



Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης

Πολυτεχνική σχολή

Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών &

Μηχανικών Υπολογιστών

Τομέας Τηλεπικοινωνιών

Διπλωματική Εργασία

Ανάπτυξη εφαρμογής για έξυπνα τηλέφωνα για τη βελτίωση του τρόπου κατανάλωσης τροφής βάσει μετρήσεων βάρους γεύματος πραγματικού χρόνου

Εκπόνηση:

Παπαγγέλης Άρης Ελευθέριος

ΑΕΜ: 8883

Επίβλεψη:

Καθ. Χατζηλεοντιάδης Λεόντιος

Θεσσαλονίκη, Ιούλιος 2021

Ευχαριστίες

Ολοκληρώνοντας την παρούσα διπλωματική εργασία, ολοκληρώνεται για εμένα και ένα πολύ σημαντικό κεφάλαιο της ζωής μου, τα 6 χρόνια που πέρασα ως φοιτητής στην υπέροχη Θεσσαλονίκη.

Θα ήθελα πρώτα από όλα να δώσω το μεγαλύτερο ευχαριστώ στους γονείς μου, Βασίλη και Βάσω, για την αγάπη τους και τις θυσίες που έκαναν μεγαλώνοντάς με, καθώς και για όλα τα εφόδια, ηθικά και πνευματικά, που μου έδωσαν και μου επέτρεψαν να ανταποκριθώ σε μία τόσο δύσκολη σχολή. Τους ευχαριστώ επίσης για τη συνεχή και ανιδιοτελή τους στήριξη, συναισθηματική και οικονομική, όσα χρόνια ήμουν φοιτητής.

Οφείλω επίσης να ευχαριστήσω τον κ. Λεόντιο Χατζηλεοντιάδη, που παρά το μεγάλο ενδιαφέρον των φοιτητών για τις διπλωματικές εργασίες του εργαστηρίου του, επέλεξε εμένα για την εκπόνηση ενός τόσο ενδιαφέροντος θέματος στο συνεχώς αναπτυσσόμενο πεδίο της βιοϊατρικής.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τον μεταδιδακτορικό ερευνητή Βασίλη Χαρίση και την υποψήφια διδάκτωρ Αναστασία Ντράχα για την καθοδήγηση τους, τις ιδέες και συμβουλές που μου προσέφεραν, καθώς και την άμεση ανταπόκρισή τους στις απορίες μου μέσω των τακτικών κλήσεων που είχαμε, παρά το πολυάσχολο πρόγραμμά τους.

Τέλος, ευχαριστώ πολύ όλους μου τους φίλους, για τη συνεισφορά τους στη διαμόρφωση του χαρακτήρα μου, καθώς και για τις υπέροχες αναμνήσεις και εμπειρίες που μου χάρισαν και έκαναν τα φοιτητικά μου χρόνια να είναι από τα πιο ευτυχισμένα της ζωής μου.

Περίληψη

Η επιστήμη της βιοϊατρικής έχει γνωρίσει σημαντική ανάπτυξη τα τελευταία χρόνια, με όλο και περισσότερες ιατρικές παθήσεις να μπορούν να θεραπευτούν ή να διαχειριστούν πιο εύκολα χάρη στην πρόοδο της τεχνολογίας. Ένας τομέας, όμως, που υπάρχουν ακόμα σημαντικές προκλήσεις, είναι αυτός των διατροφικών διαταραχών.

Έχει βρεθεί πως ο τρόπος που ένας άνθρωπος καταναλώνει το φαγητό του, συνδέεται σε μεγάλο βαθμό με τον κίνδυνο για την ανάπτυξη κάποιας διατροφικής διαταραχής, όπως βουλιμία ή νευρική ανορεξία. Επιπλέον, και η παχυσαρκία σήμερα παραμένει σε εξαιρετικά υψηλά ποσοστά, ειδικά στο δυτικό κόσμο.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι η ανάπτυξη ενός αλγορίθμου ο οποίος θα είναι σε θέση να αναλύει την πρόσληψη τροφής και να εξάγει την καμπύλη κατανάλωσης τροφής κατά τη διάρκεια του γεύματος, καθώς και κάποια σημαντικά χαρακτηριστικά του γεύματος. Ο αλγόριθμος λειτουργεί μέσω σύνδεσης με έξυπνη Bluetooth ζυγαριά φαγητού, στην οποία ο χρήστης τοποθετεί το πιάτο πριν ξεκινήσει το γεύμα του. Η λειτουργία του αλγορίθμου καθίσταται ιδιαίτερα δύσκολη, λόγω του θορύβου μετρήσεων από διάφορα γεγονότα, όπως εναπόθεση μαχαιροπίρουνων ή έντονο χειρισμό του πιάτου, τον οποίο ο αλγόριθμος καλείται να αντιμετωπίσει. Επιπλέον, ο αλγόριθμος πρέπει να είναι υπολογιστικά αποδοτικός, μιας και θα πρέπει να μπορεί να λειτουργήσει σε πραγματικό χρόνο για να ενσωματωθεί σε εύκολη στη χρήση εφαρμογή για έξυπνα τηλέφωνα. Η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου γίνεται σε υπάρχοντα σύνολα δεδομένων.

Δευτερεύων στόχος της διπλωματικής, είναι η ανάπτυξη ενός αλγορίθμου μηχανικής μάθησης, ο οποίος θα είναι σε θέση να ταξινομεί τους καταναλωτές σε ομάδες υψηλού ή χαμηλού κινδύνου για διατροφικές διαταραχές, ανάλογα με τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά των γευμάτων τους. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου γίνεται επίσης σε υπάρχοντα σύνολα δεδομένων.

Η εφαρμογή για έξυπνα τηλέφωνα αναπτύχθηκε σε λειτουργικό σύστημα Android, και είναι σε θέση να εξάγει την καμπύλη κατανάλωσης τροφής σε πραγματικό χρόνο με άμεση οπτική ανατροφοδότηση για το χρήστη, ενώ υποστηρίζει πολλαπλούς χρήστες, λειτουργία ελέγχου για την εκτίμηση της αρχικής διατροφικής συμπεριφοράς του χρήστη, και λειτουργία εκπαίδευσης για την βελτίωση της διατροφικής συμπεριφοράς του χρήστη προς πιο υγιή πρότυπα. Επιπλέον, απεικονίζει τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά του γεύματος του χρήστη μετά το πέρας του, σε μία κατανοητή μορφή, και αξιολογεί το σχήμα της καμπύλης κατανάλωσης τροφής του χρήστη. Τέλος, η εφαρμογή αποτελεί ένα σημαντικό εργαλείο για ερευνητές, που μπορούν εύκολα πια να συγκεντρώσουν δεδομένα βάρους γευμάτων από διαφορετικούς χρήστες.

TITLE

Development of a smartphone application for improving food intake behaviour based on real time meal weight measurements

Abstract

The science of Bioinformatics has seen important advancements in recent years, with a growing number of medical conditions being more easily curable or manageable thanks to rapid technological progress. Significant challenges, however, still remain in the field of eating disorders.

It has been found that the way a person consumes their food is associated to a large degree with the risk of developing an eating disorder, such as bulimia or anorexia nervosa. Furthermore, obesity today still remains at high prevalence, especially in the western world.

The aim of this diploma thesis is the development of an algorithm that will be able to analyze food intake and extract the food intake curve during the course of the meal, as well as some important features of the meal. The algorithm works by connecting to a smart Bluetooth food scale, on which the user places the plate before commencing his meal. The operation of the algorithm becomes particularly difficult, due to the measurement noise from various events, such as the deposition of cutlery or intense handling of the plate, which the algorithm is called to deal with. In addition, the algorithm must be computationally efficient, as it must be able to operate in real time to be integrated into an easy-to-use smartphone application. The evaluation of the algorithm's effectiveness is done on existing datasets.

A secondary aim of the diploma thesis is the development of a machine learning algorithm, which will be able to classify consumers into high or low risk groups for eating disorders, depending on the extracted features of their meals. The training of this algorithm is also done on existing datasets.

The smartphone application was developed for the Android operating system, and is able to extract the food intake curve in real time with instant visual feedback to the user, while supporting multiple users, a control mode to assess the user's initial eating behaviour, and a training mode to improve the eating behaviour of the user towards healthier patterns. Furthermore, it depicts the extracted features of the user's meal after its completion, in an easy-to-understand form, and evaluates the shape of the user's food intake curve. Finally, the application is an important tool for researchers, who can now easily collect meal weight data from different users.

Aris Eleftherios Papangelis

Electrical and Computer Engineering Department,

Aristotle University of Thessaloniki, Greece

July 2021

Περιεχόμενα

Ευχαριστίες	ii
Περίληψη	iii
Abstract.....	iv
Πίνακας σχημάτων.....	vii
Ακρωνύμια και όροι.....	ix
1. Εισαγωγή	1
1.1 Κίνητρο	1
1.2 Περιγραφή του προβλήματος	2
1.3 Στόχοι της διπλωματικής.....	2
1.4 Μεθοδολογία	2
1.5 Διάρθρωση της εργασίας	3
2. Θεωρητικό Υπόβαθρο	4
2.1 Τρόποι μέτρησης της κατανάλωσης τροφής	4
2.2 Η καμπύλη αθροιστικής κατανάλωσης τροφής.....	8
2.3 Εξαγωγή της καμπύλης αθροιστικής κατανάλωσης τροφής	13
2.3.1 Κλασσικές προσεγγίσεις.....	13
2.3.2 Προσεγγίσεις με γραμματική χωρίς συμφραζόμενα	17
2.3.3 Προσεγγίσεις με μηχανική μάθηση	21
2.4 Ταξινόμηση καταναλωτών με βάση την καμπύλη CFI	24
3. Πειραματική διαδικασία	26
3.1 Σύνολα δεδομένων.....	26
3.2 Αλγόριθμος εξαγωγής καμπύλης CFI	27
3.2.1 Προεπεξεργασία.....	27
3.2.2 Ανάλυση	30
3.2.3 Μετεπεξεργασία.....	32
3.2.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών	35
3.3 Αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών	36
3.3.1 Προεπεξεργασία δεδομένων	36
3.3.2 Επιλογή χαρακτηριστικών	38
4. Αποτελέσματα και συζήτηση	40
4.1 Αποτελέσματα αλγορίθμου εξαγωγής καμπύλης CFI.....	40
4.2 Περιορισμοί αλγορίθμου εξαγωγής καμπύλης CFI.....	45
4.3 Αποτελέσματα αλγορίθμου μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών	48

4.4 Περιορισμοί αλγορίθμου μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών	50
5. Εφαρμογή Android	51
5.1 Υπάρχουσες υλοποιήσεις.....	51
5.2 Εξοπλισμός	53
5.3 Διάρθρωση της εφαρμογής.....	55
5.3.1 Αρχική οθόνη (MainActivity)	55
5.3.2 Οθόνη λειτουργίας ελέγχου (ControlModeActivity)	60
5.3.3 Οθόνη λειτουργίας εκπαίδευσης (TrainingModeActivity)	61
5.3.4 Οθόνη καταγραφής καμπύλης CFI (PlottingActivity)	63
5.3.5 Οθόνη απεικόνισης χαρακτηριστικών γεύματος (IndicatorsActivity)	66
5.4 Επίδειξη λειτουργίας της εφαρμογής	68
6. Συμπεράσματα	69
7. Μελλοντικές προεκτάσεις.....	70
Βιβλιογραφία	72

Πίνακας σχημάτων

Εικόνα 1.1.1:Αποτέλεσμα της κανονικοποίησης της διατροφικής συμπεριφοράς στην ψυχολογία ενός ανορεξικού ασθενή	1
Εικόνα 2.1.1: Τρόποι καταγραφής της κατανάλωσης τροφής μέσω φορητών συσκευών	6
Εικόνα 2.1.2: Η διάταξη Universal Eating Monitor (UEM)	6
Εικόνα 2.1.3: Η διάταξη Mandometer με την εφαρμογή για κινητό	7
Εικόνα 2.1.4: Η μετρητική διάταξη, με τις ζυγαριές ενσωματωμένες στο τραπέζι.....	8
Εικόνα 2.2.1: Επιβραδυνόμενος και γραμμικός ρυθμός κατανάλωσης.....	9
Εικόνα 2.2.2: Η κατανάλωση τροφής αντρών και γυναικών πριν και μετά την παράλειψη ενός γεύματος	10
Εικόνα 2.2.3: Σχήμα των καμπυλών CFI για την ομάδα 1, τις ομάδες 2 και 3, και την ομάδα 4 (1 – φάτε όσο αισθάνεστε άνετα, 2 – φάτε όσο περισσότερο μπορείτε)	11
Εικόνα 2.2.4: Καμπύλη CFI σε σχέση με την καμπύλη κορεσμού, για την ομάδα 1, και τις ομάδες 2 και 3	12
Εικόνα 2.3.1: Τυπικές περιπτώσεις κανονικής μπουικιάς, μπουικιάς μάζας φαγητού και μπουικιάς ποτού	16
Εικόνα 2.3.2: Τυπική μορφή ενός δέντρου ανάλυσης, με το γεύμα να περιγράφεται ως μία αλληλουχία γεγονότων.....	20
Εικόνα 2.3.3: Συνολικός αλγόριθμος εντοπισμού μπουικιών με χρήση ταξινομητή Random Forest	23
Εικόνα 3.2.1: Γεύμα με προσθήκη φαγητού κατά τη διάρκειά του (καθαρή μέτρηση και συντελεστές δ).....	29
Εικόνα 3.2.2: Γεύμα με μπουικίες μάζας φαγητού, χωρίς την διόρθωση μικρών μπουικιών μάζας φαγητού.....	31
Εικόνα 3.2.3: Γεύμα με μπουικίες μάζας φαγητού, μετά την εφαρμογή της διόρθωσης για μικρές μπουικίες μάζας.....	32
Εικόνα 3.2.4:Διακοπτόμενη σταθερή περίοδος από μικρή αιχμή θορύβου	33
Εικόνα 3.2.5: Η δευτεροβάθμια καμπύλη, που ταιριάζεται στην εξαχθείσα καμπύλη κατανάλωσης (πράσινη καμπύλη)	34
Εικόνα 3.2.6: Μεγάλης διάρκειας αιχμή υψηλού θορύβου.....	34
Εικόνα 3.2.7:Επιτυχής διόρθωση της αιχμής, μέσω αύξησης της παραμέτρου stable_secs	35
Εικόνα 3.3.1: Κατανομή των χαρακτηριστικών του γεύματος σε σχέση με τη μεταβλητή στόχο	38
Εικόνα 3.3.2: Χάρτης θερμότητας με τις συσχετίσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και της μεταβλητής στόχου	38
Εικόνα 4.1.1: Γεύμα με προσθήκη φαγητού στην αρχή του γεύματος.....	42
Εικόνα 4.1.2: Γεύμα με ύπαρξη μεγάλης ποσότητας θορύβου	42
Εικόνα 4.1.3: Γεύμα με εναπόθεση μαχαιροπίρουνων στο πιάτο κατά τη διάρκεια του γεύματος	43
Εικόνα 4.1.4: Γεύμα με παράλληλες μπουικίες μάζας φαγητού / ποτού και κανονικές μπουικίες	43
Εικόνα 4.1.5: Γεύμα με τεράστια ποσότητα ακανόνιστου θορύβου	44
Εικόνα 4.2.1: Γεύμα με πολύ έντονο χειρισμό του πιάτου	45
Εικόνα 4.2.2: Γεύμα με πολλαπλές συνεχόμενες μπουικίες μάζας φαγητού	45
Εικόνα 4.2.3: Γεύματα με αφαίρεση σκεύους στην αρχή του γεύματος	46
Εικόνα 4.2.4: Γεύμα με κατανάλωση υπερβολικά μεγάλης μπουικιάς μάζας ποτού	47

Εικόνα 4.2.5: Γεύμα με ψευδείς ground truth μπουκιές.....	47
Εικόνα 5.1.1: Στιγμιότυπο από την εφαρμογή για τον έλεγχο της διατροφικής συμπεριφοράς.....	52
Εικόνα 5.2.1: Η κινητή συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη και δοκιμή της εφαρμογής	53
Εικόνα 5.2.2: Η smart Bluetooth ζυγαριά Skale	54
Εικόνα 5.2.3: Το περιβάλλον ανάπτυξης της Android εφαρμογής	54
Εικόνα 5.3.1: Το εικονίδιο της εφαρμογής στην επιφάνεια εργασίας.....	55
Εικόνα 5.3.2: Η γραφική διεπαφή της καρτέλας προφίλ χρήστη.....	55
Εικόνα 5.3.3: Η γραφική διεπαφή της καρτέλας αρχικοποίησης.....	57
Εικόνα 5.3.4: Παράδειγμα τελικής μορφής του προγράμματος εκπαίδευσης, για 5 γεύματα και σκοπό την αύξηση της κατανάλωσης (έχουν ήδη ολοκληρωθεί τρία γεύματα εκπαίδευσης από τα πέντε)	59
Εικόνα 5.3.5: Η γραφική διεπαφή της καρτέλας εκπαίδευσης.....	59
Εικόνα 5.3.6: Η γραφική διεπαφή της οθόνης λειτουργίας ελέγχου	60
Εικόνα 5.3.7: Η γραφική διεπαφή της οθόνης λειτουργίας εκπαίδευσης	61
Εικόνα 5.3.8: Η γραφική διεπαφή της οθόνης καταγραφής καμπύλης CFI. Στα αριστερά είναι τα αρχικά στάδια του γεύματος, και στα δεξιά λίγο πριν το πέρας του γεύματος (παρατηρείται η αλλαγή κλίμακας των αξόνων)	63
Εικόνα 5.3.9: Η μορφή του αρχείου .txt που αποθηκεύονται οι μετρήσεις του γεύματος (μετά τις 3 πρώτες γραμμές, η μορφή είναι Χρόνος:Βάρος)	65
Εικόνα 5.3.10: Η γραφική διεπαφή της οθόνης απεικόνισης χαρακτηριστικών του γεύματος	66

Ακρωνύμια και όροι

Καμπύλη CFI -> Καμπύλη αθροιστικής κατανάλωσης τροφής (Cumulative food intake)

OB -> Παχυσαρκία (Obesity)

AN -> Νευρική ανορεξία (Anorexia nervosa)

ED -> Διατροφικές διαταραχές (Eating disorders)

Dataset -> Σύνολο δεδομένων

ΓΧΣ -> Γραμματική χωρίς συμφραζόμενα (Context – free grammar)

UI -> Διεπαφή χρήστη (User interface)

1. Εισαγωγή

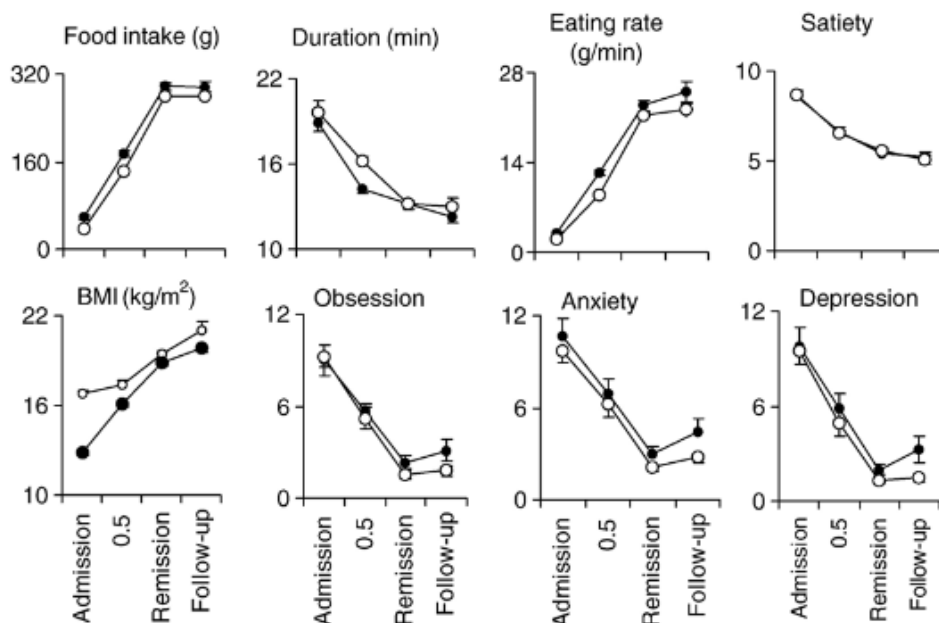
1.1 Κίνητρο

Σήμερα, παρά την ραγδαία πρόοδο της ιατρικής τις τελευταίες δεκαετίες, τα άτομα που υποφέρουν από διαφόρων ειδών διατροφικές διαταραχές παραμένουν σε υψηλά επίπεδα.

Η παχυσαρκία σε αρκετές ανεπτυγμένες χώρες αγγίζει ποσοστά πάνω από 20% [1], ενώ και οι διατροφικές διαταραχές όπως η νευρική ανορεξία και η βουλιμία διατηρούνται σε υψηλά ποσοστά, ιδιαίτερα για τις γυναίκες. Συγκεκριμένα, στη συστηματική κριτική [2] έχει βρεθεί ότι το ποσοστό των γυναικών που πάσχουν από διατροφικές διαταραχές κάποια στιγμή της ζωής τους μπορεί να προσεγγίσει το 8,8%, με το αντίστοιχο ποσοστό για τους άνδρες να είναι στο 2.2%.

Δυστυχώς, δεν έχει βρεθεί κάποια αποτελεσματική φαρμακευτική θεραπεία για τις διατροφικές διαταραχές. Τα αντικαταθλιπτικά, για παράδειγμα, ενώ είναι αποτελεσματικά για άλλου είδους διατροφικές διαταραχές, έχει βρεθεί πως έχουν σχετικά μικρό αποτέλεσμα στη θεραπεία της βουλιμίας ή της νευρικής ανορεξίας, ενώ και τα μακροπρόθεσμα αποτελέσματα λήψης τους δεν είναι απολύτως γνωστά [3].

Οι διατροφικές διαταραχές επιβαρύνουν, εκτός από την σωματική υγεία του ατόμου, πολύ σημαντικά και την ψυχολογική του υγεία. Συγκεκριμένα, έχει βρεθεί πως το άγχος, οι εμμονικές σκέψεις και η κατάθλιψη σε κάποιον που πάσχει από διατροφική διαταραχή μειώνονται, όταν κανονικοποιείται η διατροφική συμπεριφορά [4]. Κρίνεται επομένως σκόπιμο να δαπανηθούν σημαντικοί ερευνητικοί πόροι για την αντιμετώπιση ενός τόσο φλέγοντος ζητήματος για τη δημόσια υγεία.



Εικόνα 1.1.1: Αποτέλεσμα της κανονικοποίησης της διατροφικής συμπεριφοράς στην ψυχολογία ενός ανορεξικού ασθενή

Πηγή: [4]

1.2 Περιγραφή του προβλήματος

Το σωματικό βάρος ενός ανθρώπου, δεν εξαρτάται μόνο από το είδος του φαγητού που καταναλώνει, αλλά και από την ποσότητα αυτού, καθώς και από εξωγενείς παράγοντες όπως η σωματική άσκηση, οι ορμονικές διαταραχές, καθώς και ψυχολογικούς παράγοντες.

Όσον αφορά τον παράγοντα του φαγητού, έχει βρεθεί πως τα άτομα που υποφέρουν από διατροφικές διαταραχές, έχουν κατά κύριο λόγο γραμμικό ρυθμό κατανάλωσης τροφής, ενώ τα υγιή άτομα έχουν επιβραδυνόμενο ρυθμό κατανάλωσης [5]. Εικάζεται επομένως πως ο ρυθμός κατανάλωσης τροφής είναι σημαντικός παράγοντας που επηρεάζει το πόσο πιθανό είναι κάποιος να αναπτύξει κάποια διατροφική διαταραχή, και αντίστροφα, έχει βρεθεί πειραματικά πως η επιβράδυνση του ρυθμού κατανάλωσης τροφής σε γραμμικούς καταναλωτές μπορεί να ομαλοποιήσει τη διατροφική συμπεριφορά σε άτομα που πάσχουν από διατροφικές διαταραχές [6].

1.3 Στόχοι της διπλωματικής

Οι στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι οι εξής:

- Ανάπτυξη ενός υπολογιστικά γρήγορου αλγορίθμου που είναι σε θέση να εξάγει με ακρίβεια την καμπύλη αθροιστικής κατανάλωσης τροφής (cumulative food intake curve), καθώς και σημαντικών χαρακτηριστικών του εκάστοτε γεύματος όπως μέσος ρυθμός κατανάλωσης, μέσο μέγεθος μπουικιάς, μπουικίες ανά λεπτό, κ.α. Ο αλγόριθμος θα πρέπει να υποστηρίζει γεγονότα όπως προσθήκες φαγητού, μπουικίες μάζας φαγητού και εξομάλυνση θορύβου από εναπόθεση μαχαιροπίρουνων στο πιάτο.
- Εκπαίδευση ενός μοντέλου επιβλεπόμενης μάθησης πάνω σε υπάρχοντα σύνολα δεδομένων, για την ταξινόμηση καταναλωτών με βάση τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά ως κινδυνεύοντες ή μη – κινδυνεύοντες για την εκδήλωση διατροφικών διαταραχών.
- Ενσωμάτωση των παραπάνω σε εφαρμογή για έξυπνα τηλέφωνα, που είναι σε θέση να εξάγει την καμπύλη αθροιστικής κατανάλωσης τροφής και τα χαρακτηριστικά του γεύματος σε πραγματικό χρόνο με ζωντανές μετρήσεις βάρους γεύματος από ηλεκτρονική ζυγαριά, και να εκπαιδεύσει τους χρήστες σε βάθος κάποιων γευμάτων ώστε να μεταβάλλουν την διατροφική τους συμπεριφορά προς το καλύτερο.

1.4 Μεθοδολογία

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε είναι:

- Ανάπτυξη του αλγορίθμου εξαγωγής της CFI καμπύλης σε γλώσσα Python με χρήση των βιβλιοθηκών NumPy, SciPy, Pandas και Matplotlib, με βάση συνδυασμό προσεγγίσεων που συναντώνται στη βιβλιογραφία.
- Εκπαίδευση διαφορετικών μοντέλων επιβλεπόμενης μάθησης, σε γλώσσα Python με χρήση των βιβλιοθηκών Scikit-learn και Seaborn, με στόχο την επιλογή του βέλτιστου μοντέλου για ενσωμάτωση στην mobile εφαρμογή.

- Ενσωμάτωση των παραπάνω σε εφαρμογή για Android, η οποία υλοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Java και σε περιβάλλον Android Studio, και δοκιμάστηκε σε κινητό Xiaomi Mi 9. Η ενσωμάτωση των αλγορίθμων που υλοποιήθηκαν σε Python στην Android εφαρμογή, έγινε μέσω της βιβλιοθήκης Chaquopy¹, που είναι ένα Python SDK για το λειτουργικό σύστημα Android, υλοποιεί δηλαδή την αμφίδρομη επικοινωνία μεταξύ των δύο γλωσσών προγραμματισμού.

1.5 Διάρθρωση της εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία είναι χωρισμένη σε 7 κεφάλαια, συμπεριλαμβανομένου του κεφαλαίου της εισαγωγής. Η διάρθρωση των επόμενων κεφαλαίων είναι η εξής:

- [Κεφάλαιο 2:](#) Γίνεται μια παρουσίαση των τρόπων μέτρησης της κατανάλωσης τροφής, του ρόλου που διαδραματίζουν οι καμπύλες αθροιστικής κατανάλωσης τροφής στην περιγραφή της ανθρώπινης διατροφικής συμπεριφοράς, καθώς και τρόπων που συναντώνται στη βιβλιογραφία για την εξαγωγή των καμπυλών. Επιπλέον, γίνεται μία αναφορά στο πως αντιμετωπίζεται στη βιβλιογραφία το πρόβλημα της ταξινόμησης των καταναλωτών με βάση την καμπύλη CFI.
- [Κεφάλαιο 3:](#) Παρουσιάζονται τα σύνολα δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για την παρούσα διπλωματική εργασία. Στη συνέχεια, αναλύεται ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε για την εξαγωγή της CFI καμπύλης από κάποιο γεύμα, καθώς και των χαρακτηριστικών του γεύματος. Τέλος, αναλύεται η προσέγγιση μηχανικής μάθησης που δοκιμάστηκε για την ταξινόμηση των καταναλωτών με βάση την καμπύλη CFI.
- [Κεφάλαιο 4:](#) Παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου εξαγωγής της καμπύλης CFI πάνω σε δύο υπάρχοντα dataset καθώς και οι περιορισμοί αυτού. Επιπλέον, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών, ενώ αναλύονται και εδώ οι περιορισμοί του αλγορίθμου.
- [Κεφάλαιο 5:](#) Αναφέρονται οι υπάρχουσες υλοποιήσεις mobile εφαρμογών που συναντώνται στη βιβλιογραφία. Στη συνέχεια, γίνεται ανάλυση του εξοπλισμού που χρησιμοποιήθηκε, καθώς και των λειτουργιών και της διάρθρωσης της Android εφαρμογής. Στο τέλος γίνεται επίδειξη της λειτουργίας της εφαρμογής.
- [Κεφάλαιο 6:](#) Καταγράφονται τα τελικά συμπεράσματα που προκύπτουν από την παρούσα διπλωματική εργασία.
- [Κεφάλαιο 7:](#) Παρατίθενται κάποιες πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις της εργασίας για συνέχιση της έρευνας πάνω στο αντικείμενο.

¹ <https://chaquo.com/chaquopy/>

2. Θεωρητικό Υπόβαθρο

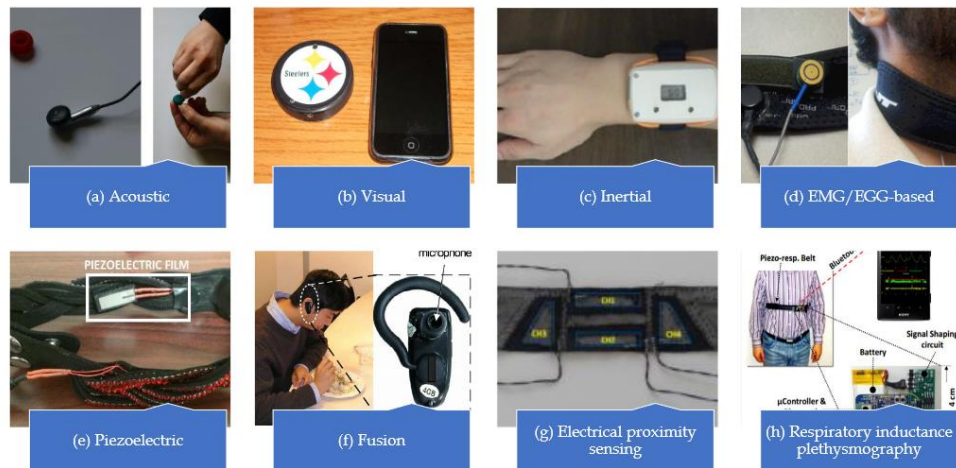
2.1 Τρόποι μέτρησης της κατανάλωσης τροφής

Για την μελέτη της ανθρώπινης διατροφικής συμπεριφοράς, είναι απαραίτητη η καταγραφή των πραγματοποιούμενων γευμάτων με έναν αντικειμενικό τρόπο. Αυτό καθίσταται ιδιαίτερα σημαντικό, αν αναλογιστεί κανείς πως η υποκειμενική αξιολόγηση ενός γεύματος από τον ίδιο τον καταναλωτή του, όσον αφορά τον ρυθμό και το μέγεθος της κατανάλωσης, συνήθως απέχει αρκετά από την πραγματικότητα [7].

Στη βιβλιογραφία, συναντώνται αρκετές διαφορετικές μέθοδοι καταγραφής του τρόπου κατανάλωσης ενός γεύματος. Κάποιες από αυτές είναι [8]:

- Καταγραφή του ήχου μασήματος / κατάποσης μέσω μικροφώνων, συνήθως στο λαιμό ή στο αυτί. Μπορεί να ανιχνεύσει μέχρι και 85% των γεγονότων κατάποσης και μασήματος, καθώς και έως 98,5% όσον αφορά την ταξινόμηση ενός φαγητού ως υγρό ή στερεό. Ενώ η μέθοδος είναι εύκολη στην υλοποίησή και με αποδεκτή ακρίβεια, χρειάζεται έντονη προεπεξεργασία για την αφαίρεση του θορύβου, και η ακρίβεια μειώνεται αρκετά σε έντονα θορυβώδες περιβάλλον. Για αυτό ακριβώς για την ώρα συναντάται μόνο σε εργαστηριακό περιβάλλον.
- Καταγραφή του φαγητού με τη βοήθεια καμερών, είτε συνδεδεμένων στο σώμα είτε μέσω χρήσης smartphone, για την εκτίμηση του όγκου της κατανάλωσης και την ταξινόμηση του τύπου του φαγητού. Επιτυγχάνει υψηλά ποσοστά επιτυχίας όσον αφορά την ταξινόμηση του τύπου του φαγητού (έως 90,6%), και έως 94,3% για την εκτίμηση του όγκου της κατανάλωσης, σε περίπτωση που έχει γίνει εκπαίδευση σε μεγάλο σύνολο εικόνων γευμάτων. Ενώ είναι η καταλληλότερη μέθοδος για την ταξινόμηση του τύπου φαγητού, εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την μπαταρία της εκάστοτε συσκευής καταγραφής, μιας και η χρήση καμερών, σε εφαρμογές για smartphone για παράδειγμα, είναι ιδιαίτερα ενεργοβόρα.
- Καταγραφή αδρανειακών δεδομένων, μέσω αισθητήρων (επιταχυνσιόμετρα, γυροσκόπια) συνδεδεμένων στο σώμα, με σκοπό την ανίχνευση μπουκιών, την ταξινόμηση τύπου φαγητού, καθώς και την ποσότητα κατανάλωσης. Επιτυγχάνονται ποσοστά ακρίβειας έως 89,5% για την ανίχνευση κατανάλωσης τροφής, και 94% για την ανίχνευση χειρονομιών κατανάλωσης τροφής. Έχει το πλεονέκτημα πως η αδρανειακή μονάδα (IMU) μπορεί να ενσωματωθεί σε καθημερινά αντικείμενα, όπως βραχιόλια, smartwatch, κλπ. Το μειονέκτημα είναι πως περιορίζεται μόνο στην ανίχνευση χειρονομιών κατανάλωσης και μπουκιών, και απαιτείται ο χρήστης να φοράει εξειδικευμένο εξοπλισμό. Έχει υψηλή ακρίβεια σε εργαστηριακές συνθήκες, αλλά υπάρχουν ακόμα αμφιβολίες για την εφαρμογή της μεθόδου σε πραγματικές συνθήκες.

