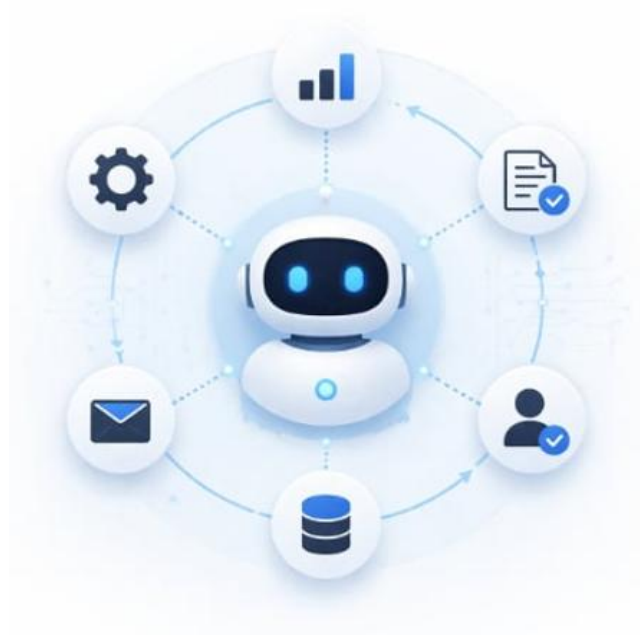


ΣΧΟΛΗ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΚΑΙ ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΩΝ ΣΥΣΤΗΜΑΤΩΝ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

«Ανάπτυξη και Αξιολόγηση ενός Data-Driven AI Agent
για τη Βελτίωση της Παραγωγικότητας και της
Λειτουργικής Αποδοτικότητας μέσω Αυτοματοποίησης
Επιχειρησιακών Διαδικασιών»



Των φοιτητών:

Συγγιρίδης Δημήτριος

Αρ. Μητρώου: 2019160

Χατζημπάρμπας Πέτρος

Αρ. Μητρώου: 2019189

Επιβλέπων

Μάριος Αγγελόπουλος

Επίκουρος Καθηγητής

Ημερομηνία : 30 Μαΐου 2026

Τίτλος Δ.Ε. Ανάπτυξη και Αξιολόγηση ενός Data-Driven AI Agent για τη Βελτίωση της Παραγωγικότητας και της Λειτουργικής Αποδοτικότητας μέσω Αυτοματοποίησης Επιχειρησιακών Διαδικασιών

Κωδικός Δ.Ε. 26231

Ονοματεπώνυμο φοιτητή/τών : Συγγιρίδης Δημήτριος, Χατζημπάρμπας Πέτρος

Ονοματεπώνυμο εισηγητή: Μάριος Αγγελόπουλος

Ημερομηνία ανάληψης Δ.Ε.

Ημερομηνία περάτωσης Δ.Ε.

Βεβαιώνω ότι είμαι ο συγγραφέας αυτής της εργασίας και ότι κάθε βοήθεια την οποία είχα για την προετοιμασία της είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται στην εργασία. Επίσης, έχω καταγράψει τις όποιες πηγές από τις οποίες έκανα χρήση δεδομένων, ιδεών, εικόνων και κειμένου, είτε αυτές αναφέρονται ακριβώς είτε παραφρασμένες. Επιπλέον, βεβαιώνω ότι αυτή η εργασία προετοιμάστηκε από εμένα προσωπικά, ειδικά ως διπλωματική εργασία, στο Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του ΔΙ.ΠΑ.Ε.

Η παρούσα εργασία αποτελεί πνευματική ιδιοκτησία των φοιτητών Συγγιρίδη Δημητρίου και Χατζημπάρμπα Πέτρου που την εκπόνησε/αν. Στο πλαίσιο της πολιτικής ανοικτής πρόσβασης, ο συγγραφέας/δημιουργός εκχωρεί στο Διεθνές Πανεπιστήμιο της Ελλάδος άδεια χρήσης του δικαιώματος αναπαραγωγής, δανεισμού, παρουσίασης στο κοινό και ψηφιακής διάχυσης της εργασίας διεθνώς, σε ηλεκτρονική μορφή και σε οποιοδήποτε μέσο, για διδακτικούς και ερευνητικούς σκοπούς, άνευ ανταλλάγματος. Η ανοικτή πρόσβαση στο πλήρες κείμενο της εργασίας, δεν σημαίνει καθ' οιονδήποτε τρόπο παραχώρηση δικαιωμάτων διανοητικής ιδιοκτησίας του συγγραφέα/δημιουργού, ούτε επιτρέπει την αναπαραγωγή, αναδημοσίευση, αντιγραφή, πώληση, εμπορική χρήση, διανομή, έκδοση, μεταφόρτωση (downloading), ανάρτηση (uploading), μετάφραση, τροποποίηση με οποιονδήποτε τρόπο, τμηματικά ή περιληπτικά της εργασίας, χωρίς τη ρητή προηγούμενη έγγραφη συναίνεση του συγγραφέα/δημιουργού.

Η έγκριση της διπλωματικής εργασίας από το Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής και Ηλεκτρονικών Συστημάτων του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, δεν υποδηλώνει απαραίτητως και αποδοχή των απόψεων του συγγραφέα, εκ μέρους του Τμήματος.

«Αφιέρωση»

Πρόλογος

Η τεχνητή νοημοσύνη αποτελεί έναν από τους πλέον δυναμικά εξελισσόμενους κλάδους της επιστήμης της πληροφορικής, ο οποίος έχει εδραιωθεί στη σύγχρονη πραγματικότητα, επιδρώντας στον τρόπο με τον οποίο οργανώνονται, αναλύονται και αξιοποιούνται τα δεδομένα. Οι εφαρμογές της συμβάλλουν ουσιαστικά στη βελτιστοποίηση διαδικασιών και στην αποτελεσματικότερη κάλυψη σύνθετων αναγκών.

Ιδιαίτερη σημασία παρουσιάζει η ανάπτυξη των πρακτόρων τεχνητής νοημοσύνης (AI Agents), οι οποίοι καθιστούν δυνατή την κατανόηση και επεξεργασία της φυσικής γλώσσας από υπολογιστικά συστήματα. Η δυνατότητα αυτή επιτρέπει την αυτοματοποίηση σύνθετων διεργασιών, ενισχύοντας την επιχειρησιακή αποδοτικότητα και καθιστώντας τις τεχνολογίες αυτές κατάλληλες για περιβάλλοντα με αυξημένες απαιτήσεις διαχείρισης δεδομένων.

Η ενσωμάτωση ενός τέτοιου τεχνολογικού παραδείγματος στον τομέα των επιχειρήσεων συνιστά μια φιλόδοξη αλλά ρεαλιστική προοπτική. Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα εργασία εστιάζει στη διερεύνηση των τρόπων υλοποίησης συστημάτων βασισμένων σε πράκτορες τεχνητής νοημοσύνης και στην αποτίμηση της συμβολής τους στο σύγχρονο επιχειρησιακό περιβάλλον.

Μέσω της μελέτης, επιχειρείται η ανάλυση της λειτουργίας εργασιακών περιβαλλόντων οργανισμών και η συσχέτιση της διαχείρισης δεδομένων με τη χρήση πράκτορα τεχνητής νοημοσύνης, αναδεικνύοντας τα πλεονεκτήματα των τεχνολογιών αυτών.

Περίληψη

Η ραγδαία εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI), και ιδιαίτερα των data-driven συστημάτων και των ευφυών πρακτόρων (AI agents), έχει μετασχηματίσει σημαντικά τις σύγχρονες επιχειρησιακές λειτουργίες, επιτρέποντας την αυτοματοποίηση διαδικασιών, τη βελτίωση της λήψης αποφάσεων και την ενίσχυση της συνολικής αποδοτικότητας των οργανισμών. Η παρούσα διπλωματική εργασία εστιάζει στην ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός data-driven AI agent, με στόχο τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας μέσω της αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών.

Η μελέτη ξεκινά με την ανάλυση των βασικών εννοιών της Τεχνητής Νοημοσύνης, συμπεριλαμβανομένης της ιστορικής εξέλιξης, των κύριων τεχνολογιών και της αρχιτεκτονικής των συστημάτων AI. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στον ρόλο των δεδομένων ως καθοριστικού παράγοντα για την απόδοση των AI συστημάτων, αναδεικνύοντας τη σημασία της συλλογής, της προεπεξεργασίας και της ποιότητας των δεδομένων.

Στη συνέχεια, η εργασία εξετάζει τον σχεδιασμό και την υλοποίηση AI agents, αναλύοντας βασικά δομικά στοιχεία όπως τα συστήματα μνήμης, οι μηχανισμοί σχεδιασμού, η ενσωμάτωση εργαλείων και οι μηχανισμοί ανατροφοδότησης, τα οποία επιτρέπουν την αυτόνομη και προσαρμοστική λειτουργία τους. Στο πρακτικό μέρος, αναπτύσσεται ένα πρωτότυπο AI agent που βασίζεται σε data-driven προσεγγίσεις και υποστηρίζει επιχειρησιακές διαδικασίες, όπως ανάλυση δεδομένων, αυτοματοποίηση εργασιών και υποστήριξη λήψης αποφάσεων.

Επιπλέον, αξιολογούνται διαφορετικές μέθοδοι συλλογής δεδομένων, όπως το web scraping, η χρήση APIs και η δημιουργία συνθετικών δεδομένων, προκειμένου να διερευνηθεί η επίδρασή τους στην απόδοση του συστήματος. Η αξιολόγηση του προτεινόμενου AI agent πραγματοποιείται με βάση δείκτες όπως ο χρόνος ολοκλήρωσης εργασιών, η ακρίβεια και η αξιοποίηση πόρων, συγκρινόμενη με παραδοσιακές μεθόδους.

Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι AI agents μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την επιχειρησιακή απόδοση, μειώνοντας τον ανθρώπινο φόρτο εργασίας, επιταχύνοντας τη λήψη αποφάσεων και επιτρέποντας την κλιμακούμενη αυτοματοποίηση. Τέλος, η εργασία αναδεικνύει τις προκλήσεις που σχετίζονται με την υιοθέτηση της AI, όπως η μεροληψία δεδομένων, τα ηθικά ζητήματα και η αξιοπιστία των συστημάτων, καταλήγοντας ότι οι AI agents αποτελούν ισχυρά εργαλεία που ενισχύουν, αλλά δεν αντικαθιστούν πλήρως, τον ανθρώπινο παράγοντα.

Συνολικά, η παρούσα εργασία συμβάλλει στο πεδίο των επιχειρησιακών συστημάτων, προσφέροντας τόσο ένα θεωρητικό πλαίσιο όσο και μια πρακτική υλοποίηση ενός AI agent για πραγματικές επιχειρησιακές εφαρμογές.

«Development and Evaluation of a Data-Driven AI Agent for Enhancing Productivity and Operational Efficiency through Business Process Automation »

«Syngiridis Dimitrios,
Chatzimpampas Petros»

Abstract

The rapid evolution of Artificial Intelligence (AI), particularly data-driven systems and intelligent agents, has significantly transformed modern business operations by enabling automation, enhancing decision-making, and improving overall organizational efficiency. This thesis focuses on the development and evaluation of a data-driven AI agent designed to optimize productivity and operational performance through the automation of business processes.

The study begins with a comprehensive analysis of the fundamental concepts of AI, including its historical evolution, core technologies, and architectural components. Special emphasis is placed on the role of data as a critical driver of AI performance, highlighting the importance of data collection, preprocessing, and quality in the development of reliable AI systems. The research further explores the design and implementation of AI agents, examining key components such as memory, planning mechanisms, tool integration, and feedback loops that enable autonomous and adaptive behavior.

A central part of the thesis involves the construction of a prototype AI agent that leverages data-driven methodologies to support business workflows. The agent is designed to perform tasks such as data analysis, process automation, and decision support, demonstrating its applicability in real-world entrepreneurial and organizational contexts. Various datasets and data acquisition strategies, including web scraping, API integration, and synthetic data generation, are evaluated to assess their impact on system performance.

The evaluation phase examines the effectiveness of the proposed AI agent in improving productivity and operational efficiency. Metrics such as task completion time, accuracy, and resource utilization are analyzed to determine performance gains compared to traditional approaches. The findings indicate that AI agents can significantly enhance business operations by reducing manual effort, accelerating decision-making, and enabling scalable automation.

Finally, the study addresses the limitations and challenges associated with AI adoption, including data bias, ethical considerations, and system reliability. It concludes that while AI agents cannot fully replace human expertise, they serve as powerful tools that augment human capabilities and drive innovation in business environments. This research contributes to the growing field of AI-driven enterprise systems by providing both a theoretical framework and a practical implementation of a data-driven AI agent.

Ευχαριστίες

Θα θέλαμε να εκφράσουμε τις θερμές μας ευχαριστίες σε όλους όσοι συνέβαλαν, με άμεσο ή έμμεσο τρόπο, στην ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Αρχικά, ευχαριστούμε τον/την επιβλέποντα/ουσα καθηγητή/καθηγήτριά μας για την καθοδήγηση, την υποστήριξη και τις πολύτιμες παρατηρήσεις του/της καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της εργασίας. Η συμβολή του/της υπήρξε ιδιαίτερα σημαντική τόσο για την επιστημονική οργάνωση της μελέτης όσο και για τη διαμόρφωση της τελικής της μορφής.

Επιπλέον, θα θέλαμε να ευχαριστήσουμε τους καθηγητές και το προσωπικό του Πανεπιστημίου για τις γνώσεις, τα εφόδια και την υποστήριξη που μας προσέφεραν κατά τη διάρκεια των σπουδών μας.

Ιδιαίτερες ευχαριστίες οφείλουμε στις οικογένειές μας και στους ανθρώπους του κοντινού μας περιβάλλοντος για την αμέριστη στήριξη, την κατανόηση και την ενθάρρυνσή τους σε όλη τη διάρκεια της προσπάθειάς μας.

Τέλος, ευχαριστούμε ο ένας τον άλλον για τη συνεργασία, την αλληλοϋποστήριξη και την κοινή προσπάθεια που συνέβαλαν ουσιαστικά στην ολοκλήρωση της παρούσας εργασίας.

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	18
1.1 Παρουσίαση Θέματος και Προβληματισμός	18
1.1.1 Η Πρόκληση της Παραγωγικότητας σε Σύγχρονα Επιχειρησιακά Περιβάλλοντα	19
1.1.2 Ο Ρόλος της Αυτοματοποίησης Διαδικασιών	19
1.2 Στόχος της Διπλωματικής Εργασίας	20
1.3 Μεθοδολογία Προσέγγισης	20
1.4 Δομή της Εργασίας	21
1.5 Περιορισμοί και Υποθέσεις	22
1.6 Επίλογος	22
Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση	23
2.1 Έννοια της Τεχνητής Νοημοσύνης\	23
2.1.2 Ιστορική Αναδρομή	24
2.2 Machine Learning και Data-Driven Προσεγγίσεις	26
2.2.1 Supervised / Unsupervised Learning	27
2.2.2 Deep Learning	28
2.3 AI Agents και Αυτόνομα Συστήματα	31
2.3.1 Ορισμός και Αρχιτεκτονικές AI Agents	32
2.3.2 Multi-Agent Systems	34
2.4 Αυτοματοποίηση Επιχειρησιακών Διαδικασιών	37
2.4.1 Robotic Process Automation (RPA)	39
2.4.2 Intelligent Automation	41
2.5 Τεχνολογίες NLP και Decision-Making Systems	43
2.6 Σχετικές Εφαρμογές και Μελέτες Περίπτωσης	45
2.7 Συμπεράσματα Κεφαλαίου	47
2.8 Επίλογος	48
Κεφάλαιο 3: Σχεδιασμός και Αρχιτεκτονική Συστήματος	49
3.1 Περιγραφή του Προτεινόμενου AI Agent	49
3.2 Αρχιτεκτονική Συστήματος	49
3.2.1 Data Pipeline	50
3.2.2 Model Layer	51
3.2.3 Decision Engine	51
3.3 Επιλογή Τεχνολογιών (Python, APIs, Models κ.λπ.)	52

3.4 Περιγραφή Dataset και Πηγές Δεδομένων	52
3.5 Μετρικές Απόδοσης (KPIs)	54
3.6 Συμπεράσματα Κεφαλαίου	54
3.7 Επίλογος	55
Κεφάλαιο 4: Υλοποίηση του AI Agent	56
4.1 Περιβάλλον Ανάπτυξης	56
4.2 Προεπεξεργασία Δεδομένων	56
4.2.1 Data Cleaning	57
4.2.2 Feature Engineering	57
4.3 Ανάπτυξη Μοντέλων	57
4.3.1 Επιλογή Αλγορίθμων	58
4.3.2 Εκπαίδευση και Βελτιστοποίηση	58
4.4 Υλοποίηση Agent Logic	58
4.4.1 Decision-Making Mechanism	59
4.4.2 Automation Rules	59
4.4.3 Ροές Ανάκτησης Δεδομένων ως Εργαλεία του Agent (Data Retrieval Tools)	60
4.4.4 Σύνδεση της Βάσης PostgreSQL (HR Δεδομένα) με τον Agent	61
4.5 Ενσωμάτωση σε Επιχειρησιακή Ροή	62
4.6 Συμπεράσματα Κεφαλαίου	62
Κεφάλαιο 5: Αξιολόγηση και Αποτελέσματα	63
5.1 Μεθοδολογία Αξιολόγησης	63
5.2 Πειραματικά Σενάρια	63
5.3 Αποτελέσματα Απόδοσης	64
5.3.1 Accuracy / Efficiency	64
5.3.2 Χρόνος Εκτέλεσης	65
5.3.3 Μετρήσιμα Αποτελέσματα (KPIs)	65
5.4 Σύγκριση με Παραδοσιακές Μεθόδους	66
5.5 Συζήτηση Αποτελεσμάτων	67
5.6 Έρευνα Αποδοχής Χρηστών σχετικά με τη Χρήση AI Agents	67
Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα	71
6.1 Συνολικά Συμπεράσματα	71
6.2 Περιορισμοί της Μελέτης	72
6.3 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα	73
6.4 Συνεισφορά και Πρακτική Αξία της Εργασίας	75

Κατάλογος Σχημάτων

Σχήμα 2.1: Αρχιτεκτονική BDI Agent και αλληλεπίδραση με το περιβάλλον.

Πηγή: Balke & Gilbert, "How Do Agents Make Decisions? A Survey", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2014. Το άρθρο παρουσιάζει το BDI μοντέλο ως μία από τις πιο διαδεδομένες αρχιτεκτονικές λήψης αποφάσεων σε agents και περιλαμβάνει το συγκεκριμένο σχήμα ως "Figure 2: The BDI Architecture"

Balke, T., & Gilbert, N. (2014). "How Do Agents Make Decisions? A Survey." *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 17(4), 13. DOI: 10.18564/jasss.2687

Σχήμα 2.2: Παράδειγμα αρχιτεκτονικής Multi-Agent System με πολλαπλούς agents που αλληλεπιδρούν σε κοινό περιβάλλον.

Πηγή: Mandaric, Keselj Dilberovic & Jezic, "A Multi-Agent System for Service Provisioning in an Internet-of-Things Smart Space Based on User Preferences", *Sensors*, 2024. Το άρθρο παρουσιάζει ένα MAS για παροχή υπηρεσιών σε IoT smart space, όπου user agents και smart space agent συνεργάζονται για την προσαρμογή υπηρεσιών με βάση τις προτιμήσεις των χρηστών

Σχήμα 2.3: Παράδειγμα αρχιτεκτονικής Data-driven Business Process Automation BPA. πηγή:G. Solaimalai, "AI-Augmented Decision-Making for Business Process Automation," 2025.

Σχήμα 2.4: Ροή διεργασιών RPA με ενσωμάτωση τεχνητής νοημοσύνης.

πηγή:S.

Afrin, S. Roksana and R. Akram, "AI-Enhanced Robotic Process Automation: A Review of Intelligent Automation Innovations," 2024.

Σχήμα 2.5:Υβριδική αρχιτεκτονική IA με χρήση human-in-the-loop μαζί με RPA και TN .

πηγή: P.B.Alla,"Augmenting Intelligent Process Automation through Generative AI for Human-in-the-LoopDecision Systems", 2026.

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 3.1: Αριθμητικά δεδομένα	52
Πίνακας 4.1: Κανόνες αυτοματοποίησης του AI Agent	59
Πίνακας 5.1: Πειραματικά σενάρια αξιολόγησης του AI Agent	63
Πίνακας 5.2: Ενδεικτικός χρόνος απόκρισης ανά πειραματικό σενάριο	64

Συντομογραφίες

Δ.Ε.	Διπλωματική Εργασία
ΔΙΠΙΑΕ	Διεθνές Πανεπιστήμιο Ελλάδος
Π.Ε.	Πτυχιακή Εργασία
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
FIPA	Foundation for Intelligent Physical Agents
TN	Τεχνητή Νοημοσύνη
AI	Artificial Intelligence
BPM	Διαχείριση επιχειρησιακών διαδικασιών, Business Process Management
DNN	Βαθιά νευρωνικά δίκτυα, Deep Neural Networks
DL	Βαθιά Μάθηση, Deep Learning
NLP	Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, Natural Language Processing
BPA	Αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών, Business Process Automation
ML	Μηχανική Μάθηση, Machine Learning
RPA	Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών, Robotic Process Automation
API	Διασύνδεση Προγραμματισμού Εφαρμογών, Application Programming Interface
SVM	Μηχανές Διανυσμάτων Στήριξης, Support Vector Machines
PCA	Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών, Principal Component Analysis
LLM	Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα, Large Language Models
CNN	Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα, Convolutional Neural Networks
RNN	Επαναληπτικά Νευρωνικά Δίκτυα, Recurrent Neural Networks
LSTM	Long Short Term Memory
BDI	Belief, Desire, Intention
MAS	Πολυπρακτορικά Συστήματα, Multi Agent Systems
MARL	Multi-Agen Reinforcement Learning
MADRL	Multi-Agent Deep Reinforcement Learning
KPI	Βασικοί Δείκτες Απόδοσης, Key Performance Indicators
IA	Έξυπνη αυτοματοποίηση, Intelligent Automation

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Παρουσίαση Θέματος και Προβληματισμός

Η σύγχρονη επιχειρησιακή πραγματικότητα χαρακτηρίζεται από αυξημένη πολυπλοκότητα, έντονο ανταγωνισμό, μεγάλο όγκο δεδομένων και ανάγκη για ταχύτερη λήψη αποφάσεων. Οι επιχειρήσεις και οι οργανισμοί καλούνται να διαχειριστούν καθημερινά επαναλαμβανόμενες διαδικασίες, ροές εργασίας, αιτήματα πελατών, εσωτερικές εγκρίσεις, ενημερώσεις συστημάτων και αναλυτικές εργασίες, οι οποίες συχνά απαιτούν σημαντικό ανθρώπινο χρόνο και πόρους. Σε αυτό το περιβάλλον, η παραγωγικότητα και η λειτουργική αποδοτικότητα αποτελούν βασικούς παράγοντες βιωσιμότητας και ανταγωνιστικού πλεονεκτήματος.

Η αξιοποίηση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης και αυτοματοποίησης έχει αναδειχθεί ως ένας από τους σημαντικότερους τρόπους βελτίωσης των επιχειρησιακών διαδικασιών. Η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να υποστηρίξει επιχειρησιακές ανάγκες όπως η αυτοματοποίηση διαδικασιών, η άντληση γνώσης από δεδομένα και η αλληλεπίδραση με πελάτες ή εργαζομένους [1]. Παράλληλα, η διαχείριση επιχειρησιακών διαδικασιών — Business Process Management, BPM — παρέχει μεθόδους και εργαλεία για τον σχεδιασμό, την εκτέλεση, την παρακολούθηση και τη βελτίωση των επιχειρησιακών ροών [2], [3]. Η σύνδεση της Τεχνητής Νοημοσύνης με την αυτοματοποίηση δημιουργεί τη δυνατότητα ανάπτυξης πιο ευφυών συστημάτων, τα οποία δεν εκτελούν απλώς προκαθορισμένες εντολές, αλλά αξιοποιούν δεδομένα για να λαμβάνουν αποφάσεις και να προσαρμόζονται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες.

Στο πλαίσιο αυτό, η παρούσα διπλωματική εργασία επικεντρώνεται στην **ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός data-driven AI Agent** για τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας μέσω αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών. Ο όρος data-driven υποδηλώνει ότι ο agent δεν βασίζεται αποκλειστικά σε στατικούς κανόνες, αλλά αξιοποιεί δεδομένα, μετρικές και πιθανώς μοντέλα μηχανικής μάθησης για την κατανόηση της κατάστασης μιας διαδικασίας και την επιλογή κατάλληλων ενεργειών. Με αυτόν τον τρόπο, ο AI Agent μπορεί να λειτουργήσει ως ενδιάμεσος μηχανισμός μεταξύ δεδομένων, λήψης αποφάσεων και αυτοματοποιημένης εκτέλεσης.

Ο βασικός προβληματισμός της εργασίας αφορά το κατά πόσο ένας τέτοιος agent μπορεί να συμβάλει ουσιαστικά στη μείωση του χρόνου εκτέλεσης εργασιών, στη μείωση χειροκίνητων ενεργειών, στη βελτίωση της ακρίβειας και στη συνολική αύξηση της αποδοτικότητας. Πρόσφατες εμπειρικές μελέτες δείχνουν ότι τα εργαλεία γενετικής Τεχνητής Νοημοσύνης μπορούν να βελτιώσουν την παραγωγικότητα σε συγκεκριμένα εργασιακά περιβάλλοντα, αν και τα αποτελέσματα εξαρτώνται από το είδος της εργασίας, την εμπειρία των χρηστών και τον τρόπο ενσωμάτωσης της τεχνολογίας [4], [5]. Για παράδειγμα, οι Noy και Zhang κατέγραψαν μείωση χρόνου ολοκλήρωσης και αύξηση ποιότητας σε εργασίες επαγγελματικής γραφής με χρήση γενετικής ΤΝ [4], ενώ οι Brynjolfsson, Li και Raymond μελέτησαν την επίδραση AI εργαλείου σε περιβάλλον υποστήριξης πελατών [5].

1.1.1 Η Πρόκληση της Παραγωγικότητας σε Σύγχρονα Επιχειρησιακά Περιβάλλοντα

Η παραγωγικότητα αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους δείκτες απόδοσης σε κάθε οργανισμό, καθώς συνδέεται με την ικανότητα παραγωγής μεγαλύτερης αξίας με λιγότερους ή καλύτερα αξιοποιημένους πόρους. Σε επιχειρησιακό επίπεδο, η παραγωγικότητα δεν αφορά μόνο την ταχύτητα εκτέλεσης εργασιών, αλλά και την ποιότητα του αποτελέσματος, τη μείωση λαθών, την καλύτερη αξιοποίηση ανθρώπινου δυναμικού και τη δυνατότητα συνεχούς βελτίωσης των διαδικασιών.

Ωστόσο, πολλά σύγχρονα επιχειρησιακά περιβάλλοντα εξακολουθούν να βασίζονται σε χειροκίνητες ή ημι-αυτοματοποιημένες διαδικασίες. Τέτοιες διαδικασίες συχνά περιλαμβάνουν επαναλαμβανόμενες εργασίες, όπως εισαγωγή δεδομένων, αντιγραφή πληροφοριών μεταξύ συστημάτων, δημιουργία αναφορών, έλεγχος αιτημάτων, αποστολή ειδοποιήσεων και παρακολούθηση εκκρεμοτήτων. Παρότι οι εργασίες αυτές είναι απαραίτητες, συχνά δεν δημιουργούν υψηλή προστιθέμενη αξία και μπορούν να επιβαρύνουν σημαντικά τους εργαζομένους.

Ένας επιπλέον παράγοντας που δυσκολεύει τη βελτίωση της παραγωγικότητας είναι ο κατακερματισμός των πληροφοριακών συστημάτων. Σε πολλές επιχειρήσεις, τα δεδομένα βρίσκονται σε διαφορετικές πλατφόρμες, αρχεία, βάσεις δεδομένων ή εφαρμογές, γεγονός που καθιστά δύσκολη την ενιαία παρακολούθηση των διαδικασιών. Η έλλειψη ολοκληρωμένης εικόνας οδηγεί συχνά σε καθυστερήσεις, διπλές καταχωρήσεις, ασυνέπειες δεδομένων και περιορισμένη δυνατότητα λήψης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο.

Η βιβλιογραφία του Business Process Management υποστηρίζει ότι η συστηματική ανάλυση, μοντελοποίηση και βελτίωση των διαδικασιών μπορεί να συμβάλει σημαντικά στη λειτουργική αποδοτικότητα [2], [3]. Επιπλέον, οι τεχνικές process mining επιτρέπουν την ανάλυση πραγματικών δεδομένων εκτέλεσης διαδικασιών, με σκοπό τον εντοπισμό αποκλίσεων, καθυστερήσεων και σημείων συμφόρησης [6]. Με βάση αυτή τη λογική, η παραγωγικότητα μπορεί να βελτιωθεί όχι μόνο μέσω της αυτοματοποίησης μεμονωμένων εργασιών, αλλά και μέσω της κατανόησης του τρόπου με τον οποίο εκτελούνται στην πράξη οι επιχειρησιακές ροές.

Συνεπώς, η πρόκληση της παραγωγικότητας δεν είναι αποκλειστικά τεχνολογική. Είναι ταυτόχρονα οργανωτική, πληροφοριακή και διαδικαστική. Η ανάπτυξη ενός data-driven AI Agent καλείται να αντιμετωπίσει αυτή την πρόκληση συνδυάζοντας ανάλυση δεδομένων, μηχανισμούς λήψης αποφάσεων και αυτοματοποιημένη εκτέλεση ενεργειών.

