `MLPClassifier()`

Αφού εκπαιδευτεί το κάθε μοντέλο είναι σημαντικό να πραγματοποιηθεί αξιολόγηση του ταξινομητή προκειμένου να επαληθευτεί η δυνατότητα εφαρμογής του για τη συγκεκριμένη περίπτωση. Για τον σκοπό αυτό, χρησιμοποιήθηκε η καμπύλη ROC (χαρακτηριστική καμπύλη λειτουργίας δέκτη) η οποία αναπαρίσταται σε ένα γράφημα και αποτυπώνει την απόδοση του μοντέλου ταξινόμησης σε όλα τα κατώφλια ταξινόμησης. Ως μετρική για την αξιολόγηση ενός μοντέλου ταξινόμησης χρησιμοποιείται και η περιοχή κάτω από την καμπύλη ROC, η οποία ονομάζεται AUC και υποδηλώνει την ακρίβεια του μοντέλου. Ένα μοντέλο που βρίσκεται πιο κοντά στη διαγώνιο της περιοχής αυτής είναι λιγότερο ακριβές, ενώ ένα μοντέλο με $AUC = 1.0$ έχει την τέλεια ακρίβεια.

Συμπληρωματικά, χρησιμοποιήθηκαν οι μετρικές `accuracy`, `precision`, και `recall`, οι οποίες αναφέρονται στην ακρίβεια και την ανάκλιση των μοντέλων ταξινόμησης. Για την καλύτερη κατανόηση αυτών των μετρικών, παρουσιάζεται ο παρακάτω πίνακας ο οποίος αποτυπώνει τα διαφορετικά σενάρια για τα αποτελέσματα του κάθε μοντέλου:

		Πραγματικότητα	
		Θετικό	Αρνητικό
Πρόβλεψη	Θετικό	Πραγματικά Θετικό (ΠΘ)	Ψευδώς Αρνητικό (ΨΑ)
	Αρνητικό	Ψευδώς Θετικό (ΨΘ)	Πραγματικά Αρνητικό (ΠΑ)

Η ερμηνεία και ο υπολογισμός της κάθε μετρικής δίνονται ως εξής:

- **Ακρίβεια (Accuracy):** το ποσοστό των πραγματικών αποτελεσμάτων μεταξύ του συνολικού αριθμού των περιπτώσεων που εξετάστηκαν.

$$\text{Ακρίβεια} = (ΠΘ+ΠΑ) / (ΠΘ+ΨΘ+ΨΑ+ΠΑ)$$

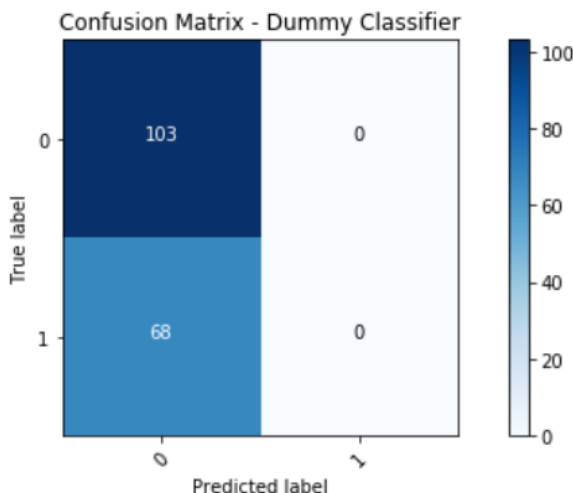
- **Ακρίβεια (Precision):** το ποσοστό των προβλεπόμενων θετικών τιμών που είναι πραγματικά θετικές.

$$\text{Ακρίβεια} = (ΠΘ) / (ΠΘ+ΨΘ)$$

- **Ανάκλιση (Recall):** το ποσοστό των πραγματικών θετικών τιμών που έχει ταξινομηθεί σωστά.

$$\text{Ανάκλιση} = (ΠΘ) / (ΠΘ+ΨΑ)$$

Στη συνέχεια, υλοποιήθηκε ο αντίστοιχος πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) για το κάθε μοντέλο. Αυτός ο πίνακας είναι μια σύνοψη των αποτελεσμάτων πρόβλεψης για ένα πρόβλημα ταξινόμησης όπου καταμετράται ο αριθμός των σωστών και των λανθασμένων προβλέψεων και κατανέμεται ανά κλάση. Στην ουσία, ο πίνακας σύγχυσης δείχνει τους τρόπους με τους οποίους το μοντέλο ταξινόμησης μπερδεύεται κατά τη διαδικασία των προβλέψεων. Για τον υπολογισμό και την απεικόνιση αυτού του πίνακα χρησιμοποιήθηκε η συνάρτηση της βιβλιοθήκης sklearn της python `plot_confusion_matrix()` η οποία δέχεται ως παραμέτρους το μοντέλο, τα δεδομένα εισόδου και εξόδου, και άλλες σχετικές με την εμφάνιση του γραφήματος. Ένα παράδειγμα του αναφερόμενου πίνακα φαίνεται στην ακόλουθη εικόνα:



Εικόνα 18 - Παράδειγμα κανονικοποιημένου πίνακα σύγχυσης

Τέλος, εφαρμόστηκε η συνάρτηση αναζήτησης πλέγματος (grid search) η οποία είναι τεχνική βελτιστοποίησης των τιμών των υπερπαραμέτρων των μοντέλων ταξινόμησης. Αποτελεί μια εξαντλητική αναζήτηση που πραγματοποιείται σε συγκεκριμένες τιμές των παραμέτρων ενός μοντέλου προκειμένου να προσδιορίσει εκείνες που βελτιστοποιούν την απόδοση και ακρίβεια του μοντέλου. Αυτές οι υπερπαραμέτροι ελέγχουν την ακρίβεια του μοντέλου και επομένως είναι πολύ σημαντικές στην διαδικασία της ταξινόμησης. Στην python υπάρχει έτοιμη συνάρτηση GridSearchCV() της βιβλιοθήκης sklearn, η οποία δέχεται ως παραμέτρους τον ταξινομητή, τις παραμέτρους του συγκεκριμένου ταξινομητή και την μέθοδο διαχωρισμού δεδομένων. Η συνάρτηση αυτή επιστρέφει την μεγαλύτερη ακρίβεια που μπορεί να πετύχει το μοντέλο, καθώς και τις τιμές των παραμέτρων με τις οποίες πετυχαίνει αυτήν την ακρίβεια.

3.6.3 Προβληματισμοί και Παραδοχές

Στην παραπάνω μεθοδολογία χρησιμοποιήθηκαν τα χαρακτηριστικά της μεταβλητότητας καρδιακού παλμού ως είσοδοι και η μέση κλίση από την αυτοαναφορά του χρήστη ως έξοδος στους αλγορίθμους που αναφέρονται στην προηγούμενη παράγραφο. Αυτά τα χαρακτηριστικά υπολογίστηκαν για διάρκεια 10 δευτερολέπτων, γεγονός που επέτρεψε την χρήση μεγαλύτερου αριθμού δεδομένων. Σύμφωνα με την ανάλυση που πραγματοποιήθηκε σε αυτήν την εργασία, αλλά και την σχετική βιβλιογραφία, τα χαρακτηριστικά που προέρχονται από πολύ μικρής διάρκειας διαστήματα NN μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως υποκατάστατα των χαρακτηριστικών από μεγάλης διάρκειας διαστημάτων. Όμως, υπάρχουν αποκλίσεις και είναι αμφισβητήσιμο το πόσο ακριβή είναι τα αποτελέσματα.

Ένας ακόμη προβληματισμός αφορά την φύση των δεδομένων και τις έντονες διαφορές του από συμμετέχοντα σε συμμετέχοντα. Το κάθε άτομο έχει διαφορετικό αριθμό χαρακτηριστικών που προκύπτουν από τα δεδομένα μεταβλητότητας του καρδιακού παλμού, καθώς και δεδομένα διαφορετικού μεγέθους. Αυτό καθιστά πολύ δύσκολη την ομαδοποίησή τους από έναν αλγόριθμο διότι δεν παρατηρείται αυστηρή συνοχή στα δεδομένα.

Κεφάλαιο 4: Αποτελέσματα

Στο παρόν Κεφάλαιο πραγματοποιείται η παρουσίαση των αποτελεσμάτων της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε στο Κεφάλαιο 3. Συγκεκριμένα, παρατίθενται πληθώρα γραφημάτων και πινάκων για τη στατιστική ερμηνεία των δεδομένων της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού κατά τη βραχυπρόθεσμη ανάλυση και των χαρακτηριστικών που προκύπτουν από την αυτοαναφορά του χρήστη. Ακόμη, καταγράφονται τα αποτελέσματα της συσχέτισης μεταξύ των διαθέσιμων στοιχείων.

4.1 Αποτύπωση αποτελεσμάτων MKP

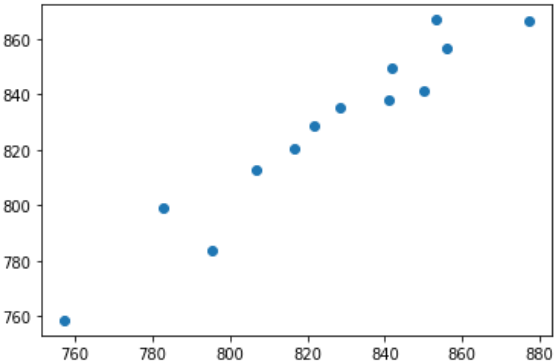
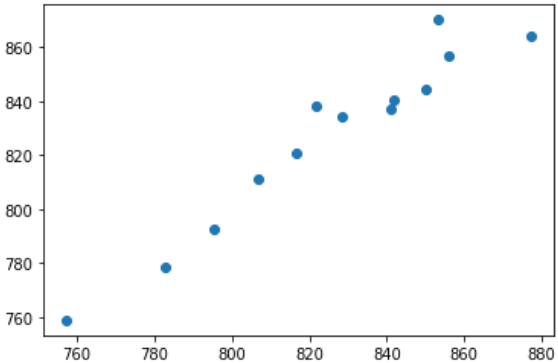
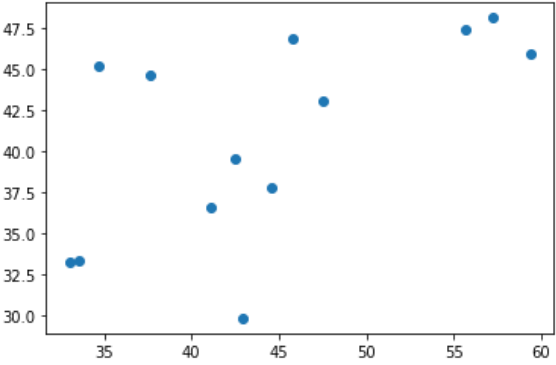
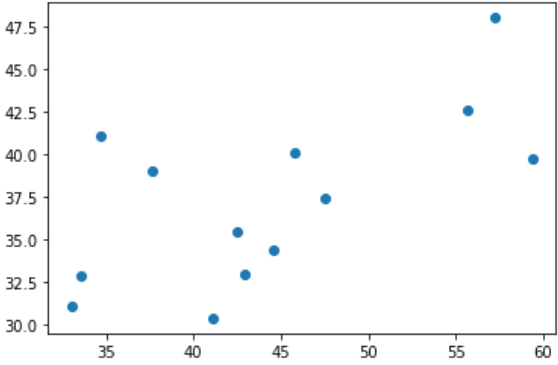
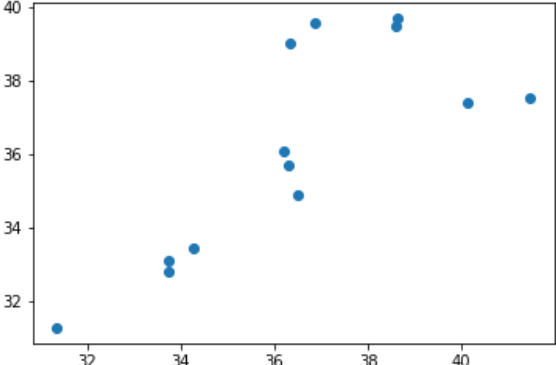
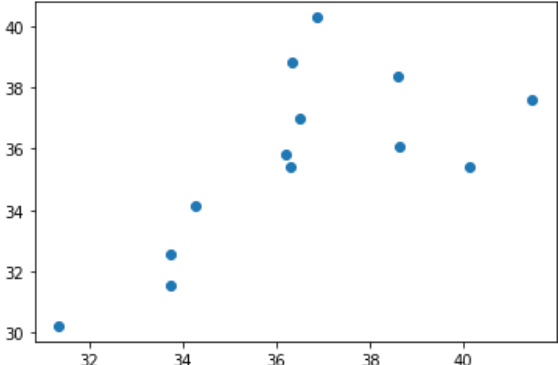
Όπως περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3, εφαρμόστηκαν δύο διαφορετικές μεθοδολογίες για την βραχυπρόθεσμη ανάλυση των δεδομένων μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού. Από την κάθε μεθοδολογία προκύπτουν διαφορετικά αποτελέσματα τα οποία, όπως φαίνεται παρακάτω, συνάδουν ως προς την συνολική σημασία τους. Οι πρώτες παράγραφοι αναφέρονται στην πρώτη μεθοδολογία όπου αναλύονται τα αντίστοιχα αποτελέσματα.

Από την στατιστική ανάλυση με την τεχνική ANOVA για τα διαφορετικά χαρακτηριστικά μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού στο πεδίο του χρόνου, διαφορετικών χρονικών διαστημάτων συμπεριλαμβανομένων των 3 λεπτών, 2 λεπτών, 1 λεπτού, 30 δευτερολέπτων και 10 δευτερολέπτων, προκύπτουν τα παρακάτω αποτελέσματα:

	f-value	p-value
mean_nni	0.0004887862448	0.9999995129
mean_hr	0.0008402613474	0.9999985614
sdnn	0.7927308453	0.5326094825
std_hr	1.010764108	0.405631009
rmssd	0.01612679466	0.9994811638
nni_50	21.69604833	6.56701E-13
pnni_50	0.03905046183	0.997052465

Πίνακας 4 - Αποτελέσματα από την στατιστική ανάλυση με ANOVA για χαρακτηριστικά MKP διαφορετικών χρονικών διαστημάτων

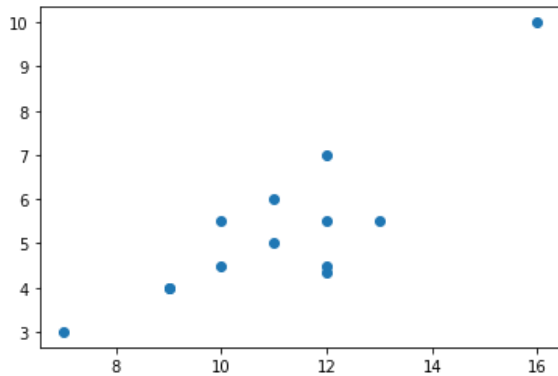
Στη συνέχεια της πρώτης μεθοδολογίας, παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα από την ανάλυση της συσχέτισης των διαστημάτων 1 λεπτού με τα αντίστοιχα διαστήματα NN των 30 και 10 δευτερολέπτων όλων των χαρακτηριστικών μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού ενός συμμετέχοντα. Αντίστοιχα είναι και τα αποτελέσματα για τους υπόλοιπους συμμετέχοντες.