- Καταγραφή ηλεκτρομυογραφήματος (EMG) / ηλεκτρογαστρογραφήματος (EGG) για την ανίχνευση κατάποσης, μασήματος, μεγέθους μπουκιάς και σκληρότητας του φαγητού. Επιτυγχάνει ακρίβεια έως 86,6% για την αναγνώριση κατάποσης στην περίπτωση του EGG. Το EGG πρόκειται για μια καινούρια προσέγγιση που διατηρεί υψηλή ακρίβεια, σε σχέση με την παραδοσιακή προσέγγιση μέσω EMG. Το μειονέκτημα των μεθόδων αυτών είναι πως περιορίζονται σημαντικά από την εφαρμογή των ηλεκτροδίων σε πολύ συγκεκριμένα σημεία του λαιμού. Πρόκειται επίσης για αρκετά επεμβατική μέθοδο που απαιτεί την παρουσία ειδικών, επομένως εφαρμόζεται μόνο σε εργαστηριακό περιβάλλον.
- Καταγραφή, μέσω πιεζοηλεκτρικής ταινίας στο λαιμό, των μυϊκών συσπάσεων που πραγματοποιούνται κατά την κατάποση. Αγγίζει ακρίβεια 86% για την πρόβλεψη της κατάστασης του φαγητού και την ταξινόμηση του τύπου φαγητού, σε πλήθος τριών διαφορετικών φαγητών. Η μέθοδος έχει το πλεονέκτημα της ελάχιστης παρουσίας θορύβου στις μετρήσεις, αλλά απαιτεί από το χρήστη να φοράει ειδικό κολάρο που περιέχει την πιεζοηλεκτρική ταινία για την καταγραφή των δεδομένων, επομένως η χρήση της περιορίζεται σε εργαστηριακό περιβάλλον.
- Καταγραφή μέσω συνδυασμού μεθόδων, όπως συνδυασμός μικροφώνου για την ανίχνευση ήχων μασήματος και κάμερας για τον εντοπισμό του φαγητού και την ταξινόμησή του, ή συνδυασμός αδρανειακών δεδομένων μέσω IMU και κάμερας. Η μέθοδος αυτή μπορεί να χρησιμοποιεί υπάρχουσες συσκευές, όπως smartphones και smartwatches, και μπορεί να εντοπίσει κατάποση και μάσημα τροφής, να ταξινομήσει τον τύπο φαγητού, καθώς και να δώσει μία εκτίμηση για τον βάρος και τον όγκο του φαγητού. Η μέθοδος έχει επιτύχει ακρίβεια έως 92% για τον εντοπισμό χειρονομιών κατανάλωσης τροφής. Συνδυάζοντας τα δυνατά σημεία πολλών μεθόδων, μπορεί να επιτευχθεί υψηλή ακρίβεια με μέγιστη άνεση για το χρήστη. Ακόμα δεν έχει προχωρήσει αρκετά η μελέτη της εν λόγω μεθόδου, αλλά έχει ελεγχθεί και σε περιβάλλον εκτός εργαστηρίου με ικανοποιητική ακρίβεια.
- Καταγραφή μέσω ηλεκτρικών αισθητήρων εγγύτητας, που εκμεταλλεύονται την μεταβολή ηλεκτρομαγνητικών πεδίων για την ανίχνευση αλλαγών στην χωρητικότητα του ανθρώπινου σώματος κατά τις μυϊκές συσπάσεις, όπως κατά την κατάποση ή το μάσημα. Επιτυγχάνει ακρίβεια έως 95,3% για τον εντοπισμό γεγονότων κατανάλωσης. Δεν απαιτεί άμεση επαφή με το δέρμα, και μπορεί να εφαρμοστεί σε διαφορετικές θέσεις του λαιμού. Δυστυχώς, όμως, χρειάζεται πολλούς αισθητήρες εγγύτητας για να επιτύχει υψηλά ποσοστά ακρίβειας. Έχει εφαρμοστεί μόνο σε περιβάλλον εργαστηρίου.
- Καταγραφή μέσω αισθητήρων πληθυσμογραφίας αναπνευστικής επαγωγής. Ο αισθητήρας έχει τη μορφή μίας ζώνης που φοριέται στη μέση, και εντοπίζει την κατάποση τροφής ανιχνεύοντας αλλαγές στην διατομή του σώματος κατά την αναπνοή. Επιτυγχάνει ακρίβεια έως 88% για τον εντοπισμό κατάποσης. Δεν απαιτεί άμεση επαφή με το δέρμα, και αξιοποιεί ένα σήμα που σχετίζεται έμμεσα με την κατανάλωση. Απαιτείται να αυξηθεί το ποσοστό ακρίβειας, ενώ ο εξειδικευμένος χαρακτήρας της μεθόδου σημαίνει πως εφαρμόζεται μόνο σε εργαστηριακό περιβάλλον.

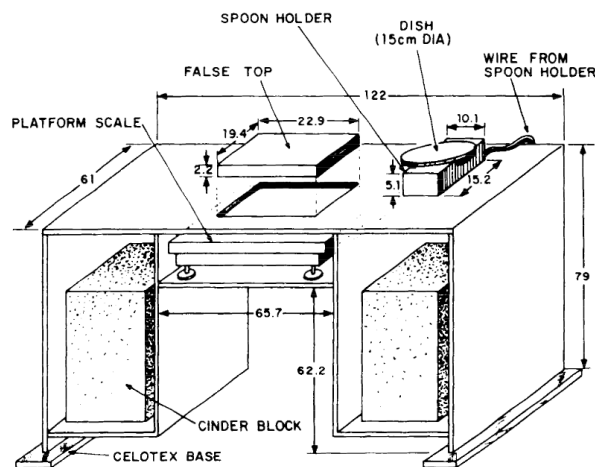


Εικόνα 2.1.1: Τρόποι καταγραφής της κατανάλωσης τροφής μέσω φορητών συσκευών

Πηγή: [8]

Ο μόνος, όμως, τρόπος για την ακριβή καταγραφή του ρυθμού και της ποσότητας κατανάλωσης τροφής κατά τη διάρκεια ενός γεύματος, είναι η ζύγιση του πιάτου κατά τη διάρκεια της κατανάλωσης, για την ανίχνευση των αλλαγών στο βάρος με κάθε μπουκιά που πραγματοποιείται. Στη βιβλιογραφία, υπάρχουν πειραματικές διατάξεις που έχουν ως σκοπό την επίλυση του παραπάνω προβλήματος, όπως:

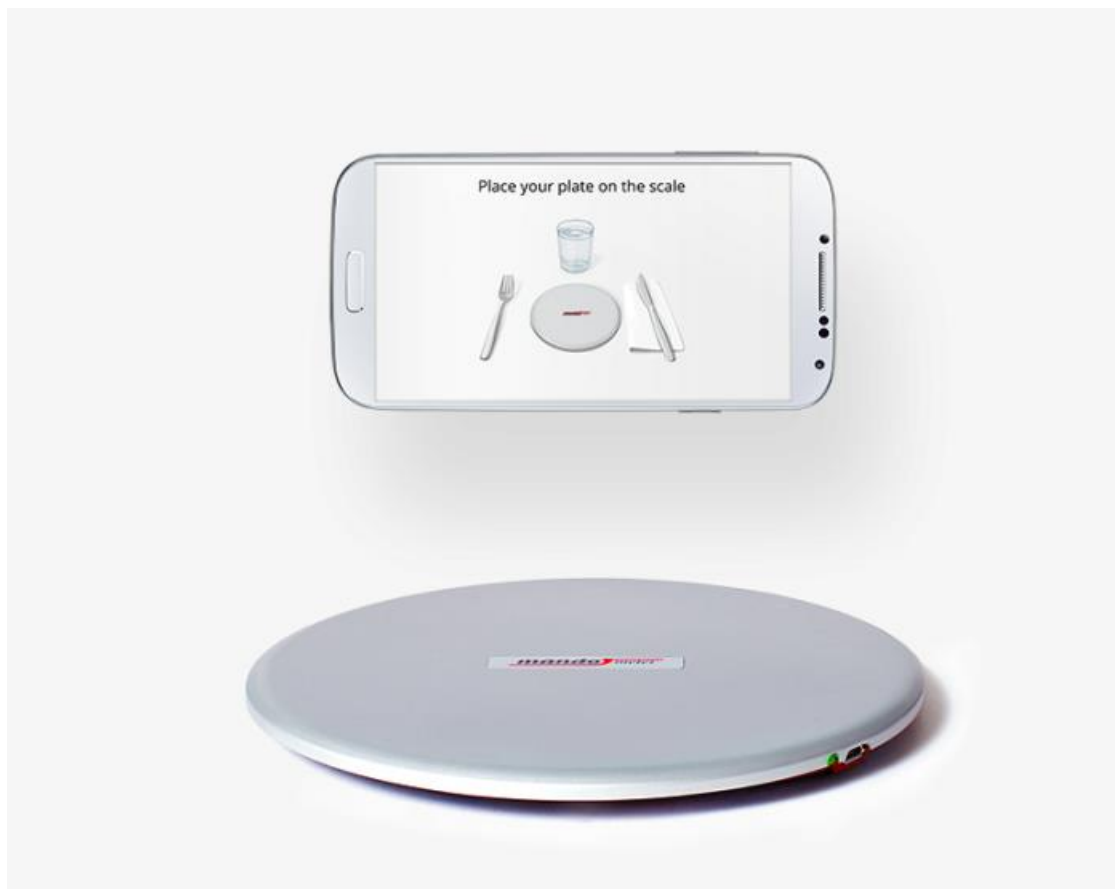
- Universal Eating Monitor (UEM) [9]: Πρόκειται για μία συσκευή που επιτρέπει το κρυφό ζύγισμα του πιάτου ενός συμμετέχοντα μέσω μίας συγκαλυμμένης ηλεκτρονικής ζυγαριάς. Η ζυγαριά συνδέεται με υπολογιστή και καταγράφεται επακριβώς το βάρος του πιάτου κάθε 3 δευτερόλεπτα, τόσο για στερεά όσο και για υγρά γεύματα. Χρησιμοποιείται για την σύγκριση παραμέτρων κατανάλωσης του γεύματος και την εξαγωγή της αθροιστικής καμπύλης κατανάλωσης τροφής.



Εικόνα 2.1.2: Η διάταξη Universal Eating Monitor (UEM)

Πηγή: [9]

- **Mandometer:** Πρόκειται για μία ηλεκτρονική ζυγαριά φαγητού που επικοινωνεί με το smartphone του χρήστη μέσω πρωτοκόλλου Bluetooth. Ο χρήστης προσθέτει το πιάτο του στη ζυγαριά, και ύστερα γεμίζει το πιάτο μέχρι να φανεί η ένδειξη 100% στην οθόνη του κινητού. Σκοπός είναι ο χρήστης να επανεκπαιδευτεί όσον αφορά τη διατροφική συμπεριφορά, με βάση καμπύλες αναφοράς, τόσο ως προς τον ρυθμό κατανάλωσης φαγητού, όσο και ως προς τον κορεσμό. Η μέθοδος αυτή αναπτύχθηκε στο Ινστιτούτο Karolinska στη Σουηδία, και έχει χρησιμοποιηθεί για τη θεραπεία ασθενών με διατροφικές διαταραχές όπως νευρική ανορεξία και βουλιμία [10], καθώς και για τη θεραπεία της παιδικής παχυσαρκίας μέσω επανεκπαίδευσης της διατροφικής συμπεριφοράς [11].



Εικόνα 2.1.3: Η διάταξη Mandometer με την εφαρμογή για κινητό

Πηγή: <https://mando.se/en/mandometer-method/the-mandometer-device/>

- **Ενσωματωμένη ζυγαριά:** Σε κάποιες μελέτες, η μετρητική διάταξη ενσωματώνεται στο τραπέζι που πρόκειται να καθίσουν οι συμμετέχοντες κατά το γεύμα τους. Μία τέτοια προσέγγιση ακολουθείται στο [12], όπου οι ερευνητές ενσωμάτωσαν 4 ζυγαριές OHAUS Scout Pro SP4001, με ακρίβεια 0,1 γραμμαρίου και μέγιστο βάρος ζύγισης 4 κιλά. Η μελέτη έγινε σε περιβάλλον μπουφέ καφετέριας, επομένως δίσκοι φαγητού είχαν προσκολληθεί στις ζυγαριές πάνω στο τραπέζι, και οι συμμετέχοντες πρόσθεταν τα πιάτα τους πάνω στους δίσκους για να καταστεί δυνατό να μετρηθεί η κατανάλωση κατά τη διάρκεια του γεύματος. Η περιγραφόμενη διάταξη φαίνεται παρακάτω:



Εικόνα 2.1.4: Η μετρητική διάταξη, με τις ζυγαριές ενσωματωμένες στο τραπέζι

Πηγή: [12]

Παρόμοια διάταξη με τις παραπάνω, θα χρησιμοποιηθεί και στα πλαίσια της παρούσας εργασίας για την εξαγωγή των καμπυλών CFI κατά τη διάρκεια των γευμάτων.

2.2 Η καμπύλη αθροιστικής κατανάλωσης τροφής

Έχει βρεθεί πως η αθροιστική κατανάλωση τροφής κατά τη διάρκεια ενός γεύματος, μπορεί να περιγραφεί από μία δευτεροβάθμια εξίσωση σε φυσιολογικού βάρους ανθρώπους [13]. Συγκεκριμένα, η εξίσωση αυτή είναι της μορφής:

$$y = ax^2 + bx + c \quad (2.2.1)$$

όπου y είναι η καταναλωθείσα ποσότητα τροφής, και x είναι ο χρόνος που έχει παρέλθει από την αρχή του γεύματος. Η παράμετρος a είναι ο δευτεροβάθμιος συντελεστής της καμπύλης και η παράμετρος b ο γραμμικός συντελεστής, ενώ η παράμετρος c ισούται με 0, μιας και δεν έχει καταναλωθεί καθόλου φαγητό πριν την αρχή του γεύματος. Η παραπάνω εξίσωση, αποτελεί την λεγόμενη καμπύλη CFI.

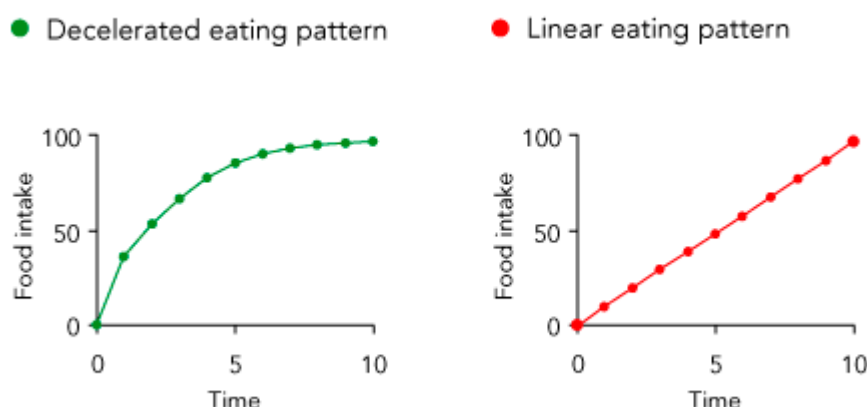
Τόσο η καταναλωθείσα ποσότητα, όσο και οι τιμές του γραμμικού και του δευτεροβάθμιου συντελεστή της καμπύλης κατά απόλυτη τιμή, βρέθηκε πως έχουν μεγαλύτερες τιμές σε άντρες από ότι σε γυναίκες, ενώ φυσιολογικά η τιμή του δευτεροβάθμιου συντελεστή είναι αρνητική. Η φυσική ερμηνεία των συντελεστών είναι πως ο γραμμικός όρος είναι ο αρχικός ρυθμός κατανάλωσης τροφής, ενώ ο δευτεροβάθμιος όρος συμβολίζει το ρυθμό επιβράδυνσης της κατανάλωσης. Επομένως, με βάση τα προαναφερθέντα συμπεράσματα, οι άντρες επιδεικνύουν υψηλότερο αρχικό ρυθμό κατανάλωσης, αλλά επιβραδύνουν και γρηγορότερα από ότι οι γυναίκες. Στον πραγματικό κόσμο, η κατανάλωση τροφής έχει μεγαλύτερη μεταβλητότητα από ότι σε εργαστηριακό περιβάλλον, αλλά τα συμπεράσματα για τις διαφορές μεταξύ των δύο φύλων και για το σχήμα της καμπύλης CFI εξακολουθούν να ισχύουν και εκτός εργαστηρίου,

επομένως θεωρείται πως οι καμπύλες αθροιστικής κατανάλωσης τροφής έχουν σημαντική διαγνωστική αξία στην αξιολόγηση διατροφικών διαταραχών.

Πράγματι, η καμπύλη αθροιστικής κατανάλωσης τροφής, αποτελεί ένα πολύ αποτελεσματικό εργαλείο για τον αντικειμενικό χαρακτηρισμό της ανθρώπινης διατροφικής συμπεριφοράς. Μία καμπύλη CFI, πρακτικά δείχνει τον τρόπο κατανάλωσης τροφής κατά τη διάρκεια ενός γεύματος. Χαρακτηρίζεται από το μέγεθος του γεύματος, τη διάρκεια του γεύματος, τον ρυθμό κατανάλωσης τροφής, καθώς και πιθανές αλλαγές του ρυθμού, το μέγεθος των μπουκιών και τη συχνότητα των μπουκιών. Η σημασία της καμπύλης CFI ως κλινικό εργαλείο, είναι πως σε περίπτωση ιατρικών παρεμβάσεων στη διατροφική συμπεριφορά ενός ασθενή, θα φανεί άμεσα η επίδραση στο σχήμα και τις παραμέτρους της καμπύλης. Επομένως, η καμπύλη CFI επιτρέπει να γίνει μια αντικειμενική αξιολόγηση της διατροφικής συμπεριφοράς ενός ασθενούς, και να καταδείξει αν μία παρέμβαση ήταν αποτελεσματική ή όχι [14].

Συγκεκριμένα, έχει βρεθεί πως υπάρχει συνέπεια και σταθερότητα στις καμπύλες CFI του κάθε ανθρώπου [15], ακόμα και σε γεύματα που γίνονται σε διαφορετικές μέρες, ενώ έχει βρεθεί πως και οι παράμετροι των καμπυλών συσχετίζονται με τα χαρακτηριστικά του κάθε ανθρώπου.

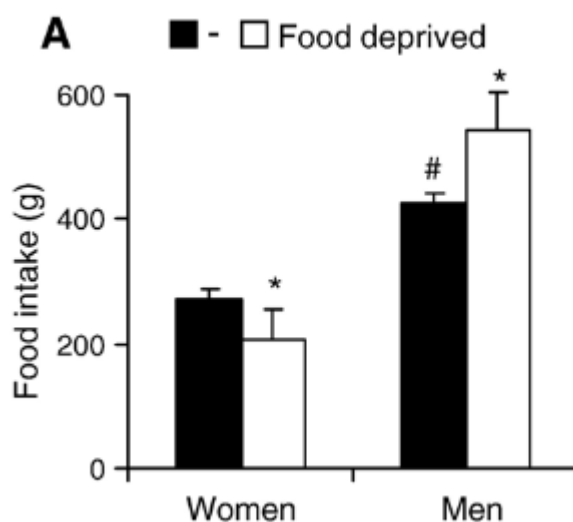
Η κανονική διατροφική συμπεριφορά είναι επιβραδυνόμενη κατά τη διάρκεια ενός γεύματος. Οι άνθρωποι τρώνε πιο γρήγορα στην αρχή του γεύματος, και επιβραδύνουν την κατανάλωσή τους όσο φτάνουν προς το τέλος τους. Όμως, όσοι πάσχουν από νευρική ανορεξία ή άλλες διατροφικές διαταραχές τρώνε με σταθερό, γραμμικό ρυθμό. Οι επιβραδυνόμενοι καταναλωτές είναι ικανοί να διατηρήσουν τον έλεγχο της κατανάλωσής τους, αλλά οι γραμμικοί καταναλωτές δυσκολεύονται να διατηρήσουν τον έλεγχο όταν έχουν περιορισμένο χρόνο να φάνε ή υπάρχει μεγάλη ποσότητα φαγητού διαθέσιμη προς κατανάλωση. Το αποτέλεσμα είναι η απώλεια ελέγχου της ποσότητας κατανάλωσης και, κατά συνέπεια, του σωματικού βάρους [5].



Εικόνα 2.2.1: Επιβραδυνόμενος και γραμμικός ρυθμός κατανάλωσης

Πηγή: <https://mando.se/en/research-and-treatment-results/research/>

Σε αυτό το σημείο, αξίζει να αναλυθεί το γιατί οι γυναίκες είναι πιο συχνό να πάσχουν από κάποια διατροφική διαταραχή σε σχέση με τους άντρες, όπως αναφέρεται στην [ενότητα 1.1](#). Θα δοθεί ένα παράδειγμα για τη διατροφική διαταραχή της νευρικής ανορεξίας. Ο λόγος που οι γυναίκες πάσχουν πολύ πιο συχνά από τους άντρες από αυτή τη διαταραχή, είναι πως αντιμετωπίζουν με διαφορετικό τρόπο την δίαιτα. Μελέτες δείχνουν πως όταν οι γυναίκες μειώνουν την ποσότητα φαγητού που καταναλώνουν, τότε και την επόμενη μέρα θα καταναλώσουν λιγότερο φαγητό. Αντιθέτως, οι άντρες τρώνε περισσότερο από τις γυναίκες ούτως ή άλλως, αλλά και σε περίπτωση που δεν καταναλώσουν βραδινό το προηγούμενο βράδυ, θα καταναλώσουν μεγαλύτερη ποσότητα τροφής την επόμενη μέρα για να το αντισταθμίσουν. Οι γυναίκες από την άλλη, δεν αντισταθμίζουν την μειωμένη τους κατανάλωση [16]. Αυτή η βιολογική διαφορά μεταξύ των φύλων, σε συνδυασμό με την κοινωνική πίεση που ασκείται στις νεαρές γυναίκες από τα σύγχρονα πρότυπα που προβάλλονται στην τηλεόραση και το διαδίκτυο, σημαίνει πως οι γυναίκες οδηγούνται πολύ συχνότερα σε διατροφικές διαταραχές.



Εικόνα 2.2.2: Η κατανάλωση τροφής αντρών και γυναικών πριν και μετά την παράλειψη ενός γεύματος

Πηγή: [16]

Επομένως, είναι φυσικό επακόλουθο η πλειοψηφία των μελετών πάνω σε διατροφικές διαταραχές, καθώς και το ρόλο που διαδραματίζουν οι καμπύλες CFI στη θεραπεία τους, να έχουν πραγματοποιηθεί σε γυναίκες. Σε κάποιες μελέτες λοιπόν, οι συμμετέχουσες χωρίστηκαν σε 4 ομάδες:

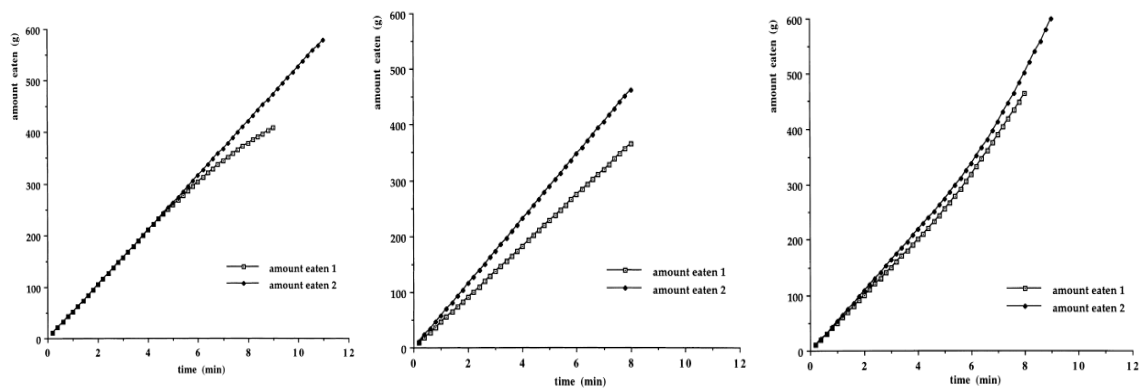
1. Γυναίκες φυσιολογικού βάρους, που έτρωγαν χωρίς διατροφικό περιορισμό, δηλαδή σταματούσαν μόνες τους να τρώνε έχοντας χορτάσει
2. Γυναίκες φυσιολογικού βάρους, που έτρωγαν με διατροφικό περιορισμό, δηλαδή σταματούσαν να τρώνε πριν χορτάσουν, για δικούς τους λόγους (συνήθως ψυχολογικούς, για τη διατήρηση φυσιολογικού σωματικού βάρους)
3. Γυναίκες υπέρβαρες, που έτρωγαν με διατροφικό περιορισμό

4. Γυναίκες που είχαν εκδηλώσει επεισόδια ψυχαναγκαστικής λαιμαργίας στο παρελθόν

Βρέθηκε πως, στην ομάδα 1, η καμπύλη CFI ήταν επιβραδυνόμενη, στις ομάδες 2 και 3 η καμπύλη CFI ήταν γραμμική, ενώ στην ομάδα 4 η καμπύλη CFI ήταν επιταχυνόμενη [15], [17]–[19].

Όσον αφορά τα επίπεδα κορεσμού στην κάθε ομάδα, παρέμεναν σταθερά για τα πρώτα 1 με 2 λεπτά του γεύματος, και ύστερα άρχιζαν να αυξάνονται. Στην ομάδα 1, ο κορεσμός αφού έφτανε στο μέγιστο επίπεδο, παρέμενε σταθερός και η καμπύλη CFI άρχιζε σταδιακά να επιβραδύνεται. Στις ομάδες 2 και 3, οι συμμετέχουσες σταματούσαν να τρώνε τη στιγμή που ο κορεσμός έφτανε στο μέγιστο επίπεδο, επομένως η καμπύλη CFI δεν προλάβαινε να επιβραδυνθεί. Τέλος, στην ομάδα 4 οι συμμετέχουσες επιτάχυναν την κατανάλωση τροφής κατά τη διάρκεια του γεύματος, που σημαίνει πως δεν αυξάνεται όπως πρέπει ο κορεσμός κατά τη διάρκεια του γεύματος.

Η έλλειψη επιβράδυνσης στις καμπύλες CFI των ομάδων 2 και 3, επομένως, σχετίζεται με την παύση κατανάλωσης όταν ο κορεσμός φτάνει στο μέγιστο σταθερό του επίπεδο. Ακόμα και με τεχνητή επέκταση της διάρκειας του γεύματος, δεν παρατηρείται κάποια σημαντική διαφορά στα επίπεδα κορεσμού.

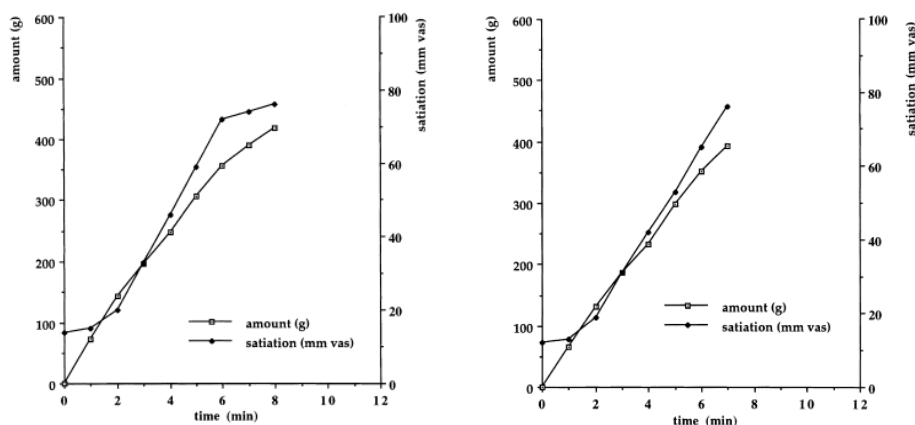


Εικόνα 2.2.3: Σχήμα των καμπυλών CFI για την ομάδα 1, τις ομάδες 2 και 3, και την ομάδα 4 (1 – φάτε όσο αισθάνεστε άνετα, 2 – φάτε όσο περισσότερο μπορείτε)

Πηγή: [14]

Το σχήμα της καμπύλης, όπως φαίνεται στην εικόνα 2.2.3, αλλάζει για την κάθε ομάδα ανάλογα με το αν τους ζητείται να φάνε όσο περισσότερο μπορούν ή όσο αισθάνονται άνετα.

Άλλο ένα συμπέρασμα που προέκυψε, είναι πως οι καμπύλες CFI δεν εμφάνισαν διαφορές με την μεταβολή της σύνθεσης των μακροθρεπτικών συστατικών των γευμάτων. Όμως, τα ενεργειακά εμπλουτισμένα γεύματα ή αυτά με την προσθήκη φυτικών ινών, βοήθησαν στην διατήρηση του κορεσμού για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα [15]. Επιπλέον, προφόρτωση πριν το γεύμα με υγρούς υδατάνθρακες, λιπαρά ή πρωτεΐνες δεν επηρέασαν τις καμπύλες CFI, αλλά αν η προφόρτωση ήταν με αλκοόλ τότε παρατηρείται αυξημένος ρυθμός κατανάλωσης τροφής, περισσότερος χρόνος κατανάλωσης ατόφου επέλθει ο κορεσμός και περισσότερος χρόνος πριν αρχίσει η αύξηση του κορεσμού κατά τη διάρκεια του γεύματος [20].



Εικόνα 2.2.4: Καμπύλη CFI σε σχέση με την καμπύλη κορεσμού, για την ομάδα 1, και τις ομάδες 2 και 3

Πηγή: [14]

Τέλος, στη μελέτη [21], βρέθηκε πως, σε υπέρβαρους άντρες μετά από δίαιτα 12 εβδομάδων και μέση απώλεια βάρους 6.3 κιλών, η κατανάλωση τροφής σε ελεύθερο εργαστηριακό γεύμα παρέμεινε ίδια πριν και μετά τη δίαιτα, με την καμπύλη CFI να διατηρεί το ίδιο σχήμα.

Συμπέρασμα των παραπάνω, είναι πως οι καμπύλες CFI αποτελούν ικανό εργαλείο για το χαρακτηρισμό της διατροφικής συμπεριφοράς, λόγω της συνέπειας των καμπυλών για κάθε άτομο υπό τις ίδιες συνθήκες, και λόγω της συσχέτισης του σχήματος των καμπυλών με διαφορές μεταξύ των χαρακτηριστικών των συμμετεχόντων. Άλλος ένας λόγος, είναι ότι το σχήμα τους δεν επηρεάζεται από τη θερμιδική πυκνότητα ή την μακροθρεπτική σύνθεση του γεύματος, παρά μόνο επηρεάζεται ο κορεσμός που προκαλεί το γεύμα και το μέγεθος των επόμενων γευμάτων (δεν ισχύει στην περίπτωση της ταυτόχρονης κατανάλωσης αλκοόλ).

Γενικά, το σχήμα της καμπύλης CFI επηρεάζεται μόνο από σχετικά ασυνήθιστες καταστάσεις, όπως ιατρικές παρεμβάσεις [22], [23] (μεταμόσχευση νεφρού, περιτοναϊκή διάλυση), ή από δίαιτες με πολύ μεγάλη μείωση σωματικού βάρους, λόγω αλλαγής του τρόπου κατανάλωσης [24].

Η συνέπεια και σταθερότητα που επιδεικνύουν οι καμπύλες CFI σε σχέση με τα χαρακτηριστικά των ανθρώπων, σε πληθώρα συνθηκών, καθώς και η ευαισθησία τους σε διατροφικές/κλινικές παρεμβάσεις, τις καθιστούν ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για τη μελέτη της διατροφικής συμπεριφοράς. Παρόλα αυτά, τυχόν παρεμβάσεις σε αυτές ενδέχεται να επηρεάσουν μελλοντικά γεύματα, επομένως είναι εύλογο να μελετώνται όλα τα γεύματα μιας ημέρας όταν γίνονται διατροφικές παρεμβάσεις.

2.3 Εξαγωγή της καμπύλης αθροιστικής κατανάλωσης τροφής

Λόγω της μεγάλης σημασίας των καμπυλών CFI για τη μελέτη των διατροφικών διαταραχών, έχουν προταθεί αρκετοί διαφορετικοί τρόποι για την εξαγωγή τους από ακατέργαστες μετρήσεις βάρους ζυγαριάς. Η δυσκολία στην εξαγωγή τους, έγκειται στο ότι κατά την ώρα της κατανάλωσης του φαγητού, μπορούν να υπάρξουν διάφορα γεγονότα που δεν σχετίζονται με την κατανάλωση και προσθέτουν θόρυβο στις μετρήσεις, όπως πίεση στο πιάτο ή εναπόθεση μαχαιροπέρων πάνω στο πιάτο. Επιπλέον, πιθανά γεγονότα όπως προσθήκες φαγητού στο πιάτο, μπουκιές από φαγητά που σηκώνονται ολόκληρα από το πιάτο (πχ χάμπουργκερ) και γουλιές από κάποιο ρόφημα περιπλέκουν ακόμα περισσότερο την εξαγωγή της καμπύλης CFI από ένα γεύμα. Κάποιοι από τους τρόπους αντιμετώπισης αυτών των προβλημάτων στη βιβλιογραφία, αναλύονται παρακάτω.

2.3.1 Κλασσικές προσεγγίσεις

Αλγόριθμος Rule Based (RB)

Αλγόριθμος που βασίζεται σε κανόνες απόφασης για την εξαγωγή της καμπύλης CFI. Χρησιμοποιεί ευρετικούς κανόνες για την ανίχνευση προσθηκών φαγητού και την ανίχνευση της αδράνειας στην αρχή και το τέλος του γεύματος. Βασίζεται σε μεγάλο βαθμό σε προκαθορισμένα κατώφλια [25].

Συγκεκριμένα, στην αρχή εφαρμόζεται ο μορφολογικός συντελεστής του ανοίγματος για την αφαίρεση του θορύβου, και στη συνέχεια εντοπίζονται οι προσθήκες φαγητού βρίσκοντας τα δείγματα της χρονοσειράς κατανάλωσης που είναι διαδοχικά αυξανόμενα, και η αύξηση του βάρους είναι τουλάχιστον 20 γραμμάρια σε λιγότερο από 12 δευτερόλεπτα. Στη συνέχεια, η καμπύλη τροποποιείται, ώστε οι προσθήκες φαγητού να προστίθενται στην καμπύλη από την αρχή του γεύματος, ώστε να εξαχθεί η συνολική καμπύλη CFI. Τέλος, αφαιρούνται η αρχή και το τέλος του γεύματος με βάση την πρώτη και την τελευταία μπουκιά, χρησιμοποιείται ένα φίλτρο εξομάλυνσης για την αφαίρεση τυχόντων αυξήσεων βάρους που παρέμειναν, από το κάθε δείγμα αφαιρείται το βάρος του τελευταίου δείγματος για την αφαίρεση του βάρους του πιάτου, και τελικά η καμπύλη «αναποδογυρίζεται» ώστε το τελικό αποτέλεσμα να είναι η αυστηρά αύξουσα καμπύλη CFI.

