Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων

Πανεπιστήμιο Πειραιώς

Αναγνώριση Συναισθηματικής Κατάστασης και συσχετισμός της με δεδομένα δραστηριότητας

Καλογήρου Ιωάννα – Παρασκευή

Διπλωματική εργασία - Σεπτέμβριος 2018

Πίνακας περιεχομένων

Πίνακας περιεχομένων ... 2
Λίστα διαγραμμάτων και πινάκων ... 4
Ευχαριστίες ... 5
Περίληψη ... 6
Abstract ... 7
Κεφάλαιο 1 ... 8
Εισαγωγή ... 8
1.1 Διαδικασία σχεδιασμού του συστήματος ... 9
1.2 Μεθοδολογία του συστήματος ... 9
1.3 Διάρθρωση εργασίας ... 10
Κεφάλαιο 2 ... 12
Επισκόπηση βιβλιογραφίας και βασικό υπόβαθρο ... 12
2.1 Επισκόπηση βιβλιογραφίας ... 12
«Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals» 12
«Real-time classification of evoked emotions using facial feature tracking and physiological responses» ... 13
«Towards Unobtrusive Emotion Recognition for Affective Social Communication» .. 14
«*Identifying Emotional States using Keystroke Dynamics****»*** ... 15
«*MoodScope: Building a Mood Sensor from Smartphone Usage Patterns****»*** ... 15
2.2 Συναισθήματα ... 16
2.3 Κατηγοριοποίηση ... 19
2.3.1 Αξιολόγηση μοντέλου κατηγοριοποίησης ... 20
2.3.2 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης ... 22
Κεφάλαιο 3 ... 25
Ανάλυση δεδομένων και Εργαλεία ανάλυσης ... 25
3.1 Ανάλυση δεδομένων ... 25
3.1.1 Δραστηριότητα ... 25
3.1.2 Τοποθεσία ... 26
3.1.3 Βάρος - BMI ... 27
3.1.4 Θερμίδες ... 28
3.1.5 Νερό ... 30
3.1.6 θερμοκρασία ... 31
3.1.7 Συναίσθημα ... 32

3.2 RapidMiner 32
3.3 Microsoft emotion app 34
3.3.1 Αλγόριθμος της εφαρμογής Microsoft Emotion API 35
3.4 Google Fit 36
Κεφάλαιο 4 38
Αρχιτεκτονική του συστήματος ..... **Error! Bookmark not defined.**
4.1 Συλλογή δεδομένων 38
4.2 Προεπεξεργασία δεδομένων 39
4.3 Εισαγωγή δεδομένων 40
Κεφάλαιο 5 42
Πειραματικό μέρος - Αποτελέσματα 42
Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με δέντρα απόφασης 42
Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με Naive Bayes 44
Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με k-NN 45
Κεφάλαιο 6 46
Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα 46
Συμπεράσματα 46
Μελλοντική έρευνα 47
Βιβλιογραφία 48
Παράρτημα Α 50
Παράρτημα Β 53
Παράρτημα Γ 54

Λίστα διαγραμμάτων και πινάκων

1. Σχήμα 1.1.1: Διαδικασία σχεδιασμού του συστήματος για την κατηγοριοποίηση συναισθημάτων
2. Διάγραμμα 1.2.1: Αρχιτεκτονική του συστήματος
3. Σχήμα 2.2.1: Βασικά συναισθήματα κατά τον Ekman
4. Σχήμα 2.2.2: Η σύνδεση μεταξύ συναισθημάτων από τον Lövheim
5. Σχήμα 2.2.3: A Circumplex model of affect από τον Russell
6. Σχήμα 2.3.1: Επίλυση προβλήματος κατηγοριοποίησης
7. Πίνακας 2.3.1: Μήτρα σύγχυσης με δυαδική κλάση
8. Διάγραμμα 3.1.1.1: Δεδομένα δραστηριότητας
9. Εικόνα 3.1.2.1: Καταγραφή κίνησης χρηστών μέσω Google maps
10. Διάγραμμα 3.1.2.1: Δεδομένα τοποθεσίας
11. Διάγραμμα 3.1.3.1: Δεδομένα BMI
12. Πίνακας 3.1.4: Γενικός κανόνας πρόσληψης θερμίδων
13. Διάγραμμα 3.1.4.1: Δεδομένα θερμίδων πρόσληψης
14. Διάγραμμα 3.1.4.2: Δεδομένα θερμίδων που κάηκαν
15. Πίνακας 3.1.5: Γενικός κανόνας πρόσληψης νερού
16. Διάγραμμα 3.1.5.1: Δεδομένα για το χαρακτηριστικό ‘νερό’
17. Διάγραμμα 3.1.6.1: Δεδομένα θερμοκρασίας
18. Σχήμα 3.2.1: Rapidminer’s Interface
19. Εικόνα 3.1.1: Microsoft emotion app
20. Διάγραμμα 3.3.1: Βήματα της εφαρμογής Microsoft Emotion API
21. Σχήμα 3.4.1: Επισκόπηση πλατφόρμας Google fit
22. Διάγραμμα 4.1.1: Τα καθημερινά βήματα των συμμετεχόντων
23. Εικόνα 4.3.1: Διαδικασία εισαγωγής δεδομένων
24. Εικόνα 4.3.2: Εσωτερική διαδικασία στον κόμβο Cross Validation
25. Πίνακας 5.1: Απόδοση δέντρων απόφασης
26. Πίνακας 5.2: Μήτρα σύγχυσης δέντρων απόφασης
27. Σχήμα 5.1: Δέντρο απόφασης
28. Πίνακας 5.3: Απόδοση Naive Bayes
29. Πίνακας 5.4: Μήτρα σύγχυσης Naive Bayes
30. Πίνακας 5.5: Απόδοση k-NN
31. Πίνακας 5.6: Μήτρα σύγχυσης k-NN

Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στα πλαίσια του μεταπτυχιακού προγράμματος «Μεγάλα Δεδομένα και Αναλυτική» του τμήματος Ψηφιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Πειραιώς.

Πριν την παρουσίαση των αποτελεσμάτων της παρούσας διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα να ευχαριστήσω ορισμένους ανθρώπους που συνεργάστηκα μαζί τους και έπαιξαν πολύ σημαντικό ρόλο στην πραγματοποίηση της.

Πρώτα απ' όλα θέλω να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή της διπλωματικής εργασίας, Μαγκλογιάννη Ηλία για την πολύτιμη καθοδήγηση του.

Στην συνέχεια, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα άτομα που βοήθησαν στην συλλογή δεδομένων για την πρόθυμη συνεργασία τους και την επιμελή συμμετοχή τους.

Τέλος, θέλω να ευχαριστήσω τους γονείς μου Γιώργο και Κατερίνα, που με παρότρυναν και με στήριξαν και σε αυτό το βήμα μου.

Περίληψη

Η αναγνώριση του συναισθήματος εκείνων που επικοινωνούν με άλλους είναι μια βασική πρόκληση για την δημιουργία ευφυών συστημάτων. Το συναίσθημα είναι μια πολύπλοκη κατάσταση του νου που επηρεάζεται από εξωτερικά γεγονότα, φυσιολογικές αλλαγές ή σχέσεις με άλλους. Επειδή τα συναισθήματα μπορούν να αντιπροσωπεύουν την πρόθεση του χρήστη, πολλοί ερευνητές προτείνουν διάφορες μεθόδους μέτρησης των συναισθημάτων του χρήστη μέσω της ανάλυσης των φυσιολογικών σημάτων, των εκφράσεων του προσώπου ή της φωνής. Σε αυτήν την εργασία παρουσιάζεται ένα σύστημα αναγνώρισης συναισθημάτων του χρήστη, συλλέγοντας και αναλύοντας δεδομένα που δημιουργούνται από χρήστες μέσω διαφορετικών τύπων αισθητήρων στο κινητό τηλέφωνο.
Τα δεδομένα συλλέχθηκαν από άτομα που είχαν το κινητό τους τηλέφωνο στην τσέπη καθ' όλη την διάρκεια της ημέρας. Η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιήθηκε με την βοήθεια εφαρμογής καταγραφής δραστηριοτήτων εγκατεστημένης στο κινητό τηλέφωνο των συμμετεχόντων και την υποβολή προσωπικής φωτογραφίας. Με αυτόν το τρόπο τα δεδομένα συλλέχθηκαν με φυσικό τρόπο χωρίς να είναι αποτέλεσμα εργαστηριακών ενεργειών.
Τα συλλεχθέντα δεδομένα επεξεργάστηκαν και χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση διαφορετικών κατηγοριοποιητών προκειμένου να συγκριθούν τα αποτελέσματα. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης *δένδρα απόφασης, Naive Bayes* και *K κοντινότεροι γείτονες* χρησιμοποιήθηκαν για τον σκοπό αυτό.
Τα συναισθήματα κατηγοριοποιήθηκαν σε έξι διαστάσεις, χαρά, ουδετερότητα, λύπη, απέχθεια, φόβο, έκπληξη. Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το σύστημα μπορεί να ταξινομεί τα συναισθήματα των χρηστών με μεγάλη ακρίβεια, με τις τάξεις λύπη, απέχθεια και έκπληξη να είναι αυτές που αναγνωρίστηκαν με καλύτερη απόδοση από τις άλλες τρεις.
Το προτεινόμενο σύστημα που εφαρμόστηκε έδειξε την χρησιμότητα της αναγνώρισης συναισθημάτων μέσω ενός φιλικού προς το χρήστη σεναρίου ανίχνευσης δραστηριότητας.

Abstract

Awareness of the emotion of those who communicate with others is a challenge in building affective intelligent systems. Emotion is a complex state of mind that is affected by external events, physiological changes or relationships with others. Researchers suggest various methods of measuring the user's emotions through the analysis of physiological signals, facial expressions or voice. This survey presents a system for recognizing user’s emotions by collecting and analyzing data generated from different types of sensors on the user’s smartphone.

Data was collected from people who had their smartphone in their pocket all day long. The data collection was carried out with the help of an application installed on the participants’ smartphone and the submission of a personal photo. In this way, the data was collected physically without being the result of laboratory activities.

The collected data was processed and used to train different classifiers in order to compare the results. The machine learning algorithms of decision trees, Naive Bayes and K-nearest neighbors were used for this purpose.

Emotions were classified in six dimensions, happiness, neutral, sadness, disgust, fear, surprise. Experimental results show that the system can classify user’s emotions with high accuracy, with the classes of sadness, disgust and surprise being those that were successfully identified with better performance than the other three. The proposed system applied to a smartphone, demonstrated the feasibility of an emotion recognition approach through a user-friendly scenario for users' activity detection.

Κεφάλαιο 1

Εισαγωγή

Η συνεχής αυξανόμενη υπολογιστική ικανότητα των κινητών τηλεφώνων, καθώς και η ενσωμάτωση αισθητήρων σε αυτά έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη ενδιαφέροντος για έρευνα πάνω στην δημιουργία συστημάτων που ανιχνεύουν την κατάσταση του χρήστη. Είναι όμως ένα κινητό τηλέφωνο ικανό να αναγνωρίσει την συναισθηματική κατάσταση ενός χρήστη; Τα κινητά τηλέφωνα δεν είναι εξοπλισμένα με αισθητήρες συναισθημάτων, ωστόσο η επιστημονική πρόοδος της τεχνητής νοημοσύνης φέρνει μια ενδιαφέρουσα εισαγωγή των συναισθημάτων στον κόσμο της πληροφορικής. Ο κλάδος της πληροφορικής που ασχολείται με την αναγνώριση συναισθημάτων ονομάζεται *συναισθηματική υπολογιστική (Affective computing)* [1].

Ένα μεγάλο μέρος του πεδίου της συναισθηματικής υπολογιστικής αποτελείται από την αναγνώριση ανθρώπινων συναισθημάτων βασισμένων σε έναν ή περισσότερους τύπους δεδομένων που συλλέγονται από το άτομο του οποίου η συναισθηματική κατάσταση αξιολογείται. Η συναισθηματική υπολογιστική δεν αναφέρεται σε ολοκληρωτική αναγνώριση των συναισθημάτων αλλά σε μια προσέγγιση αυτών. Η πρόβλεψη των συναισθημάτων από το κινητό τηλέφωνο μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για να επηρεάσει τη συμπεριφορά ενός συστήματος που αλληλεπιδρά με τον άνθρωπο.

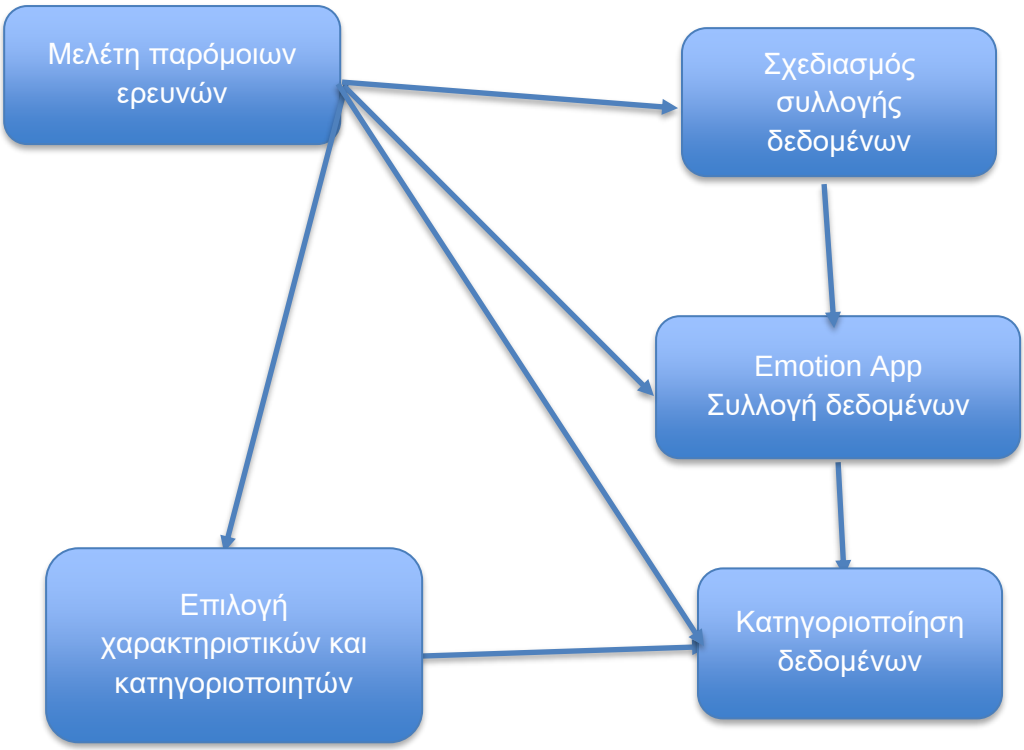
Η συναισθηματική υπολογιστική είναι η μελέτη και ανάπτυξη συστημάτων και συσκευών που αναγνωρίζουν, ερμηνεύουν, επεξεργάζονται και προσομοιώνουν τις ανθρώπινες επιδράσεις. Πρόκειται για ένα διεπιστημονικό πεδίο που καλύπτει την επιστήμη των υπολογιστών, την ψυχολογία και τη γνωστική επιστήμη. Ένα κίνητρο για την έρευνα είναι η ικανότητα προσομοίωσης των συναισθημάτων. Το κινητό τηλέφωνο θα πρέπει να ερμηνεύει τη συναισθηματική κατάσταση των ανθρώπων και να προσαρμόζει τη συμπεριφορά του σε αυτές.

Οι τεχνολογίες συναισθηματικής υπολογιστικής ανιχνεύουν την συναισθηματική κατάσταση ενός χρήστη (μέσω αισθητήρων, μικροφώνου ή κάμερας) και ανταποκρίνονται κάνοντας συγκεκριμένες λειτουργίες, όπως για παράδειγμα η σύσταση συγκεκριμένων βίντεο που ταιριάζουν στη διάθεση του χρήστη.

Ένα κινητό τηλέφωνο έχει την ικανότητα να συγκεντρώσει ενδείξεις για το συναίσθημα των χρηστών από διάφορες πηγές. Οι εκφράσεις του προσώπου, η στάση του σώματος, οι χειρονομίες, η ομιλία, η δύναμη ή ο ρυθμός πληκτρολόγησης μπορούν να επιφέρουν αλλαγές στη συναισθηματική κατάσταση του χρήστη και όλες αυτές μπορούν να εντοπιστούν και να ερμηνευτούν. Για παράδειγμα, μια ενσωματωμένη φωτογραφική μηχανή λαμβάνει εικόνες του χρήστη και οι αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία των δεδομένων και την εξαγωγή σημαντικών πληροφοριών.

1.1 Διαδικασία σχεδιασμού του συστήματος

Στο Σχήμα 1.1.1 παρουσιάζεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε για την υλοποίηση της παρούσας διπλωματικής. Το πρώτο βήμα για την δημιουργία αυτής της εργασίας ήταν η μελέτη παρόμοιας βιβλιογραφίας. Το επόμενο βήμα ήταν ο σχεδιασμός του τρόπου συλλογής δεδομένων και η επιλογή χαρακτηριστικών και κατηγοριοποιητών. Τελευταίο βήμα ήταν η κατηγοριοποίηση των δεδομένων και η εξαγωγή συμπερασμάτων.

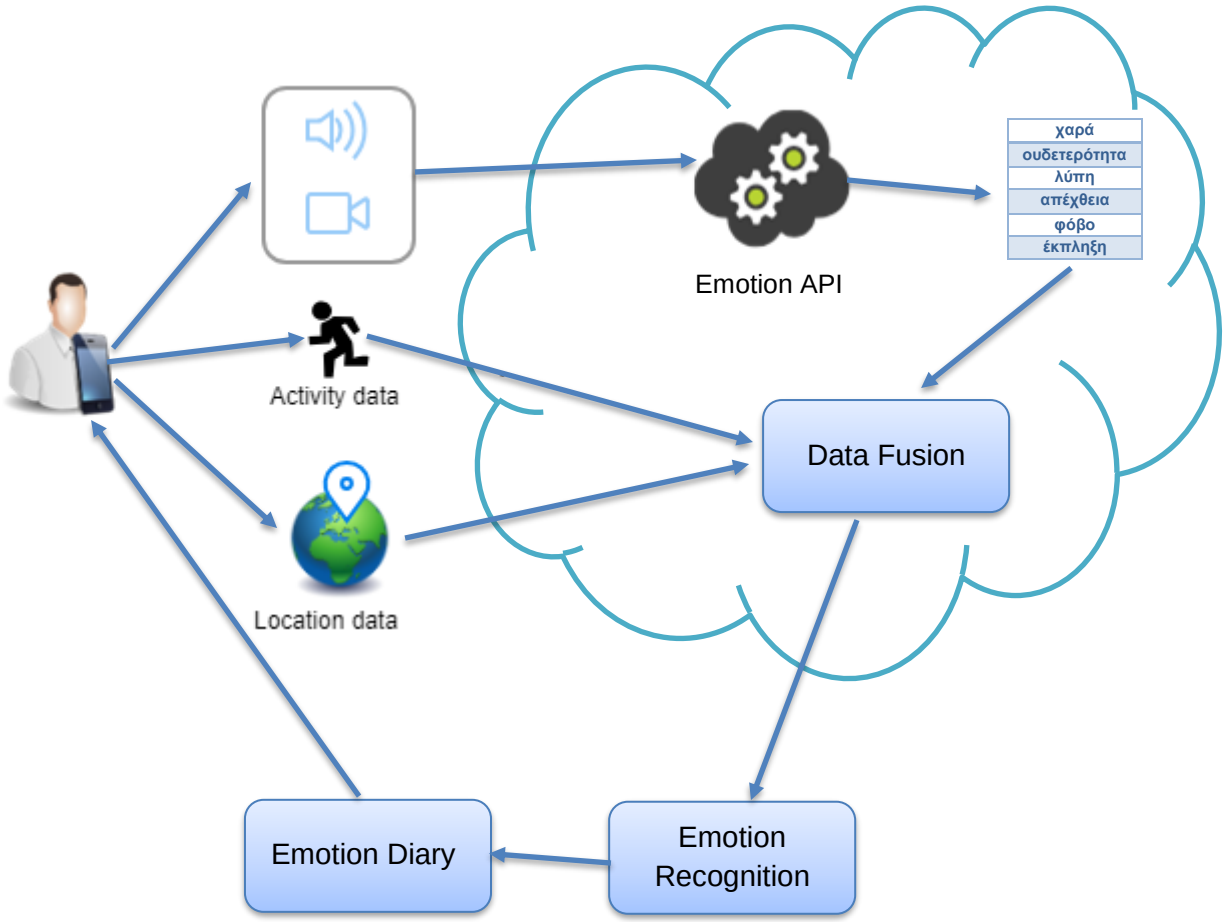


Σχήμα 1.1.1: Διαδικασία σχεδιασμού του συστήματος για την κατηγοριοποίηση συναισθημάτων

1.2 Μεθοδολογία του συστήματος

Για να προσδιοριστεί η τρέχουσα συναισθηματική κατάσταση των χρηστών, υιοθετήθηκε μια προσέγγιση μηχανικής μάθησης που αποτελείται από τη συλλογή δεδομένων, την ανάλυση δεδομένων και τη διαδικασία ταξινόμησης. Αναλυτικότερα παρουσιάζεται η μεθοδολογία του συστήματος στο κεφάλαιο 4.
Τα δεδομένα συλλέχθηκαν με την βοήθεια εφαρμογών εγκατεστημένων στο κινητό τηλέφωνο των συμμετεχόντων και επιλέχθηκαν εκείνα τα χαρακτηριστικά που φαίνεται ότι έχουν μεγαλύτερη συσχέτιση με το συναίσθημα. Πιο συγκεκριμένα, το πρώτο χαρακτηριστικό είναι η δραστηριότητα των χρηστών που είναι αποτέλεσμα των καθημερινών ενεργειών των χρηστών και χαρακτηρίζεται ως υψηλή, μέτρια και ήπια. Το δεύτερο χαρακτηριστικό είναι η τοποθεσία και αναφέρεται στην τοποθεσία όπου ο χρήστης παρέμεινε την περισσότερη ώρα της ημέρας. Τα τρία επόμενα χαρακτηριστικά είναι ο δείκτης μάζας σώματος, οι θερμίδες που κατανάλωσε και έκαψε και το νερό κατανάλωσε. Έρευνες έχουν

δείξει ότι το σωματικό βάρος και το ποσοστό των θερμίδων που καταναλώνουμε επηρεάζουν κατά ένα ποσοστό την συναισθηματική κατάσταση των ανθρώπων[2]. Η θερμοκρασία του περιβάλλοντος είναι ένα ακόμα χαρακτηριστικό. Το τελευταίο χαρακτηριστικό είναι το συναίσθημα που προκύπτει από προσωπική φωτογραφία του χρήστη και μπορεί να λάβει τις τιμές χαρά, ουδετερότητα, λύπη, απέχθεια, φόβο, έκπληξη. Τα συναισθήματα αυτά προέκυψαν από την ανάλυση της προσωπικής φωτογραφίας μέσω εφαρμογής Emotion API. Αυτά τα χαρακτηριστικά αναλύονται εκτενέστερα στην ενότητα 3.1. Τέλος, στην πραγματοποίηση των ενεργειών ανάλυσης και ταξινόμησης των δεδομένων βοήθησε το εργαλείο μηχανικής μάθησης Rapidminer. Το Διάγραμμα 1.2.1 απεικονίζει την αρχιτεκτονική του συστήματος.