Σύγκριση 1' με 30"	Σύγκριση 1' με 10"
mean_nni	
 <p data-bbox="288 790 699 857"> συσχέτιση=0.9725274725274725 pvalue=2.6191330438273957e-08 </p>	 <p data-bbox="890 790 1300 857"> συσχέτιση=0.967032967032967 pvalue=7.064113887175154e-08 </p>
sdnn	
 <p data-bbox="288 1373 699 1440"> συσχέτιση=0.6593406593406593 pvalue=0.014225578511456706 </p>	 <p data-bbox="890 1373 1300 1440"> συσχέτιση=0.6043956043956044 pvalue=0.02867270567140696 </p>
sdsd	
 <p data-bbox="288 1955 699 2022"> συσχέτιση=0.8131868131868131 pvalue=0.0007236077236996977 </p>	 <p data-bbox="890 1955 1300 2022"> συσχέτιση=0.6868131868131868 pvalue=0.009509496050393583 </p>

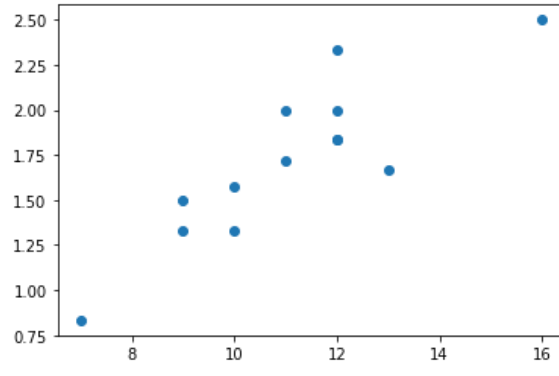
Σύγκριση 1' με 30"

Σύγκριση 1' με 10"

nri_50

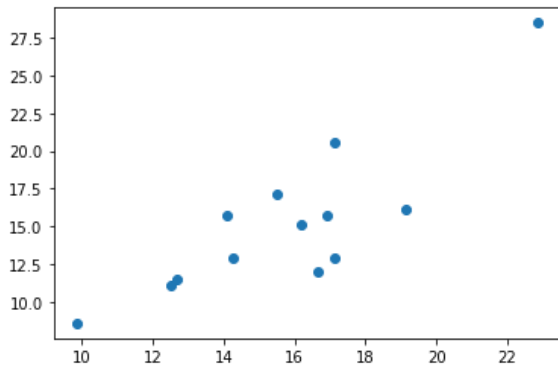


συσχέτιση=0.7080740036640831
pvalue=0.006762403537607753

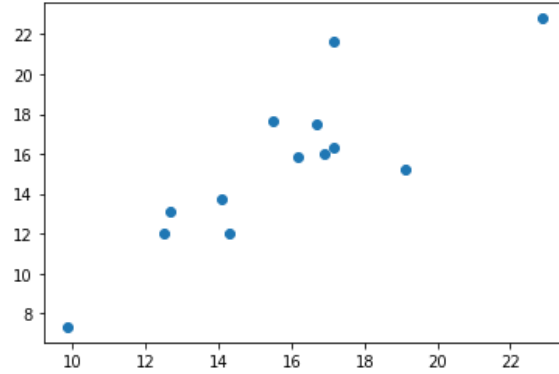


συσχέτιση=0.8090685665941244
pvalue=0.000808941437228912

ρnri_50

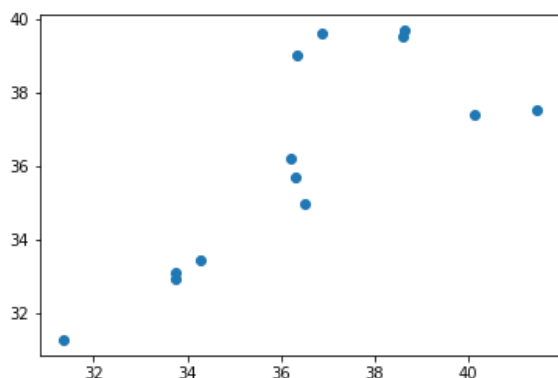


correlation=0.7702895870330213
pvalue=0.002064031295713028

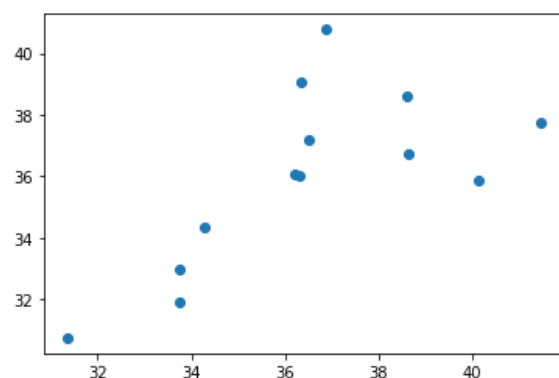


correlation=0.7895468267088467
pvalue=0.0013272794957958072

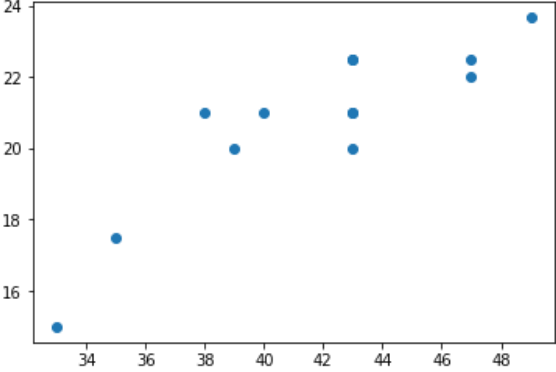
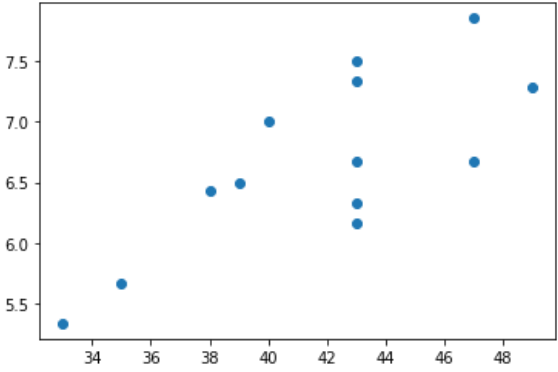
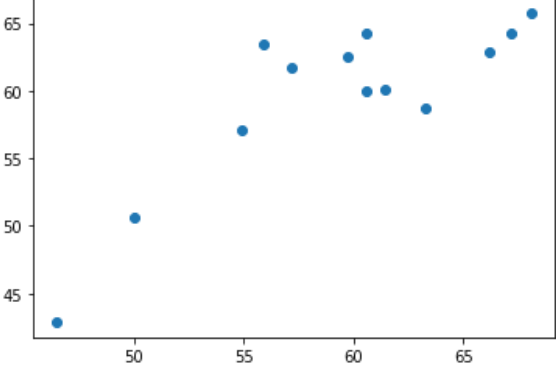
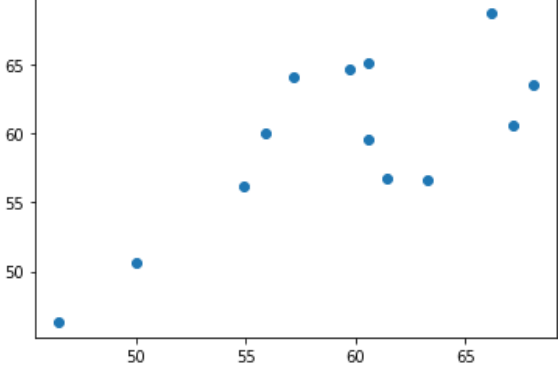
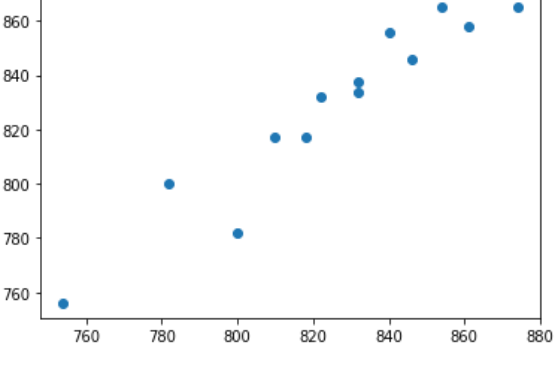
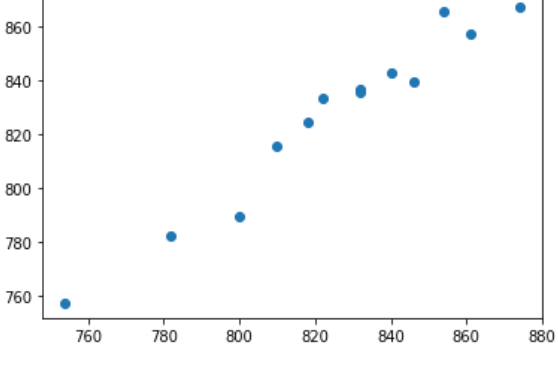
rmssd



συσχέτιση=0.8131868131868131
pvalue=0.0007236077236996977



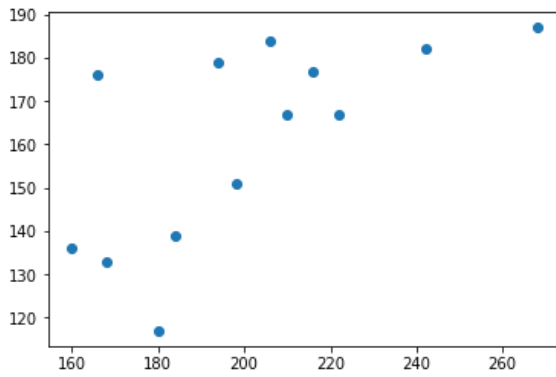
συσχέτιση=0.6868131868131868
pvalue=0.009509496050393583

Σύγκριση 1' με 30"	Σύγκριση 1' με 10"
nni_20	
 <p data-bbox="292 768 699 835"> συσχέτιση=0.8150595395508066 pvalue=0.0006872338513904003 </p>	 <p data-bbox="893 768 1300 835"> συσχέτιση=0.6674066642931975 pvalue=0.012690453299044672 </p>
ρnni_20	
 <p data-bbox="292 1361 699 1429"> συσχέτιση=0.6932606283297191 pvalue=0.008600286410728939 </p>	 <p data-bbox="893 1361 1300 1429"> συσχέτιση=0.5337006424443076 pvalue=0.060315642405867655 </p>
median_nni	
 <p data-bbox="292 1933 699 2000"> συσχέτιση=0.9765526530826326 pvalue=1.1043120199070787e-08 </p>	 <p data-bbox="893 1933 1300 2000"> συσχέτιση=0.9876212919459094 pvalue=3.3612933109594666e-10 </p>

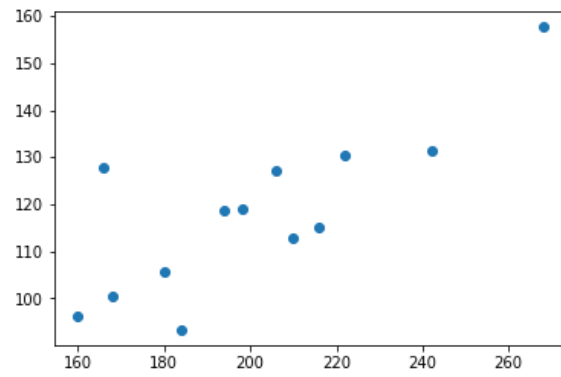
Σύγκριση 1' με 30"

Σύγκριση 1' με 10"

range_nni

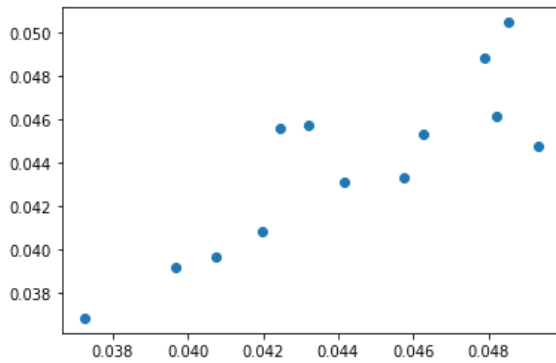


συσχέτιση=0.6822564913721044
pvalue=0.010194832388345022

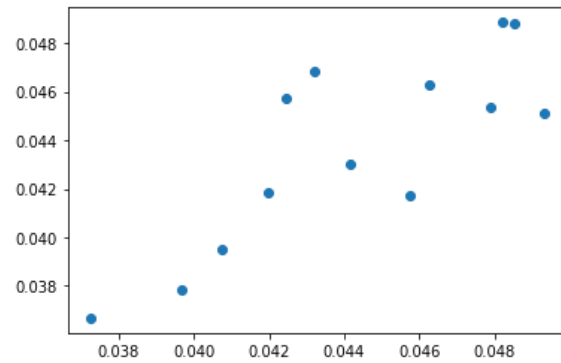


συσχέτιση=0.6813186813186813
pvalue=0.010340409451492895

cvsd

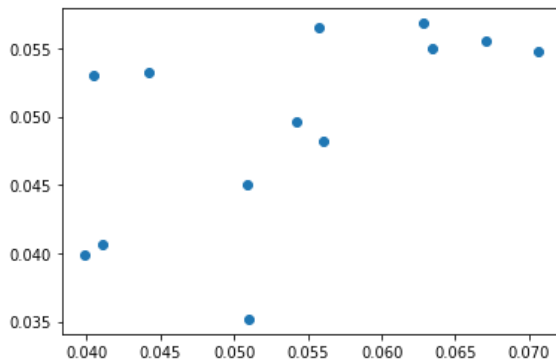


συσχέτιση=0.7747252747252747
pvalue=0.0018713615028719075

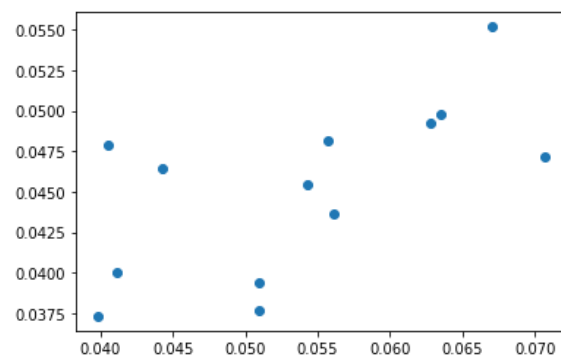


συσχέτιση=0.7142857142857143
pvalue=0.006088305245824148

cvnni



συσχέτιση=0.6483516483516483
pvalue=0.016536698804267252

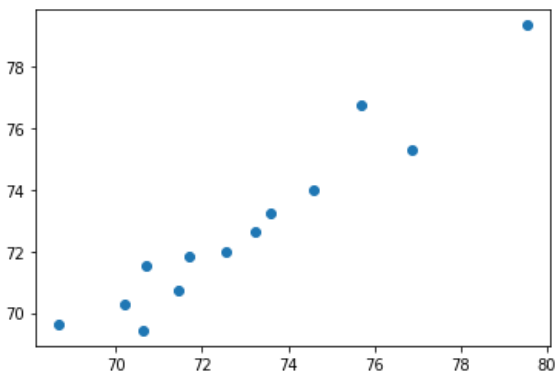


συσχέτιση=0.6538461538461539
pvalue=0.015348516732105476

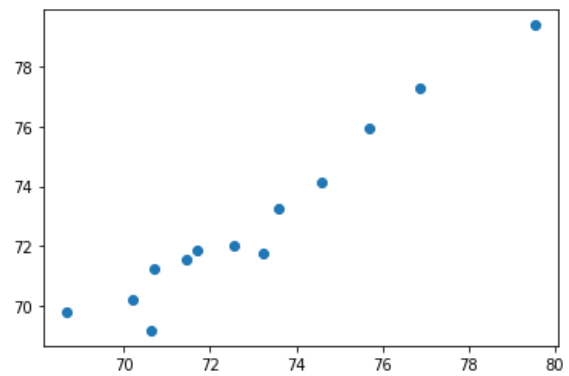
Σύγκριση 1' με 30"