Ο εν λόγω αλγόριθμος, στο dataset που χρησιμοποιείται στο [25], προσεγγίζει σωστά τον δευτεροβάθμιο όρο α της καμπύλης CFI με ακρίβεια 72,81%, τον γραμμικό όρο β με ακρίβεια 75,44%, ενώ έχει μέσο απόλυτο σφάλμα 53,3 γραμμάρια για τη συνολική πρόσληψη τροφής, 24,2 δευτερόλεπτα για την συνολική διάρκεια γεύματος, και 1,7 γραμμάρια για το μέσο μέγεθος μπουκιάς.

Αλγόριθμος Greedy Quadratic Fitting (GQF)

Ο αλγόριθμος GQF, είναι ίδιος με τον αλγόριθμο RB, με μόνη διαφορά το κομμάτι της ανίχνευσης προσθηκών φαγητού. Ο αλγόριθμος λειτουργεί επαναληπτικά πάνω στις μετρήσεις, και όταν ανιχνευθεί υποψήφια προσθήκη φαγητού, οι προηγούμενες μετρήσεις χρησιμοποιούνται για την αποδοχή ή απόρριψη της, με βάση δύο μέσα τετραγωνικά σφάλματα δύο διαφορετικών δευτεροβάθμιων καμπυλών [25]. (μία αντιστοιχεί στην αποδοχή και μία στην απόρριψη της υποψήφιας προσθήκης φαγητού)

Οι υποψήφιες προσθήκες φαγητού ανιχνεύονται όπως στον αλγόριθμο RB, με χαμηλό κατώφλι στην ποσότητα αύξησης βάρους. Έχοντας δηλαδή N υποψήφιες προσθήκες φαγητού, η καμπύλη χωρίζεται σε $N+1$ κομμάτια, και επαναληπτικά ελέγχεται με τη σειρά αν η κάθε προσθήκη είναι πραγματική προσθήκη ή όχι, με βάση το ποια απόφαση ελαχιστοποιεί τη μεταβολή της μέχρι τώρα πορείας του γεύματος. Έστω, για παράδειγμα, δύο κομμάτια της καμπύλης, που συμβολίζουν την τωρινή και τη μελλοντική πορεία του γεύματος, μετά την υποψήφια προσθήκη φαγητού x_k :

$$S_1 = \bigcup_{i=1}^k s_i \quad (2.3.1)$$

$$S_2 = \bigcup_{i=1}^{k+1} s_i \quad (2.3.2)$$

Και τα δύο κομμάτια ξεκινούν από το πρώτο δείγμα, και το κομμάτι S_1 τελειώνει πριν την προσθήκη φαγητού x_k , ενώ το κομμάτι S_2 τελειώνει πριν την προσθήκη φαγητού x_{k+1} . (ή το τέλος του γεύματος αν δεν υπάρχει άλλη υποψήφια προσθήκη)

Με βάση το μοντέλο δευτεροβάθμιας εξίσωσης της καμπύλης CFI, μία δευτεροβάθμια καμπύλη ταιριάζεται στο κομμάτι S_1 , με συντελεστές α_1 και β_1 . Η τωρινή πορεία του γεύματος, προβάλλεται μελλοντικά αξιολογώντας την παραπάνω καμπύλη πάνω στο κομμάτι S_2 .

Στη συνέχεια, για το κομμάτι S_2 , διακρίνονται δύο περιπτώσεις: μία περίπτωση που πρόκειται για πραγματική προσθήκη φαγητού, και μία που πρόκειται για μη πραγματική προσθήκη φαγητού. Έτσι, μια δευτεροβάθμια καμπύλη ταιριάζεται στον κομμάτι S_2 για την κάθε περίπτωση, με συντελεστές α_{2+} και β_{2+} όταν πρόκειται για πραγματική προσθήκη φαγητού, όπου γίνεται και επαναφορά της καμπύλης πριν από το ταίριασμα να έχει προστεθεί όλη η ποσότητα από την αρχή, και με συντελεστές α_{2-} και β_{2-} όταν πρόκειται για μη πραγματική προσθήκη φαγητού, όπου δε γίνεται επαναφορά της καμπύλης.

Οι τρεις καμπύλες c_1 , c_{2+} και c_{2-} αξιολογούνται πάνω στο κομμάτι S_2 , και υπολογίζονται τα εξής δύο μέσα τετραγωνικά σφάλματα:

$$MSE_+ = mse(c_1, c_{2+}) = \sum_{t=1}^L (c_1(t) - c_{2+}(t))^2 \quad (2.3.3)$$

$$MSE_- = mse(c_1, c_{2-}) = \sum_{t=1}^L (c_1(t) - c_{2-}(t))^2 \quad (2.3.4)$$

όπου L είναι ο αριθμός των δειγμάτων της καμπύλης c_1 .

Αν ισχύει $MSE_+ < MSE_-$, τότε σημαίνει πως η τωρινή πορεία του γεύματος μοιάζει περισσότερο με τη μελλοντική, αν η προσθήκη φαγητού x_k είναι πραγματική προσθήκη φαγητού, επομένως γίνεται επαναφορά του κομματιού S1 της καμπύλης και θεωρείται πραγματική η προσθήκη. Αντίθετα, αν $MSE_+ > MSE_-$, τότε η προσθήκη φαγητού δεν είναι πραγματική και δε γίνεται κάποια ενέργεια. Ακριβώς με αυτόν τον τρόπο, ελέγχονται επαναληπτικά και οι υπόλοιπες υποψήφιας προσθήκες φαγητού.

Ο εν λόγω αλγόριθμος, προσεγγίζει σωστά τον δευτεροβάθμιο όρο α της καμπύλης CFI με ακρίβεια 81,58%, τον γραμμικό όρο β με ακρίβεια 83,33%, ενώ έχει μέσο απόλυτο σφάλμα 25,7 γραμμάρια για τη συνολική πρόσληψη τροφής, 19,5 δευτερόλεπτα για την συνολική διάρκεια γεύματος, και 0,3 γραμμάρια για το μέσο μέγεθος μπουικιάς.

Αλγόριθμος Rule Based With Quadratic Fitting (RBQF)

Ο αλγόριθμος αυτός είναι παρόμοιος με τον αλγόριθμο GQF, με τη διαφορά ότι αντί να αποφασίζει άπληστα για κάθε υποψήφια προσθήκη φαγητού, όλοι οι πιθανοί συνδυασμοί εξετάζονται αναλυτικά και αξιολογούνται με βάση μια συνάρτηση κόστους. Ο συνδυασμός με το χαμηλότερο κόστος επιλέγεται τελικά. Η συνάρτηση κόστους έχει τη μορφή μέσου τετραγωνικού σφάλματος, όπως στον αλγόριθμο GQF [25].

Ο εν λόγω αλγόριθμος, προσεγγίζει σωστά τον δευτεροβάθμιο όρο α της καμπύλης CFI με ακρίβεια 78,76%, τον γραμμικό όρο β με ακρίβεια 78,76%, ενώ έχει μέσο απόλυτο σφάλμα 30,9 γραμμάρια για τη συνολική πρόσληψη τροφής, 22,5 δευτερόλεπτα για την συνολική διάρκεια γεύματος, και 0,6 γραμμάρια για το μέσο μέγεθος μπουικιάς.

Αλγόριθμος Mattfeld et al.

Ο αλγόριθμος αυτός, εντοπίζει χρονικές περιόδους του γεύματος που το βάρος της ζυγαριάς είναι σταθερό, και αναλύει της περιβάλλουσες αλλαγές βάρους σε σχέση με τις γειτονικές σταθερές περιόδους [12].

Συγκεκριμένα, οι συγγραφείς χρησιμοποιούν έναν δίσκο με μία ενσωματωμένη ζυγαριά, που δειγματοληπτεί στα 15 Hz, με θόρυβο μετρήσεων $\sigma_{noise} = 0.29g$. Το γεύμα χωρίζεται σε σταθερές και μη σταθερές περιόδους. Στις σταθερές, τα γειτονικά δείγματα της χρονοσειράς έχουν ίδιες τιμές μεταξύ τους (εντός ενός κατωφλίου θορύβου, $\pm 3\sigma_{noise}$), δηλαδή το βάρος παραμένει σταθερό, ενώ στις μη σταθερές το βάρος αυξάνεται ή μειώνεται για κάποια γειτονικά δείγματα. Αναλύονται τρεις τύποι μπουικιών: κανονικές μπουικίες, μπουικίες μάζας φαγητού και μπουικίες ποτού. Η ανάλυση γίνεται για τρεις γειτονικές σταθερές περιόδους, με βάρη w_a, w_b, w_c , και γίνεται χρήση κάποιων κατωφλίων, W1 έως W6.

Για μία κανονική μπουικιά φαγητού, θα πρέπει η διαφορά της πρώτης με τη δεύτερη περίοδο να είναι μεγαλύτερη του κατωφλίου θορύβου, και μικρότερη από το κατώφλι W1 που δηλώνει το μέγιστο μέγεθος μπουικιάς. Επιπλέον, θα πρέπει να μην υπάρχει αύξηση

βάρους στην επόμενη σταθερή περίοδο, αλλιώς η προηγούμενη μείωση βάρους είναι πιθανό να οφειλόταν σε αφαίρεση κάποιου σκεύους. Αυτά συνοψίζονται ως εξής:

$$3\sigma_{noise} \leq w_a - w_b \leq W_1 \quad (2.3.5)$$

$$w_b - w_c \leq 3\sigma_{noise} \quad (2.3.6)$$

Αν δεν ισχύουν οι προϋποθέσεις για κανονική μπουκιά, γίνεται έλεγχος της περίπτωσης μπουκιάς μάζας φαγητού. Στην περίπτωση αυτή, πρέπει να υπάρχει μείωση βάρους από την πρώτη στη δεύτερη περίοδο λόγω αφαίρεσης όλου του φαγητού από το πιάτο, και επιστροφή βάρους στο πιάτο κατά την τρίτη περίοδο λόγω εναπόθεσης φαγητού ξανά στο πιάτο. Αυτά συνοψίζονται ως εξής:

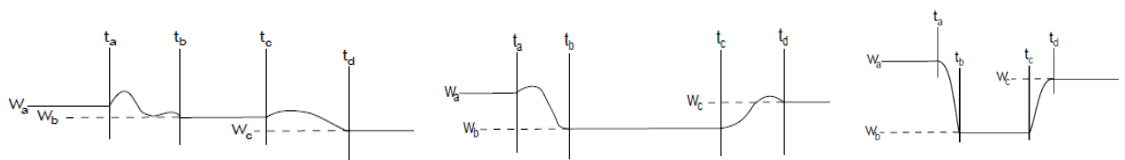
$$W_2 \leq w_a - w_b \leq W_3 \quad (2.3.7)$$

$$3\sigma_{noise} \leq w_a - w_c \leq W_1 \quad (2.3.8)$$

Τέλος, αν δεν ισχύουν οι προϋποθέσεις της μπουκιάς μάζας φαγητού, ελέγχεται η περίπτωση μπουκιάς ποτού. Θα πρέπει όπως και πριν να υπάρχει μείωση βάρους από την πρώτη στη δεύτερη περίοδο λόγω αφαίρεσης κούπας/ποτηριού από το δίσκο, και επιστροφή βάρους στο πιάτο κατά την τελευταία περίοδο λόγω εναπόθεσης του σκεύους ξανά πάνω στο δίσκο. Οι ανισώσεις έχουν την ίδια μορφή με την προηγούμενη περίπτωση, αλλά με διαφορετικά κατώφλια, ως εξής:

$$W_4 \leq w_a - w_b \leq W_5 \quad (2.3.9)$$

$$3\sigma_{noise} \leq w_a - w_c \leq W_6 \quad (2.3.10)$$



Εικόνα 2.3.1: Τυπικές περιπτώσεις κανονικής μπουκιάς, μπουκιάς μάζας φαγητού και μπουκιάς ποτού

Πηγή: [12]

Με βάση στατιστική ανάλυση που πραγματοποιήθηκε σε μεγάλο πλήθος γευμάτων, επιλέχθηκαν για τα κατώφλια οι εξής τιμές:

$$W_1 = 30g, W_2 = 100g, W_3 = 300g, W_4 = 80g, W_5 = 550g, W_6 = 80g$$

Ο συγκεκριμένος αλγόριθμος εντόπισε επιτυχώς, από τις 24101 μπουκιές που περιείχε το χρησιμοποιούμενο dataset, το 39% των μπουκιών, και δεν κατάφερε να εντοπίσει το 47%. Αυτό αποτελεί μεγάλη βελτίωση σε σχέση με τον αλγόριθμο που χρησιμοποιήθηκε για το Universal Eating Monitor [9], με τριπλάσιο αριθμό πραγματικών εντοπισθέντων μπουκιών και 90% μείωση στον αριθμό λανθασμένων εντοπισμών. Επιπλέον, πραγματοποιώντας ανάλυση στις μπουκιές που δεν εντοπίστηκαν επιτυχώς, προκύπτει πως το 39% των μπουκιών που εντοπίστηκαν είναι αντιπροσωπευτικές και των υπόλοιπων, μη-εντοπισθέντων μπουκιών, όσον αφορά το μέγεθός τους.

2.3.2 Προσεγγίσεις με γραμματική χωρίς συμφραζόμενα

Αλγόριθμος παραμετρικής πιθανοτικής γραμματικής χωρίς συμφραζόμενα

Αλγόριθμος με χρήση πιθανοτικής γραμματικής χωρίς συμφραζόμενα για την ανίχνευση μπουκιών, προσθηκών φαγητού και σφαλμάτων [26]. Μοντελοποιούνται τα γεγονότα της προσθήκης φαγητού, της μπουκιάς, και του σφάλματος μέσω μιας πιθανοτικής γραμματικής χωρίς συμφραζόμενα:

$$\begin{aligned} S &\rightarrow BS \mid FS \mid AS \mid e \\ B &\rightarrow D \mid RD \\ F &\rightarrow R \\ A &\rightarrow RSD \end{aligned}$$

όπου S το σύμβολο έναρξης, e το σύμβολο της κενής συμβολοσειράς, το | δηλώνει τον τελεστή OR, και τα σύμβολα R και D περιγράφουν την αύξηση και τη μείωση βάρους αντίστοιχα, και αντικαθιστούν τις εξής συμβολοσειρές:

$$\begin{aligned} R &\rightarrow rr^* \\ D &\rightarrow dd^* \end{aligned}$$

όπου * είναι ο τελεστής Kleene star και τα σύμβολα r και d είναι τα τερματικά σύμβολα της γραμματικής, τα οποία υπολογίζονται με βάση την παράγωγο

$$d_w(n) = w(n) - w(n - 1) \quad (2.3.11)$$

ως εξής:

$$x(n) = \begin{cases} d, \text{αν } d_w(n) < 0 \\ r, \text{αν } d_w(n) > 0 \\ e, \text{αν } d_w(n) = 0 \end{cases}$$

Επομένως, σε κάθε μέτρηση βάρους αντιστοιχίζεται ένα τερματικό σύμβολο με βάση την παράγωγο (διαφορά δειγμάτων). Όλα τα δέντρα ανάλυσης υπολογίζονται, και μια πιθανότητα αντιστοιχίζεται στο καθένα με βάση την πιθανότητα όλων των γεγονότων του δέντρου. Οι πιθανότητες για το κάθε ένα από τα τρία γεγονότα υπολογίζονται με μία παραμετρική συνάρτηση. Το πιο πιθανό δέντρο ανάλυσης επιλέγεται για την εξαγωγή της καμπύλης CFI, ως η πιο πιθανή αναπαράσταση του γεύματος.

Ο αλγόριθμος αυτός παρουσιάζει καλύτερα αποτελέσματα από τις κλασσικές προσεγγίσεις των αλγορίθμων που παρουσιάζονται στο [25]. Συγκεκριμένα, επιτυγχάνει συνολική ακρίβεια 90,35% για την παράμετρο α της δευτεροβάθμιας καμπύλης CFI, 87,72% για την παράμετρο β , καθώς και μέσο απόλυτο σφάλμα 10 γραμμάρια για την συνολική κατανάλωση φαγητού, 16,49 δευτερόλεπτα για τη διάρκεια του γεύματος, και 0,61 γραμμάρια για το μέσο μέγεθος μπουκιάς.

Αυτός ο αλγόριθμος αποτελεί μια αρχική προσπάθεια προσέγγισης του προβλήματος με χρήση γραμματικής χωρίς συμφραζόμενα. Οι συγγραφείς στη συνέχεια παρουσίασαν μία βελτιωμένη έκδοση του εν λόγω αλγορίθμου, που αναλύεται παρακάτω.

Βελτιωμένος αλγόριθμος πιθανοτικής γραμματικής χωρίς συμφραζόμενα

Βελτιωμένη έκδοση του προηγούμενου αλγορίθμου με χρήση πιθανοτικής γραμματικής χωρίς συμφραζόμενα. Οι βελτιώσεις περιλαμβάνουν διαφορετική προεπεξεργασία του σήματος, διαφορετικό τρόπο εφαρμογής των τερματικών συμβόλων, προσθήκη ενός κανόνα για μπουκίες μάζας φαγητού, διαφορετικός τρόπος αξιολόγησης των δέντρων ανάλυσης, καθώς και διαφορετικά βήματα μετεπεξεργασίας [27].

Αρχικά, γίνεται μία προεπεξεργασία για την αφαίρεση του jitter (αυξομείωση κατά 1 γραμμάρια), αφαίρεση του βάρους του πιάτου από όλα τα δείγματα (αρνητικές τιμές τίθενται ίσες με 0), και τέλος τα δείγματα χαρακτηρίζονται ως σταθερά ή ασταθή, ανάλογα αν το βάρος τους είναι ίδιο με το προηγούμενο ή το επόμενο δείγμα. Τα ασταθή δείγματα τίθενται ίσα με το βάρος του πλησιέστερου σταθερού δείγματος.

Στη συνέχεια, χωρίζονται τα δείγματα σε τρία διαστήματα, ένα για κάθε τερματικό σύμβολο της ΓΧΣ: r-διαστήματα (σημαντική αύξηση βάρους), d- διαστήματα (μεγάλη μείωση βάρους) και b- διαστήματα (μικρή μείωση βάρους). Ο διαχωρισμός σε διαστήματα γίνεται με βάση την προς τα εμπρός διαφορά / παράγωγο

$$\Delta(n) = w(n+1) - w(n), n = 0, 1, \dots, N-2 \quad (2.3.12)$$

και τους συντελεστές $\delta_D(n)$, όπου $\delta_D(n) = h_D(n) * w(n), n = 0, 1, \dots, N-1$

με h να είναι η κρουστική απόκριση ενός FIR φίλτρου με $2D+1$ taps,

$$h_D(n) = \frac{n}{\sum_{i=-D}^D i^2}, n = -D, \dots, D \quad (2.3.13)$$

Ξαφνικές αυξήσεις βάρους ίσως δεν είναι πραγματικές προσθήκες φαγητού, αλλά πίεση από τα μαχαιροπίρουνα. Η παράγωγος $\Delta(n)$ θα έχει υψηλές τιμές και στις δύο περιπτώσεις, ενώ οι συντελεστές $\delta(n)$ μόνο στην περίπτωση των προσθηκών φαγητού. Σημαντικές αυξήσεις ανιχνεύονται ως εξής: εντοπίζονται μη επικαλυπτόμενα χρονικά διαστήματα $[s1(k), s2(k)]$ όπου $\delta(n) > 0$ για κάθε $s1(k) < n < s2(k)$. Βρίσκεται το σημείο m_k στο διάστημα όπου το δ είναι το μέγιστο του διαστήματος. Αν $\Delta[m_k] > 0$, τότε βρίσκεται το μεγαλύτερο διάστημα γύρω από το m_k όπου το $w(n)$ είναι μη-φθίνον, και του τίθεται το τερματικό σύμβολο r (r-interval). Αν $\Delta[m_k] < 0$, δεν τίθεται κανένα σύμβολο. Στα b και d διαστήματα που το βάρος αυστηρά μειώνεται, χρησιμοποιείται ένα κατώφλι, Δ_{thr} . Αν η μείωση είναι μικρότερη του κατωφλίου, πρόκειται για b-διάστημα, αλλιώς για d-διάστημα.

Η τιμή του κατωφλίου προκύπτει με εφαρμογή μεθόδων στατιστικής ανάλυσης στις ground truth μπουκιές, και η τυπική του τιμή είναι περίπου 20gr.

Μοντελοποιούνται τρεις κατηγορίες γεγονότων: μπουκιές (B), προσθήκη φαγητού (F), και σφάλμα (A), όπου τα γράμματα στις παρενθέσεις αντιστοιχούν στα μη τερματικά σύμβολα της ΓΧΣ. Άρα ένα γεύμα είναι μια αλληλουχία των παραπάνω γεγονότων.

Όσον αφορά το γεγονός τύπου B:

- Απλή μπουκιά προκαλεί μείωση βάρους, $B \rightarrow b$
- Πολλαπλές μπουκιές προκαλούν μεγαλύτερη μείωση βάρους, $B \rightarrow d$
- Μπουκιές με αύξηση βάρους από μαχαιροπέρουνα, ακολουθούμενο από μεγάλη μείωση βάρους, $B \rightarrow rd$
- Μπουκιές από φαγητά όπου σηκώνεται όλο το φαγητό από το πιάτο, δηλαδή μείωση βάρους ακολουθούμενη από αύξηση βάρους, μικρότερη όμως της προηγούμενης μείωσης, $B \rightarrow dr$

Όσον αφορά το γεγονός τύπου F:

- Το φαγητό αυξάνεται συνήθως κατά μεγαλύτερη ποσότητα από ότι ζυγίζει μια μπουκιά. Η διάρκεια ποικίλει, άρα $F \rightarrow r$

Όσον αφορά το γεγονός τύπου A:

- Αύξηση βάρους ακολουθούμενη από σχεδόν ίση μείωση βάρους (π.χ. εναπόθεση μαχαιροπέρουνων στο πιάτο, εναπόθεση χεριού, κλπ.)
- Για τέτοια γεγονότα, οποιοδήποτε άλλο γεγονός μπορεί να συμβεί ανάμεσα στην αύξηση και τη μείωση του βάρους. Άρα υπάρχει ο αναδρομικός κανόνας $A \rightarrow rSd$

Άρα η ΓΧΣ έχει τη μορφή:

- $G = \{V, \Sigma, R, S\}$, όπου $V = \{S, B, F, A, e, b, d, r\}$ το αλφάβητο,
- $\Sigma = \{b, d, r, e\}$ το σύνολο τερματικών συμβόλων
- Και R το εξής σύνολο κανόνων:

$$S \rightarrow BS \mid FS \mid AS \mid e$$

$$B \rightarrow b \mid d \mid rd \mid dr$$

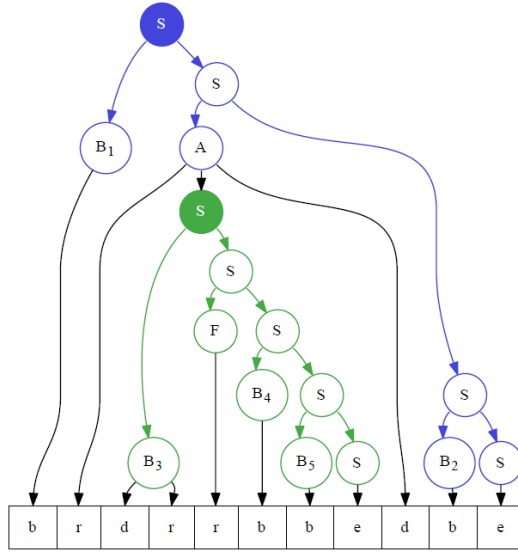
$$F \rightarrow r$$

$$A \rightarrow rSd$$

$$\text{με } R \subseteq (V - \Sigma) \times V^*$$

όπου S το σύμβολο εκκίνησης, e το σύνολο κενής συμβολοσειράς, και * ο τελεστής Kleene star

Στη συνέχεια, υπολογίζονται όλα τα πιθανά συντακτικά δέντρα της συμβολοσειράς S, και επιλέγεται το πιο πιθανό.



Εικόνα 2.3.2: Τυπική μορφή ενός δέντρου ανάλυσης, με το γεύμα να περιγράφεται ως μία αλληλουχία γεγονότων

Πηγή: [27]

Η πιθανότητα ενός συντακτικού δέντρου T_j δίνεται ως η ερμηνεία των γεγονότων του γεύματος:

$$L(T_j) = \prod_{i=0}^{N_e-1} L(E[i]) \quad (2.3.14)$$

με τα γεγονότα να θεωρούνται ανεξάρτητα μεταξύ τους.

Η πιθανότητα μια μπουκιάς, δίνεται από την εκθετική κατανομή

$$L(B; \theta_B) = \lambda e^{-\lambda \theta_B} \quad (2.3.15)$$

όπου θ_B είναι το βάρος της μπουκιάς. Η μπουκιά συνήθως είναι μικρή, και μεγαλύτερες μπουκίες επομένως έχουν μικρότερη πιθανότητα. Τυπικές τιμές για το λ είναι κοντά στο 8,4.

Η πιθανότητα μίας προσθήκης φαγητού, δίνεται από την σιγμοειδή συνάρτηση

$$L(F; \theta_f) = \frac{1}{1 + e^{-a(\theta_f - c)}} \quad (2.3.16)$$

όπου θ_f είναι το βάρος της προσθήκης φαγητού. Τυπικές τιμές για το a είναι κοντά στο 0,02, ενώ για το c κοντά στο 155.

Τέλος, η πιθανότητα ενός σφάλματος A δίνεται ως:

$$L(A; \theta_A) = e^{-\frac{(\theta_A)^2}{2\sigma^2}} \cdot L(T_A) \quad (2.3.17)$$

Το εκθετικό είναι γκαουσιανή κατανομή με μηδενική μέση τιμή και τυπική απόκλιση σ , και μοντελοποιεί το γεγονός πως βάζοντας και αφαιρώντας ένα αντικείμενο από τη ζυγαριά αυξάνεται και ύστερα μειώνεται το βάρος κατά σχεδόν την ίδια ποσότητα. Τυπικές τιμές για το σ είναι 4 και 5 g. Το $L(T_A)$ είναι η πιθανότητα του υποδέντρου που γεννάται από την τελευταία εξίσωση του συνόλου κανόνων. Αν δεν υπάρχει (είναι ίσο δηλαδή με την κενή συμβολοσειρά ϵ), τότε τίθεται $L(T_A) = 1$.

Μετά την επιλογή του πιο πιθανού δέντρου T_j , και έχοντας τα ζεύγη

$$(t_B[i], w_B[i]), \quad i = 0, 1, \dots, N_B - 1$$

με το χρόνο και το βάρος της κάθε μπουικιάς αντίστοιχα, εξάγεται η καμπύλη CFI από αυτά. Επιπλέον, εξάγονται τα εξής χαρακτηριστικά του γεύματος: διάρκεια γεύματος, συνολική πρόσληψη τροφής, ρυθμός κατανάλωσης, μέση τιμή βάρους μπουικιών, τυπική απόκλιση βάρους μπουικιών, μέση συχνότητα μπουικιών, συντελεστής α (επιβράδυνση) της καμπύλης CFI και συντελεστής β (αρχικός ρυθμός κατανάλωσης) της καμπύλης CFI.

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου αξιολογήθηκαν σε ένα dataset 113 γευμάτων από 77 συμμετέχοντες, και ήταν αρκετά καλύτερα από τους προηγούμενους αλγορίθμους που παρουσιάστηκαν. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος επιτυγχάνει το ελάχιστο απόλυτο σφάλμα σε σχέση με τους υπόλοιπους αλγορίθμους για τα χαρακτηριστικά διάρκεια γεύματος, βάρος γεύματος, μέσω βάρους μπουικιάς, συντελεστής α και συντελεστής β , ενώ επιτυγχάνει ανταγωνιστικά αποτελέσματα όσον αφορά την τυπική απόκλιση βάρους μπουικιάς και μέση συχνότητα μπουικιών. Επιπλέον, ταξινομεί επιτυχώς σε 10 κλάσεις τον συντελεστή α της καμπύλης CFI σε ποσοστό 69% και τον συντελεστή β σε ποσοστό 74,3%, ενώ τα precision και recall όσον αφορά τον εντοπισμό των μπουικιών διαμορφώνονται σε 79,3% και 74,4% αντίστοιχα.

Ο εν λόγω αλγόριθμος επομένως, μέχρι στιγμής, είναι ο πιο αποτελεσματικός στην ακριβή εξαγωγή της καμπύλης CFI και των χαρακτηριστικών ενός γεύματος. Το μειονέκτημά του είναι η αυξημένη του πολυπλοκότητα.

2.3.3 Προσεγγίσεις με μηχανική μάθηση

Αλγόριθμος με χρήση ταξινομητή Random Forest

Αλγόριθμος ανίχνευσης μπουικιών, που χρησιμοποιεί ένα μοντέλο επιβλεπόμενης μάθησης για την ανίχνευση των μπουικιών, και συγκεκριμένα ταξινομητή Random Forest [28]. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου πραγματοποιήθηκε με δεδομένα 24 ενηλίκων προχωρημένης ηλικίας.

Ο εν λόγω αλγόριθμος βασίζεται και αυτός στην ύπαρξη σταθερών περιόδων στο βάρος της ζυγαριάς μετά την κατανάλωση μιας μπουικιάς. Αρχικά, ο αλγόριθμος εντοπίζει όλες τις σταθερές περιόδους του γεύματος, όπου το βάρος γειτονικών δειγμάτων είναι παρόμοιο. Οι μπουικίες εντοπίζονται με βάση την σχετική θέση των σταθερών περιόδων. Η διαφορά με την προσέγγιση των Mattfeld et. al [12], είναι πως αντί για τη δημιουργία χειροκίνητων κανόνων για κάθε περίπτωση, εκπαιδεύεται ένας ταξινομητής Random Forest για την

εύρεση του βέλτιστου συνδυασμού χαρακτηριστικών και κατωφλίων για τον εντοπισμό μίας μπουκιάς.

Έχοντας έναν συνολικό αριθμό σταθερών περιόδων M , το βάρος και ο χρόνος κάθε σταθερής περιόδου αποθηκεύεται σε ένα διάνυσμα $S_i = [W_i, T1_i, T2_i]$, με W_i το μέσο βάρος της σταθερής περιόδου i , και $T1_i$ και $T2_i$ τον χρόνο εκκίνησης και τερματισμού της περιόδου αντίστοιχα, για $i = 1, \dots, M$. Στη συνέχεια, κατασκευάζεται ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών που συνδυάζει πληροφορία από τρεις διαδοχικές σταθερές περιόδους, ως εξής:

$$X_i = [(W_i - W_{i+1}), (W_i - W_{i+2}), (T2_i - T1_{i+1}), (T2_i - T1_{i+2})] \text{ για } i = 1, \dots, M \quad (2.3.18)$$

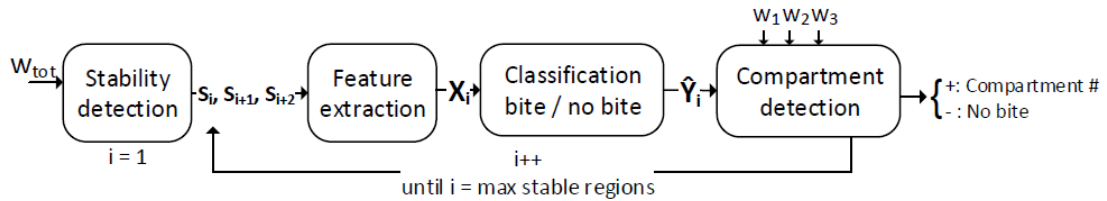
Το διάνυσμα δηλαδή συνδυάζει τις διαφορές βάρους μεταξύ της πρώτης και της δεύτερης και μεταξύ της πρώτης και της τρίτης σταθερής περιόδου. Χρησιμοποιούνται τρεις περίοδοι σε κάθε διάνυσμα χαρακτηριστικών, ούτως ώστε το μοντέλο να έχει τη δυνατότητα να «κοιτάει μπροστά» και να αυξηθεί η αξιοπιστία του σε καταστάσεις όπου το φαγητό αφαιρείται από το πιάτο και ύστερα επανατοποθετείται σε αυτό. Το συνολικό διάνυσμα χαρακτηριστικών γράφεται ως $X = [X_1, X_2, \dots, X_M]^T$.

Η σήμανση των ground truth μπουκιών για την εκπαίδευση του μοντέλου γίνεται ακριβώς τη στιγμή που αφαιρείται μία μπουκιά από το πιάτο, από βίντεο του γεύματος. Αν η ετικέτα μίας μονής πραγματικής μπουκιάς βρίσκεται μεταξύ των χρόνων $T2_i$ και $T2_{i+1}$, τότε η περίπτωση X_i σημειώνεται ως μπουκιά (*bite*). Χρησιμοποιείται ο χρόνος τερματισμού της δεύτερης σταθερής περιόδου, αντί για το χρόνο εκκίνησης, για να επιτρέψει για ανακρίβειες στη διαδικασία της σήμανσης. Αν δεν βρεθεί ετικέτα πραγματικής μπουκιάς, τότε η περίπτωση X_i σημειώνεται ως μη-μπουκιά (*no-bite*).

Αν πολλαπλές ετικέτες πραγματικής μπουκιάς βρεθούν μεταξύ των χρόνων $T2_i$ και $T2_{i+1}$, τότε η περίπτωση σημειώνεται ως λανθασμένη μπουκιά (*miss-bite*), μιας και γίνεται η παραδοχή πως κάθε σταθερή περίοδος μπορεί να είναι αποτέλεσμα μόνο μίας προηγούμενης μπουκιάς. Επομένως, εφόσον δε μπορούν να ανιχνευθούν οι μεμονωμένες μπουκιές σε αυτή την περίπτωση, θα ήταν λογικό να δίνονταν σε τέτοιου είδους μπουκιές η ετικέτα της μη-μπουκιάς, με τον κίνδυνο όμως να προστεθεί θόρυβος στον ταξινομητή, που θα δυσκόλευε την ταξινόμηση πραγματικών μπουκιών με παρόμοια μείωση βάρους με κάποια λανθασμένη μπουκιά.

Για τον λόγο αυτό, γίνονται δύο δοκιμές για την αξιολόγηση της επίδρασης των λανθασμένων μπουκιών. Στην περίπτωση 1, οι περιπτώσεις λανθασμένης μπουκιάς τίθενται με την ετικέτα μη-μπουκιάς κατά την εκπαίδευση του μοντέλου, ώστε αυτό να ανιχνεύει μόνο μεμονωμένες πραγματικές μπουκιές. Στην περίπτωση 2, οι περιπτώσεις λανθασμένης μπουκιάς τίθενται με την ετικέτα της μπουκιάς, δηλαδή το μοντέλο ανιχνεύει γενικά γεγονότα που οδηγούν σε μείωση βάρους του πιάτου. Πρακτικά, ανιχνεύει αλληπάλληλες μπουκιές ως μία μόνο μπουκιά.