Διάγραμμα 1.2.1: Αρχιτεκτονική του συστήματος

1.3 Διάρθρωση εργασίας

Η εργασία δομείται σε κεφάλαια ως εξής:

- Στο Κεφάλαιο 2 περιγράφονται έρευνες που έχουν πραγματοποιηθεί στον τομέα της αναγνώρισης συναισθήματος και αναλύεται η θεωρία τα συναισθημάτων. Ακόμη, παρουσιάζεται το βασικό θεωρητικό υπόβαθρο της κατηγοριοποίησης και των ταξινομητών που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την εργασία.

- Στο Κεφάλαιο 3 παρουσιάζονται αναλυτικά τα δεδομένα της εργασίας και το εργαλείο μηχανικής μάθησης Rapid Miner που χρησιμοποιήθηκε για την ανάλυση αυτών των δεδομένων. Τέλος, παρουσιάζεται η εφαρμογή Microsoft Emotion API η οποία βοήθησε να εξαχθεί το συναίσθημα από φωτογραφίες των συμμετεχόντων.
- Στο Κεφάλαιο 4 περιγράφονται τα βήματα υλοποίησης αυτής της εργασίας. Αναλύεται η συλλογή δεδομένων και η επεξεργασία τους καθώς και η ανάλυση τους με το εργαλείο Rapid Miner.
- Στο Κεφάλαιο 5 παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της κατηγοριοποιήσης των δεδομένων από τρεις κατηγοριοποιητές, τα δέντρα απόφασης, τον naïve Bayes και τον k-NN.
- Στο Κεφάλαιο 6 παρουσιάζονται τα συμπεράσματα και τα προβλήματα της εργασίας που προέκυψαν καθώς προτάσεις βελτίωσης για μελλοντική έρευνα.
- Στο Παράρτημα Α παρουσιάζονται οι κυριότερες μέθοδοι που συνθέτουν την εφαρμογή Microsoft Emotion API.
- Στο Παράρτημα Β παρουσιάζεται η εφαρμογή όπου οι συμμετέχοντες χρησιμοποίησαν για την αποστολή προσωπικής φωτογραφίας.
- Στο Παράρτημα Γ παρουσιάζονται τα αρχεία με τα δεδομένα από το Google fit και το τελικό αρχείο με τα συνολικά δεδομένα.

Κεφάλαιο 2

Επισκόπηση βιβλιογραφίας και βασικό υπόβαθρο

Σε αυτό το κεφάλαιο, αρχικά θα γίνει μια περιγραφή των ερευνών που έχουν πραγματοποιηθεί τα τελευταία χρόνια στον τομέα της αναγνώρισης συναισθήματος με την βοήθεια της μηχανικής μάθησης. Στην συνέχεια, αναλύονται τα συναισθήματα και πως αυτά έχουν κατηγοριοποιηθεί από διάφορους ψυχολόγους, όπως ο Ekman και ο Tomkins. Τέλος, γίνεται αναφορά στο θεωρητικό υπόβαθρο της κατηγοριοποίησης και αναλύονται οι τρεις ταξινομητές που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτήν την εργασία.

2.1 Επισκόπηση βιβλιογραφίας

Η έρευνα στο πεδίο της αναγνώρισης συναισθημάτων έχει κάνει τα πρώτα της βήματα πάνω από μια δεκαετία. Οι ερευνητές ασχολήθηκαν με την αναζήτηση της συναισθηματικής κατάστασης του ανθρώπου χρησιμοποιώντας διαφορετικά χαρακτηριστικά προκειμένου να τα κατηγοριοποιήσουν. Παρακάτω παρουσιάζονται περιγραφές από έρευνες που αναφέρονται στην αναγνώριση συναισθήματος.

«Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals» - 2004

Σε αυτήν την έρευνα [3], οι συγγραφείς παρουσιάζουν ένα σύστημα αναγνώρισης συναισθημάτων βασισμένο στην επεξεργασία των φυσιολογικών σημάτων. Τα σήματα εισόδου ήταν το ηλεκτροκαρδιογράφημα, η μεταβολή της θερμοκρασίας του δέρματος και η ηλεκτροδερματική δραστηριότητα, τα οποία αποκτήθηκαν χωρίς δυσκολία από την επιφάνεια του σώματος και τα οποία αντανακλούν την επίδραση του συναισθήματος στο νευρικό σύστημα. Για την επίλυση αυτού του δύσκολου προβλήματος ταξινόμησης, χρησιμοποίησαν τον αλγόριθμο support vector machine, και για την αξιολόγηση του χρησιμοποίησαν 10-fold cross-validation.
Η συλλογή των δεδομένων έγινε σε δύο βάσεις δεδομένων. Η πρώτη βάση δεδομένων περιείχε δεδομένα από 125 παιδιά ηλικίας πέντε εώς οχτώ ετών. Παρόμοιο πείραμα διεξήχθη ένα χρόνο αργότερα με 50 παιδιά ηλικίας επτά εώς οχτώ ετών, διότι τα παιδιά της προσχολικής ηλικίας έδειξαν δυσκολίες στην αναγνώριση και εξωτερίκευση των συναισθημάτων τους.
Για την δεύτερη βάση δεδομένων, δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή στην επιρροή των σημάτων από παράγοντες τεχνητής κίνησης που δεν ήταν εμφανείς, ωστόσο δεν υπήρχε σημαντική διαφορά στην καταγραφή του σήματος μεταξύ της βασικής μέτρησης και του σήματος κάτω από την επιρροή κάποιου κινήτρου.

Για την πρώτη ομάδα της βάσης δεδομένων, η μισή χρησιμοποιήθηκε για εκπαίδευση (τυχαία επιλογή) και η υπόλοιπη για δοκιμή. Για την δεύτερη ομάδα, 33 τυχαία δεδομένα χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και τα υπόλοιπα για δοκιμή.
Η επιλογή των χαρακτηριστικών-σημάτων για το σύστημα αναγνώρισης συναισθημάτων είναι μείζονος σημασίας και οι ερευνητές εξέτασαν αρκετούς συνδυασμούς. Θέλησαν όμως να δημιουργήσουν έναν πρακτικό αλγόριθμο και για τον λόγο αυτό χρησιμοποίησαν αισθητήρες, οι οποίοι είχαν μορφή είτε δαχτυλιδιού είτε βραχιολιού, και μετρούσαν για 24 ώρες τους καρδιακούς παλμούς, τη μεταβολή της θερμοκρασίας του δέρματος και την ηλεκτροδερματική δραστηριότητα.
Ο αλγόριθμος support vector machine χρησιμοποιήθηκε ως κατηγοριοποιητής προκειμένου να επιλυθεί αυτό το δύσκολο πρόβλημα ταξινόμησης, δεδομένου της μεγάλης εσωτερικής διακύμανσης των χαρακτηριστικών και της αλληλοεπικάλυψης των κλάσεων.
Η συνολική απόδοση ποσοτικοποιήθηκε ως το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων δεδομένων. Για την πρώτη ομάδα, το ποσοστό των σωστά ταξινομημένων στοιχείων ήταν 89.7% για τα δεδομένα της εκπαίδευσης και 55.2% για τα δεδομένα της δοκιμής, για κατηγοριοποίηση σε τρεις καταστάσεις λύπη, άγχος και θυμό. Για την δεύτερη ομάδα, τα αποτελέσματα των σωστά ταξινομημένων δεδομένων ήταν 78.4% για δοκιμή στην περίπτωση των τριών καταστάσεων συναισθήματος (λύπη, άγχος, θυμό) και 61.8% για την περίπτωση των τεσσάρων καταστάσεων συναισθήματος (λύπη, άγχος, θυμό, έκπληξη).
Η προσέγγισή τους έδειξε ότι είναι εφικτή η πραγματοποίηση αναγνώρισης συναισθημάτων ανεξάρτητης χρηστών βασισμένης σε φυσιολογικά σήματα. Αν και το σύστημά τους αναπτύχθηκε με βάση δεδομένα βιολογικού σήματος που λήφθηκαν από πολλαπλές πηγές, τα αποτελέσματ ήταν συγκρίσιμα με αυτά άλλων ερευνών που χρησιμοποιησαν δεδομένα από μια ή λιγότερες πηγές.

«Real-time classification of evoked emotions using facial feature tracking and physiological responses» - 2007

Στην συγκεκριμένη μελέτη [4] οι ερευνητές παρουσιάζουν real-time μοντέλα που έχουν δημιουργηθεί με την βοήθεια αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Για την υλοποίηση αυτών, χρησιμοποιούν μετρήσεις εκφράσεων προσώπων που είναι καταγεγραμμένες σε βιντεοκασέτες για να προβλέψουν το συναίσθημα των συμμετεχόντων. Οι συγγραφείς αναφέρουν τρία πλεονεκτήματα που χαρακτηρίζουν την συγκεκριμένη έρευνα. Πρώτον, αξιολογούν την πραγματική συμπεριφορά των ατόμων που παρακολουθούν συναισθηματικά βίντεο. Δεύτερον, τα δεδομένα εκπαίδευσης επιτρέπουν να προβλεφθεί τόσο ο τύπος των συναισθημάτων (διασκέδαση ή λύπης) όσο και το επίπεδο έντασης κάθε συναισθήματος. Τρίτον, παρέχουν μια άμεση σύγκριση μεταξύ των ατόμων και των φύλων.
Η διαδικασία συλλογής των δεδομένων έγινε ως εξής: συμμετείχαν 151 φοιτητές οι οποίοι παρακολούθησαν φιλμ που προκαλούσαν διασκέδαση και λύπη και ταυτόχρονα βιντεοσκοπήθηκαν τα πρόσωπά τους. Το κάθε φιλμ είχε διάρκεια 9 λεπτών και αποτελούνταν από τμήματα “διασκέδασης”, “ουδετερότητας”, “λύπης και ουδετερότητας” (από 2 λεπτά περίπου το καθένα). Επιπροσθέτως, οι συμμετέχοντες φορούσαν αισθητήρες που μετρούσαν την αρτηριακή πίεση, τους παλμούς της καρδιάς, την θερμοκρασία των δακτύλων και άλλες παθολογικές μετρήσεις. Για την μέτρηση των εκφράσεων του κάθε συμμετέχοντα οι ερευνητές χρησιμοποίησαν το λογισμικό NEVEN Vision Facial Feature

Tracker. Το λογισμικό αυτό χρησιμοποιεί μια πατενταρισμένη τεχνολογία για την παρακολούθηση 20 σημείων στο πρόσωπο με βαθμό επιτυχίας 95%.
Από αυτά τα δεδομένα μόνο τα 41 χρησιμοποιήθηκαν για εκπαίδευση και δοκιμή του αλγορίθμου, διότι περισσότερα δεδομένα δεν προκάλεσαν καμία αλλαγή στο δείγμα. Για την επιλογή των χαρακτηριστικών εφάρμοσαν την Chi-square feature selection (η οποία αξιολογεί το κάθε χαρακτηριστικό υπολογίζοντας την μετρική Chi-square και λαμβάνοντας υπόψη τον βαθμό σημαντικότητας του συναισθήματος) και από τα 19,625 στοιχεία κράτησαν τα 20 επικρατέστερα για κάθε μια από τις δύο κλάσεις. Χρησιμοποίησαν τον Multilayer Perceptron με δύο κρυφά επίπεδα και two-fold cross-validation για την αξιολόγηση του αλγορίθμου. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι η πρόβλεψη της λύπης δεν είναι τόσο εύκολη όσο η πρόβλεψη της διασκέδασης. Στην συνέχεια, διαφοροποίησαν τα δεδομένα και χρησιμοποίησαν τους Support Vector Machine και Logitboost κατηγοριοποιητές. Τα αποτελέσματα και στους δυο κατηγοριοποιητές ήταν παρόμοια αλλά καλύτερα από την πρώτη κατηγοριοποίηση. Τέλος, οι ερευνητές παρουσίασαν στοιχεία όπως ότι στις γυναίκες είναι ευκολότερο να εντοπιστούν τα συναισθήματα της λύπης και της διασκέδασης.

«Towards Unobtrusive Emotion Recognition for Affective Social Communication»- 2012

Σε αυτήν την έρευνα [5] οι συγγραφείς επιχείρησαν να αναγνωρίσουν τα συναισθήματα των χρηστών συλλέγοντας και αναλύοντας δεδομένα από αισθητήρες κινητών τηλεφώνων. Για να το πετύχουν αυτό, χρησιμοποίησαν τεχνικές μηχανικής μάθησης για την συλλογή, ανάλυση και κατηγοριοποίηση προτύπων της χρήσης κινητών τηλεφώνων. Από αυτά τα δεδομένα, εξήγαγαν 10 χαρακτηριστικά και εφάρμοσαν τον κατηγοριοποιητή Bayesian Network για την αναγνώριση συναισθήματος.
Για την συλλογή των δεδομένων, οι ερευνητές χρησιμοποίησαν διάφορους τύπους αισθητήρων. Αυτοί οι τύποι μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε αισθητήρες συμπεριφοράς και σε αισθητήρες έκφρασης. Η συλλογή πραγματοποιήθηκε με την βοήθεια μιας Android εφαρμογής που ανέπτυξαν, η οποία συλλέγει γραπτά μηνύματα (tweet) κάθε φορά που ο χρήστης ενημερώνει την κατάσταση του στο Twitter και αμέσως ερωτάτε για το συναίσθημα του.
Τα 10 χαρακτηριστικά που επιλέχθηκαν ήταν αυτά με υψηλότερη συσχέτιση με τα συναισθήματα. Τα πιο σημαντικά από αυτά ήταν η ταχύτητα πληκτρολόγησης, το μήκος του κειμένου, η κίνηση της συσκευή και η τοποθεσία. Ο κατηγοριοποιητής Bayesian Network κατηγοριοποιεί τα δεδομένα σε 7 τύπους συναισθημάτων: χαρά, έκπληξη, θυμό, απέχθεια, λύπη, φόβο, και ουδετερότητα.
Τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης έδειξαν ακρίβεια 67.52% για τα 7 συναισθήματα. Για τα συναισθήματα χαρά, έκπληξη, και ουδετερότητα, τα αποτελέσματα της έρευνας εμφανίζονταν καλύτερα σε σύγκριση με τυχαία δεδομένα. Το ίδιο παρατηρήθηκε και για τα συναισθήματα θυμό και απέχθεια.

«Identifying Emotional States using Keystroke Dynamics» - 2011

Οι ερευνητές σε αυτήν τη μελέτη [6] επιχείρησαν να ανιχνεύσουν τις συναισθηματικές καταστάσεις των χρηστών μέσω του ρυθμού πληκτρολόγησης τους σε κοινό πληκτρολόγιο του υπολογιστή. Για τον προσδιορισμό της συναισθηματικής κατάστασης μέσω της δυναμικής πληκτρολόγησης, συγκεντρώθηκαν δεδομένα πληκτρολογήσεων από την καθημερινή δραστηριότητα του χρήστη ηλεκτρονικού υπολογιστή και με πρόσθετες πληκτρολογήσεις συγκεκριμένων κειμένων. Χρησιμοποιώντας μια δειγματοληπτική προσέγγιση, οι χρήστες επεσήμαναν τα δεδομένα πληκτρολόγησης τους με 15 συναισθηματικές καταστάσεις.
Από τα δεδομένα πληκτρολόγησης, τα χαρακτηριστικά που εξήγαγαν οι ερευνητές αφορούσαν κυρίως την διάρκεια και την καθυστέρηση πληκτρολόγησης. Για την ταξινόμηση χρησιμοποίησαν δέντρα απόφασης για τις 15 συναισθηματικές καταστάσεις. Μοντελοποίησαν επιτυχώς έξι συναισθηματικές καταστάσεις, συμπεριλαμβανομένων των εμπιστοσύνη, δισταγμό, νευρικότητα, χαλάρωση, λύπη και κούραση, με ακρίβεια που κυμαίνεται από 77,4% σε 87,8%.
Για την συλλογή δεδομένων, ζητήθηκε από τους χρήστες να πραγματοποιούν τις καθημερινές τους δραστηριότητες στον ηλεκτρονικό υπολογιστή και περιοδικά να καταγράφουν την συναισθηματική τους κατάσταση την στιγμή ακριβώς που πληκτρολογούν. Ο κάθε χρήστης είχε εγκατεστημένη στον προσωπικό του υπολογιστή μια εφαρμογή που συνέλεξε τα δεδομένα πληκτρολόγησης. Η διαδικασία συλλογής διήρκεσε τέσσερις εβδομάδες.
Μερικά από τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν για την κατηγοριοποίηση ήταν ο χρόνος πίεσης και επιστροφής του πλήκτρου και η διάρκεια ενός γεγονότος. Επίσης, ένα ακόμα χαρακτηριστικό ήταν η διάρκεια ανάμεσα στην πίεση και επιστροφή του πλήκτρου. Τέλος, σημαντικό χαρακτηριστικό ήταν και ο χρόνος ανάμεσα στην πληκτρολόγηση δύο διαφορετικών πλήκτρων.
Τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης έδειξαν ότι η δυναμική πληκτρολόγηση μπορεί να ταξινομηθεί σε τουλάχιστον δύο από τα επτά επίπεδα συναισθηματικών καταστάσεων (εμπιστοσύνη, διστακτικότητα, νευρικότητα, χαλάρωση, λύπη, και κούραση). Επιπλέον, οι συγγραφείς αναφέρουν ότι εντόπισαν ακόμη δύο συναισθήματα (οργή, ενθουσιασμό) που μπορούν να αναγνωριστούν από την δυναμική πληκτρολόγηση.

