Ανάπτυξη Εφαρμογής Παθητικής Αίσθησης για την Παρακολούθηση της Γνωστικής Κατάστασης

(Development of a Passive Sensing System for Cognitive State Monitoring)

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Λεβαντής Χρήστος

Τμήμα Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων

Σάμος 2025

Επιβλέπων: Καθηγητής Χρήστος Γκουμόπουλος

Μέλη Εξεταστικής Επιτροπής: Αναπληρωτής Καθηγητής Κυριάκος Κρητικός, Επίκουρος Καθηγητής Χαράλαμπος Αλεξόπουλος

Πρόλογος και Ευχαριστίες

Η παρούσα διπλωματική εργασία εκπονήθηκε στο πλαίσιο των σπουδών μου στο προπτυχιακό πρόγραμμα του τμήματος Μηχανικών Πληροφοριακών και Επικοινωνιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Αιγαίου. Αποτελεί το επιστέγασμα μιας πολυετούς εκπαιδευτικής πορείας, αλλά και μιας προσωπικής προσπάθειας να συνδυαστούν οι θεωρητικές γνώσεις με την πρακτική εφαρμογή σε ένα σύγχρονο και ιδιαίτερα απαιτητικό ερευνητικό πεδίο.

Θα ήθελα να εκφράσω την ειλικρινή μου ευγνωμοσύνη στον επιβλέποντα καθηγητή μου, Χρήστο Γκουμόπουλο, για την πολύτιμη καθοδήγηση, τη στήριξη και τις ουσιαστικές παρατηρήσεις που προσέφεραν σημαντικά στην ολοκλήρωση της εργασίας.

Ιδιαίτερη μνεία αξίζει στην οικογένειά μου για την αδιάκοπη συμπαράσταση, την κατανόηση και την υπομονή που έδειξαν καθ’ όλη τη διάρκεια των σπουδών μου. Χωρίς τη δική τους ενθάρρυνση, η παρούσα προσπάθεια δεν θα είχε φτάσει στο τέλος της.

Περιεχόμενα

Πρόλογος και Ευχαριστίες 2
Περίληψη 11
1 Εισαγωγή 13
1.1 Στόχος 13
1.2 Κίνητρο 14
1.3 Διάρθρωση Διπλωματικής 16
2 Θεωρητικό Υπόβαθρό 17
2.1 Γνωστική Κατάσταση 17
2.2 Γνωστική Εξασθένιση και MCI 17
2.3 Παθητική Αίσθηση 20
2.4 Αξιοποίηση Κινητών Συσκευών 21
2.5 Δείκτες και Πρώιμα Σημάδια Γνωστικής Εξασθένισης 25
3 Σχετική Εργασία 28
4 Μεθοδολογία 35
5 Αρχιτεκτονική Συστήματος 37
5.1 Βασική Δομή 37
5.2 LogBoard 38
5.2.1 Αυθεντικοποίηση 43
5.2.2 Αποθήκευση Δεδομένων 45
5.2.3 Γραφικό Περιβάλλον – UI/UX 47
5.3 LogMyself 56
5.3.1 Αισθητήρες – Ανιχνευτές 57
5.3.2 Εκτέλεση στο παρασκήνιο 64
5.3.3 Αυθεντικοποίηση 65
5.3.4 Αποθήκευση Δεδομένων 67
5.3.5 Γραφικό Περιβάλλον – UI/UX 69

5.4 Διακομιστής Ανάλυσης – Analysis Server 78
5.4.1 Δομή και Οργάνωση Κώδικα 79
5.4.2 Παραλληλοποίηση Ανάλυσης και Προγραμματισμός 83
5.4.3 Αποθήκευση Δεδομένων 85
6 Ακατέργαστα Δεδομένα Εφαρμογών 89
6.1 Δεδομένα Πληκτρολόγησης – LogBoard Data 90
6.1.1 Τρόπος Συλλογής 91
6.1.2 Επικύρωση Δεδομένων 97
6.2 Δεδομένα Συμπεριφοράς – LogMyself Data 101
6.2.1 Τρόπος Συλλογής 102
6.2.2 Επικύρωση Δεδομένων 106
7 Ανάλυση Δεδομένων 114
7.1 Ανάλυση δεδομένων LogBoard 114
7.1.1 Περιγραφή Μετρικών Υψηλού Επιπέδου 115
7.2 Ανάλυση δεδομένων LogMyself 118
7.2.1 Ανάλυση Συμπεριφοράς Ύπνου 122
7.2.2 Ανάλυση Συμπεριφοράς Αλληλεπίδρασης με την Συσκευή 126
7.2.3 Ανάλυση Συμπεριφοράς Δραστηριοτήτων 127
7.2.4 Ανάλυση Συμπεριφορά Κοινωνικής Συναναστροφής (μέσω κλήσεων κινητού) 130
7.2.5 Ανάλυση Συμπεριφοράς Κινητικότητας 131
7.3 Τελική Απόφαση Γνωστικής Κατάστασης 145
7.3.1 Τιμές βάσης – Baseline values 145
7.3.2 Αλγόριθμος Τελικής Απόφασης 151
8 Συζήτηση και Περιορισμοί 154
9 Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία 156
Βιβλιογραφία 159

Λίστα Πινάκων

Πίνακας 1 Σύνοψη κύριων αισθητήρων κινητών συσκευών. 23
Πίνακας 2 Android API's που χρησιμοποιούνται από το σύστημα. 24
Πίνακας 3 Περιγραφή των δεικτών κινητικότητας σύμφωνα με το πλαίσιο Fillekes (Fillekes et al., 2019) και της χρήσης του στην παρούσα εργασία. 31
Πίνακας 4 Βασικές διαφορές ενός Activity και ενός IME. 40
Πίνακας 5 Κατηγορίες γεγονότων κλήσεων. 60
Πίνακας 6 Ακατέργαστα δεδομένα πληκτρολόγησης πρώτου επιπέδου. 91
Πίνακας 7 Επικύρωση των δεδομένων πληκτρολόγησης μέσω της βιβλιογραφίας. 98
Πίνακας 8 Ακατέργαστα δεδομένα συμπεριφοράς πρώτου επιπέδου. 102
Πίνακας 9 Επικύρωση των δεδομένων συμπεριφοράς μέσω της βιβλιογραφίας. 107
Πίνακας 10 Υψηλού επιπέδου μετρικές των δεδομένων πληκτρολόγησης. 115
Πίνακας 11 Δεδομένα συμπεριφοράς υψηλού επιπέδου. 121
Πίνακας 12 Τμήματα ημέρας χωρισμένα με βάση τους κιρκάδιους ρυθμούς. 127
Πίνακας 13 Μετρικές συστήματος για τις οποίες γίνεται υπολογισμός των τιμών βάσης (baseline values). 147
Πίνακας 14 Παράδειγμα υπολογισμού τιμών βάσης και τιμών Z της μετρικής Correction Efficiency για 14 συνόδους πληκτρολόγησης 148
Πίνακας 15 Κατευθύνσεις των μετρικών συστήματος που χρησιμοποιούνται για την τελική απόφαση. 152
Πίνακας 16 Βασικές προτεινόμενες προσθήκες στην υπάρχουσα υλοποίηση. 158

Λίστα σχημάτων

Εικόνα 1 Θεωρητική εξέλιξη ενός ατόμου που αναπτύσσει τη νόσο του Αλτσχάιμερ (AD). Το σημείο καμπής στην καμπύλη υποδηλώνει την έναρξη ήπιας γνωστικής δυσλειτουργίας πριν από την ανάπτυξη κλινικά πιθανής Alzheimer's disease – AD (Petersen et al., 2001).....18
Εικόνα 2 Διάγραμμα ροής για τη διάγνωση της ήπιας γνωστικής διαταραχής (MCI) και των υποκατηγοριών της (Petersen et al., 2009). 19
Εικόνα 3 MCI ως πρόδρομος διαφόρων κλινικών και παθολογικών καταστάσεων (Mild Cognitive Impairment: Aging to Alzheimer’s Disease - Βιβλία Google, n.d.).....20
Εικόνα 4 Σε σύγκριση με έναν υγιή χρήστη (πάνω), ένα άτομο που παρουσιάζει συμπτώματα διπολικής διαταραχής (μέση) ή κατάθλιψης (κάτω) μπορεί να χρησιμοποιεί το τηλέφωνό του περισσότερο από το συνηθισμένο και αργά το βράδυ (BiAffect). 28
Εικόνα 5 Δομή της ροής δεδομένων και ανάλυσης της μελέτης για την αξιολόγηση των RMT στην αξιολόγηση τους φάσματος παθήσεων μέχρι την νόσο Αλτσχάιμερ, όπως υλοποιείται στην RADAR-AD μελέτη. Η διαδικασία περιλαμβάνει 1) συλλογή δεδομένων 2) εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα RMT ακολουθούμενη από 3) μονομεταβλητές αναλύσεις για την ανίχνευση σημαντικών διαφορών χαρακτηριστικών μεταξύ των ομάδων της μελέτης, και 4) μια διαδικασία μηχανικής μάθησης, που περιλαμβάνει μεθόδους μηχανικές μάθησης για την ποσοτικοποίηση του βαθμού διακριτικότητας των σταδίων της AD με τη χρήση δεδομένων που προέρχονται από τα RMT (Lentzen et al., 2025).....34
Εικόνα 6 Βασική Αρχιτεκτονική Συστήματος. 37
Εικόνα 7 LogBoard σε Dark Mode.....39
Εικόνα 8 Λογότυπο εφαρμογής LogBoard. 40
Εικόνα 9 Απλοποιημένη αναπαράσταση διαδικασιών LogBoard. Με πράσινο οι τυπικές διαδικασίες όπως ορίζονται για μια IME από την Google, με μπλε οι επιπλέον διαδικασίες του προσθέτει το LogBoard και με κίτρινο οι γενικές διαδικασίες (που συνήθως περιλαμβάνουν περισσότερες από μια, παρουσιάζονται ως μια για απλούστευση του διαγράμματος). 41
Εικόνα 10 Χρονική σειρά γεγονότων συνόδου εισόδου και πληκτρολόγησης. 42
Εικόνα 11 Παράθυρο επιλογής IME σαν μέθοδος εισαγωγής κειμένου σε μια Android συσκευή. 42
Εικόνα 12 Βασικές πληροφορίες της εφαρμογής LogBoard. 43
Εικόνα 13 Διαδικασία αυθεντικοποίησης στην εφαρμογή LogBoard. 44
Εικόνα 14 Διάγραμμα για την βάση δεδομένων της εφαρμογής LogBoard. 45
Εικόνα 15 Οθόνη ρυθμίσεων της εφαρμογής LogBoard. 47

Εικόνα 16 Εικόνα διαχείρισης προφίλ του χρήστη στην εφαρμογή LogBoard. 48
Εικόνα 17 Οθόνη που αφορά τις επιλογές όσον αναφορά την οπτική μορφή του πληκτρολογίου στον χρήστη. 49
Εικόνα 18 Οθόνη διαθέσιμων γλωσσών πληκτρολογίου εφαρμογής LogBoard. Στην εικόνα είναι επιλεγμένες οι γλώσσες σχετικά με Ελληνικά και Αγγλικά (US). 50
Εικόνα 19 Οθόνη διαθέσιμων γλωσσών προς επιλογή για το πληκτρολόγιο εφαρμογής LogBoard. 50
Εικόνα 20 Οθόνη επιλογών σχετικά με τις ρυθμίσεις κατά την πληκτρολόγηση. 51
Εικόνα 21 Επιλογές εξατομίκευσης της εμφάνισης του πληκτρολογίου. 52
Εικόνα 22 Διαθέσιμα θέματα του πληκτρολογίου. 52
Εικόνα 23 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα System Default (border). Στην εικόνα διακρίνονται οι ειδικοί χαρακτήρες. 53
Εικόνα 24 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα Material Dark (border). 53
Εικόνα 25 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα Material Light (border). 54
Εικόνα 26 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα Material Dark. 54
Εικόνα 27 Οθόνη αυθεντικοποίησης εφαρμογής LogBoard. 55
Εικόνα 28 Βασικές πληροφορίες της εφαρμογής LogMyself. 56
Εικόνα 29 Λογότυπο εφαρμογής LogMyself. 56
Εικόνα 30 Υψηλού επιπέδου αναπαράσταση βασικών συστατικών εφαρμογής LogMyself. . 63
Εικόνα 31 Έλεγχος κατάστασης χρήστη κατά την έναρξη της διεργασίας. 65
Εικόνα 32 Διαδικασία αυθεντικοποίησης στην εφαρμογή LogMyself. 66
Εικόνα 33 Διάγραμμα για την βάση δεδομένων της εφαρμογής LogMyself. 67
Εικόνα 34 Οθόνη αυθεντικοποίησης χρήστη LogMyself εφαρμογή (Dark Mode). 69
Εικόνα 35 Οθόνη αυθεντικοποίησης χρήστη LogMyself εφαρμογή (Light Mode). 69
Εικόνα 36 Οθόνη προφίλ στην εφαρμογή LogMyself, διακρίνονται οι επιλογές εξόδου από την εφαρμογή και οι απενεργοποίηση των ανιχνευτών. 70
Εικόνα 37 Οθόνη προφίλ στην εφαρμογή LogMyself, διακρίνονται οι επιλογές εξόδου από την εφαρμογή, οι απενεργοποίηση των ανιχνευτών αλλά όλης της εφαρμογής. 70
Εικόνα 38 Οθόνη HOME σε Light Mode. 71
Εικόνα 39 Οθόνη Home στην οποία διακρίνονται το τελικό μήνυμα του συστήματος σχετικά με την γνωστική κατάσταση του χρήστη. Παρατηρούμε ότι η γνωστική κατάσταση για την ημέρα 20 Ιουλίου είναι ανησυχητική πολύ, αυτό φαίνεται από τον τόνο του μηνύματος. Ο συγκεκριμένος χρήστης δεν έχει δεδομένα πληκτρολόγησης για αυτό και δεν διακρίνονται πληροφορίες για αυτά στην καρτέλα. 71

Εικόνα 40 Επιλογέας ημερομηνίας προβολής δεδομένων στην εφαρμογή LogMyself. Διαθέσιμες είναι οι ημερομηνίες πριν την τρέχουσα ημέρα. 72
Εικόνα 41 Επιλογέας ημερομηνιών σε Dark Mode. 72
Εικόνα 42 Καρτέλα ύπνου στην εφαρμογή LogMyself (dark mode). Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης είχε πολύ καλά στατιστικά ύπνου με σκορ 95/100. 73
Εικόνα 43 Καρτέλα ύπνου στην εφαρμογή LogMyself (light mode). Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης είχε κακή συμπεριφορά σε σχέση με τις τιμές βάσεις του, με την εφαρμογή να του δείχνει το κατάλληλο μήνυμα. 73
Εικόνα 44 Πληροφορίες σχετικά με την απόδοση της συμπεριφοράς δραστηριότητας του χρήστη (light mode). Διακρίνεται πολύ απόδοση με κατάλληλο μήνυμα να περιγράφει την κατάσταση. 74
Εικόνα 45 Πληροφορίες σχετικά με την απόδοση της συμπεριφοράς δραστηριότητας του χρήστη (dark mode), με το κατάλληλο μήνυμα χαμηλής απόδοσης. 74
Εικόνα 46 Καρτέλα πληροφοριών κινητικότητας χρήστη, με πληροφορίες σχετικά με την απόδοση του. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης είχε πολύ καλή συμπεριφορική απόδοση. 75
Εικόνα 47 Χάρτης που οπτικοποιεί τις τοποθεσίες που επισκέφτηκε ο χρήστης καθ' όλη την ημέρα (KL's). Ο χρήστης μπορεί να πατήσει το "View Map" και ένας κατάλληλος χάρτης θα του εμφανίστει. Στο παρόν παράδειγμα έχει απενεργοποιηθεί το Map View λόγω προσωπικών δεδομένων. 75
Εικόνα 48 Καρτέλα με δεδομένα σχετικά με την κοινωνική συμπεριφορά του χρήστη. Στην μπάρα διακρίνονται τα ποσοστά μεταξύ κλήσεων κατά την διάρκεια της ημέρα ή νύχτας. ... 76
Εικόνα 49 Καρτέλα με δεδομένα σχετικά με την αλληλεπίδραση του χρήστη με την συσκευή. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης εμφάνιση κακή συμπεριφορική απόδοση, με μεγάλους χρόνους χρήσης της συσκευής σε σχέση με τις τιμές βάσης του. 76
Εικόνα 50 Καρτέλα πληκτρολόγησης που οπτικοποιεί την απόδοση του χρήστη. Τα ποσοστά αντιστοιχούν στην στις τελικές αποφάσεις της ημέρας αυτής. 77
Εικόνα 51 Καρτέλα πληκτρολόγησης που οπτικοποιεί την απόδοση του χρήστη. Ο χρήστης φαίνεται για αυτήν την ημέρα να μην έχει δημιουργήσει αρκετά δεδομένα με αποτέλεσμα να μπορεί να δει μόνο τα στατιστικά σχετικά με την πληκτρολόγηση. 77
Εικόνα 52 Δομή εργασιών στην υπηρεσία ενορχήστρωσης. 80
Εικόνα 53 Βασικές πληροφορίες διακομιστή ανάλυσης. 83
Εικόνα 54 Αρχιτεκτονική διαχείρισης εργασιών μιας ανάλυσης. Κάθε ανάλυση χρήστη μπαίνει στην ουρά διεργασιών του Redis και στην συνέχεια ένας worker, μόλις γίνει διαθέσιμος

αναλαμβάνει να την ολοκληρώσει. Το σύστημα στην τωρινή έκδοση υποστηρίζει 4 workers. Τα αποτελέσματα των αναλύσεων στέλνονται πίσω στο Redis Server. 84
Εικόνα 55 Διάγραμμα τοπικής βάσης δεδομένων διακομιστή ανάλυσης. 87
Εικόνα 56 Διάγραμμα κύριας βάσης δεδομένων συστήματος (Supabase DB). 88
Εικόνα 57 Ροή ανάλυσης δεδομένων συστήματος. 89
Εικόνα 58 Γεγονότα κατά το πάτημα ενός πλήκτρου στο LogBoard. 93
Εικόνα 59 Διαδικασία υπολογισμού της συνολικής ασκούμενης πίεσης στην εφαρμογή LogBoard (software-based). Ο χρήστης πληκτρολογεί την πρόταση “HELLO ANNA”. Οι μαύρες τελείες εκπροσωπούνε τον αριθμό των ACTION_MOVE γεγονότων που παράχθηκαν κατά το πάτημα του κάθε γράμματος-πλήκτρου. Ο συνολικός αριθμός ασκούμενης πίεσης είναι η πρόσθεση όλων. 94
Εικόνα 60 Η λειτουργικότητα IKI στο LogBoard. Το IKI αφορά τον χρόνο μεταξύ ενός UP γεγονότος έως ένα DOWN γεγονός του επόμενου πλήκτρου. Οι περίοδοι T1, T2, T3 και T4 σηματοδοτούν τα ξεχωριστά IKI’s. 95
Εικόνα 61 Αναπαράσταση υπολογισμού PauseCtC στην εφαρμογή LogBoard. Με βέλη διακρίνονται οι χρονικοί περίοδοι μέτρησης, που μετριούνται από ένα DOWN γεγονός μέχρι ένα UP γεγονός του επόμενου χαρακτήρα. 96
Εικόνα 62 Αναπαράσταση υπολογισμού PauseWtW στην εφαρμογή LogBoard. Με βέλη διακρίνονται οι περίοδοι μέτρησης, που μετριούνται από το τέλος πληκτρολόγησης μιας λέξης μέχρι το ξεκίνημα πληκτρολόγησης της επόμενης. 96
Εικόνα 63 Διάγραμμα απεικόνισης της ροής επεξεργασίας των δεδομένων πληκτρολόγησης. Στα αριστερά διακρίνονται τα ακατέργαστα δεδομένα και στα αριστερά τα δεδομένα υψηλού επιπέδου. 115
Εικόνα 64 Διάγραμμα απεικόνισης της ροής επεξεργασίας των δεδομένων συμπεριφοράς. Πάνω από την ανάλυση φαίνονται τα ακατέργαστα δεδομένα και κάτω οι μετρικές. 122
Εικόνα 65 Ακατέργαστα δεδομένα τοποθεσίας. Με τους πράσινους-μπλε κύκλους διακρίνονται οι τέσσερις σημαντικές τοποθεσίες (Key locations - KL)..... 133
Εικόνα 66 Εικόνα μιας τοποθεσίας μετά από τον ορισμό ως KL. Με μπλε διακρίνονται οι συντεταγμένες της πάνω στον χάρτη και με κόκκινο ο θόρυβος που δημιουργείται από τα πολύ κοντινά με αυτό στίγματα GPS. 134
Εικόνα 67 Εικόνα ενός KL μετά την κατασκευή του μονοπατιού που ακολούθησε ο χρήστης. Βλέπουμε ότι σε σχέση με την Εικόνα 65 ο θόρυβος έχει εξαφανιστεί. 135
Εικόνα 68 Αναπαράσταση προβλήματος κατηγοριοποίησης των KL’s. Ο χρήστης περνάει στο ταξίδι του από την τοποθεσία C στην D πολύ κοντά από την B, όμως ο αλγόριθμός DBSCAN

δεν λαμβάνει υπόψιν τον χρόνο που τα γεγονότα εμφανίστηκαν με αποτέλεσμα τα γεγονότα του κόκκινου κύκλου να κατηγοριοποιηθούν λανθασμένα στον Β. 136
Εικόνα 69 Μορφή των δεδομένων GPS μετά από ανάλυση των ακατέργαστων δεδομένων. Πλέον τα δεδομένα έχουν αποκτήσει νόημα καθώς είναι αντιληπτό ποια δεδομένα ανήκουν σε ποιο KL και ποια δεδομένα αφορούν κάποιο transition. 138
Εικόνα 70 Πρώτη μετάβαση από Εικόνα 64. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη. 139
Εικόνα 71 Δεύτερη μετάβαση από Εικόνα 64. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη. 139
Εικόνα 72 Τρίτη μετάβαση από Εικόνα 64. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη. 139
Εικόνα 73 Τέταρτη μετάβαση από Εικόνα 64. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη. 140
Εικόνα 74 Πέμπτη μετάβαση από Εικόνα 64. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη. 140
Εικόνα 75 Κυρτό περίβλημα κινητικότητας από Εικόνα 64. 141
Εικόνα 76 SDE του χρήστη από Εικόνα 64 (width: 0.1780202546531834, height: 0.023084400162889436, angle: -4.161520908593277). 143

Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική αποτελεί μια προσπάθεια δημιουργίας ενός συστήματος που στοχεύει στην αξιολόγηση και εκτίμηση της γνωστικής κατάστασης ενός ατόμου, μέσα από την ανάλυση δεδομένων πληκτρολόγησης και συμπεριφοράς. Το σύστημα αποτελείται από δύο εφαρμογές, με ονόματα LogBoard και LogMyself, καθώς και μια μονάδα διακομιστή υπεύθυνη για την ανάλυση των δεδομένων. Η πρώτη εφαρμογή είναι υπεύθυνη για την συγκέντρωση δεδομένων πληκτρολόγησης, τα οποία μεταξύ άλλων περιλαμβάνουν ταχύτητα πληκτρολόγησης, λέξεις ανά δευτερόλεπτό, χρόνος μεταξύ πλήκτρων, καθώς και άλλα χαρακτηριστικά πληκτρολόγησης. Η δεύτερη εφαρμογή είναι υπεύθυνη για την συγκέντρωση δεδομένων συμπεριφοράς που καλύπτουν διάφορους τομείς της καθημερινότητας των χρηστών, όπως την κινητικότητα τους, την κοινωνική τους συναναστροφή, τις δραστηριότητες τους, τις συνήθειες ύπνου και την αλληλεπίδραση με την κινητή συσκευή. Σημαντικό χαρακτηριστικό του συστήματος είναι ότι είναι πλήρως παθητικό, χωρίς να χρειάζεται σε κανένα σημείο του κύκλου ζωής του η παροχή πληροφοριών από τους χρήστες. Ο διακομιστής πραγματοποιεί προηγμένη ανάλυση των ακατέργαστων δεδομένων που συλλέγονται από τις εφαρμογές με σκοπό την δημιουργία μετρικών υψηλότερου επιπέδου και μεγαλύτερης αξίας. Επιπλέον, υλοποιείται ένας αλγόριθμος τελικής απόφασης ο οποίος είναι υπεύθυνος για την τελική αξιολόγηση της γνωστικής κατάστασης των χρηστών σε μια ημέρα. Η τελική απόφαση βασίζεται σε τιμές βάσης οι οποίες υπολογίζονται κάθε 15 ημέρες με σκοπό το σύστημα να μπορεί να κατανοήσει τον χρήστη αυτοματοποιημένα και εξατομικευμένα ανάλογα με την συμπεριφορά την οποία εμφανίζει. Συνολικά, το σύστημα αποτελεί μια πρώτη προσπάθεια δημιουργίας ενός ολοκληρωμένου ψηφιακού βιοδείκτη τσέπης καθώς το μόνο που είναι απαραίτητο είναι η διάθεση μιας έξυπνης κινητής συσκευής από τους χρήστες. Όλος ο κώδικας του συστήματος είναι διαθέσιμος στο GitHub ***repository***.

Λέξεις κλειδιά: Γνωστική εξασθένιση, ανάλυση δεδομένων, LogBoard, LogMyself, MCI.

Abstract

The present thesis is an effort to develop a system capable of capturing, to the greatest possible extent, an individual's cognitive state. The system consists of two applications, named LogBoard and LogMyself, and an analysis server. The first application is responsible for collecting keystroke data, which includes, among others, typing speed, words per second, inter-key interval, and several additional features. The second application collects behavioral data that span different aspects of users' daily lives, such as mobility, social interaction, activities, sleep patterns, and interaction with their mobile device. An important characteristic of the system is that it is fully passive, requiring no user input at any stage of its lifecycle. The analysis server performs advanced processing of the raw data collected by the applications in order to derive higher-level, more meaningful metrics. Furthermore, a final decision-making algorithm is implemented, responsible for the daily evaluation of users' cognitive status. This final assessment is based on baseline values recalculated every 15 days, enabling the system to automatically and adaptively understand each user according to their exhibited behavior. Overall, the system represents a first attempt at creating a comprehensive, pocket-sized digital biomarker, requiring only the availability of a smart mobile device from the users. The codebase can be found in the thesis ***repo*** at GitHub for any further information.

1 Εισαγωγή

1.1 Στόχος

Η απώλεια μνήμης αποτελεί ένα από τα βασικά συμπτώματα γήρανσης στην σύγχρονη κοινωνία και η γνωστική εξασθένιση συνδέεται άμεσα με αυτήν αλλά μπορεί να πάρει και πολλές άλλες μορφές. Την τελευταία δεκαετία έχουν γίνει τεράστιες ενέργειες στην επιστημονική κοινότητα με σκοπό την εύρεση αποτελεσματικών τρόπων που θα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την έγκαιρη κλινική διάγνωση των διαταραχών την άνοιας, με στόχο τον εντοπισμό σημείων και συμπτωμάτων που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως αξιόπιστοι προγνωστικοί δείκτες της εξέλιξης της νόσου σε κάποιον ασθενή (Abdulazeem et al., 2025). Έχουν προταθεί πολλαπλοί ορισμοί για να περιγράψουν το ενδιάμεσο στάδιο μεταξύ της υγιούς γήρανσης με ελαφριές γνωστικές αλλαγές και της άνοιας. Η πιο κλινικά ορθή από όλες αυτές είναι ο όρος ήπια γνωστική διαταραχή (MCI – Mild Cognitive Impairment) (Geda, 2012). Από τότε και μέχρι σήμερα γίνονται έρευνες σε ομάδες ατόμων με αυτή την διάγνωση από πολλές οπτικές γωνίες συμπεριλαμβανομένων κλινικών, γενετικών, παθολογικών και επιδημιολογικών.

Την σημερινή εποχή οι έξυπνες συσκευές κατακλύζουν την καθημερινότητα ολοένα και περισσότερων ανθρώπων, αυτές οι συσκευές είναι σε θέση να συλλέγουν μεγάλη ποσότητα πληροφορίας η οποία μπορεί να χαρακτηρίσει σε ικανοποιητικό βαθμό την συμπεριφορά του χρήστη στην καθημερινότητα του, επιτρέποντας στις έρευνες να μεταφερθούν και έξω από την κλινική. Το ερώτημα όμως έγκειται στο πόσο αυτές οι μέθοδοι μπορούν να είναι αποτελεσματικές και ακριβείς, το σίγουρο όμως είναι ότι σε καμία περίπτωση δεν μπορούν να αντικαταστήσουν τους επαγγελματίες υγείας και τις ειδικά διαμορφωμένες μεθόδους που έχουν αποδείξει την αξία τους (π.χ. μετρικές MoCa, MMSE κτλ.).

Στόχος λοιπόν, της συγκεκριμένης εργασίας είναι η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα μπορεί να φανερώσει κάποια πρώτα σημάδια γνωστικής εξασθένισης παρακολουθώντας την γνωστική κατάσταση του χρήστη στο καλύτερο δυνατό βαθμό. Τα σημάδια αυτά θα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως συμπληρωματικά δεδομένα στις υπάρχουσες μεθόδους. Αυτό γίνεται με την συλλογή και κατάλληλη ανάλυση υψηλού επιπέδου δεδομένων τα οποία σε κάποιο βαθμό μπορούν να χαρακτηρίσουν την γνωστική κατάσταση την οποία βρίσκεται ο χρήστης. Το σύστημα έχει σχεδιαστεί με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι παθητικό, αυτό σημαίνει ότι προσαρμόζεται στον κάθε ξεχωριστό χρήστη και απαιτεί την ελάχιστη δυνατή, σχεδόν μηδενική, άμεση αλληλεπίδραση. Με άλλα λόγια, ο χρήστης αλληλοεπιδρά με το σύστημα για τις καθημερινές του ανάγκες, ενώ η εφαρμογή συλλέγει τα απαραίτητα χαρακτηριστικά στο

παρασκήνιο χωρίς να του ζητά ρητά την παροχή ειδικών πληροφοριών. Έτσι, το σύστημα δεν επηρεάζει την καθημερινότητα του χρήστη, γεγονός που το καθιστά ιδιαίτερα προσιτό σε όποιον θελήσει να το χρησιμοποιήσει.

Για να επιτευχθεί αυτή η παθητικότητα όλα τα δεδομένα συλλέγονται μέσω μιας συσκευής που στην σημερινή εποχή αποτελεί «προέκταση» του ανθρώπου, το έξυπνο κινητό τηλέφωνο (smartphone). Τα δεδομένα διακρίνονται σε δεδομένα πληκτρολόγησης και δεδομένα συμπεριφοράς, στο τέλος τα δεδομένα αυτά αναλύονται και παρουσιάζονται με κατάλληλο τρόπο στο UI μιας εφαρμογής. Το σύστημα που υλοποιήθηκε αποτελείται από δύο native Android εφαρμογές που συλλέγουν και παρουσιάζουν (η μια από τις δύο) τα δεδομένα και έναν Server ο οποίος αναλαμβάνει την ανάλυση.

1.2 Κίνητρο

Τα τελευταία χρόνια έχουν αυξηθεί κατά πολύ οι προσπάθειες της επιστημονικής κοινότητας όσον αναφορά την καταγραφή της γνωστικής κατάστασης, όπως επίσης και της δημιουργίας δεικτών σχετικά με τον εντοπισμό γνωστικής εξασθένισης σε πρώιμο στάδιο αξιοποιώντας νέες τεχνολογίες.

Αυτό δεν είναι κάτι ασυνήθιστο καθώς σύμφωνα με τον Παγκόσμιο οργανισμό υγείας το ποσοστό των ηλικιωμένων θα διπλασιαστεί από 12% σε 22% μέχρι το 2050[1]. Επιπλέον σύμφωνα με διάφορες μελέτες το ποσοστό επικράτησης του MCI στους ηλικιωμένους ποικίλοι ανάλογα και με την μεθοδολογία που έχει χρησιμοποιηθεί σε κάθε έρευνα, με ποσοστά να κυμαίνονται από 3% μέχρι και 42% (Baumgart et al., 2015). Στην Ελλάδα το ποσοστό κυμαίνεται από 13% μέχρι 35% (Vlachos et al., 2020) (Tsolaki et al., 2014) με τα νούμερα να εμφανίζονται μεγαλύτερα στην βόρεια Ελλάδα, αλλά και στην Ευρώπη σπάνιο είναι να βρεθεί χώρα που το ποσοστό επικράτησης να πέφτει κάτω από 11% με 15% (Börsch-Supan et al., n.d.).

Ως επί το πλείστον, η προσπάθεια της συγκεκριμένης υλοποίησης αλλά και γενικά των περισσότερων ερευνών είναι η καταγραφή της γνωστικής κατάστασης και του πρώιμου εντοπισμού εξασθένισης σε αυτήν, το ερώτημα όμως που γεννιέται είναι γιατί αυτή η προσπάθεια, αφού το τελευταίο στάδιο (άνοια, νόσος του Αλτσχάιμερ κτλ.) θα επέρθει, ή μήπως όχι;

[1] https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ageing-and-health

Σύμφωνα με έρευνες ο πρώιμος εντοπισμός προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα τόσο για τους ασθενείς όσο για τους ειδικούς υγείας, πέρα φυσικά από την απλή επισήμανση της έναρξης της νόσου. Σύμφωνα με έρευνες η έγκαιρη διάγνωση επιτρέπει την άμεση παρέμβαση με αλλαγές στον τρόπο ζωής, θεραπείες και ειδική φαρμακευτική αγωγή που μπορούν σε κάποιες περιπτώσεις να επιβραδύνουν την εξέλιξη της νόσου (Jerjes, 2024). Επίσης σημαντικό είναι και το γεγονός ότι η συμμετοχή σε κλινικές δοκιμές και θεραπείες είναι πολύ πιο εφικτή και αποτελεσματική στα αρχικά στάδια, επιτρέποντας την πρόσβαση σε θεραπείες που τροποποιούν την πορεία της νόσου. Ο πρώιμος εντοπισμός μπορεί να βοηθήσει τα άτομα που πάσχουν αλλά και τις οικογένειες τους ώστε να προετοιμαστούν καλύτερα για τις μελλοντικές ανάγκες φροντίδας, τις αλλαγές στην συμπεριφορά του πάσχοντα, μείωση του άγχους και τις διαμάχες στην ίδια την οικογένεια. Φυσικά βοηθά στον οικονομικό προϋπολογισμό και χρονικό προγραμματισμό, αφού έχει παρατηρηθεί σε πολλές περιπτώσεις η άσκοπη και λανθάνουσα χρήση μακροχρόνιας οξείας νοσηλείας σε κάποιο ίδρυμα. Μπορεί επίσης να εντοπίσει και πιθανούς υποψηφίους για έρευνα και κλινικές δοκιμές και θεραπείες υπό ανάπτυξη που στοχεύουν σε άτομα στα αρχικά στάδια της γνωστικής τους έκπτωσης και της νόσου (Sabbagh et al., 2020). Οι ειδικοί υγείας επωφελούνται και αυτοί με την έγκαιρη διάγνωση αφού τους βοηθά να διαμορφώσουν κατάλληλα εξατομικευμένες θεραπείες και σχέδια φροντίδας, με σκοπό την ευκολότερη αξιολόγηση και την συνεχή βελτίωση της παρακολούθησης του ασθενή (Fowler et al., 2025).

Άρα σε γενικές γραμμές αυτό που μπορεί να προσφέρει η έγκαιρη διάγνωση στους ασθενείς είναι το να μπορούν να διατηρήσουν την ανεξαρτησία τους και την καθημερινή τους λειτουργικότητα για μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, κάνοντας τους να νιώθουν ελεύθεροι με σκοπό να μπορούν να απολαύσουν την ζωή τους.

Φυσικά υπάρχουν και μειονεκτήματα στην πρώιμη διάγνωση και κυρίως έχουν να κάνουν με άστοχες διαγνώσεις. Για παράδειγμα ψευδώς αρνητικά αποτελέσματα μπορεί να δώσουν στους εξεταζόμενους την ψευδή διαβεβαίωση ότι η γνωστική τους λειτουργιά δεν έχει υποβαθμιστεί, εμποδίζοντας τους έτσι να αναζητήσουν περαιτέρω φροντίδα. Ομοίως, τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα μπορεί να προκαλέσουν αδικαιολόγητο άγχος στα άτομα που επηρεάζονται και στις οικογένειές τους (Sabbagh et al., 2020).

Έτσι λόγω του όγκου που έχει αποκτήσει το πρόβλημα στους σύγχρονους ρυθμούς ζωής η συγκεκριμένη έρευνα φαίνεται ότι αποκτά μεγάλη σημασία καθώς ως βασικό αποτέλεσμα έχει την συλλογή δεδομένων και δεικτών που θα μπορούσαν να κάνουν την διάγνωση πιο αποτελεσματική και εύκολη για τους ειδικούς και τους ίδιους τους ασθενείς. Είναι ευρέως

γνωστό ότι για θέματα υγείας είναι ιδιαίτερα αισιόδοξο να υπάρχουν πληθώρα καλά ορισμένων δεδομένων τα οποία βοηθάνε τα άτομα στην καλύτερη λήψη αποφάσεων.

1.3 Διάρθρωση Διπλωματικής

Η δομή της παρούσας διπλωματικής έχει σχεδιαστεί με τρόπο ώστε να καθοδηγεί τον αναγνώστη από τις βασικές έννοιες προς την υλοποίηση και τελική αξιολόγηση του συστήματος. Αρχικά, παρατίθενται ο Πρόλογος και οι Ευχαριστίες καθώς και η Περίληψη της εργασίας. Το Κεφάλαιο 1 καλύπτει την παρούσα εισαγωγή. Το Κεφάλαιο 2 αναπτύσσει το θεωρητικό υπόβαθρο, εστιάζοντας στη γνωστική κατάσταση, τη γνωστική εξασθένιση και τις αρχές της παθητικής αίσθησης με έμφαση στη χρήση κινητών συσκευών. Στο Κεφάλαιο 3 εξετάζεται η σχετική βιβλιογραφία και υπάρχουσες εφαρμογές. Το Κεφάλαιο 4 αναλύει την αρχιτεκτονική του συστήματος, με επιμέρους ενότητες για τις εφαρμογές **LogBoard** και **LogMyself** καθώς και τον διακομιστή ανάλυσης δεδομένων. Στο Κεφάλαιο 5 περιγράφονται τα δεδομένα και οι μετρικές που συλλέγονται, ενώ το Κεφάλαιο 6 επικεντρώνεται στην ανάλυση των δεδομένων και στην τελική διαδικασία λήψης απόφασης για την εκτίμηση της γνωστικής κατάστασης. Το Κεφάλαιο 7 συζητά τα αποτελέσματα και τους περιορισμούς, ενώ στο Κεφάλαιο 8 παρουσιάζονται τα συμπεράσματα και οι κατευθύνσεις για μελλοντική εργασία. Τέλος, ακολουθούν η Βιβλιογραφία και τα Παραρτήματα, τα οποία περιλαμβάνουν υποστηρικτικό υλικό για την πληρότητα της εργασίας.

2 Θεωρητικό Υπόβαθρό

2.1 Γνωστική Κατάσταση

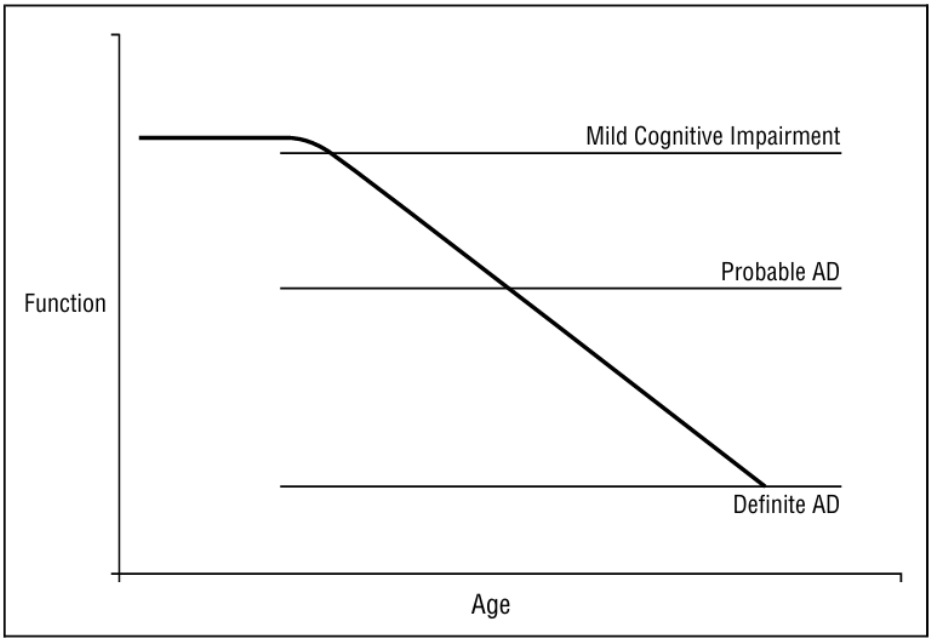
Η γνωστική κατάσταση αντικατοπτρίζει το σύνολο των νοητικών διεργασιών που σχετίζονται με ένα ευρύ φάσμα γνωστικών λειτουργιών, όπως η μνήμη, η προσοχή, η αξιολόγηση, η συλλογιστική, η επίλυση προβλημάτων και η κατανόηση και οργάνωση της γλώσσας. Συχνά διαφοροποιείται από την «ψυχική κατάσταση» (mood) η οποία αφορά περισσότερο τη συναισθηματική διάθεση και μπορεί να επηρεάζει τη γνωστική λειτουργία και τη συμπεριφορά.

Η αξιολόγηση της γνωστικής κατάστασης πραγματοποιείται μέσω κλινικών εργαλείων όπως το Mini-Mental State Examination – MMSE (Folstein et al., 1975) και το Montreal Cognitive Assessment – MoCA (Nasreddine et al., 2005), τα οποία χρησιμοποιούνται ευρέως για την ανίχνευση της γνωστικής εξασθένισης. Παράλληλα, υπάρχουν και πιο προηγμένες μέθοδοι, που βασίζονται σε νευροφυσιολογικά σήματα (DTI, EEG, fMRI) και παρέχουν μια πιο αντικειμενική εκτίμηση των γνωστικών καταστάσεων, με βασικό πλεονέκτημα την αξιολόγηση σε πραγματικό χρόνο (Li et al., 2020).

Η γνωστική λειτουργία παρουσιάζει φυσιολογικές διακυμάνσεις στην καθημερινότητα όλων των ανθρώπων, ανεξάρτητος ηλικίας, επηρεαζόμενη από παράγοντες όπως η κόπωση, το στρες και η συναισθηματική κατάσταση, σε αυτές τις περιπτώσεις μπορεί να εκδηλωθεί ως νοητική κόπωση (mental fatigue). Παρόλα αυτά, η συνεχής και εξελισσόμενη εξασθένιση της μπορεί να προϊδεάζει σοβαρές παθήσεις που χρειάζονται ειδική αντιμετώπιση, μια τέτοια πρώιμη κατάσταση ονομάζεται ήπια γνωστική εξασθένιση (MCI) και ορίζεται παρακάτω.

2.2 Γνωστική Εξασθένιση και MCI

Ήπια γνωστική εξασθένιση (Mild Cognitive Impairment – MCI) αναφέρεται μια μεταβατική κατάσταση μεταξύ της γνωστικής λειτουργίας μιας φυσιολογικής γήρανσης και της ήπιας άνοιας (Petersen et al., 2001). Στο διάγραμμα παρακάτω φαίνεται ποια είναι η θεωρητική πορεία ενός ατόμου το οποίο αναπτύσσει με την πάροδο του χρόνου την νόσο Αλτσχάιμερ (Alzheimer’s disease – AD). Βλέπουμε λοιπόν ότι το MCI αποτελεί το αρχικό στάδιο πριν από την εκδήλωση μιας πολύ σοβαρότερής νόσου.



Εικόνα 1 Θεωρητική εξέλιξη ενός ατόμου που αναπτύσσει τη νόσο του Αλτσχάιμερ (AD). Το σημείο καμπής στην καμπύλη υποδηλώνει την έναρξη ήπιας γνωστικής δυσλειτουργίας πριν από την ανάπτυξη κλινικά πιθανής Alzheimer's disease – AD (Petersen et al., 2001).

Ωστόσο, όπως απεικονίζεται από την εικόνα ένα, οι περισσότεροι, αν όχι όλοι, οι ασθενείς με AD βιώνουν μια ήπια γνωστική εξασθένιση πριν φτάσουν στο τελικό στάδιο. Παρόλα αυτά, όπως θα δούμε και παρακάτω, δεν είναι βέβαιο ότι ένα άτομο το οποίο βρίσκεται στην φάση της γνωστικής εξασθένισης στην συνέχεια θα εμφανίσει την νόσο του Αλτσχάιμερ (Alzheimer's disease – AD).

Η διεθνής βιβλιογραφία θέτει την ήπια γνωστική εξασθένιση όχι ως μια ενιαία οντότητα, αλλά περιλαμβάνει διάφορες υποκατηγορίες ανάλογα με το ποιοι τομείς γνωστικής λειτουργίας επηρεάζονται. Όπως όρισε το 1992 ο Petersen (Petersen et al., 2001) έχουμε :

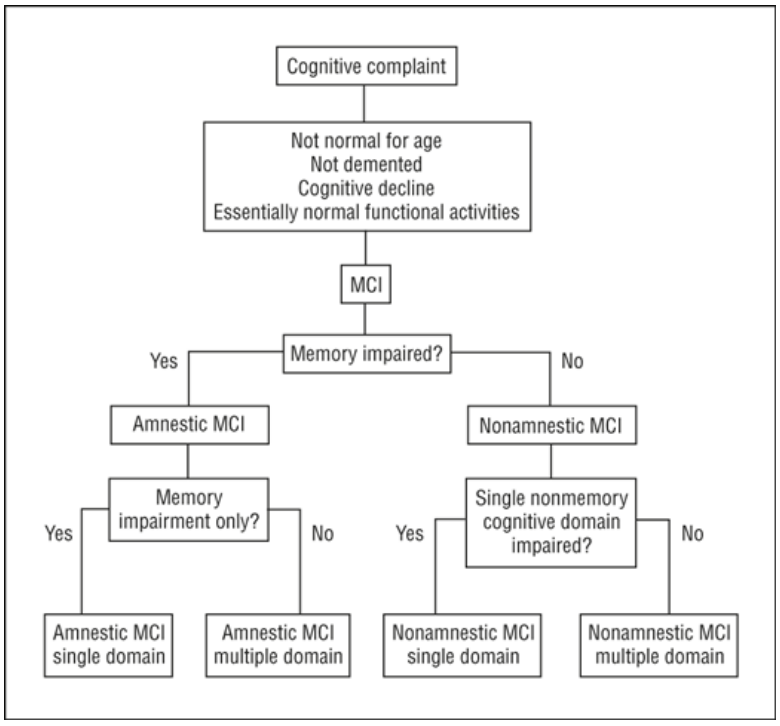
- Amnestic MCI (aMCI): Η υποκατηγορία αυτή χαρακτηρίζεται από επιδείνωση της μνήμης (κυρίως της επεισοδιακής μνήμης), η οποία είναι πιο έντονη σε σχέση με αυτό που αναμένεται για την ηλικία και το μορφωτικό επίπεδο του ατόμου. Τα άτομα με aMCI έχουν αυξημένες πιθανότητες να εξελιχθούν στην νόσο Αλτσχάιμερ ή ακόμα και αγγειακή άνοια, καθώς η παθολογία τους αφορά πλήρως την μνήμη.
- Non-amnestic MCI (naMCI): Σε αυτήν την κατηγορία η διαταραχές εμφανίζονται σε πληθώρα γνωστικών λειτουργιών, όπως προσοχή, γλωσσικές ικανότητες, εκτελεστική λειτουργία και οπτικοχωρικές δεξιότητες, χωρίς όμως να υπάρχει σημαντική εξασθένιση της μνήμης.

Επιπλέον, ανάλογα με το πόσοι γνωστικοί τομείς επηρεάζονται, γίνεται διάκριση σε:

- Single-domain MCI: Η επιδείνωση αφορά μόνο ένα γνωστικό τομέα (π.χ. μόνο την μνήμη).
- Multi-domain MCI: Διαταραχές σε περισσότερους από έναν τομείς, αυτή η κατηγορία θεωρείται ότι συνδέεται με αυξημένο κίνδυνο εξέλιξης σε άνοια.

Στην aMCI η μνήμη επηρεάζεται σε σημαντικό βαθμό, περίπου 1.5 SD κάτω από την κανονική τιμή με βάση την ηλικία και το μορφωτικό επίπεδο, ενώ άλλοι τομείς μπορεί να παρουσιάζουν πολύ ήπια διαταραχή, ίσως και λιγότερο από 0.5 SD από την κανονική τιμή κατάλληλων συγκρίσιμων ατόμων. Αντίθετα στην MCI πολλαπλών τομέων, διάφοροι γνωστικοί τομείς επηρεάζονται σε επίπεδο από 0.5 έως και 1.0 SD.

Στην Εικόνα 2 μπορούμε να δούμε αναλυτικά την ροή που ακολουθείται με βάση τις κατηγορίες που προαναφέρθηκαν.



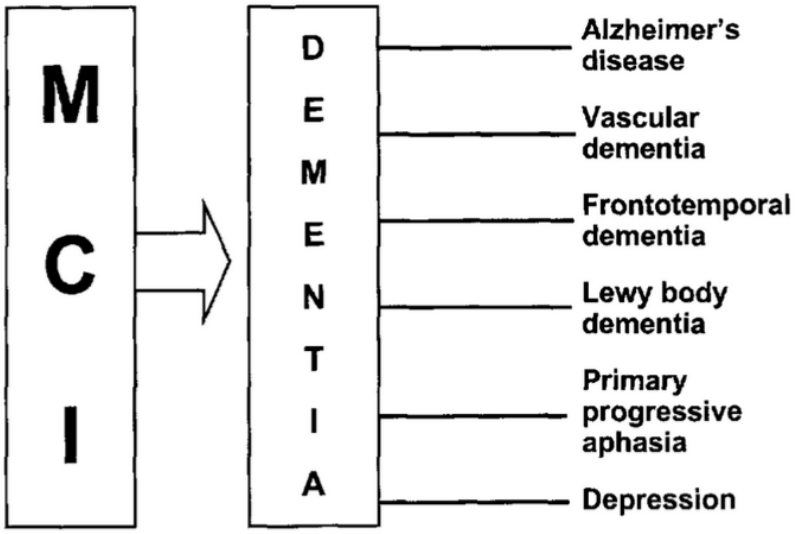
Εικόνα 2 Διάγραμμα ροής για τη διάγνωση της ήπιας γνωστικής διαταραχής (MCI) και των υποκατηγοριών της (Petersen et al., 2009).

Η ήπια γνωστική εξασθένιση είναι ετερογενής και ανάλογα με την υποκατηγορία κριτηρίου που θα ενταχθεί κάποιο άτομο μπορεί να οδηγήσει και σε διαφόρου τύπου παθογένειες. Πιο συγκεκριμένα, άτομο που εντάσσεται στην κατηγορία aMCI μπορεί να εξελιχθεί στην νόσο Αλτσχάιμερ. Άτομο που πάσχει από MCI με διαταραχές σε περισσότερους από έναν τομέα, περιλαμβανομένου της μνήμης μπορεί να εξελιχθεί στην νόσο Αλτσχάιμερ και στην αγγειακή άνοια. Αντιθέτως, άτομο που πάσχει από διαταραχές σε έναν γνωστικό

τομέα, με ελάχιστη εξασθένιση στην μνήμη μπορεί να εξελιχθεί σε μετωποκροταφική άνοια, άνοια με σωμάτια Lewy, πρωτοπαθής προοδευτική αφασία και αγγειακή άνοια.

Η εξασθένιση της μνήμης μπορεί να είναι και αποτέλεσμα άλλων καταστάσεων, όπως για παράδειγμα τραύμα, ισχαιμία, κατάθλιψη και κατάχρηση ουσιών, ή μπορεί ακόμα να υπάρχουν και άλλες μη-AD αιτίες, όπως η ιπποκαμπική σκλήρυνση. Αυτές οι αιτίες που δεν σχετίζονται με την νόσο του Αλτσχάιμερ μπορεί να εξελιχθούν σε άλλες μορφές άνοιας, όπως η προαναφερόμενη αγγειακή άνοια. Σύμφωνα με την βιβλιογραφία έχει παρατηρηθεί ότι εάν υπάρχουν ψευδώς διαγνώσεις παθήσεων με MCI οι οποίες δεν εξελίσσονται, αυτές οι περιπτώσεις πιθανώς οφείλονται σε άλλες αιτίες της πάθησης που δεν σχετίζονται με την νόσο του Αλτσχάιμερ. Επομένως μπορεί να υπάρχει ετερογένεια στην MCI λόγω και της υποθετικής αιτιολογίας «λανθασμένης» κλινικής κατάστασης.

Συνολικά στο παρακάτω διάγραμμα μπορούμε να διακρίνουμε τις κλινικές και παθολογικές καταστάσεις που προκύπτουν μετέπειτα της ήπιας γνωστικής εξασθένισης.



*Εικόνα 3 MCI ως πρόδρομος διαφόρων κλινικών και παθολογικών καταστάσεων (*Mild Cognitive Impairment: Aging to Alzheimer's Disease - Βιβλία Google*, n.d.).*

2.3 Παθητική Αίσθηση

Η αντιμετώπιση κάποιας νόσου ενός ασθενή επωφελείται από την συλλογή και την παρακολούθηση δεδομένων που σχετίζονται με την υγεία, με δεδομένα που μπορεί να αφορούν τον σφυγμό μέχρι και την κοινωνική συναναστροφή του ατόμου. Η χρήση αυτών των δεδομένων από τους ασθενείς και τους ειδικούς υγείας για την λήψη αποφάσεων είναι το χαρακτηριστικό γνώρισμα μιας νέας εποχής προσωπικής και εξατομικευμένης ιατρικής περίθαλψης και φροντίδας.

Αυτές οι τάσεις συνοδεύονται από την εξάπλωση των συστημάτων προσωπικών πληροφοριών (personal health information systems) όπως τα συστήματα προσωπικών αρχείων υγείας (PHR), οι φορητές συσκευές (π.χ. activity trackers) αλλά και εφαρμογές έξυπνων κινητών συσκευών, οι οποίες βοηθούν στην συλλογή, αποθήκευση, διαχείριση, μετάδοση, ερμηνεία και αξιοποίηση μεγάλου όγκου δεδομένων ασθενών (Tang et al., 2006).

Οι κινητές συσκευές επιτρέπουν την συνεχή παθητική ανίχνευση (passive sensing), η οποία στην βιβλιογραφία αναφέρεται ως *η συλλογή δεδομένων σχετικά με ένα άτομο χωρίς επιπλέον προσπάθεια εκ μέρους του*. Δύο βασικά πλεονεκτήματα της παθητικής ανίχνευσης σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους συλλογής δεδομένων είναι ότι είναι λιγότερο παρεμβατική και επιτρέπει την έγκαιρη προσαρμοστική παρέμβαση με βάση τα δεδομένα που συλλέγονται και επεξεργάζονται την ίδια χρονική στιγμή (Spruijt-Metz & Nilsen, 2014).

Η διακριτικότητα της παθητικής αίσθησης καθιστά δυνατή τη συλλογή δεδομένων ανά πάσα στιγμή, κατά μήκος της καθημερινότητας του χρήστη, με ελάχιστο στίγμα ή επιπλέον επιβάρυνση στην επίγνωση, μνήμη ή την συμπεριφορά των ασθενών. Τα οφέλη αυτά είναι ιδιαίτερα χρήσιμα στους τομείς της ψυχικής υγείας και των ψυχικών ασθενειών, συμπεριλαμβανομένης της άνοιας, της σχιζοφρένειας και των διαταραχών της διάθεσης, όπου τα δεδομένα μπορεί να είναι ευαίσθητα και επιρρεπή σε παραμόρφωση (Cornet & Holden, 2018).

Πράγματι μέσα από μια γρήγορη ανασκόπηση της βιβλιογραφίας μπορεί κάποιος να συνειδητοποιήσει ότι η παθητική αίσθηση έχει θεωρηθεί από ερευνητές στον τομέα της ψυχικής υγείας ως ένας πολλά υποσχόμενος τρόπος αξιολόγησης των παθήσεων, με ιδιαίτερα πλεονεκτήματα και στην πρώιμη αντιμετώπιση και ανίχνευση παθήσεων (Cornet & Holden, 2018; Shen et al., 2025). Για αυτό τον λόγο στην συγκεκριμένη διπλωματική το σύστημα που αναπτύχθηκε είναι παθητικό αξιοποιώντας τις δυνατότητες των αισθητήρων και API’s που προσφέρουν οι έξυπνες κινητές Android συσκευές.

2.4 Αξιοποίηση Κινητών Συσκευών

Μια κινητή συσκευή (π.χ. smartphone) όπως αναφέρθηκε προηγούμενος μπορεί να αποτελέσει ένα μέσο παθητικής αίσθησης το οποίο μπορεί να παράγει πληθώρα δεδομένων σχετικά με την συμπεριφορά του χρήστη, δεδομένου επίσης και της συνεχόμενης χρήσης του στην καθημερινότητα.

Σύμφωνα με πρόσφατα δεδομένα το 91% του πληθυσμού διαθέτει τουλάχιστον μια κινητή συσκευή το 2025, σε σύγκριση με το 2024 που το ποσοστό κυμαίνονταν στο 88%[2]. Ένας επιπλέον λόγος που οι κινητές συσκευές συχνά χρησιμοποιούνται για την συγκέντρωση δεδομένων για ιατρικούς σκοπούς είναι λόγω της εξάρτησης που εμφανίζουν οι άνθρωποι σε αυτήν.

Ο μέσος άνθρωπος περνά στην οθόνη του έξυπνου κινητού του 4 ώρες και 37 λεπτά, ενώ αλληλοεπιδρά με αυτό κατά μέσο όρο 58 φορές σε μια ημέρα[3]. Αυτό είναι ίσο με παραπάνω από μια ολόκληρη ημέρα ανά εβδομάδα ή αλλιώς 6 ημέρες τον μήνα. Όμως το στατιστικό που αποτελεί σημείο κλειδί για την αξιοποίηση έξυπνων κινητών συσκευών σε έρευνες για πρώιμο εντοπισμό συμπτωμάτων είναι το ποσοστό που τα άτομα διαθέτουν σε πολύ κοντινή απόσταση από την κινητή συσκευή. Δηλαδή, δεν είναι μόνο σημαντικό το ποσοστό της ημέρας που τα άτομα αλληλοεπιδρούν ενεργά με την έξυπνη συσκευή αλλά και το ποσοστό που η συσκευή τους *συνοδεύει καθ'όλη της ημέρα τους*, ακόμα και τις βραδινές ώρες σε κατάσταση αδράνειας. Αυτό το ποσοστό αγγίζει το 80% με 90%, με την τιμή να κορυφώνεται σε εσωτερικούς χώρους(Dey et al., 2011).

Συνολικά λοιπόν, οι κινητές συσκευές πολλές φορές αποτελούν το πρώτο και τελευταίο πράγμα με το οποίο τα άτομα θα αλληλοεπιδράσουν μέσα στην ημέρα τους. Αυτό το χαρακτηριστικό εξάρτησης τις κάνει πολύτιμές για παθητικά συστήματα σε ερευνητικούς και ιατρικούς σκοπούς, σε συνδυασμό βέβαια και με την πληθώρα δεδομένων που μπορούν να παράγουν. Οι κινητές συσκευές πλέον διαθέτουν ένα σύνολο από αισθητήρες έτοιμους για αξιοποίηση, όπως αισθητήρες κίνησης και προσανατολισμού, αισθητήρες περιβάλλοντος αισθητήρες βιομετρικής ασφάλειας και αισθητήρες ειδικού σκοπού (συνήθως συναντιούνται σε wearables). Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 1) διακρίνονται οι ποιο γνωστοί αισθητήρες που συναντιούνται στις Android κινητές συσκευές.

Κατηγορία	Όνομα Αισθητήρα	Περιγραφή
Αισθητήρες κίνησης και προσανατολισμού	Επιταχυνσιόμετρο (Accelerometer)	Μετρά την επιτάχυνση της συσκευής σε όλες τις κατευθύνσεις, χρήσιμο για βήματα, κίνηση, shake.
	Γυροσκόπιο (Gyroscope)	Ανιχνεύει περιστροφές και αλλαγές προσανατολισμού της συσκευής.

[2] https://sqmagazine.co.uk/mobile-phone-usage-statistics/
[3] https://explodingtopics.com/blog/smartphone-usage-stats

	Μαγνητόμετρο (Magnetometer)	Λειτουργεί ως πυξίδα, μετρά το μαγνητικό πεδίο της Γης.
	Αισθητήρας βαρύτητας (Gravity Sensor)	Δίνει την κατεύθυνση και ένταση της βαρύτητας στη συσκευή.
	Αισθητήρας περιστροφής (Rotation Vector)	Συνδυάζει δεδομένα για τον ακριβή τρισδιάστατο προσανατολισμό.
Αισθητήρες περιβάλλοντος	Αισθητήρας φωτός (Ambient Light Sensor)	Μετρά την ένταση φωτός γύρω από τη συσκευή (π.χ. για αυτόματη φωτεινότητα).
	Αισθητήρας εγγύτητας (Proximity Sensor)	Ανιχνεύει αν κάτι βρίσκεται κοντά στη συσκευή (π.χ. στο αυτί κατά την κλήση).
	Βαρόμετρο (Barometer)	Μετρά την ατμοσφαιρική πίεση, χρήσιμο για υψόμετρο και καιρικές εφαρμογές.
	Αισθητήρας θερμοκρασίας (Temperature Sensor)	Μετρά τη θερμοκρασία του περιβάλλοντος ή/και της συσκευής.
	Αισθητήρας υγρασίας (Humidity Sensor)	Ανιχνεύει το επίπεδο υγρασίας στον αέρα.
Αισθητήρες βιομετρικής ασφάλειας	Σαρωτής δακτυλικού αποτυπώματος (Fingerprint Scanner)	Αναγνωρίζει μοναδικά δακτυλικά αποτυπώματα για ξεκλείδωμα και ταυτοποίηση.
	Σαρωτής προσώπου (Face Recognition / IR Camera)	Χρησιμοποιεί κάμερα/IR για αναγνώριση προσώπου.
Αισθητήρες ειδικού σκοπού	Αισθητήρας καρδιακών παλμών (Heart Rate Sensor)	Μετρά τον καρδιακό ρυθμό μέσω φωτονικής τεχνολογίας (PPG).
	Αισθητήρας SpO2 (Oxygen Saturation Sensor)	Υπολογίζει το επίπεδο οξυγόνου στο αίμα.
	Αισθητήρας ΗΚΓ (ECG Sensor)	Καταγράφει ηλεκτρική δραστηριότητα της καρδιάς.
	Θερμόμετρο δέρματος (Skin Temperature Sensor)	Μετρά θερμοκρασία σώματος/δέρματος.

Πίνακας 1 Σύνοψη κύριων αισθητήρων κινητών συσκευών.

Στις περισσότερες Android κινητές συσκευές συναντιούνται και μια σειρά από API's τα οποία μπορούν να αξιοποιηθούν για και αποφευχθεί η άμεση χρήση των αισθητήρων που θα απαιτήσουν ειδικά προσαρμοσμένους αλγορίθμους με σκοπό να παραχθούν πολύτιμα δεδομένα. Τα Android API's που χρησιμοποιούνται από το σύστημα είναι τα παρακάτω (Πίνακας 2).

API	Περιγραφή	Αξιοποίηση στη διπλωματική
Activity Recognition API	Ανιχνεύει τη δραστηριότητα του χρήστη (π.χ. περπάτημα, τρέξιμο, ποδηλασία, μεταφορά με όχημα κτλ.).	Χρήσιμο για ανάλυση κινητικότητας και συσχέτιση δραστηριότητας με γνωστική κατάσταση.
Sleep API	Παρέχει πληροφορίες για πιθανά "windows" ύπνου και ποιότητα ύπνου με βάση τη χρήση διαφόρων αισθητήρων.	Ανάλυση μοτίβων ύπνου, εντοπισμός αλλαγών που σχετίζονται με MCI.
SensorManager API	Δίνει πρόσβαση σε αισθητήρες συσκευής (επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο, φως, βαρύτητα, μαγνητόμετρο κτλ.).	Συλλογή δεδομένων φυσικής δραστηριότητας, προσανατολισμού, και περιβάλλοντος χρήστη, όπως πτώσεις της συσκευής.
Location / Fused Location Provider API	Παρέχει τοποθεσία με υψηλή ακρίβεια (συνδυασμός GPS, WiFi κυψελών).	Για mobility indicators: περιοχή κίνησης, entropy, revisitation, χρόνος εντός/εκτός σπιτιού.
Sensor Events (Proximity, Light κ.ά.)	Δίνουν λεπτομέρειες για περιβαλλοντικές συνθήκες (π.χ. κοντινή απόσταση, φωτεινότητα).	Συσχέτιση συνθηκών χρήσης κινητού με μοτίβα συμπεριφοράς, όπως η έκθεση σε δωμάτιο με χαμηλή φωτεινότητα.
PowerManager & Screen State API	Ανιχνεύει την κατάσταση της οθόνης (on/off, interactive, idle).	Συλλογή δεδομένων σχετικά με την συμπεριφορά του χρήστη ως προς την συσκευή, τηλεφωνικές κλήσεις, τσεκάρισμα οθόνης κτλ.
UsageStatsManager API	Παρέχει δεδομένα για χρήση εφαρμογών (screen time, app sessions, call data).	Εντοπισμός αλλαγών στη χρήση κινητού που μπορεί να συνδέονται με γνωστική εξασθένηση και κατάθλιψη.

Πίνακας 2 Android API's που χρησιμοποιούνται από το σύστημα.

Τα παραπάνω API's έχουν πλεονεκτήματα ως προς την χρήση τους σε σχέση με μεθόδους που θα απαιτούσαν την υλοποίηση ειδικά διαμορφωμένου κώδικα, για αυτό τον λόγο προτιμήθηκαν στην συγκεκριμένη διπλωματική. Βασικό πλεονέκτημα είναι ότι με την χρήση τους μειώνονται οι υπολογιστικές απαιτήσεις των Android εφαρμογών καθώς τα συγκεκριμένα API's επιτρέπουν την αλληλεπίδραση με τους προαναφερόμενους αισθητήρες σε χαμηλότερο και πιο αποτελεσματικό επίπεδο, ειδικά διαμορφωμένο για το λειτουργικό σύστημα, αλλά και τρόπο διαφανές αποφεύγοντας την πολυπλοκότητα. Σαν αποτέλεσμα, οι μετρήσεις είναι πιο

ακριβείς, χωρίς τον θόρυβο που θα μπορούσε ένας προγραμματιστής να συναντήσει εάν αλληλοεπιδρούσε άμεσα με αυτούς. Σημειώστε ότι σε μερικές περιπτώσεις μπορεί να είναι απαραίτητο και η «χειροκίνητη» υλοποίηση αλγορίθμων, όπως για παράδειγμα σε περιπτώσεις που θέλουμε να απενεργοποιήσουμε ένα API αυτοματοποιημένα.

Πέρα από την χρήση των API's και αισθητήρων μιας Android συσκευής, στην συγκεκριμένη διπλωματική γίνεται χρήση και ενός «αισθητήρα» διαφορετικού τύπου. Αυτός είναι η ίδια η οθόνη αφής της έξυπνης κινητής συσκευής η οποία αξιοποιείτε μέσω ενός ειδικά διαμορφωμένου Android πληκτρολογίου. Αυτός ο «αισθητήρας» μας επιτρέπει να δημιουργήσουμε δεδομένα που κατατάσσονται στην κατηγορία δεδομένων *Keystroke Dynamics*, και αποτελούν σημαντικό στοιχείο της συγκεκριμένης διπλωματικής.

Περισσότερες πληροφορίες ως προς το πως οι αισθητήρες και τα API's που αξιοποιούνται θα γίνει στα επόμενα κεφάλαια.

Καταλήγουμε λοιπόν στο συμπέρασμα ότι οι κινητές συσκευές είναι ένα μέσο που μπορεί να επιτευχθεί η παραγωγή σημαντικών δεδομένων με παθητικό τρόπο. Όπως έγινε κατανοητό στην διπλωματική χρησιμοποιήθηκε μόνο η έξυπνη Android κινητή συσκευή λόγω της κατοχής της από μεγάλο πληθυσμό και η πλήρης ένταξη της στην σημερινή κοινωνία.

2.5 Δείκτες και Πρώιμα Σημάδια Γνωστικής Εξασθένισης

Στην συγκεκριμένη διπλωματική δεν μας ενδιαφέρουν οι δείκτες και τα σημάδια που έχουν να κάνουν με την ιατρική και επιστημονική αιτιολογία του γιατί κάποιος ασθενής εμφανίζει MCI, όπως για παράδειγμα το ποσοστό πρωτεΐνης που αποθηκεύεται στο εγκέφαλο ή παρόμοιοι δείκτες. Αυτό που έχει κυρίως σημασία είναι πως τα δεδομένα που συλλέγονται από την κινητή συσκευή μπορούν να προσδώσουν κάποιο πρώιμο δείκτη γνωστικής εξασθένισης.

Έχει αναφερθεί από πολλά άρθρα ότι δεδομένα σχετικά με την πληκτρολόγηση του χρήστη στα έξυπνα κινητά τηλέφωνα μπορεί σε κάποιες περιπτώσεις να αποκαλύψουν σημάδια γνωστικής εξασθένισης. Συγκεκριμένα, αναφέρθηκε ότι άτομα με γνωστική εξασθένιση τείνουν να εμφανίζουν πιο αργό ρυθμό πληκτρολόγησης και με μεγαλύτερη μεταβλητότητα (M. H. Chen et al., 2022). Γενικά, πιο γρήγορος ρυθμός πληκτρολόγησης συνδέεται με καλύτερη γνωστική κατάσταση όσον αναφορά την ταχύτητα, προσοχή και την εκτελεστική λειτουργία (M. H. Chen et al., 2022). Επίσης, άτομα με καλύτερη γνωστική κατάσταση μπορεί να είναι σε καλύτερη θέση στην παρακολούθηση των λαθών πληκτρολόγησης (M. H. Chen et al., 2022). Συνολικά, τα *keystroke dynamics* μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως μια παθητική μέθοδος παρακολούθησης σε κάποιο βαθμό της γνωστικής κατάστασης. Στην συγκεκριμένη διπλωματική έχει αναπτυχθεί ένα ειδικό πληκτρολόγιο για Android συσκευές το οποίο είναι

σε θέση να συλλέγει μια σειρά από σημαντικές μετρικές οι οποίες βοηθάνε στην ερμηνεία της κατάστασης του χρήστη. Μεταξύ άλλων, αυτές είναι η ταχύτητα πληκτρολόγησης, ο χρόνος παύσης ανά λέξη ή χαρακτήρα, ο χρόνος μεταξύ πατήματος δύο διαδοχικών πλήκτρων, ο συνολικός αριθμός που το backspace πλήκτρο πατήθηκε και πολλές άλλες.

