



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΨΗΦΙΑΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
“ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΑΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ & ΥΠΗΡΕΣΙΕΣ”

**Σχεδιασμός και Υλοποίηση Πολυτροπικού Πληροφοριακού
Συστήματος για την Ανίχνευση Γνωστικού Φορτίου και
Ψυχολογικής Επιβάρυνσης σε Περιβάλλον Εργασίας Υπολογιστή**

**Design and Implementation of a Multimodal Information System
for Cognitive Load and Psychological Stress Detection in Computer-
Based Work Environments**

ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ ΜΟΦΟΡΗΣ

Υποβάλλεται
για την εκπλήρωση των προϋποθέσεων λήψης
Μεταπτυχιακού Διπλώματος
στην ειδίκευση «ΠΠΣ»
του ΠΜΣ “Πληροφοριακά Συστήματα & Υπηρεσίες”
στο

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2026

Επιβλέπων: Δρ. Ανδρέας Μενύχτας
Ακαδημαϊκή Θέση: Επίκουρος Καθηγητής

Πανεπιστήμιο Πειραιώς. Κάτοχος όλων των δικαιωμάτων
Συγγραφέας / Author: Δημήτριος Μόφορης

ΣΕΛΙΔΑ ΕΓΚΥΡΟΤΗΤΑΣ

Ονοματεπώνυμο Φοιτητή: Μόφορης Δημήτριος

Τίτλος Μεταπτυχιακής Διπλωματικής Εργασίας: “Σχεδιασμός και Υλοποίηση

Πολυτροπικού Πληροφοριακού Συστήματος για την Ανίχνευση Γνωστικού Φορτίου και Ψυχολογικής Επιβάρυνσης σε Περιβάλλον Εργασίας Υπολογιστή”

*Η παρούσα Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία υποβάλλεται ως μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών “Πληροφορικά Συστήματα & Υπηρεσίες” του Τμήματος Ψηφιακών Συστημάτων του Πανεπιστημίου Πειραιώς και εγκρίθηκε στις **29/09/2026** από τα μέλη της Εξεταστικής Επιτροπής.*

Εξεταστική Επιτροπή

Επιβλέπων (Τμήμα Ψηφιακών Συστημάτων, Πανεπιστήμιο Πειραιώς): Ανδρέας Μενύχτας,
Επίκουρος Καθηγητής

Μέλος Εξεταστικής Επιτροπής: Χρήστος Δουλκερίδης, Καθηγητής

Μέλος Εξεταστικής Επιτροπής: Μιχαήλ Φιλιππάκης, Καθηγητής

ΥΠΕΥΘΥΝΗ ΔΗΛΩΣΗ ΑΥΘΕΝΤΙΚΟΤΗΤΑΣ

Ο Δημήτριος Μόφορης, γνωρίζοντας τις συνέπειες της λογοκλοπής, δηλώνω υπεύθυνα ότι η παρούσα εργασία με τίτλο «Σχεδιασμός και Υλοποίηση Πολυτροπικού Πληροφοριακού Συστήματος για την Ανίχνευση Γνωστικού Φορτίου και Ψυχολογικής Επιβάρυνσης σε Περιβάλλον Εργασίας Υπολογιστή», αποτελεί προϊόν αυστηρά προσωπικής εργασίας και όλες οι πηγές που έχω χρησιμοποιήσει, έχουν δηλωθεί κατάλληλα στις βιβλιογραφικές παραπομπές και αναφορές. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο ή/και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή.

Επιπλέον δηλώνω υπεύθυνα ότι η συγκεκριμένη Μεταπτυχιακή Διπλωματική Εργασία έχει συγγραφεί από εμένα προσωπικά και δεν έχει υποβληθεί ούτε έχει αξιολογηθεί στο πλαίσιο κάποιου άλλου μεταπτυχιακού ή προπτυχιακού τίτλου σπουδών, στην Ελλάδα ή στο εξωτερικό.

Παράβαση της ανωτέρω ακαδημαϊκής μου ευθύνης αποτελεί ουσιώδη λόγο για την ανάκληση του πτυχίου μου. Σε κάθε περίπτωση, αναληθούς ή ανακριβούς δηλώσεως, υπόκειμαι στις συνέπειες που προβλέπονται τις διατάξεις που προβλέπει η Ελληνική και Κοινοτική Νομοθεσία περί πνευματικής ιδιοκτησίας.

Ο ΔΗΛΩΝ

Ονοματεπώνυμο: Δημήτριος Μόφορης

Αριθμός Μητρώου: ME2457

Υπογραφή:

Ευχαριστίες

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα να εκφράσω τις θερμές μου ευχαριστίες προς την οικογένειά μου, για την αμέριστη στήριξη, την κατανόηση και την ενθάρρυνση που μου προσέφεραν καθ' όλη τη διάρκεια της προσπάθειάς μου. Ιδιαίτερα ευχαριστώ τη μητέρα μου, Δέσποινα, τον πατέρα μου, Σταύρο, και τον αδελφό μου, Λεωνίδα, οι οποίοι στάθηκαν δίπλα μου με αγάπη και υπομονή σε κάθε στάδιο αυτής της διαδρομής.

Θα ήθελα, επίσης, να ευχαριστήσω θερμά τη σύντροφό μου, Λίζα, για τη συνεχή στήριξη, την κατανόηση και την παρουσία της, που αποτέλεσαν σημαντική πηγή δύναμης κατά την εκπόνηση της παρούσας εργασίας.

Ιδιαίτερη και ειλικρινή ευγνωμοσύνη οφείλω στον επιβλέποντα καθηγητή μου, Δρ. Ανδρέα Μενύχτα, για την πολύτιμη καθοδήγηση, τις δημιουργικές παρατηρήσεις και την αδιάκοπη στήριξή του σε όλα τα στάδια της εργασίας, καθώς και για την υπομονή που επέδειξε καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησής της.

Περίληψη

Η παρούσα εργασία παρουσιάζει τον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός πολυτροπικού πληροφοριακού συστήματος για την ανίχνευση γνωστικού φορτίου και ψυχολογικής επιβάρυνσης σε περιβάλλον εργασίας υπολογιστή. Το σύστημα συνδυάζει τρεις μη επεμβατικές πηγές δεδομένων: φυσιολογικά σήματα από webcam μέσω φωτοπληθυσμογραφίας απόστασης (rPPG), συνεχή ανάλυση προσώπου για εκτίμηση οπτικής κόπωσης και συναισθηματικής κατάστασης στον χώρο Valence-Arousal, και μεταδεδομένα δραστηριότητας υπολογιστή μέσω εφαρμογής Flutter/Dart με Windows APIs.

Η αρχιτεκτονική βασίζεται στην αρθρωτότητα, με κάθε υποσύστημα να επικοινωνεί με τα υπόλοιπα αποκλειστικά μέσω κοινής βάσης δεδομένων SQLite. Η συγχώνευση των modalities υλοποιείται μέσω late fusion με σταθμισμένα βάρη, παράγοντας έναν ενιαίο δείκτη άγχους ($\text{stress_index} \in [0,1]$) ανά παράθυρο πέντε λεπτών. Η βαθμολόγηση βασίζεται σε απόκλιση από το προσωπικό baseline του χρήστη και όχι σε γενικά κατώφλια πληθυσμού, αντιμετωπίζοντας έναν κεντρικό περιορισμό της υπάρχουσας βιβλιογραφίας.

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε σε τεχνικό και λειτουργικό επίπεδο μέσω αυτοματοποιημένων δοκιμών και λειτουργικών σεναρίων χρήσης. Επιπλέον, πραγματοποιήθηκε συγκριτική αξιολόγηση δύο τοπικά εκτελούμενων γλωσσικών μοντέλων (Llama 3.1 8B και Qwen3.5:4b) μέσω του DeepEval framework με ανεξάρτητο κριτή (Gemma 4:12b). Η απουσία εκτεταμένης πιλοτικής μελέτης αναγνωρίζεται ως περιορισμός, ιδίως ως προς την αποδοχή των παρεμβάσεων και την αντίληψη ιδιωτικότητας από τελικούς χρήστες. Παρ' όλα αυτά, η υλοποίηση δείχνει ότι η πολυτροπική προσέγγιση με εξατομικευμένο baseline και τοπική επεξεργασία αποτελεί εφαρμόσιμη κατεύθυνση για συστήματα υποστήριξης ευεξίας σε περιβάλλον εργασίας υπολογιστή.

Λέξεις-κλειδιά: ανίχνευση άγχους, πολυτροπική συγχώνευση, rPPG, ανάλυση προσώπου, valence-arousal, desktop context, εξατομικευμένο baseline, τοπικά γλωσσικά μοντέλα, DeepEval, privacy-by-design, εργαζόμενοι γνώσης

Abstract

This thesis presents the design and implementation of a multimodal information system for the detection of cognitive load and psychological stress in computer-based work environments. The system integrates three non-invasive data streams: physiological signals extracted from a standard webcam via remote photoplethysmography (rPPG), continuous facial analysis for the estimation of eye strain indicators and emotional state in the Valence-Arousal space, and desktop activity metadata collected through a Flutter/Dart application using Windows APIs.

The architecture adheres to a modular design principle, with each subsystem operating independently and communicating exclusively through a shared SQLite database. Data fusion is implemented via a weighted late fusion mechanism, producing a unified stress index ($\text{stress_index} \in [0,1]$) per five-minute window. Scoring is individually calibrated, computed as deviation from the user's personal resting baseline rather than general population-level thresholds, thus addressing a central limitation identified in the existing literature.

The evaluation was conducted at a technical and functional level through automated tests and functional usage scenarios. Additionally, a comparative evaluation of two locally executed language models (Llama 3.1 8B and Qwen3.5:4b) was performed using the DeepEval framework with an independent judge model (Gemma 4:12b). The absence of an extended pilot study with participants is acknowledged as a limitation, particularly with respect to user acceptance of interventions and perceived privacy. Nevertheless, the technical implementation demonstrates that a multimodal approach combining personalised baseline calibration and fully local processing constitutes a feasible direction for well-being support systems in computer-based work environments.

Keywords: stress detection, multimodal fusion, rPPG, facial analysis, valence-arousal, desktop context, personalised baseline, local language models, DeepEval, privacy-by-design, knowledge workers

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες.....	4
Περίληψη.....	5
Abstract	6
Πίνακας Περιεχομένων.....	7
Κατάλογος Πινάκων	12
Πίνακας Εικόνων	13
Πίνακας Διαγραμμάτων	14
1. Εισαγωγή.....	15
1.1 Αντικείμενο, Σκοπός και Στόχοι της Έρευνας.....	15
1.2 Ερευνητικά Ερωτήματα και Υπόθεση Εργασίας	16
1.3 Επιστημονικό και Τεχνολογικό Πλαίσιο	16
1.4 Καινοτομία και Συμβολή της Εργασίας	17
1.5 Δομή και Περιεχόμενο Κεφαλαίων.....	18
2. Θεωρητικό Υπόβαθρο και Βιβλιογραφική ανασκόπηση	19
2.1 Άγχος και Γνωστικό Φορτίο στους Εργαζόμενους Γνώσης.....	19
2.1.1 Εννοιολογικός Προσδιορισμός: Άγχος, Γνωστικό Φορτίο και η Διαφορά τους	19
2.1.2 Εργαζόμενοι Γνώσης: Ο Πληθυσμός-Στόχος και τα Ιδιαίτερα Χαρακτηριστικά του	20
2.1.3 Φυσιολογικές και Συμπεριφορικές Εκδηλώσεις του Άγχους	21
2.1.4 Κριτική Επισκόπηση Υπαρχουσών Προσεγγίσεων και Ανοιχτά Ζητήματα	22
2.2 Φωτοπληθυσμογραφία Απόστασης (rPPG) και Εκτίμηση HRV μέσω Κάμερας.....	23
2.2.1 Αρχές Λειτουργίας της Φωτοπληθυσμογραφίας Απόστασης.....	24
2.2.2 Αλγόριθμοι CHROM και POS: Από τη Θεωρία στην Πράξη	25
2.2.3 Εξαγωγή Μετρικών HRV: RMSSD, SDNN και Φυσιολογική Ερμηνεία	26
2.3 Ανάλυση Προσώπου και Συναισθηματικά Μοντέλα.....	27
2.3.1 MediaPipe Face Mesh: Ανίχνευση Σημείων Αναφοράς Προσώπου σε Πραγματικό Χρόνο	27
2.3.2 Δείκτης EAR, PERCLOS και Ρυθμός Βλεφαρισμού	28
2.3.3 Το Δισδιάστατο Μοντέλο Valence-Arousal: Θεωρητικό Πλαίσιο	29
2.3.4 EmoNet: Συνεχής Εκτίμηση Valence-Arousal από Βίντεο σε Πραγματικό Χρόνο	30
2.4 Desktop Context ως Πηγή Δεδομένων Γνωστικού Φορτίου.....	31
2.4.1 Ενεργό Παράθυρο και Κατηγοριοποίηση Δραστηριότητας ως Proxy Γνωστικού Φορτίου	31

2.4.2	Δείκτες Έντασης Δραστηριότητας - Πληκτρολογήσεις και Συμπεριφορικά Μοτίβα	32
2.4.3	Αρχές Privacy-by-Design στη Συλλογή Desktop Δεδομένων	33
2.5	Πολυτροπική συγχώνευση (Multimodal Fusion) για Ανίχνευση Άγχους	34
2.5.1	Early και Late Fusion - Συγκριτική Θεώρηση	34
2.5.2	Προσωποποιημένο Baseline και Εξατομίκευση Κατωφλίων	35
2.5.3	Συνοπτική αρχιτεκτονική Late Fusion και Συνθήκες Ενεργοποίησης Παρέμβασης	36
2.6	Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) για Παρεμβάσεις Ευεξίας	38
2.6.1	LLMs στην Υποστήριξη Ψυχικής Ευεξίας: Δυνατότητες και Περιορισμοί	38
2.6.2	Τοπική Εκτέλεση LLMs: Ollama, Επιλογή Μοντέλων και Αξιολόγηση	39
2.6.3	Σχεδίαση Εξατομικευμένων μικρο-παρεμβάσεων μέσω LLM	41
2.7	Συναφή Συστήματα και Ερευνητικό Κενό	42
2.7.1	Συγκριτική Ανάλυση Υπαρχουσών Λύσεων	42
2.7.2	Τοποθέτηση της Παρούσας Εργασίας: Το Ερευνητικό Κενό	43
3.	Ανάλυση Συστήματος	45
3.1	Ερευνητικά Ερωτήματα και Στόχοι ανάλυσης και σχεδιασμού	45
3.1.1	Ερευνητικά Ερωτήματα	45
3.2	Απαιτήσεις Συστήματος	48
3.2.1	Λειτουργικές Απαιτήσεις	48
3.2.2	Μη Λειτουργικές Απαιτήσεις	51
3.2.3	Περιορισμοί Σχεδιασμού και παραδοχές	53
3.3	Αρχές Σχεδιασμού	54
3.3.1	Προστασία Ιδιωτικότητας και Τοπική Επεξεργασία	55
3.3.2	Ελαχιστοποίηση Δεδομένων	55
3.3.3	Αρθρωτή Αρχιτεκτονική	56
3.3.4	Αξιοπιστία και Ανθεκτικότητα	56
3.3.5	Διαφάνεια και Ερμηνευσιμότητα	57
3.3.6	Σύνοψη Σχεδιαστικών Αρχών	57
3.4	Διάγραμμα Περιπτώσεων Χρήσης	58
3.4.1	Use Case Diagram Χρήστη	59
4.	Αρχιτεκτονική Συστήματος	61
4.1	Εισαγωγή	61
4.2	Συνολική Αρχιτεκτονική Συστήματος	61
4.2.1	Επισκόπηση Αρχιτεκτονικής	61
4.3	Περιβάλλον Ανάπτυξης και Τεχνολογίες	63

4.4	Ροή Δεδομένων.....	65
4.4.1	Διάγραμμα Ροής Δεδομένων	66
4.4.2	Εξωτερικές Οντότητες	67
4.4.3	Διεργασία P1 – Εξαγωγή Φυσιολογικών Χαρακτηριστικών	67
4.4.4	Διεργασία P2 – Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Προσώπου.....	67
4.4.5	Διεργασία P3 – Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Δραστηριότητας Υπολογιστή	68
4.4.6	Διεργασία P4 – Συγχώνευση Δεδομένων και Παραγωγή Παρεμβάσεων	68
4.4.7	Διεργασία P5 – Βαθμονόμηση προσωπικού baseline.....	68
4.4.8	Αποθήκες Δεδομένων	69
4.5	Διάγραμμα Συνιστωσών (Component Diagram)	69
4.5.1	Επίπεδο Εισόδου (Input Sources)	71
4.5.2	Επίπεδο Συλλογής Δεδομένων (Data Acquisition Layer)	71
4.5.3	Επίπεδο Εξαγωγής Χαρακτηριστικών (Feature Extraction Layer)	71
4.5.4	Επίπεδο Αποθήκευσης (Storage Layer)	72
4.5.5	Επίπεδο Απόφασης και Παρέμβασης (Decision & Intervention Layer).....	72
4.5.6	Συνοπτική Αξιολόγηση της Αρχιτεκτονικής	73
4.6	Sequence Diagram: Παρακολούθηση και Παρέμβαση	74
4.6.1	Sequence Diagram: Κύκλος Συλλογής Δεδομένων	74
4.6.2	Sequence Diagram: Κύκλος Fusion και Παρέμβασης	75
4.7	Σχεδιασμός Modalities.....	77
4.7.1	Φυσιολογικό Module (rPPG / HRV)	77
4.7.2	Module Ανάλυσης Προσώπου	79
4.7.3	Module Desktop Context	81
4.8	Σχεδιασμός Fusion και Παρεμβάσεων.....	82
4.8.1	Late Fusion Engine	83
4.8.2	Trigger Evaluation.....	84
4.8.3	Σχεδιασμός Παρεμβάσεων μέσω LLM.....	86
4.8.4	Σύνοψη Μηχανισμού Fusion και Παρεμβάσεων.....	88
4.9	Σχεδιασμός Βάσης Δεδομένων	88
4.9.1	Επιλογή Συστήματος Βάσης Δεδομένων	88
4.9.2	Λογικό Σχήμα Βάσης Δεδομένων.....	89
4.9.3	Συνοπτική Περιγραφή Πινάκων	90
4.9.4	Αρχιτεκτονική Αποθήκευσης και Ιδιωτικότητας.....	96
4.9.5	Σχεδιαστικές Αρχές Διεπαφής	97
4.10	Σύνοψη Κεφαλαίου.....	97

5.	Υλοποίηση Συστήματος.....	98
5.1	Εισαγωγή.....	98
5.2	Φυσιολογικό Υποσύστημα (rPPG / HRV)	98
5.2.1	Εξαγωγή rPPG Σήματος.....	98
5.2.2	Επικύρωση Μετρικών HRV	99
5.3	Shared Camera Feed	100
5.4	Υποσύστημα Ανάλυσης Προσώπου.....	101
5.4.1	Ανίχνευση Landmarks και Υπολογισμός EAR.....	101
5.4.2	Εκτίμηση Valence-Arousal μέσω EmoNet.....	102
5.5	Υποσύστημα Desktop Context (Flutter/Dart)	102
5.5.1	Συλλογή Δεδομένων μέσω Windows APIs.....	103
5.5.2	Εκκίνηση ως Headless Διεργασία	103
5.5.3	Κανονικοποίηση Timestamps	104
5.6	Βαθμονόμηση Προσωπικού Baseline	105
5.7	Aggregation και Late Fusion.....	106
5.7.1	Aggregator — Παράθυρα 5 Λεπτών	106
5.7.2	Late Fusion Engine	106
5.7.3	Μηχανισμός Trigger και Cooldown.....	107
5.8	Μηχανισμός Παρεμβάσεων (LLM και Notifier)	107
5.8.1	Κατηγοριοποίηση Δραστηριότητας και Πλαίσιο Παρέμβασης	107
5.8.2	Παραγωγή Παρέμβασης μέσω LLM.....	108
5.8.3	Αποστολή Ειδοποίησης και Καταγραφή.....	109
5.8.4	Λειτουργία Σύγκρισης Μοντέλων και Αξιολόγηση DeepEval	109
5.9	Αυτοματοποιημένες Δοκιμές.....	110
5.10	Σύνοψη Κεφαλαίου.....	112
6.	Το σύστημα σε λειτουργία	114
6.1	Εισαγωγή.....	114
6.2	Σχεδιασμός Διεπαφής Χρήστη (UI Design)	114
6.2.1	Γενική Δομή Dashboard	115
6.2.2	Monitoring Panel	115
6.2.3	Visualization Panel	116
6.2.4	Intervention Panel.....	117
6.3	Εκκίνηση Συστήματος	118
6.4	Ροή Πλήρους Συνεδρίας	119
6.5	Εξαγωγή και Ανάλυση Δεδομένων	120

6.5.1	Ημερήσια Περίληψη	120
6.5.2	Εξαγωγή Excel	121
6.6	Σύνοψη Κεφαλαίου.....	121
7.	Συνολική Αποτίμηση, Συμπεράσματα και Μελλοντικές Επεκτάσεις	122
7.1	Ανασκόπηση σκοπού και υλοποιημένης προσέγγισης	122
7.2	Αξιολόγηση Μηχανισμού Παρεμβάσεων μέσω DeepEval	123
7.2.1	Μεθοδολογία αξιολόγησης και μετρικές	123
7.2.2	Αποτελέσματα σύγκρισης Llama 3.1 8B vs Qwen3.5:4b	124
7.2.3	Ποιοτική ανάλυση και συμπεράσματα αξιολόγησης	125
7.3	Απαντήσεις στα ερευνητικά ερωτήματα	126
7.3.1	Απάντηση στο πρώτο ερευνητικό ερώτημα	126
7.3.2	Απάντηση στο δεύτερο ερευνητικό ερώτημα	127
7.3.3	Απάντηση στο τρίτο ερευνητικό ερώτημα	128
7.4	Συνολική συμβολή της εργασίας	129
7.5	Περιορισμοί της παρούσας υλοποίησης και αξιολόγησης	130
7.6	Μελλοντικές επεκτάσεις.....	132
7.7	Τελική αποτίμηση	134
	Βιβλιογραφία.....	135

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1. Ορισμός διακριτών συνθηκών ενεργοποίησης	36
Πίνακας 2. Συγκριτική αποτύπωση συναφών συστημάτων και παρούσας προσέγγισης	43
Πίνακας 3. Βασικές λειτουργικές απαιτήσεις συστήματος	49
Πίνακας 4. Βασικές μη λειτουργικές απαιτήσεις συστήματος	51
Πίνακας 5. Συσχέτιση σχεδιαστικών αρχών και αρχιτεκτονικών επιλογών	57
Πίνακας 6. Βασικές Τεχνολογίες	64
Πίνακας 7. Δομή πίνακα <i>physio_readings</i>	90
Πίνακας 8. Δομή πίνακα <i>face_readings</i>	91
Πίνακας 9. Δομή πίνακα <i>desktop_readings</i>	92
Πίνακας 10. Δομή πίνακα <i>baselines</i>	92
Πίνακας 11. Δομή πίνακα <i>aggregated_windows</i>	93
Πίνακας 12. Δομή πίνακα <i>interventions</i>	94
Πίνακας 13. Δομή πίνακα <i>user_feedback</i>	95
Πίνακας 14. Δομή πίνακα <i>llm_comparisons</i>	95
Πίνακας 15. Αποτελέσματα αξιολόγησης <i>DeepEval</i> ανά παρέμβαση (<i>trigger: high_stress, n=6</i>)	124

Πίνακας Εικόνων

Εικόνα 1. Η αρχή λειτουργίας του rPPG	24
Εικόνα 2. Το 2Δ μοντέλο σθένους-διέγερσης συναισθήματος που προτάθηκε από τον Russell	30
Εικόνα 3. Στιγμιότυπο Οθόνης της Διεπαφής Χρήστη.....	115
Εικόνα 4. Στιγμιότυπο οθόνης ρυθμίσεων	118

Πίνακας Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1. Use Case Diagram	59
Διάγραμμα 2. Συνολική Αρχιτεκτονική Συστήματος	62
Διάγραμμα 3. Data Flow Diagram.....	66
Διάγραμμα 4. Συνοπτική απεικόνιση του συστήματος	70
Διάγραμμα 5. Sequence Diagram: Συνεχής Κύκλος Συλλογής Δεδομένων (παράθυρο 30δλ)74	
Διάγραμμα 6. Sequence Diagram: Κύκλος Late Fusion και Παρέμβασης (5λεπτο παράθυρο)	76
Διάγραμμα 7. Διάγραμμα Ροής Φυσιολογικού Module.....	79
Διάγραμμα 8. Διάγραμμα Ροής Module Ανάλυσης Προσώπου.....	80
Διάγραμμα 9. Διάγραμμα Ροής Module Desktop Context	82
Διάγραμμα 10. Διάγραμμα Trigger Evaluation & Intervention Activity.....	85
Διάγραμμα 11. Διάγραμμα οντοτήτων-συσχετίσεων.....	90

1. Εισαγωγή

1.1 Αντικείμενο, Σκοπός και Στόχοι της Έρευνας

Η εντατικοποίηση της ψηφιακής εργασίας και η αύξηση του χρόνου που οι εργαζόμενοι αφιερώνουν μπροστά σε οθόνες έχουν αναδείξει την ψυχολογική επιβάρυνση και το γνωστικό φορτίο ως κρίσιμα ζητήματα παραγωγικότητας και ευεξίας. Παρά την αυξανόμενη ερευνητική δραστηριότητα στο πεδίο, τα υπάρχοντα συστήματα ανίχνευσης άγχους και γνωστικού φορτίου εξαρτώνται κατά κύριο λόγο από εξειδικευμένο εξοπλισμό επαφής, αξιολογούνται αποκλειστικά υπό ελεγχόμενες εργαστηριακές συνθήκες και απουσιάζει από αυτά κάθε μηχανισμός παρέμβασης που να ανταποκρίνεται στις πραγματικές ανάγκες του χρήστη. Αντικείμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι ο σχεδιασμός και η υλοποίηση ενός πολυτροπικού πληροφοριακού συστήματος το οποίο ανιχνεύει κρίσιμες εργασιακές καταστάσεις σε πραγματικό χρόνο, αξιοποιώντας αποκλειστικά τον εξοπλισμό που ήδη διαθέτει ο σύγχρονος εργαζόμενος, έναν υπολογιστή και μια κοινή webcam.

Κεντρικός σκοπός της εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός ολοκληρωμένου συστήματος που συνδυάζει τρεις μη επεμβατικές πηγές δεδομένων, φυσιολογικά σήματα μέσω rPPG, ανάλυση προσώπου με εκτίμηση Valence-Arousal, και μεταδεδομένα δραστηριότητας υπολογιστή, και τα ενοποιεί μέσω μηχανισμού late fusion για την παραγωγή εξατομικευμένου δείκτη άγχους. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στην προσωποποίηση της βαθμολόγησης μέσω ατομικού baseline, στην προστασία ιδιωτικότητας μέσω αποκλειστικά τοπικής επεξεργασίας και στη δημιουργία πλαισιοποιημένων παρεμβάσεων μέσω τοπικά εκτελούμενου μεγάλου γλωσσικού μοντέλου.

Οι επιμέρους στόχοι της εργασίας περιλαμβάνουν, αλλά δεν περιορίζονται, την υλοποίηση και επαλήθευση του κάθε υποσυστήματος ξεχωριστά και ανεξάρτητα ως proof-of-concept module, την ενοποίησή τους σε αρθρωτή αρχιτεκτονική με κοινή βάση δεδομένων SQLite, τον σχεδιασμό μηχανισμού έξι διακριτών συνθηκών παρέμβασης που καλύπτουν τόσο αρνητικές καταστάσεις όσο και θετική ενίσχυση, και την τεχνική και λειτουργική αξιολόγηση του συστήματος ως proof-of-concept σε ρεαλιστικά σενάρια υπολογιστικής εργασίας.

1.2 Ερευνητικά Ερωτήματα και Υπόθεση Εργασίας

Η έρευνα διαρθρώνεται γύρω από τρία κεντρικά ερωτήματα. Το πρώτο ερώτημα εξετάζει σε ποιο βαθμό ο συνδυασμός rPPG, ανάλυσης προσώπου και desktop context μπορεί να υποστηρίξει την τεχνικά εφικτή και λειτουργικά συνεκτική ανίχνευση κρίσιμων εργασιακών καταστάσεων, όπως άγχος, κόπωση, αποδέσμευση και παραγωγική ροή, σε περιβάλλον υπολογιστικής εργασίας. Το δεύτερο ερώτημα αφορά το κατά πόσο ένας μηχανισμός late fusion, βασισμένος σε εξατομικευμένο baseline, μπορεί να παράγει ερμηνεύσιμο δείκτη επιβάρυνσης και να ενεργοποιεί πλατυστοποιημένες παρεμβάσεις ανάλογα με την εκτιμώμενη κατάσταση του χρήστη. Το τρίτο ερώτημα εξετάζει πώς μπορεί να σχεδιαστεί ένα τέτοιο σύστημα με αρχές privacy-by-design, τοπική επεξεργασία και ελαχιστοποίηση δεδομένων, ώστε να περιορίζεται η ανάγκη μεταφοράς ή αποθήκευσης ευαίσθητης πληροφορίας.

Η κεντρική υπόθεση εργασίας υποστηρίζει ότι η τριτροπική συγχώνευση φυσιολογικών, εκφραστικών και συμπεριφορικών σημάτων, σε συνδυασμό με εξατομικευμένο baseline και τοπικά εκτελούμενο LLM, μπορεί να οδηγήσει στον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός λειτουργικού proof-of-concept συστήματος ανίχνευσης και υποστήριξης ευεξίας για περιβάλλοντα υπολογιστικής εργασίας, χωρίς την απαίτηση εξειδικευμένου εξοπλισμού και χωρίς αποστολή ευαίσθητων δεδομένων σε εξωτερικές υπηρεσίες.

1.3 Επιστημονικό και Τεχνολογικό Πλαίσιο

Η παρούσα εργασία τοποθετείται στο σημείο τομής τριών ερευνητικών πεδίων: της affective computing, της φυσιολογικής μέτρησης χωρίς επαφή και της υπολογιστικής ευεξίας (computational well-being). Η φωτοπληθυσμογραφία απόστασης (rPPG) αποτελεί ενεργό ερευνητικό πεδίο από τη δημοσίευση των Verkruyse et al.[13], με σύγχρονες προσεγγίσεις βασισμένες σε νευρωνικά δίκτυα, όπως το FacePhys που αξιοποιείται και στο παρόν σύστημα, να προσφέρουν σημαντικά βελτιωμένη ανθεκτικότητα σε συνθήκες in-the-wild. Η εκτίμηση συναισθηματικής κατάστασης βασίζεται στο διδιάστατο μοντέλο Valence-Arousal του Russell [16], ενώ η αξιοποίησή του σε υπολογιστικό επίπεδο επιτυγχάνεται μέσω νευρωνικών δικτύων, όπως το EmoNet [17], τα οποία επιτρέπουν συνεχή αποτύπωση της συναισθηματικής κατάστασης αντί απλής ταξινόμησης σε προκαθορισμένες κατηγορίες.

Η τεχνολογική βάση του συστήματος στηρίζεται σε ανοιχτές βιβλιοθήκες και εργαλεία που επιτρέπουν πλήρη τοπική εκτέλεση. Η βιβλιοθήκη open-rpg για την εξαγωγή φυσιολογικών σημάτων, το MediaPipe Face Mesh για την ανίχνευση landmarks προσώπου σε πραγματικό χρόνο, η πλατφόρμα Ollama για την τοπική εκτέλεση των Llama 3.1 8B, Qwen3.5:4b, Gemma 4:12b και το Flutter/Dart για την πρόσβαση σε Windows APIs χωρίς επεμβατικές μεθόδους. Ο συνδυασμός αυτών των τεχνολογιών σε μια ενιαία αρθρωτή αρχιτεκτονική αποτελεί την τεχνολογική συνεισφορά της παρούσας εργασίας.

1.4 Καινοτομία και Συμβολή της Εργασίας

Η καινοτομία της παρούσας εργασίας εντοπίζεται σε τέσσερις διαστάσεις που δεν έχουν αντιμετωπιστεί ταυτόχρονα στη βιβλιογραφία που εξετάστηκε. Πρώτον, η ενοποίηση rPPG, ανάλυσης προσώπου με Valence-Arousal και desktop context σε ένα σύστημα πραγματικού χρόνου με αισθητήρες μη-επαφής αποτελεί προσέγγιση που δεν εντοπίστηκε στα συστήματα που αξιολογήθηκαν για φυσικές συνθήκες εργασίας. Δεύτερον, ο μηχανισμός έξι διακριτών συνθηκών παρέμβασης, που περιλαμβάνει και θετική ενίσχυση κατάστασης παραγωγικής ροής, αναπαριστά λειτουργική επέκταση που απουσιάζει από τα συγκριτικά συστήματα. Τρίτον, η βαθμολόγηση άγχους ως απόκλιση από ατομικό baseline αντί γενικευμένων κατωφλίων πληθυσμού αντιμετωπίζει έναν κεντρικό περιορισμό που τεκμηριώνεται στη βιβλιογραφία. Τέταρτον, η πλήρης τοπική εκτέλεση, συμπεριλαμβανομένων των LLM μέσω Ollama, διασφαλίζει ιδιωτικότητα χωρίς εξάρτηση από εξωτερικές υπηρεσίες, προϋπόθεση ιδιαίτερα κρίσιμη για εφαρμογή σε εργασιακό περιβάλλον.

Η συμβολή της εργασίας είναι τετραπλή, διότι προσφέρει μια λειτουργική αρχιτεκτονική για ανίχνευση άγχους σε πραγματικές συνθήκες χωρίς εξειδικευμένο εξοπλισμό, αναπτύσσει ένα ολοκληρωμένο σύστημα παρέμβασης που διακρίνει ποιοτικά διαφορετικές εργασιακές καταστάσεις, παρέχει μια εφαρμόσιμη προσέγγιση privacy-by-design για συστήματα παρακολούθησης ευεξίας που επεξεργάζονται βιομετρικά δεδομένα, και τέλος, η εργασία συνεισφέρει μια μεθοδολογία ποσοτικής αξιολόγησης του μηχανισμού παρεμβάσεων μέσω του DeepEval framework, επιτρέποντας τη συγκριτική αξιολόγηση δύο τοπικά εκτελούμενων LLM (Llama 3.1 8B και Qwen3.5:4b) με ανεξάρτητο κριτή (Gemma 4:12b), σε πλήρη εναρμόνιση με την αρχή privacy-by-design.

1.5 Δομή και Περιεχόμενο Κεφαλαίων

Η εργασία οργανώνεται σε επτά κεφάλαια. Το παρόν κεφάλαιο θέτει το αντικείμενο, τους στόχους και τα ερευνητικά ερωτήματα. Το Κεφάλαιο 2 πραγματοποιεί τη βιβλιογραφική ανασκόπηση, καλύπτοντας το θεωρητικό υπόβαθρο της rPPG, της ανάλυσης προσώπου, του desktop context και της πολυτροπικής συγχώνευσης, καθώς και τη συγκριτική ανάλυση συναφών συστημάτων και το ερευνητικό κενό που η παρούσα εργασία επιχειρεί να καλύψει. Το Κεφάλαιο 3 παρουσιάζει την ανάλυση του συστήματος, τα ερευνητικά ερωτήματα, τις λειτουργικές και μη λειτουργικές απαιτήσεις, τους περιορισμούς, τις παραδοχές και τις αρχές σχεδιασμού. Το Κεφάλαιο 4 περιγράφει την αρχιτεκτονική του συστήματος, τα διαγράμματα UML και DFD, τον σχεδιασμό των modalities, τον μηχανισμό fusion και παρεμβάσεων, καθώς και τον σχεδιασμό της βάσης δεδομένων. Το Κεφάλαιο 5 αναλύει την υλοποίηση κάθε υποσυστήματος με αναφορές στον κώδικα και στις τεχνικές προκλήσεις που αντιμετωπίστηκαν κατά τη διάρκεια ανάπτυξης του συστήματος. Το Κεφάλαιο 6 παρουσιάζει το σύστημα σε λειτουργία, περιγράφοντας τη διεπαφή χρήστη και τη ροή πλήρους συνεδρίας. Τέλος, το Κεφάλαιο 7 παρουσιάζει τη συνολική αποτίμηση της εργασίας, την αξιολόγηση του μηχανισμού παρεμβάσεων μέσω DeepEval και τη συγκριτική ανάλυση των δύο μοντέλων LLM, τα συμπεράσματα σε σχέση με τα ερευνητικά ερωτήματα, τους περιορισμούς της παρούσας υλοποίησης και αξιολόγησης, καθώς και τις προτάσεις για μελλοντικές επεκτάσεις και πιλοτική αξιολόγηση με τελικούς χρήστες.

2. Θεωρητικό Υπόβαθρο και Βιβλιογραφική ανασκόπηση

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει το θεωρητικό υπόβαθρο και τη βιβλιογραφική ανασκόπηση που τεκμηριώνουν τις σχεδιαστικές επιλογές της εργασίας. Αναπτύσσονται επτά θεματικοί άξονες: ο εννοιολογικός προσδιορισμός άγχους και γνωστικού φορτίου, η φωτοπληθυσμογραφία απόστασης και η εκτίμηση HRV, η ανάλυση προσώπου και τα συναισθηματικά μοντέλα, το desktop context, η πολυτροπική συγχώνευση, τα μεγάλα γλωσσικά μοντέλα για παρεμβάσεις ευεξίας, και η συγκριτική ανάλυση συναφών συστημάτων. Κάθε άξονας χτίζει προς την αναγνώριση του ερευνητικού κενού που η παρούσα εργασία επιχειρεί να καλύψει.

2.1 Άγχος και Γνωστικό Φορτίο στους Εργαζόμενους Γνώσης

Τέσσερις θεματικοί άξονες αναπτύσσονται στην παρούσα ενότητα που χτίζουν σταδιακά προς το ερευνητικό κενό που πραγματεύεται η παρούσα εργασία, τον εννοιολογικό προσδιορισμό των όρων, τις φυσιολογικές και συμπεριφορικές τους εκδηλώσεις, τις υπάρχουσες τεχνολογικές προσεγγίσεις και, τέλος, τα ανοιχτά ζητήματα που παραμένουν αναπάντητα.

2.1.1 Εννοιολογικός Προσδιορισμός: Άγχος, Γνωστικό Φορτίο και η Διαφορά τους

Η έννοια του ψυχολογικού άγχους (psychological stress) στο εργασιακό πλαίσιο δεν ταυτίζεται με το γνωστικό φορτίο (cognitive load), παρόλο που οι δύο έννοιες συχνά χρησιμοποιούνται εναλλακτικά στη βιβλιογραφία. Αυτό αποτελεί μια σύγχυση που επηρεάζει σημαντικά τον σχεδιασμό συστημάτων ανίχνευσης. Το ψυχολογικό άγχος ορίζεται ως η υποκειμενική εκτίμηση ενός ατόμου ότι οι απαιτήσεις του περιβάλλοντος υπερβαίνουν τους πόρους που διαθέτει για να τις αντιμετωπίσει [1], και συνοδεύεται από φυσιολογικές αποκρίσεις στρες, οι οποίες περιλαμβάνουν την ενεργοποίηση του αυτόνομου νευρικού συστήματος και του άξονα υποθαλάμου–υπόφυσης–επινεφριδίων. Το γνωστικό φορτίο, αντιθέτως, αναφέρεται στο συνολικό ποσό πληροφορίας που επεξεργάζεται η εργαζόμενη μνήμη σε μια δεδομένη χρονική στιγμή, σύμφωνα με τη Θεωρία Γνωστικού Φορτίου (Cognitive Load Theory – CLT), [2], και αποτελεί κατεξοχήν γνωστικό φαινόμενο που δεν ενέχει απαραίτητα συναισθηματική δυσφορία.

Η διάκριση αυτή έχει άμεσες πρακτικές συνέπειες στο σχεδιασμό συστημάτων ευεξίας. Λόγου χάρη, ένας προγραμματιστής ο οποίος επιλύει ένα σύνθετο πρόβλημα μπορεί να εμφανίζει υψηλό γνωστικό φορτίο ταυτόχρονα με χαμηλό άγχος, ειδικά εάν βρίσκεται σε κατάσταση παραγωγικής ροής (flow). Αντιστρόφως, η αναμονή αξιολόγησης εργασίας από ανώτερα στελέχη μπορεί να προκαλεί έντονο άγχος χωρίς υψηλές απαιτήσεις γνωστικού φορτίου. Συστήματα που δεν διαχωρίζουν τις δύο καταστάσεις ενδέχεται να παράγουν λανθασμένες παρεμβάσεις, όπως για παράδειγμα, να διακόψουν έναν χρήστη που βρίσκεται σε κατάσταση βαθιάς συγκέντρωσης. Αυτό αποτελεί μια από τις θεμελιώδεις ατέλειες που η παρούσα εργασία επιχειρεί να αντιμετωπίσει μέσω της πολυτροπικής προσέγγισης και των παρεμβάσεων.

2.1.2 Εργαζόμενοι Γνώσης: Ο Πληθυσμός-Στόχος και τα Ιδιαίτερα Χαρακτηριστικά του

Οι εργαζόμενοι γνώσης (knowledge workers), είναι η κατηγορία που περιλαμβάνει προγραμματιστές, αναλυτές δεδομένων, ερευνητές, φοιτητές και εργαζομένους που εκτελούν γνωστικά απαιτητικές εργασίες σε περιβάλλον υπολογιστή, και αποτελούν το πρωτεύον πλαίσιο μελέτης της παρούσας εργασίας. Η επιλογή αυτή βασίζεται σε τεκμηριωμένα χαρακτηριστικά του πληθυσμού, όπως είναι η υψηλή έκθεση σε ψηφιακούς στρεσογόνους παράγοντες, μετρήσιμα φυσιολογικά και συμπεριφορικά μοτίβα, και ήδη εγκατεστημένη τεχνολογική υποδομή (υπολογιστής, κάμερα) που επιτρέπει τη συλλογή δεδομένων χωρίς επιπλέον εξοπλισμό.

Η συστηματική ανασκόπηση της βιβλιογραφίας για το τεχνολογικό άγχος (technostress) σε εργαζομένους που χρησιμοποιούν ψηφιακά εργαλεία [3] αναδεικνύει σταθερή συσχέτιση μεταξύ έντονης έκθεσης σε τεχνολογίες πληροφορίας και επικοινωνίας και μειωμένης ψυχολογικής ευεξίας. Πιο πρόσφατα, έρευνα σε εργαζομένους του ψηφιακού εργασιακού χώρου [4] ανέδειξε ότι η υπερφόρτωση πληροφοριών και η ανησυχία απώλειας σημαντικών ενημερώσεων (information overload και FoMO – Fear of Missing out) συνδέονται με αυξημένα επίπεδα άγχους και εξουθένωσης, ενισχύοντας έτσι την ανάγκη για έγκαιρα συστήματα ανίχνευσης και παρέμβασης.

Το βασικό πλεονέκτημα εστίασης στους εργαζόμενους γνώσης είναι η δυνατότητα φυσικής συλλογής δεδομένων χωρίς αλλαγή συνηθειών. Ο υπολογιστής αποτελεί ήδη εργαλείο καθημερινής εργασίας τους, γεγονός που επιτρέπει τη χρήση κάμερας και παρακολούθησης της επιφάνειας εργασίας στον ηλεκτρονικό υπολογιστή (desktop monitoring) ως μη επεμβατικών μέσων ανίχνευσης και συλλογής των απαραίτητων δεδομένων και χωρίς την ανάγκη προσαρμογής του εργαζομένου σε νέες συνθήκες εργασίας, διατηρώντας έτσι την καθημερινότητα, τις συνήθειες και τη ρουτίνα του ακέραιες.

2.1.3 Φυσιολογικές και Συμπεριφορικές Εκδηλώσεις του Άγχους

Η εμπειρική τεκμηρίωση των φυσιολογικών συσχετισμών του ψυχολογικού άγχους αποτελεί σταθερό πεδίο έρευνας. Ωστόσο, η μεταφορά αυτής της γνώσης σε αυτοματοποιημένα συστήματα ανίχνευσης σε πραγματικό χρόνο παραμένει ένα ανοιχτό ζήτημα, καθώς οι μετρικές οι οποίες αποδίδουν καλά σε ελεγχόμενο εργαστηριακό περιβάλλον συχνά υποαποδίδουν σε φυσικές συνθήκες εργασίας.

2.1.3.1 Μεταβλητότητα Καρδιακού Ρυθμού

Η μεταβλητότητα καρδιακού ρυθμού (Heart Rate Variability, HRV) αποτελεί έναν από τους πιο αξιόπιστους δείκτες της κατάστασης του αυτόνομου νευρικού συστήματος. Σε συνθήκες άγχους, η αύξηση της δραστηριότητας του συμπαθητικού νευρικού συστήματος συνεπάγεται μείωση μετρικών HRV, όπως το RMSSD, «Τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου των τετραγώνων των διαφορών μεταξύ διαδοχικών καρδιακών παλμών» (Root Mean Square of Successive Differences) και το SDNN (Standard Deviation of NN intervals).

Το dataset WESAD [5], που αποτελεί σημείο αναφοράς για τα συστήματα ανίχνευσης άγχους, τεκμηρίωσε ότι οι HRV μετρικές διαχωρίζουν αξιόπιστα τις συνθήκες άγχους από τις ουδέτερες σε ελεγχόμενα πρωτόκολλα. Εργαλεία ανοιχτού κώδικα όπως το NeuroKit2 [6] επιτρέπουν σήμερα την εξαγωγή αυτών των μετρικών από σήματα φωτοπληθυσμογραφίας (rPPG), υποδεικνύοντας τη δυνατότητα αξιοποίησης webcam-based physiological monitoring σε λιγότερο ελεγχόμενα περιβάλλοντα.

2.1.3.2 Δείκτες Βλεφαρισμού και Ανοίγματος Οφθαλμών

Ο ρυθμός βλεφαρισμού (blink rate) και ο δείκτης ανοίγματος οφθαλμών (Eye Aspect Ratio, EAR) αποτελούν καλά τεκμηριωμένους δείκτες γνωστικής επιβάρυνσης και οπτικής κόπωσης. Η μεθοδολογία υπολογισμού του EAR που πρότειναν οι Soukurova & Cech [8], βασισμένη στη γεωμετρία σημείων ανατομικής αναφοράς του ματιού, έχει υιοθετηθεί ευρέως στη βιβλιογραφία ανίχνευσης υπνηλίας και κόπωσης και παραμένει μία από τις πλέον χρησιμοποιούμενες μεθόδους λόγω της απλότητας και της υπολογιστικής αποδοτικότητάς της. Σε συνθήκες έντονης γνωστικής απαίτησης, ο ρυθμός βλεφαρισμού τείνει να μειώνεται, ενώ σε συνθήκες κόπωσης αυξάνεται, μια διάκριση που απαιτεί ανάλυση σε ένα ευρύτερο χρονικό πλαίσιο και όχι στατικά.

2.1.3.3 Στάση Κεφαλής

Η μεταβλητότητα της στάσης κεφαλής (head pose variability) υπολογίζεται μέσω αλγορίθμων εκτίμησης τρισδιάστατου προσανατολισμού από σημεία αναφοράς του προσώπου, όπως αυτά που παρέχει το framework MediaPipe [7]. Αυξημένη μεταβλητότητα σχετίζεται με χαμηλότερα επίπεδα συγκέντρωσης, ενώ παρατεταμένη ακινησία μπορεί να υποδεικνύει είτε βαθιά αφοσίωση είτε κόπωση, γεγονός που απαιτεί ερμηνεία σε συνδυασμό με άλλα σήματα.