«MoodScope: Building a Mood Sensor from Smartphone Usage Patterns» - 2013

Σε αυτήν την έρευνα [7] οι συγγραφείς παρουσιάζουν την δημιουργία ενός αισθητήρα που μετράει την ψυχική κατάσταση των χρηστών και αναγνωρίζει την διάθεση τους από τα πρότυπα χρήσης των κινητών τηλεφώνων τους. Τα κινητά τηλέφωνα παρέχουν πολλές πληροφορίες για τον χρήστη, όπως το που βρίσκεται, με ποιον επικοινωνεί, ποιες εφαρμογές χρησιμοποιεί. Επιπλέον, οι χρήστες χρησιμοποιούν το κινητό τηλέφωνο τους διαφορετικά ανάλογα με την κατάσταση της διάθεσης τους. Λαμβάνοντας αυτήν την πληροφορία, το MoodScope μαθαίνει πληροφορίες για τον χρήστη και τη συσχέτιση του με το κινητό τηλέφωνο σε συγκεκριμένες ψυχολογικές καταστάσεις.
Στην έρευνα για την συλλογή δεδομένων συμμετείχαν 32 άτομα και διήρκεσε 2 μήνες. Οι συμμετέχοντας εγκατέστησαν την εφαρμογή στο κινητό τους τηλέφωνο, η οποία

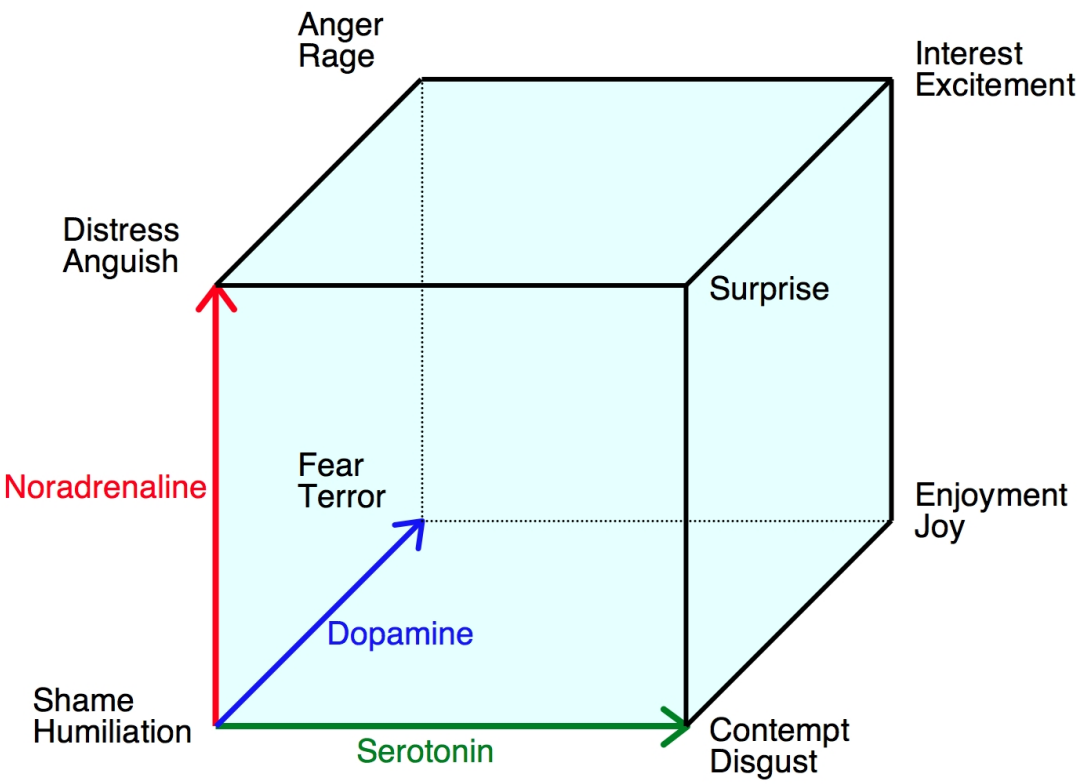
λειτουργούσε στο παρασκήνιο και συνέλεγε δεδομένα από την καθημερινή χρήση των συμμετεχόντων. Τα χαρακτηριστικά που χρησιμοποιήθηκαν στην έρευνα ήταν οι κλήσεις, τα γραπτά μηνύματα, η αλληλογραφία, το ιστορικό αναζήτησης, η χρήση εφαρμογών και η τοποθεσία του χρήστη.
Αρχικά, οι ερευνητές εκτέλεσαν γραμμική παλινδρόμηση για κάθε διάσταση της διάθεσης χωρίς να πραγματοποιήσουν αλλαγές στα δεδομένα. Για την αξιολόγηση του αλγορίθμου χρησιμοποίησαν Leave-One-Out-Cross-Validation (LOOCV). Η LOOCV χρησιμοποιεί μία μόνο παρατήρηση από το αρχικό δείγμα ως δεδομένο επικύρωσης και τις υπόλοιπες παρατηρήσεις ως δεδομένα εκπαίδευσης. Η ακρίβεια που πέτυχαν έφτασε τα 73%. Στην συνέχεια, χρησιμοποίησαν Sequential Forward Selection (SFS), όπου η SFS είναι μια τεχνική που επιλέγονται από τα δεδομένα τα περισσότερο αντιπροσωπευτικά χαρακτηριστικά, μειώνοντας έτσι τη διαστασιολόγηση του πίνακα. Η τεχνική αυτή βελτίωσε την ακρίβεια της παλινδρόμησης. Έπειτα, δημιούργησαν ένα προσωπικό μοντέλο, εκτέλεσαν παλινδρόμηση για κάθε ένα από τα χαρακτηριστικά των χρηστών και η ακρίβεια ήταν ιδιαίτερα υψηλή. Όμως, για να αποφευχθεί ο μεγάλος χρόνος εκπαίδευσης για κάθε ένα χρήστη, δημιούργησαν ένα μοντέλο που εμπεριέχει ένα σύνολο από τα δεδομένα. Εκτέλεσαν πολλαπλή γραμμική παλινδρόμηση με ακρίβεια στο 66%. Τέλος, έφτιαξαν ένα υβριδικό μοντέλο όπου συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των δύο τελευταίων μοντέλων (μεγάλη ακρίβεια και χωρίς εκπαίδευση). Η ακρίβεια αυτού το μοντέλου έφτασε το 75%.

2.2 Συναισθήματα

Οι άνθρωποι είμαστε πολύ συναισθηματικά όντα. Αγαπάμε και μισούμε. Μπορούμε να βιώσουμε στιγμές θλίψης ή στιγμές χαράς και έκστασης. Νιώθουμε ντροπή και ενοχή. Οι άνθρωποι είναι τα μοναδικά όντα στην φύση που έχουν την τάση να είναι τόσο συναισθηματικά. Φυσικά, και άλλα όντα μπορούν να είναι πολύ συναισθηματικά, αλλά κατά τη διάρκεια της εξέλιξης του ανθρώπου, η φύση συνέβαλε στην νευροανατομία των προγόνων μας και έκανε τον Homo sapiens πιο συναισθηματικό από οποιοδήποτε άλλο ον στη γη.
Για να μπορέσουμε να ορίσουμε τι είναι συναίσθημα θα πρέπει πρώτα να διευκρινιστούν τρεις στενά συνδεδεμένοι όροι: ***affect***, ***emotion*** και ***motion***.
Ο όρος *affect* είναι ένας γενικός όρος και περιλαμβάνει και τους άλλους δύο όρους *emotion* και *motion* [8]. Τα συναισθήματα(emotion) είναι έντονες εμπειρίες που απευθύνονται σε κάποιον ή κάτι [9]. Οι διαθέσεις(motion) είναι εμπειρίες που τείνουν να είναι λιγότερο έντονες από τα συναισθήματα και αυτό γιατί συχνά στερούνται κάποιου ερεθίσματος από το περιβάλλον [10].
Τα συναισθήματα είναι αντιδράσεις προς ένα άτομο (π.χ. νιώθουμε ευχαρίστηση όταν βλέπουμε ένα φίλο) ή προς ένα συμβάν (π.χ. να αισθανθούμε θυμωμένοι με έναν αγενή πελάτη). Δείχνουμε τα συναισθήματά μας όταν είμαστε "χαρούμενοι για κάτι, θυμωμένοι με κάποιον ή νιώθουμε φόβο για κάτι." Οι διαθέσεις, αντιθέτως, δεν απευθύνονται συνήθως σε ένα άτομο ή ένα γεγονός. Ωστόσο τα συναισθήματα μπορούν να μετατραπούν σε διαθέσεις όταν χάσουμε την εστίαση από το συμβάν ή το αντικείμενο το οποίο προκάλεσε το συναίσθημα. Επίσης, σε αντίθεση με τις διαθέσεις, τα συναισθήματα τείνουν να αποκαλύπτονται περισσότερο με τις εκφράσεις του προσώπου (θυμός, απέχθεια).

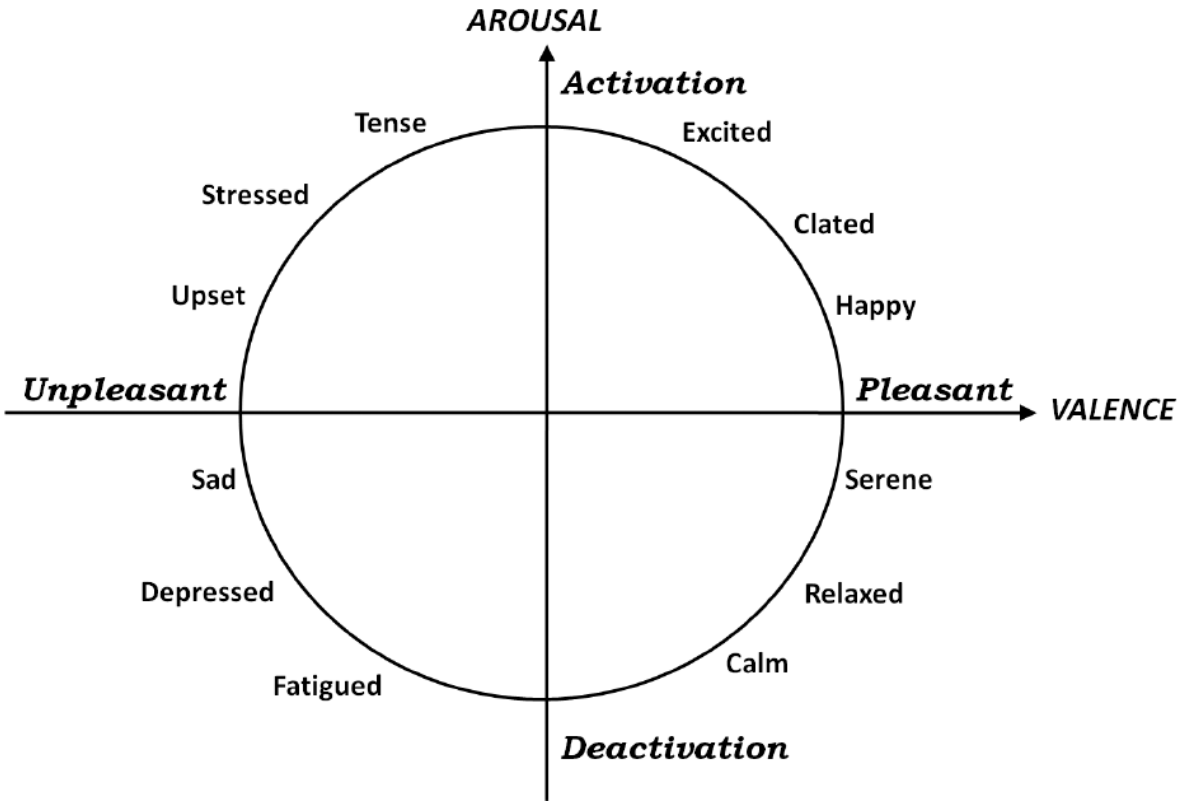
Τα συναισθήματα κατηγοριοποιούνται είτε σε διακριτές βασικές κατηγορίες είτε σε άξονες με διάφορες διαστάσεις.
Η κατηγοριοποίηση των συναισθημάτων σε διακριτές κατηγορίες έχει μελετηθεί από πολλούς ερευνητές. Ο Ekman [11] ορίζει ως βασικά συναισθήματα τ*ον θυμό, την απέχθεια, την απόλαυση, τον φόβο, την λύπη και την έκπληξη*, σχήμα 2.2.1. Αυτά τα συναισθήματα είναι γνωστά, και οι περισσότεροι άνθρωποι κατανοούν εύκολα ποιο συναίσθημα νιώθουν και πώς αυτά εκφράζονται.
Μια άλλη λίστα συναισθημάτων συνέταξε ο Tomkins [12], ορίζοντας τα εννέα βασικά συναισθήματα *ενδιαφέρον, χαρά, έκπληξη, αγωνία, φόβο, ντροπή, περιφρόνηση, θυμό και απέχθεια*. Η λίστα του Tomkins αποτελεί τη βάση μιας πιο πρόσφατης έρευνας σχετικά με τη σύνδεση μεταξύ συναισθημάτων από τον Lövheim [13], σχήμα 2.2.2. Παρόλο που οι επιλογές αυτές φαίνονται μάλλον περιορισμένες, καλύπτουν ένα αρκετά μεγάλο μέρος των συναισθηματικών καταστάσεων που μπορεί να αντιμετωπίσει κάποιος.

Σχήμα 2.2.1: Βασικά συναισθήματα κατά τον Ekman



Σχήμα 2.2.2: Η σύνδεση μεταξύ συναισθημάτων από τον Lövheim

Ένα μοντέλο συναισθημάτων βασισμένο σε διαστάσεις προτάθηκε από τον Russell [14]. Ονομάζεται “A Circumplex model of affect” και επιδιώκει να μοντελοποιήσει τα διαφορετικά είδη συναισθημάτων σε ένα δισδιάστατο γράφημα. Το σχήμα 2.2.3 δείχνει ένα απλό σχέδιο της κύριας ιδέας, χρησιμοποιώντας τις δύο διαστάσεις. Αυτές οι δύο διαστάσεις έχουν δείξει ότι φέρουν την πλειοψηφία των πληροφοριών που σχετίζονται με την αντιληπτή διαφορά μεταξύ των διαφόρων συναισθημάτων.

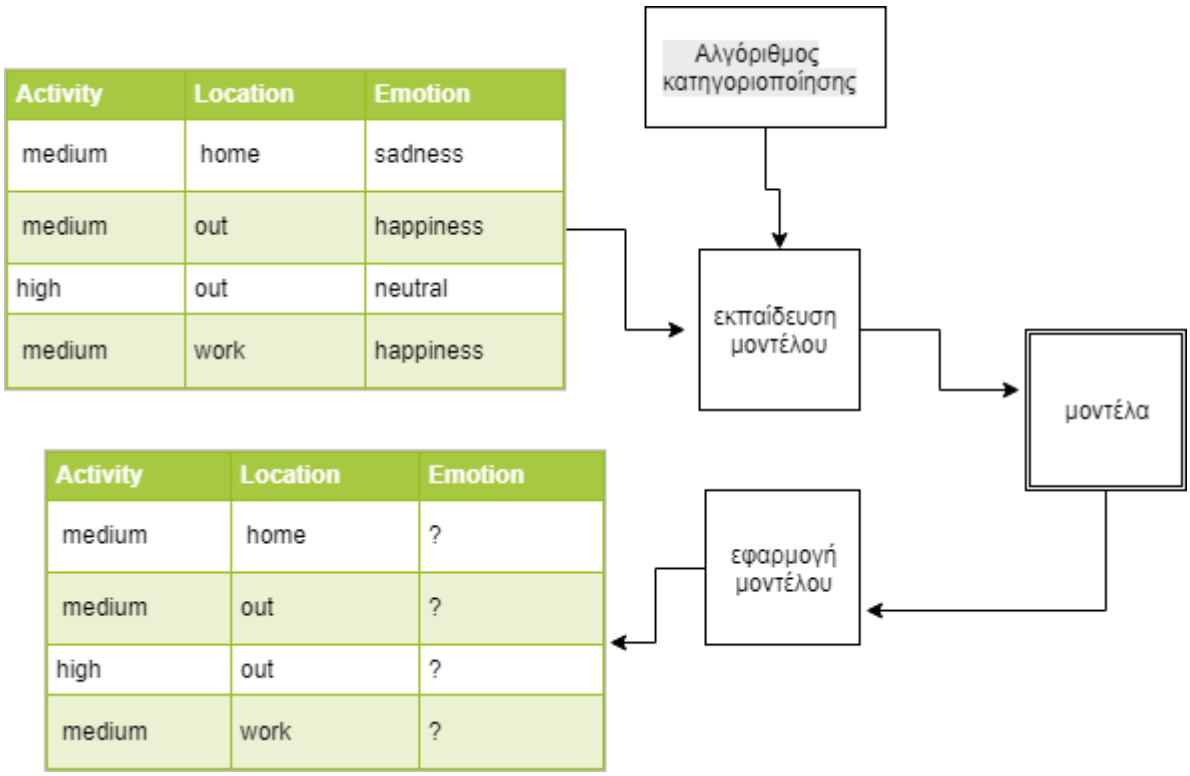


Σχήμα 2.2.3: A Circumplex model of affect από τον Russell

2.3 Κατηγοριοποίηση

Η κατηγοριοποίηση είναι μια συστηματική προσέγγιση για την δημιουργία μοντέλων από ένα σύνολο δεδομένων εισόδου [15]. Παραδείγματα κατηγοριοποιητών είναι τα δέντρα απόφασης, τα νευρωνικά δίκτυα, οι support vector machines και ο naive Bayes. Κάθε τεχνική κατηγοριοποίησης χρησιμοποιεί έναν αλγόριθμο μάθησης για να καθορίσει το μοντέλο που δημιουργεί την καλύτερη συσχέτιση ανάμεσα στα χαρακτηριστικά και στην κλάση των δεδομένων εισόδου. Το μοντέλο που δημιουργήθηκε από ένα αλγόριθμο μάθησης θα πρέπει να προβλέπει σωστά την κλάση νέων εγγραφών. Είναι σημαντικό ο αλγόριθμος μάθησης να γεννά αλγορίθμους που να μπορούν να προβλέψουν σωστά την κλάση των εγγραφών που δεν γνωρίζει.

Στο σχήμα 2.3.1 παρουσιάζεται μια γενική απεικόνιση για την επίλυση προβλημάτων κατηγοριοποίησης. Αρχικά, το σύνολο εκπαίδευσης αποτελείται από εγγραφές όπου η κλάση τους είναι γνωστή και πρέπει να προβλεφθεί. Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιείται για να δημιουργήσει το μοντέλο κατηγοριοποίησης, το οποίο εφαρμόζεται στο σύνολο δοκιμής, το οποίο αποτελείται από εγγραφές με άγνωστη κλάση.



Σχήμα 2.3.1: Επίλυση προβλήματος κατηγοριοποίησης

2.3.1 Αξιολόγηση μοντέλου κατηγοριοποίησης

Η αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου κατηγοριοποίησης βασίζεται στον αριθμό των σωστών και λανθασμένων ταξινομημένων εγγραφών του συνόλου δοκιμής που προέβλεψε το μοντέλο. Αυτές οι μετρήσεις συνοψίζονται στην μήτρα σύγχυσης. Στον πίνακα 2.3.1 παρουσιάζεται μια μήτρα σύγχυσης για δυαδικό πρόβλημα κατηγοριοποίησης.

		Προβλεπόμενη	κλάση
		Κλάση 1	Κλάση 0
Πραγματική	Κλάση 1	α	β
κλάση	Κλάση 0	γ	δ

Πίνακας 2.3.1: Μήτρα σύγχυσης με δυαδική κλάση

Παρά το γεγονός ότι η μήτρα σύγχυσης παρέχει τις πληροφορίες που χρειάζονται για την αξιολόγηση του μοντέλου κατηγοριοποίησης, συγκεντρώνοντας αυτές τις πληροφορίες σε ένα αριθμό θα ήταν περισσότερο βολικό για την σύγκριση της απόδοσης μεταξύ διαφορετικών μοντέλων. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιούμε μετρικές απόδοσης όπως η ακρίβεια που δίνεται από τον τύπο 2.3.1.1 και το ποσοστό σφάλματος που δίνεται από τον τύπο 2.3.1.2.

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{Αριθμός σωστών προβλέψεων}}{\text{Συνολικός αριθμός προβλέψεων}} = \frac{\alpha+\delta}{\alpha+\beta+\gamma+\delta} \quad (2.3.1.1)$$

$$\text{Ποσοστό σφάλματος} = \frac{\text{Αριθμός λανθασμένων προβλέψεων}}{\text{Συνολικός αριθμός προβλέψεων}} = \frac{\beta+\gamma}{\alpha+\beta+\gamma+\delta} \quad (2.3.1.2)$$

Η **ακρίβεια** υπολογίζεται από το ποσοστό των σωστών προβλέψεων σε σχέση με τον συνολικό αριθμό των παραδειγμάτων. Η σωστή πρόβλεψη σημαίνει παραδείγματα όπου η τιμή του χαρακτηριστικού πρόβλεψης είναι ίση με την τιμή του χαρακτηριστικού της ετικέτας.

Η **ακρίβεια μιας κλάσης(precision)** υπολογίζεται λαμβάνοντας τις σωστές προβλέψεις της τιμής μιας ετικέτας σε σχέση με τις συνολικές προβλέψεις για την ίδια τιμή ετικέτας (σωστές προβλέψεις + λάθος προβλέψεις).

Η **ανάκληση μιας κλάσης(recall)** υπολογίζεται λαμβάνοντας τις σωστές προβλέψεις της τιμής μιας ετικέτας σε σχέση με το σύνολο των πραγματικών παραδειγμάτων με την ίδια τιμή ετικέτας (σωστές προβλέψεις + παραλειπόμενα παραδείγματα).