Σύγκριση 1' με 10"

mean_hr

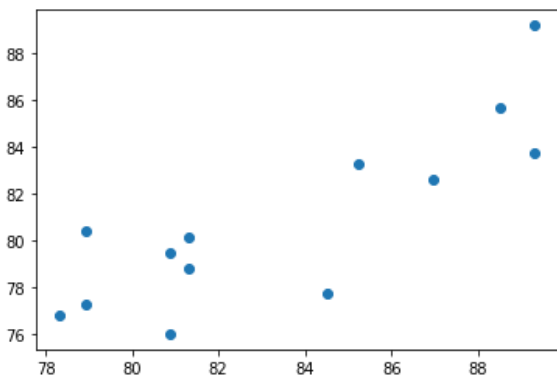


συσχέτιση=0.9725274725274725
pvalue=2.6191330438273957e-08

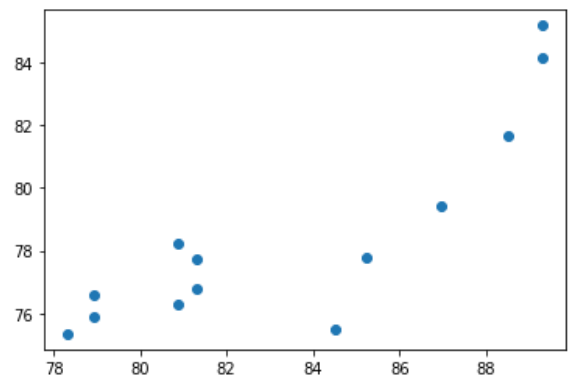


συσχέτιση=0.967032967032967
pvalue=7.064113887175154e-08

max_hr

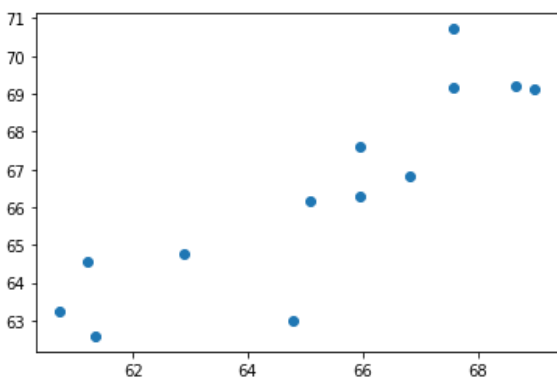


συσχέτιση=0.8066421453603516
pvalue=0.0008628109580084233

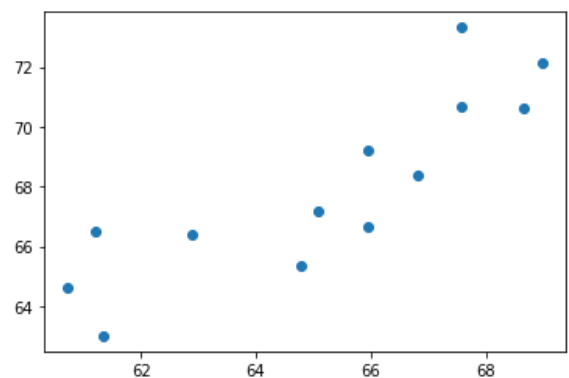


συσχέτιση=0.8204545108630974
pvalue=0.0005904514603614104

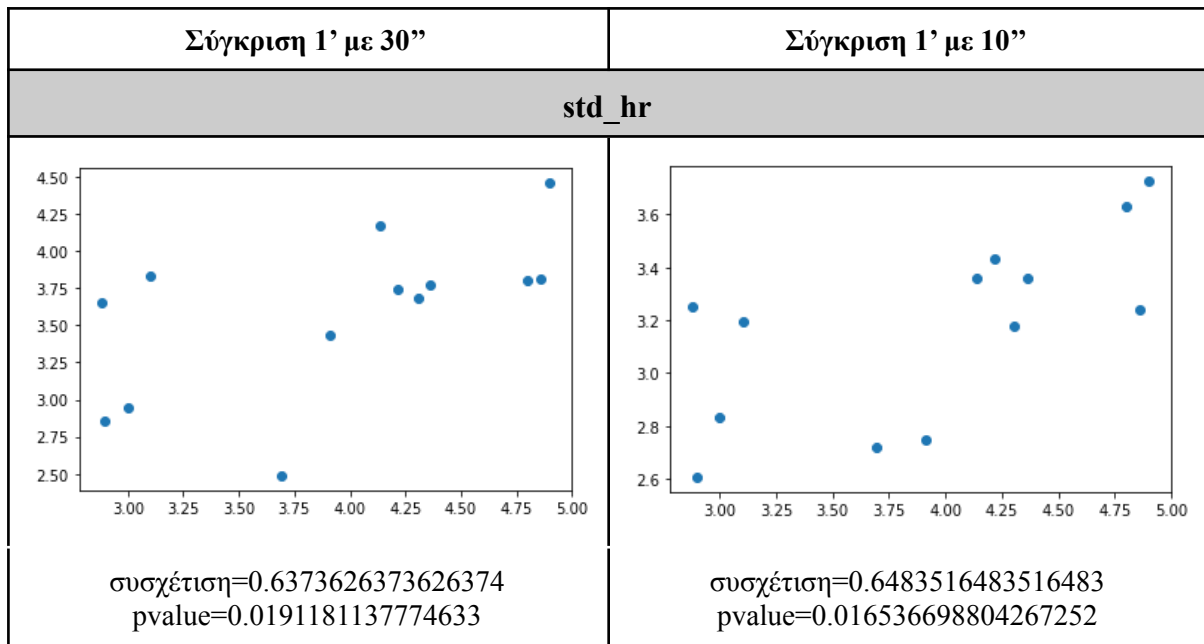
min_hr



συσχέτιση=0.8870557075540929
pvalue=5.276248453976007e-05



συσχέτιση=0.9008298645036907
pvalue=2.651796932280392e-05



Διάγραμμα 2 - Συνολική γραφική απεικόνιση της συσχέτισης διαφορετικών χρονικών διαστημάτων για όλα τα χαρακτηριστικά MKP ενός συμμετέχοντα

Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN 1 λεπτού και των διαστημάτων 30 και 10 δευτερολέπτων αντίστοιχα, για τα χαρακτηριστικά MKP: mean nni, sdn, rmissd, και pnni 50, όλων των συμμετεχόντων, φαίνονται στους παρακάτω πίνακες:

mean_nni				
	Σύγκριση 1' με 30''		Σύγκριση 1' με 10''	
id	correlation	pvalue	correlation	pvalue
12874	0.82142857	0.02344881	0.96428571	0.00045415
13477	0.95604396	0.00000034	0.92857143	0.00000461
14640	0.83333300	0.00526569	0.83333300	0.00526569
18148	0.93406600	0.00000300	0.97252700	0.00000003
18787	0.80909100	0.00255858	0.88181800	0.00033017
23416	0.93956000	0.00000188	0.98351600	0.00000000
25690	0.77142900	0.00075688	0.60000000	0.01805009
28587	0.64545500	0.03196280	0.66363600	0.02598413
32281	0.85714286	0.01369733	1.00000000	0.00000000
32578	0.97252700	0.00000003	0.96703296	0.00000003
33980	0.87272700	0.00045462	0.91818200	0.00006661
46398	0.86029400	0.00000943	0.77451000	0.00026207
51317	0.96666667	0.00002155	0.91666667	0.00050662
56514	0.55392200	0.02104982	0.62500000	0.00730426
64404	1.00000000	0.00000000	0.50000000	0.66666667
64463	0.89090900	0.00023346	0.97272700	0.00000051
72550	0.50714300	0.05366366	0.56785700	0.02722836
75038	0.78571400	0.00145419	0.84065900	0.00031907
86579	0.62087900	0.02353817	0.69780200	0.00800072
95266	0.827273	0.001676974	0.9	0.0001599714

Πίνακας 5 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό mean nni όλων των συμμετεχόντων

sdnn				
	Σύγκριση 1' με 30''		Σύγκριση 1' με 10''	
id	correlation	pvalue	correlation	pvalue
12874	0.46428600	0.29393400	0.10714300	0.81915100
13477	0.87912100	0.00007500	0.87362600	0.00009500
14640	0.85000000	0.00370478	0.63333300	0.06708600
18148	0.85164800	0.00022022	0.92857100	0.00000500
18787	0.76363600	0.00623306	0.67272700	0.02331300
23416	0.78571400	0.00145419	0.92307700	0.00000700
25690	0.93214300	0.00000042	0.86785700	0.00002800
28587	0.94545500	0.00001118	0.96363600	0.00000200
32281	0.64285700	0.11939200	0.92857100	0.00251900
32578	0.65934100	0.01422558	0.59340700	0.03252400
33980	0.72727300	0.01120497	0.70909100	0.01455200
46398	0.66421600	0.00363635	0.27941200	0.27743000
51317	0.73333300	0.02455400	0.51666700	0.15439000
56514	0.78921600	0.00016551	0.78676500	0.00017900
64404	1.00000000	0.00000000	0.50000000	0.66666700
64463	0.75454500	0.00728204	0.55454500	0.07665200
72550	0.61428600	0.01483396	0.58928600	0.02079400
75038	0.51648400	0.07074904	0.57692300	0.03899300
86579	0.56044000	0.04634591	0.47252700	0.10298100
95266	0.818182	0.002083145	0.809091	0.002559

Πίνακας 6 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό sdnn όλων των συμμετεχόντων

rmssd				
	Σύγκριση 1' με 30''		Σύγκριση 1' με 10''	
id	correlation	pvalue	correlation	pvalue
12874	0.85714300	0.01369700	0.92857100	0.00251900
13477	0.85714300	0.00018100	0.89011000	0.00004600
14640	0.93333300	0.00023590	0.60000000	0.08762283
18148	0.90659300	0.00001930	0.96703300	0.00000007
18787	0.87272700	0.00045462	0.92727300	0.00003974
23416	0.86813200	0.00011910	0.96703300	0.00000007
25690	0.96071400	0.00000001	0.93214300	0.00000042
28587	0.91818200	0.00006661	0.85454500	0.00080667
32281	0.89285700	0.00680700	1.00000000	0.00000000
32578	0.81868100	0.00062099	0.69780200	0.00800072
33980	0.71818200	0.01279960	0.85454500	0.00080667
46398	0.63235300	0.00645379	0.30637300	0.23168960
51317	0.68333300	0.04244200	0.80000000	0.00962800
56514	0.84313700	0.00002133	0.77941200	0.00022570
64404	-0.50000000	0.66666700	0.50000000	0.66666700
64463	0.80909100	0.00255858	0.90909100	0.00010559
72550	0.64285700	0.00973995	0.53571400	0.03956697
75038	0.82417600	0.00053022	0.73626400	0.00410771
86579	0.82417600	0.00053022	0.82967000	0.00045029
95266	0.863636	0.0006116939	0.7	0.01647098

Πίνακας 7 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό *rmssd* όλων των συμμετεχόντων

ρnni_50				
	Σύγκριση 1' με 30''		Σύγκριση 1' με 10''	
id	correlation	pvalue	correlation	pvalue
12874	0.85714300	0.01369700	1.00000000	0.00000000
13477	0.88154300	0.00006800	0.85124000	0.00022339
14640	0.91214200	0.00060700	0.87866900	0.00181600
18148	0.92307700	0.00000700	0.91758200	0.00001000
18787	0.73516700	0.00994200	0.76713100	0.00586100
23416	0.78954700	0.00132700	0.78129400	0.00161200
25690	0.66368600	0.00698000	0.88193300	0.00001400
28587	0.89954300	0.00016300	0.87214600	0.00046400
32281	0.85714300	0.01369700	0.71428600	0.07134356
32578	0.53645200	0.05875600	0.79780000	0.00108300
33980	0.69727700	0.01707900	0.78902400	0.00388900
46398	0.67975500	0.00268300	0.72638100	0.00095900
51317	0.80335400	0.00910600	0.62605000	0.07128352
56514	0.82086000	0.00005400	0.78036900	0.00021900
64404	1.00000000	0.00000000	1.00000000	0.00000000
64463	0.82727300	0.00167700	0.86105000	0.00066300
72550	0.62611900	0.01252200	0.56708500	0.02748500
75038	0.88461500	0.00005900	0.77472500	0.00187100
86579	0.74757900	0.00330500	0.74896600	0.00321600
95266	0.742599	0.00885	0.774489	0.005131

Πίνακας 8 - Οι τιμές του συντελεστή συσχέτισης μεταξύ των διαστημάτων NN διαφορετικής χρονικής διάρκειας για το χαρακτηριστικό ρnni 50 όλων των συμμετεχόντων

Ακολουθούν τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την δεύτερη μεθοδολογία που περιγράφεται στο Κεφάλαιο 3.

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP mean npi από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας που έχουν συγκριθεί με το λεγόμενο “χρυσό πρότυπο”, δηλαδή το αντίστοιχο διάστημα 5 λεπτών.

	Pearson's correlation	p value	Bias	95% LoA
Εγγραφή 2 λεπτών	0.92727273	0.0000000015	-0.010	-0.154 - 0.135
Εγγραφή 30 δευτερολέπτων	0.92077922	0.0000000033	0.028	-0.164 - 0.219
1η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.90519481	0.0000000172	0.004	-0.196 - 0.203
2η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.81688312	0.0000062289	0.035	-0.249 - 0.318
3η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.80389610	0.0000113125	0.039	-0.255 - 0.332
Μέσος όρος εγγραφών 10 δευτερολέπτων	0.93896104	0.0000000003	0.022	-0.170 - 0.214

Πίνακας 9 - Τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP mean npi από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας

Τα ίδια στατιστικά προβάλλονται και για το χαρακτηριστικό **sdnn** στον επόμενο πίνακα.

	Pearson's correlation	p value	Bias	95% LoA
Εγγραφή 2 λεπτών	0.94285714	0.00000000016	-0.077	-0.422 - 0.269
Εγγραφή 30 δευτερολέπτων	0.79870130	0.0000141896	0.491	-0.307 - 1.289
1η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.58441558	0.00540000	0.523	-0.218 - 1.265
2η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.72857143	0.00018003	0.678	-0.299 - 1.655
3η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.77662338	0.00003475	0.671	-0.129 - 1.471
Μέσος όρος εγγραφών 10 δευτερολέπτων	0.78311688	0.00002698	0.571	-0.0007 - 1.141

Πίνακας 10 - Τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP sdnn από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας

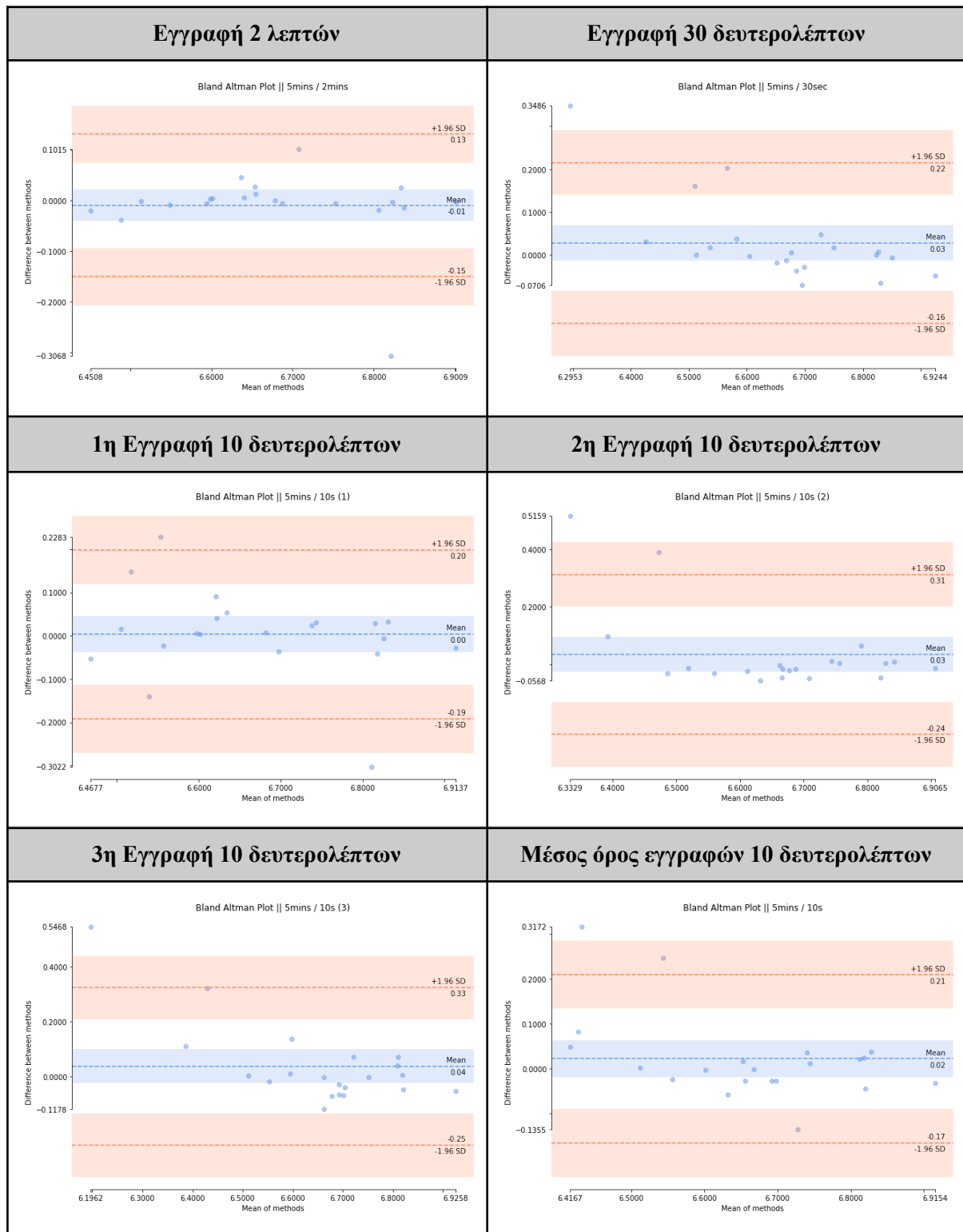
Η σύγκριση πραγματοποιείται και για το χαρακτηριστικό **rmssd** όπως φαίνεται στον ακόλουθο πίνακα.