2.1.4 Κριτική Επισκόπηση Υπαρχουσών Προσεγγίσεων και Ανοιχτά Ζητήματα

Παρά τη σημαντική πρόοδο που έχει επιτευχθεί χάρη και στην εξέλιξη των διαθέσιμων τεχνολογιών, οι υπάρχουσες προσεγγίσεις ανίχνευσης άγχους αντιμετωπίζουν τρεις θεμελιώδεις περιορισμούς.

Πρώτον, κυριαρχούν οι μονοτροπικές προσεγγίσεις, δηλαδή η πλειοψηφία των μελετημένων δημοσιευμένων εργασιών βασίζεται σε μία μόνο πηγή δεδομένων, είτε φυσιολογική (HRV, EDA), είτε εκφραστική (ανάλυση προσώπου), είτε συμπεριφορική (desktop activity). Αυτό εισάγει εγγενή ευθραυστότητα, όπως ότι το HRV επηρεάζεται από φυσική δραστηριότητα, ο ρυθμός βλεφαρισμού από τον φωτισμό, ενώ τέλος τα συμπεριφορικά μοτίβα ποικίλλουν ανά τύπο εργασίας. Το WESAD [5], παρά το εύρος των μοτίβων που αποτυπώνει, συλλέχθηκε υπό ελεγχόμενες εργαστηριακές συνθήκες, ένα σενάριο που απέχει σημαντικά από τη φυσική ροή εργασίας και την καθημερινότητα ενός knowledge worker.

Δεύτερον, οφείλει να σημειωθεί η εξάρτηση από επεμβατικό εξοπλισμό. Η ανάγκη χρήσης EEG, ιατρικών αισθητήρων ΗΚΓ και εξειδικευμένων eye-trackers καθιστούν τα αντίστοιχα συστήματα ουσιαστικά αναξιοποίητα εκτός του χώρου εργαστηρίου. Η rPPG αντιπροσωπεύει μια πολύ σημαντική βελτίωση της προσβασιμότητας. Συγκεκριμένα, οι Di Lernia et al.[14] τεκμηρίωσαν ότι η εκτίμηση καρδιακού ρυθμού μέσω rPPG από webcam μπορεί να εφαρμοστεί σε μη ελεγχόμενες online συνθήκες, υπό την προϋπόθεση κατάλληλης προεπεξεργασίας και ελέγχου ποιότητας σήματος. Γεγονός που επαληθεύτηκε και από την χρήση «έξυπνου ρολογιού» ταυτόχρονα με την λήψη μετρικών μέσω webcam κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης των proof-of-concept modules του παρόντος συστήματος.

Τέλος, άξια αναφοράς είναι και η απουσία εξατομίκευσης. Τα συστήματα με σταθερά, γενικά κατώφλια ταξινόμησης αγνοούν τη σημαντική διακύμανση των φυσιολογικών βασικών τιμών (baseline) μεταξύ ατόμων. Όπως λόγου χάρη, ένας χαμηλός ρυθμός βλεφαρισμού μπορεί να είναι φυσιολογικός για ένα άτομο και ενδεικτικός κόπωσης για ένα άλλο· το ίδιο ισχύει και για τις μετρικές HRV. Χωρίς τη λήψη ενός προσωποποιημένου baseline, οποιοδήποτε σύστημα ταξινόμησης εισάγει συστηματικό σφάλμα που υποτιμάται συχνά στη βιβλιογραφία.

Συνοψίζοντας, η βιβλιογραφία αναδεικνύει σαφώς την ανάγκη για συστήματα που: (α) συνδυάζουν πολλαπλές, αλληλοσυμπληρωματικές πηγές σήματος, (β) λειτουργούν με υλικό που ήδη διαθέτει ο χρήστης (webcam, υπολογιστής), και (γ) βασίζονται στην ταξινόμηση σε personalized baseline αντί γενικών ορίων του ευρύτερου πληθυσμού. Αυτά τα τρία ζητήματα αποτελούν τον πυρήνα σχεδιασμού και υλοποίησης του συστήματος της παρούσας εργασίας.

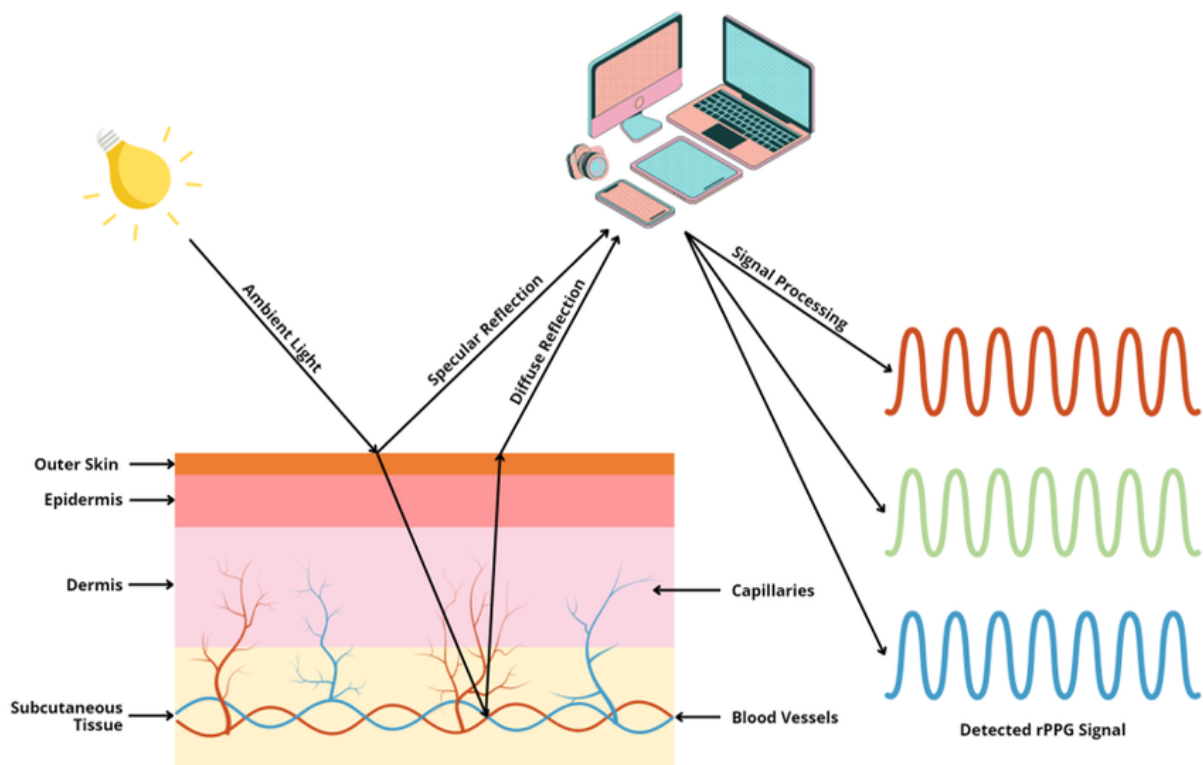
2.2 Φωτοπληθυσμογραφία Απόστασης (rPPG) και Εκτίμηση HRV μέσω Κάμερας

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζονται οι τεχνολογικές και επιστημονικές βάσεις της φυσιολογικής μέτρησης μη-επαφής μέσω κάμερας, αναλύονται οι αλγόριθμοι εξαγωγής σήματος που αξιοποιεί το παρόν σύστημα, και αξιολογείται κριτικά η δυνατότητα εφαρμογής τους σε πραγματικές συνθήκες εργασίας.

2.2.1 Αρχές Λειτουργίας της Φωτοπληθυσμογραφίας Απόστασης

Η φωτοπληθυσμογραφία (photoplethysmography, PPG) αποτελεί την οπτική μέθοδο μέτρησης μεταβολών του όγκου αίματος στα περιφερικά αγγεία, αξιοποιώντας τη διαφορά στην απορρόφηση φωτός μεταξύ οξυγονωμένης και αποξυγονωμένης αιμοσφαιρίνης. Η εκδοχή της μέσω της επαφής (contact), όπως τα παλμικά οξύμετρα ή και τα σύγχρονα «έξυπνα» ρολόγια, απαιτεί άμεση εφαρμογή του αισθητήρα στο δέρμα.

Εν αντιθέσει με την φωτοπληθυσμογραφία απόστασης (remote PPG, rPPG), όπου ναι μεν επεκτείνει την ίδια αρχή, αλλά σε ένα πλαίσιο μη επαφής, όπως παρουσιάζεται στην Εικόνα 1 [10], αξιοποιώντας την τυπική τροφοδοσία κάμερας υπολογιστή σε ανάλυση RGB για να ανιχνεύσει τις λεπτές, περιοδικές μεταβολές χρώματος που εκδηλώνονται στο πρόσωπο κατά τη διάρκεια κάθε καρδιακού κύκλου [11].



Εικόνα 1. Η αρχή λειτουργίας του rPPG

Το φυσιολογικό υπόβαθρο του φαινομένου λειτουργεί ως εξής: με κάθε καρδιακή σύσπαση, αυξημένη ποσότητα οξυγονωμένου αίματος διοχετεύεται στα τριχοειδή αγγεία της επιδερμίδας, τροποποιώντας προσωρινά τα οπτικά χαρακτηριστικά της επιφάνειας του δέρματος. Ως αποτέλεσμα, αυτή η μεταβολή, αν και αόρατη στο γυμνό μάτι, καταγράφεται

ως περιοδική διακύμανση στα κανάλια R, G, B της κάμερας. Το κανάλι πράσινου (G) παρουσιάζει την υψηλότερη ευαισθησία στις μεταβολές αυτές, καθώς η αιμοσφαιρίνη απορροφά ισχυρά στο πράσινο φάσμα (~530 nm), αλλά και τα κανάλια κόκκινου (R) και μπλε (B) περιλαμβάνουν πληθυσμογραφική πληροφορία, γεγονός που επιβεβαιώνεται από την πρώτη σημαντική δημοσίευση στο πεδίο [13]. Ωστόσο, η αποκλειστική χρήση του πράσινου καναλιού είναι ευαίσθητη σε κινήσεις κεφαλής, μεταβολές φωτισμού και σκιές, περιορισμοί που οδήγησαν στην ανάπτυξη πιο εξελιγμένων αλγορίθμων πολλαπλών καναλιών.

2.2.2 Αλγόριθμοι CHROM και POS: Από τη Θεωρία στην Πράξη

Δύο αλγόριθμοι κυριαρχούν στη σύγχρονη βιβλιογραφία rPPG και αποτελούν τις πλέον καθιερωμένες μεθόδους στη βιβλιογραφία: ο CHROM [11] και ο POS [12].

Ο αλγόριθμος CHROM (Chrominance-based rPPG) βασίζεται στην παρατήρηση ότι οι μεταβολές χρώματος λόγω παλμού εντοπίζονται πρωτίστως στον χρωματικό χώρο (chrominance) και όχι στη φωτεινότητα (luminance). Οι De Haan & Jeanne [11] πρότειναν τον υπολογισμό δύο ορθογώνιων χρωματικών συνιστωσών από τα κανάλια RGB, κανονικοποιημένων ως προς έναν τυποποιημένο τόνο δέρματος. Το αποτέλεσμα είναι ένα σήμα ανθεκτικό σε μεταβολές φωτισμού και χρώματος περιβάλλοντος. Σε δοκιμές σε πληθυσμό 117 ατόμων, ο CHROM επέδειξε συμφωνία 92% σε σύγκριση με PPG επαφής, με RMSE διπλάσια καλύτερο σε σχέση με μεθόδους τυφλής χωρισμού πηγών (BSS) [11].

Ο αλγόριθμος POS (Plane Orthogonal to Skin) εισήγαγε το μαθηματικό μοντέλο που ενσωματώνει τις οπτικές και φυσιολογικές ιδιότητες της ανάκλασης φωτός από το δέρμα. Η βασική ιδέα είναι ότι ο υπολογισμός ενός επιπέδου προβολής ορθογώνιου προς τον τόνο δέρματος στον χρωματικό χώρο, απομονώνοντας έτσι το παλμικό σήμα από τις κινήσεις και τις μεταβολές φωτισμού. Η εργασία των Wang et al. [12] αποτελεί ταυτόχρονα θεωρητική ανάλυση και πρακτικό σχεδιαστικό οδηγό για rPPG, με εκτεταμένη συγκριτική αξιολόγηση διαφόρων μεθόδων. Στο παρόν σύστημα, η εξαγωγή του rPPG σήματος υλοποιείται μέσω του open-rppg/FacePhys, ενώ η εξαγωγή HRV μετρικών (RMSSD, LF/HF) πραγματοποιείται μέσω του heartpy pipeline που ενσωματώνει η βιβλιοθήκη open-rppg.

Κριτικά, αξίζει να επισημανθεί ότι αμφότεροι οι αλγόριθμοι έχουν αναπτυχθεί και αξιολογηθεί κυρίως υπό ελεγχόμενες συνθήκες φωτισμού. Σε φυσικό περιβάλλον εργασίας

(in-the-wild), παράγοντες όπως η τεχνητή φωτεινότητα οθόνης, οι σκιές και ο κόντρα-φωτισμός από παράθυρα και η κίνηση του χρήστη εισάγουν πρόσθετο θόρυβο. Η Di Lernia et al. [14] τεκμηρίωσε ότι η rPPG εκτίμηση σε φυσικές συνθήκες παραμένει εφικτή με ικανοποιητική ακρίβεια, υπό την προϋπόθεση εφαρμογής κατάλληλης προεπεξεργασίας και φιλτραρίσματος, ανοίγοντας τον δρόμο για πρακτικές εφαρμογές και εκτός του εργαστηρίου.

2.2.3 Εξαγωγή Μετρικών HRV: RMSSD, SDNN και Φυσιολογική Ερμηνεία

Το rPPG σήμα από μόνο του δεν αποτελεί δείκτη άγχους, αλλά αποκτά ερμηνευτική αξία μέσω της εξαγωγής μετρικών μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού (Heart Rate Variability, HRV). Η HRV αναφέρεται στη φυσιολογική διακύμανση των διαστημάτων μεταξύ διαδοχικών καρδιακών παλμών (RR intervals ή NN intervals) και αποτελεί αξιόπιστο, μη επεμβατικό δείκτη της κατάστασης του αυτόνομου νευρικού συστήματος [6].

Οι κύριες μετρικές που χρησιμοποιούνται στο παρόν σύστημα ανήκουν στο χρονικό πεδίο (time domain) και είναι οι εξής:

(α) RMSSD (Root Mean Square of Successive Differences), όπου υπολογίζεται ως η τετραγωνική ρίζα του μέσου όρου των τετραγώνων των διαδοχικών διαφορών RR intervals. Αποτελεί τον πιο αξιόπιστο δείκτη παρασυμπαθητικής δραστηριότητας βραχυχρόνιας διάρκειας και μειώνεται σε συνθήκες άγχους, αντικατοπτρίζοντας την ενεργοποίηση του συμπαθητικού νευρικού συστήματος [6].

(β) SDNN (Standard Deviation of NN intervals), όπου υπολογίζεται ως η τυπική απόκλιση όλων των RR intervals εντός ενός χρονικού παραθύρου. Αποτελεί γενικό δείκτη συνολικής HRV που ενσωματώνει τόσο συμπαθητικές όσο και παρασυμπαθητικές επιδράσεις. Για βραχυχρόνια παράθυρα (30–300 δευτερόλεπτα), όπως αυτά που χρησιμοποιούνται στο παρόν σύστημα, το RMSSD είναι προτιμότερο λόγω της υψηλότερης αξιοπιστίας του σε μικρά δείγματα [9].

Η ερμηνεία των μετρικών αυτών απαιτεί αναφορά σε ένα ατομικό baseline, καθώς οι απόλυτες τιμές διαφέρουν σημαντικά μεταξύ ατόμων λόγω ηλικίας, φυσικής κατάστασης και άλλων παραγόντων. Αυτό αποτελεί θεμελιώδη αρχή σχεδιασμού του παρόντος συστήματος, δηλαδή η ταξινόμηση βασίζεται σε απόκλιση από το προσωπικό baseline και όχι σε απόλυτες

τιμές κατωφλίου, προσέγγιση που εναρμονίζεται με τις βέλτιστες πρακτικές που τεκμηριώνονται από τον Pham et al. [9].

Το WESAD dataset [5] επιβεβαιώνει ότι οι HRV μετρικές, και πιο συγκεκριμένα το RMSSD, παρουσιάζουν στατιστικά σημαντική διαφορά μεταξύ συνθηκών ηρεμίας και άγχους σε ελεγχόμενα πειράματα. Η πρόκληση για συστήματα in-the-wild έγκειται στο να διατηρήσουν αυτή την ευαισθησία σε συνθήκες με παρουσία θορύβου κίνησης και μεταβλητής ποιότητας του σήματος rPPG λόγω εξωγενών παραγόντων.

2.3 Ανάλυση Προσώπου και Συναισθηματικά Μοντέλα

Παρακάτω στην ενότητα παρουσιάζεται το θεωρητικό και τεχνολογικό υπόβαθρο της ανάλυσης προσώπου ως πηγή δεδομένων για την εκτίμηση συναισθηματικής και γνωστικής κατάστασης. Καλύπτει διαδοχικά την υποδομή ανίχνευσης σημείων αναφοράς, τους κλασικούς δείκτες κόπωσης, το θεωρητικό μοντέλο αναπαράστασης συναισθήματος και το νευρωνικό δίκτυο που αξιοποιεί το παρόν σύστημα για συνεχή εκτίμηση συναισθηματικής κατάστασης.

2.3.1 MediaPipe Face Mesh: Ανίχνευση Σημείων Αναφοράς Προσώπου σε Πραγματικό Χρόνο

Η εξαγωγή χαρακτηριστικών από το πρόσωπο απαιτεί ως πρώτο βήμα την αξιόπιστη εντόπιση ανατομικών σημείων αναφοράς (facial landmarks) σε κάθε καρέ βίντεο. Το MediaPipe Face Mesh [7] αποτελεί το framework που χρησιμοποιείται στο παρόν σύστημα για τον σκοπό αυτό. Πρόκειται για ανοιχτού κώδικα βιβλιοθήκη της Google που εκτιμά 468 τρισδιάστατα σημεία αναφοράς του προσώπου σε πραγματικό χρόνο, χρησιμοποιώντας μόνο μια κοινή κάμερα RGB χωρίς αισθητήρα βάθους [15].

Η αρχιτεκτονική αποτελείται από δύο διαδοχικά νευρωνικά δίκτυα, το πρώτο εντοπίζει την περιοχή του προσώπου στο πλήρες καρέ (BlazeFace detector), ενώ το δεύτερο εκτιμά τις συντεταγμένες των 468 landmarks μέσα στην αποκομμένη περιοχή. Ο συνδυασμός ελαφρών αρχιτεκτονικών και επιτάχυνσης GPU (GPU-acceleration) επιτρέπει επεξεργασία σε χρονικό περιθώριο κάτω από 10ms ανά καρέ, καθιστώντας το κατάλληλο για real-time εφαρμογές. Τα landmarks παρέχονται σε κανονικοποιημένες συντεταγμένες (x, y) και σχετική τιμή

βάθους (z), επιτρέποντας τρισδιάστατη ερμηνεία της γεωμετρίας του προσώπου από μονοσκοπική εικόνα.

Αξίζει να αναφερθεί πως το MediaPipe Face Mesh παρουσιάζει μειωμένη ακρίβεια σε ακραίες γωνίες κεφαλής ($>45^\circ$) και σε συνθήκες χαμηλού φωτισμού, περιορισμοί που λαμβάνονται υπόψη στον σχεδιασμό του παρόντος συστήματος μέσω ελέγχου εμπιστοσύνης ανίχνευσης σε κάθε καρέ.

2.3.2 Δείκτης EAR, PERCLOS και Ρυθμός Βλεφαρισμού

Με βάση τα landmarks του MediaPipe, υπολογίζονται τρεις βασικοί δείκτες που σχετίζονται με την κατάσταση των ματιών και αποτελούν καλά τεκμηριωμένους δείκτες κόπωσης και γνωστικής επιβάρυνσης.

Ο Δείκτης Ανοίγματος Οφθαλμών (EAR — Eye Aspect Ratio) ορίστηκε από τους Soukurova & Cech [8] ως ένα απλό αλλά αποτελεσματικό γεωμετρικό μέτρο που υπολογίζει τον λόγο του κατακόρυφου ανοίγματος του ματιού προς το οριζόντιο άνοιγμά του, χρησιμοποιώντας έξι landmarks γύρω από κάθε μάτι. Κατά τον βλεφαρισμό, η τιμή EAR πέφτει απότομα κοντά στο μηδέν και επανέρχεται άμεσα. Το μοτίβο αυτό οδηγεί σε αξιόπιστη αυτόματη ανίχνευση βλεφαρισμού σε πραγματικό χρόνο. Σε συνθήκες έντονης οπτικής συγκέντρωσης, ο μέσος ρυθμός βλεφαρισμού μειώνεται σημαντικά (από τους φυσιολογικούς $\sim 15\text{--}20$ βλεφαρισμούς/λεπτό σε <8), ενώ σε συνθήκες κόπωσης αυξάνεται ή παρατηρούνται παρατεταμένα κλεισίματα ματιών. Το κατώφλι των 8 βλεφαρισμών/λεπτό χρησιμοποιείται στο παρόν σύστημα ως εμπειρικό λειτουργικό όριο, αξιολογούμενο πάντα σε σχέση με το ατομικό baseline του χρήστη και όχι ως απόλυτος κανόνας.

Το PERCLOS (Percentage of Eye Closure) μετρά το ποσοστό χρόνου κατά τον οποίο το μάτι παραμένει κλειστό πάνω από 80% και αποτελεί έναν από τους πιο ευρέως χρησιμοποιούμενους δείκτες υπνηλίας στη βιβλιογραφία. Στο παρόν σύστημα, η λογική αυτή προσεγγίζεται μέσω του συνδυασμού EAR και blink rate, ενώ ο πλήρης υπολογισμός PERCLOS αποτελεί πιθανή μελλοντική επέκταση.

Ο ρυθμός βλεφαρισμού (blink rate) υπολογίζεται σε κυλιόμενο παράθυρο 60 δευτερολέπτων και αποτελεί τον πλέον ευαίσθητο δείκτη για τη διάκριση μεταξύ εντατικής συγκέντρωσης

και γνωστικής κόπωσης, προϋποθέτοντας, όμως, ατομική βαθμονόμηση (baseline calibration) για αξιόπιστη ερμηνεία, καθώς ο φυσιολογικός ρυθμός διαφέρει σημαντικά μεταξύ ατόμων.

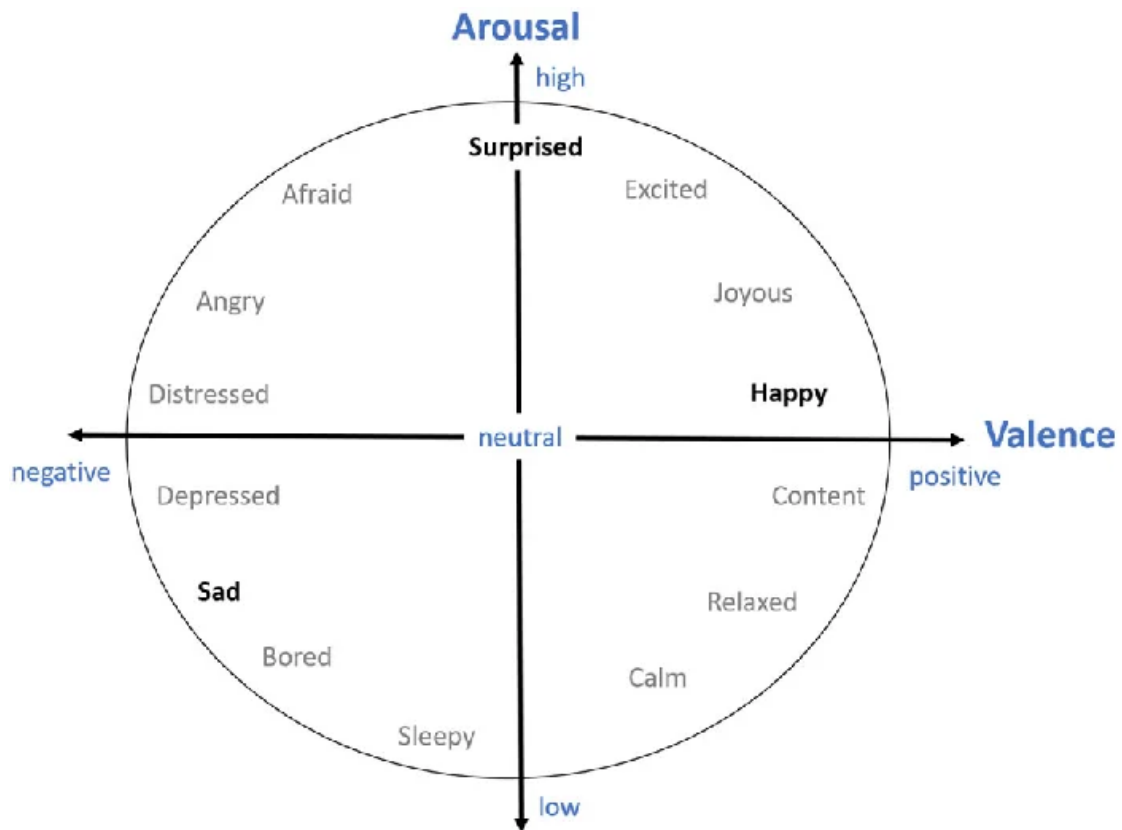
2.3.3 Το Δισδιάστατο Μοντέλο Valence-Arousal: Θεωρητικό Πλαίσιο

Η αξιοποίηση της ανάλυσης προσώπου για εκτίμηση συναισθηματικής, και όχι μόνο φυσικής, κατάστασης απαιτεί ένα θεωρητικό πλαίσιο αναπαράστασης των συναισθημάτων. Ένα από τα κυρίαρχα μοντέλα στη βιβλιογραφία αναγνώρισης συναισθήματος είναι το δισδιάστατο κυκλικό μοντέλο (circumplex model of affect) του Russell [16], που παρουσιάζεται στην Εικόνα 2, το οποίο αναπαριστά κάθε συναισθηματική κατάσταση ως σημείο σε δισδιάστατο χώρο με δύο ανεξάρτητους άξονες:

(α) Valence (σθένος): ο άξονας θετικού–αρνητικού συναισθήματος, από δυσφορία έως ευχαρίστηση

(β) Arousal (διέγερση): ο άξονας ενεργοποίησης, από υπνηλία/χαλάρωση έως έντονη διέγερση/άγχος

Η επιλογή αυτού του μοντέλου έναντι διακριτών κατηγοριών συναισθήματος (χαρά, θυμός, φόβος κλπ.) είναι κρίσιμη για το παρόν σύστημα, διότι στο εργασιακό πλαίσιο, οι συναισθηματικές καταστάσεις σπάνια αντιστοιχούν σε πρότυπες, σαφώς οριοθετημένες κατηγορίες. Ο εργαζόμενος που βιώνει μέτρια ψυχική πίεση δεν εμφανίζει αναγνωρίσιμη έκφραση "θυμού" ή "φόβου", αλλά εμφανίζει αυξημένη διέγερση με αρνητικό σθένος, που αντιστοιχεί στην περιοχή άγχους/έντασης του μοντέλου Russell [16]. Αντίστοιχα, η κατάσταση flow (παραγωγική συγκέντρωση) αντιστοιχεί σε υψηλή διέγερση με θετικό σθένος, μια διάκριση που καμία κατηγορική ταξινόμηση δεν μπορεί να αποτυπώσει.



Εικόνα 2. Το 2Δ μοντέλο σθένους-διέγερσης συναισθήματος που προτάθηκε από τον Russell

2.3.4 EmoNet: Συνεχής Εκτίμηση Valence-Arousal από Βίντεο σε Πραγματικό Χρόνο

Η μετατροπή του θεωρητικού μοντέλου valence-arousal του Russell σε λειτουργικό υπολογιστικό εργαλείο επιτεύχθηκε από τους Toisoul et al. [17] μέσω του EmoNet, ενός νευρωνικού δικτύου που εκτιμά ταυτόχρονα κατηγορικά συναισθήματα (5 ή 8 κλάσεις), συνεχείς τιμές valence και arousal, καθώς και facial landmarks, από ένα και μόνο καρέ βίντεο χωρίς ξεχωριστό στάδιο ευθυγράμμισης προσώπου [17].

Το μοντέλο αναπτύχθηκε σε συνεργασία με το Samsung AI Center of Cambridge και του Imperial College of London, εκπαιδεύτηκε σε μεγάλης κλίμακας dataset συναισθηματικών βίντεο φυσικών συνθηκών (in-the-wild) και δημοσιεύτηκε στο Nature Machine Intelligence που αποτελεί ένα περιοδικό υψηλού κύρους στον χώρο της τεχνητής νοημοσύνης. Ο επίσημος κώδικας είναι διαθέσιμος ως ανοιχτός κώδικας (open-source) [18], γεγονός που επέτρεψε την ενσωμάτωσή του στο παρόν σύστημα χωρίς εξαρτήσεις από ιδιόκτητες υπηρεσίες ούτε υλοποιήσεις από το μηδέν.

Ένα κρίσιμο πλεονέκτημα του EmoNet για την παρούσα εφαρμογή είναι η φύση της εξόδου των δεδομένων του, όπου αντί για δυαδική ταξινόμηση (stressed/not stressed), παρέχει συνεχείς τιμές valence $\in [-1, 1]$ και arousal $\in [-1, 1]$, οι οποίες ενσωματώνονται ως χαρακτηριστικά στο επίπεδο του late fusion σε συνδυασμό με τις HRV μετρικές και τα δεδομένα της επιφάνειας εργασίας του υπολογιστή. Η συνεχής αυτή αναπαράσταση είναι συμβατή με το μοντέλο Russell και επιτρέπει αναλυτική διαχείριση των ορίων παρέμβασης, όπως για παράδειγμα, η κατάσταση positive flow (υψηλό arousal, θετικό valence) αντιμετωπίζεται διαφορετικά από το υψηλό άγχος (υψηλό arousal, αρνητικό valence), αποφεύγοντας έτσι παρεμβάσεις από το LLM που θα διέκοπταν παραγωγικές περιόδους εργασίας ή που ενδεχομένως να άγχωναν περισσότερο τον χρήστη.

2.4 Desktop Context ως Πηγή Δεδομένων Γνωστικού Φορτίου

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο και η βιβλιογραφική τεκμηρίωση της αξιοποίησης δεδομένων περιβάλλοντος εργασίας (desktop context) ως τρίτη πηγή σήματος στο παρόν σύστημα. Ενώ τα φυσιολογικά (rPPG / HRV) και εκφραστικά (ανάλυση προσώπου) δεδομένα αποτυπώνουν την εσωτερική κατάσταση του χρήστη, το desktop context αποτυπώνει ουσιαστικά το εξωτερικό εργασιακό πλαίσιο, το τι δηλαδή κάνει ο χρήστης, με πόση δραστηριότητα και παράλληλες απαιτήσεις/εναλλαγές παραθύρων. Ο συνδυασμός αυτών των οπτικών αποτελεί και τον πυρήνα της πολυτροπικής προσέγγισης.

2.4.1 Ενεργό Παράθυρο και Κατηγοριοποίηση Δραστηριότητας ως Proxy Γνωστικού Φορτίου

Η παρακολούθηση του ενεργού παραθύρου (active window monitoring) αποτελεί την πλέον άμεση και μη επεμβατική μέθοδο κατηγοριοποίησης εργασιακής δραστηριότητας σε υπολογιστή. Μέσω της καταγραφής του τίτλου και της διεργασίας του ενεργού παραθύρου ανά τακτά χρονικά διαστήματα, είναι δυνατή η αυτόματη ταξινόμηση της δραστηριότητας σε κατηγορίες υψηλής γνωστικής απαίτησης (π.χ. IDE, εφαρμογές ανάλυσης δεδομένων, συγγραφή κώδικα) ή χαμηλότερης (π.χ. αναπαραγωγή media, αδρανή παράθυρα).

Η σημασία αυτής της πληροφορίας για το παρόν σύστημα είναι διπλή. Αρχικά, επιτρέπει τη συμφραζόμενη ερμηνεία των φυσιολογικών σημάτων, ένας αυξημένος καρδιακός ρυθμός κατά τη χρήση IDE ερμηνεύεται διαφορετικά από τον ίδιο δείκτη κατά την παρακολούθηση

κάποιου βίντεο. Δεύτερον, η ίδια η συχνότητα εναλλαγής εφαρμογών (application switching) αποτελεί από μόνη της δείκτη γνωστικής επιβάρυνσης. Μελέτη που παρουσιάστηκε στο *Harvard Business Review* αναφέρει ότι, σε δείγμα ψηφιακών εργαζομένων, η εναλλαγή μεταξύ εφαρμογών και ιστοτόπων μπορεί να φτάνει περίπου τις 1.200 φορές ημερησίως, οδηγώντας σε σημαντικό χρόνο επαναπροσανατολισμού κατά τη διάρκεια της εβδομάδας [19]. Το φαινόμενο αυτό, που αναφέρεται και ως γνωστικό υπόλειμμα (cognitive residue), αντικατοπτρίζει το γεγονός ότι η εστίαση δεν μεταφέρεται στιγμιαία μεταξύ εργασιών, δηλαδή, υπολείμματα της προηγούμενης εργασίας ανταγωνίζονται για πόρους εργαζόμενης μνήμης, αυξάνοντας συνεχώς το συνολικό γνωστικό φορτίο του εργαζομένου.

Σε αυτό το σημείο αξίζει να αναφερθεί πως η κατηγοριοποίηση δραστηριότητας βάσει τίτλου παραθύρου παρουσιάζει περιορισμούς, όπως λ.χ. το ίδιο παράθυρο (π.χ. browser) μπορεί να αντιστοιχεί σε πολύ διαφορετικές γνωστικές απαιτήσεις ανάλογα με το περιεχόμενο των καρτελών του. Ο περιορισμός αυτός αντιμετωπίζεται στο παρόν σύστημα μέσω της παράλληλης αξιοποίησης δεικτών έντασης δραστηριότητας, που παρουσιάζονται στην επόμενη υποενότητα.

2.4.2 Δείκτες Έντασης Δραστηριότητας - Πληκτρολογήσεις και Συμπεριφορικά Μοτίβα

Πέραν της κατηγοριοποίησης δραστηριότητας, η ένταση της αλληλεπίδρασης με τον υπολογιστή αποτελεί ανεξάρτητο δείκτη γνωστικής κατάστασης. Στο παρόν σύστημα αξιοποιούνται δύο μετρικές, α) το ποσοστό ενεργής δραστηριότητας (activity percentage) και β) η συχνότητα εναλλαγής παραθύρων (window switch count) ανά χρονικό παράθυρο 30 δευτερολέπτων.

2.4.2.1 Activity Percentage μέσω GetLastInputInfo polling

Η μέτρηση της έντασης δραστηριότητας υλοποιείται μέσω του Windows API `GetLastInputInfo()`, μια ασφαλούς, single-threaded κλήση που επιστρέφει τον χρόνο από την τελευταία είσοδο χρήστη (πληκτρολόγιο ή ποντίκι) σε επίπεδο συστήματος. Κάθε δευτερόλεπτο το σύστημα δειγματοληπτεί την τιμή αυτή, εάν η τελευταία είσοδος έγινε εντός των τελευταίων 5 δευτερολέπτων, το δευτερόλεπτο καταγράφεται ως ενεργό, διαφορετικά ως αδρανές. Στο τέλος κάθε παραθύρου υπολογίζεται το ποσοστό ενεργών

δευτερολέπτων. Η προσέγγιση αυτή επελέγη και υλοποιήθηκε έναντι αντίστοιχων global hook callbacks (SetWindowsHookEx), διότι αντιμετωπίστηκαν αδυναμίες λειτουργίας λόγω περιορισμών thread isolation μεταξύ OS callbacks και Flutter isolate, ένα ζήτημα που τεκμηριώνεται ως γνωστός περιορισμός του Flutter/Windows στη σχετική βιβλιογραφία.

Η ερμηνεία του activity percentage ως δείκτη γνωστικής κατάστασης δεν είναι γραμμική. Υψηλό ποσοστό σε συνδυασμό με συχνές εναλλαγές παραθύρων υποδεικνύει κατακερματισμένη προσοχή υπό την οπτική πολλαπλών απαιτήσεων, ενώ υψηλό ποσοστό σε ένα σταθερό παράθυρο υψηλής απαίτησης (π.χ. IDE) υποδεικνύει εστιασμένη εργασία με υψηλό ουσιαστικό γνωστικό φορτίο. Χαμηλό ποσοστό, δε, μπορεί αντίστοιχα να αντικατοπτρίζει είτε στοχαστική παύση είτε κόπωση. Η αποσαφήνιση αυτής της αμφισημίας απαιτεί ακριβώς τη συμβολή των άλλων δύο modalities, του HRV και των δεδομένων προσώπου, που επιτυγχάνεται μέσω late fusion.

2.4.2.2 Συχνότητα εναλλαγής παραθύρων

Η μέτρηση των εναλλαγών εφαρμογών εντός του παραθύρου των 30δλ αξιοποιείται ως proxy δείκτης διακοπτόμενης προσοχής. Υψηλή συχνότητα εναλλαγών συσχετίζεται με αυξημένο εξωτερικό γνωστικό φορτίο (extraneous cognitive load) και μειωμένη παραγωγικότητα [19], ενώ εμπειρικά δεδομένα από knowledge workers αναδεικνύουν το context switching ως έναν από τους κύριους στρεσογόνους παράγοντες του ψηφιακού εργασιακού χώρου καθώς επίσης και μια ένδειξη αδυναμίας εστίασης σε ένα συγκεκριμένο αντικείμενο εργασίας.

2.4.3 Αρχές Privacy-by-Design στη Συλλογή Desktop Δεδομένων

Η συλλογή δεδομένων δραστηριότητας στον υπολογιστή εγείρει σημαντικά ζητήματα ιδιωτικότητας. Ειδικά στη σύγχρονη εποχή, όπου η ανάγκη προστασίας της ιδιωτικότητας στο διαδίκτυο και στις εφαρμογές που χρησιμοποιούνται είναι ένα μείζον ζητούμενο, το πλαίσιο privacy-by-design, που απαιτεί την ενσωμάτωση προστασίας δεδομένων εξ αρχής από το στάδιο σχεδιασμού, και όχι ως εκ των υστέρων προσθήκη και κατοχυρώνεται στο Άρθρο 25 του ΓΚΠΔ (GDPR), διασφαλίζεται με την υλοποίηση του στο παρόν σύστημα αντιμετωπίζοντας ρητά αυτά τα ζητήματα ιδιωτικότητας στον σχεδιασμό του συστήματος.

Στο παρόν σύστημα, οι αρχές αυτές υλοποιούνται μέσω τεσσάρων σχεδιαστικών επιλογών:

(α) data minimization: καταγράφονται αποκλειστικά μεταδεδομένα (τίτλος παραθύρου, κατηγορία εφαρμογής, activity percentage, εναλλαγές παραθύρων) και όχι περιεχόμενο (κείμενο που πληκτρολογείται, στιγμιότυπα οθόνης ή αρχεία),

(β) τοπική επεξεργασία: όλη η επεξεργασία, συμπεριλαμβανομένης της κατηγοριοποίησης παραθύρου μέσω rule-based classifier και τοπικού LLM (Ollama/Llama 3.1), λαμβάνει χώρα αποκλειστικά στον υπολογιστή του χρήστη χωρίς μεταφορά δεδομένων σε εξωτερικούς διακομιστές,

(γ) χρονική συγκέντρωση: τα ακατέργαστα δεδομένα συγκεντρώνονται σε παράθυρα 30 δευτερολέπτων και αποθηκεύεται μόνο μια συνοπτική εγγραφή ανά παράθυρο στη βάση δεδομένων,

(δ) modularity: η ανεξάρτητη αρχιτεκτονική κάθε module επιτρέπει στον χρήστη να απενεργοποιήσει οποιαδήποτε πηγή δεδομένων χωρίς να επηρεαστεί άμεσα η λειτουργία των υπολοίπων.

2.5 Πολυτροπική συγχώνευση (Multimodal Fusion) για Ανίχνευση Άγχους

Η παρούσα ενότητα εστιάζει στις μεθόδους συγχώνευσης πολλαπλών modalities, αιτιολογεί την επιλογή late fusion, έναντι early fusion, για το παρόν πληροφοριακό σύστημα και περιγράφει τον μηχανισμό προσωποποιημένης βαθμονόμησης που αποτελεί θεμελιώδη σχεδιαστική αρχή του και ένα από τα πιο σημαντικά χαρακτηριστικά του.

2.5.1 Early και Late Fusion - Συγκριτική Θεώρηση

Στη βιβλιογραφία πολυτροπικής ανίχνευσης συναισθήματος και άγχους, τρεις αρχιτεκτονικές συγχώνευσης έχουν αναδειχθεί ως κυρίαρχες, η early fusion, που συνδυάζει τα δεδομένα στο επίπεδο χαρακτηριστικών, η late fusion, που συγχωνεύει τις εξόδους σε επίπεδο απόφασης, και οι hybrid προσεγγίσεις που ενσωματώνουν στοιχεία και από τις δύο στρατηγικές [20, 22].

2.5.1.1 Early fusion

Η early fusion έχει ως ιδιότητα τον συνδυασμό των χαρακτηριστικών όλων των modalities σε ένα ενιαίο feature vector πριν λάβει χώρα οποιαδήποτε ταξινόμηση. Το πλεονέκτημα σε αυτή

την προσέγγιση είναι ότι το μοντέλο μαθαίνει τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ των modalities από την αρχή. Ωστόσο, η προσέγγιση αυτή απαιτεί ακριβή χρονικό συγχρονισμό όλων των πηγών και είναι ευαίσθητη σε περίπτωση ελλιπών δεδομένων, όπως λόγου χάρη, αν ένα modality αποτύχει (π.χ. κακή ποιότητα rPPG), ολόκληρο το feature vector καθίσταται αναξιόπιστο. Έρευνα που αξιολόγησε early και late fusion για ανίχνευση άγχους από facial landmarks και βιομετρικά σήματα ανέδειξε ότι η early fusion πέτυχε ακρίβεια 98.38% έναντι 94.39% της late fusion σε ελεγχόμενο εργαστηριακό περιβάλλον [21]. Ωστόσο, τέτοιες επιδόσεις συχνά δεν γενικεύονται σε πραγματικές συνθήκες χρήσης (in-the-wild), όπου η ποιότητα και η διαθεσιμότητα των σημάτων μεταβάλλονται σημαντικά και που πραγματεύεται η παρούσα εργασία.

2.5.1.2 Late fusion

Η late fusion παράγει από κάθε modality ανεξάρτητα score και τα συνδυάζει σε ένα τελικό επίπεδο απόφασης. Συγκριτική ανάλυση μεταξύ early και late fusion σε εφαρμογές υγείας έδειξε ότι η late fusion συχνά προτιμάται σε συστήματα με ετερογενή ή δυνητικά ελλιπή modalities λόγω ανθεκτικότητας, στη συγκεκριμένη αξιολόγηση [20] ανέδειξε υπεροχή σε accuracy, recall και F1-score έναντι early fusion σε σενάρια υψηλής ευαισθησίας, αποτέλεσμα που εξαρτάται από τα δεδομένα και τις modalities που χρησιμοποιούνται. Το κρίσιμο πλεονέκτημα, και ο λόγος επιλογής, της late fusion για το παρόν σύστημα είναι η ανθεκτικότητα σε περίπτωση αποτυχίας μεμονωμένου modality, π.χ. εάν το rPPG σήμα είναι χαμηλής ποιότητας σε μια δεδομένη χρονική στιγμή, τα υπόλοιπα δύο modalities συνεχίζουν να συνεισφέρουν στην τελική απόφαση. Επιπλέον, η modular αρχιτεκτονική επιτρέπει ανεξάρτητη ανάπτυξη, αξιολόγηση και αντικατάσταση κάθε module χωρίς επανεκπαίδευση ολόκληρου του μοντέλου.

2.5.2 Προσωποποιημένο Baseline και Εξατομίκευση Κατωφλίων

Ένας από τους κεντρικούς περιορισμούς της βιβλιογραφίας ανίχνευσης άγχους που μελετήθηκε είναι η εξάρτηση από γενικευμένα, σταθερά κατώφλια ταξινόμησης που αγνοούν τη σημαντική διακύμανση φυσιολογικών βασικών τιμών μεταξύ διαφόρων ατόμων. Έρευνα για τη γενικευσιμότητα μοντέλων ανίχνευσης άγχους βάσει HRV τεκμηρίωσε ότι η χρήση προσωποποιημένου baseline για κάθε συμμετέχοντα, με σκοπό την εξάλειψη της

inter-subject μεταβλητότητας και την κανονικοποίηση δεδομένων, οδήγησε σε ακρίβεια ταξινόμησης 84.4% με χρήση του αλγορίθμου μηχανικής μάθησης SVM [23]. Το εύρημα αυτό είναι θεμελιώδες για τον σχεδιασμό του παρόντος συστήματος.

Προτεινόμενο adaptive framework για προσωποποιημένη ανίχνευση άγχους μέσω PPG και EDA τεκμηριώνει ότι, σε αντίθεση με παραδοσιακές μεθόδους που βασίζονται σε γενικευμένο μοντέλο, η εξατομίκευση μέσω ενός προσωποποιημένου μοντέλου παρέχει υψηλότερη ακρίβεια ανίχνευσης λαμβάνοντας υπόψη ατομικές διαφορές [24]. Στο παρόν σύστημα, η βαθμονόμηση πραγματοποιείται μέσω ενός αρχικού session βαθμονόμησης (baseline calibration session), κατά το οποίο ο χρήστης παραμένει σε κατάσταση ηρεμίας για σύντομο χρονικό διάστημα (2 λεπτά). Κατά τη διάρκειά της συλλέγονται baseline τιμές για καρδιακό ρυθμό ηρεμίας, RMSSD, EAR και valence/arousal. Κάθε μετρική στο επίπεδο fusion αξιολογείται στη συνέχεια ως απόκλιση από το ατομικό baseline και όχι ως απόλυτη τιμή, εξαλείφοντας έτσι τη συστηματική μεροληψία που εισάγουν τα γενικά κατώφλια.

2.5.3 Συνοπτική αρχιτεκτονική Late Fusion και Συνθήκες Ενεργοποίησης

Παρέμβασης

Το επίπεδο late fusion του παρόντος συστήματος υλοποιείται μέσω σταθμισμένης συγχώνευσης των επιμέρους σκόρ των τριών modalities σε παράθυρα 5 λεπτών. Κάθε modality παράγει ανεξάρτητο score βάσει απόκλισης από το ατομικό baseline, και ο τελικός δείκτης ($\text{stress_index} \in [0,1]$) αντιπροσωπεύει τη σταθμισμένη εκτίμηση της συνολικής κατάστασης του χρήστη.

Καίριο χαρακτηριστικό της αρχιτεκτονικής είναι ότι δεν αντιμετωπίζει την ανίχνευση ως απλό δυαδικό πρόβλημα (stressed/not stressed). Αντίθετα, ορίζονται έξι διακριτές συνθήκες ενεργοποίησης που καλύπτουν το πλήρες φάσμα κρίσιμων εργασιακών καταστάσεων και παρουσιάζονται στον Πίνακα 1.