1.1.2 Ο Ρόλος της Αυτοματοποίησης Διαδικασιών

Η αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών αποτελεί βασικό εργαλείο για τη βελτίωση της αποδοτικότητας ενός οργανισμού. Παραδοσιακά, η αυτοματοποίηση βασιζόταν σε στατικούς κανόνες και προκαθορισμένες ροές εργασίας. Για παράδειγμα, ένα σύστημα μπορούσε να εκτελεί αυτόματα μια ενέργεια όταν πληρούνταν συγκεκριμένες συνθήκες, όπως η αποστολή ειδοποίησης μετά την ολοκλήρωση μιας καταχώρησης ή η ενημέρωση μιας βάσης δεδομένων μετά την υποβολή μιας φόρμας.

Η εξέλιξη των τεχνολογιών Robotic Process Automation — RPA — επέτρεψε την αυτοματοποίηση επαναλαμβανόμενων ψηφιακών εργασιών που εκτελούνται σε πληροφοριακά συστήματα. Το RPA μπορεί να μιμηθεί ενέργειες χρηστών, όπως η εισαγωγή δεδομένων, η μεταφορά πληροφοριών μεταξύ εφαρμογών και η παραγωγή αναφορών. Παρότι το RPA προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα σε τυποποιημένες διαδικασίες, παρουσιάζει περιορισμούς όταν οι εργασίες απαιτούν ερμηνεία δεδομένων, προσαρμογή σε νέα δεδομένα ή λήψη αποφάσεων σε μη προβλέψιμες καταστάσεις.

Σε αυτό το σημείο αναδεικνύεται ο ρόλος της ευφυούς αυτοματοποίησης — intelligent automation. Η intelligent automation συνδυάζει τεχνικές RPA, μηχανικής μάθησης, ανάλυσης δεδομένων, επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και μηχανισμών λήψης αποφάσεων. Αντί να περιορίζεται στην εκτέλεση αυστηρά προκαθορισμένων ενεργειών, ένα ευφύες σύστημα μπορεί να αξιολογεί δεδομένα, να αναγνωρίζει μοτίβα, να προβλέπει αποτελέσματα και να επιλέγει την κατάλληλη ενέργεια.

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, ο AI Agent λειτουργεί ως ένας μηχανισμός ευφυούς αυτοματοποίησης. Η λειτουργία του μπορεί να περιλαμβάνει τα εξής στάδια: συλλογή δεδομένων από επιχειρησιακές πηγές, προεπεξεργασία και καθαρισμό δεδομένων, ανάλυση ή πρόβλεψη με χρήση μοντέλων, λήψη απόφασης βάσει κανόνων ή αλγορίθμων και εκτέλεση αυτοματοποιημένης ενέργειας. Η λογική αυτή συνδέεται με τη γενικότερη προσέγγιση του BPM, όπου η τεχνολογία χρησιμοποιείται για τον σχεδιασμό, την εκτέλεση, την παρακολούθηση και τη συνεχή βελτίωση διαδικασιών [2], [3].

Η αυτοματοποίηση, ωστόσο, δεν πρέπει να αντιμετωπίζεται ως αυτοσκοπός. Η πραγματική της αξία προκύπτει όταν συνδέεται με σαφείς επιχειρησιακούς στόχους και μετρήσιμα αποτελέσματα. Για τον λόγο αυτό, η αξιολόγηση ενός AI Agent πρέπει να βασίζεται σε συγκεκριμένους δείκτες, όπως ο χρόνος εκτέλεσης, η ακρίβεια αποφάσεων, η μείωση χειροκίνητων ενεργειών, η αξιοπιστία και η δυνατότητα κλιμάκωσης.

1.2 Στόχος της Διπλωματικής Εργασίας

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η **ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός data-driven AI Agent**, ο οποίος θα συμβάλλει στη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας μέσω της αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών.

Πιο συγκεκριμένα, η εργασία αποσκοπεί:

- α) στη μελέτη του θεωρητικού υποβάθρου που αφορά την Τεχνητή Νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση, τους AI Agents και την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών,
- β) στον σχεδιασμό μιας αρχιτεκτονικής AI Agent που βασίζεται σε δεδομένα,
- γ) στην υλοποίηση ενός πρωτοτύπου συστήματος που μπορεί να αναλύει δεδομένα και να λαμβάνει αποφάσεις,
- δ) στην ενσωμάτωση του agent σε μια ενδεικτική επιχειρησιακή ροή,
- ε) στην αξιολόγηση της απόδοσης του συστήματος με βάση συγκεκριμένους δείκτες απόδοσης.

Ο βασικός ερευνητικός στόχος είναι να εξεταστεί αν και σε ποιον βαθμό ένας τέτοιος agent μπορεί να μειώσει τον χρόνο εκτέλεσης εργασιών, να περιορίσει τις χειροκίνητες παρεμβάσεις και να βελτιώσει τη συνέπεια και την ακρίβεια των επιχειρησιακών αποφάσεων. Η εργασία δεν περιορίζεται στην απλή τεχνική υλοποίηση ενός αυτοματισμού, αλλά εξετάζει τον τρόπο με τον οποίο η data-driven λογική μπορεί να ενισχύσει τη λήψη αποφάσεων και τη λειτουργική αποδοτικότητα.

1.3 Μεθοδολογία Προσέγγισης

Η μεθοδολογία της παρούσας εργασίας ακολουθεί μια συνδυαστική προσέγγιση, η οποία περιλαμβάνει θεωρητική μελέτη, σχεδιασμό συστήματος, τεχνική υλοποίηση και πειραματική αξιολόγηση.

Αρχικά, πραγματοποιείται βιβλιογραφική ανασκόπηση σε βασικά επιστημονικά πεδία που σχετίζονται με το αντικείμενο της εργασίας. Τα πεδία αυτά περιλαμβάνουν την Τεχνητή Νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση, τους AI Agents, τα Multi-Agent Systems, το Business Process Management, το RPA και την intelligent automation. Η βιβλιογραφική ανασκόπηση αποσκοπεί στην κατανόηση των θεωρητικών εννοιών, των υπάρχουσών προσεγγίσεων και των τεχνολογικών δυνατοτήτων που σχετίζονται με την ανάπτυξη ενός AI Agent.

Στη συνέχεια, σχεδιάζεται η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου συστήματος. Η αρχιτεκτονική περιλαμβάνει τα βασικά υποσυστήματα του agent, όπως το data pipeline, το επίπεδο μοντέλων, τον μηχανισμό λήψης αποφάσεων και το επίπεδο εκτέλεσης αυτοματισμών. Ιδιαίτερη έμφαση δίνεται στη ροή των δεδομένων, καθώς η data-driven φύση του συστήματος απαιτεί αξιόπιστη συλλογή, επεξεργασία και αξιοποίηση πληροφοριών. Ακολουθεί η υλοποίηση του AI Agent με χρήση κατάλληλων τεχνολογιών, όπως Python, APIs, βιβλιοθήκες ανάλυσης δεδομένων και πιθανά μοντέλα μηχανικής μάθησης. Η επιλογή των τεχνολογιών γίνεται με βάση την ευχρηστία, τη διαλειτουργικότητα, τη δυνατότητα επεκτασιμότητας και την καταλληλότητά τους για επιχειρησιακή αυτοματοποίηση.

Τέλος, πραγματοποιείται αξιολόγηση του συστήματος μέσα από πειραματικά σενάρια. Η αξιολόγηση βασίζεται σε δείκτες απόδοσης, όπως ο χρόνος εκτέλεσης, η ακρίβεια, η αποδοτικότητα, η μείωση χειροκίνητων ενεργειών και η σύγκριση με παραδοσιακές μεθόδους εκτέλεσης της ίδιας διαδικασίας. Με αυτόν τον τρόπο, η εργασία επιχειρεί να καταλήξει σε τεκμηριωμένα συμπεράσματα σχετικά με την πρακτική αξία του προτεινόμενου agent.

1.4 Δομή της Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία οργανώνεται σε έξι κεφάλαια.

Στο **Κεφάλαιο 1** παρουσιάζεται το θέμα της εργασίας, ο βασικός προβληματισμός, οι στόχοι, η μεθοδολογία, η δομή, καθώς και οι περιορισμοί και οι υποθέσεις της μελέτης.

Στο **Κεφάλαιο 2** αναπτύσσεται το θεωρητικό υπόβαθρο και πραγματοποιείται βιβλιογραφική ανασκόπηση. Εξετάζονται βασικές έννοιες της Τεχνητής Νοημοσύνης, της μηχανικής μάθησης, των data-driven προσεγγίσεων, των AI Agents, των Multi-Agent Systems, της αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών, του RPA, της intelligent automation και των τεχνολογιών NLP και decision-making.

Στο **Κεφάλαιο 3** παρουσιάζεται ο σχεδιασμός και η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου AI Agent. Περιγράφονται τα βασικά υποσυστήματα, η ροή δεδομένων, το model layer, ο decision engine, οι τεχνολογίες που επιλέγονται, οι πηγές δεδομένων και οι δείκτες απόδοσης.

Στο **Κεφάλαιο 4** αναλύεται η υλοποίηση του AI Agent. Παρουσιάζονται το περιβάλλον ανάπτυξης, η προεπεξεργασία δεδομένων, το feature engineering, η ανάπτυξη μοντέλων, η λογική του agent, οι κανόνες αυτοματοποίησης και η ενσωμάτωση σε επιχειρησιακή ροή.

Στο **Κεφάλαιο 5** πραγματοποιείται η αξιολόγηση του συστήματος. Περιγράφονται η μεθοδολογία αξιολόγησης, τα πειραματικά σενάρια, τα αποτελέσματα απόδοσης, η σύγκριση με παραδοσιακές μεθόδους και η συζήτηση των αποτελεσμάτων.

Στο **Κεφάλαιο 6** παρουσιάζονται τα συνολικά συμπεράσματα της εργασίας, οι περιορισμοί της μελέτης και οι προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

1.5 Περιορισμοί και Υποθέσεις

Η παρούσα εργασία βασίζεται σε ορισμένους περιορισμούς και υποθέσεις, οι οποίοι πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των αποτελεσμάτων.

Πρώτον, η υλοποίηση του AI Agent πραγματοποιείται σε ελεγχόμενο ή ενδεικτικό επιχειρησιακό περιβάλλον και όχι απαραίτητα σε πλήρη παραγωγική υποδομή μεγάλης κλίμακας. Επομένως, τα αποτελέσματα της αξιολόγησης ενδέχεται να διαφέρουν σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας, όπου υπάρχουν μεγαλύτεροι όγκοι δεδομένων, περισσότερες εξαρτήσεις και μεγαλύτερη πολυπλοκότητα.

Δεύτερον, η απόδοση του συστήματος εξαρτάται σε σημαντικό βαθμό από την ποιότητα, την πληρότητα και τη διαθεσιμότητα των δεδομένων. Ένας data-driven AI Agent μπορεί να λειτουργήσει αποτελεσματικά μόνο όταν τα δεδομένα που λαμβάνει είναι αξιόπιστα, αντιπροσωπευτικά και κατάλληλα δομημένα. Ελλιπή ή λανθασμένα δεδομένα μπορούν να οδηγήσουν σε μειωμένη ακρίβεια ή σε μη βέλτιστες αποφάσεις.

Τρίτον, η εργασία εστιάζει κυρίως στην τεχνική και λειτουργική αξιολόγηση του agent και όχι σε πλήρη οικονομική ανάλυση κόστους-οφέλους. Παρότι η βελτίωση της παραγωγικότητας μπορεί να έχει οικονομικές προεκτάσεις, η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται κυρίως σε μετρικές όπως χρόνος εκτέλεσης, ακρίβεια, αποδοτικότητα και μείωση χειροκίνητων ενεργειών.

Τέταρτον, γίνεται η υπόθεση ότι οι επιχειρησιακές διαδικασίες που εξετάζονται μπορούν να αναπαρασταθούν με σαφή βήματα και ότι υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα για την παρακολούθηση και αξιολόγησή τους. Σε περιπτώσεις όπου οι διαδικασίες είναι ασαφείς, μη τυποποιημένες ή έντονα εξαρτώμενες από ανθρώπινη κρίση, η αυτοματοποίηση ενδέχεται να είναι πιο περιορισμένη.

Τέλος, η εργασία αναγνωρίζει ότι η αυτοματοποίηση δεν αντικαθιστά πλήρως τον ανθρώπινο παράγοντα. Αντίθετα, ο AI Agent αντιμετωπίζεται ως υποστηρικτικό εργαλείο που μπορεί να αναλάβει επαναλαμβανόμενες ή αναλυτικές εργασίες, επιτρέποντας στους εργαζομένους να επικεντρωθούν σε πιο σύνθετες, δημιουργικές και στρατηγικές δραστηριότητες.

1.6 Επίλογος

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάστηκε το γενικό πλαίσιο της διπλωματικής εργασίας, το οποίο αφορά την ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός data-driven AI Agent για τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας μέσω αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών. Αναδείχθηκε η σημασία της παραγωγικότητας στα σύγχρονα επιχειρησιακά περιβάλλοντα, καθώς και ο ρόλος της αυτοματοποίησης ως μηχανισμού μείωσης επαναλαμβανόμενων εργασιών, βελτίωσης της ακρίβειας και επιτάχυνσης της λήψης αποφάσεων.

Επιπλέον, ορίστηκαν οι βασικοί στόχοι της εργασίας, παρουσιάστηκε η μεθοδολογική προσέγγιση, περιγράφηκε η συνολική δομή των κεφαλαίων και καταγράφηκαν οι βασικοί περιορισμοί και οι υποθέσεις της μελέτης. Το κεφάλαιο αυτό λειτουργεί ως εισαγωγική βάση για τη συνέχεια της εργασίας, όπου θα αναπτυχθεί το θεωρητικό υπόβαθρο σχετικά με την Τεχνητή Νοημοσύνη, τη μηχανική μάθηση, τους AI Agents και την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών.

Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο και Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

2.1 Η έννοια της Τεχνητής Νοημοσύνης

Η τεχνητή νοημοσύνη (Artificial Intelligence – AI) αποτελεί έναν από τους πιο σημαντικούς και ταχέως εξελισσόμενους τομείς της σύγχρονης επιστήμης και τεχνολογίας. Παρά τη ραγδαία ανάπτυξή της, δεν υπάρχει ένας καθολικά αποδεκτός ορισμός της, γεγονός που αντικατοπτρίζει την πολυπλοκότητα και τη διεπιστημονική φύση του πεδίου [1][2]. Η έννοια της τεχνητής νοημοσύνης έχει εξελιχθεί σημαντικά από την πρώτη της διατύπωση, ακολουθώντας την πρόοδο της υπολογιστικής ισχύος, των δεδομένων και των αλγορίθμων.

Σύμφωνα με τον οργανισμό IEEE, η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να οριστεί ως «η δραστηριότητα που αποσκοπεί στη δημιουργία μηχανών ικανών να επιδεικνύουν ευφυή συμπεριφορά, δηλαδή την ικανότητα να λειτουργούν κατάλληλα και με πρόβλεψη στο περιβάλλον τους» [3]. Ο ορισμός αυτός τονίζει δύο βασικά χαρακτηριστικά: την αυτονομία στη λήψη αποφάσεων και την προσαρμοστικότητα στο περιβάλλον. Παράλληλα, η AI βασίζεται σε υπολογιστικά συστήματα που εμπνέονται από τη λειτουργία του ανθρώπινου εγκεφάλου, χωρίς όμως να περιορίζονται απαραίτητα σε βιολογικά μοντέλα [3].

Ιστορικά, η τεχνητή νοημοσύνη συνδέεται με το έργο του John McCarthy, ο οποίος το 1956 την όρισε ως «την επιστήμη και τη μηχανική δημιουργίας ευφύων μηχανών» [4]. Η προσέγγιση αυτή επικεντρώνεται κυρίως στη δημιουργία συστημάτων που μπορούν να επιλύουν προβλήματα και να εκτελούν καθήκοντα που απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη. Αντίστοιχα, ο Alan Turing έθεσε το θεμελιώδες ερώτημα «μπορούν οι μηχανές να σκέφτονται;», εισάγοντας το γνωστό τεστ Turing ως μέτρο αξιολόγησης της νοημοσύνης των μηχανών [4].

Σε πιο σύγχρονες προσεγγίσεις, η τεχνητή νοημοσύνη περιγράφεται ως ένα πεδίο της επιστήμης των υπολογιστών που ασχολείται με τον σχεδιασμό συστημάτων ικανών να μιμούνται βασικές γνωστικές λειτουργίες του ανθρώπου, όπως η μάθηση, η λογική σκέψη, η κατανόηση και η επίλυση προβλημάτων [5]. Η AI αποτελεί σημείο σύγκλισης πολλών επιστημών, όπως η πληροφορική, η μαθηματική λογική, η ψυχολογία, η νευροεπιστήμη και η γλωσσολογία, γεγονός που ενισχύει τη διεπιστημονική της διάσταση [5].

Ένα σημαντικό ζήτημα που αναδεικνύεται στη βιβλιογραφία είναι η έλλειψη ενός ενιαίου ορισμού της «νοημοσύνης». Σύμφωνα με σχετικές μελέτες, έχουν προταθεί δεκάδες διαφορετικοί ορισμοί της ανθρώπινης νοημοσύνης, γεγονός που καθιστά ακόμη πιο δύσκολη τη μεταφορά της έννοιας αυτής σε τεχνητά συστήματα [1]. Για τον λόγο αυτό, αρκετοί ερευνητές προτείνουν λειτουργικούς ορισμούς, όπως ότι η νοημοσύνη είναι «η ικανότητα προσαρμογής σε περιβάλλοντα με περιορισμένη γνώση και πόρους» [6]. Ο ορισμός αυτός δίνει έμφαση στην ικανότητα προσαρμογής και μάθησης, χαρακτηριστικά που αποτελούν πυρήνα των σύγχρονων AI συστημάτων.

Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί επίσης να εξεταστεί υπό το πρίσμα της αντικατάστασης ή της ενίσχυσης της ανθρώπινης νοημοσύνης. Ορισμένοι ερευνητές υποστηρίζουν ότι η AI στοχεύει στην πλήρη αυτοματοποίηση εργασιών που παραδοσιακά απαιτούν ανθρώπινη σκέψη, ενώ άλλοι προτείνουν την έννοια της «ενισχυμένης νοημοσύνης» (Intelligence Augmentation – IA), όπου τα συστήματα AI λειτουργούν υποστηρικτικά προς τον άνθρωπο, βελτιώνοντας τις αποφάσεις και την παραγωγικότητα [1]. Η δεύτερη προσέγγιση θεωρείται ιδιαίτερα σημαντική στο σύγχρονο επιχειρησιακό περιβάλλον, όπου η συνεργασία ανθρώπου-μηχανής αποτελεί βασικό παράγοντα επιτυχίας.

Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη περιλαμβάνει ένα ευρύ φάσμα τεχνολογιών και υποπεδίων, όπως η μηχανική μάθηση (machine learning), η βαθιά μάθηση (deep learning), η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (natural language processing) και η υπολογιστική όραση (computer vision) [2].

Αυτές οι τεχνολογίες επιτρέπουν στα συστήματα να μαθαίνουν από δεδομένα, να αναγνωρίζουν πρότυπα και να λαμβάνουν αποφάσεις με ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση.

Συνοψίζοντας, η τεχνητή νοημοσύνη δεν αποτελεί μία μονοδιάστατη έννοια, αλλά ένα πολυσύνθετο και δυναμικό πεδίο που εξελίσσεται συνεχώς. Οι διαφορετικές προσεγγίσεις στον ορισμό της αντικατοπτρίζουν τις πολλαπλές εφαρμογές και τους στόχους της, από την αυτοματοποίηση διαδικασιών έως την υποστήριξη της ανθρώπινης λήψης αποφάσεων. Η κατανόηση της έννοιας της ΑΙ αποτελεί θεμελιώδη προϋπόθεση για την ανάπτυξη και αξιολόγηση σύγχρονων data-driven συστημάτων, όπως οι έξυπνοι agents που στοχεύουν στη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας.

2.1.2 Ιστορική Αναδρομή

Η Τεχνητή Νοημοσύνη (ΑΙ) θεωρείται ένας από τους πιο σημαντικούς και δυναμικούς κλάδους της επιστήμης και της τεχνολογίας. Κατά τη διάρκεια της εξέλιξής της μέχρι σήμερα, έχει ασκήσει σημαντική επίδραση στην κοινωνία, την οικονομία και τις εργασιακές διαδικασίες, φέρνοντας επανάσταση σε διάφορες πτυχές της ζωής [8], [12]. Η πορεία της δεν υπήρξε σταθερή, αλλά πέρασε από περιόδους ανάπτυξης, στασιμότητας και αναγέννησης.

Η ιστορία της Τεχνητής Νοημοσύνης ξεκινά στα μέσα του εικοστού αιώνα, όταν τα πρώτα εργαστήρια άρχισαν το ερευνητικό τους έργο και έθεσαν τις βασικές αρχές για τη δημιουργία «σκεπτόμενων» μηχανών. Οι επιστήμονες της εποχής εκείνης προέβλεπαν ότι σύντομα οι υπολογιστές θα μπορούσαν να μιμηθούν την ανθρώπινη σκέψη και να εκτελέσουν νοητικές εργασίες [8]. Τα πρώτα μοντέλα στηρίζονταν σε απλά λογικά σχήματα που αποτέλεσαν τη βάση για την τεχνητή νοημοσύνη.

Ωστόσο, ο αρχικός ενθουσιασμός δεν επιβεβαιώθηκε αμέσως. Η έλλειψη των απαραίτητων τεχνολογικών δυνατοτήτων, καθώς και η περιορισμένη πρόσβαση σε πληροφορίες, οδήγησαν σε αναποτελεσματική λειτουργία της πρώιμης ΤΝ. Έτσι, το ενδιαφέρον για την τεχνολογία αυτή μειώθηκε, προκαλώντας το φαινόμενο που έγινε γνωστό ως «ο χειμώνας της ΤΝ» των δεκαετιών του 197 και του 198 [8], [13]. Όπως δείχνει το παράδειγμα αυτό, η ύπαρξη κατάλληλης τεχνολογικής υποδομής και σχετικών δεδομένων είναι βασική προϋπόθεση για την επιτυχή ανάπτυξη της ΤΝ.

Το επόμενο στάδιο ήρθε τη δεκαετία του 1980 με την εμφάνιση των συστημάτων εμπειρογνομόνων, τα οποία βοήθησαν στην αντιμετώπιση συγκεκριμένων ζητημάτων σε επιχειρηματικά περιβάλλοντα. Αυτά τα συστήματα χρησιμοποιούσαν προκαθορισμένους κανόνες και ανθρώπινη εμπειρογνομοσύνη ως κύρια πλεονεκτήματά τους, προσφέροντας υψηλή ακρίβεια και αποτελεσματικότητα [8], [13]. Αν και παρουσίαζαν αρκετούς περιορισμούς, τα συστήματα εμπειρογνομόνων αποτέλεσαν σημαντικό σταθμό στην πορεία της τεχνητής νοημοσύνης.

Κατά τη δεκαετία του 1990, η εμφάνιση της μηχανικής μάθησης και των νευρωνικών δικτύων θεωρήθηκε η αρχή μιας νέας εποχής στην έρευνα της τεχνητής νοημοσύνης. Η ικανότητα των υπολογιστών να μαθαίνουν από δεδομένα και να προσαρμόζονται στις αλλαγές αποτέλεσε σημαντική εξέλιξη που ενίσχυσε την αποδοτικότητά τους [8], [13]. Αυτή η μετάβαση από προγράμματα βασισμένα σε κανόνες σε αλγόριθμους που στηρίζονται σε δεδομένα σήμανε μια ουσιαστική αλλαγή στη φύση της τεχνητής νοημοσύνης.

Τα τελευταία χρόνια, έχει σημειωθεί εντυπωσιακή πρόοδος στην τεχνολογία της τεχνητής νοημοσύνης, χάρη στις εξελίξεις στην υπολογιστική ισχύ και τη διαθεσιμότητα μεγάλων συνόλων δεδομένων. Η τεχνητή νοημοσύνη χρησιμοποιείται σήμερα στην κατανόηση φυσικής γλώσσας, στην αναγνώριση εικόνων και ήχων, καθώς και στην πρόβλεψη σύνθετων γεγονότων [8], [12]. Επιπλέον, η τεχνητή νοημοσύνη έχει βελτιώσει πολλούς τομείς, όπως την υγειονομική περίθαλψη, τη βιομηχανική παραγωγή και την παροχή υπηρεσιών.

Η ανάπτυξη της τεχνολογίας της τεχνητής νοημοσύνης συνδέεται στενά με την εξέλιξη των αυτοματοποιημένων συστημάτων σε προσαρμοστικά συστήματα. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά αυτοματοποιημένα συστήματα που είχαν σχεδιαστεί να λειτουργούν μόνο σε στατικές συνθήκες, τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης μπορούν να λειτουργούν σε δυναμικά και περίπλοκα περιβάλλοντα [7], [9]. Με τη βοήθεια συστημάτων πολλαπλών παραγόντων και πιο εξελιγμένων αλγορίθμων, καθίσταται δυνατή η διαχείριση σύνθετων διαδικασιών σε πραγματικό χρόνο.

Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά της σύγχρονης τεχνητής νοημοσύνης είναι η χρήση τεχνολογιών δεδομένων. Εφόσον σήμερα υπάρχουν τεράστιες ποσότητες ποικίλων δεδομένων, απαιτούνται νέες τεχνολογίες, όπως γραφήματα γνώσης και συστήματα ανάκτησης πληροφοριών, για την αποτελεσματική επεξεργασία τους [7], [10]. Η ποιότητα των δεδομένων αποτελεί καθοριστικό στοιχείο για τη σωστή λειτουργία της τεχνητής νοημοσύνης.

Από την άλλη πλευρά, η εξάπλωση της τεχνητής νοημοσύνης έχει επιφέρει κοινωνικές και οικονομικές συνέπειες. Η αυτοματοποίηση αυξάνει την αποδοτικότητα και μειώνει το κόστος, αλλά παράλληλα εγείρει ζητήματα σχετικά με την απώλεια θέσεων εργασίας και την ενίσχυση των ανισοτήτων [8], [12]. Οι άνθρωποι καλούνται να προσαρμοστούν στις αλλαγές αποκτώντας νέες δεξιότητες που σχετίζονται με την τεχνολογία.

Επίσης, η σύγχρονη επιστήμη δίνει έμφαση σε ζητήματα όπως η ασφάλεια της τεχνητής νοημοσύνης, η εξηγήσιμη λειτουργία της και η ηθική. Αυτά τα θέματα αποκτούν ιδιαίτερη σημασία ώστε η τεχνητή νοημοσύνη να καταστεί αξιόπιστη και δίκαιη. Η αντιμετώπιση προβλημάτων όπως η αλγοριθμική μεροληψία και η ανάπτυξη εξηγήσιμων μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης είναι ζωτικής σημασίας για τη βιώσιμη ανάπτυξή της [10], [12].

Σήμερα, η τεχνητή νοημοσύνη παίζει σημαντικό ρόλο στις καθημερινές δραστηριότητες και στις οργανωτικές διαδικασίες. Εφαρμόζεται σε τομείς όπως η ανάλυση δεδομένων, η βελτιστοποίηση διαδικασιών, η υποστήριξη πελατών και η λήψη αποφάσεων [8], [12]. Η ανάπτυξή της ανοίγει νέες προοπτικές, αλλά ταυτόχρονα δημιουργεί και προκλήσεις.

Συνοψίζοντας, η εξέλιξη της τεχνολογίας της Τεχνητής Νοημοσύνης μπορεί να θεωρηθεί μια διαδικασία συνεχούς αλλαγής και προσαρμογής. Η ΤΝ, που ξεκίνησε ως απλές μηχανές, έχει πλέον μετατραπεί σε ένα από τα θεμέλια της τεχνολογικής προόδου. Το μέλλον της ΤΝ φαίνεται να είναι ακόμη πιο ενδιαφέρον, με καινοτομίες που αναμένεται να έχουν βαθιές επιπτώσεις στην ανθρωπότητα.

2.2 Machine Learning και Data-Driven Προσεγγίσεις

Η μηχανική μάθηση (ML) θεωρείται ένας από τους κύριους τομείς της τεχνητής νοημοσύνης (AI). Αποτελεί μια επιστημονική κατεύθυνση αφιερωμένη στην ανάπτυξη αλγορίθμων ικανών να αυτοβελτιώνονται με βάση τη μάθηση και την απόκτηση νέας εμπειρίας από τα δεδομένα [17]. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά υπολογιστικά συστήματα που βασίζονται σε προγραμματισμένους κανόνες, η μηχανική μάθηση δημιουργεί ένα μοντέλο το οποίο εξάγει μοτίβα και σχέσεις από τα δεδομένα, ώστε να πραγματοποιεί πιο ακριβείς προβλέψεις και να λαμβάνει αποφάσεις [17].

Η εμφάνιση της ψηφιακής οικονομίας και των τεχνολογιών πληροφορικής έχει οδηγήσει σε τεράστια αύξηση του όγκου των διαθέσιμων δεδομένων. Αυτά τα σύνολα δεδομένων διαθέτουν τα πέντε βασικά χαρακτηριστικά που αναφέρονται ως «5V», γεγονός που καθιστά ανεπαρκείς τις παραδοσιακές προσεγγίσεις ανάλυσης δεδομένων [15]. Η μηχανική μάθηση επιτρέπει τη διαχείριση τεράστιων και πολύπλοκων συνόλων δεδομένων και προσφέρει αποτελεσματικά εργαλεία για την εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών.