Σκοπός του εν λόγω αλγορίθμου, εκτός από την εξαγωγή των μπουκιών του γεύματος, είναι και η εξαγωγή του μέρους του πιάτου από το οποίο προήλθαν, μέσω ειδικής ζυγαριάς τριών τομέων, για αυτό και οι συγγραφείς δίνουν μεγάλη σημασία στον εντοπισμό μεμονωμένων μπουκιών. Το συγκεκριμένο κομμάτι είναι εκτός του πλαισίου της παρούσας διπλωματικής εργασίας, και παρουσιάζεται μόνο σχηματικά για λόγους πληρότητας.



Εικόνα 2.3.3: Συνολικός αλγόριθμος εντοπισμού μπουκιών με χρήση ταξινομητή Random Forest

Πηγή: [28]

Δηλαδή, ο αλγόριθμος δέχεται ως είσοδο τη χρονοσειρά του βάρους του γεύματος, και εντοπίζει τις σταθερές περιόδους του γεύματος. Η τρεις γειτονικές σταθερές περίοδοι S_i, S_{i+1}, S_{i+2} εισάγονται στο μπλοκ της εξαγωγής χαρακτηριστικών, που εξάγει το διάνυσμα χαρακτηριστικών X_i , όπως περιγράφηκε παραπάνω. Στη συνέχεια, το διάνυσμα ταξινομείται από το εκπαιδευμένο μοντέλο ως μπουκιά ή μη-μπουκιά, και η πρόβλεψη αυτή εισάγεται στο κομμάτι εντοπισμού του τομέα του πιάτου από τον οποίο προήλθε η μπουκιά. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται για όλες τις σταθερές περιόδους του γεύματος, ούτως ώστε η κάθε περίπτωση σταθερής περιόδου να έχει λάβει ετικέτα μπουκιάς (καθώς και βάρος μπουκιάς) ή μη-μπουκιάς.

Ο αλγόριθμος επιτυγχάνει αρκετά καλά αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, στην περίπτωση 1 (λανθασμένες μπουκιές λαμβάνουν ετικέτα μη-μπουκιάς), επιτυγχάνει precision 74%, recall 65% και F1-score 69%, με μέσω σφάλμα βάρους για το σύνολο του γεύματος 45g. Στην περίπτωση 2 (λανθασμένες μπουκιές λαμβάνουν ετικέτα μπουκιάς), επιτυγχάνει precision 78%, recall 76% και F1-score 77%, με μέσω σφάλμα βάρους για το σύνολο του γεύματος 29g.

Οι περιορισμοί του αλγορίθμου είναι πως το dataset των 24 ηλικιωμένων που χρησιμοποιήθηκε για την αξιολόγησή του είναι σχετικά μικρό, καθώς και το γεγονός πως για όλα τα γεύματα χρησιμοποιήθηκαν chopsticks αντί για μαχαιροπίρουνα, σε αντίθεση με τους άλλους αλγορίθμους που περιγράφηκαν. Δεδομένου πως ο αλγόριθμος περιλαμβάνει την εκπαίδευση μοντέλου επιβλεπόμενης μάθησης πάνω σε υπάρχοντα γεύματα, θα πρέπει να δοκιμαστεί με πληθώρα σκευών κατανάλωσης για να φανεί πόσο καλή ικανότητα πρόβλεψης έχει σε πληθώρα συνθηκών.

Ο αλγόριθμος εξαγωγής της καμπύλης CFI που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας εργασίας ([ενότητα 3.2](#)) βασίζεται σε κάποιες από τις μεθοδολογίες που περιγράφονται στους αλγορίθμους που αναλύθηκαν παραπάνω. Σκοπός είναι ο αλγόριθμος να είναι υπολογιστικά αποδοτικός, ούτως ώστε να είναι σε θέση να τρέξει σε πραγματικό χρόνο σε mobile εφαρμογή. Επιπλέον, ο αλγόριθμος θα πρέπει να λειτουργεί σε πληθώρα διαφορετικών συνθηκών, με χρήση διαφόρων σκευών κατανάλωσης.

2.4 Ταξινόμηση καταναλωτών με βάση την καμπύλη CFI

Οι αλγόριθμοι που περιγράφηκαν στην ενότητα 2.3, έχουν ως τελικό αποτέλεσμα την εξαγωγή της καμπύλης CFI, καθώς και κάποια χαρακτηριστικά του γεύματος που σχετίζονται με την κατανάλωσή του. Κάποια από αυτά τα χαρακτηριστικά, είναι η διάρκεια του γεύματος, η συνολική πρόσληψη τροφής, ο μέσος ρυθμός πρόσληψης τροφής, ο αρχικός ρυθμός πρόσληψης τροφής, η επιβράδυνση του ρυθμού κατανάλωσης, το μέσο μέγεθος μπουικιάς και η τυπική του απόκλιση, τουλάχιστον όταν πρόκειται για δεδομένα από ζυγαριά φαγητού.

Από τα χαρακτηριστικά αυτά, δεν είναι όλα το ίδιο σημαντικά όσον αφορά τη διαφοροποίηση μεταξύ υγιών ατόμων και ατόμων που πάσχουν από διατροφικές διαταραχές. Έχει παρατηρηθεί, με βάση την γνώμη ειδικών του πεδίου εφαρμογής, πως στις καμπύλες CFI ατόμων που μοιάζουν με εκείνες πασχόντων από διατροφικές διαταραχές ή παχυσαρκία, τα πιο σχετικά χαρακτηριστικά που διαφοροποιούνται είναι τα εξής τέσσερα [29]: η επιβράδυνση του ρυθμού κατανάλωσης, ο αρχικός ρυθμός πρόσληψης τροφής, η συνολική πρόσληψη τροφής και ο μέσος ρυθμός πρόσληψης τροφής.

Παρόλα αυτά, η διαδικασία χαρακτηρισμού μεμονωμένων γευμάτων είναι υποκειμενική, και η γνώμη των ειδικών χρησιμοποιείται μόνο για την εκτίμηση του πόσο σχετικό είναι το κάθε χαρακτηριστικό, και όχι για κλινική διάγνωση των ασθενών. Αν υπήρχαν διαθέσιμα διατροφικά δεδομένα πασχόντων από παχυσαρκία ή διατροφικές διαταραχές, θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν αυτά για σύγκριση με τη φυσιολογική διατροφική συμπεριφορά, χωρίς να είναι αναγκαία η υποκειμενική γνώμη ειδικών.

Γενικά πάντως, ο προσδιορισμός της ακριβούς σχέσης μεταξύ των χαρακτηριστικών και του ρίσκου ανάπτυξης διατροφικών διαταραχών καθίσταται δύσκολος, διότι το πρόβλημα αυτό εξαρτάται από πολλούς διαφορετικούς παράγοντες [30], και όχι μόνο από την τιμή των συγκεκριμένων χαρακτηριστικών.

Μία προσπάθεια που γίνεται στο [29], είναι να χρησιμοποιηθούν τα χαρακτηριστικά που περιγράφηκαν παραπάνω, καθώς και οι αξιολογήσεις των ειδικών του πεδίου εφαρμογής, για να φανεί αν υπάρχει συμφωνία μεταξύ των γνώμων των ειδικών και της γνώμης που εξάγει ένας αλγόριθμος επιβλεπόμενης μάθησης. Για το σκοπό αυτό, εκπαιδεύεται ένα μοντέλο SVM μίας κλάσης.

Για κάθε γεύμα, ο ειδικός του πεδίου εφαρμογής το χαρακτηρίζει με ένα υποκειμενικό σκορ, από -2 έως 2, με τα αρνητικά σκορ να μοιάζουν σε γεύματα ασθενών με διατροφικές διαταραχές, τα θετικά σε γεύματα ασθενών με παχυσαρκία, ενώ τα γεύματα με τιμή 0 δηλώνουν την απουσία κάποιας διαταραχής. Το πρόβλημα δομείται ως ένα δυαδικό πρόβλημα, με τον ταξινομητή SVM να καλείται να ταυτοποιήσει μηδενικές ή μη-μηδενικές τιμές στο κάθε γεύμα.

Η εκπαίδευση έγινε σε ένα dataset 44 γευμάτων (dataset 1), και ο έλεγχος σε ένα dataset 76 γευμάτων (datasets 2, 3 και 4). Τα αποτελέσματα, όταν το πρόβλημα δομείται ως δυαδικό, είναι ιδιαίτερα ενθαρρυντικά, με τις γνώμες των ειδικών να συμφωνούν σε μεγάλο βαθμό με το αποτέλεσμα που εξάγει ο εκπαιδευμένος ταξινομητής. Επομένως, τα τέσσερα χαρακτηριστικά που περιγράφηκαν, πράγματι χαρακτηρίζουν σε μεγάλο βαθμό την ύπαρξη διατροφικών διαταραχών.

Μία βελτίωση της παραπάνω δυαδικής ταξινόμησης μέσω ταξινομητή SVM, παρουσιάζεται στο [31]. Σε αυτό το βελτιωμένο μοντέλο επιβλεπόμενης μάθησης, ο

ταξινομητής είναι σε θέση να διαχωρίσει ανάμεσα σε πολλαπλές κλάσεις, συγκεκριμένα σε κλάση παχυσαρκίας, διατροφικών διαταραχών ή χαμηλού ρίσκου. Επιπλέον, με χρήση του αλγορίθμου ασαφούς SVM [32], χρησιμοποιείται το σκορ των ειδικών του πεδίου εφαρμογής, για να αξιολογηθεί το πόσο σημαντικό είναι το κάθε γεύμα για τη διαδικασία της εκπαίδευσης.

Συγκεκριμένα, εξάγεται η καμπύλη CFI και δημιουργείται ένα διάγραμμα χαρακτηριστικών x_i που αποτελείται από τέσσερα χαρακτηριστικά: η επιβράδυνση του ρυθμού κατανάλωσης, ο αρχικός ρυθμός πρόσληψης τροφής, η συνολική πρόσληψη τροφής και ο μέσος ρυθμός πρόσληψης τροφής.

Έπειτα, κάποιος ειδικός στο πεδίο εφαρμογής δίνει ένα σκορ στην κάθε CFI καμπύλη, ανάλογα με την ομοιότητά της με την καμπύλη ατόμων που πάσχουν από κάποια διαταραχή. Από -4 έως -1 για κλάση y_i =διατροφικές διαταραχές, 0 για y_i =χαμηλό ρίσκο, +1 έως +4 για y_i =παχυσαρκία. Τα σκορ αυτά δε δηλώνουν ύπαρξη διαταραχών, μόνο πως οι καμπύλες μοιάζουν με αυτές ατόμων με διατροφικές διαταραχές. Επιπλέον, δόθηκε μία ασαφής τιμή συμμετοχής για κάθε γεύμα, που είναι η απόλυτη τιμή των σκορ του ειδικού, δηλαδή s_i από +1 έως +4, που δείχνει τη σημασία του γεύματος x_i για την κλάση y_i . Άρα η είσοδος στο μοντέλο είναι ένα σετ εκπαίδευσης $\{(x_i, y_i, s_i) | i = 1, \dots, N\}$. Η εκπαίδευση γίνεται μέσω του αλγορίθμου SVM που περιγράφεται στο [33], με την παραλλαγή του ασαφούς SVM που αναφέρθηκε [32].

Σε αντίθεση με τον απλό SVM αλγόριθμο, δεν έχουν όλες οι περιπτώσεις την ίδια σημασία, αλλά η σημασία εξαρτάται από την τιμή s_i . Μεγαλύτερο s_i κάνει την περίπτωση x_i λιγότερη ευάλωτη στο να ταξινομηθεί λάθος. Μεγαλύτερες τιμές s_i δίνονται στις περιπτώσεις με μεγαλύτερη ομοιότητα σε καμπύλες παχυσαρκίας ή διατροφικών διαταραχών, που είναι πιο αντιπροσωπευτικές για την κλάση τους.

Τα σετ εκπαίδευσης και επικύρωσης ήταν τα ίδια 44 (dataset 1) και 76 (dataset 2, dataset 3, dataset 4) γεύματα αντίστοιχα, όπως στον απλό SVM αλγόριθμο που περιγράφεται στο [29]. Η προσέγγιση με ασαφή SVM επιτυγχάνει καλύτερα αποτελέσματα από τον απλό SVM αλγόριθμο για την ταξινόμηση σε πολλαπλές κλάσεις. Συγκεκριμένα, τα αποτελέσματα ακρίβειας για το κάθε dataset και κάθε αλγόριθμο, συνοψίζονται στον παρακάτω πίνακα:

Πίνακας 2.4-1

	Απλός SVM	Ασαφής SVM
Dataset 2	60 %	76 %
Dataset 3	65 %	65 %
Dataset 4	82 %	91 %

Και για τους δύο αλγορίθμους που περιγράφηκαν, πάντως, είναι αναγκαία η ύπαρξη ειδικών του πεδίου εφαρμογής, ώστε να αξιολογήσουν τις καμπύλες CFI με κάποιο υποκειμενικό σκορ, για την μετέπειτα εκπαίδευση των μοντέλων επιβλεπόμενης μάθησης. Στην [ενότητα 3.3](#) της παρούσας εργασίας, γίνεται μία προσπάθεια για την εκπαίδευση μοντέλων επιβλεπόμενης μάθησης χωρίς πρόσβαση σε αξιολογήσεις των καμπυλών CFI από ειδικούς, παρά μόνο έχοντας τις καμπύλες CFI των συμμετεχόντων και τις σωματικές τους μετρήσεις. (βάρος, ύψος, BMI, ποσοστό λίπους, μέγεθος μέσης, κλπ.)

3. Πειραματική διαδικασία

3.1 Σύνολα δεδομένων

Για τον έλεγχο της ορθής λειτουργίας του αλγορίθμου, είναι απαραίτητη η χρήση κάποιου συνόλου δεδομένων με μετρήσεις βάρους ζυγαριάς συλλεγμένες από διαφορετικά άτομα, με διαφορετικά χαρακτηριστικά. Δυστυχώς, τα περισσότερα από τα dataset που χρησιμοποιούνται για τον έλεγχο των αλγορίθμων που παρουσιάζονται στην ενότητα 2.3, είναι ιδιωτικά, συλλεγμένα από τους ερευνητές για τους σκοπούς των αντίστοιχων δημοσιεύσεων.

Τα περισσότερα ανοιχτά dataset περιλαμβάνουν μόνο δεδομένα αδρανειακής μονάδας – IMU, και έχουν ως σκοπό τη μελέτη της κατανάλωσης μέσω χειρονομιών κατά τη διάρκεια του γεύματος [34]–[36]. Υπάρχουν, όμως, δύο ανοιχτά dataset με δεδομένα βάρους φαγητού. Το ένα από τα δύο, που παρουσιάζεται στο [37], δεν είναι κατάλληλο για τους σκοπούς της παρούσας διπλωματικής εργασίας, διότι περιλαμβάνει δεδομένα βάρους από κοινές ζυγαριές σε τραπέζι 4 ατόμων, όπου το κάθε άτομο παίρνει φαγητό από τις ζυγαριές στο πιάτο του, και δεν καταναλώνει άμεσα από τα σκεύη που βρίσκονται πάνω στις ζυγαριές. Το δεύτερο dataset, δύναται να χρησιμοποιηθεί στην παρούσα εργασία. (αναλύεται στη συνέχεια)

Συγκεκριμένα, στα πλαίσια της εργασίας χρησιμοποιήθηκαν δύο σύνολα δεδομένων για την επικύρωση της ορθής λειτουργίας του αλγορίθμου εξαγωγής των καμπυλών CFI:

- Dataset 28 γευμάτων που συλλέχθηκε στα πλαίσια προηγούμενης διπλωματικής συναδέλφου [38]². Περιλαμβάνει 28 αρχεία με τις μετρήσεις βάρους των γευμάτων, καθώς και ένα αρχείο με τα ανωνυμοποιημένα στοιχεία (ID, Ηλικία, Φύλο, BMI) του κάθε συμμετέχοντα. Ο αρχικός ρυθμός δειγματοληψίας ήταν 10 Hz, και πραγματοποιήθηκε υποδειγματοληψία στα 5 Hz.
- Clemson cafeteria dataset, ένα ανοικτό dataset 518 γευμάτων σε πραγματικές συνθήκες μπουφέ, που συλλέχθηκε στην καφετέρια του πανεπιστημίου Clemson στις ΗΠΑ. Περιλαμβάνει 518 αρχεία με τις μετρήσεις βάρους των γευμάτων και μετρήσεις γυροσκοπίου και επιταχυνσιόμετρου, καθώς και ένα αρχείο με τα ανωνυμοποιημένα στοιχεία (ID, Ημερομηνία, Ώρα, Τύπος γεύματος, Κυρίαρχο χέρι, Ηλικία, Φύλο, Ύψος, Βάρος, Ποσοστό λίπους, BMI, Μέγεθος περιφέρειας, Μέγεθος γοφών, Εθνικότητα) του κάθε συμμετέχοντα. Κρατήθηκαν μόνο οι εγγραφές ID, Ηλικία, Φύλο και BMI για να υπάρχει συνοχή ανάμεσα στα δύο σύνολα δεδομένων. Στα γεύματα, υπάρχουν κάποιες μετρήσεις ίσες με 0 που προκύπτουν ως σφάλματα του συγχρονισμού της ζυγαριάς φαγητού, οι οποίες τέθηκαν ίσες με το προηγούμενό τους δείγμα. Ο αρχικός ρυθμός δειγματοληψίας ήταν 15 Hz. Επιπλέον, σε αυτό το dataset υπήρχαν δεδομένα που αφορούσαν τον χρόνο που πραγματοποιήθηκε η κάθε ground truth μπουκιά, τα οποία αξιοποιήθηκαν για την τελική επικύρωση της ακρίβειας του αλγορίθμου. Το εν λόγω dataset είναι αυτό που χρησιμοποιήθηκε για τον έλεγχο του αλγορίθμου που παρουσιάζεται στο [12]³.

² <http://ikee.lib.auth.gr/record/317851/>

³ <http://cecas.clemson.edu/~ahoover/cafeteria/>

Τα γεύματα έχουν ποικίλες μορφές, με προσθήκες φαγητού, μπουκιές μάζας φαγητού (όπου σηκώνεται όλο το φαγητό από το πιάτο), κατανάλωση ροφήματος από ποτήρι, καθώς και σφάλματα από θόρυβο λόγω πίεσης από μαχαιροπέρουνα ή εναπόθεσης αυτών πάνω στο πιάτο.

Ο αλγόριθμος δοκιμάστηκε σε όλα τα γεύματα των δύο παραπάνω dataset, και εξήχθησαν για κάθε γεύμα η καμπύλη κατανάλωσης τροφής, καθώς και κάποια χαρακτηριστικά του γεύματος που έχει βρεθεί στη βιβλιογραφία ότι έχουν συσχέτιση με την ύπαρξη διατροφικών διαταραχών.

3.2 Αλγόριθμος εξαγωγής καμπύλης CFI

3.2.1 Προεπεξεργασία

Ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε δέχεται ως ορίσματα τη χρονοσειρά του βάρους που εντοπίζει η ζυγαριά, τον αρχικό ρυθμό δειγματοληψίας της ζυγαριάς και τον αριθμό δευτερολέπτων που απαιτείται ώστε μια περίοδος της κυματομορφής να θεωρηθεί σταθερή, δηλαδή χωρίς μεταβλητότητα του βάρους μεταξύ γειτονικών δειγμάτων. Για την ενσωμάτωση στην Android εφαρμογή, γίνονται κάποιες τροποποιήσεις στον αλγόριθμο, που αναλύονται στην [ενότητα 5.3](#). Εδώ αναλύεται η πρωτογενής λειτουργία του αλγορίθμου για την εξαγωγή της καμπύλης CFI, χωρίς την ύπαρξη λειτουργίας εκπαίδευσης.

Η χρονοσειρά που δίνεται ως όρισμα, περιλαμβάνει χρόνο δειγματοληψίας (ξεκινάει από το 0) και βάρος δείγματος, και γίνεται υποδειγματοληψία από τον αρχικό ρυθμό στα 5 Hz. Ο λόγος που το σήμα υποδειγματοληπτείται είναι προκειμένου να είναι πιο διαχειρίσιμος ο αριθμός των δειγμάτων προς επεξεργασία. Γίνεται η εικασία πως γενικά δεν είναι δυνατόν να πραγματοποιηθούν πολλαπλές μπουκιές σε διάστημα μικρότερο του ενός δευτερολέπτου, επομένως ακόμα και ρυθμός δειγματοληψίας στα 1 Hz θα μπορούσε να λειτουργήσει ικανοποιητικά. Παρόλα αυτά, επιλέχθηκαν τα 5 Hz, ως ο μέγιστος κοινός διαιρέτης των δύο αρχικών ρυθμών δειγματοληψίας (10 και 15 Hz) που συναντώνται στα δύο datasets που χρησιμοποιούνται για την επικύρωση της λειτουργίας του αλγορίθμου, ούτως ώστε να μην χαθούν ακόμα και οι ελάχιστες γρήγορες συνεχόμενες μπουκιές. Επομένως, ο παράγοντας υποδειγματοληψίας είναι 2 στην περίπτωση του dataset 28 γευμάτων, και 3 στην περίπτωση του dataset Clemson Cafeteria (τα 2 datasets αναλύονται στην [ενότητα 3.1](#)).

Η ανίχνευση των σταθερών περιόδων του γεύματος, γίνεται με χρήση ενός πίνακα διαφορών Δ , μήκους $N-1$ (όπου N τα συνολικά δείγματα του γεύματος μετά την υποδειγματοληψία). Πίνακας διαφορών είναι ένας πίνακας που αποθηκεύει την διαφορά της τιμής ενός δείγματος με το προηγούμενό του, ξεκινώντας από το δεύτερο δείγμα του πίνακα. Σε περίπτωση που η απόλυτη τιμή της διαφοράς διαδοχικών δειγμάτων είναι μικρότερη από 1 γραμμάριο, τότε η αντίστοιχη τιμή στον πίνακα διαφορών τίθεται ίση με 0, που σημαίνει πως διατηρείται το ίδιο βάρος μεταξύ δειγμάτων, δηλαδή πρόκειται για σταθερή περίοδο.

$$\Delta(n) = w(n) - w(n - 1), \quad n = 1, 2, 3, \dots, N - 1 \quad (3.2.1)$$

Για τον παραπάνω πίνακα διαφορών, εντοπίζονται οι διαδοχικές μηδενικές τιμές του πίνακα, και επιστρέφονται οι δείκτες τους. Δηλαδή, επιστρέφεται ένας πίνακας $m \times 2$, όπου m είναι ο αριθμός των σταθερών περιόδων του γεύματος, και από τις δύο στήλες, η πρώτη σε κάθε γραμμή περιέχει τον δείκτη του πρώτου μηδενικού δείγματος της σταθερής περιόδου, ενώ η δεύτερη τον δείκτη του τελευταίου, δηλαδή την αρχή και το τέλος της σταθερής περιόδου.

Όπως ειπώθηκε παραπάνω, θεωρούμε πως δεν είναι δυνατόν να γίνουν πολλαπλές μπουκιές σε διάστημα μικρότερο του ενός δευτερολέπτου, παρά μόνο σε εξαιρετικά σπάνιες περιπτώσεις. Επομένως, από τον παραπάνω πίνακα $m \times 2$, διατηρούνται μόνο οι σταθερές περίοδοι που διαρκούν περισσότερο από 1 δευτερόλεπτο, δηλαδή περισσότερο από 5 δείγματα για ρυθμό δειγματοληψίας 5 Hz.

Ο χρόνος του ενός δευτερολέπτου, δίνεται μέσω της παραμέτρου `stable_secs` που δέχεται ως όρισμα ο αλγόριθμος, και ενδέχεται να αλλάξει μέσω αναδρομικής κλήσης του αλγορίθμου σε περίπτωση που τα αποτελέσματα με χρόνο σταθερότητας 1 δευτερόλεπτο δεν είναι αποδεκτά. Κάτι τέτοιο μπορεί να συμβεί, αν για παράδειγμα υπάρξει κάποιο σφάλμα λόγω θορύβου μαχαιροπύρου (όχι εναπόθεσης), το οποίο διαρκεί περισσότερο από 1 δευτερόλεπτο. (π.χ. ο χρήστης μπορεί να πιέζει με μεγάλη, σταθερή δύναμη το πιρούνι στο πιάτο). Σε αυτή την περίπτωση, δοκιμάζεται και χρόνος 2 δευτερολέπτων, και τέλος 3 αν τα αποτελέσματα αποτύχουν και με τα 2 δευτερόλεπτα. Αυτή η προσθήκη κρίθηκε απαραίτητη διότι παρατηρήθηκαν τέτοια σφάλματα σε ένα υποσύνολο 10 – 20 γευμάτων του *Clemson Cafeteria dataset*.

Έχοντας πια τους δείκτες των σταθερών περιόδων του γεύματος, θέτονται όλες οι τιμές των δειγμάτων στην κάθε σταθερή περίοδο ίσες με την διάμεση τιμή της περιόδου, ούτως ώστε όλα τα δείγματα της κάθε σταθερής περιόδου να έχουν το ίδιο βάρος και να εξουδετερωθεί το jitter (μικρές μεταβολές μεταξύ γειτονικών δειγμάτων) στις μετρήσεις.

Για την μετέπειτα ανίχνευση των προσθηκών φαγητού, χρησιμοποιούνται οι συντελεστές δ , που αποτυπώνουν την «τάση» του γεύματος:

$$\delta_D(n) = h_D(n) * w(n), \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (3.2.2)$$

όπου h είναι η κρουστική απόκριση ενός FIR φίλτρου με $2D + 1$ taps:

$$h_D(n) = \frac{n}{\sum_{i=-D}^D i^2}, \quad n = -D, \dots, D \quad (3.2.3)$$

και για την παράμετρο D ισχύει:

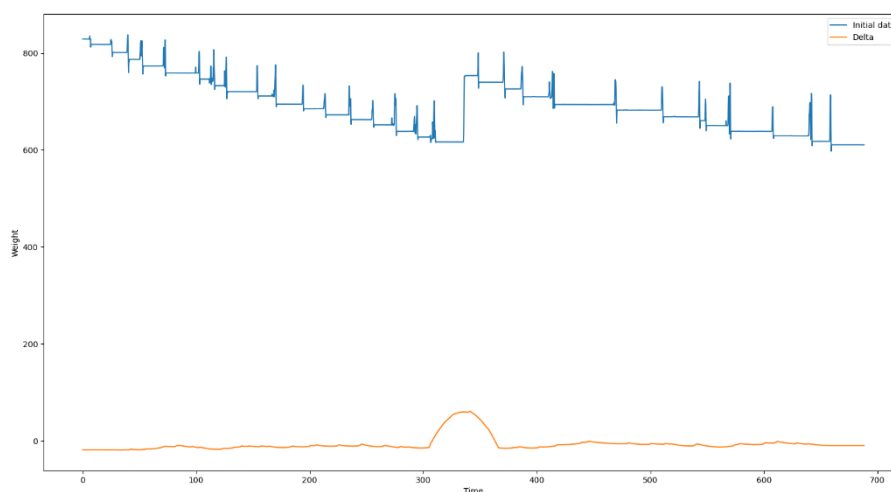
$$D = \frac{seconds}{2} \times downsampled_rate \quad (3.2.4)$$

στρογγυλοποιημένο στον προηγούμενο ακέραιο.

Στη βιβλιογραφία [27], έχει χρησιμοποιηθεί χρονικό παράθυρο ενός λεπτού για την εκτίμηση των συντελεστών δ , επομένως σε αυτή την περίπτωση $D = 150$ taps.

Στην υλοποίηση πραγματικού χρόνου, για την ανάλυση του γεύματος πριν το πρώτο λεπτό, χρησιμοποιείται ο ίδιος τύπος για το D , αλλά με παράθυρο χρόνου μικρότερο του ενός λεπτού, έως ότου παρέλθει το πρώτο λεπτό του γεύματος.

Ξαφνικές αυξήσεις βάρους ίσως δεν είναι πραγματικές προσθήκες φαγητού, αλλά πίεση από τα μαχαιροπέρουνα ή εναπόθεση αυτών πάνω στο πιάτο. Ο πίνακας διαφορών $\Delta(n)$ θα έχει υψηλές τιμές και στις δύο περιπτώσεις, ενώ οι συντελεστές $\delta(n)$ μόνο στην περίπτωση των προσθηκών φαγητού, όπως αποτυπώνεται στην παρακάτω εικόνα:



Εικόνα 3.2.1: Γεύμα με προσθήκη φαγητού κατά τη διάρκειά του (καθαρή μέτρηση και συντελεστές δ)

3.2.2 Ανάλυση

Αρχικά, πρέπει να ορισθούν κάποια όρια για την ανίχνευση προσθηκών φαγητού και για τις μπουκιές μάζας φαγητού. Έπειτα από έρευνα στη σχετική βιβλιογραφία [12], καθώς και προσωπικό πειραματισμό σε γεύματα και των 2 datasets, κρίθηκαν οι εξής τιμές κατάλληλες:

$$food\ mass\ bite\ threshold = 75\ gr$$

$$food\ addition\ threshold = 60\ gr$$

Ελέγχεται κάθε σταθερή περίοδος που εντοπίστηκε στο στάδιο της προεπεξεργασίας, και συγκρίνεται με μία ή και δύο προηγούμενες σταθερές περιόδους ώστε να βγει ένα συμπέρασμα για το αν πρόκειται για απλή μπουκιά / προσθήκη φαγητού / μπουκιά μάζας φαγητού / σφάλμα μαχαιροπέρουνων.

Ο ψευδοκώδικας της εν λόγω υλοποίησης παρατίθεται παρακάτω:

Αλγόριθμος 3.2.1: Αλγόριθμος εξαγωγής καμπύλης CFI

```
for every stable period:
    #Προσθήκη φαγητού
    second to first difference = current stable weight – previous stable weight
    if second to first difference > food addition threshold
        delta difference = current delta – previous delta
        if delta difference >= 0 and current delta > 0 :
            for all samples before current stable period:
                sample = sample + second to first difference
            else:
                current stable samples weight = previous stable samples weight

    #Μεγάλη μπουκιά μάζας φαγητού
    else if second to first difference < -food mass bite threshold:
        current stable samples weight = previous stable samples weight
        food mass bite count = food mass bite count + 1

    #Σφάλματα
    else if second to first difference > 0:
        #Τελικές μπουκιές μάζας φαγητού του γεύματος
        if i > 1 and current stable weight - twice-previous stable weight < 0 and food mass bite count > 5:
            previous stable samples weight = twice-previous stable weight

    #Σφάλματα μαχαιροπέρουνων
    else:
        current stable samples weight = previous stable samples weight
```

Πρακτικά, υπολογίζεται αρχικά η διαφορά βάρους μεταξύ διαδοχικών σταθερών περιόδων.

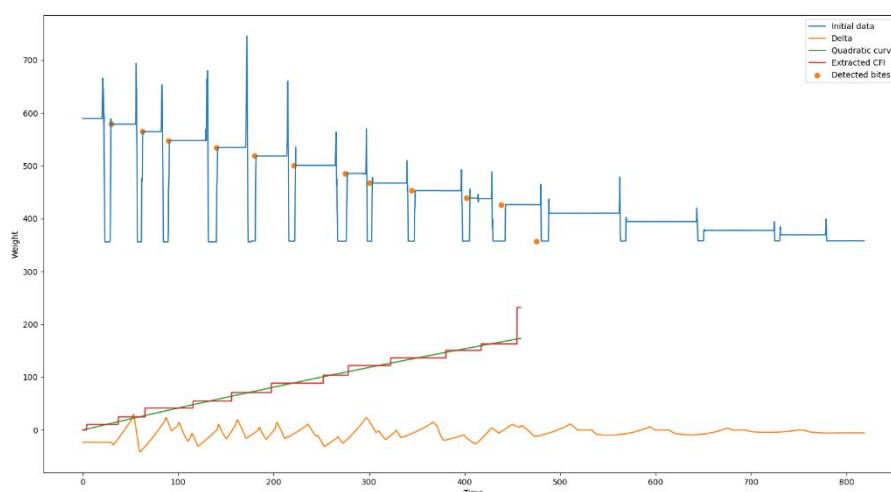
Αν αυτή υπερβαίνει το όριο *food addition threshold*, δηλαδή εντοπίστηκε μεγάλη αύξηση βάρους, και η διαφορά των συντελεστών δ μεταξύ των σταθερών περιόδων είναι μη-αρνητική και οι συντελεστές δέλτα της παρούσας σταθερής περιόδου είναι θετικοί, τότε πρόκειται για προσθήκη φαγητού και προστίθεται το βάρος της προσθήκης σε όλα τα προηγούμενα δείγματα του γεύματος, σα να είχε δηλαδή προστεθεί όλη η ποσότητα από την αρχή του γεύματος. Σε διαφορετική περίπτωση, η αύξηση του βάρους πρόκειται για

σφάλμα, επομένως τίθεται το βάρος της τωρινής σταθερής περιόδου ίσο με αυτό της προηγούμενης σταθερής περιόδου.

Στη συνέχεια, ελέγχεται αν η διαφορά βάρους είναι μικρότερη από *- food mass bite threshold*, δηλαδή εντοπίστηκε μεγάλη μείωση βάρους. Σε αυτή την περίπτωση, πρόκειται σίγουρα είτε για μπουκιά μάζας φαγητού, είτε για αφαίρεση κάποιου σκεύους από το δίσκο, επομένως δεν έχει υπάρξει κατανάλωση τροφής. Οπότε το βάρος της τωρινής σταθερής περιόδου τίθεται ίσο με αυτό της προηγούμενης σταθερής περιόδου, ενώ αυξάνεται και ένας μετρητής που μετράει τον αριθμό των μπουκιών μάζας φαγητού (θα χρειαστεί στη συνέχεια για το χειρισμό μικρών μπουκιών μάζας φαγητού)

Τέλος, ελέγχεται αν η διαφορά βάρους είναι μεγαλύτερη του 0, αλλά μικρότερη του *food addition threshold* που ελέγχθηκε πρώτο. Σε αυτή την περίπτωση, είτε πρόκειται για σφάλμα εναπόθεσης μαχαιροπέρουνων πάνω στο πιάτο, είτε για μικρή μπουκιά μάζας φαγητού. Στην πρώτη περίπτωση, δεν υπάρχει κατανάλωση τροφής και το βάρος της τωρινής σταθερής περιόδου τίθεται ίσο με αυτό της προηγούμενης σταθερής περιόδου. Η δεύτερη περίπτωση, εξηγείται παρακάτω με ένα παράδειγμα.