Πίνακας 1. Ορισμός διακριτών συνθηκών ενεργοποίησης

Συνθήκη	Σήμα Ενεργοποίησης	Ερμηνεία

high_stress	stress_index ≥ 0.65 ($\times 2$ παράθυρα)	Υψηλή φυσιολογική επιβάρυνση
disengagement	valence < -0.30 , arousal < -0.15 , activity $< 50\%$	Αποδέσμευση / κόπωση
negative_affect	valence < -0.35 , arousal > 0.20	Αρνητικό συναίσθημα / ένταση
eye_strain	blink_rate $< 8/\text{λεπτό}$ ($\times 2$ παράθυρα) — Οπτική καταπόνηση (εμπειρικό κατώφλι αξιολογούμενο σε σχέση με ατομικό baseline)	Οπτική καταπόνηση
prolonged_idle	activity_pct $< 15\%$ ($\times 3$ παράθυρα)	Παρατεταμένη αδράνεια
positive_flow	stress_index < 0.20 , activity $> 65\%$, valence > 0.10	Παραγωγική ροή

Η συνθήκη positive_flow είναι ιδιαίτερης ακαδημαϊκής σημασίας. Αντίθετα με τα περισσότερα συστήματα ευεξίας που επεμβαίνουν αποκλειστικά σε αρνητικές καταστάσεις, το παρόν σύστημα υλοποιήθηκε με σκοπό να αναγνωρίζει και να ενισχύει θετικά τις καταστάσεις παραγωγικής ροής, αποφεύγοντας ταυτόχρονα παρεμβάσεις που θα διέκοπταν τη συγκέντρωση του εκάστοτε χρήστη. Αυτό συνδέεται άμεσα με το δεύτερο ερευνητικό ερώτημα της εργασίας, το οποίο αφορά τη δυνατότητα του μηχανισμού late fusion, σε συνδυασμό με εξατομικευμένο baseline, να παράγει έναν ερμηνεύσιμο δείκτη επιβάρυνσης και να ενεργοποιεί κατάλληλες πλατιστοποιημένες παρεμβάσεις. Πρόσφατες ανασκοπήσεις της βιβλιογραφίας στην πολυτροπική αναγνώριση συναισθήματος αναδεικνύουν τη στροφή του πεδίου προς αρχιτεκτονικές που αξιοποιούν πολλαπλές πηγές πληροφορίας, όπως ομιλία, κείμενο, εικόνα/πρόσωπο και φυσιολογικά σήματα, καθώς και προς μεθόδους συγχώνευσης που επιχειρούν να μοντελοποιήσουν τις αλληλεπιδράσεις μεταξύ διαφορετικών modalities [29]. Το παρόν σύστημα τοποθετείται σε αυτή την ερευνητική τάση, εφαρμόζοντας τριτροπική συγχώνευση σε περιβάλλον υπολογιστικής εργασίας και αξιολογώντας τη λειτουργική συνοχή της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής.

2.6 Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) για Παρεμβάσεις Ευεξίας

Η ενότητα αυτή εξετάζει το θεωρητικό πλαίσιο αξιοποίησης των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (Large Language Models, LLMs) στο πεδίο της ψυχικής ευεξίας, αξιολογεί τις δυνατότητες και τους περιορισμούς τους, και αιτιολογεί την επιλογή τοπικής εκτέλεσης μέσω Ollama/Llama 3.1 στο παρόν σύστημα.

2.6.1 LLMs στην Υποστήριξη Ψυχικής Ευεξίας: Δυνατότητες και Περιορισμοί

Τα LLMs έχουν αναδειχθεί ως εργαλεία με σημαντικό δυναμικό και στο πεδίο της ψυχικής υγείας, καθώς συνδυάζουν ευελιξία φυσικής γλώσσας με ικανότητα προσαρμογής στο εκάστοτε πλαίσιο χρήστη. Συστηματική ανασκόπηση της βιβλιογραφίας [25] τεκμηρίωσε αξιοσημείωτη αύξηση των ερευνητικών δημοσιεύσεων για LLMs στην ψυχική υγεία μετά το 2022, αναδεικνύοντας εφαρμογές που εκτείνονται από την ανίχνευση κατάθλιψης και άγχους από κείμενο έως την παροχή εξατομικευμένων παρεμβάσεων και υποστήριξης. Τα LLMs αξιοποιούν την ικανότητά τους να κατανοούν τα συμφραζόμενα (context) και να παράγουν φυσικό, προσαρμοσμένο κείμενο, μια ικανότητα που τα καθιστά κατάλληλα για τη δημιουργία μικρο-παρεμβάσεων που δεν ακούγονται γενικές ή αυτοματοποιημένες, αντίθετα φαίνονται προσωπικές προς τον χρήστη.

Ωστόσο, η χρήση τους εγείρει σημαντικά ζητήματα που πρέπει να αντιμετωπιστούν. Ο Lawrence et al. [26] επισημαίνουν ότι η εφαρμογή LLMs σε περιβάλλον ψυχικής υγείας απαιτεί ισορροπία μεταξύ του δυναμικού για θετικό αντίκτυπο και των κινδύνων που συνδέονται με ανακριβείς ή επιβλαβείς αποκρίσεις, ιδιαίτερα όταν τα μοντέλα λειτουργούν χωρίς επαγγελματική εποπτεία. Στο παρόν σύστημα, ο ρόλος του LLM σκόπιμα περιορίζεται καθώς δεν λειτουργεί ως θεραπευτής ή διαγνωστικό εργαλείο, αλλά ως γεννήτρια εξατομικευμένων, πλασιοποιημένων μηνυμάτων που συνοδεύουν τις παρεμβάσεις, ένας ρόλος που εντός αυτών των ορίων είναι ακαδημαϊκά και ηθικά τεκμηριωμένος. Τέλος, ο χρήστης δεν έχει την δυνατότητα άμεσης αλληλεπίδρασης με το LLM καθ' ότι η επικοινωνία είναι μονής κατεύθυνσης (LLM → χρήστης) προσθέτοντας μια επιπλέον δικλείδα ασφαλείας.

2.6.2 Τοπική Εκτέλεση LLMs: Ollama, Επιλογή Μοντέλων και Αξιολόγηση

Η επιλογή τοπικής εκτέλεσης LLM έναντι cloud-based υπηρεσιών (π.χ. OpenAI API) αποτελεί θεμελιώδη αρχιτεκτονική απόφαση του παρόντος συστήματος, βασισμένη σε τρεις πυλώνες, την ιδιωτικότητα, την καθυστέρηση (latency) και την ανεξαρτησία από εξωτερικές υπηρεσίες.

2.6.2.1 Ollama — Η υποδομή εκτέλεσης

Το Ollama αποτελεί ανοιχτού κώδικα πλατφόρμα τοπικής εκτέλεσης LLMs που βασίζεται στο llama.cpp backend και παρέχει REST API συμβατό με το OpenAI API format [28]. Τα βασικά χαρακτηριστικά που το καθιστούν κατάλληλο για το παρόν σύστημα είναι: (α) ιδιωτικότητα, δηλαδή κανένα δεδομένο δεν αποστέλλεται σε εξωτερικούς διακομιστές, σε πλήρη εναρμόνιση με την αρχή privacy-by-design, (β) χαμηλή καθυστέρηση, διότι η τοπική εκτέλεση αποφεύγει τη δικτυακή επικοινωνία, μειώνοντας τον χρόνο απόκρισης, (γ) offline λειτουργία, δίνοντας στο σύστημα τη δυνατότητα να λειτουργήσει χωρίς σύνδεση στο διαδίκτυο, και (δ) quantization, επιτρέποντας την εκτέλεση μεγάλων μοντέλων σε consumer hardware μέσω 4-bit ποσοτικοποίησης χωρίς σημαντική απώλεια ποιότητας.

2.6.2.2 Llama 3.1 — Το μοντέλο

Το Llama 3.1 αποτελεί σειρά ανοιχτών θεμελιωδών μοντέλων (open-weights foundation models) που δημοσίευσε η Meta τον Ιούλιο 2024 [27]. Η σειρά περιλαμβάνει μοντέλα 8B, 70B και 405B παραμέτρων με παράθυρο κειμένου 128K tokens, και τεκμηριώνεται ότι επιτυγχάνει συγκρίσιμη απόδοση με κορυφαία ιδιόκτητα μοντέλα σε σειρά αξιολογήσεων. Για το παρόν σύστημα χρησιμοποιείται η έκδοση 8B παραμέτρων, η οποία εκτελέστηκε αποδοτικά σε consumer GPU (NVIDIA RTX 2060 Super, 8GB VRAM) με ποσοτικοποίηση 4-bit, παρέχοντας αποδεκτό χρόνο απόκρισης για εφαρμογή παρεμβάσεων σε πραγματικό χρόνο. Ο ακριβής χρόνος απόκρισης εξαρτάται από το διαθέσιμο υλισμικό και το φορτίο του συστήματος.

2.6.2.3 Qwen3 — Το δεύτερο μοντέλο σύγκρισης

Το Qwen3 αποτελεί τη νεότερη σειρά ανοιχτών μοντέλων που δημοσίευσε η Alibaba Cloud τον Μάιο 2025 [32]. Η σειρά καλύπτει μοντέλα πυκνής αρχιτεκτονικής (dense) από 0.6B έως 32B παραμέτρους, καθώς και μοντέλα Mixture-of-Experts, με υποστήριξη έως 119 γλωσσών

και εγγενή δυνατότητα εναλλαγής μεταξύ λειτουργίας συλλογισμού (thinking mode) και άμεσης απόκρισης (non-thinking mode). Ένα βασικό χαρακτηριστικό του Qwen3, και ειδικότερα της έκδοσης 4B με την αρχιτεκτονική Gated DeltaNet, είναι η τάση να καταναλώνει το σύνολο των διαθέσιμων tokens σε φάση εσωτερικού συλλογισμού (thinking) όταν δεν ρυθμιστεί κατάλληλα, παράγοντας κενή ορατή απόκριση. Στο παρόν σύστημα χρησιμοποιείται η έκδοση 4B παραμέτρων (Qwen3.5:4b) μέσω Ollama, με εξειδικευμένη ρύθμιση για απενεργοποίηση του thinking mode, επιτυγχάνοντας χρόνο απόκρισης 13–15 δευτερολέπτων στο διαθέσιμο hardware.

2.6.2.4 Gemma 4 — Το μοντέλο αξιολόγησης – κριτής

Το Gemma 4 αποτελεί νεότερη οικογένεια ανοιχτών γλωσσικών μοντέλων της Google DeepMind, η οποία τεκμηριώνεται στη σχετική τεχνική αναφορά [33]. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, η έκδοση gemma4:12b, διαθέσιμη μέσω Ollama, δεν χρησιμοποιείται για την παραγωγή παρεμβάσεων προς τον χρήστη, αλλά αποκλειστικά ως ανεξάρτητο μοντέλο-κριτής για την αξιολόγηση των αποκρίσεων των δύο κύριων μοντέλων παρέμβασης, δηλαδή του Llama 3.1 8B και του Qwen3.5:4b.

Η επιλογή τρίτου μοντέλου ως αξιολογητή/κριτή αποσκοπεί στην αποφυγή αυτοαξιολόγησης από κάποιο από τα υπό σύγκριση μοντέλα και στη διατήρηση ενιαίας ρουμπρίκας αξιολόγησης για όλες τις παραγόμενες παρεμβάσεις. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης ερμηνεύονται ως συγκριτική ένδειξη ποιότητας μεταξύ των δύο μοντέλων και όχι ως απόλυτη ανθρώπινη κρίση ή κλινική αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας των παρεμβάσεων.

2.6.2.5 Αξιολόγηση LLM με DeepEval και LLM-as-Judge

Η αξιολόγηση των παραγόμενων παρεμβάσεων πραγματοποιείται μέσω του DeepEval, ενός ανοιχτού framework αξιολόγησης LLM που παρέχει τυποποιημένες μετρικές για τον έλεγχο ποιότητας, συνάφειας και αξιοπιστίας των εξόδων γλωσσικών μοντέλων [34]. Το DeepEval υλοποιεί αξιολόγηση με βάση την προσέγγιση LLM-as-Judge, στην οποία ένα ισχυρό γλωσσικό μοντέλο χρησιμοποιείται ως αυτόματος κριτής για την εκτίμηση της ποιότητας των αποκρίσεων άλλων μοντέλων [34]. Η προσέγγιση αυτή τεκμηριώθηκε από τους Zheng et al. [35], οι οποίοι έδειξαν ότι ισχυρά LLMs που λειτουργούν ως κριτές επιτυγχάνουν συμφωνία

με ανθρώπινες κρίσεις άνω του 80%, αποτελώντας έτσι επεκτάσιμη και οικονομικά αποδοτική εναλλακτική της ανθρώπινης αξιολόγησης.

Στο παρόν σύστημα, το DeepEval αξιοποιείται για τη συγκριτική αξιολόγηση των παρεμβάσεων που παράγουν τα δύο μοντέλα, Llama 3.1 8B και Qwen3.5:4b, με βάση μετρικές όπως η συνάφεια απόκρισης (answer relevancy) και η χρησιμότητα. Το Gemma 4:12b λειτουργεί ως ανεξάρτητος κριτής μέσω της προσαρμοσμένης κλάσης OllamaJudge, εξασφαλίζοντας την πλήρως τοπική εκτέλεση της αξιολόγησης χωρίς αποστολή δεδομένων σε εξωτερικές υπηρεσίες, σε εναρμόνιση με την αρχή privacy-by-design του συστήματος. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης παρουσιάζονται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 7.

2.6.3 Σχεδίαση Εξατομικευμένων μικρο-παρεμβάσεων μέσω LLM

Η ενσωμάτωση του LLM στο παρόν σύστημα δεν αφορά την παραγωγή γενικών συμβουλών ευεξίας, αλλά τη δημιουργία όσο το δυνατόν περισσότερο προσωποποιημένων μηνυμάτων που λαμβάνουν υπόψη τη συγκεκριμένη κατάσταση του χρήστη κατά τη στιγμή της παρέμβασης. Το prompt που αποστέλλεται στο μοντέλο ενσωματώνει τον τύπο της συνθήκης ενεργοποίησης (trigger reason), τις τρέχουσες τιμές stress index, valence, arousal και activity percentage, την κατηγορία της ενεργής εφαρμογής και το ατομικό baseline του χρήστη.

Αυτή η «προσωποποίηση» επιτρέπει στο μοντέλο να διαφοροποιεί το περιεχόμενο της παρέμβασης ανάλογα με την κατάσταση, ένα μήνυμα για eye_strain προτείνει τον κανόνα 20-20-20, ένα για disengagement προτείνει εναλλαγή εργασίας ή σύντομο περίπατο, ενώ ένα για positive_flow προσφέρει θετική ανατροφοδότηση χωρίς να διακόπτει τη ροή εργασίας. Η προσέγγιση αυτή διαφέρει ουσιαστικά από συστήματα με προκαθορισμένα, στατικά μηνύματα, καθώς επιτρέπει την παραγωγή παρεμβάσεων που λαμβάνουν υπόψη την εκτιμώμενη κατάσταση του χρήστη και το τρέχον υπολογιστικό πλαίσιο. Με τον τρόπο αυτό, το σύστημα δεν περιορίζεται στην ενεργοποίηση γενικών υπενθυμίσεων, αλλά παράγει πλασιοποιημένες μικρο-παρεμβάσεις, οι οποίες αποτελούν βασικό στοιχείο της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής. Η εμπειρική αξιολόγηση της αποδοχής τους από τελικούς χρήστες αναγνωρίζεται ως αντικείμενο μελλοντικής πιλοτικής μελέτης.

2.7 Συναφή Συστήματα και Ερευνητικό Κενό

Σε αυτήν την τελική ενότητα του Κεφαλαίου 2 παρουσιάζεται η συγκριτική ανάλυση των πλέον συναφών συστημάτων της βιβλιογραφίας, αναδεικνύονται τα κοινά χαρακτηριστικά και οι περιορισμοί τους, και τοποθετείται το παρόν σύστημα ως απάντηση στα ανοιχτά ζητήματα που δεν έχουν επαρκώς αντιμετωπιστεί.

2.7.1 Συγκριτική Ανάλυση Υπαρχουσών Λύσεων

Τρία συστήματα από τη βιβλιογραφία παρουσιάζουν ιδιαίτερη ομοιότητα με το παρόν σύστημα και επιλέγονται για συγκριτική ανάλυση βάσει των κοινών χαρακτηριστικών, δηλαδή χρήση μη επεμβατικών αισθητήρων, πολυτροπική προσέγγιση και εφαρμογή σε εργασιακό πλαίσιο.

Σύστημα 1 - Ouzar et al. [30] — Multimodal Stress από Βίντεο με Μία Κάμερα: Οι Ouzar et al. [30] πρότειναν σύστημα που αξιοποιεί αποκλειστικά μία κάμερα ως πηγή εισόδου, εξάγοντας ταυτόχρονα rPPG σήμα και χαρακτηριστικά έκφρασης προσώπου από βίντεο. Με χρήση του UBFC-Phys dataset και fusion των δύο modalities επέτυχαν ακρίβεια 91.07% σε δυαδική ταξινόμηση άγχους. Η προσέγγιση αυτή έχει σαφή ομοιότητα με το παρόν σύστημα ως προς τη χρήση μίας κάμερας για πολλαπλά σήματα. Ωστόσο, παρουσιάζει τρεις βασικούς περιορισμούς, διότι (α) αξιολογήθηκε αποκλειστικά σε ελεγχόμενο εργαστηριακό πρωτόκολλο κοινωνικού στρες, όχι σε φυσικές συνθήκες εργασίας, (β) δεν ενσωματώνει δεδομένα desktop context, αφήνοντας ανεκμετάλλευτη πολύτιμη πλαισιοποιητική πληροφορία, και (γ) δεν παρέχει κανέναν μηχανισμό παρέμβασης, είναι αμιγώς σύστημα ανίχνευσης χωρίς υποστηρικτική λειτουργικότητα.

Σύστημα 2 - Hosseini et al. [21] — Multimodal Stress από Facial Landmarks και Βιομετρικά Σήματα: Οι Hosseini et al. [21] συνδύασαν facial landmarks και βιομετρικά σήματα (EDA, HR) μέσω early και late fusion, αξιολογώντας τόσο δυαδική όσο και τριεπίπεδη ταξινόμηση άγχους. Η εργασία αυτή αποτελεί σημείο αναφοράς για τη συγκριτική αξιολόγηση fusion στρατηγικών και εισήχθη αναλυτικά στην ενότητα 2.5. Ο βασικός περιορισμός παραμένει ο ίδιος, εξάρτηση από εξειδικευμένους αισθητήρες (EDA) και απουσία μηχανισμού παρέμβασης ή εξατομίκευσης.

Σύστημα 3: SWELL-KW — Koldijk et al. (2014). Το SWELL-KW dataset [31] αποτελεί την πιο ολοκληρωμένη προσπάθεια μελέτης άγχους σε εργαζόμενους γνώσης με πολυτροπική συλλογή δεδομένων που συμπεριλαμβάνει φυσιολογικά σήματα (HR, EDA), εκφράσεις προσώπου από κάμερα, δεδομένα αλληλεπίδρασης υπολογιστή (mouse, keystroke logging) και body posture. Η συλλογή πραγματοποιήθηκε ενώ 25 συμμετέχοντες εκτελούσαν τυπικές εργασίες γνώσης (συγγραφή αναφορών, ηλεκτρονική αλληλογραφία, αναζήτηση πληροφοριών) υπό ελεγχόμενους στρεσογόνους παράγοντες. Παρά τη σπουδαιότητά του ως dataset, το SWELL-KW δεν αποτελεί πλήρες σύστημα ανίχνευσης, καθώς δεν παρέχει real-time λειτουργία, δεν ενσωματώνει μηχανισμό παρέμβασης και απαιτεί αισθητήρες επαφής για τα φυσιολογικά δεδομένα.

2.7.2 Τοποθέτηση της Παρούσας Εργασίας: Το Ερευνητικό Κενό

Η συγκριτική ανάλυση των παραπάνω συστημάτων, σε συνδυασμό με τα ευρήματα της ενότητας 2.1, αναδεικνύει ένα σαφές και τεκμηριωμένο ερευνητικό κενό που συνοψίζεται στον Πίνακα 2 παρακάτω.

Πίνακας 2. Συγκριτική αποτύπωση συναφών συστημάτων και παρούσας προσέγγισης

Κριτήριο Σύγκρισης	Ouzar et al. [30]	Hosseini et al. [21]	SWELL-KW (2014)	Παρόν Σύστημα
Μη επεμβατική μέτρηση (rPPG)	✓	✗	✗	✓
Ανάλυση προσώπου	✓	✓	✓	✓
Desktop context	✗	✗	✓ ¹	✓
Valence-Arousal μοντέλο	✗	✗	✗	✓
Μηχανισμός παρέμβασης	✗	✗	✗	✓
Εξατομίκευση μέσω baseline	✗	✗	✗	✓
Τοπική επεξεργασία / Privacy	✗	✗	✗	✓

¹ Το SWELL-KW χρησιμοποιεί keystroke/mouse logging αλλά απαιτεί αισθητήρες επαφής για φυσιολογικά δεδομένα.

Στόχευση σε ρεαλιστικό / in-the-wild περιβάλλον χρήσης	✗	✗	✓	✓
--	---	---	---	---

Με βάση αυτή την ανάλυση, το παρόν σύστημα διαφοροποιείται από τα υπάρχοντα ως προς τέσσερις διαστάσεις που δεν έχουν αντιμετωπιστεί ταυτόχρονα στις εργασίες που εξετάστηκαν.

Πρώτον, ο συνδυασμός rPPG, facial analysis και desktop context σε ένα ενοποιημένο σύστημα πραγματικού χρόνου, με χρήση αισθητήρων μη-επαφής, αποτελεί προσέγγιση που δεν εντοπίστηκε εκτενώς στη βιβλιογραφία που εξετάστηκε για φυσικές συνθήκες εργασίας knowledge workers.

Δεύτερον, η ενσωμάτωση του δισδιάστατου μοντέλου Valence-Arousal [16] μέσω EmoNet [17] στο επίπεδο fusion επιτρέπει διαφοροποίηση μεταξύ ποιοτικά διαφορετικών εργασιακών καταστάσεων (άγχος vs. κόπωση vs. παραγωγική ροή), μια διάκριση που καμία από τις εξεταζόμενες εργασίες δεν πραγματοποιεί.

Τρίτον, ο μηχανισμός έξι διακριτών συνθηκών παρέμβασης, που συνδυάζει ανίχνευση αρνητικών καταστάσεων και θετική ενίσχυση κατάστασης flow, αντιπροσωπεύει λειτουργική επέκταση που απουσιάζει εντελώς από τα συγκριτικά συστήματα.

Τέταρτον, η πλήρης τοπική εκτέλεση όλων των συνιστωσών, συμπεριλαμβανομένου του LLM μέσω Ollama/Llama 3.1, διασφαλίζει την ιδιωτικότητα χωρίς εξάρτηση από εξωτερικές υπηρεσίες, προϋπόθεση ιδιαίτερα σημαντική για εφαρμογή σε επαγγελματικό εργασιακό περιβάλλον.

Συνοψίζοντας, το παρόν σύστημα δεν επιδιώκει να ανταγωνιστεί τα εξεταζόμενα συστήματα ως προς την ακρίβεια ταξινόμησης σε ελεγχόμενο εργαστηριακό πλαίσιο, ένα πεδίο όπου τα τελευταία υπερτερούν λόγω της χρήσης εξειδικευμένων αισθητήρων υψηλής πιστότητας. Αντίθετα, στοχεύει στην κάλυψη ενός διαφορετικού ερευνητικού χώρου, ένα ολοκληρωμένο, μη επεμβατικό, privacy-preserving σύστημα ανίχνευσης και υποστήριξης ευεξίας, κατάλληλο για πραγματικές, καθημερινές συνθήκες εργασίας για knowledge workers.

3. Ανάλυση Συστήματος

Το παρόν κεφάλαιο παρουσιάζει την ανάλυση του υπό σχεδιασμό συστήματος, καλύπτοντας τα ερευνητικά ερωτήματα, τις λειτουργικές και μη λειτουργικές απαιτήσεις, τις αρχές σχεδιασμού και τις περιπτώσεις χρήσης. Η ανάλυση αυτή αποτέλεσε τη βάση για τις αρχιτεκτονικές επιλογές που παρουσιάζονται στο Κεφάλαιο 4.

3.1 Ερευνητικά Ερωτήματα και Στόχοι ανάλυσης και σχεδιασμού

Η ανάλυση του παρόντος συστήματος δεν αποτελεί αυτοσκοπό, αλλά απάντηση σε συγκεκριμένα ερευνητικά ερωτήματα που προέκυψαν από τα κενά που αναδείχθηκαν στη βιβλιογραφική ανασκόπηση του Κεφαλαίου 2. Κάθε ερευνητικό ερώτημα μεταφράζεται σε συγκεκριμένες σχεδιαστικές και λειτουργικές απαιτήσεις, οι οποίες καθόρισαν τις αρχιτεκτονικές επιλογές, τα επιμέρους υποσυστήματα και τους μηχανισμούς επεξεργασίας που παρουσιάζονται στις επόμενες ενότητες.

Δεδομένου ότι η παρούσα εργασία εστιάζει στον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός λειτουργικού proof-of-concept πληροφοριακού συστήματος, τα ερευνητικά ερωτήματα διατυπώνονται με τρόπο που επιτρέπει την τεχνική και λειτουργική αξιολόγηση της προτεινόμενης προσέγγισης. Συνεπώς, η ανάλυση επικεντρώνεται στην τεχνική εφικτότητα της πολυτροπικής συλλογής δεδομένων, στην ορθότητα του μηχανισμού συγχώνευσης και ενεργοποίησης παρεμβάσεων, καθώς και στην ενσωμάτωση αρχών privacy-by-design στην αρχιτεκτονική του συστήματος.

3.1.1 Ερευνητικά Ερωτήματα

Ξεκινώντας την ανάλυση του παρόντος συστήματος, είναι απαραίτητο να προσδιοριστούν τα ερευνητικά ερωτήματα που καθοδηγούν τον σχεδιασμό και την υλοποίηση της προτεινόμενης λύσης. Τα ερωτήματα αυτά δεν αποσκοπούν στη στατιστική γενίκευση συμπερασμάτων σε ευρύ πληθυσμό χρηστών, αλλά στη διερεύνηση της τεχνικής εφικτότητας, της λειτουργικής συνοχής και της αρχιτεκτονικής επάρκειας ενός πολυτροπικού proof-of-concept συστήματος ανίχνευσης γνωστικού φορτίου και ψυχολογικής επιβάρυνσης.

3.1.1.1 Ερευνητικό Ερώτημα 1 (RQ1) – Πολυτροπική ανίχνευση κρίσιμων εργασιακών καταστάσεων

Το πρώτο ερευνητικό ερώτημα εξετάζει σε ποιο βαθμό ο συνδυασμός τριών μη επεμβατικών πηγών δεδομένων, δηλαδή φυσιολογικών σημάτων μέσω rPPG/HRV, χαρακτηριστικών προσώπου και μεταδεδομένων δραστηριότητας υπολογιστή, μπορεί να υποστηρίξει την τεχνικά εφικτή και λειτουργικά συνεκτική ανίχνευση κρίσιμων εργασιακών καταστάσεων σε περιβάλλον υπολογιστικής εργασίας.

Το ερώτημα αυτό μεταφράζεται σε σχεδιαστική απαίτηση για ανάπτυξη τριών ανεξάρτητων αλλά συνεργαζόμενων υποσυστημάτων: του φυσιολογικού υποσυστήματος rPPG/HRV, του υποσυστήματος ανάλυσης προσώπου και του υποσυστήματος desktop context. Κάθε υποσύστημα πρέπει να μπορεί να λειτουργεί αυτόνομα, να εξάγει αριθμητικά χαρακτηριστικά και να αποθηκεύει τα αποτελέσματά του σε κοινή βάση δεδομένων, ώστε να είναι δυνατή η μεταγενέστερη συγχώνευσή τους χωρίς άμεση εξάρτηση μεταξύ των modules.

3.1.1.2 Ερευνητικό Ερώτημα 2 (RQ2) – Εξατομικευμένο baseline, late fusion και ενεργοποίηση παρεμβάσεων

Το δεύτερο ερευνητικό ερώτημα αφορά το κατά πόσο ένας μηχανισμός late fusion, βασισμένος σε εξατομικευμένο baseline, μπορεί να παράγει έναν ερμηνεύσιμο δείκτη επιβάρυνσης και να ενεργοποιεί κατάλληλες πλατισιοποιημένες παρεμβάσεις ανάλογα με την εκτιμώμενη κατάσταση του χρήστη.

Το ερώτημα αυτό δεν αξιολογεί την υποκειμενική αποδοχή των παρεμβάσεων από τελικούς χρήστες, αλλά τη λειτουργική δυνατότητα του συστήματος να συνδυάζει ετερογενή σήματα, να υπολογίζει έναν ενιαίο δείκτη stress_index και να διακρίνει μεταξύ διαφορετικών συνθηκών, όπως υψηλό άγχος, οπτική κόπωση, αποδέσμευση, αρνητικό συναίσθημα, παρατεταμένη αδράνεια και θετική παραγωγική ροή. Η σχεδιαστική απαίτηση που προκύπτει είναι η ανάπτυξη μηχανισμού συγχώνευσης με σταθμισμένα βάρη, δυνατότητα αναπροσαρμογής σε περίπτωση απουσίας ή χαμηλής ποιότητας κάποιου modality, καθώς και μηχανισμού triggers με περίοδο ανάπαυσης (cooldown), ώστε να αποφεύγεται η υπερβολική ή επαναλαμβανόμενη ενεργοποίηση παρεμβάσεων.

3.1.1.3 Ερευνητικό Ερώτημα 3 (RQ3) – Privacy-by-design και τοπική επεξεργασία

Τέλος, το τρίτο ερευνητικό ερώτημα εξετάζει πώς μπορεί να σχεδιαστεί και να υλοποιηθεί ένα σύστημα συνεχούς παρακολούθησης υπολογιστικής εργασίας με βάση τις αρχές privacy-by-design, τοπικής επεξεργασίας και ελαχιστοποίησης δεδομένων.

Το ερώτημα αυτό δεν επιχειρεί να μετρήσει εμπειρικά την αντίληψη εμπιστοσύνης των χρηστών, αλλά να τεκμηριώσει αρχιτεκτονικά τον τρόπο με τον οποίο το σύστημα περιορίζει τη συλλογή και επεξεργασία ευαίσθητων δεδομένων. Η σχεδιαστική απαίτηση που προκύπτει είναι η αποφυγή αποθήκευσης ακατέργαστου βίντεο, στιγμιοτύπων οθόνης ή περιεχομένου πληκτρολόγησης, η χρήση αριθμητικών χαρακτηριστικών αντί ακατέργαστων δεδομένων, η αποθήκευση των μετρήσεων σε τοπική βάση SQLite και η εκτέλεση της παραγωγής παρεμβάσεων μέσω τοπικού LLM, χωρίς αποστολή δεδομένων χρήστη σε εξωτερικές υπηρεσίες κατά τη λειτουργία του συστήματος.

Με βάση τα παραπάνω, η ανάλυση του συστήματος επικεντρώνεται στη μετάφραση των ερευνητικών ερωτημάτων σε λειτουργικές και μη λειτουργικές απαιτήσεις. Η εμπειρική αξιολόγηση της αποδοχής των παρεμβάσεων και της αντίληψης ιδιωτικότητας από τελικούς χρήστες αναγνωρίζεται ως σημαντική, αλλά δεν αποτελεί αντικείμενο της παρούσας φάσης. Αντίθετα, εντάσσεται στους περιορισμούς και στις μελλοντικές επεκτάσεις της εργασίας.

3.1.1.4 Σύνδεση Ερευνητικών Ερωτημάτων με Σχεδιαστικές Απαιτήσεις

Τα τρία παραπάνω ερευνητικά ερωτήματα καθορίζουν το πλαίσιο των απαιτήσεων που παρουσιάζονται στη συνέχεια. Το RQ1 οδηγεί στις απαιτήσεις συλλογής και αποθήκευσης πολυτροπικών δεδομένων, το RQ2 στις απαιτήσεις βαθμονόμησης, συγχώνευσης και ενεργοποίησης παρεμβάσεων, ενώ το RQ3 στις απαιτήσεις ιδιωτικότητας, τοπικής επεξεργασίας και ελαχιστοποίησης δεδομένων. Με αυτόν τον τρόπο, η ανάλυση απαιτήσεων συνδέεται άμεσα με τα ερευνητικά ερωτήματα και αποφεύγεται η εξάρτηση της παρούσας εργασίας από μη-πραγματοποιηθείσα πιλοτική μελέτη με συμμετέχοντες.

Αξίζει να σημειωθεί ότι ο σχεδιασμός του συστήματος εξελίχθηκε μέσα από συνεχή επιστημονικό διάλογο με τον επιβλέποντα καθηγητή, ο οποίος πρότεινε προς μελέτη συγκεκριμένες αρχιτεκτονικές αποφάσεις, όπως η χρήση rPPG από webcam αντί για

wearable συσκευή για αποφυγή πολυπλοκότητας συγχρονισμού, η ενσωμάτωση του μοντέλου Valence-Arousal για την διάκριση ποιοτικά διαφορετικών συναισθηματικών καταστάσεων, και τη χρήση τοπικού LLM για παραγωγή φυσικών παρεμβάσεων χωρίς αποστολή δεδομένων σε εξωτερικές υπηρεσίες.

3.2 Απαιτήσεις Συστήματος

Η ανάπτυξη ενός πολυτροπικού συστήματος ανίχνευσης άγχους και υποστήριξης ευεξίας απαιτεί τον σαφή ορισμό των απαιτήσεων πριν την αρχιτεκτονική σχεδίαση. Οι απαιτήσεις διακρίνονται σε λειτουργικές (functional requirements, FR), που περιγράφουν τι πρέπει να κάνει το σύστημα, και μη λειτουργικές (non-functional requirements, NFR), που περιγράφουν πώς πρέπει να συμπεριφέρεται. Ο διαχωρισμός αυτός διευκολύνει τη συστηματική αξιολόγηση κατά τη φάση των αυτοματοποιημένων και λειτουργικών δοκιμών και αποτελεί βέλτιστη πρακτική στη μηχανική λογισμικού.

3.2.1 Λειτουργικές Απαιτήσεις

Οι λειτουργικές απαιτήσεις περιγράφουν τις βασικές υπηρεσίες και δυνατότητες που πρέπει να παρέχει το σύστημα, καθώς και τον τρόπο με τον οποίο τα επιμέρους υποσυστήματα συνεργάζονται για τη συλλογή, επεξεργασία και αξιολόγηση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο.

Συγκεκριμένα, το σύστημα θα πρέπει να υποστηρίζει τη συλλογή και ανάλυση δεδομένων από πολλαπλές μη επεμβατικές πηγές, όπως η κάμερα του υπολογιστή και το περιβάλλον εργασίας του χρήστη (desktop context). Παράλληλα, θα πρέπει να πραγματοποιείται εξαγωγή φυσιολογικών και συμπεριφορικών χαρακτηριστικών, όπως μετρικές rPPG/HRV μέσω webcam, δείκτες βλεφαρισμού και στάσης κεφαλής, καθώς και δεδομένα δραστηριότητας από το λειτουργικό περιβάλλον του υπολογιστή.

Επιπλέον, το σύστημα θα πρέπει να υποστηρίζει μηχανισμό πολυτροπικής συγχώνευσης (multimodal fusion) των παραπάνω δεδομένων, με στόχο την εκτίμηση καταστάσεων όπως αυξημένο άγχος, γνωστική κόπωση, αποδέσμευση ή κατάσταση παραγωγικής ροής (flow). Η αξιολόγηση αυτή θα βασίζεται σε εξατομικευμένα baseline χαρακτηριστικά του χρήστη και όχι σε γενικά κατώφλια ταξινόμησης.

Τέλος, το πληροφοριακό σύστημα θα πρέπει να παρέχει μηχανισμό δημιουργίας εξατομικευμένων μικρο-παρεμβάσεων μέσω τοπικά εκτελούμενου LLM, καθώς και δυνατότητα αποθήκευσης, διαχείρισης και αξιολόγησης των παραγόμενων δεδομένων και των αλληλεπιδράσεων του χρήστη με το σύστημα.

Όπως παρουσιάζεται στον Πίνακα 3, οι λειτουργικές απαιτήσεις καλύπτουν ολόκληρη τη ροή λειτουργίας του συστήματος, από τη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων έως την παραγωγή παρεμβάσεων και την αποθήκευση αποτελεσμάτων.

Πίνακας 3. Βασικές λειτουργικές απαιτήσεις συστήματος

Κωδικός	Απαίτηση	Προτεραιότητα
FR-01	Το σύστημα πρέπει να εξάγει καρδιακό ρυθμό (HR) και μετρικές HRV (RMSSD) από βίντεο webcam σε πραγματικό χρόνο μέσω rPPG, χωρίς επαφής αισθητήρες	Υψηλή
FR-02	Το σύστημα πρέπει να ανιχνεύει σημεία αναφοράς προσώπου (468 landmarks) και να υπολογίζει EAR, blink rate και μεταβλητότητα στάσης κεφαλής ανά καρέ	Υψηλή
FR-03	Το σύστημα πρέπει να εκτιμά συνεχείς τιμές valence και arousal από βίντεο προσώπου μέσω του μοντέλου EmoNet	Υψηλή
FR-04	Το σύστημα πρέπει να παρακολουθεί το ενεργό παράθυρο, την κατηγορία εφαρμογής, το activity percentage και τις εναλλαγές παραθύρων ανά 30 δευτερόλεπτα	Υψηλή
FR-05	Το σύστημα πρέπει να εκτελεί βαθμονόμηση προσωπικού baseline (HR, RMSSD, EAR, valence,	Υψηλή

	arousal) μέσω αρχικής συνεδρίας βαθμονόμησης (baseline calibration session)	
FR-06	Το σύστημα πρέπει να συγχωνεύει τα δεδομένα των τριών modalities σε παράθυρα 5 λεπτών και να παράγει ενιαίο stress_index $\in [0,1]$	Υψηλή
FR-07	Το σύστημα πρέπει να ανιχνεύει έξι διακριτές καταστάσεις: high_stress, disengagement, negative_affect, eye_strain, prolonged_idle, positive_flow	Υψηλή
FR-08	Το σύστημα πρέπει να παράγει εξατομικευμένα μηνύματα παρέμβασης μέσω τοπικού LLM (Ollama/Llama 3.1) λαμβάνοντας υπόψη τη συνθήκη ενεργοποίησης και το τρέχον εργασιακό πλαίσιο	Υψηλή
FR-09	Το σύστημα πρέπει να αποστέλλει ειδοποιήσεις στον χρήστη μέσω ειδοποιήσεων του λειτουργικού συστήματος (Windows notifications) κατά την ενεργοποίηση συνθήκης παρέμβασης	Μέτρια
FR-10	Το σύστημα πρέπει να αποθηκεύει όλα τα συγκεντρωτικά δεδομένα ανά παράθυρο σε τοπική βάση δεδομένων SQLite	Υψηλή
FR-11	Το σύστημα πρέπει να εξάγει τα αποθηκευμένα δεδομένα σε μορφή Excel (.xlsx) για στατιστική ανάλυση	Μέτρια

Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στην υποστήριξη πολλαπλών μη επεμβατικών πηγών δεδομένων, στην εξατομίκευση μέσω προσωπικού baseline και στη δυνατότητα παραγωγής προσαρμοσμένων παρεμβάσεων μέσω τοπικά εκτελούμενου μεγάλου γλωσσικού μοντέλου.

Οι απαιτήσεις αυτές αποτέλεσαν τη βάση για τον σχεδιασμό της αρχιτεκτονικής και των επιμέρους υποσυστημάτων που παρουσιάζονται στις επόμενες ενότητες.

3.2.2 Μη Λειτουργικές Απαιτήσεις

Οι μη λειτουργικές απαιτήσεις ορίζουν τις ποιοτικές ιδιότητες που πρέπει να ικανοποιεί το σύστημα ανεξάρτητα από τις επιμέρους λειτουργίες που παρέχει. Αποτελούν κρίσιμο στοιχείο του σχεδιασμού, καθώς επηρεάζουν άμεσα την αποδοχή, την αξιοπιστία και τη βιωσιμότητα μιας πληροφοριακής εφαρμογής σε πραγματικές συνθήκες χρήσης. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, οι απαιτήσεις αυτές αποκτούν ιδιαίτερη σημασία λόγω της ανάγκης επεξεργασίας δεδομένων κάμερας και επιφάνειας εργασίας σε πραγματικό χρόνο, της ενσωμάτωσης πολυτροπικών αλγορίθμων ανάλυσης και της υιοθέτησης αρχών *privacy-by-design*. Για τον λόγο αυτό, εκτός από τις λειτουργικές δυνατότητες του συστήματος, τέθηκαν συγκεκριμένοι στόχοι που αφορούν την απόδοση, την ιδιωτικότητα, τη διαθεσιμότητα, την επεκτασιμότητα και την ευχρηστία της εφαρμογής.

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 4, οι μη λειτουργικές απαιτήσεις επικεντρώνονται σε πέντε βασικούς άξονες, την απόδοση σε πραγματικό χρόνο, την προστασία της ιδιωτικότητας, την αξιοπιστία λειτουργίας, τη συντηρησιμότητα της αρχιτεκτονικής και την ευχρηστία του συστήματος.

Πίνακας 4. Βασικές μη λειτουργικές απαιτήσεις συστήματος

Κωδικός	Κατηγορία	Απαίτηση
NFR-01	Απόδοση	Η επεξεργασία κάθε καρέ βίντεο (rPPG + face analysis) πρέπει να ολοκληρώνεται εντός 100ms σε consumer hardware, διατηρώντας ρυθμό τουλάχιστον 10 FPS
NFR-02	Απόδοση	Η παραγωγή μηνύματος παρέμβασης από το βασικό LLM πρέπει να ολοκληρώνεται σε πρακτικά αποδεκτό χρόνο για παρεμβάσεις πραγματικού χρόνου, με στόχο περίπου τα 5 δευτερόλεπτα σε consumer hardware.

NFR-03	Ιδιωτικότητα	Κανένα δεδομένο βίντεο, ήχου ή κειμένου δεν πρέπει να αποθηκεύεται, εστιάζοντας μόνο εξαγόμενα αριθμητικά χαρακτηριστικά
NFR-04	Ιδιωτικότητα	Κανένα δεδομένο δεν πρέπει να αποστέλλεται σε εξωτερικούς διακομιστές, διασφαλίζοντας πλήρη τοπική επεξεργασία
NFR-05	Αξιοπιστία	Το σύστημα πρέπει να συνεχίζει να λειτουργεί κανονικά σε περίπτωση αποτυχίας ενός modality, αξιοποιώντας τα υπόλοιπα δύο
NFR-06	Συντηρησιμότητα	Κάθε module πρέπει να είναι ανεξάρτητα εκτελέσιμο και δοκιμάσιμο χωρίς εξάρτηση από τα υπόλοιπα
NFR-07	Χρηστικότητα	Το σύστημα πρέπει να εκκινεί όλα τα επιμέρους modules μέσω μίας ενιαίας διαδικασίας εκκίνησης χωρίς να απαιτείται χειροκίνητη παραμετροποίηση από τον χρήστη.
NFR-08	Φορητότητα	Το σύστημα πρέπει να λειτουργεί σε consumer Windows 11 υπολογιστή με webcam, χωρίς εξειδικευμένο hardware
NFR-09	Ασφάλεια	Τα αποθηκευμένα δεδομένα πρέπει να παραμένουν αποκλειστικά στον τοπικό υπολογιστή του χρήστη, συμμορφούμενα με τις αρχές του ΓΚΠΔ (GDPR)
NFR-10	Δοκιμασιμότητα	Το σύστημα πρέπει να υποστηρίζει αυτοματοποιημένο έλεγχο των κρίσιμων λειτουργιών του, ώστε να διευκολύνεται η επαλήθευση της ορθής λειτουργίας του μετά από αλλαγές ή επεκτάσεις.

Δόθηκε υψηλή σημασία στις απαιτήσεις ιδιωτικότητας, καθώς το σύστημα επεξεργάζεται δεδομένα κάμερας και δραστηριότητας υπολογιστή, γεγονός που καθιστά απαραίτητη την πλήρη τοπική επεξεργασία και την αποφυγή αποθήκευσης και διαμοιρασμού ευαίσθητων προσωπικών δεδομένων. Παράλληλα, η υιοθέτηση αρθρωτής (modular) αρχιτεκτονικής και η δυνατότητα συνέχισης της λειτουργίας ακόμη και σε περίπτωση αποτυχίας ενός modality ενισχύουν την αξιοπιστία και τη μελλοντική επεκτασιμότητα του συστήματος. Οι απαιτήσεις αυτές αποτέλεσαν βασικά κριτήρια κατά τον σχεδιασμό και την υλοποίηση της αρχιτεκτονικής που παρουσιάζεται στις επόμενες ενότητες.

3.2.3 Περιορισμοί Σχεδιασμού και παραδοχές

Πέραν των λειτουργικών και μη λειτουργικών απαιτήσεων, ο σχεδιασμός του συστήματος επηρεάζεται από συγκεκριμένους τεχνικούς, λειτουργικούς και ερευνητικούς περιορισμούς, οι οποίοι διαμόρφωσαν τις αρχιτεκτονικές επιλογές και καθορίζουν τα όρια εφαρμογής και αξιολόγησης του συστήματος. Οι σημαντικότεροι από αυτούς παρουσιάζονται παρακάτω.

Ως προς το υλισμικό (hardware), το σύστημα σχεδιάστηκε για λειτουργία σε υπολογιστές ευρείας κατανάλωσης (consumer hardware). Συγκεκριμένα, η υλοποίηση βασίζεται σε περιβάλλον Windows 11, εξοπλισμένο με τυπική webcam και διακριτή και όχι integrated κάρτα γραφικών (π.χ. NVIDIA GPU), χωρίς την ανάγκη χρήσης ιατρικού ή άλλου εξειδικευμένου εξοπλισμού. Η επιλογή αυτή αυξάνει την προσβασιμότητα και τη δυνατότητα εφαρμογής σε πραγματικές συνθήκες χρήσης, εισάγει όμως περιορισμούς ως προς την ποιότητα και τη σταθερότητα των συλλεγόμενων φυσιολογικών σημάτων σε σχέση με εξειδικευμένο εξοπλισμό.

Το υποσύστημα συλλογής δεδομένων desktop context αξιοποιεί λειτουργίες και διεπαφές προγραμματισμού (APIs) που είναι διαθέσιμες αποκλειστικά στο λειτουργικό σύστημα Windows. Ως εκ τούτου, η μεταφορά και χρήση του συστήματος σε περιβάλλοντα macOS ή Linux απαιτεί ανασχεδιασμό συγκεκριμένων μηχανισμών συλλογής δεδομένων.

Εν συνεχεία, το σύστημα σχεδιάστηκε ως εργαλείο υποστήριξης ευεξίας και όχι ως ιατρική ή ψυχολογική διαγνωστική εφαρμογή. Κατά συνέπεια, οι εκτιμήσεις και οι παρεμβάσεις που παράγονται δεν μπορούν να χρησιμοποιηθούν για κλινική αξιολόγηση, διάγνωση ή θεραπευτική λήψη αποφάσεων.