Η σύνδεση μεταξύ MCI και των διαταραχών ύπνου μπορεί να συμβάλει επίσης στο εντοπισμό πρώιμων δεικτών γνωστικής εξασθένισης. Συγκεκριμένα έρευνες έχουν αποδείξει μέσα από συνδυασμό έγκυρων μεθόδων (Pittsburgh sleep quality index, Mini-Mental State Examination και Geriatric Depression Scale) ότι άτομα με επιβεβαιωμένη γνωστική εξασθένιση εμφανίζουν διαταραγμένη ποιότητα ύπνου σε αντίθεση με άτομα που δεν πάσχουν από MCI στις περισσότερες περιπτώσεις (Gao et al., 2022; McKinnon et al., 2014). Σύντομη (≤ 4 ώρες) ή υπερβολικά μεγάλη (> 8 ώρες) διάρκεια ύπνου, κακή ποιότητα, καθυστέρηση στην έναρξη ύπνου και υπνηλία κατά την διάρκεια της ημέρας σχετίζονται με αυξημένη πιθανότητα aMCI (Ors. 1.23-1.49) (Liu et al., 2021). Το σύστημα για να αξιοποιήσει αυτό τον πολύ σημαντικό δείκτη χρησιμοποιεί το *Sleep API* που προσφέρει το Android λειτουργικό με σκοπό να εντοπίσει *sleep windows* ώστε να κατανοήσει τις συνήθειες ύπνου του χρήστη. Μέσα από κατάλληλη ανάλυση παράγονται δεδομένα όπως αρχή και τέλος ύπνου, διάρκεια, ποιότητα ύπνου και εντοπισμός διακοπών κατά την διάρκεια.

Άτομα με MCI μέσα από έρευνές που πραγματοποιήθηκαν εμφανίζουν συγκεκριμένα μοτίβα όσον αναφορά την κινητικότητά τους και την γεωχωρική τους συμπεριφορά. Συγκεκριμένα, διανύουν λιγότερη απόσταση, κινούνται πιο αργά, παραμένουν σημαντικά περισσότερο χρόνο μέσα στο σπίτι και λιγότερο σε εξωτερικές δραστηριότητες (Chung et al., 2021; Liddle et al., 2021). Πολλές φορές μάλιστα εμφανίζουν κοινά στοιχεία κινητικότητας με άτομα που πάσχουν από κατάθλιψη, καθώς η πάθηση αυτή σε κάποιες περιπτώσεις συνδέεται με MCI. Λόγω αυτού, έρευνες έχουν δείξει ότι άτομα με στοιχεία γνωστικής εξασθένισης εμφανίζουν συγκεκριμένα μοτίβα κινητικότητας όσον αναφορά τον κιρκάδιο ρυθμό τους. Πιο συγκεκριμένα, τείνουν να εμφανίζουν μεγαλύτερο ποσοστό κινητικότητας πιο αργά μέσα στην ημέρα, μικρότερη εντροπία τοποθεσιών και μικρότερη διακύμανση τοποθεσιών επίσκεψης (Saeb et al., 2016). Επιπρόσθετα, έχει αποδειχθεί ότι η καθιστική ζωή και η έλλειψη κινητικότητας μπορεί να συνδεθεί με γνωστική εξασθένιση, συγκεκριμένα σε έρευνα σε 4.932 ηλικιωμένους με μέση ηλικία 68 ετών βρέθηκε ότι κάθε επιπλέον ώρα καθιστής ζωής αυξάνει τον κίνδυνο MCI κατά περίπου 6.9% (HR = 1.069), με cut-off χρόνου καθιστικής ζωής περίπου τις 3.03 ώρες/ημέρα πάνω από το οποίο ο κίνδυνος ανεβαίνει σημαντικά (Bai et al., 2024; Cai et al., 2023; Duan et al., 2024). Το σύστημα αξιοποιώντας κατάλληλα τους αισθητήρες και τα API's του Android και με κατάλληλη ανάλυση συλλέγει μεταξύ άλλων δεδομένα που

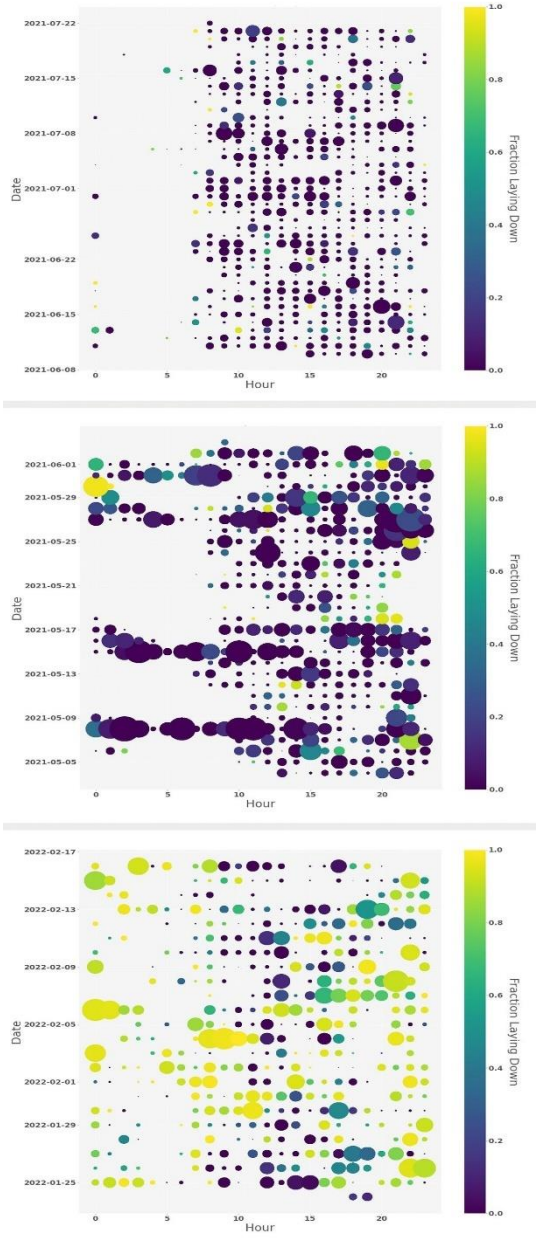
εκφράζουν τον χρόνο που ο χρήστης πέρασε στο σπίτι, αλλά και σε κάθε τοποθεσία που επισκέφτηκε ανά ημέρα, τον χρόνο που πέρασε εκτός σπιτιού, όπως και την απόσταση που διένυσε ανά ημέρα μαζί με την έκταση που κάλυψε, την ώρα που πραγματοποιήθηκε η πρώτη ένδειξη κινητικότητας εκτός σπιτιού αλλά και την ώρα που η μέγιστη απόσταση από το σπίτι επιτεύχθηκε. Να σημειωθεί ότι για την ανάλυση γεωχωρικών δεδομένων χρησιμοποιήθηκε το πλαίσιο *Fillekes* το οποίο προσφέρει οδηγίες όσον αναφορά την αξιοποίηση GPS δεδομένων, *latitude* και *longitude* (Fillekes et al., 2019). Επιπλέον, εντοπίζονται τα ποσοστά δραστηριοτήτων που πραγματοποίησε ανά ημέρα σε κατηγορίες: σε όχημα (*on-vehicle*), σε ποδήλατο ή παρόμοιο όχημα (*on-bicycle*), περπάτημα (*on-foot*), ακινησία (*still*), σε κλίση (*tilting*) και μη αναγνωρίσιμη (*unknown*).

Τέλος το σύστημα συλλέγει δεδομένα συμπεριφοράς πιο γενικού τύπου όπως συνολικός χρόνος χρήσης της συσκευής, συνολικός χρόνος χρήσης της συσκευής ανά κιρκάδιο ρυθμό, συνολικός χρόνος που ο χρήστης πέρασε σε σκοτεινούς χώρους και τον συνολικό αριθμό που εντοπίστηκαν πτώσεις της συσκευής. Αυτά, συνδέονται περισσότερο με σημάδια κατάθλιψης, κινητικής εξασθένισης και δυσλειτουργίας.

Συνολικά λοιπόν, γίνεται προσπάθεια αξιοποίησης όλων των παραμέτρων που μια Android συσκευή μπορεί να προσφέρει με σκοπό να παραχθούν δείκτες που θα μπορούσαν σε κάποιο βαθμό να προϊδεάσουν κάποιο αρχικό σημάδι γνωστικής δυσλειτουργίας. Έγινε προσπάθεια υλοποίησης των εφαρμογών και της διαδικασίας ανάλυσης με τέτοιο τρόπο ώστε να μπορούν να συνδεθούν στο μέγιστο δυνατό με την αντίστοιχη επιστημονική βιβλιογραφία, ώστε να ενισχυθεί η εγκυρότητα και η επιστημονική αξία της υλοποίησης.

3 Σχετική Εργασία

Βάση για την υλοποίηση της συγκεκριμένης εργασίας ήταν η εκτενής μελέτη παρόμοιων προσπαθειών από την επιστημονική κοινότητα. Έγινε προσπάθεια εντοπισμού ερευνών που πλησίαζαν ή αφορούσαν τον ίδιο σκοπό με την συγκεκριμένη διπλωματική, με αναζήτηση σε γνωστά και έμπιστα αποθετήρια, όπως PubMed, SageJournals, Frontiers και άλλα. Πρέπει να σημειωθεί όμως ότι δεν βρέθηκε κάποια έρευνα που να περιλαμβάνει συνολικά όλα τα δεδομένα που συλλέγονται από το σύστημα που υλοποιήθηκε, ωστόσο για κάθε επιμέρους κατηγορία δεδομένων εντοπίζονται αρκετές σχετικές μελέτες. Η αλήθεια είναι ότι για την συγγραφή της συγκεκριμένης διπλωματικής χρησιμοποιήθηκαν πληροφορίες και μεθοδολογίες από πληθώρα υπαρχόντων ερευνών και εφαρμογών και με κατάλληλη προσαρμογή ενσωματωθήκαν στην υπάρχουσα. Οπότε δεν υπάρχουν συγκεκριμένες έρευνες που υιοθετήθηκαν πλήρως, παρόλα αυτά αυτές που ξεχώρισαν εξετάζονται παρακάτω.



Εικόνα 4 Σε σύγκριση με έναν υγιή χρήστη (πάνω), ένα άτομο που παρουσιάζει συμπτώματα διπολικής διαταραχής (μέση) ή κατάθλιψης (κάτω) μπορεί να χρησιμοποιεί το τηλέφωνό του περισσότερο από το συνηθισμένο και αργά το βράδυ (BiAffect).

Μια από τις πιο ενδιαφέρουσες υπάρχουσες εφαρμογές και μελέτες, η οποία μάλιστα αποτέλεσε και σημείο έμπνευσης της διπλωματικής, είναι η εφαρμογή *BiAffect* [4] . Συγκεκριμένα αυτή η εφαρμογή αποτελεί μια προσπάθεια δημιουργίας ενός πληκτρολογίου για iOS έξυπνες κινητές συσκευές η οποία θα μπορεί να βοηθήσει ανθρώπους με διπολική διαταραχή. Η εφαρμογή αυτή είναι ερευνητική και στοχεύει στην κατανόηση των συμπτωμάτων της

[4] https://www.biaffect.com/

διπολικής διαταραχής που σχετίζονται με την διάθεση, μέσω καταγραφή των *keyboard dynamics* και δεδομένων από τους αισθητήρες, κυρίως το επιταχυνσιόμετρο. Οι ειδικοί μπορούν να δούνε μέσω ειδικά διαμορφωμένων γραφημάτων διάφορα στατιστικά όσον αναφορά τα δεδομένα που παρήγαγαν μέσω της πληκτρολόγησης τους (Εικόνα 4). Μέσα από την έρευνα αυτή παρατηρήθηκε ότι όταν οι άνθρωποι είναι μανιακοί – μια κατάσταση ακραίας συναισθηματικής διέγερσης που συνοδεύει ανθρώπους που πάσχουν από διπολική διαταραχή – πληκτρολογούν με υπερβολική ταχύτητα. Το σημαντικό χαρακτηριστικό της συγκεκριμένης μελέτης είναι ότι ακολουθεί μια παθητική προσέγγιση δημιουργίας δεδομένων. Πλέον μετρά παραπάνω από 2700 χρήστες με δεδομένα τα οποία, έπειτα από συναίνεση των χρηστών μπορούν να αξιοποιηθούν από ερευνητές για εκπαίδευση αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Όσον αφορά την έρευνα και τις εφαρμογές σχετικά με αξιοποίηση γεωχωρικών δεδομένων με σκοπό να χαρακτηριστεί η κινητικότητα ενός ατόμου με MCI, άνοια, κατάθλιψη και παρόμοιες παθήσεις υπάρχουν εκατοντάδες, αν όχι χιλιάδες. Στην συγκεκριμένη διπλωματική έγινε ενσωμάτωση πληροφοριών από αρκετές, παρόλα αυτά μια που ξεχώρισε ως προς τα αποτελέσματα της και την μεθοδολογία της, εφοδίασε 41 άτομα ηλικίας 64 με 90 ετών, διαχωρισμένα σε τρεις ομάδες: ήπια άνοια, ήπια γνωστική εξασθένιση και υγιή άτομα (Shoval et al., 2011). Οι συμμετέχοντες ήταν κάτοικοι του Τελ Αβίβ στο Ισραήλ. Η διάρκεια παρακολούθησης ήταν 28 ημέρες και οι συμμετέχοντες εξοπλίστηκαν με ειδικό εξοπλισμό εντοπισμού θέσης (GPS με RFID) που επέτρεψε την καταγραφή υψηλής ανάλυσης και ακρίβειας χωρικών και χρονικών δεδομένων κινητικότητας των χρηστών. Η έρευνα αυτή έγινε περίπου πριν 14 χρόνια όπου οι έξυπνες κινητές συσκευές δεν ήταν ακόμα σε θέση να παράγουν ακριβή δεδομένα τοποθεσίας, τώρα αυτό φυσικά δεν ισχύει καθώς όπως φαίνεται και από την συγκεκριμένη διπλωματική τα GPS στίγματα των κινητών συσκευών είναι ιδιαίτερα ακριβή και μπορούν να περιλαμβάνουν και παραπάνω πληροφορία πέρα από τις συντεταγμένες, όπως χρονοσφραγίδα, ακρίβεια μέτρησης σε μέτρα και πολλά αλλά. Όμως ο λόγος που επιλέχθηκε αυτή η επιστημονική έρευνα είναι λόγω της παθητικότητας που εκφράζει ως υλοποίηση και της αποφυγής χρήσης των γνωστών μη παθητικών μεθόδων. Επίσης ιδιαίτερο ενδιαφέρον παρουσιάζει και η ανάλυση που πραγματοποιήθηκε μετέπειτα η οποία αφορά τις διαφορές ως προς την συχνότητα, την απόσταση και την περιοχή κινητικότητας εκτός σπιτιού ανάμεσα στις ομάδες. Τα αποτελέσματα ήταν ότι άτομα με γνωστική εξασθένιση ή άνοια είχαν σημαντικά περιορισμένο εύρος κινητικότητας εκτός σπιτιού, όπως επίσης το μεγαλύτερο ποσοστό χρόνου εκτός σπιτιού ήταν σε κοντινή απόσταση από αυτό ή και σε αυτό. Οι ερευνητές συμπεραίνουν ότι το GPS είναι ένα προηγμένο εργαλείο έρευνας, πολύ καλύτερο από παλαιότερες μεθόδους όπως αναφορές φροντιστών,

παρατηρήσεις ή ερωτηματολόγια για την καταγραφή και ανάλυση της κινητικότητας των ατόμων.

Πρέπει να αναφερθεί η σημαντικότητα ενός πλαισίου το οποίο έχει χρησιμοποιηθεί πλήρως ή σε κάποιο βαθμό από τις περισσότερες έρευνες όσον αναφορά την έκφραση της κινητικότητας ατόμων με MCI και άνοια. Αυτό είναι το πλαίσιο *Fillekes* (Fillekes et al., 2019) στο οποίο διατυπώνεται ένα σύνολο καλά ορισμένων μετρικών που μπορούν να εκφράσουν την κινητικότητα ενός ατόμου με την πάροδο του χρόνου. Να σημειωθεί ότι αυτό το πλαίσιο δεν αφορά συγκεκριμένα τα άτομα με γνωστική εξασθένιση αλλά έχει υλοποιηθεί με τέτοιο τρόπο ώστε να είναι εφαρμόσιμο σε όποια προσπάθεια απαιτεί το χαρακτηρισμό της γεωχωρικής κινητικότητας ενός ατόμου. Το προτεινόμενο πλαίσιο έχει σαν αποτέλεσμα την εννοιολογική ταξινόμηση των δεικτών κινητικότητας με βάση τα χαρακτηριστικά και αναλυτικά στοιχεία που το αντικατοπτρίζουν. Τα χαρακτηριστικά στοιχεία παρέχουν πληροφορίες σχετικά με το περιεχόμενο του δείκτη κινητικότητας και περιλαμβάνουν κατηγορίες που σχετίζονται με τον χώρο, τον χρόνο, το εύρος της κίνησης και τα χαρακτηριστικά του. Η ανάλυση αποκαλύπτει τις ακόλουθες έξι διαστάσεις που απαιτούνται για να αποκτηθεί μια ολοκληρωμένη εικόνα της καθημερινής κινητικότητας ενός ατόμου: έκταση του χώρου διαβίωσης, ποσότητα δραστηριοτήτων εκτός σπιτιού, χρόνος που αφιερώνεται σε ενεργούς τρόπους μεταφοράς, σταθερότητα του χώρου διαβίωσης, επιμήκυνση του χώρου διαβίωσης και χρονοδιάγραμμα κινητικότητας. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 3) διακρίνονται αναλυτικά οι δείκτες κινητικότητας που προτάθηκαν από το πλαίσιο και ποιες χρησιμοποιούνται από το υπάρχων σύστημα.

Δείκτης κινητικότητας	**Ορισμός του δείκτη καθημερινής κινητικότητας**	**Χρησιμοποιούνται από το σύστημα σε κάποιο βαθμό**
MaxDist	Μήκος της ευθείας γραμμής που συνδέει την τοποθεσία HOME με το σημείο GPS που βρίσκεται πιο μακριά από αυτή	ΝΑΙ
CHull	Περιοχή του convex-hull που περικλείει όλες τις θέσεις GPS	ΝΑΙ
SDE	Έλλειψη που ορίζεται σε 1 SD και περιέχει περίπου το 68% των σημείων GPS εντός των ορίων της.	ΝΑΙ
LengthPerTrip	Μέση διάρκεια μιας κίνησης.	ΟΧΙ
LocVar	Συνδυασμένη διακύμανση των συντεταγμένων X και Y	ΟΧΙ
DurPTM	Χρόνος που αφιερώνεται σε παθητικούς τρόπους μεταφοράς	ΟΧΙ
TOH	Διάρκεια μεταξύ όλων των διορθώσεων OH, με παρεμβολή για διαστήματα έως 60 λεπτών μεταξύ διαδοχικών διορθώσεων GPS, εάν και οι δύο διορθώσεις είναι OH.	ΟΧΙ
Entropy	Η εντροπία μετρά τον τρόπο με τον οποίο κατανεμήθηκε ο χρόνος ενός συμμετέχοντα στις διάφορες τοποθεσίες επίσκεψης: όσο υψηλότερη είναι η εντροπία, τόσο πιο ομοιόμορφα κατανέμεται ο χρόνος και/ή τόσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των μοναδικών τοποθεσιών.	ΝΑΙ

NumLoc	Αριθμός τοποθεσιών ΟΗ που επισκεφθήκατε	ΝΑΙ
NumUniqLoc	Οι μοναδικές τοποθεσίες που επισκέφθηκε περισσότερες από μία φορές κατά τη διάρκεια των ημερών έρευνας.	ΝΑΙ
DurATM	Χρόνος που αφιερώνεται σε ενεργούς τρόπους μεταφοράς	ΌΧΙ
MaxDurATM	Διάρκεια του μακρύτερου συνεχούς ταξιδιού με χρήση ενεργών μέσων μεταφοράς	ΌΧΙ
RevisitedLS	Ποσοστό του ημερήσιου convex hull που επικαλύπτεται με οποιοδήποτε άλλο convex hull των άλλων υπόλοιπων ημέρων της μελέτης.	ΝΑΙ
AvgRevisitedLS	Μέσος όρος ποσοστού επικάλυψης του ημερήσιου convex hull με τα κυρτά περιβλήματα των άλλων ημερών της μελέτης που περιλαμβάνονται	ΝΑΙ
SDDirMaxDist	Κατεύθυνση του πιο απομακρυσμένου σημείου από το σπίτι - όσο μεγαλύτερη είναι η τυπική απόκλιση, τόσο μεγαλύτερη είναι η μεταβλητότητα στον χώρο διαβίωσης.	ΌΧΙ
GravCompact	$K = \frac{P}{2\sqrt{\pi A}}$, όπου P = περίμετρος CH, A = εμβαδόν CH	ΝΑΙ
Maj2MinAxis	Αναλογία μεταξύ του μείζονος και του ελάσσονος άξονα της τυπικής απόκλισης της έλλειψης	ΝΑΙ
TimeMaxDist	Ώρα της ημέρας που ξεκινά στις 3 π.μ. [λεπτά] όταν φτάνει στο πιο απομακρυσμένο σημείο από την HOME τοποθεσία.	ΝΑΙ
TimeFirstMove	Ώρα της ημέρας που ξεκινά στις 3 π.μ. [λεπτά] της πρώτης κίνησης (κατά προσέγγιση της πρώτης δραστηριότητας ΟΗ) μιας ημέρας	ΝΑΙ
TimePeriodActive	Κατάταξη των δραστηριοτήτων ΟΗ (κινήσεις και στάσεις ΟΗ) με βάση την ώρα έναρξης στις κατηγορίες πρωί (6 π.μ.–12 μ.μ.), απόγευμα (12 μ.μ.–6 μ.μ.) ή βράδυ (6 μ.μ.–11 μ.μ.). Μια ημέρα κωδικοποιείται ως 1 (πρωινή ημέρα) εάν οι πρωινές δραστηριότητες είναι περισσότερες από τις βραδινές δραστηριότητες, ως 3 (βραδινή ημέρα) εάν οι βραδινές δραστηριότητες είναι περισσότερες από τις πρωινές δραστηριότητες και ως 2 (ουδέτερη ημέρα) σε όλες τις άλλες περιπτώσεις.	ΝΑΙ

Πίνακας 3 Περιγραφή των δεικτών κινητικότητας σύμφωνα με το πλαίσιο Fillekes (Fillekes et al., 2019) και της χρήσης του στην παρούσα εργασία.

Όσον αναφορά τα χαρακτηριστικά ύπνου δεν βρέθηκε κάποια εφαρμογή ή έρευνα η οποία να αξιοποιούσε το *Sleep API* ή τις έξυπνες κινητές συσκευές στο πλαίσιο του MCI και γενικά της γνωστικής εξασθένισης. Οι περισσότερες έρευνες αξιοποιούσαν διαφορετικές μη παθητικές μεθόδους που απαιτούσαν την άμεση αλληλεπίδραση με τον χρήστη, σίγουρα όμως υπάρχουν αρκετές έρευνες που αποδεικνύουν ότι η γνωστική εξασθένιση έχει σχέση και επηρεάζεται από τις συνήθειες ύπνου(Gao et al., 2022; McKinnon et al., 2014). Αυτό δίνει αξία στην συγκεκριμένη εργασία καθώς φαίνεται οι περισσότερες μέθοδοι να μην είναι παθητικές στο βαθμό που θα έπρεπε, λόγω απαίτησης συμπλήρωσης ερωτηματολογίων και ειδικών αξιολογήσεων (Lam et al., 2025) ή ακόμα και αν είναι παθητικές να απαιτούν προηγμένο εξοπλισμό, κλινικό προσωπικό, ειδικά εργαστήρια και ειδικούς αισθητήρες (Gabb et al., 2025).

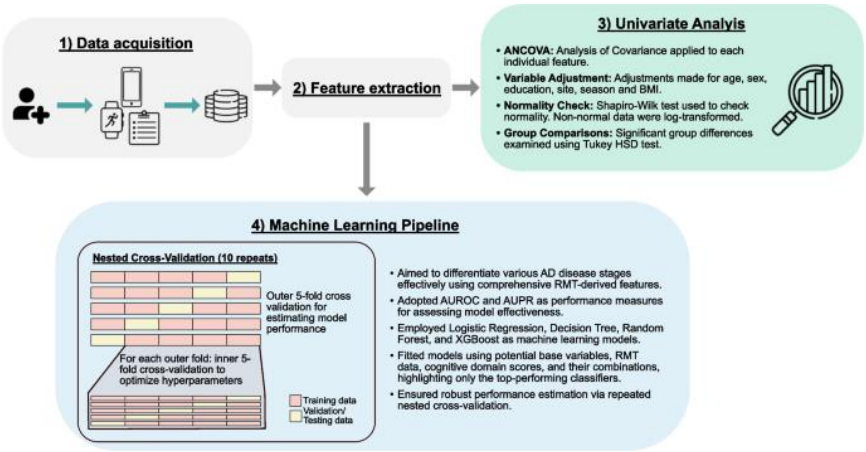
Έρευνες που πλησιάζουν την παθητική προσέγγιση δεν αξιοποιούν τις έξυπνες κινητές συσκευές. Για παράδειγμα σε μια έρευνα έγινε μελέτη για τον αν είναι δυνατό να καταγραφούν τα μοτίβα ύπνου σε άτομα με επιβεβαιωμένη άνοια, μέσω παθητικών μεθόδων in-home τεχνολογιών καταγραφής, όπως ενσωμάτωση αισθητήρων στο στρώμα των ασθενών. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι ήταν επιτυχής η ανίχνευση διαταραχών ύπνου σε άτομα με άνοια, αποδεικνύοντας ότι μια παθητική μέθοδο σαν και αυτή είναι άξια σημασίας με τελικά συμπεράσματα που συνάδουν με τα συμπεράσματα παρόμοιων ερευνών (Rigny et al., 2024), όσον αναφορά την σχέση μεταξύ του ύπνου, της άνοιας και του MCI. Υπάρχουν αρκετές εφαρμογές για συσκευές Android και iOS οι οποίες κάνουν γενική καταγραφή των συνηθειών ύπνου, όπως καταγραφή έναρξης και λήξης ύπνου, εντοπισμός των καταστάσεων ενός ύπνου (βαθύς, REM, ελαφρύς) και πόσο σταθερός ήταν. Αυτό το επιτυγχάνουν χρησιμοποιώντας διάφορους αισθητήρες της συσκευής, όπως επιταχυνσιόμετρο, αισθητήρα φωτός αλλά και το μικρόφωνο. Ο τελευταίος αξιοποιείται με σκοπό να εντοπιστούν καταστάσεις που μπορεί να επηρεάσουν την ποιότητα του ύπνου, όπως ροχαλητό, βήχας και πιθανή ομιλία κατά τον ύπνο. Δυστυχώς όμως παρόλο που αυτός ο τρόπος καταγραφής δίνει την αίσθηση παθητικότητας, στην πραγματικότητα δεν είναι, αφού χρειάζεται η διαμεσολάβηση του χρήστη με σκοπό να ενημερώσει την εφαρμογή ότι πάει για ύπνο. Άλλες εφαρμογές μπορεί να αξιοποιήσουν δεδομένα όπως τα ενεργά ξυπνητήρια, πάλι όμως δεν είναι πραγματικός παθητικός τρόπος καταγραφής ύπνου αφού ο χρήστης όρισε εξαρχής την ώρα που θα πάει και θα ξυπνήσει από αυτόν. Πραγματική παθητικότητα μπορεί να επιτευχθεί από γνωστές εφαρμογές μόνο αν είναι διαθέσιμο κάποιο ειδικό wearable device, όπως ένα smartwatch. Σε τέτοιες περιπτώσεις οι μετρήσεις γίνονται αρκετά πιο ακριβείς ειδικά αν ενσωματώνεται και η εφαρμογή *FitBit* (ή παρόμοιες) η οποία προσφέρεται από την Google και σκοπό έχει την παραγωγή σημαντικών δεδομένων ώστε να γίνει πιο κατανοητή η συμπεριφορά του χρήστη, όχι μόνο όσον αφορά τον ύπνο. Εφαρμογές καταγραφής ύπνου είναι για παράδειγμα οι ακόλουθες: *Sleep Cycle*, *Pillow*, *SleepScore*, *Rise* και πολλές άλλες[5]. Βέβαια τα μειονεκτήματα αυτής της προσέγγισης είναι ότι αρχικά απαιτείται μια τρίτη συσκευή και δεύτερον προσεγγίσεις που αξιοποιούν το μικρόφωνο σε συνδυασμό με άλλους αισθητήρες καταναλώνουν υπερβολική ενέργεια από την συσκευή και εγείρουν θέματα προστασίας δεδομένων. Αντίθετα στην συγκεκριμένη εργασία έχει αξιοποιηθεί το *Sleep API* που προσφέρεται από το Android. Αυτό το API αξιοποιεί βέλτιστα

[5] Προσοχή, αυτές είναι οι εφαρμογές που εμφανίζονται πρώτες στα γνωστά αποθετήρια και μπορεί να αλλάξουν (ημερομηνία καταγραφής, Αύγουστος του 2025).

τους αισθητήρες της συσκευής όπως επιταχυνσιόμετρο, αισθητήρες εγγύτητας, φωτός, γυροσκόπιο και άλλους μαζί με ειδικά ενσωματωμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης με σκοπό να εντοπίσει sleep windows. Τα πλεονεκτήματα είναι λιγότερη κατανάλωση ενέργειας, περισσότερες υποστηριζόμενες συσκευές, ευκολότερη ενσωμάτωση, μη χρήση του μικροφώνου και μη ανάγκη τρίτης συσκευής και εφαρμογής.

Μια σημαντική ευρωπαϊκή μελέτη η οποία πραγματοποιήθηκε με συνεργασία πολλών πανεπιστήμιων της Ευρώπης, συμπεριλαμβανομένου και του Αριστοτέλειου πανεπιστημίου και έχει κοινό σκοπό με την συγκεκριμένη διπλωματική εργασία αφού αποτέλεσε σημείο έμπνευσης σε πολλούς τομείς είναι η RADAR-AD (Lentzen et al., 2025). Στην συγκεκριμένη έρευνα μελετήθηκε το κατά πόσο οι τεχνολογίες απομακρυσμένης παρακολούθησης (remote monitoring technologies – RMTs) – έξυπνες κινητές συσκευές, wearables και in-home ειδικές συσκευές – μπορούν να εντοπίσουν λειτουργικές αλλαγές σε όλο το φάσμα της νόσου Αλτσχάιμερ (υγιής → προκλινική → προδρομική/MCI → ήπια-μέτρια AD). Η έρευνα πραγματοποιήθηκε για 8 εβδομάδες με τους συμμετέχοντες να χρησιμοποιούν εργαλεία όπως wearable, Fitbit, αισθητήρες κινητών συσκευών στην φάση RADAR-base, ειδικές εφαρμογές γνωστικής εξασθένισης – Mezurio/Altoida, μαζί με προαιρετικούς ειδικούς αισθητήρες τοποθετημένους μέσα στην κατοικία των συμμετεχόντων, αισθητήρα ύπνου τοποθετημένο στο κεφάλι (DREEM) και καταγραφέα συμπεριφοράς οδήγησης (OBD-2). Τα αποτελέσματα έδειξαν ξεκάθαρες διαφορές ανάμεσα στις κατηγορίες των συμμετεχόντων, συγκεκριμένα μειωμένη σωματική δραστηριότητα, μειωμένος ύπνος REM, αλλαγές στον τρόπο βάδισης, και χειρότερη απόδοση σε γνωστικές εργασίες καθώς προχωράμε από τους υγιείς ασθενείς στην νόσο του Αλτσχάιμερ ή της βαριάς άνοιας. Συνολικά η μελέτη είχε δύο φάσεις, στην πρώτη (RADAR-base) χρησιμοποιήθηκαν τεχνικές και εργαλεία smartphone-based και στην δεύτερη προστέθηκαν in-home μαζί με πιο προηγμένους αισθητήρες. Πιο συγκεκριμένα στην πρώτη φάση έχουμε παθητικές ροές δεδομένων και πληροφοριών που περιλαμβάνουν την τοποθεσία (GPS/cell-WiFi), επιταχυνσιόμετρο/γυροσκόπιο/μαγνητόμετρο, μέτρηση βημάτων, φωτισμό περιβάλλοντος, κατάσταση αλληλεπίδρασης τηλεφώνου (κλείδωμα/ξεκλείδωμα), δεδομένα χρήσης συσκευής και εφαρμογών όπως και αρχεία καταγραφής κλήσεων/SMS (σε metadata μορφή). Επιπλέον, wearables χρησιμοποιήθηκαν για μέτρηση βημάτων, καρδιακού ρυθμού και παράθυρων ύπνου. Για ακριβή εντοπισμό δραστηριότητας χρήστη χρησιμοποιήθηκε ο Activity AX3 αισθητήρας με δεδομένα επιταχυσνιόμετρου. Τα δεδομένα για να γίνουν πολυπαραγοντικά και να περικλείουν την καθημερινότητα των συμμετεχόντων στο μέγιστο δυνατό χρησιμοποιήθηκαν ειδικά αναπτυγμένες εφαρμογές, πιο συγκεκριμένα η Mezurio για τις καθημερινές σύντομες εργασίες, η Altoida για εργασίες βασισμένες στη νευροεπιστήμη

και δεδομένα βασισμένα σε αισθητήρες και τέλος μια εφαρμογή για διαχείριση οικονομικών με σκοπό την προσομοίωση ATM εργασιών. Στην δεύτερη φάση, τα δεδομένα ενισχύονται με αισθητήρες στο σπίτι, ειδικούς αισθητήρες για προηγμένη και ακριβή ανίχνευση ύπνου, καταγραφή συμπεριφοράς οδήγησης και τέλος προσθήκη κάμερας για σχολιασμό περιβάλλοντος με τοπική αποθήκευση. Τα δεδομένα αναλύθηκαν με προηγμένες μεθόδους μηχανικής μάθησης και στατιστικής, όπως μονομεταβλητή ανάλυση (ANVOCA) στα χαρακτηριστικά (ηλικία/φύλο/εκπαίδευση/τοποθεσία/BMI/εποχή) σε συνδυασμό με nested-Cross Validation ML (LR, DT, RF, XGBoost) σε όλες τις συσκευές και τα χαρακτηριστικά. Η μελέτη υπογραμμίζει την σημασία των δεδομένων όσον αναφορά μεταξύ άλλων την δραστηριότητα του χρήστη, τα δεδομένα σχετικά με την κοινωνικοποίηση του, όπως κλήσεις στη κινητή συσκευή και δεδομένα χρήσης της συσκευής συνολικά, όπως χρόνος χρήσης και χρήση στους κιρκάδιους ρυθμούς. Στην συγκεκριμένη διπλωματική για να ικανοποιηθούν και αυτές οι πηγές πολύτιμων δεδομένων χρησιμοποιείται το *Activity Recognition API* με σκοπό την ανίχνευση των δραστηριοτήτων του χρήστη, το *UsageStatsManager API* με σκοπό να αποσπαστούν δεδομένα σχετικά με την χρήση εφαρμογών και οι αισθητήρες μιας Android συσκευής με σκοπό να εντοπιστούν οι συνήθειες χρήσης της συσκευής (κλείδωμα/ξεκλείδωμα, χρόνος που η συσκευή μένει ανοιχτή και χρησιμοποιείται). Φυσικά πρέπει να σημειωθεί ότι αυτές οι μέθοδοι είναι πολύ πιο «φτωχές» ως προς την ακρίβεια και την ποικιλομορφία των δεδομένων από τους προηγμένους αισθητήρες που η προαναφερόμενη μελέτη χρησιμοποιούσε. Παρόλα αυτά η αξία της διπλωματικής έγκειται στο γεγονός της μη ανάγκης για επιπλέον εξοπλισμό πέρα απλά μιας κινητής συσκευής, όπως επίσης και της παθητικής προσέγγισης.



Εικόνα 5 Δομή της ροής δεδομένων και ανάλυσης της μελέτης για την αξιολόγηση των RMT στην αξιολόγηση τους φάσματος παθήσεων μέχρι την νόσο Αλτσχάιμερ, όπως υλοποιείται στην RADAR-AD μελέτη. Η διαδικασία περιλαμβάνει 1) συλλογή δεδομένων 2) εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα RMT ακολουθούμενη από 3) μονομεταβλητές αναλύσεις για την ανίχνευση σημαντικών διαφορών χαρακτηριστικών μεταξύ των ομάδων της μελέτης, και 4) μια διαδικασία μηχανικής μάθησης, που περιλαμβάνει μεθόδους μηχανικές μάθησης για την ποσοτικοποίηση του βαθμού διακριτικότητας των σταδίων της AD με τη χρήση δεδομένων που προέρχονται από τα RMT (Lentzen et al., 2025).

4 Μεθοδολογία

Η ανάπτυξη του συστήματος ακολούθησε τη δομή του *Κύκλου Ζωής Ανάπτυξης Λογισμικού (Software Development Life Cycle – SDLC)*, διασφαλίζοντας μια οργανωμένη και ελεγχόμενη διαδικασία ανάπτυξης.

Στο αρχικό στάδιο του κύκλου ζωής (*σχεδιασμός*) πραγματοποιήθηκε ο συνολικός σχεδιασμός του έργου και καθορίστηκαν οι βασικοί στόχοι της εφαρμογής. Σκοπός ήταν η ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου συστήματος παθητικής παρακολούθησης της γνωστικής κατάστασης μέσω της συλλογής και ανάλυσης δεδομένων πληκτρολόγησης και δεδομένων συμπεριφοράς. Κατά τη φάση αυτή ορίστηκε το χρονοδιάγραμμα, οι τεχνολογίες που θα χρησιμοποιηθούν (*Android, Kotlin, Python, FastAPI, Supabase, Firebase*), καθώς και οι αρχικές προδιαγραφές για την ασφάλεια, την επεκτασιμότητα και την αποδοτικότητα του συστήματος.

Στο στάδιο της ανάλυσης των απαιτήσεων έγινε καταγραφή των λειτουργικών και μη λειτουργικών απαιτήσεων του συστήματος. Καθορίστηκαν οι ανάγκες τόσο του τελικού χρήστη όσο και του ερευνητικού πλαισίου, όπως η ακριβής συλλογή δεδομένων πληκτρολόγησης και γενικής συμπεριφοράς, η ασφαλής αποθήκευσή τους στο backend και η δυνατότητα ανάλυσης για την εξαγωγή γνωστικών δεικτών. Επίσης, αναλύθηκαν απαιτήσεις όπως η προστασία προσωπικών δεδομένων, η αποδοτικότητα των εφαρμογών και η διαισθητική διεπαφή χρήστη. Να σημειωθεί ότι το έργο είναι κυρίως ερευνητικό, οπότε σαν αποτέλεσμα οι απαιτήσεις που πρέπει να ικανοποιεί το σύστημα βασίζονται περισσότερο στα χαρακτηριστικά και τους στόχους παρόμοιων ερευνητικών συστημάτων από την βιβλιογραφία.

Στη συνέχεια, κατά τη φάση της σχεδίασης, ορίστηκε η αρχιτεκτονική του συστήματος και ο τρόπος αλληλεπίδρασης μεταξύ των επιμέρους οντοτήτων. Το σύστημα σχεδιάστηκε με σαφή διαχωρισμό σε *frontend* (LogMyself Android App και LogBoard Keyboard), *backend* (FastAPI διακομιστής ανάλυσης για επεξεργασία και ανάλυση δεδομένων) και βάση δεδομένων (Supabase/Firebase/PostgreSQL). Το στάδιο αυτό περιλάμβανε την επιλογή της βέλτιστης αρχιτεκτονικής, η οποία θα επέτρεπε την αποδοτική αξιοποίηση των διαθέσιμων τεχνολογιών, τη διασφάλιση χαμηλού υπολογιστικού κόστους και τη μεγιστοποίηση της ταχύτητας συλλογής και ανάλυσης των δεδομένων.

Η φάση υλοποίησης επικεντρώθηκε στην ανάπτυξη του λογισμικού σύμφωνα με τη σχεδίαση. Η εφαρμογή *LogMyself* αναπτύχθηκε σε *Kotlin* για Android, περιλαμβάνοντας μηχανισμούς συλλογής δεδομένων με βέλτιστη αξιοποίηση των APIs και των αισθητήρων μιας έξυπνης κινητής συσκευής Android (*smartphone*), ενώ το *LogBoard* (πληκτρολόγιο)

βασίστηκε στο *SimpleKeyboard* και εμπλουτίστηκε με κώδικα συλλογής δεδομένων πληκτρολόγησης. Παράλληλα, αναπτύχθηκε διακομιστής με χρήση του πλαισίου *FastAPI* για επεξεργασία και ανάλυση των ακατέργαστων δεδομένων χαμηλού επιπέδου των εφαρμογών, αξιοποιώντας τις γνωστές βιβλιοθήκες ανάλυσης δεδομένων που προσφέρονται από την Python, την ευκολία ανάπτυξης ενός ασφαλούς διακομιστή μέσω του πλαισίου *FastAPI* και τις δυνατότητες του *Supabase API* για αποθήκευση και ενημέρωση των αποτελεσμάτων. Όλη η ανάπτυξη πραγματοποιήθηκε με έμφαση στην ασφάλεια, την ταχύτητα, την επεκτάσιμη δομή και την ευκολία συντήρησης.

Κατά τη φάση των δοκιμών πραγματοποιήθηκαν λειτουργικές και ενοποιημένες δοκιμές με στόχο την επαλήθευση της ορθής λειτουργίας του συστήματος αλλά και κάθε οντότητας. Έγιναν έλεγχοι στη συλλογή, αποστολή και αποθήκευση δεδομένων, καθώς και στην ακρίβεια των υπολογισμένων μετρικών. Επιπλέον, αξιολογήθηκαν ζητήματα απόδοσης, κατανάλωσης ενέργειας και ασφάλειας της επικοινωνίας. Οι δοκιμές πραγματοποιήθηκαν κυρίως μέσω της χρήσης του συστήματος από ένα μικρό σύνολο χρηστών, προκειμένου να επιβεβαιωθεί η ομαλή λειτουργία σε πραγματικές συνθήκες. Τα αποτελέσματα των δοκιμών συνέβαλαν στη βελτιστοποίηση της σταθερότητας και της αξιοπιστίας του συστήματος. Η δοκιμή του συστήματος σε ευρύτερο δείγμα και ειδικότερα σε πραγματικό use-case με συμμετέχοντες που παρουσιάζουν Ήπια Γνωστική Διαταραχή (MCI) αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής εργασίας.

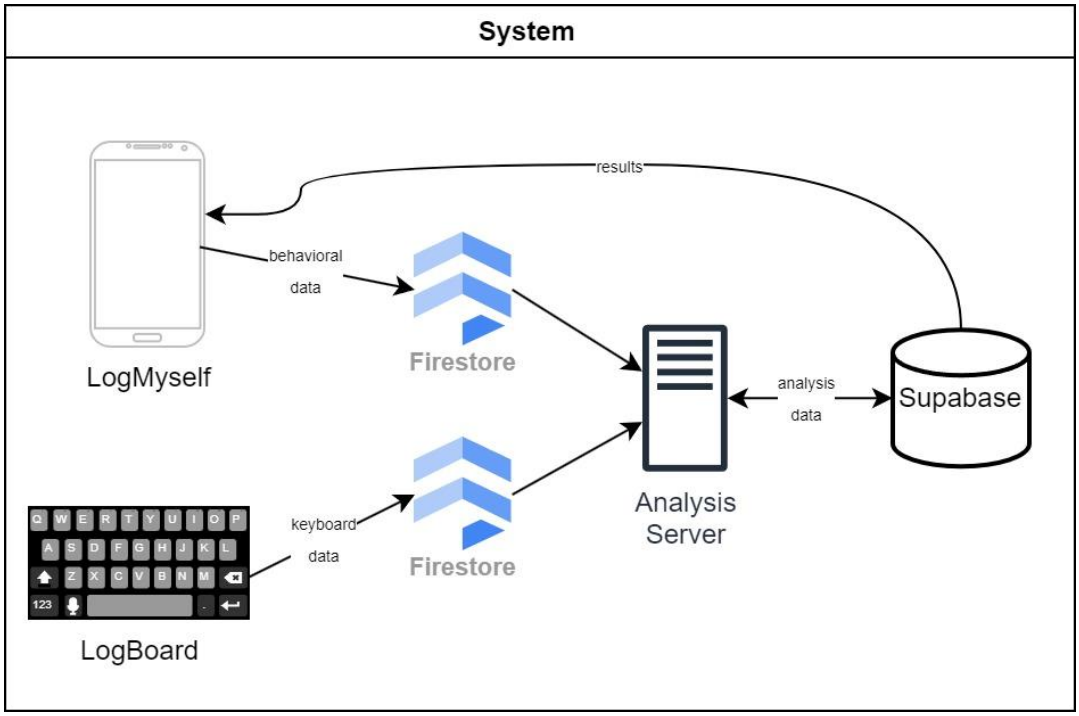
Η ανάπτυξη του συστήματος πραγματοποιήθηκε σε ελεγχόμενο περιβάλλον, με τη σταδιακή εγκατάσταση της εφαρμογής σε συσκευές Android για πιλοτική χρήση. Ο διακομιστής ανάλυσης αναπτύχθηκε σε containerized μορφή μέσω Docker, εξασφαλίζοντας φορητότητα και εύκολη διαχείριση. Κατά τη φάση αυτή επαληθεύτηκε η επικοινωνία μεταξύ όλων των υπηρεσιών και η ομαλή λειτουργία του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες.

Το στάδιο της συντήρησης αφορά τις ενέργειες που θα πραγματοποιηθούν μετά τη διάθεση του συστήματος σε πραγματικές συνθήκες χρήσης. Παρόλο που το παρόν σύστημα υλοποιήθηκε ως Ελάχιστο Βιώσιμο Προϊόν (*Minimum Viable Product – MVP*) και δεν έχει ακόμη χρησιμοποιηθεί σε πραγματικό περιβάλλον, η συντήρηση αποτελεί μελλοντική ενέργεια που περιλαμβάνει την παρακολούθηση της λειτουργίας του, τη διόρθωση σφαλμάτων, την ενημέρωση εξαρτήσεων και την ενσωμάτωση νέων λειτουργιών. Η διαδικασία αυτή θα στοχεύει στη διατήρηση της ασφάλειας, της αξιοπιστίας και της επεκτασιμότητας του συστήματος καθώς αυτό εξελίσσεται και αξιοποιείται ερευνητικά.

5 Αρχιτεκτονική Συστήματος

5.1 Βασική Δομή

Το σύστημα αποτελείται από δύο Android εφαρμογές και έναν διακομιστή (**Analysis Server**) ο οποίος είναι υπεύθυνος για την ανάλυση των δεδομένων (Εικόνα 6). Η πρώτη Android εφαρμογή (**LogBoard**) αφορά ένα πληκτρολόγιο το οποίο είναι υπεύθυνο για την δημιουργία δεδομένων σχετικά με τις συνήθειες πληκτρολόγησης (*keyboard dynamics*) των χρηστών. Η δεύτερη εφαρμογή (**LogMyself**) επιτελεί δύο σκοπούς, να αντλεί δεδομένα σχετικά με την συμπεριφορά του χρήστη (*behavioral data*) και να προβάλει με κατάλληλο τρόπο τα δεδομένα ανάλυσης.



Εικόνα 6 Βασική Αρχιτεκτονική Συστήματος.

Ο διακομιστής ανάλυσης τραβάει τα δεδομένα τα οποία παρήχθησαν από τις δύο Android εφαρμογές ώστε να πραγματοποιήσει την κατάλληλη ανάλυση ανά κατηγορία δεδομένων. Τα δεδομένα που παράγει αποθηκεύονται σε μια σχεσιακή βάση δεδομένων η οποία προσφέρεται από την ανοιχτού κώδικα πλατφόρμα που ονομάζεται Supabase. Τα δεδομένα αυτά στην συνέχεια μπορούν, αν φυσικά είναι διαθέσιμα να προβληθούν κατάλληλα στην βασική εφαρμογή (**LogMyself**).

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα κάθε Android εφαρμογή έχει ένα δικό της αποθετήριο δεδομένων χρησιμοποιώντας το Firestore της Google. Αυτή η αρχιτεκτονική προτιμήθηκε λόγω ότι η διασύνδεση κάθε No-SQL Firestore βάσης στην κάθε Android εφαρμογή είναι ιδιαίτερα εύκολη. Επιπλέον για το σύστημα είναι πολύ σημαντική η συνεχής

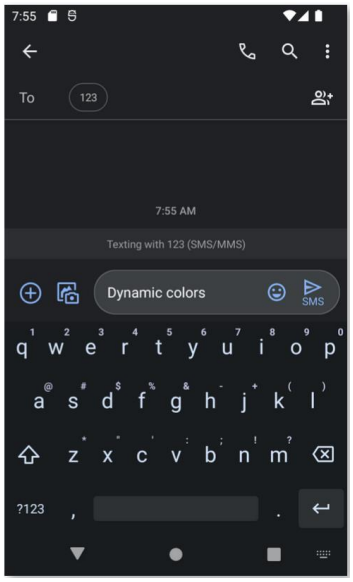
και ασταμάτητη δημιουργία δεδομένων ακόμα και αν η συσκευή του χρήστη τεθεί σε λειτουργία εκτός δικτύου. Αυτό είναι κάτι που το Firestore το επιτρέπει καθώς είναι ειδικά σχεδιασμένο για κινητές συσκευές και μέσω του Android η Google έχει φροντίσει να γίνεται αυτοματοποιημένη αποθήκευση δεδομένων που η εκάστοτε εφαρμογή έχει ορίσει για αποστολή στο Firestore. Αποθηκεύει τα δεδομένα τοπικά και συγχρονίζεται αυτόματα όταν η συσκευή επανασυνδέεται στο διαδίκτυο, μειώνοντας την ανάγκη για διαχείριση τους μέσω ειδικού κώδικα. Το Firestore επίσης είναι κατάλληλο για δεδομένα πραγματικού χρόνου ή δεδομένα που ενημερώνονται συχνά, για παράδειγμα η εφαρμογή **LogMyself** δημιουργεί μεγάλο όγκο δεδομένων ανά λεπτό κάτι που κάνει την επιλογή μιας τέτοιας βάσης κατάλληλη. Το σύστημα χρησιμοποιεί για την αυθεντικοποίηση του χρήστη τις υπηρεσίες αυθεντικοποίησης της Google μέσω πάλι της Firebase πλατφόρμας. Αυτό σε συνδυασμό με το γεγονός ότι το Firestore μας δίνει την δυνατότητα να ορίσουμε ειδικούς κανόνες για κάθε βάση και εφαρμογή ξεχωριστά ή ακόμα και για κάθε χρήστη του συστήματος κάνει την διαχείριση των δεδομένων πιο εύκολη. Τέλος όσον αναφορά την μετέπειτα ανάλυση μια βάση τύπου NoSQL είναι προτιμότερη καθώς τα δεδομένα σε αυτό το στάδιο θα έχουν ακατέργαστη δομή (raw-data) και ο διαχωρισμός τους σε *Documents* είναι κατάλληλος για την ευκολότερη ανάλυση τους.

5.2 LogBoard

Το σύστημα περιλαμβάνει ένα Android πληκτρολόγιο το οποίο μας βοηθά να κατανοήσουμε τις συνήθειες πληκτρολόγησης του χρήστη. Το πληκτρολόγιο του συστήματος έχει βασιστεί στο ανοιχτού κώδικα πληκτρολόγιο που ονομάζεται *SimpleKeyboard*[6]. Γενικά, υπάρχουν πολλά ανοιχτού κώδικα πληκτρολόγια με χαρακτηριστικά τα οποία οι χρήστες τα βρίσκουν και στις γνωστές εφαρμογές μεγάλων εταιριών όπως Google και Samsung που βέβαια είναι πολύ πιο πλούσια σε σχέση με το *SimpleKeyboard*, αυτά είναι ονομαστικά *FlorisBoard*, *HeliBoard*, *AnySoftKeyboard* και πολλά άλλα. Το *SimpleKeyboard* επιλέχτηκε σαν βάση λόγο της απλότητας υλοποίησης και του γεγονότος ότι δεν διαθέτει προηγμένες λειτουργίες οι οποίες δεν θα χρειαζόντουσαν για την συγκεκριμένη εργασία. Με λίγα λόγια αποτελεί την βάση στην οποία μπορούν να προστεθούν λειτουργίες με μεγάλη ευκολία. Είναι υλοποιημένο σε γλώσσα Java και διαθέτει όλες τις βασικές λειτουργίες ενός τυπικού πληκτρολογίου, βέβαια δεν διαθέτει ορθογραφικό έλεγχο αλλά ούτε και πρόβλεψη λέξεων.

[6] https://github.com/rkkr/simple-keyboard

Στην εργασία αυτή το γεγονός ότι δεν προσφέρονται λειτουργίες ορθογραφικού ελέγχου και πρόβλεψης λέξεων δεν είναι κάτι αρνητικό καθώς θεωρήθηκε ότι τέτοιες λειτουργίες θα μείωναν σε μεγάλο βαθμό την ποιότητα των παραγόμενων δεδομένων. Σε καθημερινή βάση οι χρήστες θα μπορούσαν να βασίζονταν σε αυτά με σκοπό να γράψουν ένα κείμενο και η πραγματική πληκτρολόγηση θα μειώνονταν σε μεγάλο βαθμό, κάτι καταστροφικό για το σύστημα.



Εικόνα 7 LogBoard σε Dark Mode.

Το *Input Method Editor/Engine* (*IME*) συστατικό είναι μια ειδική Android εφαρμογή η οποία διαθέτει εσωτερικά μια ειδικού τύπου υπηρεσία που ονομάζεται *IME service*. Ένα *IME* είναι αντικειμενικά ένα στοιχείο λογισμικού, όπως ένα πληκτρολόγιο στην οθόνη ή μια φωνητική εισαγωγή κειμένου, που επιτρέπει στους χρήστες να εισάγουν κείμενο και άλλους χαρακτήρες σε μια εφαρμογή. Παρέχει ένα επεκτάσιμο πλαίσιο για την δημιουργία εναλλακτικών μεθόδων εισαγωγής χαρακτήρων στην συσκευή το οποίο οι προγραμματιστές μπορούν να το χρησιμοποιήσουν με σκοπό να δημιουργήσουν ενναλακτικούς τρόπους εισαγωγής κειμένου. Οι χρήστες επιλέγουν ένα *IME* από τις ρυθμίσεις του συστήματος για να το χρησιμοποιήσουν σε ολόκληρο το σύστημα, και το επιλεγμένο *IME* προσαρμόζεται στον τύπο εισαγωγής που απαιτείται από το πεδίο κειμένου, όπως αριθμοί ή απλό κείμενο. Το προκαθορισμένο στο Android είναι το *GBoard* το οποίο έχει αναπτυχθεί από την Google.

Ο κύκλος ζωής ενός IME είναι πιο περίπλοκος από τον τυπικό κύκλο ζωής ενός τυπικού *Activity* στο Android (Πίνακας 4) λόγω του ότι αρχικά πρέπει να είναι διαθέσιμο καθ' όλη την διάρκεια ζωής της συσκευής, χωρίς να είναι άμεσα συνδεδεμένο με μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Επίσης πρέπει να συνάδει άμεσα με τις απαιτήσεις διαχείρισης μνήμης του λειτουργικού συστήματος χωρίς να προσθέτει παραπάνω φόρτο.

Κατηγορία	Τυπικό Activity	Android IME
Scope	Υπηρεσία συνδεδεμένη σε μια μόνο εφαρμογή	Υπηρεσία σε επίπεδο συστήματος
Lifetime	User session	System session
Memory	Διεργασία εφαρμογής	Διεργασία συστήματος
State	Στοίβα δραστηριοτήτων (Activity stack)	Στοίβα μεθόδων εισαγωγής (Input method stack)
Events	Touch/intent driven	Text field driven
Persistence	Bundle/ViewModel	Κατάσταση σε επίπεδο υπηρεσίας (Service-level state)

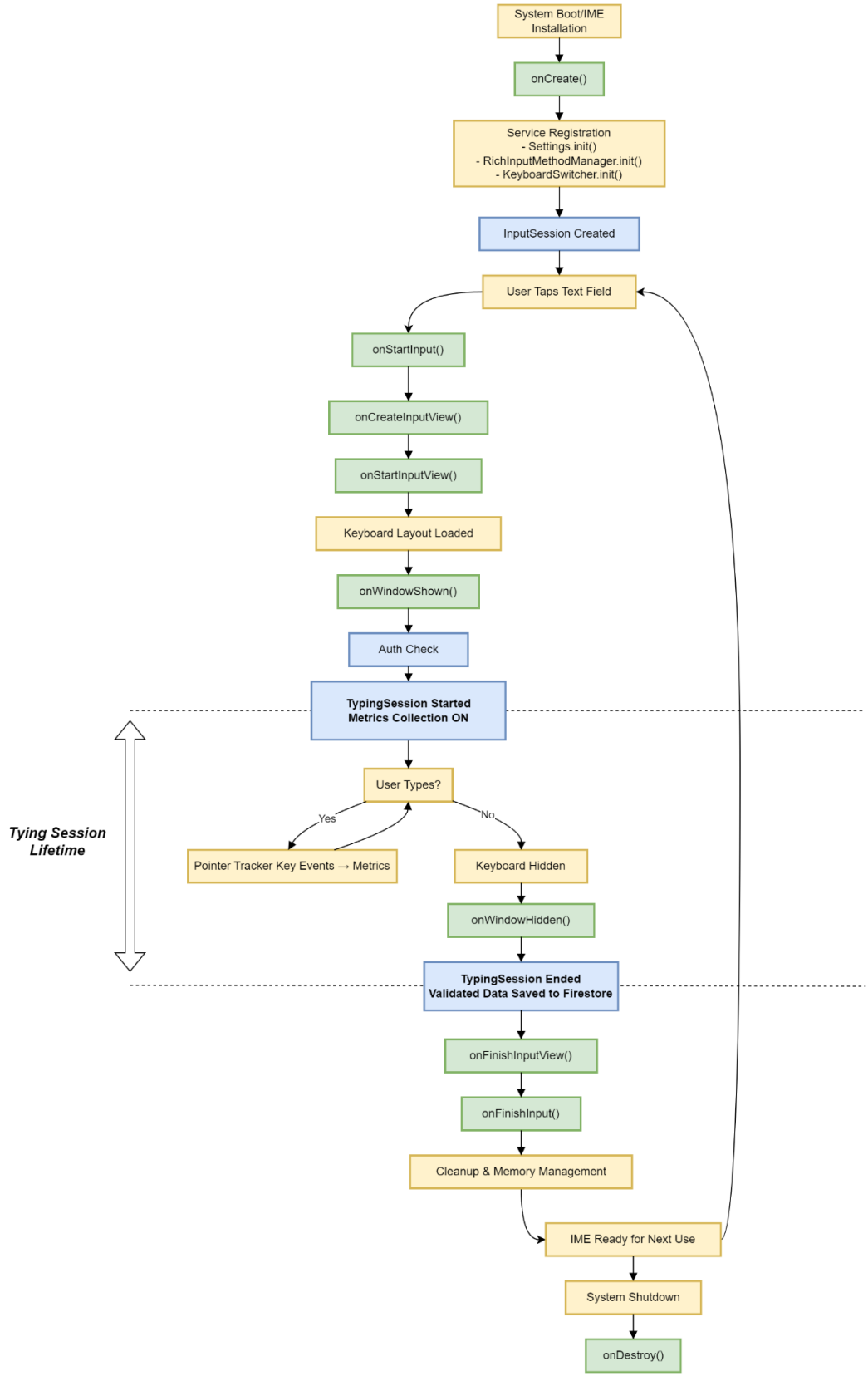
Πίνακας 4 Βασικές διαφορές ενός Activity και ενός IME.

Το **LogBoard** ακολουθεί τον τυπικό κύκλο ζωής του Android *IME*[7], προσθέτοντας όμως κάποιες παραπάνω λειτουργιές σχετικά με την δημιουργία των απαιτούμενων δεδομένων και της αυθεντικοποίησης του χρήστη. Οι προσθήκες αυτές δεν παρεμποδίζουν σε καμιά περίπτωση την ομαλή λειτουργία της εφαρμογής. Στο παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 9) γίνονται ορατές οι διαδικασίες που ακολουθούνται στην εφαρμογή **LogBoard** καθ' όλη την διάρκεια ζωής της, πιο συγκεκριμένα με πράσινο χρώμα φαίνονται οι διαδικασίες που αφορούν τον τυπικό κύκλο ζωής μιας εφαρμογής *IME* και με μπλε χρώμα οι διαδικασίες που προστέθηκαν στο **LogBoard** για να ικανοποιηθούν οι απαιτήσεις. Βλέπουμε λοιπόν, ότι όλα ξεκινάνε μόλις γίνει ορατό στον χρήστη το πληκτρολόγιο και μέχρι να πάψει να είναι ορατό, με πρώτη διαδικασία να είναι η αυθεντικοποίηση του χρήστη και επόμενη να είναι το ξεκίνημα μιας συνόδου πληκτρολόγησης (*Typing Session*).

Εικόνα 8 Λογότυπο εφαρμογής LogBoard.

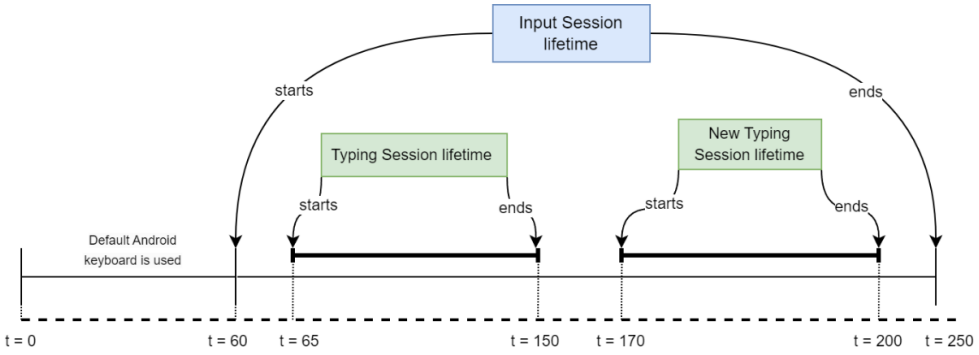
Συνολικά, η αρχιτεκτονική του **LogBoard** προσφέρει αξιόπιστη συλλογή δεδομένων με συνεδρίες που ξεκινούν και τελειώνουν με βάση την ορατότητα του πληκτρολογίου. Υλοποιεί εκκαθάριση πόρων αποτρέποντας προβλήματα σχετικά με την διαχείριση της μνήμης και τέλος προσφέρει απρόσκοπτη λειτουργεία χωρίς διακοπή της ροής πληκτρολόγησης αλλά και της ροής τους συστήματος, βελτιώνοντας την εμπειρία του χρήστη.

[7]https://developer.android.com/develop/ui/views/touch-and-input/creating-input-method#InputMethodLifecycle



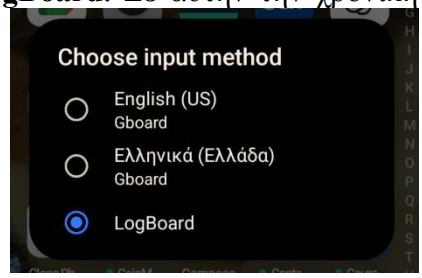
Εικόνα 9 Απλοποιημένη αναπαράσταση διαδικασιών LogBoard. Με πράσινο οι τυπικές διαδικασίες όπως ορίζονται για μια IME από την Google, με μπλε οι επιπλέον διαδικασίες του προσθέτει το LogBoard και με κίτρινο οι γενικές διαδικασίες (που συνήθως περιλαμβάνουν περισσότερες από μια, παρουσιάζονται ως μια για απλούστευση του διαγράμματος).

Το ξεκίνημα μιας συνόδου πληκτρολόγησης σηματοδοτεί και το ξεκίνημα συλλογής δεδομένων. Η σύνοδος αυτή θα έχει διάρκεια από την εμφάνιση του πληκτρολογίου μέχρι την απόκρυψη του και στο διάστημα αυτό θα συλλέγονται τα απαιτούμενα δεδομένα. Πριν όμως ξεκινήσει μια σύνοδος πληκτρολόγησης ορίζεται μια σύνοδος εισόδου, οπότε μια σύνοδος εισόδου μπορεί να περιλαμβάνει και να συσχετίζεται με πολλές ή καμία συνόδους πληκτρολόγησης. Στο σύστημά μας δεν μας ενδιαφέρουν οι σύνοδοι εισόδου αλλά μόνο οι σύνοδοι πληκτρολόγησης για αυτό και αυτές είναι που αποθηκεύονται στην βάση δεδομένων μαζί με όλα τα δεδομένα που συλλέχθηκαν κατά την διάρκεια τους. Η σύνοδος εισόδου είναι υλοποιημένη για εσωτερική διαχείριση της εφαρμογής και των διαφόρων συνόδων πληκτρολόγησης. Στο παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 10) φαίνεται η λογική σειρά γεγονότων στον χρόνο κάθε συνόδου.



Εικόνα 10 Χρονική σειρά γεγονότων συνόδου εισόδου και πληκτρολόγησης.

Με βάση την Εικόνα 10 βλέπουμε ότι από την χρονική στιγμή 0 έως 60 ο χρήστης χρησιμοποιούσε στην συσκευή το προκαθορισμένο IME, στις περισσότερες Android συσκευές αυτό είναι η εφαρμογή *GBoard*. Την χρονική στιγμή 60 στις ρυθμίσεις της συσκευή ο χρήστης άλλαξε το IME στο **LogBoard** και σε αυτό το σημείο έγινε δημιουργία της νέας *IME* στο σύστημα (onCreate) και δηλώθηκε ως input-method το **LogBoard**. Σε αυτήν την χρονική στιγμή επίσης ξεκίνησε μια συνεδρία εισόδου (Input Session) η οποία θα ολοκληρωθεί την χρονική στιγμή 250. Η ολοκλήρωση/καταστροφή ενός *IME* (*onDestroy*) και ως επακόλουθο και μιας συνόδου εισόδου συνήθως συμβαίνει όταν ο χρήστης αλλάζει το input method στις ρυθμίσεις της συσκευής, αλλά μπορεί επίσης να συμβεί και όταν προκύψει κάποιο σφάλμα στην διεργασία του τρέχοντος IME ή γενικά στο σύστημα. Τις χρονικές στιγμές 60 έως 65, 150 έως 170 και 200 έως 250 ο χρήστης δεν πληκτρολογεί, οπότε στις περιόδους αυτές το πληκτρολόγιο δεν είναι εμφανές στην οθόνη του χρήστη. Αυτό σημαίνει ότι σε αυτές τις χρονικές περιόδους δεν υπάρχει ενεργή σύνοδος



Εικόνα 11 Παράθυρο επιλογής IME σαν μέθοδος εισαγωγής κειμένου σε μια Android συσκευή.

πληκτρολόγησης και η συλλογή δεδομένων δεν πραγματοποιείται. Αντίθετα τις χρονικές στιγμές 65 και 170 ο χρήστης πατάει στην οθόνη σε κάποιο πλαίσιο κειμένου και το πληκτρολόγιο γίνεται ενεργό και εμφανές στην οθόνη, οπότε τώρα στις περιόδους 65 με 150 και 170 με 200 έχουμε δύο ενεργές συνόδους πληκτρολόγησης.

Στον παρακάτω πίνακα (Εικόνα 12) διακρίνονται κάποιες βασικές πληροφορίες όσον αναφορά την Android εφαρμογή.

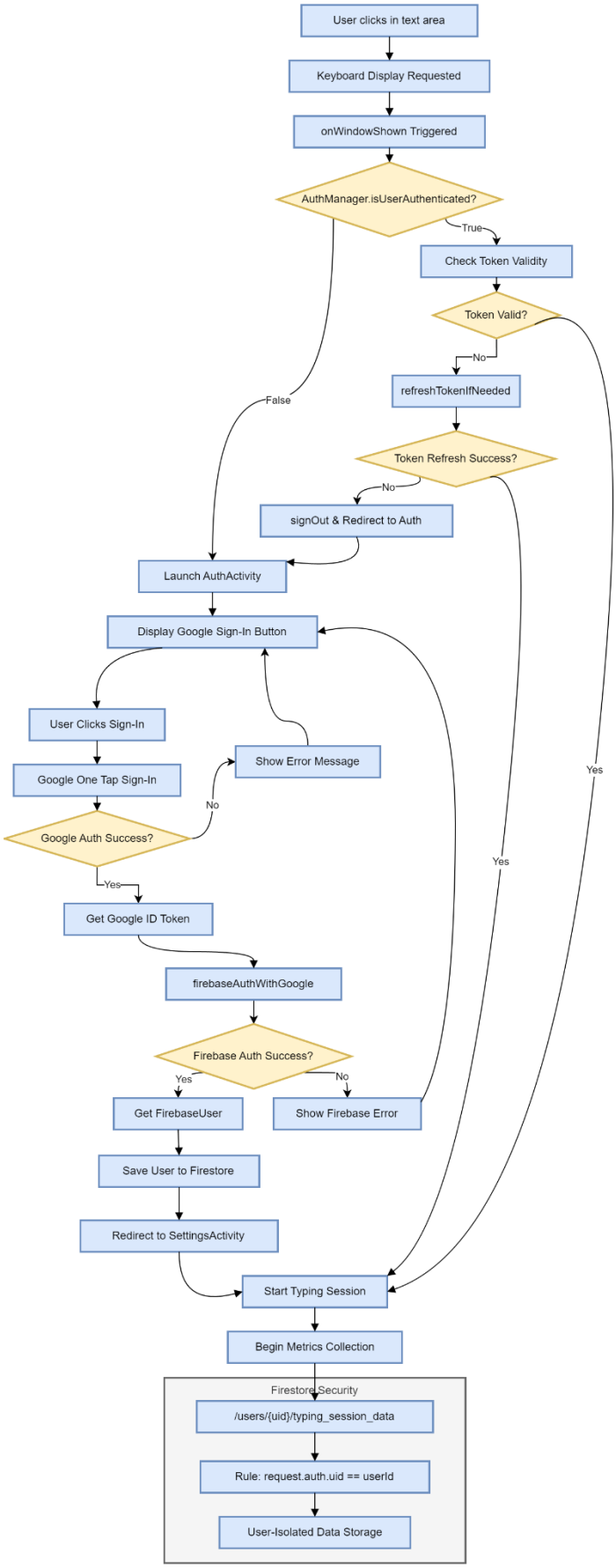
Όνομα	**Τιμή**
Package Name	com.levanits.logBoard
Version Name/Code	5.26/112
minSdkVersion	27 - Android 8.1 Oreo
targetSdkVersion	35 – Android 15
compileSdkVersion	35 – Android 15
Gradle Plugin Version	8.8.1
Java Version	Java 17
Permissions	VIBRATE
Third-party features	Firebase Integration: Firebase Authentication, Firebase Crashlytics (crash reporting), Firebase Analytics, Firebase Firestore (database), Google Services: Google Play Services Auth, Google Sign-In (GoogleID), Android Credentials API. Material Design UI components, AndroidX support libraries, Code obfuscation (ProGuard/R8).