Ο συντελεστής **Cohen's Kappa** είναι μια μετρική που συγκρίνει την παρατηρούμενη ακρίβεια με την αναμενόμενη ακρίβεια. [16] Ο συντελεστής kappa χρησιμοποιείται όχι μόνο για την αξιολόγηση ενός μόνο ταξινομητή, αλλά και για την αξιολόγηση μεταξύ των ταξινομητών. Ο υπολογισμός της παρατηρούμενης ακρίβειας και της αναμενόμενης ακρίβειας απεικονίζεται εύκολα με τη χρήση μιας μήτρας σύγχυσης. Στην ουσία, ο συντελεστής kappa είναι ένα μέτρο σύγκρισης για τα δεδομένα που ταξινομούνται από τον ταξινομητή αντιστοιχούν στα δεδομένα που χαρακτηρίζονται ως ground truth, ελέγχοντας την ακρίβεια ενός τυχαίου ταξινομητή με την αναμενόμενη ακρίβεια. Η τιμή του συντελεστή **Kappa** δίνεται από τον τύπο 2.3.1.3.

$$\kappa \equiv \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} = 1 - \frac{1 - p_o}{1 - p_e} \quad (2.3.1.3)$$

Οι περισσότεροι αλγόριθμοι ταξινόμησης αναζητούν μοντέλα που επιτυγχάνουν την υψηλότερη απόδοση ή το χαμηλότερο σφάλμα όταν εφαρμόζονται στο σύνολο δοκιμής.

2.3.2 Αλγόριθμοι κατηγοριοποίησης

2.3.2.1 Δέντρα απόφασης

Το δέντρο απόφασης δημιουργεί μοντέλα ταξινόμησης ή παλινδρόμησης με μορφή τη δομή δέντρου [17]. Διαχωρίζει ένα σύνολο δεδομένων σε μικρότερα και μικρότερα υποσύνολα, ενώ παράλληλα αναπτύσσεται προοδευτικά ένα δέντρο απόφασης Το τελικό αποτέλεσμα είναι ένα δέντρο με κόμβους απόφασης και κόμβους φύλλων. Ένας κόμβος απόφασης έχει δύο ή περισσότερους κλάδους. Ο κόμβος φύλλων αντιπροσωπεύει μια κατηγορία ή μια απόφαση. Ο κόμβος απόφασης που βρίσκεται στην κορυφή ενός δέντρου ονομάζεται ρίζα. Τα δέντρα αποφάσεων μπορούν να διαχειριστούν τόσο τα κατηγορηματικά όσο και τα αριθμητικά δεδομένα.

- Αλγόριθμος

Ο αλγόριθμος για τη δόμηση των δέντρων αποφάσεων ονομάζεται ID3, από τον J. R. Quinlan, ο οποίος χρησιμοποιεί μια από πάνω προς τα κάτω αναζήτηση στον χώρο των πιθανών κλάδων χωρίς καμία ανάσχεση. Το ID3 χρησιμοποιεί την Εντροπία και το Κέρδος πληροφορίας για την κατασκευή ενός δέντρου αποφάσεων.

- Εντροπία

Ένα δέντρο απόφασης είναι χτισμένο από πάνω προς τα κάτω από έναν κόμβο ρίζα και περιλαμβάνει τα δεδομένα διαιρεμένα σε υποσύνολα που περιέχουν περιπτώσεις με παρόμοιες τιμές (ομοιογενείς). Ο αλγόριθμος ID3 χρησιμοποιεί την εντροπία για τον υπολογισμό της ομοιογένειας ενός δείγματος. Αν το δείγμα είναι εντελώς ομοιογενές, η εντροπία είναι μηδέν και αν το δείγμα είναι εξίσου διαιρεμένο έχει εντροπία ένα.
Για να δημιουργήσουμε ένα δέντρο απόφασης, χρειάζεται να υπολογίσουμε δύο τύπους εντροπίας.

A. Η εντροπία χρησιμοποιώντας τον πίνακα συχνοτήτων ενός χαρακτηριστικού

$$E(S) = \sum_{i=1}^{c} - p_i \log_2 p_i \qquad (2.3.1.4)$$

B. Η εντροπία χρησιμοποιώντας τον πίνακα συχνοτήτων δύο χαρακτηριστικών

$$E(T, X) = \sum_{c \in X} P(c) E(c) \qquad (2.3.1.5)$$

- Κέρδος πληροφορίας

Το κέρδος πληροφορίας βασίζεται στη μείωση της εντροπίας μετά την διαμέριση ενός συνόλου δεδομένων σε ένα χαρακτηριστικό. Η κατασκευή ενός δέντρου αποφάσεων αφορά

το εύρημα ενός χαρακτηριστικού που επιστρέφει το υψηλότερο κέρδος πληροφορίας (δηλαδή τους πιο ομοιογενείς κλάδους).

2.3.2.2 Naive Bayes

Ο Naive Bayesian ταξινομητής βασίζεται στο θεώρημα του Bayes με τις υποθέσεις ανεξαρτησίας μεταξύ των προγνωστικών [17]. Ένα Naive Bayesian μοντέλο είναι εύκολο να δημιουργηθεί, χωρίς περίπλοκη επαναληπτική παραμετροποίηση γεγονός που το καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμο για πολύ μεγάλα σύνολα δεδομένων. Παρά την απλότητα του, ο Naive Bayesian ταξινομητής δίνει εκπληκτικά καλά αποτελέσματα και χρησιμοποιείται ευρέως επειδή συχνά αποδίδει πιο εξελιγμένες μεθόδους ταξινόμησης.

- Αλγόριθμος

Το θεώρημα Bayes παρέχει έναν τρόπο υπολογισμού της εκ των υστέρων πιθανότητας $P(c|x)$, από $P(c)$, $P(x)$ και $P(x|c)$. Ο ταξινομητής Naive Bayes υποθέτει ότι η επίδραση της τιμής μιας πρόβλεψης (x) σε μια δεδομένη κλάση (c) είναι ανεξάρτητη από τις τιμές άλλων πρόβλεψης. Ο τύπος 2.3.1.6 δίνει την ανεξάρτητη πιθανότητα.

$$P(c \mid x) = \frac{P(x \mid c)P(c)}{P(x)} \qquad (2.3.1.6)$$

- $P(c|x)$ είναι η εκ των υστέρων πιθανότητα της κλάσης που δίνεται πρόβλεψη (χαρακτηριστικό).
- $P(c)$ είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα της κλάσης.
- $P(x|c)$ είναι η πιθανότητα της προβλεπόμενης κατηγορίας πρόβλεψης.
- $P(x)$ είναι η εκ των προτέρων πιθανότητα του πρόβλεψης.

2.3.2.3 Κ κοντινότεροι Γείτονες - k-NN

Ο K-NN (Κ κοντινότεροι γείτονες) είναι ένας απλός αλγόριθμος που αποθηκεύει όλες τις διαθέσιμες περιπτώσεις και ταξινομεί νέες περιπτώσεις με βάση ένα μέτρο ομοιότητας (π.χ. απόσταση) [17]. Ο K-NN έχει χρησιμοποιηθεί στη στατιστική εκτίμηση και την αναγνώριση προτύπων ήδη στις αρχές της δεκαετίας του 1970 ως μη παραμετρική τεχνική.

- Αλγόριθμος

Ένα νέο στοιχείο κατατάσσεται σύμφωνα με την πλειοψηφία των γειτόνων του, δηλαδή το στοιχείο ανατίθεται στην τάξη με τους περισσότερους Κ πλησιέστερους γείτονες, όπου μετριούνται με μια συνάρτηση απόστασης. Εάν Κ = 1, τότε το στοιχείο απλά ανατίθεται στην κατηγορία του κοντινότερου γείτονα.

Οι παρακάτω τύποι είναι συναρτήσεις απόστασης. Ο τύπος 2.3.1.7 είναι ο τύπος της *ευκλείδειας* απόστασης, ο 2.3.1.8 είναι ο τύπος της απόστασης *Manhattan* και ο 2.3.1.9 είναι ο τύπος της απόστασης *Minkowski*.

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{k}(x_i - y_i)^2} \qquad (2.3.1.7)$$

$$\sum_{i=1}^{k}|x_i - y_i| \qquad (2.3.1.8)$$

$$\left(\sum_{i=1}^{k}(|x_i - y_i|)^q\right)^{1/q} \qquad (2.3.1.9)$$

Τα τρία μέτρα απόστασης που αναφέρθηκαν παραπάνω, ισχύουν μόνο για συνεχείς μεταβλητές. Στην περίπτωση κατηγορικών μεταβλητών πρέπει να χρησιμοποιηθεί η απόσταση Hamming. Επίσης ενδείκνυται σε περιπτώσεις τυποποίησης αριθμητικών μεταβλητών μεταξύ 0 και 1 όταν υπάρχει ένα μείγμα αριθμητικών και κατηγορικών μεταβλητών στο σύνολο δεδομένων. Παρακάτω υπάρχει ο τύπος 2.3.1.10 είναι της απόστασης Hamming.

$$D_H = \sum_{i=1}^{k}|x_i - y_i| \qquad (2.3.1.10)$$

$$x = y \Rightarrow D = 0$$
$$x \neq y \Rightarrow D = 1$$

X	Y	Distance
Male	Male	0
Male	Female	1

Η επιλογή της βέλτιστης τιμής για το K γίνεται καλύτερα με την πρώτη επισκόπηση των δεδομένων. Γενικά, μια μεγάλη τιμή K είναι ακριβέστερη καθώς μειώνει το συνολικό θόρυβο αλλά δεν υπάρχει εγγύηση. Η Cross-validation είναι ένας άλλος τρόπος για τον εκ των υστέρων προσδιορισμό μιας καλής τιμής K χρησιμοποιώντας ένα ανεξάρτητο σύνολο δεδομένων για την επικύρωση της τιμής K. Γενικά, η βέλτιστη τιμή του K για τα περισσότερα σύνολα δεδομένων είναι μεταξύ 3-10. Αυτό παράγει πολύ καλύτερα αποτελέσματα από το 1NN.

Κεφάλαιο 3

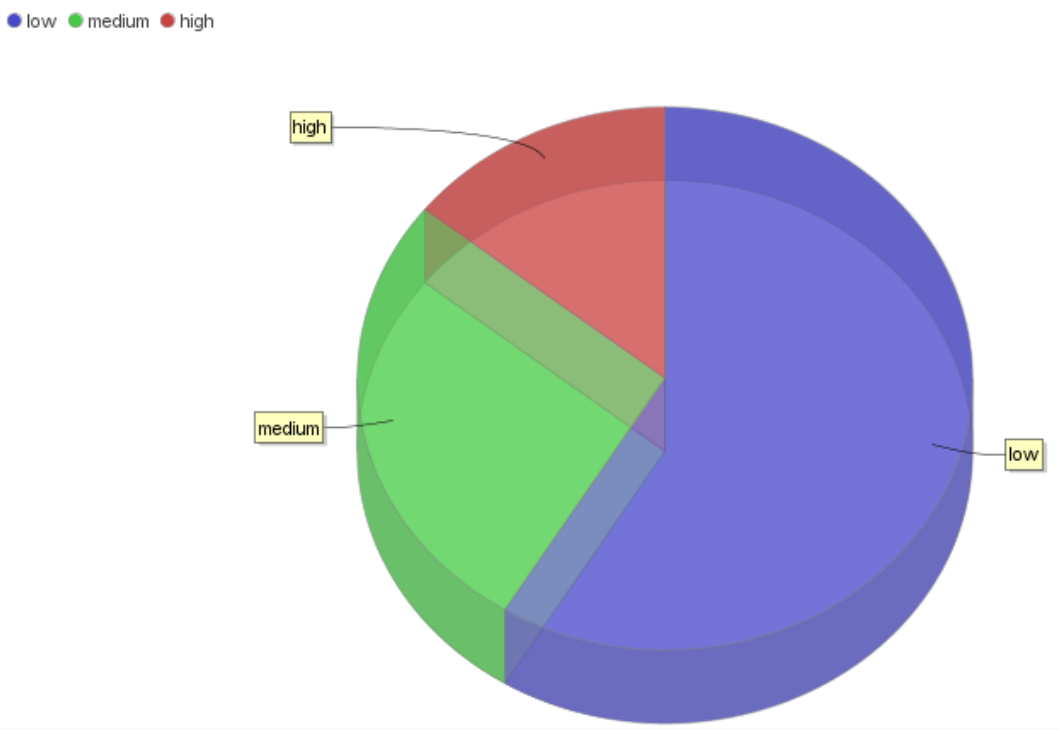
Ανάλυση δεδομένων και Εργαλεία ανάλυσης

3.1 Ανάλυση δεδομένων

Σε αυτήν την υποενότητα παρουσιάζονται αναλυτικά τα δεδομένα της έρευνας. Αναλύονται οι τιμές που λαμβάνουν τα χαρακτηριστικά και αναφέρονται οι παράμετροι που συνυπολογίστηκαν για την επιλογή αυτών των τιμών. Στην συνέχεια, αναλύεται το εργαλείο μηχανικής μάθησης Rapidminer και τέλος παρουσιάζεται πως υλοποιήθηκε και χρησιμοποιήθηκε η εφαρμογή Microsoft Emotion API.

3.1.1 Δραστηριότητα

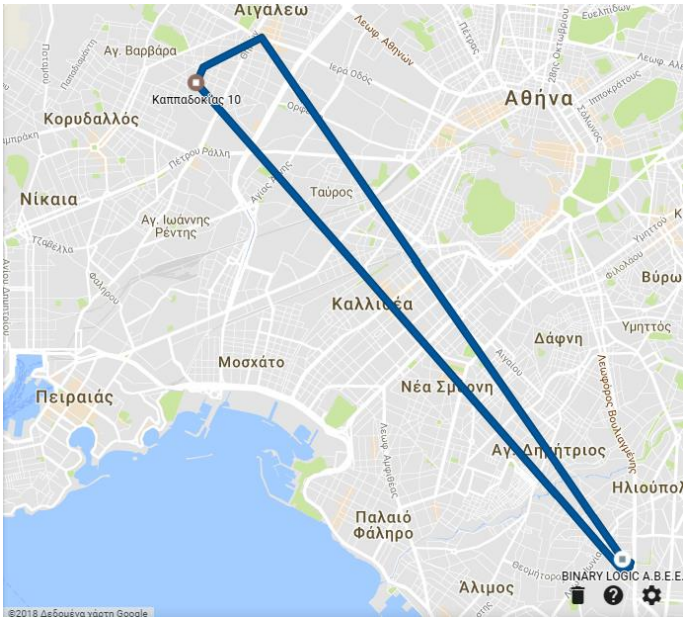
Η δραστηριότητα των συμμετεχόντων λαμβάνει τρεις ποιοτικές τιμές {‘Low’, ‘Medium’, ‘High’}. Ο υπολογισμό της κάθε τιμής προκύπτει από έναν συνδυασμό τριών παραγόντων. Αυτοί οι παράγοντες καταγράφηκαν για κάθε άτομο από την εφαρμογή Google fit. Ο πρώτος παράγοντας είναι η απόσταση που μετακινήθηκε κάποιος σε μια μέρα. Ο δεύτερος παράγοντας είναι ο αριθμός των βημάτων που περπάτησε. Και ο τρίτος και τελευταίος παράγοντας είναι η δηλωθείσα δραστηριότητα του συμμετέχοντα, δηλαδή αν έχει εισάγει στην εφαρμογή το είδος εκγύμνασης, για παράδειγμα ποδηλασία, ορειβασία, τρέξιμο κ. α.
Στο διάγραμμα 3.1.1.1 παρουσιάζεται η γραφική αναπαράσταση των δεδομένων δραστηριότητας.



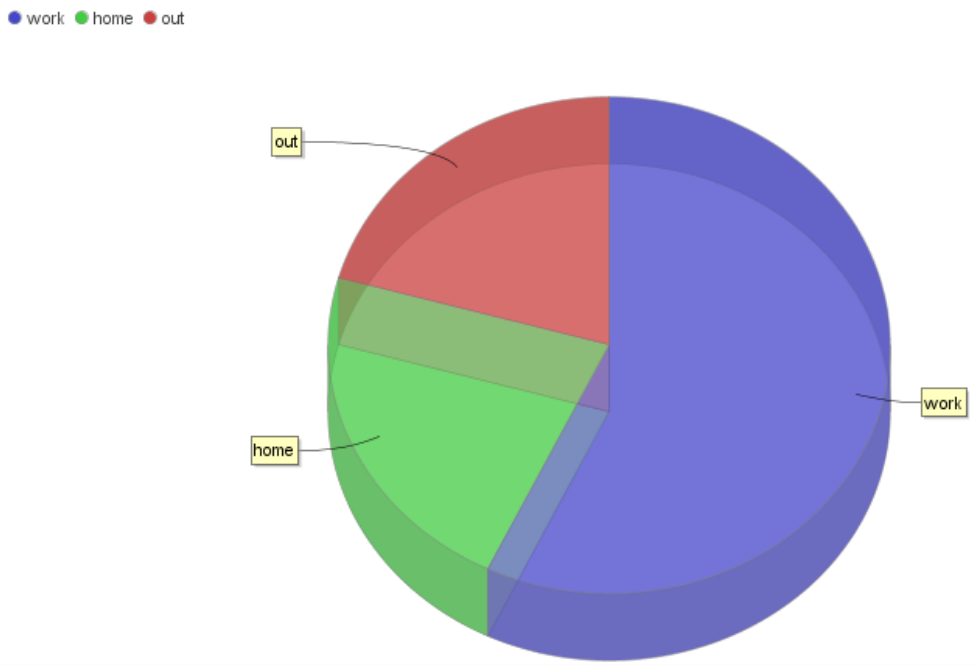
Διάγραμμα 3.1.1.1: Δεδομένα δραστηριότητας

3.1.2 Τοποθεσία

Τα δεδομένα της τοποθεσίας των συμμετεχόντων τα παρέχει η Google maps, δεδομένου ότι τα κινητά τηλέφωνα των συμμετεχόντων είναι Android συσκευές και η Google maps είναι προεγκατεστημένη σε κάθε συσκευή. Οι τρεις ποιοτικές τιμές που λαμβάνει είναι {'Work', 'Home', 'Leisure'}. Αποδόθηκε τιμή στην τοποθεσία επιλέγοντας εκείνη όπου το άτομο που συμμετείχε στην έρευνα πέρασε το μεγαλύτερο χρονικό διάστημα μεταξύ 10 π.μ. με 9 μ.μ. Για παράδειγμα, τις καθημερινές Δευτέρα έως Παρασκευή οι περισσότεροι συμμετέχοντες ξόδεψαν το μεγαλύτερο μέρος της ημέρας τους στον εργασιακό τους χώρο, σε αντίθεση τα Σαββατοκύριακα που ξόδεψαν τον χρόνο τους σε κάποιον εξωτερικό χώρο π.χ. ψώνια, διασκέδαση. Η Google maps δίνει την δυνατότητα να εξάγουμε εύκολα αυτή τη πληροφορία, δεδομένου ότι καταγράφει το χρόνο που είτε παραμένουμε σε μια συγκεκριμένη τοποθεσία είτε βρισκόμαστε εν κινήσει. Παρακάτω στο εικόνα 3.1.2.1 υπάρχει η απεικόνιση της τοποθεσίας ενός συμμετέχοντα στην διάρκεια μιας ημέρας. Στο διάγραμμα 3.1.2.1 παρουσιάζονται τα δεδομένα της τοποθεσίας των συμμετεχόντων.



Εικόνα 3.1.2.1: Καταγραφή κίνησης χρηστών μέσω Google maps

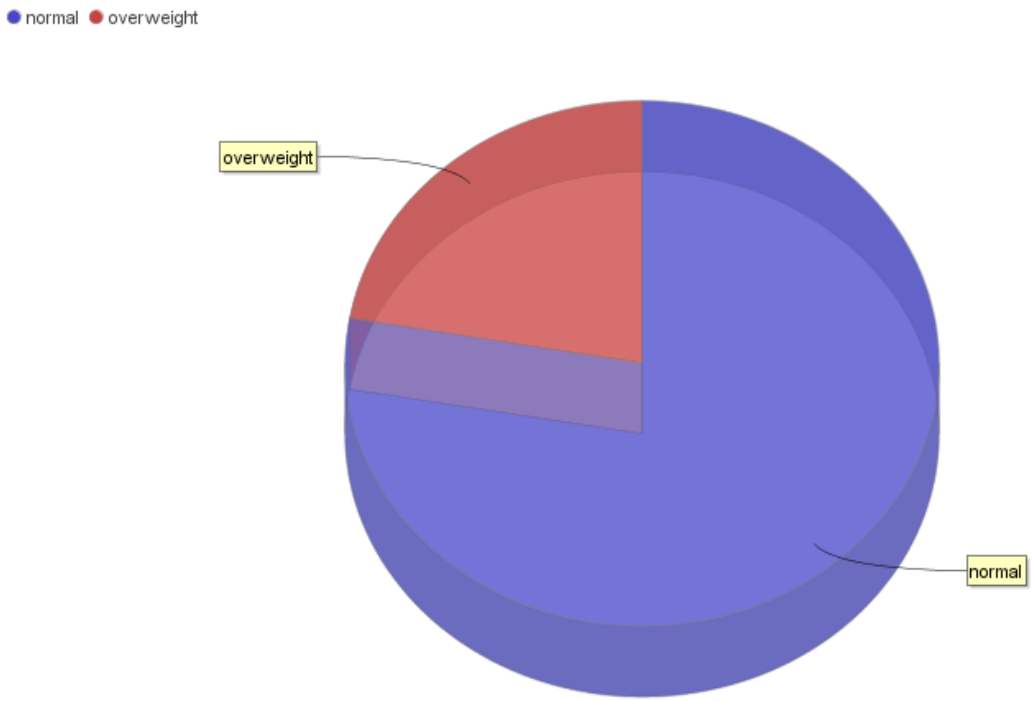


Διάγραμμα 3.1.2.1: Δεδομένα τοποθεσίας

3.1.3 Βάρος - BMI

Ο Δείκτης μάζας σώματος (BMI) είναι μία γενική ιατρική ένδειξη για τον υπολογισμό του βαθμού παχυσαρκίας ενός ατόμου. Η καταγραφή του βάρους και του ύψους έγινε μέσω της εφαρμογής Google fit και έπειτα μετατράπηκε στον δείκτη μάζας σώματος με την βοήθεια του τύπου ΔΜΣ = βάρος(kg) / (ύψος)^2 (m^2). Οι τιμές που λαμβάνει είναι {‘Underweight’,

‘Normal’, ‘Overweight’}. Αν τα αποτελέσματα του δείκτη κυμαίνονται από 16 - 18.5 κατατάσσεται στην τιμή ‘Underweight’, από 18.5 - 25 στην τιμή ‘Normal’ και από 25 και άνω στην τιμή ‘Overweight’. Στο διάγραμμα 3.1.3.1 εμφανίζονται τα δεδομένα για τον δείκτη μάζας σώματος.