Επιπρόσθετα, η αξιολόγηση του συστήματος στην παρούσα εργασία πραγματοποιείται σε τεχνικό και λειτουργικό επίπεδο, με στόχο την επαλήθευση της ορθής λειτουργίας των επιμέρους υποσυστημάτων, της ροής δεδομένων, του μηχανισμού συγχώνευσης και της παραγωγής παρεμβάσεων. Ως εκ τούτου, τα συμπεράσματα της εργασίας θα πρέπει να ερμηνευθούν ως αποτελέσματα αξιολόγησης ενός proof-of-concept πληροφοριακού συστήματος και όχι ως στατιστικά γενικεύσιμα ευρήματα για ευρύτερο πληθυσμό χρηστών. Για τον ίδιο λόγο, δεν υλοποιήθηκε σύστημα σύνδεσης ή αυθεντικοποίησης πολλαπλών χρηστών, καθώς η παρούσα έκδοση σχεδιάστηκε ως τοπική, single-user εφαρμογή τεχνικής επαλήθευσης.

Έπειτα, ένας ακόμη σημαντικός περιορισμός σχετικά με τις συνθήκες καταγραφής των δεδομένων αφορά την ποιότητα των μετρήσεων rPPG και ανάλυσης προσώπου που επηρεάζεται άμεσα από εξωτερικούς παράγοντες όπως ο φωτισμός, η θέση της κάμερας, οι κινήσεις της κεφαλής και η ποιότητα του αισθητήρα της webcam. Παρότι εφαρμόζονται τεχνικές φιλτραρίσματος και προεπεξεργασίας, οι παράγοντες αυτοί ενδέχεται να επηρεάσουν την ακρίβεια των εξαγόμενων μετρικών.

Τέλος, η παρούσα εργασία εστιάζει στον σχεδιασμό, την υλοποίηση και την τεχνική επαλήθευση του προτεινόμενου συστήματος ως proof-of-concept. Η αξιολόγηση με ευρύτερο δείγμα τελικών χρηστών δεν εντάσσεται στο πεδίο της παρούσας φάσης και αναγνωρίζεται ως περιορισμός. Συνεπώς, τα συμπεράσματα που αφορούν την αποδοχή των παρεμβάσεων και την υποκειμενική αντίληψη ιδιωτικότητας δεν διατυπώνονται ως εμπειρικά επιβεβαιωμένα ευρήματα, αλλά ως ζητήματα που πρέπει να διερευνηθούν σε μελλοντική πιλοτική μελέτη.

3.3 Αρχές Σχεδιασμού

Ο σχεδιασμός του προτεινόμενου συστήματος δεν βασίστηκε αποκλειστικά στις λειτουργικές και μη λειτουργικές απαιτήσεις που παρουσιάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες, αλλά καθοδηγήθηκε από ένα σύνολο σχεδιαστικών αρχών που επηρέασαν το σύνολο των αρχιτεκτονικών αποφάσεων. Οι αρχές αυτές αποσκοπούν στην ανάπτυξη ενός συστήματος που είναι σύγχρονο, αξιόπιστο, επεκτάσιμο, φιλικό προς την ιδιωτικότητα και κατάλληλο για

χρήση σε πραγματικές συνθήκες εργασίας. Στις επόμενες υποενότητες παρουσιάζονται οι βασικές σχεδιαστικές αρχές και η εφαρμογή τους στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας.

3.3.1 Προστασία Ιδιωτικότητας και Τοπική Επεξεργασία

Η προστασία της ιδιωτικότητας του χρήστη αποτέλεσε βασική σχεδιαστική αρχή καθ' όλη τη διάρκεια της ανάπτυξης του συστήματος, ειδικά λόγω της ανάγκης αξιοποίησης προσωπικών δεδομένων του χρήστη, όπως βιομετρικά στοιχεία και παρακολούθηση της δραστηριότητας του στον υπολογιστή. Σύμφωνα με την προσέγγιση Privacy-by-Design και τις κατευθυντήριες γραμμές του Γενικού Κανονισμού Προστασίας Δεδομένων (GDPR), η επεξεργασία των δεδομένων πραγματοποιείται τοπικά στον υπολογιστή του χρήστη, χωρίς μεταφορά πληροφοριών σε εξωτερικές υπηρεσίες ή υποδομές νέφους.

Στο πλαίσιο αυτό, τα μοντέλα ανάλυσης προσώπου, φυσιολογικών σημάτων και παραγωγής παρεμβάσεων εκτελούνται αποκλειστικά τοπικά, ενώ δεν αποθηκεύονται ακατέργαστα δεδομένα βίντεο ή άλλα προσωπικά δεδομένα υψηλής ευαισθησίας. Η επιλογή αυτή περιορίζει τους κινδύνους διαρροής δεδομένων και ενισχύει την εμπιστοσύνη του χρήστη προς το σύστημα. Παράλληλα, η τοπική επεξεργασία επιτρέπει τη λειτουργία του συστήματος χωρίς εξάρτηση από διαδικτυακές υπηρεσίες, διασφαλίζοντας μεγαλύτερη αυτονομία, ανεξαρτησία από εξωτερικούς παρόχους και μειωμένη καθυστέρηση απόκρισης.

3.3.2 Ελαχιστοποίηση Δεδομένων

Συμπληρωματικά προς την προστασία της ιδιωτικότητας, που αναλύθηκε στην προηγούμενη υπο-ενότητα, υιοθετήθηκε η αρχή της ελαχιστοποίησης δεδομένων (Data Minimization), σύμφωνα με την οποία συλλέγονται και διατηρούνται μόνο οι πληροφορίες που είναι απαραίτητες για την εκτίμηση της κατάστασης του χρήστη.

Για τον σκοπό αυτό, το υποσύστημα desktop context καταγράφει αποκλειστικά μεταδεδομένα δραστηριότητας, όπως η ενεργή εφαρμογή, η κατηγορία εφαρμογής, η διάρκεια δραστηριότητας και οι εναλλαγές παραθύρων, χωρίς να συλλέγει περιεχόμενο οθόνης ή αυτούσιο πληκτρολογούμενο κείμενο.

Αντίστοιχα, από τα δεδομένα βίντεο εξάγονται μόνο αριθμητικά χαρακτηριστικά, όπως μετρικές καρδιακού ρυθμού, δείκτες βλεφαρισμού και συναισθηματικές μεταβλητές, ενώ τα

ακατέργαστα δεδομένα δεν αποθηκεύονται. Με τον τρόπο αυτό μειώνεται σημαντικά το αποτύπωμα προσωπικών δεδομένων που καλείται να διαχειριστεί το σύστημα.

3.3.3 Αρθρωτή Αρχιτεκτονική

Η αρχή της αρθρωτότητας (modularity) αποτέλεσε κεντρικό άξονα του σχεδιασμού του συστήματος από την θεωρητική υιοθέτησή του έως και την υλοποίησή του. Η συνολική αρχιτεκτονική διαχωρίζεται σε διακριτά υποσυστήματα, καθένα από τα οποία είναι υπεύθυνο για μία συγκεκριμένη λειτουργία, όπως η ανάλυση φυσιολογικών σημάτων, η ανάλυση προσώπου, η συλλογή δεδομένων δραστηριότητας, η συγχώνευση πληροφοριών και η παραγωγή παρεμβάσεων.

Ο διαχωρισμός αυτός επιτρέπει την ανεξάρτητη ανάπτυξη, δοκιμή και συντήρηση κάθε υποσυστήματος, διευκολύνοντας τόσο τη διαδικασία ανάπτυξης όσο και τη μελλοντική επέκταση της πλατφόρμας. Παράλληλα, η αρθρωτή αρχιτεκτονική επιτρέπει την αντικατάσταση ή αναβάθμιση επιμέρους συνιστωσών χωρίς να απαιτούνται εκτεταμένες τροποποιήσεις στο υπόλοιπο σύστημα.

Η προσέγγιση αυτή συνέβαλε σημαντικά στη σταδιακή εξέλιξη της εφαρμογής από τα αρχικά proof-of-concept modules έως και την ολοκληρωμένη πολυτροπική πλατφόρμα που παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία.

3.3.4 Αξιοπιστία και Ανθεκτικότητα

Η αξιοπιστία του συστήματος αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για τη χρήση του σε πραγματικές συνθήκες εργασίας. Για τον λόγο αυτό, η αρχιτεκτονική σχεδιάστηκε ώστε να διατηρεί τη λειτουργικότητά της ακόμη και σε περιπτώσεις μερικής αποτυχίας ή αστοχίας σήματος από επιμέρους υποσυστήματα.

Συγκεκριμένα, η πολυτροπική προσέγγιση επιτρέπει τη συνέχιση της λειτουργίας του συστήματος ακόμη και όταν κάποιο modality δεν είναι προσωρινά διαθέσιμο ή παρουσιάζει μειωμένη ποιότητα δεδομένων. Για παράδειγμα, προβλήματα φωτισμού μπορούν να επηρεάσουν την ανάλυση προσώπου ή το rPPG, χωρίς όμως να καθιστούν αδύνατη τη συνολική λειτουργία του συστήματος, καθώς εξακολουθούν να είναι διαθέσιμες οι υπόλοιπες πηγές πληροφορίας.

Η σχεδιαστική αυτή επιλογή ενισχύει την ανθεκτικότητα (robustness) του συστήματος και μειώνει την εξάρτησή του από μία και μοναδική πηγή δεδομένων.

3.3.5 Διαφάνεια και Ερμηνευσιμότητα

Δεδομένου ότι το σύστημα παράγει παρεμβάσεις που ενδέχεται να επηρεάζουν τη συμπεριφορά ή τις εργασιακές συνήθειες του χρήστη, κρίθηκε απαραίτητη η διατήρηση ενός ικανοποιητικού επιπέδου διαφάνειας ως προς τον τρόπο λήψης αποφάσεων.

Για τον σκοπό αυτό, κάθε παρέμβαση συνδέεται με συγκεκριμένες συνθήκες ενεργοποίησης, οι οποίες προκύπτουν από τις μετρικές του συστήματος και τον μηχανισμό late fusion. Με τον τρόπο αυτό, η παραγωγή μιας παρέμβασης δεν αποτελεί αδιαφανή ή αυθαίρετη απόφαση, αλλά μπορεί να συσχετιστεί με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά, όπως ο δείκτης άγχους, η ποιότητα των διαθέσιμων σημάτων, οι τιμές valence-arousal, οι δείκτες οπτικής κόπωσης ή τα μεταδεδομένα δραστηριότητας υπολογιστή.

Η αρχή αυτή αποκτά ιδιαίτερη σημασία στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, καθώς ενισχύει την ερμηνευσιμότητα της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής και επιτρέπει την τεχνική αξιολόγηση της συμπεριφοράς του συστήματος. Η εμπειρική διερεύνηση του βαθμού στον οποίο η διαφάνεια αυτή επηρεάζει την εμπιστοσύνη και την αποδοχή από τελικούς χρήστες αποτελεί αντικείμενο μελλοντικής πιλοτικής μελέτης.

3.3.6 Σύνοψη Σχεδιαστικών Αρχών

Στον Πίνακα 5 παρακάτω συνοψίζεται η σχέση μεταξύ των βασικών σχεδιαστικών αρχών και των αρχιτεκτονικών επιλογών που υιοθετήθηκαν κατά την ανάπτυξη του συστήματος.

Πίνακας 5. Συσχέτιση σχεδιαστικών αρχών και αρχιτεκτονικών επιλογών

Σχεδιαστική Αρχή	Εφαρμογή στο Σύστημα
Προστασία Ιδιωτικότητας	Τοπική επεξεργασία δεδομένων, απουσία αποθήκευσης ακατέργαστων δεδομένων

Ελαχιστοποίηση Δεδομένων	Αποθήκευση μόνο συγκεντρωτικών χαρακτηριστικών και μεταδεδομένων δραστηριότητας
Αρθρωτή Αρχιτεκτονική	Ανεξάρτητα υποσυστήματα με σαφή διαχωρισμό αρμοδιοτήτων
Αξιοπιστία και Ανθεκτικότητα	Συνέχιση λειτουργίας ακόμη και σε περίπτωση μερικής αποτυχίας επιμέρους modalities
Διαφάνεια και Ερμηνευσιμότητα	Συσχέτιση παρεμβάσεων με σαφώς ορισμένες συνθήκες ενεργοποίησης

Όπως φαίνεται στον Πίνακα 5, οι σχεδιαστικές αρχές δεν αποτελούν ανεξάρτητες θεωρητικές κατευθύνσεις, αλλά αποτυπώνονται άμεσα στις αρχιτεκτονικές επιλογές και στις επιμέρους συνιστώσες του συστήματος. Η εστίαση στην προστασία της ιδιωτικότητας, στην ελαχιστοποίηση των δεδομένων, στην αρθρωτή αρχιτεκτονική, στην αξιοπιστία και στη διαφάνεια επηρέασε καθοριστικά τόσο τη δομή του λογισμικού όσο και τον τρόπο με τον οποίο υλοποιούνται οι διαδικασίες συλλογής, επεξεργασίας και αξιολόγησης των δεδομένων. Οι αρχές αυτές λειτουργούν ως κοινός άξονας που συνδέει τις απαιτήσεις του συστήματος με την αρχιτεκτονική και την τελική υλοποίηση που παρουσιάζονται στις επόμενες ενότητες.

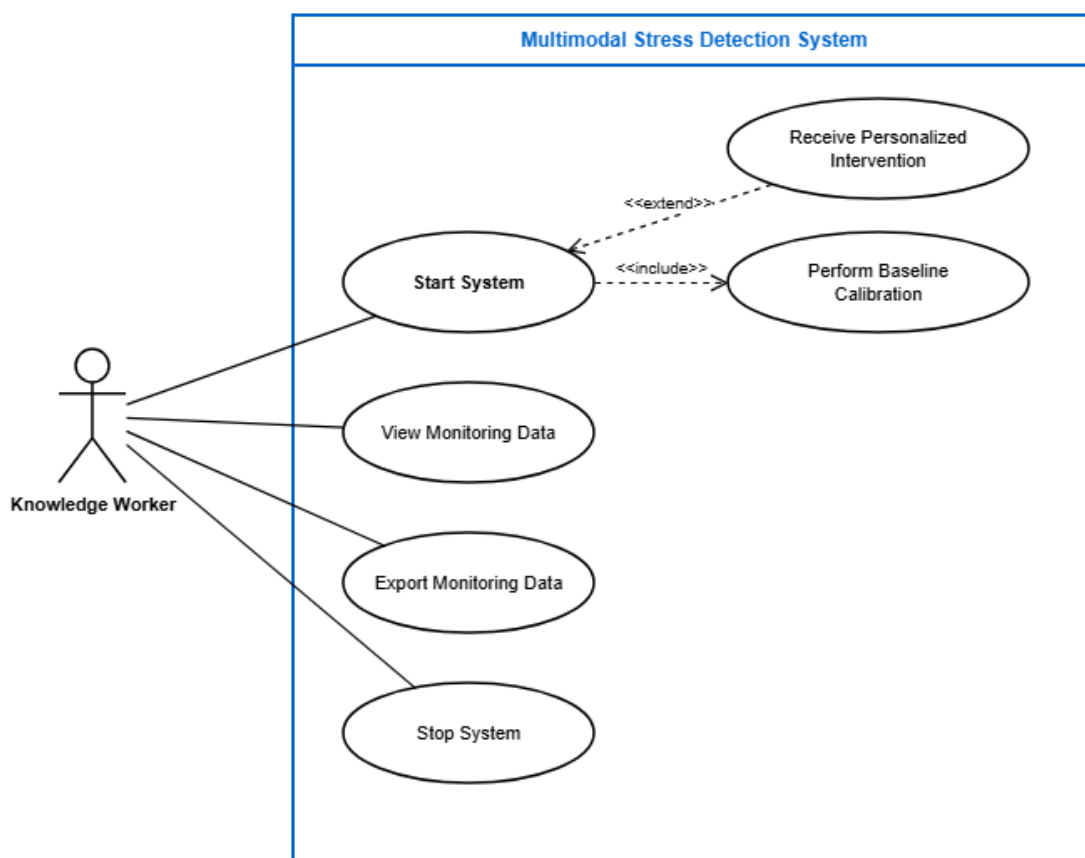
3.4 Διάγραμμα Περιπτώσεων Χρήσης

Τα διαγράμματα περιπτώσεων χρήσης (Use Case Diagrams) χρησιμοποιούνται για την αποτύπωση των αλληλεπιδράσεων μεταξύ των χρηστών και του πληροφοριακού συστήματος, παρέχοντας μια υψηλού επιπέδου περιγραφή (high-level overview) των λειτουργιών που προσφέρονται χωρίς αναφορά στις λεπτομέρειες υλοποίησης. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, το διάγραμμα περιπτώσεων χρήσης εστιάζει στον πρωτεύοντα χρήστη του συστήματος, δηλαδή τον εργαζόμενο γνώσης (knowledge worker), ο οποίος αλληλεπιδρά με το σύστημα για την εκκίνηση, παρακολούθηση και αξιοποίηση των αποτελεσμάτων της διαδικασίας ανίχνευσης άγχους.

3.4.1 Use Case Diagram Χρήστη

Το Διάγραμμα 1, παρουσιάζει τις βασικές περιπτώσεις χρήσης του συστήματος από την οπτική του τελικού χρήστη. Ο πρωτεύων actor είναι ο Knowledge Worker, δηλαδή ο εργαζόμενος γνώσης που εκτελεί γνωστικά απαιτητικές δραστηριότητες χρησιμοποιώντας τον υπολογιστή του και αποτελεί τον πληθυσμό-στόχο της παρούσας εργασίας.

Οι κυριότερες περιπτώσεις χρήσης περιλαμβάνουν την εκκίνηση του συστήματος, τη διαδικασία αρχικής βαθμονόμησης (baseline calibration), η οποία ενεργοποιείται αυτόματα κατά την πρώτη εκκίνηση μέσω σχέσης <<include>>, τη λήψη εξατομικευμένων παρεμβάσεων ευεξίας, την προβολή των συλλεγόμενων δεδομένων, την εξαγωγή τους για περαιτέρω ανάλυση και τον τερματισμό της λειτουργίας του συστήματος.



Διάγραμμα 1. Use Case Diagram

Αξίζει να σημειωθεί ότι η περίπτωση χρήσης «Λήψη Εξατομικευμένης Παρέμβασης» δεν αποτελεί ενέργεια που εκκινεί ο χρήστης, διότι ενεργοποιείται αυτόματα από τον Aggregator κάθε 5 λεπτά εφόσον πληρείται κάποια από τις έξι συνθήκες ενεργοποίησης. Ο χρήστης

αλληλεπιδρά με αυτή μόνο παθητικά, λαμβάνοντας τη σχετική ειδοποίηση Windows. Μέσω του συνόλου αυτών των αλληλεπιδράσεων, ο χρήστης μπορεί να αξιοποιήσει πλήρως τις δυνατότητες της πλατφόρμας χωρίς να απαιτείται τεχνική γνώση των εσωτερικών μηχανισμών επεξεργασίας και λήψης αποφάσεων.

4. Αρχιτεκτονική Συστήματος

4.1 Εισαγωγή

Το Κεφάλαιο 3 εστίασε στην ανάλυση, στις λειτουργικές και μη απαιτήσεις καθώς και στις αρχές σχεδιασμού που διέπουν το προτεινόμενο σύστημα. Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται η αρχιτεκτονική και ο αναλυτικός σχεδιασμός, οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν και οι βασικές προγραμματιστικές επιλογές που πραγματοποιήθηκαν κατά την ανάπτυξη της εφαρμογής.

Συνοπτικά, η ανάπτυξη του συστήματος ακολούθησε αρθρωτή (modular) προσέγγιση, σύμφωνα με τις αρχές σχεδιασμού που παρουσιάστηκαν στην ενότητα 3.3. Κάθε υποσύστημα αναπτύχθηκε και δοκιμάστηκε ανεξάρτητα, ενώ η επικοινωνία μεταξύ των modules πραγματοποιείται μέσω κοινής βάσης δεδομένων SQLite. Η προσέγγιση αυτή επέτρεψε την προοδευτική ανάπτυξη του συστήματος από ανεξάρτητα proof-of-concept modules σε μία ολοκληρωμένη εφαρμογή που συνδυάζει ανάλυση φυσιολογικών σημάτων, ανάλυση προσώπου, παρακολούθηση δραστηριότητας υπολογιστή, πολυτροπική συγχώνευση δεδομένων και παραγωγή εξατομικευμένων παρεμβάσεων. Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζονται αναλυτικά οι τεχνολογίες που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και η υλοποίηση των επιμέρους λειτουργικών συνιστωσών του συστήματος.

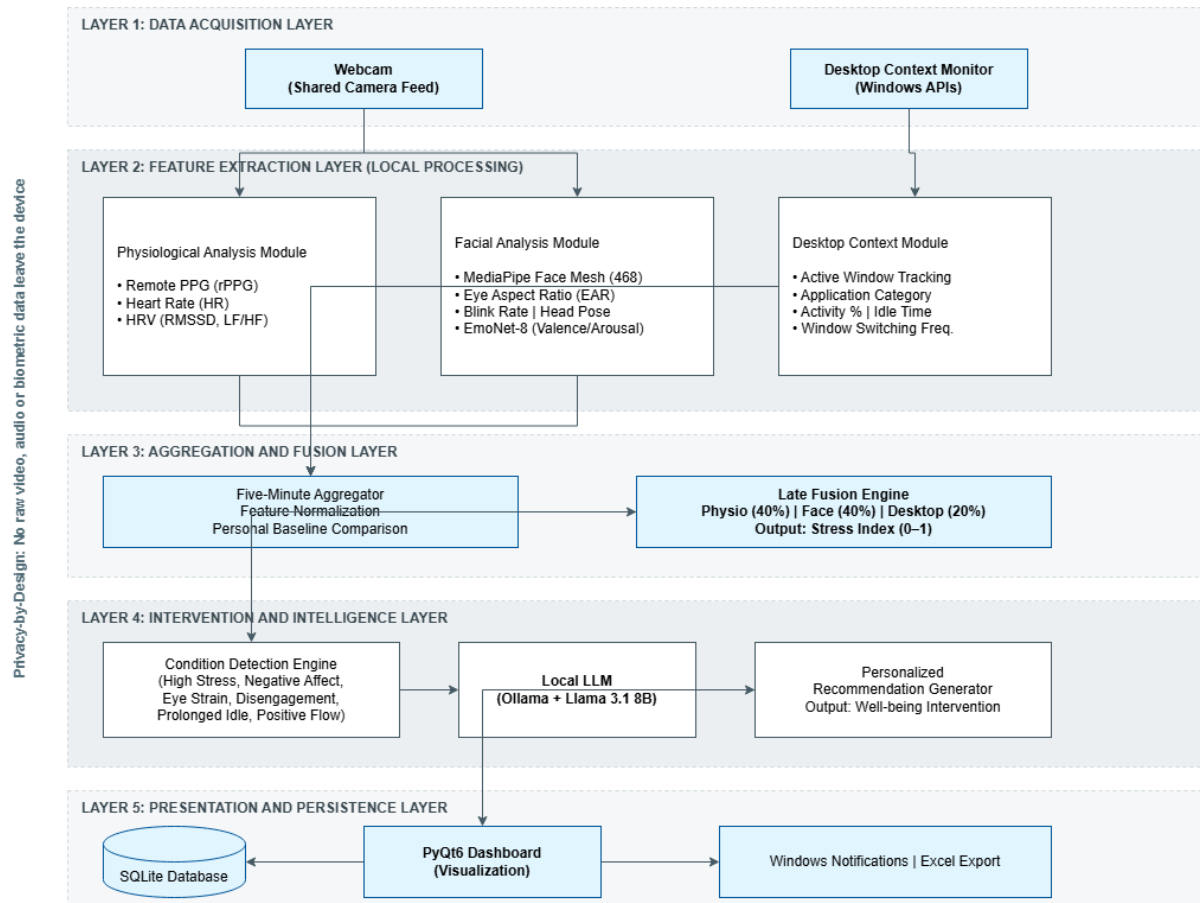
4.2 Συνολική Αρχιτεκτονική Συστήματος

Το παρόν σύστημα οργανώνεται σε πέντε διακριτά επίπεδα επεξεργασίας, τα οποία ακολουθούν μια ιεραρχική ροή δεδομένων από την ακατέργαστη συλλογή έως την παροχή παρέμβασης προς τον χρήστη. Η αρχιτεκτονική αυτή παρουσιάζεται σχηματικά στο Διάγραμμα 2 και αναλύεται αναλυτικά στις ενότητες που ακολουθούν.

4.2.1 Επισκόπηση Αρχιτεκτονικής

Η συνολική αρχιτεκτονική του υλοποιημένου συστήματος βασίζεται στην αρχή της αρθρωτότητας (modularity), σύμφωνα με την οποία κάθε υποσύστημα αναπτύσσεται, δοκιμάζεται και λειτουργεί ανεξάρτητα, επικοινωνώντας με τα υπόλοιπα μέσω καλά ορισμένων διεπαφών και κοινών μηχανισμών αποθήκευσης δεδομένων. Η προσέγγιση αυτή

επέτρεψε τη σταδιακή ανάπτυξη του συστήματος σε διακριτές φάσεις, από τα αρχικά proof-of-concept modules έως το ολοκληρωμένο πληροφοριακό σύστημα ανίχνευσης άγχους και παροχής παρεμβάσεων. Η συνολική αρχιτεκτονική παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 2 παρακάτω.



Διάγραμμα 2. Συνολική Αρχιτεκτονική Συστήματος

Όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 2, και αναφέρθηκε προηγουμένως το σύστημα οργανώνεται σε πέντε διακριτά επίπεδα επεξεργασίας, τα οποία ακολουθούν μια ιεραρχική ροή δεδομένων από τη συλλογή πληροφοριών έως την παροχή εξατομικευμένων παρεμβάσεων στον χρήστη.

α) Επίπεδο 1 — Data Acquisition Layer: Το επίπεδο αυτό είναι υπεύθυνο για τη συλλογή των πρωτογενών δεδομένων από τις διαθέσιμες πηγές. Ένα ενιαίο OpenCV thread διανέμει τα καρέ βίντεο της webcam στα υποσυστήματα που τα απαιτούν, ενώ παράλληλα συλλέγονται δεδομένα δραστηριότητας από το λειτουργικό σύστημα μέσω του Desktop Context Monitor. Το συγκεκριμένο επίπεδο αποτέλεσε και το πιο πολύπλοκο, καθώς η ίδια πηγή δεδομένων απαιτούνταν παράλληλα και ταυτόχρονα από πολλαπλά υλοποιημένα υποσυστήματα,

καθιστώντας τον επιτυχημένο διαμοιρασμό των καρέ της κάμερας καίριο χαρακτηριστικό για την συνολική ομαλή λειτουργία του συστήματος.

β) Επίπεδο 2 — Feature Extraction Layer: Στο επίπεδο αυτό πραγματοποιείται η επεξεργασία των ακατέργαστων δεδομένων και η εξαγωγή χαρακτηριστικών. Το φυσιολογικό υποσύστημα εξάγει μετρικές rPPG και HRV, το υποσύστημα ανάλυσης προσώπου υπολογίζει δείκτες όπως EAR, blink rate, head pose, valence και arousal, ενώ το desktop context module εξάγει χαρακτηριστικά που σχετίζονται με τη δραστηριότητα του χρήστη στον υπολογιστή.

γ) Επίπεδο 3 — Aggregation & Fusion Layer: Τα χαρακτηριστικά που παράγονται από τα επιμέρους modalities συγκεντρώνονται σε χρονικά παράθυρα πέντε λεπτών, κανονικοποιούνται ως προς το προσωπικό baseline του χρήστη και συγχωνεύονται μέσω μηχανισμού late fusion. Ως αποτέλεσμα παράγεται ένας ενιαίος δείκτης stress_index στο εύρος [0,1] καθώς και η αναγνωρισμένη κατάσταση (detected state), high stress, eye strain, negative affect, disengagement, positive flow, prolonged idle.

δ) Επίπεδο 4 — Intervention & Intelligence Layer: Το επίπεδο αυτό είναι υπεύθυνο για την αναγνώριση καταστάσεων ενδιαφέροντος και την παραγωγή παρεμβάσεων. Ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων αξιολογεί τις συνθήκες ενεργοποίησης παρέμβασης και, όταν αυτές ικανοποιούνται, αξιοποιεί το τοπικά εκτελούμενο μεγάλο γλωσσικό μοντέλο (Ollama/Llama 3.1) για τη δημιουργία σύντομων εξατομικευμένων μηνυμάτων υποστήριξης και ευεξίας.

ε) Επίπεδο 5 — Presentation & Persistence Layer: Το τελικό επίπεδο είναι υπεύθυνο για την αποθήκευση, παρουσίαση και διάθεση των αποτελεσμάτων. Τα δεδομένα και οι παρεμβάσεις καταγράφονται σε τοπική βάση δεδομένων SQLite, παρουσιάζονται μέσω του dashboard και μπορούν να εξαχθούν για περαιτέρω ανάλυση, ενώ οι παρεμβάσεις κοινοποιούνται στον χρήστη μέσω ειδοποιήσεων του λειτουργικού συστήματος.

4.3 Περιβάλλον Ανάπτυξης και Τεχνολογίες

Η υλοποίηση του συστήματος βασίστηκε κυρίως στη γλώσσα προγραμματισμού Python, η οποία επιλέχθηκε λόγω της εκτεταμένης υποστήριξης που παρέχει σε εφαρμογές μηχανικής μάθησης, επεξεργασίας εικόνας και ανάλυσης δεδομένων. Παράλληλα, για την υλοποίηση

του υποσυστήματος παρακολούθησης δραστηριότητας υπολογιστή αξιοποιήθηκε η πλατφόρμα Flutter/Dart, ενώ η διεπαφή χρήστη αναπτύχθηκε με χρήση του πλαισίου PyQt6.

Η αρχιτεκτονική του συστήματος στηρίζεται σε συνδυασμό βιβλιοθηκών ανοικτού λογισμικού που καλύπτουν διαφορετικές λειτουργικές απαιτήσεις, όπως η λήψη και επεξεργασία βίντεο, η εξαγωγή φυσιολογικών και συναισθηματικών χαρακτηριστικών, η αποθήκευση δεδομένων, η οπτικοποίηση αποτελεσμάτων και η παραγωγή παρεμβάσεων μέσω μεγάλων γλωσσικών μοντέλων. Ο Πίνακας 6 παρουσιάζει συνοπτικά τις βασικές τεχνολογίες που αξιοποιήθηκαν κατά την ανάπτυξη της εφαρμογής.

Πίνακας 6. Βασικές Τεχνολογίες

Κατηγορία	Τεχνολογία
Γλώσσα Προγραμματισμού	Python 3.12
Desktop Monitoring	Flutter / Dart
Διεπαφή Χρήστη	PyQt6
Βάση Δεδομένων	SQLite
Επεξεργασία Εικόνας	OpenCV
Ανίχνευση Προσώπου	MediaPipe Face Mesh
Αναγνώριση Συναισθήματος	EmoNet
Ανάλυση HRV	open-rppg/heartpy/PyTorch/torchvision
Επεξεργασία Δεδομένων	Pandas
Οπτικοποίηση Δεδομένων	pyqtgraph
Runtime LLM	Ollama
Γλωσσικά Μοντέλα	Llama 3.1 8B, Qwen3.5:4b, Gemma 4:12b

Αξιολόγηση LLM	DeepEval
Σύστημα Ειδοποιήσεων	Windows Toast Notifications
Λειτουργικό Σύστημα	Windows 11

Η επιλογή των παραπάνω τεχνολογιών πραγματοποιήθηκε με γνώμονα τη δυνατότητα τοπικής εκτέλεσης, την υποστήριξη υλοποιήσεων σε πραγματικό χρόνο και τη συμμόρφωση με τις αρχές *privacy-by-design* που υιοθετήθηκαν κατά τον σχεδιασμό του συστήματος. Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στην αποφυγή εξωτερικών cloud υπηρεσιών, έτσι ώστε όλα τα δεδομένα και οι υπολογισμοί να παραμένουν στον υπολογιστή του χρήστη.

4.4 Ροή Δεδομένων

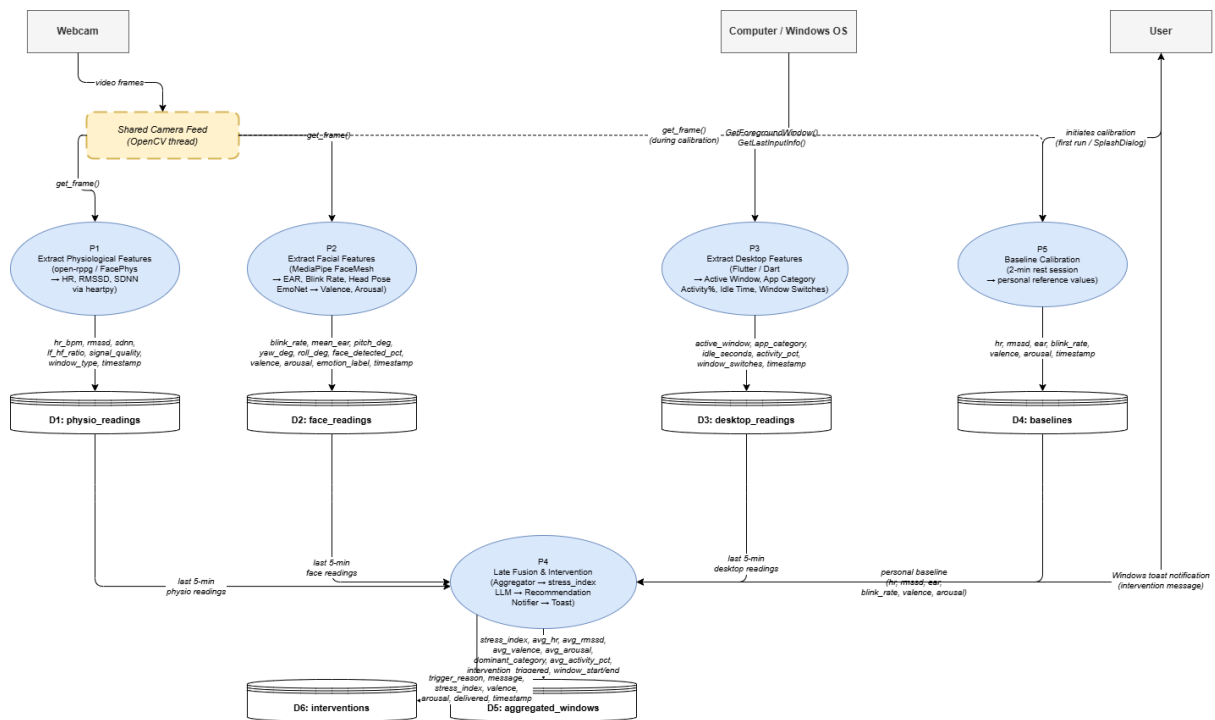
Η ροή δεδομένων ακολουθεί αυστηρά μονόδρομη κατεύθυνση, από τις πηγές εισόδου προς την παρέμβαση, χωρίς καμία ανατροφοδότηση μεταξύ επιπέδων κατά τη φάση ανίχνευσης.

Πιο συγκεκριμένα, η webcam τροφοδοτεί ταυτόχρονα το φυσιολογικό module και το module ανάλυσης προσώπου μέσω του shared camera thread. Κάθε 30 δευτερόλεπτα, κάθε module αποθηκεύει μια εγγραφή στους αντίστοιχους πίνακες της βάσης (*physio_readings*, *face_readings*). Συγκεκριμένα, για το *physio* module υπάρχουν δύο τύποι εγγραφών: *hr_10s* κάθε 10 δευτερόλεπτα και *hrv_5min* κάθε 5 λεπτά. Παράλληλα, το *Flutter desktop* module δειγματολαμβάνει τη δραστηριότητα του υπολογιστή κάθε δευτερόλεπτο και αποθηκεύει συγκεντρωτική εγγραφή κάθε 30 δευτερόλεπτα στον πίνακα *desktop_readings*.

Ο *aggregator* εκτελείται σε *background thread*, διαβάζει τις εγγραφές των τελευταίων 5 λεπτών και από τους τρεις πίνακες, υπολογίζει το *stress_index* και αποθηκεύει το αποτέλεσμα στον πίνακα *aggregated_windows*. Εάν ενεργοποιηθεί συνθήκη παρέμβασης, ο *recommender* λαμβάνει το context (*trigger reason*, τρέχουσες τιμές, κατηγορία εφαρμογής, *baseline*) και καλεί το *Ollama API* τοπικά για την παραγωγή μηνύματος, το οποίο καταγράφεται στον πίνακα *interventions*.

4.4.1 Διάγραμμα Ροής Δεδομένων

Το Διάγραμμα Ροής Δεδομένων (Data Flow Diagram, DFD) αποτυπώνει τη διαδρομή που ακολουθούν τα δεδομένα από τις πηγές εισόδου έως την έξοδο παρέμβασης, αναδεικνύοντας τις μετασχηματιστικές διεργασίες που εφαρμόζονται σε κάθε στάδιο. Σε αντίθεση με το διάγραμμα αρχιτεκτονικής (Διάγραμμα 2) που επικεντρώνεται στη δομή των επιπέδων, το DFD εστιάζει στη σημασιολογία των δεδομένων, δηλαδή τι αναπαριστά κάθε ροή και πώς μετασχηματίζεται καθώς διέρχεται από κάθε διεργασία.



Διάγραμμα 3. Data Flow Diagram

Το Διάγραμμα 3 παρουσιάζει το Διάγραμμα Ροής Δεδομένων (Data Flow Diagram – DFD) επιπέδου 1 του προτεινόμενου συστήματος. Το διάγραμμα αποτυπώνει τις βασικές ροές δεδομένων μεταξύ των εξωτερικών οντοτήτων, των επιμέρους διεργασιών επεξεργασίας και των αποθηκών δεδομένων που συνθέτουν την αρχιτεκτονική της εφαρμογής. Μέσω της ανάλυσης αυτής καθίσταται σαφές πώς τα δεδομένα συλλέγονται, μετασχηματίζονται, αποθηκεύονται και τελικά αξιοποιούνται για την παραγωγή εξατομικευμένων παρεμβάσεων ευεξίας.

4.4.2 Εξωτερικές Οντότητες

Το σύστημα αλληλεπιδρά με τρεις εξωτερικές οντότητες. Η πρώτη είναι η Webcam, η οποία παρέχει συνεχή ροή βίντεο σε πραγματικό χρόνο. Η ροή αυτή διαμοιράζεται μέσω του μηχανισμού Shared Camera Feed στα υποσυστήματα ανάλυσης φυσιολογικών σημάτων και ανάλυσης προσώπου.

Η δεύτερη οντότητα είναι το Computer / Windows OS, το οποίο παρέχει πληροφορίες σχετικές με τη δραστηριότητα του χρήστη μέσω των διαθέσιμων Windows APIs. Οι πληροφορίες αυτές περιλαμβάνουν το ενεργό παράθυρο, τον χρόνο αδράνειας, την κατηγορία εφαρμογής και τη συχνότητα εναλλαγής παραθύρων.

Τέλος, ο Χρήστης (User) συμμετέχει στη διαδικασία αρχικής βαθμονόμησης (baseline calibration), κατά την οποία το σύστημα υπολογίζει τις προσωπικές τιμές αναφοράς που χρησιμοποιούνται για την εξατομίκευση των εκτιμήσεων. Παράλληλα, ο χρήστης αποτελεί και τον τελικό αποδέκτη των παραγόμενων παρεμβάσεων.

4.4.3 Διεργασία P1 – Εξαγωγή Φυσιολογικών Χαρακτηριστικών

Η διεργασία P1 είναι υπεύθυνη για την εξαγωγή φυσιολογικών χαρακτηριστικών από τη ροή βίντεο της webcam. Μέσω της τεχνικής Remote Photoplethysmography (rPPG) υπολογίζεται ο καρδιακός ρυθμός (Heart Rate – HR), μέσω του pipeline heartpy της βιβλιοθήκης open-rppg εξάγονται δείκτες HRV, όπως οι RMSSD και SDNN. Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά αποθηκεύονται στη βάση δεδομένων και ειδικότερα στην αποθήκη δεδομένων D1 (physio_readings), ώστε να είναι διαθέσιμα για τα επόμενα στάδια επεξεργασίας.

4.4.4 Διεργασία P2 – Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Προσώπου

Η διεργασία P2 επεξεργάζεται την ίδια ροή βίντεο μέσω του Shared Camera Feed και είναι υπεύθυνη για την ανάλυση των χαρακτηριστικών του προσώπου. Αρχικά, το MediaPipe Face Mesh εξάγει 468 σημεία αναφοράς (facial landmarks), από τα οποία υπολογίζονται δείκτες όπως ο Eye Aspect Ratio (EAR), ο ρυθμός βλεφαρισμών (blink rate) και η μεταβλητότητα της στάσης της κεφαλής. Παράλληλα, το μοντέλο EmoNet εκτιμά συνεχείς τιμές valence και arousal, οι οποίες χρησιμοποιούνται ως δείκτες συναισθηματικής κατάστασης. Τα χαρακτηριστικά αυτά αποθηκεύονται στην αποθήκη δεδομένων D2 (face_readings).

4.4.5 Διεργασία P3 – Εξαγωγή Χαρακτηριστικών Δραστηριότητας Υπολογιστή

Η διεργασία P3 είναι υπεύθυνη για τη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων που σχετίζονται με τη δραστηριότητα του χρήστη στο περιβάλλον εργασίας του υπολογιστή. Η λειτουργία αυτή υλοποιείται μέσω Flutter desktop module, το οποίο αξιοποιεί Windows-specific μηχανισμούς για την καταγραφή του ενεργού παραθύρου, του ποσοστού δραστηριότητας, του χρόνου αδράνειας και της συχνότητας εναλλαγής παραθύρων. Τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά αποθηκεύονται στην αποθήκη δεδομένων D3 (desktop_readings) και χρησιμοποιούνται στη συνέχεια από τη διεργασία συγχώνευσης ως ένδειξη εργασιακού πλαισίου και γνωστικής επιβάρυνσης.

4.4.6 Διεργασία P4 – Συγχώνευση Δεδομένων και Παραγωγή Παρεμβάσεων

Η διεργασία P4 αποτελεί τον κεντρικό μηχανισμό λήψης αποφάσεων του συστήματος. Η διεργασία ανακτά τις εγγραφές των τελευταίων πέντε λεπτών από τις αποθήκες D1, D2 και D3 και τις συγκρίνει με τις προσωπικές τιμές αναφοράς που είναι αποθηκευμένες στην αποθήκη D4 (baselines). Στη συνέχεια εφαρμόζεται μηχανισμός πολυτροπικής συγχώνευσης (late fusion), μέσω του οποίου υπολογίζεται ένας ενιαίος δείκτης stress_index. Όταν εντοπιστεί κάποια από τις προκαθορισμένες συνθήκες ενεργοποίησης παρέμβασης, το σύστημα δημιουργεί εξατομικευμένο μήνυμα μέσω του τοπικού γλωσσικού μοντέλου και το αποστέλλει στον χρήστη ως ειδοποίηση λειτουργικού συστήματος. Το αποτέλεσμα κάθε παραθύρου συγχώνευσης, συμπεριλαμβανομένου του stress_index, των μέσων τιμών ανά modality και της ένδειξης ενεργοποίησης παρέμβασης, αποθηκεύεται στην αποθήκη D5 (aggregated_windows) για μετέπειτα στατιστική ανάλυση και εξαγωγή δεδομένων. Κάθε παραγόμενη παρέμβαση καταγράφεται στην αποθήκη δεδομένων D6 (interventions).

4.4.7 Διεργασία P5 – Βαθμονόμηση προσωπικού baseline

Η διεργασία P5 εκτελείται κατά την πρώτη εκκίνηση του συστήματος, όταν δεν υπάρχουν αποθηκευμένες τιμές αναφοράς. Εκκινείται από τον χρήστη μέσω του διαλόγου υποδοχής (SplashDialog) και λαμβάνει είσοδο τόσο από τον χρήστη όσο και από το Shared Camera Feed, αξιοποιώντας παράλληλα τα υποσυστήματα rPPG και ανάλυσης προσώπου. Κατά τη διάρκεια μιας συνεδρίας ηρεμίας 2 λεπτών συλλέγονται οι προσωπικές τιμές αναφοράς (HR, RMSSD, EAR, blink rate, valence, arousal), οι οποίες αποθηκεύονται στην αποθήκη D4

(baselines) και χρησιμοποιούνται σε κάθε επόμενη συνεδρία από τη διεργασία P4 για την εξατομίκευση του stress_index.

4.4.8 Αποθήκες Δεδομένων

Το διάγραμμα περιλαμβάνει έξι αποθήκες δεδομένων, οι οποίες υλοποιούνται ως πίνακες της τοπικής βάσης δεδομένων SQLite:

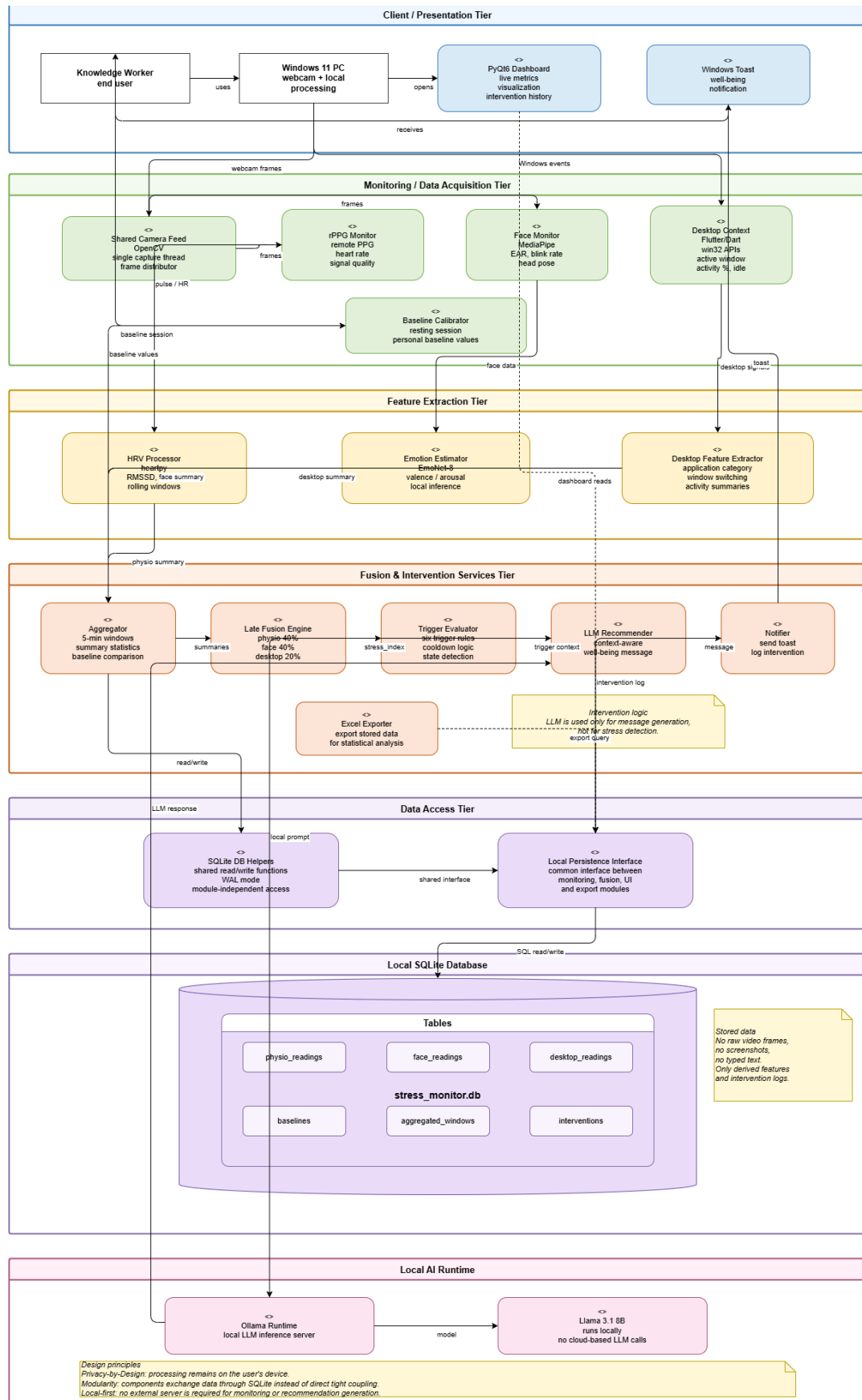
- D1 – physio_readings
- D2 – face_readings
- D3 – desktop_readings
- D4 – baselines
- D5 – aggregated_windows
- D6 – interventions

Η χρήση μιας ενιαίας βάσης δεδομένων ως κεντρικού μηχανισμού αποθήκευσης και ανταλλαγής πληροφοριών αποτελεί συνειδητή αρχιτεκτονική επιλογή. Η προσέγγιση αυτή υποστηρίζει την αρχή της αρθρωτότητας (modularity), καθώς κάθε υποσύστημα λειτουργεί ανεξάρτητα, επικοινωνώντας με τα υπόλοιπα αποκλειστικά μέσω της βάσης δεδομένων και όχι μέσω άμεσων διασυνδέσεων.