Εικόνα 12 Βασικές πληροφορίες της εφαρμογής LogBoard.

5.2.1 Αυθεντικοποίηση

Το πληκτρολόγιο για να ενεργοποιηθεί και να είναι διαθέσιμο δεν φτάνει μόνο να το ορίσει ο χρήστης σαν μέθοδο εισαγωγής κειμένου πρέπει και να αυθεντικοποιηθεί στην εφαρμογή. Η αυθεντικοποίηση γίνεται μέσω των Google υπηρεσιών (Google OAuth 2.0) χρησιμοποιώντας την πλατφόρμα Firebase. Έλεγχος αυθεντικοποίησης γίνεται κάθε φορά που το πληκτρολόγιο εμφανίζεται στο χρήστη και σε περίπτωση που δεν έχει πραγματοποιηθεί ή για κάποιο λόγο έχει λήξει η τρέχουσα σύνοδος, ανακατευθύνεται αυτόματα στο Activity αυθεντικοποίησης.

Χρησιμοποιώντας την υπηρεσία *Firebase Authentication* έχουμε αυτοματοποιημένη και ασφαλή ανταλλαγή αναγνωριστικών κλειδιών και αυτοματοποιημένες ενέργειες όσον αναφορά την διαχείριση των tokens (Εικόνα 13). Επίσης, μόλις ο χρήστης αυθεντικοποιηθεί τα δεδομένα αναγνώρισης (ρόλος, token κτλ.) κρυπτογραφούνται και αποθηκεύονται σε ασφαλές σημείο στην συσκευή.



Εικόνα 13 Διαδικασία αυθεντικοποίησης στην εφαρμογή LogBoard.

5.2.2 Αποθήκευση Δεδομένων

Τα δεδομένα της εφαρμογής **LogBoard** αποθηκεύονται σε μια No-SQL βάση δεδομένων που προσφέρεται από την πλατφόρμα Firebase της Google και ονομάζεται Firestore Database. Το Firestore (ή Cloud Firestore) είναι μια cloud-based βάση δεδομένων και είναι σχεδιασμένη για την αποθήκευση και συγχρονισμό δεδομένων σε πραγματικό χρόνο μεταξύ εφαρμογών και συσκευών. Χρησιμοποιεί δομή εγγράφων (documents) που οργανώνονται σε συλλογές (collections), προσφέροντας ευελιξία στη μοντελοποίηση δεδομένων σε σύγκριση με τις παραδοσιακές σχεσιακές βάσεις. Υποστηρίζει offline λειτουργία, real-time ενημερώσεις, ισχυρή ασφάλεια μέσω κανόνων πρόσβασης (security rules), και εύκολη κλιμάκωση χωρίς ανάγκη διαχείρισης. Επιπλέον, ενσωματώνεται άψογα με τις υπόλοιπες υπηρεσίες Firebase και Google Cloud, κάνοντάς την ιδανική για κινητές εφαρμογές που χρειάζονται γρήγορη και αξιόπιστη διαχείριση δεδομένων.

Εικόνα 14 Διάγραμμα για την βάση δεδομένων της εφαρμογής LogBoard.

Η δομή της βάσης είναι ιδιαίτερα απλή όπως φαίνεται και στην Εικόνα 14 με δύο βασικά Collections να υπάρχουν, ένα που αφορά τους χρήστες (Users) και ένα που αφορά τις συνεδρίες πληκτρολόγησης (*Typing Sessions*). Να σημειωθεί ότι το *ID* στο *Collection Users* είναι το μοναδικό αναγνωριστικό που προσφέρεται από την Google όταν για πρώτη φορά ο χρήστης αυθεντικοποιηθεί από το σύστημα.

Για ενίσχυση της προστασίας της βάσης και των δεδομένων των χρηστών έχουν οριστεί κανόνες ασφαλείας (*policy-based access control*), οι οποίοι εξασφαλίζουν ότι η πρόσβαση στα δεδομένα γίνεται αποκλειστικά βάσει της ταυτότητας του χρήστη και της σχέσης του με το εκάστοτε έγγραφο. Συγκεκριμένα, η πολιτική προβλέπει ότι η δημιουργία εγγράφων στο *collection users* επιτρέπεται μόνο σε χρήστες που έχουν ταυτοποιηθεί επιτυχώς μέσω του μηχανισμού αυθεντικοποίησης του Firebase, ενώ ταυτόχρονα το μοναδικό αναγνωριστικό του εγγράφου πρέπει να είναι ισοδύναμο με το μοναδικό αναγνωριστικό (*UID*) του χρήστη. Αυτός ο περιορισμός αποκλείει σενάρια πλαστογράφησης ταυτότητας ή εισαγωγής δεδομένων σε λογαριασμούς τρίτων. Αντίστοιχα, τα δικαιώματα ανάγνωσης, ενημέρωσης και διαγραφής περιορίζονται αυστηρά στο έγγραφο που αντιστοιχεί στον ίδιο τον χρήστη, αποτρέποντας κάθε μορφή πρόσβασης σε δεδομένα άλλου χρήστη με παρόμοια δικαιώματα (*horizontal-privilege-escalation*). Το ίδιο σχήμα ελέγχου εφαρμόζεται και στο υπο-collection που αφορά τα δεδομένα των *Typing Sessions*, διασφαλίζοντας ότι οι συνεδρίες πληκτρολόγησης είναι αυστηρά συνδεδεμένες με το *UID* του ιδιοκτήτη τους. Συνολικά, η εφαρμογή των παραπάνω κανόνων δημιουργεί ένα Zero-Trust μοντέλο σε επίπεδο βάσης δεδομένων, όπου καμία ενέργεια δεν επιτρέπεται χωρίς ρητή επαλήθευση ταυτότητας και συσχέτιση με το κατάλληλο έγγραφο, γεγονός που ενισχύει την εμπιστευτικότητα, την ακεραιότητα και τη συμμόρφωση με βασικές αρχές προστασίας δεδομένων.

```
rules_version = '2';
service cloud.firestore {
  match /databases/{database}/documents {
    // Match any document in the 'users' collection
    match /users/{userId} {
      // --- User Document Rules (/users/{userId}) ---
      // Allow creation of a user document IF the user is authenticated
      // AND the document ID ({userId}) matches the authenticated user's UID.
      // This typically happens once after sign-up to create a user profile.
      allow create: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;
      // Allow authenticated users to read, update, and delete their OWN user document.
      allow read, update, delete: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;
      // --- Typing Session Subcollection Rules (/users/{userId}/typing_session_data/{sessionId})-
-
      // Match any document in the 'typing_session_data' subcollection for a specific user
      match /typing_session_data/{sessionId} {

        // Allow CREATION of a typing session document IF:
        // 1. The user is authenticated (request.auth != null)
        // 2. The authenticated user's UID matches the {userId} from the parent path.
        // This ensures users can only create sessions under their own profile.
        allow create: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;
        // Allow authenticated users to read, update, and delete THEIR OWN typing sessions.
```

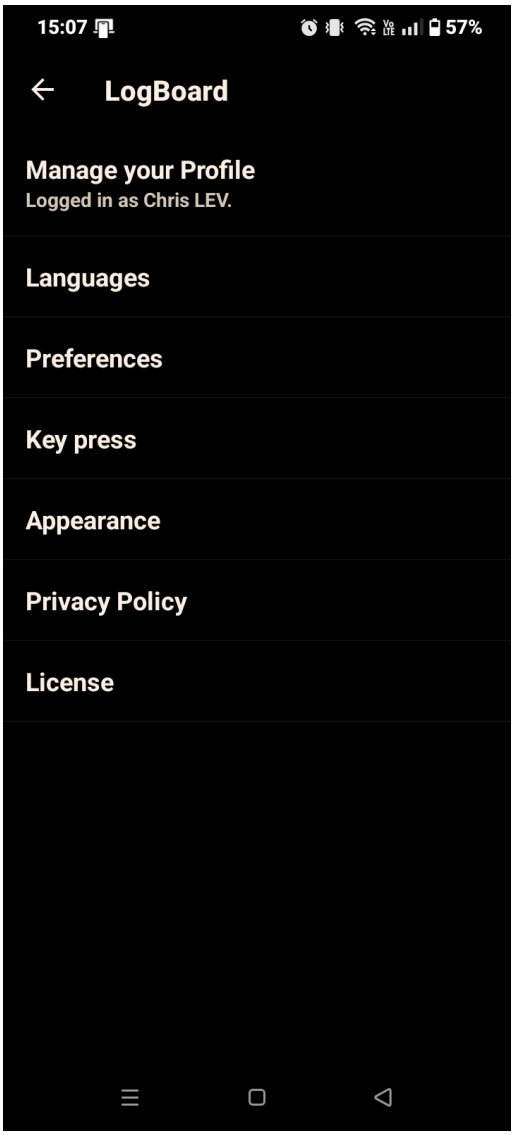
```
        // Again, checks that the authenticated UID matches the {userId} in the path.
        allow read, update, delete: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;
      }
    }
  }
}
```

Code 1 Κανόνες ασφαλείας για βάση δεδομένων (Firestore) της εφαρμογής LogBoard.

5.2.3 Γραφικό Περιβάλλον – UI/UX

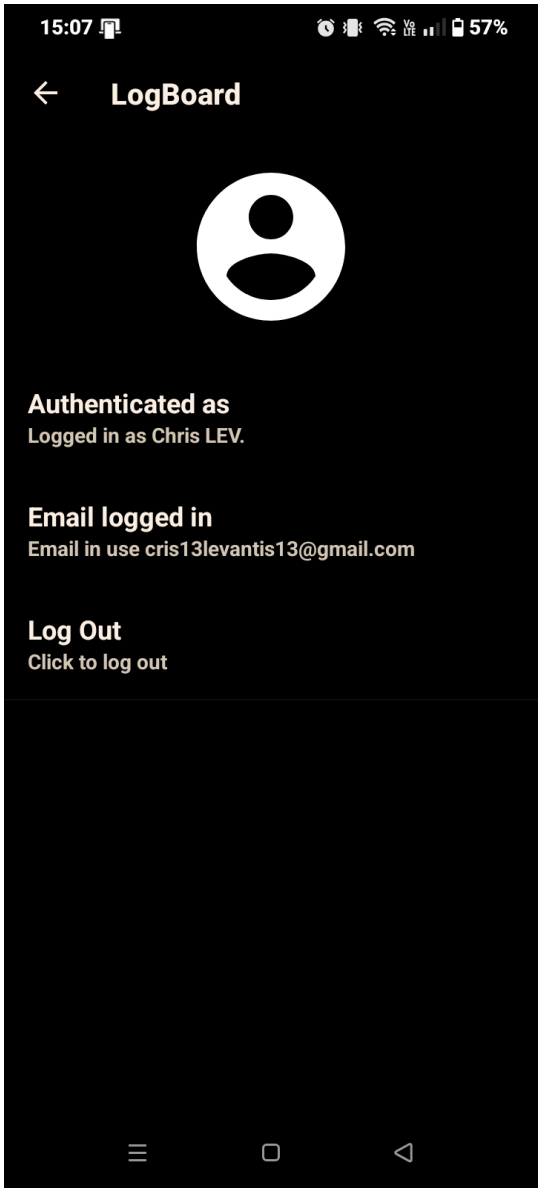
Στις παρακάτω εικόνες (Εικόνα 15 – Εικόνα 27) προσφέρονται μια σειρά από στιγμιότυπα οθόνης της εφαρμογής **LogBoard** στις οποίες γίνεται αντιληπτό το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής.

Συγκεκριμένα, παρακάτω βλέπουμε το βασικό *Fragment* των ρυθμίσεων του πληκτρολογίου.



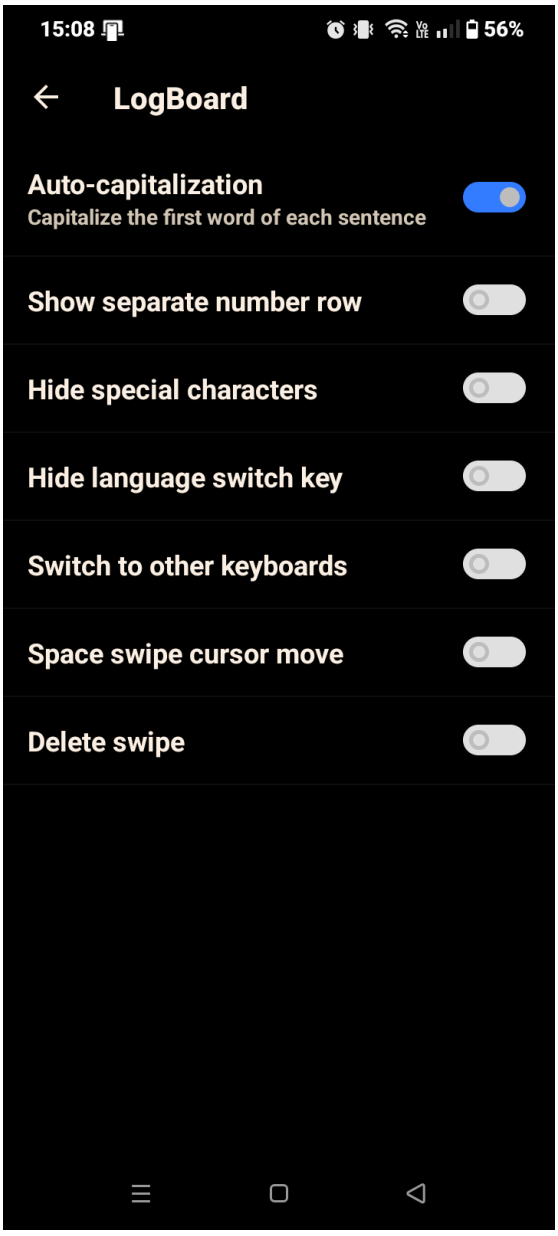
Εικόνα 15 Οθόνη ρυθμίσεων της εφαρμογής LogBoard.

Στην συνέχεια βλέπουμε την οθόνη που αφορά το προφίλ του χρήστη, με πληροφορίες όπως το όνομα του λογαριασμού, το email του και την επιλογή για έξοδο από την εφαρμογή.



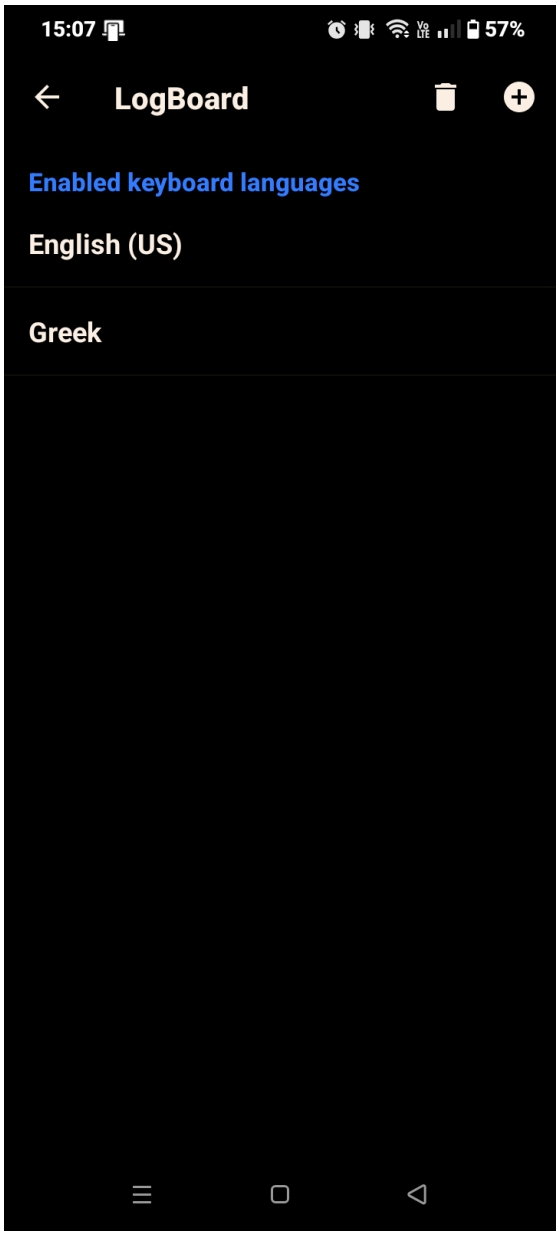
Εικόνα 16 Εικόνα διαχείρισης προφίλ του χρήστη στην εφαρμογή LogBoard.

Προχωράμε στην οθόνη σχετικά με τις επιλογές που μπορεί να κάνει ο χρήστης σχετικά με την οπτική αναπαράσταση του πληκτρολογίου.

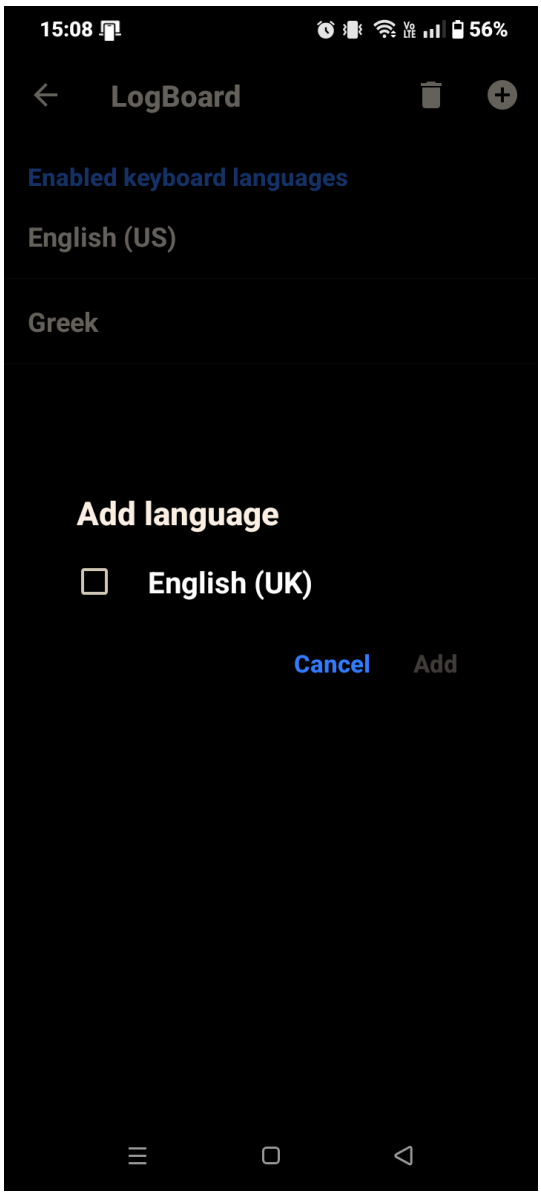


Εικόνα 17 Οθόνη που αφορά τις επιλογές όσον αναφορά την οπτική μορφή του πληκτρολογίου στον χρήστη.

Παρακάτω φαίνεται η οθόνη επιλογής των γλωσσών του πληκτρολογίου, οι διαθέσιμες είναι Ελληνικά και Αγγλικά (US, UK). Αυτές οι επιλογές αφορούν μόνο το πληκτρολόγιο και όχι το γραφικό περιβάλλον των ρυθμίσεων του πληκτρολογίου. Οι ρυθμίσεις είναι πάντα στα Αγγλικά.

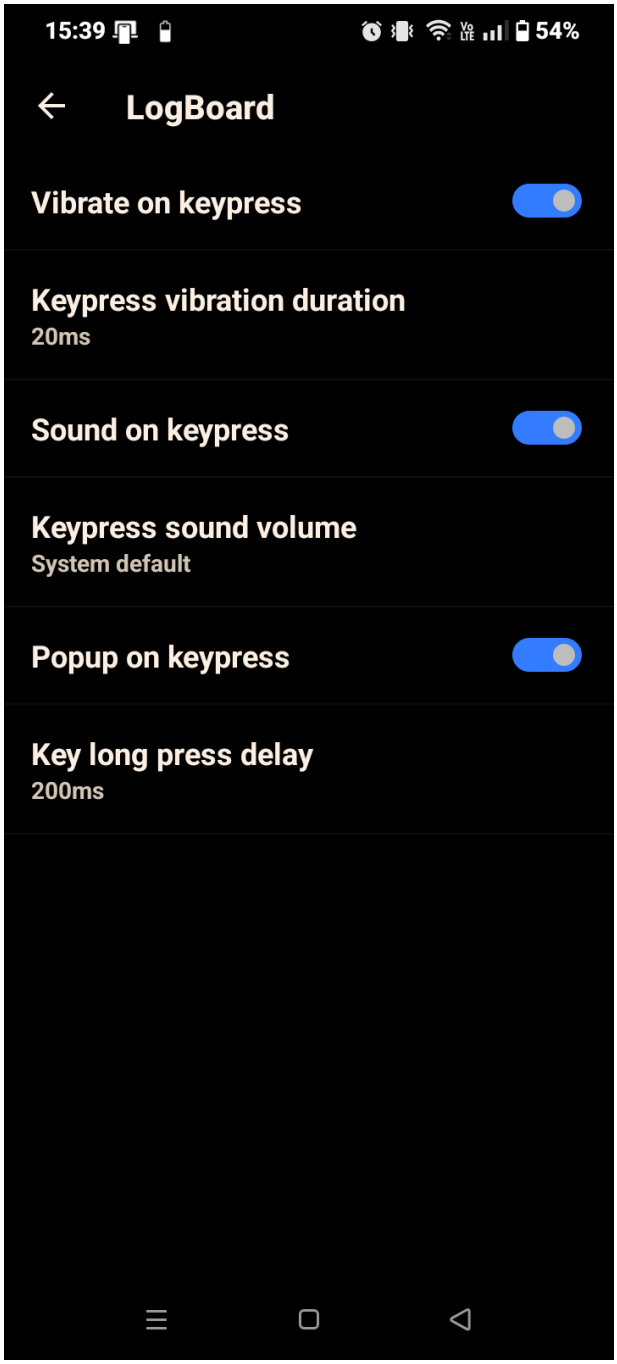


Εικόνα 18 Οθόνη διαθέσιμων γλωσσών πληκτρολογίου εφαρμογής LogBoard. Στην εικόνα είναι επιλεγμένες οι γλώσσες σχετικά με Ελληνικά και Αγγλικά (US).



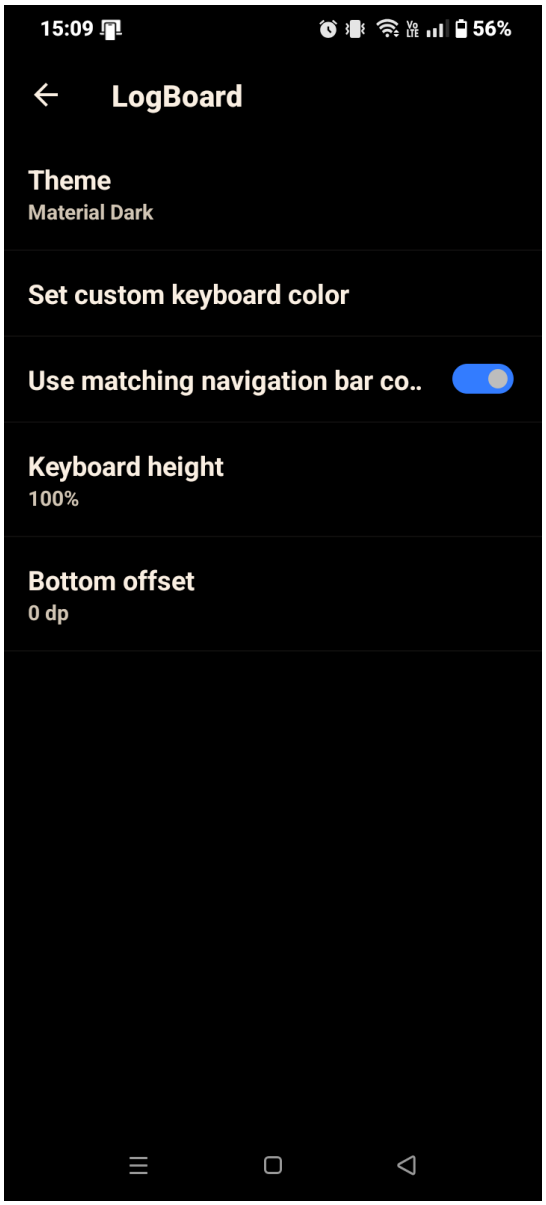
Εικόνα 19 Οθόνη διαθέσιμων γλωσσών προς επιλογή για το πληκτρολόγιο εφαρμογής LogBoard.

Στην Εικόνα 20 διακρίνονται οι ρυθμίσεις σχετικά με την συμπεριφορά του πληκτρολογίου κατά την πληκτρολόγηση.

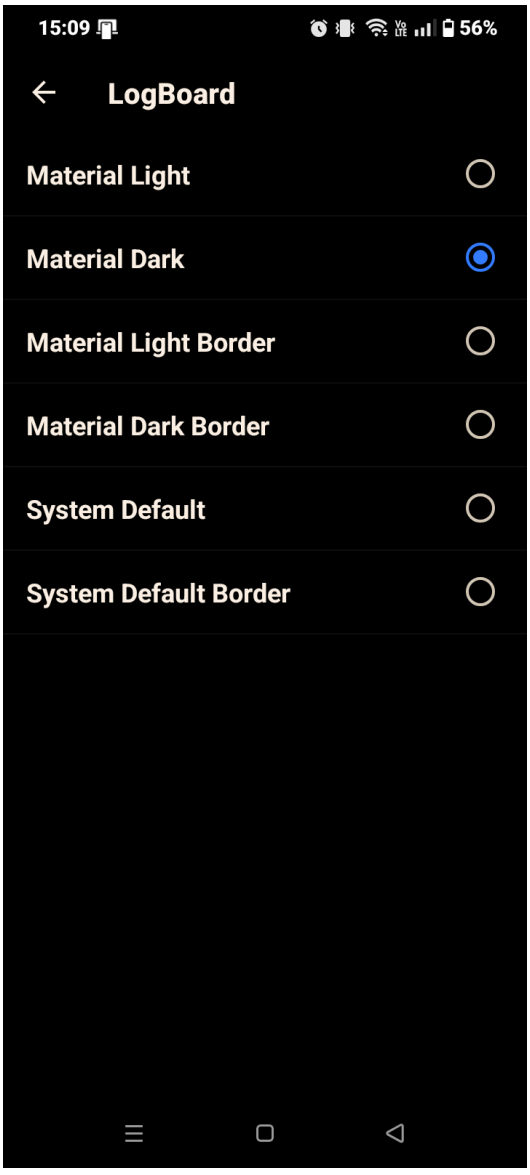


Εικόνα 20 Οθόνη επιλογών σχετικά με τις ρυθμίσεις κατά την πληκτρολόγηση.

Στις επόμενες οθόνες διακρίνονται οι ρυθμίσεις για την εμφάνιση του πληκτρολογίου στον χρήστη, με επιλογές όπως το μέγεθος του, το θέμα του και πολλές άλλες.

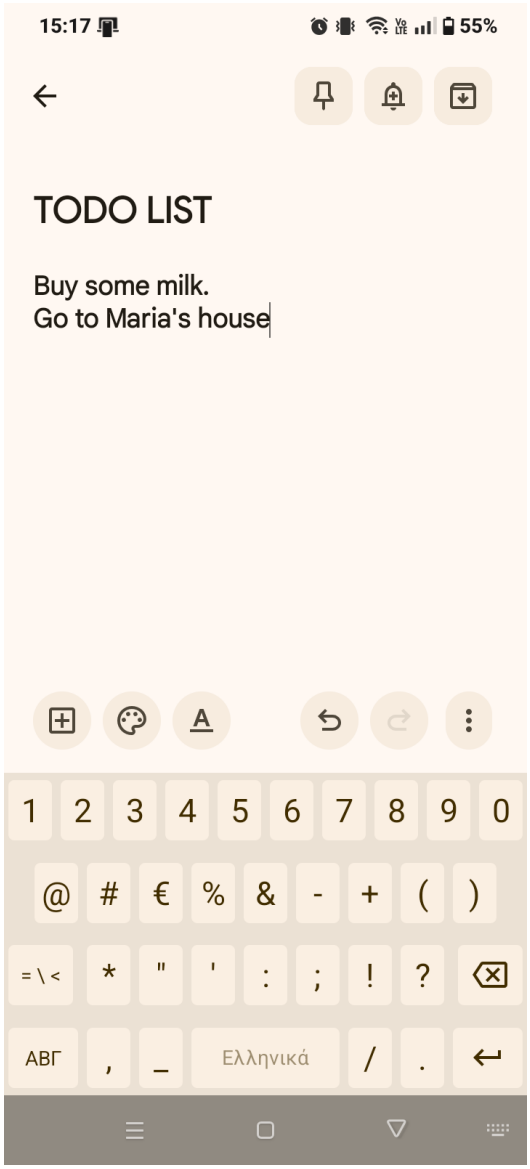


Εικόνα 21 Επιλογές εξατομίκευσης της εμφάνισης του πληκτρολογίου.

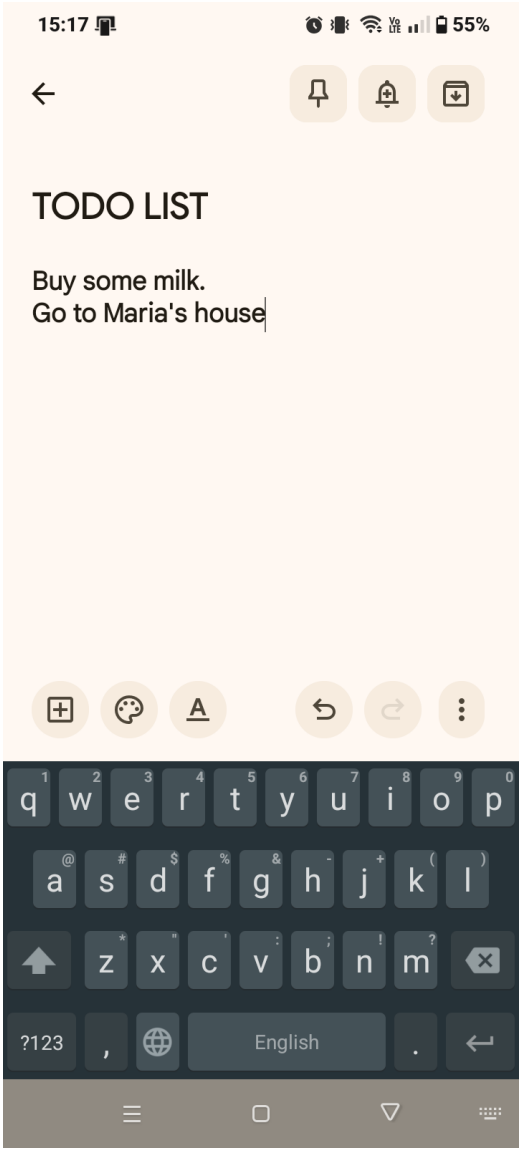


Εικόνα 22 Διαθέσιμα θέματα του πληκτρολογίου.

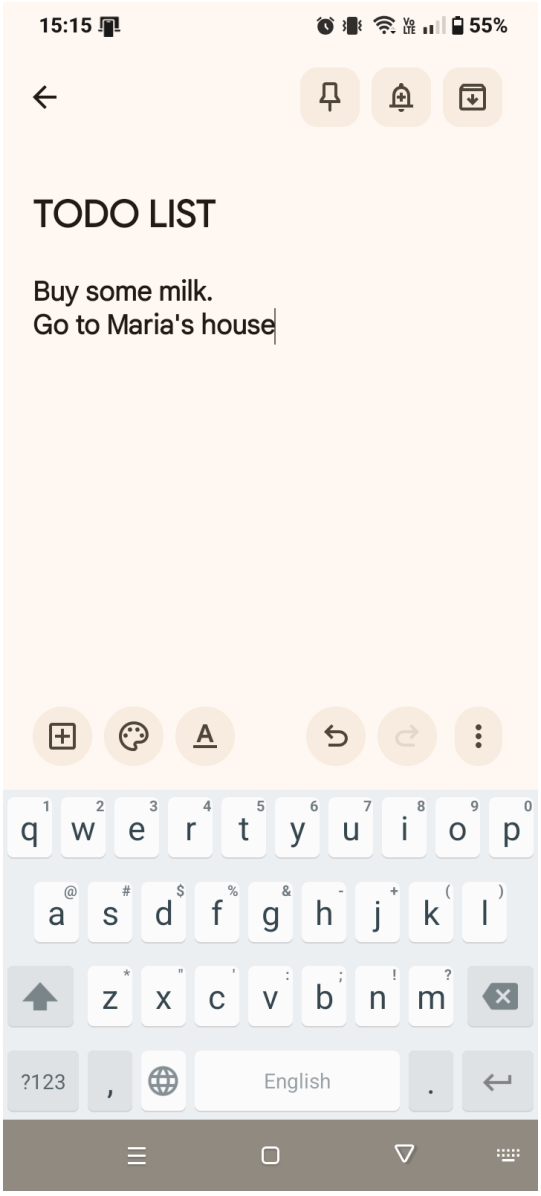
Παρακάτω παρατίθενται μια σειρά από ενδεικτικές εικόνες σχετικά με την μορφή του πληκτρολογίου με βάση τα προσφερόμενα θέματα.



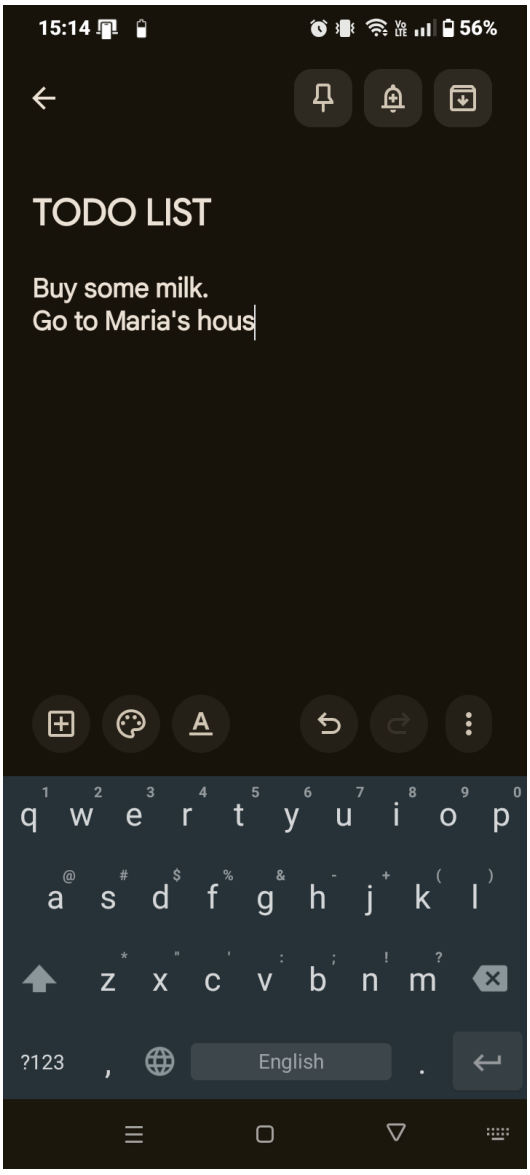
Εικόνα 23 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα System Default (border). Στην εικόνα διακρίνονται οι ειδικοί χαρακτήρες.



Εικόνα 24 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα Material Dark (border).

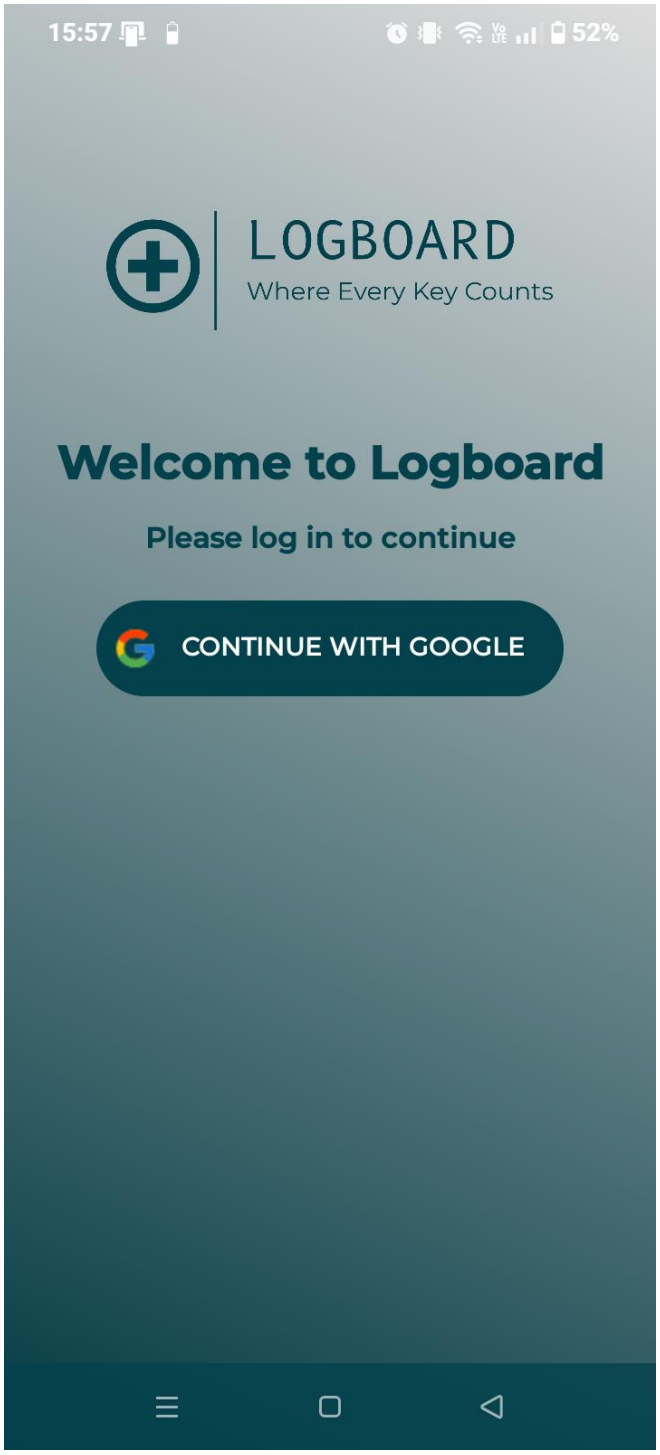


Εικόνα 25 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα Material Light (border).



Εικόνα 26 Μορφή πληκτρολογίου με θέμα Material Dark.

Τέλος, στην Εικόνα 27 βλέπουμε την οθόνη αυθεντικοποίησης που ο χρήστης μπορεί να αυθεντικοποιηθεί με την χρήση των Google υπηρεσιών.



Εικόνα 27 Οθόνη αυθεντικοποίησης εφαρμογής LogBoard.

5.3 LogMyself

Η βασική εφαρμογή του συστήματος είναι η εφαρμογή με όνομα **LogMyself** η οποία έχει δύο βασικούς στόχους. Ο πρώτος είναι να συλλέξει δεδομένα χρησιμοποιώντας τους αισθητήρες και τα APIs μιας Android συσκευής και ο δεύτερος να προβάλει τα δεδομένα ανάλυσης του χρήστη με κατάλληλο τρόπο σε ένα εξατομικευμένο UI.

Όνομα	**Τιμή**
Package Name	com.levantis.logmyself
Version Name/Code	1.0/1
minSdkVersion	31 – Android 12
targetSdkVersion	35 – Android 14
compileSdkVersion	36 – Android 15
Android Gradle Plugin (AGP)	8.9.1
Kotlin Version	2.2.0
Java Version	11 (source – target, JVM 11)
KSP version	2.2.0-2.0.2
Permissions	Runtime: ACTIVITY_RECOGNITION, PACKAGE_USAGE_STATS, REQUEST_IGNORE_BATTERY_OPTIMIZATIONS, SCHEDULE_EXACT_ALARM, POST_NOTIFICATIONS, ACTION_NOTIFICATION_LISTENER_SETTINGS, READ_PHONE_STATE, READ_CALL_LOG, ACCESS_FINE_LOCATION, ACCESS_COARSE_LOCATION, ACCESS_BACKGROUND_LOCATION Auto-granted: FOREGROUND_SERVICE, FOREGROUND_SERVICE_DATA_SYNC, RECEIVE_BOOT_COMPLETED, WAKE_LOCK
Third-party features	Firebase Authentication, Google Sign-in integration, Room database, Supabase, Firebase Firestore, Jetpack Compose (Material3), ViewBinding architecture, Vico charts, MPAndroidChart, Custom Charts, WorkManager, Ktor client (HTTP networking), Kotlinx Serialization, Firebase Crashlytics

Εικόνα 28 Βασικές πληροφορίες της εφαρμογής LogMyself.

LOGMYSELF
Passive Insights. Active Wellbeing

Εικόνα 29 Λογότυπο εφαρμογής LogMyself.

5.3.1 Αισθητήρες – Ανιχνευτές

Στο κομμάτι της συλλογής δεδομένων η εφαρμογή χρησιμοποιεί τους αισθητήρες και τα APIs του Android (Πίνακας 2). Πιο συγκεκριμένα στον κώδικα της εφαρμογής βλέπουμε ένα package το οποίο ονομάζεται sensors και εμπεριέχει την λειτουργικότητα σχετικά με την δημιουργία των δεδομένων από τους αισθητήρες.

Συνολικά το σύστημα ορίζει εφτά διαφορετικούς τύπους αισθητήρων με τον πρώτο να είναι ο αισθητήρας πτώσης (Drop Detector) στον οποίο χρησιμοποιείται το επιταχυνσιόμετρο της συσκευής με σκοπό να ανιχνευθούν ξαφνικές και απότομες αλλαγές στο μέγεθος/ένταση (του διανύσματος). Η εφαρμογή εντοπίζει καταστάσεις ελεύθερης-πτώσης που ακολουθούνται από έντονη πρόσκρουση χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη *SensorsManager* του Android. Για να λάβει τιμές από τον αισθητήρα, καταχωρεί έναν listener με σκοπό την λήψη δεδομένων σε πραγματικό χρόνο (*SensorEventListener*). Αυτά τα δεδομένα πραγματικού χρόνου έχουν ρυθμό περίπου τα 20.000 ms, όπως ορίζει η μεταβλητή *SENSOR_DELAY_GAME* της βιβλιοθήκης *SensorsManager*. Για τον ακριβή εντοπισμό κάποιας πτώσης της συσκευής ορίζονται κάποια σημαντικά όρια:

- *Freefall threshold* (όριο ελεύθερης πτώσης) = 1.0 m/s²
- *Impact threshold* (όριο πρόσκρουσης) = 15.0 m/s²
- *Minimum freefall threshold* (όριο διάρκειας πτώσης) = 30 ms

Για το υπολογισμό του μεγέθους επιτάχυνσης λαμβάνονται τιμές κάθε στιγμή και για τις τρείς διαστάσεις μέσω των events που λαμβάνονται στον listener της συσκευής.

$$|a| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$$

Όταν η επιτάχυνση πέσει κάτω από το όριο ελεύθερης πτώσης αυτό υποδηλώνει μια πιθανή ελεύθερη πτώση. Να σημειωθεί ότι κατά την διάρκεια της η μόνη δύναμη που ασκείται είναι η βαρύτητα (~9.8 m/s²) αλλά το επιταχυνσιόμετρο μετρά σε σχέση με την ίδια την συσκευή, άρα η ένδειξη είναι σχεδόν μηδενική, οπότε με αυτό τον τρόπο μπορεί να καταγραφεί με ακρίβεια η έναρξη και λήξη μιας πτώσης. Μόλις μια πτώση εντοπιστεί καταγράφεται η έναρξη της (*freefallStartTime*) και στην συνέχεια μια state μεταβλητή (*isFalling*) ορίζεται ως True. Όταν εντοπιστεί η πρόσκρουσή με το έδαφος η εφαρμογή πραγματοποιεί δύο διαδικασίες επικύρωσης με την πρώτη να είναι, αν η διάρκεια της ήταν αποδεκτή με τρόπο τέτοιο ώστε να σηματοδοτεί μια πτώση, συγκεκριμένα πρέπει να διήρκησε τουλάχιστον 30 ms. Η δεύτερη επικύρωση είναι ότι μετά την ελεύθερη πτώση, η επιτάχυνση πρέπει να έχει ξεπεράσει τα 15.0 m/s², υποδηλώνοντας πρόσκρουση με το έδαφος ή κάποια επιφάνεια.

Ο επόμενος ανιχνευτής είναι υπεύθυνος για το εντοπισμό καταστάσεων που ο χρήστης βρίσκεται σε σκοτεινό περιβάλλον για μεγάλο χρονικό διάστημα. Χρησιμοποιείται ο αισθητήρας φωτισμού περιβάλλοντος (ambient light sensor) της συσκευής χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη *SensorsManager*. Παρόμοια με τους υπόλοιπους αισθητήρες καταχωρείται ένας listener (*SensorEventListener*) για την λήψη γεγονότων φωτός σε πραγματικό χρόνο. Ο ρυθμός λήψης γεγονότων φωτός ορίζεται σε *SENSOR_DELAY_NORMAL* τύπο ο οποίος τον κάνει πιο αποδοτικό σε επίπεδο κατανάλωσης ισχύος. Ορίζονται κάποια βασικά όρια τα οποία είναι:

- *Low Light Threshold* (όριο χαμηλού φωτός) = 15.0
- *Valid Start Time* (όριο αποδεκτών σημάτων φωτός) = 0
- *Valid End Time* (όριο αποδεκτών σημάτων φωτός) = 0

Να σημειωθεί ότι τα δύο τελευταία όρια σε κανονικές συνθήκες χρήσης του συστήματος (production level) θα πρέπει να οριστούν, ανάλογα με την γεωγραφική θέση του χρήστη σε τιμές που ο ήλιος ανατέλλει και δύει. Η εφαρμογή δεν θα θεωρεί δεκτές καταστάσεις χαμηλού φωτισμού σε περιόδους που το ηλιακό φως δεν υπάρχει, λόγω του ότι πολλές φορές μπορούν να παραχθούν λανθασμένα αποτελέσματα. Μας ενδιαφέρουν στιγμές που ο χρήστης βρέθηκε σε σκοτεινό περιβάλλον για σημαντικό χρονικό διάστημα εντός της ημέρας και όχι εντός της νύχτας. Στο πλαίσιο της διπλωματικής ορίστηκαν να περιλαμβάνουν όλη την ημέρα με σκοπό το σύστημα να μπορεί να δοκιμαστεί με μεγαλύτερη ευκολία. Το όριο για το επίπεδο φωτός είναι αρκετά χαμηλό με σκοπό να μπορούν να εντοπιστούν ακραίες καταστάσεις στις οποίες ο χρήστης παρέμεινε σε σκοτεινό μέρος (ήλιος: ~100.000 lux, γραφείο: ~500 lux). Ο ανιχνευτής λαμβάνει συνεχώς σήματα για το επίπεδο φωτός της συσκευής και φιλτράρει πιθανές καταστάσεις στις οποίες η συσκευή καλύπτεται (π.χ. τοποθέτηση της κινητής συσκευής στη τσέπη παντελονιού ή σε τσάντα), καθώς αυτό θα αποτελούσε κατάσταση στην οποία ο χρήστης δεν βρίσκεται πραγματικά σε κάποια μέρος με χαμηλό φωτισμό (false-positive). Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται ο αισθητήρας εγγύτητας (proximity sensor) που βοηθά την εφαρμογή να καταλάβει αν η συσκευή βρίσκεται σε κοντινή απόσταση με κάποιο αντικείμενο. Επίσης φιλτράρονται περίοδοι που ο χρήστης βρέθηκε σε μέρος με χαμηλό φωτισμό για λιγότερο από 30 λεπτά. Συνολικά από αυτόν το ανιχνευτή λαμβάνουμε την διάρκεια παραμονής σε σκοτεινό περιβάλλον μαζί με χρονοσφραγίδες αρχής και τέλους.

Ο ανιχνευτής ύπνου είναι ένας από τους πιο σημαντικούς καθώς βοηθά το σύστημα να ανιχνεύει τις συνήθειες ύπνου ενός χρήστη. Προτιμήθηκε η χρήση του *Sleep API* και όχι η δημιουργία αλγορίθμου από την αρχή ο οποίος θα εντόπιζε τις καταστάσεις ύπνου. Αυτό έχει πολλά θετικά, όπως ευκολότερη υλοποίηση, ταχύτερος χρόνος ανάπτυξης και το πιο σημαντικό,

λιγότερη κατανάλωση ισχύος. Το *Sleep API* προσφέρει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τις συνήθειες ύπνου του χρήστη και προσφέρεται από το *Google Play services*, είναι διαθέσιμο σε συσκευές Android με έκδοση SDK από 29 και πάνω μέσω του *Google Activity Recognition API*. Γεγονότα ύπνου παράγονται κάθε 8 με 10 λεπτά με παραγόμενες πληροφορίες οι οποίες φαίνονται παρακάτω:

- *Confidence (Int)*: 0 – 100, μας δείχνει το ποσοστό βεβαιότητας ότι ο χρήστης βρίσκεται σε κατάσταση ύπνου.
- *Light (Int)*: 0 – 4, μας δίνει μια εικόνα για το ποσό φωτεινότητας στο διάστημα αυτό.
- *Motion (Int)*: 0 – 4, μας δίνει μια εικόνα για την κινητικότητα της συσκευής στο διάστημα αυτό.

Η εφαρμογή πέρα από τα παραπάνω δεδομένα από το *Sleep API*, εμπλουτίζει τα γεγονότα ύπνου με παραπάνω πληροφορίες. Πιο συγκεκριμένα για κάθε γεγονός ύπνου καταγράφεται μια χρονοσφραγίδα για την χρονική στιγμή που το γεγονός ύπνου καταγράφηκε (*timestampNow*) και μια δεύτερη με την χρονική στιγμή του προηγούμενου γεγονότος (*timestampPrevious*). Αυτό επιτρέπει στο σύστημα σε μετέπειτα στάδια να πραγματοποιήσει την ανάλυση ύπνου ευκολότερα βρίσκοντας τα sleep-windows των χρηστών. Επιπλέον για κάθε γεγονός ύπνου το σύστημα χρησιμοποιώντας την βιβλιοθήκη *UsageStatsManager* μπορεί να εντοπίζει τις εφαρμογές (*usedApps*: όνομα package και χρόνος χρήσης) που χρησιμοποιήθηκαν στην περίοδο ανάμεσα από δύο γεγονότα ύπνου και στην συνέχεια να υπολογιστεί ο συνολικός αριθμός χρήσης αυτών των εφαρμογών (*screenOnDuration*).

Προχωράμε στον ανιχνευτή κλήσεων (*Call Detector*) ο οποίος είναι υπεύθυνος για την καταγραφή των κλήσεων που λαμβάνονται ή πραγματοποιούνται από τον χρήστη. Χρησιμοποιείται η βιβλιοθήκη *TelephonyManager* που επιτρέπει την λήψη γεγονότων κλήσης καταχωρώντας έναν listener για αυτόν τον σκοπό (*telephony callback listener*). Η εφαρμογή καταγράφει την ημερομηνία που πραγματοποιήθηκε κάποιο γεγονός κλήσης (*callDate*), μαζί με πληροφορίες σχετικά με τον τύπο της κλήσης (*callDescription*), την διάρκεια της κλήσης (*callDuration*) και έναν κωδικό του τύπου της (*callType*) ο οποίος πάντα ταιριάζει με την περιγραφή. Η εφαρμογή για την αποτελεσματική καταγραφή γεγονότων ύπνου δεν καταγράφει απευθείας τα γεγονότα αλλά μόλις μια κλήση οποιουδήποτε τύπου πραγματοποιηθεί, αναμένει 1 δευτερόλεπτο αυτή η κλήση να καταγραφεί στο σύστημα και στην συνέχεια «διαβάζει» τα δεδομένα από το ιστορικό με ασφαλή τρόπο (*fetchLastCallDetails()*). Να σημειωθεί ότι δεν καταγράφονται ονόματα επαφών, τηλέφωνα και οποιαδήποτε ευαίσθητη πληροφορία σε κανένα σημείο της ζωής της εφαρμογής. Επίσης πέρα από την καταγραφή κλήσεων GSM η

εφαρμογή είναι σε θέση να καταγράφει και κλήσεις VoIP από τρίτες εφαρμογές (π.χ. Messenger, Viber, WhatUP κτλ.). Όμως σε γεγονότα τέτοιου τύπου δεν είναι δυνατή η καταγραφή της διάρκειας της κλήσης, ή εάν η κλήση ήταν εισερχόμενη ή εξερχόμενη. Η καταγραφή τέτοιων κλήσεων γίνεται δυνατή μέσω του ανιχνευτή ειδοποιήσεων (*NotificationDetector*) και της κατάλληλης άδειας υψηλής επικινδυνότητας, *BIND_NOTIFICATION_LISTENER_SERVICE*. Πιο συγκεκριμένα το σύστημα εξάγει τα μεταδεδομένα των λαμβανόμενων ειδοποιήσεων όπως, όνομα πακέτου (*package name*), περιεχόμενα ειδοποίησης και καταστάσεις μιας ειδοποίησης. Στην συνέχεια με κατάλληλη ανάλυση του περιεχόμενου της κλήσης εντοπίζει αν αφορά κλήση σε κάποια εφαρμογή VoIP ή απλά μια ειδοποίηση.

Όνομα	**Κωδικός**	**Περιγραφή**
INCOMING_TYPE	1	Ο χρήσης απάντηση την κλήση με επιτυχία
OUTGOING_TYPE	2	Επιτυχής ολοκλήρωση εξερχόμενης κλήσης
MISSED_TYPE	3	Ανεπιτυχής εισερχόμενη κλήση (ο καλών έκλεισε ή ο παραλήπτης δεν απάντησε)
REJECTED_TYPE	5	Χειροκίνητη απόρριψη εισερχόμενης κλήσης
BLOCKED_TYPE	6	Αυτόματη απόρριψη εισερχόμενης κλήσης
ANSWERED_EXTERNALLY_TYPE	7	Απάντηση μέσω εξωτερικής συσκευής (ακουστικά, έξυπνο ρολόι κ.λπ.)
VoIP_CALL_THIRD_PARTY_APP	-	Κλήση τύπου VoIP

Πίνακας 5 Κατηγορίες γεγονότων κλήσεων.

Σημαντικό στοιχείο της εφαρμογής είναι και η καταγραφή της τοποθεσίας του χρήστη καθ' όλη την διάρκεια ζωής της εφαρμογής. Η εφαρμογή χρησιμοποιεί την σύγχρονη βιβλιοθήκη *FusionLocationProvider* για να λαμβάνει υψηλής ακρίβειας δεδομένα τοποθεσίας κάθε 30 δευτερόλεπτα. Φυσικά η εφαρμογή πριν ξεκινήσει την καταγραφή τέτοιων δεδομένων ελέγχει και απαιτεί τις άδειες *ACCESS_FINE_LOCATION* και *ACCESS_COARSE_LOCATION*. Το συγκεκριμένο στοιχείο δεν αποτελεί κάποιο προηγμένο ανιχνευτή καθώς ότι χρειάζεται η εφαρμογή προσφέρεται από την βιβλιοθήκη. Καταγράφονται δεδομένα όπως:

- Γεωγραφικό πλάτος και μήκος.
- Ακρίβεια (σε μέτρα).
- Ταχύτητα.

- Υψόμετρο.
- Κατεύθυνση.
- Ακρίβεια μέτρησης ταχύτητας σε μέτρα ανά δευτερόλεπτο.
- Χρονοσφραγίδα γεγονότος.

Γενικά στην συγκεκριμένη έκδοση του συστήματος οι μετρικές που μας αφορούν και χρησιμοποιούνται στην ανάλυση είναι, το γεωγραφικό πλάτος και μήκος, η ακρίβεια και η χρονοσφραγίδα του γεγονότος.

Ο τελευταίος σημαντικός ανιχνευτής είναι ο ανιχνευτής δραστηριότητας ο οποίος θα επιτρέψει στο σύστημα να κατανοήσει την συμπεριφορά του χρήστη καλύτερα. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται το *Activity Recognition API* το οποίο επιστρέφει γεγονότα δραστηριότητας περίπου κάθε 10 δευτερόλεπτα ή όταν σημειωθεί μια σημαντική αλλαγή. Η εφαρμογή για την αποτελεσματική καταγραφή απαιτεί την άδεια *ACTIVITY_RECOGNITION*. Γενικά, το API αναλύει με αποτελεσματικό τρόπο δεδομένα από επιταχυνσιόμετρο, γυροσκόπιο και πολλούς ακόμα αισθητήρες με την χρήση ML μοντέλων ώστε να εξάγει μια τιμή που δηλώνει την βεβαιότητα για μια συγκεκριμένη δραστηριότητα (*confidence*), παρόμοια με το *Sleep API*. Το σύστημα μπορεί να ανιχνεύσει τις παρακάτω δραστηριότητες:

- *in_vehicle*
- *on_bicycle*
- *on_foot*
- *running*
- *walking*
- *still*
- *tilting*
- *unknown*

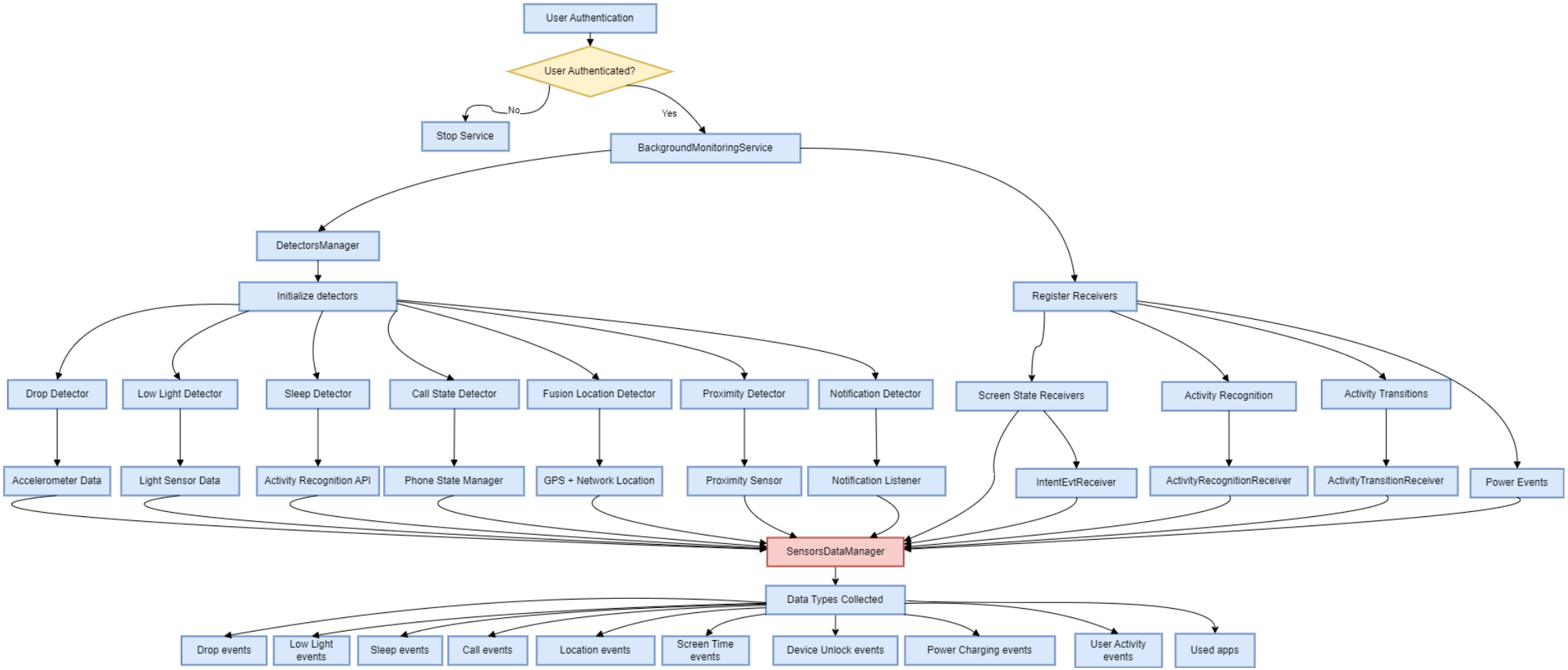
Οι παραπάνω καταγράφονται και στέλνονται στην βάση δεδομένων μαζί με την τιμή βεβαιότητας και μια χρονοσφραγίδα.

Εκτός από τους ανιχνευτές και αισθητήρες που αναφέρθηκαν παραπάνω το σύστημα καταγράφει γεγονότα όπου ο χρήστης ξεκλείδωσε την συσκευή και τις χρονικές περιόδους που η συσκευή ήταν σε χρήση (οθόνη ανοιχτή). Η χρήση της συσκευής καταγράφεται με βάση τα γεγονότα *ACTION_SCREEN_ON* και *ACTION_SCREEN_OFF* τα οποία η εφαρμογή λαμβάνει σε έναν Intent Broadcast Receiver που έχει καταχωρήσει. Ουσιαστικά μόλις ληφθεί ένα γεγονός *ACTION_SCREEN_ON* ξεκινάει ένα χρονόμετρο και μόλις ένα *ACTION_SCREEN_OFF* ληφθεί αυτός ο διακόπτης λήγει. Υπολογίζεται και αποθηκεύεται η διάρκεια μαζί με δεδομένα όπως η αρχή και το τέλος της περιόδου (χρονοσφραγίδες). Με την

βοήθεια του ίδιου καταχωρητή καταγράφονται και γεγονότα τύπου *ACTION_USER_PRESENT* , δηλαδή ξεκλειδώματος της συσκευής με οποιοδήποτε τρόπο. Για ένα τέτοιο γεγονός αποθηκεύεται μόνο μια χρονοσφραγίδα με το πότε το γεγονός πραγματοποιήθηκε.

Τα δεδομένα που αναφέρθηκαν αποτελούν δεδομένα χαμηλού επιπέδου (raw-data) καθώς οι εφαρμογές δεν πραγματοποιούν κανένα είδος ανάλυσης σε αυτά, η ανάλυση γίνεται σε μετέπειτα στάδιο στον διακομιστή ανάλυσης. Αυτό προσφέρει μείωση του υπολογιστικού φόρτου των εφαρμογών με αποτέλεσμα την ομαλή λειτουργία τους όπως και μείωση της κατανάλωσης μπαταρίας.

Να σημειωθεί ότι η εφαρμογή δίνει την δυνατότητα στον χρήστη να απενεργοποιήσει ανά πάσα στιγμή οποιοδήποτε ανιχνευτή επιθυμεί, όπως επίσης και ολόκληρη την εφαρμογή με το πάτημα ενός κουμπιού. Αυτό αυξάνει την αξιοπιστία του συστήματος και σέβεται την ιδιωτικότητα του χρήστη. Με την απενεργοποίηση ενός ανιχνευτή αυτόματα σταματάει η αντίστοιχη δημιουργία δεδομένων, να σημειωθεί όμως ότι τα *permissions* που χρησιμοποιούσε δεν διαγράφον



Εικόνα 30 Υψηλού επιπέδου αναπαράσταση βασικών συστατικών εφαρμογής LogMyself.

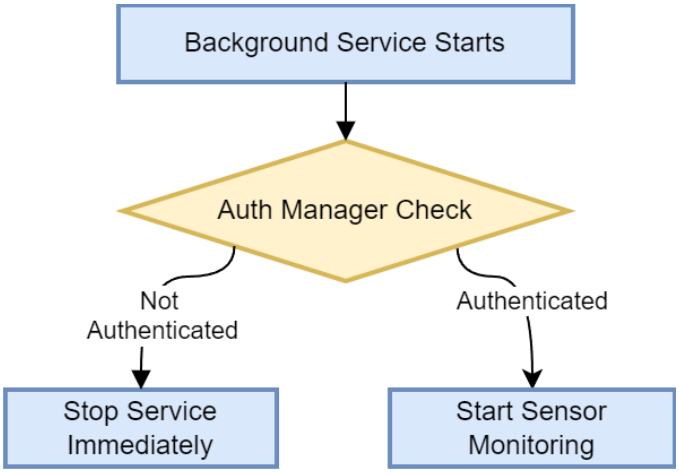
5.3.2 Εκτέλεση στο παρασκήνιο

Η εφαρμογή **LogMyself** έχει σχεδιαστεί με τέτοιο τρόπο ώστε να τρέχει στο παρασκήνιο. Αυτό μάλιστα αποτελεί το βασικότερο στοιχείο της, καθώς η καταγραφή των δεδομένων για να έχει αξία πρέπει να διαρκεί κατ' ελάχιστο τα ¾ της ημέρας. Αυτό στο Android μετά την έκδοση 8 έχει γίνει ιδιαίτερα περίπλοκο, με βασικό χαρακτηριστικό το γεγονός ότι πρέπει να ακολουθηθούν κάποιες συγκεκριμένες ενέργειες με σκοπό να επιτευχθεί η αδιάληπτη εκτέλεση της υπηρεσίας-εφαρμογής. Αυτό που έκανε ιδιαίτερα δύσκολη την ανάπτυξη της εφαρμογής ήταν η δημιουργία της με τρόπο τέτοιο ώστε να μην την βάλει στην «μαύρη λίστα» του Android, καθώς το Android έχει την δυνατότητα ανά πάσα στιγμή να τερματίσει οποιαδήποτε διεργασία επιθυμεί για οποιοδήποτε λόγο. Βασικός λόγος τερματισμού μιας διεργασίας στο Android είναι η κατανάλωση πόρων της συσκευής, όπως RAM. Για να αντιμετωπιστεί αυτό η εφαρμογή όπως αναφέρθηκε χρησιμοποιεί διάφορα βέλτιστα APIs τα οποία είναι σχεδιασμένα με τρόπο ώστε να δημιουργούν ελάχιστα προβλήματα.

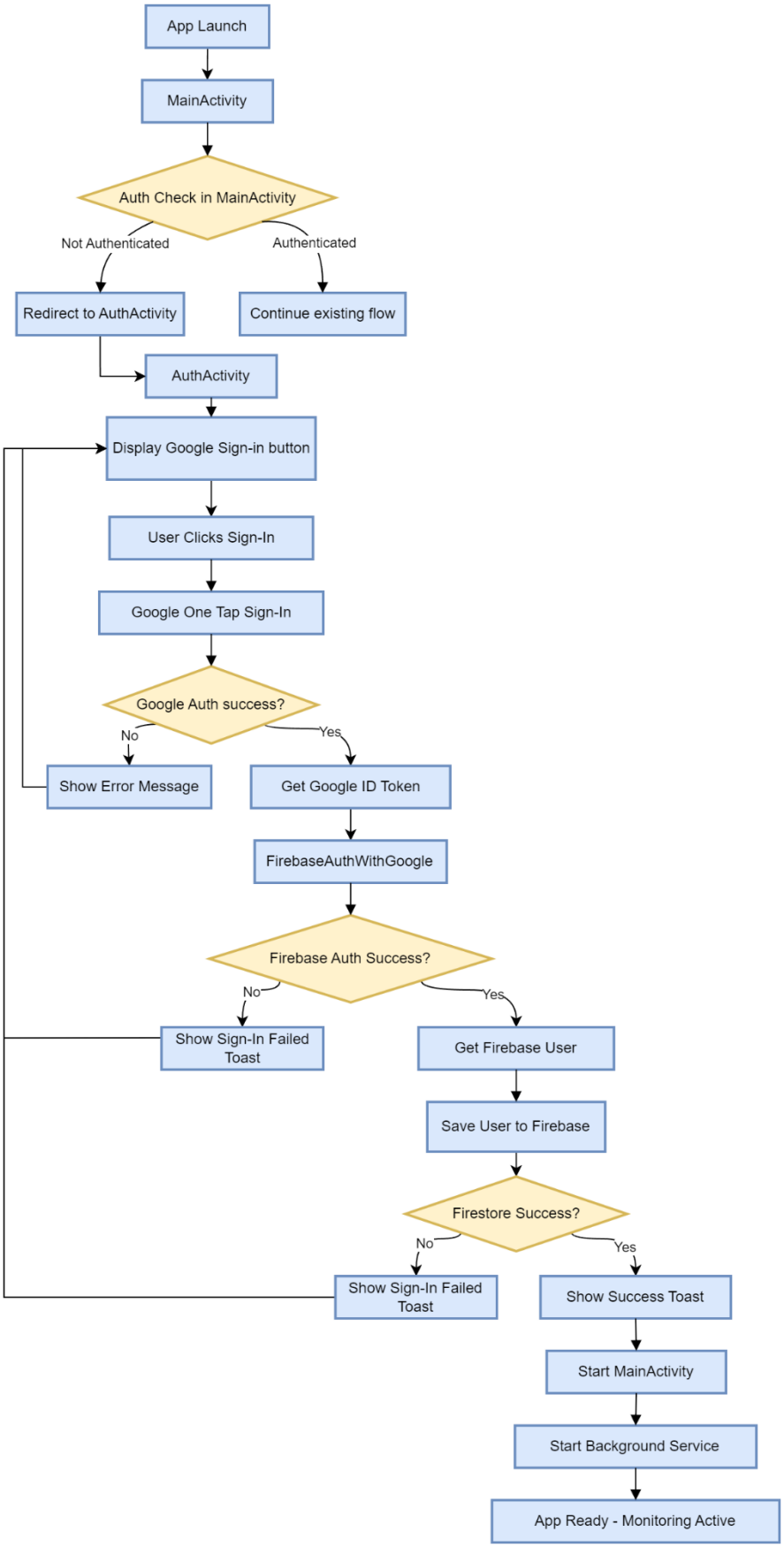
Η εφαρμογή χρησιμοποιεί μια υπηρεσία προσκηνίου (*foreground service*) ως βάση για τη συνεχή παρακολούθηση του περιβάλλοντος. Αυτή η υπηρεσία κατά την έναρξη της δημιουργεί μια μόνιμου τύπου ειδοποίηση όπως απαιτεί το Android η οποία αναγράφει στον χρήστη ότι η διεργασία ξεκίνησε. Για να αντιμετωπιστούν περιπτώσεις που το Android τερμάτισε την διεργασία, υλοποιείται λειτουργικότητα *START_STICKY* σε συνδυασμό με την βιβλιοθήκη *WorkManager* με την οποία προγραμματίζεται μια επανεκκίνηση της διεργασίας μετά από 5 δευτερόλεπτα. Γενικά αν σε οποιοδήποτε σημείο της διάρκειας ζωής της διεργασίας ο χρήστης βρεθεί σε κατάσταση μη-αυθεντικοποίησης αυτόματα η διεργασία για την καταγραφή δεδομένων τερματίζεται. Η εφαρμογή αυτόματα ξεκινά όταν η συσκευή επανεκκινηθεί, φυσικά αν ο χρήστης είναι αυθεντικοποιημένος. Να σημειωθεί ότι η εφαρμογή φροντίζει πάντα μόνο μια διεργασία της να τρέχει στο παρασκήνιο, καθώς εάν δεν υπήρχε έλεγχος θα είχαμε πολλές παράλληλες διεργασίες με αποτέλεσμα λανθασμένη καταγραφή δεδομένων και κατανάλωση πόρων. Τέλος η εφαρμογή εφαρμόζει σωστή διαχείριση κύκλου ζωής με καθαρισμό στην *onDestroy()* συνάρτηση οποιοδήποτε πόρων χρησιμοποιούσε, με τερματισμό των ανιχνευτών και με κατάλληλη διαγραφή των listeners των αισθητήρων.