Η μεθοδολογία που βασίζεται στα δεδομένα αποτελεί μία από τις θεμελιώδεις έννοιες της σύγχρονης προσέγγισης στην ανάλυση δεδομένων. Σύμφωνα με αυτή την προσέγγιση, οι αποφάσεις και τα μοντέλα εξαρτώνται όχι μόνο από θεωρητικές παραδοχές και εμπειρικούς νόμους, αλλά και από τα αποτελέσματα της ανάλυσης πραγματικών δεδομένων. Με άλλα λόγια, τα δεδομένα καθοδηγούν τη διαδικασία μάθησης και τη βελτιστοποίηση των μοντέλων. Η παραπάνω προσέγγιση αποδεικνύεται ιδιαίτερα χρήσιμη όταν εφαρμόζεται σε δυναμικά μεταβαλλόμενους τομείς, όπως η οικονομία και οι επιχειρήσεις [16].

Η τυπική διαδικασία ανάπτυξης ενός συστήματος μηχανικής μάθησης περιλαμβάνει διάφορα στάδια επεξεργασίας δεδομένων. Αρχικά, πρέπει να γίνει καθαρισμός των δεδομένων, καθώς τα ακατέργαστα δεδομένα μπορεί να περιέχουν λάθη, ελλείψεις τιμές ή αντιφάσεις. Έπειτα, είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθούν τεχνικές μείωσης δεδομένων για την επιλογή των πιο σχετικών χαρακτηριστικών. Τέλος, πρέπει να επιλεγεί και να εκπαιδευτεί το κατάλληλο μοντέλο (επιλογή μοντέλου) με βάση κριτήρια απόδοσης [15].

Οι προσεγγίσεις μηχανικής μάθησης είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για εφαρμογές όπως η ανάλυση χρηματοοικονομικών δεδομένων, η επιχειρηματική ευφυΐα και η πρόβλεψη τάσεων. Μέσω της μηχανικής μάθησης είναι δυνατό να εντοπιστούν μοτίβα και συσχετίσεις που δύσκολα αναγνωρίζονται με άλλους τρόπους. Επιπλέον, αυτές οι προσεγγίσεις έχουν τη δυνατότητα να ενημερώνονται και να βελτιώνουν την ακρίβειά τους όταν διατίθενται νέα δεδομένα [16].

Μία από τις πιο σημαντικές πτυχές της μηχανικής μάθησης είναι η ικανότητά της να αναλύει μη δομημένα δεδομένα, όπως κείμενα, εικόνες και σήματα. Στο παρελθόν, η εξαγωγή χαρακτηριστικών από τέτοια δεδομένα έπρεπε να γίνεται χειροκίνητα, κάτι που ήταν ιδιαίτερα χρονοβόρο και επιρρεπές σε λάθη. Με την ανάπτυξη της τεχνολογίας μηχανικής μάθησης, αυτή η διαδικασία έχει πλέον αυτοματοποιηθεί [15].

Παρ' όλα αυτά, παρά τα οφέλη της, η μηχανική μάθηση παρουσιάζει αρκετές δυσκολίες. Η ποιότητα του συνόλου δεδομένων αποτελεί βασική προϋπόθεση για την απόδοση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης, καθώς τα θορυβώδη ή μεροληπτικά δεδομένα μπορούν να οδηγήσουν σε εσφαλμένα αποτελέσματα. Επιπλέον, η επιλογή ενός κατάλληλου μοντέλου μηχανικής μάθησης με τις σωστές παραμέτρους απαιτεί ιδιαίτερη εξειδίκευση. Για τον λόγο αυτό, έχει αναπτυχθεί η προσέγγιση της αυτόματης μηχανικής μάθησης (automated machine learning ή AutoML), η οποία στοχεύει στη μείωση της πολυπλοκότητας μέσω της αυτοματοποίησης βημάτων όπως η επιλογή μοντέλου και η ρύθμιση παραμέτρων [15].

Συνοψίζοντας, η μηχανική μάθηση και οι μεθοδολογίες που βασίζονται στα δεδομένα αποτελούν ένα από τα βασικά θεμέλια της σύγχρονης ανάλυσης δεδομένων. Η σημασία της μηχανικής μάθησης έγκειται στην ικανότητά της να αναλύει τεράστιες ποσότητες δεδομένων και να αντλεί χρήσιμες πληροφορίες από αυτά. Η σημασία της θα συνεχίσει να αυξάνεται όσο αυξάνεται και ο όγκος των διαθέσιμων δεδομένων.

2.2.1 Supervised / Unsupervised Learning

Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να ομαδοποιηθούν σε διάφορες κατηγορίες ανάλογα με τον τρόπο με τον οποίο αξιοποιούν τα δεδομένα. Κυρίως υπάρχουν δύο κατηγορίες, η εποπτευόμενη μάθηση και η μη εποπτευόμενη μάθηση, οι οποίες αποτελούν την βάση των περισσότερων εφαρμογών μηχανικής μάθησης [17].

Στην εποπτευόμενη μάθηση, τα δεδομένα παρουσιάζονται ως συνδυασμός εισόδου-εξόδου με σκοπό την εκπαίδευση ενός μοντέλου που μαθαίνει να αναγνωρίζει τη συνάρτηση που συνδέει τις εισόδους με τις εξόδους, καθιστώντας έτσι δυνατές τις μελλοντικές προβλέψεις. Με αυτόν τον τρόπο, ο αλγόριθμος ενημερώνει τις παραμέτρους του για να μειώσει τα σφάλματα που σχετίζονται με την πρόβλεψη των δεδομένων εξόδου σε σύγκριση με τα πραγματικά δεδομένα [15].

Δημοφιλείς εφαρμογές της εποπτευόμενης μάθησης περιλαμβάνουν ταξινόμησης και παλινδρόμησης. Εδώ, η ταξινόμηση απαιτεί από τον αλγόριθμο να κατηγοριοποιήσει τα δεδομένα σύμφωνα με συγκεκριμένα κριτήρια, όπως η ανίχνευση απάτης. Η παλινδρόμηση, από την άλλη πλευρά, περιλαμβάνει την πρόβλεψη συνεχών δεδομένων, όπως οικονομικοί δείκτες ή προβλέψεις πωλήσεων. Δημοφιλείς αλγόριθμοι που χρησιμοποιούνται στην εποπτευόμενη μάθηση περιλαμβάνουν, μεταξύ άλλων, τη γραμμική και τη λογιστική παλινδρόμηση, τα δέντρα αποφάσεων, τα νευρωνικά δίκτυα και τα SVM [15], [17].

Από την άλλη πλευρά, η μη εποπτευόμενη μάθηση λειτουργεί σε μη επισημασμένα δεδομένα, δηλαδή δεδομένα που δεν έχουν καμία ετικέτα. Αντί να προσπαθεί να προβλέψει τις τιμές εξόδου, ο κύριος στόχος είναι να αποκαλύψει τα υποκείμενα μοτίβα, τις ομοιότητες, τις διαφορές και τις δομές στο σύνολο δεδομένων [15].

Η πιο κοινή εφαρμογή της μη εποπτευόμενης μάθησης είναι η διαδικασία της ομαδοποίησης, κατά την οποία τα σημεία δεδομένων ομαδοποιούνται σύμφωνα με τις ομοιότητές τους. Για παράδειγμα, σε επιχειρηματικά περιβάλλοντα, η ομαδοποίηση χρησιμοποιείται για την τμηματοποίηση πελατών, όπου οι πελάτες ταξινομούνται σύμφωνα με συγκεκριμένες συμπεριφορές ή χαρακτηριστικά. Μια άλλη χρήση της μη εποπτευόμενης μάθησης είναι η μείωση διαστάσεων, όπως η τεχνική PCA. Μπορεί επίσης να εφαρμοστεί στην ανίχνευση μοτίβων σε εικόνες ή κείμενα [16], [17].

Η κύρια διαφορά μεταξύ των δύο τύπων μάθησης βασίζεται στο αν τα σύνολα δεδομένων έχουν ετικέτες. Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, η εποπτευόμενη μάθηση απαιτεί σημαντικό αριθμό δεδομένων με ετικέτες για να λειτουργήσει σωστά, κάτι που είναι δύσκολο να επιτευχθεί. Η μη εποπτευόμενη μάθηση, από την άλλη πλευρά, χρησιμοποιεί πολλά δεδομένα χωρίς ετικέτες, στα οποία η πρόσβαση είναι σχετικά ευκολότερη. Ωστόσο, τα αποτελέσματα της μη εποπτευόμενης μάθησης μπορεί να είναι δύσκολο να ερμηνευθούν [15].

Στην πραγματικότητα, οι προαναφερθείσες κατηγορίες δεν λειτουργούν μεμονωμένα, αλλά συνεργάζονται για να βοηθήσουν στην επίλυση πολύπλοκων ζητημάτων. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι η μη εποπτευόμενη μάθηση μπορεί να βοηθήσει στην ανάλυση δεδομένων και σε εργασίες προεπεξεργασίας που μπορούν στη συνέχεια να χρησιμοποιηθούν από την κατηγορία της εποπτευόμενης μάθησης για την ανάπτυξη προγνωστικών μοντέλων. Οι μέθοδοι ημι-εποπτευόμενης μάθησης, οι οποίες συνδυάζουν στοιχεία τόσο από την εποπτευόμενη όσο και από τη μη εποπτευόμενη μάθηση, χρησιμοποιούν επισημασμένα και μη επισημασμένα δεδομένα για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από αλγόριθμους μηχανικής μάθησης [17].

Επιπλέον, πρέπει να επισημανθεί ότι η επιλογή μιας συγκεκριμένης προσέγγισης εξαρτάται από διάφορους παράγοντες που σχετίζονται με τη φύση των δεδομένων και τη χρήση τους. Για παράδειγμα, όταν μπορεί να συλλεχθεί μια ορισμένη ποσότητα επισημασμένων δεδομένων για μοντελοποίηση, η εποπτευόμενη μάθηση αποδίδει πιο ακριβή αποτελέσματα. Ταυτόχρονα, εάν τα δεδομένα δεν είναι επισημασμένα ή δεν έχουν δομημένη μορφή, τότε δεν υπάρχει άλλη επιλογή από το να χρησιμοποιηθεί η μη εποπτευόμενη προσέγγιση προκειμένου να αποκτηθεί χρήσιμη γνώση. Επιπλέον, η πολυπλοκότητα των σύγχρονων δεδομένων ωθεί τους ερευνητές να αναπτύσσουν συνδυαστικές προσεγγίσεις σε μια προσπάθεια να αυξήσουν την αποτελεσματικότητά τους [15], [16].

Η εποπτευόμενη μάθηση και η μη εποπτευόμενη μάθηση είναι σημαντικές μέθοδοι μηχανικής μάθησης. Οι δύο μέθοδοι έχουν πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα που τις καθιστούν κατάλληλες ή μη για την επίλυση συγκεκριμένων ειδών προβλημάτων. Επομένως, η επιλογή της κατάλληλης απαιτεί κατανόηση του εκάστοτε προβλήματος και του τι πρέπει να επιτευχθεί μέσω της ανάλυσης δεδομένων.

2.2.2 Deep Learning

Ο όρος «βαθιά μάθηση» αναφέρεται σε έναν κλάδο της μηχανικής μάθησης που βασίζεται στην εφαρμογή πολυεπίπεδων τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Η τεχνική αυτή επιτρέπει την εξαγωγή σύνθετων χαρακτηριστικών των δεδομένων μέσω μιας ιεραρχικής προσέγγισης, όπου κάθε επίπεδο μαθαίνει τα δεδομένα σε διάφορα επίπεδα αφαίρεσης [18]. Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές τεχνικές μηχανικής μάθησης που απαιτούν τη χειροκίνητη επιλογή χαρακτηριστικών, οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης επιτρέπουν την αυτόματη επιλογή σχετικών χαρακτηριστικών.

Η βασική αρχή λειτουργίας των νευρωνικών δικτύων περιλαμβάνει ένα διασυνδεδεμένο σύστημα τεχνητών «νευρώνων» που είναι υπεύθυνοι για την επεξεργασία των δεδομένων εισόδου, εφαρμόζοντας τιμές βαρών και ενεργοποιώντας συναρτήσεις για τη δημιουργία της εξόδου. Κατά τη φάση εκπαίδευσης, αυτά τα βάρη υποβάλλονται σε βελτιστοποίηση προκειμένου να ελαχιστοποιηθούν τα σφάλματα πρόβλεψης [18]. Με την αύξηση των επιπέδων, η πολυπλοκότητα του μοτίβου που έχει μάθει γίνεται πιο προηγμένη.

Η ανάπτυξη αλγορίθμων βαθιάς μάθησης συνδέεται στενά με την αύξηση των υπολογιστικών δυνατοτήτων και την πρόσβαση σε μεγαλύτερες ποσότητες δεδομένων. Οι αλγόριθμοι βαθιάς μάθησης χρειάζονται πολλούς υπολογιστικούς πόρους και μεγάλη ποσότητα δεδομένων για να αποδώσουν καλά. Ωστόσο, μόλις ικανοποιηθούν όλες αυτές οι απαιτήσεις, θα ξεπεράσουν τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης όσον αφορά την ακρίβεια, ειδικά όσον αφορά την επεξεργασία μη δομημένων δεδομένων [15].

Ένα από τα πλεονεκτήματα των αλγορίθμων βαθιάς μάθησης έγκειται στην ικανότητά τους να επεξεργάζονται μη δομημένα δεδομένα χωρίς να απαιτείται η διεξαγωγή μεγάλου αριθμού προκαταρκτικών ενεργειών, όπως ο καθαρισμός δεδομένων. Τέτοιες εργασίες μπορούν να πραγματοποιηθούν μέσω της ανάλυσης εικόνων, της διεξαγωγής αναλύσεων NLP και της εργασίας με εργασίες αναγνώρισης ομιλίας [16].

Ωστόσο, στην περίπτωση που τα μοντέλα βαθιάς μάθησης χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με παραδοσιακούς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης, μπορούν να επιτευχθούν ακόμη καλύτερα αποτελέσματα. Σύμφωνα με σχετικές έρευνες, αυτή η προσέγγιση μπορεί να προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα λόγω της δυνατότητας συνδυασμού των πλεονεκτημάτων και των δύο τεχνολογιών [19]. Για παράδειγμα, μπορεί κανείς να εξαγάγει χαρακτηριστικά μιας εικόνας χρησιμοποιώντας βαθιά μάθηση και στη συνέχεια να εφαρμόσει κάποιον παραδοσιακό αλγόριθμο για να κάνει τελικές προβλέψεις.

Επιπλέον, υπάρχουν πολυάριθμες αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης που εστιάζουν διαφορετικά σε διάφορα είδη εργασιών. Για παράδειγμα, τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional Neural Networks – CNNs) λειτουργούν τέλεια με την αναγνώριση και την επεξεργασία εικόνων. Εν τω μεταξύ, τα επαναληπτικά νευρωνικά δίκτυα (Recurrent Neural Networks – RNNs) μαζί με τις τροποποιήσεις τους, όπως τα LSTM, είναι κατάλληλα για την ανάλυση διαδοχικών δεδομένων, συμπεριλαμβανομένης της ανάλυσης χρονοσειρών και κειμενικών δεδομένων. Όσον αφορά τις σύγχρονες αρχιτεκτονικές, τα μοντέλα που βασίζονται στον μηχανισμό προσοχής έχουν επιτύχει πρωτοφανή αποτελέσματα στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας, επιτρέποντάς μας να κατανοούμε και να παράγουμε ανθρώπινη γλώσσα [19].

Ωστόσο, παρόλο που το βαθύ μάθημα διαθέτει πολλά πλεονεκτήματα, δεν στερείται μειονεκτημάτων. Εκτός από την ανάγκη για τεράστια σύνολα δεδομένων και υψηλή υπολογιστική ισχύ, η εφαρμογή του μπορεί να καταστεί προβληματική σε ορισμένες περιπτώσεις. Επιπλέον, οι αλγόριθμοι βαθιού μαθήματος αναφέρονται ως μέθοδοι «μαύρου κουτιού» λόγω της έλλειψης ερμηνευσιμότητας [19].

Συμπερασματικά, το βαθύ μάθημα είναι μία από τις κορυφαίες προσεγγίσεις στη μηχανική μάθηση που διαθέτει εξαιρετικό δυναμικό απόδοσης. Σε συνδυασμό με τις σταθερές βελτιώσεις στις τεχνολογίες υπολογιστών, επιτρέπει την επεξεργασία εξαιρετικά πολύπλοκων μη δομημένων πληροφοριών και χρησιμεύει ως βάση για τη δημιουργία σύγχρονων ευφυών λύσεων. Αν και αντιμετωπίζει δυσκολίες, η σημασία του θα αυξηθεί μόνο τα επόμενα χρόνια.

Τα τελευταία χρόνια, ο τομέας της τεχνητής νοημοσύνης έχει σημειώσει αξιοσημείωτη πρόοδο, με αποτέλεσμα την ανάπτυξη εξελιγμένων συστημάτων, γνωστών ως ευφυείς πράκτορες. Αυτοί οι πράκτορες είναι ικανοί να λειτουργούν ανεξάρτητα εντός του περιβάλλοντός τους, αντιλαμβανόμενοι εξωτερικά ερεθίσματα μέσω αισθητήρων και εκτελώντας ενέργειες που στοχεύουν στην επίτευξη συγκεκριμένων στόχων. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά συστήματα πληροφοριών που βασίζονται σε σταθερές εντολές και προκαθορισμένες διαδικασίες, οι ευφυείς πράκτορες επιδεικνύουν σημαντικό επίπεδο αυτονομίας, επιτρέποντάς τους να προσαρμόζουν δυναμικά τη συμπεριφορά τους με βάση δεδομένα περιβάλλοντος σε πραγματικό χρόνο, χωρίς να απαιτούν συνεχή ανθρώπινη εποπτεία. Αυτή η προσαρμοστικότητα τους καθιστά ιδιαίτερα πολύτιμους στα σύγχρονα επιχειρηματικά περιβάλλοντα, όπου η αποτελεσματική διαχείριση τεράστιων ποσοτήτων δεδομένων είναι απαραίτητη για τη διατήρηση της ανταγωνιστικότητας.

Οι ευφυείς πράκτορες μπορούν να εκτελούν μια ποικιλία εργασιών, όπως η ανάλυση ερωτημάτων πελατών, η κατηγοριοποίηση πληροφοριών, η σύσταση κατάλληλων ενεργειών ή η αυτοματοποίηση πολύπλοκων διαδικασιών. Με αυτόν τον τρόπο, βοηθούν τους οργανισμούς να μειώσουν τον χρόνο που απαιτείται για την ολοκλήρωση εργασιών, να μειώσουν την πιθανότητα ανθρώπινων σφαλμάτων και να βελτιώσουν τη συνολική λειτουργική αποτελεσματικότητα. Αυτά τα συστήματα χαρακτηρίζονται από πολλά βασικά χαρακτηριστικά, συμπεριλαμβανομένης της ικανότητάς τους να λειτουργούν ανεξάρτητα (αυτονομία), να επικοινωνούν αποτελεσματικά με άλλα συστήματα ή χρήστες, να ανταποκρίνονται γρήγορα σε αλλαγές στο περιβάλλον τους και να ξεκινούν ενέργειες χωρίς εξωτερικές προτροπές.

Από αρχιτεκτονικής άποψης, οι ευφυείς πράκτορες συνήθως ταξινομούνται σε τρεις κύριους τύπους: αντιδραστικοί, συνειδητοί και υβριδικοί. Οι αντιδραστικοί πράκτορες αντιδρούν άμεσα σε ερεθίσματα με απλούς μηχανισμούς απόκρισης σε ερεθίσματα, καθιστώντας τους γρήγορους και αποτελεσματικούς, αλλά περιορισμένους σε πολυπλοκότητα. Οι συνειδητοί πράκτορες, από την άλλη πλευρά, ενσωματώνουν δυνατότητες συλλογισμού, επιτρέποντάς τους να σχεδιάζουν και να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση μια ολοκληρωμένη κατανόηση του περιβάλλοντός τους. Οι υβριδικοί πράκτορες συνδυάζουν στοιχεία και των δύο προσεγγίσεων, χρησιμοποιώντας αντιδραστικές απαντήσεις παράλληλα με συνειδητή συλλογιστική για να εξισορροπήσουν την ταχύτητα και την πολυπλοκότητα. Αυτές οι διαφορετικές αρχιτεκτονικές επιτρέπουν στους ευφυείς πράκτορες να προσαρμόζονται σε ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών, από συστήματα ελέγχου πραγματικού χρόνου έως πολύπλοκα περιβάλλοντα λήψης αποφάσεων, υπογραμμίζοντας την ευελιξία και την αυξανόμενη σημασία τους σε διάφορους κλάδους.

2.3 AI Agents και Αυτόνομα Συστήματα

Τα τελευταία χρόνια, η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει σημειώσει αξιοσημείωτη πρόοδο, συμβάλλοντας στην ανάπτυξη συστημάτων που δεν περιορίζονται στην απλή επεξεργασία πληροφοριών αλλά έχουν τη δυνατότητα να λειτουργούν με σχετική αυτονομία μέσα σε μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα. Τα συστήματα αυτά είναι γνωστά ως ευφυείς πράκτορες και αποτελούν βασική τεχνολογική υποδομή για την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών. Ο ορισμός αυτός αναδεικνύει μια ουσιαστική διάσταση της Τεχνητής Νοημοσύνης, καθώς τη συνδέει όχι μόνο με την ανάλυση δεδομένων αλλά και με τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Ένα από τα κύρια στοιχεία που διαφοροποιούν τους ευφυείς πράκτορες από τα παραδοσιακά πληροφοριακά συστήματα είναι η αυτονομία τους.[20] Τα συμβατικά συστήματα λειτουργούν συνήθως με βάση προκαθορισμένους κανόνες και εντολές.

Με αυτόν τον τρόπο, οι ευφυείς πράκτορες μπορούν να αξιολογούν δεδομένα, να επιλέγουν κατάλληλες ενέργειες και να τις εκτελούν χωρίς να απαιτείται συνεχής ανθρώπινη παρέμβαση. Η δυνατότητα αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική στο σύγχρονο επιχειρησιακό περιβάλλον, όπου οι οργανισμοί χρειάζεται να διαχειριστούν μεγάλο όγκο πληροφοριών και να βελτιώσουν την αποδοτικότητα των διαδικασιών τους.[21] Ένας ευφυής πράκτορας, για παράδειγμα, μπορεί να αναλύει αιτήματα πελατών, να ταξινομεί πληροφορίες, να υποστηρίζει τη λήψη αποφάσεων ή να ενεργοποιεί αυτόματα συγκεκριμένες επιχειρησιακές ενέργειες. Έτσι συμβάλλει στη μείωση του χρόνου εκτέλεσης εργασιών, στον περιορισμό σφαλμάτων και στη βελτίωση της συνολικής λειτουργίας ενός οργανισμού.[21]

Τα χαρακτηριστικά αυτά καθιστούν τους πράκτορες κατάλληλους για εφαρμογές όπου απαιτείται ευελιξία, προσαρμοστικότητα και αποτελεσματική διαχείριση μεταβαλλόμενων συνθηκών. Οι αρχιτεκτονικές των ευφύων πρακτόρων διαφοροποιούνται ανάλογα με τον τρόπο που οι πράκτορες αντιλαμβάνονται το περιβάλλον τους και λαμβάνουν αποφάσεις.[20]. Οι αντιδραστικοί πράκτορες ανταποκρίνονται άμεσα στα ερεθίσματα του περιβάλλοντος χωρίς να βασίζονται σε σύνθετους μηχανισμούς συλλογισμού. Οι συλλογιστικοί πράκτορες, αντίθετα, χρησιμοποιούν μηχανισμούς αναπαράστασης γνώσης και σχεδιασμού ενεργειών, κάτι που τους επιτρέπει να λαμβάνουν πιο σύνθετες αποφάσεις. Οι υβριδικές αρχιτεκτονικές συνδυάζουν στοιχεία και από τις δύο προσεγγίσεις, επιδιώκοντας να επιτύχουν τόσο άμεση απόκριση όσο και πιο οργανωμένη λήψη αποφάσεων.[22]. Στο μοντέλο αυτό, οι πεποιθήσεις εκφράζουν τη γνώση που διαθέτει ο πράκτορας για το περιβάλλον του, οι επιθυμίες συνδέονται με τους στόχους που επιδιώκει, ενώ οι προθέσεις αφο τις ενέργειες που επιλέγει να υλοποιήσει. Η συγκεκριμένη προσέγγιση χρησιμοποιείται συχνά σε συστήματα όπου απαιτούνται λογικός συλλογισμός, σχεδιασμός και δυναμική λήψη αποφάσεων.[23]. Η προσέγγιση αυτή αντιμετωπίζει τους πράκτορες ως ανεξάρτητες οντότητες που διαθέτουν γνώση, στόχους και δυνατότητα επιλογής ενεργειών. Με αυτόν τον τρόπο επηρέασε την εξέλιξη των πολυπρακτορικών συστημάτων και των εφαρμογών που βασίζονται σε συνεργατικές μορφές αυτοματοποίησης. Η αυξανόμενη αξιοποίηση δεδομένων και τεχνικών μηχανικής μάθησης έχει ενισχύσει ακόμη περισσότερο τον ρόλο των ευφύων πρακτόρων στα σύγχρονα πληροφοριακά συστήματα.[24][25]

Οι ευφυείς πράκτορες αποτελούν βασικό στοιχείο των σύγχρονων συστημάτων αυτοματοποίησης. Η ικανότητά τους να επεξεργάζονται δεδομένα, να προσαρμόζονται σε μεταβαλλόμενες συνθήκες και να λαμβάνουν αποφάσεις με περιορισμένη ανθρώπινη παρέμβαση τους καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμους για οργανισμούς που επιδιώκουν τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, οι ευφυείς πράκτορες εξετάζονται ως βασική τεχνολογική προσέγγιση για την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών, αξιοποιώντας τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης και μεθοδολογίες που βασίζονται σε δεδομένα.

2.3.1 Ορισμός και Αρχιτεκτονικές AI Agents

Από αρχιτεκτονική άποψη, οι AI Agents μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε **αντιδραστικούς, συλλογιστικούς ή deliberative, BDI agents** και **υβριδικούς agents**. Οι αντιδραστικοί agents βασίζονται κυρίως στην άμεση σύνδεση μεταξύ αντίληψης και δράσης. Δεν διατηρούν απαραίτητα ένα σύνθετο εσωτερικό μοντέλο του κόσμου, αλλά αντιδρούν γρήγορα σε εξωτερικά ερεθίσματα, κάτι που τους καθιστά ιδιαίτερα ευέλικτους σε πρακτικές εφαρμογές. Η προσέγγιση αυτή συνδέεται με το έργο του Brooks, ο οποίος υποστήριξε ότι η ευφυής συμπεριφορά μπορεί να προκύψει από την άμεση αλληλεπίδραση με το περιβάλλον, χωρίς να απαιτείται πάντα κεντρική συμβολική αναπαράσταση [26]. Τέτοιες αρχιτεκτονικές είναι ιδιαίτερα χρήσιμες σε δυναμικά περιβάλλοντα όπου η ταχύτητα απόκρισης είναι πιο κρίσιμη από τον εκτενή συλλογισμό, ειδικά όταν οι συνθήκες αλλάζουν συνεχώς.

Αντίθετα, οι deliberative agents βασίζονται σε εσωτερικές αναπαραστάσεις, στόχους και μηχανισμούς λογικού συλλογισμού. Σε αυτές τις αρχιτεκτονικές, ο agent διατηρεί γνώση για το περιβάλλον, αξιολογεί πιθανές ενέργειες και επιλέγει εκείνη που θεωρείται καταλληλότερη για την επίτευξη του στόχου του. Η προσέγγιση αυτή είναι περισσότερο κατάλληλη σε προβλήματα που απαιτούν σχεδιασμό, ανάλυση εναλλακτικών και λήψη αποφάσεων με βάση σύνθετες πληροφορίες. Στο επιχειρησιακό περιβάλλον, ένας deliberative agent θα μπορούσε, για παράδειγμα, να αναλύει δεδομένα από διαφορετικά τμήματα μιας επιχείρησης, να εντοπίζει καθυστερήσεις σε μια διαδικασία και να επιλέγει την κατάλληλη αυτοματοποιημένη ενέργεια, ανάλογα με το πλαίσιο.

Ιδιαίτερη σημασία έχει το μοντέλο **BDI — Belief, Desire, Intention**, το οποίο αποτελεί μία από τις πιο γνωστές αρχιτεκτονικές πρακτικού συλλογισμού για intelligent agents [27], [28]. Στο μοντέλο αυτό, τα **beliefs** εκφράζουν τις πληροφορίες ή πεποιθήσεις του agent για την τρέχουσα κατάσταση του περιβάλλοντος, τα **desires** αντιπροσωπεύουν τους στόχους ή τις επιθυμητές καταστάσεις και τα **intentions** αναφέρονται στις δεσμεύσεις του agent ως προς τις ενέργειες που θα εκτελέσει [28]. Οι Rao και Georgeff συνέδεσαν το BDI μοντέλο τόσο με θεωρητικές βάσεις λογικού συλλογισμού όσο και με πρακτικές υλοποιήσεις σε πραγματικά συστήματα [27]. Η αξία του BDI μοντέλου βρίσκεται στο ότι παρέχει μια δομημένη μέθοδο λήψης αποφάσεων, η οποία μπορεί να εφαρμοστεί σε περιβάλλοντα όπου ο agent πρέπει να ισορροπεί ανάμεσα σε διαθέσιμες πληροφορίες, επιχειρησιακούς στόχους και συγκεκριμένες ενέργειες.