4.5 Διάγραμμα Συνιστωσών (Component Diagram)

Το διάγραμμα συνιστωσών (Component Diagram), Διάγραμμα 4, παρουσιάζει τη στατική αρχιτεκτονική του συστήματος σε επίπεδο λογισμικών υποσυστημάτων και αναδεικνύει τις σχέσεις εξάρτησης μεταξύ των επιμέρους συνιστωσών. Σε αντίθεση με το Διάγραμμα Ροής Δεδομένων (Ενότητα 4.4), το οποίο επικεντρώνεται στη ροή και τον μετασχηματισμό των δεδομένων, το Component Diagram αποτυπώνει τη δομή του λογισμικού και τον τρόπο με τον οποίο οργανώνονται οι βασικές λειτουργικές μονάδες της εφαρμογής.

Το Διάγραμμα 4 παρουσιάζει το σύστημα σε ένα Component Diagram του υλοποιημένου συστήματος ανίχνευσης άγχους και παροχής εξατομικευμένων παρεμβάσεων. Οι συνιστώσες οργανώνονται σε πέντε διακριτά επίπεδα, τα οποία ακολουθούν τη συνολική αρχιτεκτονική που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 3.3.



Διάγραμμα 4. Συνοπτική απεικόνιση του συστήματος

4.5.1 Επίπεδο Εισόδου (Input Sources)

Το ανώτερο επίπεδο του διαγράμματος περιλαμβάνει τις εξωτερικές πηγές δεδομένων που τροφοδοτούν το σύστημα. Οι πηγές αυτές βρίσκονται εκτός των ορίων της εφαρμογής και αντιπροσωπεύουν εξωτερικές οντότητες με τις οποίες αλληλεπιδρά το λογισμικό.

Η Webcam παρέχει συνεχή ροή βίντεο σε πραγματικό χρόνο, η οποία χρησιμοποιείται για την εξαγωγή φυσιολογικών και συμπεριφορικών χαρακτηριστικών. Το Windows Operating System παρέχει πληροφορίες σχετικές με τη δραστηριότητα του χρήστη μέσω των διαθέσιμων APIs του λειτουργικού συστήματος. Τέλος, ο Χρήστης συμμετέχει στη διαδικασία αρχικής βαθμονόμησης (baseline calibration) και αποτελεί τον τελικό αποδέκτη των παρεμβάσεων που παράγονται από το σύστημα.

4.5.2 Επίπεδο Συλλογής Δεδομένων (Data Acquisition Layer)

Το επίπεδο συλλογής δεδομένων είναι υπεύθυνο για την πρωτογενή λήψη πληροφοριών από τις διαθέσιμες πηγές. Το Shared Camera Feed λειτουργεί ως κοινός μηχανισμός πρόσβασης στη webcam και διανέμει τα καρέ βίντεο στα υποσυστήματα που τα απαιτούν, αποτρέποντας προβλήματα ταυτόχρονης πρόσβασης στη συσκευή. Το rPPG Module και το Face Analysis Module αξιοποιούν τη ροή αυτή για τη συλλογή δεδομένων φυσιολογικής και συμπεριφορικής φύσης αντίστοιχα.

Παράλληλα, το Desktop Context Module, το οποίο υλοποιήθηκε σε Flutter/Dart, συλλέγει πληροφορίες σχετικές με τη δραστηριότητα του χρήστη στο λειτουργικό σύστημα μέσω των διαθέσιμων Windows APIs. Επιπλέον, το Baseline Calibration Module είναι υπεύθυνο για τη διαδικασία αρχικής βαθμονόμησης και τον υπολογισμό των προσωπικών τιμών αναφοράς του χρήστη.

4.5.3 Επίπεδο Εξαγωγής Χαρακτηριστικών (Feature Extraction Layer)

Στο επίπεδο αυτό πραγματοποιείται η μετατροπή των ακατέργαστων δεδομένων σε δομημένα αριθμητικά χαρακτηριστικά που μπορούν να αξιοποιηθούν από τους αλγόριθμους ανίχνευσης.

Το HRV Processor υπολογίζει μετρικές καρδιακού ρυθμού και μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού (RMSSD, SDNN) από τα σήματα που παράγονται από το υποσύστημα rPPG μέσω του pipeline heartpy της βιβλιοθήκης open-rppg. Παράλληλα, το Emotion Estimator αξιοποιεί τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το υποσύστημα ανάλυσης προσώπου και εκτιμά τις συναισθηματικές διαστάσεις valence και arousal μέσω του μοντέλου EmoNet-8, παράγοντας επίσης λεκτική ετικέτα συναισθήματος (emotion_label) βάσει του μοντέλου Russell [16]. Τέλος, το Desktop Feature Extractor μετατρέπει τα δεδομένα δραστηριότητας του υπολογιστή σε συγκεντρωτικά χαρακτηριστικά που χρησιμοποιούνται από τα επόμενα στάδια επεξεργασίας.

Οι συνιστώσες αυτές λειτουργούν ανεξάρτητα και δεν επικοινωνούν άμεσα μεταξύ τους. Τα αποτελέσματα της επεξεργασίας αποθηκεύονται στη βάση δεδομένων και χρησιμοποιούνται από τα επόμενα επίπεδα της αρχιτεκτονικής.

4.5.4 Επίπεδο Αποθήκευσης (Storage Layer)

Η βάση δεδομένων SQLite αποτελεί το κεντρικό σημείο αποθήκευσης και ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ των επιμέρους συνιστωσών. Στη βάση αποθηκεύονται οι μετρήσεις φυσιολογικών σημάτων, τα χαρακτηριστικά προσώπου, τα δεδομένα δραστηριότητας υπολογιστή, οι προσωπικές τιμές αναφοράς (baselines) και το ιστορικό των παρεμβάσεων. Η επιλογή ενός ενιαίου αποθηκευτικού μηχανισμού επιτρέπει στα υποσυστήματα να λειτουργούν ανεξάρτητα μεταξύ τους, ενισχύοντας την αρθρωτότητα και απλοποιώντας τη συνολική διαχείριση της εφαρμογής. Συγκεκριμένα, η βάση περιλαμβάνει τους πίνακες physio_readings, face_readings, desktop_readings, baselines, aggregated_windows και interventions, οι οποίοι αποθηκεύουν τα δεδομένα που παράγονται από τα επιμέρους υποσυστήματα.

4.5.5 Επίπεδο Απόφασης και Παρέμβασης (Decision & Intervention Layer)

Το κατώτερο επίπεδο της αρχιτεκτονικής υλοποιεί τη λογική ανίχνευσης καταστάσεων και παραγωγής παρεμβάσεων. Ο Aggregator συγκεντρώνει και οργανώνει τα χαρακτηριστικά που παράγονται από τα τρία modalities σε κοινά χρονικά παράθυρα ανάλυσης πέντε λεπτών. Στη συνέχεια, ο Late Fusion Engine υπολογίζει τον ενιαίο δείκτη stress_index εφαρμόζοντας σταθμισμένη πολυτροπική συγχώνευση με βάρη 40% για το φυσιολογικό υποσύστημα, 40%

για την ανάλυση προσώπου και 20% για το desktop context, με αυτόματη ανακανονικοποίηση όταν κάποιο modality δεν έχει δεδομένα στο παράθυρο. Έπειτα, ο Trigger Evaluator ελέγχει τις συνθήκες ενεργοποίησης που αντιστοιχούν σε αυξημένο άγχος, αποδέσμευση από την εργασία, αρνητικό συναίσθημα, οπτική κόπωση, παρατεταμένη αδράνεια και κατάσταση θετικής ροής εργασίας.

Όταν πληρούνται οι κατάλληλες συνθήκες, ο LLM Recommender δημιουργεί εξατομικευμένα μηνύματα παρέμβασης αξιοποιώντας το τοπικά εκτελούμενο μεγάλο γλωσσικό μοντέλο Ollama/Llama 3.1 8B, με αυτόματο fallback σε template μηνύματα σε περίπτωση μη διαθεσιμότητας του μοντέλου. Τα μηνύματα αποστέλλονται στον χρήστη μέσω του Notifier ως Windows toast notifications, ενώ παράλληλα καταγράφονται στη βάση δεδομένων. Ξεχωριστά, ο Excel Exporter επιτρέπει την εξαγωγή των αποθηκευμένων δεδομένων σε αρχείο .xlsx επτά φύλλων για περαιτέρω στατιστική και ερευνητική ανάλυση.

Επιπλέον, η επιλογή τοπικής εκτέλεσης όλων των μοντέλων μηχανικής μάθησης και του γλωσσικού μοντέλου μέσω Ollama ενισχύει την προστασία προσωπικών δεδομένων και υποστηρίζει την αρχή privacy-by-design που υιοθετήθηκε κατά τον σχεδιασμό του συστήματος.

4.5.6 Συνοπτική Αξιολόγηση της Αρχιτεκτονικής

Όπως φαίνεται στο Διάγραμμα 4, η αρχιτεκτονική βασίζεται στον σαφή διαχωρισμό αρμοδιοτήτων μεταξύ των επιμέρους συνιστωσών. Η προσέγγιση αυτή διευκολύνει την ανεξάρτητη ανάπτυξη, συντήρηση και επέκταση κάθε υποσυστήματος, ενώ παράλληλα υποστηρίζει τις αρχές της αρθρωτότητας, της αξιοπιστίας και της επεκτασιμότητας που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 3.3.

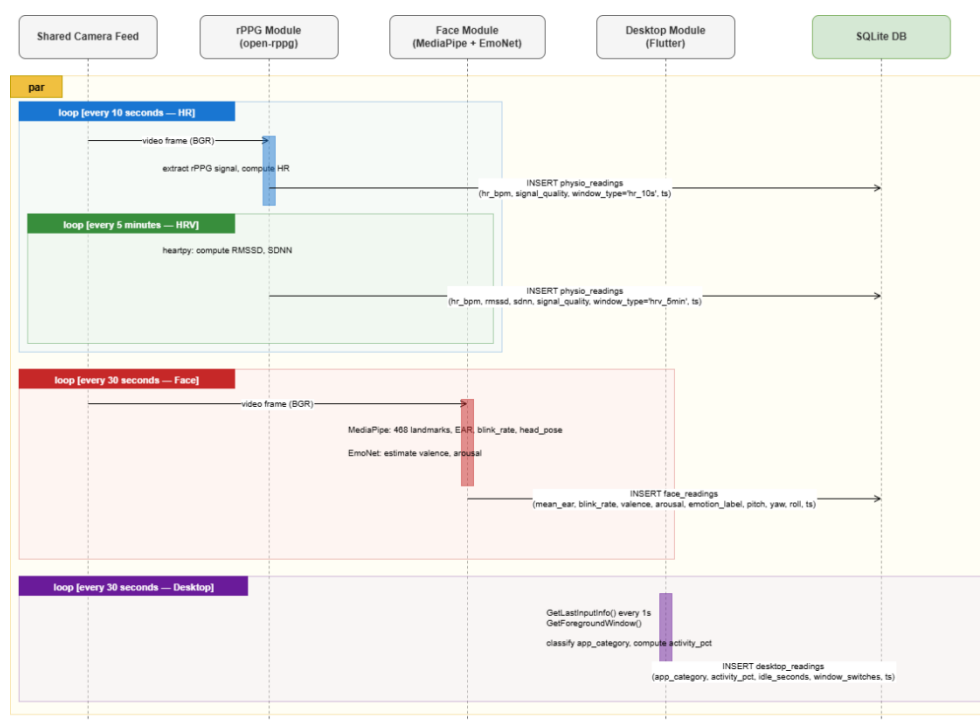
Τέλος, η χρήση μιας κοινής βάσης δεδομένων ως κεντρικού σημείου αποθήκευσης και ανταλλαγής πληροφοριών περιορίζει τις άμεσες εξαρτήσεις μεταξύ των modules και επιτρέπει τη σταδιακή εξέλιξη του συστήματος χωρίς την ανάγκη εκτεταμένων τροποποιήσεων στις υφιστάμενες συνιστώσες.

4.6 Sequence Diagram: Παρακολούθηση και Παρέμβαση

Το Διάγραμμα Ακολουθίας (Sequence Diagram) αποτυπώνει τη χρονική διάσταση της λειτουργίας του συστήματος, καταγράφοντας ποιες συνιστώσες αλληλεπιδρούν, με ποια σειρά και με ποια δεδομένα, κατά τη διάρκεια ενός πλήρους κύκλου παρακολούθησης και παρέμβασης. Παρουσιάζονται δύο διαγράμματα: το πρώτο αφορά τον κύκλο συλλογής και αποθήκευσης δεδομένων που εκτελείται συνεχώς, ενώ το δεύτερο αφορά τον κύκλο fusion και παρέμβασης που ενεργοποιείται κάθε 5 λεπτά.

4.6.1 Sequence Diagram: Κύκλος Συλλογής Δεδομένων

Το Διάγραμμα 5 αποτυπώνει τον συνεχή κύκλο συλλογής δεδομένων που εκτελείται παράλληλα με τη διάρκεια λειτουργίας του συστήματος. Οι συμμετέχοντες (lifelines) είναι το Shared Camera Feed, το rPPG Module, το Face Module, το Desktop Module και η SQLite Database. Κρίσιμο χαρακτηριστικό είναι ότι τα τρία modules λειτουργούν με διαφορετικούς ρυθμούς εγγραφής, ανάλογα με τις απαιτήσεις κάθε τύπου μετρικής.



Διάγραμμα 5. Sequence Diagram: Συνεχής Κύκλος Συλλογής Δεδομένων (παράθυρο 30δλ)

Το rPPG Module λαμβάνει καρέ βίντεο από το Shared Camera Feed και εξάγει φυσιολογικά σήματα μέσω του μοντέλου FacePhys. Παράγει δύο κατηγορίες εγγραφών στον πίνακα

physio_readings, α) εγγραφές τύπου hr_10s που αποθηκεύουν τον καρδιακό ρυθμό κάθε 10 δευτερόλεπτα, και β) εγγραφές τύπου hrv_5min που αποθηκεύουν τις μετρικές HRV (RMSSD, SDNN) κάθε 5 λεπτά μέσω του pipeline heartpy της βιβλιοθήκης open-rppg. Η διάκριση αυτή μέσω του πεδίου window_type επιτρέπει στον aggregator να επιλέγει το κατάλληλο υποσύνολο εγγραφών ανάλογα με τον τύπο υπολογισμού.

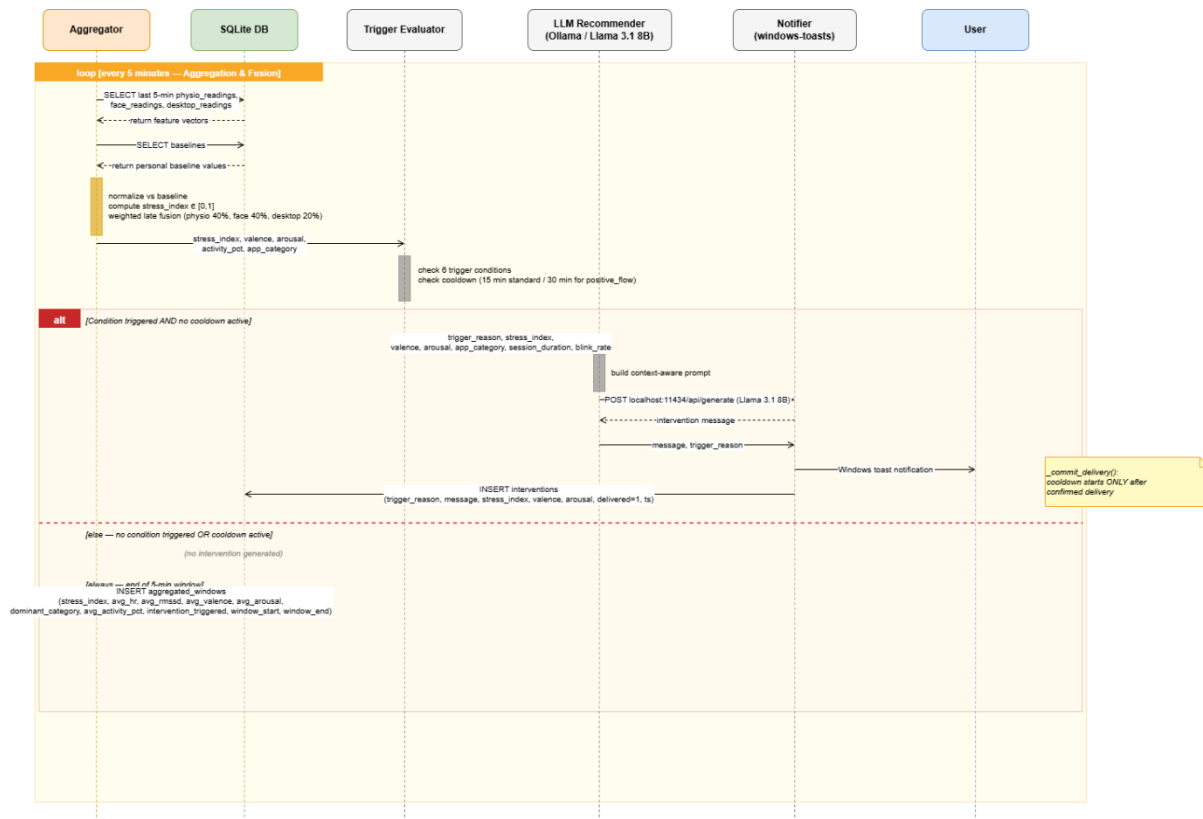
Παράλληλα, το Face Module επεξεργάζεται την ίδια ροή βίντεο και αποθηκεύει συγκεντρωτική εγγραφή κάθε 30 δευτερόλεπτα στον πίνακα face_readings, με πεδία mean_ear, blink_rate, valence, arousal, emotion_label, pitch_deg, yaw_deg, roll_deg και timestamp.

Ανεξάρτητα από τα δύο παραπάνω modules, το Desktop Module δειγματοληπτεί την δραστηριότητα του παραθύρου κάθε δευτερόλεπτο μέσω GetLastInputInfo() και GetForegroundWindow(), και αποθηκεύει συγκεντρωτική εγγραφή κάθε 30 δευτερόλεπτα στον πίνακα desktop_readings, με πεδία app_category, activity_pct, idle_seconds, window_switches και timestamp.

Η πλήρης παραλληλία των τριών modules διασφαλίζεται από τον σχεδιασμό, κανένα δεν αναμένει την ολοκλήρωση των άλλων, και η μοναδική κοινή εξάρτησή τους είναι η βάση δεδομένων ως σημείο αποθήκευσης.

4.6.2 Sequence Diagram: Κύκλος Fusion και Παρέμβασης

Στο Διάγραμμα 6 αποτυπώνεται ο κύκλος που ενεργοποιείται κάθε 5 λεπτά από τον Aggregator. Οι συμμετέχοντες είναι ο Aggregator, η SQLite Database, ο Trigger Evaluator, ο LLM Recommender, ο Notifier και ο Χρήστης.



Διάγραμμα 6. Sequence Diagram: Κύκλος Late Fusion και Παρέμβασης (5λεπτο παράθυρο)

Η ακολουθία ξεκινά με τον Aggregator να διαβάζει τις εγγραφές των τελευταίων 5 λεπτών από τους τρεις πίνακες (physio_readings, face_readings, desktop_readings) καθώς και τις τιμές αναφοράς από τον πίνακα baselines. Στη συνέχεια υπολογίζεται ο δείκτης stress_index $\in [0,1]$ μέσω σταθμισμένης late fusion (φυσιολογικό 40%, πρόσωπο 40%, desktop 20%), με αυτόματη ανακανονικοποίηση βαρών εάν κάποιο modality δεν έχει δεδομένα στο παράθυρο. Το αποτέλεσμα διαβιβάζεται στον Trigger Evaluator μαζί με τις τιμές valence, arousal, activity_pct, app_category, session_duration και blink_rate.

Ο Trigger Evaluator ελέγχει διαδοχικά τις έξι συνθήκες ενεργοποίησης (high_stress, disengagement, negative_affect, eye_strain, prolonged_idle, positive_flow). Για τις πέντε πρώτες εφαρμόζεται cooldown 15 λεπτών, ενώ για το positive_flow ισχύει ξεχωριστό cooldown 30 λεπτών με επιπλέον περιορισμό μίας ειδοποίησης ανά συνεδρία.

Το διάγραμμα παρουσιάζει δύο εναλλακτικές ροές:

α) Η συνθήκη ενεργοποιείται και δεν υπάρχει ενεργό cooldown: Ο Trigger Evaluator διαβιβάζει στον LLM Recommender το trigger_reason και τα τρέχοντα μεγέθη. Ο LLM Recommender κατασκευάζει πλαισιοποιημένο prompt και καλεί το Ollama API τοπικά

(localhost:11434). Το Llama 3.1 8B παράγει το εξατομικευμένο μήνυμα παρέμβασης. Ο Notifier το αποστέλλει ως Windows toast notification μέσω της βιβλιοθήκης windows-toasts και καταγράφει την παρέμβαση στον πίνακα interventions με τα πεδία trigger_reason, message, stress_index, valence, arousal, delivered και timestamp. Καίριο σχεδιαστικό χαρακτηριστικό είναι το delivery-gated cooldown, όπου το cooldown ξεκινά μόνο αφού επιβεβαιωθεί η επιτυχής παράδοση μέσω _commit_delivery(), ενώ στην περίπτωση που η αποστολή αποτύχει, το cooldown δεν καταναλώνεται.

β) Καμία συνθήκη δεν ενεργοποιείται ή το cooldown είναι ενεργό: Δεν παράγεται κάποια παρέμβαση.

Ανεξαρτήτως της έκβασης του alt-frame, ο Aggregator αποθηκεύει πάντα το αποτέλεσμα του παραθύρου στον πίνακα aggregated_windows, με πεδία stress_index, μέσες τιμές ανά modality, dominant_category, avg_activity_pct και intervention_triggered, ώστε να διατηρείται πλήρες ιστορικό για εξαγωγή και στατιστική ανάλυση.

4.7 Σχεδιασμός Modalities

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τον λεπτομερή σχεδιασμό των τριών modalities του συστήματος, του φυσιολογικού module, του module ανάλυσης προσώπου και του module desktop context. Για κάθε modality περιγράφονται οι πηγές εισόδου, οι αλγόριθμοι επεξεργασίας, τα εξαγόμενα χαρακτηριστικά και οι παράμετροι λειτουργίας που επιλέχθηκαν κατά τον σχεδιασμό.

4.7.1 Φυσιολογικό Module (rPPG / HRV)

Το φυσιολογικό module υλοποιεί μέτρηση καρδιακού ρυθμού μη επαφής και μεταβλητότητας αυτού αποκλειστικά μέσω της webcam. Η αρχιτεκτονική του module οργανώνεται σε τρία διαδοχικά στάδια επεξεργασίας και παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 7.

4.7.1.1 Στάδιο 1 — Λήψη Καρέ και Ανίχνευση Προσώπου:

Κάθε καρέ βίντεο λαμβάνεται από το SharedCameraFeed σε μορφή BGR και μετατρέπεται σε RGB πριν τροφοδοτηθεί στο μοντέλο FacePhys μέσω push_frame(). Η ανίχνευση προσώπου πραγματοποιείται εσωτερικά από το open-rppg, ανεξάρτητα από το MediaPipe Face Mesh

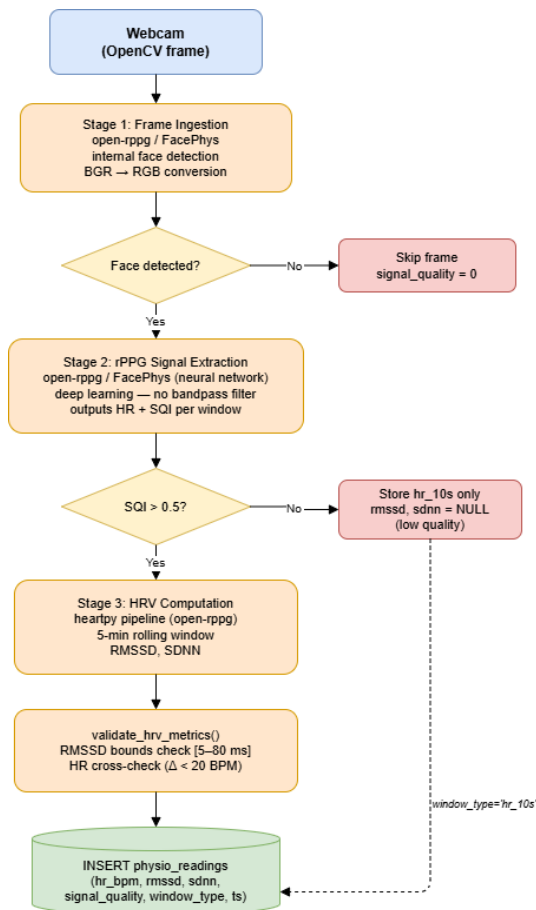
που χρησιμοποιεί το υποσύστημα ανάλυσης προσώπου. Σε περίπτωση αποτυχίας ανίχνευσης, το καρέ παραλείπεται και καταγράφεται `signal_quality = 0`.

4.7.1.2 Στάδιο 2 — Εξαγωγή rPPG Σήματος

Η εξαγωγή υλοποιείται μέσω του μοντέλου FacePhys της βιβλιοθήκης `open-rppg`, ενός νευρωνικού δικτύου εκπαιδευμένου για εκτίμηση καρδιακού ρυθμού από ροή βίντεο. Σε αντίθεση με τους κλασικούς αλγόριθμους CHROM και POS που εφαρμόζουν επεξεργασία καναλιών χρώματος και `bandpass` φίλτρα, που παρουσιάστηκαν και στο Κεφάλαιο 2, το FacePhys εξάγει χαρακτηριστικά απευθείας μέσω βαθιάς μάθησης. Η βιβλιοθήκη παρέχει δείκτη ποιότητας σήματος (SQI) ανά παράθυρο. Εγγραφές με $SQI \leq 0.5$ αποθηκεύονται ως `hr_10s` με `rmssd` και `sdnn` = NULL, έτσι το HRV δεν υπολογίζεται για παράθυρα χαμηλής ποιότητας.

4.7.1.3 Στάδιο 3 — Υπολογισμός HRV

Σε κάθε παράθυρο 5 λεπτών (`hrv_5min`) και εφόσον $SQI > 0.5$, το pipeline `heartpy` της βιβλιοθήκης `open-rppg` επεξεργάζεται το σήμα για εξαγωγή μετρικών HRV. Οι κύριες μετρικές εξόδου είναι το RMSSD (δείκτης παρασυμπαθητικής δραστηριότητας) και το SDNN (συνολική μεταβλητότητα). Ακολουθεί επικύρωση μέσω `validate_hrv_metrics()` που ελέγχει όρια αξιοπιστίας ($RMSSD \in [5-80 \text{ ms}]$) και διασταυρωτό έλεγχο HR (απόκλιση $< 20 \text{ BPM}$ από τις 10δλ μετρήσεις). Τιμές εκτός ορίων αποθηκεύονται ως NULL. Η τελική εγγραφή στον πίνακα `physio_readings` περιέχει τα πεδία `heart_rate`, `rmssd`, `sdnn`, `signal_quality`, `window_type` και `timestamp`.



Διάγραμμα 7. Διάγραμμα Ροής Φυσιολογικού Module

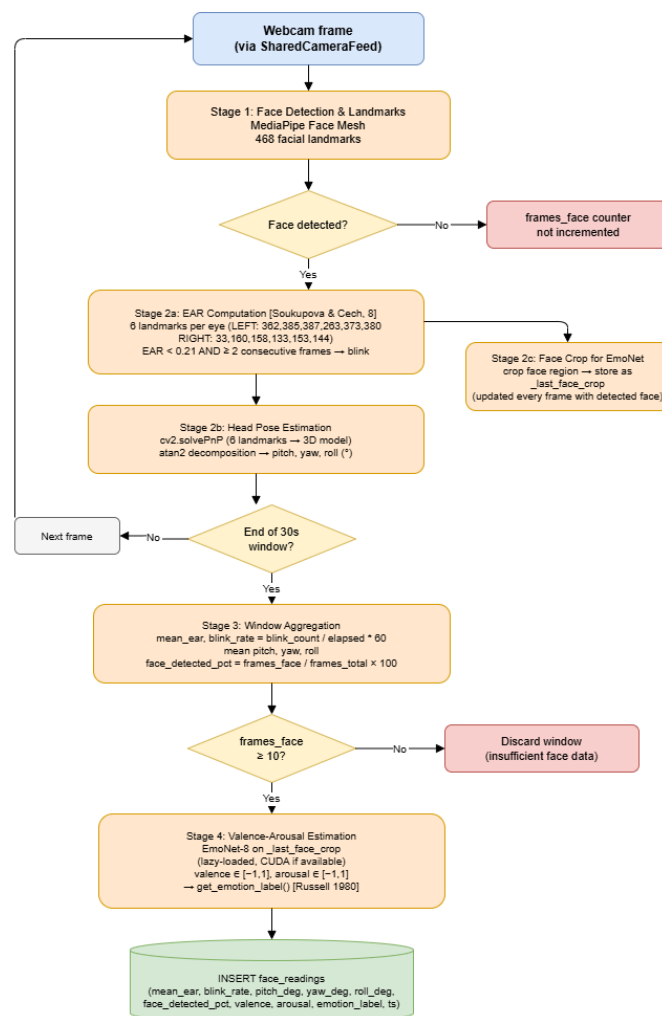
4.7.2 Module Ανάλυσης Προσώπου

Το module ανάλυσης προσώπου, που εμφανίζεται στο Διάγραμμα 8, εξάγει δύο κατηγορίες χαρακτηριστικών, α) δείκτες οπτικής κόπωσης (EAR, blink rate, head pose) και β) δείκτες συναισθηματικής κατάστασης (valence, arousal μέσω EmoNet). Το MediaPipe Face Mesh εντοπίζει 468 facial landmarks ανά καρέ. Ο υπολογισμός EAR γίνεται με βάση τη μεθοδολογία Soukuronova & Cech [8], χρησιμοποιώντας 6 landmarks ανά μάτι. Βλεφαρισμός ανιχνεύεται όταν η τιμή EAR πέσει κάτω από το κατώφλι 0.21 για τουλάχιστον 2 συνεχόμενα καρέ. Ο ρυθμός βλεφαρισμού (blink rate) υπολογίζεται στο τέλος κάθε 30δλ παραθύρου ως $\text{blink_count} / \text{elapsed_seconds} \times 60$, εκφράζοντας τον αριθμό βλεφαρισμών ανά λεπτό. Η στάση κεφαλής (pitch, yaw, roll) εκτιμάται μέσω `cv2.solvePnP` με αποσύνθεση `atan2` του πίνακα περιστροφής για αποφυγή αστάθειας gimbal lock.

Η εγγραφή αποθηκεύεται μόνο εάν εντοπίστηκε πρόσωπο σε τουλάχιστον 10 καρέ του παραθύρου, διαφορετικά το παράθυρο απορρίπτεται ως ανεπαρκές. Το ποσοστό ανίχνευσης

(face_detected_pct) υπολογίζεται ως $\text{frames_face} / \text{frames_total} \times 100$ και αποθηκεύεται σε κάθε εγγραφή.

Η εκτίμηση Valence-Arousal επιτυγχάνεται μέσω του μοντέλου EmoNet-8, το οποίο φορτώνεται κατά την πρώτη κλήση και εκτελείται σε CUDA εφόσον είναι διαθέσιμο. Το EmoNet δέχεται ως είσοδο το τελευταίο διαθέσιμο face crop του παραθύρου (_last_face_crop) και παράγει συνεχείς τιμές valence $\in [-1, 1]$ και arousal $\in [-1, 1]$. Βάσει αυτών, η get_emotion_label() αντιστοιχεί τις τιμές σε λεκτική ετικέτα συναισθήματος σύμφωνα με το μοντέλο Russell [16]. Στο τέλος κάθε 30δλ παραθύρου αποθηκεύεται η εγγραφή στον πίνακα face_readings με πεδία mean_ear, blink_rate, pitch_deg, yaw_deg, roll_deg, face_detected_pct, valence, arousal, emotion_label και timestamp. Οι τιμές αυτές τροφοδοτούν απευθείας το επίπεδο fusion ως ανεξάρτητα features, επιτρέποντας τη διάκριση μεταξύ ποιοτικά διαφορετικών εργασιακών καταστάσεων.



Διάγραμμα 8. Διάγραμμα Ροής Module Ανάλυσης Προσώπου

4.7.3 Module Desktop Context

Το module desktop context, που παρουσιάζεται στο Διάγραμμα 9, υλοποιήθηκε σε Flutter/Dart αξιοποιώντας win32 APIs, και συλλέγει μεταδεδομένα δραστηριότητας υπολογιστή χωρίς καταγραφή περιεχομένου.

4.7.3.1 Παρακολούθηση Ενεργού Παραθύρου

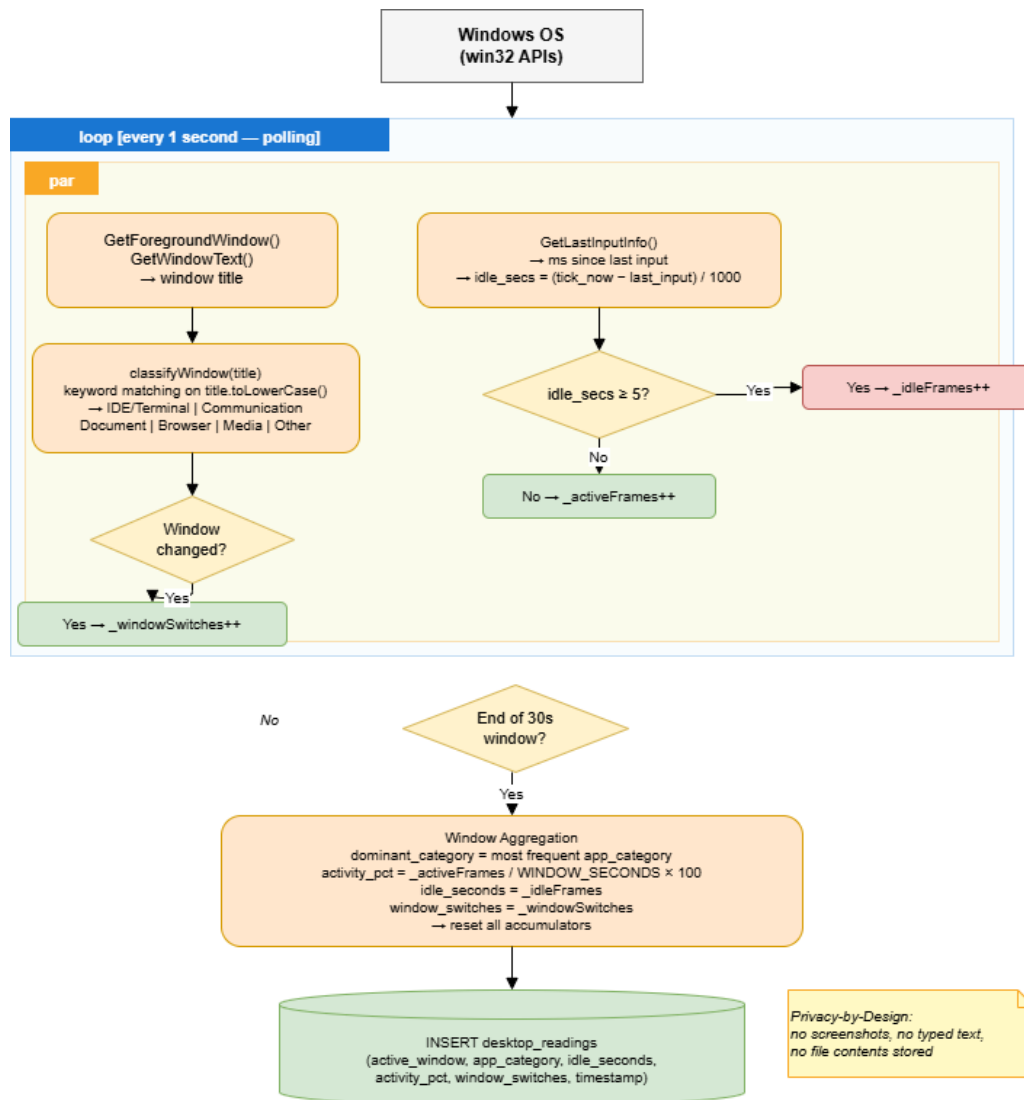
Κάθε δευτερόλεπτο η κλήση `GetForegroundWindow()` επιστρέφει τον τίτλο του ενεργού παραθύρου. Ένας rule-based classifier (`classifyWindow()`) κατηγοριοποιεί την εφαρμογή σε μία από έξι προκαθορισμένες κατηγορίες: IDE/Terminal, Communication, Document, Browser, Media, Other. Η κατηγοριοποίηση βασίζεται αποκλειστικά σε keyword matching στον τίτλο παραθύρου (`title.toLowerCase()`).

4.7.3.2 Μέτρηση Activity Percentage

Κάθε δευτερόλεπτο η κλήση `GetLastInputInfo()` επιστρέφει τον χρόνο από την τελευταία είσοδο χρήστη (πληκτρολόγιο ή ποντίκι). Εάν ο χρόνος αδράνειας υπερβαίνει τα 5 δευτερόλεπτα (`IDLE_THRESHOLD_SECONDS = 5`), το δευτερόλεπτο καταγράφεται ως αδρανές (`_idleFrames++`), διαφορετικά ως ενεργό (`_activeFrames++`). Στο τέλος κάθε παραθύρου 30δλ υπολογίζεται το ποσοστό ενεργών δευτερολέπτων ως $\text{activeFrames} / \text{WINDOW_SECONDS} \times 100$. Η μέθοδος αυτή επελέγη έναντι global keyboard hooks (`SetWindowsHookEx`) λόγω περιορισμών thread isolation μεταξύ OS callbacks και Flutter isolate που εμφανίστηκαν κατά την υλοποίηση του module ως proof-of-concept.

4.7.3.3 Μέτρηση Εναλλαγών Παραθύρων

Κάθε φορά που αλλάζει ο τίτλος του ενεργού παραθύρου καταγράφεται μια εναλλαγή (`_windowSwitches++`). Στο τέλος κάθε 30δλ παραθύρου αποθηκεύεται ο συνολικός αριθμός εναλλαγών. Στο τέλος κάθε παραθύρου αποθηκεύεται η εγγραφή στον πίνακα `desktop_readings` με πεδία `active_window`, `app_category`, `idle_seconds`, `activity_pct`, `window_switches` και `timestamp`, ενώ όλοι οι μετρητές μηδενίζονται για το επόμενο παράθυρο. Σύμφωνα με την αρχή *privacy-by-design*, δεν αποθηκεύονται στιγμιότυπα οθόνης, κείμενο παραθύρων, περιεχόμενο αρχείων ή αποτελέσματα πληκτρολόγησης ή κλίκ, μόνο παράγωγα μεταδεδομένα δραστηριότητας.



Διάγραμμα 9. Διάγραμμα Ροής Module Desktop Context

4.8 Σχεδιασμός Fusion και Παρεμβάσεων

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τον σχεδιασμό του μηχανισμού πολυτροπικής συγχώνευσης (multimodal fusion) και του μηχανισμού παραγωγής παρεμβάσεων του συστήματος. Μετά την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τα τρία modalities, απαιτείται ένας μηχανισμός ενοποίησης των ετερογενών αυτών πληροφοριών ώστε να προκύπτει μια συνολική εκτίμηση της κατάστασης του χρήστη. Για τον σκοπό αυτό υιοθετήθηκε προσέγγιση late fusion, κατά την οποία κάθε modality επεξεργάζεται ανεξάρτητα τα δεδομένα του και παράγει συγκεντρωτικά χαρακτηριστικά ανά χρονικό παράθυρο.

Στη συνέχεια τα χαρακτηριστικά αυτά συγχωνεύονται σε ανώτερο επίπεδο ώστε να υπολογιστεί ένας ενιαίος δείκτης stress_index και να αξιολογηθούν οι συνθήκες

ενεργοποίησης παρεμβάσεων. Η αρχιτεκτονική αυτή επιλέχθηκε διότι επιτρέπει την ανεξάρτητη λειτουργία των modalities, υποστηρίζει graceful degradation σε περίπτωση απώλειας κάποιου σήματος και διευκολύνει την επεκτασιμότητα του συστήματος με νέα modalities στο μέλλον.

4.8.1 Late Fusion Engine

Ο μηχανισμός συγχώνευσης λειτουργεί σε χρονικά παράθυρα διάρκειας πέντε λεπτών. Για κάθε παράθυρο, ο Aggregator ανακτά από τη βάση δεδομένων τις συγκεντρωτικές εγγραφές των πινάκων `physio_readings`, `face_readings` και `desktop_readings`, καθώς και τις τιμές αναφοράς από τον πίνακα `baselines`. Αρχικά πραγματοποιείται κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών ως απόκλιση από το προσωπικό baseline κάθε χρήστη, αποφεύγοντας τη χρήση γενικευμένων κατωφλίων που ενδέχεται να μην είναι αντιπροσωπευτικά για όλους τους χρήστες.

Physio score: Υπολογίζεται ως μέσος όρος δύο υπο-scores. Ο πρώτος μετρά την ανύψωση καρδιακού ρυθμού πάνω από το προσωπικό baseline, γραμμικά κλιμακωμένη στο εύρος [0,1] για απόκλιση έως 30 BPM. Ο δεύτερος μετρά την καταστολή RMSSD κάτω από το baseline: $1 - \text{rmssd} / (\text{b_rmssd} \times 2)$, με score 1.0 όταν RMSSD $\rightarrow 0$ και score 0.0 όταν RMSSD $\geq 2 \times \text{baseline}$. Η συνδυαστική λογική αυτή αξιοποιεί τόσο τον συμπαθητικό (HR ανύψωση) όσο και τον παρασυμπαθητικό (HRV καταστολή) δείκτη στρες.

Face score: Αποτελείται από τρία συστατικά με διαφορετικά βάρη. Η πτώση valence κάτω από το προσωπικό baseline (βάρος 1.0), η απόκλιση arousal από το προσωπικό resting level σε οποιαδήποτε κατεύθυνση — τόσο η υπερδιέγερση όσο και η αποδέσμευση θεωρούνται σήμα στρες (βάρος 1.0) — και η χαμηλή EAR τιμή κάτω από το σταθερό κατώφλι 0.21 ως δείκτης οπτικής κόπωσης (βάρος 0.5, χαμηλότερο λόγω έμμεσης συσχέτισης).

Desktop score: Συνδυάζει τρία ανεξάρτητα συστατικά: (α) γνωστικό βάρος κατηγορίας εφαρμογής μέσω πίνακα `_CATEGORY_WEIGHTS` (IDE/Terminal: 0.7, Communication: 0.6, Document: 0.5, Browser: 0.3, Other: 0.2, Media: 0.1), (β) ποσοστό αδράνειας ως $1 - \text{activity_pct} / 100$, όπου χαμηλή δραστηριότητα υποδηλώνει αποδέσμευση ή αποφυγή εργασίας, και (γ) κατακερματισμό προσοχής ως $\text{window_switches} / 20$, όπου 20 εναλλαγές ανά 5λεπτο αντιστοιχεί σε score 1.0.

Τα τρία modality scores συνδυάζονται με σταθμισμένο μέσο (physio 40%, face 40%, desktop 20%), με αυτόματη ανακανονικοποίηση βαρών όταν κάποιο modality δεν έχει δεδομένα στο παράθυρο, παράγοντας τον τελικό stress_index $\in [0,1]$. Η επιλογή χαμηλότερου βάρους για το desktop modality αντικατοπτρίζει τον έμμεσο χαρακτήρα του ως συμπεριφορικού proxy σε σχέση με τους άμεσους φυσιολογικούς και συναισθηματικούς δείκτες.

4.8.2 Trigger Evaluation

Μετά τον υπολογισμό του stress_index, ο Trigger Evaluator εξετάζει διαδοχικά ένα σύνολο κανόνων που αντιστοιχούν σε διαφορετικές εργασιακές καταστάσεις. Στην παρούσα υλοποίηση υποστηρίζονται έξι καταστάσεις, οι οποίες αξιολογούνται κατά σειρά προτεραιότητας:

α) high_stress: όπου stress_index ≥ 0.65 για 2 συνεχόμενα παράθυρα (10 λεπτά).

β) disengagement: valence < -0.30 , arousal < -0.15 και activity_pct $< 50\%$ για 2 συνεχόμενα παράθυρα, συνδυασμός χαμηλής διάθεσης, χαμηλής ενέργειας και μειωμένης δραστηριότητας.

γ) negative_affect: valence < -0.35 και arousal > 0.20 για 2 συνεχόμενα παράθυρα, που υποδηλώνει κατάσταση αρνητικής διάθεσης με αυξημένη διέγερση (άγχος/ένταση).