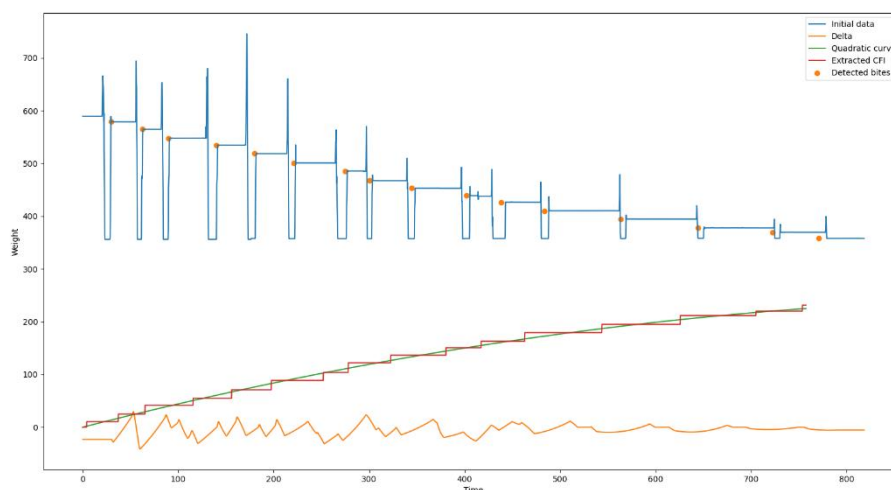
Έστω ότι ένας χρήστης της εφαρμογής καταναλώνει ένα χάμπουργκερ βάρους 300 γραμμαρίων. Στις πρώτες μπουκιές, που ο χρήστης θα σηκώνει όλο το χάμπουργκερ για να φάει, ο αλγόριθμος θα εντοπίζει επιτυχώς τις μπουκιές του. Όσο όμως μειώνεται το βάρος του χάμπουργκερ, κάποια στιγμή αυτό δε θα ζυγίζει πια περισσότερο από *food mass bite threshold*, επομένως θα εντοπίζεται απλά μία τεράστια μπουκιά και δε θα είναι δυνατόν να ανιχνευθούν οι τελευταίες μπουκιές:



Εικόνα 3.2.2: Γεύμα με μπουκιές μάζας φαγητού, χωρίς την διόρθωση μικρών μπουκιών μάζας φαγητού

Για τη διόρθωση αυτού, χρησιμοποιείται η εξής άπληστη τεχνική: αν ήδη έχει εντοπιστεί μεγάλος αριθμός μπουκιών μάζας φαγητού μέχρι στιγμής, τότε είναι μεγάλη η πιθανότητα και οι επόμενες μπουκιές του γεύματος να είναι μπουκιές μάζας φαγητού. Επομένως, ελέγχεται αν η τρέχουσα σταθερή περίοδος είναι μικρότερη της προ-προηγούμενης σταθερής περιόδου και αν ο αριθμός των μπουκιών μάζας φαγητού είναι ήδη μεγαλύτερος από μια τιμή. Στα συγκεκριμένα dataset βρέθηκε πως η τιμή 5 μπουκιών δίνει καλά αποτελέσματα. Επομένως, αν η παραπάνω συνθήκη ισχύει, τότε διορθώνεται η

προηγούμενη σταθερή περίοδος που εσφαλμένα είχε θεωρηθεί πως ήταν αποτέλεσμα μεγάλης μπουικιάς, και το βάρος της τίθεται ίσο με εκείνο της προ-προηγούμενης σταθερής περιόδου. Το παραπάνω τέχνασμα είναι απαραίτητο για το σωστό εντοπισμό των τελευταίων μπουικιών μάζας φαγητού, όπως φαίνεται και από το παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 3.2.3: Γεύμα με μπουικίες μάζας φαγητού, μετά την εφαρμογή της διόρθωσης για μικρές μπουικίες μάζας

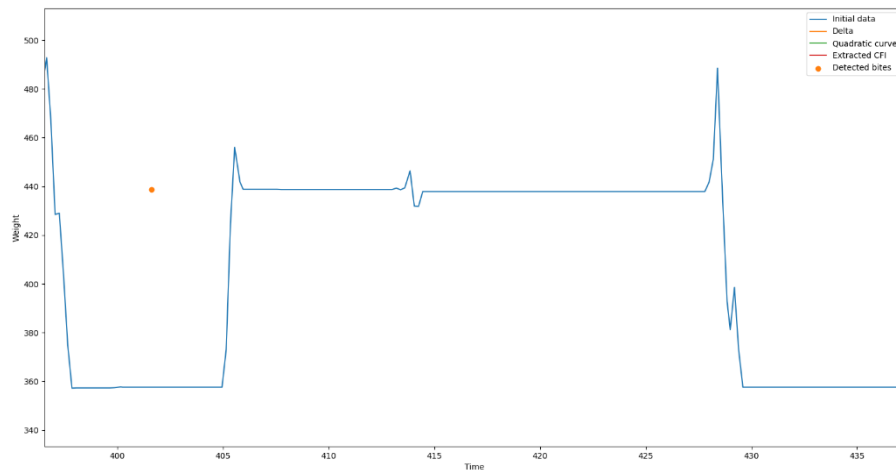
Ύστερα από όλους τους παραπάνω ελέγχους, οι σταθερές περιόδους του γεύματος έχουν επεξεργαστεί και συγκριθεί επιτυχώς μεταξύ τους. Παρόλα αυτά, παραμένουν ακόμα τα δείγματα που δεν ανήκουν σε σταθερές περιόδους, ως αποτέλεσμα αιχμών από διάφορα είδη θορύβου στις μετρήσεις. Επομένως, στο τελικό στάδιο κάθε μη σταθερό δείγμα τίθεται ίσο με το αμέσως προηγούμενό του σταθερό δείγμα, και το τελικό αποτέλεσμα είναι μία αυστηρά φθίνουσα καμπύλη κατανάλωσης τροφής.

3.2.3 Μετεπεξεργασία

Στο στάδιο αυτό, αν πρόκειται για το τέλος του γεύματος, θα πρέπει να κρατηθεί μόνο το διάστημα από λίγο πριν την πρώτη μπουικιά, έως λίγο μετά την τελευταία μπουικιά, και όχι η νεκρή περίοδος στην αρχή και στο τέλος του γεύματος. Επομένως, έχοντας πια μια φθίνουσα καμπύλη, υπολογίζεται ο πίνακας διαφορών της καμπύλης, και κρατούνται μόνο οι μετρήσεις που βρίσκονται από 4 δευτερόλεπτα πριν το πρώτο μη μηδενικό στοιχείο του πίνακα (δηλαδή το δείγμα που πραγματοποιήθηκε η πρώτη μπουικιά), έως και 4 δευτερόλεπτα μετά το τελευταίο μη μηδενικό στοιχείο του πίνακα (δηλαδή το δείγμα που πραγματοποιήθηκε η τελευταία μπουικιά). Το πρώτο δείγμα της επεξεργασμένης καμπύλης θεωρείται πως αντιστοιχεί πια στο χρόνο 0.

Εν συνεχεία, αφαιρείται το βάρος του τελευταίου δείγματος από την καμπύλη, και γίνεται αντιστροφή της καμπύλης, ώστε εν τέλει να καταλήξει σε μία αυστηρά αύξουσα καμπύλη που ξεκινάει από το 0 και στους 2 άξονες, και δείχνει την αθροιστική κατανάλωση τροφής κατά τη διάρκεια του γεύματος.

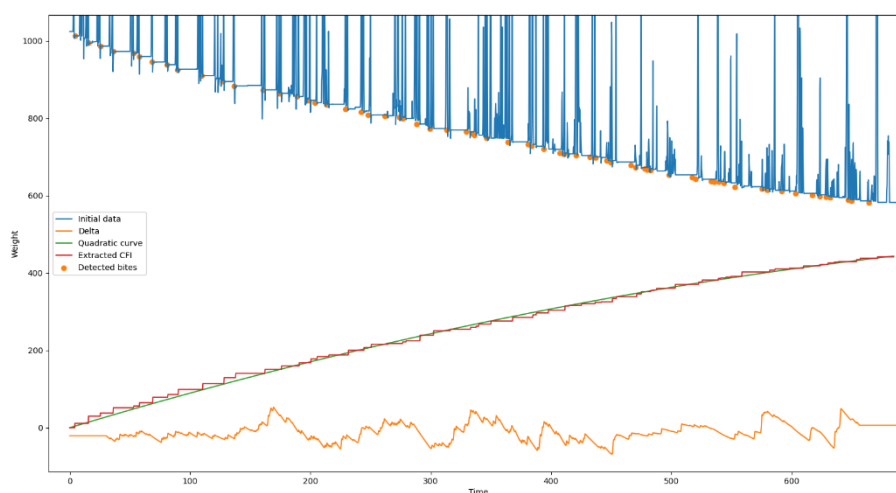
Ένα πρόβλημα που δημιουργείται σε κάποια γεύματα, είναι πως μια σταθερή περίοδος μπορεί να διακόπτεται από την επόμενη της από ένα πολύ μικρό κομμάτι θορύβου, και οι δύο γειτονικές σταθερές περίοδοι να έχουν το ίδιο σχεδόν βάρος. Σε αυτή την περίπτωση, πρόκειται πρακτικά για την ίδια, ενιαία σταθερή περίοδο, και θα πρέπει να γίνει η απαραίτητη διόρθωση στην καμπύλη, όπως φαίνεται στη μεγεθυμένη καμπύλη παρακάτω:



Εικόνα 3.2.4: Διακοπτόμενη σταθερή περίοδος από μικρή αιχμή θορύβου

Επομένως, γειτονικές περίοδοι που το βάρος τους διαφέρει κατά λιγότερο από 1 γραμμάριο, συνενώνονται σε μία σταθερή περίοδο, με βάρος ίσο με το βάρος της πρώτης από τις 2 περιόδους.

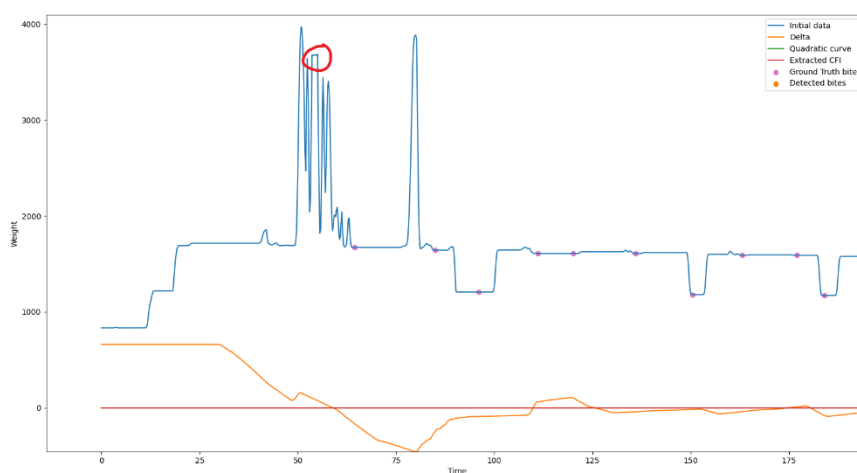
Όπως αναφέρεται στη βιβλιογραφία [13], η αθροιστική καμπύλη κατανάλωσης τροφής μπορεί να χαρακτηριστεί από μια δευτεροβάθμια καμπύλη, με μηδενικό σταθερό όρο. Επομένως στο επόμενο στάδιο, υπολογίζονται οι συντελεστές μίας τέτοιας δευτεροβάθμιας καμπύλης, που ταιριάζεται στην παραπάνω αύξουσα καμπύλη κατανάλωσης τροφής, όπως φαίνεται στο παρακάτω σχήμα (πράσινη καμπύλη):



Εικόνα 3.2.5: Η δευτεροβάθμια καμπύλη, που ταιριάζεται στην εξαχθείσα καμπύλη κατανάλωσης (πράσινη καμπύλη)

Τέλος, υπολογίζονται οι χρονικές στιγμές στις οποίες εντοπίζονται μπουκιές (πορτοκαλί κουκκίδες στο παραπάνω σχήμα), για τη σήμανση τους πάνω στο σχήμα και τη χρήση τους για την μετέπειτα επικύρωση του αλγορίθμου στο Clemson Cafeteria dataset, που προσφέρει ground truth τιμές για το χρόνο πραγματοποίησης των μπουκιών.

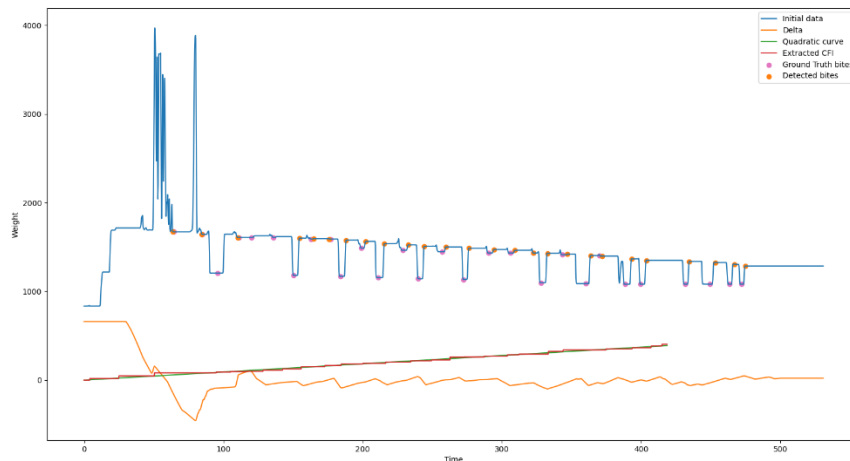
Έχοντας υπολογίσει τους χρόνους πραγματοποίησης των μπουκιών, μπορεί να δημιουργηθεί ένα πρόβλημα σε ένα μικρό υποσύνολο των γευμάτων· υπάρχει η πιθανότητα να μην εντοπιστεί καμία μπουκιά λόγω ανωμαλιών στην χρονοσειρά κατανάλωσης, όπως φαίνεται για παράδειγμα στο παρακάτω σχήμα:



Εικόνα 3.2.6: Μεγάλης διάρκειας αιχμή υψηλού θορύβου

Η κυκλωμένη αιχμή, παραμένει σταθερή για πάνω από ένα δευτερόλεπτο, και μπερδεύει τον αλγόριθμο ο οποίος θεωρεί πως εκεί έχει γίνει προσθήκη φαγητού, και πως αμέσως μετά γίνεται μεγάλη μπουκιά μάζας φαγητού, που οδηγεί σε λάθος αποτελέσματα και δεν επιτρέπει να εντοπιστούν οι επόμενες μπουκιές. Παρόμοια σφάλματα

παρατηρούνται σε ένα υποσύνολο περίπου 10 γευμάτων, επομένως στα γεύματα που συμβαίνουν τέτοια σφάλματα, πρέπει η περίοδος σταθερότητας για μια μπουκιά να αυξηθεί από τα 1 στα 2 ή ακόμα και στα 3 δευτερόλεπτα, όπως αναφέρθηκε εν συντομία στην ενότητα της προεπεξεργασίας. Για παράδειγμα, αν στο παραπάνω γεύμα η παράμετρος `stable_secs` αυξηθεί κατά 1 δευτερόλεπτο, από 1 δηλαδή σε 2, μέσω αναδρομικής κλήσης του αλγορίθμου, τότε η αιχμή αγνοείται από τον αλγόριθμο όπως πρέπει, και το γεύμα αναλύεται επιτυχώς:



Εικόνα 3.2.7:Επιτυχής διόρθωση της αιχμής, μέσω αύξησης της παραμέτρου `stable_secs`

3.2.4 Εξαγωγή χαρακτηριστικών

Στη συνέχεια, υπολογίζονται κάποια χαρακτηριστικά του γεύματος, μερικά από τα οποία έχει βρεθεί στη βιβλιογραφία [29] πως σχετίζονται με την ύπαρξη διατροφικών διαταραχών όπως παχυσαρκία ή νευρική ανορεξία. Συγκεκριμένα αυτά είναι:

- η επιβράδυνση της δευτεροβάθμιας καμπύλης κατανάλωσης τροφής, δηλαδή ο συντελεστής του δευτεροβάθμιου όρου της καμπύλης, σε $\frac{gr}{s^2}$. Συμβολίζεται με **a**.
- ο αρχικός ρυθμός κατανάλωσης τροφής, δηλαδή ο συντελεστής του πρωτοβάθμιου όρου της καμπύλης, σε $\frac{gr}{s}$. Συμβολίζεται με **b**.
- η συνολική διάρκεια του γεύματος σε δευτερόλεπτα, αφού έχουν αφαιρεθεί οι νεκρές περίοδοι στην αρχή και το τέλος του γεύματος.
- η συνολική κατανάλωση τροφής του γεύματος σε γραμμάρια, που ισούται με τον τελευταίο όρο της επεξεργασμένης καμπύλης, εφόσον πια πρόκειται για αθροιστική καμπύλη κατανάλωσης τροφής
- ο μέσος ρυθμός κατανάλωσης τροφής, σε $\frac{gr}{s}$, που ισούται με την συνολική ποσότητα κατανάλωσης διά την συνολική διάρκεια του γεύματος

- μέσο μέγεθος μπουικιάς, σε γραμμάρια
- συχνότητα μπουικιών, σε μπουικίες ανά λεπτό, με τύπο $\frac{60 \times \text{αριθμός μπουικιών}}{\text{διάρκεια γεύματος}}$
- τυπική απόκλιση του βάρους των μπουικιών, για στατιστικούς λόγους

Με βάση τη βιβλιογραφία, πιο σημαντικά θεωρούνται τα χαρακτηριστικά: επιβράδυνση της καμπύλης CFI, αρχικός ρυθμός κατανάλωσης τροφής, συνολική κατανάλωση τροφής, μέσος ρυθμός κατανάλωσης τροφής, και δευτερευόντως το μέσο μέγεθος μπουικιάς και η συχνότητα μπουικιών, οπότε αυτά τα χαρακτηριστικά θα κρατηθούν για τη μετέπειτα εξερεύνηση των δεδομένων.

3.3 Αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών

3.3.1 Προεπεξεργασία δεδομένων

Για την εξερεύνηση των εξαχθέντων δεδομένων, πρέπει να μετασχηματιστεί το dataset σε κατάλληλη μορφή για περαιτέρω επεξεργασία.

Αρχικά, για το dataset Clemson cafeteria, εισάγονται:

- τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά που περιγράφονται στην [ενότητα 3.2.4](#)
- τα δημογραφικά στοιχεία του κάθε συμμετέχοντα (Φύλο, Ηλικία, BMI)
- τα μετρικά επικύρωσης των αποτελεσμάτων, που περιγράφονται στην [ενότητα 4.1](#) (TP, FP, FN, Precision, Recall, F1)

Γίνεται μία αντιστοίχιση του κάθε γεύματος με το αντίστοιχο BMI του συμμετέχοντα που το πραγματοποίησε, και κρατούνται μόνο τα γεύματα για τα οποία η μετρική F1 είναι μεγαλύτερη από 0.6 (60%).

Ο λόγος που χρησιμοποιείται αυτό το όριο, είναι διότι τα γεύματα στα οποία δεν έγινε καλός εντοπισμός των μπουικιών, δε θα είναι αρκετά χρήσιμα για την εξαγωγή ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης. Επομένως, έπρεπε να τεθεί κάποιο όριο και να κρατηθούν τα γεύματα στα οποία είχε τα καλύτερα αποτελέσματα ο αλγόριθμος.

Χρησιμοποιήθηκε η μετρική F1, ώστε να προσφέρει μια ισορροπία μεταξύ του Precision και του Recall. Επιλέχθηκε η τιμή 0.6, και όχι κάποια υψηλότερη τιμή, αφενός διότι το dataset δεν είναι αρκετά μεγάλο ώστε να μπορούν να απορριφθούν πολλά γεύματα, και αφετέρου διότι μετά από ενδελεχή οπτικό έλεγχο, προέκυψε πως τα γεύματα με F1 μεγαλύτερο του 0.6 είχαν αρκετά καλά αποτελέσματα όσον αφορά τη γενική μορφή της αθροιστικής καμπύλης κατανάλωσης τροφής. Οπότε τελικά, από τα 496 γεύματα με μη – μηδενικό F1, κρατήθηκαν τα 227 με F1 μεγαλύτερο του 0.6.

Στα παραπάνω γεύματα, προστέθηκαν και τα 28 γεύματα από το dataset του [38], με την ίδια ακριβώς διαδικασία (χωρίς να γίνεται χρήση της μετρικής F1 αφού δεν υπάρχουν δεδομένα ground truth)

Οπότε τελικά, το τελικό dataset προς εξερεύνηση έχει την εξής μορφή:

Πίνακας 3.3-1: Μορφή του dataset προς εξερεύνηση

a	b	Total food intake	Average food intake rate	Average bite size	Bites per minute	BMI
...

Στη συνέχεια, το dataset χωρίζεται σε διάνυσμα χαρακτηριστικών και διάνυσμα στόχου:

$$X = [a, b, Total\ food\ intake, Average\ food\ intake\ rate, Average\ bite\ size, Bites\ per\ min]$$

$$Y = [BMI]$$

με το διάνυσμα X να κανονικοποιείται στο διάστημα [0,1], μιας και για κάποιους ταξινομητές αυτό είναι απαραίτητη προϋπόθεση.

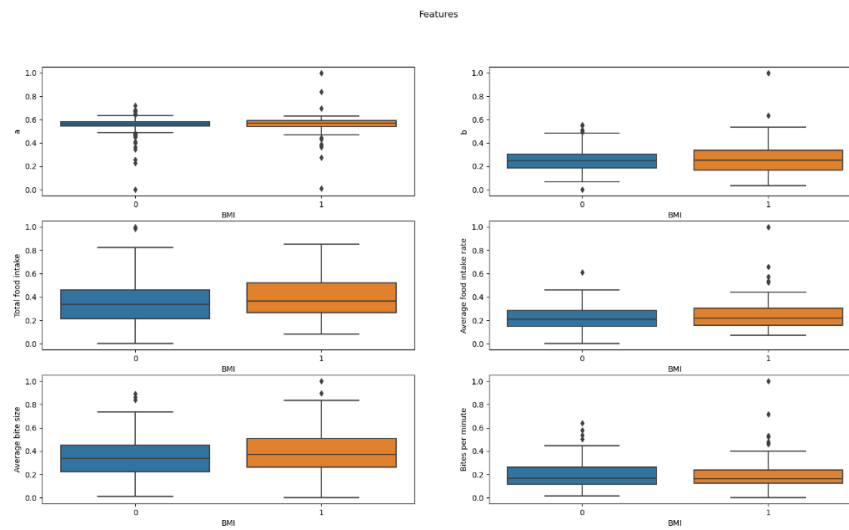
Το διάνυσμα Y, περιέχει τις τιμές με τα BMI των συμμετεχόντων που πραγματοποίησαν το κάθε γεύμα. Αυτό παραπέμπει σε πρόβλημα παλινδρόμησης. Στη συγκεκριμένη περίπτωση όμως, το εν λόγω πρόβλημα κρίνεται υπερβολικά απαιτητικό για την παραγωγή ακριβών αποτελεσμάτων μέσω μοντέλου παλινδρόμησης, επομένως κρίνεται σκόπιμο το πρόβλημα να μετασχηματιστεί σε πρόβλημα ταξινόμησης.

Συγκεκριμένα, μετασχηματίζεται σε πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης όπως στο [29] , ως εξής:

- **Y = 0**, για $18.5 < Y < 25$, που υποδηλώνει φυσιολογικό BMI
- **Y = 1**, για $Y < 18.5$ ή $Y > 25$, που υποδηλώνει την ύπαρξη διαταραχών βάρους

3.3.2 Επιλογή χαρακτηριστικών

Αρχικά, γίνεται μια οπτικοποίηση της κατανομής των κανονικοποιημένων χαρακτηριστικών σε σχέση με τη μεταβλητή στόχο, με τη χρήση θηκογραμμάτων:

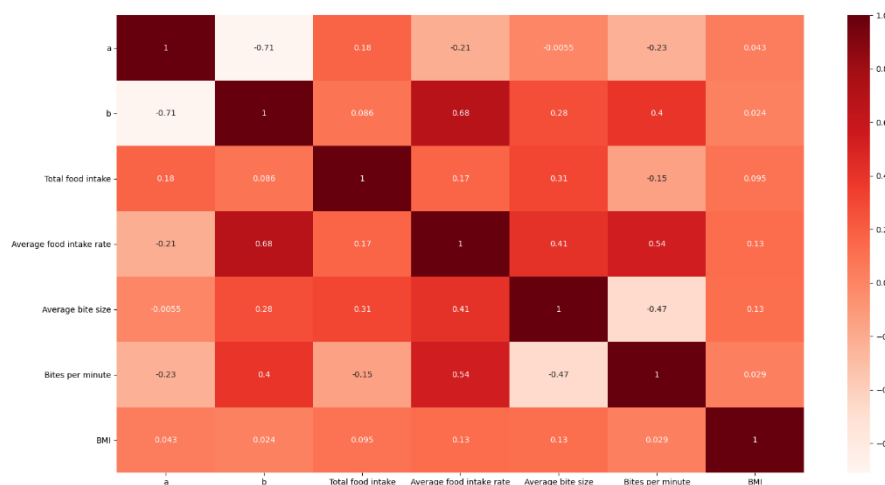


Εικόνα 3.3.1: Κατανομή των χαρακτηριστικών του γεύματος σε σχέση με τη μεταβλητή στόχο

Το μπλε θηκόγραμμα είναι για την κατανομή των χαρακτηριστικών στην κλάση 0, και το πορτοκαλί για την κατανομή στην κλάση 1.

Τα αποτελέσματα αυτά δεν είναι ιδιαίτερα ενθαρρυντικά, εφόσον φαίνεται πως η κατανομή των τιμών σχεδόν για όλα τα χαρακτηριστικά είναι παρόμοια ανάμεσα στις δύο κλάσεις. Επομένως, ο ταξινομητής που θα εκπαιδευτεί θα δυσκολευτεί να εξάγει συμπεράσματα για το πού ανήκει το κάθε άγνωστο δείγμα.

Το παραπάνω ενισχύεται και από τις συσχετίσεις των χαρακτηριστικών με τη μεταβλητή στόχο, που οπτικοποιούνται ως χάρτης θερμότητας:



Εικόνα 3.3.2: Χάρτης θερμότητας με τις συσχετίσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών και της μεταβλητής στόχου

Παρόλα αυτά, θα γίνει μια προσπάθεια εκπαίδευσης ενός μοντέλου, μέσω διαφορετικών αλγορίθμων, ώστε να επιλεγεί αυτός που οδηγεί στα καλύτερα αποτελέσματα.

Θα χρησιμοποιηθούν οι εξής αλγόριθμοι:

- Logistic Regression (LR)
- Linear Discriminant Analysis (LDA)
- K – Neighbors Classifier (KNN)
- Decision Tree Classifier (CT)
- Random Forest Classifier (RF)
- Extra Trees Classifier (ET)
- AdaBoost Classifier (ADA)
- Naïve Bayes Classifier (NB)
- Support Vector Classifier (SVC)

Ως μετρική αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας του κάθε μοντέλου, θα χρησιμοποιηθεί η μετρική ROC AUC, δηλαδή η επιφάνεια κάτω από την καμπύλη Receiver Operating Characteristics.

Για την διασταυρούμενη επικύρωση (Cross Validation), χρησιμοποιείται stratified k-fold, με αριθμό χωρισμάτων ίσο με 10.

4. Αποτελέσματα και συζήτηση

4.1 Αποτελέσματα αλγορίθμου εξαγωγής καμπύλης CFI

Στην περίπτωση του Clemson cafeteria dataset, όπως αναφέρθηκε, είναι διαθέσιμες ground truth τιμές όσον αφορά τον χρόνο πραγματοποίησης των μπουκιών, αλλά όχι το βάρος. Επομένως, κρίνεται σκόπιμο να αντιστοιχηθούν οι μπουκιές που εντοπίζει ο αλγόριθμος με τις ground truth μπουκιές, για να εξαχθούν κάποια μετρικά αξιολόγησης της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου.

Αρχικά, διαβάζονται οι χρονικές στιγμές πραγματοποίησης των ground truth μπουκιών από το αντίστοιχο αρχείο, και η σύγκριση με τις μπουκιές του αλγορίθμου γίνεται ως εξής:

Έστω $t_d(i)$ ο χρόνος που ο αλγόριθμος εντόπισε την μπουκιά i , και $t_{gt}(j)$ ο χρόνος της ground truth μπουκιάς j . Τότε, όπως γίνεται και στη βιβλιογραφία [27], μια εντοπισθείσα μπουκιά i αντιστοιχίζεται σε μία ground truth μπουκιά j , αν ισχύει:

$$|t_d(i) - t_{gt}(j)| < t_{threshold} \quad (4.1.1)$$

όπου $t_{threshold}$ επιλέγεται ίσο με 10 δευτερόλεπτα.

Ο λόγος που χρησιμοποιείται τόσο μεγάλος χρόνος, είναι διότι σε μπουκιές τύπου μάζας φαγητού, δεν είναι δυνατόν να γίνει εντοπισμός κάποιας μπουκιάς πριν ο χρήστης εναποθέσει ξανά το φαγητό στο πιάτο για να φανεί η διαφορά βάρους, αλλά παρόλα αυτά ο χρήστης θα διατηρεί για μερικά δευτερόλεπτα το φαγητό εκτός πιάτου για να καταναλώσει την μπουκιά του. Ο χρόνος των 10 δευτερολέπτων κρίθηκε κατάλληλος τόσο στη βιβλιογραφία, όσο και με προσωπικό πειραματισμό.

Ξεκινώντας από τη μπουκιά 0 τόσο για το i όσο και για το j , γίνεται αντιστοίχιση δύο μπουκιών αν ικανοποιείται η παραπάνω εξίσωση για τα εκάστοτε i και j , και ελέγχονται οι επόμενες μπουκιές. Σε διαφορετική περίπτωση, αυξάνεται ο δείκτης που αντιστοιχεί στο μικρότερο από τους 2 χρόνους μπουκιών, για να ελεγχθεί η επόμενη εντοπισμένη ή ground truth μπουκιά για τυχόν αντιστοίχιση.

Κάθε αντιστοίχιση θεωρείται ως True Positive (TP) μπουκιά. Όσες ground truth μπουκιές δεν έχουν αντιστοιχηθεί σε κάποια εντοπισμένη μπουκιά, θεωρούνται ως False Negative (FN) μπουκιές. Τέλος, όσες εντοπισμένες μπουκιές δεν έχουν αντιστοιχηθεί σε κάποια ground truth μπουκιά, θεωρούνται ως False Positive (FP) μπουκιές.

Έχοντας υπολογίσει τις παραπάνω ποσότητες, μπορούν να υπολογιστούν οι μετρικές Precision, Recall και F1 Score για τις μπουκιές του γεύματος, ως εξής:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.1.2)$$

που δείχνει ποιο ποσοστό από τις μπουκιές που εντοπίστηκαν είναι πραγματικές μπουκιές.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.1.3)$$

που δείχνει ποιο ποσοστό από τις ground truth μπουκιές εντοπίστηκε τελικά από τον αλγόριθμο.

$$F1 = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4.1.4)$$

που είναι μια μετρική που δίνει μια ισορροπημένη εικόνα για τη σχέση μεταξύ Precision και Recall.

Για το κάθε γεύμα του dataset Clemson cafeteria, αποθηκεύονται οι παραπάνω μετρικές σε ένα αρχείο .csv, για μετέπειτα αξιολόγηση και επεξεργασία.

Από τα 518 συνολικά γεύματα του Clemson cafeteria dataset, μπόρεσε να εντοπιστεί έστω και μία μπουκιά στα 496 από αυτά. Συγκεκριμένα, η μέσες τιμές από όλα τα γεύματα για τις παραπάνω μετρικές είναι:

$$Mean Precision = 87\%$$

$$Mean Recall = 42\%$$

$$Mean F1 = 53\%$$

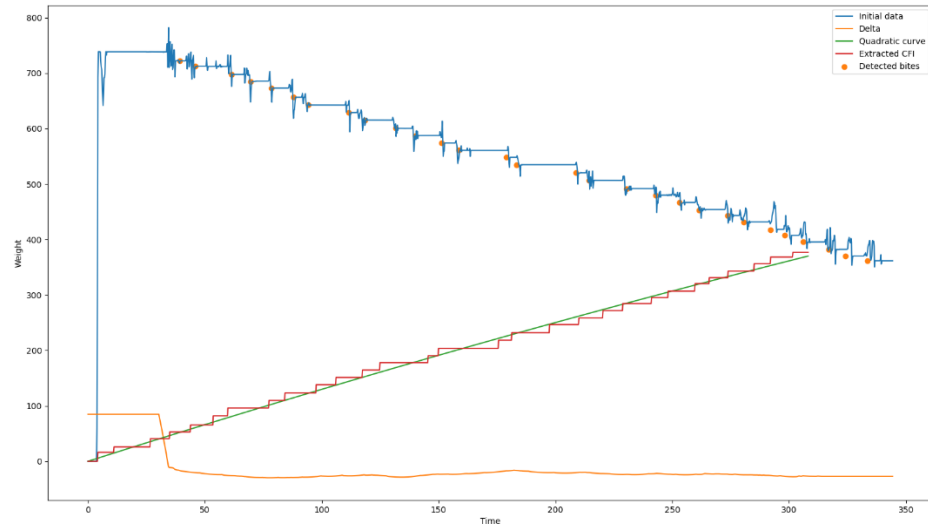
Το Precision κυμαίνεται σε υψηλά επίπεδα, που σημαίνει πως το μεγαλύτερο μέρος των μπουκιών που εντοπίζονται είναι όντως πραγματικές μπουκιές.

Αντίθετα, το Recall είναι χαμηλό, που σημαίνει πως ένα μέρος των πραγματικών μπουκιών δεν καταφέρνει να εντοπιστεί από τον αλγόριθμο. Αυτό κατά συνέπεια ρίχνει και την τιμή της μετρικής F1.

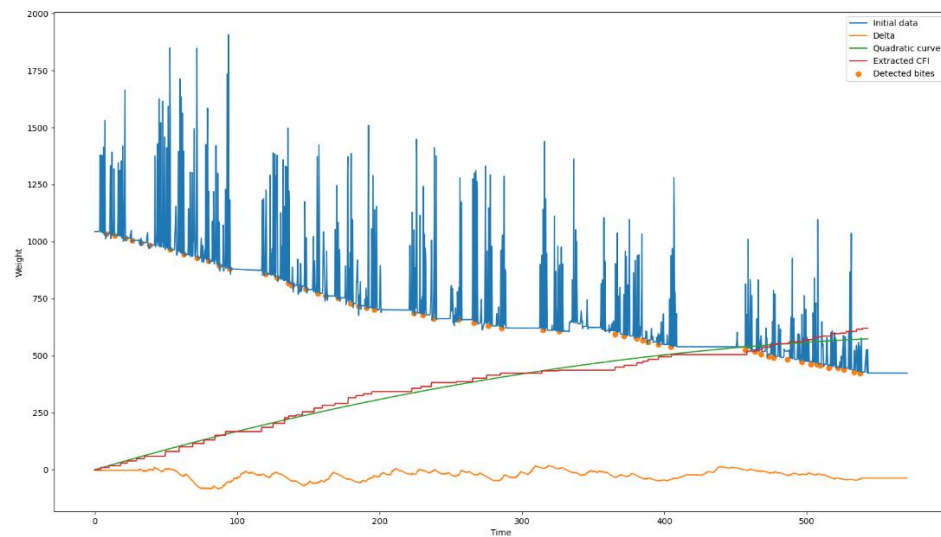
Αυτό παρατηρείται μόνο στο Clemson cafeteria dataset, το οποίο περιέχει έναν μεγάλο αριθμό από μη – συμβατικά γεύματα που επηρεάζουν την ακρίβεια του αλγορίθμου. Θα εξηγηθεί αναλυτικότερα στην [ενότητα 4.2](#).