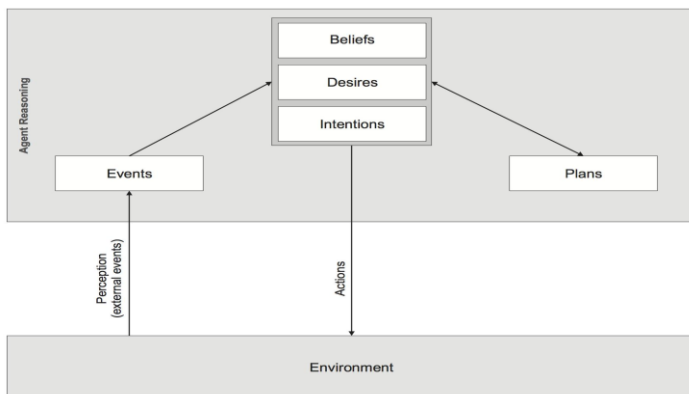
Μια επιπλέον κατηγορία είναι οι **υβριδικές και layered αρχιτεκτονικές**, οι οποίες συνδυάζουν αντιδραστικά και συλλογιστικά στοιχεία. Σε τέτοιες αρχιτεκτονικές, τα χαμηλότερα επίπεδα είναι υπεύθυνα για γρήγορες αντιδράσεις σε γεγονότα του περιβάλλοντος, ενώ τα υψηλότερα επίπεδα αναλαμβάνουν πιο σύνθετες λειτουργίες, όπως σχεδιασμό, συντονισμό και στρατηγική λήψη αποφάσεων [29]. Οι Müller, Pischel και Thiel ανέλυσαν τη χρήση κάθετα διαστρωματωμένων αρχιτεκτονικών, στις οποίες τα χαμηλότερα επίπεδα παρέχουν αντιδραστικότητα και συνδέουν τα επίπεδα σχεδιασμού με το εξωτερικό περιβάλλον [32]. Η λογική των layered architectures είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε επιχειρησιακούς AI Agents, καθώς επιτρέπει τον διαχωρισμό μεταξύ άμεσης εκτέλεσης ενεργειών και υψηλότερου επιπέδου αξιολόγησης ή βελτιστοποίησης, κάτι που ενισχύει την αποδοτικότητα.

Στο πλαίσιο της μηχανικής λογισμικού, οι agents έχουν επίσης μελετηθεί ως μέσο ανάπτυξης σύνθετων κατανεμημένων συστημάτων. Ο Shoham εισήγαγε την έννοια του **Agent-Oriented Programming**, προτείνοντας ένα προγραμματιστικό παράδειγμα στο οποίο οι agents περιγράφονται μέσω νοητικών καταστάσεων, όπως beliefs, decisions, capabilities και obligations [26]. Αντίστοιχα, ο Jennings υποστηρίζει ότι η agent-based προσέγγιση μπορεί να συμβάλει στον σχεδιασμό πολύπλοκων συστημάτων, επειδή παρέχει αφαιρέσεις υψηλότερου επιπέδου για αυτονομία, αλληλεπίδραση και κατανεμημένη λήψη αποφάσεων [27]. Αυτό έχει σημασία για επιχειρησιακές εφαρμογές, όπου η αυτοματοποίηση δεν αφορά μόνο την εκτέλεση μεμονωμένων εντολών, αλλά και τη διαχείριση διαδικασιών, δεδομένων και αποφάσεων σε πολλαπλά επίπεδα.

Τα τελευταία χρόνια, η ανάπτυξη των **Large Language Models** έχει οδηγήσει σε μια νέα γενιά AI Agents, γνωστών ως **LLM-based autonomous agents**. Οι σύγχρονες αυτές αρχιτεκτονικές συνήθως περιλαμβάνουν μονάδες μνήμης, σχεδιασμού, συλλογισμού και εκτέλεσης ενεργειών μέσω εργαλείων ή APIs [32]. Οι Wang et al. προτείνουν ένα ενοποιημένο πλαίσιο για LLM-based agents, στο οποίο ο agent αξιοποιεί ένα γλωσσικό μοντέλο ως μηχανισμό κατανόησης και συλλογισμού, ενώ παράλληλα ενσωματώνει εξωτερικά εργαλεία, δεδομένα και μηχανισμούς αξιολόγησης [32]. Η προσέγγιση αυτή συνδέεται άμεσα με τη θεματική της παρούσας διπλωματικής, καθώς ένας data-driven AI Agent για επιχειρησιακή αυτοματοποίηση μπορεί να συνδυάζει ανάλυση δεδομένων, γλωσσική κατανόηση, κανόνες απόφασης και εκτέλεση ενεργειών σε πληροφοριακά συστήματα.

Επιπλέον, τεχνικές όπως το **ReAct — Reasoning and Acting** δείχνουν πώς ένας agent μπορεί να εναλλάσσει βήματα συλλογισμού και ενέργειας, επιτρέποντας πιο διαφανή και ερμηνεύσιμη λήψη αποφάσεων [33]. Στο ReAct, το γλωσσικό μοντέλο δεν παράγει μόνο απαντήσεις, αλλά οργανώνει ενδιάμεσα βήματα σκέψης και ενεργεί μέσω αλληλεπίδρασης με εξωτερικές πηγές ή περιβάλλοντα [33]. Παράλληλα, οι generative agents ενσωματώνουν μηχανισμούς μνήμης, ανάκτησης εμπειριών, σχεδιασμού και reflection, δείχνοντας πώς η συμπεριφορά ενός agent μπορεί να γίνει πιο συνεκτική και προσαρμοστική στον χρόνο [34]. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι κρίσιμα για εφαρμογές επιχειρησιακής αποδοτικότητας, όπου ο agent πρέπει όχι μόνο να εκτελεί αυτοματοποιημένες ενέργειες, αλλά και να προσαρμόζεται στα δεδομένα, στις αλλαγές των διαδικασιών και στα αποτελέσματα προηγούμενων αποφάσεων, κάτι που ενισχύει τη συνολική ευφυΐα του συστήματος.

Συνοψίζοντας, ένας AI Agent μπορεί να θεωρηθεί ως ένα αυτόνομο ή ημι-αυτόνομο υπολογιστικό σύστημα που αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του, επεξεργάζεται δεδομένα, λαμβάνει αποφάσεις και εκτελεί ενέργειες για την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων. Οι διαφορετικές αρχιτεκτονικές, reactive, deliberative, BDI, hybrid και LLM-based, προσφέρουν διαφορετικά επίπεδα αυτονομίας, προσαρμοστικότητας και πολυπλοκότητας. Για την παρούσα διπλωματική εργασία, η πιο κατάλληλη προσέγγιση είναι μια υβριδική data-driven αρχιτεκτονική, η οποία συνδυάζει μηχανισμούς συλλογής και ανάλυσης δεδομένων, μοντέλα πρόβλεψης ή ταξινόμησης, κανόνες λήψης αποφάσεων και αυτοματοποιημένη εκτέλεση ενεργειών μέσω επιχειρησιακών συστημάτων ή APIs.



Σχήμα 2.1: Αρχιτεκτονική BDI Agent και αλληλεπίδραση με το περιβάλλον.

Πηγή: Balke & Gilbert, “How Do Agents Make Decisions? A Survey”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2014.

2.3.2 Multi-Agent Systems

Τα **Multi-Agent Systems (MAS)** αποτελούν μια υποκατηγορία των ευφυών συστημάτων, στην οποία η επίλυση προβλημάτων δεν πραγματοποιείται από έναν μεμονωμένο agent, αλλά από ένα σύνολο αυτόνομων ή ημι-αυτόνομων agents που αλληλεπιδρούν μεταξύ τους μέσα σε ένα κοινό περιβάλλον. Κάθε agent διαθέτει δικούς του στόχους, πληροφορίες, δυνατότητες λήψης αποφάσεων και μηχανισμούς δράσης. Η συνολική συμπεριφορά του συστήματος προκύπτει από την αλληλεπίδραση αυτών των επιμέρους οντοτήτων και όχι αποκλειστικά από έναν κεντρικό μηχανισμό ελέγχου [34], [35]. Η Sycara επισημαίνει ότι τα βασικά ζητήματα στα Multi-Agent Systems σχετίζονται με την επικοινωνία, τον συντονισμό, τη συνεργασία, τη διαπραγμάτευση και την κατανομή εργασιών μεταξύ των agents [34]. Παράλληλα, οι Jennings, Sycara και Wooldridge παρουσιάζουν τα MAS ως βασικό ερευνητικό πεδίο της agent-based computing, δίνοντας έμφαση στην αυτονομία, την αλληλεπίδραση και την κατανεμημένη επίλυση προβλημάτων [35].

Σε αντίθεση με έναν single-agent μηχανισμό, όπου όλες οι αποφάσεις λαμβάνονται από μία ενιαία οντότητα, τα Multi-Agent Systems βασίζονται στην ύπαρξη πολλών επιμέρους agents, οι οποίοι μπορούν να λειτουργούν είτε συνεργατικά είτε ανταγωνιστικά. Στα συνεργατικά MAS, οι agents επιδιώκουν έναν κοινό στόχο, όπως η βελτιστοποίηση μιας επιχειρησιακής διαδικασίας ή η μείωση του χρόνου εκτέλεσης ενός workflow. Αντίθετα, στα ανταγωνιστικά ή μικτά περιβάλλοντα, κάθε agent μπορεί να επιδιώκει δικούς του στόχους, γεγονός που δημιουργεί ανάγκη για μηχανισμούς διαπραγμάτευσης, συντονισμού και επίλυσης συγκρούσεων [36], [39]. Οι Stone και Veloso τονίζουν ότι τα MAS συνδέονται στενά με τη Distributed Artificial Intelligence, καθώς επικεντρώνονται στη συμπεριφορά πολλών ανεξάρτητων οντοτήτων που αλληλεπιδρούν σε ένα κοινό πεδίο δράσης [36].

Ένα από τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά των Multi-Agent Systems είναι η **κατανεμημένη λήψη αποφάσεων**. Σε τέτοια συστήματα, η γνώση και οι δυνατότητες δεν συγκεντρώνονται σε ένα μόνο σημείο, αλλά κατανέμονται μεταξύ των agents. Αυτό επιτρέπει μεγαλύτερη ευελιξία, ανθεκτικότητα σε σφάλματα και δυνατότητα κλιμάκωσης, καθώς η αποτυχία ενός agent δεν οδηγεί απαραίτητα σε αποτυχία ολόκληρου του συστήματος [37]. Η σύγχρονη βιβλιογραφία αναγνωρίζει ότι τα MAS έχουν εφαρμογές σε πεδία όπως τα smart grids, τα δίκτυα υπολογιστών, η ρομποτική, η εφοδιαστική αλυσίδα, η βιομηχανική παραγωγή και η επιχειρησιακή αυτοματοποίηση [37].

Κεντρικό ζήτημα στα MAS είναι ο **συντονισμός** μεταξύ των agents. Ο συντονισμός αφορά τον τρόπο με τον οποίο οι agents οργανώνουν τις ενέργειές τους, αποφεύγουν συγκρούσεις, κατανέμουν εργασίες και διαχειρίζονται κοινούς ή περιορισμένους πόρους. Ένα κλασικό παράδειγμα μηχανισμού συντονισμού είναι το **Contract Net Protocol**, το οποίο προτάθηκε από τον Smith ως πρωτόκολλο υψηλού επιπέδου για την κατανομή εργασιών σε ένα κατανεμημένο σύστημα επίλυσης προβλημάτων [38]. Στο συγκεκριμένο πρωτόκολλο, ένας agent που διαθέτει μια εργασία μπορεί να αναζητήσει άλλους agents ικανούς να την εκτελέσουν, ενώ η ανάθεση πραγματοποιείται μέσω μιας διαδικασίας που μοιάζει με διαπραγμάτευση [38]. Η **επικοινωνία** αποτελεί επίσης θεμελιώδη παράγοντα λειτουργίας των Multi-Agent Systems. Για να μπορέσουν οι agents να συνεργαστούν αποτελεσματικά, πρέπει να ανταλλάσσουν πληροφορίες, αιτήματα, απαντήσεις, καταστάσεις και αποτελέσματα. Στο πλαίσιο αυτό, έχουν αναπτυχθεί πρότυπα επικοινωνίας όπως το **FIPA Agent Communication Language (FIPA ACL)**, το οποίο παρέχει δομημένο τρόπο ανταλλαγής μηνυμάτων μεταξύ agents [40]. Οι Bellifemine, Poggi και Rimassa παρουσιάζουν το JADE ως framework ανάπτυξης multi-agent εφαρμογών συμβατών με τις προδιαγραφές FIPA, επισημαίνοντας τη σημασία της διαλειτουργικότητας μεταξύ ανεξάρτητα ανεπτυγμένων agents [40].

Ανάλογα με τη δομή τους, τα Multi-Agent Systems μπορούν να διακριθούν σε **κεντριοποιημένα**, **αποκεντρωμένα** και **υβριδικά**. Στα κεντριοποιημένα MAS υπάρχει ένας κεντρικός agent ή μηχανισμός που επιβλέπει και συντονίζει τις επιμέρους ενέργειες. Στα αποκεντρωμένα MAS, οι agents λαμβάνουν αποφάσεις τοπικά, βασισμένοι στις πληροφορίες που διαθέτουν και στην επικοινωνία με άλλους agents. Οι υβριδικές αρχιτεκτονικές συνδυάζουν στοιχεία και από τις δύο προσεγγίσεις, επιτρέποντας κεντρικό συντονισμό όπου απαιτείται, αλλά και τοπική αυτονομία όπου αυτό βελτιώνει την ευελιξία και την ταχύτητα απόκρισης [37], [40]. Αυτή η υβριδική προσέγγιση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε επιχειρησιακά περιβάλλοντα, όπου απαιτείται ταυτόχρονα έλεγχος, διαφάνεια και προσαρμοστικότητα.

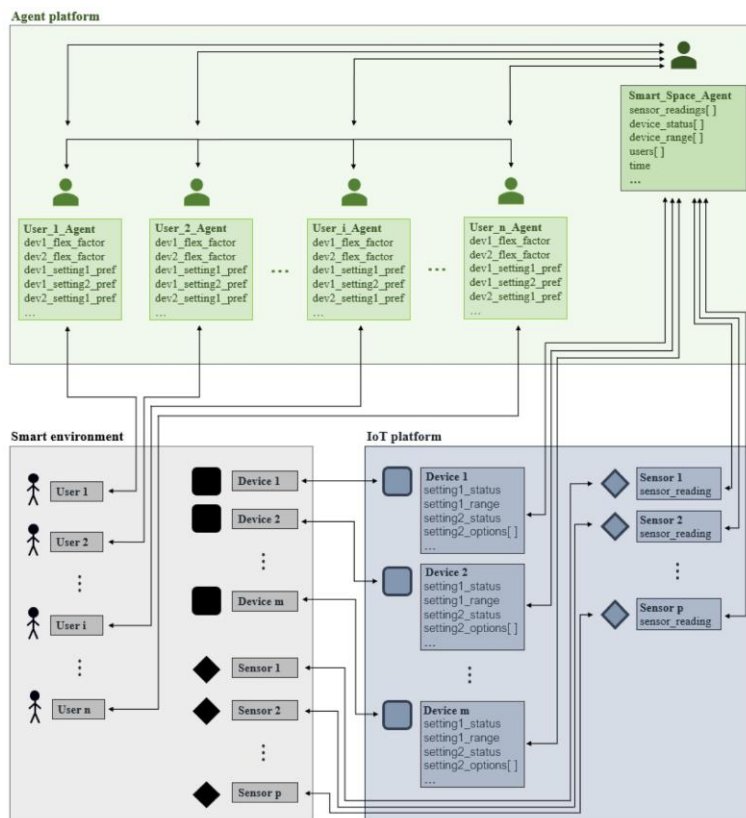
Σημαντική εξέλιξη των MAS αποτελεί το πεδίο του **Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL)**, στο οποίο πολλοί agents μαθαίνουν μέσα από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον και μεταξύ τους. Σε αντίθεση με το κλασικό reinforcement learning, όπου ένας agent μαθαίνει να επιλέγει ενέργειες με βάση ανταμοιβές, στο MARL η συμπεριφορά κάθε agent επηρεάζεται από τις ενέργειες των υπολοίπων. Αυτό δημιουργεί προκλήσεις όπως η μη στασιμότητα του περιβάλλοντος, η μερική παρατηρησιμότητα, η δυσκολία απόδοσης ευθύνης για το τελικό αποτέλεσμα και η ανάγκη για σταθερή σύγκλιση της μάθησης [41], [42]. Οι Buşoniu, Babuška και De Schutter παρουσιάζουν μια εκτενή επισκόπηση του MARL, εστιάζοντας στα προβλήματα μάθησης πολλών agents σε δυναμικά περιβάλλοντα [41]. Αντίστοιχα, οι Shoham, Powers και Grenager επισημαίνουν ότι η μάθηση σε multi-agent περιβάλλοντα πρέπει να εξετάζεται όχι μόνο ως τεχνικό πρόβλημα βελτιστοποίησης, αλλά και ως πρόβλημα αλληλεπίδρασης μεταξύ στρατηγικά συμπεριφερόμενων οντοτήτων [42].

Με την ανάπτυξη του deep learning, το ενδιαφέρον έχει επεκταθεί και στο **Multi-Agent Deep Reinforcement Learning (MADRL)**. Στην περίπτωση αυτή, οι agents χρησιμοποιούν βαθιά νευρωνικά δίκτυα για να μάθουν πολιτικές δράσης σε σύνθετα περιβάλλοντα με μεγάλο αριθμό καταστάσεων και ενεργειών. Οι Nguyen, Nguyen και Nahavandi αναφέρουν ότι το MADRL αντιμετωπίζει προκλήσεις όπως η μη στασιμότητα, η μερική παρατηρησιμότητα, οι συνεχείς χώροι καταστάσεων και ενεργειών, καθώς και η ανάγκη για αποτελεσματικά σχήματα εκπαίδευσης πολλών agents [43]. Η προσέγγιση αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε σύγχρονες εφαρμογές όπου οι agents πρέπει να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση δεδομένα που μεταβάλλονται συνεχώς.

Στο πλαίσιο της επιχειρησιακής αυτοματοποίησης, τα Multi-Agent Systems παρουσιάζουν σημαντικό ενδιαφέρον, καθώς μπορούν να υποστηρίξουν την κατανομή αρμοδιοτήτων μεταξύ εξειδικευμένων agents. Για παράδειγμα, ένας agent μπορεί να είναι υπεύθυνος για τη συλλογή και προεπεξεργασία δεδομένων, ένας δεύτερος για την ανάλυση και πρόβλεψη, ένας τρίτος για τη λήψη αποφάσεων και ένας τέταρτος για την εκτέλεση ενεργειών μέσω APIs ή συστημάτων RPA. Με αυτόν τον τρόπο, μια πολύπλοκη επιχειρησιακή διαδικασία μπορεί να διασπαστεί σε μικρότερες λειτουργικές μονάδες, οι οποίες συνεργάζονται για την επίτευξη ενός συνολικού στόχου.

Η προσέγγιση αυτή συνδέεται με τη λογική της intelligent business process composition, όπου οι multi-agent τεχνικές μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την αυτόματη σύνθεση και προσαρμογή επιχειρησιακών διαδικασιών [44].

Συνοψίζοντας, τα Multi-Agent Systems παρέχουν ένα ισχυρό θεωρητικό και τεχνολογικό πλαίσιο για την ανάπτυξη κατανεμημένων, ευέλικτων και προσαρμοστικών συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης. Η αξία τους για την παρούσα διπλωματική εργασία βασίζεται στο γεγονός ότι η βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας δεν απαιτεί απαραίτητα έναν ενιαίο agent που εκτελεί όλες τις λειτουργίες, αλλά μπορεί να επιτευχθεί μέσω συνεργασίας πολλών εξειδικευμένων agents. Ένα τέτοιο σύστημα μπορεί να συνδυάζει data-driven ανάλυση, λήψη αποφάσεων, αυτοματοποίηση ενεργειών και συνεχή προσαρμογή στις μεταβολές του επιχειρησιακού περιβάλλοντος.



Σχήμα 2.2: Παράδειγμα αρχιτεκτονικής Multi-Agent System με πολλούς agents που αλληλεπιδρούν σε κοινό περιβάλλον.

Πηγή: Mandaric, Keselj Dilberovic & Jezic, “A Multi-Agent System for Service Provisioning in an Internet-of-Things Smart Space Based on User Preferences”, *Sensors*, 2024.

2.4 Αυτοματοποίηση Επιχειρησιακών Διαδικασιών

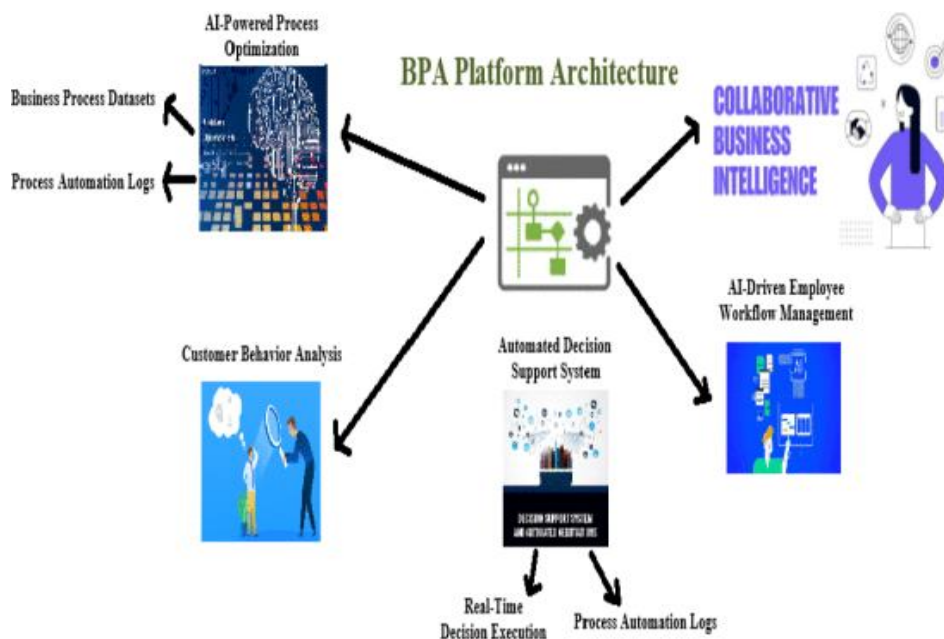
Η αυτοματοποίηση επιχειρηματικών διαδικασιών (BPA) αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους πυλώνες του ψηφιακού μετασχηματισμού στις σύγχρονες επιχειρήσεις. Η τεχνολογία αυτή χρησιμοποιείται ευρέως σήμερα λόγω της σημαντικής συμβολής της στην αύξηση της παραγωγικότητας, στη βελτίωση της λειτουργικής αποδοτικότητας και στην ενίσχυση της ποιότητας των διαδικασιών λήψης αποφάσεων. Η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) στις επιχειρηματικές διαδικασίες φέρνει επανάσταση στις τρέχουσες προσεγγίσεις όσον αφορά την οργάνωση, την υλοποίηση και τη βελτιστοποίηση των λειτουργιών, επιτρέποντας την αυτοματοποίηση σύνθετων και δυναμικών διαδικασιών που μέχρι στιγμής απαιτούν ανθρώπινη παρέμβαση [45].

Με τη μετάβαση σε προσεγγίσεις διαχείρισης επιχειρηματικών διαδικασιών που βασίζονται στα δεδομένα, οι επιχειρήσεις έχουν την ευκαιρία να αντιδρούν αποτελεσματικά στις μεταβαλλόμενες συνθήκες της αγοράς και να βελτιστοποιούν τις δραστηριότητές τους. Η εισαγωγή λύσεων βασισμένων στην AI στις επιχειρηματικές διαδικασίες διευκολύνει την αυτοματοποίηση πολυάριθμων πτυχών που σχετίζονται με τη διαχείριση δεδομένων, την υποστήριξη λήψης αποφάσεων, την πρόβλεψη επιχειρηματικών αναγκών και τη βελτιστοποίηση της ροής εργασίας [46]. Τα έξυπνα επιχειρηματικά συστήματα ενσωματώνουν πολυάριθμους μεθόδους μηχανικής μάθησης και βαθιάς μάθησης που στοχεύουν στην ανάλυση εκτεταμένων συνόλων δεδομένων, στον εντοπισμό προτύπων συμπεριφοράς και στη διευκόλυνση των διαδικασιών λήψης αποφάσεων [46]. Επιπλέον, η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης επιτρέπει την μείωση του λειτουργικού κόστους, τη βελτίωση της ταχύτητας των λειτουργιών και την ενίσχυση της αποδοτικότητας της διαχείρισης πόρων, αυξάνοντας έτσι την ανταγωνιστικότητα των επιχειρήσεων.

Η ανάπτυξη συστημάτων υποστήριξης λήψης αποφάσεων βασισμένων σε τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης υπήρξε κρίσιμη για την εξέλιξη των προσεγγίσεων BPA. τέτοια συστήματα περιλαμβάνουν ενισχυτική μάθηση (Reinforced Learning), επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP) και βαθιά νευρωνικά δίκτυα (DNNs) για την ενίσχυση της βελτιστοποίησης σύνθετων λειτουργιών [47]. Τα σύγχρονα συστήματα BPA παύουν να λειτουργούν με βάση άκαμπτους κανόνες και επιδεικνύουν προσαρμοστικότητα χάρη στη συνεχή ανάλυση νέων λειτουργικών δεδομένων και ροών πληροφοριών [47]. Μέσω αυτής της προσέγγισης, οι οργανισμοί μπορούν να αυτοματοποιήσουν τις επιχειρηματικές τους διαδικασίες, να προβλέψουν πιθανά ζητήματα και να διευκολύνουν τη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Επιπλέον, η χρήση παραγόντων που βασίζονται σε δεδομένα επιτρέπει τη συνεχή βελτίωση των διαδικασιών μέσω της μηχανικής μάθησης και της προσαρμογής.

Αν και η εισαγωγή λύσεων BPA βασισμένων στην τεχνητή νοημοσύνη (AI) παρέχει σημαντικά ανταγωνιστικά πλεονεκτήματα για τις επιχειρήσεις, αλλά πρέπει να αντιμετωπιστούν διάφορες προκλήσεις κατά την εφαρμογή τέτοιων λύσεων. Σε αυτές περιλαμβάνονται η ανησυχία για την προστασία των δεδομένων, της ανεπαρκούς διαφάνειας των αλγορίθμων, των υψηλών απαιτήσεων υπολογιστικής ισχύος και της αβεβαιότητας των εργαζομένων για αλλαγή [45], [47]. Επομένως, είναι μεγάλης σημασίας να δημιουργηθούν κατάλληλες δομές διακυβέρνησης για τον έλεγχο και την εποπτεία των τεχνολογιών που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη, διασφαλίζοντας ότι προωθούν τη συνεργασία μεταξύ ανθρώπων και μηχανών. Επιπλέον, οι οργανισμοί θα πρέπει να επενδύσουν στην εκπαίδευση των εργαζομένων τους ώστε να συνεργάζονται με έξυπνα συστήματα και να αξιοποιούν τις δυνατότητες της τεχνητής νοημοσύνης στις λειτουργίες τους [45].

Επιπλέον, η συνεχιζόμενη ανάπτυξη των τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης προσφέρει πολλά υποσχόμενες ευκαιρίες για ακόμη υψηλότερα επίπεδα αυτοματοποίησης και νοημοσύνης. Προβλέπεται ότι η χρήση προσεγγίσεων όπως η προγνωστική ανάλυση, η προσαρμοστική μάθηση και η αυτόνομη λήψη αποφάσεων θα επιτρέψει στις εταιρείες να δημιουργήσουν πιο δυναμικά και προσαρμοσμένα μοντέλα, ικανά να αντιδρούν άμεσα στις ανάγκες του σημερινού επιχειρηματικού κόσμου [46], [47]. Χάρη στην ικανότητα να αναλύουν τεράστιες ποσότητες πληροφοριών και να βελτιστοποιούν συνεχώς τις διαδικασίες, οι εταιρείες θα είναι σε θέση να βελτιώσουν την αποτελεσματικότητά τους, να επιταχύνουν τη διαδικασία λήψης αποφάσεων και να αξιοποιήσουν πιο αποτελεσματικά τους υπάρχοντες πόρους. Κατά συνέπεια, η αυτοματοποίηση μέσω της τεχνητής νοημοσύνης αποτελεί σημαντικό στοιχείο της βιώσιμης ανάπτυξης και της τεχνολογικής καινοτομίας στις σύγχρονες επιχειρήσεις.



Σχήμα 2.3:
Παράδειγμα
αρχιτεκτονικής
Data-driven
Business Process
Automation BPA .

πηγή: G. Solaimalai,
"AI-Augmented
Decision-Making
for Business
Process
Automation," 2025.