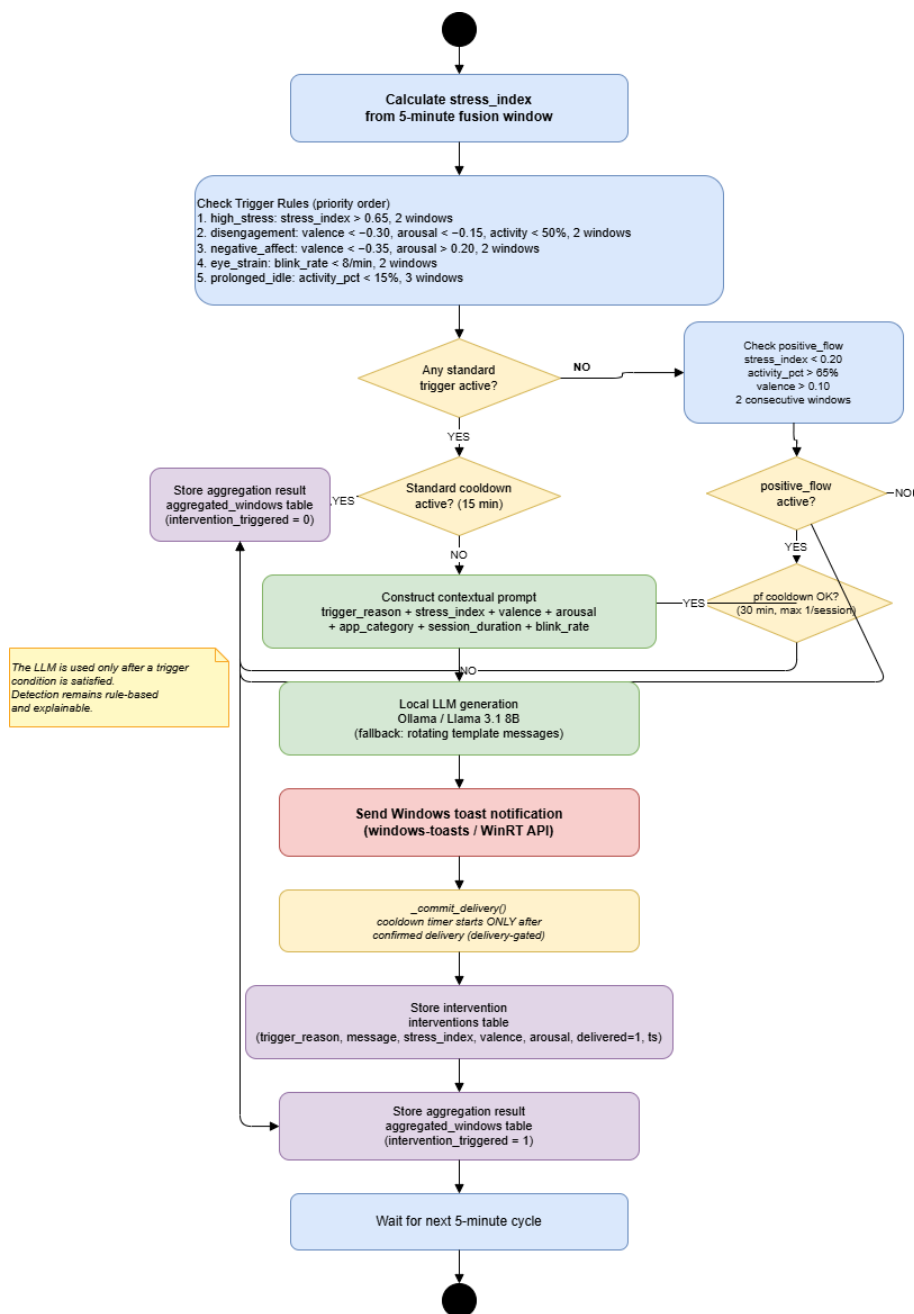
δ) eye_strain: blink_rate < 8 blinks/min για 2 συνεχόμενα παράθυρα, αποτελεί ένδειξη παρατεταμένης εστίασης στην οθόνη.

ε) prolonged_idle: activity_pct $< 15\%$ για 3 συνεχόμενα παράθυρα (15 λεπτά), όπου εντοπίζεται παρατεταμένη αδράνεια.

στ) positive_flow: stress_index < 0.20 , activity_pct $> 65\%$ και valence > 0.10 για 2 συνεχόμενα παράθυρα, παρουσιάζεται μια κατάσταση παραγωγικής ροής εργασίας.

Αξίζει να σημειωθεί ότι οι μετρητές συνεχόμενων παραθύρων ενημερώνονται πάντα, ακόμη και όταν το cooldown εμποδίζει την αποστολή ειδοποίησης. Αυτό διασφαλίζει ότι μόλις λήξει το cooldown η παρέμβαση ενεργοποιείται αμέσως χωρίς επιπλέον αναμονή.

Για την αποφυγή υπερβολικού αριθμού ειδοποιήσεων εφαρμόζεται διπλός μηχανισμός cooldown. Για τις πέντε πρώτες καταστάσεις ισχύει standard cooldown 15 λεπτών που αφορά οποιαδήποτε παρέμβαση. Για το positive_flow ισχύει ξεχωριστό cooldown 30 λεπτών με επιπλέον περιορισμό μέγιστο 1 φοράς ανά συνεδρία, αξιολογούμενο ανεξάρτητα από το standard cooldown. Ένα σημαντικό χαρακτηριστικό και των δύο μηχανισμών είναι το delivery-gated cooldown: ο χρονομετρητής cooldown ξεκινά μόνο αφού επιβεβαιωθεί η επιτυχής παράδοση μέσω `_commit_delivery()`, εάν η αποστολή αποτύχει, το cooldown δεν καταναλώνεται και το σύστημα επαναλαμβάνει την προσπάθεια στο επόμενο παράθυρο.



Διάγραμμα 10. Διάγραμμα Trigger Evaluation & Intervention Activity

4.8.3 Σχεδιασμός Παρεμβάσεων μέσω LLM

Ο μηχανισμός παρεμβάσεων αποτελεί το τελικό στάδιο της διαδικασίας ανίχνευσης καταστάσεων και έχει ως στόχο τη μετατροπή των αποτελεσμάτων της ανάλυσης σε εξατομικευμένες και άμεσα αξιοποιήσιμες συστάσεις προς τον χρήστη. Για τον σκοπό αυτό αξιοποιείται ένα Μεγάλο Γλωσσικό Μοντέλο (Large Language Model – LLM), το οποίο αναλαμβάνει τη δημιουργία φυσικής γλώσσας με βάση το τρέχον εργασιακό και συναισθηματικό πλαίσιο.

Σε αντίθεση με συστήματα που βασίζονται σε στατικά και προκαθορισμένα μηνύματα, η χρήση LLM επιτρέπει την παραγωγή παρεμβάσεων προσαρμοσμένων στις τρέχουσες συνθήκες λειτουργίας του χρήστη. Με τον τρόπο αυτό, το ίδιο γεγονός ενεργοποίησης μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικές συστάσεις ανάλογα με το επίπεδο άγχους, τη συναισθηματική κατάσταση, τη δραστηριότητα του χρήστη και το είδος της εφαρμογής που χρησιμοποιείται τη δεδομένη χρονική στιγμή.

Στην παρούσα εργασία επιλέχθηκε η πλατφόρμα Ollama για την τοπική εκτέλεση του γλωσσικού μοντέλου Llama 3.1 8B. Η επιλογή αυτή συνδέεται άμεσα με τις αρχές Privacy-by-Design και Local-First που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 3.3, καθώς όλα τα δεδομένα παραμένουν αποκλειστικά στον υπολογιστή του χρήστη και δεν αποστέλλονται σε εξωτερικές υπηρεσίες τεχνητής νοημοσύνης. Επιπλέον, η τοπική εκτέλεση μειώνει την εξάρτηση από δικτυακή συνδεσιμότητα και περιορίζει τον χρόνο απόκρισης του συστήματος. Στο πλαίσιο της αξιολόγησης του συστήματος, ενσωματώθηκε επίσης το μοντέλο Qwen3.5:4b [32] ως δεύτερο μοντέλο παρέμβασης, επιτρέποντας τη συγκριτική αξιολόγηση των παραγόμενων παρεμβάσεων μέσω του DeepEval framework [34]. Η επιλογή των δύο μοντέλων και η μεθοδολογία αξιολόγησης περιγράφονται εκτενέστερα στις Ενότητες 5.8.4 και 7.2 αντίστοιχα.

Η διαδικασία παραγωγής μιας παρέμβασης ξεκινά όταν ο Trigger Evaluator ανιχνεύσει ότι πληρούνται οι συνθήκες ενεργοποίησης κάποιας από τις υποστηριζόμενες καταστάσεις. Στο σημείο αυτό δημιουργείται ένα δομημένο prompt το οποίο περιλαμβάνει πληροφορίες σχετικά με:

- τον τύπο της ενεργοποιημένης κατάστασης (trigger_reason),

- την τρέχουσα τιμή του δείκτη `stress_index`,
- τις εκτιμήσεις `valence` και `arousal`,
- τη διάρκεια της τρέχουσας συνεδρίας (`session_minutes`) και τον ρυθμό βλεφαρισμού (`blink_rate`),
- την κατηγορία της ενεργής εφαρμογής (`app_category`),
- εξειδικευμένα οδηγία ανά τύπο `trigger` (π.χ. για `eye_strain` ζητείται ο κανόνας 20-20-20, για `positive_flow` θετική ενίσχυση χαμηλής παρεμβατικότητας).

Το `prompt` αποστέλλεται στο τοπικό μοντέλο μέσω του `Ollama Runtime`, το οποίο παράγει ένα σύντομο μήνυμα παρέμβασης σε φυσική γλώσσα. Τα παραγόμενα μηνύματα έχουν συμβουλευτικό χαρακτήρα και στοχεύουν στη βελτίωση της ευεξίας και της εργασιακής απόδοσης του χρήστη, χωρίς να υποκαθιστούν επαγγελματική ψυχολογική ή ιατρική υποστήριξη.

Ενδεικτικά, σε περίπτωση αυξημένου άγχους το σύστημα προτείνει σύντομο διάλειμμα ή άσκηση αναπνοών, σε κατάσταση οπτικής καταπόνησης εφαρμόζεται ο κανόνας 20-20-20, ενώ σε κατάσταση παρατεταμένης αδράνειας προτείνεται επανεστίαση ή αλλαγή δραστηριότητας. Όταν ανιχνεύεται κατάσταση θετικής ροής εργασίας (`positive_flow`), το σύστημα αποστέλλει ενθαρρυντική ειδοποίηση — με τίτλο «You Are in the Zone!» — με χαμηλή παρεμβατικότητα, η οποία ενεργοποιείται το πολύ μία φορά ανά συνεδρία.

Η τελική παρέμβαση αποστέλλεται μέσω του υποσυστήματος ειδοποιήσεων ως `Windows toast notification` και ταυτόχρονα καταγράφεται στη βάση δεδομένων για σκοπούς τεχνικής επαλήθευσης και μεταγενέστερης ανάλυσης της συμπεριφοράς του συστήματος. Η καταγραφή αυτή επιτρέπει τη μελέτη της συχνότητας ενεργοποίησης των παρεμβάσεων, του τύπου των συνθηκών που αναγνωρίζονται και της χρονικής κατανομής των ειδοποιήσεων κατά τη διάρκεια μιας συνεδρίας λειτουργίας.

4.8.4 Σύνοψη Μηχανισμού Fusion και Παρεμβάσεων

Η διαδικασία λήψης αποφάσεων του συστήματος βασίζεται στη διαδοχική μετατροπή των δεδομένων των τριών modalities σε ολοένα υψηλότερου επιπέδου πληροφορία.

Αρχικά, πραγματοποιείται η εξαγωγή χαρακτηριστικών και η κανονικοποίησή τους ως προς τα προσωπικά baseline χαρακτηριστικά του χρήστη. Στη συνέχεια, εφαρμόζεται πολυτροπική συγχώνευση για τον υπολογισμό του δείκτη stress_index και ακολουθεί αξιολόγηση των κανόνων ενεργοποίησης παρεμβάσεων. Τέλος, όταν πληρούνται οι κατάλληλες συνθήκες, παράγεται εξατομικευμένο μήνυμα μέσω τοπικού LLM και αποστέλλεται στον χρήστη. Η προσέγγιση αυτή συνδυάζει στοιχεία επεξηγήσιμης λογικής λήψης αποφάσεων (rule-based triggering) με δυνατότητες παραγωγής φυσικής γλώσσας μέσω μεγάλων γλωσσικών μοντέλων, επιτυγχάνοντας ισορροπία μεταξύ διαφάνειας, εξατομίκευσης και προστασίας προσωπικών δεδομένων.

4.9 Σχεδιασμός Βάσης Δεδομένων

Η βάση δεδομένων αποτελεί το κεντρικό σημείο αποθήκευσης και ανταλλαγής πληροφοριών μεταξύ των επιμέρους υποσυστημάτων της εφαρμογής. Όπως παρουσιάστηκε στα προηγούμενα διαγράμματα αρχιτεκτονικής και ροής, όλα τα modules επικοινωνούν έμμεσα μέσω της βάσης δεδομένων, αποφεύγοντας άμεσες εξαρτήσεις μεταξύ τους.

Η προσέγγιση αυτή υλοποιεί την αρχή της αρθρωτότητας (modularity), καθώς κάθε υποσύστημα μπορεί να αναπτύσσεται, να εκτελείται και να συντηρείται ανεξάρτητα από τα υπόλοιπα. Παράλληλα, η χρήση μιας κοινής αποθήκης δεδομένων επιτρέπει τη συγκέντρωση των μετρήσεων που παράγονται από τα διαφορετικά modalities και διευκολύνει τόσο τη διαδικασία πολυτροπικής συγχώνευσης όσο και την αξιολόγηση της συμπεριφοράς του συστήματος.

4.9.1 Επιλογή Συστήματος Βάσης Δεδομένων

Για την αποθήκευση των δεδομένων επιλέχθηκε η SQLite, καθώς ανταποκρίνεται στις απαιτήσεις τοπικής εκτέλεσης και προστασίας προσωπικών δεδομένων που τέθηκαν κατά τον σχεδιασμό του συστήματος. Η SQLite λειτουργεί χωρίς ξεχωριστό διακομιστή βάσης

δεδομένων και αποθηκεύει τα δεδομένα σε τοπικό αρχείο, γεγονός που μειώνει την πολυπλοκότητα εγκατάστασης και καθιστά το σύστημα κατάλληλο για εκτέλεση σε consumer Windows υπολογιστή.

Η επιλογή τοπικής βάσης δεδομένων συνδέεται άμεσα με τις αρχές *privacy-by-design* και *local-first* που έχουν αναλυθεί στις προηγούμενες ενότητες. Τα δεδομένα που παράγονται από την κάμερα, την ανάλυση προσώπου και το *desktop context* παραμένουν στον υπολογιστή του χρήστη και δεν αποστέλλονται σε εξωτερικούς διακομιστές, παρά μόνο σε περίπτωση επιλογής του χρήστη να μοιραστεί το αρχείο δεδομένων. Επιπλέον, η SQLite επιτρέπει επαρκή απόδοση για τις ανάγκες της παρούσας *proof-of-concept* υλοποίησης, όπου οι εγγραφές παράγονται σε χρονικά παράθυρα και η εφαρμογή λειτουργεί τοπικά σε περιβάλλον ενός χρήστη, χωρίς απαίτηση ταυτόχρονης πρόσβασης από πολλούς απομακρυσμένους χρήστες.

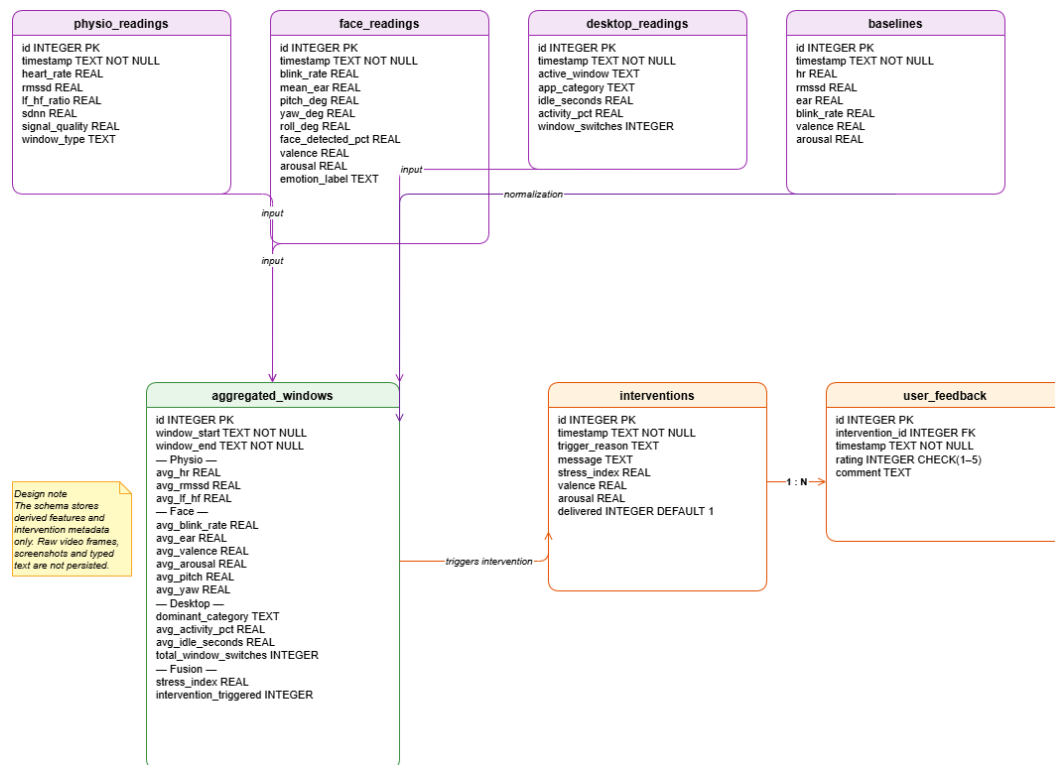
Στην υλοποίηση χρησιμοποιείται επίσης λειτουργία WAL (Write-Ahead Logging), ώστε να διευκολύνεται η ταυτόχρονη ανάγνωση και εγγραφή από διαφορετικά modules, όπως το φυσιολογικό module, το module ανάλυσης προσώπου, το *desktop context module* και ο *aggregator*.

4.9.2 Λογικό Σχήμα Βάσης Δεδομένων

Το λογικό σχήμα της βάσης δεδομένων οργανώνεται γύρω από οκτώ βασικούς πίνακες: *physio_readings*, *face_readings*, *desktop_readings*, *baselines*, *aggregated_windows*, *interventions*, *user_feedback* και *llm_comparisons*.

Οι τρεις πρώτοι πίνακες αποθηκεύουν τα χαρακτηριστικά που παράγονται από τα επιμέρους υποσυστήματα. Ο πίνακας *baselines* αποθηκεύει τις προσωπικές τιμές αναφοράς του χρήστη, οι οποίες αξιοποιούνται για την κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών. Ο πίνακας *aggregated_windows* αποθηκεύει τα αποτελέσματα της πολυτροπικής συγχώνευσης ανά χρονικό παράθυρο, ενώ ο πίνακας *interventions* καταγράφει τις παρεμβάσεις που παράγονται από το σύστημα. Τέλος, ο πίνακας *user_feedback* προβλέπεται για τη μελλοντική καταγραφή αξιολόγησης των παρεμβάσεων από τον χρήστη.

Το Διάγραμμα 11 παρουσιάζει τη συνολική δομή της βάσης δεδομένων και τη λογική σχέση των πινάκων με τα στάδια επεξεργασίας του συστήματος.



Διάγραμμα 11. Διάγραμμα οντοτήτων-συσχετίσεων

4.9.3 Συνοπτική Περιγραφή Πινάκων

Στις παρακάτω υποενότητες παρουσιάζονται συνοπτικά οι πίνακες της ΒΔ, μαζί με τα πεδία, τον τύπο των πεδίων και την περιγραφή τους.

4.9.3.1 Πίνακας *physio_readings*

Ο Πίνακας 7 παρουσιάζει τον πίνακα *physio_readings*, ο οποίος αποθηκεύει τις φυσιολογικές μετρήσεις που παράγονται από το υποσύστημα rPPG. Περιλαμβάνει τον καρδιακό ρυθμό, μετρικές HRV, την ποιότητα σήματος και τον τύπο χρονικού παραθύρου στο οποίο αντιστοιχεί η εγγραφή.

Πίνακας 7. Δομή πίνακα *physio_readings*

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί

timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση εγγραφής
heart_rate	REAL	Εκτιμώμενος καρδιακός ρυθμός
rmssd	REAL	Μετρική μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού
lf_hf_ratio	REAL	Αναλογία LF/HF
sdnn	REAL	Μετρική HRV
signal_quality	REAL	Δείκτης ποιότητας σήματος
window_type	TEXT	Τύπος παραθύρου μέτρησης

4.9.3.2 Πίνακας *face_readings*

Ο πίνακας *face_readings* αποθηκεύει τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το module ανάλυσης προσώπου.

Πίνακας 8. Δομή πίνακα *face_readings*

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί
timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση εγγραφής
blink_rate	REAL	Ρυθμός βλεφαρισμών
mean_ear	REAL	Μέση τιμή Eye Aspect Ratio
pitch_deg	REAL	Κλίση κεφαλής στον άξονα pitch
yaw_deg	REAL	Κλίση κεφαλής στον άξονα yaw
roll_deg	REAL	Κλίση κεφαλής στον άξονα roll
face_detected_pct	REAL	Ποσοστό επιτυχούς ανίχνευσης προσώπου
valence	REAL	Συναισθηματική διάσταση valence

arousal	REAL	Συναισθηματική διάσταση arousal
emotion_label	TEXT	Ετικέτα συναισθηματικής κατάστασης

4.9.3.3 Πίνακας *desktop_readings*

Ο πίνακας *desktop_readings* αποθηκεύει μεταδεδομένα δραστηριότητας χρήστη που συλλέγονται από το Flutter/Dart desktop module.

Πίνακας 9. Δομή πίνακα *desktop_readings*

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί
timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση εγγραφής
active_window	TEXT	Τίτλος ενεργού παραθύρου
app_category	TEXT	Κατηγορία εφαρμογής
idle_seconds	REAL	Χρόνος αδράνειας χρήστη
activity_pct	REAL	Ποσοστό ενεργού χρόνου
window_switches	INTEGER	Αριθμός εναλλαγών παραθύρων

4.9.3.4 Πίνακας *baselines*

Ο πίνακας *baselines* αποθηκεύει τις προσωπικές τιμές αναφοράς που προκύπτουν από τη διαδικασία αρχικής βαθμονόμησης.

Πίνακας 10. Δομή πίνακα *baselines*

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί

timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση βαθμονόμησης
hr	REAL	Τιμή αναφοράς καρδιακού ρυθμού
rmssd	REAL	Τιμή αναφοράς RMSSD
ear	REAL	Τιμή αναφοράς EAR
blink_rate	REAL	Τιμή αναφοράς ρυθμού βλεφαρισμών
valence	REAL	Τιμή αναφοράς valence
arousal	REAL	Τιμή αναφοράς arousal

4.9.3.5 Πίνακας *aggregated_windows*

Ο πίνακας *aggregated_windows* αποθηκεύει τα συγκεντρωτικά αποτελέσματα ανά χρονικό παράθυρο πέντε λεπτών.

Πίνακας 11. Δομή πίνακα aggregated_windows

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί
window_start	TEXT	Έναρξη χρονικού παραθύρου
window_end	TEXT	Λήξη χρονικού παραθύρου
avg_hr	REAL	Μέσος καρδιακός ρυθμός
avg_rmssd	REAL	Μέση τιμή RMSSD
avg_lf_hf	REAL	Μέση τιμή LF/HF
avg_blink_rate	REAL	Μέσος ρυθμός βλεφαρισμών
avg_ear	REAL	Μέση τιμή EAR

avg_valence	REAL	Μέση τιμή valence
avg_arousal	REAL	Μέση τιμή arousal
avg_pitch	REAL	Μέση τιμή pitch
avg_yaw	REAL	Μέση τιμή yaw
dominant_category	TEXT	Κυρίαρχη κατηγορία εφαρμογής
avg_activity_pct	REAL	Μέσο ποσοστό δραστηριότητας
avg_idle_seconds	REAL	Μέσος χρόνος αδράνειας
total_window_switches	INTEGER	Συνολικές εναλλαγές παραθύρων
stress_index	REAL	Τελικός δείκτης άγχους
intervention_triggered	INTEGER	Ένδειξη ενεργοποίησης παρέμβασης

4.9.3.6 Πίνακας interventions

Ο πίνακας interventions αποθηκεύει τις παρεμβάσεις που παράγονται από το σύστημα.

Πίνακας 12. Δομή πίνακα interventions

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί
timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση παρέμβασης
trigger_reason	TEXT	Αιτία ενεργοποίησης παρέμβασης
message	TEXT	Μήνυμα παρέμβασης
stress_index	REAL	Τιμή stress_index κατά την παρέμβαση
valence	REAL	Τιμή valence κατά την παρέμβαση

arousal	REAL	Τιμή arousal κατά την παρέμβαση
delivered	INTEGER	Ένδειξη αποστολής ειδοποίησης

4.9.3.7 Πίνακας *user_feedback*

Στην παρούσα έκδοση, ο πίνακας *user_feedback* προβλέπεται σε επίπεδο σχήματος για μελλοντική αξιολόγηση με τελικούς χρήστες, αλλά δεν αξιοποιείται στο πλαίσιο της τεχνικής και λειτουργικής αξιολόγησης της παρούσας εργασίας.

*Πίνακας 13. Δομή πίνακα *user_feedback**

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί
intervention_id	INTEGER	Αναφορά στην αντίστοιχη παρέμβαση
timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση αξιολόγησης
rating	INTEGER	Βαθμολογία χρήστη από 1 έως 5
comment	TEXT	Προαιρετικό σχόλιο χρήστη

4.9.3.8 Πίνακας *llm_comparisons*

Ο πίνακας *llm_comparisons* αποθηκεύει ζεύγη αποκρίσεων από τα δύο γλωσσικά μοντέλα (Llama 3.1 8B και Qwen3.5:4b) για κάθε παρέμβαση που παράγεται όταν το σύστημα λειτουργεί σε *dual-model comparison mode*. Κάθε εγγραφή περιλαμβάνει τόσο τις αποκρίσεις όσο και τους χρόνους παραγωγής τους, επιτρέποντας τη μεταγενέστερη ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση μέσω του DeepEval framework, όπως περιγράφεται στην Ενότητα 7.2.

*Πίνακας 14. Δομή πίνακα *llm_comparisons**

Πεδίο	Τύπος	Περιγραφή
-------	-------	-----------

id	INTEGER	Πρωτεύον κλειδί
timestamp	TEXT	Χρονική σήμανση παρέμβασης
trigger_reason	TEXT	Αιτία ενεργοποίησης παρέμβασης
context_json	TEXT	Σειριοποιημένο πλαίσιο παρέμβασης (JSON)
llama_response	TEXT	Απόκριση μοντέλου Llama 3.1 8B
qwen_response	TEXT	Απόκριση μοντέλου Qwen3.5:4b
llama_latency_ms	REAL	Χρόνος παραγωγής Llama (ms)
qwen_latency_ms	REAL	Χρόνος παραγωγής Qwen (ms)
stress_index	REAL	Τιμή stress_index κατά την παρέμβαση

4.9.4 Αρχιτεκτονική Αποθήκευσης και Ιδιωτικότητα

Η αρχιτεκτονική αποθήκευσης βασίζεται στην αποθήκευση παραγόμενων χαρακτηριστικών και όχι ακατέργαστων δεδομένων. Συγκεκριμένα, δεν αποθηκεύονται καρέ βίντεο, στιγμιότυπα οθόνης, ή πληκτρολογούμενο κείμενο. Αντίθετα, αποθηκεύονται αριθμητικές μετρικές, συγκεντρωτικά χαρακτηριστικά, δείκτες δραστηριότητας και μεταδεδομένα παρεμβάσεων.

Η επιλογή αυτή υποστηρίζει την αρχή της ελαχιστοποίησης δεδομένων και μειώνει σημαντικά τον όγκο και την ευαισθησία των αποθηκευμένων πληροφοριών. Παράλληλα, η ύπαρξη του πίνακα aggregated_windows επιτρέπει την εκ των υστέρων ανάλυση της συμπεριφοράς του συστήματος χωρίς ανάγκη πρόσβασης στα πρωτογενή δεδομένα. Με αυτόν τον τρόπο, η βάση δεδομένων εξυπηρετεί τόσο τις λειτουργικές ανάγκες της εφαρμογής όσο και τις ερευνητικές ανάγκες αξιολόγησης της παρούσας εργασίας.

4.9.5 Σχεδιαστικές Αρχές Διεπαφής

Ο σχεδιασμός της διεπαφής ακολούθησε τρεις βασικές αρχές:

α) Ορατότητα κρίσιμων πληροφοριών: Οι σημαντικότερες μετρήσεις παρουσιάζονται άμεσα χωρίς να απαιτείται πλοήγηση σε επιπλέον οθόνες ή μενού.

β) Ελάχιστη παρεμβατικότητα: Το dashboard λειτουργεί κυρίως ως μηχανισμός παρακολούθησης, ενώ οι παρεμβάσεις εμφανίζονται μόνο όταν απαιτείται. Με τον τρόπο αυτό αποφεύγονται περιττές διακοπές της εργασιακής ροής.

γ) Επεκτασιμότητα: Η αρθρωτή δομή της διεπαφής επιτρέπει την προσθήκη νέων μετρικών, γραφημάτων ή modalities χωρίς ανασχεδιασμό του συνολικού περιβάλλοντος.

4.10 Σύνοψη Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε η αρχιτεκτονική και ο αναλυτικός σχεδιασμός του προτεινόμενου συστήματος πολυτροπικής ανίχνευσης άγχους και παραγωγής εξατομικευμένων παρεμβάσεων. Αρχικά παρουσιάστηκε η συνολική αρχιτεκτονική του συστήματος, το περιβάλλον ανάπτυξης και οι βασικές τεχνολογίες που αξιοποιήθηκαν, ενώ στη συνέχεια αναλύθηκαν τα διαγράμματα UML και DFD καθώς και η δομή των επιμέρους υποσυστημάτων.

Επιπλέον, περιγράφηκαν οι τρεις βασικές πηγές δεδομένων του συστήματος, ο μηχανισμός πολυτροπικής συγχώνευσης (multimodal fusion), η διαδικασία ανίχνευσης καταστάσεων και ενεργοποίησης παρεμβάσεων, καθώς και η αξιοποίηση μεγάλου γλωσσικού μοντέλου για την παραγωγή εξατομικευμένων συστάσεων προς τον χρήστη. Τέλος, παρουσιάστηκε ο σχεδιασμός της βάσης δεδομένων, το εννοιολογικό μοντέλο οντοτήτων και η δομή των πινάκων που υποστηρίζουν τη λειτουργία του συστήματος.

Το επόμενο κεφάλαιο επικεντρώνεται στην υλοποίηση του συστήματος, παρουσιάζοντας αναλυτικά τις τεχνολογίες, τις βιβλιοθήκες λογισμικού και τις επιμέρους διαδικασίες ανάπτυξης που χρησιμοποιήθηκαν για την κατασκευή της τελικής εφαρμογής.

5. Υλοποίηση Συστήματος

5.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο παρουσιάστηκε η αρχιτεκτονική του συστήματος, τα διαγράμματα UML και DFD, καθώς και ο αναλυτικός σχεδιασμός των επιμέρους υποσυστημάτων και της βάσης δεδομένων. Το παρόν κεφάλαιο επικεντρώνεται στην υλοποίηση του συστήματος, παρουσιάζοντας τον τρόπο με τον οποίο οι σχεδιαστικές αποφάσεις μεταφράστηκαν σε λειτουργικό κώδικα.

Η ανάπτυξη ακολούθησε σταδιακή προσέγγιση. Αρχικά, κάθε υποσύστημα υλοποιήθηκε και επαληθεύτηκε ανεξάρτητα ως proof-of-concept module, και στη συνέχεια ενοποιήθηκε στην ολοκληρωμένη εφαρμογή. Η επικοινωνία μεταξύ των modules πραγματοποιείται αποκλειστικά μέσω της κοινής βάσης δεδομένων SQLite, χωρίς άμεσες εξαρτήσεις μεταξύ τους, σύμφωνα με την αρχή της αρθρωτότητας που παρουσιάστηκε στην ενότητα 3.3.

Στις ενότητες που ακολουθούν παρουσιάζεται αναλυτικά η υλοποίηση κάθε επιμέρους συνιστώσας, με έμφαση στις βασικές σχεδιαστικές αποφάσεις, τις τεχνικές προκλήσεις που αντιμετωπίστηκαν και τον τρόπο επίλυσής τους.

5.2 Φυσιολογικό Υποσύστημα (rPPG / HRV)

Το φυσιολογικό υποσύστημα είναι το πρώτο που υλοποιήθηκε στο παρόν σύστημα, καθώς έπρεπε να επιβεβαιωθεί η ανάκτηση φυσιολογικών δεδομένων με την χρήση αισθητήρα μη-επαφής, όπως είναι η κάμερα του ηλεκτρονικού υπολογιστή. Το υποσύστημα υλοποιείται στο `src/physio/rppg_monitor.py` και `src/physio/hrv_processor.py` και είναι υπεύθυνο για την εξαγωγή καρδιακού ρυθμού και μετρικών HRV από τη ροή βίντεο της webcam, χωρίς επαφής αισθητήρες.

5.2.1 Εξαγωγή rPPG Σήματος

Η εξαγωγή του rPPG σήματος βασίζεται στη βιβλιοθήκη open-rppg με το μοντέλο FacePhys, το οποίο φορτώνεται κατά την εκκίνηση μέσω της κλάσης `PhysioModule`. Το μοντέλο εκτελείται σε ξεχωριστό νήμα inference που εκκινείται μέσω του context manager με το

physio.model. Κάθε καρέ που λαμβάνεται από το SharedCameraFeed μετατρέπεται από BGR σε RGB, καθώς το OpenCV παρέχει καρέ σε BGR ενώ το open-rppg απαιτεί RGB, και τροφοδοτείται στο μοντέλο μέσω της push_frame().

Το σύστημα διατηρεί δύο ξεχωριστά χρονικά παράθυρα μέτρησης, σύμφωνα με τις παραμέτρους που ορίζονται στο src/utils/config.py:

α) HR κάθε 10 δευτερόλεπτα (HR_WINDOW_SECONDS = 10), όπου ο καρδιακός ρυθμός εκτιμάται συχνά ώστε να ανανεώνεται το dashboard σε σχετικά πραγματικό χρόνο.

β) HRV κάθε 5 λεπτά (HRV_WINDOW_SECONDS = 300), όπου το μεγαλύτερο παράθυρο είναι απαραίτητο για την αξιόπιστη εκτίμηση του RMSSD, καθώς οι βραχύτερες μετρήσεις HRV παρουσιάζουν χαμηλή αξιοπιστία όπως τεκμηριώνεται στη βιβλιογραφία (Pham et al., 2021).

5.2.2 Επικύρωση Μετρικών HRV

Ένα κρίσιμο ζήτημα εντοπίστηκε κατά την ανάπτυξη ήταν η αντιμετώπιση φυσιολογικά αδύνατων τιμών HRV που μπορεί να προκύψουν, ιδιαίτερα σε συνθήκες χαμηλής ποιότητας σήματος ή κίνησης κεφαλής. Για τον σκοπό αυτό υλοποιήθηκε η συνάρτηση validate_hrv_metrics() στο src/physio/hrv_processor.py, η οποία εφαρμόζει δύο επίπεδα ελέγχου. Αρχικά εκτελεί έναν έλεγχο ορίων αξιοπιστίας, όπου οι τιμές RMSSD εκτός του εύρους 5–80 ms απορρίπτονται ως φυσιολογικά αδύνατες για rPPG-εξαγόμενα σήματα. Το άνω όριο (80 ms) είναι σκοπίμως χαμηλότερο από ό,τι σε ECG-βασισμένα συστήματα, λαμβάνοντας υπόψη τον εγγενή θόρυβο του rPPG. Εν συνεχεία, εκτελείται διασταυρωτός έλεγχος καρδιακού ρυθμού. Η τιμή HR που υπολογίζεται από το παράθυρο HRV συγκρίνεται με τον μέσο όρο των 10δλ μετρήσεων που συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια του ίδιου παραθύρου. Εάν η απόκλιση υπερβαίνει τα 20 BPM, οι τιμές RMSSD και SDNN του παραθύρου αυτού απορρίπτονται ως μη αξιόπιστες:

```
# src/physio/hrv_processor.py
_RMSSD_LOWER: float = 5.0 # ms – κατώτερο όριο αξιοπιστίας
_RMSSD_UPPER: float = 80.0 # ms – ανώτερο όριο για rPPG
_MAX_HR_DELTA: float = 20.0 # BPM – μέγιστη αποδεκτή απόκλιση

def validate_hrv_metrics(rmssd_raw, sdnns_raw, hrv_hr, hr_samples):
    hr_consistent = (
        abs(hrv_hr - mean(hr_samples)) <= _MAX_HR_DELTA
        if hr_samples else True
```

```

    )
    rmssd = (
        round(rmssd_raw, 1)
        if rmssd_raw and _RMSSD_LOWER < rmssd_raw < _RMSSD_UPPER
        and hr_consistent
        else None
    )
    ...

```

Οι εγγραφές που αποθηκεύονται στον πίνακα `physio_readings` διακρίνονται μέσω του πεδίου `window_type` σε `'hr_10s'` και `'hrv_5min'`, επιτρέποντας στον aggregator να επιλέγει το κατάλληλο υποσύνολο για κάθε υπολογισμό.

5.3 Shared Camera Feed

Κατά την ανάπτυξη των πρώτων proof-of-concept modules, εντοπίστηκε ένα θεμελιώδες πρόβλημα, το υποσύστημα rPPG και το υποσύστημα ανάλυσης προσώπου χρειάζονταν αμφότερα ταυτόχρονη πρόσβαση στη webcam. Στο λειτουργικό σύστημα Windows, η κάμερα αντιμετωπίζεται ως αποκλειστικός πόρος, δηλαδή μόνο μία διεργασία ή νήμα μπορεί να την ανοίξει και να κάνει χρήση της κάθε φορά. Η ταυτόχρονη κλήση `cv2.VideoCapture()` από δύο ανεξάρτητα modules προκαλούσε αποτυχία εκκίνησης σε όποιο module εκκινούταν δεύτερο. Για τον λόγο αυτό, υλοποιήθηκε στο `src/camera/shared_feed.py` μέσω της κλάσης `SharedCameraFeed`. Ένα μοναδικό νήμα καταγραφής (capture thread) ανοίγει το `cv2.VideoCapture` μία φορά και αποθηκεύει ατομικά το τελευταίο διαθέσιμο καρέ σε κοινή μεταβλητή προστατευμένη από `threading.Lock`. Κάθε module έχει την δυνατότητα να καλεί απλώς τη μέθοδο `get_frame()`, η οποία επιστρέφει αντίγραφο του τελευταίου καρέ χωρίς να μπλοκάρει τον capture thread. Τα modules που απαιτούν υψηλότερο χρόνο εκτέλεσης, τα αργά consumers δηλαδή, δεν δημιουργούν ουρά, λαμβάνουν πάντα το πιο πρόσφατο διαθέσιμο καρέ και το σύστημα μπορεί να λειτουργήσει σε άμεσο χρόνο.

```

# src/camera/shared_feed.py – βασική λογική get_frame()
def get_frame(self) -> np.ndarray | None:
    with self._lock:
        if self._frame is None:
            return None
        return self._frame.copy() # αντίγραφο – ο consumer τροποποιεί
ελεύθερα

```

Η κλάση υποστηρίζει επίσης χρήση ως context manager (with `SharedCameraFeed()` as `feed`), ώστε η κάμερα να αποδεσμεύεται αυτόματα ακόμη και σε περίπτωση exception. Κατά την

εκκίνηση, το start() αναμένει έως 2 δευτερόλεπτα για το πρώτο έγκυρο καρέ πριν επιστρέψει, εγγύηση ότι τα καταναλωτικά υποσυστήματα δεν θα λάβουν None αμέσως μετά την εκκίνηση.

5.4 Υποσύστημα Ανάλυσης Προσώπου

Το υποσύστημα ανάλυσης προσώπου υλοποιείται στα αρχεία src/face/face_monitor.py και src/face/valence_arousal.py και εξάγει δύο κατηγορίες χαρακτηριστικών, τους δείκτες οπτικής κόπωσης και τους δείκτες συναισθηματικής κατάστασης.

5.4.1 Ανίχνευση Landmarks και Υπολογισμός EAR

Κάθε καρέ επεξεργάζεται από το MediaPipe Face Mesh, το οποίο εντοπίζει 468 τρισδιάστατα σημεία αναφοράς. Από αυτά χρησιμοποιούνται 6 landmarks ανά μάτι για τον υπολογισμό του Eye Aspect Ratio (EAR), σύμφωνα με τη μεθοδολογία Soukurova & Cech[8]:

```
# src/face/face_monitor.py
LEFT_EYE = [362, 385, 387, 263, 373, 380]
RIGHT_EYE = [33, 160, 158, 133, 153, 144]

def eye_aspect_ratio(landmarks, eye_indices, w, h):
    pts = np.array([[landmarks[i].x * w, landmarks[i].y * h]
                     for i in eye_indices])
    A = np.linalg.norm(pts[1] - pts[5]) # κατακόρυφο άνοιγμα
    B = np.linalg.norm(pts[2] - pts[4]) # κατακόρυφο άνοιγμα
    C = np.linalg.norm(pts[0] - pts[3]) # οριζόντιο άνοιγμα
    return float((A + B) / (2.0 * C)) if C > 0 else 0.0
```

Ο βλεφαρισμός ανιχνεύεται όταν η τιμή EAR πέσει κάτω από το κατώφλι EAR_THRESHOLD = 0.21 για τουλάχιστον BLINK_MIN_FRAMES = 2 συνεχόμενα καρέ, ελάχιστος αριθμός που αποτρέπει την καταγραφή παροδικών διακυμάνσεων ως βλεφαρισμούς.

Η εκτίμηση στάσης κεφαλής (pitch, yaw, roll) υλοποιείται μέσω cv2.solvePnP, που αντιστοιχεί 6 σταθερά landmarks σε ένα κανονικό τρισδιάστατο μοντέλο προσώπου. Αξιοσημείωτη τεχνική επιλογή είναι η χρήση άμεσης αποσύνθεσης atan2 του πίνακα περιστροφής αντί της cv2.RQDecomp3x3, η οποία παρουσίαζε αστάθεια τιμών roll σε ακραίες γωνίες κεφαλής (gimbal lock), γνωστός περιορισμός που καταγράφηκε κατά τις δοκιμές και την υλοποίηση των proof-of-concept modules.

5.4.2 Εκτίμηση Valence-Arousal μέσω EmoNet

Η εκτίμηση συναισθηματικής κατάστασης υλοποιείται στο `src/face/valence_arousal.py` μέσω της κλάσης `ValenceArousalPredictor`. Μέσω καθυστερημένης φόρτωσης (`lazy loading`) το μοντέλο `EmoNet-8` φορτώνεται κατά την πρώτη κλήση της `predict()`, ώστε η εκκίνηση του συστήματος να μην καθυστερεί σε περίπτωση που το `PyTorch` δεν είναι διαθέσιμο. Εάν η φόρτωση αποτύχει, είτε λόγω απουσίας `PyTorch` είτε λόγω αποτυχίας λήψης των βαρών, η ιδιότητα `available` επιστρέφει `False` και το σύστημα συνεχίζει να λειτουργεί χωρίς εκτίμηση VA, εφαρμόζοντας `graceful degradation`.

Η προεπεξεργασία κάθε καρέ ακολουθεί ακριβώς το `pipeline` εκπαίδευσης του `EmoNet`: μετατροπή `BGR→RGB`, αλλαγή μεγέθους σε `256×256 pixels`, κανονικοποίηση τιμών στο `[0,1]` και προσθήκη διάστασης `batch`. Η εκτίμηση εκτελείται κάτω από `torch.no_grad()` για αποφυγή περιττής κατανάλωσης μνήμης GPU. Αξίζει να σημειωθεί ότι το `EmoNet` ορίζει τη μέθοδο `eval()` χωρίς να επιστρέφει `self`, οπότε δεν επιτρέπεται η αλυσίδα `net.to(device).eval()`, ένα μη προφανές τεχνικό εμπόδιο που εντοπίστηκε κατά την ενσωμάτωση.

Στο τέλος κάθε παραθύρου 30 δευτερολέπτων, η `FaceModule.get_reading()` επιστρέφει τις μέσες τιμές όλων των χαρακτηριστικών του παραθύρου, συμπεριλαμβανομένης της `valence` και `arousal` από το τελευταίο εντοπισμένο καρέ, καθώς και της λεκτικής ετικέτας συναισθήματος που παράγεται από τη `get_emotion_label()` βάσει του μοντέλου Russell [16]. Η εγγραφή αποθηκεύεται στον πίνακα `face_readings` μόνο εφόσον εντοπίστηκε πρόσωπο σε τουλάχιστον 10 καρέ του παραθύρου, ένα κατώφλι που αποτρέπει την αποθήκευση αναξιόπιστων μέσων τιμών από παράθυρα με ελάχιστη ανίχνευση.

5.5 Υποσύστημα Desktop Context (Flutter/Dart)

Το υποσύστημα `desktop context` υλοποιείται στο `src/desktop/lib/main.dart` σε `Flutter/Dart` και είναι υπεύθυνο για τη συλλογή μεταδεδομένων δραστηριότητας του χρήστη στο λειτουργικό σύστημα. Η επιλογή `Flutter/Dart` για αυτό το συγκεκριμένο υποσύστημα βασίστηκε στην ανάγκη πρόσβασης σε `Windows-specific APIs` μέσω του πακέτου `win32`, τα οποία δεν είναι άμεσα προσβάσιμα από `Python` χωρίς πρόσθετες εξαρτήσεις.

5.5.1 Συλλογή Δεδομένων μέσω Windows APIs

Το module δειγματοληπτεί δύο πληροφορίες κάθε δευτερόλεπτο μέσω ασφαλών polling APIs. Το ενεργό παράθυρο λαμβάνεται μέσω `GetForegroundWindow()` και `GetWindowText()`. Κάθε φορά που αλλάζει ο τίτλος του ενεργού παραθύρου καταγράφεται μια εναλλαγή (`window_switches`). Ο τίτλος ταξινομείται αμέσως σε μία από τις έξι ορισμένες κατηγορίες, IDE/Terminal, Communication, Document, Browser, Media, Other, μέσω ενός rule-based classifier βασισμένου σε λέξεις-κλειδιά. Ο χρόνος αδράνειας λαμβάνεται μέσω `GetLastInputInfo()`, η οποία επιστρέφει τον χρόνο από την τελευταία είσοδο χρήστη (πληκτρολόγιο ή ποντίκι) σε επίπεδο συστήματος. Εάν ο χρόνος αυτός υπερβαίνει τα 5 δευτερόλεπτα (`IDLE_THRESHOLD_SECONDS = 5`), το τρέχον δευτερόλεπτο καταγράφεται ως αδρανές. Στο τέλος κάθε παραθύρου υπολογίζεται το ποσοστό ενεργών δευτερολέπτων (`activity_pct`).

Επιπλέον προσοχή οφείλει να δοθεί στον λόγο που οδήγησε σε αυτή την υλοποίηση. Κατά την αρχική ανάπτυξη του υποσυστήματος, εξετάστηκε η χρήση global keyboard hooks μέσω `SetWindowsHookEx`, που θα επέτρεπε την καταγραφή κάθε πατήματος πληκτρο. Ωστόσο, αυτή η προσέγγιση απορρίφθηκε λόγω περιορισμών thread isolation μεταξύ των OS callbacks και του Flutter isolate. Τα Windows callbacks εκτελούνταν σε νήμα του λειτουργικού συστήματος που δεν είχε πρόσβαση στο Dart VM, προκαλώντας crash κατά την εκτέλεση. Το `GetLastInputInfo()` αποτελεί ασφαλή εναλλακτική που εκτελείται αποκλειστικά στο κύριο νήμα του Flutter.

Παρότι δεν καταγράφεται περιεχόμενο πληκτρολόγησης ή στιγμιότυπα οθόνης, οι τίτλοι ενεργών παραθύρων ενδέχεται να περιλαμβάνουν περιγραφικές πληροφορίες, όπως ονόματα αρχείων ή καρτελών. Για τον λόγο αυτό, σε μελλοντική έκδοση θα μπορούσε να αποθηκεύεται μόνο η κατηγορία εφαρμογής ή ανωνυμοποιημένος/κατακερματισμένος τίτλος.