Στο dataset των 28 γευμάτων, τα αποτελέσματα ήταν πολύ καλύτερα και άγγιζαν σχεδόν την απόλυτη ακρίβεια. Η αξιολόγηση αυτών των γευμάτων έγινε μόνο οπτικά, μιας και δεν υπήρχαν διαθέσιμες μετρήσεις ground truth.

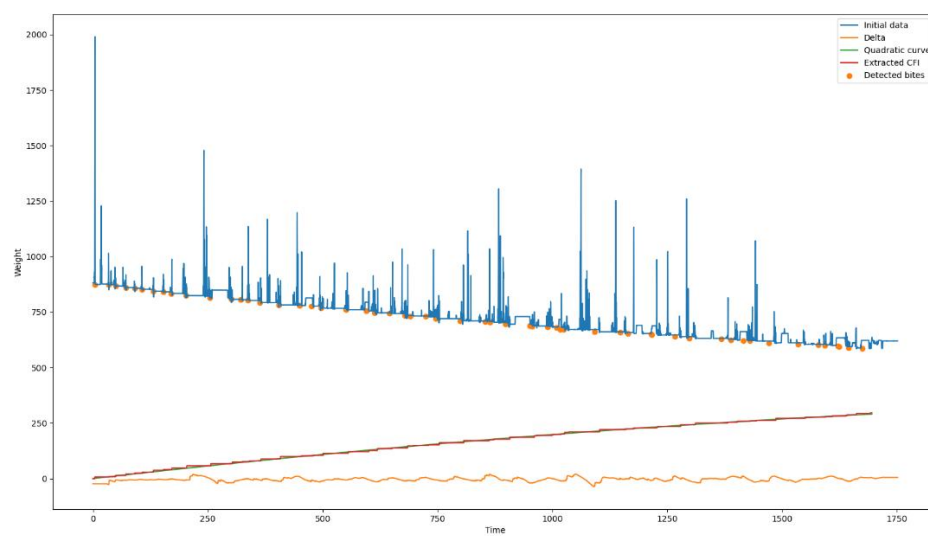
Κάποιες από τις κατηγορίες γευμάτων οπτικοποιήθηκαν στις προηγούμενες ενότητες, κατά την ανάλυση της λειτουργίας του αλγορίθμου. Παρακάτω παρατίθενται κάποια γεύματα με πιο απαιτητικές συνθήκες:



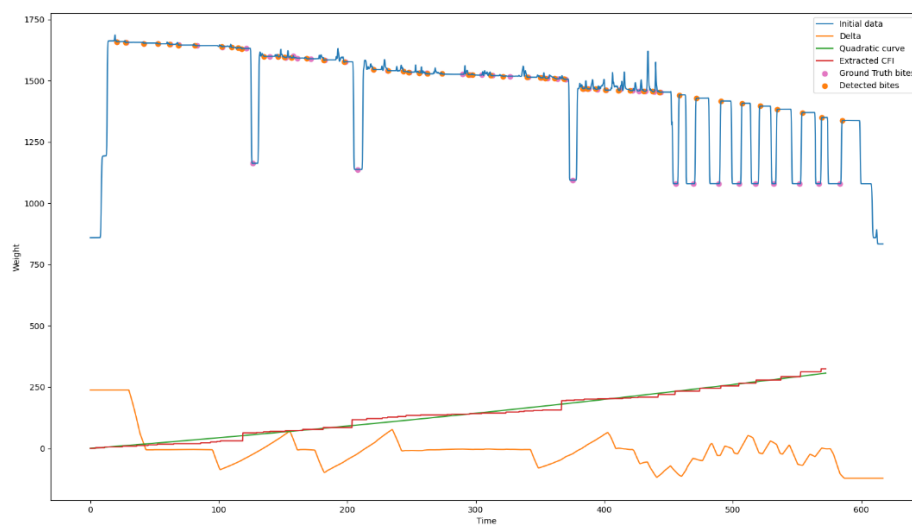
Εικόνα 4.1.1: Γεύμα με προσθήκη φαγητού στην αρχή του γεύματος



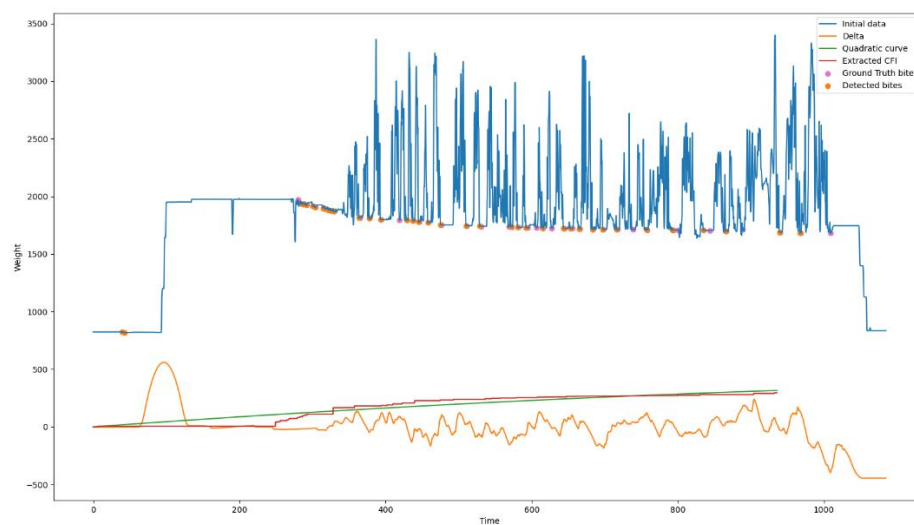
Εικόνα 4.1.2: Γεύμα με ύπαρξη μεγάλης ποσότητας θορύβου



Εικόνα 4.1.3: Γεύμα με εναπόθεση μαχαιροπύρουτων στο πιάτο κατά τη διάρκεια του γεύματος



Εικόνα 4.1.4: Γεύμα με παράλληλες μπουκιές μάζας φαγητού / ποτού και κανονικές μπουκιές



Εικόνα 4.1.5: Γεύμα με τεράστια ποσότητα ακανόνιστου θορύβου

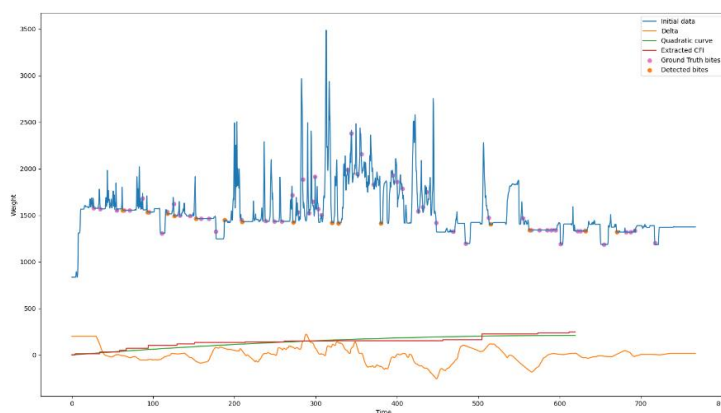
Μπορεί εύκολα να παρατηρηθεί πως ο αλγόριθμος λειτουργεί αποτελεσματικά για μία πληθώρα διαφορετικών συνθηκών γευμάτων.

4.2 Περιορισμοί αλγορίθμου εξαγωγής καμπύλης CFI

Ο αλγόριθμος λειτουργεί αποτελεσματικά για την πλειοψηφία των γευμάτων, όμως έχει και κάποιους περιορισμούς που περιορίζουν την απόδοσή του σε ένα υποσύνολο γευμάτων.

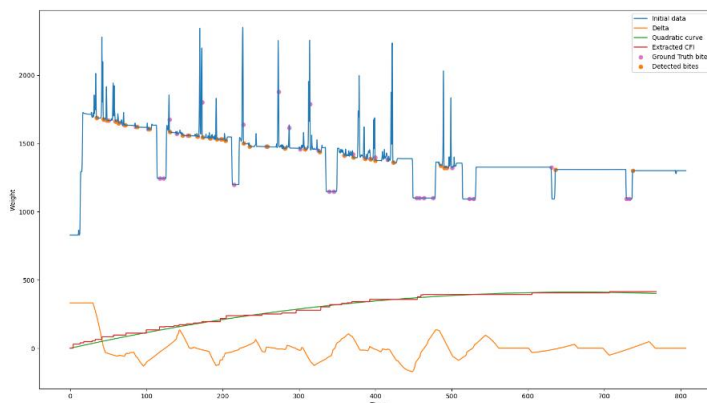
Αυτό ισχύει περισσότερο στο Clemson cafeteria dataset, που περιέχει γεύματα σε πραγματικές συνθήκες εστιατορίου, τρώγοντας δηλαδή στο ίδιο τραπέζι με άλλα άτομα, με ό,τι αυτό μπορεί να συνεπάγεται για το θόρυβο στις μετρήσεις του κάθε γεύματος.

Συγκεκριμένα, σε κάποια γεύματα γίνεται πολύ έντονος χειρισμός του πιάτου, με αποτέλεσμα να δημιουργείται μεγάλη ποσότητα θορύβου και να μη μπορεί να σταθεροποιηθεί τουλάχιστον για 1 δευτερόλεπτο η ζυγαριά μετά από κάποιες μπουκιές, όπως φαίνεται για τις μπουκιές στη μέση του παρακάτω γεύματος:



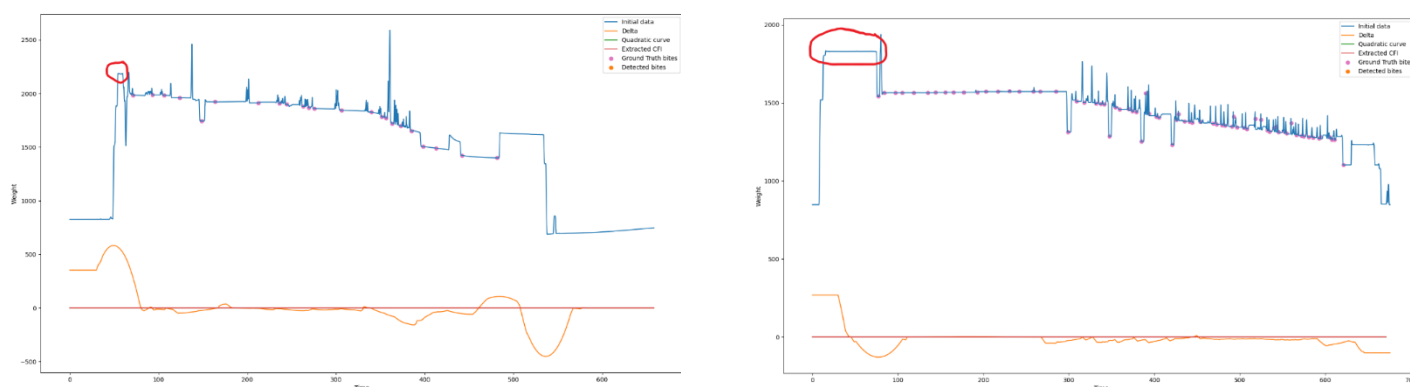
Εικόνα 4.2.1: Γεύμα με πολύ έντονο χειρισμό του πιάτου

Σε άλλα γεύματα, εντοπίζονται κανονικά όλες οι μπουκιές, με εξαίρεση κάποιες μπουκιές μάζας φαγητού / ποτού. Αυτό συμβαίνει διότι, μόλις σηκωθεί η μάζα φαγητού από το πιάτο, ενδέχεται να καταναλωθούν πολλές μπουκιές συνεχόμενα, πριν εναποτεθεί ξανά το φαγητό στο πιάτο. Εκ των πραγμάτων, εφόσον δεν υπάρχει επαφή με τη ζυγαριά, θα εντοπισθεί μία μεγάλη μπουκιά, και όχι οι επιμέρους μικρότερες μπουκιές:



Εικόνα 4.2.2: Γεύμα με πολλαπλές συνεχόμενες μπουκιές μάζας φαγητού

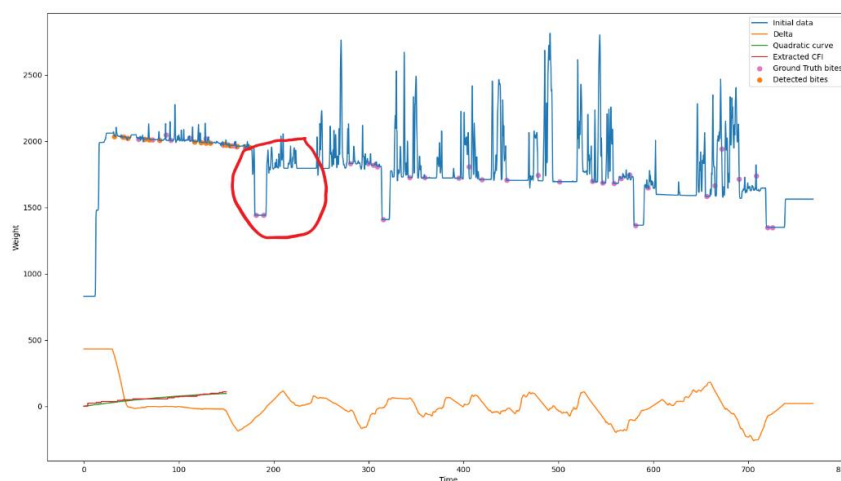
Σε κάποια γεύματα, γίνεται αφαίρεση κάποιου σκεύους στην αρχή του γεύματος, το οποίο όμως ο αλγόριθμος θεωρεί ως μπουικιά μάζας φαγητού, αφού γίνεται αφαίρεση κάποιας μεγάλης μάζας. Επειδή όμως το γεύμα στη συνέχεια συνεχίζει κανονικά χωρίς να επαναφέρεται κάποια μάζα στο πιάτο, ο αλγόριθμος αδυνατεί να εντοπίσει τις επόμενες μπουικιές, όπως φαίνεται παρακάτω:



Εικόνα 4.2.3: Γεύματα με αφαίρεση σκεύους στην αρχή του γεύματος

Για τη διόρθωση και το σωστό εντοπισμό αυτών των περιπτώσεων, απαιτείται ανάλυση και των μετέπειτα περιόδων του γεύματος για να γίνει αντιληπτό πως πρόκειται για αφαίρεση σκεύους. Ζητούμενο όμως είναι ο αλγόριθμος να προσαρμοστεί για λειτουργία σε πραγματικό χρόνο, επομένως η παραπάνω προσέγγιση δεν είναι εφικτή, εφόσον δε θα είναι διαθέσιμο όλο το γεύμα από την αρχή της ανάλυσης. Ούτως ή άλλως, το σφάλμα αυτό εμφανίζεται σε ένα πολύ μικρό υποσύνολο των γευμάτων, επομένως δε θεωρήθηκε ιδιαίτερα σημαντική η διόρθωσή του. Στο εξής, γίνεται η παραδοχή πως ο αλγόριθμος λειτουργεί σωστά, στην περίπτωση που εισάγεται όλο το φαγητό στην αρχή ή πριν από την αρχή του γεύματος, και ξεκινάει η κατανάλωση της τροφής.

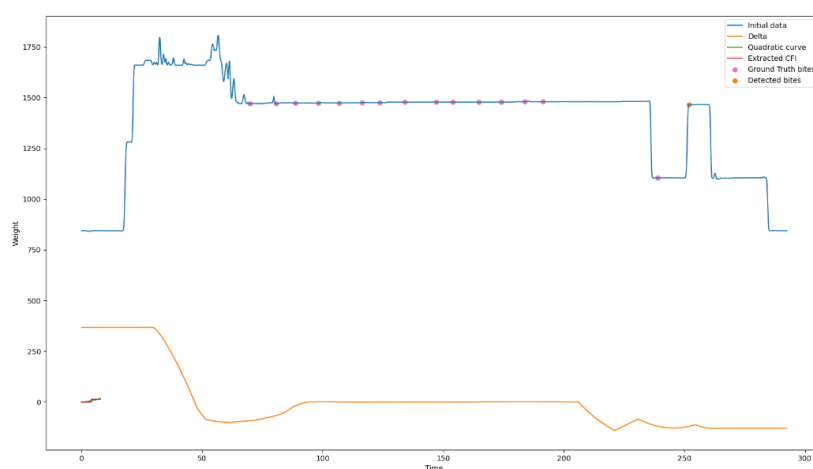
Παρόμοιο πρόβλημα με το παραπάνω, εντοπίζεται όταν γίνεται μπουικιά μάζας (συνήθως) ποτού, και η κατανάλωση είναι μεγαλύτερη από την τιμή *food mass bite threshold*, όπως φαίνεται στο ακόλουθο σχήμα:



Εικόνα 4.2.4: Γεύμα με κατανάλωση υπερβολικά μεγάλης μπουικιάς μάζας ποτού

Ο τρόπος να διορθωθεί αυτό, θα ήταν να αυξηθεί η τιμή *food mass bite threshold*, αυτό όμως θα είχε αρνητικές συνέπειες στον εντοπισμό μικρότερων μπουικιών μάζας φαγητού / ποτού. Η τιμή που τέθηκε στην ενότητα 3.2 θεωρήθηκε ως ένας καλός συμβιβασμός μεταξύ των 2 άκρων. Ούτως ή άλλως, οι μπουικίες μάζας ποτού θα αγνοούνται στη μετέπειτα υλοποίηση σε πραγματικό χρόνο. Ζητούμενο είναι ο αλγόριθμος να λειτουργεί σωστά κυρίως με μπουικίες φαγητού, μιας και ο τρόπος κατανάλωσης φαγητού είναι αυτός που σχετίζεται με την ύπαρξη διατροφικών διαταραχών.

Τέλος, κάποιες μπουικίες σημειώνονται ως ground truth για το αντίστοιχο γεύμα, χωρίς στην πραγματικότητα να έχει υπάρξει μείωση βάρους σε εκείνο το σημείο, όπως φαίνεται για τις κεντρικές μπουικίες του ακόλουθου γεύματος:



Εικόνα 4.2.5: Γεύμα με ψευδείς ground truth μπουικίες

Αυτό ρίχνει τα μετρικά εντοπισμού μπουκιών. Τέτοια σφάλματα μπορεί να οφείλονται, στο ότι το αρχικό dataset έχει και δεδομένα από IMU, επομένως μπορεί να ανιχνεύθηκε μία κίνηση που παραπέμπει σε μπουκιά από αυτά, χωρίς να ανταποκρίνεται αυτή η κίνηση σε κατανάλωση από το πιάτο.

Γενικά, το dataset Clemson cafeteria είναι αρκετά δύσκολο στη χρήση για την μελέτη της διατροφικής συμπεριφοράς στο πλαίσιο των διατροφικών διαταραχών, διότι έχει συλλεχθεί σε μη-ελεγχόμενο περιβάλλον, σε πραγματικές συνθήκες εστιατορίου. Αυτό σημαίνει πως, εφόσον η κατανάλωση γίνεται σε περιβάλλον με άλλους ανθρώπους, η συμπεριφορά κατανάλωσης δεν είναι τυπική, και ενδέχεται να γίνεται έντονος χειρισμός του πιάτου, παύση της κατανάλωσης για συζήτηση μεταξύ των συμμετεχόντων, έντονος χειρισμός του πιάτου για επαναγέμισμα από το μπουφέ, κλπ. Δυστυχώς, όμως, είναι το μόνο ανοιχτό dataset με μετρήσεις βάρους φαγητού. Τα περισσότερα dataset που χρησιμοποιούνται στις μελέτες είναι ιδιωτικά, συλλεγμένα από τους ερευνητές για το σκοπό της αντίστοιχης δημοσίευσης.

Τα αποτελέσματα του αλγορίθμου στο dataset 28 γευμάτων, με βάση και τα οποία έγινε ο σχεδιασμός του, είναι πολύ καλύτερα, και αντιπροσωπευτικότερα της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου για το σκοπό που δύναται να χρησιμοποιηθεί στην παρούσα διπλωματική εργασία.

4.3 Αποτελέσματα αλγορίθμου μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών

Κρατώντας όλα τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά για την εκπαίδευση του μοντέλου, με βάση τη διαδικασία που περιγράφεται στην [ενότητα 3.3](#), τα αποτελέσματα είναι:

Πίνακας 4.3-1: Εκπαίδευση του μοντέλου με χρήση όλων των χαρακτηριστικών

Αλγόριθμος	ROC AUC
LR	0.563460
LDA	0.539502
KNN	0.525280
CT	0.533239
RF	0.581897
ET	0.578004
ADA	0.507941
NB	0.555270
SVC	0.568047

Στη συνέχεια, επαναλαμβάνεται ξανά η παραπάνω διαδικασία, αλλά επιλέγοντας αυτή τη φορά τα 3 πιο σημαντικά χαρακτηριστικά, μέσω του αλγορίθμου SelectKBest. Αυτά είναι τα Total food intake, Average food intake rate, Average bite size. Τα αποτελέσματα αυτής της προσέγγισης φαίνονται παρακάτω:

Πίνακας 4.3-2: Εκπαίδευση του μοντέλου με χρήση των 3 πιο σημαντικών χαρακτηριστικών (SelectKBest)

Αλγόριθμος	ROC AUC
LR	0.576650
LDA	0.578730
KNN	0.492725
CT	0.472864
RF	0.538013
ET	0.556826
ADA	0.550390
NB	0.566046
SVC	0.585968

Είναι εμφανές πως τα αποτελέσματα είναι χειρότερα σε αυτή την περίπτωση. Και πράγματι, ο αλγόριθμος SelectKBest χρησιμοποιεί καθαρά στατιστικές μεθόδους για την επιλογή των χαρακτηριστικών, που ενδέχεται να μην οδηγούν πάντα σε βέλτιστη επιλογή χαρακτηριστικών.

Τέλος, χρησιμοποιείται η προσέγγιση της αναδρομικής απόρριψης χαρακτηριστικών (Recursive feature elimination – RFE), προκειμένου να επιλεγθούν τα 3 καταλληλότερα χαρακτηριστικά. Κατά τη προσέγγιση αυτή, επιλέγονται αρχικά όλα τα χαρακτηριστικά, και σε κάθε επανάληψη απορρίπτονται τα λιγότερο σημαντικά, έως ότου μείνουν μόνο τα σημαντικότερα 3.

Στην περίπτωση αυτή, ως σημαντικότερα επιλέγονται τα χαρακτηριστικά a, b και Average bite size. Ειδικά για τα χαρακτηριστικά a και b, στη βιβλιογραφία θεωρούνται τα πιο σημαντικά όσον αφορά την ύπαρξη διατροφικών διαταραχών. Και πράγματι, με αυτή την επιλογή χαρακτηριστικών, τα αποτελέσματα για κάποιους αλγορίθμους είναι βελτιωμένα:

Πίνακας 4.3-3: Εκπαίδευση του μοντέλου με χρήση των 3 πιο σημαντικών χαρακτηριστικών (RFE)

Αλγόριθμος	ROC AUC
LR	0.548697
LDA	0.539706
KNN	0.581383
CT	0.567966
RF	0.592904
ET	0.629128
ADA	0.579122
NB	0.579971
SVC	0.558509

Οπότε, τελικά η καλύτερη δυνατή επιλογή είναι ο αλγόριθμος Extra Trees Classifier, με χρήση του αλγορίθμου RFE για την επιλογή των χαρακτηριστικών.

Ακόμα και σε αυτή τη βέλτιστη επιλογή όμως, τα αποτελέσματα είναι ελάχιστα καλύτερα από το 0.5 που θα προέκυπτε με τυχαία ανάθεση της κλάσης.

4.4 Περιορισμοί αλγορίθμου μηχανικής μάθησης για την ταξινόμηση των καταναλωτών

Στη βιβλιογραφία [29], [31], χρησιμοποιούνται τα ίδια χαρακτηριστικά του γεύματος, αλλά η μεταβλητή στόχος δεν είναι το BMI. Αντίθετα, γίνεται μοντελοποίηση της γνώσης ειδικών του πεδίου εφαρμογής, για τον χαρακτηρισμό μιας αθροιστικής καμπύλης πρόσληψης τροφής ως καμπύλη που μοιάζει με αυτή ασθενών που πάσχουν από διατροφικές διαταραχές, ή ως καμπύλη που δε μοιάζει. Και η μεταβλητή στόχος είναι αυτή η μεταβλητή – πρόβλεψη των ειδικών, και όχι κάποια μεταβλητή βασισμένη στο BMI ή άλλο σωματικό χαρακτηριστικό των συμμετεχόντων στις μελέτες. Για αυτό και τα αποτελέσματα στις αντίστοιχες δημοσιεύσεις είναι αισθητά καλύτερα. Δυστυχώς, στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής, δεν ήταν δυνατό να ακολουθηθεί αυτή η προσέγγιση και να συμβουλευτούν ειδικοί ιατροί, επομένως δοκιμάστηκε η προσέγγιση με το BMI.

Το πρόβλημα της ύπαρξης διατροφικών διαταραχών είναι ιδιαίτερα πολυδιάστατο, και πιθανόν να μην μπορεί να καθοριστεί μόνο από τον τρόπο κατανάλωσης των γευμάτων.

Αντίθετα, εξαρτάται από περιβαλλοντικούς και ψυχολογικούς παράγοντες, από το θερμιδικό περιεχόμενο των γευμάτων και από την ύπαρξη ή μη της σωματικής άσκησης, μεταξύ άλλων.

Σε περίπτωση ύπαρξης συνόλων δεδομένων που περιέχουν, εκτός από δεδομένα βάρους κατανάλωσης, και δεδομένα που αφορούν τη θερμιδική πυκνότητα του γεύματος, τότε πιθανόν να μπορούσαν να εξαχθούν πιο ασφαλή συμπεράσματα, μιας και η θερμιδική κατανάλωση έχει πολύ μεγαλύτερη συσχέτιση με το σωματικό βάρος. Δυστυχώς, δεν υπάρχει ανοιχτό σύνολο δεδομένων που να περιέχει παράλληλα θερμιδικά δεδομένα και δεδομένα βάρους γευμάτων.

Λόγω, λοιπόν, των μέτριων αποτελεσμάτων, το μοντέλο επιβλεπόμενης μάθησης δεν έχει μεγάλη ικανότητα πρόβλεψης, και κρίνεται σκόπιμο να μη συμπεριληφθεί στο κομμάτι της Android εφαρμογής.

Αντίθετα, θα γίνεται ένας χαρακτηρισμός του καταναλωτή ως γραμμικού ή μη γραμμικού, που με βάση τη βιβλιογραφία [5], [6] είναι ο σημαντικότερος παράγοντας εκδήλωσης διατροφικών διαταραχών, και θα εξάγονται τα χαρακτηριστικά κατανάλωσης του γεύματος από την καμπύλη, ώστε ο χρήστης να έχει εποπτεία του γεύματός του σε πραγματικό χρόνο.

5. Εφαρμογή Android

5.1 Υπάρχουσες υλοποιήσεις

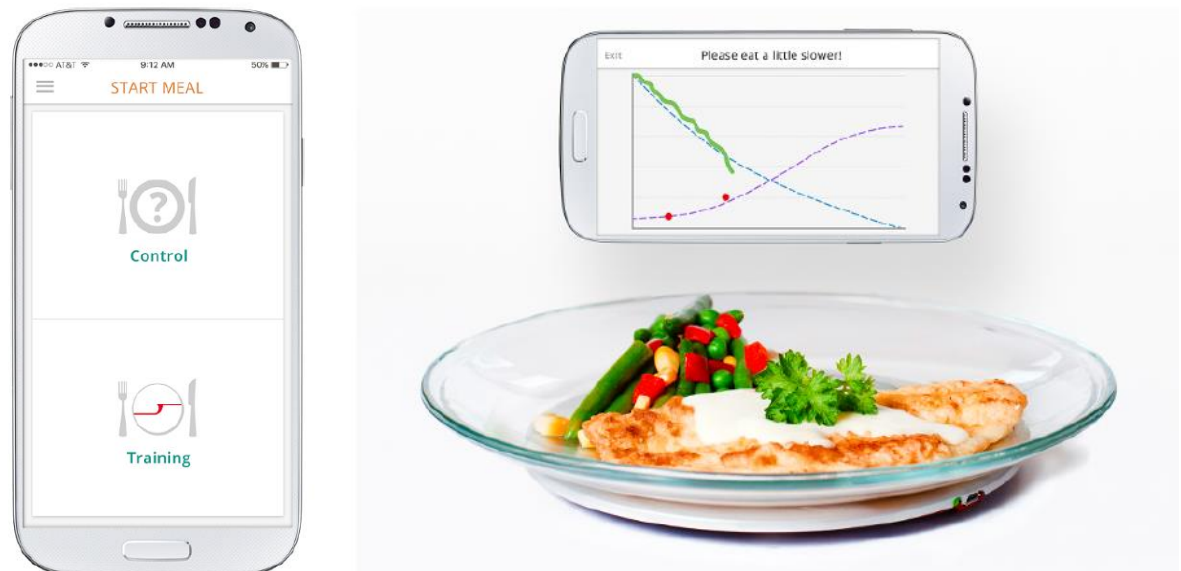
Συνήθως, για τη συλλογή δεδομένων και την διεξαγωγή πειραμάτων πάνω στην ανθρώπινη διατροφική συμπεριφορά, χρησιμοποιείται εξειδικευμένος εξοπλισμός σε εργαστηριακό περιβάλλον. Το ζητούμενο της παρούσας εργασίας, όμως, είναι ο αλγόριθμος που παρουσιάστηκε στην [ενότητα 3.2](#) και έχει ως σκοπό την εξαγωγή της καμπύλης CFI από ένα γεύμα, να ενσωματωθεί σε μία εύχρηστη εφαρμογή για κινητά τηλέφωνα που θα συμβάλλει στην εκπαίδευση του χρήστη ώστε να αποκτήσει έναν υγιή ρυθμό πρόσληψης τροφής.

Υπάρχουν ήδη κάποιες σχετικές προσπάθειες στη βιβλιογραφία. Στην εφαρμογή ASApp [39], γίνεται συλλογή δεδομένων των χρηστών για μετέπειτα επεξεργασία από ερευνητές. Συγκεκριμένα, αφού ο χρήστης εισάγει τα ανθρωπομετρικά του στοιχεία, συλλέγεται η υποκειμενική αξιολόγηση των ίδιων των χρηστών για την διατροφική τους συμπεριφορά με τη συμπλήρωση ενός ερωτηματολογίου, φωτογραφία γεύματος, χρονοσειρά βάρους του γεύματος κατά την κατανάλωσή του μέσω μίας φορητής ασύρματης ζυγαριάς, καθώς και κάποια εξαχθέντα χαρακτηριστικά του γεύματος από την ανάλυση της χρονοσειράς βάρους. Η συγκεκριμένη εφαρμογή, έχει καθαρά ερευνητικό σκοπό, ο οποίος είναι η δημιουργία ενός συνόλου ετερογενών δεδομένων διατροφικής συμπεριφοράς. Τα δεδομένα αυτά θα υποστούν μεταγενέστερη επεξεργασία από τους εκάστοτε ερευνητές. Δε γίνεται κάποια εξαγωγή της καμπύλης CFI σε πραγματικό χρόνο, ώστε ο χρήστης να έχει άμεση εποπτεία της κατανάλωσής του γεύματός του, ούτε γίνεται προσπάθεια εκπαίδευσης του χρήστη για τροποποίηση της διατροφικής του συμπεριφοράς προς κάποιο πιο υγιές πρότυπο.

Μία εφαρμογή που απευθύνεται περισσότερο προς τους τελικούς χρήστες, παρουσιάζεται στο [40]. Εδώ, χρησιμοποιείται μια συσκευή για την επαναφορά του φυσιολογικού βάρους και της υγείας των λιποβαρών και υπέρβαρων ασθενών, ελέγχοντας μέσω οπτικής ανάδρασης σε οθόνη τον ρυθμό κατανάλωσης τροφής κατά τη διάρκεια του γεύματος. Αρχικά, συνδέεται μία ασύρματη ζυγαριά φαγητού σε εφαρμογή κινητού μέσω πρωτοκόλλου Bluetooth. Στη συνέχεια, προστίθεται φαγητό στο πιάτο και ξεκινάει το γεύμα. Σε τακτά χρονικά διαστήματα, η εφαρμογή ρωτάει το χρήστη να αξιολογήσει το πόσο χορτάτος αισθάνεται. Μια καμπύλη αναφοράς CFI και μία καμπύλη αναφοράς για το αίσθημα κορεσμού φαίνονται στην οθόνη. Ο στόχος του χρήστη είναι να προσαρμόσει τον ρυθμό κατανάλωσης του γεύματός του στις καμπύλες αναφοράς που φαίνονται στην οθόνη. Ο αλγόριθμος που χρησιμοποιείται για την εξαγωγή της καμπύλης CFI, είναι αυτός που παρουσιάζεται στο [27]. Η παρούσα προσέγγιση, έχει χρησιμοποιηθεί τόσο για τη θεραπεία ανορεξικών ασθενών, όσο και ασθενών με σοβαρή παχυσαρκία.

Πιο συγκεκριμένα, η εφαρμογή έχει δύο λειτουργίες, «Control» και «Training». Η λειτουργία «Control» της εφαρμογής χρησιμοποιείται για την καταγραφή της διατροφικής συμπεριφοράς υγιών, λιποβαρών και υπέρβαρων ατόμων. Η λειτουργία «Training» στη συνέχεια χρησιμοποιείται για την αλλαγή της διατροφικής συμπεριφοράς. Για το παράδειγμα θεραπείας των ανορεξικών ασθενών, ο ασθενής πρέπει να γεμίσει το πιάτο με φαγητό, μέχρι η εφαρμογή να δείξει 100%. Η ποσότητα αυτή έχει οριστεί με βάση τρεις προηγούμενες καταγραφές στη λειτουργία «Control», αλλά είναι μεγαλύτερη από τις καταγραφές. Με τον καιρό, ο ανορεξικός ασθενής προσπαθεί να τρώει όλο και περισσότερο φαγητό. Η καμπύλη αναφοράς έχει το σχήμα επιβραδυνόμενης κατανάλωσης τροφής, μιας

και αυτό είναι το μοτίβο κατανάλωσης των υγιών ανθρώπων. Η θεραπεία σταματά όταν ο ασθενής μπορεί να φάει 300 – 350g φαγητού σε 10 – 15 λεπτά χωρίς την παρουσία καμπύλης αναφοράς. Η θεραπεία αυτή έχει εφαρμοστεί και σε παχύσαρκους ασθενείς και έχει οδηγήσει σε απώλεια βάρους, αλλά όχι με τόσο υψηλά ποσοστά επιτυχίας όσο στην περίπτωση των ανορεξικών ασθενών.