5.3.3 Αυθεντικοποίηση

Η εφαρμογή ακολουθεί παρόμοια αρχιτεκτονική με την εφαρμογή **LogBoard** στο κομμάτι της αυθεντικοποίησης (authorization και authentication), μέσω των Google υπηρεσιών (Google OAuth 2.0) χρησιμοποιώντας την πλατφόρμα Firebase. Η αυθεντικοποίηση απαιτείται καθώς εάν ο χρήστης βρεθεί οποιαδήποτε στιγμή σε κατάσταση μη αυθεντικοποίησης η εφαρμογή τον ανακατευθύνει στο κατάλληλο *Activity* (*AuthActivity*). Έλεγχος της κατάστασης του χρήστη γίνεται σε διάφορα σημεία της εφαρμογής όπως, όταν εκκινείτε η εφαρμογή, όταν ξεκινά η υπηρεσία παρασκηνίου και όταν η υπηρεσία αυτή καταστρέφεται.



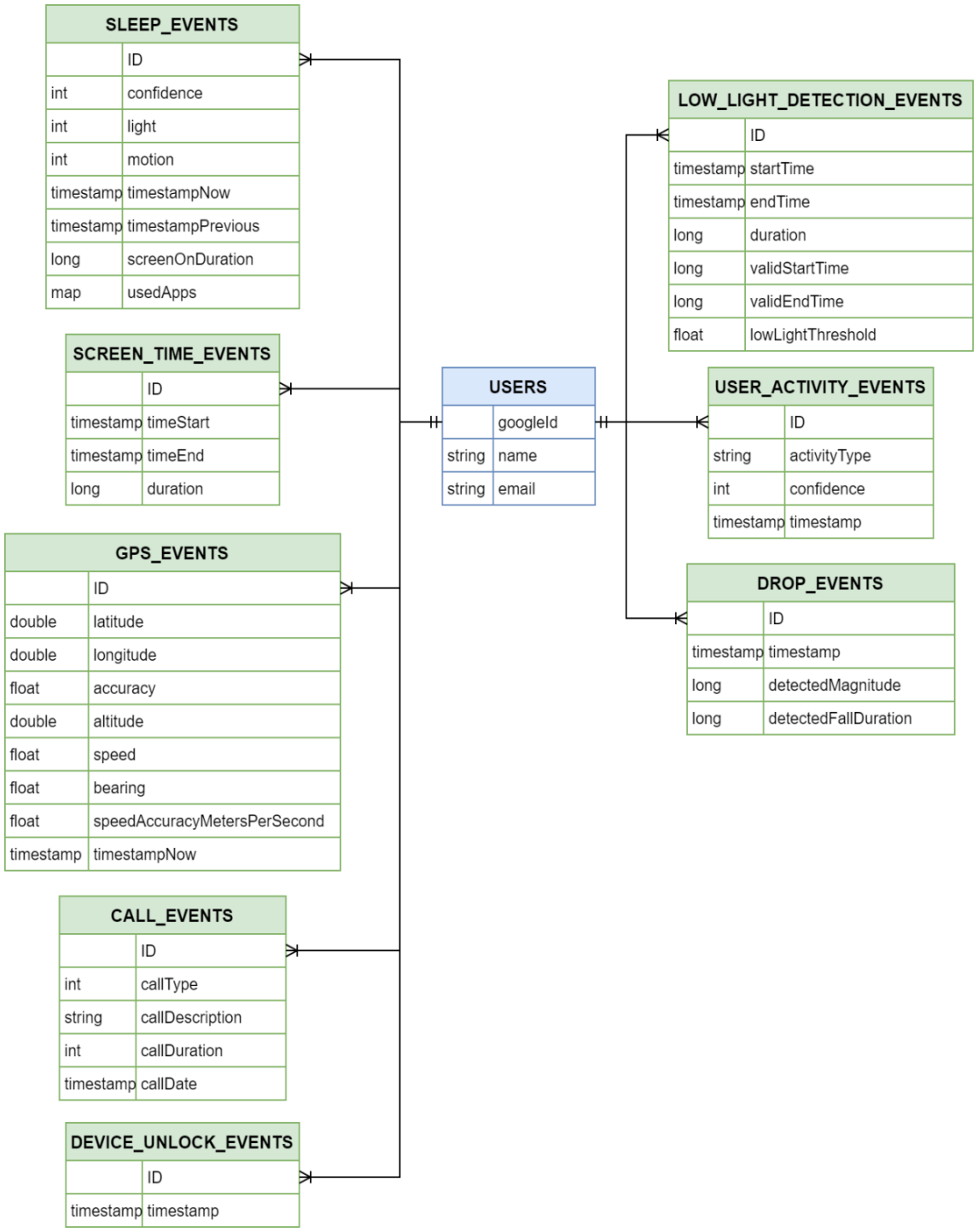
Εικόνα 31 Έλεγχος κατάστασης χρήστη κατά την έναρξη της διεργασίας.



Εικόνα 32 Διαδικασία αυθεντικοποίησης στην εφαρμογή LogMyself.

5.3.4 Αποθήκευση Δεδομένων

Παρόμοια με την εφαρμογή **LogBoard**, η εφαρμογή **LogMyself** αποθηκεύει και αυτή δεδομένα στην cloud-based NoSQL βάση που προσφέρεται από την πλατφόρμα Firebase της Google και ονομάζεται Firestore Database. Όπως γίνεται αντιληπτό από το παρακάτω διάγραμμα κάθε προαναφερόμενος ανιχνευτής και αισθητήρας αποθηκεύει τα raw-δεδομένα που παράγει σε ένα collection, ανάλογα με την κατηγορία την οποία ανήκει.



Εικόνα 33 Διάγραμμα για την βάση δεδομένων της εφαρμογής LogMyself.

Παρακάτω διακρίνεται και το μονοπάτι που πρέπει να ακολουθηθεί προκειμένου να αναζητηθεί μια τιμή σε κάποια κατηγορία δεδομένων. Κάθε χρήστης είναι ένα *Document* με τις (υπό) κατηγορίες μετρικών είναι και αυτές ένα *Document* σε κάθε ένα από αυτούς.

`/users/{user_id}/<KM>/{KM_id}`

Με *KM* να ισούται με το όνομα κάθε κατηγορίας μετρικών και *KM_id* το *ID* του *Collection* αυτού. Οι κατηγορίες για κάθε χρήστη είναι:

- *call_events*
- *device_unlock_events*
- *drop_events*
- *gps_events*
- *low_light_events*
- *screen_time_events*
- *sleep_events*
- *user_activity_events*

Έχουν οριστεί στην βάση δεδομένων Firestore της εφαρμογής κανόνες για την αυθεντικοποίηση και πρόσβαση στα δεδομένα της βάσης. Οι παρακάτω κανόνες ασφαλείας στο Firestore έχουν σχεδιαστεί ώστε να προστατεύουν τα δεδομένα κάθε χρήστη και να διασφαλίζουν την ιδιωτικότητα και την ακεραιότητα της βάσης. Συγκεκριμένα, ορίζεται ότι μόνο αυθεντικοποιημένοι χρήστες (μέσω *request.auth*) μπορούν να έχουν πρόσβαση, ενώ κάθε χρήστης επιτρέπεται να δημιουργήσει, να διαβάσει, να ενημερώσει ή να διαγράψει μόνο το δικό του έγγραφο στη συλλογή users, δηλαδή αυτό το Document που αντιστοιχεί στο μοναδικό αναγνωριστικό του (*UID*). Παράλληλα, για τις υπο-collections (π.χ. *sleep_events*, *drop_events*), εφαρμόζονται οι ίδιες συνθήκες, εξασφαλίζοντας ότι κανένας χρήστης δεν μπορεί να δει ή να τροποποιήσει δεδομένα άλλου χρήστη. Με αυτόν τον τρόπο, οι κανόνες επιβάλλουν αυστηρή απομόνωση των δεδομένων μεταξύ των χρηστών και ενισχύουν την ασφάλεια και αξιοπιστία ολόκληρης της βάσης δεδομένων.

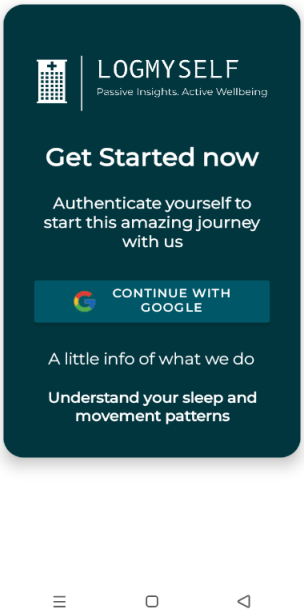
```
rules_version = '2';
service cloud.firestore {
  match /databases/{database}/documents {

    // Rules for users collection
    match /users/{userId} {

      // Allow authenticated users to create their own user document
      allow create: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;

      // Allow authenticated users to read or update their own document
      allow read, update, delete: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;
```

```
      // Rules for subcollections like sleep_events, drop_events, etc.
      match /{collectionName}/{documentId} {
        allow read, write: if request.auth != null && request.auth.uid == userId;
      }
    }
  }
}
```

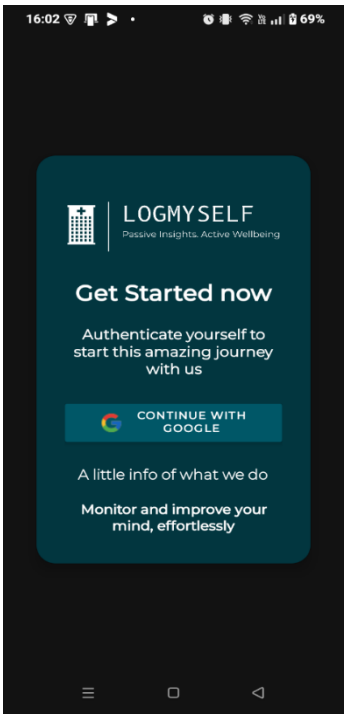
Code 2 Κανόνες ασφαλείας για βάση δεδομένων (Firestore) της εφαρμογής LogMyself.

5.3.5 Γραφικό Περιβάλλον – UI/UX

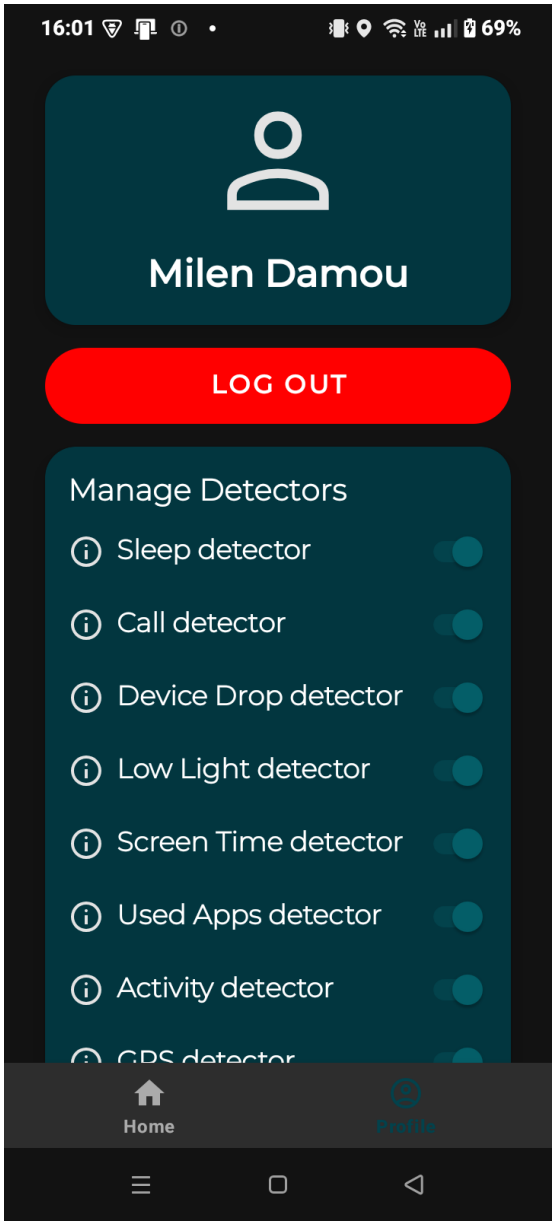
Παρακάτω παρατίθενται εικόνες σχετικά με το γραφικό περιβάλλον της εφαρμογής **LogMyself** στην παρούσα έκδοσή της. Να σημειωθεί ότι η εφαρμογή υποστηρίζει *Light* και *Dark Mode* στο οποίο μπορεί να γίνει δυναμικά εναλλαγή ανάλογα με το θέμα της συσκευής. Η εφαρμογή αποτελείτε αποτελείται από δύο βασικές οθόνες το *Home* και το *Profile*, ακολουθεί το *bottom-navigation bar* μοντέλο για εύκολη εναλλαγή μεταξύ των οθονών. Συνολικά, τα αποτελέσματα της ανάλυσης οπτικοποιούνται στον χρήστη σε μορφή καρτελών με χρήση απλής γλώσσας και όχι αριθμών που μπορεί να συγχύσουν τον χρήστη.



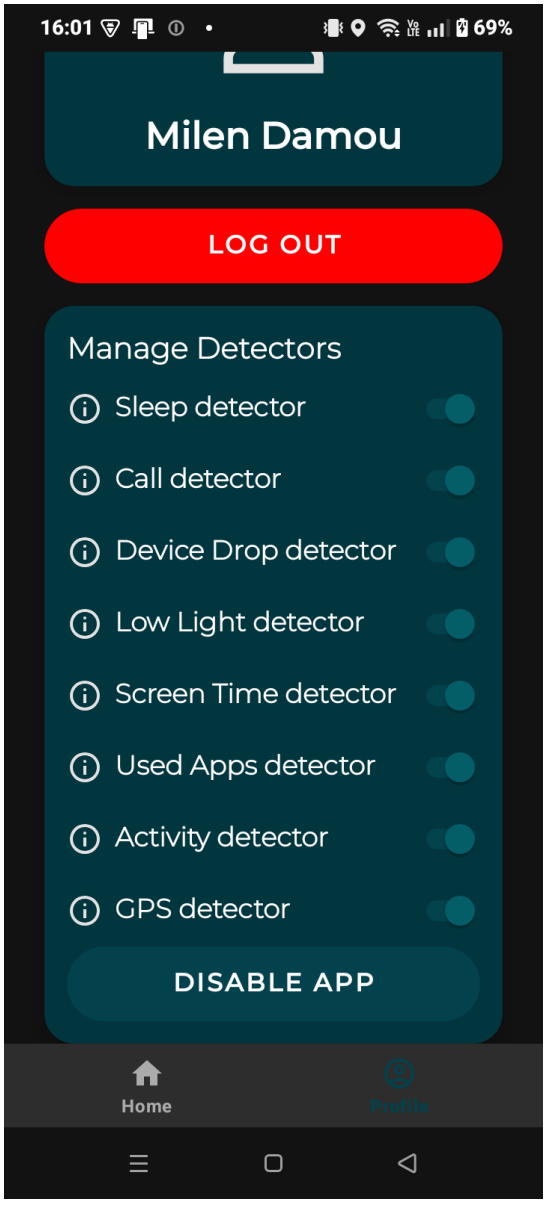
Εικόνα 35 Οθόνη αυθεντικοποίησης χρήστη LogMyself εφαρμογή (Light Mode).



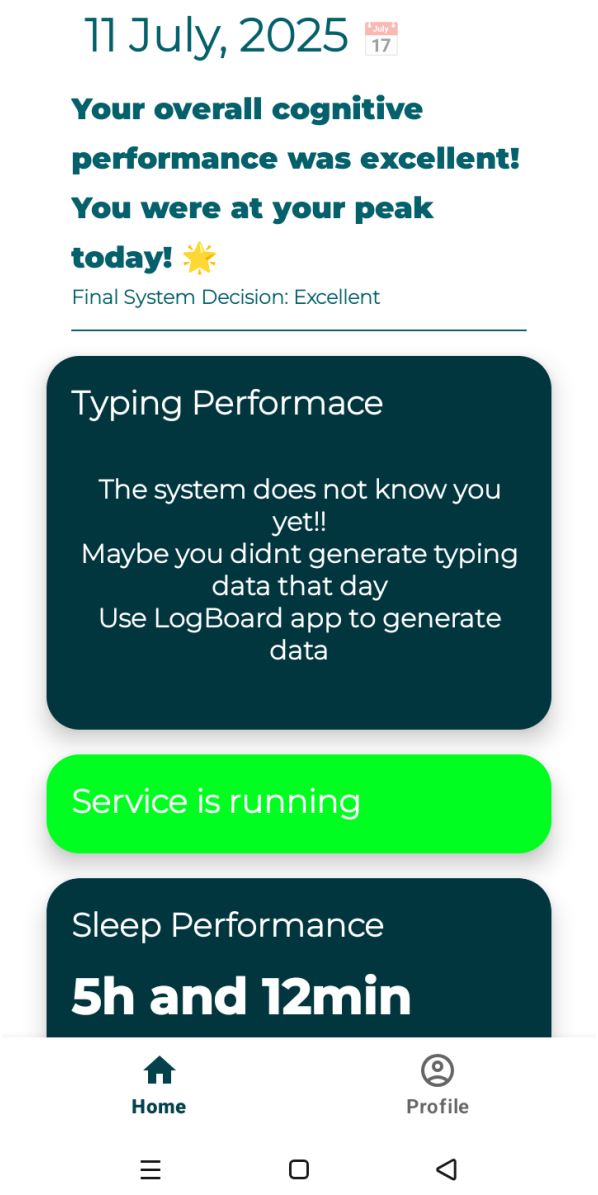
Εικόνα 34 Οθόνη αυθεντικοποίησης χρήστη LogMyself εφαρμογή (Dark Mode).



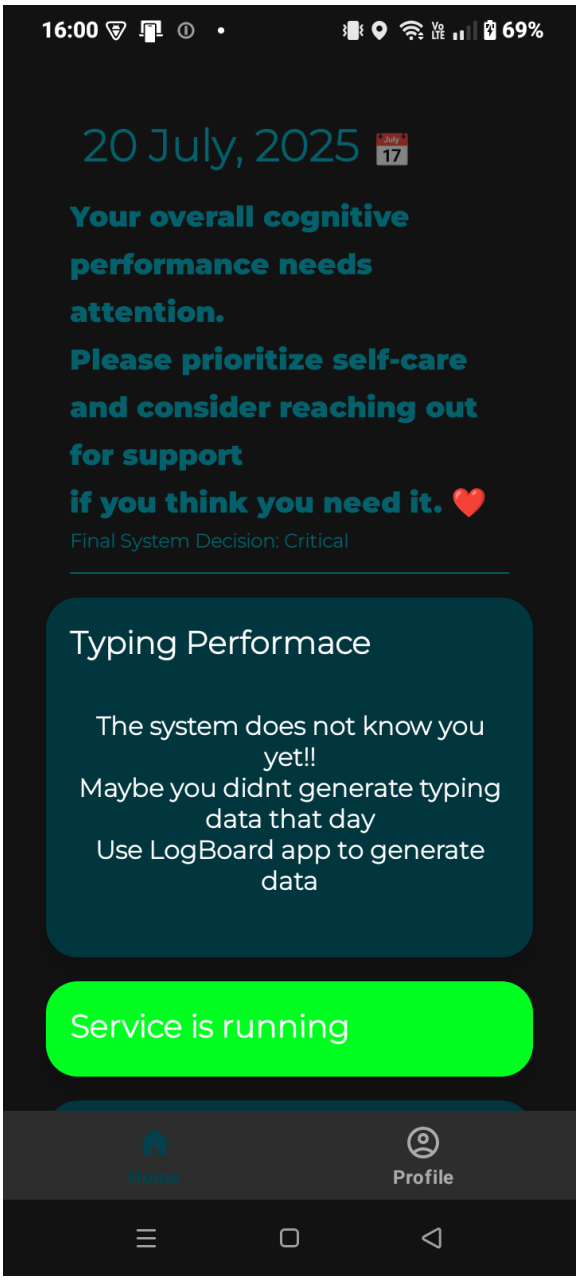
Εικόνα 36 Οθόνη προφίλ στην εφαρμογή LogMyself, διακρίνονται οι επιλογές εξόδου από την εφαρμογή και οι απενεργοποίηση των ανιχνευτών.



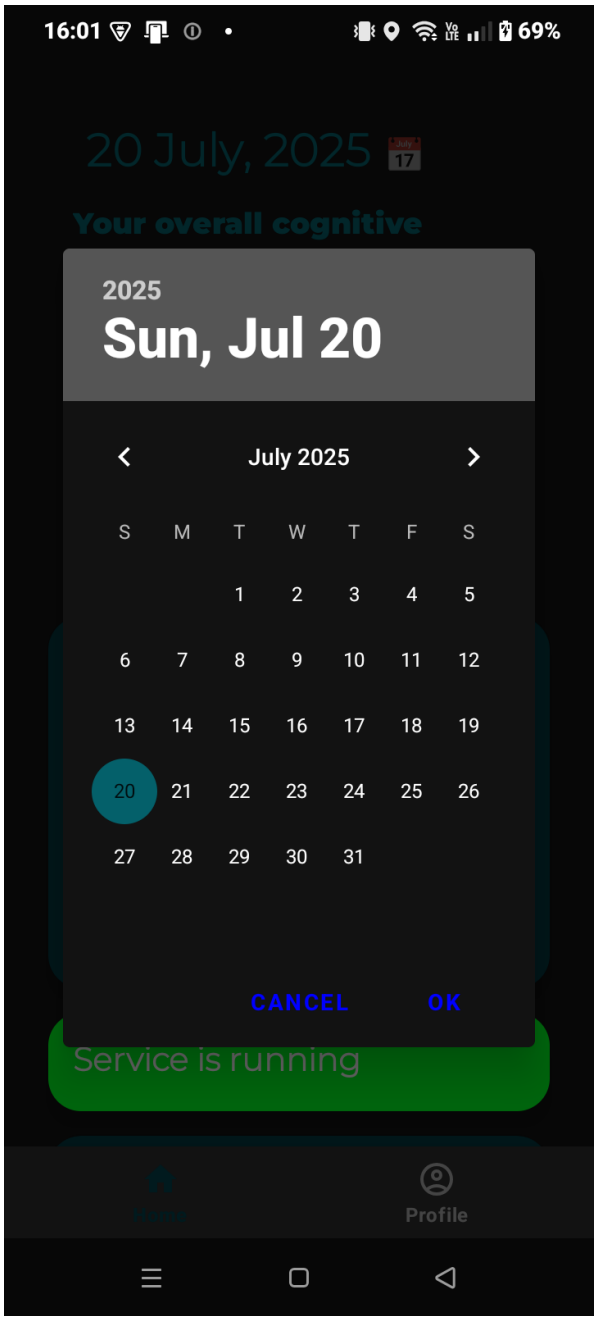
Εικόνα 37 Οθόνη προφίλ στην εφαρμογή LogMyself, διακρίνονται οι επιλογές εξόδου από την εφαρμογή, οι απενεργοποίηση των ανιχνευτών αλλά όλης της εφαρμογής.



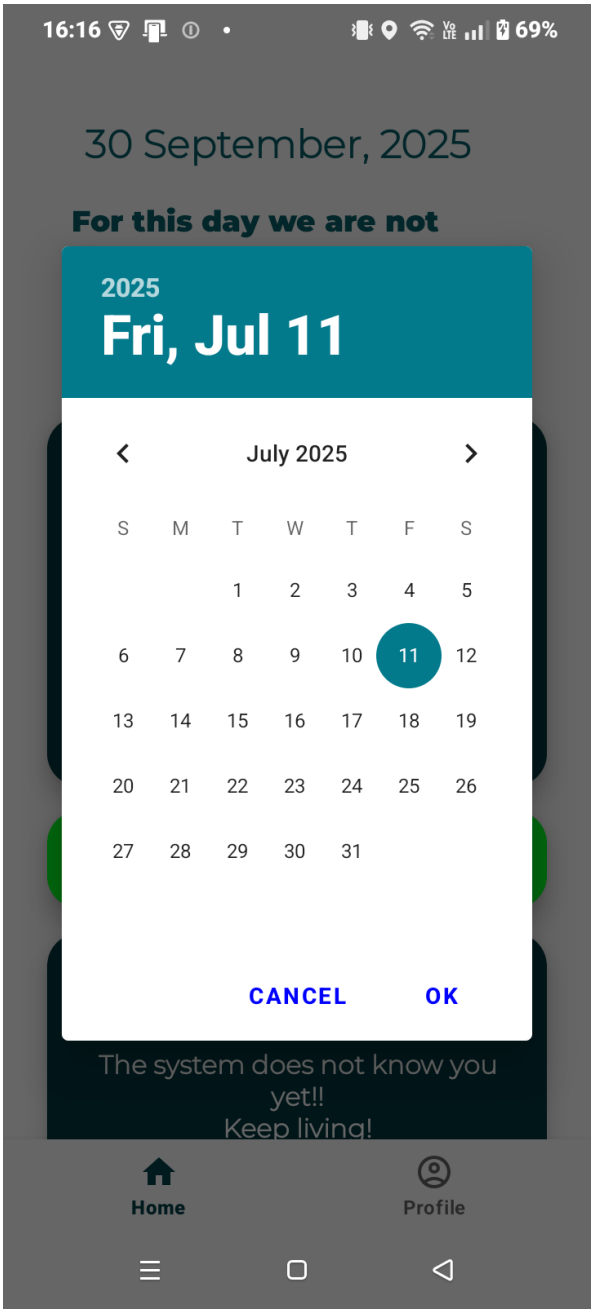
Εικόνα 38 Οθόνη HOME σε Light Mode.



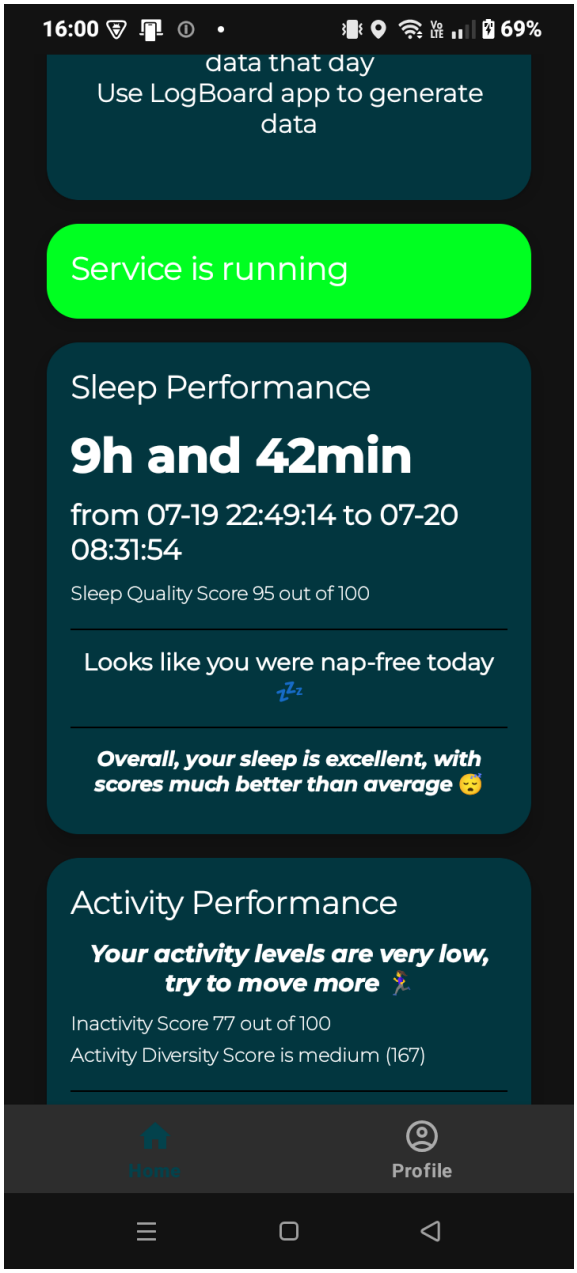
Εικόνα 39 Οθόνη Home στην οποία διακρίνονται το τελικό μήνυμα του συστήματος σχετικά με την γνωστική κατάσταση του χρήστη. Παρατηρούμε ότι η γνωστική κατάσταση για την ημέρα 20 Ιουλίου είναι ανησυχητική πολύ, αυτό φαίνεται από τον τόνο του μηνύματος. Ο συγκεκριμένος χρήστης δεν έχει δεδομένα πληκτρολόγησης για αυτό και δεν διακρίνονται πληροφορίες για αυτά στην καρτέλα.



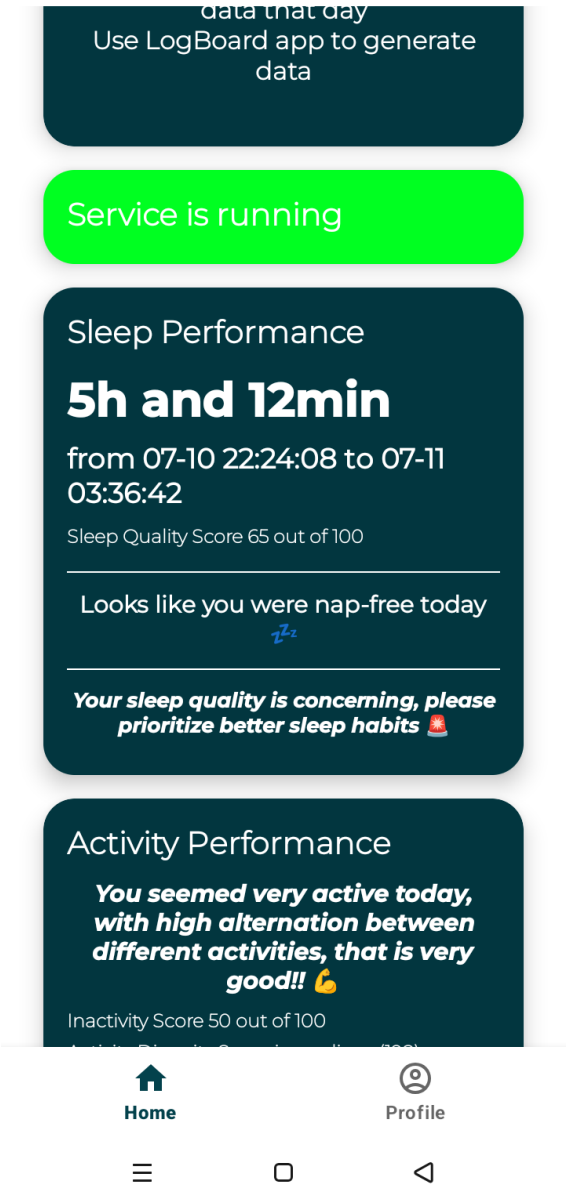
Εικόνα 41 Επιλογέας ημερομηνιών σε Dark Mode.



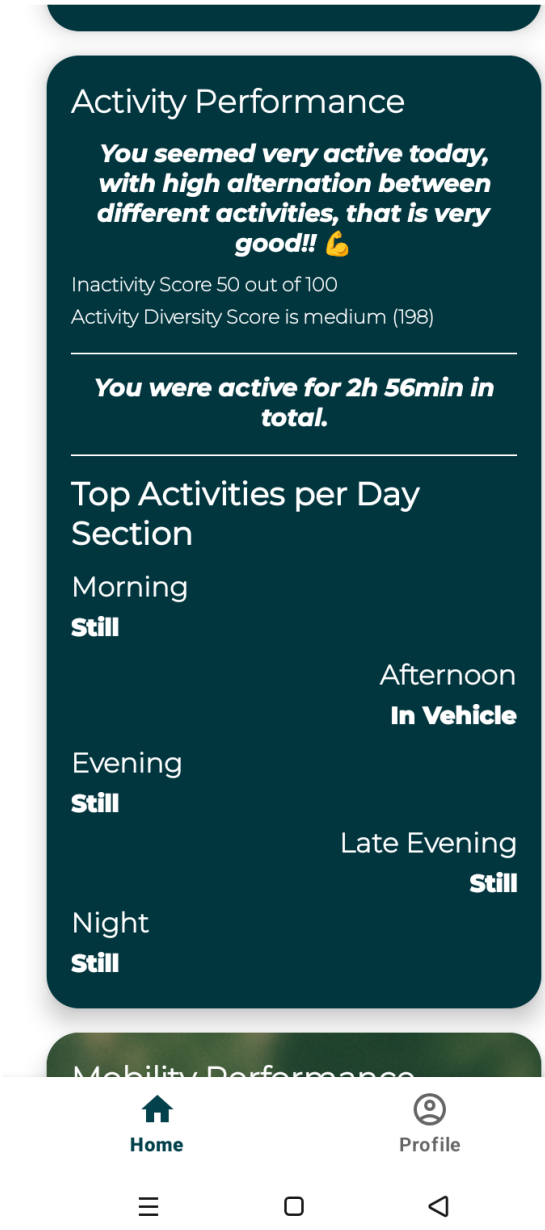
Εικόνα 40 Επιλογέας ημερομηνίας προβολής δεδομένων στην εφαρμογή LogMyself. Διαθέσιμες είναι οι ημερομηνίες πριν την τρέχουσα ημέρα.



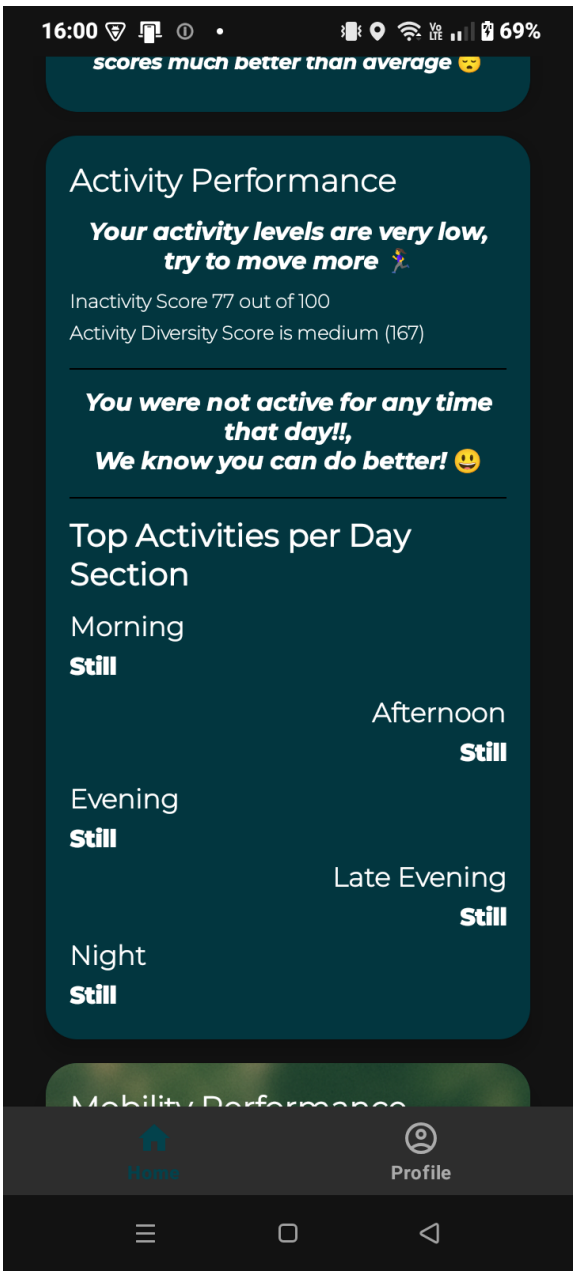
Εικόνα 42 Καρτέλα ύπνου στην εφαρμογή LogMyself (dark mode). Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης είχε πολύ καλά στατιστικά ύπνου με σκορ 95/100.



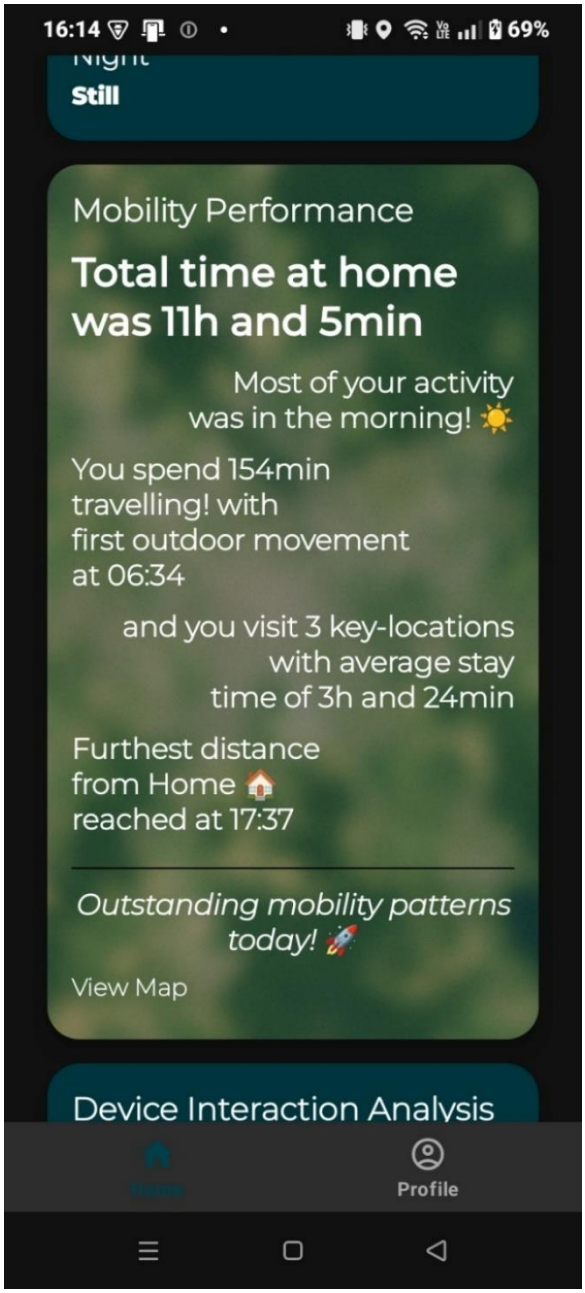
Εικόνα 43 Καρτέλα ύπνου στην εφαρμογή LogMyself (light mode). Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης είχε κακή συμπεριφορά σε σχέση με τις τιμές βάσεις του, με την εφαρμογή να του δείχνει το κατάλληλο μήνυμα.



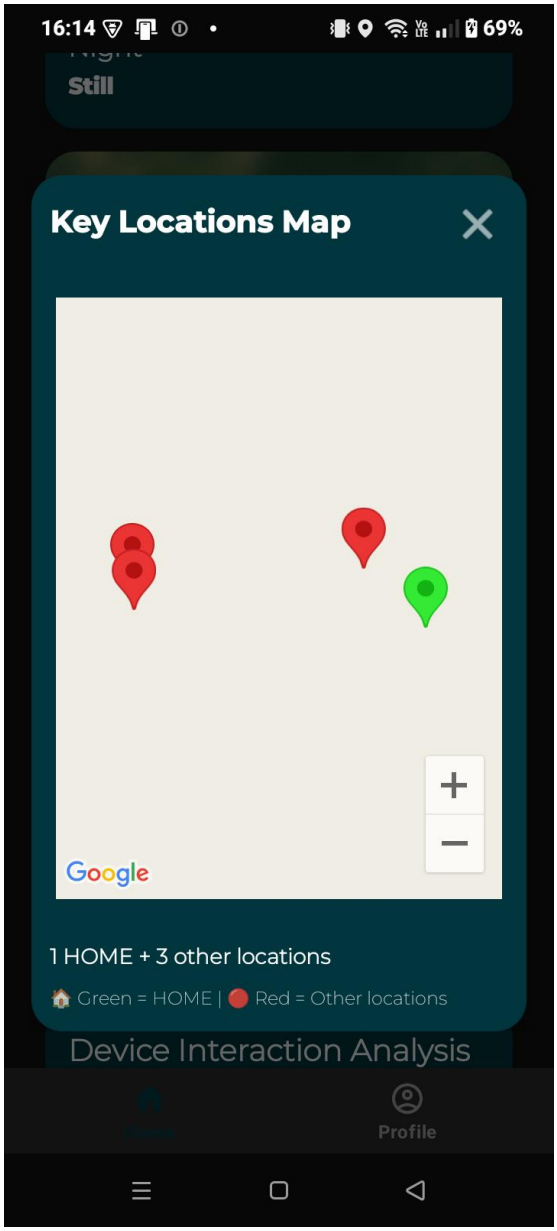
Εικόνα 44 Πληροφορίες σχετικά με την απόδοση της συμπεριφοράς δραστηριότητας του χρήστη (light mode). Διακρίνεται πολύ απόδοση με κατάλληλο μήνυμα να περιγράφει την κατάσταση.



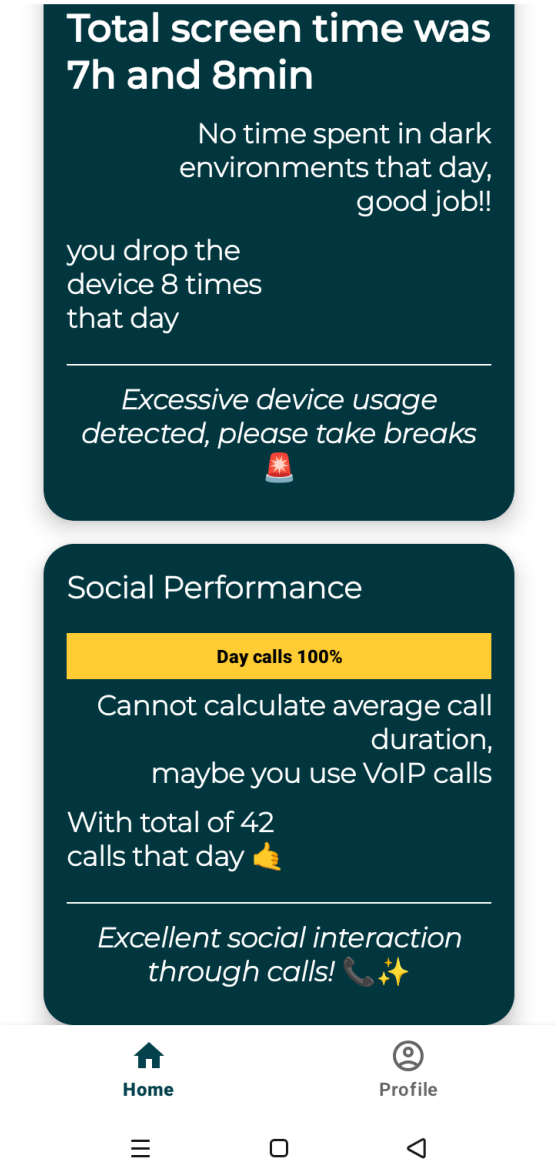
Εικόνα 45 Πληροφορίες σχετικά με την απόδοση της συμπεριφοράς δραστηριότητας του χρήστη (dark mode), με το κατάλληλο μήνυμα χαμηλής απόδοσης.



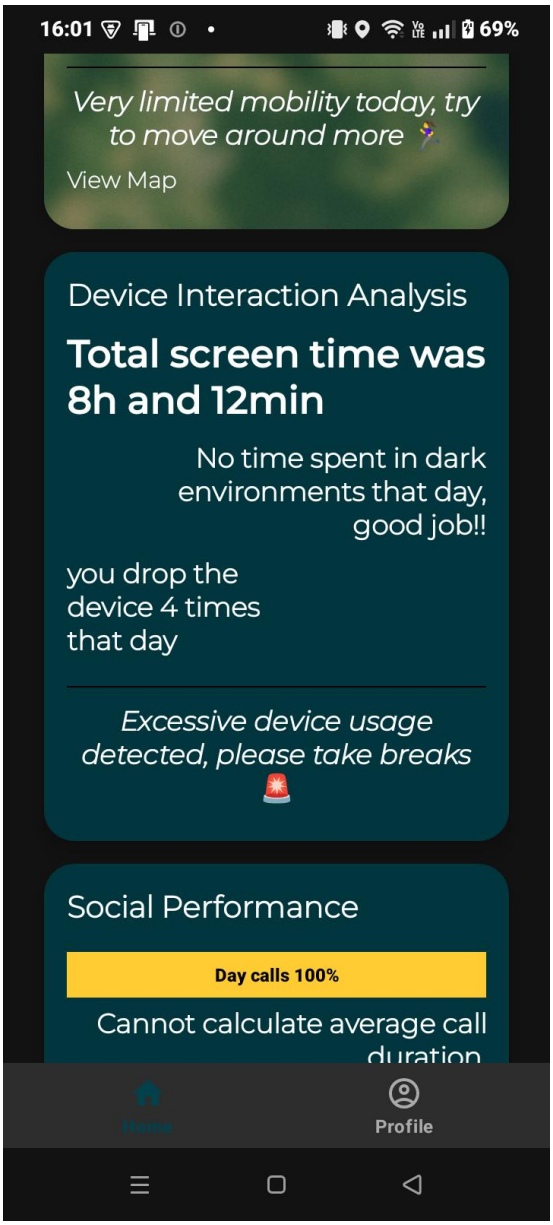
Εικόνα 46 Καρτέλα πληροφοριών κινητικότητας χρήστη, με πληροφορίες σχετικά με την απόδοση του. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης είχε πολύ καλή συμπεριφορική απόδοση.



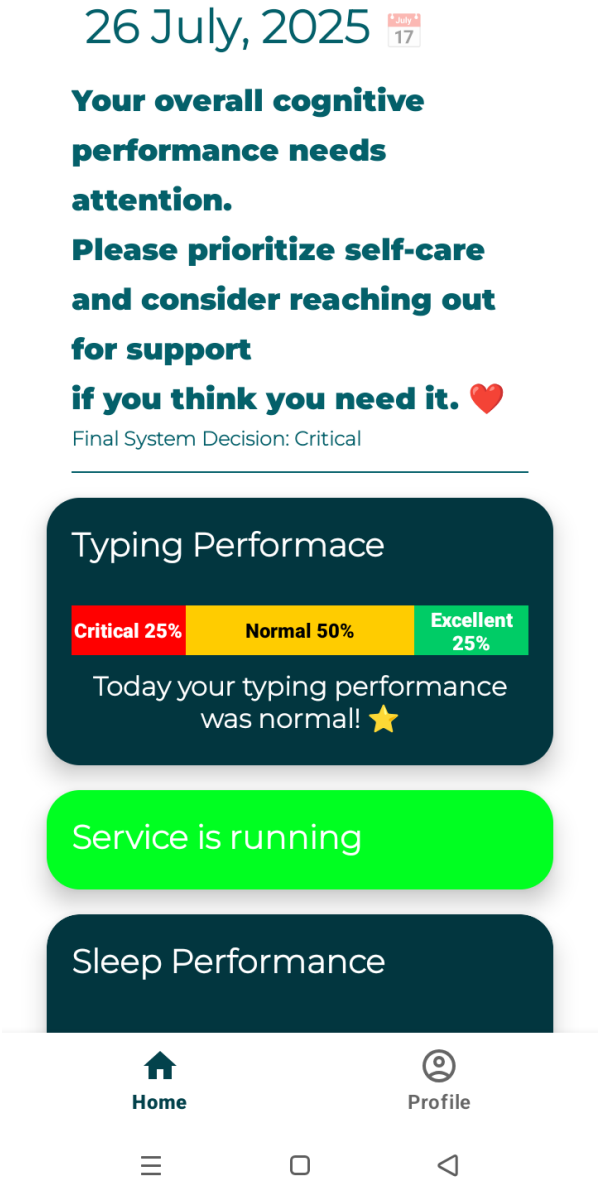
Εικόνα 47 Χάρτης που οπτικοποιεί τις τοποθεσίες που επισκέφτηκε ο χρήστης καθ' όλη την ημέρα (KL's). Ο χρήστης μπορεί να πατήσει το "View Map" και ένας κατάλληλος χάρτης θα του εμφανίστει. Στο παρόν παράδειγμα έχει απενεργοποιηθεί το Map View λόγω προσωπικών δεδομένων.



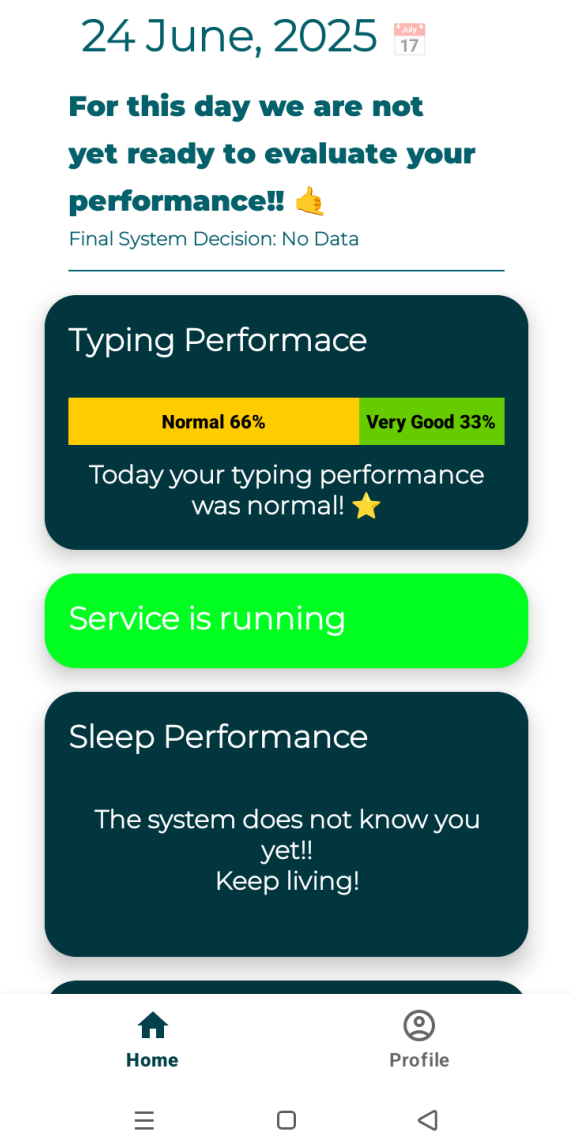
Εικόνα 48 Καρτέλα με δεδομένα σχετικά με την κοινωνική συμπεριφορά του χρήστη. Στην μπάρα διακρίνονται τα ποσοστά μεταξύ κλήσεων κατά την διάρκεια της ημέρα ή νύχτας.



Εικόνα 49 Καρτέλα με δεδομένα σχετικά με την αλληλεπίδραση του χρήστη με την συσκευή. Στο συγκεκριμένο παράδειγμα ο χρήστης εμφάνιση κακή συμπεριφορική απόδοση, με μεγάλους χρόνους χρήσης της συσκευής σε σχέση με τις τιμές βάσης του.



Εικόνα 50 Καρτέλα πληκτρολόγησης που οπτικοποιεί την απόδοση του χρήστη. Τα ποσοστά αντιστοιχούν στην στις τελικές αποφάσεις της ημέρας αυτής.



Εικόνα 51 Καρτέλα πληκτρολόγησης που οπτικοποιεί την απόδοση του χρήστη. Ο χρήστης φαίνεται για αυτήν την ημέρα να μην έχει δημιουργήσει αρκετά δεδομένα με αποτέλεσμα να μπορεί να δει μόνο τα στατιστικά σχετικά με την πληκτρολόγηση.

5.4 Διακομιστής Ανάλυσης – Analysis Server

Ο διακομιστής ανάλυσης αποτελεί την καρδιά του συστήματος καθώς είναι αυτός που θα πάρει τα δεδομένα χαμηλού επιπέδου (raw data) και θα τα αναλύσει με τρόπο τέτοιο ώστε να αποκτήσουν αξία με σκοπό την καταγραφή της γνωστικής κατάστασης των χρηστών. Στη συγκεκριμένη ενότητα δεν θα γίνει περιγραφή της ανάλυσης που πραγματοποιείται αλλά περιγραφή της αρχιτεκτονικής του.

Έχει υλοποιηθεί με την βοήθεια του πλαισίου ανάπτυξης *FastAPI* σε γλώσσα Python και αποτελεί ένα *RESTful API*. Βέβαια λόγω της αρχιτεκτονικής του συστήματος (Εικόνα 6) δεν έχει σκοπό να λαμβάνει αιτήσεις από εξωτερικές οντότητες, για αυτό τον λόγο δεν εκθέτει endpoints. Τα μόνα endpoints τα οποία διακρίνονται στον κώδικα είναι για λόγους δοκιμής της λειτουργικότητας του, σε production επίπεδο θα πρέπει να αφαιρεθούν. Αυτό είναι καθαρά σχεδιαστική προτίμηση της συγκεκριμένης διπλωματικής η οποία εξυπηρετεί καταστάσεις σχετικά με προβλήματα κόστους ή και παραπάνω χρόνου υλοποίησης που θα απαιτούνταν σε περίπτωση που ο διακομιστής φιλοξενούνταν σε κάποιον πάροχο.

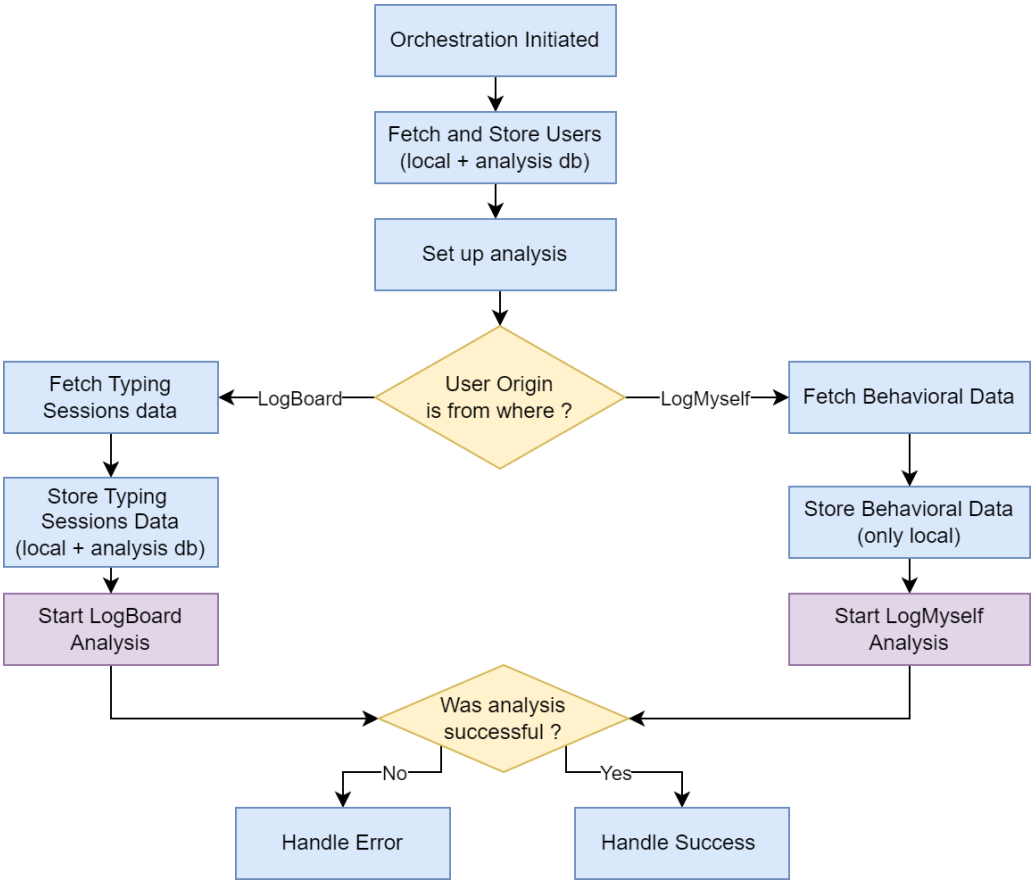
Έτσι λοιπόν ο διακομιστής έχει σχεδιαστεί με τρόπο τέτοιο ώστε να παραμένει «κρυμμένος» από εξωτερικές οντότητες με μοναδικό σκοπό να αναλύσει τα δεδομένα που οι δύο εφαρμογές παρήγαγαν και αποθήκευσαν στις τοπικές βάσεις τους. Ο διακομιστής έχει σχεδιαστεί να εκτελεί τις αναλύσεις στα δεδομένα όλων των χρηστών του συστήματος και για τις δύο εφαρμογές κάθε ημέρα στις 17:59 για την προηγούμενη ημέρα.

Να σημειωθεί σε αυτό το σημείο ότι αντικειμενικά ένας διακομιστής που δεν εκθέτει κάποια endpoint δεν θεωρείται «πραγματικός» διακομιστής. Επιλέχθηκε να αναπτυχθεί με χρήση του πλαισίου *FastAPI* λόγο του ότι μπορεί σε μετέπειτα εκδόσεις του συστήματος να απαιτηθεί η μετατροπή του σε ένα πραγματικό API. Για παράδειγμα σε μια μετέπειτα έκδοση μπορεί να είναι επιθυμητή η υλοποίηση web-υπηρεσίας για ειδικούς υγείας με σκοπό την παρακολούθηση των ασθενών ή ακόμα και η αλληλεπίδραση με άλλου είδους συσκευές (π.χ. wearables, smart home αισθητήρες).

5.4.1 Δομή και Οργάνωση Κώδικα

Ο διακομιστής ανάλυσης έχει υλοποιηθεί με βάση την αρχιτεκτονική προσανατολισμένη στις μικρουπηρεσίες (microservices-oriented architecture) με διαχωρισμό των αρμοδιοτήτων μεταξύ των διαφορετικών επιπέδων υπηρεσιών. Στο φάκελο *services* βρίσκεται η βασική λειτουργικότητα του συστήματος σχετικά με την υπηρεσία ανάλυσης (analysis_service), υπηρεσία τοπικής αποθήκευσης δεδομένων (*database_service*), υπηρεσία σχετικά με την αλληλεπίδραση με τις Firestore βάσεις δεδομένων (Firestore_service), υπηρεσία σχετικά με την αλληλεπίδραση με την βάση δεδομένων ανάλυσης (*supabase_service*) και τέλος η υπηρεσία ενορχήστρωσης (*orchestration_service*) η οποία σαν στόχο έχει να αναλάβει την οργάνωση των διαφόρων διαδικασιών που λαμβάνουν χώρα κατά την διάρκεια μιας ανάλυσης.

Η υπηρεσία ενορχήστρωσης αποτελεί το πρώτο βήμα σε μια ανάλυση καθώς λειτουργεί ως «αγωγός» που συντονίζει τις πολύπλοκες ροές δεδομένων που περιλαμβάνουν πολλαπλές υπηρεσίες και ενέργειες στις βάσεις δεδομένων. Δεν πραγματοποιεί κάποια ανάλυση αλλά ξεκινάει με το να πάρει τους χρήστες από τις δύο εφαρμογές και να τους αποθηκεύσει στην τοπική βάση και στην βάση ανάλυσης. Οργανώνει την επεξεργασία των δεδομένων συγκεκριμένων χρηστών με βάση την προέλευση της εφαρμογής τους (*origin* = *LogMyself* ή *LogBoard*) και ξεκινά την κατάλληλη ανάλυση που τους αντιστοιχεί (Εικόνα 52). Για την ανάλυση σχετικά με χρήστες που προέρχονται από το **LogBoard** φροντίζει πριν ξεκινήσει αυτή να υπάρχουν στην τοπική βάση και βάση ανάλυσης όλοι οι σύνοδοι πληκτρολόγησης (Typing Sessions) που δημιουργήθηκαν την ημέρα που αναλύεται. Όσον αναφορά τους χρήστες με προέλευση από την εφαρμογή **LogMyself** η υπηρεσία ενορχήστρωσης φροντίζει να τραβήξει και να αποθηκεύσει στην τοπική βάση, όλα τα γεγονότα συμπεριφοράς των χρηστών της ημέρας προς ανάλυση. Τέλος, ανάλογα με την κατάσταση ολοκλήρωσης μιας ανάλυσης φροντίζει να ενημερώσει τα τελικά στατιστικά σχετικά με τα δεδομένα συμπεριφοράς ή πληκτρολόγησης. Στην τωρινή έκδοση του συστήματος υπάρχουν στατιστικά μόνο για την εφαρμογή **LogBoard**, και αφορούν την κατανομή των ποσοστών των συνεδριών πληκτρολόγησης σε πέντε κατηγορίες (*Critical*, *Very Bad*, *Normal*, *Very Good*, *Excellent*), μαζί φυσικά με το τελικό σκορ γνωστικής κατάστασης.



Εικόνα 52 Δομή εργασιών στην υπηρεσία ενορχήστρωσης.

Οι τρείς υπηρεσίες με ονόματα *Firestore-Service*, *Database-Service* και *Supabase-Service* περιέχουν διαδικασίες και συναρτήσεις σχετικά με την αλληλεπίδραση με τις βάσεις δεδομένων του συστήματος (π.χ., αναζήτηση, εισαγωγή κ.λπ.).

Πιο συγκεκριμένα, όπως αναφέρθηκε ο διακομιστής ανάλυσης χρησιμοποιεί μια τοπική βάση που αντιστοιχεί στην υπηρεσία *Database-Service*, με σκοπό την προσωρινή αποθήκευση κάποιων δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν κατά την διάρκεια της. Η τοπική βάση αποθηκεύει τα δεδομένα και από τις δύο εφαρμογές σε ένα συγκεντρωτικό σημείο που απαιτούνται για μια συγκεκριμένη ανάλυση. Αυτό αποτελεί σχεδιαστική προτίμηση στα πλαίσια της διπλωματικής, καθώς διευκολύνει κατά πολύ την δοκιμή του συστήματος κατά την διαδικασία υλοποίησής του, αλλά μας απαλλάσσει και από μικρές οικονομικές επιβαρύνσεις λόγω των συνεχόμενων αναζητήσεων στις Firestore βάσεις. Σε production επίπεδο η βάση αυτή θα μπορούσε να παρακαμφθεί με τα δεδομένα να αντλούνται κατευθείαν από τις δύο Firestore βάσεις κατά την ανάλυση. Συνολικά λοιπόν, η υπηρεσία *Database-Service* είναι υπεύθυνη για όλες τις λειτουργίες που σχετίζονται με την τοπική βάση δεδομένων τύπου PostgreSQL. Ο ρόλος της είναι καθοριστικός, καθώς διαχειρίζεται την αποθήκευση και

ανάκτηση πληροφοριών χρηστών (*UID*, *email*, *προέλευση εφαρμογής*), τα δεδομένα πληκτρολόγησης (*συνεδρίες πληκτρολόγησης*, *keystrokes* κ.λπ.), αλλά και μια σειρά από δεδομένα συμπεριφοράς. Επιπλέον, ενσωματώνει μηχανισμούς ελέγχου για αποφυγή διπλότυπων εγγραφών, μετατρέπει όλες τις χρονοσφραγίδες στη ζώνη ώρας Europe/Athens, και παρέχει κατάλληλες μεθόδους για χρήση τους από την υπηρεσία ανάλυσης. Στην αρχιτεκτονική του συστήματος, λειτουργεί ως ενδιάμεσο επίπεδο αποθήκευσης όπου τα ακατέργαστα δεδομένα από το Firebase οργανώνονται και δομούνται προσωρινά, πριν σταλούν προς περαιτέρω ανάλυση και οριστική αποθήκευση στη βάση ανάλυσης (Supabase). Να σημειωθεί ότι σε κάθε ανάλυση η βάση διαγράφεται και ορίζεται πάλι από την αρχή.

Η υπηρεσία *Firebase-Service* αποτελεί το επίπεδο άντλησης των ακατέργαστων δεδομένων του συστήματος και είναι υπεύθυνη για όλες τις αλληλεπιδράσεις με τις βάσεις δεδομένων Firebase Firestore των εφαρμογών **LogBoard** και **LogMyself**. Υλοποιεί διασύνδεση σε δύο διαφορετικά «κανάλια» για κάθε εφαρμογή με σκοπό την αποφυγή μίξης δεδομένων και άλλα προβλήματα κατά την αναζήτηση. Κύρια καθήκοντά της αποτελούν η ανάκτηση των χρηστών από τις δύο εφαρμογές, καθώς και η εξαγωγή δεδομένων σε συγκεκριμένα χρονικά διαστήματα. Τα δεδομένα αυτά περιλαμβάνουν τις συνεδρίες πληκτρολόγησης από την εφαρμογή **LogBoard** και δεδομένα συμπεριφοράς από την εφαρμογή **LogMyself**. Επιπλέον, η υπηρεσία μπορεί να λειτουργήσει σε περιβάλλον ανάπτυξης με χρήση του Firebase Emulator, ενώ προσφέρει δυνατότητες φιλτραρίσματος βάσει ημερομηνιών για στοχευμένη άντληση δεδομένων. Στην αρχιτεκτονική του συστήματος, η συγκεκριμένη υπηρεσία λειτουργεί ως το επίπεδο πηγής δεδομένων, παρέχοντας τα ακατέργαστα δεδομένα πληκτρολόγησης και συμπεριφοράς που προέρχονται από τις εφαρμογές και είναι αποθηκευμένα στο Firebase.

Τώρα η υπηρεσία *Supabase-Service* αποτελεί μια ίδια τύπου υπηρεσία σχετικά με την αλληλεπίδραση με κάποια βάση δεδομένων αλλά για τα δεδομένα μετέπειτα της ανάλυσης. Αποτελεί λοιπόν, το τελικό επίπεδο αποθήκευσης δεδομένων του συστήματος και είναι υπεύθυνη για όλες τις λειτουργίες που σχετίζονται με τη βάση δεδομένων Supabase (PostgreSQL cloud database), η οποία λειτουργεί ως αποθήκη των μόνιμων τελικών αποφάσεων για την γνωστική κατάσταση του χρήστη με την πάροδο του χρόνου. Αναλαμβάνει τον συγχρονισμό πληροφοριών χρηστών στο cloud, την αποθήκευση των επεξεργασμένων και αναλυμένων δεδομένων, καθώς και την παροχή μιας γενικής μεθόδου *send_data()* για εισαγωγή δεδομένων σε οποιονδήποτε πίνακα της βάσης. Φυσικά, στην βάση αυτή αποθηκεύονται και δεδομένα που αφορούν διάφορα στάδια της ανάλυσης όπως Z-Scores και τιμές διαφόρων μετρικών (π.χ. *screen time*, *key locations*, *NPR values* κτλ.). Παράλληλα, ενσωματώνει μηχανισμούς αποφυγής διπλότυπων εγγραφών, διαχειρίζεται τις βασικές

(baseline) μετρικές που σχετίζονται με τη συμπεριφορά των χρηστών και δημιουργεί αρχεία ημερήσιων γεγονότων ανάλυσης ώστε να παρακολουθείται η διαδικασία επεξεργασίας. Χειρίζεται σφάλματα που σχετίζονται με περιορισμούς της βάσης ή παραβιάσεις από διπλά κλειδιά και σημαντικό στοιχείο της είναι ότι αποτελεί και σημείο έναρξης και διαχείρισης των RPC (*Remote Procedure Calls*) συναρτήσεων σχετικά με σημαντικά στάδια της ανάλυσης (*get_baseline_metrics*). Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την δομή των βάσεων θα δοθούν σε επόμενο κεφάλαιο.