5.5.2 Εκκίνηση ως Headless Διεργασία

Το Flutter module εκκινείται από το `run_all.py` ως υπο-διεργασία μέσω της συνάρτησης `_launch_flutter()`. Επειδή το Flutter desktop είναι εφαρμογή Win32 GUI (υποσύστημα `WinMain`), η παράμετρος `CREATE_NO_WINDOW` δεν αποτρέπει την εμφάνιση παραθύρου,

παρά αφορά αποκλειστικά console εφαρμογές. Το παράθυρο εμφανίζεται πάντα κατά την εκκίνηση μέσω ShowWindow(SW_SHOW), ανεξάρτητα από οποιεσδήποτε παραμέτρους δημιουργίας διεργασίας.

Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος υλοποιήθηκε η συνάρτηση `_hide_flutter_window()`, η οποία εκτελείται σε daemon thread και χρησιμοποιεί `EnumWindows()` για να εντοπίσει το παράθυρο του Flutter με βάση το PID της διεργασίας. Μόλις το παράθυρο γίνει ορατό, καλείται αμέσως `ShowWindow(SW_HIDE)` για να αποκρυφθεί:

```
# src/run_all.py - απλοποιημένη λογική _hide_flutter_window()
def _enum_cb(hwnd: int, _lparam: int) -> bool:
    pid_buf = ctypes.wintypes.DWORD(0)
    user32.GetWindowThreadProcessId(hwnd, ctypes.byref(pid_buf))
    if pid_buf.value == pid and user32.IsWindowVisible(hwnd):
        found.append(hwnd)
        return False # σταματά την απαρίθμηση
    return True      # συνεχίζει

deadline = time.monotonic() + timeout_s
while time.monotonic() < deadline:
    time.sleep(0.05) # polling κάθε 50ms
    user32.EnumWindows(cb, 0)
    if found:
        user32.ShowWindow(found[0], 0) # SW_HIDE
    return
```

Η προσέγγιση αυτή εντοπίζει το παράθυρο εντός 50ms από την εμφάνισή του, καθιστώντας το ουσιαστικά αόρατο για τον χρήστη, ενώ το module συνεχίζει να γράφει δεδομένα στη βάση δεδομένων κανονικά. Σημειώνεται ότι η Python αναφορά στο callback (cb) διατηρείται σκόπιμα στο πεδίο εφαρμογής της συνάρτησης καθ' όλη τη διάρκεια του loop, ώστε ο garbage collector να μην αποδεσμεύσει το callback ενώ το EnumWindows εκτελείται.

5.5.3 Κανονικοποίηση Timestamps

Ένα πρακτικό ζήτημα που εντοπίστηκε κατά την ενσωμάτωση αφορά τη μορφή των εγγραφών χρόνου (timestamps). Το Flutter γράφει timestamps σε μορφή ISO 8601 με διαχωριστή T (π.χ. 2026-05-18T11:25:53), ενώ η Python χρησιμοποιεί κενό ως διαχωριστή (π.χ. 2026-05-18 11:25:53). Επειδή ο χαρακτήρας T (ASCII 84) είναι μεγαλύτερος από το κενό (ASCII 32), η άμεση σύγκριση αλφαριθμητικών timestamps στο SQL έδινε λανθασμένα αποτελέσματα. Οι εγγραφές του Flutter εμφανίζονταν να βρίσκονται «μετά» το άνω όριο του

παραθύρου. Η λύση υλοποιήθηκε στη συνάρτηση `fetch_desktop_window()` του `src/utls/db.py` μέσω της SQLite συνάρτησης `REPLACE()`:

```
WHERE REPLACE(timestamp, 'T', ' ') >= ?  
AND REPLACE(timestamp, 'T', ' ') < ?
```

5.6 Βαθμονόμηση Προσωπικού Baseline

Η βαθμονόμηση προσωπικού baseline υλοποιείται στο `src/utls/baseline.py` και αποτελεί προαπαιτούμενο βήμα για την εξατομικευμένη λειτουργία του συστήματος, όπως αναλύθηκε στις ενότητες 2.5 και 3.3.

Η διαδικασία `run_calibration()` εκκινεί μια συνεδρία διάρκειας `BASELINE_DURATION_SECONDS = 120` δευτερολέπτων κατά την οποία ο χρήστης παραμένει σε κατάσταση ηρεμίας μπροστά στην κάμερα. Αρχικά, για να υπάρξει καλύτερη βαθμονόμηση είχε επιλεχθεί το διάστημα των 5 λεπτών έναντι των 2 λεπτών. Παρόλα αυτά, κρίθηκε σκόπιμη η μείωση της συνολικής διάρκειας της βαθμονόμησης με σκοπό την καλύτερη εμπειρία χρήστη. Κατά τη διάρκειά της συνεδρίας βαθμονόμησης, το σύστημα λειτουργεί ταυτόχρονα και το φυσιολογικό module και το module ανάλυσης προσώπου, χρησιμοποιώντας τον ίδιο `SharedCameraFeed`, για να συλλέξει τιμές αναφοράς για HR, RMSSD, EAR, blink rate, valence και arousal. Η πρόοδος εμφανίζεται τόσο στο τερματικό μέσω `carriage-return countdown` όσο και στο παράθυρο κάμερας μέσω `progress bar`.

Κατά την ανάγνωση του baseline στη φάση fusion, η `get_baseline()` εφαρμόζει αδύναμη επαναφορά σε τιμές πληθυσμού (`_POPULATION_DEFAULTS`) για κάθε πεδίο που είναι NULL ή μη θετικό στη βάση δεδομένων. Αυτό διασφαλίζει ότι το σύστημα λειτουργεί λογικά ακόμη και αν κάποια μετρική δεν ήταν διαθέσιμη κατά τη βαθμονόμηση, για παράδειγμα εάν το rPPG σήμα δεν είχε σταθεροποιηθεί εντός των 2 λεπτών.

Εάν κατά την εκκίνηση του dashboard δεν εντοπιστεί καμία εγγραφή στον πίνακα `baselines`, εμφανίζεται αυτόματα ο διάλογος `SplashDialog` που προτρέπει τον χρήστη να εκτελέσει τη βαθμονόμηση πριν την έναρξη της πρώτης συνεδρίας.

5.7 Aggregation και Late Fusion

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει την υλοποίηση του μηχανισμού που ενοποιεί τα δεδομένα των τριών modalities σε ενιαίο δείκτη άγχους και αποφασίζει για την ενεργοποίηση παρεμβάσεων. Υλοποιείται στα αρχεία `src/fusion/aggregator.py` και `src/fusion/late_fusion.py`.

5.7.1 Aggregator — Παράθυρο 5 Λεπτών

Ο Aggregator εκτελείται ως daemon thread που ξυπνά κάθε `AGGREGATION_MINUTES = 5` λεπτά. Σε κάθε εκτέλεση διαβάζει τις εγγραφές των τελευταίων 5 λεπτών και από τους τρεις πίνακες, υπολογίζει μέσες τιμές ανά modality και διαβιβάζει τα αποτελέσματα στον LateFusion. Η λογική αναμονής υλοποιείται με `stop_event.wait(timeout=10)`, το thread ελέγχει κάθε 10 δευτερόλεπτα αν έχει ληφθεί σήμα τερματισμού, επιτρέποντας clean shutdown χωρίς αναμονή ολόκληρου του 5λεπτου.

5.7.2 Late Fusion Engine

Ο LateFusion υπολογίζει ανεξάρτητο score για κάθε modality ως απόκλιση από το προσωπικό baseline, και τα συνδυάζει με σταθμισμένο μέσο. Τα βάρη ορίζονται στο `config.py` ως `W_PHYSIO = 0.4`, `W_FACE = 0.4`, `W_DESKTOP = 0.2`. Κρίσιμο χαρακτηριστικό της υλοποίησης είναι η αυτόματη ανακανονικοποίηση των βαρών όταν κάποιο modality δεν έχει δεδομένα στο παράθυρο, όπως παρουσιάστηκε στο παραπάνω snippet.

Το physio score υπολογίζεται ως σταθμισμένος μέσος δύο υπο-scores: της ανύψωσης HR πάνω από το προσωπικό baseline και της καταστολής RMSSD κάτω από αυτό:

```
# src/fusion/late_fusion.py - _physio_score()
_MAX_HR_DELTA = 30.0 # BPM - ανύψωση που αντιστοιχεί σε score 1.0

if hr is not None:
    delta = max(0.0, hr - b_hr) # μόνο ανύψωση - χαμηλός HR δεν
    # τιμωρείται
    subscores.append(min(1.0, delta / _MAX_HR_DELTA))

if rmssd is not None and rmssd > 0:
    # score 1.0 όταν RMSSD→0, score 0.0 όταν RMSSD ≥ 2× baseline
    subscores.append(max(0.0, 1.0 - rmssd / (b_rmssd * 2.0)))
```

Αντίστοιχα, το face score συνδυάζει πτώση valence κάτω από το baseline, απόκλιση arousal από το baseline, και οι δύο κατευθύνσεις θεωρούνται σήμα άγχους, τόσο η υπερδιέγερση όσο και η αποδέσμευση, και χαμηλό EAR σε σχέση με το φυσιολογικό κατώφλι. Το desktop score συνδυάζει το γνωστικό βάρος της κατηγορίας εφαρμογής, το ποσοστό αδράνειας και τη συχνότητα εναλλαγών παραθύρων.

5.7.3 Μηχανισμός Trigger και Cooldown

Ο Aggregator αξιολογεί έξι συνθήκες ενεργοποίησης μετά από κάθε παράθυρο. Οι μετρητές συνεχόμενων παραθύρων ενημερώνονται πάντα, ακόμη και όταν το cooldown εμποδίζει την αποστολή ειδοποίησης. Αυτό διασφαλίζει ότι μόλις λήξει το cooldown, η παρέμβαση ενεργοποιείται αμέσως χωρίς να χρειαστούν επιπλέον παράθυρα αναμονής.

Εξίσου σημαντική είναι η απόφαση για το delivery-gated cooldown. Το cooldown ενεργοποιείται μόνο όταν η ειδοποίηση επιβεβαιωθεί ότι παραδόθηκε, μέσω της μεθόδου `_commit_delivery()`. Αν η παράδοση αποτύχει, π.χ. λόγω σφάλματος του Ollama, το cooldown δεν καταναλώνεται και το σύστημα επαναλαμβάνει την προσπάθεια στο επόμενο παράθυρο. Η συνθήκη `positive_flow` διαθέτει ξεχωριστό cooldown 30 λεπτών και περιορισμό μίας ειδοποίησης ανά συνεδρία, ανεξάρτητα από το κοινό cooldown των υπολοίπων συνθηκών.

5.8 Μηχανισμός Παρεμβάσεων (LLM και Notifier)

Ο μηχανισμός παρεμβάσεων υλοποιείται στα αρχεία `src/llm/recommender.py`, `src/llm/classifier.py` και `src/wellbeing/notifier.py`.

5.8.1 Κατηγοριοποίηση Δραστηριότητας και Πλαίσιο Παρέμβασης

Το `src/llm/classifier.py` υλοποιεί τον `WindowClassifier`, ο οποίος ταξινομεί τίτλους παραθύρων σε εννέα λεπτόκοκκες κατηγορίες δραστηριότητας: Academic Work, Software Development, Communication, Social Media, Entertainment, Document Editing, Research/Reading, System/Utility και Other. Οι κατηγορίες αυτές είναι διαφορετικές από τις έξι κατηγορίες του Flutter desktop module, εκείνες χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του desktop score στο late fusion, ενώ οι κατηγορίες του LLM classifier μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως πιο

λεπτομερές πλαίσιο στο prompt του WellbeingRecommender, επιτρέποντας στο μοντέλο να παράγει πιο στοχευμένη σύσταση.

Κατά τη ζωντανή λειτουργία του συστήματος, η κατηγοριοποίηση του ενεργού παραθύρου πραγματοποιείται από το Flutter/Dart desktop module μέσω rule-based keyword matching. Η κατηγορία αυτή χρησιμοποιείται τόσο στον υπολογισμό του desktop score όσο και ως πληροφορία πλαισίου για την παραγωγή παρεμβάσεων. Το Python module src/llm/classifier.py υλοποιεί πιο λεπτομερή κατηγοριοποίηση τίτλων παραθύρων μέσω Ollama/Llama με fallback σε keyword matching, αλλά στην παρούσα έκδοση αξιοποιείται ως βοηθητικό/επεκτάσιμο module και όχι ως απαραίτητο βήμα της βασικής live ροής.

Η αρχιτεκτονική ακολουθεί τριεπίπεδη λογική υποβάθμισης, πρωταρχικά χρησιμοποιείται το Ollama/Llama 3.1 8B με timeout 2 δευτερολέπτων, και σε περίπτωση αποτυχίας ή υπέρβασης χρόνου εφαρμόζεται αυτόματα rule-based keyword matching. Τα αποτελέσματα αποθηκεύονται σε LRU cache ώστε ο ίδιος τίτλος παραθύρου να μην επανακατηγοριοποιείται σε κάθε δειγματοληψία. Εδώ αξίζει να σημειωθεί πως μόλις το Ollama αποτύχει μία φορά κατά τη διάρκεια μιας συνεδρίας, ο classifier μεταβαίνει μόνιμα στο keyword fallback για να αποφύγει μελλοντικές επαναλαμβανόμενες καθυστερήσεις.

5.8.2 Παραγωγή Παρέμβασης μέσω LLM

Ο WellbeingRecommender στο src/llm/recommender.py ακολουθεί την ίδια αρχιτεκτονική δύο επιπέδων. Το prompt που αποστέλλεται στο Llama 3.1 8B ενσωματώνει πλούσιο πλαίσιο, τον τύπο ενεργοποίησης, τις τρέχουσες τιμές stress_index, valence, arousal, blink rate, activity percentage, την κατηγορία της ενεργής εφαρμογής και τη διάρκεια της συνεδρίας, καθώς και εξειδικευμένη οδηγία ανά τύπο trigger:

```
# src/llm/recommender.py - _build_prompt()
_TRIGGER_GUIDANCE = {
    "high_stress":      "Suggest a break, breathing exercise, or physical movement.",
    "eye_strain":       "Suggest the 20-20-20 rule: look 20 feet away for 20 seconds.",
    "positive_flow":    "Give genuine brief encouragement and acknowledge the good work.",
    ...
}

return (
```

```
"System: You are a well-being assistant for a knowledge worker.\n"
"Generate ONE short, friendly recommendation (max 2 sentences).\n"
f"{guidance}\n"          # εξειδικευμένη οδηγία ανά trigger
"Never mention medical advice.\n\n"
"Context:\n"
f"- Trigger: {trigger}\n"
f"- Current activity: {cat}\n"
f"- Stress index: {stress:.2f}/1.0\n"
f"- Emotional state: valence={v_str}, arousal={a_str}\n"
f"- Session duration: {session} minutes\n"
f"- Blink rate: {b_str} (normal: 15-20)\n\n"
"Generate a recommendation:"
```

)

Η δομή αυτή διασφαλίζει ότι το μοντέλο λαμβάνει αρκετό πλαίσιο για να παράγει εξατομικευμένη σύσταση, αλλά παραμένει εντός ορίων ευθύνης μέσω της ρητής οδηγίας για αποφυγή ιατρικών συμβουλών. Σε περίπτωση που το Ollama δεν είναι διαθέσιμο, χρησιμοποιούνται περιστρεφόμενα template μηνύματα ανά τύπο trigger μέσω του `_template_message()`, ώστε ο χρήστης να μην λαμβάνει επαναλαμβανόμενα ακριβώς το ίδιο μήνυμα σε διαδοχικές παρεμβάσεις.

5.8.3 Αποστολή Ειδοποίησης και Καταγραφή

Ο `WindowsNotifier` στο `src/wellbeing/notifier.py` στέλνει native Windows toast notifications μέσω της βιβλιοθήκης `windows-toasts` (WinRT API). Κάθε αποστολή, είτε επιτυχής είτε όχι, καταγράφεται στον πίνακα `interventions` της βάσης δεδομένων με τις τρέχουσες τιμές `stress_index`, `valence` και `arousal`, το `trigger reason` και το παραγόμενο μήνυμα. Η καταγραφή αυτή αποτελεί τη βάση για την τεχνική και λειτουργική αξιολόγηση του μηχανισμού παρεμβάσεων, καθώς επιτρέπει τον έλεγχο του πότε ενεργοποιείται μια παρέμβαση, ποια συνθήκη την προκάλεσε και αν τηρήθηκαν οι περιορισμοί `cooldown`. Εάν η βιβλιοθήκη `windows-toasts` δεν είναι διαθέσιμη, εφαρμόζεται fallback σε εκτύπωση στο τερματικό, διατηρώντας τη λειτουργικότητα του συστήματος σε περιβάλλοντα ανάπτυξης.

5.8.4 Λειτουργία Σύγκρισης Μοντέλων και Αξιολόγηση DeepEval

Η παρούσα υλοποίηση υποστηρίζει λειτουργία σύγκρισης δύο μοντέλων (`dual-model comparison mode`), ενεργοποιούμενη μέσω της παραμέτρου `LLM_COMPARISON_MODE = True` στο αρχείο ρυθμίσεων. Όταν η λειτουργία αυτή είναι ενεργή, κάθε παρέμβαση παράγεται παράλληλα από το Llama 3.1 8B [27] και το Qwen3.5:4b [32], με το ίδιο prompt να

αποστέλλεται και στα δύο μοντέλα. Η απόκριση που αποστέλλεται τελικά στον χρήστη παραμένει αυτή του Llama 3.1 8B ως κύριου μοντέλου, ενώ η απόκριση του Qwen3.5:4b καταγράφεται παράλληλα στη βάση δεδομένων για σκοπούς αξιολόγησης.

Ένα βασικό τεχνικό ζήτημα που προέκυψε κατά την ενσωμάτωση του Qwen3.5:4b αφορά την αρχιτεκτονική Gated DeltaNet που χρησιμοποιεί το μοντέλο. Σε αντίθεση με το Llama 3.1, το Qwen3.5:4b τείνει να εισέρχεται σε φάση εσωτερικού συλλογισμού (thinking mode), καταναλώνοντας το σύνολο των διαθέσιμων tokens χωρίς να παράγει ορατή απόκριση (done_reason='length', content=''). Η αντιμετώπιση του ζητήματος απαίτησε τριπλή ρύθμιση: πρόθεμα /no_think\n\n στην αρχή του prompt, παράμετρο think: False στο Ollama API call, και περιορισμό num_predict=512 / num_ctx=4096. Επιπλέον, υλοποιήθηκε συνάρτηση `_extract_from_thinking()` τεσσάρων προτεραιοτήτων που επιχειρεί ανάκτηση απόκρισης ακόμα και από μερικώς συμπληρωμένη έξοδο thinking mode, ως τελευταία δικλείδα ασφαλείας.

Η αξιολόγηση των παραγόμενων παρεμβάσεων πραγματοποιείται μέσω του DeepEval framework [34], με το Gemma 4:12b [33] να λειτουργεί ως ανεξάρτητος κριτής (judge) μέσω προσαρμοσμένης κλάσης OllamaJudge. Η κλάση αυτή επεκτείνει το interface του DeepEval ώστε να δρομολογεί τις κλήσεις αξιολόγησης στο τοπικό Ollama API αντί για εξωτερικές υπηρεσίες, διατηρώντας έτσι την πλήρη τοπική εκτέλεση σύμφωνα με την αρχή privacy-by-design. Για κάθε παρέμβαση που καταγράφεται στη βάση δεδομένων με πλήρη ζεύγος αποκρίσεων (llama_response και qwen_response), το DeepEval υπολογίζει μετρικές ποιότητας με βάση τη μεθοδολογία LLM-as-Judge [35]. Τα αποτελέσματα της συγκριτικής αξιολόγησης παρουσιάζονται στην Ενότητα 7.2.

5.9 Αυτοματοποιημένες Δοκιμές

Η επαλήθευση της ορθής λειτουργίας του συστήματος υποστηρίζεται από σουίτα 99 αυτοματοποιημένων δοκιμών (automated tests) που υλοποιείται με το πλαίσιο pytest και βρίσκεται στον κατάλογο tests/. Οι δοκιμές καλύπτουν τις κρίσιμες λειτουργικές συνιστώσες του συστήματος και εκτελούνται χωρίς την ανάγκη κάμερας, GPU ή ενεργού Ollama, ό,τι απαιτεί εξωτερικό υλικό ή υπηρεσία απομονώνεται μέσω mock objects.

Ο κατάλογος δοκιμών οργανώνεται σε οκτώ αρχεία, καθένα από τα οποία καλύπτει ένα διακριτό υποσύστημα:

Το `test_eag.py` επαληθεύει τον τύπο EAR με γνωστή γεωμετρία landmarks, τον μηχανισμό ανίχνευσης βλεφαρισμού για τη σωστή μέτρηση συνεχόμενων κλεισιμάτων και τη μη καταγραφή παροδικών διακυμάνσεων ως βλεφαρισμούς. Το `test_hrv.py` δοκιμάζει τον υπολογισμό RMSSD για γνωστή ακολουθία RR intervals, τα όρια αποδοχής του `validate_hrv_metrics()` και τον διασταυρωτό έλεγχο HR. Το `test_fusion.py` επαληθεύει ότι το `stress_index` παραμένει εντός $[0,1]$, ότι η ανακανονικοποίηση βαρών λειτουργεί σωστά όταν λείπει modality και ότι τα βάρη κατηγοριών Flutter taxonomy αποδίδουν τα αναμενόμενα αποτελέσματα. Το `test_aggregator.py` δοκιμάζει τη λογική των έξι trigger conditions, τον μηχανισμό cooldown, τον περιορισμό μίας ειδοποίησης ανά συνεδρία για το `positive_flow` και το `delivery-gated cooldown`. Το `test_db.py` επαληθεύει τη δημιουργία πινάκων, την αποθήκευση εγγραφών και την κανονικοποίηση timestamps Flutter. Επίσης, το `test_emotion_labels.py` ελέγχει τη σωστή αντιστοίχιση VA συντεταγμένων σε ετικέτες συναισθήματος για όλα τα τεταρτημόρια του μοντέλου Russell [16], τα όρια της ουδέτερης ζώνης και τα επίπεδα έντασης. Το `test_evaluator.py` επαληθεύει τη λειτουργία της κλάσης `OllamaJudge`, την ορθή διαχείριση κενής βάσης δεδομένων και τον υπολογισμό του winner ανά παρέμβαση βάσει του ορίου 0.05. Τέλος, το `test_llm_comparison.py` δοκιμάζει τη λειτουργία dual-model comparison mode, την αποθήκευση σύγκρισης στη βάση δεδομένων, την ορθή απόσπαση απόκρισης από thinking mode output του Qwen3.5:4b και τη συμπεριφορά του συστήματος όταν το δευτερεύον μοντέλο αποτυγχάνει.

Οι δοκιμές του aggregator αξίζουν ιδιαίτερης αναφοράς ως προς τη μεθοδολογία. Αντί να εκκινούν τον πλήρη aggregation loop, καλούν απευθείας τη μέθοδο `_check_interventions()` με ελεγχόμενες εισόδους, παρακάμπτοντας τον background thread και τη βάση δεδομένων. Αυτό επιτρέπει την ακριβή δοκιμή της trigger λογικής, συμπεριλαμβανομένων σεναρίων όπως η λήξη cooldown και η επαναφορά μετρητών, χωρίς αναμονή πραγματικών 5λεπτων παραθύρων:

```
# tests/test_aggregator.py – παράδειγμα δοκιμής cooldown
def test_cooldown_prevents_double_trigger(agg):
    face    = _face(valence=-0.50, arousal=0.50)
    desktop = _desktop(activity=60.0)

    agg._check_interventions(0.70, face, desktop)
```

```

r1 = agg._check_interventions(0.70, face, desktop)
assert r1 == "high_stress"

agg._commit_delivery(r1) # εξομοιώνει επιβεβαιωμένη παράδοση

# επόμενο παράθυρο – cooldown ενεργό
r2 = agg._check_interventions(0.70, face, desktop)
assert r2 is None

# μετά τη λήξη cooldown – επανεκπυροκρότηση
agg._last_intervention_time = (
    datetime.now() - timedelta(minutes=MIN_MINUTES_BETWEEN_NOTIFS + 1)
)
r3 = agg._check_interventions(0.70, face, desktop)
assert r3 == "high_stress"

```

Η εκτέλεση της πλήρους σουίτας πραγματοποιείται με την εντολή `pytest tests/ -v` και ολοκληρώνεται σε λίγα δευτερόλεπτα, καθώς καμία δοκιμή δεν απαιτεί πραγματικό υλικό ή δίκτυο.

5.10 Σύνοψη Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε αναλυτικά η υλοποίηση των επιμέρους υποσυστημάτων της εφαρμογής, από τη διαχείριση της κοινής ροής κάμερας έως τον μηχανισμό παραγωγής εξατομικευμένων παρεμβάσεων.

Κάθε υποσύστημα αντιμετώπισε συγκεκριμένες τεχνικές προκλήσεις που απαίτησαν μη τετριμμένες λύσεις, όπως λ.χ. ο αποκλεισμός ταυτόχρονης πρόσβασης στην κάμερα επιλύθηκε με τον `SharedCameraFeed`, η αστάθεια τιμών `roll` στην εκτίμηση στάσης κεφαλής αντιμετωπίστηκε με άμεση αποσύνθεση `atan2`, η αδυναμία απόκρυψης του Flutter παραθύρου μέσω συμβατικών μεθόδων οδήγησε στη λύση `EnumWindows`, η αναντιστοιχία `timestamps` μεταξύ Flutter και Python επιλύθηκε με κανονικοποίηση στο επίπεδο SQL, και η ενσωμάτωση δεύτερου μοντέλου LLM (Qwen3.5:4b) για συγκριτική αξιολόγηση μέσω `DeerEval` απαίτησε εξειδικευμένη ρύθμιση για την απενεργοποίηση του `thinking mode` της αρχιτεκτονικής `Gated DeltaNet`. Οι λύσεις αυτές δεν αποτελούν απλώς τεχνικές λεπτομέρειες, αλλά αντικατοπτρίζουν την πολυπλοκότητα της ανάπτυξης ενός ολοκληρωμένου συστήματος πραγματικού χρόνου που ενσωματώνει ετερογενείς τεχνολογίες.

Η αυτοματοποιημένη σουίτα 99 δοκιμών διασφαλίζει ότι οι κρίσιμες λειτουργίες, υπολογισμός EAR, επικύρωση HRV, late fusion, trigger logic και κανονικοποίηση δεδομένων, συμπεριφέρονται σύμφωνα με τις προδιαγραφές, ανεξάρτητα από την παρουσία εξωτερικού υλικού ή υπηρεσιών.

Το επόμενο κεφάλαιο παρουσιάζει το σύστημα σε λειτουργία, περιγράφοντας τη διεπαφή χρήστη, τη ροή μιας πλήρους συνεδρίας παρακολούθησης, τις δυνατότητες εξαγωγής δεδομένων και τον τρόπο με τον οποίο η υλοποίηση υποστηρίζει την τεχνική, λειτουργική και συγκριτική αξιολόγηση του προτεινόμενου proof-of-concept συστήματος.

6. Το σύστημα σε λειτουργία

6.1 Εισαγωγή

Στο προηγούμενο κεφάλαιο παρουσιάστηκε η υλοποίηση των επιμέρους υποσυστημάτων του συστήματος, από τη διαχείριση της κοινής ροής κάμερας έως τον μηχανισμό παραγωγής παρεμβάσεων. Το παρόν κεφάλαιο επικεντρώνεται στο σύστημα ως ολοκληρωμένη εφαρμογή, περιγράφοντας τον τρόπο εκκίνησης, τη ροή μιας πλήρους συνεδρίας παρακολούθησης και τις δυνατότητες εξαγωγής και ανάλυσης των συλλεγόμενων δεδομένων. Παρόλα αυτά, δεν αποτελεί κεφάλαιο εμπειρικής αξιολόγησης με συμμετέχοντες, αλλά αποτυπώνει τη συμπεριφορά του υλοποιημένου proof-of-concept συστήματος σε επίπεδο λειτουργικής επίδειξης.

Η αλληλεπίδραση του χρήστη με το σύστημα οργανώνεται σε τρία επίπεδα: το dashboard PyQt6 ως κεντρικό σημείο οπτικοποίησης και ελέγχου, τα Windows toast notifications ως μηχανισμός άμεσης παρέμβασης που λειτουργεί ανεξάρτητα από την εστίαση του παραθύρου, και τα εργαλεία γραμμής εντολών (`daily_summary.py`, `export_excel.py`) για την εκ των υστέρων ανάλυση των δεδομένων συνεδρίας.

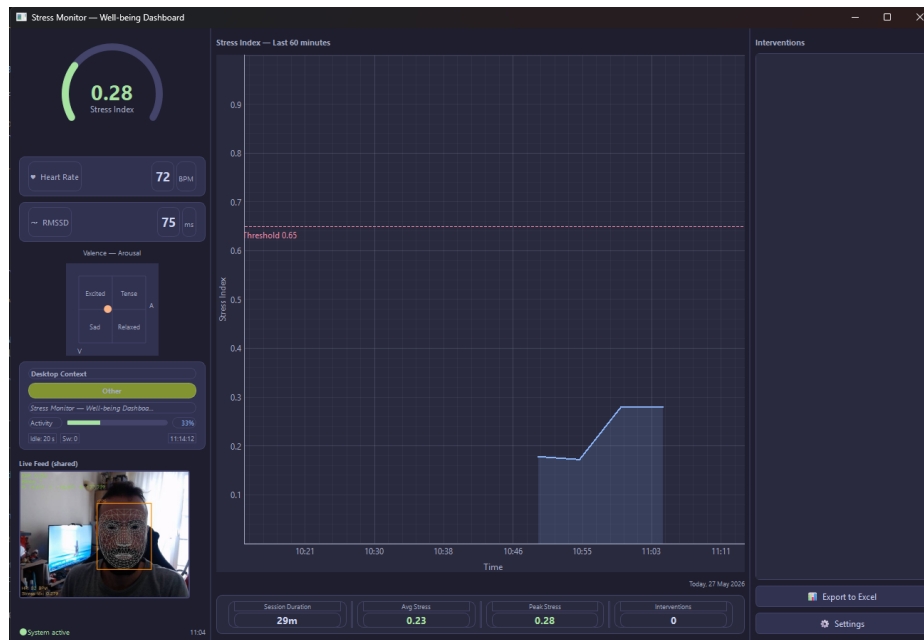
6.2 Σχεδιασμός Διεπαφής Χρήστη (UI Design)

Η διεπαφή χρήστη (User Interface – UI) αποτελεί το σημείο αλληλεπίδρασης μεταξύ του χρήστη και του συστήματος ανίχνευσης άγχους. Στόχος του σχεδιασμού της ήταν η παροχή μιας ενιαίας εικόνας της τρέχουσας κατάστασης του χρήστη, χωρίς να διακόπτεται η φυσιολογική ροή εργασίας του.

Σε αντίθεση με παραδοσιακά συστήματα παρακολούθησης βιοσημάτων που εστιάζουν αποκλειστικά στην απεικόνιση δεδομένων, η διεπαφή του παρόντος συστήματος σχεδιάστηκε ώστε να συνδυάζει πληροφορίες από πολλαπλές πηγές (φυσιολογικά δεδομένα, ανάλυση προσώπου και desktop context) και να παρουσιάζει στον χρήστη τόσο την τρέχουσα κατάσταση όσο και ιστορικές πληροφορίες σχετικά με την εξέλιξη του `stress_index`. Η διεπαφή αναπτύχθηκε σε Python μέσω του πλαισίου PyQt6 και λειτουργεί ως κεντρικό σημείο οπτικοποίησης των δεδομένων που παράγονται από τα επιμέρους υποσυστήματα.

6.2.1 Γενική Δομή Dashboard

Η κύρια οθόνη του συστήματος παρουσιάζεται στην Εικόνα 3 παρακάτω:



Εικόνα 3. Στιγμιότυπο Οθόνης της Διεπαφής Χρήστη

Η διεπαφή οργανώνεται σε τρεις βασικές περιοχές:

1. Πλαϊνή περιοχή παρακολούθησης (Monitoring Panel)
2. Κεντρική περιοχή οπτικοποίησης (Visualization Panel)
3. Περιοχή παρεμβάσεων και ενεργειών (Intervention Panel)

Η διάταξη αυτή επιλέχθηκε ώστε οι πληροφορίες υψηλής προτεραιότητας να παραμένουν συνεχώς ορατές, ενώ παράλληλα να παρέχεται επαρκής χώρος για την απεικόνιση ιστορικών δεδομένων και παρεμβάσεων.

6.2.2 Monitoring Panel

Η αριστερή περιοχή του dashboard συγκεντρώνει τις βασικές μετρήσεις που παράγονται από τα τρία modalities του συστήματος.

Στο επάνω μέρος εμφανίζεται ένας κυκλικός δείκτης (gauge) ο οποίος παρουσιάζει την τρέχουσα τιμή του stress_index. Ο δείκτης αυτός λειτουργεί ως συνοπτική αναπαράσταση

της κατάστασης του χρήστη και επιτρέπει την άμεση εκτίμηση του επιπέδου άγχους χωρίς την ανάγκη ανάλυσης επιμέρους μετρικών.

Κάτω από τον δείκτη προβάλλονται οι σημαντικότερες φυσιολογικές μετρήσεις, α) Καρδιακός Ρυθμός (Heart Rate), β) RMSSD. Οι συγκεκριμένες μετρικές επιλέχθηκαν καθώς αποτελούν βασικούς δείκτες φυσιολογικής απόκρισης στο στρες και χρησιμοποιούνται άμεσα από τον μηχανισμό fusion.

Στην ίδια περιοχή παρουσιάζεται επίσης ο χώρος Valence–Arousal, στον οποίο απεικονίζεται η τρέχουσα συναισθηματική κατάσταση του χρήστη σύμφωνα με το διδιάστατο μοντέλο συναισθήματος που περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 2.

Ακολουθεί η ενότητα Desktop Context, η οποία προβάλλει:

- την ενεργή κατηγορία εφαρμογής,
- το ποσοστό δραστηριότητας,
- τον χρόνο αδράνειας,
- τον αριθμό εναλλαγών παραθύρων.

Τέλος, στο κάτω μέρος του panel εμφανίζεται ζωντανή προεπισκόπηση της κάμερας με τις ανιχνευμένες περιοχές προσώπου και τα σχετικά overlays που χρησιμοποιούνται από τα υποσυστήματα ανάλυσης προσώπου και rPPG.

6.2.3 Visualization Panel

Η κεντρική περιοχή της διεπαφής είναι αφιερωμένη στην απεικόνιση της εξέλιξης του stress_index στον χρόνο.

Το διάγραμμα παρουσιάζει τις τιμές του stress_index για το τελευταίο χρονικό διάστημα λειτουργίας του συστήματος, επιτρέποντας στον χρήστη να παρακολουθεί τις μεταβολές της κατάστασής του και να αναγνωρίζει πιθανές περιόδους αυξημένου άγχους.

Επιπλέον, στο γράφημα εμφανίζεται γραμμή κατωφλίου ενεργοποίησης παρέμβασης (threshold), η οποία χρησιμοποιείται από τον μηχανισμό Trigger Evaluation για τον εντοπισμό καταστάσεων που απαιτούν παρέμβαση.

Στο κάτω μέρος του panel προβάλλονται συγκεντρωτικά στατιστικά στοιχεία συνεδρίας, όπως:

- συνολική διάρκεια συνεδρίας,
- μέσο stress_index,
- μέγιστη τιμή stress_index,
- συνολικός αριθμός παρεμβάσεων.

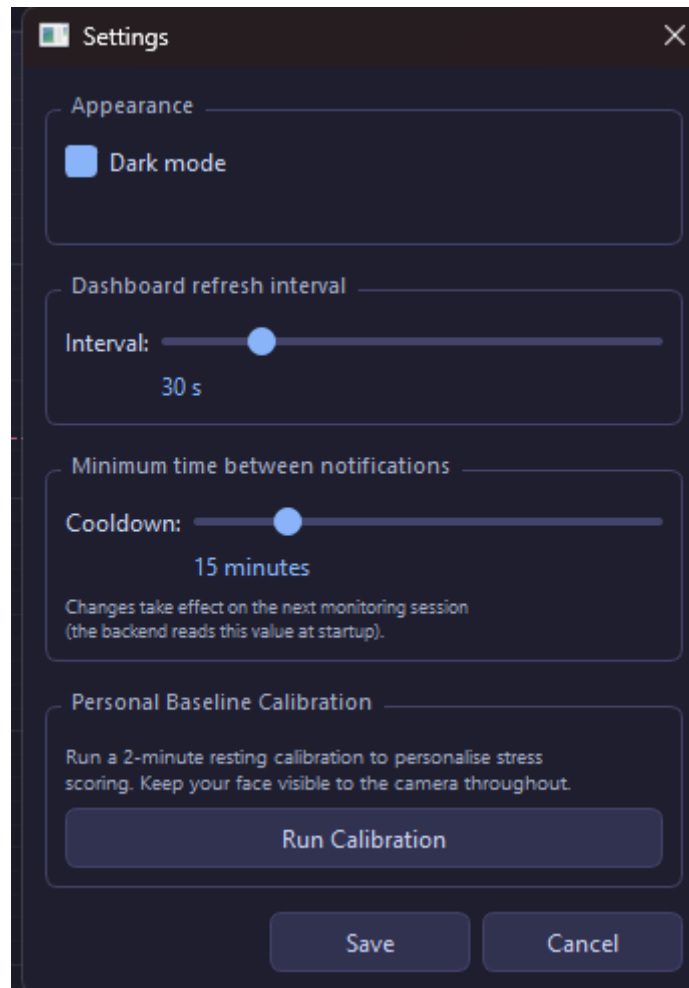
Η παρουσία των στοιχείων αυτών επιτρέπει μια συνοπτική αξιολόγηση της συνολικής συμπεριφοράς του συστήματος κατά τη διάρκεια της συνεδρίας.

6.2.4 Intervention Panel

Η δεξιά περιοχή της διεπαφής είναι αφιερωμένη στη διαχείριση παρεμβάσεων και βοηθητικών ενεργειών. Η περιοχή Interventions προορίζεται για την εμφάνιση των παρεμβάσεων που παράγονται από το γλωσσικό μοντέλο κατά τη διάρκεια λειτουργίας του συστήματος. Οι παρεμβάσεις αυτές εμφανίζονται επίσης μέσω Windows toast notifications ώστε να είναι άμεσα ορατές στον χρήστη ακόμη και όταν το dashboard δεν βρίσκεται στο προσκήνιο. Στο κάτω μέρος της περιοχής υπάρχουν επιπλέον λειτουργίες:

- Export to Excel
- Settings

Η λειτουργία εξαγωγής επιτρέπει την αποθήκευση των δεδομένων σε μορφή Excel για περαιτέρω ανάλυση, ενώ η λειτουργία ρυθμίσεων προορίζεται για μελλοντική παραμετροποίηση του συστήματος.



Εικόνα 4. Στιγμιότυπο οθόνης ρυθμίσεων

6.3 Εκκίνηση Συστήματος

Η εκκίνηση του ολοκληρωμένου συστήματος πραγματοποιείται μέσω μιας ενιαίας εντολής από το τερματικό:

```
python dashboard.py --start-backend
```

Η παράμετρος `--start-backend` οδηγεί το `dashboard.py` να εκκινήσει το `run_all.py --no-ui` ως `background subprocess` πριν εμφανίσει το παράθυρο του `dashboard`. Το `run_all.py` αναλαμβάνει την εκκίνηση όλων των `modules` με συγκεκριμένη σειρά: πρώτα ο `SharedCameraFeed` ανοίγει την κάμερα και αναμένει το πρώτο έγκυρο καρέ, στη συνέχεια αρχικοποιούνται ο `PhysioModule` και ο `FaceModule`, εκκινεί ο `Aggregator` ως `daemon thread`, και τέλος εκκινεί το `Flutter subprocess` για το `desktop context`. Στο τερματικό εκτυπώνεται πίνακας κατάστασης που επιβεβαιώνει την επιτυχή εκκίνηση κάθε συνιστώσας:

```
=====
Multimodal Stress Detection System -- Phase 2
=====
Component                               Status
-----
[OK] Camera                             READY 1280x720 @ 30 fps
[OK] Physio (rPPG/HRV)                  READY FacePhys.rlap | HR every 10s
[OK] Face + MediaPipe                   READY MediaPipe FaceMesh
[OK] VA model (EmoNet)                   READY (CUDA: NVIDIA RTX 2060 Super)
[OK] Aggregator                         READY 5-min windows, background thread
[OK] LLM classifier                     READY
[OK] Notifier                           READY
[OK] Flutter desktop                    READY headless PID 14832
=====
```

Η παράμετρος `--no-ui` που περνά το `dashboard` στο `run_all.py` απενεργοποιεί το παράθυρο προεπισκόπησης `OpenCV` — το οποίο θα ήταν περιττό παράλληλα με το `dashboard` — και ενεργοποιεί αντ' αυτού την αποθήκευση του `annotated frame` στο αρχείο `data/latest_frame.jpg` για την `live` προεπισκόπηση της κάμερας στο `dashboard`. Η εγγραφή αυτή γίνεται ατομικά μέσω `os.replace()` ώστε το `dashboard` να διαβάζει πάντα πλήρες `JPEG` και να αποφεύγονται αρτηφάκτα μερικής εγγραφής.

Κατά το κλείσιμο του `dashboard`, το `backend subprocess` τερματίζεται αυτόματα μέσω `backend_proc.terminate()` με `timeout 6` δευτερολέπτων, μετά τον οποίο εκδίδεται `SIGKILL` εφόσον η διεργασία δεν έχει ανταποκριθεί.

6.4 Ροή Πλήρους Συνεδρίας

Μια τυπική συνεδρία παρακολούθησης ακολουθεί τα παρακάτω στάδια.

Βαθμονόμηση `baseline` (πρώτη εκτέλεση): Εάν δεν υπάρχει αποθηκευμένο `baseline`, το σύστημα εμφανίζει τον διάλογο υποδοχής (`SplashDialog`) που προτρέπει τον χρήστη να εκτελέσει τη διαδικασία βαθμονόμησης 2 λεπτών. Ο χρήστης παραμένει σε κατάσταση ηρεμίας μπροστά στην κάμερα, ενώ το σύστημα συλλέγει τις τιμές αναφοράς `HR`, `RMSSD`, `EAR`, `blink rate`, `valence` και `arousal`. Σε επόμενες συνεδρίες το βήμα αυτό παραλείπεται.

Φάση συλλογής δεδομένων: Μόλις εκκινήσει το σύστημα, τα τρία `modules` αρχίζουν να συλλέγουν δεδομένα παράλληλα και ανεξάρτητα. Ο χρήστης εργάζεται κανονικά στον υπολογιστή του. Το `dashboard` ανανεώνεται κάθε 30 δευτερόλεπτα (ρυθμιζόμενο από 10 έως 120 δευτερόλεπτα) εμφανίζοντας τις τελευταίες τιμές `HR`, `RMSSD`, `valence`, `arousal` και

desktop context. Η πράσινη κουκκίδα κατάστασης στο κάτω αριστερό μέρος του dashboard επιβεβαιώνει ότι το backend έχει γράψει δεδομένα εντός των τελευταίων 2 λεπτών.

Φάση fusion και παρέμβασης: Κάθε 5 λεπτά ο aggregator αξιολογεί τα συλλεγόμενα δεδομένα και υπολογίζει το stress_index. Εάν πληρούται κάποια από τις έξι συνθήκες ενεργοποίησης, το σύστημα παράγει εξατομικευμένο μήνυμα μέσω Ollama και αποστέλλει Windows toast notification. Το μήνυμα εμφανίζεται ταυτόχρονα και στο Intervention Panel του dashboard. Η γραμμή τάσης stress_index στο κεντρικό panel ενημερώνεται με κάθε νέο παράθυρο, επιτρέποντας στον χρήστη να παρακολουθεί την εξέλιξη της κατάστασής του κατά τη διάρκεια της συνεδρίας.

Τερματισμός: Ο χρήστης κλείνει το παράθυρο του dashboard. Το σύστημα τερματίζει το backend, διαγράφει το αρχείο latest_frame.jpg και κλείνει τη σύνδεση με τη βάση δεδομένων.

6.5 Εξαγωγή και Ανάλυση Δεδομένων

Το σύστημα παρέχει δύο εργαλεία για την εκ των υστέρων ανάλυση των δεδομένων συνεδρίας, τα οποία χρησιμεύουν τόσο για την καθημερινή παρακολούθηση από τον χρήστη όσο και για τις ανάγκες τυχόν μελλοντικής πιλοτικής μελέτης.

6.5.1 Ημερήσια Περίληψη

Το daily_summary.py παράγει έγχρωμη αναφορά στο τερματικό για μια συγκεκριμένη ημερομηνία:

```
python daily_summary.py                                # σημερινή ημέρα
python daily_summary.py --date 2026-05-18             # συγκεκριμένη ημερομηνία
```

Η αναφορά περιλαμβάνει πέντε ενότητες: επισκόπηση συνεδρίας (διάρκεια, αριθμός παραθύρων, πλήθος παρεμβάσεων), περίληψη stress_index (μέσος, peak, πιο χαλαρή περίοδος), φυσιολογικά δεδομένα (μέσος HR, RMSSD, ποιότητα σήματος), συναισθηματική κατάσταση (μέσα valence/arousal, κυρίαρχο τεταρτημόριο Russell) και desktop δραστηριότητα (κυρίαρχη κατηγορία εφαρμογής, activity percentage, παρατηρηθείσες παρεμβάσεις). Η έξοδος αποθηκεύεται επίσης αυτόματα ως αρχείο κειμένου στον κατάλογο data/exports/ για αρχειοθέτηση.

6.5.2 Εξαγωγή Excel

Το `export_excel.py` εξάγει τα δεδομένα σε αρχείο `.xlsx` με επτά φύλλα εργασίας:

<code>python export_excel.py</code>	# όλα τα δεδομένα
<code>python export_excel.py --date 2026-05-18</code>	# συγκεκριμένη ημερομηνία
<code>python export_excel.py --last 7</code>	# τελευταίες 7 ημέρες

Τα φύλλα περιλαμβάνουν τα ακατέργαστα δεδομένα των τριών modalities (Raw Physio, Raw Face, Raw Desktop), τα συγκεντρωτικά παράθυρα 5 λεπτών (5-Min Windows) που αποτελούν την κύρια μονάδα ανάλυσης για τη στατιστική επεξεργασία, το ιστορικό παρεμβάσεων (Interventions), τον πίνακα συσχετίσεων Pearson μεταξύ των βασικών μετρικών (Correlations) και περιγραφικά στατιστικά ανά μεταβλητή (Summary Stats). Η εξαγωγή διεκπεραιώνεται επίσης από το κουμπί «Export to Excel» του Intervention Panel, το οποίο εκκινεί το script σε νέο παράθυρο τερματικού.

6.6 Σύνοψη Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε το σύστημα ως ολοκληρωμένη εφαρμογή, από την εκκίνηση έως την εξαγωγή δεδομένων. Η ενιαία εντολή εκκίνησης `python dashboard.py --start-backend` ενορχηστρώνει αυτόματα όλα τα υποσυστήματα, ενώ η τριμερής δομή του dashboard — Monitoring Panel, Visualization Panel και Intervention Panel — παρέχει στον χρήστη πλήρη εικόνα της κατάστασής του χωρίς να απαιτεί τεχνική γνώση των εσωτερικών μηχανισμών.

Η ροή μιας πλήρους συνεδρίας, από τη βαθμονόμηση baseline έως την παραγωγή παρεμβάσεων και την εξαγωγή δεδομένων, επιδεικνύει την ολοκληρωμένη λειτουργία του συστήματος ως εφαρμογή πραγματικού χρόνου που σέβεται τον εργασιακό ρυθμό του χρήστη και παρεμβαίνει μόνο όταν το πλέγμα των συλλεγόμενων σημάτων υποδεικνύει ανάγκη.