Διάγραμμα 3.1.3.1: Δεδομένα BMI

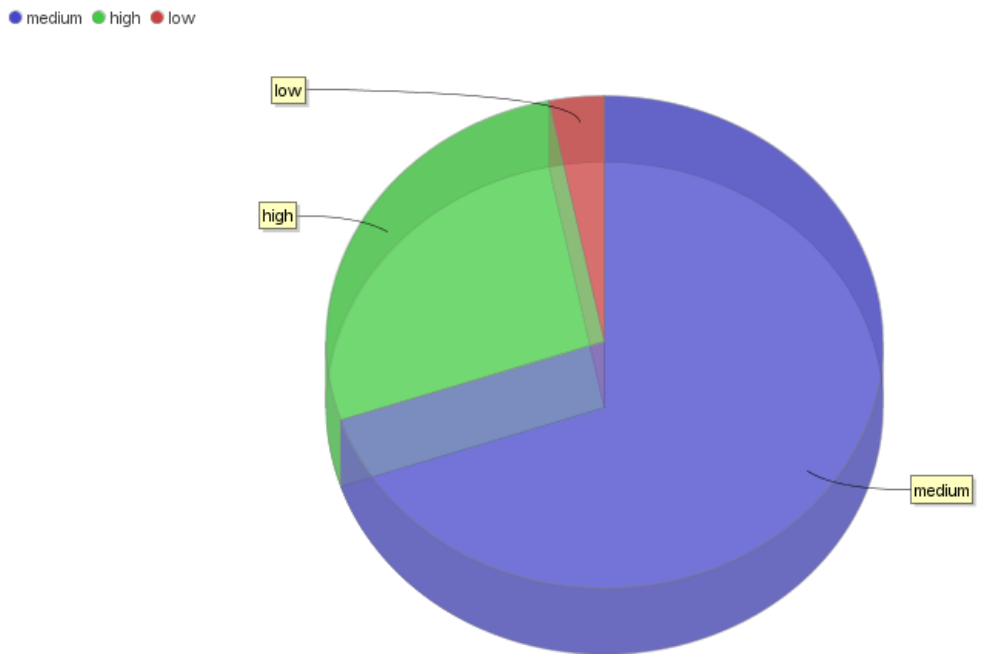
3.1.4 Θερμίδες

Οι θερμίδες χωρίστηκαν σε δύο επιμέρους χαρακτηριστικά. Σε εκείνες που προσλαμβάνει το άτομο και σε εκείνες που καίει ο οργανισμός. Οι θερμίδες που καταναλώθηκαν καταγράφηκαν μέσω της εφαρμογής που δόθηκε στους συμμετέχοντες προς συμπλήρωση, ενώ οι θερμίδες που κάηκαν υπολογίστηκαν μέσω της εφαρμογής Google fit. Οι τιμές και στα δύο χαρακτηριστικά είναι τρεις {‘Low’,’Medium’,’High’}. Σε συνθήκες διατήρησης του φυσιολογικού βάρους, όσες θερμίδες καταναλώνει ο οργανισμός τόσες πρέπει και να καίει. Ο αριθμός των θερμίδων για κάθε άνθρωπο είναι διαφορετικός, καθώς επηρεάζεται από τον μεταβολισμό, την φυσική κατάσταση και την δραστηριότητα του ατόμου. Ωστόσο, υπάρχει ένας γενικός κανόνας που καθορίζει τον αριθμό αυτό και παρουσιάζεται στον πίνακα 3.1.4.

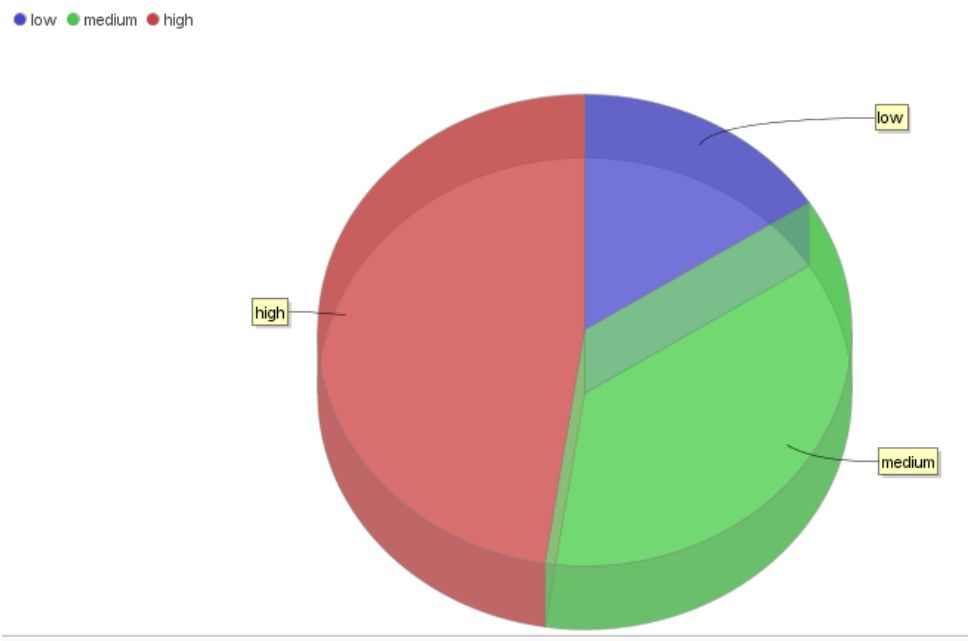
Φύλο	Ηλικία	Χαμηλό	Μέτριο	Υψηλό
Γυναίκες	19-30	2.000	2.000-2.200	2.200
Άνδρες	19-30	2.400	2.600-2.800	2.800

Πίνακας 3.1.4: Γενικός κανόνας πρόσληψης θερμίδων
Πηγή: HHS/USDA Dietary Guidelines for Americans

Τα παρακάτω διαγράμματα 3.1.4.1 και 3.1.4.2 δίνουν την γραφική απεικόνιση των δεδομένων για τα χαρακτηριστικά 'θερμίδες που προσλαμβάνει ο οργανισμός' και 'θερμίδες που καίει ο οργανισμός'.



Διάγραμμα 3.1.4.1: Δεδομένα θερμίδων πρόσληψης



Διάγραμμα 3.1.4.2: Δεδομένα θερμίδων που κάηκαν

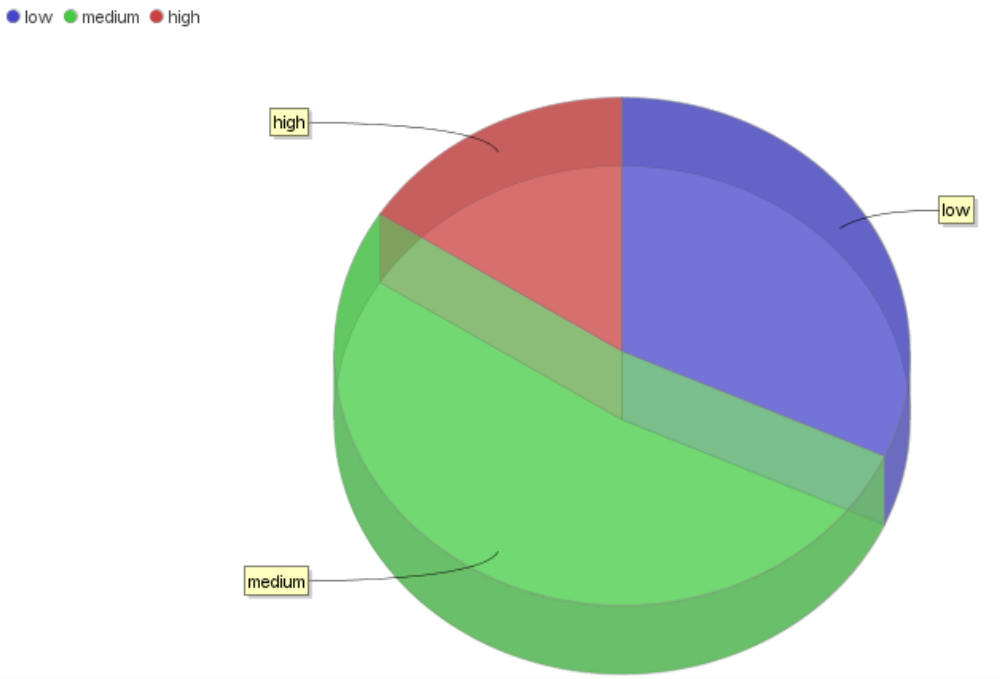
3.1.5 Νερό

Είναι γνωστό ότι η κατανάλωση νερού είναι ευεργετική για τον ανθρώπινο οργανισμό. Οι καθημερινές ανάγκες ενός ατόμου σε νερό ποικίλουν και εξαρτώνται σε μεγάλο βαθμό από τις συνθήκες ζωής του, αλλά και από τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του οργανισμού του. Στον πίνακα παρουσιάζονται οι τιμές κατανάλωσης νερού σε λίτρα για γυναίκες και άντρες άνω των 19 ετών.

Φύλο	Ηλικία	Χαμηλό	Φυσιολογικό	Υψηλό
Γυναίκες	19+	> 2.0 λίτρα	2.0 - 2.2 λίτρα	< 2.2 λίτρα
Άνδρες	19+	> 2.8 λίτρα	2.8 - 3.0 λίτρα	< 3.0 λίτρα

Πίνακας 3.1.5: Γενικός κανόνας πρόσληψης νερού
Πηγή: “Dietary Reference Intakes for Water Potassium, Sodium, Chloride and Sulfce”, Washington DC, The national academy press

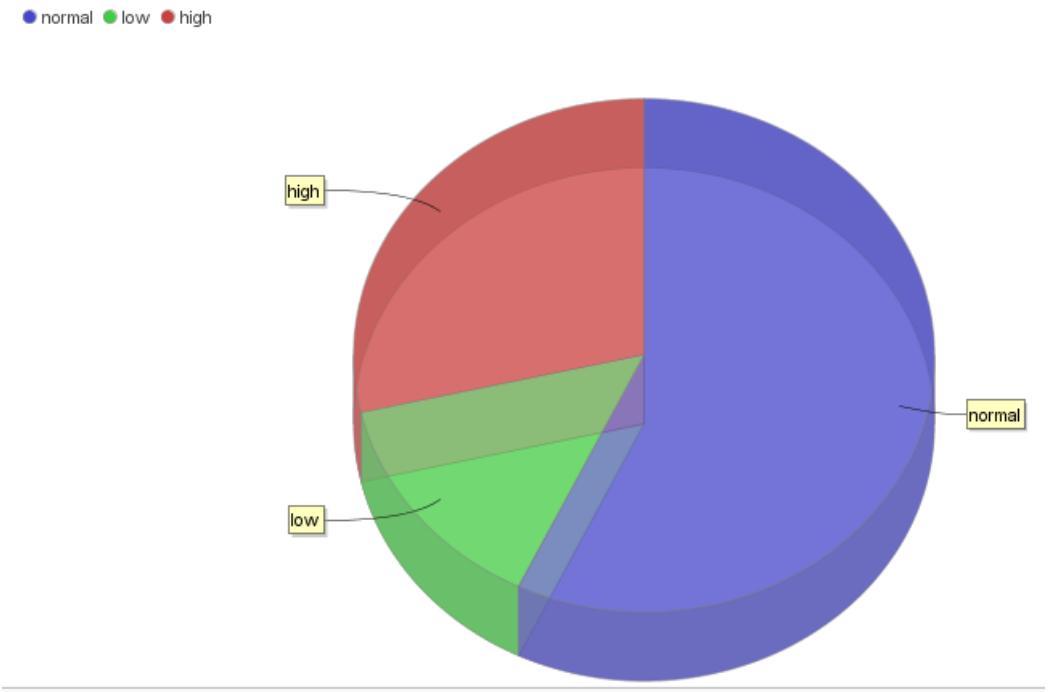
Στο διάγραμμα 3.1.5.1 υπάρχουν τα δεδομένα που ανήκουν στο χαρακτηριστικό ‘πρόσληψη νερού’.



Διάγραμμα 3.1.5.1: Δεδομένα για το χαρακτηριστικό ‘νερό’

3.1.6 θερμοκρασία

Τα ακραία καιρικά φαινόμενα και οι έντονες μεταβολές της θερμοκρασίας επηρεάζουν την ψυχολογική κατάσταση των ανθρώπων. Οι τιμές που λαμβάνει αυτό το χαρακτηριστικό είναι {‘Low’, ‘Normal’, ‘High’}. Οι ημέρες όπου η θερμοκρασία ήταν ίση με εκείνη που θεωρείται φυσιολογική για την εποχή κατατάχθηκαν στην τιμή normal. Σε περίπτωση που ήταν 4 βαθμούς κάτω από τα φυσιολογικά επίπεδα κατατάχθηκαν στην τιμή low. Ανάλογα εκείνες οι μέρες με θερμοκρασία πάνω από 4 βαθμούς από το φυσιολογικό για την εποχή θεωρήθηκε ότι κατατάσσεται στην τιμή high. Στο διάγραμμα 3.1.6.1 παρουσιάζονται τα δεδομένα για το χαρακτηριστικό ‘θερμοκρασία’.



Διάγραμμα 3.1.6.1: Δεδομένα θερμοκρασίας

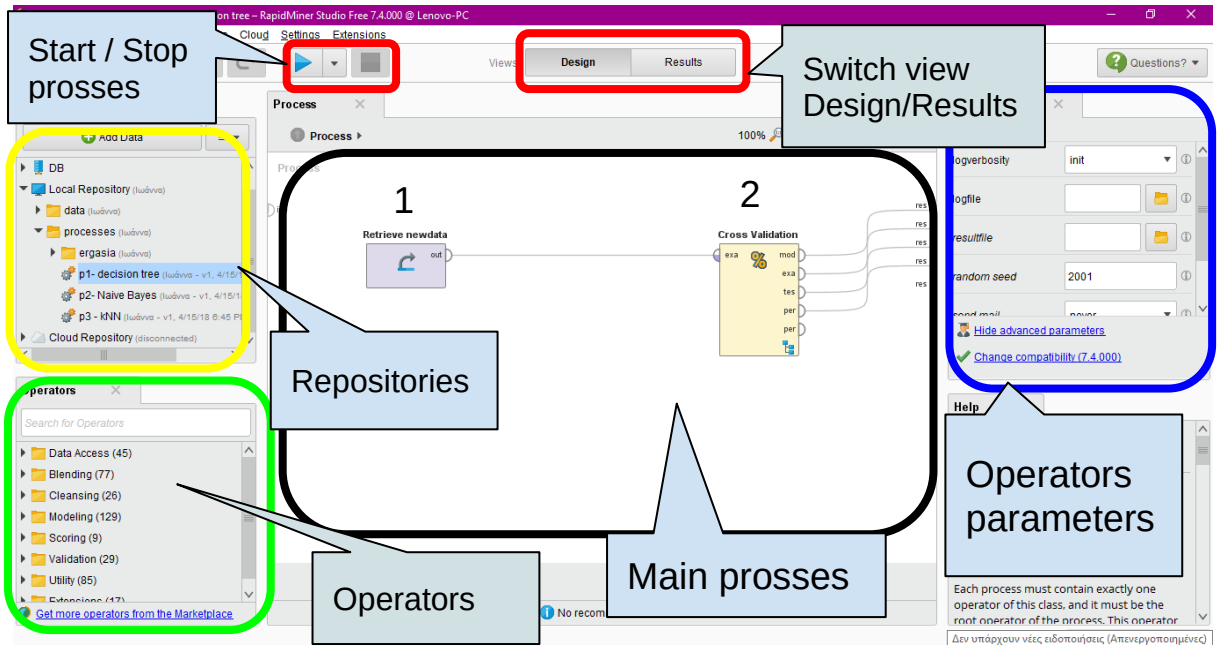
3.1.7 Συναίσθημα

Οι τιμές για το χαρακτηριστικό συναισθήματα προέρχονται από τα αποτελέσματα της εφαρμογής Microsoft Emotion API. Λαμβάνει τις ποιοτικές τιμές { 'happiness', 'neutral', 'sadness', 'disgust', 'fear', 'surprise' }. Επιλέχθηκε για κάθε φωτογραφία εκείνο το συναίσθημα όπου η εφαρμογή έδωσε την μεγαλύτερη τιμή, δηλαδή το συναίσθημα που ανιχνεύθηκε ότι είναι το επικρατέστερο.

3.2 RapidMiner

Το *RapidMiner* [18] είναι μια πλατφόρμα λογισμικού για ανάλυση δεδομένων που αναπτύχθηκε από την ομώνυμη εταιρεία και παρέχει ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον για την προετοιμασία δεδομένων, την μηχανική μάθηση, την εξόρυξη δεδομένων και την ανάλυση προγνωστικών. Χρησιμοποιείται για επιχειρηματικές και εμπορικές εφαρμογές καθώς και για έρευνα, εκπαίδευση, κατάρτιση, ταχεία ανάπτυξη πρωτοτύπων και ανάπτυξη εφαρμογών και υποστηρίζει όλα τα στάδια της διαδικασίας μηχανικής μάθησης, συμπεριλαμβανομένης της προετοιμασίας δεδομένων, της απεικόνισης των αποτελεσμάτων, της επικύρωσης του μοντέλου και της βελτιστοποίησης. [19]
Το RapidMiner χρησιμοποιεί ένα μοντέλο πελάτη / εξυπηρετητή με τον εξυπηρετητή να προσφέρεται είτε ως δημόσια είτε ως ιδιωτική υποδομή cloud. [20]
Το RapidMiner παρέχει μια προηγμένη αναλυτική λύση μέσω πλαισίων που βασίζονται σε πρότυπα, τα οποία επιταχύνουν την παράδοση και μειώνουν τα λάθη, σχεδόν εξαλείφοντας την ανάγκη για γραφή κώδικα. Το RapidMiner παρέχει διαδικασίες εξόρυξης δεδομένων και

μηχανικής μάθησης, όπως: φόρτωση και μετασχηματισμός δεδομένων, προεπεξεργασία και οπτικοποίηση δεδομένων, προγνωστική ανάλυση και στατιστική μοντελοποίηση, αξιολόγηση και ανάπτυξη. Το RapidMiner είναι γραμμένο σε Java. Παρέχει ένα GUI για σχεδίαση και εκτέλεση αναλυτικών ροών εργασίας. Αυτές οι ροές εργασίας ονομάζονται "Διαδικασίες" στο RapidMiner και αποτελούνται από πολλαπλούς "χειριστές" (operators). Κάθε χειριστής (ή κόμβος) εκτελεί μία μόνο εργασία μέσα στη διαδικασία και η έξοδος κάθε χειριστή αποτελεί την είσοδο του επόμενου.



Σχήμα 3.2.1: Rapidminer's Interface

Στο σχήμα 3.2.1 παρουσιάζεται το περιβάλλον του RapidMiner. Ξεκινώντας από τα αριστερά, στο **πράσινο πλαίσιο** υπάρχει μια λίστα **χειριστών** (operators) που είναι ουσιαστικά οι λειτουργίες που μας παρέχει η RapidMiner για να κάνουμε διάφορα είδη πράξεων. Πληκτρολογούμε στην περιοχή αναζήτησης το όνομα του χειριστή που θέλουμε να χρησιμοποιήσουμε και οι χειριστές θα φιλτραριστούν ανάλογα κατά την πληκτρολόγηση. Πάνω από την περιοχή των χειριστών μπορούμε να δούμε ότι υπάρχει μια καρτέλα Repositories - αποθήκες (**κίτρινο πλαίσιο**). Τα repositories είναι ουσιαστικά τα αρχεία αποθήκευσης του RapidMiner και κάθε αποθήκη μπορεί να περιλαμβάνει είτε δεδομένα είτε μια διαδικασία ή ένα μοντέλο.

Στην κεντρικό **μαύρο πλαίσιο** είναι η περιοχή **σχεδίασης της διαδικασίας**. Για να εμφανιστούν οι χειριστές στην κύρια διαδικασία αρκεί μια κίνηση drag and drop από τα αριστερά στην κεντρική περιοχή. Η σύνδεση των χειριστών γίνεται με ένα κλικ στα άκρα του κάθε χειριστή.