2.4.1 Robotic Process Automation (RPA)

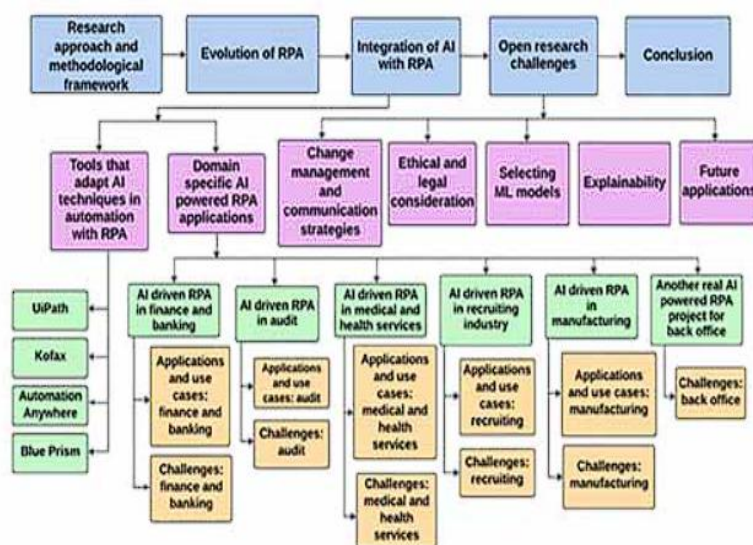
Η αυτοματοποίηση ρομποτικών διαδικασιών (RPA) αποτελεί μια άλλη ευρέως διαδεδομένη τεχνική για την αυτοματοποίηση επιχειρηματικών διαδικασιών, καθιστώντας δυνατή την ανάθεση επαναλαμβανόμενων και ρουτινικών εργασιών σε “ρομπότ” λογισμικού που εκτελούν συγκεκριμένες διαδικασίες αυτόματα, χωρίς καμία ανθρώπινη παρέμβαση. Πρέπει να τονιστεί ότι, σε αντίθεση με άλλους τύπους τεχνολογιών αυτοματοποίησης διαδικασιών, η RPA συνήθως δεν συνεπάγεται με σημαντικές αλλαγές στην υφιστάμενη υποδομή πληροφορικής των επιχειρήσεων και βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στην αυτοματοποίηση στο επίπεδο της διεπαφής χρήστη [48]. Στον σημερινό επιχειρηματικό κόσμο, η τεχνολογία RPA διαδραματίζει εξαιρετικά σημαντικό ρόλο, καθώς επιτρέπει τη μείωση των λειτουργικών εξόδων, την επιτάχυνση της απόδοσης των διαδικασιών και την βελτίωση της ποιότητας των επιχειρηματικών διαδικασιών.

Αυτό το τεχνολογικό πλαίσιο εφαρμόζεται σε ένα ευρύ φάσμα κλάδων, όπως η διαχείριση χρηματοοικονομικών συναλλαγών, η εξυπηρέτηση πελατών, η τεκμηρίωση, η διαχείριση ανθρώπινου δυναμικού και η διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας, μεταξύ άλλων. Η επιλογή των κατάλληλων διαδικασιών για αυτοματοποίηση αποτελεί ουσιαστικό παράγοντα επιτυχίας στην εφαρμογή της λύσης RPA [48]. Ειδικότερα, οι διαδικασίες που παρουσιάζουν υψηλό βαθμό επαναληψιμότητας, βασίζονται σε σαφώς καθορισμένους επιχειρηματικούς κανόνες και στηρίζονται σε δομημένα δεδομένα αποτελούν πιο αποτελεσματικούς στόχους αυτοματοποίησης από εκείνες που απαιτούν ανθρώπινες αποφάσεις και κρίση ή παρουσιάζουν μεγαλύτερο βαθμό μεταβλητότητας [48]. Για τον λόγο αυτό, είναι μεγάλης σημασίας η διεξαγωγή ολοκληρωμένων αναλύσεων και αξιολογήσεων των επιλεγμένων επιχειρηματικών διαδικασιών πριν από την εφαρμογή μιας λύσης RPA.

Επιπλέον, η περαιτέρω εξέλιξη των εργαλείων ανάπτυξης RPA έχει οδηγήσει στην εμφάνιση πιο ευέλικτων, διαισθητικών και προσιτών πλατυσίων. Οι σύγχρονες τεχνολογίες RPA παρέχουν στους χρήστες τους ευκαιρίες ανάπτυξης χωρίς κώδικα ή με ελάχιστο κώδικα και, ως εκ τούτου, επιτρέπουν στους χρήστες να εφαρμόζουν λύσεις αυτοματοποίησης ανεξάρτητα από τις τεχνικές τους δεξιότητες [49]. Επιπλέον, αυτές οι λύσεις περιλαμβάνουν προηγμένες λειτουργίες που σχετίζονται με τον συντονισμό και την παρακολούθηση της ροής εργασίας, οι οποίες βοηθούν στη συνεχή παρακολούθηση και βελτιστοποίηση των διαδικασιών αυτοματοποίησης [49]. Ως εκ τούτου, μπορεί να διαπιστωθεί ότι οι τεχνολογίες RPA έχουν γίνει όλο και πιο προσιτές για τις επιχειρήσεις.

Επιπλέον, τα τελευταία χρόνια, λόγω της ενσωμάτωσης της τεχνητής νοημοσύνης στην RPA, έχει παρατηρηθεί η εμφάνιση της AI-Enhanced RPA ή της Intelligent Automation, όπου τα ρομπότ λογισμικού αποκτούν ικανότητες μάθησης, ανάλυσης και προσαρμογής [50]. Χάρη στον συνδυασμό τεχνικών όπως η μηχανική μάθηση, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας και η υπολογιστική όραση, τα ρομπότ RPA μπορούν να επεξεργάζονται μη δομημένες πληροφορίες, να αναλύουν δεδομένα ακόμη και να λαμβάνουν αποφάσεις, κάτι που ήταν αδύνατο στο παρελθόν [50]. Έτσι, στην περίπτωση της έξυπνης αυτοματοποίησης, ο αριθμός των πιθανών περιπτώσεων χρήσης της παραδοσιακής τεχνολογίας RPA αυξάνεται σημαντικά, καθώς επιτρέπουν την αυτοματοποίηση πιο πολύπλοκων διαδικασιών που προηγουμένως δεν μπορούσαν να εκτελεστούν χωρίς την παρέμβαση ανθρώπου. Επιπλέον, η έξυπνη αυτοματοποίηση συμβάλλει σε μεγαλύτερη ευελιξία και ταχύτερη προσαρμογή στις αλλαγές του επιχειρηματικού περιβάλλοντος.

Παρ' όλα αυτά, παρά τα πολλά οφέλη της RPA, εξακολουθούν να υπάρχουν αρκετά προβλήματα που σχετίζονται με τη συντήρηση της αυτοματοποίησης, τα ζητήματα ασφάλειας, τη διαχείριση των εξαιρέσεων και την εξάρτηση από την τρέχουσα υποδομή πληροφορικής [48], [50]. Έτσι, η επιτυχής εφαρμογή της RPA περιλαμβάνει τον σωστό σχεδιασμό, την κατάλληλη επιλογή των διαδικασιών που θα αυτοματοποιηθούν, καθώς και τη συνεχή παρακολούθηση της λειτουργίας των ρομπότ λογισμικού. Παρ' όλα αυτά, πιστεύεται ότι χάρη στη σταθερή πρόοδο των τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης, η RPA μπορεί να αναπτυχθεί ακόμη περισσότερο και να γίνει μία από τις πιο ισχυρές πηγές βελτίωσης της επιχειρηματικής αποδοτικότητας και του ψηφιακού μετασχηματισμού.



Σχήμα 2.4: Ροή διεργασιών RPA με ενσωμάτωση τεχνητής νοημοσύνης.

πηγή: S. Afrin, S. Roksana and R. Akram, "AI-Enhanced Robotic Process Automation: A Review of Intelligent Automation Innovations," 2024.

2.4.2 Intelligent Automation

Η τεχνολογία της Έξυπνης Αυτοματοποίησης συνιστά την ενσωμάτωση εργαλείων τεχνητής νοημοσύνης, αυτοματοποίησης και ανάλυσης δεδομένων σε επιχειρηματικά συστήματα ικανά να λειτουργούν με ευελιξία σε δυναμικά εργασιακά περιβάλλοντα. Σε αντίθεση με τις συμβατικές μεθόδους αυτοματοποίησης, η IA δεν βασίζεται αποκλειστικά σε προκαθορισμένους κανόνες, αλλά αξιοποιεί δυνατότητες μάθησης και αναλυτικής επεξεργασίας δεδομένων για να βελτιώνεται κατά τη διάρκεια της εργασίας [52]. Η έξυπνη αυτοματοποίηση εφαρμόζει τεχνολογίες τεχνητής νοημοσύνης (AI) ικανές να μαθαίνουν, να προσαρμόζονται και να βελτιώνουν τη δική τους απόδοση με την πάροδο του χρόνου, καθώς και να αυτοματοποιούν τόσο τις διαδικασίες ρουτίνας όσο και τις δραστηριότητες που προηγουμένως εκτελούσαν άνθρωποι [52]. Η IA φέρνει μια νέα μέθοδο λειτουργίας συνεισφέροντας στον τρόπο με τον οποίο οι εταιρείες υλοποιούν τις διεργασίες τους και εισάγει τη δυνατότητα μετάβασης από αυτοματοποιημένες διαδικασίες σε έξυπνα συστήματα διαχείρισης επιχειρήσεων.

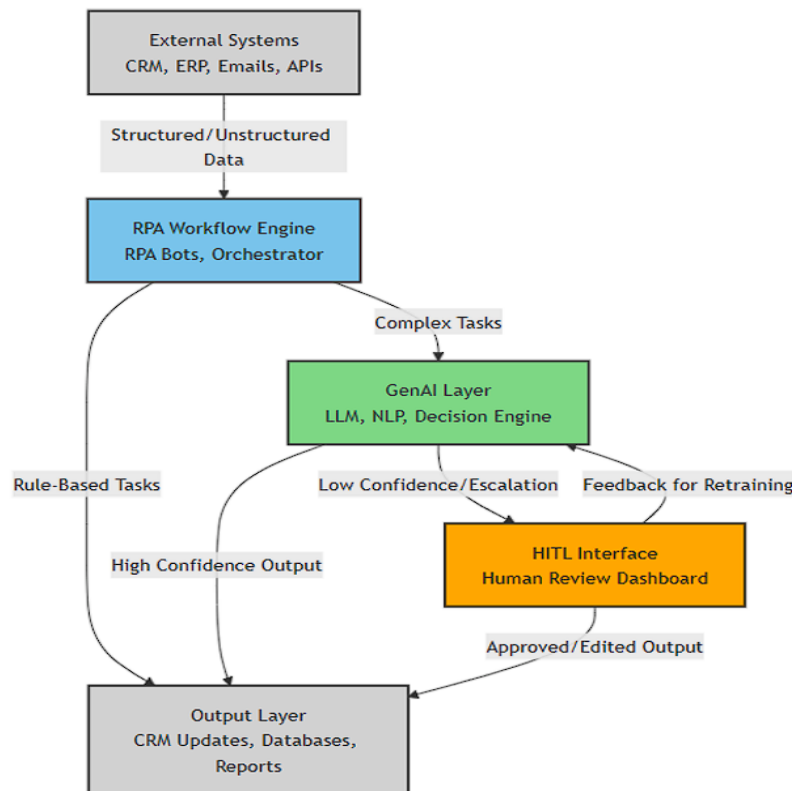
Τα οφέλη της IA δεν περιορίζονται μόνο στη μείωση του λειτουργικού κόστους ή στην επιτάχυνση της απόδοσης των διαδικασιών επιπλέον, περιλαμβάνουν τη βελτίωση των αποφάσεων που λαμβάνονται εντός ενός οργανισμού και τη διαμόρφωση νέων τύπων επιχειρηματικής γνώσης. Έρευνες έχουν δείξει ότι οι τεχνολογίες IA επηρεάζουν τη γνώση και τις υπηρεσίες παρέχοντας έναν νέο τύπο αλληλεπίδρασης μεταξύ ανθρώπων και μηχανών [52]. Αυτό σημαίνει ότι η αυτοματοποίηση δεν εφαρμόζεται πλέον μόνο στις τυπικές διοικητικές διαδικασίες, αλλά και σε εκείνες που απαιτούν γνωστικές ικανότητες, συμπεριλαμβανομένων των διαδικασιών επεξεργασίας πληροφοριών, εξυπηρέτησης πελατών, πρόβλεψης επιχειρηματικών κινδύνων και λήψης στρατηγικών αποφάσεων [52].

Συγκεκριμένα, ένας τομέας ενδιαφέροντος για την Ευφυή Αυτοματοποίηση περιλαμβάνει την ενσωμάτωσή της σε ευέλικτα πλαίσια διαχείρισης έργων και συστήματα συνεργασίας. Οι Hassen και Bellaaj αναλύουν την ανάπτυξη μιας προσέγγισης όπου τεχνολογίες ΑΙ συνομιλίας, αυτοματοποίηση διαδικασιών και πίνακες ελέγχου επιχειρηματικής ευφυΐας ενσωματώνονται σε ένα ενιαίο οικοσύστημα για τη διαχείριση έργων χρησιμοποιώντας την επέκταση Copilot στο Jira [51]. Σύμφωνα με τα ευρήματά τους, η χρήση της ευφυούς αυτοματοποίησης μπορεί να μειώσει τον χρόνο που απαιτείται για τη χειροκίνητη διαχείριση επαναλαμβανόμενων εργασιών κατά περίπου 50% [51]. Επιπλέον, μια τέτοια ενσωμάτωση βελτιώνει την ορατότητα και την αποτελεσματικότητα της λήψης αποφάσεων μέσω πινάκων ελέγχου KPI που παρέχουν πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο [51]. Χάρη στην εφαρμογή πινάκων ελέγχου επιχειρηματικής ευφυΐας, οι διαχειριστές έχουν πλέον την ευκαιρία να εντοπίζουν πιθανά σημεία συμφόρησης, να αξιολογούν την πρόοδο που έχει επιτευχθεί κατά τη διάρκεια των κύκλων σπριντ και να βελτιστοποιούν τη διακυβέρνηση του έργου γενικά [51]. Ως εκ τούτου, η Ευφυής Αυτοματοποίηση χρησιμεύει όχι μόνο ως λύση αυτοματοποίησης αλλά και ως επιχειρηματική ευφυΐα.

Από την άλλη πλευρά, η ανάπτυξη τεχνολογιών Γενετικής ΤΝ έχει επιτρέψει την σημαντική επέκταση του πεδίου εφαρμογής της έξυπνης αυτοματοποίησης, οδηγώντας σε πιο αποτελεσματική αλληλεπίδραση και λήψη αποφάσεων μέσω της χρήσης τέτοιων συστημάτων. Οι σημερινές διαδικασίες έξυπνης αυτοματοποίησης χρησιμοποιούν μοντέλα Γενετικής ΤΝ για τη βελτίωση των συστημάτων λήψης αποφάσεων με ανθρώπινη συμμετοχή (human-in-the-loop), πράγμα που σημαίνει ότι αυτά τα συστήματα λήψης αποφάσεων εμπλέκουν τόσο ανθρώπινους χρήστες όσο και τεχνολογίες ΤΝ, αντί να είναι εντελώς αυτόνομα [53]. Με αυτόν τον τρόπο, καθίσταται δυνατό για τα συστήματα να παρέχουν συστάσεις, να δημιουργούν αναφορές, να εξετάζουν διάφορες εναλλακτικές λύσεις και να λαμβάνουν περίπλοκες στρατηγικές αποφάσεις [53]. Είναι απαραίτητο να διατηρηθεί η ανθρώπινη συμμετοχή στο προσκήνιο της λήψης αποφάσεων λόγω της σημασίας της.

Ενώ η Ευφυής Αυτοματοποίηση δημιουργεί σημαντικά οφέλη για την οργανωτική αλλαγή, η χρήση της ΙΑ αντιμετωπίζει αρκετές δυσκολίες που σχετίζονται με τομείς όπως η διαχείριση δεδομένων, η ερμηνεία αλγορίθμων, η ιδιωτικότητα και η ασφάλεια των δεδομένων, καθώς και η ανθρώπινη συμμετοχή [51], [52]. Για την επιτυχή εφαρμογή λύσεων βασισμένων στην ΤΝ, υπάρχει ανάγκη για σωστή ενσωμάτωση της ΙΑ στις επιχειρήσεις, καλή διαλειτουργικότητα των πληροφοριακών συστημάτων και μέτρα ελέγχου που μπορούν να εγγυηθούν την ακρίβεια των αυτοματοποιημένων αποφάσεων. Επιπλέον, η περαιτέρω ανάπτυξη λύσεων που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη (ΑΙ) είναι πιθανό να οδηγήσει στην εμφάνιση αυτοδιαχειριζόμενων, προγνωστικών και προσαρμοστικών επιχειρηματικών συστημάτων που θα μπορούσαν να ενώνουν την αυτοματοποίηση, την ανάλυση δεδομένων και την επιχειρηματική νοημοσύνη υπό την ίδια στέγη σε ένα ψηφιακό περιβάλλον [51], [53]

Σχήμα 2.5: Υβριδική αρχιτεκτονική ΙΑ με χρήση human-in-the-loop μαζί με RPA και TN .



πηγή: P.B.Alla, "Augmenting Intelligent Process Automation through Generative AI for Human-in-the-Loop Decision Systems", 2026.

2.5 Τεχνολογίες NLP και Decision-Making Systems

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας είναι ένας από τους πιο σημαντικούς τομείς της Τεχνητής Νοημοσύνης, αφού δίνει τη δυνατότητα στα υπολογιστικά συστήματα να αναλύουν, να κατανοούν και να παράγουν ανθρώπινη γλώσσα. Σε αντίθεση με τα αυστηρά δομημένα δεδομένα, όπως οι αριθμητικές τιμές σε μια βάση δεδομένων, η φυσική γλώσσα παραμένει συχνά ασαφής, πολυσήμαντη και εξαρτάται από το πλαίσιο μέσα στο οποίο χρησιμοποιείται. Για τον λόγο αυτό, η αξιοποίηση τεχνολογιών Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας είναι ιδιαίτερα σημαντική σε εφαρμογές όπου το σύστημα πρέπει να αλληλεπιδρά με χρήστες, να ερμηνεύει ελεύθερο κείμενο ή να εξαγάγει χρήσιμη πληροφορία από μη δομημένες πηγές δεδομένων [54].

Στο πλαίσιο των σύγχρονων επιχειρησιακών περιβαλλόντων, μεγάλο μέρος της πληροφορίας παράγεται σε μορφή φυσικής γλώσσας. Για παράδειγμα, αιτήματα πελατών, μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου, αναφορές, σχόλια χρηστών, συνομιλίες υποστήριξης και εσωτερικά έγγραφα αποτελούν πηγές δεδομένων που δεν είναι εύκολο να αξιοποιηθούν αποτελεσματικά μόνο με τις παραδοσιακές τεχνικές επεξεργασίας. Οι τεχνολογίες Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας επιτρέπουν την αυτόματη ταξινόμηση κειμένων, την αναγνώριση σημαντικών οντοτήτων, την εξαγωγή θεμάτων, την ανάλυση συναισθήματος και τη μετατροπή μη δομημένης πληροφορίας σε αξιοποιήσιμη γνώση [55].

Η εξέλιξη των τεχνικών βαθιάς μάθησης έχει επηρεάσει σημαντικά την ανάπτυξη των συστημάτων φυσικής γλώσσας. Παλαιότερες προσεγγίσεις βασίζονταν κυρίως σε κανόνες ή σε στατιστικά μοντέλα, ενώ οι νεότερες τεχνικές αξιοποιούν νευρωνικά δίκτυα και μεγάλους όγκους δεδομένων για να μάθουν γλωσσικά μοτίβα. Η μετάβαση αυτή έχει επιτρέψει στα συστήματα να αναγνωρίζουν πιο σύνθετες σχέσεις μέσα στο κείμενο και να διαχειρίζονται καλύτερα τη σημασιολογική πληροφορία [56]. Έτσι, η φυσική γλώσσα δεν αντιμετωπίζεται πλέον μόνο ως ακολουθία λέξεων, αλλά ως πληροφορία που περιλαμβάνει συμφραζόμενα, πρόθεση και νοηματικές σχέσεις.

Ιδιαίτερα σημαντική ήταν η εισαγωγή της αρχιτεκτονικής Transformer, η οποία στηρίζεται στον μηχανισμό προσοχής και δίνει τη δυνατότητα στο μοντέλο να εξετάζει τις σχέσεις ανάμεσα σε διαφορετικά τμήματα μιας πρότασης ή ενός κειμένου [57]. Η προσέγγιση αυτή βελτίωσε αισθητά την απόδοση σε εργασίες όπως η μηχανική μετάφραση, η περίληψη κειμένου, η ταξινόμηση εγγράφων και η απάντηση ερωτήσεων. Έπειτα, μοντέλα όπως το BERT αξιοποίησαν την ίδια αρχή για να παραγάγουν βαθύτερες αναπαραστάσεις της γλώσσας, λαμβάνοντας υπόψη τόσο το προηγούμενο όσο και το επόμενο συμφραζόμενο μιας λέξης [58].

Οι τεχνολογίες φυσικής γλώσσας συνδέονται στενά με τα συστήματα λήψης αποφάσεων, καθώς μπορούν να λειτουργήσουν ως μηχανισμός κατανόησης της εισερχόμενης πληροφορίας. Ένα σύστημα λήψης αποφάσεων δεν αρκεί να συλλέγει δεδομένα· χρειάζεται επίσης να είναι σε θέση να τα ερμηνεύει και να τα μετατρέπει σε ενέργειες. Για παράδειγμα, σε ένα σύστημα αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών, η ανάλυση ενός αιτήματος πελάτη μπορεί να οδηγήσει σε απόφαση σχετικά με την προτεραιότητα του αιτήματος, το αρμόδιο τμήμα προώθησης ή την κατάλληλη αυτοματοποιημένη απάντηση.

Τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων έχουν μελετηθεί εκτενώς στη βιβλιογραφία ως πληροφοριακά συστήματα που βοηθούν τους χρήστες στη λήψη σύνθετων αποφάσεων, ιδίως όταν τα προβλήματα δεν είναι πλήρως δομημένα. Οι Shim κ.ά. [59] τονίζουν ότι η εξέλιξη των τεχνολογιών υποστήριξης αποφάσεων έχει επηρεαστεί σημαντικά από την ανάπτυξη του διαδικτύου, των βάσεων δεδομένων, των αναλυτικών εργαλείων και των τεχνολογιών γνώσης. Σήμερα, τα συστήματα αυτά δεν περιορίζονται στην απλή παρούσα πληροφοριών, αλλά μπορούν να ενσωματώνουν μοντέλα ανάλυσης, μηχανισμούς πρόβλεψης και αυτοματοποιημένους κανόνες απόφασης.

Στο ίδιο πλαίσιο, τα σύγχρονα συστήματα λήψης αποφάσεων μπορούν να διακριθούν ανάλογα με τον τρόπο με τον οποίο αξιοποιούν τα δεδομένα και τη γνώση. Ορισμένα βασίζονται κυρίως σε δεδομένα, όπως πίνακες, ιστορικά αρχεία και δείκτες απόδοσης. Άλλα βασίζονται σε μοντέλα, όπως στατιστικές προβλέψεις ή αλγορίθμους βελτιστοποίησης.

Υπάρχουν επίσης συστήματα που βασίζονται στη γνώση, αξιοποιώντας κανόνες, οντολογίες ή εμπειρικές αποφάσεις ειδικών. Η κατηγοριοποίηση αυτή είναι σημαντική, διότι δείχνει ότι η λήψη αποφάσεων μπορεί να στηριχθεί σε διαφορετικούς μηχανισμούς, ανάλογα με τις ανάγκες του οργανισμού και τη φύση του προβλήματος [60].

Η σύνδεση της Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας με τα συστήματα λήψης αποφάσεων είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε εφαρμογές ευφών πρακτόρων. Ένας πράκτορας που δέχεται είσοδο σε μορφή φυσικής γλώσσας πρέπει αρχικά να κατανοήσει το περιεχόμενο του μηνύματος και στη συνέχεια να αποφασίσει ποια ενέργεια πρέπει να εκτελεστεί. Για παράδειγμα, αν ένας χρήστης στείλει μήνυμα σχετικά με καθυστέρηση παραγγελίας, το σύστημα πρέπει να αναγνωρίσει το θέμα, να εντοπίσει την πρόθεση του χρήστη, να αξιολογήσει την προτεραιότητα και να αποφασίσει εάν απαιτείται αυτόματη απάντηση, προώθηση σε ανθρώπινο χειριστή ή ενεργοποίηση συγκεκριμένης διαδικασίας.

Σε ένα σύστημα αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών, η λήψη αποφάσεων μπορεί να γίνεται σε διαφορετικά επίπεδα. Σε απλές περιπτώσεις, η απόφαση μπορεί να στηρίζεται σε προκαθορισμένους κανόνες, όπως η αυτόματη κατηγοριοποίηση ενός αιτήματος με βάση λέξεις-κλειδιά. Σε πιο σύνθετες περιπτώσεις, μπορεί να χρησιμοποιείται μοντέλο μηχανικής μάθησης που υπολογίζει πιθανότητες και προτείνει την πιο κατάλληλη ενέργεια. Σε ακόμη πιο εξελιγμένα συστήματα, ο πράκτορας μπορεί να συνδυάζει γλωσσική κατανόηση, ιστορικά δεδομένα και επιχειρησιακούς κανόνες, ώστε να επιλέγει ενέργειες που συνάδουν με τους στόχους του οργανισμού.

Η πρακτική αξία αυτής της προσέγγισης φαίνεται καθαρά σε διαδικασίες που περιλαμβάνουν μεγάλο όγκο επαναλαμβανόμενων αιτημάτων. Η αυτόματη ανάλυση κειμένου μπορεί να μειώσει τον χρόνο που χρειάζεται για την αρχική επεξεργασία, ενώ η ενσωμάτωση μηχανισμών λήψης αποφάσεων συμβάλλει στην ταχύτερη εκτέλεση της κατάλληλης ενέργειας. Έτσι, οι οργανισμοί μπορούν να αυξήσουν την παραγωγικότητα, να περιορίσουν τα λειτουργικά λάθη και να εξασφαλίσουν πιο συνεπή διαχείριση των διαδικασιών τους.

Ωστόσο, η χρήση τεχνολογιών φυσικής γλώσσας και συστημάτων λήψης αποφάσεων απαιτεί προσεκτικό σχεδιασμό. Η ποιότητα των δεδομένων, η διαφάνεια των αποφάσεων, η δυνατότητα ελέγχου των αποτελεσμάτων και η ευθυγράμμιση με τους επιχειρησιακούς στόχους είναι κρίσιμα ζητήματα. Ένα σύστημα μπορεί να είναι τεχνικά προηγμένο, αλλά να μην αποδίδει ικανοποιητικά αν τα δεδομένα εκπαίδευσης είναι ελλιπή, αν οι κανόνες απόφασης δεν είναι σαφείς ή αν οι χρήστες δεν κατανοούν τον τρόπο λειτουργίας του.

Εν κατακλείδι, οι τεχνολογίες Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας και τα συστήματα λήψης αποφάσεων αποτελούν βασικά στοιχεία για την ανάπτυξη ενός ευφυούς πράκτορα που βασίζεται σε δεδομένα. Η πρώτη κατηγορία τεχνολογιών επιτρέπει στο σύστημα να κατανοεί και να αξιοποιεί μη δομημένη πληροφορία, ενώ η δεύτερη καθιστά δυνατή τη μετατροπή αυτής της πληροφορίας σε κατάλληλες ενέργειες. Στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, ο συνδυασμός αυτών των δύο τεχνολογικών κατευθύνσεων είναι καθοριστικός, καθώς υποστηρίζει τον βασικό στόχο της ανάπτυξης ενός πράκτορα που μπορεί να συμβάλει στη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας μέσα από την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών.

2.6 Σχετικές Εφαρμογές και Μελέτες Περίπτωσης

Η αξιοποίηση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης, αυτοματοποίησης και ευφύων πρακτόρων έχει αρχίσει να εφαρμόζεται σε πολλούς επιχειρησιακούς τομείς, με σκοπό τη βελτίωση της παραγωγικότητας, τη μείωση του χρόνου εκτέλεσης διαδικασιών και την καλύτερη αξιοποίηση των διαθέσιμων δεδομένων. Οι σχετικές εφαρμογές δεν περιορίζονται σε ένα μόνο πεδίο αλλά εμφανίζονται σε οργανισμούς παροχής υπηρεσιών, τηλεπικοινωνίες, εκπαίδευση, χρηματοοικονομικές υπηρεσίες, εξυπηρέτηση πελατών και εσωτερικές διοικητικές λειτουργίες. Η μελέτη αυτών των εφαρμογών είναι ουσιαστική, καθώς δείχνει πώς οι θεωρητικές έννοιες της αυτοματοποίησης, της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και της λήψης αποφάσεων μετατρέπονται σε πρακτικές λύσεις μέσα σε πραγματικά επιχειρησιακά περιβάλλοντα.

Μία από τις πιο χαρακτηριστικές περιπτώσεις εφαρμογής αυτοματοποίησης είναι η χρήση ρομποτικής αυτοματοποίησης διαδικασιών σε οργανισμούς που διαχειρίζονται μεγάλο όγκο επαναλαμβανόμενων εργασιών. Οι Lacity, Willcocks και Craig [61] εξετάζουν τη χρήση της ρομποτικής αυτοματοποίησης ως στρατηγικό εργαλείο μετασχηματισμού σε υπηρεσίες επιχειρησιακής υποστήριξης. Η μελέτη τους δείχνει ότι η αυτοματοποίηση μπορεί να προσφέρει σημαντικά οφέλη όταν εφαρμόζεται σε διαδικασίες με σαφή βήματα, επαναληψιμότητα και σταθερούς κανόνες. Ωστόσο, επισημαίνεται ότι η επιτυχία δεν εξαρτάται μόνο από την τεχνολογία αλλά και από τον τρόπο οργάνωσης, διακυβέρνησης και παρακολούθησης της εφαρμογής της.