Εικόνα 5.1.1: Στιγμιότυπο από την εφαρμογή για τον έλεγχο της διατροφικής συμπεριφοράς

Πηγή: [40]

Η παραπάνω εφαρμογή, χρησιμοποιείται από τις κλινικές του Mando Group AB, που είναι μια εταιρεία που ιδρύθηκε από ερευνητές του ινστιτούτου Karolinska στη Σουηδία. Ως εκ τούτου, είναι εφαρμογή κλειστού κώδικα, ενώ και τα dataset που συλλέχθηκαν μέσω της εφαρμογής παραμένουν ιδιωτικά, και μόνο οι ερευνητές των κλινικών έχουν πρόσβαση σε αυτά.

Η εφαρμογή που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας και παρουσιάζεται στην [ενότητα 5.3](#), είναι ανοιχτού κώδικα και έχει διπλό σκοπό: την εκπαίδευση των χρηστών για τη βελτίωση της διατροφικής τους συμπεριφοράς, και τη συλλογή ενός ανοιχτού συνόλου δεδομένων βάρους γευμάτων για ερευνητικούς σκοπούς.

5.2 Εξοπλισμός

Στα πλαίσια ανάπτυξης της εφαρμογής, χρησιμοποιήθηκε κινητό Xiaomi Mi 9 με τα εξής σχετικά με την εφαρμογή χαρακτηριστικά:

- Λειτουργικό σύστημα Android 10, με MIUI 12
- Οθόνη 6,39 ιντσών, ανάλυσης 1080 x 2340, 19,5:9 λόγος διαστάσεων
- Οκταπύρηνος επεξεργαστής Snapdragon 855, με κάρτα γραφικών Adreno 640
- 64GB αποθηκευτικός χώρος με 6GB μνήμη RAM
- Έκδοση Bluetooth 5.0, μπαταρία 3300 mAh



Εικόνα 5.2.1: Η κινητή συσκευή που χρησιμοποιήθηκε για την ανάπτυξη και δοκιμή της εφαρμογής

Πηγή: <https://www.msystems.gr/tablets/xiaomi-mi-9-128gb-6gb-dual-sim-ocean-blue-mi9128dsbl>

Η smart Bluetooth ζυγαριά που χρησιμοποιήθηκε, είναι η ζυγαριά Skale της εταιρείας Atomax, η οποία έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

- Bluetooth συνδεσιμότητα
- Λειτουργία απόβαρου
- Οθόνη LED
- Αυτόματη απενεργοποίηση μετά από παρατεταμένη αδράνεια
- Χωρητικότητα έως 2 kg
- Ακρίβεια 0,1 g

Το σημαντικότερο της όμως χαρακτηριστικό, είναι πως διαθέτει SDK ανοιχτού κώδικα για τον έλεγχο της ζυγαριάς με σκοπό τη δημιουργία εφαρμογών. Το SDK για τη σύνδεση της ζυγαριάς με Android κινητό είναι διαθέσιμο στο GitHub⁴.

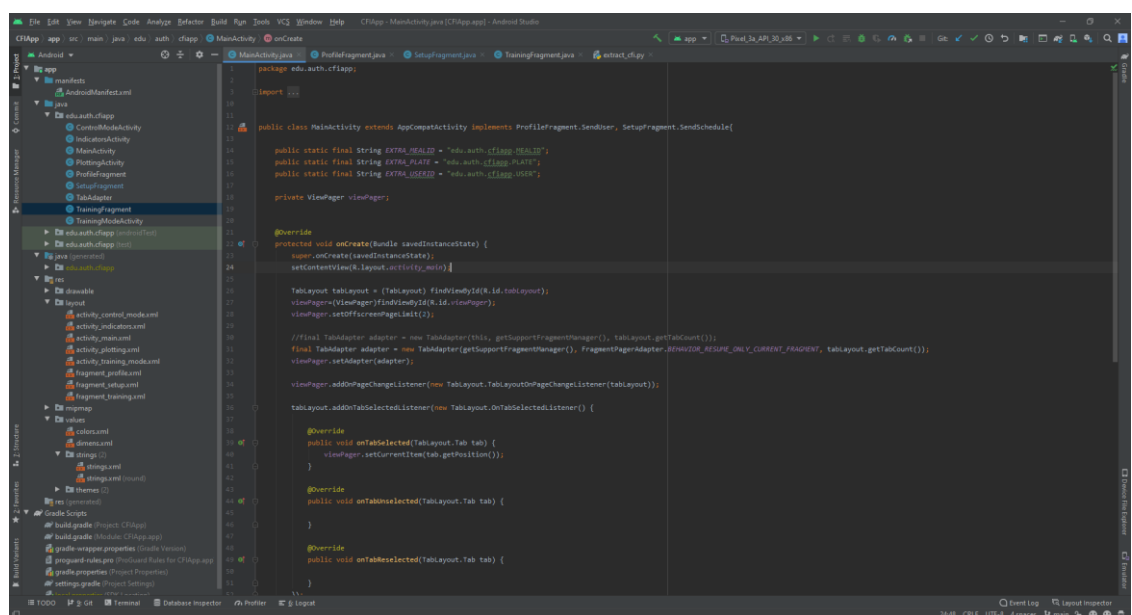
⁴ <https://github.com/atomaxinc/SkaleKitAndroid>



Εικόνα 5.2.2: Η smart Bluetooth ζυγαριά Skale

Πηγή: <https://skale.cc/en/index.html>

Τέλος, η ανάπτυξη της εφαρμογής, έγινε σε λειτουργικό σύστημα Windows 10, σε περιβάλλον Android Studio (έκδοση 4.1.1). Η γλώσσες προγραμματισμού που χρησιμοποιήθηκαν είναι Java, για το UI και τις κύριες λειτουργίες της εφαρμογής, και Python, για τον αλγόριθμο εξαγωγής της καμπύλης CFI από τις μετρήσεις βάρους της ζυγαριάς. Για την ενσωμάτωση του Python αλγορίθμου στην εφαρμογή, χρησιμοποιήθηκε η βιβλιοθήκη Chaquopy, όπως αναφέρθηκε και στην [ενότητα 1.4](#).



Εικόνα 5.2.3: Το περιβάλλον ανάπτυξης της Android εφαρμογής

5.3 Διάρθρωση της εφαρμογής



Εικόνα 5.3.1: Το εικονίδιο της εφαρμογής στην επιφάνεια εργασίας

5.3.1 Αρχική οθόνη (MainActivity)

Η αρχική οθόνη αποτελείται από τρεις καρτέλες: Προφίλ χρήστη (Profile), Αρχικοποίησης (Setup) και Εκπαίδευσης (Training).

Καρτέλα προφίλ χρήστη (ProfileFragment)

A screenshot of a mobile application interface. At the top, a status bar shows the time 2:23, battery level 100%, and signal strength. Below the status bar is a purple header with the text 'CFIAApp'. Under the header are three tabs: 'PROFILE' (selected), 'SETUP', and 'TRAINING'. The main content area has a white background. It starts with the text 'The currently selected user is: Aris'. Below this is a welcome message: 'Welcome to CFIAApp! The goal of this application is to help you change your eating habits, through personalised real-time training during your meals, with the help of the Skale smart Bluetooth scale. Create a new user below, or select a previously created user, to get started!'. There is a text input field containing 'Aris' and a purple button labeled 'SELECT USER'. Below this are several input fields for user data: 'Age: 24', 'Height(m): 1.94', 'Sex: Male', 'Weight(kg): 81.00', 'BMI: 21.52', and 'Notes: Healthy'. At the bottom are two purple buttons: 'SAVE USER' and 'DELETE USER'. The bottom of the screen shows a standard Android navigation bar with back, home, and recent apps icons.

Εικόνα 5.3.2: Η γραφική διεπαφή της καρτέλας προφίλ χρήστη

Στην καρτέλα προφίλ χρήστη (Profile), που είναι η αρχική καρτέλα που εμφανίζεται με την εκκίνηση της εφαρμογής, καλωσορίζεται ο χρήστης στην εφαρμογή, και δίνεται μία επεξήγηση του σκοπού της εφαρμογής.

Στο δεύτερο μισό της οθόνης, ο χρήστης καλείται να εισάγει τα στοιχεία του και να τα αποθηκεύσει με το κουμπί “SAVE USER”, ούτως ώστε να μπορέσει να πραγματοποιήσει τα γεύματά του. Τα στοιχεία αυτά χρειάζονται για ερευνητικούς σκοπούς, και είναι:

- Όνομα χρήστη
- Ηλικία
- Φύλο
- Ύψος (σε μέτρα)
- Βάρος (σε κιλά)
- BMI (υπολογίζεται αυτόματα από ύψος και βάρος)
- Σημειώσεις για τον χρήστη, π.χ. για κάποια ιατρική πάθηση από την οποία μπορεί να πάσχει ή κάποια διατροφική διαταραχή, ή αν είναι πλήρως υγιής

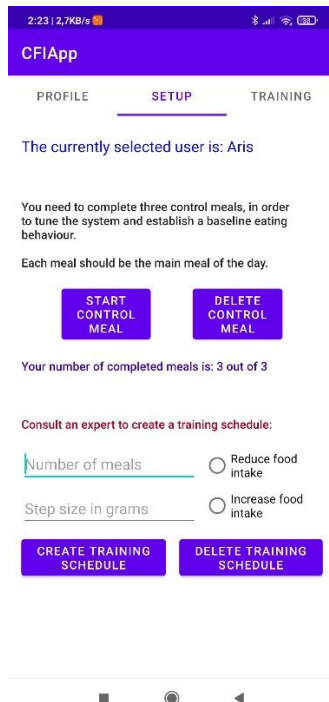
Ο χρήστης είναι απαραίτητο να εισάγει όλα τα στοιχεία του για την επιτυχή δημιουργία του προφίλ του, δε μπορεί να αφήσει κάποιο κενό. Επιπλέον, ο χρήστης μπορεί να αλλάξει κάποιο από τα στοιχεία του, και να το ενημερώσει με το ίδιο κουμπί, “SAVE USER”.

Αν ο χρήστης είχε δημιουργηθεί σε προηγούμενη συνεδρία της εφαρμογής, τότε εισάγεται απλά το όνομα χρήστη, και με το κουμπί “SELECT USER” επιλέγεται ο εν λόγω χρήστης για την τωρινή συνεδρία και ανακτώνται τα ήδη αποθηκευμένα στοιχεία του. Πρέπει οπωσδήποτε να δημιουργηθεί καινούριος χρήστης ή να επιλεχθεί κάποιος ήδη υπάρχων για τη σωστή λειτουργία της εφαρμογής, μιας και τα γεύματά που πραγματοποιούνται αποθηκεύονται στο φάκελο του εκάστοτε χρήστη.

Τέλος, με το κουμπί “DELETE USER”, ένας χρήστης μπορεί να σβήσει εντελώς το προφίλ του αν το επιθυμεί, με όλα τα στοιχεία του και τα αποθηκευμένα γεύματά του. Με το πάτημα του κουμπιού, εμφανίζεται μήνυμα για επιβεβαίωση της ενέργειας πριν γίνει η διαγραφή του χρήστη.

Αφού έχει επιλεχθεί χρήστης για την τωρινή συνεδρία, τότε ο χρήστης μπορεί να πλοηγηθεί στις επόμενες καρτέλες, Setup και Training.

Καρτέλα αρχικοποίησης (SetupFragment)



Εικόνα 5.3.3: Η γραφική διεπαφή της καρτέλας αρχικοποίησης

Στην καρτέλα αρχικοποίησης (Setup), ο χρήστης πρέπει να πραγματοποιήσει κάποιες ενέργειες για την σωστή ρύθμιση της λειτουργίας εκπαίδευσης στην αντίστοιχη καρτέλα.

Συγκεκριμένα, ο χρήστης πρέπει αρχικά να πραγματοποιήσει 3 γεύματα ελέγχου (Control) για την αρχική εκτίμηση της διατροφικής του συμπεριφοράς. Τα γεύματα πρέπει να είναι τα κύρια γεύματα της εκάστοτε μέρας. Επομένως, το κάθε γεύμα ελέγχου πραγματοποιείται σε διαφορετική συνεδρία της εφαρμογής.

Μόλις ο χρήστης είναι έτοιμος να πραγματοποιήσει ένα γεύμα, πρέπει να πατήσει το κουμπί “START CONTROL MEAL”, που θα τον οδηγήσει στην οθόνη με τις οδηγίες για το γεύμα ελέγχου. Σε περίπτωση που ο χρήστης θέλει να διαγράψει κάποιο από τα γεύματα ελέγχου και να το αντικαταστήσει με κάποιο άλλο, πρέπει να πατήσει το κουμπί “DELETE CONTROL MEAL”, και να επιλέξει το γεύμα που θέλει να διαγράψει μέσω του φακέλου που ανοίγει στον εξερευνητή αρχείων της συσκευής του. Κάτω από τα δύο κουμπιά, αναγράφεται πόσα από τα 3 γεύματα ελέγχου έχει ήδη ολοκληρώσει ο χρήστης.

Αφού ο χρήστης έχει ολοκληρώσει και τα 3 γεύματα ελέγχου του, τότε είναι σε θέση πια να δημιουργήσει ένα πρόγραμμα εκπαίδευσης, συμβουλευόμενος κάποιον ειδικό διατροφολόγο. Οι παράμετροι του προγράμματος εκπαίδευσης είναι ο αριθμός των γευμάτων που θα διαρκέσει η εκπαίδευση, το αν σκοπός είναι η αύξηση ή η μείωση της ποσότητας κατανάλωσης (π.χ. για παχυσαρκία σκοπός είναι να μειωθεί σταδιακά η κατανάλωση τροφής, ενώ στη νευρική ανορεξία σκοπός είναι να αυξηθεί σταδιακά η κατανάλωση), καθώς και το μέγεθος της αύξησης / μείωσης σε γραμμάρια ανά γεύμα. Μόλις ο χρήστης έχει συμπληρώσει όλες τις παραμέτρους, μπορεί να δημιουργήσει το πρόγραμμα εκπαίδευσης πατώντας το κουμπί “CREATE TRAINING SCHEDULE”. Αν έχει ολοκληρώσει τα γεύματα εκπαίδευσης ή έχει αντικαταστήσει κάποιο γεύμα ελέγχου και

επομένως θέλει να δημιουργήσει καινούριο πρόγραμμα εκπαίδευσης, τότε πρέπει να πατήσει το κουμπί “DELETE TRAINING SCHEDULE” για να διαγράψει το τωρινό πρόγραμμα εκπαίδευσης, και να δημιουργήσει το νέο πρόγραμμα με τη διαδικασία που περιγράφηκε παραπάνω. Πατώντας το κουμπί διαγραφής, ζητείται επιβεβαίωση της ενέργειας από το χρήστη, πριν αυτή πραγματοποιηθεί.

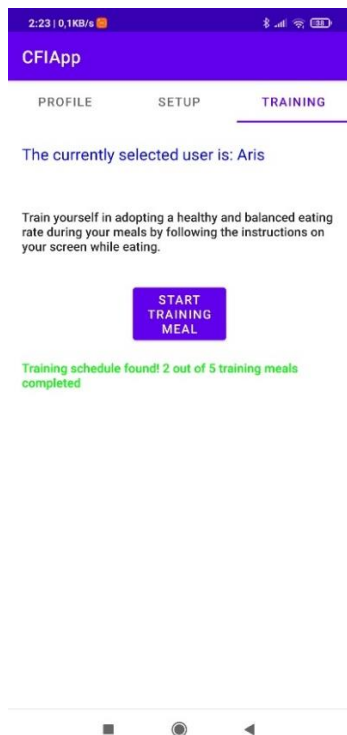
Το πρόγραμμα εκπαίδευσης είναι ένα αρχείο .csv με 4 γραμμές, και στήλες όσες δείχνει η παράμετρος «αριθμός γευμάτων εκπαίδευσης. Εφόσον στο τέλος του κάθε γεύματος υπολογίζονται τα χαρακτηριστικά που αναφέρονται στην [ενότητα 3.4](#), ο τρόπος που δημιουργείται το πρόγραμμα εκπαίδευσης από τις παραμέτρους είναι ο εξής:

- Υπολογίζονται οι μέσες τιμές των χαρακτηριστικών επιβράδυνση κατανάλωσης τροφής (συντελεστής α) και συνολική κατανάλωση γεύματος, από τα τρία ολοκληρωθέντα γεύματα ελέγχου του χρήστη.
- Η πρώτη γραμμή του προγράμματος, περιέχει σε κάθε στήλη τον αριθμό του κάθε γεύματος εκπαίδευσης. (π.χ. για 5 γεύματα εκπαίδευσης: Meal_1, Meal_2, Meal_3, Meal_4, Meal_5)
- Η δεύτερη γραμμή του προγράμματος, περιέχει σε κάθε στήλη, την τιμή – στόχο του συντελεστή α για το αντίστοιχο γεύμα εκπαίδευσης. Η τιμή αυτή υπολογίζεται από τη μέση τιμή του συντελεστή α στα τρία γεύματα ελέγχου. Σκοπός είναι να ομαλοποιηθεί μία πιθανά αφύσικη τιμή του συντελεστή μέσω της διαδικασίας εκπαίδευσης, από μία τιμή θετική ή κοντά στο 0, σε μία υγιή τιμή του συντελεστή στο -0.0005. Για τον λόγο αυτό, αν η μέση τιμή του συντελεστή στα γεύματα ελέγχου είναι μεγαλύτερη από -0.0005, τότε μειώνεται κατά 0.0001 σε κάθε γεύμα εκπαίδευσης, μέχρι να φτάσει στην κατάλληλη τιμή. (π.χ. για 5 γεύματα εκπαίδευσης, με μέση τιμή του συντελεστή -0.0001 στα 3 γεύματα ελέγχου: -0.0002, -0.0003, -0.0004, -0.0005, -0.0005)
- Η τρίτη γραμμή του προγράμματος, περιέχει σε κάθε στήλη, την τιμή – στόχο της συνολικής ποσότητας κατανάλωσης για το αντίστοιχο γεύμα εκπαίδευσης. Η τιμή αυτή υπολογίζεται από τη μέση τιμή της συνολικής ποσότητας κατανάλωσης στα τρία γεύματα ελέγχου. Σκοπός είναι να αυξηθεί ή να μειωθεί σταδιακά η κατανάλωση τροφής, ανάλογα την λειτουργία που επιλέχθηκε, κατά την παράμετρο του μεγέθους μείωσης / αύξησης σε γραμμάρια ανά γεύμα. (π.χ. για 5 γεύματα εκπαίδευσης, με σκοπό την αύξηση της ποσότητας κατανάλωσης, μέγεθος αύξησης τα 10 γραμμάρια ανά γεύμα, και μέση ποσότητα κατανάλωσης στα 3 γεύματα ελέγχου 250 γραμμάρια: 260, 270, 280, 290, 300)
- Τέλος, η τέταρτη γραμμή περιέχει τον αριθμό των ήδη ολοκληρωμένων γευμάτων εκπαίδευσης του προγράμματος. Είναι σαφές, πως κατά την αρχική δημιουργία του προγράμματος εκπαίδευσης, ο αριθμός αυτός είναι ίσος με 0.

Meal_0	Meal_1	Meal_2	Meal_3	Meal_4
-0.00035	-0.00045	-0.0005	-0.0005	-0.0005
450.2	460.2	470.2	480.2	490.2
3				

Εικόνα 5.3.4: Παράδειγμα τελικής μορφής του προγράμματος εκπαίδευσης, για 5 γεύματα και σκοπό την αύξηση της κατανάλωσης (έχουν ήδη ολοκληρωθεί τρία γεύματα εκπαίδευσης από τα πέντε)

Καρτέλα εκπαίδευσης (TrainingFragment)

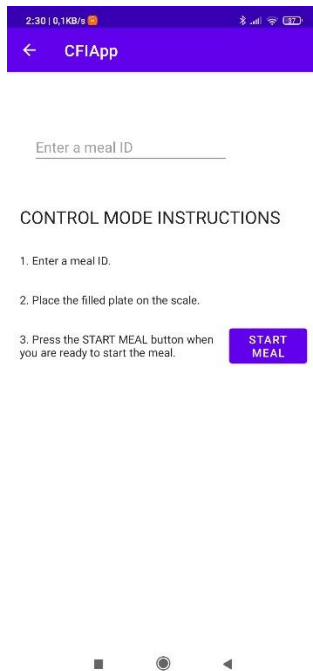


Εικόνα 5.3.5: Η γραφική διεπαφή της καρτέλας εκπαίδευσης

Η καρτέλα αυτή είναι σχετικά πιο απλή, και έχει ως σκοπό να αποτελέσει μία οθόνη εισαγωγής στην λειτουργία εκπαίδευσης, εφόσον ο χρήστης έχει ολοκληρώσει τις απαραίτητες διαδικασίες της επιλογής χρήστη και της δημιουργίας ενός προγράμματος εκπαίδευσης. Μόλις ο χρήστης είναι έτοιμος να πραγματοποιήσει ένα γεύμα εκπαίδευσης, πρέπει να πατήσει το κουμπί “START TRAINING MEAL” για να οδηγηθεί στην οθόνη λειτουργίας εκπαίδευσης.

Κάτω από το κουμπί “START TRAINING MEAL”, εμφανίζεται ο αριθμός των ολοκληρωμένων γευμάτων του χρήστη, με βάση το υπάρχον πρόγραμμα εκπαίδευσης. Αν ο χρήστης δεν έχει δημιουργήσει ακόμα πρόγραμμα εκπαίδευσης, εμφανίζεται κατάλληλο μήνυμα και δεν μπορεί να πατηθεί το κουμπί “START TRAINING MEAL”. Σε περίπτωση που ο χρήστης έχει ολοκληρώσει όλα τα γεύματα εκπαίδευσης που σημειώνονται στο πρόγραμμα, επίσης δε μπορεί να πατήσει το κουμπί. Θα πρέπει πρώτα να σβήσει το παλιό, ολοκληρωμένο πρόγραμμα εκπαίδευσης και να δημιουργήσει καινούριο στην καρτέλα αρχικοποίησης (Setup).

5.3.2 Οθόνη λειτουργίας ελέγχου (ControlModeActivity)



Εικόνα 5.3.6: Η γραφική διεπαφή της οθόνης λειτουργίας ελέγχου

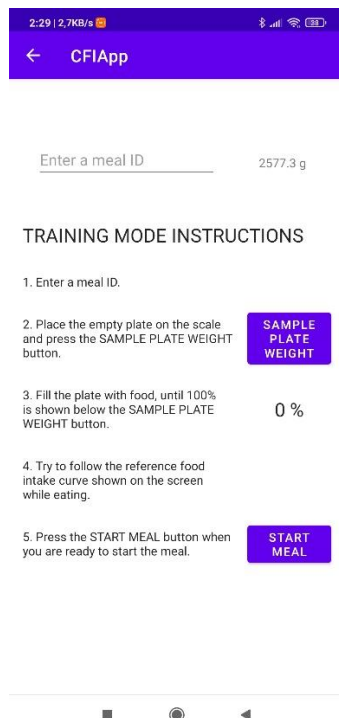
Στην οθόνη λειτουργίας ελέγχου, ο χρήστης οδηγείται αφού πατήσει το κουμπί “START CONTROL MEAL” στην καρτέλα αρχικοποίησης της αρχικής οθόνης. Πρόκειται για μία αρκετά απλή οθόνη, που λειτουργεί ως εισαγωγική οθόνη της συγκεκριμένης λειτουργίας.

Ο χρήστης καλείται να διαβάσει τις οδηγίες της λειτουργίας ελέγχου που φαίνονται στην οθόνη, οι οποίες είναι:

1. Εισάγετε ένα αναγνωριστικό γεύματος (ID).
2. Τοποθετείστε το γεμάτο πιάτο πάνω στη ζυγαριά.
3. Πιέστε το κουμπί “START MEAL” όταν είσαστε έτοιμοι να ξεκινήσετε το γεύμα.

Ο χρήστης καλείται να δώσει ένα μοναδικό ID / αναγνωριστικό στο γεύμα που πρόκειται να πραγματοποιήσει. Προτείνεται το αναγνωριστικό να περιλαμβάνει την ημερομηνία πραγματοποίησης του γεύματος, καθώς και το είδος του φαγητού που καταναλώνεται (π.χ. 13_6_chicken_with_rice). Σε περίπτωση που δεν έχει δώσει κάποιο ID, το κουμπί δε θα λειτουργήσει, εμφανίζοντας κατάλληλο μήνυμα για εισαγωγή του ID στο UI της εφαρμογής.

5.3.3 Οθόνη λειτουργίας εκπαίδευσης (TrainingModeActivity)



Εικόνα 5.3.7: Η γραφική διεπαφή της οθόνης λειτουργίας εκπαίδευσης

Στην οθόνη λειτουργίας εκπαίδευσης, ο χρήστης οδηγείται αφού πατήσει το κουμπί “START TRAINING MEAL” στην καρτέλα εκπαίδευσης της αρχικής οθόνης. Πρόκειται για μία εισαγωγική οθόνη με οδηγίες για τη λειτουργία εκπαίδευσης.

Ο χρήστης καλείται να διαβάσει τις οδηγίες της λειτουργίας εκπαίδευσης που φαίνονται στην οθόνη, οι οποίες είναι:

1. Εισάγεται ένα αναγνωριστικό γεύματος (ID).
2. Τοποθετείστε το άδειο πιάτο πάνω στη ζυγαριά, και πιέστε το κουμπί “SAMPLE PLATE WEIGHT”.
3. Γεμίστε το πιάτο με φαγητό, μέχρι να φτάσει η ένδειξη στο 100% κάτω από το κουμπί “SAMPLE PLATE WEIGHT”.
4. Προσπαθήστε να ακολουθήσετε την καμπύλη πρόσληψης τροφής αναφοράς που φαίνεται στην οθόνη όσο τρώτε.
5. Πιέστε το κουμπί “START MEAL” όταν είσαστε έτοιμοι να ξεκινήσετε το γεύμα.

Αρχικά, στην οθόνη αυτή γίνεται σύνδεση της ζυγαριάς με το κινητό, εφόσον ο χρήστης έχει ενεργοποιημένο το Bluetooth της συσκευής του και έχει αποδεχτεί τις σχετικές άδειες που ζητούνται από την εφαρμογή. Δεξιά από το αναγνωριστικό γεύματος, φαίνεται το τωρινό βάρος που μετρά η ζυγαριά, το οποίο ενημερώνεται πολλαπλές φορές το δευτερόλεπτο. Για το ID, ισχύει ακριβώς ότι και για την οθόνη λειτουργίας ελέγχου.

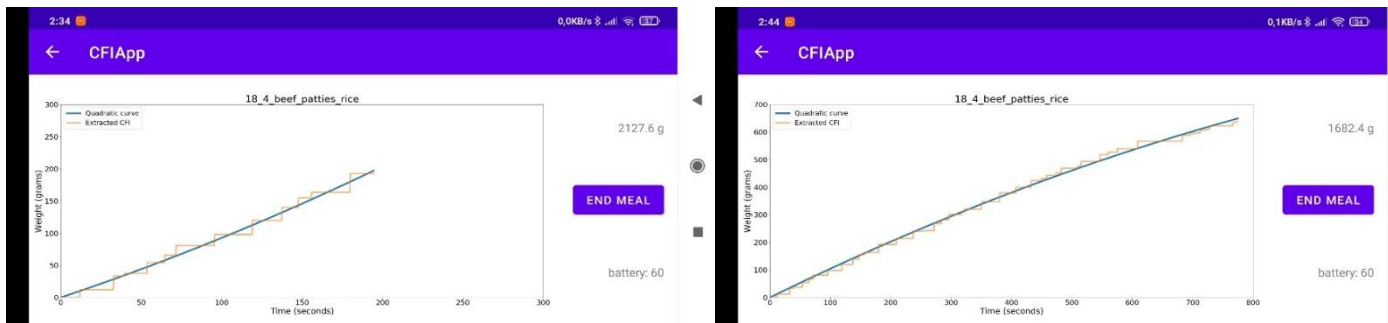
Στην οδηγία 2, ο χρήστης καλείται να δειγματοληπτήσει το βάρος του άδειου πιάτου, προκειμένου να καθοριστεί το βάρος του φαγητού που θα πρέπει να προσθέσει τελικά στο πιάτο.

Στην οδηγία 3, ο χρήστης αρχίζει να γεμίζει το πιάτο του με φαγητό, μέχρι η ένδειξη να φτάσει στο 100%. Η ποσότητα αυτή καθορίζεται από το πρόγραμμα εκπαίδευσης που έχει δημιουργηθεί για το συγκεκριμένο χρήστη, από την τρίτη γραμμή του αρχείου εκπαίδευσης .csv που περιλαμβάνει την τιμή – στόχο για την ποσότητα κατανάλωσης τροφής στο συγκεκριμένο γεύμα εκπαίδευσης, και την τέταρτη γραμμή, που δείχνει ποιο από όλα τα γεύματα εκπαίδευσης πραγματοποιεί ο χρήστης τη συγκεκριμένη στιγμή. Ο τύπος που χρησιμοποιείται για να υπολογιστεί το ποσοστό πλήρωσης του πιάτου είναι:

$$\text{Ποσοστό πλήρωσης} = \frac{100 \cdot (\text{τωρινό βάρος} - \text{βάρος πιάτου})}{\text{στόχος ποσότητας κατανάλωσης}} \quad (5.3.1)$$

Στην επόμενη οθόνη, αφού πιέσει το κουμπί “START MEAL”, ο χρήστης θα πρέπει να ακολουθήσει την καμπύλη αναφοράς που φαίνεται στην οθόνη του, για να ολοκληρωθεί επιτυχώς η διαδικασία εκπαίδευσης.

5.3.4 Οθόνη καταγραφής καμπύλης CFI (PlottingActivity)



Εικόνα 5.3.8: Η γραφική διεπαφή της οθόνης καταγραφής καμπύλης CFI. Στα αριστερά είναι τα αρχικά στάδια του γεύματος, και στα δεξιά λίγο πριν το πέρας του γεύματος (παρατηρείται η αλλαγή κλίμακας των αξόνων)

Η οθόνη καταγραφής καμπύλης CFI, είναι η πιο σημαντική οθόνη της εφαρμογής, μιας και επιτελεί τη βασική λειτουργία της καταγραφής της καμπύλης CFI σε πραγματικό χρόνο. Στην οθόνη αυτή, ο χρήστης μπορεί να οδηγηθεί πατώντας το κουμπί “START MEAL” τόσο στην οθόνη λειτουργίας ελέγχου, όσο και στην οθόνη λειτουργίας εκπαίδευσης. Στη δεύτερη περίπτωση, εκτός από την πραγματικού χρόνου καμπύλη κατανάλωσης του χρήστη, υπάρχει προσημειωμένη και μία καμπύλη αναφοράς, την οποία ο χρήστης πρέπει να ακολουθήσει. Η μορφή της καμπύλης αναφοράς καθορίζεται από την τιμή – στόχο για την επιβράδυνση κατανάλωσης τροφής (συντελεστής α) και την ποσότητα κατανάλωσης τροφής, που έχουν καθοριστεί από το αρχείο εκπαίδευσης για το πραγματοποιούμενο γεύμα.

Στο κέντρο της συγκεκριμένης οθόνης, εμφανίζεται μετά τα πρώτα 10 δευτερόλεπτα του γεύματος, η εικόνα της καμπύλης CFI του γεύματος. Ο λόγος που πρέπει να περάσουν πρώτα 10 δευτερόλεπτα, είναι ώστε ο χρήστης να έχει πραγματοποιήσει τις πρώτες μπουκιές του γεύματός του. Στα δεξιά της εικόνας, βρίσκεται η τωρινή τιμή του βάρους που μετράει η ζυγαριά καθώς και η τωρινή τιμή της μπαταρίας που απομένει στη ζυγαριά, ποσότητες οι οποίες ενημερώνονται πολλαπλές φορές το δευτερόλεπτο. Τέλος, στα δεξιά βρίσκεται και του κουμπί τερματισμού του γεύματος, που θα αναλυθεί παρακάτω.

Στην εικόνα της καμπύλης CFI, εμφανίζεται ως τίτλος το αναγνωριστικό / ID του γεύματος, ενώ υπάρχει επεξήγηση στις παραστάσεις που απεικονίζονται, με την πορτοκαλί να είναι η καμπύλη των μπουκιών που πραγματοποιούνται, ενώ με μπλε η καμπύλη CFI που έχει ταιριαστεί στην πορτοκαλί καμπύλη. Αρχικά, η κλίμακα των αξόνων είναι στα 300 γραμμάρια στον άξονα y, και στα 300 δευτερόλεπτα στον άξονα x. Αν κάποια από τις δύο ποσότητες υπερβεί αυτό τον αριθμό κατά τη διάρκεια του γεύματος, τότε γίνεται αύξηση της κλίμακας του αντίστοιχου άξονα κατά 100 (συμβαίνει επαναληπτικά και σε επόμενες αυξήσεις).

Γίνεται υποδειγματοληψία της ζυγαριάς στα 5 Hz, και οι μετρήσεις αποθηκεύονται σε πραγματικό χρόνο σε κατάλληλες δομές δεδομένων. Κάθε 5 δευτερόλεπτα ενημερώνεται η εικόνα του γεύματος με το τωρινό στιγμιότυπο με βάση τις πιο πρόσφατες μετρήσεις που έχουν ληφθεί. Επιλέχθηκαν τα 5 δευτερόλεπτα, διότι θεωρήθηκαν ένας καλός συμβιβασμός μεταξύ ακρίβειας και απόδοσης, μιας και ένας χρήστης δύσκολα θα πραγματοποιήσει πολλαπλές πουκιές σε διάστημα 5 δευτερολέπτων. Για την εξαγωγή της καμπύλης CFI, τρέχει μέσω της βιβλιοθήκης Chaquopy ένας υπολογιστικά πολύπλοκος αλγόριθμος σε Python, επομένως το να τρέχει ο αλγόριθμος, για παράδειγμα, κάθε 1 δευτερόλεπτο, θα επιβάρυνε υπολογιστικά την εφαρμογή σε σημαντικό βαθμό.