Στην περιοχή στο **μπλε πλαίσιο** μπορεί να **παραμετροποιηθεί** ο εκάστοτε χειριστής, πρώτα πρέπει να επιλεχθεί ο χειριστής που θέλουμε να τροποποιήσουμε και, στη συνέχεια, παρατηρούμε τις διαθέσιμες παραμέτρους στα δεξιά.

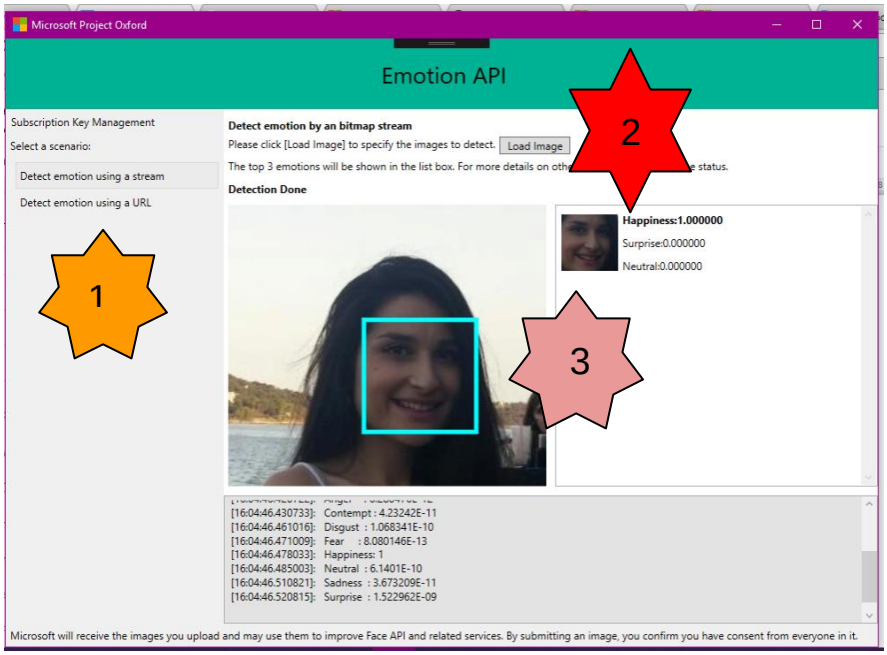
Για να εκτελέσουμε μια διαδικασία πατάμε το **κουμπί start** που φαίνεται στο αριστερό **κόκκινο πλαίσιο**. Και διακόπτουμε με το **κουμπί stop**.

Όταν ολοκληρωθεί μια διαδικασία, μεταβαίνουμε αυτόματα στην προβολή των αποτελεσμάτων για να εμφανιστούν τα αποτελέσματα της διαδικασίας. Αυτό φαίνεται στο δεξί **κόκκινο πλαίσιο** στο **κουμπί results**.
Για να επιστρέψετε στην προβολή σχεδιασμού προκειμένου να πραγματοποιηθούν βελτιώσεις σε μια διαδικασία, πατάμε το **κουμπί design** στο δεξί **κόκκινο πλαίσιο**. Αυτά τα δύο κουμπιά εναλλάσσουν αυτές τις δύο προβολές, δηλαδή προβολή σχεδίασης και προβολή αποτελεσμάτων.

3.3 Microsoft emotion app

Το Microsoft Emotion API [21] δέχεται μια εικόνα ως είσοδο και επιστρέφει αποτελέσματα από ένα σύνολο συναισθημάτων για κάθε πρόσωπο της εικόνας, καθώς και ένα πλαίσιο οριοθέτησης για τα πρόσωπα της εικόνας. Τα συναισθήματα που εντοπίζονται είναι η ευτυχία, η λύπη, η έκπληξη, ο θυμός, ο φόβος, η απέχθεια και η ουδετερότητα.

Για την υλοποίηση της εφαρμογής χρησιμοποιήθηκε ανοιχτού λογισμικού κώδικας [22]. Όπως φαίνεται στην Εικόνα 3.1.1, το πρώτο βήμα είναι μια από τις δύο επιλογές που εμφανίζονται στα αριστερά και αναφέρονται στην επιλογή τοποθεσίας εικόνας. Το δεύτερο βήμα είναι να φορτωθεί η εικόνα από το κουμπί Load Image. Τέλος, η διαδικασία ολοκληρώνεται αυτόματα, εμφανίζοντας μπλε πλαίσιο στην εικόνα και στα δεξιά εμφανίζονται τα τρία επικρατέστερα συναισθήματα με τις τιμές που έχουν λάβει από την ανάλυση της εικόνας.



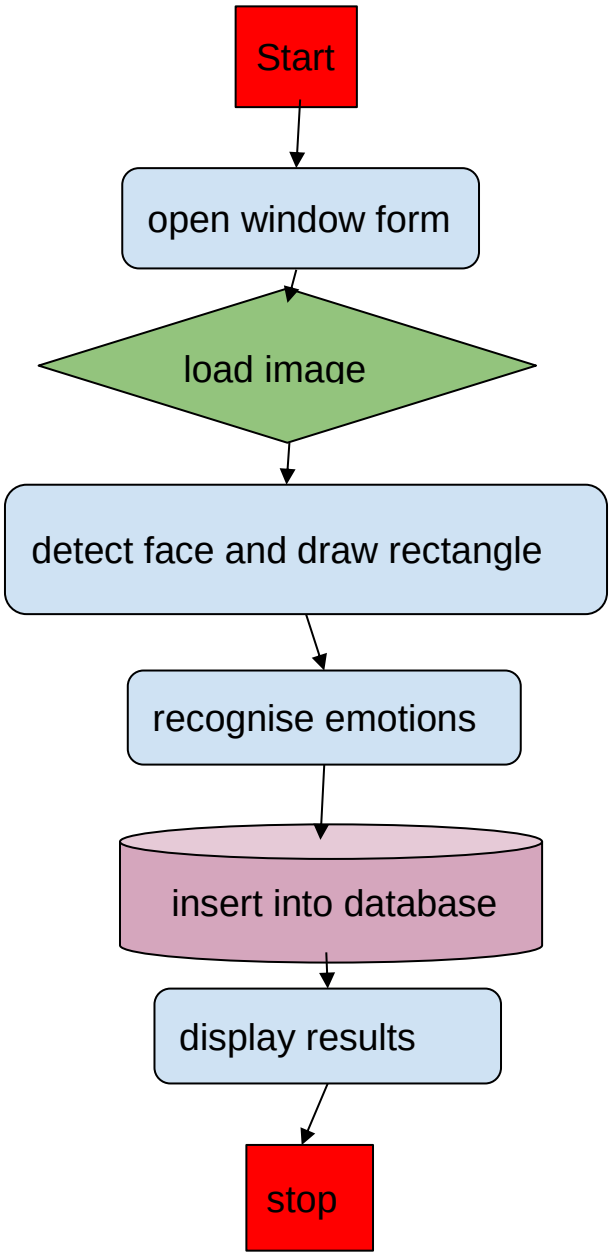
Εικόνα 3.1.1: Microsoft emotion app

Είναι μια WPF εφαρμογή υλοποιημένη σε κώδικα C#. Χρησιμοποιεί την βιβλιοθήκη Project Oxford της Microsoft που δίνει την δυνατότητα αναγνώρισης προσώπων και

συναισθημάτων. Η βιβλιοθήκη αυτή δίνει και άλλες δυνατότητες όπως η αναγνώριση φωνής [23]. Στο Παράρτημα Α δίνεται ο κώδικας της εφαρμογής.

3.3.1 *Αλγόριθμος της εφαρμογής Microsoft Emotion API*

Το διάγραμμα 3.3.1 παρουσιάζει τα βήματα της εφαρμογής. Στο περιβάλλον της εφαρμογής εισάγεται η φωτογραφία, ανιχνεύονται τα πρόσωπα στην φωτογραφία και σχηματίζεται τετράγωνο περίγραμμα σε αυτά. Τέλος, αναγνωρίζονται τα τρία επικρατέστερα συναισθήματα και αποθηκεύεται στην βάση δεδομένων το πρώτο επικρατέστερο συναίσθημα.



Διάγραμμα 3.3.1: Βήματα της εφαρμογής Microsoft Emotion API

3.4 Google Fit

Το Google Fit [24] είναι ένα ανοιχτό σύστημα που επιτρέπει στους προγραμματιστές να μεταφέρουν δεδομένα φυσικής κατάστασης σε μια κεντρική βάση δεδομένων όπου οι χρήστες μπορούν να έχουν πρόσβαση στα δεδομένα τους από διαφορετικές συσκευές και εφαρμογές σε μια τοποθεσία:

- Οι εφαρμογές καταγραφής φυσικής κατάστασης μπορούν να αποθηκεύουν δεδομένα από οποιαδήποτε φορητή συσκευή ή αισθητήρα.
- Οι εφαρμογές καταγραφής φυσικής κατάστασης μπορούν να έχουν πρόσβαση σε δεδομένα που δημιουργούνται από οποιαδήποτε εφαρμογή.

Το Google Fit αποτελείται από τα παρακάτω στοιχεία:

The fitness store

Μια κεντρική βάση δεδομένων που αποθηκεύει δεδομένα από πολλές συσκευές και εφαρμογές. Το fitness store είναι μια υπηρεσία cloud που είναι διαφανής για τους πελάτες.

The sensor framework

Ένα σύνολο υψηλών επιπέδων αναπαραστάσεων που διευκολύνουν την επικοινωνία με το fitness store. Αναπαραστάσεις αυτές μπορούν να χρησιμοποιηθούν με το API Google Fit.

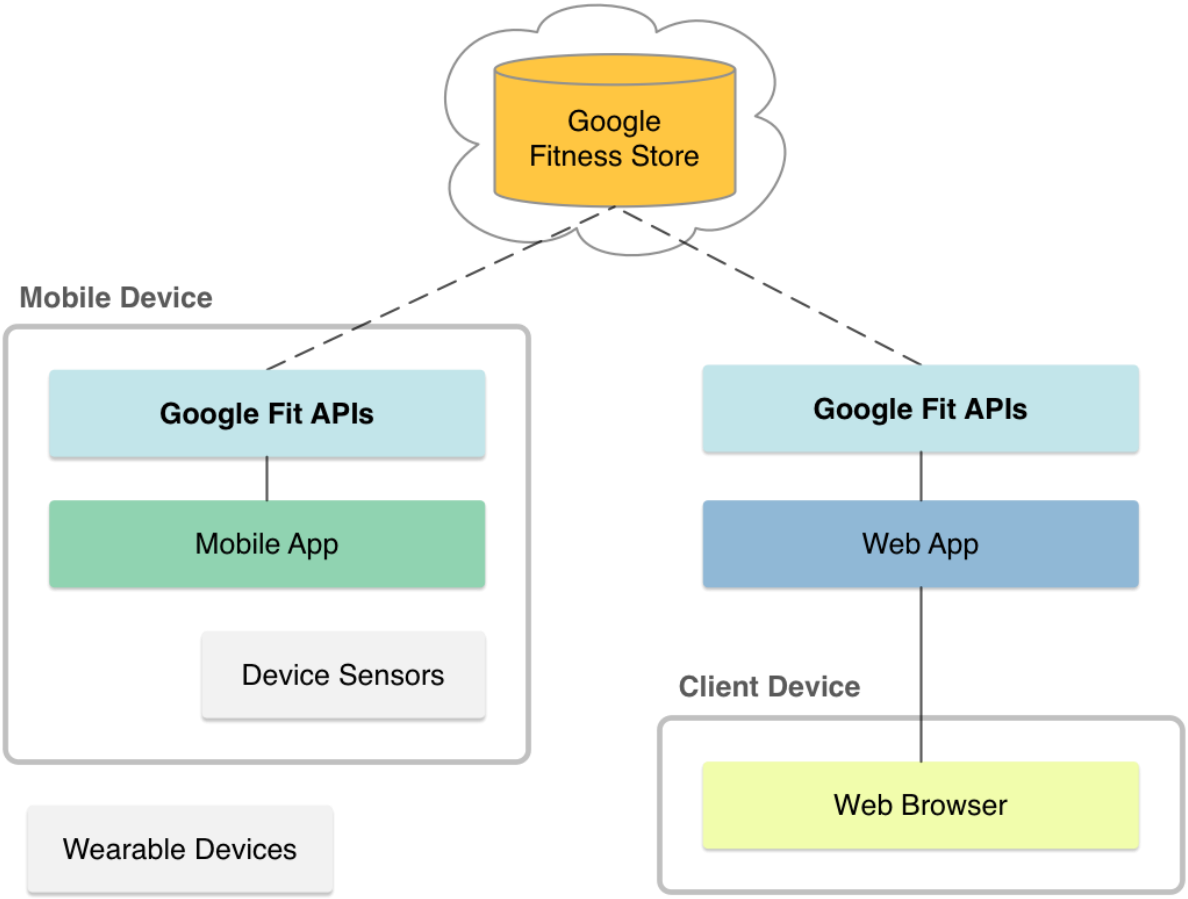
Permissions and user controls

Ένα σύνολο πεδίων εξουσιοδότησης για να ζητηθεί η άδεια του χρήστη στα δεδομένα fitness. Το Google Fit απαιτεί τη συγκατάθεση του χρήστη για την πρόσβαση σε δεδομένα φυσικής κατάστασης.

API Google Fit

Android και REST API για πρόσβαση στο fitness store. Μπορούν να δημιουργηθούν εφαρμογές που υποστηρίζουν το Google Fit σε πολλές πλατφόρμες και συσκευές, όπως εφαρμογές Android, iOS και Web.

Παρακάτω παρουσιάζεται η επισκόπηση του Google fit.



Σχήμα 3.4.1: Επισκόπηση πλατφόρμας Google fit
Πηγή: https://developers.google.com

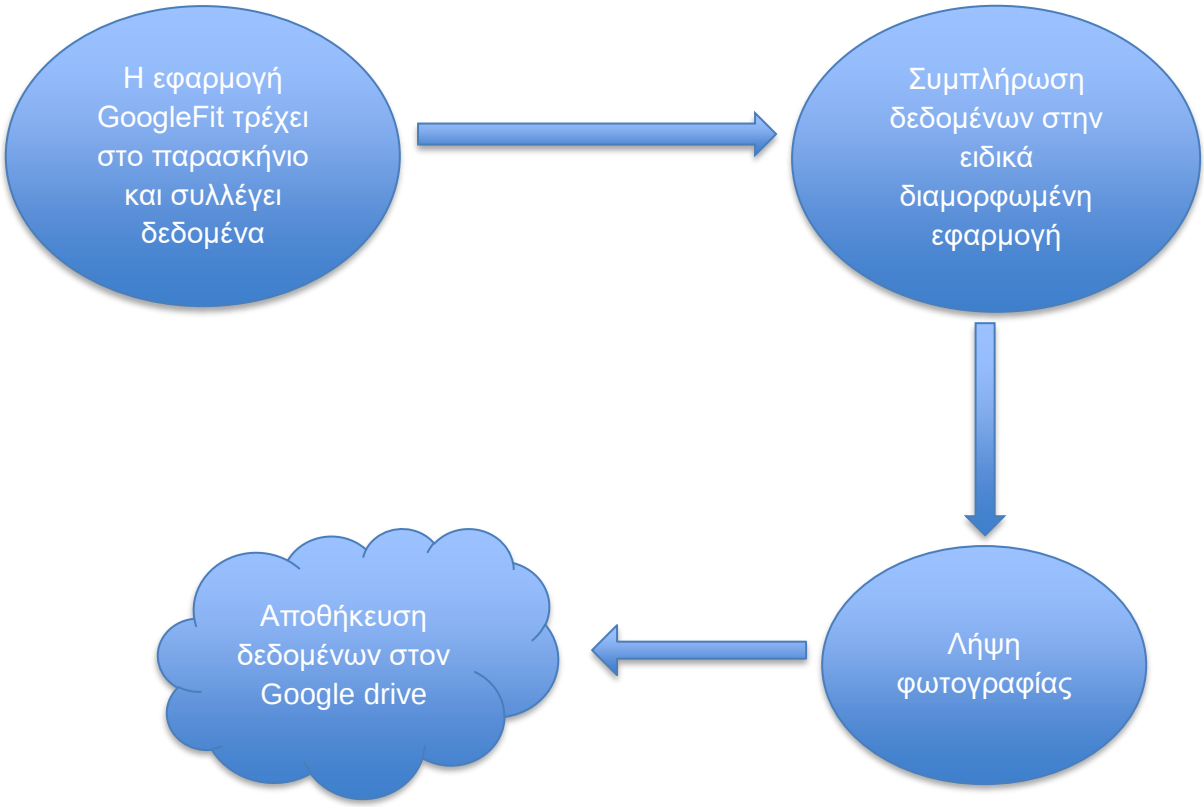
Κεφάλαιο 4

Το σύστημα στην πράξη

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα βήματα που ακολουθήθηκαν σε αυτήν την εργασία. Στην πρώτη ενότητα περιγράφεται η διαδικασία συλλογής των δεδομένων. Στην δεύτερη ενότητα η επεξεργασία των δεδομένων για την σύνθεση του τελικού αρχείου και τέλος η εισαγωγή των τελικών δεδομένων στο εργαλείο Rapidminer.

4.1 Συλλογή δεδομένων

Οι συμμετέχοντες που έλαβαν μέρος στην συλλογή δεδομένων ήταν εννιά στο σύνολο, ηλικίας 25 με 35 ετών. Επεξηγήθηκε η διαδικασία συλλογής στον καθένα από αυτούς και όλοι ήταν σύμφωνοι με το να παρέχουν προσωπικά δεδομένα για την υλοποίηση της εργασίας. Η διαδικασία πραγματοποιήθηκε για επτά ημέρες και συνολικά συλλέχθηκαν εξήντα τρεις εγγραφές. Είναι προφανές ότι το σύνολο των εγγραφών είναι ιδιαίτερα μικρό, ωστόσο ήταν δύσκολο να αποδεχτούν την πρόσκληση για συμμετοχή περοσσοότερα άτομα γνωρίζοντας ότι θα χρησιμοποιηθούν προσωπικά δεδομένα.
Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από δύο πηγές. Η πρώτη πηγή είναι η εφαρμογή Google fit η οποία μου έδωσε την δυνατότητα να εξάγω δεδομένα όπως η δραστηριότητα του συμμετέχοντα, το βάρος, η τοποθεσία και οι θερμίδες που κάηκαν κατά την διάρκεια της ημέρας. Η εφαρμογή αυτή κατέγραφε καθημερινά τις δραστηριότητες των χρηστών και η μοναδική ενέργεια που χρειάστηκε να πραγματοποιήσουν ήταν η καταγραφή του βάρους.
Η δεύτερη πηγή ήταν μια ειδικά διαμορφωμένη εφαρμογή όπου οι συμμετέχοντες κατέγραφαν την ποσότητα κατανάλωσης νερού, τις θερμίδες πρόσληψης και το κύριο συναίσθημα που βίωναν εκείνη την στιγμή. Τέλος, ζητούνταν η αποστολή φωτογραφίας του προσώπου των χρηστών. Σαν τελευταία πληροφορία προστέθηκε η θερμοκρασία η οποία λήφθηκε από ιστότοπο που καταγράφει καιρικές συνθήκες.
Αρχικά, από τους συμμετέχοντες ζητήθηκε η εγκατάσταση την εφαρμογής Google fit στο κινητό τους τηλέφωνο και η ρύθμιση αυτής ανάλογα με τις καθημερινές δραστηριότητες τους. Για παράδειγμα, αν ακολουθούν κάποιο είδος άσκησης όπως ποδηλασία, τρέξιμο κ. α. Στο τέλος κάθε μέρας, πραγματοποιούνταν η καταγραφή πληροφοριών στην εφαρμογή και η αποστολή φωτογραφίας.



Διάγραμμα 4.1.1: Τα καθημερινά βήματα των συμμετεχόντων

Το διάγραμμα 4.1.1 παρουσιάζει μια διαγραμματική αναπαράσταση των καθημερινών διαδικασιών που εκτελούνταν κατά συλλογή δεδομένων. Καθημερινά πραγματοποιούνταν η πλήρη καταγραφή των δραστηριοτήτων των συμμετεχόντων από την εφαρμογή Google fit και στο τέλος της ημέρας οι συμμετέχοντες πραγματοποιούσαν τη λήψη προσωπικής φωτογραφίας.