Η πιο σημαντική υπηρεσία με την μεγαλύτερη λειτουργικότητα είναι η υπηρεσία ανάλυσης (*Analysis-Service*) η οποία αναλαμβάνει τον μετασχηματισμό των ακατέργαστων δεδομένων μιας ημέρας σε σημαντικές πληροφορίες και γνωστικές αξιολογήσεις σχετικά με την γνωστική κατάσταση ενός χρήστη. Η δομή της χωρίζεται σε δύο κομμάτια με το πρώτο να αφορά ανάλυση δεδομένων πληκτρολόγησης από την εφαρμογή **LogBoard** και το δεύτερο δεδομένα συμπεριφοράς από την εφαρμογή **LogMyself**. Πιο συγκεκριμένα η ανάλυση σχετικά με τα δεδομένα πληκτρολόγησης ξεκινά με τον έλεγχο στην τοπική βάση δεδομένων αν υπάρχουν για τον χρήστη προς ανάλυση σύνοδοι πληκτρολόγησης. Αν υπάρχουν επαρκείς σύνοδοι τότε η ανάλυση προχωρά σε μια σειρά από υπολογισμούς με γραμμικό τρόπο σχετικά με τις μετρικές υψηλότερου επιπέδου. Οι μετρικές αυτές υπολογίζονται με βάση τα χαρακτηριστικά των συνόδων πληκτρολόγησης του χρήστη και συνολικά είναι οκτώ (*PI*, *ETO*, *TRS*, *CPI*, *PPR*, *CE*, *NPR* και *CPE*)[8]. Στο τέλος όλων των υπολογισμών γίνεται έλεγχος σχετικά με την ενημέρωση των baseline δεδομένων χρήστη και τυχόν υπολογισμοί για τα Z-Scores των παραπάνω μετρικών γίνονται σε δεύτερο χρόνο κατά τον αρχικό υπολογισμό τους. Κατά την ανάλυση των δεδομένων συμπεριφοράς χωρίζονται οι αναλύσεις σε κατηγορίες συμπεριφορικών δεδομένων (*sleep behavior*, *daily device interaction*, *activity behavior*, *call behavior* και *GPS/mobility behavior*) και παρόμοια με τα δεδομένα πληκτρολόγησης υπολογίζονται οι αρχικές τιμές τους. Για κάθε μετρική κάθε κατηγορίας, ενημερώνονται τα Z-Scores, αν χρειάζεται και μόνο στις μετρικές που το απαιτούν και τέλος ελέγχεται αν τα baseline δεδομένα του χρήστη χρειάζονται ενημέρωση. Τέλος, στα δεδομένα από το **LogBoard** και στα δεδομένα από το **LogMyself** δημιουργούνται και υπολογίζονται οι τελικές αποφάσεις και σκορ. Περισσότερες πληροφορίες σχετικά με την διαδικασία ανάλυσης θα δοθούν σε επόμενο κεφάλαιο. Για τα ακατέργαστα δεδομένα τα οποία απαιτεί η υπηρεσία ανάλυσης

[8] Pressure Intensity, Effort to Output Ratio, Typing Rhythm Stability, Cognitive Processing Index, Pause to Production Ratio, Correction Efficiency, Net Production Rate και Cognitive Processing Effort αντίστοιχα.

γίνεται λήψη τους μόνο από την τοπική βάση δεδομένων σε συνεργασία με την *Database-Service* υπηρεσία. Τα αποτελέσματα ανάλυσης αποθηκεύονται στην Cloud βάση δεδομένων σε συνεργασία με την υπηρεσία *Supabase-Service*.

Συστατικό	**Τεχνολογία/Εκδοση**
Web Framework	FastAPI 0.112.0
ASGI Server	Uvicorn 0.24.0
Python Runtime	Python 3.10/3.12
Database	PostgreSQL 15
ORM	SQLAlchemy 2.0.41
Cloud Services	Firebase & Supabase
Data Validation	Pydantic 2.5.0
CORS Support	FastAPI CORS Middleware
Environment Config	python-dotenv 1.0.0
Development Mode	Reload = True
API Documentation	FastAPI docs
Local Database Connection	postgresql://analysis_user:analysis_pass@localhost:5432/analysis_db

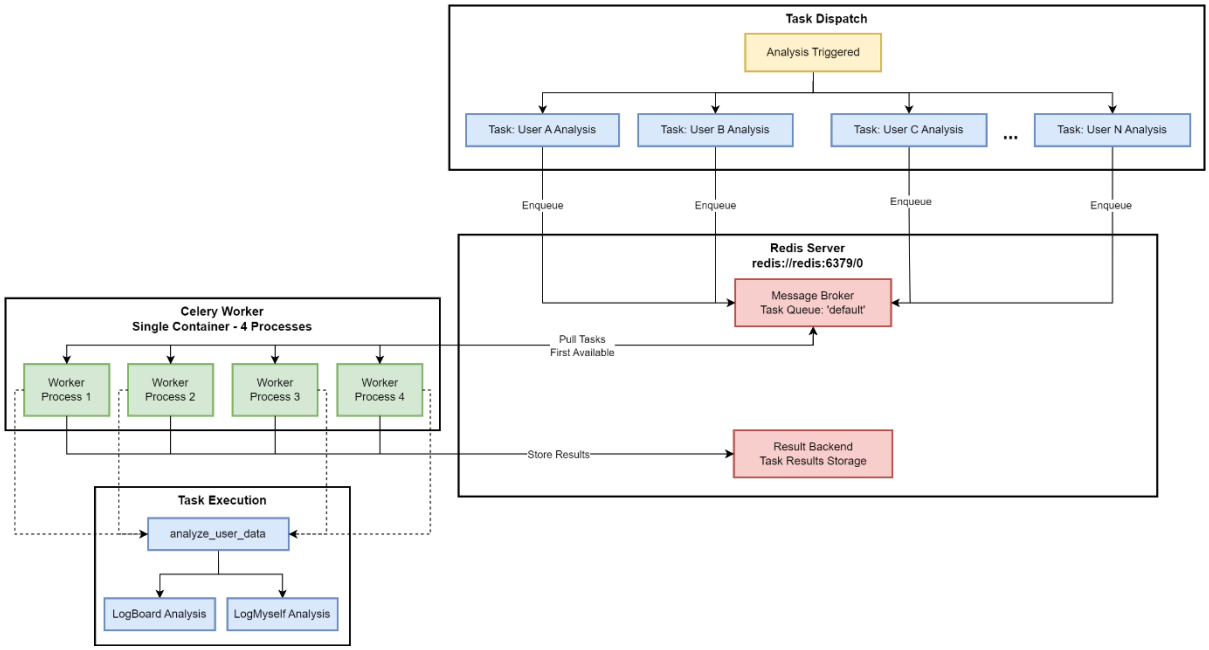
Εικόνα 53 Βασικές πληροφορίες διακομιστή ανάλυσης.

5.4.2 Παραλληλοποίηση Ανάλυσης και Προγραμματισμός

Η διαδικασία της ανάλυσης αποτελεί ένα κρίσιμο σημείο του συστήματος, τόσο από πλευράς υπολογιστικού κόστους όσο και χρονικής απόδοσης, καθώς απαιτεί την επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων για όλους τους χρήστες. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας έγινε προσπάθεια βελτιστοποίησης του χρόνου ανάλυσης μέσω της αξιοποίησης σύγχρονων και ευρέως διαδεδομένων τεχνολογιών, όπως οι *Redis* και *Celery*.

Το *Redis* και το *Celery* αποτελούν δύο ευρέως χρησιμοποιούμενες τεχνολογίες για τη διαχείριση και εκτέλεση ασύγχρονων διεργασιών σε συστήματα μεγάλης κλίμακας. Το *Redis* είναι ένα in-memory key-value store, σχεδιασμένο για υψηλή ταχύτητα και χαμηλή καθυστέρηση, το οποίο χρησιμοποιείται συχνά ως message broker ή cache για τη βελτίωση της απόδοσης εφαρμογών. Από την άλλη πλευρά, το *Celery* είναι ένα σύστημα διαχείρισης εργασιών (task queue system) που επιτρέπει την εκτέλεση χρονοβόρων ή υπολογιστικά απαιτητικών διεργασιών στο παρασκήνιο, χωρίς να επιβαρύνει την κύρια λειτουργία του διακομιστή. Σε συνδυασμό, οι δύο τεχνολογίες επιτρέπουν την αποτελεσματική κατανομή φόρτου εργασίας και τη βελτιστοποίηση του χρόνου απόκρισης του συστήματος.

Ο μέσος χρήστης που αξιοποιεί και τις δύο εφαρμογές παράγει έναν ιδιαίτερα μεγάλο όγκο δεδομένων, γεγονός που μπορεί να αυξήσει σημαντικά τον χρόνο εκτέλεσης της ανάλυσης, φτάνοντας έως και τα 30–40 λεπτά ανάλογα με τον αριθμό των χρηστών του συστήματος. Είναι επομένως προφανές ότι η σειριακή επεξεργασία των χρηστών αποτελεί μια χρονοβόρα και αναποτελεσματική προσέγγιση, η οποία επιβραδύνει τη συνολική διαδικασία ανάλυσης. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος αυτού, σχεδιάστηκε ένας παράλληλος μηχανισμός εκτέλεσης, όπου κάθε χρήστης ανατίθεται σε έναν ξεχωριστό *Celery worker*, επιτρέποντας την ταυτόχρονη επεξεργασία πολλών χρηστών και τη σημαντική μείωση του συνολικού χρόνου ανάλυσης (Εικόνα 54).



Εικόνα 54 Αρχιτεκτονική διαχείρισης εργασιών μιας ανάλυσης. Κάθε ανάλυση χρήστη μπαίνει στην ουρά διεργασιών του Redis και στην συνέχεια ένας worker, μόλις γίνει διαθέσιμος αναλαμβάνει να την ολοκληρώσει. Το σύστημα στην τωρινή έκδοση υποστηρίζει 4 workers. Τα αποτελέσματα των αναλύσεων στέλνονται πίσω στο Redis Server.

Στο παραπάνω διάγραμμα (Εικόνα 54) διακρίνεται η αρχιτεκτονική της διαχείρισης των εργασιών, συγκεκριμένα το σύστημα στην τωρινή του έκδοση διαθέτει 4 workers οι οποίοι αναλαμβάνουν την ανάλυση των δεδομένων των χρηστών για τα δεδομένα και των δύο εφαρμογών. Κάθε εργασία ανάλυσης προστίθεται στην ούρα διεργασιών του Redis και ανατίθεται, ανάλογα με την διαθεσιμότητα των workers σε κάποιον από αυτούς. Σε ένα σύστημα με πιο ισχυρούς υπολογιστικούς πόρους είναι δυνατή η χρήση περισσότερων διαθέσιμων *Celery workers*, το οποίο έχει σαν αποτέλεσμα πιο γρήγορη παραλληλοποίηση.

Για την αυτοματοποίηση των ημερήσιων αναλύσεων χρησιμοποιείται το *Celery Beat* το οποίο αποτελεί ένα scheduler (χρονοπρογραμματιστή) που συνοδεύει το πλαίσιο *Celery* και

χρησιμοποιείται για την περιοδική εκτέλεση εργασιών σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα. Λειτουργεί παρόμοια με ένα σύστημα *cron*, αλλά ενσωματώνεται πλήρως στο οικοσύστημα του *Celery*, επιτρέποντας την αποστολή προγραμματισμένων εργασιών στους διαθέσιμους workers για εκτέλεση. Στην τωρινή υλοποίηση ο scheduler έχει οριστεί να τρέχει κάθε ημέρα στης 17:59 αλλά για την προηγούμενη ημέρα, καθώς μερικές αναλύσεις δεδομένων συμπεριφοράς απαιτούν δεδομένα από την ημέρα που αναλύεται μέχρι και την επόμενη.

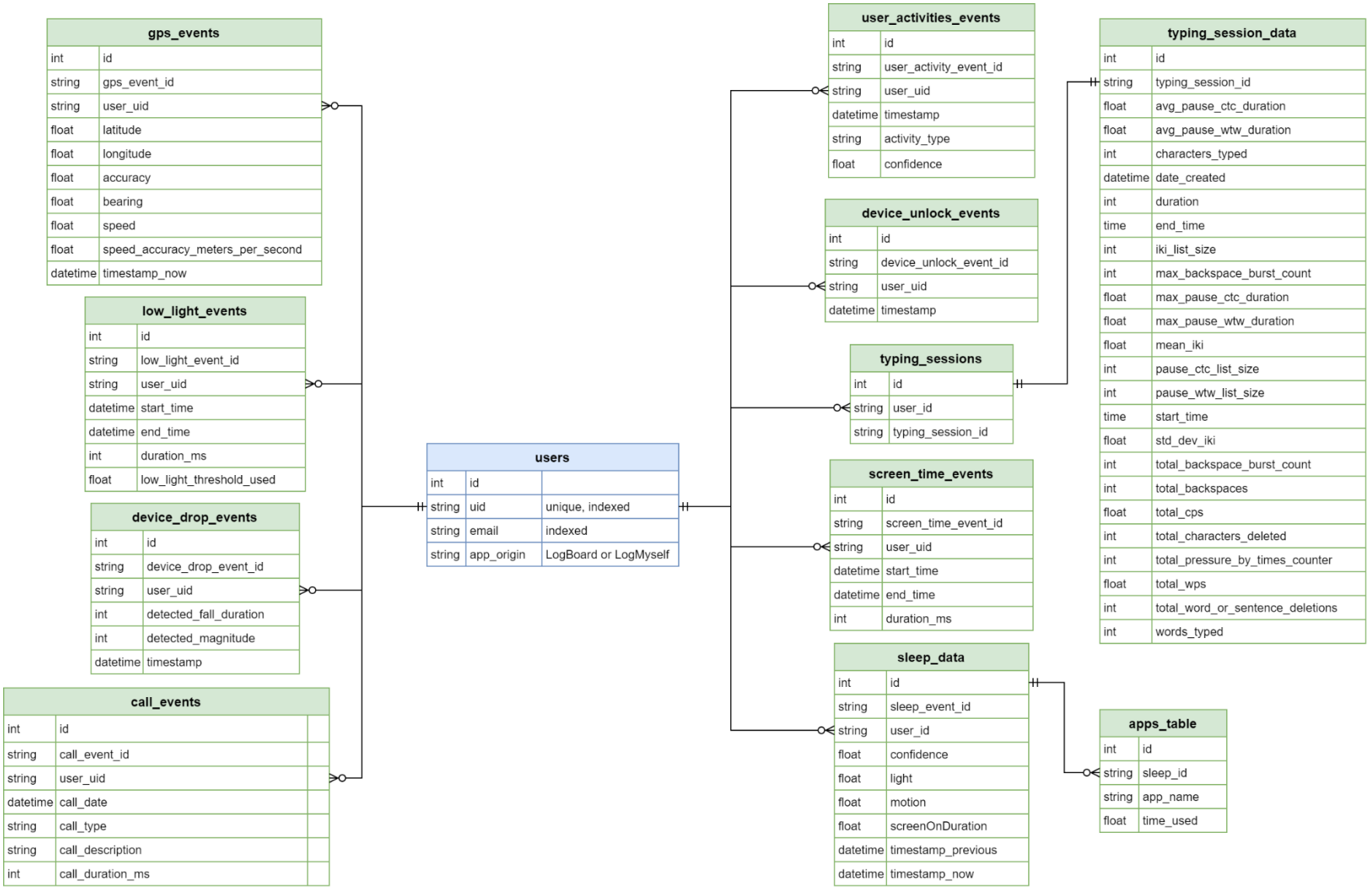
5.4.3 Αποθήκευση Δεδομένων

Ο διακομιστής ανάλυσης αλληλοεπιδρά με αρκετές βάσεις δεδομένων, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως. Οι βάσεις στο Firebase, από τις οποίες ο διακομιστής τραβάει δεδομένα περιγράφονται αναλυτικά με κατάλληλα διαγράμματα σε προηγούμενη ενότητα.

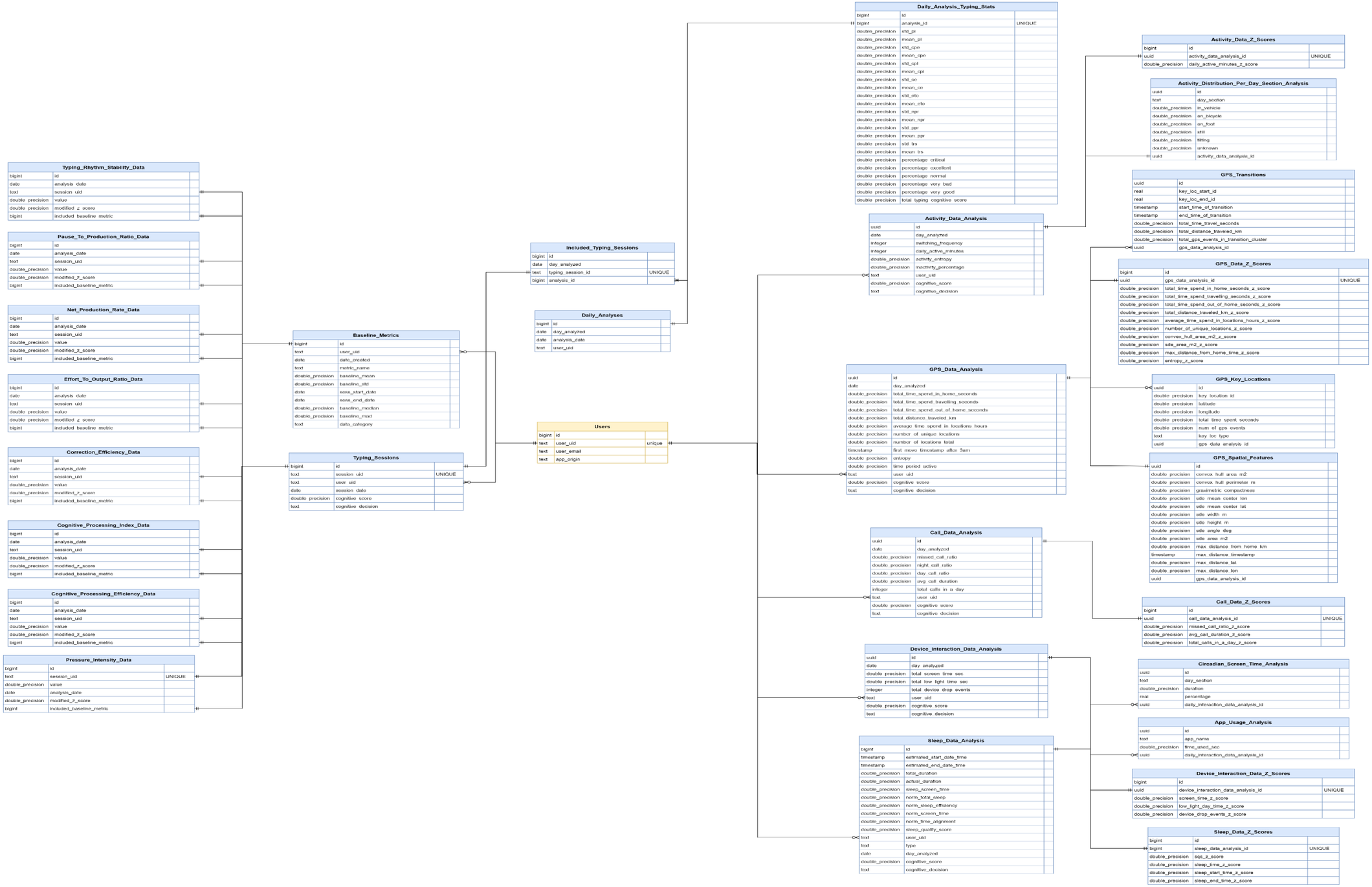
Παρακάτω διακρίνονται οι δύο σημαντικές βάσεις του διακομιστή, με την πρώτη να είναι η τοπική βάση δεδομένων που έχει σαν βασικό ρόλο στο σύστημα να αποτελεί ένα σημείο συγκέντρωσης των ακατέργαστων δεδομένων των δύο εφαρμογών και έχει την δομή που φαίνεται στην Εικόνα 55. Έχει υλοποιηθεί σε PostgreSQL τύπου βάση και έχει σχεδιαστεί για την αποθήκευση διαφόρων τύπων δεδομένων σχετικά με τη συμπεριφορά των χρηστών για σκοπούς ανάλυσης. Περιέχει 12 πίνακες που ακολουθούν δομή παρόμοια με τις δύο βάσεις στο Firestore.

Η βασική βάση του διακομιστή ανάλυσης αλλά και όλου του συστήματος είναι σχεσιακή και προσφέρεται μέσω της υπηρεσίας Supabase. Αποτελεί το σημείο που όλα τα δεδομένα σχετικά με την ανάλυση θα αποθηκευτούν. Να σημειωθεί ότι η εφαρμογή **LogMyself** θα τραβήξει τα δεδομένα και αποτελέσματα της ανάλυσης από την βάση αυτή με σκοπό να τα οπτικοποιήσει κατάλληλα στο γραφικό περιβάλλον της. Περιλαμβάνει 30 πίνακες που αφορούν συνολικά τις δύο κατηγορίες ανάλυσης, την κατηγορία ανάλυσης δεδομένων συμπεριφοράς και την κατηγορία δεδομένων πληκτρολόγησης. Συγκεκριμένα στα αριστερά (Εικόνα 56) διακρίνονται οι πίνακες σχετικά με τις μετρικές υψηλού επιπέδου πληκτρολόγησης, τα οποία κυρίως συνδέονται με τον πίνακα σχετικά με τις βασικές πληροφορίες των *Typing Sessions* και φυσικά με τον πίνακα σχετικά με τις τιμές βάσης. Στα δεξιά (Εικόνα 56) διακρίνονται οι πίνακες σχετικά με τα δεδομένα συμπεριφοράς μαζί με τις Z τιμές τους και τυχόν υποκατηγορίες πληροφοριών που μπορεί να διαθέτουν (μετα-δεδομένα). Παρόμοια με τους πίνακες σχετικά με τα δεδομένα πληκτρολόγησης, συνδέονται και αυτοί με τον πίνακα τιμών βάσης, όμως όχι άμεσα. Ο μόνος πίνακας στα δεξιά της Εικόνα 56 που αφορά τα δεδομένα πληκτρολόγησης είναι αυτός που είναι υπεύθυνός για την αποθήκευση των τιμών

σχετικά με την συνολική εικόνα της πληκτρολόγησης του χρήστη σε μια ημέρα (*Daily Analysis Typing Stats*). Βλέπουμε από την Εικόνα 56 ότι ο βασικός πίνακας είναι ο πίνακας χρηστών (*Users*) καθώς συσχετίζεται άμεσα ή έμμεσα με όλους τους άλλους.



Εικόνα 55 Διάγραμμα τοπικής βάσης δεδομένων διακομιστή ανάλυσης.



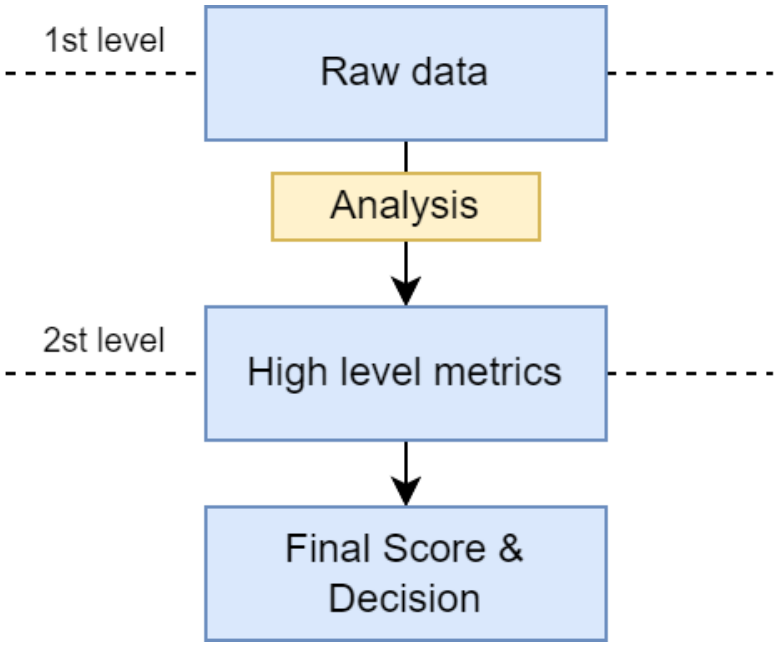
Εικόνα 56 Διάγραμμα κύριας βάσης δεδομένων συστήματος (Supabase DB).

6 Ακατέργαστα Δεδομένα Εφαρμογών

Το σύστημα που υλοποιήθηκε συλλέγει μεγάλο αριθμό δεδομένων για κατανόηση της συνολικής συμπεριφοράς των χρηστών του με τελικό στόχο την αξιολόγηση στο καλύτερο δυνατό βαθμό της γνωστικής κατάστασης τους.

Κατά την υλοποίηση του συστήματος έγινε ενδελεχής αναζήτηση και ανάλυση του λειτουργικού συστήματος Android μέσα από τεχνικές κοινότητες αλλά και από επίσημα έγγραφα, με σκοπό να υλοποιηθούν και αξιοποιηθούν στο έπακρο οι δυνατότητες που προσφέρουν οι Android έξυπνες συσκευές. Ήταν λοιπόν απαραίτητο να δημιουργηθούν όσο το δυνατόν πιο κατάλληλα δεδομένα και μετρικές, ώστε η συνολική προσπάθεια να προσεγγίσει τον στόχο της. *Ο στόχος είναι το σύστημα να μπορεί να αξιολογήσει την γνωστική κατάσταση των χρηστών στο μέγιστο δυνατό βαθμό*. Είναι σημαντικό να επισημανθεί ότι το MCI είναι πολυπαραγοντικό και μπορεί να είναι η αρχή ή η συνέχεια πολλών διαφορετικού τύπου παθήσεων (π.χ. Parkinson, Άνοια με σωμάτια Lewy), οπότε τα δεδομένα οφείλουν και αυτά να καλύπτουν αρκετές πτυχές της ζωής του χρήστη, όσον φυσικά είναι αυτό δυνατόν μέσα από μια κινητή συσκευή.

Τα δεδομένα και των δύο εφαρμογών ακολουθούν την διαβάθμιση που φαίνεται παρακάτω στην Εικόνα 57 ξεκινώντας από ακατέργαστα δεδομένα (1ο επίπεδο). Στην συνέχεια αναλύονται με σκοπό την δημιουργία υψηλότερου επιπέδου μετρικών (2ο επίπεδο) που στο τέλος θα χρησιμοποιηθούνε για την τελική απόφαση. Τα δεδομένα δευτέρου επιπέδου παρουσιάζονται στο επόμενο κεφάλαιο καθώς αποτελούν αποτέλεσμα της ανάλυσης.



Εικόνα 57 Ροή ανάλυσης δεδομένων συστήματος.

Σημαντικό στοιχείο ενός συστήματος όπως αυτό που υλοποιήθηκε στην συγκεκριμένη διπλωματική είναι η επικύρωση των δεδομένων, δηλαδή η απόδειξη ότι τα δεδομένα δεν αποτελούν αποτέλεσμα φαντασίας αλλά υπάρχουν βάσιμες αποδείξεις πραγματικής κλινικής αξίας. Υπάρχει όμως ένας περιορισμός, σε κανονικές συνθήκες η επικύρωση των δεδομένων θα γινόταν με την χρήση ειδικών στο τομέα της υγείας και της γνωστικής εξασθένισης. Επιπλέον απαραίτητη θα ήταν μια πραγματική μελέτη με χρήση πραγματικών χρηστών που εμφανίζουν MCI ή και όχι. Πιο συγκεκριμένα θα έπρεπε σε δείγμα χρηστών για ένα χρονικό διάστημα το σύστημα να χρησιμοποιείται και τα δεδομένα να συσχετιστούν στατιστικά με ήδη καλά ορισμένες τεχνικές στον χώρο, όπως είναι τα ειδικά τεστ MoCA και MMSE. Επιπλέον κατάλληλη μέθοδος θα ήταν και η σύγκριση με ένα control-group , δηλαδή σύγκριση χρηστών με επιβεβαιωμένη γνωστική εξασθένιση και χρήστες με φυσιολογική λειτουργία. Αν οι μετρικές διαφέρουν σημαντικά, έχουμε ένδειξη διακριτικής εγκυρότητας.

Συνολικά *η εμπειρική αξιολόγηση στα πλαίσια της διπλωματικής δεν είναι δυνατό να ενταχθεί* κυρίως λόγω περιορισμένου χρόνου, τουλάχιστον στην παρούσα έκδοση της. Παρόλα αυτά έχει γίνει σημαντική προσπάθεια με σκοπό την επικύρωσή τους μέσα από συστηματική ανάλυση της βιβλιογραφίας και της τεχνικής αξιοπιστίας των δεδομένων.

6.1 Δεδομένα Πληκτρολόγησης – LogBoard Data

Τα δεδομένα πληκτρολόγησης τα οποία έχουν προέλευση από την εφαρμογή **LogBoard** ακολουθούν μια συγκεκριμένη διαβάθμιση, όπως φαίνεται στην Εικόνα 57 ξεκινώντας από δεδομένα ακατέργαστα και φτάνουν μετέπειτα της ανάλυσης σε δεδομένα υψηλότερου επιπέδου. Στο πρώτο επίπεδο τα δεδομένα αυτά αφορούν τιμές οι οποίες συλλέγονται αυτούσια κατά την διάρκεια μιας συνόδου πληκτρολόγησης (Πίνακας 6). Σε αυτά τα δεδομένα δεν έχει πραγματοποιηθεί κανένα είδος ανάλυσης κατά την παραμονή τους στην Android συσκευή. Βέβαια η εφαρμογή κατά την συλλογή τους διασφαλίζει με κατάλληλη επεξεργασία την σωστή τους καταμέτρηση και αποθήκευση στην βάση δεδομένων.

Όνομα (στο σύστημα)	**Σύντομη Περιγραφή**	**Τύπος**
Total Pressure Counter (TPC)	Μετρητής συνολικής πίεσης, δηλαδή το ποσό της πίεσης που άσκησε ο χρήστης σε κάθε πάτημα πλήκτρου κατά την πληκτρολόγηση	Integer
Words Typed	Συνολικές πληκτρολογημένες λέξεις	Integer
Characters Typed	Συνολικοί πληκτρολογημένοι χαρακτήρες	Integer
Words per second (WPS)	Πληκτρολογημένες λέξεις ανά δευτερόλεπτο	Integer

Characters per second (CPS)	Πληκτρολογημένοι χαρακτήρες ανά δευτερόλεπτο	Integer
Avg Pause WtW	Μέση διακοπή ανάμεσα σε δύο λέξεις	Float
Avg Pause CtC	Μέση διακοπή ανάμεσα σε δύο χαρακτήρες	Float
Max Pause WtW	Μέγιστη διακοπή ανάμεσα σε δύο λέξεις	Float
Max Pause CtC	Μέγιστη διακοπή ανάμεσα σε δύο χαρακτήρες	Float
Total WtW Pause's	Συνολικές διακοπές ανάμεσα σε δύο λέξεις	Integer
Total CtC Pause	Συνολικές διακοπές ανάμεσα σε δύο χαρακτήρες	Integer
Mean IKI – Inter Key Interval	Μέσο IKI, ως IKI ορίζεται ο χρόνος που έκανε ο χρήστη από το πάτημα (την στιγμή που το «άφησε») του πρώτου πλήκτρου μέχρι το πάτημα του δευτέρου.	Float
Standard deviation IKI	Τυπική απόκλιση IKI	Float
Total IKI	Συνολικά IKI's	Integer
Total Backspace's	Συνολικός αριθμός των backspaces πλήκτρων που ο χρήστης πάτησε	Integer
Total Word/Sentence Deletions	Συνολικός αριθμός διαγραφών πλήρων λέξεων ή και προτάσεων μετά από συνολική επιλογή του κειμένου και διαγραφή του	Integer
Backspace Bursts	Συνολικός αριθμός των φορών που πατήθηκε το πλήκτρο παρατεταμένα	Integer
Max Backspace Burst	Ο συνολικός αριθμός των backspace's που περίεχε ένα παρατεταμένο πάτημα του πλήκτρου backspace	Integer
Characters Deleted	Συνολικός αριθμός των χαρακτήρων που ο χρήστης διέγραψε	Integer

Πίνακας 6 Ακατέργαστα δεδομένα πληκτρολόγησης πρώτου επιπέδου.

6.1.1 Τρόπος Συλλογής

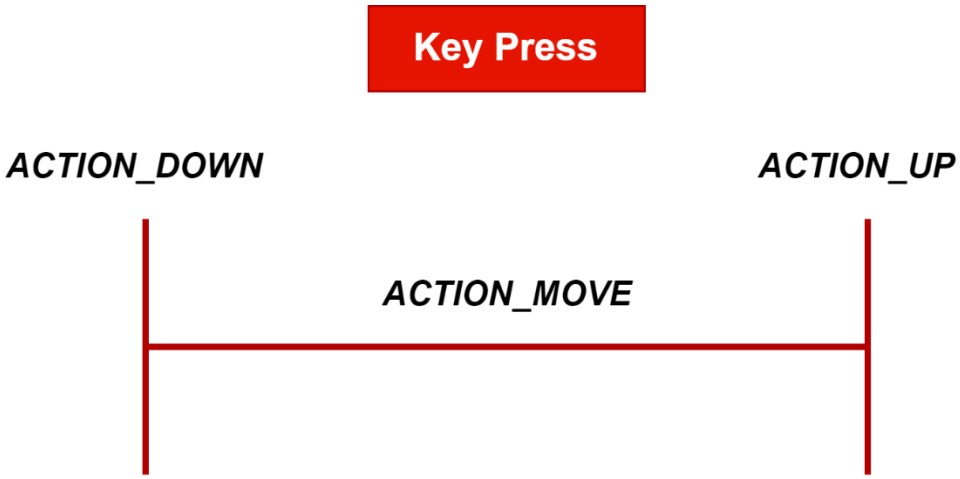
Ας εμβαθύνουμε στον τρόπο συλλογής των παραπάνω δεδομένων ξεκινώντας με τις λέξεις που πληκτρολογήθηκαν να υπολογίζονται για όλα τα πληκτρολόγια (*en_US:qwerty*, *en_GB:qwerty* και *el:greek*) όταν ο χρήστης πατά τον πλήκτρο space (code 32) ή την τελεία (.) που σηματοδοτεί το τέλος μιας πρότασης (code 46). Παρόμοια γίνεται υπολογισμός του συνολικού αριθμού των χαρακτήρων που πληκτρολογήθηκαν, το οποίο μάλιστα αποτελεί πολύτιμο δεδομένο. Η εφαρμογή είναι σε θέση για όλα τα πληκτρολόγια να διακρίνει μεταξύ πραγματικών γραμμάτων και ειδικών χαρακτήρων, αποφεύγοντας την λανθασμένη καταμέτρηση. Ως αποτέλεσμα οι συνολικοί χαρακτήρες αφορούν καθαρά γράμματα της αλφαβήτου και όχι οποιοδήποτε άλλο χαρακτήρα. Αυτό είναι δυνατό, διότι κάθε σύμβολο και πλήκτρο στο Android έχει έναν μοναδικό κωδικό το οποίο μοναδικά το αναγνωρίζει.

Συνολικά η εφαρμογή χρησιμοποιεί μια πολυεπίπεδη προσέγγιση για την παρακολούθηση διαφορετικών τύπων διαγραφών. Αρχικά, ο αριθμός των χαρακτήρων που διαγράφτηκαν

αποτελούν και αυτοί με την σειρά τους πολύτιμο δεδομένο καθώς όπως θα δούμε στα δεδομένα 2ου επιπέδου χρησιμοποιείται σε πολλές διαφορετικές μετρικές. Ενεργοποιείται όταν πατηθεί το πλήκτρο backspace αλλά με έλεγχο αν ο χαρακτήρας πριν το κέρσορα δεν είναι space ή κενό (‘\0’) διασφαλίζοντας την άρτια προσμέτρησή τους. Μια άλλη μορφή διαγραφής είναι η διαγραφή μετά από επιλογή, η εφαρμογή προσδιορίζει εάν το επιλεγμένο κείμενο αποτελεί πλήρη λέξη/πρόταση ή μερική επιλογή. Για μια πλήρη επιλογή και διαγραφή προσδιορίζεται αν τα όρια επιλογής περιβάλλονται από όρια λέξεων (κενά, σημεία στίξης, αρχή/τέλος κειμένου). Αντίθετα αν η επιλογή δεν είναι πλήρης, δηλαδή δεν ικανοποιείται η παραπάνω απαίτηση τότε η διαγραφή αφορά μια κανονική διαγραφή χαρακτήρων. Η παρατεταμένη διαγραφή αφορά την κατάσταση την οποία ο χρήστης έχει κρατήσει πατημένο το πλήκτρο backspace, αυτό γίνεται αντιληπτό στην εφαρμογή με γεγονότα πατήματος μεγαλύτερα των 2 (*repeatCount* ≥ 2). Κατά την διάρκεια παρατεταμένου πατήματος οι χαρακτήρες που διαγράφονται προσμετρούνται στους διαγραμμένους χαρακτήρες. Φυσικά στο τέλος της ενέργειας αυτής έχουμε ενημέρωση των συνολικών παρατεταμένων πατημάτων πλήκτρου διαγραφής αλλά και ενημέρωση για τυχόν νέο μέγιστο. Να σημειωθεί ότι η διασφάλιση ποιότητας των δεδομένων σχετικά με την διαγραφή γίνεται δυνατή μέσω της συνεχούς καταγραφής της θέσης του κέρσορα στο κείμενο, σε συνδυασμό με την συνεχή ενημέρωση του χαρακτήρα πριν από αυτόν (*getTextBeforeCursor(1, 0)*). Αυτό χρησιμοποιείται για να επαληθεύσει εάν μια διαγραφή αφαιρεί πραγματικά περιεχόμενο ή απλώς ο χρήστης μετακινεί τον κέρσορα. Δεν μπορεί να λείπει και η καταγραφή των γενικών πατημάτων του πλήκτρου διαγραφής το οποίο δεν φιλτράρεται και αφορά απλά ένα γενικό δεδομένο για τον συνολικό αριθμό που ο χρήστης επέλεξε να πατήσει το backspace σε μια σύνοδο.

Προχωράμε σε ένα πολύ σημαντικό δεδομένο το οποίο αφορά την συνολική ασκούμενη δύναμη πληκτρολόγησης του χρήστη. Αυτό το δεδομένο «ξεκλειδώνει» πολλές πληροφορίες σχετικά με τον χρήστη αλλά αποτέλεσε πρόκληση για το σύστημα καθώς η υλοποίησή του έχει κάποιους περιορισμούς όσον αναφορά το υλικό μιας έξυπνης κινητής συσκευής. Πιο συγκεκριμένα, ο καλύτερος τρόπος για να μετρήσεις την ασκούμενη πίεση είναι χρησιμοποιώντας τον αισθητήρα οθόνης, ο οποίος παράγει τιμές στο εύρος 0 έως 1 για το κάθε πάτημα πλήκτρου από τον χρήστη (*MotionEvent.getSize()*). Το πρόβλημα όμως είναι ότι ο αισθητήρας αυτός υπάρχει μόνο σε συγκεκριμένα κινητά ειδικού τύπου ή κινητά με το λεγόμενο πενάκι τα οποία διαθέτουν και τον κατάλληλο τύπο οθόνης. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα η εφαρμογή υλοποιεί έναν έξυπνο τρόπο καταμέτρησης της ασκούμενης πίεσης χρησιμοποιώντας τα παραγόμενα γεγονότα από το Android. Πιο συγκεκριμένα, το πάτημα ενός πλήκτρου σε κάποιο πληκτρολόγιο στο Android χαρακτηρίζεται από 3 βασικά

events (Εικόνα 58). Το πρώτο δημιουργείται κατά την επαφή του δέρματος του δαχτύλου με την οθόνη και το πλήκτρο, έχει όνομα *ACTION_DOWN* και για κάθε πάτημα εμφανίζεται μόνο ένα. Το δεύτερο και το πιο βασικό ονομάζεται *ACTION_MOVE* και δημιουργείται καθ' όλη την διάρκεια που το πλήκτρο μένει πατημένο (1 έως ∞). Τέλος, το τελευταίο γεγονός έχει όνομα *ACTION_UP* και εμφανίζεται μόλις ο χρήστης σηκώσει και χάσει επαφή με την οθόνη και το πλήκτρο, με πλήθος μόνο ένα. Προσμετρούνται τα γεγονότα κατά την πληκτρολόγηση μόνο σε γράμματα της αλφαβήτου και όχι σε ειδικούς χαρακτήρες, για όλες τις υποστηριζόμενες γλώσσες (97-122, 65-90, 0x0391-0x03A9 και 0x03B1-0x03C9).



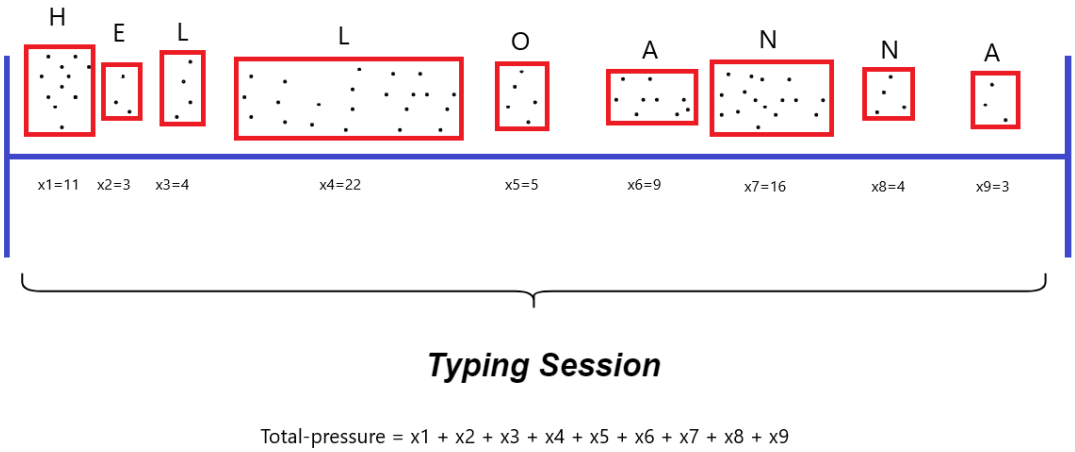
Εικόνα 58 Γεγονότα κατά το πάτημα ενός πλήκτρου στο LogBoard.

Η εφαρμογή λοιπόν, προσμετρά τον αριθμό των δημιουργημένων *ACTION_MOVE* γεγονότων για την έκφραση της ασκούμενης πίεσης κατά την πληκτρολόγηση. Αυτό αποτελεί λύση που δεν είναι εξαρτώμενη από αισθητήρες και ειδικό υλικό, καθώς είναι καθαρά μέθοδος που αφορά το λογισμικό. Επίσης δεν έχει περιορισμό ως προς το μοντέλο ή τον πάροχο της έξυπνης κινητής συσκευής αφού τα γεγονότα είναι παρόμοια σε όλες τις συσκευές και τελευταίες εκδόσεις Android. Στο τέλος κάθε συνόδου πληκτρολόγησης τα *ACTION_MOVE* γεγονότα προσμετρούνται για κάθε χαρακτήρα που πατήθηκε και υπολογίζεται ένας συνολικός αριθμός.

$$\text{Έστω, } x_i \text{ ο αριθμός γεγονότων } ACTION_MOVE \text{ ανά πλήκτρο}$$
$$\text{τότε ο συνολικός αριθμός ασκούμενσης πίεσης } (TP) \text{ ορίζεται ως:}$$

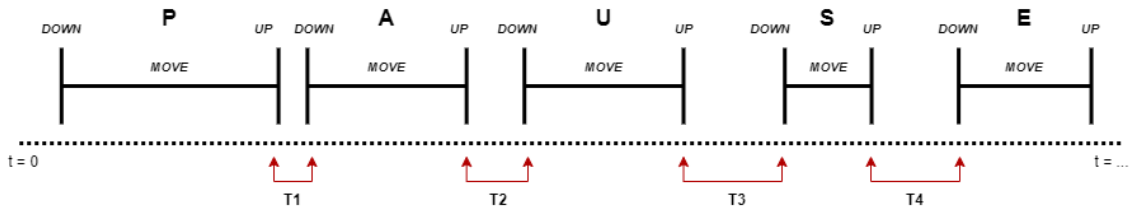
$$TP_{software} = \sum_{i=1}^{n} x_i$$

Γενικά, ένας χρήστης που έχει την τάση να πληκτρολογεί με μεγαλύτερη ασκούμενη πίεση κατά την περίοδο μιας συνόδου είναι αναμενόμενο να έχει και μεγαλύτερο αριθμό παραγόμενων γεγονότων. Στο παρακάτω παράδειγμα (Εικόνα 59) αν υποθέσουμε ότι ο χρήστης θέλει να γράψει «HELLO ANNA» βλέπουμε ότι κάθε γράμμα αντιστοιχεί σε έναν συγκεκριμένο αριθμό από γεγονότα *ACTION_MOVE* (τελίτσες με μαύρο). Η συνολική πίεση είναι η προσμέτρηση τους.



Εικόνα 59 Διαδικασία υπολογισμού της συνολικής ασκούμενης πίεσης στην εφαρμογή LogBoard (software-based). Ο χρήστης πληκτρολογεί την πρόταση "HELLO ANNA". Οι μαύρες τελείες εκπροσωπούνε τον αριθμό των ACTION_MOVE γεγονότων που παράχθηκαν κατά το πάτημα του κάθε γράμματος-πλήκτρου. Ο συνολικός αριθμός ασκούμενης πίεσης είναι η πρόσθεση όλων.

Το επόμενο δεδομένο είναι το γνωστό *IKI – Inter Key Interval* το οποίο μετρά το χρόνο μεταξύ της απελευθέρωσης ενός πλήκτρου και της πίεσης επόμενου διαφορετικού πλήκτρου. Πιο συγκεκριμένα, μετρά τον χρόνο από ένα γεγονός *ACTION_UP* έως ένα ACTION DOWN γεγονός του επόμενου πλήκτρου. Η καταμέτρηση του χρόνου γίνεται αρχικοποιώντας μια χρονοσφραγίδα (*LocalTime.now()*) στο γεγονός *UP* και ενός στο γεγονός *DOWN* ώστε στην συνέχεια να υπολογιστεί η διαφορά μεταξύ τους (*Duration.between(iki_start, iki_end)*). Η λειτουργικότητα του δεδομένου αυτού γίνεται αντιληπτή στην Εικόνα 60, με τα T1, T2, T3 και T4 να σηματοδοτούν τις ξεχωριστές περιόδους *IKI* για την πληκτρολογούμενη λέξη «PAUSE».



Εικόνα 60 Η λειτουργικότητα IKI στο LogBoard. Το IKI αφορά τον χρόνο μεταξύ ενός UP γεγονότος έως ένα DOWN γεγονός του επόμενου πλήκτρου. Οι περίοδοι T1, T2, T3 και T4 σηματοδοτούν τα ξεχωριστά IKI's.

Η εφαρμογή μέσα από τα υπολογισμένα *IKIs* κατά την πάροδο του χρόνου σε μια σύνοδο πληκτρολόγησης υπολογίζει κάποια μεταδεδομένα όπως, το μέσο *IKI* λαμβάνοντας υπόψη μόνο *IKI* με χρόνο μεγαλύτερο του μηδέν, την τυπική απόκλιση και το συνολικό αριθμό των *IKIs*.

$$Έστω\ I = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}\ το\ σύνολο\ των\ έγκυρων\ χρονικών\ περιόδων\ (IKI's)$$

$Ο\ μέσος\ όρος\ είναι$:

$$\mu = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$$

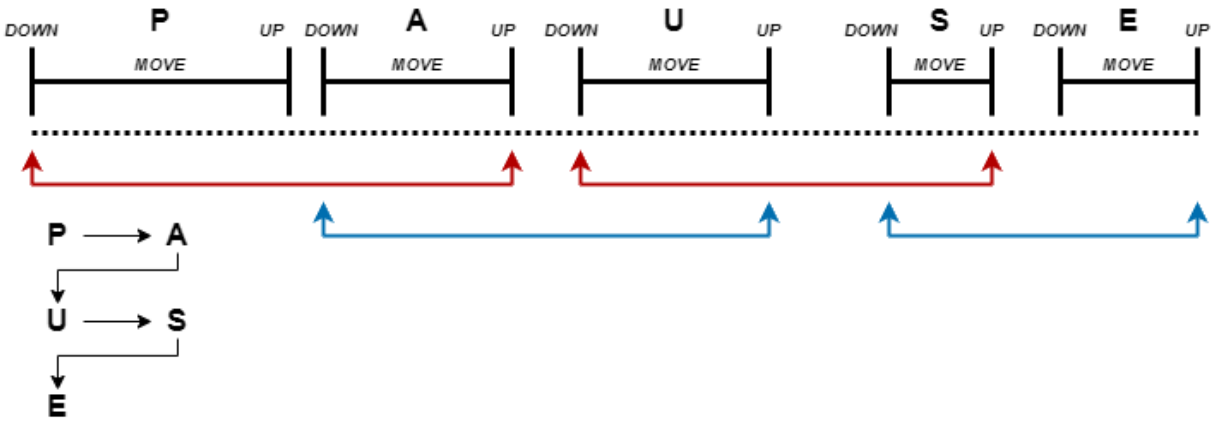
Η $(πληθυσμιακή)\ τυπική\ απόκλιση\ είναι$:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2}$$

$Τελικά$:

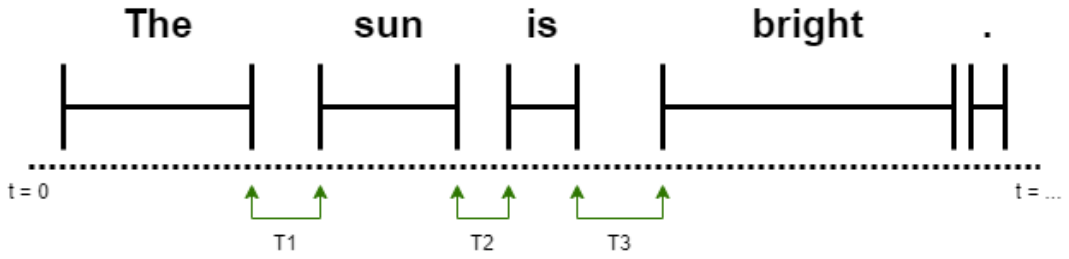
$$stdDevIKI = \begin{cases} \sigma\ , αν\ n > 0 \\ -1\ , αν\ n = 0 \end{cases}$$

Η εφαρμογή **LogBoard** συλλέγει και δεδομένα πιο γενικού τύπου τα οποία αφορούν τις παύσεις ανάμεσα σε δύο λέξεις ή χαρακτήρες (δεν λαμβάνονται υπόψη ειδικοί χαρακτήρες, μόνο γράμματα της αλφαβήτου κάθε γλώσσας). Πιο συγκεκριμένα, η παύση ανάμεσα σε δύο συνεχόμενους χαρακτήρες υπολογίζεται με βάση τα γεγονότα πληκτρολογίου. Ο χρόνος μιας παύσης ξεκινά από ένα γεγονός *ACTION_DOWN* και ολοκληρώνεται μέχρι το γεγονός *ACTION_UP* του επομένου πλήκτρου. Γίνεται κατανοητό και από το παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 61) ότι η τιμή αυτή περιλαμβάνει και το *IKI* αλλά και τον χρόνο που τα δύο πλήκτρα παρέμειναν πατημένα (ασκούμενη πίεση), κάνοντας το ένα συγκεντρωτικό δεδομένο.



Εικόνα 61 Αναπαράσταση υπολογισμού PauseCtC στην εφαρμογή LogBoard. Με βέλη διακρίνονται οι χρονικοί περίοδοι μέτρησης, που μετριούνται από ένα DOWN γεγονός μέχρι ένα UP γεγονός του επόμενου χαρακτήρα.

Παρατηρούμε ότι σε κάποιες χρονικές στιγμές μπορεί να έχουμε δύο περιόδους να επικαλύπτουν η μια την άλλη. Η εφαρμογή αυτό το χειρίζεται κατάλληλα υλοποιώντας σύστημα παρακολούθησης για τη διαχείριση πολλαπλών ταυτόχρονων ζευγών χαρακτήρων. Με παρόμοιο τρόπο υπολογίζονται και οι παύσεις ανάμεσα σε δύο λέξεις όπως φαίνεται και στην Εικόνα 62. Μόλις μια λέξη πληκτρολογηθεί και ένα space πατηθεί σηματοδοτώντας το τέλος της, τότε ένας μετρητής ξεκινά αρχικοποιώντας μια χρονοσφραγίδα (*LocalTime.now()*). Μόλις ο χρήστης πατήσει το πρώτο χαρακτήρα της επόμενης λέξης λήγει ο μετρητής και υπολογίζεται ο χρόνος της περιόδου. Συνολικά όπως φαίνεται στον Πίνακας 6 και για τα δύο δεδομένα υπολογίζονται ο συνολικός αριθμός των παύσεων, ο μέσος χρόνος και ο μέγιστος χρόνος παύσης.



Εικόνα 62 Αναπαράσταση υπολογισμού PauseWtW στην εφαρμογή LogBoard. Με βέλη διακρίνονται οι περίοδοι μέτρησης, που μετριούνται από το τέλος πληκτρολόγησης μιας λέξης μέχρι το ξεκίνημα πληκτρολόγησης της επόμενης.

Τέλος, τα δεδομένα των λέξεων και χαρακτήρων που πληκτρολογήθηκαν αποτελούν βασικού τύπου δεδομένα που δεν θα μπορούσαν να λείπουν καθώς είναι με την σειρά τους και αυτά σημαντικά. Υπολογίζονται χρησιμοποιώντας τα δεδομένα σχετικά με το συνολικό πλήθος λέξεων και χαρακτήρων και διαιρώντας τα με το συνολικό μέγεθος της συνόδου πληκτρολόγησης.

6.1.2 Επικύρωση Δεδομένων

Κατά την υλοποίηση του συστήματος και της συγκεκριμένης διπλωματικής τα δεδομένα τα οποία αναφέρθηκαν είναι αποτέλεσμα εκτενούς έρευνας της βιβλιογραφίας σε κατάλληλα αποθετήρια. Η επικύρωσή τους μέσα από την επίσημη βιβλιογραφία είναι απαραίτητη για την πιθανή κλινική απόδειξη τους συστήματος (Πίνακας 7).

Δεδομένο	**Βιβλιογραφική Στήριξη**	**Πιθανός Γνωστικός Συσχετισμός**	**Πιθανοί Περιορισμοί Παρούσας Λύσης**
Total Pressure Counter	(Schröter et al., 2003; Suzumura et al., 2022)	Επιβράδυνση των κινητικών λειτουργιών, εκτελεστική ικανότητα, κατάσταση προσοχής και πιθανή κόπωση	Δεν υπάρχει εκτενή βιβλιογραφία, διαφέρει ανάλογα με τις συνήθειες
IKI	(M. H. Chen et al., 2022a; Nguyen et al., 2023; Ning et al., 2023)	Αντικατοπτρίζει την ταχύτητα των κινήσεων, τη βραδυκινησία και την ταχύτητα επεξεργασίας	Καθυστέρηση λόγω τρίτων παραγόντων (π.χ. multitasking)
Characters/Words typed	(Nguyen et al., 2023)	Γνωστική ταχύτητα, κινητική επιβράδυνση και ψυχοκινητικές δεξιότητες, παραγωγικότητα λόγου	Επηρεάζεται από το είδος του αντικειμένου γραφής και τις ατομικές συνήθειες
PauseCtC	(Meulemans et al., 2022; Nguyen et al., 2023; Sullivan et al., n.d.)	Παύσεις υποδηλώνουν γνωστικό φορτίο, καθυστερήσεις στον προγραμματισμό λόγου	Καθυστέρηση λόγω τρίτων παραγόντων (multitasking)
PauseWtW	(Meulemans et al., 2022; Sullivan et al., n.d.)	Γνωστική προσπάθεια στη διατύπωση της γλώσσας και στη λειτουργική μνήμη	Καθυστέρηση λόγω τρίτων παραγόντων (multitasking)
Words/Characters per second	(M. H. Chen et al., 2022a; Sengupta et al., 2017)	Γενική ταχύτητα γνωστικής επεξεργασίας και ικανότητα προσοχής. Ταχύτητα παραγωγής κειμένου, γνωστική ευχέρεια κατά την πληκτρολόγηση	Καθυστέρηση λόγω τρίτων παραγόντων (multitasking), επηρεάζεται από το αντικείμενο της εργασίας
Backspace's – characters/word/sentence deletions	(M. H. Chen et al., 2022a; Nguyen et al., 2023; Sengupta et al., 2017)	Εκτελεστικός έλεγχος, διόρθωση σφαλμάτων, αντίληψη, συγκέντρωση	Διαφέρει ανάλογα με τις ατομικές συνήθειες πληκτρολόγησης, μπορεί να αντανακλά

			προσπάθειες βελτίωσης του λόγου
Backspace Bursts	(Tripathi et al., 2022)	Γνωστικός έλεγχος και διόρθωση σφαλμάτων επεισοδιακά	Διαφέρει ανάλογα με την εργασία

Πίνακας 7 Επικύρωση των δεδομένων πληκτρολόγησης μέσω της βιβλιογραφίας.

Μέσα από την ανάλυση της υπάρχουσας βιβλιογραφίας φάνηκε να υπάρχει εκτενής εκμετάλλευση διαφόρων δεδομένων πληκτρολογίου με σκοπό την ανάλυση της γνωστικής κατάστασης των χρηστών ή ακόμα και την διασύνδεση με MCI. Πιο συγκεκριμένα, τα πιο χρησιμοποιούμενα δεδομένα ήταν το *IKI* (inter-key-interval) και τα δεδομένα λάθους, με έμφαση σε γεγονότα γύρω από το πλήκτρο backspace.

Το *IKI*, αναδεικνύεται ως ένας κεντρικός δείκτης στη δυναμική των πληκτρολογήσεων (keyboard dynamics) για την αξιολόγηση της γνωστικής και κινητικής λειτουργίας μέσω smartphone. Η σχετική βιβλιογραφία (Πίνακας 7) τονίζει τις προοπτικές του ως ψηφιακού δείκτη για τις νευρογνωστικές καταστάσεις του χρήστη. Αντικατοπτρίζει θεμελιώδεις πτυχές της ψυχοκινητικής ταχύτητας, του αισθητηριοκινητικού συντονισμού και της εκτελεστικής επεξεργασίας. Η έντονη μεταβλητότητα της τιμής του συνδέεται συχνά με ελλείμματα σε αυτούς τους τομείς, τα οποία είναι χαρακτηριστικά σε καταστάσεις όπως η ήπια γνωστική εξασθένιση (MCI), η πρώιμη άνοια και οι νευροψυχιατρικές διαταραχές. Οι αλλαγές στο *IKI* έχουν συσχετιστεί με μειωμένη γνωστική ευελιξία, βραδύτερη νοητική επεξεργασία και πρώιμες νευροεκφυλιστικές αλλαγές, ακόμη και πριν από την εμφάνιση κλινικών συμπτωμάτων (Nguyen et al., 2023). Το δεδομένο αυτό έπαιξε πρωταγωνιστικό ρόλο και στην έρευνα από τους Ning, Cladek (Ning et al., 2023) το οποίο μάλιστα συνδυάστηκε με δεδομένα από το επιταχυνσιόμετρο της συσκευής. Απέδειξαν ότι οι επιμηκυμένες και μεταβλητές τιμές που εμφανίζει το *IKI* θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των λεπτών αλλαγών στη γνωστική και κινητική υγεία, ιδιαίτερα σε ηλικιωμένους, ενήλικες ή γενικά σε πληθυσμούς υψηλού κινδύνου. Αυτά τα αποτελέσματα υποδηλώνουν ότι η παθητική παρακολούθηση του *IKI* κατά την καθημερινή χρήση της κινητής συσκευής μπορεί να παρέχει έγκυρους δείκτες της επιδείνωσης της υγείας του εγκεφάλου – ενδεχομένως ακόμη και πριν αυτές οι αλλαγές γίνουν εμφανείς στις παραδοσιακές γνωστικές λειτουργίες. Αποδείχθηκε στην έρευνα του Chen και Leow (M. H. Chen et al., 2022b) ότι οι βραδύτεροι χρόνοι *IKI* συσχετίζονταν με γνωστική δυσλειτουργία και μειωμένη ταχύτητα επεξεργασίας. Συνολικά, η βιβλιογραφία υποστηρίζει το *IKI* ως ένα παθητικό και αντικειμενικό δεδομένο που είναι σε θέση να καταγράψει τις αλλαγές στην γνωστική λειτουργία. Ωστόσο, οι συγγραφείς προειδοποιούν ομόφωνα για παράγοντες που μπορεί να προκαλέσουν σύγχυση, όπως η

πολυδιεργασία (multitasking), οι διαφορές μεταξύ συσκευών, οι περισπασμοί και οι ατομικές συνήθειες πληκτρολόγησης, οι οποίοι πρέπει να ελέγχονται στατιστικά για να ενισχυθεί η ειδικότητα του *IKI* ως κλινικού εργαλείου.

Σχετικά με τις παύσεις σε χαρακτήρες και λέξεις, η βιβλιογραφία έδειξε ότι οι σύντομες παύσεις μεταξύ πληκτρολόγησης διαδοχικών χαρακτήρων ή και λέξεων είναι ευαίσθητοι δείκτες τόσο της κινητικής όσο και της γνωστικής ταχύτητας επεξεργασίας. Παρατεταμένες ή και έντονα μεταβλητές παύσεις παρατηρούνται συχνά σε πληθυσμούς με γνωστική εξασθένιση, μειωμένη προσοχή ή με πρώιμες νευροεκφυλιστικές αλλαγές. Οι δείκτες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για εντοπισμό αλλαγών στη ροή της επεξεργασίας πληροφοριών, που πιθανώς προέρχεται από μειωμένη λειτουργική μνήμη ή καθυστερήσεις στον κινητικό σχεδιασμό κατά την πληκτρολόγηση (Nguyen et al., 2023). Οι παύσεις ως σύνολο πέρα από την κατανόηση της ευχέρειας πληκτρολόγησης προσφέρει και μια εικόνα των υποκείμενων μορφολογικών και λεξικών διαδικασιών ανάκτησης. Οι αυξημένες τιμές παύσεων μπορεί να υποδηλώνουν στιγμές γλωσσικής αβεβαιότητας ή γνωστικής προσπάθειας, ειδικά κατά τη διάρκεια «κατασκευής» λέξεων και προτάσεων ή και ακόμα όταν οι χρήστες αντιμετωπίζουν δυσκολίες ανάκτησης πληροφοριών (Sullivan et al., n.d.). Μάλιστα μέσα από έρευνα αποδείχθηκε ότι άτομα με Αλτσχάιμερ εμφάνισαν υψηλές τιμές παύσεων (+0.496 SD, ~201ms) σε σχέση με υγιή άτομα, με το ποσοστό του χρόνου παύσεων να φτάνει το 20.6% του συνολικού χρόνου πραγματικής εργασίας (Meulemans et al., 2022).

Ο συνολικός αριθμός λέξεων και χαρακτήρων που πληκτρολογήθηκαν αποτελούν δεδομένα που όλες οι μέθοδοι και έρευνες συμπεριλαμβάναν λόγω του ότι αποτελούν πλούσιους δείκτες γνωστικής κατάστασης κατά την πληκτρολόγηση. Η συνολική παραγωγή κειμένου – που ποσοτικοποιείται με βάση τον συνολικό αριθμό λέξεων και χαρακτήρων που έχουν εισαχθεί σε μια σύνοδο πληκτρολόγησης μπορεί να χρησιμεύσει ως δείκτης του γνωστικού ρυθμού και της γλωσσικής παραγωγικότητας σε σχέση πάντα με την διάρκεια μιας συνόδου (Nguyen et al., 2023).

Οι χαρακτήρες και λέξεις ανά δευτερόλεπτο (ή οποιαδήποτε άλλη χρονική μονάδα) αποτελούν με την σειρά τους βασικούς δείκτες. Πιο συγκεκριμένα, έρευνες δείχνουν ότι η ταχύτητα πληκτρολόγησης είναι ιδιαίτερα ευαίσθητη σε αλλαγές στο γνωστικό φορτίο. Καθώς οι νοητικές απαιτήσεις μιας εργασίας αυξάνονται, τα άτομα συνήθως βιώνουν μια μείωση στην παραγωγή των λέξεων και των χαρακτήρων ανά δευτερόλεπτο η οποία αντανακλά την επιβράδυνση της επεξεργασίας των πληροφοριών, τη μείωση της χωρητικότητας της μνήμης και την αυξημένη ανάγκη για εκτελεστικό έλεγχο. Η ταχύτητα πληκτρολόγησης συνδυάζει τόσο την ψυχοκινητική ταχύτητα όσο και τη γνωστική αποδοτικότητα (M. H. Chen et al.,

2022b; Sengupta et al., 2017). Να σημειωθεί ότι αν και αυτές οι μετρήσεις επηρεάζονται εύκολα από το πλαίσιο πληκτρολόγησης, την πολυπλοκότητα της εργασίας και τις ατομικές συνήθειες πληκτρολόγησης, η ενσωμάτωσή τους με τις παύσεις και διορθώσεις σφαλμάτων μπορεί να εμπλουτίσει σημαντικά τις γνωστικές αξιολογήσεις του συστήματος.

Στην βιβλιογραφία φάνηκε να συμπεριλαμβάνεται σε μεγάλο βαθμό δεδομένα σχετικά με την επιλογή του backspace πλήκτρου κατά την πληκτρολόγηση και διαγραφή ενός χαρακτήρα. Συχνές διορθωτικές ενέργειες, όπως η χρήση του πλήκτρου backspace, αντανακλούν την προσπάθεια ελέγχου, την παρακολούθηση σφαλμάτων και την προσοχή στην παραγωγή κατά την πληκτρολόγηση. Όμως τα αυξημένα ποσοστά backspace για διαγραφή χαρακτήρα μπορεί να υποδηλώνουν αβεβαιότητα στον γλωσσικό προγραμματισμό το οποίοι είναι κοινό σε διάφορες καταστάσεις γνωστικής δυσλειτουργίας (Nguyen et al., 2023). Υπάρχουν αναφορές ότι καθώς αυξάνεται το γνωστικό φορτίο, οι χρήστες τείνουν να κάνουν περισσότερα λάθη και κατά συνέπεια περισσότερες διορθωτικές ενέργειες. Αυτή η συμπεριφορά αποτελεί δείκτη πνευματικής προσπάθειας και προσαρμογής στις αυξημένες απαιτήσεις μιας εργασίας κατά την πληκτρολόγηση η οποία είναι πιο έντονη σε άτομα με MCI (Sengupta et al., 2017). Επιπλέον υψηλότερη συχνότητα πατήματος του πλήκτρου backspace συσχετίζεται με γνωστική επιβράδυνση και χειρότερη απόδοση σε νευροψυχολογικές δοκιμασίες. Τα άτομα με γνωστική δυσλειτουργία τείνουν να χρειάζονται περισσότερες διορθώσεις, γεγονός που αντανακλά δυσκολίες στον προγραμματισμό, την προσοχή και την παραγωγή γλώσσας (M. H. Chen et al., 2022b). Να σημειωθεί ότι στην βιβλιογραφία δεν υπήρχαν πληροφορίες για πιο συγκεκριμένους δείκτες όπως είναι η επιλογή κειμένου και διαγραφή του. Αυτό περιλαμβάνεται όμως στην ίδια κατηγορία με την επιλογή του πλήκτρου διαγραφής. Δεδομένο το οποίο είναι σημαντικό για την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης σύμφωνα με την βιβλιογραφία θεωρείται η συνολική τιμή του πλήθους των φορών που ο χρήστης επέλεξε την αυτόματη συμπλήρωση λέξεων ή και ακόμα την αυτόματη διόρθωση. Όπως έχει αναφερθεί, στην συγκεκριμένη διπλωματική αυτός ο δείκτης δεν συλλέγεται λόγω του ότι μπορεί να προκαλέσει προβλήματα στις τιμές των υπόλοιπων δεικτών.

Τέλος, σχετικά με την ασκούμενη πίεση κατά την πληκτρολόγηση πρόσφατες έρευνες που ανέλυσαν τον τρόπο που οι χρήστες πατάνε πάνω στην οθόνη μιας συσκευής ή ακόμα και τις χειρόγραφες συνήθειες κατά την γραφή ανέφεραν ότι τα χαρακτηριστικά που σχετίζονται με την πίεση, όπως η πίεση της μύτης του στυλό κατά την γραφή ή σε ειδική οθόνη είναι πολύτιμα για τη διάκριση ατόμων με γνωστική εξασθένιση. Η έντονη διακύμανση της πίεσης και η μέση πίεση κατά τη διάρκεια χειρόγραφων εργασιών σε σχέση με τις συνηθισμένες τιμές έχουν αποδειχθεί ότι συσχετίζονται με τη δυσκολία κινητικού ελέγχου που μπορεί να προκαλείται

και από την γνωστική εξασθένιση. Αυτές οι μετρήσεις επισημάνθηκαν ειδικά ως αξιόπιστοι δείκτες σε πρόσφατες μελέτες με χρήση μηχανικής μάθησης.

6.2 Δεδομένα Συμπεριφοράς – LogMyself Data

Τα δεδομένα συμπεριφοράς πρώτου επιπέδου συλλέγονται μέσα από την εφαρμογή **LogMyself** χρησιμοποιώντας τις έτοιμες συναρτήσεις, αισθητήρες και τα API του Android (Πίνακας 8). Προσπαθούν να εξηγήσουν με τον καλύτερο δυνατό τρόπο την συμπεριφορά του χρήστη σε μια ημέρα, εβδομάδα, μήνες ή και χρόνια ανάλογα με το πλήθος των δεδομένων που συλλέχθηκαν. Σε αυτό το επίπεδο μπορεί τα ακατέργαστα αυτά δεδομένα να φαίνονται ανούσια καθώς δεν δηλώνουν άμεσα κάποια πληροφορία για τον χρήστη. Στην συνέχεια όμως στο κομμάτι της ανάλυσης (Κεφάλαιο 6) αποκτούνε νόημα κάνοντας τα κατάλληλα για τον υπολογισμό της τελικής απόφασης.