Αντίστοιχα, η περίπτωση της Telefónica O2 αποτελεί ένα από τα πιο συχνά αναφερόμενα παραδείγματα εφαρμογής ρομποτικής αυτοματοποίησης σε επιχειρησιακές διαδικασίες. Στη συγκεκριμένη μελέτη, οι Lacity και Willcocks [62] παρουσιάζουν την εφαρμογή αυτοματοποίησης σε διαδικασίες back-office, όπου η χρήση λογισμικών ρομπότ συνέβαλε στην ταχύτερη και ακριβέστερη εκτέλεση

επαναλαμβανόμενων εργασιών. Η περίπτωση αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την παρούσα εργασία, καθώς δείχνει ότι η αυτοματοποίηση μπορεί να λειτουργήσει ως μέσο αύξησης της λειτουργικής αποδοτικότητας, εφόσον οι διαδικασίες είναι κατάλληλα επιλεγμένες και επαρκώς τυποποιημένες.

Μία ακόμη σχετική μελέτη περίπτωσης παρουσιάζεται από τους Aguirre και Rodriguez [63], οι οποίοι εξετάζουν την αυτοματοποίηση επιχειρησιακής διαδικασίας μέσω ρομποτικής αυτοματοποίησης. Η έρευνά τους δείχνει ότι η εφαρμογή τέτοιων τεχνολογιών μπορεί να βελτιώσει την παραγωγικότητα, ειδικά σε διαδικασίες που περιλαμβάνουν μεγάλο αριθμό επαναλαμβανόμενων ενεργειών. Παράλληλα, όμως, αναδεικνύεται ότι η μείωση του χρόνου εκτέλεσης δεν είναι πάντα δεδομένη, καθώς εξαρτάται από τη φύση της διαδικασίας, το επίπεδο πολυπλοκότητας και τον βαθμό ετοιμότητας του οργανισμού.

Σημαντική είναι και η περίπτωση της TECHSERV, η οποία παρουσιάζεται από τους Carden, Maldonado, Brace και Myers [64]. Η συγκεκριμένη μελέτη αφορά έναν μεγάλο τεχνολογικό οργανισμό που υιοθέτησε ρομποτική αυτοματοποίηση με στόχο τη βελτίωση της αποδοτικότητας και της αποτελεσματικότητας των διαδικασιών του. Η αξία της περίπτωσης αυτής βρίσκεται στο ότι δεν επικεντρώνεται μόνο στο τεχνικό μέρος της υλοποίησης αλλά και στις οργανωσιακές προκλήσεις που συνοδεύουν την εισαγωγή τέτοιων τεχνολογιών. Με άλλα λόγια, η αυτοματοποίηση δεν αντιμετωπίζεται ως απλή εγκατάσταση ενός εργαλείου αλλά ως αλλαγή στον τρόπο λειτουργίας ενός οργανισμού.

Πέρα από τις κλασικές εφαρμογές ρομποτικής αυτοματοποίησης, ενδιαφέρον παρουσιάζουν και οι περιπτώσεις γνωσιακής αυτοματοποίησης, όπου το σύστημα δεν εκτελεί μόνο προκαθορισμένες ενέργειες αλλά υποστηρίζει πιο σύνθετες λειτουργίες κατανόησης και απόκρισης. Οι Scheepers, Lacity και Willcocks [65] παρουσιάζουν την περίπτωση του Deakin University, το οποίο αξιοποίησε τεχνολογία γνωσιακής αυτοματοποίησης για την υποστήριξη φοιτητών μέσω συστήματος ερωτήσεων και απαντήσεων. Η περίπτωση αυτή συνδέεται άμεσα με την επεξεργασία φυσικής γλώσσας, καθώς το σύστημα έπρεπε να κατανοεί τα ερωτήματα των χρηστών και να παρέχει κατάλληλες απαντήσεις. Για την παρούσα διπλωματική εργασία, το παράδειγμα αυτό είναι ιδιαίτερα σχετικό, γιατί δείχνει πώς η φυσική γλώσσα μπορεί να αποτελέσει είσοδο για ένα αυτοματοποιημένο σύστημα λήψης αποφάσεων.

Στο πεδίο της ευφυούς αυτοματοποίησης, οι Asatiani, Copeland και Penttinen [66] αναλύουν το ζήτημα της επιλογής κατάλληλου λειτουργικού μοντέλου για την εφαρμογή ρομποτικής αυτοματοποίησης. Η συμβολή τους είναι σημαντική, καθώς δείχνει ότι η τεχνολογική λύση από μόνη της δεν αρκεί. Οι οργανισμοί πρέπει να αποφασίσουν εάν η αυτοματοποίηση θα υλοποιηθεί κεντρικά, αποκεντρωμένα ή μέσω ενός υβριδικού μοντέλου. Η επιλογή αυτή επηρεάζει τη διαχείριση των αυτοματοποιημένων διαδικασιών, την επεκτασιμότητα της λύσης και την ικανότητα του οργανισμού να ελέγχει την ποιότητα και την ασφάλεια των αποτελεσμάτων.

Μία πιο πρόσφατη κατεύθυνση σχετίζεται με την αξιοποίηση ευφύων ψηφιακών βοηθών σε επιχειρησιακές διαδικασίες. Οι Rizk κ.ά. [67] προτείνουν έναν συνομιλιακό ψηφιακό βοηθό για ευφυή αυτοματοποίηση διαδικασιών, ο οποίος επιτρέπει στους επιχειρησιακούς χρήστες να αλληλεπιδρούν με αυτοματοποιημένες λύσεις μέσω φυσικής γλώσσας. Η προσέγγιση αυτή είναι ιδιαίτερα σημαντική, καθώς μειώνει την απόσταση μεταξύ τεχνικών συστημάτων και τελικών χρηστών. Αντί ο χρήστης να χρειάζεται να γνωρίζει τις τεχνικές λεπτομέρειες της αυτοματοποίησης, μπορεί να εκφράζει το αίτημά του σε φυσική γλώσσα και το σύστημα να μετατρέπει αυτή την είσοδο σε κατάλληλη ενέργεια.

Οι παραπάνω μελέτες δείχνουν ότι οι εφαρμογές της αυτοματοποίησης και των ευφύων πρακτόρων έχουν κοινά χαρακτηριστικά, αλλά και σημαντικές διαφορές. Σε πιο απλές περιπτώσεις, η τεχνολογία χρησιμοποιείται για την αυτοματοποίηση επαναλαμβανόμενων εργασιών με σαφείς κανόνες. Σε πιο

σύνθετες περιπτώσεις, ενσωματώνονται τεχνικές φυσικής γλώσσας, μηχανικής μάθησης και λήψης αποφάσεων, ώστε το σύστημα να μπορεί να διαχειρίζεται λιγότερο δομημένες εισόδους και πιο σύνθετες επιχειρησιακές καταστάσεις. Η μετάβαση από την απλή αυτοματοποίηση στην ευφυή αυτοματοποίηση αποτελεί βασικό σημείο ενδιαφέροντος για τη σύγχρονη βιβλιογραφία.

Συνολικά, οι σχετικές εφαρμογές και μελέτες περίπτωσης επιβεβαιώνουν ότι η επιτυχία ενός συστήματος αυτοματοποίησης δεν εξαρτάται αποκλειστικά από την ακρίβεια του αλγορίθμου ή από την τεχνική του υλοποίηση. Εξαρτάται επίσης από την ποιότητα των δεδομένων, την επιλογή της κατάλληλης διαδικασίας, την αποδοχή από τους χρήστες, τη δυνατότητα ενσωμάτωσης στα υπάρχοντα συστήματα και την ύπαρξη σαφούς επιχειρησιακού στόχου. Για την παρούσα διπλωματική εργασία, τα παραδείγματα αυτά λειτουργούν ως χρήσιμο θεωρητικό και πρακτικό υπόβαθρο, καθώς δείχνουν ότι ένας data-driven ευφυής πράκτορας μπορεί να συμβάλει ουσιαστικά στη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας, όταν σχεδιάζεται με βάση πραγματικές ανάγκες και σαφώς ορισμένες επιχειρησιακές διαδικασίες.

2.7 Συμπεράσματα Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε το θεωρητικό υπόβαθρο πάνω στο οποίο βασίζεται η ανάπτυξη και αξιολόγηση ενός ευφυούς πράκτορα για την αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών. Αρχικά, αναλύθηκε η έννοια της Τεχνητής Νοημοσύνης και παρουσιάστηκε η εξέλιξή της από τα πρώτα θεωρητικά μοντέλα μέχρι τις σύγχρονες εφαρμογές που βασίζονται σε δεδομένα. Η ιστορική αυτή προσέγγιση έδειξε ότι η Τεχνητή Νοημοσύνη δεν αποτελεί μια μεμονωμένη τεχνολογία, αλλά ένα ευρύτερο επιστημονικό πεδίο που συνδυάζει αλγορίθμους, δεδομένα, υπολογιστική ισχύ και μεθόδους λήψης αποφάσεων.

Στη συνέχεια, εξετάστηκαν οι βασικές προσεγγίσεις της μηχανικής μάθησης και των συστημάτων που βασίζονται σε δεδομένα. Η ανάλυση της επιβλεπόμενης και μη επιβλεπόμενης μάθησης ανέδειξε τον τρόπο με τον οποίο τα υπολογιστικά συστήματα μπορούν να αξιοποιούν ιστορικά δεδομένα για την αναγνώριση προτύπων, την ταξινόμηση πληροφοριών και την υποστήριξη αποφάσεων. Παράλληλα, η αναφορά στη βαθιά μάθηση έδειξε ότι τα πιο σύγχρονα μοντέλα μπορούν να διαχειρίζονται σύνθετες μορφές πληροφορίας και να υποστηρίζουν εφαρμογές με υψηλότερες απαιτήσεις ακρίβειας και προσαρμοστικότητας.

Ιδιαίτερη έμφαση δόθηκε στους ευφυείς πράκτορες και στα αυτόνομα συστήματα, καθώς αποτελούν κεντρικό άξονα της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Από την ανάλυση προέκυψε ότι ένας ευφυής πράκτορας δεν είναι απλώς ένα πρόγραμμα που εκτελεί εντολές, αλλά ένα σύστημα που αντιλαμβάνεται το περιβάλλον του, επεξεργάζεται πληροφορίες και επιλέγει ενέργειες με βάση συγκεκριμένους στόχους. Οι αρχιτεκτονικές των πρακτόρων, όπως οι αντιδραστικές, οι συλλογιστικές και οι υβριδικές, προσφέρουν διαφορετικούς τρόπους σχεδιασμού τέτοιων συστημάτων, ανάλογα με το επίπεδο πολυπλοκότητας και αυτονομίας που απαιτείται.

Επιπλέον, η μελέτη των πολυπρακτορικών συστημάτων ανέδειξε τη σημασία της συνεργασίας μεταξύ πολλών αυτόνομων οντοτήτων. Σε πιο σύνθετα περιβάλλοντα, η ύπαρξη πολλών πρακτόρων μπορεί να

επιτρέπει την κατανομή εργασιών, την ανταλλαγή πληροφοριών και την πιο αποτελεσματική επίλυση προβλημάτων. Η προσέγγιση αυτή είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε επιχειρησιακά περιβάλλοντα όπου διαφορετικές διαδικασίες, τμήματα ή συστήματα πρέπει να συνεργάζονται για την επίτευξη κοινών στόχων.

Σημαντικό μέρος του κεφαλαίου αφιερώθηκε και στην αυτοματοποίηση επιχειρησιακών διαδικασιών. Η ρομποτική αυτοματοποίηση διαδικασιών παρουσιάστηκε ως μία τεχνολογία που μπορεί να μειώσει τον χρόνο εκτέλεσης επαναλαμβανόμενων εργασιών, να περιορίσει τα ανθρώπινα λάθη και να αυξήσει την αποδοτικότητα των οργανισμών. Παράλληλα, η ευφυής αυτοματοποίηση έδειξε ότι ο συνδυασμός της αυτοματοποίησης με τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης μπορεί να υποστηρίξει πιο σύνθετες διαδικασίες, οι οποίες δεν βασίζονται αποκλειστικά σε προκαθορισμένους κανόνες αλλά και σε ανάλυση δεδομένων και προσαρμοστική λήψη αποφάσεων.

Η ανάλυση των τεχνολογιών Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας και των συστημάτων λήψης αποφάσεων ανέδειξε τον τρόπο με τον οποίο ένας ευφυής πράκτορας μπορεί να διαχειρίζεται μη δομημένη πληροφορία και να τη μετατρέπει σε αξιοποιήσιμη επιχειρησιακή γνώση. Η δυνατότητα κατανόησης κειμένου, αναγνώρισης πρόθεσης, ταξινόμησης αιτημάτων και παραγωγής κατάλληλων ενεργειών αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για την ανάπτυξη σύγχρονων αυτοματοποιημένων συστημάτων. Με αυτόν τον τρόπο, οι τεχνολογίες φυσικής γλώσσας λειτουργούν ως γέφυρα ανάμεσα στον άνθρωπο, τα δεδομένα και τον μηχανισμό λήψης αποφάσεων.

Τέλος, οι σχετικές εφαρμογές και μελέτες περίπτωσης επιβεβαίωσαν ότι η επιτυχής εφαρμογή τέτοιων τεχνολογιών δεν εξαρτάται μόνο από την τεχνική τους ακρίβεια. Παράγοντες όπως η ποιότητα των δεδομένων, η επιλογή της κατάλληλης διαδικασίας, η ενσωμάτωση στα υπάρχοντα συστήματα, η αποδοχή από τους χρήστες και η ύπαρξη σαφούς επιχειρησιακού στόχου είναι εξίσου σημαντικοί. Οι μελέτες αυτές δείχνουν ότι η αυτοματοποίηση μπορεί να προσφέρει ουσιαστικά οφέλη, όταν εφαρμόζεται σε διαδικασίες που έχουν αναλυθεί σωστά και όταν συνδέεται με πραγματικές ανάγκες του οργανισμού.

Το κεφάλαιο αυτό διαμόρφωσε το απαραίτητο θεωρητικό πλαίσιο για τη συνέχεια της εργασίας. Οι έννοιες της Τεχνητής Νοημοσύνης, της μηχανικής μάθησης, των ευφυών πρακτόρων, της αυτοματοποίησης, της επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και της λήψης αποφάσεων συνδέονται άμεσα με τον σχεδιασμό του προτεινόμενου συστήματος. Στο επόμενο κεφάλαιο, η θεωρητική αυτή βάση αξιοποιείται για την περιγραφή της αρχιτεκτονικής και του τρόπου λειτουργίας του προτεινόμενου data-driven AI Agent, με στόχο τη βελτίωση της παραγωγικότητας και της λειτουργικής αποδοτικότητας μέσω αυτοματοποίησης επιχειρησιακών διαδικασιών.

Κεφάλαιο 3: Σχεδιασμός και Αρχιτεκτονική Συστήματος

3.1 Περιγραφή του Προτεινόμενου AI Agent

Με βάση το θεωρητικό υπόβαθρο που αναπτύχθηκε στο Κεφάλαιο 2, στο παρόν κεφάλαιο περιγράφεται ο σχεδιασμός και η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου data-driven AI Agent. Ο agent σχεδιάζεται ώστε να λειτουργεί ως ένας υποστηρικτικός μηχανισμός επιχειρησιακής ευφυΐας (business intelligence) και έξυπνης αυτοματοποίησης, ο οποίος αντλεί δεδομένα από το υπάρχον περιβάλλον διαχείρισης έργων και ανθρώπινου δυναμικού του οργανισμού και τα αξιοποιεί για την παρακολούθηση, ανάλυση και υποστήριξη λήψης αποφάσεων σχετικά με την πρόοδο επιχειρησιακών έργων και διαδικασιών.

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, το ενδεικτικό επιχειρησιακό περιβάλλον στο οποίο δοκιμάζεται ο agent βασίζεται σε έναν χώρο συνεργασίας Microsoft SharePoint, με την ονομασία «Business Intelligence Agent Project». Ο συγκεκριμένος χώρος λειτουργεί ως κεντρικό σημείο αποθήκευσης και οργάνωσης της πληροφορίας για ένα χαρτοφυλάκιο έργων επιχειρησιακής βελτίωσης (π.χ. έργα ψηφιακού μετασχηματισμού, κυβερνοασφάλειας, αυτοματοποίησης διαδικασιών), μέσω δομημένων λιστών SharePoint (SharePoint Lists). Η επιλογή ενός τέτοιου περιβάλλοντος δεν είναι τυχαία, καθώς αντικατοπτρίζει μια ρεαλιστική περίπτωση οργανισμού όπου τα δεδομένα των έργων είναι ήδη διαθέσιμα σε ημι-δομημένη μορφή, χωρίς όμως να υπάρχει ενοποιημένος μηχανισμός ανάλυσης, παρακολούθησης κινδύνου και υποστήριξης αποφάσεων.

Ο προτεινόμενος AI Agent αναλαμβάνει τον ρόλο του «ενδιάμεσου» μεταξύ των πρωτογενών δεδομένων (SharePoint λίστες έργων και εργασιών, καθώς και δεδομένα ανθρώπινου δυναμικού) και της τελικής λήψης απόφασης ή ενέργειας. Πιο συγκεκριμένα, ο agent (α) συλλέγει δεδομένα από τη λίστα «Project Summary» και τις επιμέρους λίστες εργασιών κάθε έργου, (β) τα συνδυάζει με δεδομένα ανθρώπινου δυναμικού που αφορούν τους υπεύθυνους και τους συμμετέχοντες σε κάθε έργο, (γ) υπολογίζει δείκτες κατάστασης και κινδύνου για κάθε έργο και εργασία, και (δ) προτείνει ή ενεργοποιεί κατάλληλες ενέργειες, όπως επισήμανση καθυστερήσεων, ειδοποίηση υπευθύνων ή αναπροσαρμογή προτεραιοτήτων. Με τον τρόπο αυτό, ο agent δεν αντικαθιστά τον διαχειριστή έργου ή τον αναλυτή επιχειρησιακής ευφυΐας, αλλά λειτουργεί ως εργαλείο ενισχυμένης νοημοσύνης (Intelligence Augmentation), σύμφωνα με τη λογική που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 2.1.

3.2 Αρχιτεκτονική Συστήματος

Η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου συστήματος ακολουθεί μια στρωματοποιημένη (layered) λογική, αντίστοιχη με τις υβριδικές αρχιτεκτονικές AI Agents που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 2.3.1. Το σύστημα οργανώνεται σε τρία βασικά επίπεδα: το επίπεδο συλλογής και επεξεργασίας δεδομένων (Data Pipeline), το επίπεδο ανάλυσης και μοντελοποίησης (Model Layer) και το επίπεδο λήψης αποφάσεων (Decision Engine). Τα τρία αυτά επίπεδα συνδέονται μεταξύ τους μέσω ροής δεδομένων και αποτελεσμάτων, ενώ το τελικό στάδιο της αλυσίδας αφορά την εκτέλεση ή την πρόταση συγκεκριμένων ενεργειών προς τον χρήστη ή προς το ίδιο το περιβάλλον SharePoint (π.χ. ενημέρωση πεδίου κατάστασης, αποστολή ειδοποίησης).

Η γενική λογική της αρχιτεκτονικής μπορεί να συνοψιστεί ως εξής: τα δεδομένα εξάγονται από τις πηγές τους, καθαρίζονται και ενοποιούνται σε ένα ενιαίο μοντέλο δεδομένων· στη συνέχεια, υπολογίζονται χαρακτηριστικά (features) και δείκτες που περιγράφουν την κατάσταση κάθε έργου και εργασίας· τα χαρακτηριστικά αυτά τροφοδοτούν το επίπεδο μοντελοποίησης, το οποίο παράγει εκτιμήσεις κατάστασης ή κινδύνου· τέλος, ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων συνδυάζει τις εκτιμήσεις αυτές με επιχειρησιακούς κανόνες, ώστε να καταλήξει σε συγκεκριμένη σύσταση ή ενέργεια. Η προσέγγιση αυτή είναι συμβατή με τη λογική intelligent automation που περιγράφηκε στην Ενότητα 2.4.2, καθώς ο agent δεν εκτελεί απλώς προκαθορισμένους κανόνες, αλλά αξιοποιεί δεδομένα για να προσαρμόζει τη συμπεριφορά του.

3.2.1 Data Pipeline

Το επίπεδο του data pipeline είναι υπεύθυνο για την άντληση, τον καθαρισμό και την ενοποίηση των δεδομένων που προέρχονται από τις δύο βασικές πηγές του συστήματος: τις λίστες SharePoint και το σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού. Η άντληση των δεδομένων από το SharePoint προβλέπεται να πραγματοποιείται προγραμματιστικά, μέσω κλήσεων στο Microsoft Graph API ή στο SharePoint REST API, ώστε τα δεδομένα κάθε λίστας (π.χ. «Project Summary» ή η λίστα εργασιών ενός συγκεκριμένου έργου, όπως η «Cybersecurity_Risk_Assessment») να μετατρέπονται σε δομημένα σύνολα δεδομένων (π.χ. πίνακες pandas DataFrame), κατάλληλα για περαιτέρω επεξεργασία.

Στο στάδιο του καθαρισμού δεδομένων (data cleaning) αντιμετωπίζονται ζητήματα όπως η τυποποίηση των τιμών κατάστασης (π.χ. «On Track», «Off Track», «Planned»), ο έλεγχος συνέπειας ημερομηνιών έναρξης και λήξης εργασιών, καθώς και ο εντοπισμός ελλειπών ή ασυνεπών τιμών. Στη συνέχεια, τα δεδομένα ενοποιούνται σε ένα σχεσιακό μοντέλο τριών επιπέδων: επίπεδο έργου (Project Summary), επίπεδο εργασίας (Task-level δεδομένα ανά έργο) και επίπεδο εργαζομένου (δεδομένα Ανθρώπινου Δυναμικού), με κοινό σημείο αναφοράς το όνομα ή τον κωδικό του υπευθύνου/αναδόχου κάθε εργασίας. Η ενοποίηση αυτή επιτρέπει, για παράδειγμα, τον συσχετισμό μιας καθυστερημένης εργασίας με τον φόρτο εργασίας του αντίστοιχου εργαζομένου, όπως αυτός προκύπτει από το πλήθος εργασιών που του έχουν ανατεθεί σε παράλληλα έργα.

Τέλος, το data pipeline είναι υπεύθυνο για την αποθήκευση των επεξεργασμένων δεδομένων σε ενδιάμεση μορφή (π.χ. τοπικά αρχεία ή δομές δεδομένων σε μνήμη κατά το στάδιο του πρωτοτύπου), ώστε να είναι άμεσα διαθέσιμα στο επόμενο επίπεδο της αρχιτεκτονικής. Ιδιαίτερη προσοχή δίνεται στη δυνατότητα επαναληπτικής εκτέλεσης του pipeline (π.χ. σε τακτά χρονικά διαστήματα ή κατόπιν ενημέρωσης μιας λίστας SharePoint), ώστε ο agent να μπορεί να λειτουργεί με ενημερωμένα δεδομένα και να υποστηρίζει σχεδόν πραγματικού χρόνου παρακολούθηση της προόδου των έργων.

3.2.2 Model Layer

Το επίπεδο μοντέλων αναλαμβάνει την ανάλυση των ενοποιημένων δεδομένων που παράγει το data pipeline, με στόχο την εξαγωγή δεικτών κατάστασης και κινδύνου για κάθε έργο και εργασία. Στο στάδιο του σχεδιασμού, το model layer προβλέπεται να περιλαμβάνει δύο συμπληρωματικές προσεγγίσεις. Η πρώτη αφορά έναν μηχανισμό βασισμένο σε κανόνες και απλές στατιστικές μετρικές (π.χ. απόκλιση μεταξύ προγραμματισμένης και πραγματικής ημερομηνίας ολοκλήρωσης μιας εργασίας, ποσοστό ολοκληρωμένων εργασιών ανά φάση, πλήθος εργασιών σε καθυστέρηση), ο οποίος λειτουργεί ως αρχικό επίπεδο αξιολόγησης της κατάστασης κάθε έργου.

Η δεύτερη προσέγγιση αφορά την αξιοποίηση τεχνικών μηχανικής μάθησης, σύμφωνα με τις αρχές που αναλύθηκαν στην Ενότητα 2.2, με στόχο την ταξινόμηση έργων ή εργασιών σε κατηγορίες κινδύνου (π.χ. χαμηλού, μεσαίου ή υψηλού κινδύνου καθυστέρησης), αξιοποιώντας ως χαρακτηριστικά εισόδου μεγέθη όπως η φάση της εργασίας, ο φόρτος εργασίας του υπευθύνου (αριθμός παράλληλων αναθέσεων), τα έτη εμπειρίας και ο ρόλος του εργαζομένου, καθώς και ιστορικά στοιχεία καθυστερήσεων. Δεδομένου ότι το διαθέσιμο ιστορικό δεδομένων είναι, στο τρέχον στάδιο, περιορισμένο, η εποπτευόμενη μάθηση (Ενότητα 2.2.1) προβλέπεται να χρησιμοποιηθεί συμπληρωματικά προς τους κανόνες, ενώ η τελική επιλογή αλγορίθμου (π.χ. λογιστική παλινδρόμηση ή δέντρα αποφάσεων) θα τεκμηριωθεί λεπτομερώς στο Κεφάλαιο 4, στο πλαίσιο της υλοποίησης.

Η αρχιτεκτονική του model layer έχει σχεδιαστεί ώστε να είναι επεκτάσιμη, επιτρέποντας τη μελλοντική ενσωμάτωση πιο σύνθετων μοντέλων ή ακόμη και μηχανισμών βασισμένων σε γλωσσικά μοντέλα (LLMs), σύμφωνα με τη λογική των LLM-based agents που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 2.3.1, για παράδειγμα για την αυτόματη σύνοψη της προόδου ενός έργου σε φυσική γλώσσα με βάση τα πεδία «Updates» και «Next Steps» της λίστας «Project Summary».

3.2.3 Decision Engine

Ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων (Decision Engine) αποτελεί το τελευταίο επίπεδο της αρχιτεκτονικής και είναι υπεύθυνος για τη μετατροπή των εκτιμήσεων του model layer σε συγκεκριμένες συστάσεις ή ενέργειες. Η λογική του decision engine βασίζεται σε ένα σύνολο επιχειρησιακών κανόνων, οι οποίοι συνδυάζουν την εκτίμηση κινδύνου ενός έργου ή μιας εργασίας με το πλαίσιο στο οποίο αυτή εντάσσεται. Για παράδειγμα, ένα έργο που έχει χαρακτηριστεί «Off Track» και παρουσιάζει παράλληλα υψηλό δείκτη κινδύνου καθυστέρησης μπορεί να οδηγήσει σε αυτόματη επισήμανση προτεραιότητας και σε πρόταση ειδοποίησης του υπευθύνου έργου (Leader), ενώ μια εργασία που έχει ανατεθεί σε εργαζόμενο με ήδη υψηλό φόρτο εργασίας μπορεί να οδηγήσει σε πρόταση αναδιανομής της αντίστοιχης εργασίας.

Ο decision engine σχεδιάζεται με τρόπο ώστε να διατηρεί τον άνθρωπο στο κέντρο της τελικής απόφασης (human-in-the-loop), σύμφωνα με τη λογική που παρουσιάστηκε στην Ενότητα 2.4.2. Αντί να εκτελεί αυτόματα μη αναστρέψιμες ενέργειες, ο agent παράγει δομημένες συστάσεις (π.χ. υπό μορφή αναφοράς ή ειδοποίησης), τις οποίες ο υπεύθυνος έργου ή ο αναλυτής μπορεί να επιβεβαιώσει, να τροποποιήσει ή να απορρίψει. Η προσέγγιση αυτή θεωρείται κατάλληλη για το ενδεικτικό επιχειρησιακό περιβάλλον της παρούσας εργασίας, όπου η αξιοπιστία και η διαφάνεια των αποφάσεων είναι εξίσου σημαντικές με την ταχύτητα εκτέλεσής τους.

3.3 Επιλογή Τεχνολογιών (Python, APIs, Models κ.λπ.)

Η επιλογή των τεχνολογιών για την υλοποίηση του προτεινόμενου AI Agent βασίστηκε σε κριτήρια όπως η ευχρηστία, η διαλειτουργικότητα με το υπάρχον περιβάλλον Microsoft 365/SharePoint του οργανισμού, η δυνατότητα επεκτασιμότητας και η ευρεία διαθεσιμότητα βιβλιοθηκών για ανάλυση δεδομένων και μηχανική μάθηση. Ως κύρια γλώσσα προγραμματισμού επιλέγεται η Python, λόγω της ωριμότητας του οικοσυστήματός της σε θέματα επεξεργασίας δεδομένων (π.χ. βιβλιοθήκες όπως pandas και NumPy) και μηχανικής μάθησης (π.χ. scikit-learn), καθώς και της ευκολίας ενσωμάτωσής της με εξωτερικά APIs.