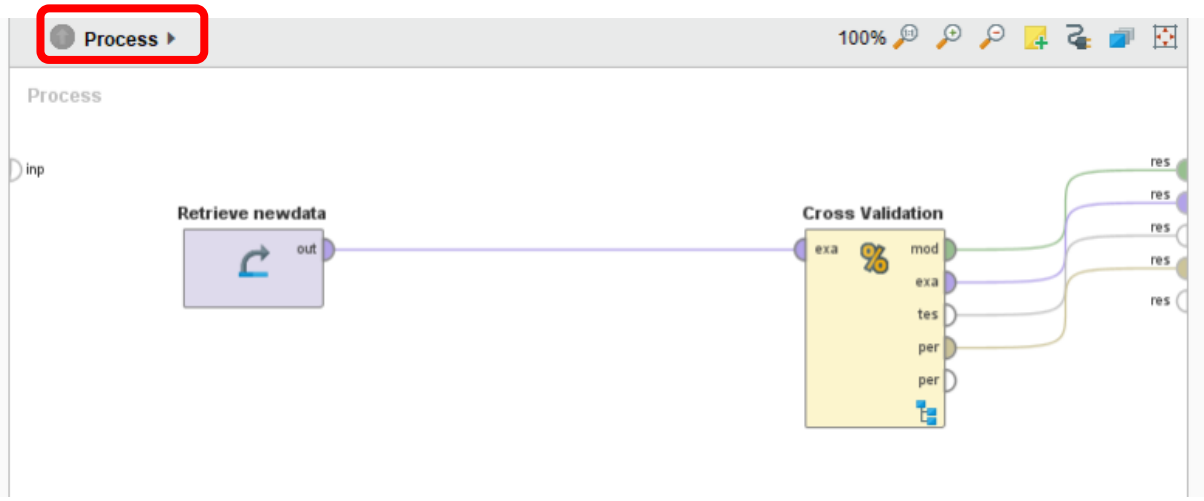
4.2 Προεπεξεργασία δεδομένων

Σε αυτήν την υποενότητα παρουσιάζεται η διαδικασία που ακολουθήθηκε προκειμένου τα δεδομένα που συλλέχθηκαν να συνθέσουν το τελικό αρχείο δεδομένων.

Τα δεδομένα που λήφθηκαν από την εφαρμογή της Microsoft εισήχθησαν σε βάση δεδομένων και από αυτή έγινε η εξαγωγή τους σε excel αρχείο. Τα δεδομένα από το Google fit δόθηκαν σε txt αρχείο. Πραγματοποιήθηκε επεξεργασία των δεδομένων αυτών συνθέτοντας τα δεδομένα από διάφορα πεδία και τα τελικά αποτελέσματα καταγράφηκαν στο excel αρχείο. Τέλος, οι απαντήσεις των συμμετεχόντων στην ειδικά σχεδιασμένη εφαρμογή συναισθημάτων, αποθηκεύτηκαν στο Google Drive και από εκεί καταγράφηκαν στο τελικό excel αρχείο. Στο Παράρτημα Β παρουσιάζονται η εφαρμογή συμπλήρωσης συναισθημάτων. Στο Παράρτημα Γ παρουσιάζονται το αρχείο txt που παρέχει η Google fit και το τελικό excel αρχείο με τα δεδομένα που έγινε η ανάλυση.

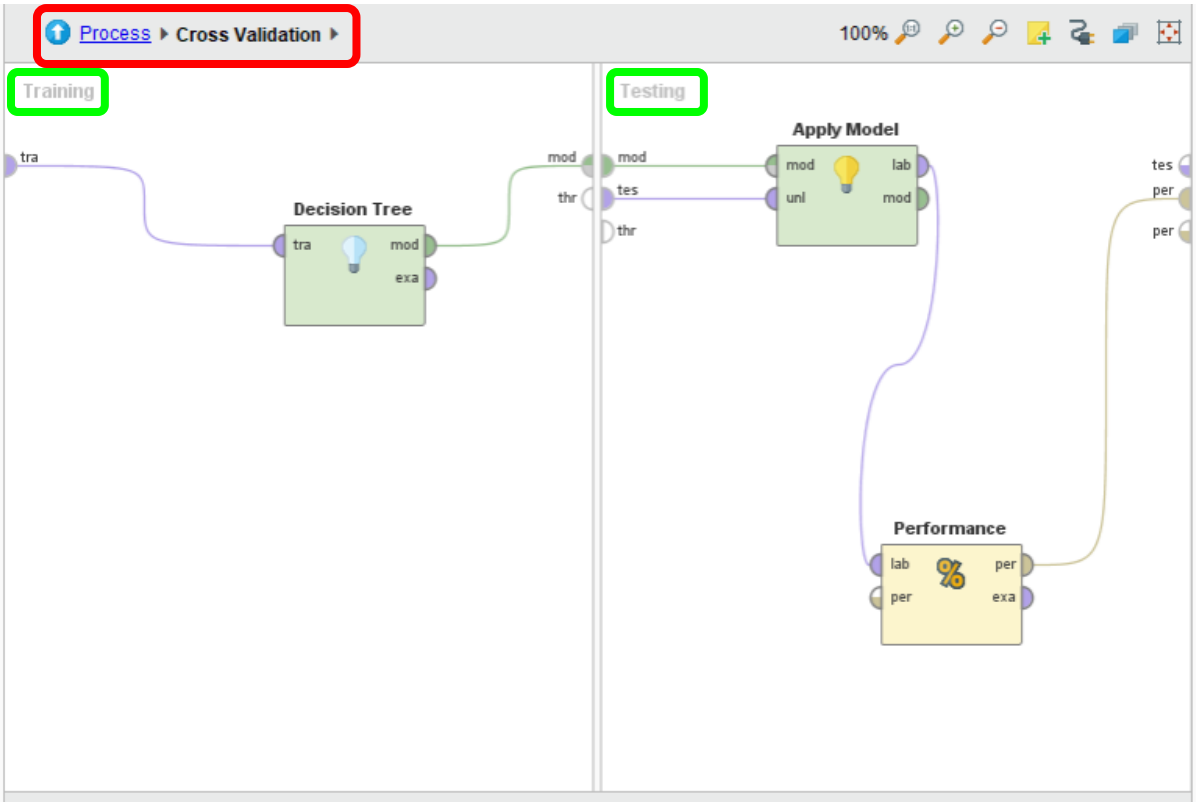
4.3 Εισαγωγή δεδομένων

Σε αυτή την υποενότητα, παρουσιάζεται η διαδικασία εισαγωγής των δεδομένων στο εργαλείο Rapid Miner. Υπάρχουν ενδεικτικές εικόνες για κάθε ένα βήμα που ακολουθήθηκε κατά την διάρκεια της εισαγωγής.



Εικόνα 4.3.1: Διαδικασία εισαγωγής δεδομένων

Ο κόμβος **Retrieve** ανακτά τα δεδομένα για να χρησιμοποιηθούν στην διαδικασία κατηγοριοποίησης στην Εικόνα 4.3.1. Συνδέεται με τον κόμβο **Cross Validation** για να υπολογιστεί πόσο ακριβές είναι το μοντέλο. Έχει επιλεγεί 10-fold cross validation. Μέσα στον κόμβο cross validation υπάρχει η παρακάτω διαδικασία. Στην αριστερή μεριά, **training**, εισάγεται ο κατηγοριοποιητής και στην δεξιά μεριά, **testing**, ο κόμβος που συλλέγει πληροφορίες από την εκπαίδευση και ο κόμβος για την αξιολόγηση του αλγορίθμου.



Εικόνα 4.3.2: Εσωτερική διαδικασία στον κόμβο Cross Validation

Ο κόμβος **Decision Tree** είναι ένας από τους κατηγοριοποιητές που επιλέχθηκε για την κατηγοριοποίηση των δεδομένων, όπως φαίνεται στην Εικόνα 4.3.2. Τα βήματα που ακολουθεί ο αλγόριθμος επαναληπτικά είναι τα εξής: ένα χαρακτηριστικό Α επιλέγεται για να διαχωριστεί. Η σωστή επιλογή των χαρακτηριστικών που χωρίζονται σε κάθε στάδιο είναι κρίσιμη για την παραγωγή ενός χρήσιμου δέντρου. Το χαρακτηριστικό επιλέγεται ανάλογα με ένα κριτήριο επιλογής το οποίο μπορεί να επιλεγεί από την παράμετρο κριτηρίου. Η παράμετρος κριτηρίου σε αυτήν την περίπτωση είναι η **gain ratio**. Στο επόμενο βήμα, τα παραδείγματα από το ExampleSet ταξινομούνται σε υποσύνολα, ένα για κάθε τιμή του χαρακτηριστικού Α σε περίπτωση nominal χαρακτηριστικού. Σε περίπτωση numerical χαρακτηριστικών, σχηματίζονται υποσύνολα για διαφορές τιμών χαρακτηριστικών. Τελευταίο βήμα είναι η επιστροφή του δέντρου που δημιουργήθηκε για κάθε υποσύνολο.
Ο κόμβος **Apply Model** χρησιμοποιείται για να αποθηκεύει πληροφορίες από την εκπαίδευση των ExampleSets. Αυτές χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός άλλου ExampleSet συνήθως για πρόβλεψη.
Ο κόμβος **Performance** χρησιμοποιείται για τη στατιστική αξιολόγηση των επιδόσεων της ταξινόμησης. Αυτός ο κόμβος παραδίδει μια λίστα με τις τιμές των κριτηρίων απόδοσης της ταξινόμησης. Η λίστα με τις τιμές των κριτηρίων απόδοσης σε αυτή την περίπτωση περιέχει την ακρίβεια, το σφάλμα ταξινόμησης, την τιμή kappa, το απόλυτο σφάλμα, την ρίζα του τετραγωνικού σφάλματος, το τετραγωνικό σφάλμα και την συσχέτιση.
Παρόμοια διαδικασία ακολουθήθηκε για την κατηγοριοποίηση με χρήση Naive Bayes και k-NN αλγορίθμων.

Κεφάλαιο 5

Πειραματικό μέρος - Αποτελέσματα

Σε αυτό το κεφάλαιο θα παρουσιαστούν τα αποτελέσματα των τριών διαφορετικών αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν για την αναγνώριση της συναισθηματικής κατάστασης των χρηστών.

Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με δέντρα απόφασης

Η απόδοση των δέντρων απόφασης σε σύγκριση με τους άλλους δύο κατηγοριοποιητές ήταν η καλύτερη. Στο πίνακα 5.1 παρουσιάζονται οι τιμές των κριτηρίων απόδοσης του αλγορίθμου. Η ακρίβεια για αυτόν τον ταξινομητή ήταν υψηλή και έφτασε τα 82.38%. Το σφάλμα ταξινόμησης ήταν 17.62% και η τιμή του συντελεστή Kappa ήταν 0.737.

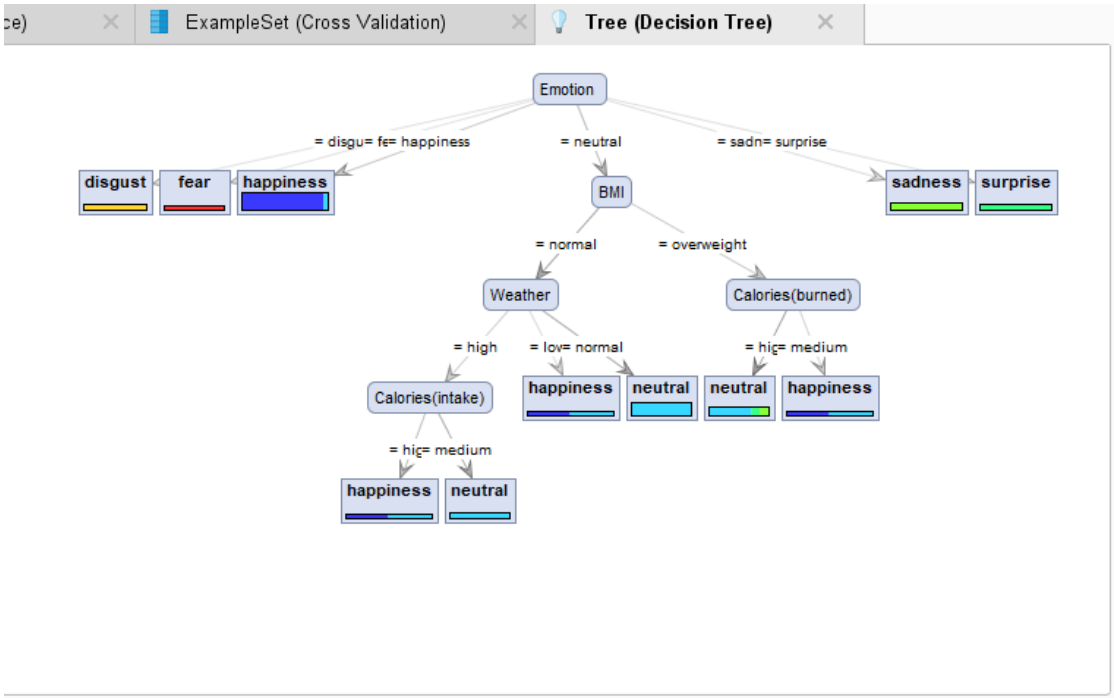
Ακρίβεια	82.38%
Σφάλμα ταξινόμησης	17.62%
Συντελεστής Kappa	0.737
Απόλυτο σφάλμα	0.226
Ρίζα του τετραγωνικού σφάλματος	0.357
Συσχέτιση	0.758

Πίνακας 5.1: Απόδοση δέντρων απόφασης

	true happiness	true neutral	true surprise	true sadness	true disgust	true fear	class precision
pred. happine...	19	2	0	1	0	2	79.17%
pred. neutral	3	23	2	1	0	0	79.31%
pred. surprise	0	0	3	0	0	0	100.00%
pred. sadness	0	0	0	4	0	0	100.00%
pred. disgust	0	0	0	0	3	0	100.00%
pred. fear	0	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	86.36%	92.00%	60.00%	66.67%	100.00%	0.00%	

Πίνακας 5.2: Μήτρα σύγχυσης δέντρων απόφασης

Ο πίνακα 5.2 είναι η μήτρα σύγχυσης του αλγορίθμου των δέντρων απόφασης και στα κόκκινα πλαίσια παρατηρούνται οι τιμές των **precision** και **recall** για την κάθε κλάση. Precision ίση με 100% σημαίνει ότι όλες οι τιμές αυτής της κλάσης ταξινομήθηκαν σωστά, όπως φαίνεται στις τρεις τελευταίες τιμές. Οι δύο πρώτες κλάσεις, happiness και neutral, ταξινομούνται κατά 79,17% και 79,31% σωστά αντίστοιχα. Recall ίση με 100% σημαίνει ότι όλες οι τιμές που ταξινομήθηκαν σε αυτήν την κλάση είναι οι τιμές που ανήκουν σε αυτή. Έχουμε την κλάση disgust που επιτεύχθηκε το 100%, ενώ στις τέσσερις πρώτες οι τιμές ήταν 86,36%, 92%, 60% και 66,67%. Για την κλάση fear οι τιμές των precision και recall είναι μηδενικές και αυτό γιατί οι τιμές που ανήκουν στην κλάση δεν προβλέφθηκαν ότι ανήκουν σε αυτή.



Σχήμα 5.1: Δέντρο απόφασης

Από το **δέντρο απόφασης** που χτίστηκε από το σύνολο δεδομένων παρατηρείται ότι το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό είναι το Emotion, το συναίσθημα δηλαδή που αναγνωρίστηκε από την εφαρμογή της Microsoft ότι είχαν οι συμμετέχοντες στην φωτογραφία. Επόμενα σημαντικά χαρακτηριστικά είναι ο δείκτης μάζας σώματος(BMI), οι καιρικές συνθήκες(weather) και οι θερμίδες που έκαψε ο συμμετέχοντας(calories burned) κατά την διάρκεια της ημέρας. Παρατηρούμε ότι αν το συναίσθημα ανήκει στην επόμενη ομάδα {disgust, fear, happiness, sadness, surprise} τότε το συναίσθημα αναγνωρίζεται από τον αλγόριθμο χωρίς να ελεγχθεί άλλο χαρακτηριστικό.
Στην περίπτωση που το συναίσθημα είναι neutral (ουδέτερος), ελέγχεται ο BMI και αν έχει τιμή normal ελέγχεται το χαρακτηριστικό καιρικές συνθήκες. Αν οι τιμές του weather είναι low ή normal τότε το συναίσθημα αναγνωρίζεται ως happiness ή neutral αντίστοιχα. Αν η τιμή του weather είναι high ελέγχεται το χαρακτηριστικό calories(intake). Αν η τιμή του είναι high τότε αναγνωρίζεται το συναίσθημα happiness και αν είναι medium αναγνωρίζεται το συναίσθημα neutral. Αν ο BMI έχει τιμή overweight ελέγχεται το χαρακτηριστικό

calories(burned) και αναγνωρίζεται το συναίσθημα ως neutral ή happiness αν λαμβάνει τιμή high ή medium αντίστοιχα.

Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με Naive Bayes

Στον πίνακα 5.2 παρουσιάζεται η απόδοση του Naive Bayes κατηγοριοποιητή. Η ακρίβεια έφτασε τα 79.05%. Το σφάλμα ταξινόμησης ήταν 20.95% και η τιμή του kappa 0.687.

Ακρίβεια	79.05%
Σφάλμα ταξινόμησης	20.95%
Συντελεστής Kappa	0.687
Απόλυτο σφάλμα	0.290
Ρίζα του τετραγωνικού σφάλματος	0.417
Συσχέτιση	0.838

Πίνακας 5.3: Απόδοση Naive Bayes

	true happiness	true neutral	true surprise	true sadness	true disgust	true fear	class precision
pred. happine...	18	3	0	0	0	0	85.71%
pred. neutral	4	22	1	2	0	1	73.33%
pred. surprise	0	0	4	0	1	1	66.67%
pred. sadness	0	0	0	4	0	0	100.00%
pred. disgust	0	0	0	0	2	0	100.00%
pred. fear	0	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	81.82%	88.00%	80.00%	66.67%	66.67%	0.00%	

Πίνακας 5.4: Μήτρα σύγχυσης Naive Bayes

Ο πίνακα 5.4 είναι η μήτρα σύγχυσης του αλγορίθμου Naive Bayes και στα κόκκινα πλαίσια παρατηρούνται οι τιμές των **precision** και **recall** για την κάθε κλάση. Οι τρεις πρώτες κλάσεις, happiness, neutral και surprise, ταξινομούνται με precision 85.71%, 73.33% και 66,67% σωστά αντίστοιχα. Οι κλάσεις sadness και disgust ταξινομούνται 100% σωστά.
Την μεγαλύτερη τιμή για το recall επιτεύχθηκε από την κλάση neutral και έφτασε το ποσοστό 88%. Για την κλάση fear οι τιμές των precision και recall είναι μηδενικές και αυτό γιατί οι τιμές που ανήκουν στην κλάση δεν προβλέφθηκαν ότι ανήκουν σε αυτήν.

Αποτελέσματα κατηγοριοποίησης με k-NN

Στον πίνακα 5.2 παρουσιάζεται η απόδοση του Naive Bayes κατηγοριοποιητή. Η ακρίβεια έφτασε τα 79.05%. Το σφάλμα ταξινόμησης ήταν 20.95% και η τιμή του kappa 0.687.

Ακρίβεια	61.90%
Σφάλμα ταξινόμησης	38.10%
Συντελεστής Kappa	0.442
Απόλυτο σφάλμα	0.381
Ρίζα του τετραγωνικού σφάλματος	0.579
Συσχέτιση	0.331

Πίνακας 5.5: Απόδοση k-NN

	true happiness	true neutral	true surprise	true sadness	true disgust	true fear	class precision
pred. happine...	14	2	2	0	2	2	63.64%
pred. neutral	5	20	1	1	0	0	74.07%
pred. surprise	1	2	2	1	1	0	28.57%
pred. sadness	1	0	0	3	0	0	75.00%
pred. disgust	0	1	0	1	0	0	0.00%
pred. fear	1	0	0	0	0	0	0.00%
class recall	63.64%	80.00%	40.00%	50.00%	0.00%	0.00%	

Πίνακας 5.6: Μήτρα σύγχυσης k-NN

Όπως στις δύο παραπάνω κατηγοριοποιήσεις, ο πίνακας 5.6 παρουσιάζει την μήτρα σύγχυσης για τον αλγόριθμο k-NN. Οι τιμές για το precision των κλάσεων κυμαίνονται από 28,57% έως 75% και για το recall κυμαίνονται 40% έως 80%.Σε αυτήν την ταξινόμηση, για τις κλάσεις disgust και fear οι τιμές των precision και recall είναι μηδενικές και αυτό γιατί οι τιμές που ανήκουν στις κλάσεις δεν προβλέφθηκαν ότι ανήκουν σε αυτές.

Κεφάλαιο 6

Συμπεράσματα και μελλοντική έρευνα

Σε αυτό το κεφάλαιο συνοψίζονται τα αποτελέσματα από το προηγούμενο κεφάλαιο και προτείνονται βελτιώσεις που μπορούν να γίνουν προκειμένου να επιτευχθούν καλύτερα αποτελέσματα και να καταστούν οι μέθοδοι πιο χρήσιμες για πρακτικές εφαρμογές.