Κατηγορία	**Πηγή**	**Παράμετροι**
Δεδομένα ύπνου	Sleep API, UsageStatsManager	Confidence (int) Light (int) Motion (int) screenOnDuration: milliseconds (int) timestampNow (timestamp) timestampPrevious (timestamp) usedApps (List)
Δεδομένα δραστηριοτήτων	Activity Recognition API	activityType (string) confidence (int) timestamp (timestamp)
Δεδομένα κλήσεων	TelephonyManager, TelephonyCallback	callDate (timestamp) callDescription (string) callDuration: seconds (int) callType (int)
Δεδομένα GPS	Fused Location Provider API	Accuracy (float) Altitude (float) Bearing (float) Latitude (float) Longitude (float) Speed (float) speedAccuracyMetersPerSecond (float) timestampNow (timestamp)
Δεδομένα ξεκλειδώματος συσκευής	Android build-in συναρτήσεις	Timestamp (timestamp)
Δεδομένα πτώσης της συσκευής	Αισθητήρες συσκευής	detectedFallDuration (int) detectedMagnitude (int) timestamp (timestamp)
Δεδομένα περιόδων χαμηλού φωτός	Αισθητήρες συσκευής	Duration: seconds (int) endTime (timestamp) lowLightThreashold (int)

		startTime (timestamp) validEndTime (timestamp) validStartTime (timestamp)
Δεδομένα οθόνης (χρήσης της συσκευής)	UsageStatsDetector, Android build-in συναρτήσεις	Duration: milliseconds (int) timeEnd (timestamp) timeStart (timestamp)

Πίνακας 8 Ακατέργαστα δεδομένα συμπεριφοράς πρώτου επιπέδου.

6.2.1 Τρόπος Συλλογής

Τα δεδομένα του πίνακα είναι αποτέλεσμα εκμετάλλευσης των δυνατοτήτων των Android κινητών συσκευών μετά από εξονυχιστική ανάλυση των επίσημων οδηγιών (Android documentation) του Android.

Η εφαρμογή για τα δεδομένα ύπνου εκμεταλλεύεται το *Sleep API* που προσφέρεται από την έκδοση Android 10 και μετά με σκοπό την δημιουργία δεδομένων σχετικά με την κατάσταση ύπνου του χρήστη. Πιο συγκεκριμένα μέσα από τα δεδομένα αυτά είναι δυνατόν από την εφαρμογή να δημιουργεί κάθε 10 περίπου λεπτά μεταβλητές που εκφράζουν την πιθανότητα ο χρήστης να βρίσκεται σε κατάσταση ύπνου ή να έχει ξυπνήσει. Αυτό είναι εφικτό μέσα από ειδικούς αλγορίθμους που εκμεταλλεύονται κατάλληλα τους βασικούς αισθητήρες της συσκευής και αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για ανάλυση των τιμών που παράγουν. Το βασικότερο πλεονέκτημα της προσέγγισης αυτής είναι η υλοποίηση του καθώς το API αυτό είναι ειδικά προσανατολισμένο με σκοπό να μην επιβαρύνει την κινητή συσκευή καθώς η υλοποίηση του είναι σε χαμηλό επίπεδο στην αρχιτεκτονική μιας Android συσκευής. Επιπλέον η λήψη δεδομένων περιβαλλοντικής σημασίας το κάνουν ακόμα πιο ικανό και έξυπνο, τέτοια δεδομένα αφορούν το επίπεδο φωτός και κίνησης της συσκευής ανά τακτικά χρονικά διαστήματα. Η εφαρμογή δημιουργεί και αποθηκεύει μεταβλητές όπως *confidence* που εκφράζει την πιθανότητα ο χρήστης να βρίσκεται σε κατάσταση ύπνου, *light* με τιμές που κυμαίνονται από 1 – 6 και εκφράζουν το επίπεδο φωτεινότητας στην περίοδο ύπνου, *motion* με τιμές από 1 – 6 που εκφράζουν την ένταση κίνησης της συσκευής, *screenOnDuration* ο συνολικός χρόνος που κατά την διάρκεια μιας περιόδου ύπνου η συσκευή ήταν ανοιχτή, *usedApps* λίστα με πληροφορίες σχετικά με τις χρησιμοποιούμενες εφαρμογές κατά την περίοδο ύπνου, *timestampNow* χρονοσφραγίδα που δηλώνει την χρονική στιγμή που το τρέχον γεγονός ύπνου δημιουργήθηκε και τέλος *timestampPrevious* χρονοσφραγίδα που δηλώνει την χρονική στιγμή του προηγούμενου γεγονότος ύπνου. Οι δύο τελευταίες βοηθάνε το σύστημα να ορίσει την αρχή και το τέλος μιας περιόδου ύπνου (sleep-segment). Στην εφαρμογή τα δεδομένα μπορούν να ληφθούν κατόπιν χορήγησης της άδειας *ACTIVITY_RECOGNITION*

από τον χρήστη. Στην συνέχεια η εφαρμογή μέσω του *Activity Recognition API*, του *BroadcastReceiver* πλαισίου και κατάλληλου Intent μπορεί να ορίσει listener για την καταγραφή των γεγονότων ύπνου από το *Sleep API*. Στα δεδομένα ύπνου δεν πραγματοποιείται καμία αρχικού επιπέδου επεξεργασία καθώς το API κάνει οποιεσδήποτε απαραίτητες αλλαγές στα δεδομένα, με αυτά να είναι έτοιμα για το επόμενο στάδιο της ανάλυσης στο διακομιστή.

Σχετικά με τα δεδομένα δραστηριοτήτων χρησιμοποιούνται τα *Activity Recognition API* και *Activity Recognition Transition API* χρησιμοποιώντας έναν broadcast receiver. Η εφαρμογή καταγράφει δύο τύπου δεδομένα, το πρώτο αφορά τακτικές ενημερώσεις δραστηριοτήτων κάθε 10 δευτερόλεπτα και το δεύτερο ενημερώσεις σχετικά με τις μεταβάσεις των δραστηριοτήτων του χρήστη. Να σημειωθεί ότι στην εφαρμογή λαμβάνουμε μόνο την πιο πιθανή δραστηριότητα, δηλαδή αυτή με το μεγαλύτερο confidence. Οι δραστηριότητες που εντοπίζονται μπορεί να είναι, ο χρήστης βρίσκεται σε αμάξι, πάνω σε ποδήλατο/μοτοσυκλέτα, περπατάει, είναι ακίνητος ή σε κλίση (π.χ. ξαπλωμένος) και τρέχει. Παρόμοια με το *Sleep API* και αυτό είναι διαθέσιμο σε εκδόσεις Android 10 και πάνω, με βασικό πλεονέκτημα την εξοικονόμηση ενέργειας. Η εφαρμογή καταγράφει δεδομένα όπως, *confidence* που δηλώνει την πιθανότητα ο χρήστης να κάνει αυτήν την δραστηριότητα, *activityType* που δηλώνει το τύπο της δραστηριότητας, και *timestamp* ως μια χρονοσφραγίδα για την χρονική στιγμή που το γεγονός αυτό δημιουργήθηκε. Η άδεια *ACTIVITY_RECOGNITION* είναι απαραίτητη για την ομαλή λειτουργία του API και τη παραγωγή δεδομένων.

Η εφαρμογή συλλέγει σημαντικούς δείκτες σχετικά με τις κλήσεις του χρήστη αξιοποιώντας την *TelephonyManager* βιβλιοθήκη και ορίζοντας έναν *TelephonyCallback* με σκοπό να λαμβάνει τις επιθυμητές πληροφορίες. Η εφαρμογή ακούει σε 3 γεγονότα, το *CALL_STATE_IDLE* για ανάκτηση του αρχείου καταγραφής κλήσεων, *CALL_STATE_RINGING* για τις εισερχόμενες κλήσεις και το *CALL_STATE_OFFHOOK* για πληροφορίες σχετικά με κλήσεις που απαντήθηκαν ή για εξερχόμενη κλήση που ξεκίνησε ο χρήστης. Μόλις μια οποιαδήποτε κλήση ολοκληρωθεί η εφαρμογή περιμένει για κάποιο διάστημα και στην συνέχεια αναζητά τις απαιτούμενες πληροφορίες στο αρχείο καταγραφής κλήσεων Android χρησιμοποιώντας τον *ContentResolver*. Απαιτείται άδεια για αναζήτηση στις επαφές την οποία η εφαρμογή την ζητά από τον χρήστη, *READ_CALL_LOG*. Επίσης άδεια απαιτείται και για την αναγνώριση και καταγραφή των κλήσεων, *READ_PHONE_STATE*. Η εφαρμογή πέρα από αναγνώριση και καταγραφή κλήσεων GSM, καταγραφεί και κλήσεις σε γνωστές VoIP εφαρμογές. Αυτό είναι δυνατό μέσω εξειδικευμένης και περίπλοκής ανάγνωσης των λαμβανόμενων ειδοποιήσεων. Η εφαρμογή στις λαμβανόμενες ειδοποιήσεις προσπαθεί να εντοπίσει τυχόν κείμενα στο περιεχόμενο της ειδοποίησης το οποίο

μπορεί να σηματοδοτεί μια κλήση. Γενικά τα δεδομένα για μια VoIP κλήση είναι πολύ περιορισμένα καθώς είναι δύσκολη η εξαγωγή πληροφοριών όπως χρόνος κλήσης ή ο τύπος της. Βέβαια απλά η γνώση ότι μια τέτοια κλήση πραγματοποιήθηκε είναι από μόνο του σημαντικό. Συνολικά έχουμε δεδομένα όπως, *callDate* με χρονοσφραγίδα της ημέρας και ώρας της κλήσης, *callDescription* με πληροφορίες ως προς τον τύπο της κλίσης (*INCOMING_TYPE*, *OUTGOING_TYPE*, *MISSED_TYPE* κ.λπ.), *callDuration* με πληροφορίες για την διάρκεια της κλήσης και *callType* με τιμή έναν ακέραιο που περιλαμβάνει τον κωδικό του εμφανιζόμενου τύπου κλήσης. Σε κανένα σημείο εξαγωγής των παραπάνω δεδομένων δεν αναλύονται τυχόν ευαίσθητες πληροφορίες οι οποίες αποτελούν προσωπικά δεδομένα των χρηστών (ονόματα καλούντων, αριθμοί κλήσεις κ.λπ.).

Δεδομένα GPS συλλέγονται χρησιμοποιώντας το *Fused Location Provider API* το οποίο είναι κατάλληλο για την δημιουργία λεπτομερών δεδομένων σχετικά με την τοποθεσία του χρήστη. Η κλάση *FusionLocationProvider* λειτουργεί ως το κύριο στοιχείο συλλογής δεδομένων GPS, ενσωματώνοντας το *FusedLocationProviderClient* της Google για βέλτιστη απόδοση κατανάλωσης μπαταρίας και ακρίβεια. Δεδομένα τοποθεσίας συλλέγονται κάθε 30 δευτερόλεπτα, μια τιμή που προτάθηκε μετά από εκτενή δοκιμή των διαδικασιών ανάλυσης. Η τιμή αυτή είναι η ελάχιστη ικανή με την οποία δεν χάνονται πληροφορίες, βέβαια θα ήταν καλό η εφαρμογή να σύλλεγε δεδομένα πιο συχνά, όπως για παράδειγμα κάθε 5 δευτερόλεπτα παρόλα αυτά τέτοια συχνότητα ίσως αποβεί μοιραία όσον αναφορά την κατανάλωση ισχύος, ακόμα και αν χρησιμοποιούνται τα παραπάνω βέλτιστα APIs. Η εφαρμογή συλλέγει δεδομένα όπως, *accuracy* που εκφράζει την οριζόντια ακρίβεια σε μέτρα (*location.accuracy*), δηλαδή η ακτίνα αβεβαιότητας για τις συντεταγμένες γεωγραφικού πλάτους και γεωγραφικού μήκους. Η ακρίβεια είναι μεγαλύτερη όσο πιο μικρή είναι η τιμή του δείκτη αυτού για ένα GPS γεγονός. Επιπλέον τα δεδομένα *altitude* που εκφράζει το ύψος πάνω από την θάλασσα, *bearing* για την κατεύθυνση στην οποία κινείται η συσκευή σε μοίρες, *latitude* και *longitude* το γεωγραφικό μήκος και πλάτος (WGS84), *speed* που εκφράζει την εκτιμώμενη στιγμιαία ταχύτητα της συσκευής σε μέτρα ανά δευτερόλεπτο, *speedAccuracyMetersPerSecond* η εκτιμώμενη ακρίβεια της αναφερόμενης ταχύτητας, σε μέτρα ανά δευτερόλεπτο και τέλος *timestampNow* χρονοσφραγίδα για την χρονική στιγμή που το GPS γεγονός δημιουργήθηκε. Πρέπει να σημειωθεί σε αυτό το σημείο ότι το σύστημα στην τωρινή έκδοση του αξιοποιεί μόνο τα δεδομένα ακρίβειας, τις συντεταγμένες και την χρονοσφραγίδα.

Δεδομένα κλειδώματος/ξεκλειδώματος οθόνης και χρήσης της συσκευής συλλέγονται με την χρήση των υπαρχόντων συναρτήσεων του Android και χρήσιμα API. Για τα δεδομένα κλειδώματος/ξεκλειδώματος της οθόνης η εφαρμογή χρησιμοποιεί έναν *BroadcastReceiver* με

όνομα *IntentEvtReceiver* ο οποίος καταγράφει τα intents γεγονότα από όλο το λειτουργικό σύστημα της συσκευής. Συγκεκριμένα το σύστημα αντιδρά μετά από κατάλληλο φιλτράρισμα στα γεγονότα *ACTION_USER_PRESENT* που ενεργοποιείται όταν ο χρήστης ξεκλειδώνει τη συσκευή, *ACTION_SCREEN_OFF* που ενεργοποιείται όταν η οθόνη σβήνει, και αντίθετα, *ACTION_SCREEN_ON* για όταν η οθόνη ανάβει. Ανάλογα με το γεγονός κατάλληλα καταγράφεται το *timestamp* δηλαδή η χρονοσφραγίδα του ξεκλειδώματος. Τα δεδομένα ξεκλειδώματος έχουν υποστηρικτικό ρόλο στους βασικούς δείκτες που δημιουργεί το σύστημα και δεν παράγουν αξία από μόνα τους. Για τα δεδομένα χρήσης της συσκευής, δηλαδή τους χρόνους που η συσκευή άνοιξε από τον χρήστη και έκλεισε ξανά χρησιμοποιείται το *UsageStatsManager API* με σκοπό την αναζήτηση πληροφοριών χρήσης της συσκευής. Ο συνολικός χρόνος (*duration*), η χρονική στιγμή που η οθόνη έγινε ενεργή και ανενεργή (*timeStart*, *timeEnd*) εντοπίζεται παρακολουθώντας τα γεγονότα *SCREEN_INTERACTIVE* και *SCREEN_NON_INTERACTIVE* μετά από κατάλληλο φιλτράρισμα.

Για την ανίχνευση των περιπτώσεων που ο χρήστης βρέθηκε σε σκοτεινό περιβάλλον τα δεδομένα χρειάστηκαν να περάσουν από μια χαμηλού επιπέδου επεξεργασία στην εφαρμογή **LogMyself**. Η προσέγγιση είναι βασισμένη στον αισθητήρα φωτός της συσκευής με τον οποίο παρακολουθούνται τα επίπεδα φωτισμού του περιβάλλοντος και καταγράφονται οι περίοδοι κατά τους οποίους οι χρήστες εκτίθενται σε περιβάλλοντα χαμηλού φωτισμού. Ο αισθητήρας φωτισμού (*TYPE_LIGHT*) μετρά τα επίπεδα φωτός σε μονάδες lux προσφέροντας μετρήσεις πραγματικού χρόνου στην εφαρμογή. Η εφαρμογή αναγνωρίζει περιπτώσεις που οι τιμές του αισθητήρα πέφτουν κάτω από την τιμή 15.0 lux μονάδες φωτός και στην συνέχεια ξεκινάει να μετρά την περίοδο παραμονής της τιμής αυτής σε αυτό το επίπεδο. Η τιμή 15.0 lux είναι ιδιαίτερα χαμηλή και αφορά καταστάσεις έντονης έλλειψης φωτός. Η εφαρμογή λαμβάνει δεδομένα από τον αισθητήρα χρησιμοποιώντας την σταθερά τιμή *SENSOR_DELAY_NORMAL* που ορίζει τον κατάλληλο ρυθμό δειγματοληψίας για αποφυγή υπερβολικής κατανάλωσης ενέργειας. Επίσης γίνεται κατάλληλο φιλτράρισμα με σκοπό να εντοπίζονται καταστάσεις που η συσκευή είναι καλυμμένη από κάποιο αντικείμενο ώστε να απενεργοποιείται η παραγωγή δεδομένων. Αυτό είναι δυνατό μέσω της αξιοποίησης του αισθητήρα εγγύτητας για εντοπισμό αντικειμένων σε κοντινή απόσταση. Τα δεδομένα έχουν οριστεί να συλλέγονται για κάποιο συγκεκριμένο χρονικό διάστημα μέσα στην ημέρα, βέβαια στα πλαίσια της διπλωματικής με σκοπό την δοκιμή της εφαρμογής αυτό περιλαμβάνει όλη την ημέρα. Σε κανονικές συνθήκες θα έπρεπε να οριστούν οι περίοδοι μιας ημέρας ανάλογα την γεωγραφική τοποθεσία που το φως του ηλίου είναι αντιληπτό (π.χ. Ελλάδα (summer time): 07:14 έως 19:18). Οι περίοδοι χαμηλού φωτός πρέπει να είναι μεγαλύτερη των 30 λεπτών για να θεωρούνται αποδεκτοί. Τα

δεδομένα αφορούν μεταξύ άλλων το *duration* που ορίζει την διάρκεια όπου ο χρήστης έμεινε σε χαμηλού φωτισμού περιβάλλον, *startTime* και *endTime* χρονοσφραγίδες σχετικά με την χρονική στιγμή που η περίοδος παραμονής σε περιβάλλον χαμηλού φωτισμού ξεκίνησε και έληξε, *lowLightThreashold* δίνει μια εικόνα για το όριο χαμηλής τιμής lux που χρησιμοποιήθηκε για την παραγωγή των δεδομένων (15 lux), παρόμοια *validStartTime* και *validEndTime* για τις περιόδους που η καταγραφή είναι ενεργή. Τα τελευταία τρία δεδομένα χρησιμοποιούνται κυρίως για την εξέτασης της λειτουργικότητας του συστήματος και όχι στην ανάλυση.

6.2.2 Επικύρωση Δεδομένων

Τα δεδομένα συμπεριφοράς προσπαθούν να εξηγήσουν την συμπεριφορά του χρήστη στην καθημερινότητά του. Η γνωστική κατάσταση μπορεί να συσχετιστεί άμεσα από τα χαρακτηριστικά της καθημερινότητας ενός ανθρώπου, καθώς είναι αυτή που καθορίζει το επίπεδο που η καθημερινότητα αυτή θα διαφέρει από τα κανονικά επίπεδα και θα αποτελεί μια «καλή» ή «κακή» ημέρα στο σύνολο της. Υπάρχει εκτενής βιβλιογραφία με έρευνες που υποστηρίζουν ότι τα δεδομένα του παραπάνω πίνακα (Πίνακας 8) έχει νόημα να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης του χρήστη ή ακόμα και για τον πρώιμο εντοπισμό MCI. Βέβαια δεν βρέθηκαν έρευνες που να χρησιμοποίησαν τις αναφερθείσες πηγές για την δημιουργία των δεδομένων, παρόλα αυτά, αυτό που έχει κυρίως σημασία στην διαδικασία επικύρωσης είναι η κατηγορία την οποία πρεσβεύουν τα δεδομένα (ύπνου, δραστηριότητας κ.λπ.), ασχέτως από τον τρόπο συλλογής τους. *Αυτό είναι σημαντικό γιατί ο τρόπος συλλογής δεδομένων εξ' ολοκλήρου από μια κινητή συσκευή είναι αυτό που κάνει την συγκεκριμένη διπλωματική μοναδική*.

Όνομα Κατηγορίας Δεδομένων	**Βιβλιογραφική Υποστήριξη**	**Πιθανοί Περιορισμοί Παρούσας Λύσης**
Δεδομένα Ύπνου	(Langholm et al., 2023; Visuri et al., 2025)	Έλλειψη χρήσης wearables, έλλειψη δοκιμής σε πραγματικούς χρήστες
Δεδομένα Δραστηριοτήτων	(Chang, 2020; Xu et al., 2024)	Έλλειψη χρήσης wearables, έλλειψη δοκιμής σε πραγματικούς χρήστες
Δεδομένα Κλήσεων	(Muurling et al., 2022)	Μη χρησιμοποίηση GSM κλήσεων στις μέρες μας
Δεδομένα GPS	(Ghosh et al., 2022; Hackett et al., 2024)	-

Δεδομένα ξεκλειδώματος συσκευής	(Gordon et al., 2019)	-
Δεδομένα πτώσης της συσκευής	(P. H. Chen et al., 2022; Dove et al., 2024)	Ελάχιστη βιβλιογραφία σχετικά με πτώση αντικειμένων από άτομα με MCI
Δεδομένα περιόδων χαμηλού φωτός	(Chan et al., 2018; Gardesevic et al., 2022; Ismail et al., 2017; Kent et al., 2009)	Όχι άμεση επικύρωση, έρευνες με μικρό δείγμα ανάλυσης
Δεδομένα οθόνης (χρήσης της συσκευής)	(Al-Amri et al., 2023; Manwell et al., 2022; Shaleha & Roque, 2025)	Περιορισμένη βιβλιογραφία επικύρωσης μέσω ερευνών σε άτομα

Πίνακας 9 Επικύρωση των δεδομένων συμπεριφοράς μέσω της βιβλιογραφίας.

Η παρακολούθηση του ύπνου με χρήση δεδομένων από κινητές συσκευές σε μια έρευνα των 67 συμμετεχόντων έδειξε ότι τα δεδομένα των αισθητήρων των συσκευών εκτιμούσαν αποτελεσματικά τη διάρκεια του ύπνου ως δείκτη για την αξιολόγηση της γνωστικής απόδοσης. Η μελέτη ανέλυσε τα δεδομένα του επιταχυνσιόμετρου και της χρήσης της συσκευής μέσω της εφαρμογής *mindLAMP* για 28 ημέρες, αποδεικνύοντας ότι οι εκτιμήσεις της διάρκειας του ύπνου από τις κινητές συσκευές αποτελούν πολύτιμα δεδομένα στην ψηφιακή φαινοτυπική ανάλυση ενός ατόμου (Langholm et al., 2023). Η εφαρμογή *mindLAMP* είναι μια εφαρμογή ανοιχτού κώδικα για smartphone που δημιουργήθηκε από το εργαστήριο Ψηφιακής Ψυχιατρικής του Beth Israel Deaconess Medical Center. Υποστηρίζει την ψηφιακή φαινοτυπική ανάλυση και την έρευνα/κλινική παρακολούθηση συλλέγοντας τόσο ενεργά (απαντήσεις σε έρευνες/ερωτηματολόγια) όσο και παθητικά (μετρήσεις συμπεριφοράς που προέρχονται από αισθητήρες) δεδομένα από τους χρήστες. Μετρήσεις γνωστικής απόδοσης και επίδραση της ποιότητας του ύπνου με τη χρήση φορητών και κινητών αισθητήρων διεξήγαγε μια δίμηνη μελέτη με 67 συμμετέχοντες. Αυτή η έρευνα έδειξε ότι συγκεκριμένοι δείκτες ύπνου, όπως ο νυχτερινός καρδιακός ρυθμός, η καθυστέρηση ύπνου, ο χρόνος ύπνου, η ηρεμία ύπνου και η συνολική διάρκεια ύπνου, επηρεάζουν σημαντικά τη γνωστική απόδοση που μετράτε μέσω μεθόδων όπως η Ψυχοκινητική Δοκιμασία Επαγρύπνησης (PVT), δεδομένα πληκτρολόγησης και δείκτες ποιότητας ύπνου μέσω wearable συσκευών (Visuri et al., 2025).

Η παραγωγή και μετέπειτα ανάλυση δεδομένων δραστηριότητας του χρήστη αποδεικνύονται ιδιαίτερα σημαντικά καθώς εμφανίζουν άμεση συσχέτιση με την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης και του MCI. Συγκεκριμένα μελετήθηκε πως η σωματική δραστηριότητα, με χρήση δεδομένων από μια wearable συσκευή (Xiaomi Mi Band), συσχετίζεται με τη γνωστική λειτουργία σε άτομα με MCI. Οι ερευνητές κατέγραψαν τον

αριθμό των βημάτων, την απόσταση και τις θερμίδες που κάηκαν σε διάστημα 7 ημερών και συνέκριναν αυτά τα στοιχεία δραστηριότητας με τα αποτελέσματα μιας σειράς ειδικών γνωστικών τεστ. Τα αποτελέσματα της μελέτης δείχνουν ότι ο υψηλότερος μέσος ημερήσιος αριθμός βημάτων συσχετίζεται σημαντικά με καλύτερη απόδοση σε ορισμένους γνωστικούς τομείς, όπως η μνήμη και η εκτελεστική λειτουργία. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι η μελέτη διαπίστωσε ότι ο μέσος αριθμός βημάτων ανά ημέρα μπορεί να διαφοροποιήσει μεταξύ της πρώιμης και της όψιμης φάσης της MCI, με ένα όριο 6.284 βημάτων να προσφέρει τη βέλτιστη ευαισθησία και ειδικότητα για τη διάκριση μεταξύ των δύο σταδίων. Συνολικά, τα δεδομένα δραστηριότητας που προέρχονται από διαφόρους αισθητήρες κινητών συσκευών φαίνονται πολλά υποσχόμενοι ως πρακτικά μέτρα για την απεικόνιση της γνωστικής κατάστασης σε άτομα με MCI (Chang, 2020). Μια άλλη έρευνα μελέτησε αν τα δεδομένα δραστηριότητας από συσκευές παρακολούθησης φυσικής κατάστασης (συμπεριλαμβανομένων των μετρήσεων σωματικής δραστηριότητας, καρδιακού ρυθμού και ύπνου) μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των γνωστικών καταστάσεων και την πρόβλεψη της ήπιας γνωστικής δυσλειτουργίας (MCI). Η μελέτη περιελάβανε 12 ασθενείς με MCI και 8 άτομα της ίδιας ηλικίας που φορούσαν συσκευές παρακολούθησης φυσικής κατάστασης (fitness trackers) για διάστημα έως ενός μήνα. Χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης στα παραγόμενα δεδομένα, οι ερευνητές διαπίστωσαν ότι συγκεκριμένα χαρακτηριστικά – όπως ο συνολικός χρόνος σε έντονες δραστηριότητες (cardio), καρδιακής συχνότητας με καύση λίπους και η συνολική ελαφριά δραστηριότητα – ήταν ικανά να προβλέψουνε την γνωστική κατάσταση των συμμετεχόντων με ιδιαίτερα μεγάλη ακρίβεια (AUC = 1.0). Οι συγγραφείς προσθέτουν ότι η χρήση τέτοιων ειδικών κινητών συσκευών ως ψηφιακούς βιοδείκτες μπορούν να διαφοροποιήσουν τους ασθενείς με MCI με τρόπο οικονομικό και πλήρη παθητικό και ως εκ τούτου, μπορεί να είναι πολύ χρήσιμα για τον εντοπισμό ασθενών με πρώιμα σημάδια AD ώστε να μπορούν να επωφεληθούν έγκαιρα από κλινικές δοκιμές και νέες θεραπείες που τροποποιούν την πορεία της νόσου (Xu et al., 2024).

Η χρήση δεδομένων κλήσεων έχει και αυτή σημασία και σύνδεση με την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης των χρηστών, παρόλα αυτά η βιβλιογραφία είναι λίγο πιο αδύναμη σε σχέση με τις άλλες κατηγορίες. Πιο συγκεκριμένα, μια σημαντική έρευνα μελέτησε τη χρήση παθητικών δεδομένων κλήσεων από κινητές συσκευές – όπως η συχνότητα κλήσεων, ο αριθμός μοναδικών επαφών, η επαναλαμβανόμενη αλληλεπίδραση με τις ίδιες επαφές, εισερχόμενες, εξερχόμενες κλήσεις και διάρκεια κλήσεων – για την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης και της ήπιας γνωστικής δυσλειτουργίας (MCI) σε ηλικιωμένους. Χρησιμοποιώντας την εφαρμογή *Behapp*, η μελέτη διαπίστωσε ότι οι συμμετέχοντες με

γνωστική δυσλειτουργία, συμπεριλαμβανομένων εκείνων με MCI και άνοια τύπου Αλτσχάιμερ, παρουσίαζαν μειωμένη κοινωνική δραστηριότητα σε σύγκριση με τις ομάδες των γνωστικά φυσιολογικών ατόμων. Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι αυτές οι διαφορές παρέμειναν σημαντικές ακόμη και μετά την κατηγοριοποίηση σχετικά με την ηλικία, το φύλο και το επίπεδο εκπαίδευσης. Η μελέτη καταλήγει στο συμπέρασμα ότι η παθητική παρακολούθηση της τηλεφωνικής δραστηριότητας μέσω κατάλληλης εφαρμογής μπορεί να καταγράψει σε ικανοποιητικό βαθμό την αλλαγή στην κοινωνική συμπεριφορά που σχετίζεται με τη γνωστική εξασθένιση και μπορεί να συμβάλει στην έγκαιρη ανίχνευση αλλαγών που συνδέονται με τη νόσο Αλτσχάιμερ και το MCI (Muurling et al., 2022).

Τα δεδομένα GPS θεωρούνται πολύ σημαντικά δεδομένα για την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης των χρηστών καθώς σε μεγάλο βαθμό η γεωχωρική συμπεριφορά κινητικότητας των χρηστών, που θα δούμε στο κεφάλαιο της ανάλυσης θεωρείται άμεσος δείκτης της κατάστασης των χρηστών και μπορεί να προσδώσει πολλές πληροφορίες σχετικά με πρώιμους δείκτες MCI. Πραγματοποιήθηκε σε αρκετά πρόσφατη έρευνα ανάλυση της συμπεριφοράς πλοήγησης σε εξωτερικούς χώρους σε άτομα χρησιμοποιώντας δεδομένα GPS για περίοδο δύο εβδομάδων χρησιμοποιώντας αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για την ανάλυση μετρικών όπως εντροπία κινητικότητας, ομοιότητα κίνησης, απόσταση από το σπίτι και ανάλυση επισκεπτόμενων τοποθεσιών. Τα αποτελέσματα της ανάλυσης έδειξαν ότι τα χωροχρονικά μοτίβα υποδεικνύουν με αξιοπιστία αλλαγές στις συμπεριφορές πλοήγησης που συνδέονται με τη νόσο Αλτσχάιμερ, και ότι αυτά τα χαρακτηριστικά μπορούν να ταξινομήσουν και να παρακολουθήσουν τη γνωστική κατάσταση (Ghosh et al., 2022). Σε μια άλλη σημαντική ανάλυση ερευνήθηκε η σκοπιμότητα και η εγκυρότητα της χρήσης δεδομένων GPS από κινητές συσκευές για την παθητική μέτρηση της καθημερινής γνωστικής λειτουργίας, της διάθεσης και της κινητικότητας των ηλικιωμένων που συμμετείχαν. Για διάστημα ενός μήνα, 37 συμμετέχοντες (συμπεριλαμβανομένων ατόμων με υγιή γνωστική λειτουργία και ατόμων με ήπια γνωστική εξασθένιση) χρησιμοποίησαν την εφαρμογή *mindLAMP* για τη συλλογή δεδομένων GPS. Η σκοπιμότητα και η αποδοχή της εφαρμογής ήταν εξαιρετικές, καθώς όλοι ολοκλήρωσαν την χρήση της και έδειξαν ικανοποίηση και ελάχιστη ενόχληση ή τεχνικά προβλήματα με αυτήν, αποδεικνύοντας την αξία της παθητικής προσέγγισης, αν και ορισμένοι ανέφεραν εξάντληση της μπαταρίας της κινητής συσκευής. Οι αναλύσεις έδειξαν ότι η υψηλότερη συνολική κινητικότητα και η μεγαλύτερη ποικιλομορφία των τοποθεσιών που επισκέπτονται οι χρήστες συσχετίστηκαν με καλύτερη γνωστική απόδοση, μειωμένη λειτουργική βλάβη και χαμηλότερες πιθανότητες κατάθλιψης. Παραδόξως, η μεγαλύτερη μεταβλητότητα στην καθημερινή κινητικότητα συσχετίστηκαν επίσης με θετικά αποτελέσματα.

Η μελέτη επιβεβαίωσε ότι τα δεδομένα κινητικότητας που καταγράφονται μέσω κινητών συσκευών αποτελούν σημαντικούς δείκτες για τη γνωστική λειτουργία και τη διάθεση (Hackett et al., 2024).

Τα δεδομένα κλειδώματος/ξεκλειδώματος συσκευής στο σύστημα μας χρησιμοποιούνται κυρίως συμπληρωματικά στην ανάλυση των άλλων δεδομένων, παρόλα αυτά υπάρχει κάμποση σχετική βιβλιογραφία η οποία αποδεικνύει την αξία παρακολούθησης τέτοιων γεγονότων που εντάσσονται στην κατηγορία δεδομένων σχετικά με την αλληλεπίδραση χρήση και της κινητής συσκευής. Πιο συγκεκριμένα, μια μελέτη ανέλυσε δεδομένα κινητών συσκευών από 84 υγιείς ηλικιωμένους ενήλικες για διάστημα τριών μηνών, συμπεριλαμβανομένων 186.968 ξεκλειδωμάτων τηλεφώνων. Η μελέτη διαπίστωσε ότι τα μοτίβα ξεκλειδώματος και οι συμπεριφορές εναλλαγής των εφαρμογών συσχετίστηκαν έντονα με τη γνωστική ικανότητα, ιδιαίτερα στις σύνθετες καταστάσεις που απαιτούσαν την ενεργοποίηση της μνήμης, επιτυγχάνοντας 83% ROC AUC στην πρόβλεψη απόδοσης σε γνωστικά τεστ (Gordon et al., 2019).

Τα δεδομένα πτώσεων ίσως είναι η κατηγορία με την λιγότερη ερευνητική υποστήριξη, καθώς ελάχιστες έρευνες φαίνεται να έχουν ασχοληθεί και αποδείξει ότι άτομα με επιβεβαιωμένη γνωστική εξασθένιση και MCI έχουν την τάση να ρίχνουν αντικείμενα κατά την καθημερινότητα τους. Βέβαια, υπάρχουν ελάχιστες έρευνες που δηλώνουν ότι άτομα με εξασθένιση της γνωστικής κατάστασης εμφανίζουν μειωμένη ισορροπία και φόβο πιθανής πτώσης. Πιο συγκεκριμένα, έρευνα με 71 συμμετέχοντες διερεύνησε τον φόβο της πτώσης (fear of falling - FOF) και τους σχετικούς παράγοντές της σε ηλικιωμένους με διαφορετικούς τύπους ήπιας γνωστικής εξασθένησης (MCI) συγκεκριμένα, την MCI λόγω της νόσου Αλτσχάιμερ (AD-MCI) και την MCI στη νόσο του Πάρκινσον (PD-MCI). Η Activities-specific Balance Confidence (ABC) κλίμακα χρησιμοποιήθηκε με σκοπό την αναγνώριση των καταστάσεων FOF με τους συμμετέχοντες να περνούν σε μια σειρά από γνωστικές αξιολογήσεις και αξιολογήσεις βάδισης. Τα αποτελέσματα έδειξαν μεταξύ άλλων ότι τα άτομα με PD-MCI είχαν σημαντικά χαμηλότερη αυτοπεποίθηση όσον αναφορά την ισορροπία τους (μεγαλύτερο δείκτη FOF) σε σύγκριση με τα άτομα που εμφανίζουν AD-MCI. Οι ασθενείς με PD-MCI εμφάνισαν χειρότερη ισορροπία, βάδισμα και μεγαλύτερους χρόνους διόρθωσης της στάσης τους, γεγονός που συνάδει με μεγαλύτερο δείκτη FOF. Συνολικά, η FOF στην AD-MCI επηρεάζεται περισσότερο από την προσοχή και την μνήμη της εργασίας καθώς φαίνεται να έχουν καλύτερους δείκτες ισορροπίας, κυρίως όμως λόγω της έλλειψης προσοχής. Στην PD-MCI, η FOF καθοδηγείται περισσότερο από σωματικά προβλήματα βάδισης/κινητικότητας, ίσως λόγω της ασθένειας του Πάρκινσον (P. H. Chen et al., 2022). Στην παρούσα διπλωματική

τα δεδομένα αυτής της κατηγορίας παρόλο της ελάχιστης βιβλιογραφικής υποστήριξης χρησιμοποιήθηκαν στην ανάλυση και στο σύστημα. Καθώς με βάση την βιβλιογραφία θεωρήθηκε ότι άτομα με εξασθενημένη γνωστική κατάσταση θα εμφανίσουν προβλήματα συγκέντρωσης στην καθημερινότητα τους, οπότε είναι λογικό να έχουν περιορισμένη κινητική προσοχή ακόμα και για τον ίδιο τους τον εαυτό. Εάν ο χρήστης σκοντάψει και πέσει έχοντας το κινητό μαζί του αυτό θα μετρήσει σαν πτώση από την εφαρμογή, οπότε πληροφορία δεν χάνεται (Dove et al., 2024).

Σχετικά με τα δεδομένα οθόνης υπάρχουν αρκετές έρευνες που ασχολούνται με την διασύνδεση δεδομένων χρήσης και αλληλεπίδρασης ατόμων με συσκευές και την διασύνδεση αυτών των δεδομένων με την γνωστική εξασθένιση και το MCI. Παρόλα αυτά δεν υπάρχουν αρκετές έρευνες που να επικυρώνουν αυτή την διασύνδεση. Πιο συγκεκριμένα, πρόσφατη ανάλυση συνοψίζει στοιχεία από υπάρχουσες έρευνες που αποδεικνύουν ότι διαφορετικοί τύποι και πρότυπα χρήσης οθόνης – ειδικά οι ενεργητικές (όπως εργασία με υπολογιστή, email, περιήγηση στο διαδίκτυο, γνωστικά παιχνίδια) έναντι των παθητικών (όπως συνεχόμενη παρακολούθηση τηλεόρασης, social-media) συμπεριφορών χρήσης οθόνης – σχετίζονται με διαφορετικά γνωστικά αποτελέσματα σε άτομα μέσης ηλικίας και στους ηλικιωμένους. Ενεργητική αλληλεπίδραση συνδέεται με καλύτερη γνωστική λειτουργία και χαμηλότερο κίνδυνο MCI, σε αντίθεση με την παθητικό τύπο χρήσης που συνδέεται συχνότερα με χειρότερα γνωστικά αποτελέσματα και αυξημένο κίνδυνο εξασθένισης (Shaleha & Roque, 2025). Ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα ήταν η μελέτη η οποία αποτελεί μια ανασκόπηση των στοιχείων που συνδέουν τον υπερβολικό χρόνο μπροστά σε οθόνες κατά την ανάπτυξη του εγκεφάλου – ειδικά σε εφήβους και νεαρούς ενήλικες – με σημαντικά αυξημένο κίνδυνο εμφάνισης ήπιας γνωστικής εξασθένησης (MCI) και νόσου Αλτσχάιμερ και σχετικών παθήσεων άνοιας (ADRD) σε όλη την μετέπειτα ενήλικη ζωή τους. Τα βασικά σημεία της ανάλυσης είναι ότι ο υπερβολικός χρόνος μπροστά σε οθόνες (>2-3 ώρες/ημέρα) κατά τη διάρκεια κρίσιμων περιόδων ανάπτυξης του εγκεφάλου έχει αποδειχθεί ότι διαταράσσει τη δομή και τη λειτουργία του εγκεφάλου, επηρεάζοντας τον όγκο της φαιάς και της λευκής ουσίας και οδηγώντας σε γνωστικές, συναισθηματικές και συμπεριφορικές διαταραχές. Αυτές οι αλλαγές μπορούν να οδηγήσουν σε εξασθενημένη συγκέντρωση, προσοχή και προσανατολισμό, δυσκολίες στην μνήμη (προοδευτική και ανάδρομη αμνησία) και τέλος μειωμένη κοινωνική λειτουργία και προσωπική φροντίδα. Μάλιστα, οι συγγραφείς δεν διστάζουν να κάνουν μια τολμηρή πρόβλεψη ότι λόγω των παραγόντων αυτών οι millennials και η γενιά Z θα αντιμετωπίσουν μια τετραπλάσια έως εξαπλάσια αύξηση στα ποσοστά άνοιας έως το 2060-2100, η οποία είναι πολύ υψηλότερη από τις τρέχουσες προβλέψεις (Manwell et

al., 2022). Δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι τα δεδομένα οθόνης μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για την κατανόηση κακών τιμών σε άλλες κατηγορίες δεδομένων. Για παράδειγμα, τα άτομα που εμφανίζουν υπερβολικό βαθμό χρήσης συσκευών θα εμφανίζουν και εξασθενημένο δείκτη κινητικότητας ανά την ημέρα (Al-Amri et al., 2023).

Τέλος, δεδομένα που δηλώνουν τις περιόδους που οι χρήστες φάνηκε να βρίσκονται σε περιβάλλοντα με χαμηλό φωτισμό εμφανίζουν αρκετή βιβλιογραφική υποστήριξη. Πιο συγκεκριμένα, υπάρχουν ουσιαστικά στοιχεία που συνδέουν τα δεδομένα αισθητήρων φωτός που βασίζονται σε κινητές συσκευές με την γνωστική παρακολούθηση και την ανίχνευση MCI, καθώς και ισχυρές συνδέσεις μεταξύ της έκθεσης σε χαμηλό φωτισμό και της κατάθλιψης που μπορούν ως επακόλουθο να συσχετιστούν με τη γνωστική εξασθένιση. Μελέτη ανέδειξε την δυνατότητα χρήσης δεδομένων αισθητήρων από κινητές συσκευές, συμπεριλαμβανομένων αισθητήρων περιβάλλοντος φωτός για την παρακολούθηση των γνωστικών λειτουργιών. Αναπτύχθηκε και χρησιμοποιήθηκε μια εφαρμογή με όνομα «*Brighter Time*» η οποία ενσωματώνει γνωστικές εργασίες και τεστ σε συνδυασμό με μετρήσεις για το επίπεδο φωτός στο περιβάλλον. Η εφαρμογή είναι σε θέση να καταγράψει τις γνωστικές επιδόσεις στην ψυχοκινητική επαγρύπνηση, την επαναφορά δεδομένων (N-back) και τις εργασίες οπτικής αναζήτησης, ενώ παράλληλα κατέγραψε τη φωτεινότητα κατά την ολοκλήρωση μιας αξιολόγησης χρησιμοποιώντας τον αισθητήρα φωτός της συσκευής. Η μελέτη διαπίστωσε στατιστικά σημαντικές συσχετίσεις μεταξύ υψηλότερης έκθεσης σε φωτεινά περιβάλλοντα κατά την ημέρα και μειωμένων χρόνων αντίδρασης και βελτιωμένης απόδοσης της οπτικής αναζήτησης (Gardesevic et al., 2022). Υπάρχουν βάσιμες μελέτες ότι το MCI μπορεί να συσχετιστεί με την κατάθλιψη σε μεγάλο βαθμό (Chan et al., 2018; Ismail et al., 2017). Άτομα με κατάθλιψη μπορεί να εμφανίζουν συμπεριφορά απομόνωσης από το γνώριμο περιβάλλον τους. Ένα από τα πολλά χαρακτηριστικά που εμφανίζουν αυτά τα άτομα είναι οι ιδιαίτεροι μεγάλοι περίοδοι παραμονής σε σκοτεινά περιβάλλοντα, ειδικά κατά τις ώρες ηλίου της ημέρας. Σύμφωνα με μελέτη εξετάστηκε εάν η έκθεση στο ηλιακό φως επηρεάζει τη γνωστική λειτουργία και εάν αυτή η σχέση διαφέρει ανάλογα με την κατάσταση και το επίπεδο της κατάθλιψης. Η μελέτη χρησιμοποιεί δεδομένα από την ομάδα REGARDS (πάνω από 16.000 ενήλικες στις ΗΠΑ ηλικίας 45+), συνδυάζοντας δεδομένα έκθεσης στο ηλιακό φως της NASA με γνωστικό έλεγχο και αξιολόγηση του επιπέδου κατάθλιψης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι μεταξύ των ατόμων με κατάθλιψη, η χαμηλότερη έκθεση στο ηλιακό φως σε διάστημα δύο εβδομάδων συσχετίστηκε με σημαντικά μεγαλύτερες πιθανότητες γνωστικής εξασθένησης. Συγκεκριμένα, τα άτομα με κατάθλιψη στην κατηγορία με τη χαμηλότερη έκθεση στο ηλιακό φως (<10.000 KJ/m²/ημέρα) είχαν περισσότερες από διπλάσιες πιθανότητες γνωστικής

εξασθένησης σε σύγκριση με άτομα της ομάδας με την υψηλότερη έκθεση. Αντίθετα, μεταξύ των μη καταθλιπτικών συμμετεχόντων, η έκθεση στο ηλιακό φως δεν συσχετίστηκε σημαντικά με τη γνωστική λειτουργία. Συνολικά, τα αποτελέσματα έδειξαν ότι για τα άτομα με κατάθλιψη, η χαμηλή έκθεση στο ηλιακό φως αυξάνει τον κίνδυνο γνωστικής εξασθένησης. Οι συγγραφείς προτείνουν ότι οι φυσιολογικές καθημερινές ενέργειες που συνδέουν το ηλιακό φως, τους κιρκαδικούς ρυθμούς και τα συστήματα νευροδιαβιβαστών (σεροτονίνη, μελατονίνη) μπορεί να αποτελούν τη βάση τόσο της διάθεσης των ατόμων όσο και της γνωστικής λειτουργίας τους (Kent et al., 2009).

Παραπάνω έγινε προσπάθεια επικύρωσης των δεδομένων μέσα από την βιβλιογραφία, πρέπει να σημειωθεί ότι μετά την ανάλυση τα δεδομένα αυτά θα συσχετιστούν ακόμα περισσότερο με αυτήν καθώς θα αρχίσουν να αποκτούν περισσότερη αξία για τον βασικό σκοπό της διπλωματικής. Επιλέχθηκε να γίνει η επικύρωση σε αυτό το κεφάλαιο παρουσίασης των ακατέργαστων δεδομένων καθώς αυτό θα δώσει στον αναγνώστη την δυνατότητα να κατανοήσει καλύτερα τις προοπτικές αξιοποίησης των δεδομένων αυτών, και ίσως κάνει πιο ομαλή την κατανόηση των δεδομένων 2^{ου} επιπέδου. Επίσης σημαντικό είναι να σημειωθεί ότι τα δεδομένα μεμονωμένα δεν έχουν τόση «δύναμη» σε σχέση με τον συνδυασμό τους, οπότε είναι απαραίτητο να λαμβάνονται υπόψη οι τιμές ως σύνολο.

7 Ανάλυση Δεδομένων

Τα δεδομένα, όπως έχει αναφερθεί και σε προηγούμενα κεφάλαια είναι χωρισμένα σε δύο βασικές κατηγορίες, δεδομένα πληκτρολόγησης και δεδομένα συμπεριφοράς. Ως επακόλουθο αυτού και η συνολική ανάλυση αυτών των δεδομένων είναι και αυτή χωρισμένη σε δύο κομμάτια, ανάλυση δεδομένων πληκτρολόγησης (*LogBoard analysis*) και ανάλυση δεδομένων συμπεριφοράς (*LogMyself analysis*). Οι δύο αναλύσεις παρουσιάζουν κάποιες ομοιότητες αλλά έχουν και διαφορές, κυρίως ως προς την ιεραρχία των δεδομένων. Μια βασική ομοιότητα που εμφανίζουν είναι ότι χρησιμοποιούν παρόμοιο αλγόριθμο βαθμολόγησης και τελικής απόφασης.

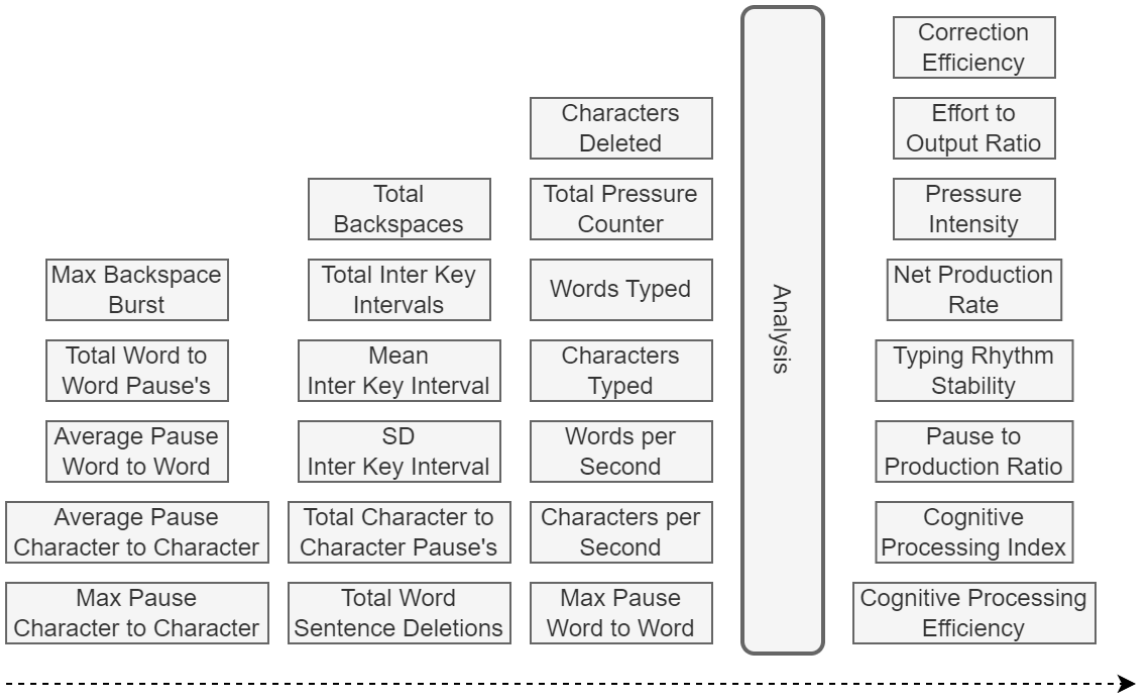
7.1 Ανάλυση δεδομένων LogBoard

Η ανάλυση των ακατέργαστων δεδομένων πληκτρολόγησης περιλαμβάνει κυρίως τον κατάλληλο συνδυασμό τους με σκοπό την παραγωγή των δεδομένων υψηλού επιπέδου. Οι μετρικές που περιέχει ο Πίνακας 10 υπολογίζονται από το διακομιστή ανάλυσης για κάθε ημέρα, για κάθε χρήστη και για την κάθε σύνοδο πληκτρολόγησης που έκανε (*Typing Session*). Οι μετρικές αυτές αξιοποιούνται για τον υπολογισμό των τιμών βάσης (baseline data values), ενώ καθεμία συνοδεύεται από ένα επιπλέον σκορ που προκύπτει μέσω του Modified Z-Score. Τελικά, τα Z-Scores των μετρικών συνδυάζονται και χρησιμοποιούνται για τη λήψη της τελικής απόφασης. Στην Εικόνα 63 απεικονίζονται τα ακατέργαστα δεδομένα (αριστερά) και οι τελικές μετρικές που δημιουργούνται έπειτα της ανάλυσης (δεξιά).

Όνομα Μετρικής	**Σημασία**
Pressure Intensity (PI)	Υποδεικνύει πόση φυσική πίεση ασκεί ο χρήστης κατά την πληκτρολόγηση
Effort to Output Ratio (ETO)	Υποδεικνύει την αποτελεσματικότητα της πληκτρολόγησης και το γνωστικό φορτίο κατά την περίοδο συνόδου πληκτρολόγησης
Typing Rhythm Stability (TRS)	Αντανακλά τη συνέπεια του κινητικού ελέγχου και τη σταθερότητα της γνωστικής επεξεργασίας
Cognitive Processing Index (CPI)	Αντανακλά την νοητική προσπάθεια κατά τον σχεδιασμό ή την λήψη αποφάσεων κατά την πληκτρολόγηση
Pause to Production Ratio (PPR)	Υποδεικνύει την ευχέρεια πληκτρολόγησης και την αποτελεσματικότητα της γνωστικής επεξεργασίας
Correction Efficiency (CE)	Αντανακλά την προσοχή στη λεπτομέρεια, τη συμπεριφορά διόρθωσης και την ικανότητα πληκτρολόγησης
Net Production Rate (NPR)	Μετράει τη συνολική παραγωγικότητα και αποτελεσματικότητα στην πληκτρολόγηση

Cognitive Processing Efficiency (CPE)	Παρέχει ένα μέτρο της γνωστικής αποτελεσματικότητας κατά τη διάρκεια της πληκτρολόγησης, λαμβάνοντας υπόψη τόσο την ταχύτητα όσο και τη συνέπεια

Πίνακας 10 Υψηλού επιπέδου μετρικές των δεδομένων πληκτρολόγησης.



Εικόνα 63 Διάγραμμα απεικόνισης της ροής επεξεργασίας των δεδομένων πληκτρολόγησης. Στα αριστερά διακρίνονται τα ακατέργαστα δεδομένα και στα αριστερά τα δεδομένα υψηλού επιπέδου.

7.1.1 Περιγραφή Μετρικών Υψηλού Επιπέδου

Ξεκινάμε με το *PI* το οποίο μετράει τη μέση δύναμη που ασκείται ανά πληκτρολογούμενο χαρακτήρα. Αυτή η μέτρηση υποδεικνύει πόση φυσική πίεση ασκεί ο χρήστης κατά την πληκτρολόγηση, η οποία μπορεί να αντικατοπτρίζει τα επίπεδα στρες, την κόπωση ή τις αλλαγές στον κινητικό έλεγχο. Υψηλότερες τιμές μπορεί να δηλώνουν αυξημένο στρες, πίεση, ή προβλήματα κινητικού ελέγχου. Οι ξαφνικές αλλαγές από την τιμή αναφοράς μπορεί να υποδηλώνουν γνωστική ή σωματική καταπόνηση. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$PI = \frac{Total\ Pressure\ Counter}{Total\ Characters\ Typed}$$

Στην συνέχεια το *ETO* μετράει την απαιτούμενη πίεση που ασκήθηκε κατά την πληκτρολόγηση για την παραγωγή του τελικού κειμένου. Αυτός ο δείκτης λαμβάνει υπόψη τις διαγραφές χαρακτήρων δίνοντας έτσι μια εικόνα μόνο για τους τελικούς πραγματικά

παραγωγικούς χαρακτήρες. Υποδεικνύει την αποτελεσματικότητα της πληκτρολόγησης και το γνωστικό φορτίο κατά την περίοδο αυτή. Υψηλότερες τιμές υποδηλώνουν ότι απαιτείται περισσότερη προσπάθεια για την παραγωγή της ίδιας ποσότητας κειμένου, γεγονός που ενδεχομένως υποδηλώνει κόπωση ή στιγμιαία γνωστική εξασθένιση. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$ETO = \frac{Total\ Pressure\ Counter}{(Total\ Characters\ Typed - Total\ Character\ Deleted)}$$

Το *TRS* μετρά την συνέπεια που εμφανίζει ο χρήστης σχετικά με τον ρυθμό πληκτρολόγησης του χρησιμοποιώντας το *IKI* (*Inter-Key-Interval*) ως βασικό δεδομένο. Οι τιμές κυμαίνονται από 0 έως 1, όπου οι υψηλότερες τιμές υποδεικνύουν πιο σταθερό ρυθμό. Αντανακλά τη συνέπεια του κινητικού ελέγχου και τη σταθερότητα της γνωστικής επεξεργασίας. Η μειωμένη σταθερότητα μπορεί να υποδηλώνει προβλήματα προσοχής, κόπωση ή νευρολογικές αλλαγές. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$TRS = \frac{IKI_{Mean}}{(IKI_{Mean} + IKI_{SD})}$$

Το *CPI* συνδυάζει δεδομένα μοτίβων παύσης τόσο σε επίπεδο λέξης όσο και σε επίπεδο χαρακτήρων για την αξιολόγηση της πολυπλοκότητας της γνωστικής επεξεργασίας. Υψηλότερες τιμές υποδεικνύουν πιο σύνθετη γνωστική επεξεργασία, πιθανώς αντανακλώντας αυξημένη νοητική προσπάθεια κατά τον σχεδιασμό ή λήψη αποφάσεων κατά την πληκτρολόγηση. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$CPI = \log\left(1 + \frac{PauseWtW_{Max}}{PauseWtW_{Average}}\right) + \log\left(1 + \frac{PauseCtC_{Max}}{PauseCtC_{Average}}\right)$$

Το *PPR* μετράει το ποσοστό του χρόνου πληκτρολόγησης που αφιερώνεται σε διαστήματα μεταξύ πλήκτρων σε σχέση με τον συνολικό χρόνο που διήρκησε η σύνοδος πληκτρολόγησης. Υποδεικνύει την ευχέρεια πληκτρολόγησης και την αποτελεσματικότητα της γνωστικής επεξεργασίας. Υψηλότερες αναλογίες υποδηλώνουν περισσότερες παύσεις σε σχέση με την ενεργητική πληκτρολόγηση, γεγονός που μπορεί να υποδηλώνει γνωστικό φορτίο ή δυσκολίες επεξεργασίας. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$PPR = \frac{(Total\ IKI's + IKI_{Average})}{Session\ Duration}$$

Προχωράμε στην πολύ σημαντική μετρική *CE* η οποία μετρά την ακρίβεια πληκτρολόγησης ως το ποσοστό του κειμένου που δεν απαιτεί διόρθωση. Οι τιμές κυμαίνονται από 0 έως 1, όπου οι υψηλότερες τιμές υποδηλώνουν καλύτερη ακρίβεια. Αντανακλά την προσοχή στη λεπτομέρεια, τη συμπεριφορά διόρθωσης και την ικανότητα πληκτρολόγησης. Η μειωμένη απόδοση μπορεί να υποδηλώνει προβλήματα προσοχής ή αυξημένο γνωστικό φορτίο. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$CE = 1 - \left(\frac{Total\ Characters\ Deleted}{Total\ Characters\ Typed}\right)$$

Η μετρική *NPR* υπολογίζει τον ρυθμό παραγωγής πραγματικού παραγωγικού κειμένου ανά μονάδα χρόνου, λαμβάνοντας υπόψη και τις διορθώσεις. Μετράει τη συνολική παραγωγικότητα και αποτελεσματικότητα στην πληκτρολόγηση. Οι αλλαγές από την τιμή βάσης μπορούν να υποδηλώνουν αλλαγές στην ταχύτητα γνωστικής επεξεργασίας ή διακυμάνσεις στις κινητικές δεξιότητες. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$\mathrm{N}PR = \frac{(Character\ Typed - Characters\ Deleted)}{Session\ Duration}$$

Τέλος, η μετρική *CPE* συνδυάζει ταχύτητα πληκτρολόγησης με μεταβλητότητα ρυθμού για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας της γνωστικής επεξεργασίας. Ο συντελεστής τυπικής απόκλισης λαμβάνει υπόψη τη συνέπεια. Παρέχει ένα ολοκληρωμένο μέτρο της γνωστικής αποτελεσματικότητας κατά τη διάρκεια της πληκτρολόγησης, λαμβάνοντας υπόψη τόσο την ταχύτητα όσο και τη συνέπεια. Οι υψηλότερες τιμές υποδεικνύουν καλύτερη αποτελεσματικότητα της γνωστικής επεξεργασίας. Υπολογίζεται από την ακόλουθη φόρμουλα:

$$CPE = \frac{Words\ Typed}{Session\ Duration\ \times (1 + IKI_{SD})}$$

7.2 Ανάλυση δεδομένων LogMyself

Τα δεδομένα συμπεριφοράς διαφέρουν ως προς την ανάλυση τους, καθώς κάποια από αυτά χρειάζονται μεγαλύτερου βαθμού επεξεργασία από τα δεδομένα πληκτρολόγησης. Συνολικά η επεξεργασία αφορά την μετατροπή των δεδομένων σε μορφή κατάλληλη για επεξεργασία, συγκεκριμένα το σύστημα χρησιμοποιεί τον τύπο δεδομένων Dataframe στις περισσότερες περιπτώσεις δεδομένων το οποίο τροποποιεί κατά την διάρκεια της ανάλυσης με σκοπό την εξαγωγή πληροφορίας από αυτό για κάθε κατηγορία δεδομένων συμπεριφοράς. Οι μετρικές υψηλού επιπέδου των δεδομένων συμπεριφοράς του χρήστη είναι χωρισμένες σε πέντε κατηγορίες ανάλυσης, ανάλυση συμπεριφοράς ύπνου (Sleep Behavior Analysis), ανάλυση συμπεριφοράς αλληλεπίδρασης με την συσκευή (Device Interaction Behavior Analysis), ανάλυση συμπεριφοράς δραστηριοτήτων (Activity Behavior Analysis), ανάλυση συμπεριφοράς κοινωνικής αλληλεπίδρασης και κλήσεων (Social Interaction and call Behavior Analysis) και ανάλυση συμπεριφοράς κινητικότητας (GPS and Mobility Behavior Analysis). Οι μετρικές που αναφέρει ο Πίνακας 11 υπολογίζονται για κάθε ημέρα ανάλυσης για τον κάθε χρήστη, ενώ στο ακόλουθο διάγραμμα (Εικόνα 64) διακρίνεται συνολικά η ροή μετατροπής των δεδομένων από το σύστημα.

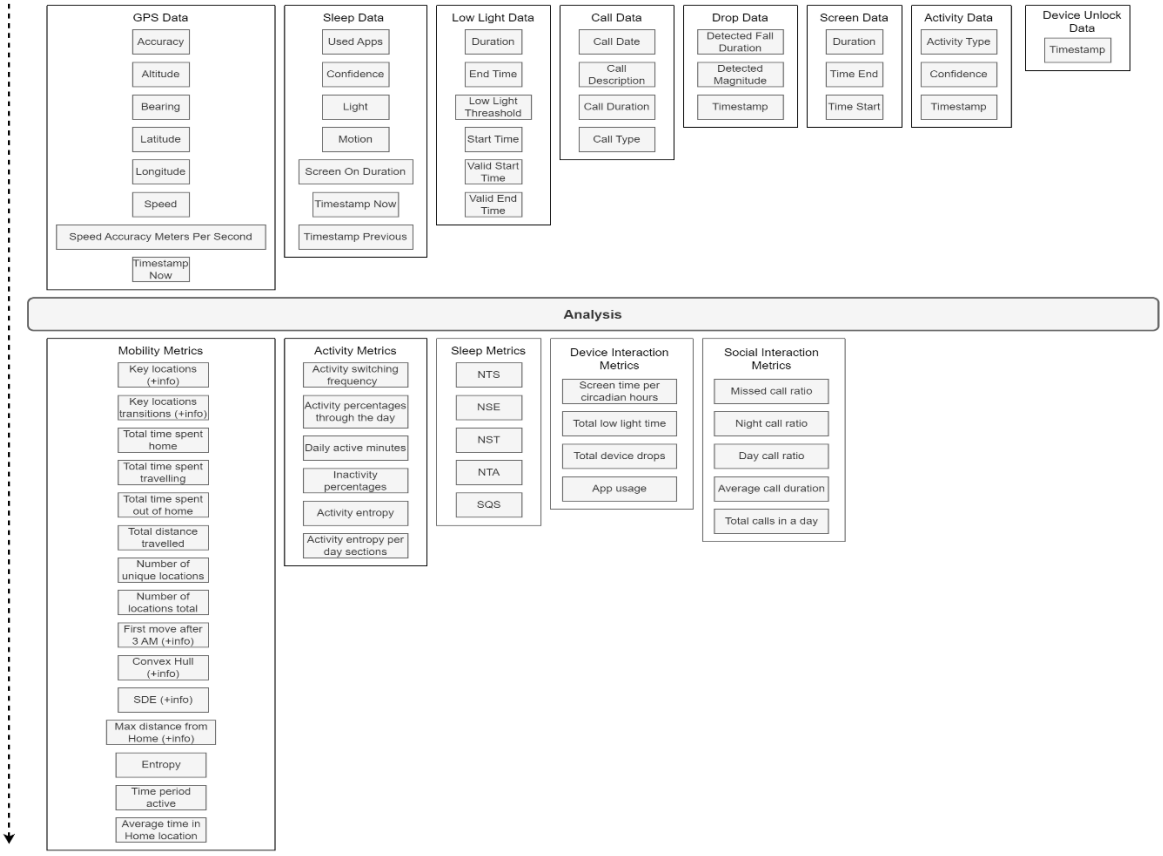
Κατηγορία Ανάλυση	**Όνομα Μετρικής**	**Σημασία**
Ανάλυση Συμπεριφοράς Ύπνου	NTS	Βαθμολογεί τη διάρκεια του ύπνου
	NSE	Ομαλοποιεί την αποτελεσματικότητα του ύπνου
	NST	Τιμωρεί τη χρήση οθόνης κατά τη διάρκεια του ύπνου
	NTA	Βαθμολογεί πόσο καλά ευθυγραμμίζεται ο χρόνος ύπνου με την ιδανική ώρα για ύπνο (11 μ.μ.) και ώρα αφύπνισης (7 π.μ.)
	SQS	Εκφράζει την συνολική ποιότητα του ύπνου σε μια μεταβλητή με χρήση βαρών
Ανάλυση Συμπεριφοράς Αλληλεπίδρασης με την Συσκευή	Screen time per circadian hours	Εκφράζει την χρήση οθόνης ανά τα διαφορετικά τμήματα της ημέρας για κατανόηση συμπεριφοράς
	Total low light time	Μεταβλητή που δίνει εικόνα για το χρόνο που ο χρήστης έμεινε σε σκοτεινό περιβάλλον
	Total device drops	Μεταβλητή που εκφράζει τις πτώσεις της συσκευής στην ημέρα από το χρήστη
	App usage	Βοηθά στην κατανόηση των πιο δημοφιλών εφαρμογών από το

		χρήστη και την διάρκειας χρήσης τους στην ημέρα
Ανάλυση Συμπεριφοράς Δραστηριοτήτων	Activity switching frequency	Δείκτης δυναμισμού του χρήστη και ποικιλομορφίας της καθημερινότητας του
	Activity percentages throughout the day	Δίνει μια εικόνα για τα καθημερινά μοτίβα δραστηριότητας
	Daily active minutes	Συνολικός χρόνος μέσα σε μια ημέρα που ο χρήστη ήταν ενεργός
	Inactivity percentage	Μετρική που αφορά το ποσοστό της στασιμότητας που εμφάνισε το χρήστης στις ενεργές ώρες της ημέρας
	Activity entropy	Μέτρηση της τυχαιότητας των μοτίβων δραστηριότητας σε μια ημέρα
	Activity percentages per day sections	Ανάλυση των μοτίβων δραστηριότητας ανά τις χρονικές περιόδους της ημέρας για παρακολούθηση κιρκάδιων ρυθμών δραστηριότητας
Ανάλυση Συμπεριφορά Κοινωνικής Συναναστροφής	Missed call ratio	Υποδηλώνει την κοινωνική ανταπόκριση και διαθεσιμότητα
	Night call ratio	Αντικατοπτρίζει τα κοινωνικά πρότυπα και ενδεχομένως την υγιεινή του ύπνου (πιθανή διαταραχή των κιρκάδιων ρυθμών)
	Day call ratio	Δείχνει φυσιολογικά πρότυπα κοινωνικής αλληλεπίδρασης κατά τη διάρκεια των συμβατικών ωρών
	Average call duration	Αντικατοπτρίζει το βάθος και την ποιότητα των κοινωνικών αλληλεπιδράσεων
	Total calls in a day	Είναι ένα άμεσο μέτρο του όγκου κοινωνικής δραστηριότητας
Ανάλυση Συμπεριφοράς Κινητικότητας	Key location Info = [Key location id, latitude, longitude, total time spent in seconds, number of total GPS events, key location type]	Πληροφορίες σχετικά με την παραμονή του χρήστη σε μια τοποθεσία για καταγραφή συμπεριφοράς. Καταγραφή συμπεριφοράς και στην παραμονή στην HOME τοποθεσία
	Key location transitions information = [Key location start ID, key location end ID, start time of transition, end time of transition, total time spend travelling seconds, total	Πληροφορίες σχετικά με την κινητικότητα ενός χρήστη μεταξύ τοποθεσιών. Καταγραφή συμπεριφοράς του τρόπου κίνησης

	distance travelled, total events in transition]	
	Total time spent in home	Χρόνος παραμονής στο σπίτι, κατανόηση περιπτώσεων απομόνωσης και απρόβλεπτης συμπεριφοράς
	Total time spent travelling	Συνολικός χρόνος που ο χρήστης εμφάνισε κινητικότητα εκτός σπιτιού. Υψηλές τιμές μπορεί να υποδηλώνουν πιο κινητό τρόπος ζωής ή μεγαλύτερες μετακινήσεις
	Total time spent out of home	Συνολικός χρόνος που ο χρήστης πέρασε εκτός σπιτιού (χρόνος μετακίνησης + χρόνος σε τοποθεσίες με τύπο εκτός HOME). Οι αλλαγές θα μπορούσαν να σηματοδοτούν αλλαγές στον τρόπο ζωής, κατάθλιψη ή αυξημένη κοινωνική δραστηριότητα
	Total distance travelled	Συνολική απόσταση που διανύθηκε κατά τη διάρκεια της ημέρας Μετράει το συνολικό επίπεδο κινητικότητας Θα μπορούσε να συσχετιστεί με την άσκηση, τις απαιτήσεις της εργασίας ή το γενικό επίπεδο δραστηριότητας
	Average time spent in home locations	Μέσος χρόνος παραμονής σε κάθε τοποθεσία εκτός κατοικίας Υψηλότερες τιμές = τείνει να παραμένει περισσότερος χρόνος σε μέρη (εστιασμένες δραστηριότητες) Χαμηλότερες τιμές = σύντομες επισκέψεις, πιθανώς ανήσυχη συμπεριφορά
	Number of unique locations	Αριθμός ξεχωριστών τοποθεσιών που επισκέφτηκε ο χρήστης Υψηλότερες τιμές = πιο ποικίλη καθημερινή ρουτίνα Χαμηλότερες τιμές = περισσότερο βασισμένη στη ρουτίνα ή περιορισμένη κινητικότητα
	Number of locations total	Συνολικός αριθμός των επισκεπτόμενων τοποθεσιών (όχι μοναδικά). Δείχνει τη συχνότητα μετακίνησης μεταξύ τοποθεσιών
	First move after 3 AM	Χρονοσφραγίδα για όταν το άτομο έφυγε για πρώτη φορά από το σπίτι μετά τις 3 π.μ.