Όσον αφορά τον Python αλγόριθμο, αυτός τρέχει σε νήμα στο παρασκήνιο, για να μην επιβαρύνει το κύριο νήμα στο οποίο τρέχει το UI της εφαρμογής, μιας και χρειάζεται ένα με δύο δευτερόλεπτα για να επιστρέψει το αποτέλεσμα του. Δέχεται ως ορίσματα τη χρονοσειρά με το χρόνο και το βάρος των δειγμάτων της ζυγαριάς, το αναγνωριστικό του γεύματος, καθώς και το βάρος του πιάτου και την τιμή – στόχο του συντελεστή α στην περίπτωση που πρόκειται για γεύμα εκπαίδευσης. Επιστρέφει την εικόνα της καμπύλης CFI στην περίπτωση των γευμάτων ελέγχου, ενώ στην περίπτωση των γευμάτων εκπαίδευσης εκτός από την καμπύλη CFI, υπάρχει προσημειωμένη και η καμπύλη εκπαίδευσης που πρέπει να ακολουθήσει ο χρήστης. Η εσωτερική λειτουργία του αλγορίθμου, έχει περιγραφεί αναλυτικά στο [κεφάλαιο 3](#).

Όσον αφορά την καμπύλη εκπαίδευσης που πρέπει να ακολουθήσει ο χρήστης, αυτή σχεδιάζεται ως εξής:

1. Υπολογίζεται πρώτα το τελικό βάρος στο οποίο θα πρέπει να καταλήγει η καμπύλη αναφοράς, το οποίο ισούται με το συνολικό βάρος στη ζυγαριά στην αρχή του γεύματος μείον το βάρος του πιάτου.
2. Υπολογίζεται ο χρόνος μέσα στον οποίο θα πρέπει ο χρήστης να έχει τελειώσει το γεύμα του. Στη βιβλιογραφία [40], αναφέρεται πως η θεραπεία της νευρικής ανορεξίας σταματά όταν ο ασθενής μπορεί να καταναλώσει 300 – 350g φαγητού σε 10 – 15 λεπτά. Για 350 γραμμάρια σε 10 λεπτά, ο μέσος ρυθμός κατανάλωσης είναι περίπου 0,6 γραμμάρια φαγητού ανά δευτερόλεπτο. Αυτό ήταν ένα καλό αρχικό σημείο εκκίνησης, αλλά μετά από προσωπικό πειραματισμό, ο ρυθμός αυτός αποδείχθηκε σχετικά αργός, και αυξήθηκε σε 0,8 γραμμάρια φαγητού ανά δευτερόλεπτο. Επομένως, ο χρόνος αναφοράς μέχρι να τερματιστεί το γεύμα, θα ισούται με το βάρος του γεύματος διά το ρυθμό κατανάλωσης (που είναι 0,8).
3. Σχηματίζεται μία ευθεία γραμμή από το σημείο (0,0) μέχρι το σημείο (τελικό βάρος, τελικός χρόνος) της καμπύλης. Η ευθεία αυτή γραμμή προσεγγίζεται με ένα πολυώνυμο δευτέρου βαθμού, οι συντελεστές του οποίου είναι οι συντελεστές της καμπύλης αναφοράς. Για το συντελεστή α της καμπύλης (δευτεροβάθμιος όρος) θα ισχύουν οι περιορισμοί:

$$-1 < \alpha < \text{στόχος συντελεστή } \alpha \quad (5.3.2)$$

όπου ο στόχος συντελεστή α λαμβάνεται από το πρόγραμμα εκπαίδευσης. Πρακτικά, το κάτω όριο αγνοείται, και γίνεται προσπάθεια για προσέγγιση όσο

πιο κοντά γίνεται στην τιμή – στόχο του συντελεστή α από το πρόγραμμα εκπαίδευσης.

Για το συντελεστή β της καμπύλης (πρωτοβάθμιος όρος) θα ισχύουν οι περιορισμοί:

$$0,9 < \beta < 1,2 \quad (5.3.3)$$

Ο λόγος που επιλέχθηκαν αυτές οι τιμές, είναι πως ο συντελεστής β συμβολίζει τον αρχικό ρυθμό κατανάλωσης του γεύματος, ο οποίος όπως έχει αναφερθεί στην [ενότητα 2.2](#), είναι υψηλότερος από το μέσο ρυθμό κατανάλωσης, που στη συγκεκριμένη περίπτωση έχει τεθεί ίσος με 0,8.

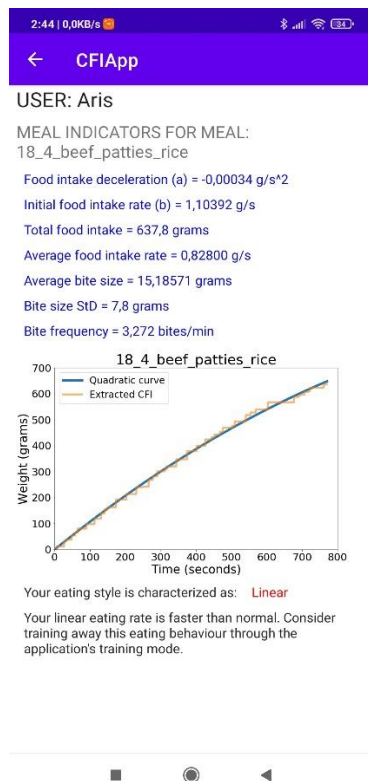
4. Σχεδιάζεται εν τέλει η καμπύλη αναφοράς, εφόσον έχουν υπολογιστεί πια οι συντελεστές των όρων της στο βήμα 3.

Μόλις ο χρήστης έχει ολοκληρώσει το γεύμα του, μπορεί να πατήσει το κουμπί “END MEAL” για να οδηγηθεί στην επόμενη οθόνη, την οθόνη απεικόνισης των χαρακτηριστικών του γεύματος. Με το που πατηθεί το κουμπί από το χρήστη, η εφαρμογή σώζει όλες τις μετρήσεις τις ζυγαριάς από το παρόν γεύμα, καθώς και τρία ακόμα στοιχεία του γεύματος (τον αριθμό των δειγμάτων, τη συνολική διάρκεια του γεύματος και το βάρος του πιάτου) σε ένα αρχείο .txt, ώστε να είναι διαθέσιμα για μελλοντική επεξεργασία για ερευνητικούς σκοπούς. Η μορφή των αρχείων .txt που αποθηκεύονται απεικονίζεται στην παρακάτω εικόνα:

```
#Samples: 2239
#Time: 601,235 secs
#Plate weight: 1658,3 grams
0,000:2140,1
0,352:2140,0
0,536:2140,1
0,759:2140,0
0,938:2140,0
1,163:2140,0
1,343:2139,6
1,568:2140,1
1,747:2140,2
1,973:2140,1
2,156:2139,8
2,378:2140,3
2,558:2140,1
2,784:2150,8
2,962:2143,8
3,188:2366,1
3,370:2494,2
3,593:2377,2
3,774:2143,9
3,999:2136,8
```

Εικόνα 5.3.9: Η μορφή του αρχείου .txt που αποθηκεύονται οι μετρήσεις του γεύματος (μετά τις 3 πρώτες γραμμές, η μορφή είναι Χρόνος:Βάρος)

5.3.5 Οθόνη απεικόνισης χαρακτηριστικών γεύματος (IndicatorsActivity)



Εικόνα 5.3.10: Η γραφική διεπαφή της οθόνης απεικόνισης χαρακτηριστικών του γεύματος

Στην οθόνη απεικόνισης χαρακτηριστικών, ο χρήστης οδηγείται αφού πατήσει το κουμπί “END MEAL” στην οθόνη καταγραφής καμπύλης CFI. Έχει ως σκοπό να απεικονίσει τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά του γεύματος και να συνοψίσει τη συνολική εικόνα του.

Αρχικά, στην κορυφή της οθόνης εμφανίζεται ο χρήστης ο οποίος πραγματοποίησε το γεύμα, και ακριβώς από κάτω το αναγνωριστικό / ID του γεύματος που ολοκληρώθηκε. Στη συνέχεια ακολουθούν τα χαρακτηριστικά που εξήχθησαν από το γεύμα. Τα χαρακτηριστικά αυτά, που περιγράφηκαν και στην [ενότητα 3.2.4](#), είναι:

- Επιβράδυνση κατανάλωσης τροφής (συντελεστής α)
- Αρχικός ρυθμός κατανάλωσης τροφής (συντελεστής β)
- Συνολική ποσότητα κατανάλωσης
- Μέσος ρυθμός κατανάλωσης τροφής
- Μέσο μέγεθος μπουκιάς
- Τυπική απόκλιση μεγέθους μπουκιάς
- Συχνότητα μπουκιών ανά λεπτό

Μετά από τα χαρακτηριστικά αυτά, ακολουθεί η τελική εικόνα της καμπύλης CFI μετά την ολοκλήρωση του γεύματος.

Γίνεται, επιπλέον, ένας χαρακτηρισμός του τρόπου κατανάλωσης του χρήστη ανάλογα με την τιμή του συντελεστή α, και του προσφέρεται μία συμβουλή ανάλογα με την τιμή του συντελεστή αυτού. Συγκεκριμένα:

- Για τιμή του συντελεστή α μεγαλύτερη του 0, ο χρήστης χαρακτηρίζεται ως επιταχυνόμενος καταναλωτής, και η εφαρμογή του δίνει την εξής συμβουλή: «Ο επιταχυνόμενος ρυθμός κατανάλωσης σας είναι γρηγορότερος από το κανονικό. Σκεφτείτε να βελτιώσετε αυτή τη διατροφική συμπεριφορά μέσα από τη λειτουργία εκπαίδευσης της εφαρμογής».
- Για τιμή του συντελεστή α μεταξύ -0.0005 και 0, ο χρήστης χαρακτηρίζεται ως γραμμικός καταναλωτής, και η εφαρμογή του δίνει την εξής συμβουλή: «Ο γραμμικός ρυθμός κατανάλωσης σας είναι γρηγορότερος από το κανονικό. Σκεφτείτε να βελτιώσετε αυτή τη διατροφική συμπεριφορά μέσα από τη λειτουργία εκπαίδευσης της εφαρμογής».
- Για τιμή του συντελεστή α μικρότερη του -0.0005, ο χρήστης χαρακτηρίζεται ως επιβραδυνόμενος καταναλωτής, και η εφαρμογή του δίνει την εξής συμβουλή: «Ο επιβραδυνόμενος ρυθμός κατανάλωσης σας ταιριάζει στην κανονική διατροφική συμπεριφορά. Μπορείτε να χρησιμοποιήσετε τη λειτουργία εκπαίδευσης της εφαρμογής για να δείτε σχηματικά μία καμπύλη κατανάλωσης τροφής αναφοράς».

Επιπλέον, στην οθόνη αυτή τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά του γεύματος αποθηκεύονται σε μία γραμμή ενός αρχείου .csv. Στην περίπτωση γεύματος ελέγχου, τα χαρακτηριστικά αυτά είναι απαραίτητα για την παραγωγή του προγράμματος εκπαίδευσης, ενώ στην περίπτωση γεύματος εκπαίδευσης, τα χαρακτηριστικά αποθηκεύονται για ερευνητικούς σκοπούς. Το αναγνωριστικό του γεύματος αποθηκεύεται επίσης στην ίδια γραμμή, για να μπορεί να γίνει αντιστοίχιση των χαρακτηριστικών του γεύματος με το κατάλληλο γεύμα στο μέλλον.

Σε περίπτωση που το ολοκληρωθέν γεύμα ήταν γεύμα εκπαίδευσης, τότε η τελική γραμμή του προγράμματος εκπαίδευσης, που περιέχει τον αριθμό των ολοκληρωμένων γευμάτων εκπαίδευσης, αυξάνεται κατά 1, ώστε στην επόμενη συνεδρία της εφαρμογής να επιλεχθούν οι παράμετροι του επόμενου γεύματος του προγράμματος.

Τέλος, ο χρήστης από αυτή την οθόνη, μπορεί να πατήσει το κουμπί «Πίσω» του κινητού του, για να οδηγηθεί ξανά στην αρχική οθόνη της εφαρμογής.

5.4 Επίδειξη λειτουργίας της εφαρμογής

Η λειτουργία της εφαρμογής που αναπτύχθηκε, εξηγήθηκε αναλυτικά στην προηγούμενη ενότητα. Παρόλα αυτά, κρίνεται σκόπιμο ο αναγνώστης να μπορέσει να δει την εφαρμογή σε δράση. Για το σκοπό αυτό, υπάρχει διαθέσιμο στο Youtube, βίντεο που επιδεικνύει την λειτουργία της εφαρμογής κατά τη διάρκεια ενός γεύματος εκπαίδευσης⁵.

Η εφαρμογή αυτή είναι ανοικτού κώδικα, επομένως ο καθένας μπορεί να έχει πρόσβαση στον πηγαίο κώδικα της εφαρμογής για προσωπική του χρήση, με βάση τους όρους της άδειας MIT⁶. Ο πηγαίος κώδικας βρίσκεται διαθέσιμος στο αποθετήριο της εφαρμογής στο Github⁷.

Σε περίπτωση που κάποιος έχει πρόσβαση στη smart ζυγαριά Skale της εταιρείας Atomax, μπορεί να κατεβάσει και να δοκιμάσει την εφαρμογή στο Android κινητό του. Το .apk της εφαρμογής μπορεί να βρεθεί στην ενότητα “Releases” στο αποθετήριο της εφαρμογής στο Github⁸.

Να σημειωθεί πως η εφαρμογή έχει αναπτυχθεί και ελεγχθεί σε κινητό με μέγεθος οθόνης 6,39 ίντσες, ανάλυσης 1080x2340 pixels, και λόγο διαστάσεων 19,5:9. Μερικά στοιχεία της γραφικής διεπαφής της εφαρμογής ενδέχεται να μην εμφανίζονται σωστά σε διαφορετικές αναλύσεις οθόνης.

⁵ <https://youtu.be/scGcK5S7wrl>

⁶ <https://opensource.org/licenses/MIT>

⁷ <https://github.com/ArisPapangelis/CFIApp>

⁸ <https://github.com/ArisPapangelis/CFIApp/releases>

6. Συμπεράσματα

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, παρουσιάστηκαν αρχικά κάποιοι από τους τρόπους που υπάρχουν για την αντικειμενική καταγραφή της κατανάλωσης τροφής. Στη συνέχεια, εξηγήθηκε η σημασία της καμπύλης αθροιστικής κατανάλωσης τροφής (καμπύλη CFI) ως εργαλείο για τη μελέτη της διατροφικής συμπεριφοράς, καθώς και το πώς το σχήμα αυτής συνδέεται με την ύπαρξη διατροφικών διαταραχών. Παρουσιάστηκαν επίσης όλες οι προσεγγίσεις που υπάρχουν στη βιβλιογραφία για την εξαγωγή της εν λόγω καμπύλης, καθώς και για την ταξινόμηση των καταναλωτών ανάλογα με τα χαρακτηριστικά της καμπύλης CFI των γευμάτων τους.

Σε πρώτο στάδιο, αναπτύχθηκε ένας νέος αλγόριθμος εξαγωγής της καμπύλης CFI και των χαρακτηριστικών του αντίστοιχου γεύματος, σε γλώσσα Python, ο οποίος είναι υπολογιστικά αποδοτικός και μπορεί να εξάγει την καμπύλη CFI ενός γεύματος σε πραγματικό χρόνο, ενώ λειτουργεί σε πληθώρα διαφορετικών συνθηκών με διάφορα σκεύη κατανάλωσης του γεύματος. Υποστηρίζει γεγονότα όπως μπουκιές μάζας φαγητού, εναπόθεση σκευών κατανάλωσης πάνω στο πιάτο και προσθήκη επιπλέον φαγητού στο πιάτο κατά τη διάρκεια του γεύματος. Ο αρχικός έλεγχος του αλγορίθμου έγινε σε ήδη υπάρχοντα σύνολα δεδομένων, με ενθαρρυντικά αποτελέσματα.

Σε δεύτερο στάδιο, αναπτύχθηκε αλγόριθμος μηχανικής μάθησης, με σκοπό να μπορεί να ταξινομήσει τους καταναλωτές σε ομάδες υψηλού ρίσκου για διατροφικές διαταραχές ή χαμηλού ρίσκου, ανάλογα με τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά των γευμάτων τους. Τα αποτελέσματα σε αυτή την περίπτωση δυστυχώς δεν ήταν ενθαρρυντικά.

Τέλος, ο αλγόριθμος εξαγωγής της καμπύλης CFI, ενσωματώθηκε σε Android εφαρμογή, για την εξαγωγή της καμπύλης CFI σε πραγματικό χρόνο με τη σύνδεση του κινητού τηλεφώνου με έξυπνη Bluetooth ζυγαριά φαγητού. Η εφαρμογή υποστηρίζει πολλαπλούς χρήστες, λειτουργία γευμάτων ελέγχου για τον ορισμό της αρχικής διατροφικής συμπεριφοράς, καθώς και λειτουργία γευμάτων εκπαίδευσης για την μεταβολή της διατροφικής συμπεριφοράς με βάση ένα πρόγραμμα εκπαίδευσης. Ο χρήστης μπορεί σε κάθε περίπτωση να βλέπει σε πραγματικό χρόνο την καμπύλη CFI κατά τη διάρκεια του γεύματός του, καθώς και να δει τη συνολική εικόνα του γεύματός του και τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά του γεύματος μετά το πέρας του. Όλα τα δεδομένα αποθηκεύονται επίσης για μετέπειτα offline επεξεργασία.

Η εφαρμογή, καθώς και ο πηγαίος κώδικας αυτής, είναι διαθέσιμα σε οποιονδήποτε ερευνητή θα ήθελε να συμβάλει στη μελέτη της ανθρώπινης διατροφικής συμπεριφοράς μέσω των καμπυλών CFI, καθώς και σε οποιονδήποτε χρήστη θα ήθελε να προσπαθήσει να βελτιώσει τη διατροφική του συμπεριφορά μέσω της εκπαίδευσης του από την εφαρμογή, ώστε να αποκτήσει πιο υγιείς διατροφικές συνήθειες.

7. Μελλοντικές προεκτάσεις

Όπως αναλύεται στην [ενότητα 4.3](#), η προσέγγιση με την εκπαίδευση ενός μοντέλου επιβλεπόμενης μάθησης δεν είχε το επιθυμητό αποτέλεσμα, λόγω, μεταξύ άλλων, της μη ύπαρξης κατάλληλου dataset με ground truth μετρήσεις διαφορετικών ατόμων σε ελεγχόμενο περιβάλλον. Μία μελλοντική προέκταση, τώρα που υπάρχει η Android εφαρμογή, θα ήταν να συλλεχθούν επιπλέον γεύματα από διαφορετικών χαρακτηριστικών άτομα, και να δημιουργηθεί έτσι ένα μεγάλο ανοιχτό dataset που θα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ερευνητικούς σκοπούς. Ήδη έγινε μία προσπάθεια στα πλαίσια αυτής της διπλωματικής, όπου συλλέχθηκαν δεκάδες γεύματα, τέσσερα από τα οποία είναι και βιντεοσκοπημένα. Δυστυχώς, όμως, λόγω των συνθηκών της πανδημίας, δεν ήταν δυνατό να συλλεχθούν γεύματα από πληθώρα διαφορετικών ατόμων, και όλα τα γεύματα πραγματοποιήθηκαν από ένα άτομο. Επομένως, το εν λόγω dataset δεν είναι αρκετά υψηλής ερευνητικής αξίας ώστε να κρίνεται σκόπιμο να δημοσιευθεί.

Όσον αφορά το κομμάτι της Android εφαρμογής, θα μπορούσε να προστεθεί επιπλέον λειτουργικότητα στο μέλλον, όπως η αποθήκευση μίας εικόνας του γεύματος του χρήστη μέσω της κάμερας του κινητού, ή ακόμα και η δυνατότητα αυτόματης βιντεοσκόπησης του γεύματος του χρήστη μέσω της κάμερας, ώστε να είναι ευκολότερη στη συνέχεια η δημιουργία dataset με ground truth τιμές μέσω της σήμανσης των βίντεο των γευμάτων από ερευνητές. Επιπλέον, το SDK της ζυγαριάς που χρησιμοποιήθηκε υπάρχει διαθέσιμο και για λειτουργικό σύστημα iOS, οπότε άλλη μία δυνατότητα θα ήταν η δημιουργία έκδοσης της εφαρμογής για το εν λόγω λειτουργικό της Apple, ώστε να επεκταθεί σημαντικά η βάση των χρηστών που θα έχουν πρόσβαση στην εφαρμογή.

Άλλη μία πιθανή προέκταση, θα ήταν να γίνει μια προσπάθεια να αντικατασταθεί η απλή smart ζυγαριά που περιγράφεται στην [ενότητα 5.2](#), με μία ζυγαριά τριών τομέων, όπως περιγράφεται στο [41]. Στην περίπτωση αυτή, θα μπορούσε, πέρα από την εξαγωγή και ανάλυση της καμπύλης CFI, να γίνει και μία ανάλυση των μακροθρεπτικών συστατικών και των θερμίδων που περιέχονται στο κάθε συστατικό στοιχείο του γεύματος, εντοπίζοντας τον τομέα του πιάτου από τον οποίο προήλθε η κάθε μπουκιά. Επομένως, θα μπορούσαν να βγουν πιο ασφαλή συμπεράσματα σε σχέση με την απλή ανάλυση της καμπύλης CFI, μιας και θα ήταν διαθέσιμες πληροφορίες για τη θερμιδική πυκνότητα του γεύματος. Δυστυχώς, δεν υπάρχει κάποια έτοιμη smart ζυγαριά τριών τομέων στο εμπόριο, επομένως θα έπρεπε να κατασκευαστεί από την αρχή, μέσω ενσωμάτωσης τριών (ή περισσότερων) load cells, κάποιου στοιχείου Bluetooth και μικροελεγκτών τύπου Arduino/Raspberry Pi σε κάποια ίσως 3D εκτυπωμένη θήκη.

Τέλος, λόγω της φύσης του τρόπου καταγραφής ενός γεύματος μέσω ζυγαριάς φαγητού, ενδέχεται να δημιουργούνται φαινόμενα θορύβου στις μετρήσεις, που σε λιγοστές περιπτώσεις ακόμα και ο αλγόριθμος εξαγωγής της καμπύλης CFI που αναπτύχθηκε δε μπορεί να αντιμετωπίσει επαρκώς. Επομένως, μία προέκταση της παρούσας διπλωματικής, θα ήταν να γίνει μία υλοποίηση συνδυασμού μεθόδων καταγραφής των γευμάτων. Για παράδειγμα, η καταγραφή μέσω ζυγαριάς θα μπορούσε να συνδυαστεί με κάποια από τις μεθόδους που περιγράφονται στην [ενότητα 2.1](#), όπως καταγραφή μέσω μικροφώνου ή μέσω αισθητήρων IMU, ή μέσω καμερών και χρήση αλγορίθμων υπολογιστικής όρασης. Στην περίπτωση αυτή, τα αποτελέσματα θα ήταν πιο ανθεκτικά απέναντι στο θόρυβο, αφού μία μπουκιά θα έπρεπε να εντοπιστεί από πολλαπλές μεθόδους για να θεωρηθεί πραγματική μπουκιά, ή, αντίστοιχα, μία μπουκιά που δε θα εντοπιζόταν από κάποια μέθοδο θα εντοπιζόταν από τις υπόλοιπες. Αυτό καθίσταται ιδιαίτερα σημαντικό στην περίπτωση πολλαπλών συνεχόμενων μπουκιών πριν εναποτεθεί το φαγητό στη ζυγαριά. Η καταγραφή μόνο μέσω ζυγαριάς θα έχανε τις ενδιάμεσες μπουκιές, ενώ με τη χρήση, για παράδειγμα, ενός αδρανειακού αισθητήρα θα ήταν δυνατόν να εντοπισθούν και αυτές.

Βιβλιογραφία

- [1] A. Hruby and F. B. Hu, "The Epidemiology of Obesity: A Big Picture," *Pharmacoeconomics*, vol. 33, no. 7. Springer International Publishing, pp. 673–689, Dec. 04, 2015, doi: 10.1007/s40273-014-0243-x.
- [2] M. Galmiche, P. Déchelotte, G. Lambert, and M. P. Tavoracci, "Prevalence of eating disorders over the 2000-2018 period: A systematic literature review," *American Journal of Clinical Nutrition*, vol. 109, no. 5. Oxford University Press, pp. 1402–1413, May 01, 2019, doi: 10.1093/ajcn/nqy342.
- [3] M. Huhn *et al.*, "Efficacy of pharmacotherapy and psychotherapy for adult psychiatric disorders: A systematic overview of meta-analyses," *JAMA Psychiatry*, vol. 71, no. 6. American Medical Association, pp. 706–715, 2014, doi: 10.1001/jamapsychiatry.2014.112.
- [4] M. Zandian, I. Ioakimidis, C. Bergh, and P. Södersten, "Cause and treatment of anorexia nervosa," *Physiology and Behavior*, vol. 92, no. 1–2, pp. 283–290, Sep. 2007, doi: 10.1016/j.physbeh.2007.05.052.
- [5] M. Zandian, I. Ioakimidis, C. Bergh, U. Brodin, and P. Södersten, "Decelerated and linear eaters: Effect of eating rate on food intake and satiety," *Physiology and Behavior*, vol. 96, no. 2, pp. 270–275, Feb. 2009, doi: 10.1016/j.physbeh.2008.10.011.
- [6] M. Zandian, I. Ioakimidis, C. Bergh, and P. Södersten, "Linear eaters turned decelerated: Reduction of a risk for disordered eating?," *Physiology and Behavior*, vol. 96, no. 4–5, pp. 518–521, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.physbeh.2008.11.017.
- [7] B. Langlet *et al.*, "Predicting real-life eating behaviours using single school lunches in adolescents," *Nutrients*, vol. 11, no. 3, Mar. 2019, doi: 10.3390/nu11030672.
- [8] T. Vu, F. Lin, N. Alshurafa, and W. Xu, "Wearable Food Intake Monitoring Technologies: A Comprehensive Review," *Computers*, vol. 6, no. 1, p. 4, Jan. 2017, doi: 10.3390/computers6010004.
- [9] H. R. Kissileff, G. Klingsberg, and T. B. van Itallie, "Universal eating monitor for continuous recording of solid or liquid consumption in man," *American Journal of Physiology - Regulatory Integrative and Comparative Physiology*, vol. 7, no. 1, 1980, doi: 10.1152/ajpregu.1980.238.1.r14.
- [10] C. Bergh, U. Brodin, G. Lindberg, and P. Södersten, "Randomized controlled trial of a treatment for anorexia and bulimia nervosa," *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, vol. 99, no. 14, pp. 9486–9491, Jul. 2002, doi: 10.1073/pnas.142284799.
- [11] A. L. Ford *et al.*, "Treatment of childhood obesity by retraining eating behaviour: Randomised controlled trial," *BMJ (Online)*, vol. 340, no. 7740, p. 250, Jan. 2010, doi: 10.1136/bmj.b5388.
- [12] R. S. Mattfeld, E. R. Muth, and A. Hoover, "Measuring the Consumption of Individual Solid and Liquid Bites Using a Table-Embedded Scale during Unrestricted Eating," *IEEE*

Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 21, no. 6, pp. 1711–1718, Nov. 2017, doi: 10.1109/JBHI.2016.2632621.

- [13] H. R. Kissileff, J. Thornton, and E. Becker, "A Quadratic Equation Adequately Describes the Cumulative Food Intake Curve in Man," *Appetite*, vol. 3, no. 3, pp. 255–272, Sep. 1982, doi: 10.1016/S0195-6663(82)80022-6.
- [14] M. S. Westerterp-Plantenga, "Eating behavior in humans, characterized by cumulative food intake curves - A review," *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, vol. 24, no. 2, Pergamon, pp. 239–248, Mar. 01, 2000, doi: 10.1016/S0149-7634(99)00077-9.
- [15] M. S. Westerterp-Plantenga, K. R. Westerterp, N. A. Nicolson, A. Mordant, P. F. M. Schoffelen, and F. ten Hoor, "The shape of the cumulative food intake curve in humans, during basic and manipulated meals," *Physiology and Behavior*, vol. 47, no. 3, pp. 569–576, Mar. 1990, doi: 10.1016/0031-9384(90)90128-Q.
- [16] P. Södersten, C. Bergh, and M. Zandian, "Understanding eating disorders," *Hormones and Behavior*, vol. 50, no. 4, pp. 572–578, Nov. 2006, doi: 10.1016/j.yhbeh.2006.06.030.
- [17] M. S. Westerterp-plantenga, L. Wouters, and F. ten Hoor, "Deceleration in cumulative food intake curves, changes in body temperature and diet-induced thermogenesis," *Physiology and Behavior*, vol. 48, no. 6, pp. 831–836, Dec. 1990, doi: 10.1016/0031-9384(90)90235-V.
- [18] M. S. Westerterp-Plantenga, L. Wouters, and F. ten Hoor, "Restrained eating, obesity, and cumulative food intake curves during four-course meals," *Appetite*, vol. 16, no. 2, pp. 149–158, 1991, doi: 10.1016/0195-6663(91)90040-Y.
- [19] M. S. Westerterp-Plantenga, E. van den Heuvel, L. Wouters, and F. ten Hoor, "Diet-induced thermogenesis and cumulative food intake curves as a function of familiarity with food and dietary restraint in humans," *Physiology and Behavior*, vol. 51, no. 3, pp. 457–465, Mar. 1992, doi: 10.1016/0031-9384(92)90165-X.
- [20] M. S. Westerterp-Plantenga and C. R. T. Verwegen, "The appetizing effect of an aperitif in overweight and normal-weight humans," *American Journal of Clinical Nutrition*, vol. 69, no. 2, pp. 205–212, 1999, doi: 10.1093/ajcn/69.2.205.
- [21] M. S. Westerterp-Plantenga, W. H. M. Saris, C. J. Hukshorn, and L. A. Campfield, "Effects of weekly administration of pegylated recombinant human OB protein on appetite profile and energy metabolism in obese men," *American Journal of Clinical Nutrition*, vol. 74, no. 4, pp. 426–434, 2001, doi: 10.1093/ajcn/74.4.426.
- [22] B. Hylander, B. Barkeling, and S. Rössner, "Changes in patients' eating behavior: In the uremic state, on continuous ambulatory peritoneal dialysis treatment, and after transplantation," *American Journal of Kidney Diseases*, vol. 29, no. 5, pp. 691–698, 1997, doi: 10.1016/S0272-6386(97)90121-9.
- [23] E. Näslund *et al.*, "Reduced food intake after jejunoileal bypass: A possible association with prolonged gastric emptying and altered gut hormone patterns," *American Journal of Clinical Nutrition*, vol. 66, no. 1, pp. 26–32, 1997, doi: 10.1093/ajcn/66.1.26.

- [24] S. Rössner, B. Barkeling, Å. Asp, H. Flaten, and P. Fuglerud, "Effects of weight loss on single meal eating behaviour in obese subjects," *International Journal of Obesity*, vol. 20, no. 3, pp. 287–289, Mar. 1996, Accessed: Apr. 23, 2021. [Online]. Available: <https://europepmc.org/article/med/8653154>.
- [25] V. Papapanagiotou, C. Diou, B. Langlet, I. Ioakimidis, and A. Delopoulos, "Automated extraction of food intake indicators from continuous meal weight measurements," in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2015, vol. 9044, pp. 35–46, doi: 10.1007/978-3-319-16480-9_4.
- [26] V. Papapanagiotou, C. Diou, B. Langlet, I. Ioakimidis, and A. Delopoulos, "A parametric Probabilistic Context-Free Grammar for food intake analysis based on continuous meal weight measurements," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, Nov. 2015, vol. 2015-November, pp. 7853–7856, doi: 10.1109/EMBC.2015.7320212.
- [27] V. Papapanagiotou, C. Diou, I. Ioakimidis, P. Södersten, and A. Delopoulos, "Automatic Analysis of Food Intake and Meal Microstructure Based on Continuous Weight Measurements," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 23, no. 2, pp. 893–902, Mar. 2019, doi: 10.1109/JBHI.2018.2812243.
- [28] G. Mertes, L. Ding, W. Chen, H. Hallez, J. Jia, and B. Vanrumste, "Measuring and Localizing Individual Bites Using a Sensor Augmented Plate during Unrestricted Eating for the Aging Population," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 24, no. 5, pp. 1509–1518, May 2020, doi: 10.1109/JBHI.2019.2932011.
- [29] C. Diou, I. Sarafis, I. Ioakimidis, and A. Delopoulos, "Data-driven assessments for sensor measurements of eating behavior," in *2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, BHI 2017*, Apr. 2017, pp. 129–132, doi: 10.1109/BHI.2017.7897222.
- [30] L. L. Birch, J. S. Savage, and J. O. Fisher, "Right sizing prevention. Food portion size effects on children's eating and weight," *Appetite*, vol. 88, pp. 11–16, May 2015, doi: 10.1016/j.appet.2014.11.021.
- [31] I. Saras, C. Diou, I. Ioakimidis, and A. Delopoulos, "Assessment of In-Meal Eating Behaviour using Fuzzy SVM," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, Jul. 2019, pp. 6939–6942, doi: 10.1109/EMBC.2019.8857606.
- [32] C. F. Lin and S. de Wang, "Fuzzy support vector machines," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 2, pp. 464–471, Mar. 2002, doi: 10.1109/72.991432.
- [33] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 121–167, 1998, doi: 10.1023/A:1009715923555.
- [34] C. Merck, C. Maher, M. Mirtchouk, M. Zheng, Y. Huang, and S. Kleinberg, *Multimodality Sensing for Eating Recognition*. 2016.
- [35] Y. Shen, J. Salley, E. Muth, and A. Hoover, "Assessing the Accuracy of a Wrist Motion Tracking Method for Counting Bites Across Demographic and Food Variables," *IEEE*

- Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 21, no. 3, pp. 599–606, May 2017, doi: 10.1109/JBHI.2016.2612580.
- [36] K. Kyritsis, C. Dlou, and A. Delopoulos, “Modeling Wrist Micromovements to Measure In-Meal Eating Behavior from Inertial Sensor Data,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 23, no. 6, pp. 2325–2334, Nov. 2019, doi: 10.1109/JBHI.2019.2892011.
 - [37] P. v. Rouast, H. Heydarian, M. T. P. Adam, and M. E. Rollo, “OReBA: A dataset for objectively recognizing eating behavior and associated intake,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 181955–181963, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3026965.
 - [38] Σ. Αικατερίνη, “Ανάλυση συνεχόμενων μετρήσεων γεύματος ηλεκτρονικής ζυγαριάς για την εξαγωγή συμπεριφορικών χαρακτηριστικών κατανάλωσης τροφής,” Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Thessaloniki, 2020.
 - [39] C. Maramis *et al.*, “A smartphone application for semi-controlled collection of objective eating behavior data from multiple subjects,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 194, p. 105485, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105485.
 - [40] M. Esfandiari *et al.*, “Control of eating behavior using a novel feedback system,” *Journal of Visualized Experiments*, vol. 2018, no. 135, p. 57432, May 2018, doi: 10.3791/57432.
 - [41] G. Mertes, G. Christiaensen, H. Hallez, S. Verslype, W. Chen, and B. Vanrumste, “Measuring weight and location of individual bites using a sensor augmented smart plate,” *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference*, vol. 2018, pp. 5558–5561, Jul. 2018, doi: 10.1109/EMBC.2018.8513547.