Συμπεράσματα

Στόχος αυτής της εργασίας ήταν η δημιουργία ενός συστήματος αναγνώρισης συναισθήματος. Τα συναισθήματα κατηγοριοποιήθηκαν σε έξι διαστάσεις, χαρά, ουδετερότητα, λύπη, απέχθεια, φόβο, έκπληξη, χρησιμοποιώντας δεδομένα καθημερινής δραστηριότητας με την βοήθεια εφαρμογής εγκατεστημένης στο κινητό τηλέφωνο των συμμετεχόντων και με την χρήση προσωπικής φωτογραφίας. Η καλύτερη ακρίβεια στην πρόβλεψη επιτεύχθηκε από τα δέντρα απόφασης με ποσοστό 82.38%. Για τις κλάσεις λύπη, απέχθεια και έκπληξη η πρόβλεψη πέτυχε το 100% ενώ για τις κλάσεις χαρά και ουδετερότητα τα ποσοστά καλύτερης πρόβλεψης ήταν 85.71% και 79.31% αντίστοιχα.
Υπάρχουν κάποιοι παράγοντες που επηρεάζουν τα αποτελέσματα της πρόβλεψης. Πρώτον, οι συμμετέχοντες που επιλέχθηκαν για την συλλογή δεδομένων είχαν κοινές καθημερινές δραστηριότητες. Για παράδειγμα, εργάζονταν καθημερινά τις ίδιες ώρες καθώς και οι ώρες διασκέδασης και ξεκούρασης ήταν κοινές. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα τα περισσότερα δεδομένα να είναι παρόμοια και χωρίς εναλλαγές και η ακρίβεια των κατηγοριοποιητών να είναι υψηλή για τα συγκεκριμένα δεδομένα. Δεύτερον, το δείγμα των συμμετεχόντων ήταν μικρό. Η εργασία βασίζεται σε προσωπικά δεδομένα και την παρακολούθηση των καθημερινών δραστηριοτήτων, έτσι ήταν δύσκολο να αποδεχτούν την πρόσκληση για συμμετοχή πολλά άτομα. Έρευνες σαν και αυτή, χρειάζονται μεγάλο όγκο δεδομένων προκειμένου να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος σε διαφορετικές καταστάσεις.
Παρά τις βελτιώσεις που πρέπει να γίνουν και τους περιορισμούς του δείγματος, τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η συναισθηματική κατάσταση ενός ατόμου αντανακλάται σε κάποιο βαθμό στις κινήσεις που καταγράφονται από τους αισθητήρες του κινητού τηλεφώνου ενώ βρίσκεται στην τσέπη του ατόμου όταν περπατάει ή γυμνάζεται. Αυτός είναι ένας τρόπος ανίχνευσης συναισθημάτων που δεν ενοχλεί/επηρεάζει τον χρήστη και δεν απαιτεί επιπλέον εξοπλισμό ή αλληλεπίδραση μαζί του. Επομένως, το προτεινόμενο σύστημα ανίχνευσης συναισθημάτων που βασίζεται στην καταγραφή δραστηριοτήτων που περιγράφεται σε αυτή την εργασία θα μπορούσε να είναι χρήσιμο σε πρακτικές εφαρμογές.

Μελλοντική έρευνα

Παρακάτω αναφέρονται αλλαγές που θα μπορούσαν να πραγματοποιηθούν σε μελλοντικές έρευνες για να αποφευχθούν πιθανοί περιορισμοί και προβλήματα.

Ένα από τα κύρια προβλήματα αυτής της εργασίας ήταν ο μικρός όγκος δεδομένων, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω. Αυτό καθιστά δύσκολη την γενίκευση του αλγορίθμου για πρόβλεψη δεδομένων σε άτομα εκτός της ομάδας συμμετεχόντων. Συνεπώς, μια μελλοντική μελέτη θα πρέπει να εξασφαλίσει ότι θα λάβει συμμετοχή και θα παρακινηθεί ένας επαρκής αριθμός συμμετεχόντων.
Παρατηρώντας τα δεδομένα θα μπορούσαμε να πούμε ότι οι συμμετέχοντες χρειάζονται περισσότερη κινητοποίηση και επεξήγηση της διαδικασίας συλλογής δεδομένων. Ωστόσο, αυτό επιφυλάσσει κινδύνους διότι η επιβράβευση υψηλής συμμετοχής μπορεί να έχει αντίθετα αποτελέσματα στο συγκεκριμένο πλαίσιο. Μια τέτοια ενέργεια θα εξαλείψει την ιδέα της συλλογής δεδομένων από ένα φυσικό περιβάλλον και ενδεχομένως θα αποδώσει δεδομένα χαμηλότερης ποιότητας.

Μια ακόμη ενδιαφέρουσα αλλαγή σε μελλοντική έρευνα θα ήταν στην επιλογή των χαρακτηριστικών. Στην συγκεκριμένη εργασία, επιλέχθηκε τα συναισθήματα να είναι τιμές από ένα χαρακτηριστικό. Ενδιαφέρον θα είναι το σενάριο με τα έξι συναισθήματα να αποτελούν έξι διαφορετικά χαρακτηριστικά και οι τιμές που θα λαμβάνουν θα είναι το ποσοστό που αναγνωρίζεται από την εφαρμογή αναγνώρισης συναισθήματος μέσω φωτογραφίας για το κάθε ένα από αυτά. Στην συνέχεια, η κατηγοριοποίηση θα υλοποιηθεί με την χρήση fuzzy κατηγοριοποιητών.

Βιβλιογραφία

1. Rosalind W Picard. Affective computing. MIT press Cambridge, 1997.
2. Laetitia Barthomeuf, Sylvie Droit-Volet a, Sylvie Rousset (2008) Obesity and emotions: Differentiation in emotions felt towards food between obese, overweight and normal-weight adolescents
3. “Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals” (2004).
4. Jeremy N. Bailensona, Emmanuel D. Pontikakisb, Iris B. Maussc, James J. Grossd, Maria E. Jabone, Cendri A.C. Hutchersond, Clifford Nassa, Oliver Johnf, “Real-time classification of evoked emotions using facial feature tracking and physiological responses” (2007).
5. Hosub Lee, Young Sang Choi, Sunjae Lee, and I. P. Park, “Towards Unobtrusive Emotion Recognition for Affective Social Communication” (2012).
6. Clayton Epp, Michael Lippold, and Regan L. Mandryk, “Identifying Emotional States using Keystroke Dynamics” (2011).
7. Robert LiKamWa, Yunxin Liu, Nicholas D. Lane, Lin Zhong, “MoodScope: Building a Mood Sensor from Smartphone Usage Patterns” (2013).
8. J. M. George, “Trait and State Affect,” in K. R. Murphy (ed.), Individual Differences and Behavior in Organizations (San Francisco: Jossey-Bass, 1996).
9. See N. H. Frijda, “Moods, Emotion Episodes and Emotions,” in M. Lewis and J. M. Haviland (eds.), Handbook of Emotions (New York: Guilford Press, 1993).
10. H. M. Weiss and R. Cropanzano, “Affective Events Theory: A Theoretical Discussion of the Structure, Causes and Consequences of Affective Experiences at Work,” in B. M. Staw and L. L. Cummings (eds.), Research in Organizational Behavior, vol. 18 (Greenwich, CT: JAI Press, 1996).
11. See P. Ekman and R. J. Davidson (eds.), The Nature of Emotions: Fundamental Questions (Oxford, UK: Oxford University Press, 1994).
12. Tomkins, S. S. Affect theory. In K. R. Scherer & P. Ekman (Eds.), Approaches to emotion (1984).
13. Lövheim, H "A new three-dimensional model for emotions and monoamine neurotransmitters". Med Hypotheses (2012).
14. The circumplex model of affect: an integrative approach to affective neuroscience, cognitive development, and psychopathology. Posner J, Russell JA, Peterson BS. Dev Psychopathol (2005).
15. Data Mining: Concepts and Techniques, Jiawei Han, Micheline Kamber, and Jian Pei University of Illinois at Urbana-Champaign & Simon Fraser University.
16. Cohen's kappa https://en.wikipedia.org/wiki/Cohen%27s_kappa
17. Classification: Decision Tree, Naive Bayes, k-NN http://www.saedsayad.com/classification.htm
18. https://rapidminer.com/
19. Markus Hofmann, Ralf Klinkenberg, “RapidMiner: Data Mining Use Cases and Business Analytics Applications (Chapman & Hall/CRC Data Mining and Knowledge Discovery Series),” *CRC Press*, (October 25, 2013).

20. David Norris, “RapidMiner - a potential game changer,” *IT-Director.com*, (November 22, 2013).
21. https://docs.microsoft.com/en-us/azure/cognitive-services/emotion/home
22. https://github.com/Microsoft/Cognitive-Emotion-Windows
23. https://blogs.microsoft.com/ai/microsofts-project-oxford-helps-developers-build-more-intelligent-apps/
24. https://developers.google.com/fit/overview

Παράρτημα Α

Σε αυτό το παράρτημα παρουσιάζονται οι κυριότερες μέθοδοι της εφαρμογής Microsoft Emotion API. Η μέθοδος *LogEmotionResult* εμφανίζει την λίστα των αποτελεσμάτων της αναγνώρισης συναισθήματος της φωτογραφίας. Η μέθοδος *DrawFaceRectangle* ανιχνεύει πρόσωπα στην φωτογραφία και σχηματίζει τετράγωνο γύρω από αυτά. Τέλος, η μέθοδος *ListEmotionResult* ανιχνεύει τα συναισθήματα των προσώπων της φωτογραφίας και δημιουργεί λίστα που περιέχει τις τιμές που δίνονται για το κάθε συναίσθημα. Τα τρία επικρατέστερα συναισθήματα που αναγνωρίστηκαν για το πρόσωπο αποθηκεύεται σε μια βάση δεδομένων.

```
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.Windows;
using System.Windows.Controls;
using System.Windows.Media;
using System.Windows.Media.Imaging;
using SampleUserControlLibrary;
using Microsoft.ProjectOxford.Emotion.Contract;
using System.Net;
using System.IO;
```

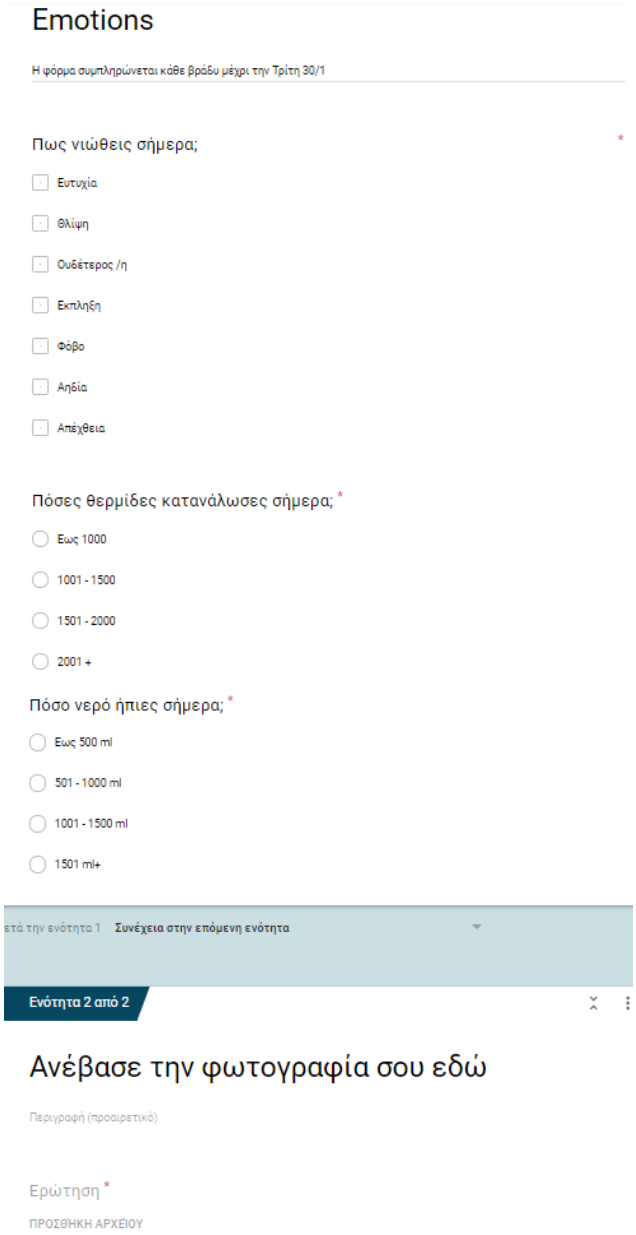
```
public void LogEmotionResult(Emotion[] emotionResult)
{
    int emotionResultCount = 0;
    if (emotionResult != null && emotionResult.Length > 0)
    {
        foreach (Emotion emotion in emotionResult)
        {
            Log("Emotion[" + emotionResultCount + "]");
            Log("  .FaceRectangle = left: " + emotion.FaceRectangle.Left
                     + ", top: " + emotion.FaceRectangle.Top
                     + ", width: " + emotion.FaceRectangle.Width
                     + ", height: " + emotion.FaceRectangle.Height);
            Log("  Anger    : " + emotion.Scores.Anger.ToString());
            Log("  Contempt : " + emotion.Scores.Contempt.ToString());
            Log("  Disgust  : " + emotion.Scores.Disgust.ToString());
            Log("  Fear     : " + emotion.Scores.Fear.ToString());
            Log("  Happiness: " + emotion.Scores.Happiness.ToString());
            Log("  Neutral  : " + emotion.Scores.Neutral.ToString());
            Log("  Sadness  : " + emotion.Scores.Sadness.ToString());
            Log("  Surprise  : " + emotion.Scores.Surprise.ToString());
            Log("");
            emotionResultCount++;
        }
    }
    else
    {
        Log("No emotion is detected. This might be due to:\n" +
            "    image is too small to detect faces\n" +
            "    no faces are in the images\n" +
            "    faces poses make it difficult to detect emotions\n" +
            "    or other factors");
    }
```

```
public void DrawFaceRectangle(Image image, BitmapImage bitmapSource, Emotion[] emotionResult)
{
    if (emotionResult != null && emotionResult.Length > 0)
    {
        DrawingVisual visual = new DrawingVisual();
        DrawingContext drawingContext = visual.RenderOpen();

        drawingContext.DrawImage(bitmapSource,
            new Rect(0, 0, bitmapSource.Width, bitmapSource.Height));

        double dpi = bitmapSource.DpiX;
        double resizeFactor = 96 / dpi;

        foreach (var emotion in emotionResult)
        {
            Microsoft.ProjectOxford.Common.Rectangle faceRect = emotion.FaceRectangle;

            drawingContext.DrawRectangle(
                Brushes.Transparent,
                new Pen(Brushes.Cyan, 4),
                new Rect(
                    faceRect.Left * resizeFactor,
                    faceRect.Top * resizeFactor,
                    faceRect.Width * resizeFactor,
                    faceRect.Height * resizeFactor)
            );
        }

        drawingContext.Close();
```

```
public void ListEmotionResult(Uri imageUri, ListBox resultListBox, Emotion[] emotionResult, Image image)
{
    if (emotionResult != null)
    {
        EmotionResultDisplay[] resultDisplay = new EmotionResultDisplay[8];
        List<EmotionResultDisplayItem> itemSource = new List<EmotionResultDisplayItem>();
        for (int i = 0; i < emotionResult.Length; i++)
        {
            Emotion emotion = emotionResult[i];
            resultDisplay[0] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Anger", Score = emotion.Scores.Anger };
            resultDisplay[1] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Contempt", Score = emotion.Scores.Contempt };
            resultDisplay[2] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Disgust", Score = emotion.Scores.Disgust };
            resultDisplay[3] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Fear", Score = emotion.Scores.Fear };
            resultDisplay[4] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Happiness", Score = emotion.Scores.Happiness };
            resultDisplay[5] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Neutral", Score = emotion.Scores.Neutral };
            resultDisplay[6] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Sadness", Score = emotion.Scores.Sadness };
            resultDisplay[7] = new EmotionResultDisplay { EmotionString = "Surprise", Score = emotion.Scores.Surprise };

            Array.Sort(resultDisplay, (result1, result2) => result2.Score.CompareTo(result1.Score));

            String[] emotionStrings = new String[3];
            for (int j = 0; j < 3; j++)
            {
                emotionStrings[j] = resultDisplay[j].EmotionString + ":" + resultDisplay[j].Score.ToString("0.000000"); ;
            }
            //convert image source to byte array
            var webClient = new WebClient();
            byte[] imageBytes = webClient.DownloadData(imageUri);

        //insert data to db
        EmotionData em = new EmotionData();
        em.First_emotion = emotionStrings[0];
        em.Second_emotion = emotionStrings[1];
        em.Thrd_emotion = emotionStrings[2];
        em.ImageData = imageBytes;

        emotionDBEntities db = new emotionDBEntities();
        db.EmotionData.Add(em);
        db.SaveChanges();


        itemSource.Add(new EmotionResultDisplayItem
        {
            ImageSource = imageUri,
            UIRect = new Int32Rect(emotion.FaceRectangle.Left, emotion.FaceRectangle.Top, emotion.FaceRectangle.Width, e
            Emotion1 = emotionStrings[0],
            Emotion2 = emotionStrings[1],
            Emotion3 = emotionStrings[2]
        });
    }
    resultListBox.ItemsSource = itemSource;
}
```

Παράρτημα Β

Η εφαρμογή συμπλήρωσης συναισθημάτων, θερμίδων και ποσότητας κατανάλωσης νερού. Στην ενότητα *'Ανέβασε την φωτογραφία σου εδώ'* ο κάθε συμμετέχοντας ανεβάζει μια φωτογραφία που λαμβάνει εκείνη την στιγμή.



Παράρτημα Γ

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα παράδειγμα από το αρχείο txt που παρέχει το Google Fit με τα δεδομένα από τον κάθε χρήστη. Κάθε γραμμή περιεχει την ημερομηνία και τις συνολικές καταγραφές των θερμίδων, της απόστασης, του βάρους κ.α. ανά ημέρα.

Αρχείο *Καθημερινές συνόψεις.txt*

Ημερομηνία,Θερμίδες (kcal),Απόσταση (μέτρα),Χαμηλό γεωγραφικό πλάτος (μοίρες),Χαμηλό γεωγραφικό μήκος (μοίρες),Υψηλό γεωγραφικό πλάτος (μοίρες),Υψηλό γεωγραφικό μήκος (μοίρες),Μέση ταχύτητα (μ/δεύτ.),Μέγιστη ταχύτητα (μ/δεύτ.),Ελάχιστη ταχύτητα (μ/δεύτ.),Αριθμός βημάτων,Μέσο βάρος (κιλά),Μέγιστο βάρος (κιλά),Ελάχιστο βάρος (κιλά),Διάρκεια Ανενεργή (ms),Διάρκεια Πεζοπορία (ms)

2018-01-03,
1426.6529541015625,7.411026954650879,37.98590087890625,23.142742156982422,38.34220504760742,23.674026489257812,,,,3614,57.0,57.0,57.0,19775237,1206229

2018-01-04,
1451.255859375,606.5116577148438,37.919918060302734,23.65304946899414,37.99205017089844,23.74235725402832,,,,3678,,,,83915200,1761946

2018-01-05,
1407.26904296875,99.91439056396484,37.92082595825195,23.668176651000977,38.01165008544922,23.74232292175293,0.8637039065361023,0.8637039065361023,0.8637039065361023,2207,,,,83612048,768403

2018-01-06,
1410.072998046875,218.5492706298828,37.98577117919922,23.138879776000977,38.337486267089844,23.7226619720459,8.0437650680542,15.331001281738281,0.8760572075843811,2095,,,,81396988,831735

2018-01-07,
1373.25,,37.98584747314453,23.138019561767578,38.330238342285156,23.668176651000977,10.487464904785156,10.487464904785156,10.487464904785156,539,,,,81498983,

Το τελικό αρχείο με τα επεξεργασμένα δεδομένα. Όπως φαίνεται παρακάτω υπάρχουν οι στήλες των χαρακτηριστικών που αναλύθηκαν στην Ενότητα 3.1.

1	Activity	Location	Emotion	BMI	Calories(intake)	Calories(burned)	Water	Weather	Index	Emotion-ground truth
2	low	work	happiness	normal	low	medium	low	normal	increase	happiness
3	medium	work	happiness	normal	low	medium	medium	normal	decline	happiness
4	high	work	neutral	normal	medium	high	medium	low	nod	neutral
5	medium	home	surprise	normal	high	medium	low	normal	nod	surprise
6	high	out	neutral	normal	low	high	medium	normal	increase	neutral
7	high	work	neutral	normal	medium	high	high	high	increase	neutral
8	high	work	neutral	normal	high	medium	medium	high	decline	neutral
9	low	work	happiness	normal	medium	medium	medium	normal	increase	happiness
10	low	work	neutral	normal	medium	medium	low	normal	decline	neutral
11	low	work	happiness	normal	high	medium	medium	low	nod	happiness
12	low	work	neutral	normal	high	medium	low	normal	nod	neutral
13	low	work	surprise	normal	medium	medium	medium	normal	increase	surprise
14	low	work	neutral	normal	high	medium	low	high	increase	happiness
15	low	home	sadness	normal	high	medium	low	high	decline	sadness
16	low	work	neutral	overweigl	high	high	low	normal	increase	neutral
17	low	work	neutral	overweigl	high	high	medium	normal	decline	neutral
18	low	work	happiness	overweigl	high	medium	low	low	nod	happiness
19	medium	out	neutral	overweigl	high	high	medium	normal	nod	surprise
20	low	out	neutral	overweigl	low	medium	low	normal	increase	happiness
21	low	work	happiness	overweigl	high	high	low	high	increase	happiness
22	low	work	neutral	overweigl	high	high	low	high	decline	sadness
23	low	home	happiness	normal	medium	medium	medium	normal	increase	happiness

Sheet1