		Υποδεικνύει την ώρα αφύπνισης και την έναρξη της καθημερινής ρουτίνας Οι αλλαγές θα μπορούσαν να σηματοδοτούν αλλαγές στην καθημερινότητα
	Convex hull = [area in m^2, perimeter in m, gravimetric compactness]	Πληροφορίες για το εύρος κινητικότητας του χρήστη
	Standard deviation ellipse = [Mean center, width in m, height in m, angle deg, area in m^2,]	Πληροφορίες για το εύρος και την κατεύθυνση κινητικότητας του χρήστη
	Max distance from home = [Distance in km, timestamp, coordinates]	Κινητικά δεδομένα
	Entropy	Μετράει την απρόβλεπτη φύση των μοτίβων τοποθεσίας Υψηλότερη εντροπία = πιο ποικίλη, λιγότερο προβλέψιμη κίνηση Χαμηλότερη εντροπία = συμπεριφορά ρουτίνας, προβλέψιμα μοτίβα
	Time period active	Τιμή που δηλώνει την κατανομή των κινήσεων σε μια ημέρα

Πίνακας 11 Δεδομένα συμπεριφοράς υψηλού επιπέδου.



Εικόνα 64 Διάγραμμα απεικόνισης της ροής επεξεργασίας των δεδομένων συμπεριφοράς. Πάνω από την ανάλυση φαίνονται τα ακατέργαστα δεδομένα και κάτω οι μετρικές.

7.2.1 Ανάλυση Συμπεριφοράς Ύπνου

Οι πληροφορίες σχετικά με τον ύπνο ενός χρήστη είναι από τις πιο σημαντικές για το σύστημα, καθώς μας βοηθά να κατανοήσουμε την συμπεριφορά του σε μια από τις πιο σημαντικές πτυχές της καθημερινότητάς του, η οποία μάλιστα επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό την γνωστική του κατάσταση.

Αρχικά το σύστημα για την ανάλυση χρησιμοποιεί τα δεδομένα ύπνου που αφορούν την ημέρα που αναλύεται μέχρι την επόμενη μέρα στις 17:59:59. Αυτό συμβαίνει καθώς το σύστημα πρέπει να είναι σε θέση να εντοπίσει ύπνους που ξεκινήσαν από την ημέρα X και τελείωσαν την ημέρα X+1.

Στην συνέχεια εκκινείτε ο εντοπισμός των περιόδων ύπνου (sleep windows). Υπενθυμίζεται ότι ένα γεγονός ύπνου ορίζεται ως ένα τμήμα ύπνου (sleep segment) βάσει των δύο χρονοσφραγίδων που εμπεριέχει. Αυτές δηλώνουν την αρχή και το τέλος τους τμήματος αυτού, και είναι κατανοητό ότι μια περίοδος ύπνου εμπεριέχει πολλά τμήματα ύπνου. Κάθε τμήμα ύπνου έχει κάποιες πληροφορίες που έχουν αναφερθεί σε προηγούμενο κεφάλαιο, η πρώτη είναι μια τιμή που δηλώνει την πιθανότητα ο χρήστης να κοιμάται, η δεύτερη είναι το

επίπεδο φωτός στο τμήμα αυτό και η τρίτη είναι ο βαθμός κίνησης της συσκευής. Το σύστημα εφαρμόζει φιλτράρισμα στα τμήματα ύπνου με χρήση απλών κανόνων ώστε να εντοπίσει τα γεγονότα ύπνου που εμπεριέχουν πληροφορία για τον πιθανό ύπνο του χρήστη. Πιο συγκεκριμένα

- Μόλις εντοπιστεί γεγονός ύπνου που ικανοποιεί την παρακάτω απαίτηση αρχίζει η καταμέτρηση μια πιθανής περιόδου ύπνου:

  `Confidence >= 75 KAI Motion <= 2`

- Στην συνέχεια μόλις εντοπιστεί γεγονός με confidence < 75 τότε η καταμέτρηση σταματά:

  `Confidence < 75`

- Οπότε αμέσως μετά ελέγχεται αν ο ύπνος είχε διάρκεια 25 λεπτά και παραπάνω, αν όχι τότε απλά δεν λαμβάνεται υπόψιν.

  `Duration >= 25`

Αποτέλεσμα της παραπάνω επεξεργασίας είναι μια λίστα με όλα τα γεγονότα/τμήματα ύπνου τα οποία έχουν σημασία για την ανάλυση του χρήστη στην συγκεκριμένη ημέρα. Να σημειωθεί ότι οι τιμές των παραπάνω ελέγχων ορίστηκαν μετά από δοκιμή του συστήματος σε πραγματικές καταστάσεις με την επεξεργασία τους να γίνεται χρονολογικά.

Το επόμενο βήμα είναι η συνένωση των παραπάνω τμημάτων ύπνου (merge sleep windows) με σκοπό τον σχηματισμό των τελικών περιόδων (sleep segments). Στο βήμα αυτό το σύστημα συγχωνεύει τα τμήματα ύπνου που βρίσκονται το ένα κοντά στο άλλο (εντός 50 λεπτών από προεπιλογή).

```
func merge_sleep_windows(sleep_segments, max_gap=50):
   // Initialize the first one as current
   current = sleep_segments[0]
   current['actual_duration'] = current['duration']
   merged_windows = [] // list to hold the merged sleep windows
   for nxt in sleep_segments:
         gap = nxt['start'] - current['end']
         if gap < max_gap: // keep merging
               current['end'] = nxt['end']
               current['duration'] = current['end'] - current['start']
               current['actual_duration'] += nxt['duration']
         else: // stop merging, sleep window found
               merged_windows.add(current)
               current = nxt
               current['actual_duration'] = current['duration']
   merge_windows.add(current)
```

Code 3 Συνάρτηση η οποία κατασκευάζει τις τελικές περιόδους ύπνου.

Σημαντικό χαρακτηριστικό της επεξεργασίας συγχώνευσης είναι ότι μπορούν να βρεθούν δύο πολύ σημαντικές μεταβλητές, η πρώτη είναι η συνολική διάρκεια (*duration*) και η δεύτερη είναι η πραγματική διάρκεια (*actual duration*). Πρέπει να γίνει κατανοητό ότι η *max_gap* μεταβλητή ορίζει το μέγιστο όριο το οποίο δύο περίοδοι ύπνου θα απέχουν μεταξύ τους, επισημαίνοντας στον αλγόριθμο για το πότε θα πρέπει να ολοκληρώσει μια περίοδο ύπνου και να ξεκινήσει να μετρά την επόμενη. *Κατά την διάρκεια μιας περιόδου ύπνου δεν είναι σίγουρο ότι δεν θα υπάρξουν διακοπές μικρότερες της τιμής max_gap*. Συγκεκριμένα ένας ύπνος μπορεί να διακοπεί αρκετές φορές κατά την διάρκεια του αν αυτός χαρακτηρίζεται από ασυνέπεια. Οπότε η μεταβλητή που μετρά την πραγματική διάρκεια του ύπνου, στην πραγματικότητα μετρά την διάρκεια που όντως ο χρήστης βρίσκονταν σε κατάσταση ύπνου, αφαιρώντας τις μικρο-περιόδους που μπορεί να ήταν ξύπνιος για κάποιο μικρό χρονικό διάστημα (π.χ. 30 λεπτών). Αντίθετα η μεταβλητή σχετικά με την συνολική διάρκεια ύπνου δεν λαμβάνει υπόψη τις διακοπές αυτές και μετρά την συνολική ονομαστική διάρκειά του, από την στιγμή που ξεκίνησε μέχρι την στιγμή που ολοκληρώθηκε. Αυτό στην συγκεκριμένη ανάλυση δίνει ένα πολύ μεγάλο πλεονέκτημα καθώς μπορεί να εντοπιστεί *ο βαθμός διαταραχής που εμφάνισε ο χρήστης κατά τον ύπνο του*. Φυσικά είναι κατανοητό ότι όσο πιο κοντά στο ένα είναι ο λόγος της πραγματικής διάρκειας και της συνολικής τόσο πιο σταθερός και υψηλής ποιότητας ήταν ο ύπνος.

Το επόμενο βήμα είναι το φιλτράρισμα των εντοπισμένων περιόδων ύπνων με βάση κάποια χαρακτηριστικά τους. Η ανάλυση όπως αναφέρθηκε προηγουμένως επεκτείνεται με δεδομένα μέχρι την επόμενη μέρα από αυτή της ανάλυσης με σκοπό να εντοπίσει με μεγαλύτερη ευκολία ύπνους που ξεκινήσαν από την ημέρα Χ και τελείωσαν την ημέρα Χ+1. Αυτό σε μερικές περιπτώσεις οδηγεί σε λανθασμένες περιόδους ύπνων συγκεκριμένα σε περιόδους που δεν ανήκουν στην ημέρα που αναλύεται. Για να αντιμετωπιστεί αυτό το πρόβλημα το σύστημα κρατά μόνο τις περιόδους που ικανοποιούν τον παρακάτω κανόνα:

- Αν ο ύπνος τελειώνει στην ημέρα ανάλυσης, τότε ανήκει σε αυτήν:

```
if sleep_end_data == analysis_date
```

Να σημειωθεί ότι αυτός ο κανόνας χρησιμοποιείται στην ανάλυση αλλά και στην οπτικοποίση των δεδομένων, για την κατάλληλη ανάκτηση των δεδομένων ύπνου.

Τέλος, το τελευταίο βήμα είναι η αναγνώριση του βασικού ύπνου ανάμεσα σε όλους τους άλλους. Σε μια ημέρα μπορεί το σύστημα να εντοπίσει πολλούς διαφορετικούς ύπνους διαφορετικής διάρκειας και χαρακτηριστικών. Ο βασικός ύπνος (*type = main_sleep*) είναι αυτός με την μεγαλύτερη διάρκεια με όλους τους όλους να ορίζονται ως τύπου σύντομης διάρκειας (*type = nap_sleep*).

Η ανάλυση δεν τελειώνει σε αυτό το σημείο καθώς ακόμα δεν έχουν παραχθεί μετρικές που θα βοηθήσουν στην κατανόηση της ποιότητας ύπνου. Οι παραπάνω ενέργειες αφορούν κυρίως επεξεργασία των δεδομένων ύπνου χαμηλού επιπέδου με σκοπό την μεταμόρφωση σε μια μορφή κατάλληλη για επεξεργασία. Το επόμενο και τελικό βήμα είναι η συνολική αξιολόγηση του βασικού ύπνου εκφράζοντας τα χαρακτηριστικά του μέσα από υψηλού τύπου μετρικές. Συγκεκριμένα υπολογίζεται η αποτελεσματικότητα του ύπνου (*sleep efficiency*) σε ποσοστό ως εξής:

$$Sleep\ Efficiency = \frac{Sleep\ Actual\ Duration}{Sleep\ Total\ Duration} \times 100$$

Στην συνέχεια υπολογίζεται ο πραγματικός συνολικός χρόνος χρήσης της συσκευής κατά την περίοδο του ύπνου (*sleep screen time*) σε χιλιοστά του δευτερολέπτου, με την περιγραφή του υπολογισμού αυτού να γίνεται σε επόμενη ενότητα. Σε αυτό το σημείο όλες οι απαιτούμενες τιμές για την δημιουργία των τελικών μετρικών δεδομένης και της προηγούμενης επεξεργασίας επιτρέπουν την τελική αξιολόγηση της συμπεριφοράς του χρήστη στα πλαίσια του ύπνου. Ορίζονται οι παρακάτω μετρικές ποιότητας βασικού ύπνου χρήστη:

- *NTS* (*Normalized Total Sleep*): Βαθμολογεί τη διάρκεια του ύπνου με βέλτιστες καταστάσεις διάρκειας να είναι μεταξύ 8.5-9 ωρών. Υψηλό πέναλτι σε περιπτώσεις που η διάρκεια είναι κάτω από 6 ώρες.
- *NSE* (*Normalized Sleep Efficiency*): Ομαλοποιεί την αποτελεσματικότητα του ύπνου με στόχο το 90% και όχι το 100%, για καλύτερη κλινική αξιολόγηση.
- *NST* (*Normalized Screen Efficiency*): Τιμωρεί τη χρήση οθόνης κατά τη διάρκεια του ύπνου, με περισσότερο βάρος σε περιπτώσεις χρήσης της συσκευής άνω τον 10 λεπτών.
- *NTA* (*Normalized Time Alignment*): Βαθμολογεί πόσο καλά ευθυγραμμίζεται ο χρόνος ύπνου με την ιδανική ώρα για ύπνο (11 μ.μ.) και ώρα αφύπνισης (7 π.μ.)[9]. Αν οι τιμές εκκίνησης και ολοκλήρωσης του ύπνου είναι μέσα στο αποδεκτό εύρος τότε το υψηλότερο σκορ ορίζεται (1.0) σε κάθε μια από αυτές. Αλλιώς το σκορ για την ώρα εκκίνησης μειώνεται αναλογικά με την απόσταση (σε ώρες) από τις 23:00, μέχρι και 0.0 όταν η απόκλιση ξεπεράσει της 4 ώρες. Αντίστοιχα για την ώρα

[9] https://www.sleepclinicpretoria.co.za/normal-sleep-for-infants-adults-and-the-elderly/

ολοκλήρωσης, το σκορ μειώνεται αναλογικά με την απόσταση από τις 07:00 (0-4 ώρες). Τέλος, επιστρέφεται ο μέσος όρος των δύο σκορ.

- *SQS* (*Sleep Quality Score*): Τελικό σκορ ποιότητας ύπνου με χρήση βαρών, ως ακολούθως:

$$SQS = (0.35 \times NTS) + (0.35 \times NSE) + (0.15 \times NST) + (0.15 \times NTA)$$

Η μετρική που μας ενδιαφέρει κυρίως είναι το SQS καθώς αυτή εκφράζει συνολικά την ποιότητα ύπνου του χρήστη για μια ημέρα.

7.2.2 Ανάλυση Συμπεριφοράς Αλληλεπίδρασης με την Συσκευή

Για την ανάλυση των δεδομένων συμπεριφοράς σχετικά με την αλληλεπίδραση με την συσκευή χρησιμοποιούνται αρκετά ακατέργαστα δεδομένα. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιούνται τα δεδομένα οθόνης, ξεκλειδώματος, χαμηλού φωτισμού, πτώσης της συσκευής και χρήσης των εφαρμογών.

Η ανάλυση ξεκινά με τον υπολογισμό του συνολικού χρόνου οθόνης που εμφάνισε ο χρήστης στην ημέρα ανάλυσης. Ο υπολογισμός αυτός περιλαμβάνει συνδυασμό δεδομένων ξεκλειδώματος της συσκευής με τα ακατέργαστα δεδομένα οθόνης και δεδομένα ύπνου. Τα δεδομένα οθόνης αποτελούν την βασική πηγή δεδομένων για τον υπολογισμό του χρόνου οθόνης, όμως σε περίπτωση απουσίας των δεδομένων αυτών χρησιμοποιούνται τα δεδομένα ύπνου και συγκεκριμένα η μεταβλητή που εκφράζει το συνολικό χρόνο χρήσης της συσκευής (*screenOnDuration*). Τα δεδομένα ξεκλειδώματος χρησιμοποιούνται για επικύρωση και βελτίωση της ακρίβειας των υπολογισμών. Πιο συγκεκριμένα, πραγματοποιείται φιλτράρισμα των δεδομένων οθόνης που απέχουν από ένα οποιοδήποτε συμβάν ξεκλειδώματος λιγότερο από 3 δευτερόλεπτα, με σκοπό να φιλτραριστούν καταστάσεις που η οθόνη ήρθε σε κατάσταση λειτουργίας χωρίς την αλληλεπίδραση με τον χρήστη, όπως μια ειδοποίηση από εφαρμογή (*unlock_screen_events_df*).

Τα συγχωνευμένα δεδομένα ξεκλειδώματος συσκευής και τα δεδομένα οθόνης μετατρέπονται σε κατάλληλα χρονικά διαστήματα με σκοπό στη συνέχεια να συνδυαστούν με τα δεδομένα ύπνου (*broadcast*_intervals). Το σύστημα εξάγει τα χρονικά διαστήματα χρήσης της οθόνης από τα δεδομένα ύπνου (*usage_intervals*) και εφαρμόζει συνδυασμό των δεδομένων αυτών με τα δεδομένα οθόνης-ξεκλειδώματος δίνοντας προτεραιότητα στο δεύτερο (*hybrid_intervals*). Η συγχώνευση γίνεται με σκοπό τυχόν κενά στα δεδομένα οθόνης να καλυφθούν μέσω των δεδομένων ύπνου ώστε να μην χαθεί πληροφορία, αυτό είναι εφικτό

καθώς αυτές οι δύο κατηγορίες ακατέργαστων δεδομένων έχουν διαφορετικές πηγές, η μια έχει ειδικό τρόπο συλλογής με βάση συμβάντα Android και η δεύτερη τα παραγόμενα δεδομένα από το *UsageStatsManager*. Γενικά ο τρόπος συλλογής με βάση συμβάντα είναι πιο ακριβής για αυτό και έχει προτεραιότητα, σε αντίθεση με τα δεδομένα ύπνου που πηγάζουν από το *UsageStatsManager* με δευτερεύοντα ρόλο. Το αποτέλεσμα της ανάλυσης είναι η συνολική διάρκεια όλων των τελικών υβριδικών γεγονότων οθόνης, η οποία είναι υπολογισμένη σε δευτερόλεπτα. Με αυτό τον τρόπο παρέχεται ένας τρόπος υπολογισμού του χρόνου οθόνης με ακρίβεια και συνέπεια, διασφαλίζοντας ότι δεν θα χαθεί πληροφορία.

Η επόμενη μετρική αφορά τον χρόνο οθόνης ανά τους κιρκάδιους ρυθμούς, με σκοπό την κατανόηση της συμπεριφορά χρήσης της συσκευής καθ' όλη την ημέρα. Τα τμήματα μιας ημέρας ορίζονται στο παρακάτω πίνακα (Πίνακας 12) με το σύστημα για το κάθε τμήμα να υπολογίζει το ποσοστό κατανομής του χρόνου οθόνης που κατέχει.

Τμήμα Ημέρας	**Αρχή**	**Τέλος**
Νύχτα (night)	00:00	06:00
Πρωί (morning)	06:00	12:00
Μεσημέρι-Απόγευμα (afternoon)	12:00	18:00
Βράδυ (evening)	18:00	22:00
Αργά το Βράδυ (Late Evening)	22:00	24:00

Πίνακας 12 Τμήματα ημέρας χωρισμένα με βάση τους κιρκάδιους ρυθμούς.

Προχωράμε στις υπόλοιπες μετρικές σχετικά με την αλληλεπίδραση χρήστη και συσκευής οι οποίες στο σύνολο τους δεν απαιτούν ιδιαίτερη επεξεργασία. Η πρώτη αφορά τον συνολικό χρόνο που ο χρήστης φάνηκε να βρίσκεται σε περιβάλλοντα με χαμηλό φωτισμό (*total_low_light_time_sec*), με πρόσθεση της συνολικής διάρκειας όλων των ακατέργαστων γεγονότων χαμηλού φωτισμού που λήφθηκαν από την εφαρμογή. Στη συνέχεια η επόμενη μετρική αφορά την καταμέτρηση των γεγονότων πτώσης της συσκευής κατά την διάρκεια της ημέρας ανάλυσης (*total_device_drop_events*). Τέλος, η τελευταία μετρική έχει να κάνει με τα δεδομένα χρήσης των εφαρμογών που πηγάζουν από τα δεδομένα ύπνου υπολογίζοντας τις εφαρμογές με την περισσότερη χρήση κατά την διάρκεια της ημέρας ανάλυσης (*app_name*, *time_used_sec*).

7.2.3 Ανάλυση Συμπεριφοράς Δραστηριοτήτων

Η ανάλυση των δεδομένων δραστηριοτήτων προσφέρει σημαντικές πληροφορίες για την κινητικότητα του χρήστη η οποία συσχετίζεται σε μεγάλο βαθμό με την γνωστική του κατάσταση. Η πρώτη μετρική αντανακλά το ρυθμό εναλλαγής δραστηριοτήτων καθ' όλη την διάρκεια της ημέρας μετρώντας πόσες φορές ο χρήστης άλλαξε μεταξύ διαφορετικών

δραστηριοτήτων (*activity_switching_frequency*). Αυτό είναι δυνατόν καθώς κάθε ακατέργαστο γεγονός δραστηριότητας έχει ένα πεδίο το οποίο δηλώνει τον τύπο της δραστηριότητας (*activity_type*). Η μετρική αυτή είναι ένας δείκτης του δυναμισμού του χρήστη, υψηλές τιμές μπορεί να σηματοδοτούν έντονη ανησυχία, άγχος ή ακόμα και ενεργό τρόπο ζωής. Αντίθετα χαμηλές τιμές μπορεί να δηλώνουν συμπεριφορά ρουτίνας, κατάθλιψη και περιορισμένη κινητικότητα.

Παρακάτω διακρίνεται η συνάρτηση σχετικά με τον υπολογισμό τις τιμής του βαθμού εναλλαγής μεταξύ δραστηριοτήτων (Code 4). Συγκεκριμένα, υπολογίζει πόσες φορές ένας χρήστης άλλαξε μεταξύ διαφορετικών δραστηριοτήτων σε όλα τα καταγεγραμμένα δεδομένα του. Λειτουργεί οργανώνοντας πρώτα όλα τα δεδομένα δραστηριότητας κατά ημερομηνία, και στη συνέχεια, για κάθε ημέρα, εξετάζει την ακολουθία των δραστηριοτήτων σε χρονολογική σειρά. Το σύστημα μετρά κάθε φορά που ο τύπος δραστηριότητας αλλάζει από τον έναν στον άλλο (για παράδειγμα, από «*walking*» σε «*still*»), αλλά αγνοεί τυχόν άγνωστες δραστηριότητες (*τύπος = unknown*). Τέλος, αθροίζει όλες αυτές τις αλλαγές και επιστρέφει τον συνολικό αριθμό. Το αποτέλεσμα είναι ένας μοναδικός αριθμός που αντιπροσωπεύει τη συχνότητα με την οποία ο χρήστης αλλάζει δραστηριότητα καθ' όλη τη διάρκεια της ημέρας που αναλύεται – ένας υψηλότερος αριθμός υποδηλώνει ότι κάποιος αλλάζει δραστηριότητα πιο συχνά, ενώ ένας χαμηλότερος αριθμός υποδηλώνει πιο παρατεταμένες περιόδους της ίδιας δραστηριότητας.

```
func calculate_activity_switching_frequency(activity_events):
   total_switches = 0
   for event in activity_events grouped by “date”:
         activity_sequence = list of “activity_type” from event
         switches = 0
         for i to length(activity_sequence) – 1:
               if activity_sequence[i] != activity_sequence[i-1]:
                     switches = switches + 1
         total_switches += switches
return total_switches
```

Code 4 Συνάρτηση υπολογισμού του βαθμούς εναλλαγής δραστηριοτήτων για μια ημέρα.

Η επόμενη μετρική αφορά την κατανομή των ποσοστών στους διαφόρους τύπους δραστηριοτήτων (*activities_percentages*) και δίνει μια εικόνα για τα καθημερινά μοτίβα δραστηριότητας. Μπορεί να δώσει πληροφορίες σχετικά με το αν κάποιος χρήστης εμφανίζει καθιστική ζωή ή αντίθετα είναι ιδιαίτερα ενεργός, κυρίως σε περιπτώσεις που εμφανίζονται

μεγαλύτερα ποσοστά στις ενεργού τύπου δραστηριότητες. Φυσικά αν υπάρχει ισόρροπη κατανομή των ποσοστών σε δύο ή παραπάνω τύπους δραστηριοτήτων τότε ο χρήστης εμφανίζει ένα πιο ισορροπημένο προφίλ.

Στη συνέχεια το σύστημα υπολογίζει μια μετρική η οποία αφορά τον συνολικό χρόνο μέσα σε μια ημέρα που ο χρήστη ήταν ενεργός (*daily_active_minutes*). Αυτό είναι εφικτό μετρώντας το χρόνο που ο χρήστης φάνηκε να αφιερώνει χρόνο στις ενεργού τύπου δραστηριότητες. Οι ενεργού τύπου δραστηριότητες με βάση την μορφή τους από το API είναι:

- *on_foot*
- *in_vehicle*
- *walking*
- *running*
- *no_bicycle*

Αντίθετα με την προηγούμενη, η επόμενη μετρική αφορά το ποσοστό της στασιμότητας που εμφάνισε ο χρήστης στην ημέρα ανάλυσης (*inactivity_percentage*). Η μετρική αυτή αφορά εξολοκλήρου τον υπολογισμό των συμβάντων δραστηριότητας με τύπο *«still»* ο οποίος δηλώνει ότι η συσκευή είναι στάσιμη. Ο υπολογισμός πραγματοποιείται για την περίοδο από τις 10:00 έως της 22:00, καθώς σε αυτό το διάστημα αναμένεται τα άτομα να εμφανίζουν την μεγαλύτερη κινητικότητα.

Το σύστημα υπολογίζει και την εντροπία δραστηριοτήτων (*activity_entropy*) στην οποία εφαρμόζονται οι κανόνες της θεωρίας πληροφορίας για να μετρηθεί η τυχαιότητα των μοτίβων δραστηριότητας. Υψηλότερη εντροπία σημαίνει μεγαλύτερη ποικιλία και απρόβλεπτα μοτίβα δραστηριοτήτων. Αντίθετα, χαμηλές τιμές δηλώνουν συμπεριφορά ρουτίνας, σταθερότητα και ελάχιστες αλλαγές. Αυτή η μετρική θα μπορούσε να συνδυαστεί με την μετρική ρυθμού εναλλαγής δραστηριοτήτων.

Τέλος, σημαντική είναι και η καταμέτρηση των ποσοστών των δραστηριοτήτων ανά τους κιρκάδιους ρυθμούς (*activity_percentages_per_day_sections*). Αυτό αναλύει τα μοτίβα δραστηριότητας ανά χρονικές περιόδους (πρωί, απόγευμα, βράδυ κ.λπ.) για να κατανοηθεί πότε συμβαίνουν συνήθως διαφορετικές δραστηριότητες. Αυτό αποκαλύπτει τους κιρκαδικούς ρυθμούς δραστηριότητας και τις καθημερινές ρουτίνες των χρηστών. Οι αλλαγές σε αυτά τα πρότυπα θα μπορούσαν να υποδηλώνουν διαταραχή του ύπνου, αλλαγές στο πρόγραμμα εργασίας ή διαταραχές της διάθεσης που επηρεάζουν την καθημερινή δομή. Αλλαγές σε αυτή την μετρική μπορεί να συνδέονται και με διαταράξεις των τιμών άλλων μετρικών, όπως η μετρική *SQS*.

7.2.4 Ανάλυση Συμπεριφορά Κοινωνικής Συναναστροφής (μέσω κλήσεων κινητού)

Η ανάλυση των χαμηλού επιπέδου δεδομένων κλήσεων μπορεί να δώσει πληροφορίες για την κοινωνική αλληλεπίδραση ενός χρήστη. Φυσικά δεν είναι πλήρης ανάλυση κοινωνικής συναναστροφής αλλά αρκετά περιορισμένη καθώς αφορά την συμπεριφορά του χρήστη κυρίως μέσα από τα δεδομένα κλήσεων σε μια κινητή συσκευή.

Η πρώτη μετρική αφορά την αναλογία αναπάντητων κλήσεων σε μια ημέρα, και περιλαμβάνει την παρακάτω απλή μαθηματική φόρμουλα. Γενικά η τιμή προσφέρει μια αρχική εικόνα για την κοινωνική αλληλεπίδραση του χρήστη, κυρίως στην δεκτικότητα του σε εισερχόμενου τύπου κλήσεις. Συνήθως υψηλά ποσοστά μπορεί να δηλώνουν κοινωνική απομόνωση και άρνηση.

$$Missed\ Call\ Ratio = \frac{Total\ Missed\ Calls}{Total\ Calls}$$

Οι επόμενες δύο μετρικές είναι πολύ σημαντικές καθώς προσφέρουν μια εικόνα για τις κλήσεις κατά τις νυχτερινές ώρες δηλαδή την περίοδο από της 5 π.μ. έως στις 10 μ.μ. (*night call ratio*) και η δεύτερη για τις ώρες της ημέρας, λαμβάνοντας υπόψιν κλήσεις από τις 6 π.μ. μέχρι τις 10 μ.μ. (*day call ratio*). Αυτό αντικατοπτρίζει τα κοινωνικά πρότυπα και ενδεχομένως την υγιεινή του ύπνου, οπότε ως επακόλουθο οι τιμές της μετρικής σχετικά με τις κλήσεις κατά τις νυχτερινές ώρες μπορεί να συνδέονται με τις τιμές των μετρικών ύπνου. Τα τηλεφωνήματα κατά τη διάρκεια της νύχτας μπορεί να υποδηλώνουν ακανόνιστη κοινωνική ζωή, καταστάσεις έκτακτης ανάγκης ή διαταραγμένους κιρκαδικούς ρυθμούς. Ο χαμηλός αριθμός κλήσεων κατά τη διάρκεια της ημέρας σε συνδυασμό με τον υψηλό αριθμό τηλεφωνημάτων κατά τη διάρκεια της νύχτας μπορεί να συνιστά κοινωνική απομόνωση κατά τη διάρκεια των τυπικών ωρών κοινωνικής συναναστροφής.

Ο μέσος χρόνος διάρκειας των κλήσεων του χρήστη αποτελεί με την σειρά της σημαντική μετρική (*average call duration*) καθώς αντικατοπτρίζει το βάθος και την ποιότητα των κοινωνικών αλληλεπιδράσεων. Γίνεται υπολογισμός της διάρκειας όλων των κλήσεων, εξαιρούμενων των κλήσεων τύπου VoIP καθώς το σύστημα για αυτές δεν είναι σε θέση να υπολογίζει την διάρκεια τους σε αντίθεση με τις κλήσεις μέσω GSM.

Τέλος, η τελευταία μετρική αφορά τον συνολικό αριθμό των κλήσεων που πραγματοποιείται απλώς μετρώντας όλα τα γεγονότα κλήσεων της ημέρας ανάλυσης και αποτελεί άμεσο δείκτη της ποσότητας κοινωνικής δραστηριότητας του χρήστη. Σημαντικές αποκλίσεις από τις τιμές βάσης θα μπορούσαν να υποδηλώνουν απομόνωση (χαμηλή).

7.2.5 Ανάλυση Συμπεριφοράς Κινητικότητας

Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό του συστήματος είναι οι παραγόμενες μετρικές που εκφράζουν την κινητικότητα των χρηστών. Όπως είδαμε στο Κεφάλαιο 5, τα δεδομένα τοποθεσίας έχουν μεγάλη σημασία για την παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης των χρηστών για αυτό και το σύστημα εφαρμόζει κατάλληλη επεξεργασία για την δημιουργία σημαντικών μετρικών.

Η ανάλυση ξεκινά με τον καθαρισμό των ακατέργαστων δεδομένων και συγκεκριμένα διαγράφονται γεγονότα που έχουν τα παρακάτω πεδία κενά:

- *Latitude*
- *Longitude*
- *Accuracy*
- *GPS event ID*
- *User UID*
- *Timestamp Now*

Η διαδικασία αυτή συνεχίζεται με διαγραφή των γεγονότων GPS τα οποία έχουν ακρίβεια μεγαλύτερη της τιμής των 50. Αυτό είναι απαραίτητο καθώς εξασφαλίζεται ότι οι τελικές μετρικές κινητικότητας θα παρουσιάζουν μεγαλύτερη ακρίβεια στις τιμές τους. Στην συνέχεια διαγράφονται τυχόν διπλότυπα γεγονότα ελέγχοντας τα πεδία *ID* και την χρονοσφραγίδα του γεγονότος (*timestamp_now*). Πολύ σημαντικό βήμα της εκκαθάρισης είναι ο έλεγχος για το αν τα ακατέργαστα γεγονότα ύπνου καλύπτουν στο σύνολο τους τουλάχιστον 16 ώρες συνεχόμενης κάλυψης και παροχής δεδομένων, αν δεν ικανοποιείται αυτή η απαίτηση η ανάλυση τερματίζεται. Επίσης, τα γεγονότα θα πρέπει να έχουν χρονική απόσταση μεταξύ τους το μέγιστο 28 λεπτά, θυμίζουμε ότι ο ρυθμός παροχής δεδομένων GPS από την εφαρμογή είναι κάθε 30 δευτερόλεπτα. Στην συνέχεια γεγονότα GPS τα οποία έχουν παρόμοιες συντεταγμένες αντικαθίσταται κατάλληλα με μόνο ένα γεγονός και γεγονότα τα οποία απέχουν μεγάλη απόσταση από την μέση τιμή διαγράφονται. Επιπλέον, διαγράφονται και γεγονότα τα οποία δεν βρίσκονται σε κοντινή απόσταση των 500 μέτρων από οποιοδήποτε άλλο γεγονός, χωρίς να λαμβάνεται υπόψιν η χρονική σειρά αυτών.

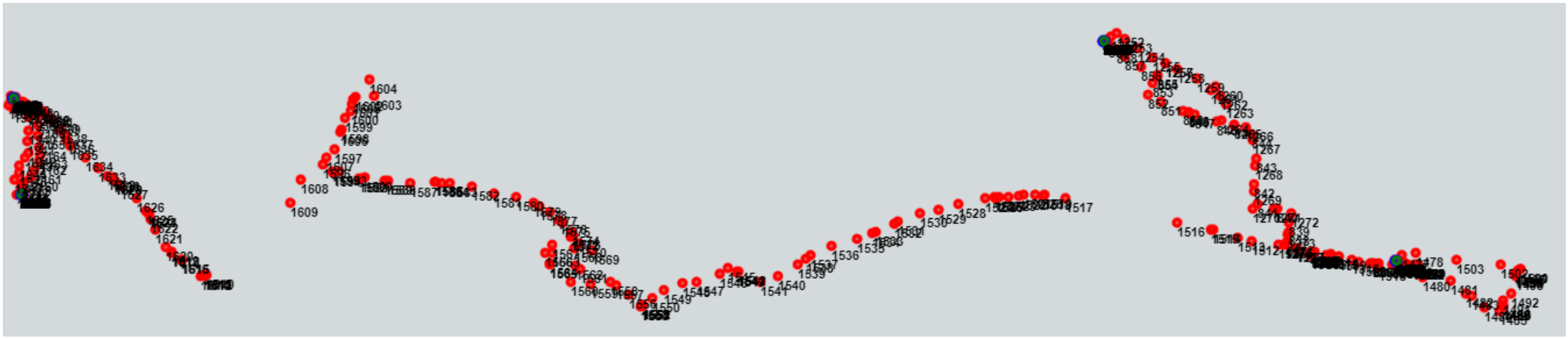
Μετά το καθάρισμα τα ακατέργαστα δεδομένα είναι κατάλληλα για την εκκίνηση της διαδικασίας επεξεργασίας με το επόμενο βήμα να είναι ο εντοπισμός των βασικών τοποθεσιών που επισκέφτηκε ο χρήστης κατά την ημέρας ανάλυσης (*Key Locations - KL*). Για τον εντοπισμό των *KL* χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος *DBSCAN* (Ester et al., 1996) με τις παρακάτω παραμέτρους:

- *EPSILON* = 50, σε μέτρα

- *MIN_SAMPLES* = 60, ανά cluster

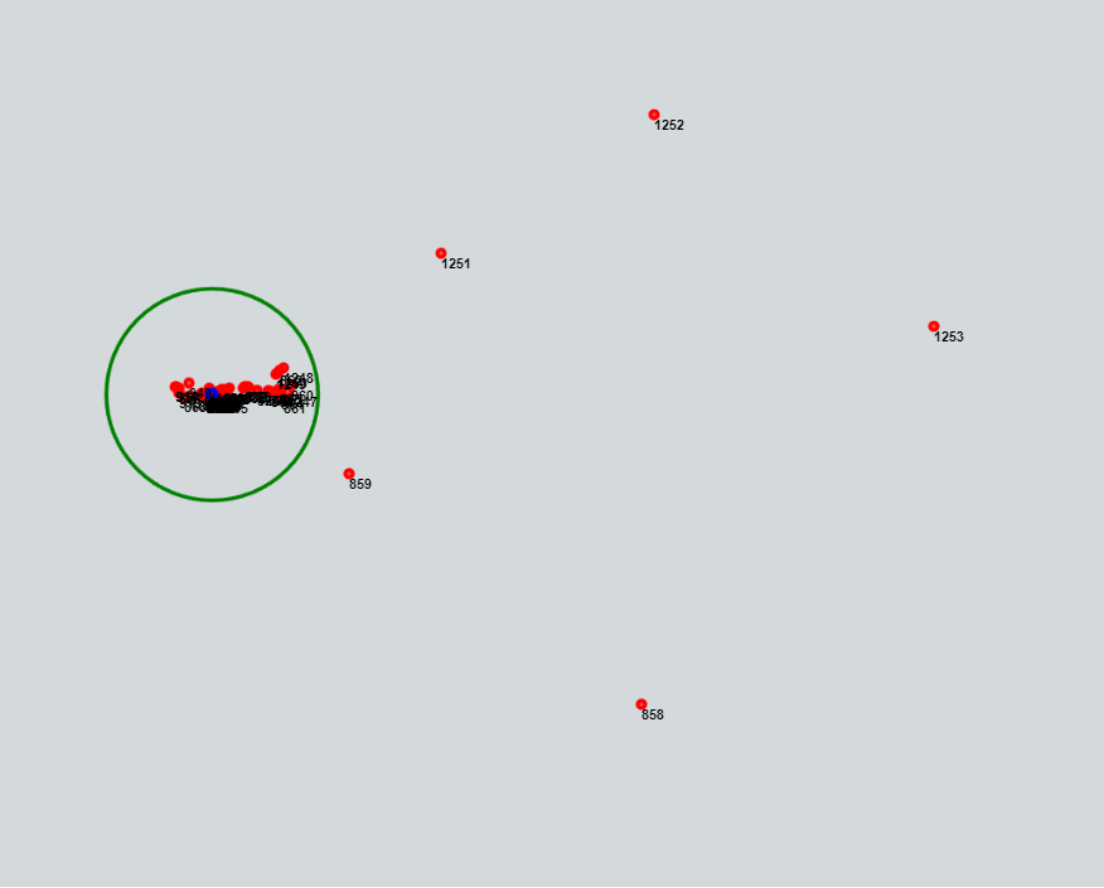
Με βάση τις παραμέτρους γίνεται κατανοητό ότι ο αλγόριθμος ομαδοποιεί σημεία GPS σε απόσταση 50 μέτρων μεταξύ τους με τουλάχιστον 60 δείγματα για να σχηματίσει τα *KL*s. Οι παράμετροι αυτοί είναι αποτέλεσμα δοκιμών τόσο σε δεδομένα από άλλες έρευνες όσο και σε πραγματικά GPS δεδομένα τα οποία έχουν συλλεχθεί από την εφαρμογή **LogMyself**. Αφού βρεθούν τα *KL*s το επόμενο βήμα είναι να βρεθεί η τοποθεσία που αφορά την βασική οικεία του χρήστη, με τύπο *HOME*. Αυτό είναι ένα πολύ σημαντικό στοιχείο της ανάλυσης καθώς θα επιτρέψει στα επόμενα βήματα της επεξεργασίας να γνωρίζουν ποια ήταν η αφετηρία των κινήσεων του χρήστη. Επίσης, μην ξεχνάμε ότι και από μόνη της η τοποθεσία με τύπο *HOME* μπορεί να δώσει πολλές σημαντικές μετρικές, όπως για παράδειγμα ο χρόνος παραμονής στο σπίτι. Η τοποθεσία εντοπίζεται με βάση τα γεγονότα GPS που έχουν χρονοσφραγίδα εμφάνισης μεταξύ 22:00 και 06:00 το πρωί. Ουσιαστικά το *KL* το οποίο φαίνεται να έχει το μεγαλύτερο ποσοστό των δειγμάτων του στο εύρος αυτό ορίζεται ως το *KL* με τύπο *HOME*, και όλα τα υπόλοιπα με τύπο *NOT_IDENTIFIED*. Στην συγκεκριμένη έκδοση του συστήματος δεν εντοπίζονται διαφορετικού τύπου τοποθεσίες.

Στην Εικόνα 65 βλέπουμε τα πραγματικά ακατέργαστα δεδομένα τα οποία έχει παράξει ένας χρήστης για μια συγκεκριμένη ημέρα μέσω της εφαρμογής **LogMyself**. Τα δεδομένα δεν φαίνονται σε μορφή πραγματικού χάρτη λόγω προστασίας των προσωπικών δεδομένων. Μπορούμε να διακρίνουμε στην εικόνα με πράσινους-μπλε κύκλους τα τέσσερα *KL*s που εντοπίστηκαν από την επεξεργασία.



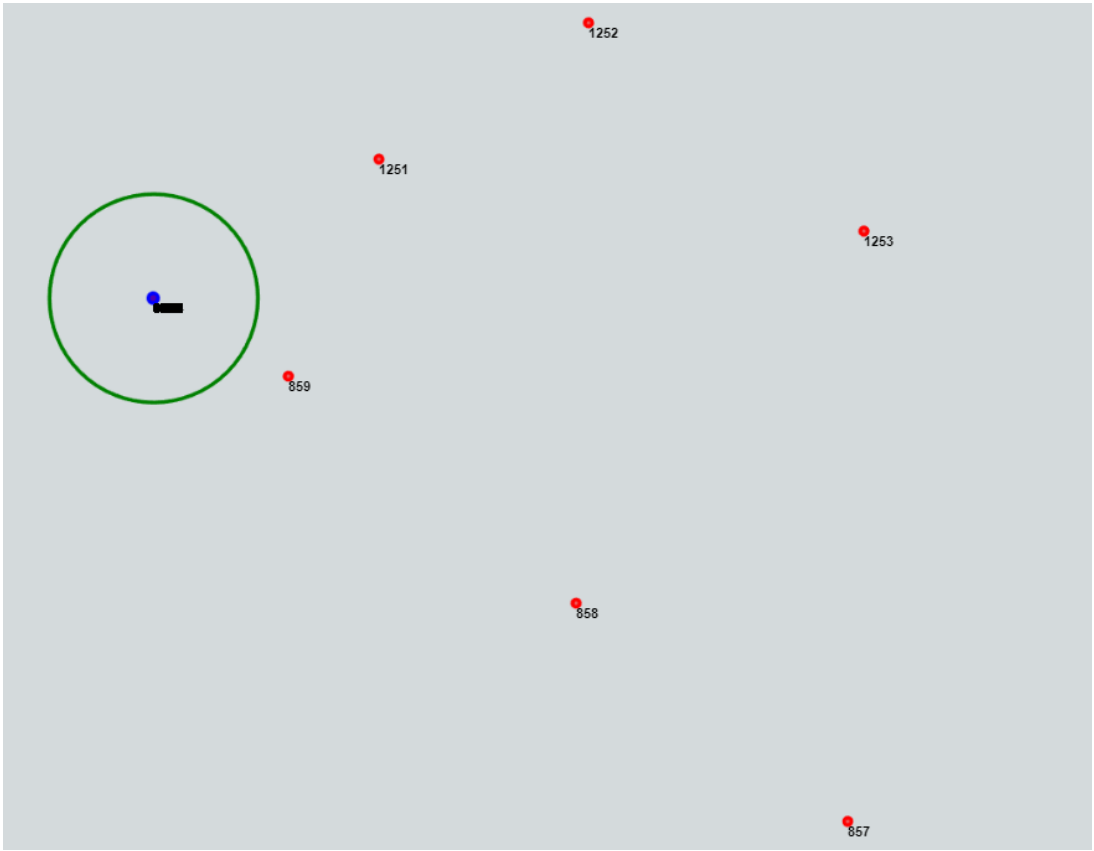
Εικόνα 65 Ακατέργαστα δεδομένα τοποθεσίας. Με τους πράσινους-μπλε κύκλους διακρίνονται οι τέσσερις σημαντικές τοποθεσίες (Key locations - KL).

Το επόμενο βήμα είναι να φτιαχτεί το ολοκληρωμένο μονοπάτι που ο χρήστης ακολούθησε καθ' όλη την ημέρα. Αυτό είναι ένα σημαντικό βήμα καθώς σε αυτό το σημείο τα δεδομένα GPS εμφανίζουν αρκετό «θόρυβο» κοντά στα *KL*. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι οι περισσότερες τοποθεσίες που ένας χρήσης θα βρεθεί και στη συνέχεια το σύστημα θα τις ορίσει ως *KL*s είναι κυρίως μέσα σε εσωτερικούς χώρους (π.χ. κτήρια). Οι τοποθεσίες αυτές δημιουργούνε παρεμβολές στον αισθητήρα της συσκευής και πολλές φορές εμφανίζεται μεγάλος αριθμός γεγονότων GPS πολύ κοντά στην τοποθεσία αυτή με διαφορετικές κατευθύνσεις. Η απόσταση που έχουν αυτά τα δεδομένα θορύβου είναι λιγότερη από 10 έως 20 μέτρα και όταν το σύστημα θα πρέπει να κατανοήσει και υπολογίσει τις τελικές μετρικές θα πρέπει το συνολικό μονοπάτι που έχει ακολουθηθεί να είναι «καθαρό». Στην Εικόνα 66 βλέπουμε ένα *KL* με μπλε κύκλο να αποτελεί την συντεταγμένη του πάνω στον χάρτη η οποία υπολογίστηκε με χρήση του *DBSCAN*. Σε κοντινή απόσταση από αυτό διακρίνονται πολλά και χωρίς δομή δεδομένα GPS τα οποία θα πρέπει να τροποποιηθούν κατάλληλα με σκοπό να παραμείνει μόνο η συντεταγμένη που υπολογίστηκε από τον αλγόριθμο.



Εικόνα 66 Εικόνα μιας τοποθεσίας μετά από τον ορισμό ως KL. Με μπλε διακρίνονται οι συντεταγμένες της πάνω στον χάρτη και με κόκκινο ο θόρυβος που δημιουργείται από τα πολύ κοντινά με αυτό στίγματα GPS.

Η κατασκευή του μονοπατιού περιλαμβάνει την αντικατάσταση των συντεταγμένων όλων των γεγονότων GPS τα οποία είναι πολύ κοντά σε ένα *KL*, και άρα αποτελούν θόρυβο με τις συντεταγμένες της βασικής τοποθεσίας στην οποία ανήκουν. Η απόσταση η οποία χρησιμοποιείται για τον ορισμό ενός στίγματος ως θόρυβο είναι η ίδια που χρησιμοποιήθηκε και στον αλγόριθμό *DBSCAN* κατά τον αρχικό υπολογισμό των *KL*s (παράμετρος *EPSILON*). Πολύ σημαντικό είναι να σημειωθεί ότι δεν πρέπει να διαγραφούν αυτά τα γεγονότα καθώς εάν διαγραφούν θα χαθούν πολύτιμες πληροφορίες που αφορούν τα χαρακτηριστικά παραμονής του χρήστη σε αυτήν την τοποθεσία, όπως για παράδειγμα ο συνολικός χρόνος παραμονής. Οπότε μετά την επεξεργασία κάθε *KL* θα φαίνεται να μην έχει καθόλου θόρυβο, όπως στην Εικόνα 67.

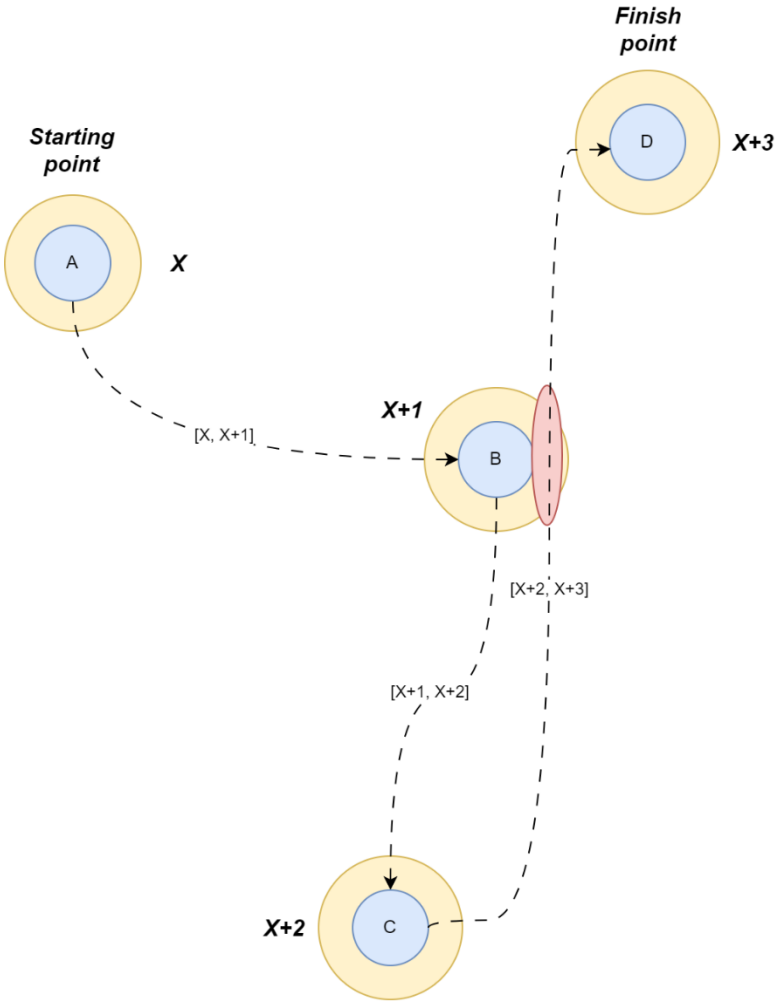


Εικόνα 67 Εικόνα ενός KL μετά την κατασκευή του μονοπατιού που ακολούθησε ο χρήστης. Βλέπουμε ότι σε σχέση με την Εικόνα 66 ο θόρυβος έχει εξαφανιστεί.

Το αποτέλεσμα αυτής της διαδικασίας είναι η εξομάλυνση των δεδομένων η οποία διευκολύνει την διαδικασία σχηματισμού της πλήρης διαδρομής και την εξαγωγή των πληροφοριών τοποθεσίας.

Προχωράμε στο επόμενο βήμα το οποίο είναι ένα βήμα διόρθωσης και περιλαμβάνει την διόρθωση λαθών κατά την αναγνώριση των *KL*s. Το πρόβλημα αφορά την αδυναμία του *DBSCAN* να λάβει υπόψιν τον χρόνο που έλαβαν χώρα τα γεγονότα σε ένα cluster κατά την

κατηγοριοποίηση. Ένα σενάριο εμφάνισης του προβλήματος αυτού μπορεί να είναι όταν ο χρήστης δημιουργήσει δεδομένα πολύ κοντά σε μια τοποθεσία στην οποία είχε παραμείνει για μεγάλο χρονικό διάστημα στο παρελθόν. Τέτοιο σενάριο φαίνεται στην Εικόνα 68, στο οποίο ο χρήστης ξεκίνησε από το σημείο A την χρονική στιγμή X και την χρονική στιγμή X+1 έφτασε στην τοποθεσία B, μετά κατευθύνθηκε προς την τοποθεσία C και έφτασε σε αυτήν την χρονική στιγμή X+2 και τέλος από την C πήγε στην D την χρονική στιγμή X+3. Βλέπουμε στην εικόνα (κόκκινος κύκλος) ότι ο χρήστης στο ταξίδι του από την τοποθεσία C στην D πέρασε πολύ κοντά από την B, αυτό έχει σαν αποτέλεσμα ο *DBSCAN* να ορίσει τα γεγονότα GPS του κόκκινου κύκλου στο cluster του B. Αυτό επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τον υπολογισμό των μετρικών σε επόμενο επίπεδο και φυσικά χαλάει την σωστή ροή των γεγονότων GPS με αποτέλεσμα η πραγματική διαδρομή να αλλοιώνεται.

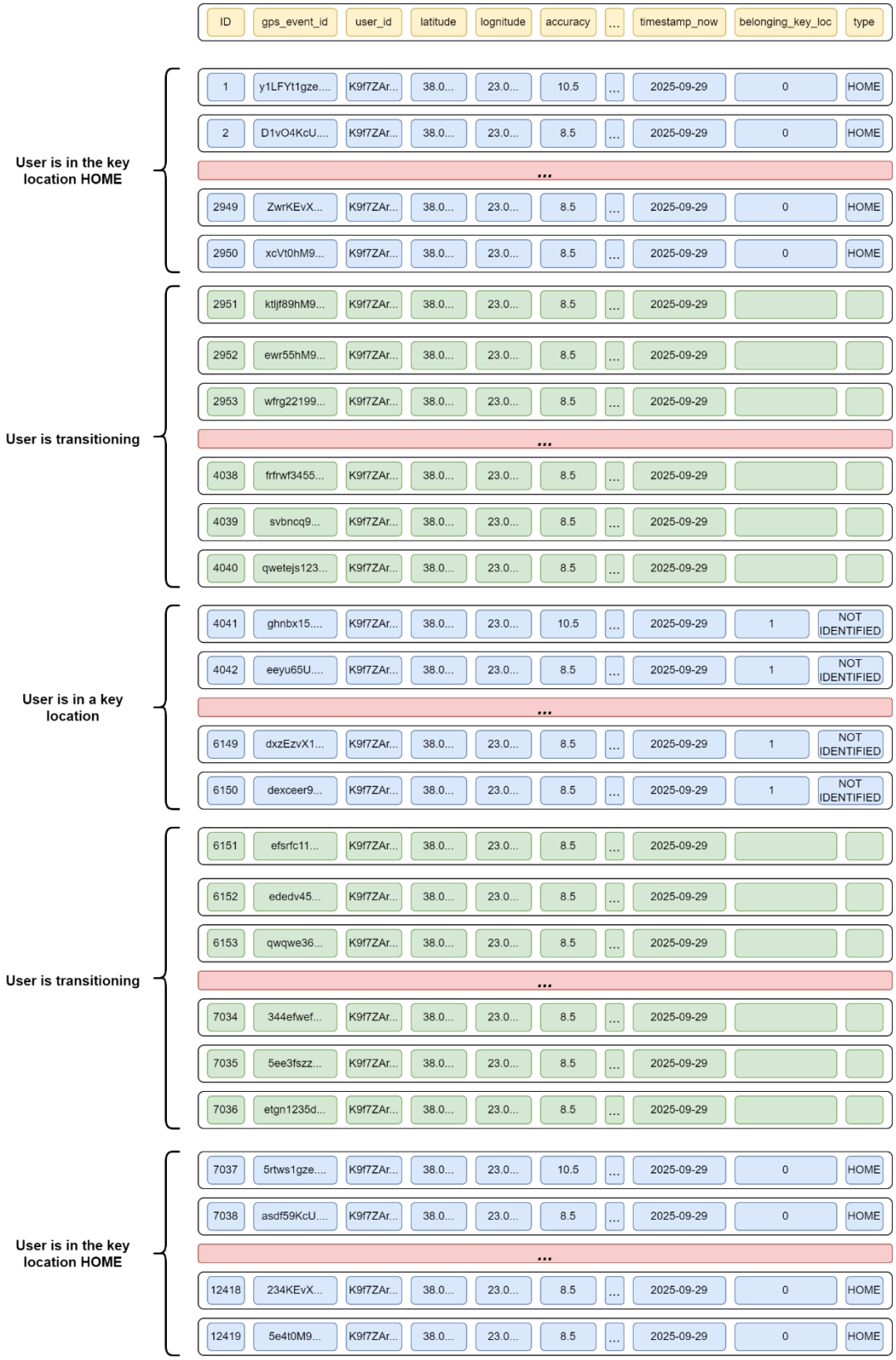


Εικόνα 68 Αναπαράσταση προβλήματος κατηγοριοποίησης των KL's. Ο χρήστης περνάει στο ταξίδι του από την τοποθεσία C στην D πολύ κοντά από την B, όμως ο αλγόριθμός DBSCAN δεν λαμβάνει υπόψιν τον χρόνο που τα γεγονότα εμφανίστηκαν με αποτέλεσμα τα γεγονότα του κόκκινου κύκλου να κατηγοριοποιηθούν λανθασμένα στον B.

Για να λυθεί το πρόβλημα αυτό το σύστημα εντοπίζει τα γεγονότα GPS τα οποία έχουν κατηγοριοποιηθεί λανθασμένα σε κάποιο cluster υπολογίζοντας την διάρκειά τους. Αν είναι μικρότερη των 30 λεπτών τότε αυτά δεν διαγράφοντα απλά ορίζονται στο να μην ανήκουν σε κανένα *KL*.

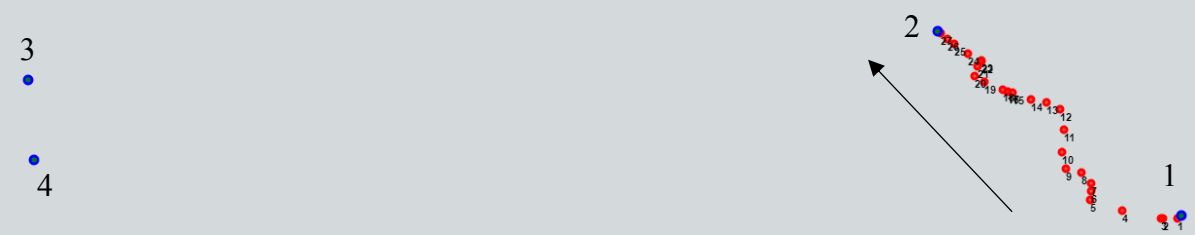
Σε αυτό το σημείο τα *KLs* είναι πλήρως ορισμένα στα δεδομένα τοποθεσίας και πλέον είναι σε θέση να εκφραστούν οποιεσδήποτε μετρικές χρειάζεται για να περιγραφεί η κινητικότητα του χρήστη. Το επόμενο βήμα λοιπόν, είναι ο υπολογισμός των βασικών πληροφοριών των *KLs*, με αυτό να περιλαμβάνει δεδομένα σχετικά με το *ID* του cluster που ανήκει, το γεωγραφικό του πλάτος και μήκος, το χρόνο που ο χρήστης πέρασε σε αυτό, το συνολικό αριθμό των GPS γεγονότων που περιλαμβάνει το *KL* και τέλος τον τύπο του.

Για να γινεί πιο κατανοητή η μορφή που έχουν τα δεδομένα τοποθεσίας παρατίθεται η Εικόνα 69 η οποία οπτικοποιεί την μορφή των δεδομένων σε αυτό το σημείο της ανάλυσης. Τα δεδομένα της ανάλυσης ως αυτό το βήμα, τα οποία εμπεριέχονται σε ένα Dataframe βλέπουμε πως πλέον δηλώνουν ποια γεγονότα GPS ανήκουν σε πιο cluster και *KL* σε χρονική σειρά. Αυτό από μόνο του μπορεί να προσδώσει μεγάλο αριθμό μετρικών όπως επίσης και ποια γεγονότα GPS δεν ανήκουν σε κάποιο cluster και ως επακόλουθο δηλώνουν την κινητικότητα του χρήστη μέσα στην ημέρα ανάλυσης.

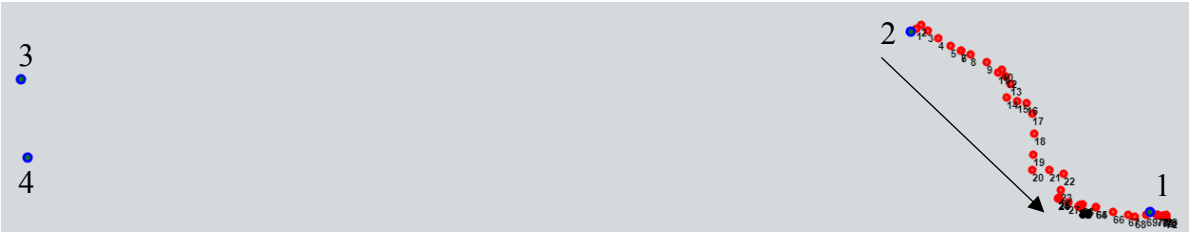


Εικόνα 69 Μορφή των δεδομένων GPS μετά από ανάλυση των ακατέργαστων δεδομένων. Πλέον τα δεδομένα έχουν αποκτήσει νόημα καθώς είναι αντιληπτό ποια δεδομένα ανήκουν σε ποιο KL και ποια δεδομένα αφορούν κάποιο transition.

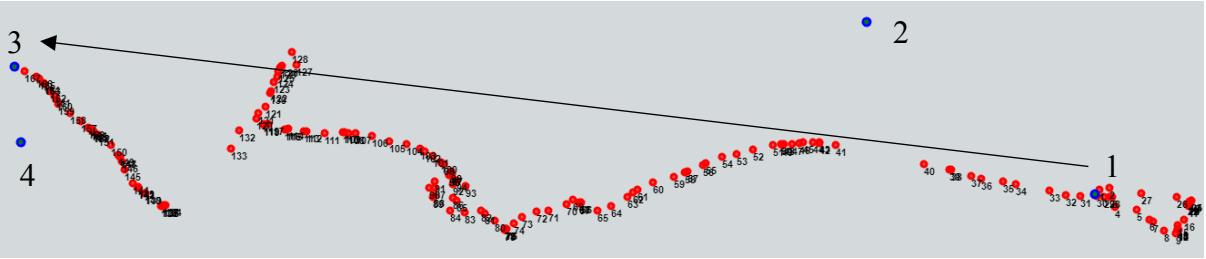
Το επόμενο βήμα είναι ο υπολογισμός των μεταβάσεων που πραγματοποίησε ο χρήστης με αυτές να αφορούν μετακινήσεις μεταξύ των *KLs*. Ο υπολογισμός γίνεται με κατάλληλη χρονική αναγνώριση των clusters που επισκέφθηκε ο χρήστης κατά το ταξίδι του από την χρονική στιγμή που έφτασε σε ένα *KL* μέχρι την στιγμή που επισκέφτηκε το επόμενο (δες Εικόνα 69). Πιο συγκεκριμένα, το μόνο που χρειάζεται είναι να βρεθούν τα GPS γεγονότα που δεν έχουν κατηγοριοποιηθεί σε κάποιο cluster και *KL*. Για την διαδρομή που περιγράφει η Εικόνα 65, παρατίθενται παρακάτω οι 5 μεταβάσεις που εντοπίστηκαν.



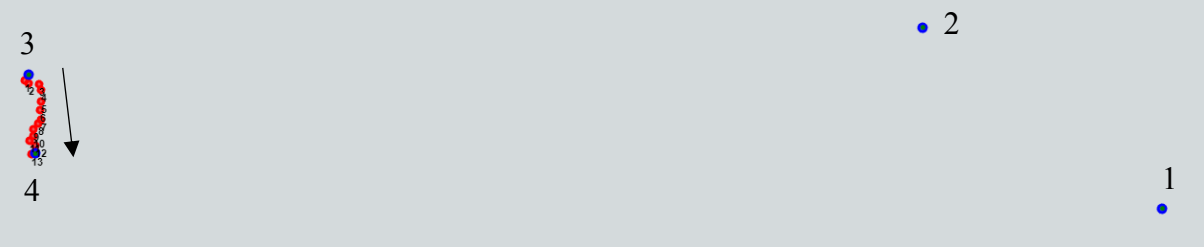
Εικόνα 70 Πρώτη μετάβαση από Εικόνα 65. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη.



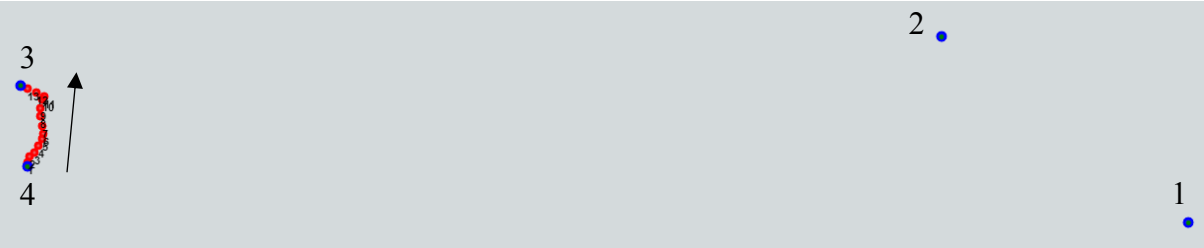
Εικόνα 71 Δεύτερη μετάβαση από Εικόνα 65. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη.



Εικόνα 72 Τρίτη μετάβαση από Εικόνα 65. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη.



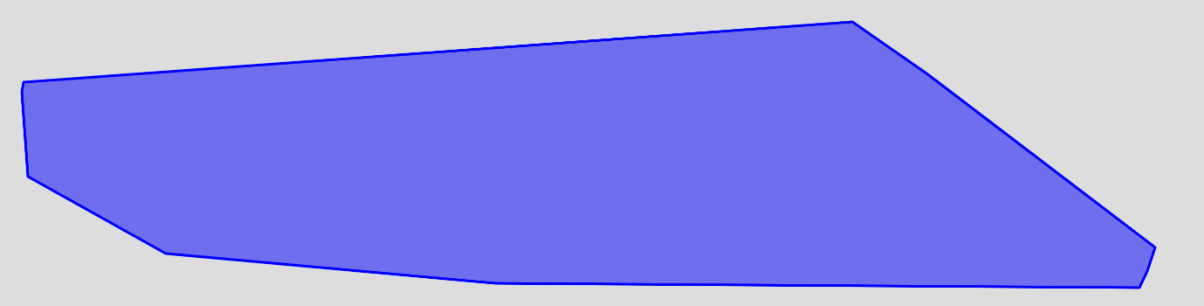
Εικόνα 73 Τέταρτη μετάβαση από Εικόνα 65. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη.



Εικόνα 74 Πέμπτη μετάβαση από Εικόνα 65. Το βέλος δείχνει την κατεύθυνση του χρήστη.

Στο συγκεκριμένο παράδειγμα βλέπουμε ότι ο χρήστης δεν επέστρεψε πίσω στο *KL* με τύπο *HOME*, αυτό οφείλεται σε πολλούς λόγους όπως για παράδειγμα αλλαγές στην συμπεριφορά του ή το γεγονός ότι επέστρεψε την επόμενη ημέρα. Τέτοιες καταστάσεις δεν επηρεάζουν την ανάλυση καθώς το σύστημα τις χειρίζεται κατάλληλα. Τέλος τα δεδομένα τα οποία υπολογίζονται για τις μεταβάσεις είναι το *ID* του cluster από όπου ξεκίνησε και τελείωσε μια μετάβαση (*key_loc_start_id* και *key_loc_end_id*), η χρονική στιγμή που η μετάβαση ξεκίνησε και τελείωσε (*transition_cluster_start_time* και *transition_cluster_end_time*), οι συντεταγμένες του πρώτου και τελευταίου σημείου από όπου ξεκίνησε και τελείωσε μια μετάβαση (*trans_cluster_start_latitude*, *trans_cluster_start_longitude* και *trans_cluster_end_latitude*, *trans_cluster_end_longitude*), ο συνολικός χρόνος που ο χρήστης έκανε αυτή την μετάβαση (*time_spend_seconds*), την πραγματική συνολική απόσταση σε χιλιόμετρα την οποία κάλυψε το χρήστης στην μετάβαση (*total_distance_km*) και τέλος το συμπληρωματικό δεδομένο του συνολικού αριθμού των GPS γεγονότων που συμπεριλαμβάνονται σε αυτήν την μετάβαση (*num_of_GPS_events*).

Συνολικά λοιπόν, σε αυτό το σημείο έχουμε ένα σύνολο από κατάλληλα επεξεργασμένα δεδομένα τοποθεσίας τα οποία αντικειμενικά είναι έτοιμα για οποιοδήποτε υπολογισμό χρειάζεται να γίνει για να εκφραστεί η κινητικότητα ενός χρήστη. Οι περισσότερες μετρικές μπορούν αυτούσια να υπολογιστούν από τα επεξεργασμένα δεδομένα τοποθεσίας, όμως κάποιες μετρικές χρειάζονται λίγο παραπάνω επεξεργασία. Η πρώτη αφορά τον υπολογισμό του κυρτού περιβλήματος (convex hull) που ο χρήστης δημιούργησε συνολικά στην ημέρα μέσω της κινητικότητας του. Παρακάτω βλέπουμε το κυρτό περίβλημα που δημιούργησε ο χρήστης με βάση την κινητικότητα που εμφάνισε η Εικόνα 65.



Εικόνα 75 Κυρτό περίβλημα κινητικότητας από Εικόνα 65.

Ο υπολογισμός του περιλαμβάνει τον έλεγχο για το αν υπάρχουν τουλάχιστον 3 *KLs*, και στην συνέχεια απαιτείται η μετατροπή των συντεταγμένων σε UTM μορφή (Universal Transverse Mercator) για πιο σωστούς υπολογισμούς της απόστασης καθώς η μορφή αυτή χρησιμοποιεί μέτρα ως μονάδες, καθιστώντας τους υπολογισμούς εμβαδού/περιμέτρου πιο ακριβείς. Επίσης αυτοματοποιημένα υπολογίζεται η σωστή UTM ζώνη με τη βοήθεια του μέσου γεωγραφικού μήκους της συνολικής διαδρομής. Πραγματοποιείται έλεγχος της χωρικής ποικιλότητας των δεδομένων μέσω του υπολογισμού του εύρους των συντεταγμένων x και y, ενώ εάν όλα τα σημεία βρίσκονται εντός ακτίνας 10 μέτρων, θεωρούνται ως μία ενιαία τοποθεσία. Αυτό αποτρέπει τα μαθηματικά σφάλματα όταν τα σημεία είναι πολύ ομαδοποιημένα. Αφαιρεί πανομοιότυπα ζεύγη συντεταγμένων για την αποφυγή προβλημάτων συγγραμμικότητας διασφαλίζοντας ότι υπάρχουν αρκετά μοναδικά σημεία για τον υπολογισμό του κυρτού περιβλήματος. Για τον υπολογισμό του περιβλήματος χρησιμοποιείται ο αλγόριθμος *ConvexHull* της *Scipy* βιβλιοθήκης με σκοπό να βρει τις κορυφές που σχηματίζουν το εξωτερικό όριο (περίμετρο). Οι σημαντικές μετρικές αφορούν κυρίως το εμβαδόν που υπολογίζεται απευθείας από το περίβλημα (σε τετραγωνικά μέτρα) και την περίμετρο που είναι το άθροισμα των Ευκλείδειων αποστάσεων μεταξύ διαδοχικών κορυφών του περιβλήματος.