	Pearson's correlation	p value	Bias	95% LoA
Εγγραφή 2 λεπτών	0.94025974	0.0000000246	-0.127	-0.535 - 0.280
Εγγραφή 30 δευτερολέπτων	0.82987013	0.0000032683	0.506	-0.224 - 1.237
1η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.71428571	0.00027542	0.386	-0.501 - 1.274
2η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.77792208	0.00003305	0.520	-0.280 - 1.320
3η Εγγραφή 10 δευτερολέπτων	0.70649351	0.00034374	0.481	-0.352 - 1.313
Μέσος όρος εγγραφών 10 δευτερολέπτων	0.85844156	0.00000064	0.423	-0.210 - 1.055

Πίνακας 11 - Τα στατιστικά αποτελέσματα για το χαρακτηριστικό MKP rmssd από διαστήματα διαφορετικής διάρκειας

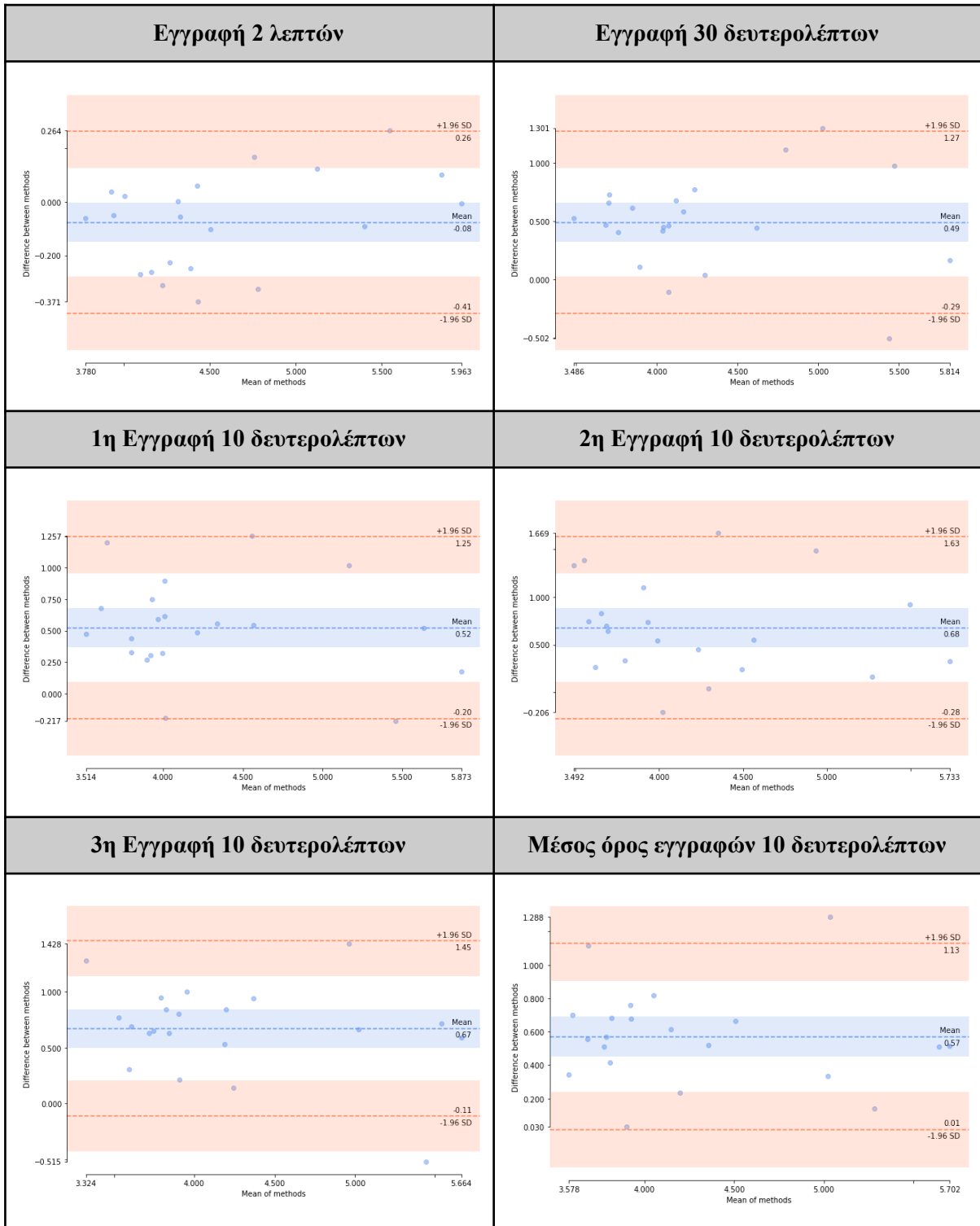
Στη συνέχεια, δίνονται τα **διαγράμματα Bland-Altman** τα οποία παρέχουν περισσότερες πληροφορίες για την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας.

- Για το χαρακτηριστικό mean npi:



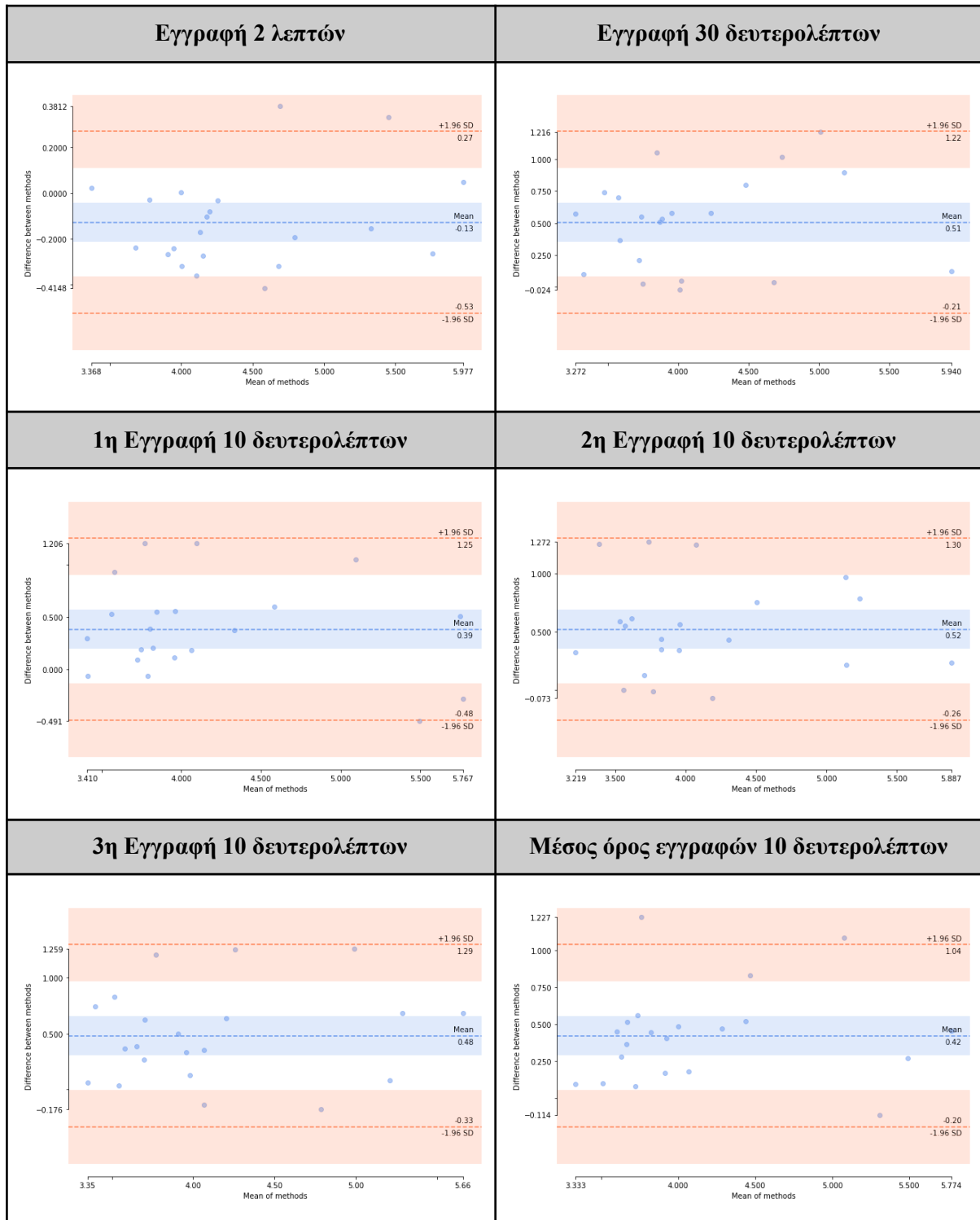
Διάγραμμα 3 - Διαγράμματα Bland-Altman για το χαρακτηριστικό MKP mean npi εκφράζοντας την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας

- Για το χαρακτηριστικό sdnh:



Διάγραμμα 4 - Διαγράμματα Bland-Altman για το χαρακτηριστικό MKP sdnh εκφράζοντας την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας

- Για το χαρακτηριστικό *rmssd*:



Διάγραμμα 5 - Διαγράμματα Bland-Altman για το χαρακτηριστικό *MKP rmssd* εκφράζοντας την συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων διαφορετικής χρονικής διάρκειας

Τέλος, υπολογίστηκαν τα στατιστικά με χρήση paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων στο παιχνίδι, τα οποία παρουσιάζονται στους παρακάτω πίνακες:

SDNN - 30''			SDNN - 10''		
T vs G	T vs R	G vs R	T vs G	T vs R	G vs R
0.07650121	0.09622891	0.00027951	0.17246360	0.11400345	0.00550622

Πίνακας 12 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP sdnn

RMSSD - 30''			RMSSD - 10''		
T vs G	T vs R	G vs R	T vs G	T vs R	G vs R
0.13041018	0.28729041	0.01719284	0.19840998	0.33680726	0.03560924

Πίνακας 13 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP rmssd

NNI 50 - 30''			NNI 50 - 10''		
T vs G	T vs R	G vs R	T vs G	T vs R	G vs R
0.17960631	0.00835201	0.00031710	0.35883844	0.00307178	0.00271444

Πίνακας 14 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP nni 50

PNNI 50 - 30''			PNNI 50 - 10''		
T vs G	T vs R	G vs R	T vs G	T vs R	G vs R
0.13203994	0.01408389	0.00010429	0.22504031	0.01016657	0.00124398

Πίνακας 15 - Αποτελέσματα των paired t-tests για την σύγκριση των διαφορετικών σταδίων του παιχνιδιού με βάση το χαρακτηριστικό MKP pnni 50

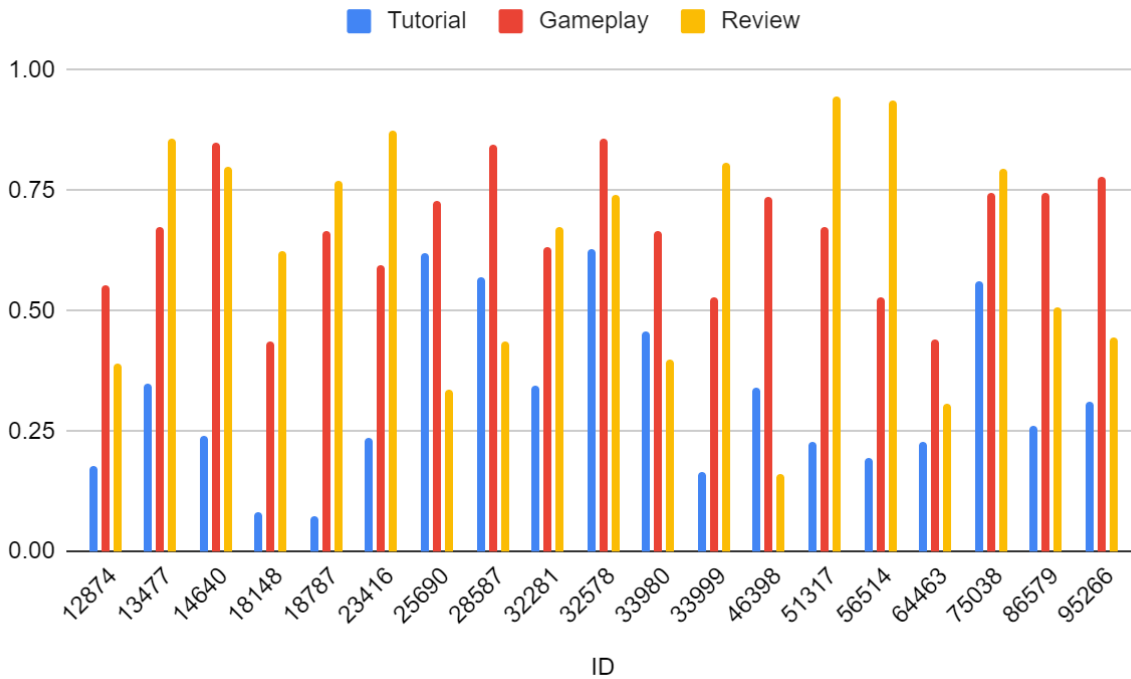
4.2 Αποτύπωση αποτελεσμάτων αυτοαναφοράς

Τα αποτελέσματα από την ανάλυση των δεδομένων της αυτοαναφοράς του χρήστη φαίνονται στους παρακάτω πίνακες και τα αντίστοιχα διαγράμματα. Στον πρώτο πίνακα παρουσιάζονται οι τιμές του μέσου όρου και του τραπεζοειδούς ολοκληρώματος για όλα τα στάδια του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού για όλους τους συμμετέχοντες.

Pax ID	Μέσος Όρος			Τραπεζοειδές Ολοκλήρωμα		
	Tutorial	Gameplay	Review	Tutorial	Gameplay	Review
12874	0.1760	0.5520	0.3906	0.1752	0.5498	0.3819
13477	0.3499	0.6760	0.8578	0.3491	0.6738	0.8149
14640	0.2394	0.8506	0.8000	0.2375	0.8414	0.7922
18148	0.0829	0.4355	0.6244	0.0824	0.4331	0.6174
18787	0.0734	0.6663	0.7716	0.0729	0.6641	0.7558
23416	0.2343	0.5953	0.8740	0.2329	0.5929	0.8674
25690	0.6216	0.7269	0.3354	0.6190	0.7240	0.3318
28587	0.5702	0.8473	0.4368	0.5675	0.8427	0.4327
32281	0.3460	0.6317	0.6748	0.3440	0.6281	0.6693
32578	0.6266	0.8598	0.7395	0.6249	0.8573	0.7190
33980	0.4579	0.6643	0.4002	0.4555	0.6628	0.3956
33999	0.1644	0.5267	0.8090	0.1625	0.5233	0.7979
46398	0.3424	0.7373	0.1608	0.3411	0.7359	0.1575
51317	0.2277	0.6758	0.9469	0.2264	0.6737	0.9338
56514	0.1964	0.5299	0.9376	0.1956	0.5286	0.9321
64463	0.2297	0.4386	0.3080	0.2279	0.4371	0.3058
75038	0.5628	0.7464	0.7968	0.5616	0.7426	0.7929
86579	0.2627	0.7432	0.5066	0.2618	0.7409	0.5018
95266	0.3110	0.7806	0.4455	0.3095	0.7764	0.4414

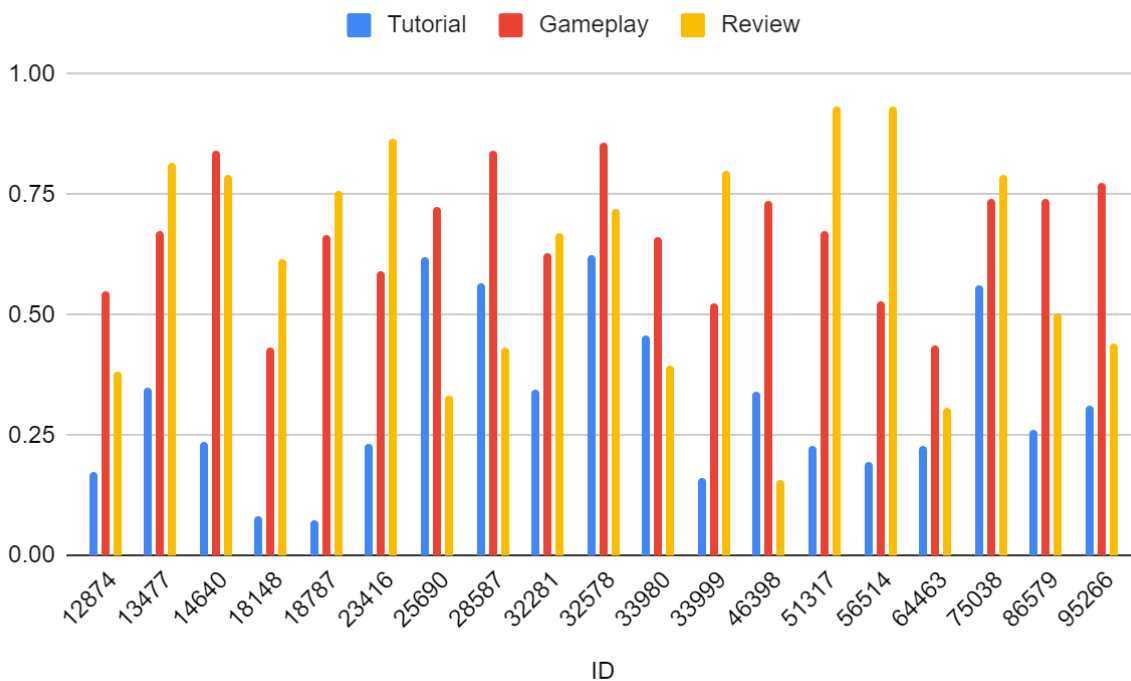
Πίνακας 16 - Οι τιμές του μέσου όρου και του τραπεζοειδούς ολοκληρώματος για όλα τα στάδια του παιχνιδιού και για όλους τους συμμετέχοντες

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνονται οι διακυμάνσεις των τιμών του μέσου όρου για τα διαφορετικά στάδια που παρουσιάζονται με διαφορετικό χρώμα.