Για την επικοινωνία με το περιβάλλον SharePoint προβλέπεται η χρήση του Microsoft Graph API, το οποίο παρέχει ενοποιημένη πρόσβαση στις λίστες, τα έγγραφα και τα λοιπά στοιχεία ενός site συνεργασίας, εναλλακτικά ή συμπληρωματικά προς το SharePoint REST API. Η επιλογή αυτή επιτρέπει τόσο την ανάγνωση δεδομένων (π.χ. άντληση της λίστας «Project Summary» ή των λιστών εργασιών ανά έργο) όσο και, σε μελλοντικό στάδιο, την εγγραφή αποτελεσμάτων πίσω στο SharePoint (π.χ. ενημέρωση πεδίου κατάστασης ή προσθήκη σχολίου), κλείνοντας έτσι τον βρόχο μεταξύ ανάλυσης και αυτοματοποιημένης ενέργειας. Παράλληλα, εξετάζεται η αξιοποίηση του Power Automate ως συμπληρωματικού μηχανισμού ενορχήστρωσης, ιδίως για απλές ενέργειες ειδοποίησης (π.χ. αποστολή email ή μηνύματος όταν ενεργοποιείται συγκεκριμένος κανόνας του decision engine).

Όσον αφορά το επίπεδο μοντελοποίησης, προβλέπεται η χρήση καθιερωμένων αλγορίθμων εποπτευόμενης μάθησης (π.χ. λογιστική παλινδρόμηση, δέντρα αποφάσεων ή τυχαία δάση), οι οποίοι επιλέγονται λόγω της ερμηνευσιμότητάς τους, στοιχείο ιδιαίτερα σημαντικό σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων που απευθύνεται σε επιχειρησιακούς χρήστες. Η ανάπτυξη και η αρχική δοκιμή των μοντέλων προβλέπεται να πραγματοποιηθεί σε περιβάλλον Jupyter Notebook, το οποίο διευκολύνει την επαναληπτική διερεύνηση των δεδομένων και την οπτικοποίηση ενδιάμεσων αποτελεσμάτων, πριν από την τελική ενσωμάτωση της λογικής στον πυρήνα του agent, όπως θα περιγραφεί αναλυτικά στο Κεφάλαιο 4.

3.4 Περιγραφή Dataset και Πηγές Δεδομένων

Τα δεδομένα που τροφοδοτούν τον προτεινόμενο AI Agent προέρχονται από δύο βασικές πηγές, οι οποίες αντιστοιχούν στο ενδεικτικό επιχειρησιακό περιβάλλον που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.1. Η πρώτη πηγή αφορά το σύνολο των λιστών SharePoint του site «Business Intelligence Agent Project». Στο επίπεδο του χαρτοφυλακίου έργων, η λίστα «Project Summary» καταγράφει εννέα (9) έργα βελτίωσης επιχειρησιακών διαδικασιών (μεταξύ άλλων, MultiFactor Authentication, Sales Analytics Dashboard, Cloud Migration Program, Employee Digital Onboarding, Customer Experience Upgrade, AI Customer Support Assistant, Supply Chain Forecasting, Cybersecurity Risk Assessment και Automated Invoice Processing), με πεδία όπως η ονομασία του έργου, η τρέχουσα κατάσταση (Status), ο υπεύθυνος (Leader), η αναμενόμενη επιχειρησιακή αξία (Business Value), οι πρόσφατες ενημερώσεις (Updates), τα επόμενα βήματα (Next Steps) και ένας μοναδικός κωδικός έργου (ProjectID).

Σε δεύτερο επίπεδο, κάθε έργο του χαρτοφυλακίου διαθέτει τη δική του, ξεχωριστή λίστα εργασιών, η οποία περιγράφει αναλυτικά τα επιμέρους βήματα υλοποίησής του. Ενδεικτικά, η λίστα «Cybersecurity_Risk_Assessment» περιλαμβάνει πεδία όπως το όνομα της εργασίας (Task Name), τη φάση στην οποία ανήκει (Phase, π.χ. «Scoping & Asset Inventory»), τον υπεύθυνο εκτέλεσης (Assignee), την κατάσταση της εργασίας (Task Status) και τις ημερομηνίες έναρξης και λήξης (Task Start Date, Task End Date). Η δομή αυτή επαναλαμβάνεται, με μικρές παραλλαγές πεδίων, σε όλες τις επιμέρους λίστες έργων του χαρτοφυλακίου, γεγονός που επιτρέπει την ανάπτυξη ενός ενιαίου μηχανισμού άντλησης και επεξεργασίας δεδομένων, κοινού για όλα τα έργα.

Η δεύτερη πηγή δεδομένων αφορά ένα σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού (HR dataset), το οποίο δημιουργήθηκε συνθετικά (synthetic data) για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας, ώστε να αποφευχθεί η χρήση πραγματικών προσωπικών δεδομένων εργαζομένων, σύμφωνα και με τις αρχές δεοντολογίας που αναφέρθηκαν στο Κεφάλαιο 1. Το σύνολο αυτό περιλαμβάνει εκατόν είκοσι (120) εγγραφές πλασματικών εργαζομένων, με πεδία όπως αναγνωριστικό εργαζομένου (Employee ID), ονοματεπώνυμο, τοποθεσία και χώρα εργασίας, τμήμα (Department) και λειτουργία (Field/Function), θέση εργασίας (Job Title) και επίπεδο (Level), τύπος απασχόλησης, στοιχεία προϊσταμένου (Manager Name/Email), ημερομηνία έναρξης, κατάσταση απασχόλησης, καθεστώς εργασίας (π.χ. Remote, Hybrid, On-site), ετήσιες αποδοχές, αξιολόγηση απόδοσης, έτη εμπειρίας, κύρια δεξιότητα (Primary Skill) και κέντρο κόστους (Cost Center).

Ο συνδυασμός των δύο αυτών πηγών επιτρέπει στον ΑΙ Agent να μην περιορίζεται στην απλή παρακολούθηση της κατάστασης ενός έργου, αλλά να λαμβάνει υπόψη και την ανθρώπινη διάσταση της εκτέλεσής του, όπως ο φόρτος εργασίας, το επίπεδο εμπειρίας και ο ρόλος του κάθε εργαζομένου. Στον Πίνακα 3.1 συνοψίζονται τα βασικά ποσοτικά χαρακτηριστικά των δύο πηγών δεδομένων που περιγράφηκαν παραπάνω.

Πίνακας 3.1: Αριθμητικά δεδομένα

Πηγή Δεδομένων	Τύπος Δεδομένων	Πλήθος Εγγραφών	Ενδεικτικά Πεδία
SharePoint – λίστα «Project Summary»	Χαρτοφυλάκιο έργων	9 έργα	Project Name, Status, Leader, Business Value, Updates, Next Steps, ProjectID
SharePoint – λίστες εργασιών ανά έργο (π.χ. Cybersecurity_Risk_Assessment)	Εργασίες υλοποίησης έργου	Πολλαπλές εργασίες ανά έργο (ενδεικτικά >30 στο έργο του παραδείγματος)	Task Name, Phase, Assignee, Task Status, Task Start Date, Task End Date
CSV – Employee Report (HR)	Συνθετικά δεδομένα ανθρώπινου δυναμικού	120 εγγραφές εργαζομένων	Employee ID, Location, Department, Job Title, Manager, Employment Status, Salary, Performance Rating, Years of Experience, Primary Skill

3.5 Μετρικές Απόδοσης (KPIs)

Η αξιολόγηση της απόδοσης του προτεινόμενου AI Agent βασίζεται σε ένα σύνολο δεικτών απόδοσης (KPIs), οι οποίοι είναι ευθυγραμμισμένοι με τους στόχους της εργασίας, όπως αυτοί διατυπώθηκαν στην Ενότητα 1.2. Πρώτος βασικός δείκτης είναι ο χρόνος εκτέλεσης (execution time), ο οποίος αφορά τόσο τον χρόνο που απαιτείται για την άντληση και επεξεργασία των δεδομένων από τις λίστες SharePoint, όσο και τον χρόνο που χρειάζεται ένας χρήστης για να λάβει μια τεκμηριωμένη εικόνα της κατάστασης ενός έργου, σε σύγκριση με τη χειροκίνητη ανασκόπηση των αντίστοιχων λιστών.

Δεύτερος δείκτης είναι η ακρίβεια (accuracy) των εκτιμήσεων κινδύνου που παράγει το model layer, η οποία θα αξιολογηθεί συγκρίνοντας τις προβλέψεις του συστήματος με την πραγματική εξέλιξη των έργων (π.χ. αν ένα έργο που χαρακτηρίστηκε ως υψηλού κινδύνου καθυστέρησης πράγματι καθυστέρησε). Τρίτος δείκτης αφορά τη μείωση των χειροκίνητων ενεργειών παρακολούθησης, η οποία εκτιμάται μέσω της σύγκρισης του αριθμού ενεργειών (π.χ. ελέγχων, ενημερώσεων, ειδοποιήσεων) που απαιτούνται με και χωρίς τη χρήση του agent.

Επιπλέον, εξετάζεται η αξιοποίηση πόρων (resource utilization), μέσω της ανάλυσης της κατανομής εργασιών ανά εργαζόμενο, με στόχο τον εντοπισμό περιπτώσεων υπερφόρτωσης ή υποχρησιμοποίησης προσωπικού. Τέλος, λαμβάνεται υπόψη ο βαθμός στον οποίο επιτυγχάνεται η προγραμματισμένη επιχειρησιακή αξία (Business Value) κάθε έργου, όπως αυτή έχει καταγραφεί στη λίστα «Project Summary», σε σχέση με την τελική έκβαση του έργου. Οι δείκτες αυτοί, αν και ορίζονται σε θεωρητικό επίπεδο στο παρόν κεφάλαιο, θα αποτελέσουν τη βάση για την πειραματική αξιολόγηση του συστήματος στο Κεφάλαιο 5, μετά την ολοκλήρωση της υλοποίησής του στο Κεφάλαιο 4.

3.6 Συμπεράσματα Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάστηκε ο σχεδιασμός και η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου data-driven AI Agent, αξιοποιώντας το θεωρητικό υπόβαθρο που αναπτύχθηκε στο Κεφάλαιο 2. Περιγράφηκε ο ρόλος του agent ως μηχανισμού ενισχυμένης νοημοσύνης, ο οποίος αντλεί δεδομένα από ένα ρεαλιστικό επιχειρησιακό περιβάλλον, βασισμένο σε λίστες SharePoint και σε ένα συνθετικό σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού. Αναλύθηκε η στρωματοποιημένη αρχιτεκτονική του συστήματος, η οποία περιλαμβάνει το data pipeline, το model layer και τον decision engine, καθώς και ο τρόπος με τον οποίο τα επίπεδα αυτά συνεργάζονται για τη μετατροπή ακατέργαστων δεδομένων σε αξιοποιήσιμες συστάσεις.

Επιπλέον, παρουσιάστηκαν οι τεχνολογικές επιλογές που θα υποστηρίξουν την υλοποίηση του agent, με έμφαση στην Python, στο Microsoft Graph API/SharePoint REST API και σε καθιερωμένες τεχνικές μηχανικής μάθησης, καθώς και οι πηγές δεδομένων που θα χρησιμοποιηθούν, δηλαδή οι λίστες SharePoint του χαρτοφυλακίου έργων και το συνθετικό σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού. Τέλος, ορίστηκαν οι βασικοί δείκτες απόδοσης (KPIs) που θα καθοδηγήσουν την αξιολόγηση του συστήματος στα επόμενα κεφάλαια.

3.7 Επίλογος

Ο σχεδιασμός που παρουσιάστηκε στο παρόν κεφάλαιο αποτελεί τη γέφυρα ανάμεσα στο θεωρητικό πλαίσιο του Κεφαλαίου 2 και στην τεχνική υλοποίηση που θα ακολουθήσει στο Κεφάλαιο 4. Στο επόμενο κεφάλαιο, η αρχιτεκτονική που περιγράφηκε —data pipeline, model layer και decision engine— θα μετουσιωθεί σε συγκεκριμένο λογισμικό, με αναλυτική περιγραφή του περιβάλλοντος ανάπτυξης, της προεπεξεργασίας των δεδομένων, της ανάπτυξης των μοντέλων και της ενσωμάτωσης του agent στην ενδεικτική επιχειρησιακή ροή του οργανισμού.

Κεφάλαιο 4: Υλοποίηση του AI Agent

4.1 Περιβάλλον Ανάπτυξης

Η υλοποίηση του προτεινόμενου AI Agent πραγματοποιήθηκε εντός του θεσμικού ψηφιακού περιβάλλοντος του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος (International Hellenic University), αξιοποιώντας τη διαθέσιμη υποδομή Microsoft 365 του ιδρύματος. Ως κύρια πλατφόρμα ανάπτυξης του πυρήνα του agent επιλέχθηκε το Microsoft Copilot Studio, ένα περιβάλλον χαμηλού κώδικα (low-code) που επιτρέπει τον σχεδιασμό συνομιλιακών και ημι-αυτόνομων agents, οι οποίοι μπορούν να συνδέονται με εξωτερικές πηγές δεδομένων και να ενσωματώνονται σε ροές αυτοματοποίησης. Η επιλογή αυτή είναι συνεπής με την υβριδική, data-driven αρχιτεκτονική που περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 3, καθώς το Copilot Studio επιτρέπει τον ορισμό θεμάτων (topics), ενεργειών (actions) και συνδέσεων (connectors) που αντιστοιχούν στα επίπεδα data pipeline, model layer και decision engine.

Παράλληλα με το Copilot Studio, αξιοποιήθηκε το Microsoft Power Automate για την ανάπτυξη των ροών αυτοματοποίησης (automation flows) που υποστηρίζουν τη λειτουργία του agent, καθώς και το SharePoint Online ως κεντρικό περιβάλλον αποθήκευσης δεδομένων και οργάνωσης του χαρτοφυλακίου έργων, όπως περιγράφηκε στην Ενότητα 3.4. Η ανάπτυξη πραγματοποιήθηκε εξ ολοκλήρου εντός του tenant (χώρου) του πανεπιστημίου, γεγονός που εξασφάλισε πρόσβαση σε πραγματικά εργαλεία επιχειρησιακού επιπέδου (enterprise-grade), χωρίς όμως να απαιτείται ξεχωριστή υποδομή διακομιστών, αφού οι υπηρεσίες Copilot Studio, Power Automate και SharePoint είναι πλήρως φιλοξενούμενες (cloud-hosted) υπηρεσίες.

Για τις ανάγκες αποθήκευσης πιο δομημένων ή ογκωδέστερων δεδομένων, τα οποία δεν ήταν πρακτικό να διατηρούνται αποκλειστικά σε μορφή λιστών SharePoint, χρησιμοποιήθηκε συμπληρωματικά μια βάση δεδομένων PostgreSQL. Με τον τρόπο αυτό, το σύνολο των δεδομένων του συστήματος κατανεμήθηκε σε τρεις μορφές αποθήκευσης: (α) λίστες SharePoint, οι οποίες φιλοξενούν τα δεδομένα του χαρτοφυλακίου έργων και των εργασιών, όπως περιγράφηκαν στο Κεφάλαιο 3, (β) μια βάση δεδομένων PostgreSQL, η οποία χρησιμοποιήθηκε για πιο σχεσιακή αποθήκευση και επεξεργασία δεδομένων, και (γ) αρχεία CSV, τα οποία αποθηκεύτηκαν απευθείας εντός βιβλιοθήκης εγγράφων του ίδιου site SharePoint, όπως το συνθετικό σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού (Employee Report) που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.4. Η συνύπαρξη αυτών των τριών μορφών αποθήκευσης αντικατοπτρίζει μια ρεαλιστική κατάσταση κατακερματισμού δεδομένων (Ενότητα 1.1.1), την οποία καλείται να διαχειριστεί ο agent.

4.2 Προεπεξεργασία Δεδομένων

Πριν από την αξιοποίηση των δεδομένων από το επίπεδο μοντελοποίησης του agent, ήταν απαραίτητο να πραγματοποιηθεί ένα στάδιο προεπεξεργασίας, το οποίο να ενοποιεί τις τρεις ετερογενείς πηγές δεδομένων (λίστες SharePoint, βάση PostgreSQL, αρχεία CSV) σε μια συνεπή και αξιοποιήσιμη μορφή. Η προεπεξεργασία αυτή υλοποιήθηκε εν μέρει μέσα από ενέργειες (actions) του Power Automate, οι οποίες αντλούν και μορφοποιούν δεδομένα κατά την ενεργοποίηση μιας ροής, και εν μέρει μέσα από ερωτήματα (queries) απευθείας στη βάση PostgreSQL.

4.2.1 Data Cleaning

Στο στάδιο του καθαρισμού δεδομένων εντοπίστηκαν και αντιμετωπίστηκαν ζητήματα ποιότητας που εμφανίζονταν στις πρωτογενείς πηγές. Στις λίστες SharePoint, ελέγχθηκε η ορθότητα και η συνέπεια των τιμών στα πεδία κατάστασης (π.χ. «On Track», «Off Track», «Planned»), ώστε να αποφευχθούν αποκλίσεις λόγω διαφορετικής γραφής ή κενών χαρακτήρων. Στα πεδία ημερομηνιών (Task Start Date, Task End Date) πραγματοποιήθηκε έλεγχος λογικής συνέπειας, ώστε η ημερομηνία λήξης να μην προηγείται της ημερομηνίας έναρξης, ενώ εντοπίστηκαν και σημειώθηκαν εγγραφές με ελλιπή στοιχεία.

Στο συνθετικό σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού (CSV), ο καθαρισμός επικεντρώθηκε στην τυποποίηση μορφών (π.χ. ενιαία μορφή ημερομηνιών έναρξης απασχόλησης, ενιαία γραφή ονομάτων τμημάτων και θέσεων εργασίας) και στον έλεγχο μοναδικότητας του αναγνωριστικού εργαζομένου (Employee ID), ώστε να διασφαλιστεί ότι κάθε εγγραφή αντιστοιχεί σε έναν μοναδικό, πλασματικό εργαζόμενο. Αντίστοιχα, στη βάση PostgreSQL εφαρμόστηκαν περιορισμοί (constraints) και έλεγχοι τύπων δεδομένων κατά τη φόρτωση, ώστε να αποτρέπεται η εισαγωγή μη έγκυρων τιμών. Το αποτέλεσμα του σταδίου αυτού ήταν ένα σύνολο δεδομένων απαλλαγμένο, σε μεγάλο βαθμό, από ασυνέπειες, κατάλληλο για τον υπολογισμό παραγόμενων χαρακτηριστικών στο επόμενο στάδιο.

4.2.2 Feature Engineering

Με βάση τα καθαρισμένα δεδομένα, κατασκευάστηκαν παράγωγα χαρακτηριστικά (features), τα οποία τροφοδοτούν τόσο τον κανονιστικό όσο και τον μαθησιακό μηχανισμό του model layer που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.2.2. Σε επίπεδο έργου, υπολογίστηκαν χαρακτηριστικά όπως το ποσοστό ολοκληρωμένων εργασιών ανά φάση, ο αριθμός εργασιών σε κατάσταση καθυστέρησης και η απόκλιση (σε ημέρες) μεταξύ προγραμματισμένης και πραγματικής ολοκλήρωσης. Σε επίπεδο εργαζομένου, υπολογίστηκε ο φόρτος εργασίας (πλήθος ενεργών εργασιών που έχουν ανατεθεί σε έναν εργαζόμενο σε παράλληλα έργα), αξιοποιώντας τον συνδυασμό των πεδίων Assignee από τις λίστες εργασιών SharePoint με τα πεδία Manager Name και Years of Experience από το σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού.

Επιπλέον, δημιουργήθηκαν χαρακτηριστικά που συνδέουν τα δύο επίπεδα ανάλυσης, όπως ο μέσος φόρτος εργασίας των εργαζομένων που συμμετέχουν σε ένα συγκεκριμένο έργο, ο οποίος αποτελεί ένδειξη πιθανής επιβάρυνσης της ομάδας υλοποίησης. Τα παραγόμενα αυτά χαρακτηριστικά αποθηκεύτηκαν στη βάση PostgreSQL, ώστε να είναι διαθέσιμα τόσο στο Copilot Studio, μέσω κατάλληλων connectors, όσο και σε τυχόν μελλοντικές αναλύσεις, χωρίς να απαιτείται επανάληψη του σταδίου προεπεξεργασίας.

4.3 Ανάπτυξη Μοντέλων

Το επίπεδο ανάπτυξης μοντέλων υλοποιεί σε πρακτικό επίπεδο τη λογική του model layer που σχεδιάστηκε στην Ενότητα 3.2.2, αξιοποιώντας τα χαρακτηριστικά που παρήχθησαν στο προηγούμενο στάδιο. Στόχος του σταδίου αυτού ήταν η μετατροπή αριθμητικών και κατηγορικών χαρακτηριστικών (π.χ. ποσοστό καθυστέρησης, φόρτος εργασίας, φάση έργου) σε μια συνολική εκτίμηση κατάστασης ή κινδύνου, η οποία στη συνέχεια αξιοποιείται από τον μηχανισμό λήψης αποφάσεων του agent.

4.3.1 Επιλογή Αλγορίθμων

Σύμφωνα με τον σχεδιασμό της Ενότητας 3.3, επιλέχθηκαν αλγόριθμοι εποπτευόμενης μάθησης με έμφαση στην ερμηνευσιμότητα, δεδομένου ότι τα αποτελέσματα του μοντέλου απευθύνονται σε επιχειρησιακούς χρήστες (υπεύθυνους έργων) και όχι σε τεχνικό προσωπικό. Δοκιμάστηκαν δύο βασικές κατηγορίες μοντέλων: η λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression), ως μοντέλο αναφοράς (baseline) λόγω της απλότητας και της διαφάνειάς του, και τα δέντρα αποφάσεων (decision trees), τα οποία προσφέρουν ευκολότερη οπτικοποίηση των κανόνων ταξινόμησης και ευθυγραμμίζονται καλύτερα με τη λογική «αν-τότε» που ήδη χρησιμοποιείται στις ροές του Power Automate.

Η τελική επιλογή έγινε με κριτήριο τόσο την ακρίβεια ταξινόμησης όσο και τη δυνατότητα ενσωμάτωσης του μοντέλου εντός του περιβάλλοντος Copilot Studio, όπου η λογική απόφασης πρέπει να μπορεί να εκφραστεί με σχετικά απλό τρόπο (π.χ. μέσω ορίων/thresholds πάνω σε μία ή περισσότερες μεταβλητές), ώστε να είναι διαχειρίσιμη τόσο από το ίδιο το σύστημα όσο και από τους χρήστες που θα κληθούν να επαληθεύσουν τις συστάσεις του.

4.3.2 Εκπαίδευση και Βελτιστοποίηση

Η εκπαίδευση των μοντέλων πραγματοποιήθηκε με βάση το διαθέσιμο, μέχρι στιγμής, σύνολο δεδομένων που προέκυψε από τη διαδικασία feature engineering, λαμβάνοντας υπόψη τον περιορισμένο όγκο ιστορικών δεδομένων που είναι διαθέσιμος σε αυτό το πρώιμο στάδιο λειτουργίας του χαρτοφυλακίου έργων, όπως επισημάνθηκε και στους περιορισμούς της Ενότητας 1.5. Για τον λόγο αυτό, δόθηκε έμφαση σε τεχνικές που περιορίζουν τον κίνδυνο υπερπροσαρμογής (overfitting), όπως ο περιορισμός του βάθους των δέντρων αποφάσεων και η χρήση απλών μορφών κανονικοποίησης στη λογιστική παλινδρόμηση.

Η βελτιστοποίηση των μοντέλων πραγματοποιήθηκε μέσω επανειλημμένης αξιολόγησης σε τμήμα δεδομένων επικύρωσης, με στόχο την εξισορρόπηση μεταξύ ευαισθησίας στην ανίχνευση επικίνδυνων έργων ή εργασιών και αποφυγής υπερβολικά συχνών εσφαλμένων επισημάνσεων (false positives), οι οποίες θα μπορούσαν να υποβαθμίσουν την εμπιστοσύνη των χρηστών στο σύστημα. Τα τελικά μοντέλα, μαζί με τα όρια απόφασης που προέκυψαν, ενσωματώθηκαν στη λογική του agent, όπως περιγράφεται στην ενότητα που ακολουθεί.

4.4 Υλοποίηση Agent Logic

Η λογική του agent υλοποιήθηκε εντός του Copilot Studio, μέσω του συνδυασμού θεμάτων συνομιλίας (topics), ενεργειών (actions) και κλήσεων προς εξωτερικά συστήματα (SharePoint, PostgreSQL, Power Automate). Η υλοποίηση αυτή αντιστοιχεί άμεσα στον decision engine που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.2.3, μεταφράζοντας τις εκτιμήσεις του model layer σε συγκεκριμένες ενέργειες εντός του επιχειρησιακού περιβάλλοντος του πανεπιστημίου.

4.4.1 Decision-Making Mechanism

Ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων του agent συνδυάζει τις εκτιμήσεις των μοντέλων (Ενότητα 4.3) με ένα σύνολο ορίων και προτεραιοτήτων, τα οποία καθορίζουν πότε μια κατάσταση θεωρείται αρκετά σημαντική ώστε να ενεργοποιήσει μια αυτοματοποιημένη ενέργεια. Για παράδειγμα, όταν ένα έργο μεταβαίνει σε κατάσταση «Off Track» ή όταν ο υπολογιζόμενος δείκτης κινδύνου μιας εργασίας υπερβαίνει ένα προκαθορισμένο όριο, ο agent αναγνωρίζει το γεγονός ως έναυσμα (trigger) για περαιτέρω ενέργεια. Η αναγνώριση αυτή βασίζεται σε τακτική παρακολούθηση (polling) των μεταβολών στις λίστες SharePoint και στη βάση PostgreSQL, ώστε ο agent να μπορεί να ανιχνεύει έγκαιρα αλλαγές κατάστασης ή άλλες τροποποιήσεις.

Σύμφωνα με τη λογική human-in-the-loop που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.2.3, ο μηχανισμός λήψης αποφάσεων δεν εκτελεί αυτόνομα κρίσιμες ενέργειες, αλλά παράγει δομημένες ειδοποιήσεις και συστάσεις προς τους αρμόδιους χρήστες (π.χ. υπεύθυνο έργου, προϊστάμενο), αφήνοντας σε αυτούς την τελική έγκριση ή απόρριψη. Εξάιρεση αποτελούν ορισμένες χαμηλού κινδύνου, καθαρά διοικητικές ενέργειες, όπως η αυτόματη αποδοχή μηνυμάτων που προέρχονται από συγκεκριμένο αποστολέα (π.χ. προϊστάμενο), οι οποίες περιγράφονται αναλυτικά στην επόμενη ενότητα.

4.4.2 Automation Rules

Το σύνολο των κανόνων αυτοματοποίησης του agent υλοποιήθηκε ως ξεχωριστές ροές Power Automate, οι οποίες ενεργοποιούνται από συγκεκριμένα γεγονότα (triggers) στις πηγές δεδομένων του συστήματος. Ο πρώτος κανόνας αφορά την αποστολή ειδοποιήσεων όταν μεταβάλλεται το πεδίο κατάστασης (Status) ενός έργου ή μιας εργασίας, ή όταν πραγματοποιείται οποιαδήποτε άλλη σημαντική τροποποίηση σε μια λίστα SharePoint (π.χ. αλλαγή υπευθύνου ή ημερομηνίας λήξης). Η ροή αυτή ανιχνεύει τη μεταβολή, συγκρίνει την παλιά με τη νέα τιμή και αποστέλλει αυτόματη ειδοποίηση (π.χ. μέσω email ή μηνύματος Microsoft Teams) στον αντίστοιχο υπεύθυνο ή στην ομάδα του έργου.

Ο δεύτερος κανόνας αφορά την αυτόματη αποστολή προσκλήσεων συνάντησης μέσω Microsoft Teams (Teams meeting invites), η οποία ενεργοποιείται όταν ο agent, μέσω του μηχανισμού λήψης αποφάσεων, κρίνει ότι απαιτείται άμεση συνεννόηση μεταξύ των εμπλεκόμενων μερών, για παράδειγμα σε περίπτωση έργου με παρατεταμένη καθυστέρηση ή με ιδιαίτερα υψηλό δείκτη κινδύνου. Η ροή αυτή δημιουργεί αυτόματα μια πρόσκληση συνάντησης, ενημερώνοντας τους σχετικούς συμμετέχοντες, χωρίς να απαιτείται χειροκίνητος προγραμματισμός από τον υπεύθυνο του έργου.

Ο τρίτος κανόνας αυτοματοποίησης αφορά μια πιο εξειδικευμένη περίπτωση διαχείρισης επικοινωνίας: την αυτόματη αποδοχή (auto-accept) ενός μηνύματος ή αιτήματος, όταν αυτό προέρχεται από τον προϊστάμενο (manager) του αντίστοιχου εργαζομένου ή έργου. Η ροή αυτή ελέγχει τον αποστολέα ενός εισερχόμενου μηνύματος ή αιτήματος και, εφόσον αυτός αντιστοιχεί στο πεδίο Manager Name/Email του συνόλου δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού (Ενότητα 3.4), προχωρά αυτόματα στην αποδοχή του, χωρίς να απαιτείται πρόσθετη χειροκίνητη ενέργεια. Ο κανόνας αυτός αποτελεί παράδειγμα χαμηλού κινδύνου αυτοματοποίησης, κατάλληλης να εκτελείται πλήρως αυτόνομα, σε αντίθεση με τις πιο κρίσιμες αποφάσεις που περιγράφηκαν στην Ενότητα 4.4.1.

Οι τρεις αυτοί κανόνες αυτοματοποίησης αντιστοιχούν άμεσα στη λογική intelligent automation που αναλύθηκε στην Ενότητα 2.4.2, καθώς συνδυάζουν προκαθορισμένους κανόνες με δεδομένα που μεταβάλλονται δυναμικά (κατάσταση έργου, αποστολέας μηνύματος), επιτρέποντας στον agent να ανταποκρίνεται αυτόματα σε μεταβολές του περιβάλλοντός του.