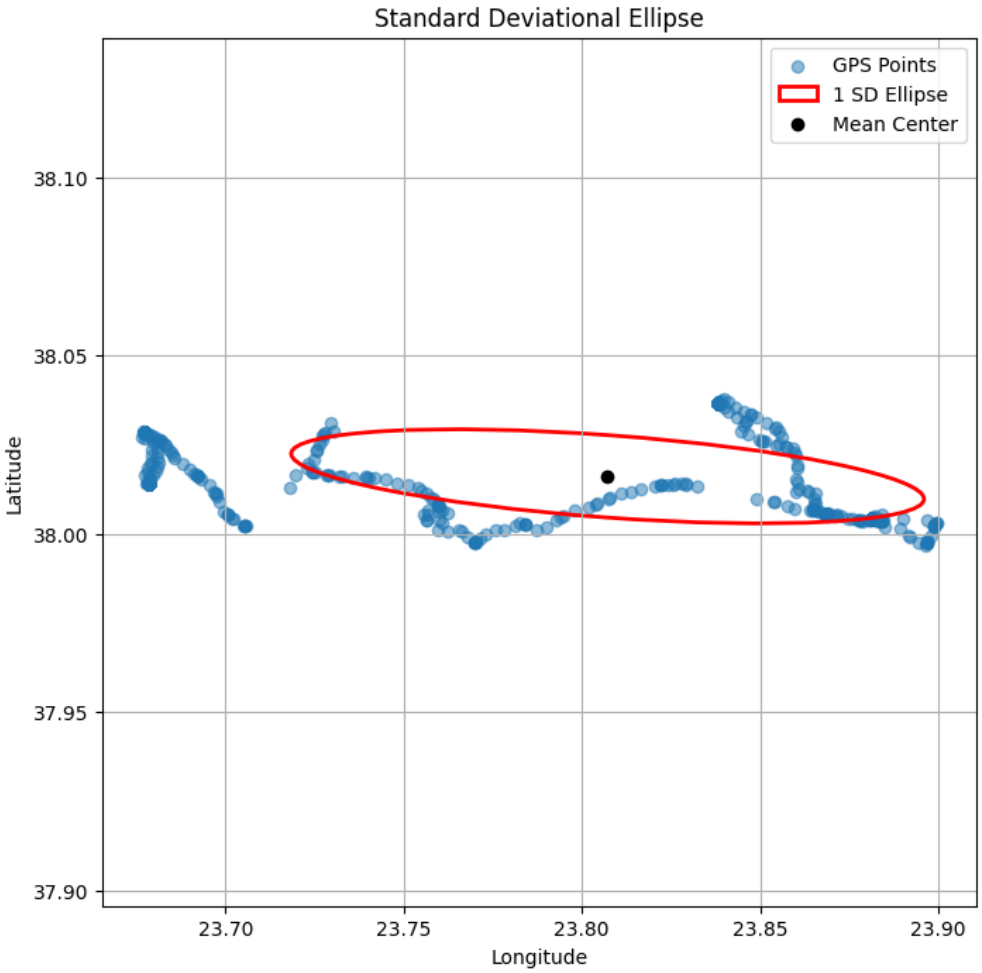
Η επόμενη μετρική μας δίνει μια εικόνα για το πόσο απλωμένα ή όχι είναι η κινητικότητα του χρήστη και έχει όνομα, *βαρυκεντρική συμπαγότητα* (gravimetric compactness). Ο μαθηματικός τύπος είναι ο ακόλουθος:

$$K = \frac{Perimeter}{2 \times \sqrt{\pi \times Area}}$$

Πρακτικά η μετρική αυτή συγκρίνει το πραγματικό σχήμα της περιοχής κίνησης ενός ατόμου με έναν τέλειο κύκλο, όταν $K = 1.0$ τότε έχουμε τέλειο κύκλο που υποδεικνύει πολύ τακτική, κεντρική κίνηση γύρω από ένα εστιακό σημείο, συνηθώς δηλώνει κινητικότητα ρουτίνας γύρω από την τοποθεσία *HOME*. Αν $K > 1.0$ τότε το σχήμα γίνεται πιο επίμηκες ή ακανόνιστο και μπορεί να σημαίνει ότι οι κινήσεις του σχηματίζουν ένα σχεδόν κυκλικό μοτίβο

υποδεικνύοντας πολύ τακτική, κεντρική κίνηση γύρω από ένα *KL*. Αν τώρα δεν υπάρχει κινητικότητα και ο χρήστης παρέμεινε σε μια μόνο τοποθεσία καθ' όλη την ημέρα τότε *K* = 0.0. Συνολικά λοιπόν, χαμηλή συμπύκνωση (πιο κοντά στο 1.0), το άτομο τείνει να κινείται σε κυκλικά μοτίβα γύρω από κεντρικές τοποθεσίες (σπίτι, εργασία κ.λπ.). Αντίθετα, υψηλή συμπύκνωση (τιμή πολύ μεγαλύτερη από 1.0), το άτομο ταξιδεύει σε πιο γραμμικές διαδρομές ή έχει ακανόνιστα μοτίβα κίνησης. Για την κινητικότητα του χρήστη με βάση το μονοπάτι της Εικόνα 65 το *K* είναι 1.482439.

Η επόμενη μετρική είναι ο υπολογισμός της *έλλειψης της τυπικής απόκλισης* (*Standard Deviational Ellipse, SDE*) που εμφάνισε ο χρήστης και μας δίνει μια εικόνα για την κατευθυντική εξάπλωση των κινήσεων ενός ατόμου γύρω από το κεντρικό σημείο (mean) κινητικότητάς του. Δηλαδή απαντά στα ερωτήματα σχετικά με το πού κινείται περισσότερο το άτομο (κεντρικό σημείο) αλλά και πώς κινείται (κατεύθυνση και εξάπλωση). Ο υπολογισμός περιλαμβάνει τον μετασχηματισμό των συντεταγμένων από το σύστημα GPS σε UTM και στη συνέχεια τον προσδιορισμό του κέντρου, μέσω του μέσου όρου όλων των σημείων. Πραγματοποιείται *Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών* (*PCA*) για τον προσδιορισμό των κατευθύνσεων μέγιστης διακύμανσης στα δεδομένα. Στη συνέχεια, υπολογίζεται η τυπική απόκλιση που αντιστοιχεί στην εξάπλωση κατά μήκος κάθε κύριου άξονα και, τέλος, προκύπτουν το πλάτος, το ύψος, η γωνία και η επιφάνεια της έλλειψης. Γενικά, κυκλικό *SDE* δηλώνει ότι το άτομο κινείται ομοιόμορφα προς όλες τις κατευθύνσεις, *επιμήκης* SDE δηλώνει ότι το άτομο έχει κατευθυντικά μοτίβα κίνησης (π.χ. διαδρομή μετακίνησης), μικρή περιοχή περιορισμένα μοτίβα κίνησης, μεγάλη περιοχή κίνηση ευρείας εμβέλειας και τέλος κίνηση σε γωνία υποδεικνύει προτιμώμενη κατεύθυνση κίνησης. Μερικές φορές προκαλείται σύγχυση μεταξύ του *convex hull* και του *SDE*, παρόλα αυτά διαφέρουν σε μεγάλο βαθμό. Συγκεκριμένα το πρώτο δείχνει το συνολικό όριο κίνησης (100% των σημείων) ενώ το *SDE* δείχνει το μοτίβο κατανομής (συνήθως ~68% των σημείων για 1 τυπική απόκλιση), η περιοχή *SDE* είναι συνήθως μικρότερη από την περιοχή του convex hull και το *SDE* παρέχει πληροφορίες κατεύθυνσης σε αντίθεση με το convex hull.



Εικόνα 76 SDE του χρήστη από Εικόνα 65 (width: 0.1780202546531834, height: 0.023084400162889436, angle: -4.161520908593277).

Στη συνέχεια υπολογίζονται οι μετρικές σχετικά με την μεγαλύτερη απόσταση που έφτασε ο χρήστης στην ημέρα ανάλυσης (*max distance from home*), μαζί με πληροφορίες για την χρονική στιγμή που έγινε αυτό και τις συντεταγμένες του σημείου. Υπολογίζεται η μετρική σχετικά με την εντροπία του χρόνου που πέρασε ο χρήστης στα διάφορα *KLs* με υψηλότερη εντροπία να σηματοδοτεί περισσότερο χρόνο ισάξια μοιρασμένο και περισσότερες μοναδικές τοποθεσίες. Τέλος, υπολογίζεται και μετρική σχετικά με το διάστημα χρόνου που ο χρήστης φάνηκε να είναι πιο ενεργός, συγκεκριμένα έχουμε τιμή 1 για πρωί, 2 για ουδέτερο και 3 για βράδυ. Μια ημέρα κωδικοποιείται ως 1 (πρωινή ημέρα) εάν πρωινές δραστηριότητες > βραδινές δραστηριότητες, ως 3 (βραδινή ημέρα) εάν βραδινές δραστηριότητες > πρωινές δραστηριότητες, 2 (ουδέτερη ημέρα) σε όλες τις άλλες περιπτώσεις. Όλες οι άλλες μετρικές όπως αναφέρθηκε προηγουμένως υπολογίζονται αυτούσια από τα επεξεργασμένα δεδομένα τοποθεσίας.

Τέλος, όπως αναφέρθηκε στο Κεφάλαιο 1 οι μετρικές κίνησης που συλλέγονται και υπολογίζονται με βάση το πλαίσιο *Fillekes* (Fillekes et al., 2019) το οποίο προτείνει ένα

ολοκληρωμένο πλαίσιο για την κατηγοριοποίηση δεικτών που βασίζονται σε GPS, οι οποίοι αντικατοπτρίζουν την πολυδιάστατη φύση της καθημερινής κινητικότητας, ιδιαίτερα για εφαρμογές στην έρευνα για την υγεία και τη γήρανση. Το πλαίσιο δεν έχει σχεδιαστεί συγκεκριμένα για άτομα με γνωστική εξασθένιση παρόλα αυτά βασικός στόχος της ανάλυσης των δεδομένων GPS είναι η εξαγωγή χρήσιμων δεικτών που θα επιτρέψουν την έγκαιρη ανίχνευση αλλαγών στην κινητικότητα, οι οποίες ενδέχεται να συνδέονται με γνωστική εξασθένιση και συνακόλουθες μεταβολές στην καθημερινή λειτουργικότητα. Οι μετρικές που ορίζει το πλαίσιο συνοψίζονται στο Κεφάλαιο 3 (Πίνακας 3).

7.3 Τελική Απόφαση Γνωστικής Κατάστασης

Το σύστημα πρέπει με βάση τα δεδομένα τα οποία έχει συλλέξει και αναλύσει να πάρει μια τελική απόφαση για την γνωστική κατάσταση του χρήστη για την ημέρα ανάλυσης. Γενικά για να παρθεί μια τελική απόφαση για την γνωστική κατάσταση ενός χρήστη πρέπει πρώτα το σύστημα να τον έχει «μάθει». Στην συγκεκριμένη έκδοση πρέπει να έχουν περάσει 15 ημέρες τουλάχιστον και να έχουν παραχθεί αρκετά δεδομένα ώστε το σύστημα να είναι σε θέση να υπολογίσει της τιμές που περιγράφουν τον χρήστη, αυτές ονομάζονται *τιμές βάσης* (*baseline values*) και είναι το βασικό στοιχείο για την τελική απόφαση και σκορ.

7.3.1 Τιμές βάσης – Baseline values

Το σύστημα κάθε 15 ημέρες υπολογίζει κάποιες τιμές βάσεις οι οποίες περιγράφουν την συμπεριφορά του χρήστη στο διάστημα αυτό. Βασικός κανόνας για τον υπολογισμό των τιμών αυτών είναι να έχουν περάσει 15 ημέρες από τον προηγούμενο υπολογισμό τιμών βάσης αλλά και επίσης ο χρήστης να έχει παράξει ικανοποιητικό αριθμό δεδομένων. Αν δεν ικανοποιείται το δεύτερο τότε απλά το σύστημα θα συνεχίσει να ελέγχει κάθε ημέρα, μέχρι να ικανοποιηθεί η απαίτηση. Οι τιμές επιτρέπουν στο σύστημα να προσαρμόζεται στις αλλαγές της κατάστασης του χρήστη για τα δεδομένα πληκτρολόγησης και συμπεριφοράς. Αυτό είναι πολύ σημαντικό χαρακτηριστικό γιατί η γνωστική κατάσταση είναι μεταβλητός παράγοντας με την πάροδο του χρόνου και φυσικά διαφέρει σε κάθε άτομο.

Σε αυτή την έκδοση του συστήματος οι τιμές βάσεις υπολογίζονται για όλες τις μετρικές πληκτρολόγησης αλλά όχι για όλες τις μετρικές συμπεριφοράς. Ο Πίνακας 13 περιλαμβάνει τις μετρικές συστήματος για τις οποίες πραγματοποιείται ο υπολογισμός.

Κατηγορία Ανάλυσης	**Όνομα Μετρικής**	**Όνομα τιμής-βάσης στο σύστημα[10]**
Δεδομένα Πληκτρολόγησης	Pressure Intensity (PR)	PRESSURE_INTENSITY
	Effort to Output Ratio (ETO)	EFFORT_TO_OUTPUT_RATIO
	Typing Rhythm Stability (TRS)	TYPING_RHYTHM_STABILITY
	Cognitive Processing Index (CPI)	COGNITIVE_PROCESSING_INDEX

[10] Όπως αναγράφεται στον κώδικα του διακομιστή ανάλυσης και στην βάση δεδομένων.

	Pause to Production Ratio (PPR)	PAUSE_TO_PRODUCTION_RATIO
	Correction Efficiency (CE)	CORRECTION_EFFICIENCY
	Net Production Rate (NPR)	NET_PRODUCTION_RATE
	Cognitive Processing Efficiency (CPE)	COGNITIVE_PROCESSING_EFFICIENCY
Ανάλυση Συμπεριφοράς Ύπνου	SQS	SQS
	Sleep start time	*SLEEP_START_TIME*
	Sleep end time	*SLEEP_END_TIME*
Ανάλυση Συμπεριφοράς Αλληλεπίδρασης με την Συσκευή	Total low light time	LOW_LIGHT_TIME
	Total screen time	SCREEN_TIME
	Total device drops	DEVICE_DROP_EVENTS
Ανάλυση Συμπεριφοράς Δραστηριοτήτων	Daily active minutes	ACTIVE_MINUTES
Ανάλυση Συμπεριφορά Κοινωνικής Συναναστροφής (μέσω κλήσεων)	Missed call ratio	MISSED_CALL_RATIO
	Average call duration	AVG_CALL_DURATION
	Total calls in a day	TOTAL_CALLS_IN_A_DAY
Ανάλυση Συμπεριφοράς Κινητικότητας	Total time spent in home	TIME_SPEND_IN_HOME
	Total time spent travelling	TIME_SPEND_TRAVELLING
	Total time spent out of home	TIME_SPEND_OUT_OF_HOME
	Total distance travelled	DISTANCE_TRAVELLED
	Average time spent in home locations	AVERAGE_TIME_SPEND_IN_LOCATIONS
	Number of unique locations	NUMBER_OF_UNIQUE_LOCATIONS
	Convex hull area	CONVEX_HULL_AREA
	SDE area	SDE_AREA_M2
	Max distance from home only the timestamp	MAX_DISTANCE_FROM_HOME_TIMESTAMP
	Entropy	ENTROPY

Πίνακας 13 Μετρικές συστήματος για τις οποίες γίνεται υπολογισμός των τιμών βάσης (baseline values).

Για κάθε μετρική του παραπάνω πίνακα ο υπολογισμός των τιμών βάσης περιλαμβάνει τον υπολογισμό της μέσης τιμής της μετρικής[11], την τυπική απόκλιση της τιμής, την διάμεση τιμή και την Μέση Απόλυτη Απόκλιση (Median Absolute Deviation - MAD) της. Αυτοί οι υπολογισμοί δίνουν την δυνατότητα στο σύστημα στην συνέχεια να υπολογίζει τις Z τιμές των μετρικών σε κάθε ημέρα ανάλυσης και ως επί το πλείστων να πάρει και την τελική απόφαση. Ο υπολογισμός των τιμών βάσης γίνεται στο τέλος μιας ανάλυσης δηλαδή μετά τον υπολογισμό των μετρικών πληκτρολόγησης και συμπεριφοράς της ημέρας. Το σύστημα κατάλληλα χειρίζεται καταστάσεις που οι τιμές βάσης δεν υπάρχουν και υπολογίζονται για πρώτη φορά και αντίστοιχα καταστάσεις που τιμές υπάρχουν ήδη στο σύστημα για τον χρήστη και δημιουργούνται καινούργιες.

Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 14) διακρίνεται ένα παράδειγμα των υπολογισμών σχετικά με την μετρική *Correction Efficiency* (*CE*). Βλέπουμε ότι για κάθε σύνοδο πληκτρολόγησης υπολογίζεται το Modified Z-Score, χρησιμοποιώντας τις τελευταίες τιμές των τιμών βάσης που είναι διαθέσιμες. Σε αυτήν την έκδοση του συστήματος χρησιμοποιούνται οι τιμές MAD και Median, παρόλα αυτά υπολογίζονται και οι τιμές συνολικής τυπικής απόκλισης και μέσης τιμής για λόγους ελέγχου συμπεριφοράς της ανάλυσης κατά την ανάπτυξη. Να σημειωθεί ότι σε κανονικές συνθήκες λαμβάνονται υπόψιν περισσότερα δεδομένα ικανοποιώντας κατάλληλα τις απαιτήσεις που περιεγράφηκαν παραπάνω. Στην επόμενη ενότητα δίνεται ο τύπος του Modified Z-Score αλλά και πως χρησιμοποιείται για την τελική απόφαση.

Session UID	Correction Efficiency	Modified Z-Score
8WaTrnhiO9R3X48uUsvt	0.870229008	0.046828684
JfRB5Se17iWmTTrlgHJp	0.864864865	-0.009452323
1BE1rzKrS0HulnGxQi6U	0.942857143	0.808848779
aNDUCtFEePDA7XFHyvRM	0.876404494	0.111622376
b6HmF4rJ1mbHRbtwUO8h	0.979591837	1.19427207
oMcoiqDzpzpkLZfRSL0I	0.866666667	0.009452323
htMeRaKNxIoNYslnUFCB	0.962962963	1.019800621
UOApiNLer1o5Ep3mCFGN	0.808823529	-0.597442413
kgKMAfre2iQwaCdABFhE	0.928571429	0.658961943
bKGNcFH17J7qAXryhIFW	0.782608696	-0.872490506
FMBAuQ7muKMTFUwxCdI7	0.718309859	-1.547118945

[11] Δεν χρησιμοποιείται στην τωρινή έκδοση του συστήματος, καθώς υπολογίζεται το Modified Z-Score.

iGJgpBQ16UAGb2UwgHjs	0.86	-0.060494867
UTLw1CQQMNmQPFP1HkdX	0.71875	-1.542500952
qpNm4A3bJRcZAycAPx29	0.8	-0.690019576
Baseline Mean	*0.855760035*	
Baseline Median	*0.865765766*	
Baseline STDev.P	*0.079685632*	
Baseline MAD	*0.064285714*	

Πίνακας 14 Παράδειγμα υπολογισμού τιμών βάσης και τιμών Z της μετρικής Correction Efficiency για 14 συνόδους πληκτρολόγησης .

Στα δεδομένα πληκτρολόγησης ο υπολογισμός των τιμών βάσης γίνεται με χρήση της πλατφόρμας *Supabase* και συγκεκριμένα της υπηρεσίας *Functions*. Συγκεκριμένα ορίζεται μια *RPC συνάρτηση* (Code 5) την οποία καλεί ο διακομιστής ανάλυσης με σκοπό να υπολογιστούν οι τιμές. Η συνάρτηση αυτή γράφεται σύμφωνα με το συντακτικό των PostgreSQL συναρτήσεων η οποία καλείται μέσω του *REST API* του *Supabase*. Αυτή υπολογίζει βασικές στατιστικές τιμές για κάθε χρήστη για ένα συγκεκριμένο χρονικό διάστημα. Αρχικά, φιλτράρει και συνενώνει δεδομένα πληκτρολόγησης (*typing sessions*) με διάφορους δείκτες γνωστικής απόδοσης, όπως *Cognitive Processing Efficiency*, *Correction Efficiency*, *Typing Rhythm Stability* κ.ά. Στη συνέχεια, υπολογίζει τις διάμεσες τιμές (*medians*) για κάθε δείκτη, τις απόλυτες αποκλίσεις (*absolute deviations*) από αυτές, και τελικά επιστρέφει – για κάθε δείκτη – μέσο όρο, τυπική απόκλιση (*STDDEV*), διάμεσο και Median Absolute Deviation (*MAD*).

Για τα δεδομένα συμπεριφοράς ο υπολογισμός των τιμών βάσης πραγματοποιείται για τις ίδιες στατιστικές τιμές αλλά με αυτόν να γίνεται «χειροκίνητα» από τον διακομιστή, καθώς είναι πιο περίπλοκος σε σχέση με τα δεδομένα πληκτρολόγησης με αποτέλεσμα μια RPC συνάρτηση να μην αποτελεί τον βέλτιστο τρόπο να υπολογιστούν.

```
 1. WITH FilteredAndJoinedData AS (
 2.     SELECT
 3.         ts.session_date,
 4.         cpe.value AS cpe_value,
 5.         cpi.value AS cpi_value,
 6.         ce.value AS ce_value,
 7.         eto.value AS eto_value,
 8.         npr.value AS npr_value,
 9.         ppr.value AS ppr_value,
10.         pi.value AS pi_value,
11.         trs.value AS trs_value
12.     FROM "Typing_Sessions" AS ts
13.         LEFT JOIN "Cognitive_Processing_Efficiency_Data" AS cpe ON cpe.session_uid =
ts.session_uid
14.     LEFT JOIN "Cognitive_Processing_Index_Data" AS cpi ON cpi.session_uid = ts.session_uid
```

```
15.     LEFT JOIN "Correction_Efficiency_Data" AS ce ON ce.session_uid = ts.session_uid
16.     LEFT JOIN "Effort_To_Output_Ratio_Data" AS eto ON eto.session_uid = ts.session_uid
17.     LEFT JOIN "Net_Production_Rate_Data" AS npr ON npr.session_uid = ts.session_uid
18.     LEFT JOIN "Pause_To_Production_Ratio_Data" AS ppr ON ppr.session_uid = ts.session_uid
19.     LEFT JOIN "Pressure_Intensity_Data" AS pi ON pi.session_uid = ts.session_uid
20.     LEFT JOIN "Typing_Rhythm_Stability_Data" AS trs ON trs.session_uid = ts.session_uid
21.     WHERE ts.user_uid = input_user_uid_param
22.       AND ts.session_date >= start_date_param
23.       AND ts.session_date <= end_date_param
24. ),
25. OverallMedians AS (
26.     SELECT
27.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY cpe_value) AS actual_median_cpe,
28.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY cpi_value) AS actual_median_cpi,
29.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY ce_value) AS actual_median_ce,
30.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY eto_value) AS actual_median_eto,
31.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY npr_value) AS actual_median_npr,
32.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY ppr_value) AS actual_median_ppr,
33.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY pi_value) AS actual_median_pi,
34.         PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY trs_value) AS actual_median_trs
35.     FROM FilteredAndJoinedData
36. ),
37. DataWithAbsoluteDeviations AS (
38.     SELECT
39.         fjd.session_date,
40.         fjd.cpe_value,
41.         fjd.cpi_value,
42.         fjd.ce_value,
43.         fjd.eto_value,
44.         fjd.npr_value,
45.         fjd.ppr_value,
46.         fjd.pi_value,
47.         fjd.trs_value,
48.         om.actual_median_cpe,
49.         om.actual_median_cpi,
50.         om.actual_median_ce,
51.         om.actual_median_eto,
52.         om.actual_median_npr,
53.         om.actual_median_ppr,
54.         om.actual_median_pi,
55.         om.actual_median_trs,
56.         ABS(fjd.cpe_value - om.actual_median_cpe) AS abs_dev_cpe,
57.         ABS(fjd.cpi_value - om.actual_median_cpi) AS abs_dev_cpi,
58.         ABS(fjd.ce_value - om.actual_median_ce) AS abs_dev_ce,
59.         ABS(fjd.eto_value - om.actual_median_eto) AS abs_dev_eto,
60.         ABS(fjd.npr_value - om.actual_median_npr) AS abs_dev_npr,
```

```
61.         ABS(fjd.ppr_value - om.actual_median_ppr) AS abs_dev_ppr,
62.         ABS(fjd.pi_value - om.actual_median_pi) AS abs_dev_pi,
63.         ABS(fjd.trs_value - om.actual_median_trs) AS abs_dev_trs
64.     FROM FilteredAndJoinedData AS fjd
65.     CROSS JOIN OverallMedians AS om
66. )
67. SELECT
68.     MIN(dwa.session_date) AS first_session,
69.     MAX(dwa.session_date) AS last_session,
70.
71.     AVG(dwa.cpe_value) AS avg_cpe,
72.     STDDEV(dwa.cpe_value) AS std_cpe,
73.     MAX(dwa.actual_median_cpe) AS median_cpe,
74.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_cpe) AS mad_cpe,
75.
76.     AVG(dwa.cpi_value) AS avg_cpi,
77.     STDDEV(dwa.cpi_value) AS std_cpi,
78.     MAX(dwa.actual_median_cpi) AS median_cpi,
79.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_cpi) AS mad_cpi,
80.
81.     AVG(dwa.ce_value) AS avg_ce,
82.     STDDEV(dwa.ce_value) AS std_ce,
83.     MAX(dwa.actual_median_ce) AS median_ce,
84.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_ce) AS mad_ce,
85.
86.     AVG(dwa.eto_value) AS avg_eto,
87.     STDDEV(dwa.eto_value) AS std_eto,
88.     MAX(dwa.actual_median_eto) AS median_eto,
89.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_eto) AS mad_eto,
90.
91.     AVG(dwa.npr_value) AS avg_npr,
92.     STDDEV(dwa.npr_value) AS std_npr,
93.     MAX(dwa.actual_median_npr) AS median_npr,
94.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_npr) AS mad_npr,
95.
96.     AVG(dwa.ppr_value) AS avg_ppr,
97.     STDDEV(dwa.ppr_value) AS std_ppr,
98.     MAX(dwa.actual_median_ppr) AS median_ppr,
99.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_ppr) AS mad_ppr,
100.
101.    AVG(dwa.pi_value) AS avg_pi,
102.    STDDEV(dwa.pi_value) AS std_pi,
103.    MAX(dwa.actual_median_pi) AS median_pi,
104.    PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_pi) AS mad_pi,
105.
106.    AVG(dwa.trs_value) AS avg_trs,
```

```
107.     STDDEV(dwa.trs_value) AS std_trs,
108.     MAX(dwa.actual_median_trs) AS median_trs,
109.     PERCENTILE_CONT(0.5) WITHIN GROUP (ORDER BY dwa.abs_dev_trs) AS mad_trs
110. FROM DataWithAbsoluteDeviations dwa;
111.
```

Code 5 RPC συνάρτηση για τον υπολογισμό των τιμών βάσης των δεδομένων πληκτρολόγησης.

7.3.2 Αλγόριθμος Τελικής Απόφασης

Αφού το σύστημα υπολογίσει για κάποιον χρήστη τις τιμές βάσης, τότε για κάθε ημέρα ανάλυσης είναι δυνατό για κάποιες από τις μετρικές του πίνακα (Πίνακας 13) να υπολογιστεί ο τροποποιημένος στατιστικός όρος Z (Modified Z-Scores). Ο υπολογισμός του Z-Score γίνεται σε σχέση με τις πιο πρόσφατες τιμές βάσης της συγκεκριμένη μετρικής.

Αφού υπολογιστούν τα Z-Scores της κάθε μετρικής τότε με βάση την ορισμένη «κακή κατεύθυνση» της συγκεκριμένης μετρικής καθορίζεται το τελικό σκορ. Ως «κακή κατεύθυνση» ορίζεται *η φορά που η τιμή της μετρικής,* ανάλογα με το τι αντιπροσωπεύει *δεν θα ήταν θεμιτό να λάβει*. Αυτό ίσως είναι το πιο κομβικό σημείο του συστήματος γιατί η τιμή του Z-score δηλώνει πόσο μικρότερη ή μεγαλύτερη είναι η τωρινή τιμή της μετρικής σε σχέση με την αντίστοιχη τιμή βάσης. Οι αποκλίσεις της τιμής δηλώνουν πόσο απέχει ο χρήστης από την φυσιολογική κατάστασή του. Ο Πίνακας 15 δηλώνει τις μετρικές που χρησιμοποιούνται στον υπολογισμό του τελικού σκορ με τις κατευθύνσεις που δεν είναι θεμιτό να πάρουν.

Όνομα Μετρικής	**Μη-επιθυμητή Κατεύθυνση**
Cognitive Processing Efficiency	LOW
Cognitive Processing Index	HIGH
Correction Efficiency	LOW
Effort To Output Ratio	HIGH
Net Production Rate	LOW
Pause To Production Ratio	HIGH
Pressure Intensity	HIGH
Typing Rhythm Stability	LOW
SQS	LOW
Screen Time	HIGH
Low Light Day Time	HIGH
Total Device Drop	HIGH
Daily Active Minutes	LOW
Missed Call Ratio	HIGH
Total Calls in a Day	LOW
Tota Time Spent in Home	HIGH
Total Time Spent Travelling	LOW
Total Time Spent Out of Home	LOW

Total Distance Traveled	LOW
Number of Unique Locations	LOW
Convex Hull Area (m2)	LOW
SDE Area (m2)	LOW

Πίνακας 15 Κατευθύνσεις των μετρικών συστήματος που χρησιμοποιούνται για την τελική απόφαση.

Συνολικά για κάθε μετρική οι υπολογισμοί περιλαμβάνουν απλά στατιστικά μαθηματικά και πιο συγκεκριμένα, Ορίζεται:

$$S_m = \begin{cases} Z_m, if\ low\ is\ bad \\ -Z_m, if\ high\ is\ bad \end{cases}$$

$where\ Z_m\ is\ the\ modified\ Z-Score\ of\ the\ metric$

Με:

$$Z_m = \frac{(x_i - Median)}{MAD \times 1.4826}$$

$where\ x_i\ is\ the\ metric\ value$

$Median, is\ the\ baseline\ median\ value\ of\ the\ metric$

$and\ MAD\ is\ the\ baseline\ MAD\ of\ the\ metric$

Στη συνέχεια ανάλογα τον αριθμό των δεδομένων ανά κατηγορία επιβάλλονται ισάξιας σημασίας βάρη:

$$S = \sum_m w_m S_m$$

$where, w_m\ is\ the\ weight\ of\ the\ metric$

Ο λόγος που επιβάλλονται ισάξια βάρη οφείλεται στο γεγονός απουσίας ειδικών υγείας κατά την υλοποίηση του συστήματος. Σε μετέπειτα εκδόσεις αυτό μπορεί με μεγάλη ευκολία να τροποποιηθεί.

Τέλος, για όλες τις κατηγορίες μετρικών ανάλογα με το σκορ *S*, γίνεται η τελική κατηγοριοποίηση της γνωστικής απόφασης με παρόμοιους κανόνες για όλες τις μετρικές. Οπότε έχουμε:

$$C(S) = \begin{cases} Excellent", if\ S > 0.965 \\ "Very\ Good", if\ 0.586 < S \leq 0.965 \\ "Normal", if\ -0.575 \leq S \leq 0.586 \\ "Very\ Bad", if\ -0.952 \leq S < -0.575 \\ "Critical", if\ S < -0.952 \end{cases}$$

Τα παραπάνω όρια προέκυψαν μετά από απλή στατιστική ανάλυση των παραγόμενων δεδομένων και μετρικών του συστήματος σε μικρό αριθμό χρηστών (με φυσιολογική γνωστική κατάσταση) κατά την υλοποίηση της διπλωματικής. Σε μετέπειτα εκδόσεις του συστήματος με μεγαλύτερη δοκιμή του σε χρήστες, τα όρια αυτά εύκολα μπορούν να αλλάξουν ή ακόμα και να εξατομικευτούν δυναμικά ανά χρήστη.

8 Συζήτηση και Περιορισμοί

Η παρούσα διπλωματική εργασία αποτέλεσε πρόκληση, καθώς συνδύασε σε μεγάλο βαθμό τόσο την υλοποίηση όσο και τη βιβλιογραφική αναζήτηση. Το αποτέλεσμα είναι ιδιαίτερα ενθαρρυντικό, καθώς δύναται να συμβάλει στον ευρύτερο ερευνητικό τομέα των Ψηφιακών Βιοδεικτών (Digital Biomarkers), έναν τομέα που τα τελευταία χρόνια έχει γνωρίσει σημαντική ανάπτυξη και έχει προσελκύσει αυξημένο ερευνητικό ενδιαφέρον. Ο τομέας αυτός αφορά την αξιοποίηση ψηφιακών συσκευών και, γενικότερα, της τεχνολογίας, με σκοπό την εξαγωγή δεδομένων που συλλέγονται μέσω των συσκευών αυτών, ώστε να χρησιμοποιηθούν για την ένδειξη της κατάστασης της υγείας των ασθενών.

Στο τμήμα της υλοποίησης το σύστημα έχει εκμεταλλευτεί στο βέλτιστο βαθμό τις δυνατότητες των έξυπνων κινητών συσκευών Android. Έχει πραγματοποιηθεί κατάλληλη υλοποίηση των εφαρμογών με σκοπό την εξαγωγή των ακατέργαστων δεδομένων με ακρίβεια και συνεκτικότητα με τα πρότυπα υλοποίησης. Τα δεδομένα είναι επικαιροποιημένα στο καλύτερο δυνατό βαθμό από την βιβλιογραφία αλλά εμφανίζουν και σημάδια μοναδικότητας κάνοντας το σύστημα να ξεχωρίζει από τα αντίστοιχα. Επιπλέον, το σύστημα είναι παθητικό σε σύγκριση με τις περισσότερες τρέχουσες προσεγγίσεις, με σημαντικό χαρακτηριστικό την ανάλυση που έχει υλοποιηθεί, η οποία στοχεύει να κατανοήσει τον χρήστη αυτόματα και σε λογικό χρονικό πλαίσιο. Η αρχιτεκτονική του συστήματος είναι τέτοια η οποία επιτρέπει την εύκολη επέκτασή του, μάλιστα είναι δυνατό κάποιος εάν δεν επιθυμεί την χρήση ολόκληρου του συστήματος να χρησιμοποιήσει κομμάτια του και να αντικαταστήσει τις υπόλοιπες οντότητες με δικές του υλοποιήσεις. Με μια ματιά στην βιβλιογραφία δεν υπάρχει έρευνα η οποία να χρησιμοποιεί σε τέτοιο βαθμό μια έξυπνη κινητή συσκευή με σκοπό την ανίχνευση της γνωστικής κατάστασης των χρηστών, μάλιστα στην βιβλιογραφία υπάρχουν πολλές έρευνες αλλά καμία δεν συνδυάζει όλες τις κατηγορίες δεδομένων που ορίζει αυτό το σύστημα σε μόνο μια υλοποίηση.

Όπως κάθε προσπάθεια εμφανίζει αρκετές αδυναμίες στην τωρινή έκδοση με την πιο βασική να είναι η έλλειψη δοκιμής του σε ένα πραγματικό σενάριο χρήσης, φυσικά σε ελεγχόμενο περιβάλλον. Συγκεκριμένα θα ήταν απαραίτητο το σύστημα να χρησιμοποιηθεί για ένα κατάλληλο χρονικό διάστημα (π.χ. 1 με 2 μήνες το λιγότερο) από άτομα με επιβεβαιωμένη κλινικά γνωστική εξασθένιση αλλά παράλληλα και από άτομα με φυσιολογική γνωστική κατάσταση. Η δοκιμή αυτή θα ήταν ιδιαίτερα σημαντική να συνδυαστεί και με επίβλεψη από ειδικούς υγείας των ατόμων με MCI αλλά και με παράλληλη πραγματοποίηση των ειδικών τεστ γνωστικής κατάστασης καθ’ όλη την διάρκεια της δοκιμής του συστήματος

(MoCA, MMSE, Trail Making Test, Rey Auditory Verbal Learning Test, κ.λπ.). Μάλιστα, τα αποτελέσματα των τεστ αλλά και οι γνώμες των ειδικών θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως τιμές της πραγματικής κατάστασης των χρηστών και να αποτελέσουν ένα πρώτο κριτήριο της ακρίβειας των τελικών αποφάσεων που έλαβε το σύστημα. Με την χρήση του συστήματος για ένα μεγάλο διάστημα από πραγματικούς χρήστες, το σύστημα θα παράξει μεγάλο αριθμό δεδομένων τα οποία στην συνέχεια θα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για πιο ακριβή και περίπλοκη στατιστική ανάλυση, όπως εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Αυτή η ανάλυση θα δώσει την δυνατότητα να αντιμετωπιστεί ένα σημαντικό μειονέκτημα της παρούσας λύσης το οποίο είναι το γεγονός ότι το σύστημα δεν εξετάζει τις σχέσεις που εμφανίζουν οι μεταβλητές μεταξύ τους, τις θεωρεί ανεξάρτητες κάτι το οποίο προφανώς δεν ισχύει. Επιπλέον, μέσα από την στατιστική ανάλυση και την γνώμη των ειδικών θα μπορούσαν τα βάρη στον αλγόριθμο τελικής απόφασης να γίνουν πιο κατάλληλα ανάλογα με την σημασία στην γνωστική κατάσταση κάθε μετρικής. Είναι προφανές ότι η δοκιμή του συστήματος θα δώσει σημαντικές πληροφορίες και στο τεχνικό κομμάτι της υλοποίησης καθώς θα μπορούν να βρεθούν αδυναμίες και πράγματα τα οποία χρειάζονται βελτίωση.

Ένα κρίσιμο ζήτημα που ανακύπτει αφορά τις ηθικές και δεοντολογικές πτυχές της χρήσης δεδομένων που σχετίζονται με την υγεία. Ήδη από την πρόχειρη χρήση του συστήματος από ελάχιστους χρήστες παρουσιάστηκαν φόβοι και ανησυχίες για τον βαθμό των δεδομένων που συλλέγονται. Η προστασία της ιδιωτικότητας των χρηστών, η ασφαλής αποθήκευση των προσωπικών πληροφοριών και η συμμόρφωση με κανονιστικά πλαίσια όπως ο GDPR αποτελούν απαραίτητες προϋποθέσεις για οποιαδήποτε μελλοντική αξιοποίηση του συστήματος. Επιπλέον, είναι αναγκαίο να διασφαλιστεί ότι οι χρήστες έχουν σαφή ενημέρωση και δίνουν ρητή συγκατάθεση για τη συλλογή και ανάλυση των δεδομένων τους. Οι παράμετροι αυτοί δεν είναι απλώς νομικές υποχρεώσεις, αλλά και βασικά στοιχεία εμπιστοσύνης που καθορίζουν τη βιωσιμότητα και την κοινωνική αποδοχή της λύσης.

Τέλος το σύστημα, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως εκμεταλλεύεται στο βέλτιστο δυνατό βαθμό της κινητές συσκευές (smartphones) για την δημιουργία όσων περισσότερων και σχετικών με τον στόχο μετρικών. Όμως δεν παύει να είναι σημαντική και η προσθήκη περισσότερων έξυπνων συσκευών, όπως τα wearables. Τέτοιες συσκευές θα μπορούσαν να προσδώσουν περισσότερα δεδομένα με αύξηση της ακρίβειας ανά κατηγορία, όπως για παράδειγμα για την συμπεριφορά ύπνου και των δραστηριοτήτων. Αυτή η προσθήκη είναι ιδιαίτερα εύκολη καθώς η αρχιτεκτονική του συστήματος είναι αρκετά δυναμική.

9 Συμπεράσματα και Μελλοντική Εργασία

Το σύστημα, στο σύνολό του, αποτελεί ένα Ελάχιστο Βιώσιμο Προϊόν (Minimum Viable Product – MVP), το οποίο μπορεί, με την κατάλληλη ανάπτυξη και την πάροδο του χρόνου, να εξελιχθεί σε μια πιο ολοκληρωμένη λύση. Φυσικά η παρούσα υλοποίηση αποτελεί μια πρώτη προσπάθεια, παρόλα αυτά δεν σημαίνει ότι δεν έχει αξία. Υπάρχουν πολλά στοιχεία τα οποία λείπουν και θα ήταν καλό να προστεθούν στο σύστημα αλλά το σημαντικό είναι ότι η «βάση» έχει φτιαχτεί.

Συνολικά, μετά από την υλοποίηση του συστήματος έγινε κατανοητό ότι σε καμία περίπτωση δεν έχει ως σκοπό το σύστημα να αντικαταστήσει τους ειδικούς υγείας του χώρου. Μάλιστα αυτό είναι μια *μη-ρεαλιστική άποψη καθώς είναι επιστημονικά άτοπο να γίνει ακριβής παρακολούθηση της γνωστικής κατάστασης ενός ατόμου από μια κινητή συσκευή*. Παρόλα αυτά, σημαντικό είναι το συμπέρασμα ότι το σύστημα με τα δεδομένα που συλλέγει παράγει αξία, καθώς τα δεδομένα αυτά θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν συμβουλευτικά για την τελική διάγνωση ενός ειδικού υγείας, σε συνδυασμό πάντα με τις πλέον εδραιωμένες τεχνικές. Πλέον κάθε άνθρωπος στην σημερινή εποχή συνοδεύεται από τουλάχιστον μια έξυπνη κινητή συσκευή η οποία εάν χρησιμοποιηθεί κατάλληλα, μπορεί να παράξει δεδομένα τα οποία μπορεί να είναι σε θέση να εκφράσουν την συμπεριφορική κατάσταση την οποία βρίσκεται ο χρήστης. Το σύστημα που αναπτύχθηκε είναι σε θέση να το κάνει και μάλιστα χρησιμοποιώντας την πιο διάχυτη κινητή συσκευή που σχεδόν όλοι οι άνθρωποι καθημερινά φέρουν πάνω τους, το έξυπνο κινητό τηλέφωνο.

Παρακάτω παρατίθεται μια λίστα με κάποιες προτάσεις υλοποίησης οι οποίες θα κάνουν το σύστημα πιο σημαντικό για την επιστημονική κοινότητα και θα το οδηγήσουν πιο κοντά στον στόχο, ο οποίος είναι η δυνατότητα κατοχής ενός βιοδείκτη τσέπης σε κάθε άνθρωπο.

Προσθήκη	**Σύντομη Περιγραφή**	**Πλεονεκτήματα**	**Προτεραιότητα**
Δοκιμή του συστήματος	Δοκιμή συστήματος σε ένα σύνολο από άτομα με MCI και φυσιολογική γνωστική κατάσταση, σε ελεγχόμενο περιβάλλον	Παραγωγή δεδομένων, δυνατότητα προηγμένης στατιστικής ανάλυσης και εκπαίδευσης μοντέλων μηχανική μάθησης, δυνατότητα επικύρωσης	Υψηλή
Προσθήκη περισσότερων αισθητήρων	Προσθήκη περισσότερων κινητών συσκευών, όπως smartwatches	Παραγωγή και προσθήκη περισσότερων δεδομένων τα οποία παρέχουν μεγαλύτερη ακρίβεια	Υψηλή

Προσθήκη	Σύντομη Περιγραφή	Πλεονεκτήματα	Προτεραιότητα
Ενσωμάτωση συστήματος σε υπάρχων	Το σύστημα θα μπορούσε να ενσωματωθεί σε ένα ήδη πιο καλά εδραιωμένο σύστημα παρακολούθησης γνωστική κατάστασης κυρίως με ρόλο συμπληρωματικό	Παραγωγή δεδομένων, δυνατότητα επικύρωσης, απόδειξη αξίας συστήματος	Χαμηλή
Προηγμένος έλεγχος ορθογραφικών λαθών	Η εφαρμογή LogBoard θα μπορούσε να ενσωματώσει με χρήση επεξεργασίας φυσικής γλώσσας μεθόδους ελέγχου σε πραγματικό χρόνο των ορθογραφικών λαθών των χρηστών, όπως και μετρικές για τον βαθμό διόρθωσης αυτών	Παραγωγή περισσότερων δεδομένων πληκτρολόγησης	Υψηλή
Προσωπικό Chatbot	Ενσωμάτωση chatbot στην εφαρμογή LogMyself με ειδικά εξατομικευμένο RAG σύστημα για τον κάθε χρήστη, απάντηση σε ερωτήσεις σχετικά με τα προσωπικά δεδομένα του χρήστη, παραγωγή αναφορών και περιλήψεων γνωστικής απόδοσης, παραγωγή συμβουλών γνωστικής ευεξίας	Προσωπικός ψηφιακός βοηθός, αίσθηση αλληλεπίδρασης με το σύστημα-χρήστη	Μέτρια
Διαμόρφωση του UI της βασικής εφαρμογής	Προσθήκη περισσότερων οθονών στην εφαρμογή LogMyself με περισσότερες και πιο αναλυτικές πληροφορίες σχετικά με τα παραγόμενα δεδομένα ανά κατηγορία	Περισσότερη εξατομίκευση, καλύτερη αλληλεπίδραση συστήματος-χρήστη	Μέτρια
Δυναμικός αλγόριθμος τελικής απόφασης και σκορ	Η τελική απόφαση θα πρέπει να γίνεται με βάση δυναμικά βάρη ειδικά εξατομικευμένα	Περισσότερη εξατομίκευση	Υψηλή

Προσθήκη	Σύντομη Περιγραφή	Πλεονεκτήματα	Προτεραιότητα
	ανά χρήστη και κατηγορία δεδομένων		
Συνεργασία με ειδικούς υγείας	Συνεργασία με ειδικούς υγείας για την καλύτερη αξιολόγηση των χρηστών και καλύτερο ορισμό των βαρών ανά μετρική	Μεγαλύτερη ακρίβεια	Υψηλή
Παραλληλοποίηση Ανάλυσης	Χρήση Redis και Celery με σκοπό να γίνει η ανάλυση πιο γρήγορη μέσω παραλληλοποίηση και ασύγχρονης επεξεργασίας. Το πρώτο βήμα έχει ήδη γίνει με την χρήση FastAPI για τον διακομιστή	Γρηγορότερη ανάλυση με δεδομένα πιο άμεσα διαθέσιμα, μη δέσμευση του διακομιστή ανάλυση για μεγάλο χρονικό διάστημα, εξυπηρέτηση πολλών χρηστών	Υψηλή
Web-εφαρμογή για την διαχείριση ασθενών/χρηστών από ειδικούς υγείας ή και κοντινά πρόσωπα	Υλοποίηση μιας web-εφαρμογής στην οποία μπορεί να γίνει διαχείριση των χρηστών του συστήματος, με αναλυτικά dashboards, δεδομένα και ενημερώσεις της συμπεριφοράς των χρηστών σε πραγματικό χρόνο, alerts σε καταστάσεις κινδύνου κτλ.	Συγκεντρωτική ανάλυση, ορισμός ολοκληρωμένου προϊόντος, ενσωμάτωση ειδικών υγείας	Χαμηλή

Πίνακας 16 Βασικές προτεινόμενες προσθήκες στην υπάρχουσα υλοποίηση.

Συνοψίζοντας, η παρούσα εργασία έθεσε τα θεμέλια για την ανάπτυξη ενός «βιοδείκτη τσέπης», ο οποίος είναι σε θέση να ανιχνεύει πρώιμες ενδείξεις γνωστικής έκπτωσης μέσα από την καθημερινή αλληλεπίδραση του χρήστη με το κινητό του τηλέφωνο. Με την περαιτέρω ενσωμάτωση προηγμένων αναλυτικών μεθόδων, τη συνεργασία με ειδικούς υγείας και τη διενέργεια κλινικών μελετών, το σύστημα θα μπορούσε να εξελιχθεί σε ένα προσιτό εργαλείο έγκαιρης προειδοποίησης και υποστήριξης της διάγνωσης. Η συμβολή του δεν έγκειται στην αντικατάσταση του ειδικού, αλλά στη συμπληρωματική του λειτουργία, μέσω της παροχής συνεχούς και μη παρεμβατικής παρακολούθησης, η οποία έως σήμερα ήταν δύσκολο να επιτευχθεί.

Βιβλιογραφία

Abdulazeem, H., do Nascimento, I. J. B., Weerasekara, I., Sharifan, A., Bianco, V. G., Cunningham, C., Kularathne, I., Deeken, G., de Barros, J., Sathian, B., Østengaard, L., Lamontagne-Godwin, F., van Hoof, J., Lazeri, L., Redlich, C., Marston, H. R., Dos Santos, R. A., Azzopardi-Muscat, N., Yon, Y., & Novillo-Ortiz, D. (2025). Use of Digital Health Technologies for Dementia Care: Bibliometric Analysis and Report. *JMIR Ment Health 2025;12:E64445 Https://Mental.Jmir.Org/2025/1/E64445*, *12*(1), e64445. https://doi.org/10.2196/64445

Al-Amri, A., Abdulaziz, S., Bashir, S., Ahsan, M., & Abualait, T. (2023). Effects of smartphone addiction on cognitive function and physical activity in middle-school children: a cross-sectional study. *Frontiers in Psychology*, *14*, 1182749. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2023.1182749/BIBTEX

Bai, Y., Liu, M., Fang, Y., & Zhan, R. (2024). Exploring the link between sedentary behavior and cognitive decline: a comprehensive study combining Mendelian randomization and animal model experiments. *Frontiers in Psychology*, *15*, 1407846. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2024.1407846/BIBTEX

Baumgart, M., Snyder, H. M., Carrillo, M. C., Fazio, S., Kim, H., & Johns, H. (2015). Summary of the evidence on modifiable risk factors for cognitive decline and dementia: A population-based perspective. *Alzheimer's & Dementia : The Journal of the Alzheimer's Association*, *11*(6), 718–726. https://doi.org/10.1016/J.JALZ.2015.05.016

Börsch-Supan, A., Douhou, S., Otero, M. C., & Tawiah, B. B. (n.d.). *Harmonized prevalence estimates of dementia in Europe vary strongly with childhood education*. https://doi.org/10.1038/s41598-025-97691-z

Cai, X. Y., Qian, G. P., Wang, F., Zhang, M. Y., Da, Y. J., & Liang, J. H. (2023). Association between sedentary behavior and risk of cognitive decline or mild cognitive impairment among the elderly: a systematic review and meta-analysis. *Frontiers in Neuroscience*, *17*, 1221990. https://doi.org/10.3389/FNINS.2023.1221990/FULL

Chan, C. K., Soldan, A., Pettigrew, C., Wang, M. C., Wang, J., Albert, M. S., & Rosenberg, P. B. (2018). Depressive Symptoms in Relation to Clinical Symptom Onset of Mild Cognitive Impairment. *International Psychogeriatrics*, *31*(4), 561. https://doi.org/10.1017/S1041610218001138

Chang, Y. T. (2020). Physical Activity and Cognitive Function in Mild Cognitive Impairment. *ASN NEURO*, *12*, 1759091419901182. https://doi.org/10.1177/1759091419901182

Chen, M. H., Leow, A., Ross, M. K., DeLuca, J., Chiaravalloti, N., Costa, S. L., Genova, H. M., Weber, E., Hussain, F., & Demos, A. P. (2022a). Associations between smartphone keystroke dynamics and cognition in MS. *Digital Health*, *8*. https://doi.org/10.1177/20552076221143234/SUPPL_FILE/SJ-DOCX-1-DHJ-10.1177_20552076221143234.DOCX

Chen, M. H., Leow, A., Ross, M. K., DeLuca, J., Chiaravalloti, N., Costa, S. L., Genova, H. M., Weber, E., Hussain, F., & Demos, A. P. (2022b). Associations between smartphone keystroke dynamics and cognition in MS. *Digital Health*, *8*. https://doi.org/10.1177/20552076221143234

Chen, P. H., Yang, Y. Y., Liao, Y. Y., Cheng, S. J., Wang, P. N., & Cheng, F. Y. (2022). Factors Associated with Fear of Falling in Individuals with Different Types of Mild Cognitive Impairment. *Brain Sciences*, *12*(8), 990. https://doi.org/10.3390/BRAINSCI12080990

Chung, J., Boyle, J., & Wheeler, D. C. (2021). Relationship between Life-Space Mobility and Health Characteristics in Older Adults Using Global Positioning System Watches. *Journal of Applied Gerontology : The Official Journal of the Southern Gerontological Society*, *41*(4), 1186. https://doi.org/10.1177/07334648211054834

Cornet, V. P., & Holden, R. J. (2018). Systematic review of smartphone-based passive sensing for health and wellbeing. *Journal of Biomedical Informatics*, *77*, 120–132. https://doi.org/10.1016/J.JBI.2017.12.008

Dey, A. K., Wac, K., Ferreira, D., Tassini, K., Hong, J. H., & Ramos, J. (2011). Getting closer: An empirical investigation of the proximity of user to their smart phones. *UbiComp'11 - Proceedings of the 2011 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, 163–172. https://doi.org/10.1145/2030112.2030135/SUPPL_FILE/4-4.MOV

Dove, E., Hewston, P., Wang, R. H., Patterson, K. K., & Astell, A. J. (2024). Concerns about falling in people with Mild Cognitive Impairment and dementia: a scoping review of exercise interventions. *Frontiers in Dementia*, *3*, 1456125. https://doi.org/10.3389/FRDEM.2024.1456125/BIBTEX

Duan, H., He, X., Yang, T., Xu, N., Wang, Z., Li, Z., Chen, Y., Du, Y., Zhang, M., Yan, J., Sun, C., Wang, G., Ma, F., Li, W., Li, X., & Huang, G. (2024). Critical Values of Daily Sedentary Time and Its Longitudinal Association with Mild Cognitive Impairment Considering APOE ε4: A Prospective Cohort Study. *The Journal of Prevention of Alzheimer's Disease*, *11*(3), 582–588. https://doi.org/10.14283/JPAD.2024.44

Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). *A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise*. www.aaai.org

Fillekes, M. P., Giannouli, E., Kim, E. K., Zijlstra, W., & Weibel, R. (2019). Towards a comprehensive set of GPS-based indicators reflecting the multidimensional nature of daily mobility for applications in health and aging research. *International Journal of Health Geographics*, *18*(1), 17. https://doi.org/10.1186/S12942-019-0181-0/TABLES/9

Folstein, M. F., Folstein, S. E., & McHugh, P. R. (1975). "Mini-mental state". A practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician. *Journal of Psychiatric Research*, *12*(3), 189–198. https://doi.org/10.1016/0022-3956(75)90026-6

Fowler, N. R., Partrick, K. A., Taylor, J., Hornbecker, M., Kelleher, K., Boustani, M., Cummings, J. L., MacLeod, T., Mielke, M. M., Brosch, J. R., Lee, J., Shobin, E., Galvin, J. E., Fillit, H., Udeh-Momoh, C., & Willis, D. R. (2025). Implementing early detection of cognitive impairment in primary care to improve care for older adults. *Journal of Internal Medicine*, *298*(1), 31. https://doi.org/10.1111/JOIM.20098

Gabb, V. G., Blackman, J., Morrison, H. D., Li, H., Kendrick, A., Turner, N., Greenwood, R., Biswas, B., & Coulthard, E. (2025). Longitudinal remote sleep and cognitive research in older adults with mild cognitive impairment and dementia: a prospective feasibility cohort study. *MedRxiv*, 2025.02.17.25322393. https://doi.org/10.1101/2025.02.17.25322393

Gao, F., Wei, S., Dang, L., Gao, Y., Gao, L., Shang, S., Chen, C., Huo, K., Wang, J., Wang, J., & Qu, Q. (2022). Sleep disturbance is associated with mild cognitive impairment: a community population-based cross-sectional study. *BMC Public Health*, *22*(1). https://doi.org/10.1186/S12889-022-14391-3

Gardesevic, M., Didikoglu, A., Lawrence, S. J. D., Vetter, C., Brown, T. M., Allen, A. E., & Lucas, R. J. (2022). Brighter Time: A Smartphone App Recording Cognitive Task Performance and Illuminance in Everyday Life. *Clocks and Sleep*, *4*(4), 577–594. https://doi.org/10.3390/CLOCKSSLEEP4040045/S1

Geda, Y. E. (2012). Mild Cognitive Impairment in Older Adults. *Current Psychiatry Reports*, *14*(4), 320. https://doi.org/10.1007/S11920-012-0291-X

Ghosh, A., Puthusseryppady, V., Chan, D., Mascolo, C., & Hornberger, M. (2022). Machine learning detects altered spatial navigation features in outdoor behaviour of Alzheimer's disease patients. *Scientific Reports 2022 12:1*, *12*(1), 1–13. https://doi.org/10.1038/s41598-022-06899-w

Gordon, M. L., Garys, L., Guestrin, C., Bigham, J. P., Trister, A., & Patel, K. (2019). App usage predicts cognitive ability in older adults. *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*. https://doi.org/10.1145/3290605.3300398/SUPPL_FILE/PAPER168.MP4

Hackett, K., Xu, S., McKniff, M., Paglia, L., Barnett, I., & Giovannetti, T. (2024). Mobility-Based Smartphone Digital Phenotypes for Unobtrusively Capturing Everyday Cognition, Mood, and Community Life-Space in Older Adults: Feasibility, Acceptability, and Preliminary Validity Study. *JMIR Human Factors*, *11*, e59974. https://doi.org/10.2196/59974

Ismail, Z., Elbayoumi, H., Fischer, C. E., Hogan, D. B., Millikin, C. P., Schweizer, T., Mortby, M. E., Smith, E. E., Patten, S. B., & Fiest, K. M. (2017). Prevalence of Depression in Patients With Mild Cognitive Impairment: A Systematic Review and Meta-analysis. *JAMA Psychiatry*, *74*(1), 58–67. https://doi.org/10.1001/JAMAPSYCHIATRY.2016.3162

Jerjes, W. (2024). The importance of attentive primary care in the early identification of mild cognitive impairment: case series. *AME Case Reports*, *8*(0), 56–56. https://doi.org/10.21037/ACR-23-162

Kent, S. T., McClure, L. A., Crosson, W. L., Arnett, D. K., Wadley, V. G., & Sathiakumar, N. (2009). Effect of sunlight exposure on cognitive function among depressed and non-depressed participants: a REGARDS cross-sectional study. *Environmental Health*, *8*(1), 34. https://doi.org/10.1186/1476-069X-8-34

Lam, A., Simonetti, S., D'Rozario, A., Ireland, D., Bradford, D. K., Fripp, J., & Naismith, S. L. (2025). Perceptions of the Use of Mobile Apps to Assess Sleep-Dependent Memory in Older Adults With Subjective and Objective Cognitive Impairment: Focus Group Approach. *JMIR Aging*, *8*, e68147. https://doi.org/10.2196/68147

Langholm, C., Byun, A. J. S., Mullington, J., & Torous, J. (2023). Monitoring sleep using smartphone data in a population of college students. *Npj Mental Health Research 2023 2:1*, *2*(1), 1–6. https://doi.org/10.1038/s44184-023-00023-0

Lentzen, M., Vairavan, S., Muurling, M., Alepopoulos, V., Atreya, A., Boada, M., de Boer, C., Conde, P., Curcic, J., Frisoni, G., Galluzzi, S., Gjestsen, M. T., Gkioka, M., Grammatikopoulou, M., Hausner, L., Hinds, C., Lazarou, I., de Mendonça, A., Nikolopoulos, S., … Fröhlich, H. (2025). RADAR-AD: assessment of multiple remote monitoring technologies for early detection of Alzheimer's disease. *Alzheimer's Research and Therapy* , *17*(1), 1–17. https://doi.org/10.1186/S13195-025-01675-0/FIGURES/5

Li, J., Bezerianos, A., & Thakor, N. V. (2020). Cognitive State Analysis, Understanding, and Decoding from the Perspective of Brain Connectivity. *Handbook of Neuroengineering*, 2733–2767. https://doi.org/10.1007/978-981-16-5540-1_77

Liddle, J., Ireland, D., Krysinska, K., Harrison, F., Lamont, R., Karunanithi, M., Kang, K., Reppermund, S., Sachdev, P. S., Gustafsson, L., Brauer, S., Pachana, N. A., & Brodaty, H.

(2021). Lifespace metrics of older adults with mild cognitive impairment and dementia recorded via geolocation data. *Australasian Journal on Ageing*, *40*(4), e341–e346. https://doi.org/10.1111/AJAG.13007

Liu, R., Tang, S., Ren, Y., Wang, Y., Cong, L., Du, Y., & Qiu, C. (2021). Sleep characteristics associated with mild cognitive impairment among rural-dwelling older adults: The MIND-China study. *Alzheimer's & Dementia*, *17*(S10), e050165. https://doi.org/10.1002/ALZ.050165

Manwell, L. A., Tadros, M., Ciccarelli, T. M., & Eikelboom, R. (2022). Digital dementia in the internet generation: excessive screen time during brain development will increase the risk of Alzheimer's disease and related dementias in adulthood. *J. Integr. Neurosci*, *21*(1), 1–15. https://doi.org/10.31083/j.jin2101028

McKinnon, A., Terpening, Z., Hickie, I. B., Batchelor, J., Grunstein, R., Lewis, S. J. G., & Naismith, S. L. (2014). Prevalence and predictors of poor sleep quality in mild cognitive impairment. *Journal of Geriatric Psychiatry and Neurology*, *27*(3), 204–211. https://doi.org/10.1177/0891988714527516

Meulemans, C., Leijten, M., Van Waes, L., Engelborghs, S., & De Maeyer, S. (2022). Cognitive Writing Process Characteristics in Alzheimer's Disease. *Frontiers in Psychology*, *13*, 872280. https://doi.org/10.3389/FPSYG.2022.872280/BIBTEX

Mild Cognitive Impairment: Aging to Alzheimer's Disease - Βιβλία Google. (n.d.). Retrieved August 16, 2025, from https://books.google.gr/books?hl=el&lr&id=dNCTo60SZGEC&oi=fnd&pg=PA1&ots=VZYW2LfQXM&sig=war7A1-InyYM2gQNVjZOTYtwbw0&redir_esc=y&pli=1#v=onepage&q&f=false

Muurling, M., Reus, L. M., de Boer, C., Wessels, S. C., Jagesar, R. R., Vorstman, J. A. S., Kas, M. J. H., & Visser, P. J. (2022). Assessment of Social Behavior Using a Passive Monitoring App in Cognitively Normal and Cognitively Impaired Older Adults: Observational Study. *JMIR Aging*, *5*(2), e33856. https://doi.org/10.2196/33856

Nasreddine, Z. S., Phillips, N. A., Bédirian, V., Charbonneau, S., Whitehead, V., Collin, I., Cummings, J. L., & Chertkow, H. (2005). The Montreal Cognitive Assessment, MoCA: a brief screening tool for mild cognitive impairment. *Journal of the American Geriatrics Society*, *53*(4), 695–699. https://doi.org/10.1111/J.1532-5415.2005.53221.X

Nguyen, T. M., Leow, A. D., & Ajilore, O. (2023). A Review on Smartphone Keystroke Dynamics as a Digital Biomarker for Understanding Neurocognitive Functioning. *Brain Sciences*, *13*(6), 959. https://doi.org/10.3390/BRAINSCI13060959

Ning, E., Cladek, A. T., Ross, M. K., Kabir, S., Barve, A., Kennelly, E., Hussain, F., Duffecy, J., Langenecker, S. L., Nguyen, T., Tulabandhula, T., Zulueta, J., Ajilore, O. A., Demos, A. P., & Leow, A. (2023). Smartphone-derived Virtual Keyboard Dynamics Coupled with Accelerometer Data as a Window into Understanding Brain Health: Smartphone Keyboard and Accelerometer as Window into Brain Health. *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. CHI Conference*, *2023*, 326. https://doi.org/10.1145/3544548.3580906

Petersen, R. C., Doody, R., Kurz, A., Mohs, R. C., Morris, J. C., Rabins, P. V., Ritchie, K., Rossor, M., Thal, L., & Winblad, B. (2001). Current concepts in mild cognitive impairment. *Archives of Neurology*, *58*(12), 1985–1992. https://doi.org/10.1001/ARCHNEUR.58.12.1985

Petersen, R. C., Roberts, R. O., Knopman, D. S., Boeve, B. F., Geda, Y. E., Ivnik, R. J., Smith, G. E., & Jack, C. R. (2009). Mild Cognitive Impairment: Ten Years Later. *Archives of Neurology*, *66*(12), 1447–1455. https://doi.org/10.1001/ARCHNEUROL.2009.266

Rigny, L., Fletcher-Lloyd, N., Capstick, A., Nilforooshan, R., & Barnaghi, P. (2024). Assessment of sleep patterns in dementia and general population cohorts using passive in-home monitoring technologies. *Communications Medicine 2024 4:1*, *4*(1), 1–10. https://doi.org/10.1038/s43856-024-00646-0

Sabbagh, M. N., Boada, M., Borson, S., Chilukuri, M., Doraiswamy, P. M., Dubois, B., Ingram, J., Iwata, A., Porsteinsson, A. P., Possin, K. L., Rabinovici, G. D., Vellas, B., Chao, S., Vergallo, A., & Hampel, H. (2020). Rationale for Early Diagnosis of Mild Cognitive Impairment (MCI) supported by Emerging Digital Technologies. *The Journal of Prevention of Alzheimer's Disease*, *7*(3), 158–164. https://doi.org/10.14283/JPAD.2020.19

Saeb, S., Lattie, E. G., Schueller, S. M., Kording, K. P., & Mohr, D. C. (2016). The relationship between mobile phone location sensor data and depressive symptom severity. *PeerJ*, *4*(9). https://doi.org/10.7717/PEERJ.2537

Schröter, A., Mergl, R., Bürger, K., Hampel, H., Möller, H. J., & Hegerl, U. (2003). Kinematic analysis of handwriting movements in patients with Alzheimer's disease, mild cognitive impairment, depression and healthy subjects. *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders*, *15*(3), 132–142. https://doi.org/10.1159/000068484

Sengupta, K., Sun, J., Menges, R., Kumar, C., & Staab, S. (2017). Analyzing the Impact of Cognitive Load in Evaluating Gaze-based Typing. *Proceedings - IEEE Symposium on*

Computer-Based Medical Systems, *2017-June*, 787–792. https://doi.org/10.1109/CBMS.2017.134

Shaleha, R., & Roque, N. (2025). From screens to cognition: A scoping review of the impact of screen time on cognitive function in midlife and older adults. *Digital Health*, *11*, 20552076251343988. https://doi.org/10.1177/20552076251343989

Shen, S., Qi, W., Zeng, J., Li, S., Liu, X., Zhu, X., Dong, C., Wang, B., Shi, Y., Yao, J., Wang, B., Lou, X., Gu, S., Li, P., Wang, J., Jiang, G., & Cao, S. (2025). Passive Sensing for Mental Health Monitoring Using Machine Learning With Wearables and Smartphones: Scoping Review. *J Med Internet Res 2025;27:E77066 Https://Www.Jmir.Org/2025/1/E77066*, *27*(1), e77066. https://doi.org/10.2196/77066

Shoval, N., Wahl, H. W., Auslander, G., Isaacson, M., Oswald, F., Edry, T., Landau, R., & Heinik, J. (2011). Use of the global positioning system to measure the out-of-home mobility of older adults with differing cognitive functioning. *Ageing & Society*, *31*(5), 849–869. https://doi.org/10.1017/S0144686X10001455

Spruijt-Metz, D., & Nilsen, W. (2014). Dynamic models of behavior for just-in-time adaptive interventions. *IEEE Pervasive Computing*, *13*(3), 13–17. https://doi.org/10.1109/MPRV.2014.46

Sullivan, K., Sandström, L., & Sellstone, A. (n.d.). *FROM KEYSTROKES TO COGNITIVE PROCESSES ANALYZING MORPHOLOGICAL KNOWLEDGE USING KEYSTROKE LOGGING*.

Suzumura, S., Osawa, A., Kanada, Y., Keisuke, M., Takano, E., Sugioka, J., Natsumi, M., Nagahama, T., Shiramoto, K., Kuno, K., Kizuka, S., Satoh, K., Sakurai, H., Sano, Y., Mizuguchi, T., Kandori, A., & Kondo, I. (2022). Finger Tapping Test for Assessing the Risk of Mild Cognitive Impairment. *Hong Kong Journal of Occupational Therapy*, *35*(2), 137–145. https://doi.org/10.1177/15691861221109872/SUPPL_FILE/SJ-PDF-1-HJO-10.1177_15691861221109872.PDF

Tang, P. C., Ash, J. S., Bates, D. W., Overhage, J. M., & Sands, D. Z. (2006). Personal Health Records: Definitions, Benefits, and Strategies for Overcoming Barriers to Adoption. *Journal of the American Medical Informatics Association : JAMIA*, *13*(2), 121. https://doi.org/10.1197/JAMIA.M2025

Tripathi, S., Arroyo-Gallego, T., & Giancardo, L. (2022). Keystroke-Dynamics for Parkinson's Disease Signs Detection in An At-Home Uncontrolled Population: A New Benchmark and Method. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, *70*(1), 182. https://doi.org/10.1109/TBME.2022.3187309

Tsolaki, M., Kakoudaki, T., Tsolaki, A., Verykouki, E., Pattakou, V., Tsolaki, M., Kakoudaki, T., Tsolaki, A., Verykouki, E., & Pattakou, V. (2014). Prevalence of Mild Cognitive Impairment in Individuals Aged over 65 in a Rural Area in North Greece. *Advances in Alzheimer's Disease*, *3*(1), 11–19. https://doi.org/10.4236/AAD.2014.31002

Visuri, A., Koskimäki, H., van Berkel, N., Alorwu, A., Peltonen, E., Abdullah, S., & Hosio, S. (2025). Cognitive performance measurements and the impact of sleep quality using wearable and mobile sensors. *Personal and Ubiquitous Computing 2025*, 1–18. https://doi.org/10.1007/S00779-025-01847-7

Vlachos, G. S., Kosmidis, M. H., Yannakoulia, M., Dardiotis, E., Hadjigeorgiou, G., Sakka, P., Ntanasi, E., Stefanis, L., & Scarmeas, N. (2020). Prevalence of Mild Cognitive Impairment in the Elderly Population in Greece: Results from the HELIAD Study. *Alzheimer Disease and Associated Disorders*, *34*(2), 156–162. https://doi.org/10.1097/WAD.0000000000000361

Xu, Q., Kim, Y., Chung, K., Schulz, P., & Gottlieb, A. (2024). Prediction of Mild Cognitive Impairment Status: Pilot Study of Machine Learning Models Based on Longitudinal Data From Fitness Trackers. *JMIR Formative Research*, *8*. https://doi.org/10.2196/55575