Διάγραμμα 6 - Οι διακυμάνσεις των τιμών του μέσου όρου για τα διαφορετικά στάδια

Ομοίως, στο επόμενο διάγραμμα φαίνονται οι διακυμάνσεις των τιμών του τραπεζοειδούς ολοκληρώματος για τα διαφορετικά στάδια που παρουσιάζονται με διαφορετικό χρώμα.

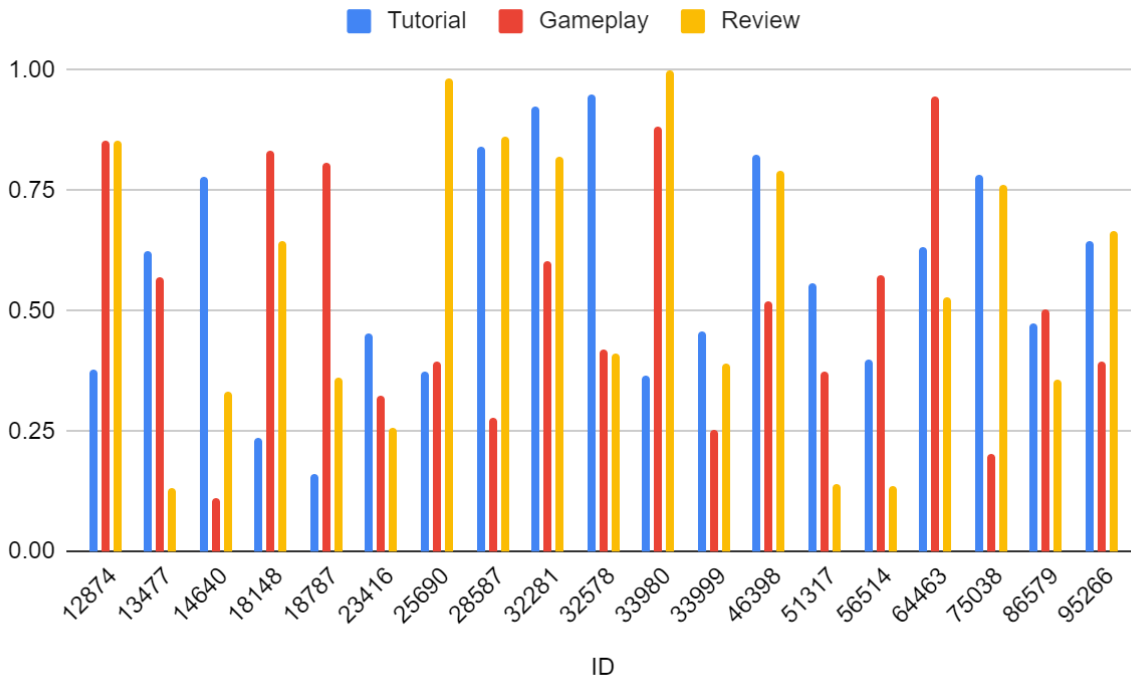


Διάγραμμα 7 - Οι διακυμάνσεις των τιμών του τραπεζοειδούς ολοκληρώματος για τα διαφορετικά στάδια

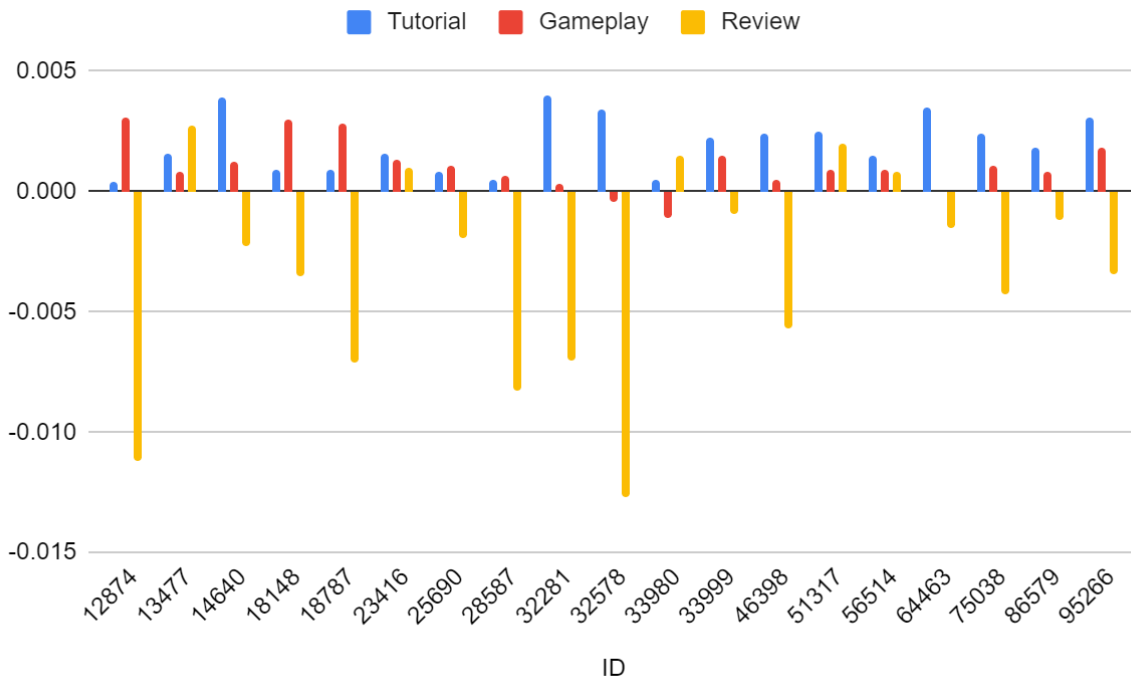
Στον επόμενο πίνακα παρουσιάζονται οι τιμές του πλάτους και της μέσης κλίσης για όλα τα στάδια του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού για όλους τους συμμετέχοντες. Στη συνέχεια, παρομοιώς με τα προηγούμενα δύο χαρακτηριστικά, φαίνονται διαγραμματικά οι τιμές για κάθε συμμετέχοντα και οι διακυμάνσεις τους στα διαφορετικά στάδια του παιχνιδιού.

ID	Πλάτος			Μέση Κλίση		
	Tutorial	Gameplay	Review	Tutorial	Gameplay	Review
12874	0.3770	0.8525	0.8525	0.0004	0.0031	-0.0112
13477	0.6234	0.5714	0.1299	0.0016	0.0008	0.0027
14640	0.7778	0.1111	0.3333	0.0039	0.0012	-0.0022
18148	0.2360	0.8315	0.6461	0.0009	0.0030	-0.0035
18787	0.1597	0.8067	0.3613	0.0009	0.0028	-0.0071
23416	0.4516	0.3226	0.2581	0.0016	0.0013	0.0010
25690	0.3733	0.3967	0.9833	0.0008	0.0010	-0.0020
28587	0.8413	0.2768	0.8635	0.0005	0.0007	-0.0083
32281	0.9231	0.6026	0.8205	0.0040	0.0004	-0.0071
32578	0.9500	0.4200	0.4100	0.0034	-0.0004	-0.0127
33980	0.3636	0.8831	1.0000	0.0005	-0.0011	0.0015
33999	0.4557	0.2532	0.3924	0.0022	0.0015	-0.0009
46398	0.8232	0.5202	0.7929	0.0024	0.0005	-0.0057
51317	0.5581	0.3721	0.1395	0.0025	0.0009	0.0020
56514	0.4008	0.5749	0.1377	0.0015	0.0009	0.0008
64463	0.6316	0.9474	0.5263	0.0035	0.0000	-0.0015
75038	0.7841	0.2045	0.7614	0.0024	0.0011	-0.0043
86579	0.4733	0.5038	0.3588	0.0018	0.0008	-0.0012
95266	0.6450	0.3950	0.6650	0.0031	0.0018	-0.0035

Πίνακας 17 - Οι τιμές του πλάτους και της μέσης κλίσης για όλα τα στάδια του παιχνιδιού και για όλους τους συμμετέχοντες



Διάγραμμα 8 - Οι διακυμάνσεις των τιμών του πλάτους για τα διαφορετικά στάδια



Διάγραμμα 9 - Οι διακυμάνσεις των τιμών της μέσης κλίσης για τα διαφορετικά στάδια

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκαν paired t-tests για τα στάδια Tutorial, Gameplay, και Review του παιχνιδιού ανά δύο. Στους ακόλουθους πίνακες παρουσιάζονται τα αποτελέσματα αυτής της στατιστικής ανάλυσης, σε μια προσπάθεια να εντοπιστούν στατιστικές διαφορές μεταξύ των διαφορετικών σταδίων και να διακριθούν διαφορετικά επίπεδα προσήλωσης των χρηστών.

Μέσος Όρος			Τραπεζοειδές ολοκλήρωμα		
T vs G	T vs R	G vs R	T vs G	T vs R	G vs R
0.0000000013	0.0008389137	0.4834817652	0.0000000012	0.0009595509	0.4209997154

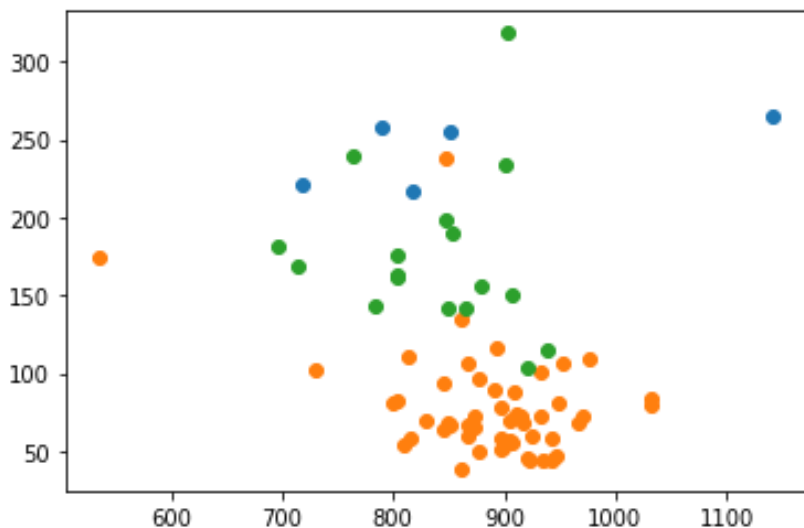
Πίνακας 18 - Αποτελέσματα των *paired t-tests* για τα διαφορετικά στάδια με βάση τον μέσο όρο και το τραπεζοειδές ολοκλήρωμα

Πλάτος			Μέση Κλίση		
T vs G	T vs R	G vs R	T vs G	T vs R	G vs R
0.5849787514	0.7905621807	0.7004991929	0.0428257050	0.0000920880	0.0007782830

Πίνακας 19 - Αποτελέσματα των *paired t-tests* για τα διαφορετικά στάδια με βάση το πλάτος και την μέση κλίση

4.2 Αποτύπωση αποτελεσμάτων μηχανικής μάθησης

Από τη διαδικασία της ομαδοποίησης των δεδομένων όλων των συμμετεχόντων που περιγράφεται στην παράγραφο 3.6.2 προκύπτουν τρεις σχετικά διακριτές ομάδες δεδομένων οι οποίες απεικονίζονται στο ακόλουθο διάγραμμα με τρία διαφορετικά χρώματα. Αυτές οι ομάδες αντιστοιχούν στα τρία διαφορετικά στάδια του παιχνιδιού (Tutorial, Gameplay, Review).



Διάγραμμα 10 - Απεικόνιση των τριών ομάδων δεδομένων για τα τρία στάδια του παιχνιδιού

Στη συνέχεια, υλοποιήθηκαν διαφορετικοί ταξινομητές με στόχο να ταξινομηθούν τα δεδομένα της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού κάθε συμμετέχοντα, χρησιμοποιώντας ως έξοδο τα χαρακτηριστικά της αυτοαναφοράς τους και συγκεκριμένα την μέση κλίση. Για την ταξινόμηση χρησιμοποιήθηκαν οι ετικέτες 0 και 1 για μέση κλίση μικρότερη του μηδενός και μέση κλίση μεγαλύτερη ή ίση του μηδενός, αντίστοιχα. Στον ακόλουθο πίνακα παρουσιάζεται το ποσοστό της ακρίβειας του κάθε ταξινομητή που προκύπτει από την σχετική ανάλυση της παραγράφου 3.6.2.

ID	Logistic Regression	Linear Discriminant Analysis	K-Nearest Neighbors	Gaussian Naive Bayes	Decision Tree	SVC	Random Forest	MLP
12874	36.84%	42.11%	36.84%	47.37%	15.79%	42.11%	36.84%	36.84%
13477	68.00%	64.00%	68.00%	48.00%	64.00%	64.00%	64.00%	56.00%
18148	68.42%	57.89%	84.21%	73.68%	63.16%	84.21%	73.68%	84.21%
18787	63.16%	36.84%	47.37%	52.63%	47.37%	57.89%	47.37%	63.16%
23416	52.63%	63.16%	84.21%	78.95%	78.95%	84.21%	84.21%	63.16%
25690	52.00%	52.00%	28.00%	56.00%	48.00%	56.00%	48.00%	44.00%
32578	65.52%	51.72%	75.86%	58.62%	48.28%	82.76%	75.86%	62.07%
33980	73.68%	57.89%	78.95%	47.37%	63.16%	78.95%	68.42%	63.16%
46398	38.30%	42.55%	42.55%	44.68%	46.81%	40.43%	31.91%	38.30%
51317	80.00%	80.00%	88.00%	64.00%	76.00%	88.00%	88.00%	76.00%
56514	68.29%	53.66%	65.85%	39.02%	48.78%	73.17%	63.41%	46.34%
64463	36.84%	68.42%	63.16%	57.89%	36.84%	57.89%	36.84%	52.63%
86579	52.63%	36.84%	73.68%	73.68%	68.42%	73.68%	52.63%	57.89%

Πίνακας 20 - Ποσοστό ακρίβειας κάθε ταξινομητή για τα δεδομένα όλων των συμμετεχόντων

Στον επόμενο πίνακα παρατηρείται ο μέσος όρος του ποσοστού της ακρίβειας για κάθε ταξινομητή, συνυπολογίζοντας τα αποτελέσματα όλων των συμμετεχόντων.