7. Συνολική Αποτίμηση, Συμπεράσματα και Μελλοντικές Επεκτάσεις

7.1 Ανασκόπηση σκοπού και υλοποιημένης προσέγγισης

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε ως αντικείμενο τον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός πολυτροπικού πληροφοριακού συστήματος για την ανίχνευση γνωστικού φορτίου και ψυχολογικής επιβάρυνσης σε περιβάλλον εργασίας υπολογιστή. Ο βασικός στόχος δεν ήταν η ανάπτυξη ενός κλινικού ή διαγνωστικού εργαλείου, αλλά η διερεύνηση της τεχνικής εφικτότητας και της λειτουργικής συνοχής μιας αρχιτεκτονικής που συνδυάζει μη επεμβατικές πηγές δεδομένων, τοπική επεξεργασία και πλατυσιοποιημένες παρεμβάσεις ευεξίας.

Το σύστημα που υλοποιήθηκε βασίζεται σε τρεις συμπληρωματικές πηγές πληροφορίας. Η πρώτη αφορά τη φυσιολογική κατάσταση του χρήστη, μέσω εξαγωγής καρδιακού ρυθμού και μετρικών μεταβλητότητας καρδιακού ρυθμού από κοινή webcam με χρήση rPPG. Η δεύτερη αφορά την ανάλυση προσώπου, μέσω υπολογισμού δεικτών οπτικής κόπωσης, βλεφαρισμού, στάσης κεφαλής και συναισθηματικής κατάστασης στον χώρο Valence-Arousal. Η τρίτη αφορά το desktop context, δηλαδή μεταδεδομένα δραστηριότητας υπολογιστή, όπως η ενεργή εφαρμογή, η κατηγορία δραστηριότητας, το ποσοστό ενεργής χρήσης και η συχνότητα εναλλαγής παραθύρων.

Η ενοποίηση των παραπάνω πληροφοριών πραγματοποιήθηκε μέσω μηχανισμού late fusion, ο οποίος παράγει έναν ενιαίο δείκτη επιβάρυνσης ανά χρονικό παράθυρο πέντε λεπτών. Η επιλογή του late fusion κρίθηκε κατάλληλη, καθώς επιτρέπει την ανεξάρτητη λειτουργία των επιμέρους υποσυστημάτων και παρέχει ανθεκτικότητα σε περιπτώσεις χαμηλής ποιότητας ή απουσίας δεδομένων από κάποιο modality. Παράλληλα, η χρήση εξατομικευμένου baseline επιτρέπει την ερμηνεία των μετρήσεων ως αποκλίσεων από τις προσωπικές τιμές αναφοράς του χρήστη, αντί της εφαρμογής γενικευμένων κατωφλίων πληθυσμού.

Η αρχιτεκτονική ολοκληρώθηκε με μηχανισμό triggers και παραγωγής μικρο-παρεμβάσεων μέσω τοπικά εκτελούμενου LLM. Οι παρεμβάσεις δεν βασίζονται σε μία απλή δυαδική διάκριση τύπου stressed/not stressed, αλλά σε έξι διακριτές συνθήκες, οι οποίες καλύπτουν

υψηλή επιβάρυνση, αποδέσμευση, αρνητικό συναίσθημα, οπτική καταπόνηση, παρατεταμένη αδράνεια και θετική παραγωγική ροή. Με τον τρόπο αυτό, το σύστημα επιχειρεί να αποφύγει αδικαιολόγητες διακοπές και να συνδέσει την παρέμβαση με το εκάστοτε πλαίσιο χρήσης.

7.2 Αξιολόγηση Μηχανισμού Παρεμβάσεων μέσω DeepEval

7.2.1 Μεθοδολογία αξιολόγησης και μετρικές

Η αξιολόγηση του μηχανισμού παρεμβάσεων πραγματοποιείται με στόχο τη συγκριτική ανάλυση της ποιότητας των παρεμβάσεων που παράγουν τα δύο τοπικά μοντέλα, Llama 3.1 8B [27] και Qwen3.5:4b [32], υπό πανομοιότυπες συνθήκες εισόδου. Αξιοποιείται το DeepEval framework [34] με το Gemma 4:12b [33] ως ανεξάρτητο κριτή (judge) μέσω της κλάσης OllamaJudge, σύμφωνα με τη μεθοδολογία LLM-as-Judge [35]. Η επιλογή τοπικού judge μοντέλου εξασφαλίζει πλήρη τοπική εκτέλεση της αξιολόγησης, σε πλήρη εναρμόνιση με την σχεδιαστική αρχή privacy-by-design.

Για κάθε εγγραφή του πίνακα llm_comparisons της βάσης δεδομένων αξιολογούνται και οι δύο αποκρίσεις (llama_response, qwen_response) βάσει τριών μετρικών. Επιπλέον, καταγράφεται ο χρόνος παραγωγής απόκρισης (latency) κάθε μοντέλου ανά παρέμβαση, ως συμπληρωματικό κριτήριο αξιολόγησης δίπλα στις μετρικές ποιότητας.

Η πρώτη μετρική, AnswerRelevancy, αξιολογεί κατά πόσον η παραγόμενη σύσταση είναι συναφής με το πλαίσιο well-being που περιγράφεται στο prompt, λαμβάνοντας υπόψη τον τύπο ενεργοποίησης (trigger), το επίπεδο άγχους και την κατάσταση δραστηριότητας.

Η δεύτερη μετρική, WellbeingAppropriateness, είναι μια προσαρμοσμένη GEval (Generative Evaluation) μετρική που αξιολογεί τέσσερις διαστάσεις, α) την καταλληλότητα για well-being assistant (αποφυγή ιατρικών συμβουλών), β) την actionability και εξειδίκευση ως προς το παρεχόμενο πλαίσιο, γ) τον φιλικό και μη παρεμβατικό τόνο, και δ) τη συντομία (έως 2–3 προτάσεις).

Η τρίτη μετρική, ContextAwareness, είναι επίσης μια GEval μετρική που αξιολογεί κατά πόσον η παρέμβαση αναδεικνύει επίγνωση του συγκεκριμένου trigger reason (high_stress, eye_strain, disengagement, negative_affect, prolonged_idle, positive_flow), της κατηγορίας

ενεργής εφαρμογής και της συναισθηματικής κατάστασης (valence/arousal). Και οι τρεις μετρικές χρησιμοποιούν κλίμακα 0–1 με κατώφλι αποδοχής 0.7.

7.2.2 Αποτελέσματα σύγκρισης Llama 3.1 8B vs Qwen3.5:4b

Η αξιολόγηση πραγματοποιήθηκε με την εκτέλεση του `llm_evaluator.py` επί του συνόλου των εγγραφών του πίνακα `llm_comparisons`, οι οποίες συλλέχθηκαν κατά τη διάρκεια λειτουργίας του συστήματος με ενεργοποιημένο το `dual-model comparison mode`. Για κάθε εγγραφή, το ίδιο `prompt` αποστάλθηκε και στα δύο μοντέλα και οι αποκρίσεις αξιολογήθηκαν ανεξάρτητα από το Gemma 4:12b με βάση τις τρεις μετρικές που περιγράφηκαν στην Ενότητα 7.2.1. Ο χαρακτηρισμός ως νικητής (winner) ανά παρέμβαση αποδίδεται στο μοντέλο με υψηλότερο μέσο όρο μετρικών, εφόσον η διαφορά υπερβαίνει το 0.05. Σε αντίθετη περίπτωση η παρέμβαση χαρακτηρίζεται ως ισόπαλη (tie). Σημειώνεται ότι για τη συλλογή επαρκούς όγκου δεδομένων αξιολόγησης (6 εγγραφές) το κατώφλι ενεργοποίησης `stress_index` μειώθηκε προσωρινά κατά τη φάση δοκιμών, με συνέπεια οι αξιολογούμενες παρεμβάσεις να μην αντιπροσωπεύουν αναγκαστικά συνθήκες πραγματικής χρήσης. Η επίπτωση αυτή αναλύεται περαιτέρω στην Ενότητα 7.5, που πραγματεύεται τους περιορισμούς της υλοποίησης. Ο Πίνακας 15 παρουσιάζει τα αποτελέσματα ανά `trigger condition` και μοντέλο, καθώς και τους συγκεντρωτικούς μέσους όρους:

Πίνακας 15. Αποτελέσματα αξιολόγησης *DeepEval* ανά παρέμβαση (*trigger: high_stress*, $n=6$)

	Llama 3.1 8B				Qwen3.5:4b				Winner
#	AR	WA	CA	Avg	AR	WA	CA	Avg	Winner
1	—	0,80	1,00	0,90	—	1,00	1,00	1,00	QWEN
2	0,83	1,00	1,00	0,94	—	1,00	1,00	1,00	QWEN
3	—	—	0,90	0,90	1,00	1,00	1,00	1,00	QWEN
4	—	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,60	0,87	LLAMA
5	—	1,00	1,00	1,00	0,60	1,00	1,00	0,87	LLAMA
6	—	0,60	—	0,60	—	0,40	0,40	0,40	LLAMA
M.O.	0.83*	0.88	0.98	0.89	0.87*	0.90	0.83	0.86	3 – 3

AR = AnswerRelevancy | WA = WellbeingAppropriateness | CA = ContextAwareness | — = αποτυχία εκτέλεσης μετρικής | * M.O. επί διαθέσιμων τιμών

🔵 Μπλε φόντο = νικητής Llama | 🟠 Πορτοκαλί φόντο = νικητής Qwen | 🟡 Γκρι κελί = μη διαθέσιμη τιμή

7.2.3 Ποιοτική ανάλυση και συμπεράσματα αξιολόγησης

Η ποιοτική ανάλυση των αποτελεσμάτων εστιάζει σε τρεις άξονες που αναδεικνύουν τα χαρακτηριστικά και τους περιορισμούς κάθε μοντέλου.

Ο πρώτος άξονας αφορά τη σύγκριση συνολικής απόδοσης. Τα αποτελέσματα δείχνουν ισοπαλία σε επίπεδο νικών (wins) (3–3), με μέσο όρο 0.89 για το Llama 3.1 8B και 0.86 για το Qwen3.5:4b, δηλαδή με διαφορά μικρότερη του ορίου tie (0.05), γεγονός που αναδεικνύει συγκρίσιμη ποιότητα παρεμβάσεων μεταξύ των δύο μοντέλων για το trigger high_stress που εξετάστηκε κατά την διαδικασία της αξιολόγησης. Το Llama 3.1 8B παρουσιάζει ελαφρώς υψηλότερη σταθερότητα στη μετρική ContextAwareness (0.98 έναντι 0.83), ενώ το Qwen3.5:4b τείνει να αποδίδει πιο ομοιόμορφα στη μετρική WellbeingAppropriateness.

Ο δεύτερος άξονας αφορά τα μοτίβα αποτυχίας της AnswerRelevancyMetric. Η μετρική αυτή απέτυχε να παράγει έγκυρη βαθμολογία σε 5 από τις 6 εγγραφές για το Llama και σε 3 από τις 6 για το Qwen, πιθανώς λόγω των περιορισμών του τοπικού μοντέλου κριτή (Gemma 4:12b) στον υπολογισμό embedding-based συνάφειας. Οι μέσοι όροι υπολογίστηκαν βάσει των διαθέσιμων τιμών, γεγονός που πρέπει να ληφθεί υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Ο τρίτος άξονας αφορά το trade-off ποιότητας και latency. Το Llama 3.1 8B παρουσιάζει μέσο χρόνο απόκρισης ~5.3 δευτερόλεπτα έναντι ~13.1 δευτερολέπτων του Qwen3.5:4b, μια διαφορά της τάξεως 2.5x που αποτελεί καθοριστικό πρακτικό κριτήριο για εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Δεδομένης της συγκρίσιμης ποιότητας, το Llama 3.1 8B αναδεικνύεται ως η πιο κατάλληλη επιλογή για το παρόν σύστημα σε περιβάλλον consumer hardware.

Τέλος, η ερμηνεία των αποτελεσμάτων πρέπει να λαμβάνει υπόψη τους δομικούς περιορισμούς της αξιολόγησης: το σύνολο δεδομένων περιορίζεται σε 6 εγγραφές αποκλειστικά για το trigger high_stress λόγω του μειωμένου κατωφλίου συλλογής, καθιστώντας τα αποτελέσματα ενδεικτικά και όχι στατιστικά γενικεύσιμα. Η επέκταση σε περισσότερα triggers και μεγαλύτερο δείγμα αποτελεί άμεση προτεραιότητα μελλοντικής έρευνας, όπως αναφέρεται στην Ενότητα 7.6.

7.3 Απαντήσεις στα ερευνητικά ερωτήματα

7.3.1 Απάντηση στο πρώτο ερευνητικό ερώτημα

Το πρώτο ερευνητικό ερώτημα αφορούσε το κατά πόσο ο συνδυασμός rPPG, ανάλυσης προσώπου και desktop context μπορεί να υποστηρίξει την τεχνικά εφικτή και λειτουργικά συνεκτική ανίχνευση κρίσιμων εργασιακών καταστάσεων σε περιβάλλον υπολογιστικής εργασίας.

Με βάση την υλοποίηση που παρουσιάστηκε, το ερώτημα αυτό απαντάται θετικά σε επίπεδο proof-of-concept. Το σύστημα καταφέρνει να συλλέγει και να επεξεργάζεται δεδομένα από τρεις ετερογενείς πηγές χωρίς εξειδικευμένο εξοπλισμό, αξιοποιώντας μια κοινή webcam, λειτουργίες του λειτουργικού συστήματος Windows και τοπική αποθήκευση σε SQLite. Κάθε υποσύστημα λειτουργεί ανεξάρτητα, παράγει αριθμητικά χαρακτηριστικά και αποθηκεύει τα αποτελέσματά του σε κοινό σχήμα δεδομένων, επιτρέποντας τη μεταγενέστερη συγχώνευσή τους.

Η τεχνική αυτή υλοποίηση δείχνει ότι η πολυτροπική προσέγγιση είναι πρακτικά εφαρμόσιμη σε περιβάλλον εργασίας υπολογιστή. Τα φυσιολογικά δεδομένα προσφέρουν ένδειξη σωματικής επιβάρυνσης, τα δεδομένα προσώπου προσθέτουν πληροφορία για οπτική κόπωση και συναισθηματική κατάσταση, ενώ το desktop context παρέχει το εργασιακό πλαίσιο μέσα στο οποίο πρέπει να ερμηνευτούν οι υπόλοιπες μετρήσεις. Η αξία της τριτροπικής προσέγγισης προκύπτει ακριβώς από τη δυνατότητα συνδυασμού αυτών των διαφορετικών οπτικών, καθώς καμία από τις τρεις πηγές δεν είναι από μόνη της επαρκής για αξιόπιστη ερμηνεία της κατάστασης του χρήστη.

Ωστόσο, η απάντηση στο πρώτο ερευνητικό ερώτημα πρέπει να οριοθετηθεί. Η εργασία τεκμηριώνει την τεχνική εφικτότητα και τη λειτουργική συνοχή της πολυτροπικής συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων, όχι την κλινική ή στατιστική ακρίβεια της ανίχνευσης άγχους σε γενικεύσιμο πληθυσμό. Για την πλήρη αξιολόγηση της ακρίβειας θα απαιτούνταν σύγκριση με εξωτερικά ground-truth δεδομένα, όπως ερωτηματολόγια, εργαστηριακές μετρήσεις ή δεδομένα από εξειδικευμένους αισθητήρες.

7.3.2 Απάντηση στο δεύτερο ερευνητικό ερώτημα

Το δεύτερο ερευνητικό ερώτημα αφορούσε το κατά πόσο ένας μηχανισμός late fusion, βασισμένος σε εξατομικευμένο baseline, μπορεί να παράγει έναν ερμηνεύσιμο δείκτη επιβάρυνσης και να ενεργοποιεί πλατισιοποιημένες παρεμβάσεις ανάλογα με την εκτιμώμενη κατάσταση του χρήστη.

Η υλοποίηση δείχνει ότι ο μηχανισμός late fusion μπορεί να λειτουργήσει ως κεντρικό επίπεδο απόφασης που συνδυάζει ετερογενή σήματα και τα μετατρέπει σε ενιαίο δείκτη stress_index. Η βαθμολόγηση στηρίζεται σε αποκλίσεις από το προσωπικό baseline, γεγονός που περιορίζει την εξάρτηση από γενικά κατώφλια και επιτρέπει πιο εξατομικευμένη ερμηνεία των μετρήσεων. Επιπλέον, η δυνατότητα ανακανονικοποίησης των βαρών όταν κάποιο modality δεν είναι διαθέσιμο ενισχύει την ανθεκτικότητα της αρχιτεκτονικής.

Ιδιαίτερη σημασία έχει ότι ο μηχανισμός παρέμβασης δεν περιορίζεται στην απλή ενεργοποίηση ειδοποίησης όταν ο δείκτης άγχους ξεπεράσει ένα όριο. Αντίθετα, αξιοποιεί ένα σύνολο διακριτών συνθηκών που αντιστοιχούν σε διαφορετικές καταστάσεις. Για παράδειγμα, η υψηλή επιβάρυνση, η οπτική κόπωση και το αρνητικό συναίσθημα οδηγούν σε διαφορετικό τύπο παρέμβασης. Αντίστοιχα, η συνθήκη positive_flow επιτρέπει στο σύστημα να αναγνωρίσει περιόδους παραγωγικής συγκέντρωσης και να αποφύγει παρεμβάσεις που θα διέκοπταν τον χρήστη άσκοπα.

Η παραγωγή παρεμβάσεων μέσω τοπικού LLM προσθέτει ένα επιπλέον επίπεδο πλατισιοποίησης, καθώς το μήνυμα μπορεί να προσαρμοστεί στον τύπο trigger, στις τιμές των βασικών μετρικών και στην κατηγορία της τρέχουσας δραστηριότητας. Παράλληλα, η ύπαρξη fallback μηχανισμών διασφαλίζει ότι η λειτουργία του συστήματος δεν εξαρτάται αποκλειστικά από τη διαθεσιμότητα του LLM. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας πραγματοποιήθηκε επίσης συγκριτική αξιολόγηση των παρεμβάσεων που παράγουν τα δύο μοντέλα μέσω του DeepEval framework, τα αποτελέσματα της οποίας παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 7.2.

Επομένως, το δεύτερο ερευνητικό ερώτημα απαντάται θετικά σε επίπεδο λειτουργικής υλοποίησης. Το σύστημα παράγει ερμηνεύσιμο δείκτη επιβάρυνσης, συνδέει τις παρεμβάσεις με συγκεκριμένες συνθήκες ενεργοποίησης και καταγράφει τις σχετικές

αποφάσεις στη βάση δεδομένων. Παρ' όλα αυτά, η αποδοχή, η χρησιμότητα και η μη παρεμβατικότητα των ειδοποιήσεων από τελικούς χρήστες δεν αξιολογήθηκαν εμπειρικά στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας και αποτελούν αντικείμενο μελλοντικής μελέτης.

7.3.3 Απάντηση στο τρίτο ερευνητικό ερώτημα

Το τρίτο ερευνητικό ερώτημα αφορούσε τον τρόπο με τον οποίο μπορεί να σχεδιαστεί ένα σύστημα συνεχούς παρακολούθησης εργασίας υπολογιστή με βάση τις αρχές *privacy-by-design*, τοπικής επεξεργασίας και ελαχιστοποίησης δεδομένων.

Η αρχιτεκτονική του συστήματος ενσωματώνει τις αρχές αυτές σε πολλαπλά επίπεδα. Πρώτον, η επεξεργασία γίνεται τοπικά στον υπολογιστή του χρήστη, χωρίς αποστολή δεδομένων σε εξωτερικές υπηρεσίες κατά τη λειτουργία του συστήματος. Δεύτερον, δεν αποθηκεύονται ακατέργαστα βίντεο, στιγμιότυπα οθόνης ή περιεχόμενο πληκτρολόγησης. Αντί αυτών, αποθηκεύονται αριθμητικά χαρακτηριστικά και μεταδεδομένα που είναι απαραίτητα για τη λειτουργία του συστήματος. Τρίτον, η χρήση SQLite επιτρέπει την τοπική αποθήκευση των μετρήσεων χωρίς ανάγκη κεντρικού διακομιστή ή απομακρυσμένης βάσης δεδομένων.

Η επιλογή τοπικού LLM μέσω Ollama ενισχύει περαιτέρω την ιδιωτικότητα, καθώς οι πληροφορίες που περιλαμβάνονται στο *prompt* δεν αποστέλλονται σε *cloud-based API*. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό για εφαρμογές εργασιακής ευεξίας, όπου τα δεδομένα μπορεί να περιλαμβάνουν ενδείξεις συναισθηματικής κατάστασης, δραστηριότητας και πιθανής κόπωσης.

Ταυτόχρονα, η εργασία αναγνωρίζει ότι η ιδιωτικότητα δεν εξαντλείται στην αποφυγή αποστολής δεδομένων σε τρίτους. Οι τίτλοι ενεργών παραθύρων, παρότι αποτελούν μεταδεδομένα και όχι περιεχόμενο αρχείων, μπορεί να περιλαμβάνουν ευαίσθητες ή αναγνωρίσιμες πληροφορίες, όπως ονόματα εγγράφων, καρτελών ή εφαρμογών. Για τον λόγο αυτό, σε μελλοντική έκδοση θα ήταν προτιμότερο να αποθηκεύεται μόνο η κατηγορία εφαρμογής ή ανωνυμοποιημένη μορφή του τίτλου.

Συνεπώς, το τρίτο ερευνητικό ερώτημα απαντάται θετικά ως προς τον αρχιτεκτονικό σχεδιασμό. Το σύστημα υλοποιεί μια προσέγγιση *privacy-by-design* που βασίζεται στην

τοπική επεξεργασία, στην ελαχιστοποίηση δεδομένων και στην αποφυγή αποθήκευσης ακατέργαστου περιεχομένου. Ωστόσο, η υποκειμενική αντίληψη ιδιωτικότητας και εμπιστοσύνης από τελικούς χρήστες δεν αξιολογήθηκε εμπειρικά και παραμένει σημαντικό πεδίο μελλοντικής διερεύνησης.

7.4 Συνολική συμβολή της εργασίας

Η κύρια συμβολή της παρούσας εργασίας είναι η υλοποίηση μιας ολοκληρωμένης proof-of-concept αρχιτεκτονικής για πολυτροπική ανίχνευση γνωστικού φορτίου και ψυχολογικής επιβάρυνσης σε περιβάλλον εργασίας υπολογιστή. Σε αντίθεση με πολλές προσεγγίσεις που περιορίζονται σε ένα μόνο σήμα ή σε εργαστηριακά δεδομένα, το παρόν σύστημα επιχειρεί να συνδυάσει φυσιολογικές, εκφραστικές και συμπεριφορικές ενδείξεις σε μια ενιαία λειτουργική ροή.

Σε τεχνικό επίπεδο, η εργασία συνεισφέρει μια αρθρωτή αρχιτεκτονική που επιτρέπει την ανεξάρτητη λειτουργία των υποσυστημάτων και την επικοινωνία τους μέσω κοινής βάσης δεδομένων. Η επιλογή αυτή διευκολύνει την επέκταση, τη συντήρηση και την αντικατάσταση επιμέρους modules. Για παράδειγμα, το φυσιολογικό υποσύστημα μπορεί μελλοντικά να αντικατασταθεί από διαφορετική μέθοδο rPPG ή από wearable sensor, χωρίς να απαιτείται συνολικός ανασχεδιασμός της εφαρμογής.

Σε επίπεδο μοντελοποίησης, η εργασία αναδεικνύει τη σημασία του εξατομικευμένου baseline. Η χρήση προσωπικών τιμών αναφοράς αποτελεί σημαντική σχεδιαστική επιλογή, καθώς οι φυσιολογικές και συμπεριφορικές μετρήσεις διαφέρουν σημαντικά μεταξύ ατόμων. Έτσι, η εκτίμηση της επιβάρυνσης δεν βασίζεται αποκλειστικά σε γενικά κατώφλια, αλλά σε σχετικές αποκλίσεις από την κατάσταση αναφοράς του εκάστοτε χρήστη.

Σε επίπεδο παρεμβάσεων, η εργασία δεν περιορίζεται στην ανίχνευση μιας αρνητικής κατάστασης, αλλά ενσωματώνει μηχανισμό παραγωγής πλαισιοποιημένων μικρο-παρεμβάσεων. Η ενσωμάτωση LLM λειτουργεί υποστηρικτικά και όχι διαγνωστικά, επιτρέποντας τη δημιουργία σύντομων μηνυμάτων ευεξίας ανάλογα με την εκτιμώμενη κατάσταση και το υπολογιστικό πλαίσιο. Η διάκριση μεταξύ διαφορετικών triggers, καθώς και η πρόβλεψη για positive_flow, προσδίδουν στο σύστημα πιο λεπτομερή λειτουργική συμπεριφορά σε σχέση με απλές ειδοποιήσεις άγχους. Επιπλέον, η εργασία συνεισφέρει

μεθοδολογία ποσοτικής αξιολόγησης LLM-generated παρεμβάσεων μέσω DeepEval με τοπικό judge μοντέλο, επιτρέποντας τη συγκριτική ανάλυση διαφορετικών μοντέλων εντός του ίδιου privacy-by-design πλαισίου.

Τέλος, η εργασία συνεισφέρει μια εφαρμόσιμη προσέγγιση privacy-by-design για συστήματα που επεξεργάζονται δυνητικά ευαίσθητα δεδομένα. Η τοπική επεξεργασία, η αποφυγή αποθήκευσης ακατέργαστου βίντεο και περιεχομένου πληκτρολόγησης, καθώς και η χρήση τοπικού LLM, αποτελούν κρίσιμες επιλογές για την πιθανή μελλοντική εφαρμογή τέτοιων συστημάτων σε πραγματικά εργασιακά περιβάλλοντα.

7.5 Περιορισμοί της παρούσας υλοποίησης και αξιολόγησης

Παρά την ολοκλήρωση ενός λειτουργικού συστήματος, η παρούσα εργασία συνοδεύεται από σημαντικούς περιορισμούς που πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των συμπερασμάτων.

Ο πρώτος και σημαντικότερος περιορισμός αφορά την απουσία εκτεταμένης πιλοτικής μελέτης με συμμετέχοντες. Η αξιολόγηση της εργασίας πραγματοποιήθηκε σε τεχνικό και λειτουργικό επίπεδο, με έμφαση στην ορθή λειτουργία των υποσυστημάτων, στη ροή δεδομένων, στον μηχανισμό fusion, στα triggers, στην παραγωγή παρεμβάσεων και στις αυτοματοποιημένες δοκιμές. Συνεπώς, η εργασία δεν παρέχει στατιστικά γενικεύσιμα συμπεράσματα για την πραγματική ακρίβεια ανίχνευσης άγχους, την αποδοχή των παρεμβάσεων ή την αντίληψη ιδιωτικότητας από τελικούς χρήστες.

Ο δεύτερος περιορισμός αφορά την ποιότητα των rPPG δεδομένων. Η μέτρηση καρδιακού ρυθμού μέσω webcam είναι ευαίσθητη στις συνθήκες φωτισμού, την κίνηση της κεφαλής, την ποιότητα της κάμερας, την γωνία λήψης και χαρακτηριστικά του περιβάλλοντος. Παρότι το σύστημα περιλαμβάνει ελέγχους αξιοπιστίας των μετρικών HRV, οι μετρήσεις αυτές δεν μπορούν να θεωρηθούν ισοδύναμες με δεδομένα που συλλέγονται από ιατρικούς αισθητήρες ή εξειδικευμένο εξοπλισμό.

Ένας τρίτος περιορισμός σχετίζεται με την ανάλυση προσώπου και την εκτίμηση συναισθηματικής κατάστασης. Τα μοντέλα που χρησιμοποιούνται, όπως το MediaPipe Face Mesh και το EmoNet, παρέχουν χρήσιμες ενδείξεις, αλλά η απόδοσή τους μπορεί να

επηρεαστεί από φωτισμό, γωνία κεφαλής, εκφραστικότητα προσώπου, πολιτισμικές διαφορές και χαρακτηριστικά των δεδομένων εκπαίδευσης. Επομένως, οι τιμές valence και arousal πρέπει να ερμηνεύονται ως προσεγγιστικές ενδείξεις και όχι ως αντικειμενική μέτρηση συναισθηματικής κατάστασης.

Εν συνεχεία, ο τέταρτος περιορισμός αφορά το desktop context. Η κατηγοριοποίηση δραστηριότητας με βάση τον τίτλο και τη διεργασία του ενεργού παραθύρου παρέχει χρήσιμη πληροφορία, αλλά δεν μπορεί πάντα να αποτυπώσει το πραγματικό περιεχόμενο ή τη γνωστική απαίτηση μιας εργασίας. Για παράδειγμα, ένας browser μπορεί να χρησιμοποιείται είτε για επιστημονική έρευνα είτε για ψυχαγωγία, ενώ ένα έγγραφο μπορεί να αφορά είτε απλή ανάγνωση είτε έντονη παραγωγή κειμένου. Επομένως, το desktop context λειτουργεί ως proxy και όχι ως πλήρης αναπαράσταση της εργασιακής δραστηριότητας.

Επιπρόσθετα, ο πέμπτος περιορισμός σχετίζεται με τη διάρκεια και τη φύση του baseline calibration. Η βαθμονόμηση δύο λεπτών είναι πρακτική για ένα proof-of-concept σύστημα, αλλά ενδέχεται να μην επαρκεί για πλήρη αποτύπωση των φυσιολογικών και συμπεριφορικών διαφορών ενός χρήστη. Σε πραγματικές συνθήκες, το baseline θα μπορούσε να επηρεάζεται από την ώρα της ημέρας, την κόπωση, τον ύπνο, την καφεΐνη, τη φυσική κατάσταση και άλλους παράγοντες.

Έκτος περιορισμός αφορά το LLM. Παρότι η τοπική εκτέλεση προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα ιδιωτικότητας, η ποιότητα των παραγόμενων παρεμβάσεων εξαρτάται από το μοντέλο, το prompt και το διαθέσιμο hardware. Επιπλέον, οι παρεμβάσεις δεν έχουν αξιολογηθεί από ειδικούς ψυχικής υγείας ούτε από τελικούς χρήστες. Για τον λόγο αυτό, το LLM περιορίζεται σε υποστηρικτικό ρόλο και δεν χρησιμοποιείται για διάγνωση, θεραπευτική καθοδήγηση ή κρίσιμη λήψη αποφάσεων.

Ο έβδομος περιορισμός αφορά την αξιολόγηση του μηχανισμού παρεμβάσεων μέσω DeepEval. Τα δεδομένα συλλέχθηκαν με μειωμένο κατώφλι ενεργοποίησης stress_index, προκειμένου να επιτευχθεί επαρκής όγκος εγγραφών εντός του διαθέσιμου χρόνου δοκιμών. Συνέπεια αυτού είναι ότι οι αξιολογούμενες παρεμβάσεις ενδέχεται να μην αντιπροσωπεύουν πλήρως τις συνθήκες πραγματικής χρήσης. Επιπλέον, ο περιορισμένος

αριθμός εγγραφών και η απουσία ανθρώπινης αξιολόγησης περιορίζουν τη στατιστική εγκυρότητα των συμπερασμάτων.

Τέλος, η παρούσα υλοποίηση είναι προσανατολισμένη κυρίως σε περιβάλλον Windows, λόγω της χρήσης Windows APIs και Windows toast notifications. Η μεταφορά σε άλλα λειτουργικά συστήματα θα απαιτούσε ανασχεδιασμό του desktop module και του μηχανισμού ειδοποιήσεων.

7.6 Μελλοντικές επεκτάσεις

Η παρούσα εργασία μπορεί να αποτελέσει βάση για αρκετές μελλοντικές επεκτάσεις, τόσο σε τεχνικό όσο και σε ερευνητικό επίπεδο.

Η πρώτη και σημαντικότερη μελλοντική επέκταση αφορά την πραγματοποίηση πιλοτικής μελέτης με τελικούς χρήστες. Μια τέτοια μελέτη θα μπορούσε να εξετάσει την αντιλαμβανόμενη χρησιμότητα των παρεμβάσεων, τον βαθμό ενόχλησης ή διακοπής που προκαλούν, την εμπιστοσύνη προς το σύστημα και την αντίληψη ιδιωτικότητας. Θα μπορούσαν επίσης να χρησιμοποιηθούν ερωτηματολόγια για την αξιολόγηση γνωστικού φορτίου, άγχους, χρηστικότητας και εμπειρίας χρήστη, σε συνδυασμό με τα δεδομένα που καταγράφει το σύστημα για την αντίστοιχη προσαρμογή των χρονικών διαγραμμάτων μεταξύ των παρεμβάσεων, αλλά και τη λήψη χρήσιμης ανατροφοδότησης για μελλοντικές προσθήκες.

Δεύτερη μελλοντική επέκταση αφορά την ενσωμάτωση εξωτερικών ground-truth μετρήσεων. Η σύγκριση των rPPG/HRV δεδομένων με wearable συσκευές ή ιατρικούς αισθητήρες θα επέτρεπε την ποσοτική αξιολόγηση της ακρίβειας των φυσιολογικών μετρήσεων. Αντίστοιχα, η συσχέτιση του stress_index με αυτοαναφορές ή validated ερωτηματολόγια θα μπορούσε να προσφέρει ισχυρότερη τεκμηρίωση της ερμηνευτικής αξίας του δείκτη.

Η τρίτη επέκταση προσφέρει την ευκαιρία να βελτιώσει το baseline calibration. Αντί για σύντομη αρχική βαθμονόμηση, το σύστημα θα μπορούσε να υιοθετήσει δυναμικό baseline που ενημερώνεται σταδιακά με βάση τη χρήση, λαμβάνοντας υπόψη χρονικές διαφοροποιήσεις, καθημερινά μοτίβα και ατομικές διακυμάνσεις. Με αυτόν τον τρόπο, το

σύστημα θα μπορούσε να προσαρμόζεται καλύτερα στις πραγματικές συνθήκες εργασίας του χρήστη.

Τέταρτη επέκταση αφορά την ενίσχυση της ιδιωτικότητας. Σε επόμενη έκδοση θα μπορούσε να αποθηκεύεται μόνο η κατηγορία εφαρμογής αντί του πλήρους τίτλου ενεργού παραθύρου, ή να εφαρμόζεται ανωνυμοποίηση/κατακερματισμός τίτλων. Επιπλέον, θα μπορούσε να προστεθεί μηχανισμός επιλογής modalities από τον χρήστη, ώστε ο χρήστης να ενεργοποιεί ή να απενεργοποιεί επιλεκτικά την κάμερα, το desktop context ή τις παρεμβάσεις ανάλογα με τις ανάγκες του και το περιβάλλον εργασίας του.

Επιπλέον, μια πέμπτη επέκταση αφορά τη βελτίωση των μετρικών προσώπου και κόπωσης. Ο πλήρης υπολογισμός PERCLOS, η καλύτερη εκτίμηση στάσης κεφαλής και η ανάλυση μακροχρόνιων μοτίβων βλεφαρισμού θα μπορούσαν να ενισχύσουν την αναγνώριση οπτικής κόπωσης και αποδέσμευσης. Παράλληλα, η αξιολόγηση διαφορετικών μοντέλων εκτίμησης valence-arousal θα επέτρεπε τη σύγκριση της απόδοσης του EmoNet με νεότερες προσεγγίσεις.

Έκτη επέκταση αφορά τον μηχανισμό παρεμβάσεων. Οι παρεμβάσεις θα μπορούσαν να γίνουν πιο προσαρμοστικές, λαμβάνοντας υπόψη ιστορικό προηγούμενων ειδοποιήσεων, τις προτιμήσεις χρήστη, το χρονικό πλαίσιο και την ανατροφοδότηση. Ο πίνακας user_feedback, που ήδη προβλέπεται στο σχήμα της βάσης δεδομένων, μπορεί να αξιοποιηθεί για τη συλλογή αξιολογήσεων κατευθειάν από τους χρήστες και τη σταδιακή βελτίωση του μηχανισμού επιλογής και διατύπωσης παρεμβάσεων με βάση αυτή την αξιολόγηση.

Μια επιπλέον επέκταση αφορά την ενίσχυση της αξιολόγησης LLM. Η συλλογή μεγαλύτερου αριθμού εγγραφών σύγκρισης υπό πραγματικές συνθήκες χρήσης, σε συνδυασμό με ανθρώπινη αξιολόγηση δείγματος παρεμβάσεων, θα επέτρεπε την πληρέστερη σύγκριση των δύο μοντέλων και την επικύρωση της μεθοδολογίας LLM-as-Judge σε πλαίσιο well-being εφαρμογών.

Τέλος, μια σημαντική τεχνική επέκταση αφορά τη μεταφορά του συστήματος σε διαλειτουργική, cross-platform αρχιτεκτονική. Η υποστήριξη macOS και Linux, καθώς και η βελτίωση της εγκατάστασης και παραμετροποίησης, θα καθιστούσαν το σύστημα πιο προσβάσιμο σε μεγαλύτερο εύρος χρηστών και εργασιακών περιβαλλόντων.

7.7 Τελική αποτίμηση

Συνολικά, η παρούσα εργασία πέτυχε τον βασικό της στόχο: τον σχεδιασμό και την υλοποίηση ενός λειτουργικού proof-of-concept πληροφοριακού συστήματος που συνδυάζει rPPG/HRV, ανάλυση προσώπου και desktop context για την εκτίμηση γνωστικού φορτίου και ψυχολογικής επιβάρυνσης σε περιβάλλον εργασίας υπολογιστή. Το σύστημα δεν περιορίζεται στην παθητική καταγραφή δεδομένων, αλλά ενσωματώνει μηχανισμό fusion, εξατομικευμένο baseline, triggers και πλατυστοποιημένες παρεμβάσεις μέσω τοπικού LLM, με συγκριτική αξιολόγηση δύο μοντέλων μέσω του DeepEval framework υπό πλήρως τοπική εκτέλεση.

Η εργασία ανέδειξε ότι μια τέτοια αρχιτεκτονική είναι τεχνικά εφικτή με συμβατικό εξοπλισμό και μπορεί να υλοποιηθεί χωρίς εξάρτηση από cloud υπηρεσίες ή εξειδικευμένους αισθητήρες. Παράλληλα, κατέδειξε τη σημασία της πολυτροπικής προσέγγισης, καθώς η κατάσταση του χρήστη δεν μπορεί να ερμηνευθεί αξιόπιστα από ένα μόνο σήμα. Η συνδυαστική αξιοποίηση φυσιολογικών, εκφραστικών και συμπεριφορικών δεδομένων προσφέρει πιο πλούσιο πλαίσιο ερμηνείας και επιτρέπει πιο στοχευμένες παρεμβάσεις.

Ταυτόχρονα, η εργασία αναγνωρίζει σαφώς τα όριά της. Η παρούσα υλοποίηση δεν αποτελεί τελικό προϊόν ούτε κλινικά επικυρωμένο εργαλείο. Αποτελεί μια τεχνική και λειτουργική βάση πάνω στην οποία μπορούν να στηριχθούν μελλοντικές εμπειρικές αξιολογήσεις, βελτιώσεις ακριβείας, επεκτάσεις ιδιωτικότητας και προσαρμοστικότερες παρεμβάσεις.

Με βάση τα παραπάνω, η συμβολή της εργασίας έγκειται κυρίως στο ότι γεφυρώνει τρία πεδία που συχνά εξετάζονται χωριστά: τη μη επεμβατική φυσιολογική μέτρηση, την ανάλυση προσώπου και το υπολογιστικό πλαίσιο εργασίας. Η ολοκλήρωσή τους σε ένα ενιαίο, τοπικά εκτελούμενο και privacy-aware πληροφοριακό σύστημα δείχνει ότι η ανάπτυξη συστημάτων υποστήριξης ευεξίας για εργαζόμενους γνώσης αποτελεί ρεαλιστική και ερευνητικά ενδιαφέρουσα κατεύθυνση, υπό την προϋπόθεση ότι η μελλοντική εξέλιξή τους θα συνοδευτεί από συστηματική αξιολόγηση με πραγματικούς χρήστες και αυστηρή προστασία της ιδιωτικότητας.

Βιβλιογραφία

- [1] Lazarus, R. S. (1984). *Stress, appraisal, and coping* (Vol. 445). Springer.
- [2] Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cognitive science*, 12(2), 257-285.
- [3] Borle, P., Reichel, K., Niebuhr, F., & Voelter-Mahlknecht, S. (2021). How are techno-stressors associated with mental health and work outcomes? A systematic review of occupational exposure to information and communication technologies within the technostress model. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(16), 8673.
- [4] Marsh, E., Vallejos, E. P., & Spence, A. (2022). The digital workplace and its dark side: An integrative review. *Computers in Human Behavior*, 128, 107118.
- [5] Schmidt, P., Reiss, A., Duerichen, R., Marberger, C., & Van Laerhoven, K. (2018, October). Introducing wesad, a multimodal dataset for wearable stress and affect detection. In *Proceedings of the 20th ACM international conference on multimodal interaction* (pp. 400-408).
- [6] Makowski, D., Pham, T., Lau, Z. J., Brammer, J. C., Lespinasse, F., Pham, H., ... & Chen, S. A. (2021). NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing. *Behavior research methods*, 53(4), 1689-1696.
- [7] Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Hays, M., ... & Grundmann, M. (2019). Mediapipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv:1906.08172*.
- [8] Soukupova, T., & Cech, J. (2016, February). Eye blink detection using facial landmarks. In *21st computer vision winter workshop, Rimske Toplice, Slovenia* (Vol. 2, p. 4).
- [9] Pham, T., Lau, Z. J., Chen, S. A., & Makowski, D. (2021). Heart rate variability in psychology: A review of HRV indices and an analysis tutorial. *Sensors*, 21(12), 3998.

- [10] Man, P. K., Cheung, K. L., Sangsiri, N., Shek, W. J., Wong, K. L., Chin, J. W., ... & So, R. H. Y. (2022, October). Blood pressure measurement: From cuff-based to contactless monitoring. In *Healthcare* (Vol. 10, No. 10, p. 2113). MDPI.
- [11] De Haan, G., & Jeanne, V. (2013). Robust pulse rate from chrominance-based rPPG. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 60(10), 2878-2886.
- [12] Wang, W., Den Brinker, A. C., Stuijk, S., & De Haan, G. (2016). Algorithmic principles of remote PPG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 64(7), 1479-1491.
- [13] Verkruysse, W., Svaasand, L. O., & Nelson, J. S. (2008). Remote plethysmographic imaging using ambient light. *Optics express*, 16(26), 21434-21445.
- [14] Di Lernia, D., Finotti, G., Tsakiris, M., Riva, G., & Naber, M. (2024). Remote photoplethysmography (rPPG) in the wild: Remote heart rate imaging via online webcams. *Behavior Research Methods*, 56(7), 6904-6914.
- [15] Google, "MediaPipe Face Landmarker," 2024. [Online]. Available: https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/face_landmarker. [Accessed: May 2026].
- [16] Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, 39(6), 1161.
- [17] Toisoul, A., Kossaifi, J., Bulat, A., Tzimiropoulos, G., & Pantic, M. (2021). Estimation of continuous valence and arousal levels from faces in naturalistic conditions. *Nature Machine Intelligence*, 3(1), 42-50.
- [18] face-analysis, "EmoNet: Estimation of continuous valence and arousal levels from faces," GitHub repository, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/face-analysis/emonet>. [Accessed: May 2026].
- [19] Murty R.N., Dadlani S., and Das R. B., "How Much Time and Energy Do We Waste Toggling Between Applications?," *Harvard Business Review*, Aug. 29, 2022. [Online]. Available: <https://hbr.org/2022/08/how-much-time-and-energy-do-we-waste-toggling-between-applications> [Accessed: May 2026]

- [20] Gadzicki, K., Khamsehashari, R., & Zetzsche, C. (2020, July). Early vs late fusion in multimodal convolutional neural networks. In *2020 IEEE 23rd international conference on information fusion (FUSION)* (pp. 1-6). IEEE.
- [21] Hosseini, M., Bodaghi, M., Bhupatiraju, R. T., Maida, A., & Gottumukkala, R. (2023). Multimodal stress detection using facial landmarks and biometric signals. *arXiv preprint arXiv:2311.03606*.
- [22] Pereira, L. M., Salazar, A., & Vergara, L. (2023). A comparative analysis of early and late fusion for the multimodal two-class problem. *IEEE Access*, *11*, 84283-84300.
- [23] Giannakakis, G., Marias, K., & Tsiknakis, M. (2019, September). A stress recognition system using HRV parameters and machine learning techniques. In *2019 8th International conference on affective computing and intelligent interaction workshops and demos (ACIIW)* (pp. 269-272). IEEE.
- [24] Xu, Q., Nwe, T. L., & Guan, C. (2014). Cluster-based analysis for personalized stress evaluation using physiological signals. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, *19*(1), 275-281.
- [25] Hua, Y., Liu, F., Yang, K., Li, Z., Na, H., Sheu, Y. H., ... & Torous, J. (2025). Large language models in mental health care: a scoping review. *Current Treatment Options in Psychiatry*, *12*(1), 27.
- [26] Lawrence, H. R., Schneider, R. A., Rubin, S. B., Matarić, M. J., McDuff, D. J., & Bell, M. J. (2024). The opportunities and risks of large language models in mental health. *JMIR Mental Health*, *11*(1), e59479.
- [27] Grattafiori, A., Dubey, A., Jauhri, A., Pandey, A., Kadian, A., Al-Dahle, A., ... & Vasic, P. (2024). The llama 3 herd of models. *arXiv preprint arXiv:2407.21783*.
- [28] Ollama, "Ollama: Run large language models locally," GitHub repository, 2024. [Online]. Available: <https://github.com/ollama/ollama>. [Accessed: May 2026].
- [29] Lian, H., Lu, C., Li, S., Zhao, Y., Tang, C., & Zong, Y. (2023). A survey of deep learning-based multimodal emotion recognition: Speech, text, and face. *Entropy*, *25*(10), 1440.

- [30] Ouzar, Y., Lagha, L., Bousefsaf, F., Maaoui, C. (2023). Multimodal Stress State Detection from Facial Videos Using Physiological Signals and Facial Features. In: Rousseau, JJ., Kapralos, B. (eds) Pattern Recognition, Computer Vision, and Image Processing. ICPR 2022 International Workshops and Challenges. ICPR 2022. Lecture Notes in Computer Science, vol 13646. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-37745-7_10.
- [31] S. Koldijk, M. Sappelli, S. Verberne, M. A. Neerincx, and W. Kraaij, "The SWELL knowledge work dataset for stress and user modeling research," in *Proc. 16th International Conference on Multimodal Interaction (ICMI)*, Istanbul, Turkey, 2014, pp. 291–298.
- [32] Yang, A., Li, A., Yang, B., Zhang, B., Hui, B., Zheng, B., ... & Qiu, Z. (2025). Qwen3 technical report. *arXiv preprint arXiv:2505.09388*.
- [33] Team, G., Abd, S. E., Aggarwal, V., Algayres, R., Andreev, A., Bachem, O., ... & Geisler, S. (2026). Gemma 4 technical report. *arXiv preprint arXiv:2607.02770*.
- [34] Confident AI. (2024). *DeepEval: The open-source LLM evaluation framework*. GitHub repository. Available: <https://github.com/confident-ai/deepeval>. [Accessed: August 2026].
- [35] Zheng, L., Chiang, W. L., Sheng, Y., Zhuang, S., Wu, Z., Zhuang, Y., ... & Stoica, I. (2023). Judging llm-as-a-judge with mt-bench and chatbot arena. *Advances in neural information processing systems*, 36, 46595-46623.