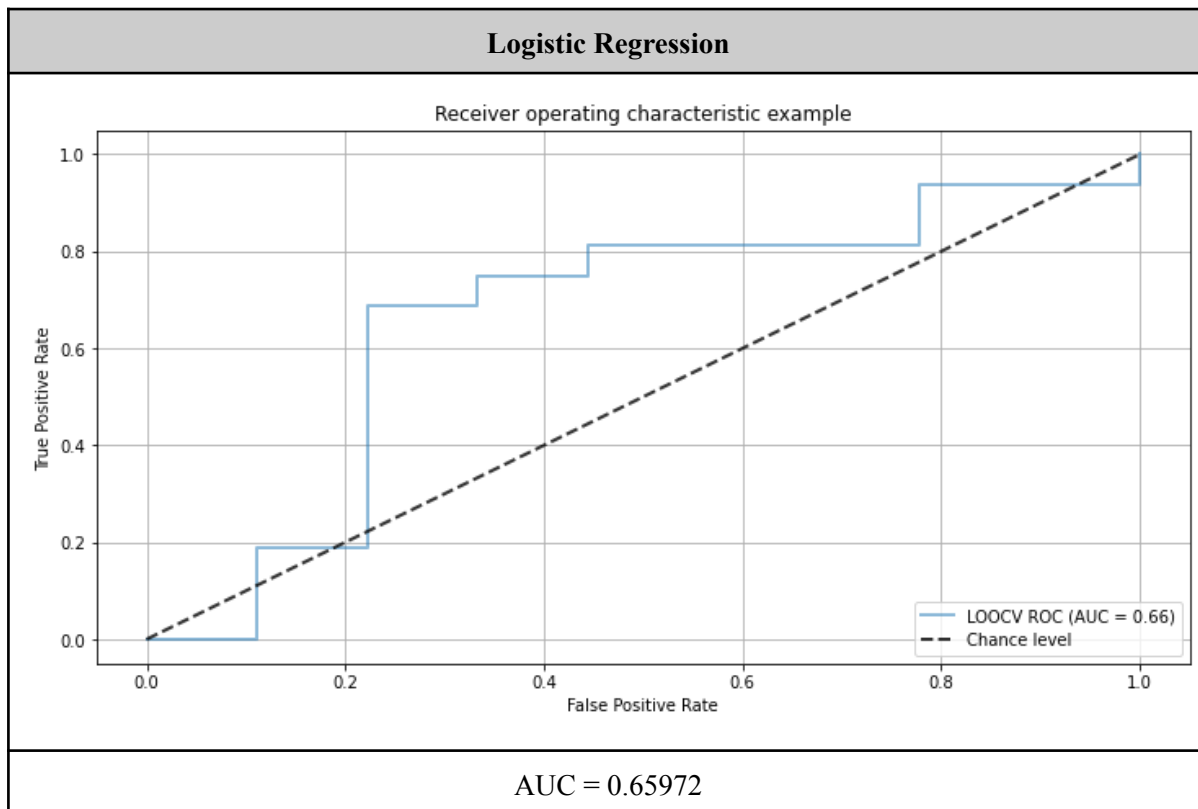
Logistic Regression	Linear Discriminant Analysis	K-Nearest Neighbors	Gaussian Naive Bayes	Decision Tree	SVC	Random Forest	MLP
58.18%	54.39%	64.36%	57.07%	54.27%	67.95%	59.32%	57.21%

Πίνακας 21 - Μέσος όρος ποσοστού ακρίβειας κάθε ταξινομητή

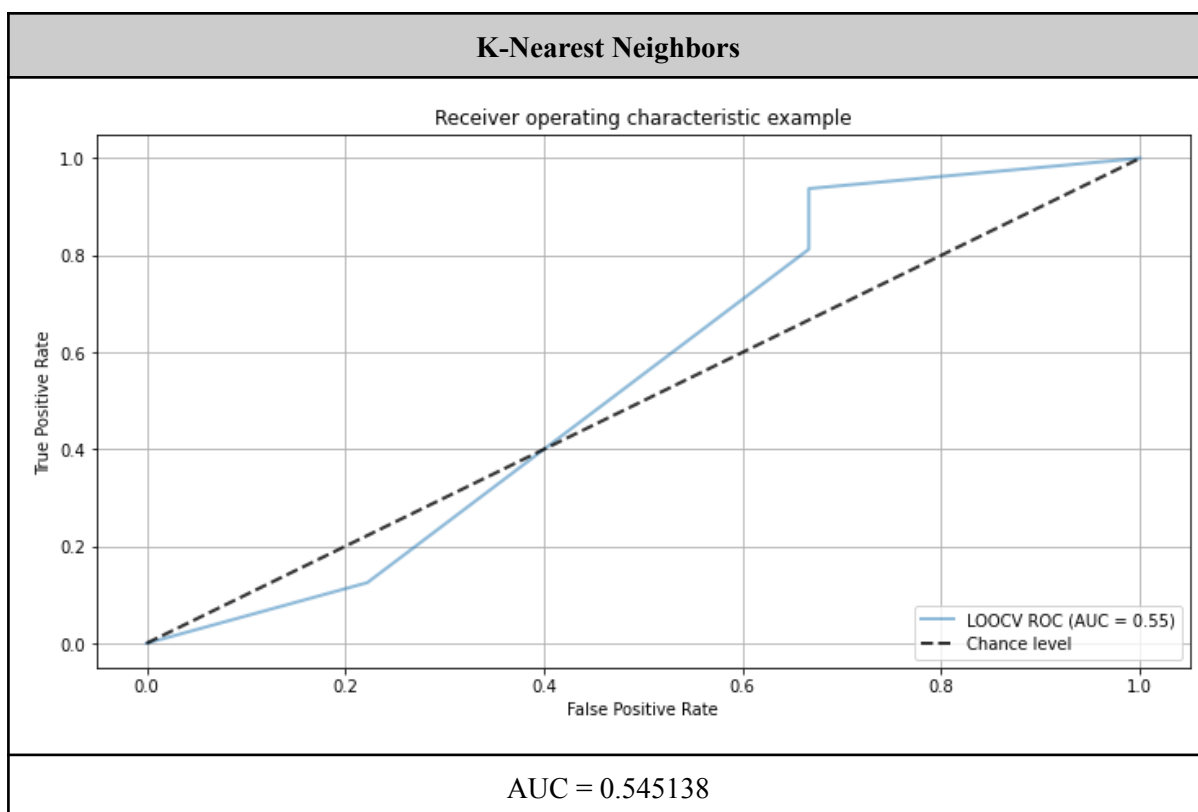
Στην προσπάθεια βελτίωσης της απόδοσης των ταξινομητών χρησιμοποιήθηκε η τεχνική Grid Search. Οι παράμετροι που οδηγούν στην βέλτιστη απόδοση είναι οι παρακάτω.

- **Logistic Regression:** {'C': 0.001, 'penalty': 'l1', 'solver': 'sag'}
- **K-Nearest Neighbors:** {'metric': 'euclidean', 'n_neighbors': 3, 'weights': 'uniform'}
- **SVC:** {'C': 1, 'gamma': 1, 'kernel': 'rbf'}
- **Random Forest:** using: {'criterion': 'gini', 'max_depth': 5, 'max_features': 'log2', 'n_estimators': 200}
- **MLP:** {'alpha': 0.1, 'hidden_layer_sizes': 11, 'max_iter': 200, 'random_state': 2, 'solver': 'lbfgs'}

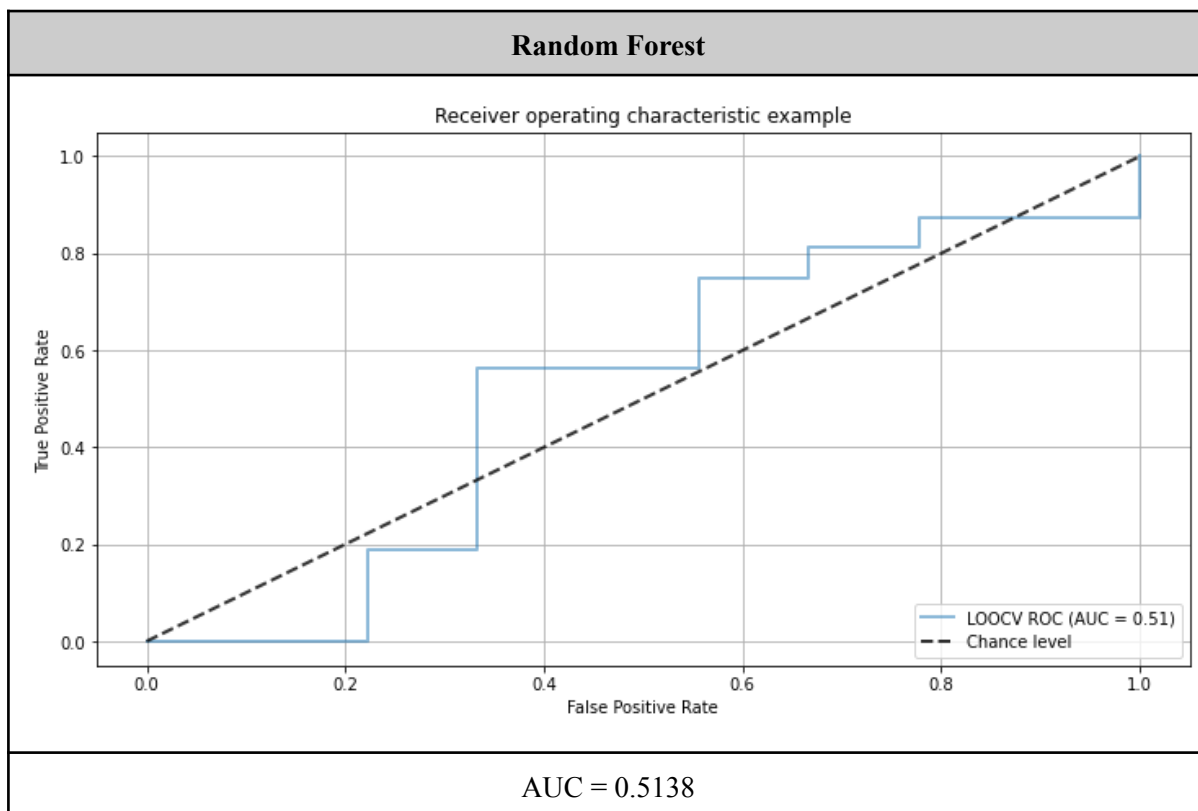
Ενδεικτικά, για τον συμμετέχοντα με ID 13477 παρουσιάζονται και οι αντίστοιχες καμπύλες ROC (Receiver Operating Characteristic) για τους τέσσερις ταξινομητές που εμφανίζουν τη μεγαλύτερη ακρίβεια, καθώς και η μετρική της περιοχής κάτω από την καμπύλη (AUC).



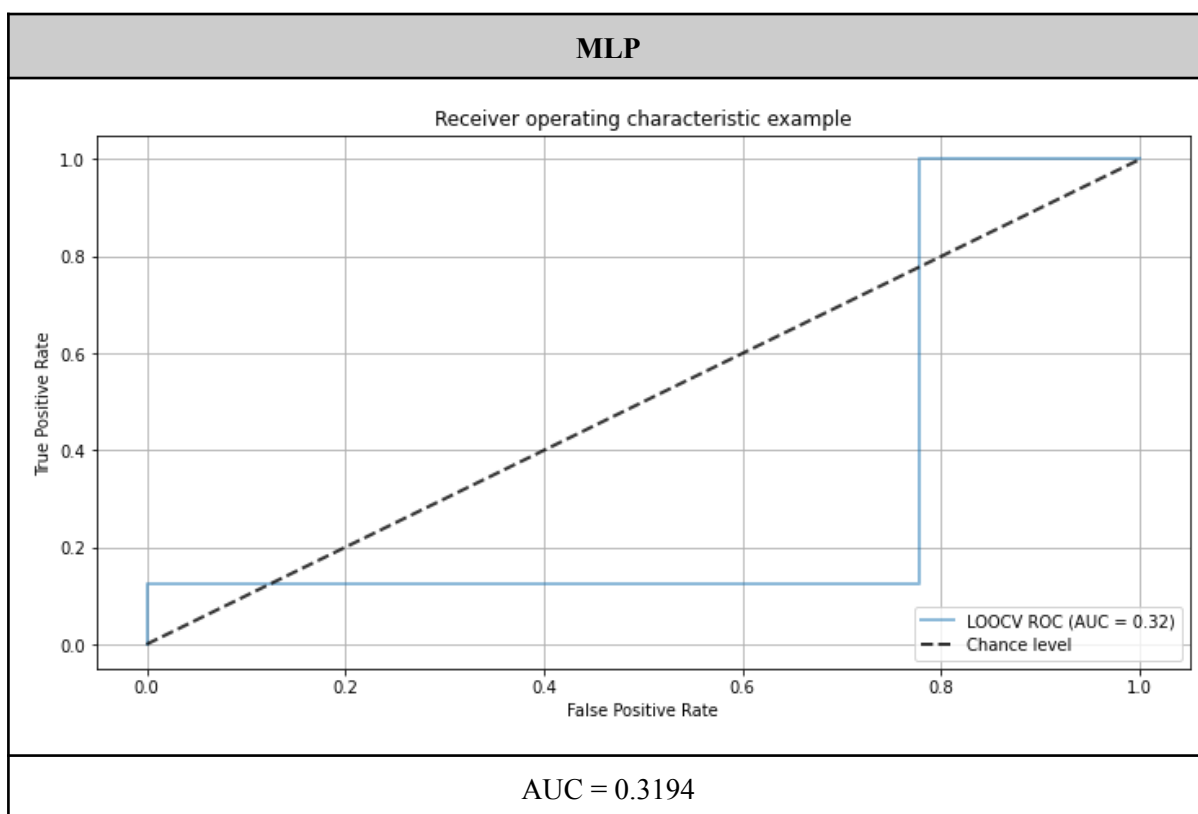
Πίνακας 22 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή Logistic Regression που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477



Πίνακας 23 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή K-Nearest Neighbors που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477



Πίνακας 24 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή Random Forest που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477



Πίνακας 25 - Απεικόνιση των ROC και AUC για τον ταξινομητή MLP που αφορά τα δεδομένα του συμμετέχοντα με ID 13477

Κεφάλαιο 5: Συζήτηση - Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε ως στόχο να διερευνήσει εάν είναι δυνατή η μοντελοποίηση των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη κατά τη διάρκεια μιας παρέμβασης υγείας όπως είναι το παιχνίδι σοβαρού σκοπού που παρουσιάστηκε.

Αρχικά, διερευνήθηκε η εγκυρότητα των εξαιρετικά σύντομων χαρακτηριστικών MKP ως υποκατάστατα των σύντομων χαρακτηριστικών για την ανίχνευση επιπέδων προσήλωσης στο σενάριο ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού. Για τον σκοπό αυτό, αξιοποιήθηκαν δύο μεθοδολογίες που προέκυψαν στο πλαίσιο της βιβλιογραφικής ανασκόπησης [41][42]. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή της πρώτης μεθοδολογίας, ο βαθμός συσχέτισης μεταξύ των χαρακτηριστικών MKP εξαιρετικά σύντομης διάρκειας (30 δευτερόλεπτα και 10 δευτερόλεπτα) και των χαρακτηριστικών MKP σύντομης διάρκειας (1 λεπτό) είναι αρκετά μεγάλος. Σημαντική γραμμική συσχέτιση παρατηρήθηκε στην μέση τιμή των NN διαστημάτων, δηλαδή στο χαρακτηριστικό `mean_nni`, το οποίο εμφάνισε συντελεστή συσχέτισης 0.97 και $p < 0.05$. Όμοια είναι τα αποτελέσματα και για τα χαρακτηριστικά `median_nni` και `mean_hr`, στα οποία ο συντελεστής συσχέτισης εμφάνισε τιμή μέχρι και 0.98, που αποτελεί τον μεγαλύτερο βαθμό συσχέτισης που παρατηρήθηκε ανάμεσα σε όλα τα χαρακτηριστικά. Σε ορισμένα χαρακτηριστικά, όπως το `sdsd` και το `rmssd`, παρατηρήθηκε σημαντική συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων 1 λεπτού και 30 δευτερολέπτων με συντελεστή 0.8, ενώ ταυτόχρονα η συσχέτιση μεταξύ των διαστημάτων 1 λεπτού και 30 δευτερολέπτων είναι αρκετά μικρότερη με συντελεστή 0.68. Συνολικά, σύμφωνα με τον παρακάτω πίνακα, τα χαρακτηριστικά MKP 16 συμμετεχόντων παρουσιάζουν υψηλή έως πολύ υψηλή θετική συσχέτιση, ενώ μόνο 4 συμμετέχοντες παρουσιάζουν μέτρια θετική συσχέτιση ανάμεσα στα διαστήματα 1 λεπτού και 30 ή 10 δευτερολέπτων. Τα αποτελέσματα που εμφανίζονται στη βιβλιογραφία από την οποία αντλήθηκε η προαναφερθείσα μεθοδολογία είναι παρόμοια, γεγονός που ενισχύει το συμπέρασμα από την έρευνα για τη βραχυπρόθεσμη ανάλυση της MKP.

Μέγεθος συσχέτισης	Ερμηνεία
0.9 έως 1.0 (-0.9 έως -1.0)	Πολύ υψηλή θετική (αρνητική) συσχέτιση
0.7 έως 0.9	Υψηλή θετική (αρνητική) συσχέτιση
0.5 έως 0.7	Μέτρια θετική (αρνητική) συσχέτιση
0.3 έως 0.5	Χαμηλή θετική (αρνητική) συσχέτιση
0.0 έως 0.3	Αμελητέα συσχέτιση

Πίνακας 26 - Παρουσίαση του βαθμού συσχέτισης βάσει του αριθμητικού μεγέθους της συσχέτισης που προκύπτει από την παραπάνω ανάλυση [43]

Η δεύτερη μεθοδολογία, όπου τα διαστήματα επιλέχθηκαν με πιο τυχαίο τρόπο, επιβεβαιώνει τις προαναφερθείσες παρατηρήσεις. Πιο συγκεκριμένα, για το χαρακτηριστικό `mean_nni` ο βαθμός συσχέτισης είναι μεγαλύτερος του 0.8 σε όλες τις περιπτώσεις όπου συγκρίνεται το συνολικό διάστημα των 5 λεπτών με διαστήματα των 2 λεπτών, 30 δευτερολέπτων, 3 διαστήματα των 10 δευτερολέπτων, καθώς και του μέσου όρου των τελευταίων. Για τα χαρακτηριστικά `sdnn` και `rmssd` οι τιμές της συσχέτισης βρίσκονται στο ίδιο επίπεδο, με την κατώτερη τιμή να εμφανίζεται σε ένα διάστημα των 10 δευτερολέπτων ίση με 0.58, γεγονός που πιθανότατα οφείλεται στην τυχαιότητα κατά την επιλογή αυτών των

διαστημάτων από το σύνολο του δείγματος για όλους τους συμμετέχοντες. Επιπλέον, είναι φυσικό να παρουσιάζεται μεγαλύτερη συσχέτιση, της τάξης του 0.9 με $p \ll 0.05$, στα διαστήματα των 2 λεπτών τα οποία εμφανίζουν περισσότερες ομοιότητες με τα διαστήματα των 5 λεπτών. Όσο πιο σύντομη είναι η διάρκεια των διαστημάτων που επιλέγεται, παρατηρείται μείωση και της συσχέτισης. Με τις τιμές να βρίσκονται άνω του 0.7 στην πλειοψηφία των μετρήσεων, συμπεραίνεται σημαντική γραμμική συσχέτιση μεταξύ των χαρακτηριστικών που προέρχονται από διαστήματα σύντομης διάρκειας με τα αντίστοιχα χαρακτηριστικά από διαστήματα εξαιρετικά σύντομης διάρκειας. Ωστόσο, η ανάλυση της συσχέτισης με τον συντελεστή Pearson δεν συνεπάγεται απαραίτητα συμφωνία μεταξύ των δύο συνόλων δεδομένων που εξετάζεται. Για αυτόν τον λόγο, χρησιμοποιήθηκε η ανάλυση Bland-Altman.

Στα διαγράμματα Bland-Altman για τα χαρακτηριστικά `mean_nni`, `sdnn`, και `rmssd` παρατηρείται μείωση της κλίσης και του πλάτους των ορίων συμφωνίας 95% καθώς αυξάνεται η διάρκεια των διαστημάτων που εξετάζονται. Οι εγγραφές των τριών διαστημάτων των 10 δευτερολέπτων εμφανίζουν παρόμοια κλίση (για παράδειγμα, στο χαρακτηριστικό `sdnn` σημειώνεται κλίση $-0.218 - 1.471$ κατά μέσο όρο), αλλά και παρόμοια όρια συμφωνίας 95%. Μια μικρή μείωση παρατηρείται στην μέση τιμή των διαστημάτων των 10 δευτερολέπτων, όπου η κλίση για το `mean_nni` ισούται με 0.022, για το `sdnn` είναι 0.571 και για το `rmssd` είναι 0.423. Για το χαρακτηριστικό `mean_nni`, τα όρια συμφωνίας 95% για τις μετρήσεις των διαστημάτων 30 δευτερολέπτων είναι εξίσου ευρή με τα αντίστοιχα της μέσης τιμής των 10 δευτερολέπτων (κλίση 0.028 και όρια $-0.164 - 0.219$). Όμως, για τα χαρακτηριστικά `sdnn` και `rmssd` παρατηρείται ουσιαστική βελτίωση στις μετρήσεις των 30 δευτερολέπτων σε σύγκριση με εκείνες των 10 δευτερολέπτων. Τέλος, βρέθηκε μια σχεδόν αμελητέα πόλωση στις εγγραφές των 2 λεπτών και για τα τρία χαρακτηριστικά MKP που εξετάζονται, όπου οι τιμές πλησιάζουν σημαντικά το μηδέν. Συνολικά, οι μεγαλύτερες ομοιότητες μεταξύ των διαφορετικών NN διαστημάτων εμφανίστηκαν στο `mean_nni` συγκριτικά με τα `sdnn` και `rmssd`. Ωστόσο, όλες οι τιμές θεωρούνται εντός των επιθυμητών ορίων, γεγονός που οδηγεί στο συμπέρασμα ότι τα ζεύγη συνόλων που εξετάζονται βρίσκονται σε συμφωνία.

Φαίνεται από τους συντελεστές συσχέτισης ότι υπάρχουν συγκεκριμένα εξαιρετικά σύντομα χαρακτηριστικά τα οποία πράγματι μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως υποκατάστατα των σύντομων χαρακτηριστικών. Ωστόσο, αυτό το αποτέλεσμα είναι αμφισβητήσιμο διότι η εξέταση της συσχέτισης είναι μόνο το πρώτο βήμα για τον προσδιορισμό ενός καλού υποκατάστατου, ενώ απαιτείται μια πιο ισχυρή συνθήκη για την απόδειξή του. Για αυτόν τον λόγο, χρησιμοποιήθηκε αφενός η στατιστική ανάλυση και αφετέρου η συσχέτιση Pearson και τα διαγράμματα Bland-Altman. Συνολικά, αποδείχθηκε ότι τα χαρακτηριστικά MKP στον τομέα του χρόνου διατηρούν παρόμοια συμπεριφορά στα διαστήματα διαφορετικής διάρκειας (2 λεπτά, 30 δευτερόλεπτα και 10 δευτερόλεπτα). Μερικά από αυτά τα χαρακτηριστικά παρουσιάζουν επίσης σημαντικές διαφορές στα διαφορετικά στάδια του παιχνιδιού, υποδεικνύοντας έτσι διαφορετικά επίπεδα στα οποία βρισκόταν ο χρήστης κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού. Σημαντικό είναι να τονιστεί το γεγονός ότι οι παραπάνω μετρήσεις πραγματοποιήθηκαν με αισθητήρα χαμηλού κόστους ο οποίος ενδέχεται να παρουσιάζει αποκλίσεις ή ασυνέπειες στα αρχικά δεδομένα από συμμετέχοντα σε συμμετέχοντα. Συνολικά, φαίνεται από τα αποτελέσματα ότι λειτουργεί σωστά και παράγει δεδομένα διαθέσιμα προς ανάλυση και περαιτέρω έρευνα. Ωστόσο, συστήνεται να διερευνηθεί περισσότερο ο τρόπος μέτρησης μέσω σύγκρισης αισθητήρων χαμηλού κόστους και ηλεκτροκαρδιογραφήματος για την αποτύπωση των δεδομένων του καρδιακού παλμού. Τα αποτελέσματα που προκύπτουν στη βιβλιογραφία από την οποία αντλήθηκε και αυτή η μεθοδολογία είναι παρόμοια, επομένως επιβεβαιώνεται κι εδώ το συμπέρασμα της έρευνας.

Στη συνέχεια, πραγματοποιήθηκε η ανάλυση των δεδομένων για τα τρία διαφορετικά στάδια του παιχνιδιού από την οποία προέκυψαν αξιοσημείωτα συμπεράσματα. Οι σημαντικές στατιστικές διαφορές εντοπίζονται ανάμεσα στο στάδιο του κυρίως παιχνιδιού (Gameplay) και στο στάδιο της ανασκόπησης (Review), ενώ οι διαφορές μεταξύ της επεξήγησης (Tutorial) και του κυρίως παιχνιδιού είναι ελάχιστες. Από την ανάλυση μέσω των t -tests που πραγματοποιήθηκε με t -tests ανάμεσα στα διαφορετικά στάδια της πρώτης πίστας του παιχνιδιού κατά ζεύγη, προκύπτει $p < 0.05$ για τη σύγκριση του κυρίως παιχνιδιού με την ανασκόπηση και $p > 0.05$ για τη σύγκριση του επεξηγηματικού σταδίου στην αρχή του παιχνιδιού σε σύγκριση με τα άλλα δύο στάδια. Πιο συγκεκριμένα, για το χαρακτηριστικό $sdnn$ προκύπτει $p = 0.00027$ στα διαστήματα 30 δευτερολέπτων και $p = 0.0055$ στα διαστήματα 10 δευτερολέπτων για τη σύγκριση Gameplay-Review, το οποίο είναι αρκετά μικρότερο της οριακής τιμής 0.05 και δηλώνει την σημαντική διαφορά μεταξύ αυτών των δύο σταδίων κατά τη διάρκεια της πρώτης πίστας του παιχνιδιού. Το ίδιο χαρακτηριστικό σημείωσε σημαντική συσχέτιση μεταξύ των διαφορετικών χρονικών διαστημάτων στην παραπάνω ανάλυση, γεγονός που οδηγεί στο συμπέρασμα ότι το $sdnn$ είναι ένα αξιόπιστο χαρακτηριστικό MKP στο οποίο μπορεί να βασιστεί η διάκριση μεταξύ των διαφορετικών επιπέδων προσήλωσης του χρήστη σε ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού. Παρόμοια είναι τα αποτελέσματα και για τα χαρακτηριστικά $nni 50$ και $rnni 50$, με τη διαφορά ότι σε αυτά παρατηρούνται σημαντικές διαφορές με $p < 0.05$ και ανάμεσα στα στάδια Tutorial-Review.

Η φύση των σταδίων Tutorial και Gameplay είναι αρκετά διαφορετική από εκείνη του σταδίου Review, αφού ο χρήστης συμμετέχει περισσότερο στις πρώτες δύο φάσεις και στην τελευταία απλώς παρακολουθεί την πορεία του. Αυτή η παρατήρηση επιβεβαιώνεται και από την ανάλυση των φυσιολογικών χαρακτηριστικών του χρήστη, όπως είναι τα χαρακτηριστικά της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού του, η οποία αποτυπώνει ευδιάκριτα τα διαφορετικά επίπεδα προσήλωσης που περιγράφονται με φυσικό τρόπο. Συγκεκριμένα, φαίνεται ότι η συμπεριφορά των χαρακτηριστικών μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού του χρήστη μεταβάλλεται διαφορετικά κατά τη διάρκεια της συμμετοχής του στο πείραμα αναλόγως το είδος της αλληλεπίδρασής του με το παιχνίδι. Αυτού του είδους η μοντελοποίηση των διαφορετικών επιπέδων προσήλωσης του χρήστη μπορεί να οδηγήσει στην πιο αποδοτική σχεδίαση παιχνιδιών σοβαρού σκοπού τα οποία θα είναι σε θέση να ενθαρρύνουν τη συμμετοχή του ατόμου βάσει των κατάλληλων φυσιολογικών ενδείξεων. Αξιοσημείωτη είναι και η σημασία αυτής της διαδικασίας στη βελτίωση της εμπειρίας του χρήστη, ιδιαίτερα σε περιπτώσεις που τα παιχνίδια σοβαρού σκοπού λειτουργούν ως παρεμβάσεις για την υγεία, διότι είναι μετρήσιμη και πιο εύκολα αντιληπτή η πρόοδος, αλλά και η επιρροή που έχει η παρέμβαση αυτή στο άτομο.

Παράλληλα με την ανάλυση των φυσιολογικών χαρακτηριστικών του χρήστη, πραγματοποιήθηκε και η ανάλυση της αυτοαναφοράς του χρήστη. Βάσει της στατιστικής ανάλυσης και του βαθμού συσχέτισης μεταξύ των διαφορετικών διαστημάτων, αποκαλύφθηκε ότι η μέση κλίση των δεδομένων αυτοαναφοράς είναι ο πιο ισχυρός προγνωστικός παράγοντας της υποθετικής αλήθειας μεταξύ των τεσσάρων μετρήσεων που δοκιμάστηκαν. Ενώ το τραπεζοειδές ολοκλήρωμα έφτασε σε μια σημαντική συσχέτιση, τα στατιστικά στοιχεία που βασίζονται σε απόλυτες τιμές είχαν συνολικά χειρότερη απόδοση. Σημειώνεται, επίσης, σημαντική διαφοροποίηση μεταξύ των σταδίων Tutorial και Gameplay, καθώς και μεταξύ Tutorial και Review, από την ανάλυση μέσω των t -tests χρησιμοποιώντας τα χαρακτηριστικά της αυτοαναφοράς των χρηστών. Συγκεκριμένα, προκύπτει $p < 0.05$ για τρεις από τους τέσσερις παράγοντες, ενώ μόνο το πλάτος εμφάνισε $p > 0.05$. Η ανάλυση συσχέτισης έδειξε ότι η αυτοαναφορά έχει σημαντικές δυνατότητες, αλλά είναι σημαντικό να συνδυαστεί με άλλες μεθόδους σχολιασμού προκειμένου να οδηγήσει σε πιο ακριβή απόδοση της πραγματικότητας. Παρόμοια αποτελέσματα εμφανίστηκαν και στη σχετική βιβλιογραφία όπου παρουσιάζεται η ανάλυση της αυτοαναφοράς του χρήστη με τις ίδιες μετρικές για παιχνίδι σοβαρού σκοπού.

Η μοντελοποίηση των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη σε ένα παιχνίδι σοβαρού σκοπού είναι εφικτή με τη χρήση μεθόδων της τεχνητής νοημοσύνης. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της διερεύνησης διαφορετικών ταξινομητών και μεθόδων ομαδοποίησης, αξιοποιώντας γνωστές τεχνικές μηχανικής μάθησης, είναι δυνατή η συστηματοποίηση της συμπεριφοράς του χρήστη σε ένα βαθμό. Ορισμένοι ταξινομητές είναι σε θέση να εντοπίζουν με ακρίβεια μέχρι και 88% το μέγεθος της προσήλωσης του χρήστη στο παιχνίδι, λαμβάνοντας ως είσοδο τα χαρακτηριστικά της μεταβλητότητας του καρδιακού ρυθμού και ως έξοδο τα χαρακτηριστικά της αυτοαναφοράς του χρήστη. Συγκεκριμένα, ο ταξινομητής SVC παρουσίασε το μεγαλύτερο ποσοστό ακρίβειας με τιμή 67.95%, αναλύοντας τα χαρακτηριστικά MKP από διαστήματα 10 δευτερολέπτων. Η απόδοση των ταξινομητών φαίνεται να εξαρτάται και από τον αριθμό των δειγμάτων που διατίθενται για κάθε συμμετέχοντα. Ο μικρός αριθμός χρηστών και δειγμάτων έκανε δύσκολη τη συγκεκριμένη ανάλυση, αλλά τα αποτελέσματα που παρουσιάζονται μπορούν να αποτελέσουν το έναυσμα για μελλοντική έρευνα. Σημαντικό είναι να πραγματοποιηθούν δοκιμές με τους ίδιους ταξινομητές σε μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων προκειμένου να ληφθούν περισσότερα ρεαλιστικά συμπεράσματα.

Κεφάλαιο 6: Επίλογος

6.1 Σύνοψη

Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας πραγματοποιήθηκε η επεξεργασία και η ανάλυση δεδομένων που αφορούν τόσο την μεταβλητότητα καρδιακού παλμού όσο και την αυτοαναφορά των χρηστών ενός παιχνιδιού σοβαρού σκοπού για την υγεία. Για την ανάλυση αυτή χρησιμοποιήθηκαν βασικές αρχές της συναισθηματικής υπολογιστικής και των μεθόδων αξιολόγησης παιχνιδιών σοβαρού σκοπού. Πιο συγκεκριμένα, εξήχθησαν χαρακτηριστικά τα οποία περιγράφουν τα φυσιολογικά δεδομένα των συμμετεχόντων στο σχετικό πείραμα, καθώς και την αυτοαναφορά τους, προκειμένου να εντοπιστεί συσχέτιση μεταξύ αυτών. Ταυτόχρονα, μελετήθηκαν ορισμένες μέθοδοι μηχανικής μάθησης σχετικά με την μοντελοποίηση των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη στο παιχνίδι βάσει των χαρακτηριστικών που αναφέρθηκαν προηγουμένως. Συγκεντρώθηκαν αποτελέσματα με τελικό στόχο την αύξηση της απόδοσης παιχνιδιών σοβαρού σκοπού που λειτουργούν ως παρεμβάσεις υγείας μέσω της βελτίωσης της αλληλεπίδρασης του χρήστη.

6.2 Όρια και περιορισμοί

Ένας σημαντικός περιορισμός για την ανάλυση των δεδομένων στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι ο μικρός αριθμός δειγμάτων και το διαφορετικό μέγεθος των δεδομένων για κάθε δείγμα. Κατά την εκτέλεση του πειράματος παρουσιάζονται σφάλματα τα οποία επηρεάζουν την σχετική μελέτη και την εγγύτητα των αποτελεσμάτων. Χρειάζονται περισσότεροι συμμετέχοντες σε ένα τέτοιου είδους πείραμα για να αποδοθούν πιο γενικά συμπεράσματα με την ελάχιστη δυνατή απόκλιση. Παράλληλα, παρουσιάζονται ανισότητες στις μετρήσεις του καρδιακού ρυθμού του κάθε συμμετέχοντα, πολλές από τις οποίες οφείλονται στις διαφορετικές φάσεις κατά τις οποίες υλοποιήθηκε το πείραμα, με αποτέλεσμα να αξιοποιηθεί λιγότερος χρόνος για τη μέτρηση σε κάποιους συμμετέχοντες έναντι κάποιων άλλων.

Σημαντικό είναι, επίσης, να διερευνηθεί περαιτέρω η χρήση των αισθητήρων για τη μέτρηση του καρδιακού ρυθμού, δεδομένου ότι ένας αισθητήρας χαμηλού κόστους που χρησιμοποιήθηκε για το παρόν πείραμα φαίνεται ότι δε διατηρεί σταθερή τη συχνότητα της δειγματοληψίας σε ολόκληρο το διάστημα της παρέμβασης. Ως αποτέλεσμα, δημιουργούνται ασυνέπειες στη ροή των δεδομένων οι οποίες ενδεχομένως να αλλοιώσουν τα δεδομένα ή να αποπροσανατολίσουν την επικείμενη ανάλυση των δεδομένων. Εκτός των αισθητήρων, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί και η μέθοδος του ηλεκτροκαρδιογραφήματος για τη μέτρηση του καρδιακού ρυθμού με σκοπό τη σύγκριση των διαφορετικών μεθόδων για τη συλλογή των δεδομένων που αφορούν τη μεταβλητότητα του καρδιακού ρυθμού.

Επιπλέον, θα μπορούσε να βελτιωθεί η ποιότητα της αυτοαναφοράς του χρήστη. Ένας περιορισμός στον τομέα της συναισθηματικής υπολογιστικής γενικότερα είναι η εμφάνιση υποκειμενικών ή μεροληπτικών αναφορών των χρηστών, ακόμη και στην περίπτωση της περιγραφής της δικής τους φυσιολογικής ή συναισθηματικής κατάστασης. Για αυτόν το σκοπό, είναι συχνή η χρήση αντικειμενικών παρατηρητών οι οποίοι αναλαμβάνουν να αποτυπώσουν την κατάσταση ενός ατόμου βασισμένοι σε δεδομένα και όχι υποκειμενικές απόψεις. Υπάρχουν διαφορετικά εργαλεία που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν και να συγκριθούν βάσει της αποτελεσματικότητάς τους στην ανίχνευση επιδράσεων και συναισθημάτων. Ένας σημαντικός παράγοντας είναι το χρονικό πλαίσιο στο οποίο συμβαίνει η αυτοαναφορά, καθώς και η διακρίσιμότητα ή η συνέχεια των δεδομένων εισόδου. Η διαδικασία της αυτοαναφοράς δεν πραγματοποιήθηκε κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού στην προκειμένη, αλλά μετά τη λήξη αυτού. Αυτή η μέθοδος βασίζεται αρκετά στη μνήμη του

χρήστη, με αποτέλεσμα να υπάρχουν αμφιβολίες για την αποτύπωση της πραγματικής κατάστασης.

6.3 Μελλοντικές επεκτάσεις

Η συγκεκριμένη έρευνα θα μπορούσε να επεκταθεί μελλοντικά συλλέγοντας περισσότερα δεδομένα και υλοποιώντας την ίδια ανάλυση για μεγαλύτερο αριθμό συμμετεχόντων. Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν αφορούν τη φυσιολογία του ατόμου αλλά και την υποκειμενική αυτοαναφορά του, επομένως διαφέρουν σημαντικά από άνθρωπο σε άνθρωπο. Για αυτό, ένα μεγαλύτερο δείγμα θα μπορούσε να επιβεβαιώσει τα εν λόγω συμπεράσματα και να προκύψουν ενδεχομένως νέα. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί είτε με την επανάληψη του πειράματος για διαφορετικούς συμμετέχοντες χρησιμοποιώντας τις ίδιες μετρικές είτε με την οργάνωση ενός νέου πειράματος για το ίδιο παιχνίδι σοβαρού σκοπού.

Επιπλέον, το παρόν πείραμα υλοποιήθηκε με χρήση αισθητήρα χαμηλού κόστους, γεγονός που αφήνει περιθώρια για αστάθειες στη συχνότητα της δειγματοληψίας κατά το διάστημα της παρέμβασης. Προκειμένου να επιβεβαιωθούν τα συμπεράσματα που αφορούν την ανάλυση των δεδομένων και χαρακτηριστικών της μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού, θα μπορούσε να πραγματοποιηθεί πείραμα το οποίο να συγκρίνει τα αποτελέσματα ενός αισθητήρα χαμηλού κόστους με τα αντίστοιχα αποτελέσματα που προκύπτουν από ηλεκτροκαρδιογράφημα.

Μια ακόμη μελλοντική επέκταση θα μπορούσε να είναι η επανάληψη του ίδιου πειράματος συμπεριλαμβανομένης της καταγραφής των δεδομένων μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού σε κατάσταση ηρεμίας για τον κάθε χρήστη. Η κατάσταση αυτή θα μπορούσε να λειτουργήσει ως σημείο αναφοράς σχετικά με τις αλλαγές που παρατηρούνται κατά την αλληλεπίδραση του χρήστη με το παιχνίδι. Η μοντελοποίηση των επιπέδων προσήλωσης του χρήστη ενδεχομένως να απαιτεί και πιο ξεκάθαρα στάδια κατά τη διάρκεια του παιχνιδιού σοβαρού σκοπού. Μία άλλη πρόταση θα ήταν η περαιτέρω ανάπτυξη του παιχνιδιού προκειμένου ο διαχωρισμός να γίνεται σε περισσότερες επιμέρους και διακριτές μεταξύ τους φάσεις. Με αυτόν τον τρόπο θα υπάρχει η δυνατότητα εξέτασης περισσότερων καταστάσεων στις οποίες θα βρίσκεται ο χρήστης, εναλλάσσοντας το ενδιαφέρον του και κατ' επέκταση το επίπεδο προσήλωσής του.

Στο πλαίσιο μελλοντικής έρευνας, θα ήταν ενδιαφέρουσα και η διερεύνηση διαφορετικών μεθόδων μηχανικής μάθησης με σκοπό την ανάπτυξη αλγορίθμου τεχνητής νοημοσύνης που θα αναγνωρίζει τα επίπεδα προσήλωσης ενός χρήστη σε πραγματικό χρόνο. Με αυτόν τον τρόπο, θα μπορούν να σχεδιάζονται παιχνίδια σοβαρού σκοπού για την υγεία τα οποία θα προσαρμόζονται συνεχώς για να διατηρήσουν την προσήλωση του χρήστη.

Κεφάλαιο 7: Βιβλιογραφία

- [1] Flores M., Glusman G., Brogaard K., Price N. D., & Hood L. (2013). P4 medicine: how systems medicine will transform the healthcare sector and society. *Personalized medicine*, 10(6), 565–576. <https://doi.org/10.2217/pme.13.57>.
- [2] Ventola C. L. (2014). Mobile devices and apps for health care professionals: uses and benefits. *P & T: a peer-reviewed journal for formulary management*, 39(5), 356–364.
- [3] Susi T., Johannesson M., & Backlund P. (2007). Serious Games : An Overview.
- [4] Wikipedia contributors. (2021, May 6). Serious game. In *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. Retrieved 19:24, May 13, 2021.
- [5] L. T. De Paolis, "Serious Game for Laparoscopic Suturing Training," 2012 Sixth International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems, 2012, pp. 481-485, doi: 10.1109/CISIS.2012.175.
- [6] Wattanasoontorn, V., Boada I., García R., & Sbert M. (2013). Serious games for health. *Entertainment Computing*. 4. 231–247. 10.1016/j.entcom.2013.09.002.
- [7] Zarkogianni, K, Athanasiou, M, Mitsis, K, Chatzidaki, E, Polychronaki, N, Perakis, K, Vergeti, D, Antonopoulou, D, Papachristou, E, Chioti, V, others. "A Comprehensive Approach To Empower Self-Management of Health in Childhood Obesity Based on Gamification Mechanisms and Biofeedback". *Diabetes Technology & Therapeutics*, pp. A57--A58, 2021.
- [8] K. Mitsis, E. Kalafatis, K. Zarkogianni, G. Mourkousis, K. S. Nikita. "Procedural content generation based on a genetic algorithm in a serious game for obstructive sleep apnea". 2020 IEEE Conference on Games (CoG), pp. 694--697, 2020.
- [9] C. Watters et al., "Extending the Use of Games in Health Care," Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'06), 2006, pp. 88b-88b, doi: 10.1109/HICSS.2006.179.
- [10] Papastergiou, Marina. (2009). Exploring the Potential of Computer and Video Games for Health and Physical Education: A Literature Review. *Computers & Education*. 53. 603-622. 10.1016/j.compedu.2009.04.001.
- [11] Mandryk R. L., & Birk M. V. (2017). Toward Game-Based Digital Mental Health Interventions: Player Habits and Preferences. *Journal of medical Internet research*, 19(4), e128.
- [12] Francesco Bellotti, Bill Kapralos, Kiju Lee, Pablo Moreno-Ger, Riccardo Berta, "Assessment in and of Serious Games: An Overview", *Advances in Human-Computer Interaction*, vol. 2013, Article ID 136864, 11 pages, 2013.
- [13] Lister, C., West, J. H., Cannon, B., Sax, T., & Brodegard, D. (2014). Just a fad? Gamification in health and fitness apps. *JMIR serious games*, 2(2).
- [14] Yannakakis N. G., Togelius J., "Artificial Intelligence and Games", *Springer International Publishing*, 2018.
- [15] Poria, Soujanya & Cambria, Erik & Bajpai, Rajiv & Hussain, Amir. (2017). A Review of Affective Computing: From Unimodal Analysis to Multimodal Fusion. *Information Fusion*. 37. 10.1016/j.inffus.2017.02.003.
- [16] Wikipedia contributors. (2021, May 12). Affective computing. In *Wikipedia, The Free Encyclopedia*. Retrieved 19:34, May 13, 2021.

- [17] E. Fragkiadakis, K. V. Dalakleidi and K. S. Nikita, "Design and Development of a Sitting Posture Recognition System," 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2019, pp. 3364-3367.
- [18] Lisetti, Christine. (1998). Affective computing -. Pattern Anal. Appl.. 1. 71-73. 10.1007/BF01238028.
- [19] Picard W. R., (1999). "Affective Computing for HCI". In Proceedings of HCI International on Human-Computer Interaction: Ergonomics and User Interfaces-Volume I - Volume I. L. Erlbaum Associates Inc., USA, 829–833.
- [20] Petra Sundstrom. "Exploring the affective loop". PhD thesis, Stockholm University, 2005.
- [19] Margaret A. Boden. Creativity and artificial intelligence. *Artificial Intelligence*, 103(1):347– 356, 1998.
- [21] Tom Schaul, Julian Togelius, and Jurgen Schmidhuber. Measuring intelligence through " games. arXiv preprint arXiv:1109.1314, 2011.
- [22] Hudlicka, Eva. (2008). Affective computing for game design. 4th International North-American Conference on Intelligent Games and Simulation, Game-On 'NA 2008. 5-12.
- [23] Westera, W., Prada, R., Mascarenhas, S. *et al.* Artificial intelligence moving serious gaming: Presenting reusable game AI components. *Educ Inf Technol* 25, 351–380 (2020).
- [24] A. Metallinou and S. Narayanan, "Annotation and processing of continuous emotional attributes: Challenges and opportunities," in Automatic Face and Gesture Recognition (FG), 2013 10th IEEE International Conference and Workshops on. IEEE, 2013, pp. 1–8.
- [25] Noor Shaker, Stylianos Asteriadis, Georgios N Yannakakis, and Kostas Karpouzis, *Fusing visual and behavioral cues for modeling user experience in games*, Cybernetics, IEEE Transactions on 43 (2013), no. 6, 1519–1531.
- [26] P. Lopes, G. N. Yannakakis and A. Liapis, "RankTrace: Relative and unbounded affect annotation," 2017 Seventh International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII), 2017, pp. 158-163.
- [27] Rajendra Acharya, U., Paul Joseph, K., Kannathal, N. *et al.* Heart rate variability: a review. *Med Bio Eng Comput* 44, 1031–1051 (2006).
- [28] Shaffer, F., & Ginsberg, J. P. (2017). An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Frontiers in public health*, 5, 258.
- [29] Parati, Mancia, Di Rienzo, & Castiglioni, 2006 Parati, G., Mancia, G., Di Rienzo, M., Castiglioni, P. (2006). Point: Counterpoint: Cardiovascular variability is/is not an index of autonomic control of circulation. *Journal of Applied Physiology*, 101, 676–682.
- [30] Malik, Marek. (1996). Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. *Circulation*. 93. 1043-1065.
- [31] Massaro, S., & Pecchia, L. (2019). Heart Rate Variability (HRV) Analysis: A Methodology for Organizational Neuroscience. *Organizational Research Methods*, 22(1), 354–393.
- [32] Kleiger RE, Stein PK, Bigger JT Jr. Heart rate variability: measurement and clinical utility. *Ann Noninvasive Electrocardiol*. 2005 Jan;10(1):88-101.
- [33] Kuusela T. Methodological aspects of heart rate variability analysis. In: Kamath MV, Watanabe MA, Upton ARM, editors. *Heart Rate Variability (HRV) Signal Analysis*. Boca Raton, FL: CRC Press; (2013). p. 9–42.

- [34] Rowe, Dennis & Sibert, John & Irwin, Don. (1998). Heart Rate Variability: Indicator of User State as an Aid to Human-Computer Interaction.. Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings. 480-487.
- [35] Cowley, Benjamin & Ravaja, Niklas & Heikura, Tuija. (2013). Cardiovascular physiology predicts learning effects in a serious game activity. *Computers & Education*. 60. 299-309.
- [36] K. Mitsis, K. Zarkogianni, K. Dalakleidi, G. Mourkousis and K. S. Nikita, "Evaluation of a Serious Game Promoting Nutrition and Food Literacy: Experiment Design and Preliminary Results," 2019 IEEE 19th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), 2019, pp. 497-502.
- [37] K. Mitsis, K. Zarkogianni, N. Bountouni, M. Athanasiou and K. S. Nikita, "An Ontology-Based Serious Game Design for the Development of Nutrition and Food Literacy Skills," *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2019, pp. 1405-1408.
- [38] Shaffer F., McCraty R., & Zerr C. L. (2014). A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability. *Frontiers in psychology*, 5, 1040.
- [39] Grossman P, Taylor EW. Toward understanding respiratory sinus arrhythmia: relations to cardiac vagal tone, evolution and biobehavioral functions. *Biol Psychol*. 2007 Feb;74(2):263-85. doi: 10.1016/j.biopsycho.2005.11.014. Epub 2006 Nov 1. PMID: 17081672.
- [40] Castaldo, R., Montesinos, L., Melillo, P. et al. Ultra-short term HRV features as surrogates of short term HRV: a case study on mental stress detection in real life. *BMC Med Inform Decis Mak* 19, 12 (2019).
- [41] Munoz, M. L., van Roon, A., Riese, H., Thio, C., Oostenbroek, E., Westrik, I., de Geus, E. J., Gansevoort, R., Lefrandt, J., Nolte, I. M., & Snieder, H. (2015). Validity of (Ultra-)Short Recordings for Heart Rate Variability Measurements. *PloS one*, 10(9), e0138921.
- [42] MacQueen, J. (1967, June). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (Vol. 1, No. 14, pp. 281-297).
- [43] Hinkle DE, Wiersma W, Jurs SG. Applied Statistics for the Behavioral Sciences. 5th ed. Boston: Houghton Mifflin; 2003