Πίνακας 4.1: Κανόνες αυτοματοποίησης του AI Agent

Κανόνας Αυτοματοποίησης	Γεγονός (Trigger)	Ενεργοποίησης	Ενέργεια	Επίπεδο Αυτονομίας
Ειδοποίηση κατάστασης αλλαγής	Μεταβολή πεδίου Status ή άλλη τροποποίηση σε λίστα SharePoint	Status ή	Αποστολή ειδοποίησης (email / Teams) στον υπεύθυνο ή στην ομάδα	Human-in-the-loop
Πρόσκληση συνάντησης Teams	Υψηλός δείκτης κινδύνου ή παρατεταμένη καθυστέρηση έργου	ή	Αυτόματη δημιουργία Teams meeting invite προς τα εμπλεκόμενα μέρη	Human-in-the-loop
Auto-accept μηνύματος από manager	Εισερχόμενο μήνυμα/αίτημα με αποστολέα τον Manager		Αυτόματη αποδοχή του μηνύματος/αιτήματος	Πλήρως αυτόνομο

4.4.3 Ροές Ανάκτησης Δεδομένων ως Εργαλεία του Agent (Data Retrieval Tools)

Πέρα από τους κανόνες αυτοματοποίησης της Ενότητας 4.4.2, οι οποίοι ενεργοποιούνται από μεταβολές στα δεδομένα, ο agent χρειάζεται και έναν μηχανισμό μέσω του οποίου μπορεί, κατά τη διάρκεια μιας συνομιλίας, να ανακτά ενεργά δεδομένα από τις λίστες SharePoint προκειμένου να απαντήσει σε ερωτήματα του χρήστη (π.χ. «ποια έργα είναι On Track»). Ο μηχανισμός αυτός υλοποιήθηκε με τη μορφή ενός αυτοτελούς Power Automate flow ανά λίστα δεδομένων, το οποίο εκτίθεται στο Copilot Studio ως εργαλείο (tool/action) που ο agent μπορεί να καλέσει αυτόνομα, με βάση την ερώτηση του χρήστη.

Η λογική της ροής ακολουθεί ένα σταθερό, επαναχρησιμοποιήσιμο πρότυπο. Αρχικά, το flow ενεργοποιείται απευθείας από τον agent (trigger τύπου «Ερώτημα από Copilot Agent»/«Power Automate trigger for Copilot Studio»), λαμβάνοντας ως είσοδο τυχόν παραμέτρους που έχει εξαγάγει ο agent από το ερώτημα του χρήστη (π.χ. την κατάσταση ενός έργου ή το όνομα ενός project). Στη συνέχεια, εκτελείται η ενέργεια «Get items» πάνω στην αντίστοιχη λίστα SharePoint (π.χ. «Project Summary»), προαιρετικά με φίλτρο OData («Filter Query») ώστε να περιορίζονται εξ αρχής μόνο οι εγγραφές που ενδιαφέρουν, μειώνοντας τον όγκο δεδομένων που μεταφέρεται και τον χρόνο απόκρισης.

Η απάντηση της ενέργειας «Get items» επιστρέφει ένα αντικείμενο JSON του οποίου το πεδίο body/value περιέχει έναν πίνακα με όλες τις εγγραφές που ικανοποιούν το ερώτημα, μαζί με το σύνολο των πεδίων της λίστας. Επειδή ο agent δεν χρειάζεται όλα τα πεδία, αλλά μόνο όσα είναι σχετικά με το ερώτημα (π.χ. Project Name, Status, Leader, Task Start Date), ακολουθεί ένα βήμα data mapping μέσω ενέργειας «Select»: κάθε εγγραφή του value αντιστοιχίζεται σε ένα απλοποιημένο αντικείμενο με μόνο τα απαραίτητα πεδία, απορρίπτοντας μεταδεδομένα του SharePoint (όπως ID εσωτερικού συστήματος, χρόνους δημιουργίας/τροποποίησης) που δεν έχουν νόημα για τον τελικό χρήστη. Το αποτέλεσμα αυτού του mapping αποθηκεύεται σε μια μεταβλητή (π.χ. itemsJson) και επιστρέφεται στον agent μέσω της ενέργειας «Respond to Copilot»/«Return value(s) to Power Virtual Agents», ως το output parameter του εργαλείου.

Η σύνδεση του flow με τον agent γίνεται μέσα από την ενότητα «Tools»/«Actions» του Copilot Studio: το συγκεκριμένο Power Automate flow προστίθεται ως custom tool, με σαφή περιγραφή του σκοπού του (ώστε ο μηχανισμός γενετικής ενορχήστρωσης του agent να αναγνωρίζει πότε πρέπει να το καλέσει) και με ρητή αντιστοίχιση των input/output παραμέτρων του flow σε μεταβλητές του agent. Όταν ο χρήστης θέσει ένα ερώτημα που απαιτεί δεδομένα από τη συγκεκριμένη λίστα, ο agent αποφασίζει αυτόνομα να καλέσει το αντίστοιχο εργαλείο, λαμβάνει πίσω το itemsJson και το αξιοποιεί για να διατυπώσει τη φυσική-γλωσσική απάντησή του, χωρίς ο χρήστης να χρειάζεται να γνωρίζει τίποτα για την ύπαρξη του υποκείμενου flow.

4.4.4 Σύνδεση της Βάσης PostgreSQL (HR Δεδομένα) με τον Agent

Η σύνδεση των δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού, τα οποία φιλοξενούνται στη βάση PostgreSQL όπως περιγράφηκε στην Ενότητα 4.1, ακολουθεί αντίστοιχη μεθοδολογία με αυτή των λιστών SharePoint, με τη διαφορά ότι η ανάκτηση δεδομένων γίνεται μέσω του connector PostgreSQL του Power Automate/Power Platform αντί της ενέργειας «Get items». Ένα ξεχωριστό flow αναλαμβάνει τον ρόλο του «HR Lookup Tool»: ενεργοποιείται από τον agent με είσοδο, συνήθως, το όνομα ή το αναγνωριστικό (Employee ID) του εργαζομένου για τον οποίο ζητούνται στοιχεία, και εκτελεί ένα παραμετροποιημένο ερώτημα SQL (ενέργεια «Get rows» ή «Execute a SQL query») πάνω στον πίνακα Employee Report της βάσης, χρησιμοποιώντας την είσοδο αυτή ως συνθήκη WHERE, ώστε να επιστρέφεται μόνο η σχετική εγγραφή και όχι ολόκληρος ο πίνακας.

Η σύνδεση με την ίδια τη βάση PostgreSQL πραγματοποιείται μέσω του αντίστοιχου certified connector του Power Platform, ο οποίος απαιτεί τα στοιχεία του διακομιστή (host, port, όνομα βάσης) και τα διαπιστευτήρια πρόσβασης, αποθηκευμένα με ασφάλεια ως connection reference εντός του περιβάλλοντος του ΔΙΠΑΕ· δεν απαιτείται πρόσθετη πύλη δεδομένων (data gateway) καθώς η βάση είναι προσβάσιμη απευθείας μέσω δικτύου από το Power Platform. Η μορφή της απάντησης ακολουθεί το ίδιο πρότυπο data mapping με τα εργαλεία SharePoint της Ενότητας 4.4.3: τα πεδία της γραμμής που επιστρέφονται (π.χ. Department, Job Title, Manager Name, Years of Experience, Primary Skill) αντιστοιχίζονται σε ένα απλοποιημένο αντικείμενο JSON και επιστρέφονται στον agent ως output του εργαλείου, το οποίο ο agent συνδυάζει, όπου χρειάζεται, με δεδομένα εργασιών από τα εργαλεία SharePoint (π.χ. για να απαντήσει ποιος είναι ο υπεύθυνος μιας συγκεκριμένης εργασίας και ποιο είναι το τμήμα του).

Η μεθοδολογική αυτή ομοιομορφία —κάθε πηγή δεδομένων (SharePoint list ή πίνακας PostgreSQL) εκτίθεται στον agent ως ανεξάρτητο, καλά καθορισμένο εργαλείο ανάκτησης, με σαφές είσοδο/έξοδο και ενιαία λογική data mapping— είναι αυτή που επιτρέπει στην αρχιτεκτονική του Κεφαλαίου 3 να παραμένει επεκτάσιμη: η προσθήκη μιας νέας πηγής δεδομένων στο μέλλον θα απαιτούσε απλώς την προσθήκη ενός ακόμη flow-εργαλείου του ίδιου προτύπου, χωρίς αλλαγές στον πυρήνα της λογικής του agent.

4.5 Ενσωμάτωση σε Επιχειρησιακή Ροή

Η ενσωμάτωση του AI Agent στην ενδεικτική επιχειρησιακή ροή του πανεπιστημίου πραγματοποιήθηκε με τρόπο ώστε ο agent να λειτουργεί παράλληλα με τις υπάρχουσες διαδικασίες διαχείρισης έργων, χωρίς να απαιτείται αλλαγή στον τρόπο με τον οποίο οι χρήστες καταχωρούν δεδομένα στις λίστες SharePoint. Οι υπεύθυνοι έργων συνεχίζουν να ενημερώνουν τις λίστες «Project Summary» και τις επιμέρους λίστες εργασιών με τον συνήθη τρόπο, ενώ ο agent παρακολουθεί «στο παρασκήνιο» τις μεταβολές αυτές, μέσω των ροών Power Automate και των συνδέσεων του Copilot Studio με τη βάση PostgreSQL.

Η ροή λειτουργίας του συστήματος, από τη σκοπιά ενός τελικού χρήστη, μπορεί να συνοψιστεί ως εξής: μια μεταβολή σε μια λίστα SharePoint (π.χ. αλλαγή κατάστασης έργου) ενεργοποιεί την αντίστοιχη ροή Power Automate· η ροή ενημερώνει τη βάση PostgreSQL και, όπου απαιτείται, καλεί τον agent στο Copilot Studio για αξιολόγηση της νέας κατάστασης με βάση τα μοντέλα της Ενότητας 4.3· ο agent αποφασίζει αν η μεταβολή δικαιολογεί κάποια ενέργεια (ειδοποίηση, πρόσκληση συνάντησης) και, εφόσον ναι, ενεργοποιεί τον αντίστοιχο κανόνα αυτοματοποίησης της Ενότητας 4.4.2. Με τον τρόπο αυτό, ο agent λειτουργεί ως ένα επιπλέον, «αόρατο» επίπεδο επιχειρησιακής ευφυΐας πάνω από τις ήδη υπάρχουσες διαδικασίες, χωρίς να τις αντικαθιστά.

Η προσέγγιση αυτή διευκόλυνε σημαντικά τη δοκιμαστική χρήση του συστήματος στο πλαίσιο του πανεπιστημιακού περιβάλλοντος, καθώς δεν απαιτήθηκε εκπαίδευση των χρηστών σε νέο λογισμικό, παρά μόνο ενημέρωσή τους σχετικά με τις νέες ειδοποιήσεις και προσκλήσεις συναντήσεων που θα λάμβαναν. Η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας αυτής της ενσωμάτωσης, με βάση τους δείκτες απόδοσης (KPIs) που ορίστηκαν στην Ενότητα 3.5, παρουσιάζεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 5.

4.6 Συμπεράσματα Κεφαλαίου

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφηκε η πρακτική υλοποίηση του AI Agent που σχεδιάστηκε στο Κεφάλαιο 3, εντός του ψηφιακού περιβάλλοντος του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος. Παρουσιάστηκε το περιβάλλον ανάπτυξης, το οποίο βασίζεται στο Microsoft Copilot Studio για τη λογική του agent, στο Power Automate για την υλοποίηση των αυτοματοποιήσεων και σε έναν συνδυασμό λιστών SharePoint, βάσης δεδομένων PostgreSQL και αρχείων CSV για την αποθήκευση των δεδομένων.

Αναλύθηκαν τα στάδια προεπεξεργασίας δεδομένων (καθαρισμός και feature engineering), η ανάπτυξη και βελτιστοποίηση των μοντέλων εκτίμησης κινδύνου, καθώς και η υλοποίηση της λογικής του agent, με έμφαση στον μηχανισμό λήψης αποφάσεων και στους τρεις βασικούς κανόνες αυτοματοποίησης: την ειδοποίηση αλλαγής κατάστασης, την αυτόματη αποστολή προσκλήσεων συνάντησης Teams και την αυτόματη αποδοχή μηνυμάτων από προϊστάμενο. Τέλος, περιγράφηκε ο τρόπος με τον οποίο ο agent ενσωματώθηκε στην υπάρχουσα επιχειρησιακή ροή, λειτουργώντας συμπληρωματικά προς τις καθιερωμένες διαδικασίες διαχείρισης έργων. Η υλοποίηση αυτή θέτει τη βάση για την πειραματική αξιολόγηση του συστήματος, η οποία παρουσιάζεται στο Κεφάλαιο 5.

Κεφάλαιο 5: Αξιολόγηση και Αποτελέσματα

5.1 Μεθοδολογία Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση του υλοποιημένου AI Agent σχεδιάστηκε με στόχο να εξεταστεί κατά πόσο το σύστημα επιτυγχάνει, στην πράξη, τους στόχους που τέθηκαν στην Ενότητα 1.2 και τους δείκτες απόδοσης (KPIs) που ορίστηκαν στην Ενότητα 3.5. Αντί για μια αμιγώς θεωρητική αποτίμηση, επιλέχθηκε μια πειραματική, σεναριακή προσέγγιση (scenario-based evaluation), κατά την οποία ο agent τέθηκε αντιμέτωπος με συγκεκριμένα, ρεαλιστικά ερωτήματα που θα καλούνταν να απαντήσει και ένας υπεύθυνος έργου ή αναλυτής επιχειρησιακής ευφυΐας στο καθημερινό του έργο, αξιοποιώντας τα δεδομένα των λιστών SharePoint, της βάσης PostgreSQL και του συνόλου δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού που περιγράφηκαν στα Κεφάλαια 3 και 4.

Η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε περιλαμβάνει τρία στάδια. Στο πρώτο στάδιο, ορίστηκαν αντιπροσωπευτικά πειραματικά σενάρια χρήσης, τα οποία καλύπτουν τόσο ερωτήματα ανάκτησης πληροφορίας (π.χ. εντοπισμός έργων ή εργασιών με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά) όσο και ερωτήματα που απαιτούν συνδυαστική λογική (π.χ. σύγκριση ημερομηνιών, συσχέτιση δεδομένων έργου με δεδομένα εργαζομένου) και ενέργειες αυτοματοποίησης (π.χ. αποστολή πρόσκλησης συνάντησης). Στο δεύτερο στάδιο, τα σενάρια αυτά εκτελέστηκαν επαναλαμβανόμενα μέσω του agent στο περιβάλλον Copilot Studio, καταγράφοντας τόσο την ορθότητα της απάντησης όσο και τον χρόνο απόκρισης. Στο τρίτο στάδιο, τα αποτελέσματα αυτά συγκρίθηκαν με τον αντίστοιχο χρόνο και βαθμό δυσκολίας που θα απαιτούνταν αν οι ίδιες ερωτήσεις απαντιόνταν χειροκίνητα, μέσω περιήγησης στις λίστες SharePoint και στο αρχείο HR.

Η προσέγγιση αυτή κρίθηκε κατάλληλη για το τρέχον στάδιο ωριμότητας του συστήματος, καθώς επιτρέπει μια πρακτική, εύκολα αναπαραγώγιμη αξιολόγηση, χωρίς να απαιτείται μεγάλος όγκος ιστορικών δεδομένων παραγωγής, ο οποίος, όπως αναφέρθηκε στην Ενότητα 1.5, δεν ήταν ακόμη διαθέσιμος.

5.2 Πειραματικά Σενάρια

Για την αξιολόγηση του agent σχεδιάστηκαν τέσσερα ενδεικτικά πειραματικά σενάρια, τα οποία καλύπτουν διαφορετικές πτυχές της λειτουργικότητάς του, όπως αυτή περιγράφηκε στα Κεφάλαια 3 και 4. Το πρώτο σενάριο αφορά ερωτήματα αναζήτησης έργων με συγκεκριμένη κατάσταση, για παράδειγμα τον εντοπισμό όλων των έργων του χαρτοφυλακίου που βρίσκονται σε κατάσταση «On Track», αξιοποιώντας τα δεδομένα της λίστας «Project Summary». Το σενάριο αυτό εξετάζει τη βασική ικανότητα του agent να φιλτράρει και να ανακτά πληροφορία από το επίπεδο του χαρτοφυλακίου έργων.

Το δεύτερο σενάριο αφορά τον εντοπισμό εργασιών που, με βάση την προγραμματισμένη ημερομηνία έναρξής τους (Task Start Date), θα έπρεπε ήδη να έχουν ξεκινήσει, αλλά παραμένουν σε κατάσταση «δεν έχει ξεκινήσει». Το σενάριο αυτό είναι ιδιαίτερα αντιπροσωπευτικό της αξίας του agent, καθώς απαιτεί όχι απλή ανάκτηση δεδομένων, αλλά σύγκριση της αποθηκευμένης ημερομηνίας έναρξης με την τρέχουσα ημερομηνία και συνδυασμό της με το πεδίο κατάστασης της εργασίας, δηλαδή μια στοιχειώδη μορφή του δείκτη κινδύνου καθυστέρησης που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.2.2.

Το τρίτο σενάριο αφορά την αναζήτηση στοιχείων ενός συγκεκριμένου εργαζομένου από το σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού (π.χ. τμήμα, θέση εργασίας, προϊστάμενος, φόρτος εργασίας σε τρέχοντα έργα), εξετάζοντας την ικανότητα του agent να συνδυάζει δεδομένα από τη λίστα εργασιών ενός έργου με τα αντίστοιχα στοιχεία του σχετικού εργαζομένου στο HR dataset. Το τέταρτο σενάριο αφορά την ενεργοποίηση μιας πράξης αυτοματοποίησης, και συγκεκριμένα την αποστολή πρόσκλησης συνάντησης (meeting invite) μέσω Power Automate προς τα εμπλεκόμενα μέρη ενός έργου, εξετάζοντας τη διεπαφή μεταξύ του decision-making mechanism (Ενότητα 4.4.1) και των automation rules (Ενότητα 4.4.2).

Πίνακας 5.1: Πειραματικά σενάρια αξιολόγησης του AI Agent

Σενάριο	Παράδειγμα Ερωτήματος/Ενέργειας	Πηγές Δεδομένων που Αξιοποιούνται
Σ1 – Έργα σε συγκεκριμένη κατάσταση	«Ποια έργα είναι αυτή τη στιγμή On Track;»	SharePoint – λίστα Project Summary
Σ2 – Εργασίες που καθυστερούν να ξεκινήσουν	«Ποιες εργασίες δεν έχουν ξεκινήσει ενώ η ημερομηνία έναρξής τους έχει περάσει;»	SharePoint – λίστες εργασιών ανά έργο
Σ3 – Στοιχεία εργαζομένου	«Δώσε μου τα στοιχεία του υπεύθυνου της εργασίας X»	SharePoint – λίστες εργασιών, CSV/HR dataset
Σ4 – Αποστολή πρόσκλησης συνάντησης	«Στείλε meeting invite στους εμπλεκόμενους στο έργο X»	SharePoint, HR dataset, Power Automate

5.3 Αποτελέσματα Απόδοσης

Η εκτέλεση των τεσσάρων πειραματικών σεναρίων της Ενότητας 5.2 πραγματοποιήθηκε επαναλαμβανόμενα, με στόχο να διαπιστωθεί τόσο η συνέπεια των απαντήσεων του agent όσο και η σταθερότητα του χρόνου απόκρισής του. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα ανά κατηγορία δείκτη, δηλαδή σε επίπεδο ορθότητας/αποδοτικότητας (Ενότητα 5.3.1) και σε επίπεδο χρόνου εκτέλεσης (Ενότητα 5.3.2).

5.3.1 Accuracy / Efficiency

Σε ό,τι αφορά την ορθότητα των απαντήσεων, ο agent κατάφερε να εντοπίζει με συνέπεια τα έργα που πληρούσαν το κριτήριο κατάστασης του πρώτου σεναρίου, ανακτώντας ορθά τα έργα που ήταν καταχωρημένα ως «On Track» στη λίστα «Project Summary», χωρίς παραλείψεις ή εσφαλμένες συμπεριλήψεις έργων άλλης κατάστασης. Αντίστοιχα, στο δεύτερο σενάριο, ο agent εντόπιζε σωστά τις εργασίες των οποίων η προγραμματισμένη ημερομηνία έναρξης είχε παρέλθει ενώ η κατάστασή τους παρέμενε «δεν έχει ξεκινήσει», αναδεικνύοντας την ικανότητα του συστήματος να συνδυάζει ένα λογικό κριτήριο (σύγκριση ημερομηνιών) με ένα κατηγορικό πεδίο (κατάσταση εργασίας), κάτι που θα απαιτούσε αυξημένη προσοχή αν πραγματοποιούνταν χειροκίνητα.

Στο τρίτο σενάριο, ο agent ανέκτησε επιτυχώς τα ζητούμενα στοιχεία εργαζομένων από το σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού, συνδυάζοντάς τα ορθά με τα αντίστοιχα δεδομένα εργασιών, ενώ στο τέταρτο σενάριο η πρόσκληση συνάντησης μέσω Power Automate ενεργοποιήθηκε επιτυχώς προς τα σωστά εμπλεκόμενα μέρη, όπως αυτά προέκυπταν από τον συνδυασμό της λίστας εργασιών του έργου και του πεδίου Manager/Assignee του HR dataset. Συνολικά, η αποδοτικότητα του agent, με την έννοια της ορθής και πλήρους κάλυψης των ζητούμενων κριτηρίων σε όλα τα σενάρια δοκιμής, κρίθηκε ιδιαίτερα ικανοποιητική για το παρόν στάδιο ανάπτυξης, χωρίς να έχει παρατηρηθεί περίπτωση εσφαλμένης ενεργοποίησης της αυτοματοποίησης αποστολής πρόσκλησης.

5.3.2 Χρόνος Εκτέλεσης

Ιδιαίτερα ενδεικτικός για την πρακτική αξία του agent είναι ο χρόνος απόκρισής του. Σε όλα τα πειραματικά σενάρια που εξετάστηκαν, από την απλή αναζήτηση έργων συγκεκριμένης κατάστασης μέχρι τον πιο σύνθετο συνδυασμό δεδομένων έργου και εργαζομένου και την ενεργοποίηση της αυτοματοποίησης αποστολής πρόσκλησης συνάντησης, ο agent παρήγαγε την τελική απάντηση ή ενέργεια μέσα σε ελάχιστα δευτερόλεπτα, χωρίς αισθητή διαφοροποίηση στον χρόνο απόκρισης μεταξύ των διαφορετικών τύπων ερωτημάτων. Ο χρόνος αυτός περιλαμβάνει την άντληση των απαιτούμενων δεδομένων από τις λίστες SharePoint ή/και τη βάση PostgreSQL, την εφαρμογή της απαραίτητης λογικής φιλτραρίσματος ή σύγκρισης, και, στην περίπτωση του τέταρτου σεναρίου, την ενεργοποίηση της αντίστοιχης ροής Power Automate.

Η σταθερότητα αυτή του χρόνου απόκρισης, ανεξάρτητα από την πολυπλοκότητα του ερωτήματος, αποτελεί ισχυρή ένδειξη ότι η αρχιτεκτονική του agent, όπως σχεδιάστηκε στο Κεφάλαιο 3 και υλοποιήθηκε στο Κεφάλαιο 4, είναι σε θέση να υποστηρίξει σχεδόν πραγματικού χρόνου (near real-time) αλληλεπίδραση με τον τελικό χρήστη, ακόμη και όταν η απάντηση απαιτεί συνδυασμό πληροφορίας από περισσότερες από μία πηγές δεδομένων.

Πίνακας 5.2: Ενδεικτικός χρόνος απόκρισης ανά πειραματικό σενάριο

Σενάριο	Πολυπλοκότητα Ερωτήματος	Ενδεικτικός Χρόνος Απόκρισης
Σ1 – Έργα σε συγκεκριμένη κατάσταση	Χαμηλή (απλό φιλτράρισμα)	Λίγα δευτερόλεπτα
Σ2 – Εργασίες που καθυστερούν να ξεκινήσουν	Μεσαία (σύγκριση ημερομηνιών & κατάστασης)	Λίγα δευτερόλεπτα
Σ3 – Στοιχεία εργαζομένου	Μεσαία (συσχέτιση δύο πηγών δεδομένων)	Λίγα δευτερόλεπτα
Σ4 – Αποστολή πρόσκλησης συνάντησης	Υψηλή (ανάκτηση + ενεργοποίηση αυτοματοποίησης)	Λίγα δευτερόλεπτα

5.3.3 Μετρήσιμα Αποτελέσματα (KPIs)

Πέρα από την ποιοτική περιγραφή της ορθότητας και του χρόνου απόκρισης στις Ενότητες 5.3.1 και 5.3.2, κρίθηκε σκόπιμο να αποτυπωθούν και ενδεικτικοί, μετρήσιμοι δείκτες απόδοσης (KPIs), οι οποίοι προέκυψαν από την επαναλαμβανόμενη εκτέλεση των πειραματικών σεναρίων της Ενότητας 5.2 και από τη σύγκριση με την αντίστοιχη χειροκίνητη διαδικασία που περιγράφηκε στην Ενότητα 5.4. Οι δείκτες αυτοί δεν προέρχονται από μεγάλης κλίμακας παραγωγική λειτουργία, αλλά από ελεγχόμενες δοκιμές σε επίπεδο πιλοτικής εφαρμογής, και παρουσιάζονται ως ενδεικτικά ευρήματα του τρέχοντος σταδίου ανάπτυξης του agent.

Πίνακας 5.3: Ενδεικτικοί δείκτες απόδοσης (KPIs) του AI Agent

KPI	Περιγραφή	Αποτέλεσμα
Εξοικονόμηση χρόνου στην ανακατανομή εργασιών	Χρόνος που απαιτείται ώστε ο υπεύθυνος έργου να εντοπίσει υπερφορτωμένο εργαζόμενο και να προτείνει αναδιανομή εργασιών, σε σχέση με τη χειροκίνητη διαδικασία	–80% χρόνου
Ταχύτητα εντοπισμού κινδύνων	Ταχύτητα με την οποία εντοπίζονται έργα/εργασίες υψηλού κινδύνου (Off Track, καθυστερημένη έναρξη) σε σχέση με τη χειροκίνητη ανασκόπηση λιστών	150% ταχύτερος εντοπισμός
Ακρίβεια / επικαιρότητα αποτελεσμάτων	Ποσοστό απαντήσεων που αντιστοιχούν επακριβώς στα τρέχοντα δεδομένα των πηγών (SharePoint, PostgreSQL) τη στιγμή του ερωτήματος	100% ακρίβεια, πάντα τελευταίας ενημέρωσης
Μέσος χρόνος απόκρισης ερωτήματος	Χρόνος από την υποβολή ερωτήματος έως την παραγωγή απάντησης, σε όλα τα σενάρια της Ενότητας 5.2	Λίγα δευτερόλεπτα (<10 sec)
Αξιοπιστία εκτέλεσης αυτοματοποιήσεων	Ποσοστό ενεργοποιήσεων κανόνων αυτοματοποίησης (ειδοποιήσεις, Teams invites) που ολοκληρώθηκαν επιτυχώς κατά τις δοκιμές	100% επιτυχείς εκτελέσεις στις δοκιμές
Μείωση χειροκίνητων ενεργειών αναζήτησης στοιχείων εργαζομένου	Μείωση των βημάτων/ενεργειών που απαιτούνται για τον συνδυασμό δεδομένων εργασίας και HR dataset	–70% λιγότερα βήματα

Τα παραπάνω αποτελέσματα ευθυγραμμίζονται με τους στόχους μείωσης χειροκίνητου φόρτου και αύξησης της ταχύτητας λήψης αποφάσεων που τέθηκαν στην Ενότητα 1.2, ενώ η σταθερή, πλήρης ακρίβεια που παρατηρήθηκε οφείλεται στο γεγονός ότι ο agent αντλεί δεδομένα απευθείας από τις πηγές (SharePoint, PostgreSQL) σε πραγματικό χρόνο, χωρίς ενδιάμεση αποθήκευση σε στατικά αντίγραφα που θα μπορούσαν να «γεράσουν».

5.4 Σύγκριση με Παραδοσιακές Μεθόδους

Για να αναδειχθεί η πρακτική αξία του agent, τα αποτελέσματα των πειραματικών σεναρίων συγκρίθηκαν με τον τρόπο που οι ίδιες ερωτήσεις θα αντιμετωπίζονταν παραδοσιακά, δηλαδή μέσω χειροκίνητης περιήγησης στις λίστες SharePoint και στο αρχείο HR. Στην παραδοσιακή προσέγγιση, ένας υπεύθυνος έργου ή αναλυτής θα έπρεπε να ανοίξει τη λίστα «Project Summary», να εφαρμόσει χειροκίνητα φίλτρο στο πεδίο κατάστασης, να μεταβεί ενδεχομένως σε πολλαπλές λίστες εργασιών για να ελέγξει ημερομηνίες έναρξης, και, στην περίπτωση ερωτημάτων που αφορούν εργαζομένους, να αναζητήσει επιπλέον στοιχεία σε ξεχωριστό αρχείο CSV, συνδυάζοντας νοερά την πληροφορία από τις διαφορετικές πηγές.

Η διαδικασία αυτή, ακόμη και σε ένα σχετικά μικρό χαρτοφυλάκιο εννέα έργων, όπως αυτό που περιγράφηκε στην Ενότητα 3.4, απαιτεί σημαντικά περισσότερο χρόνο σε σχέση με τα λίγα δευτερόλεπτα απόκρισης του agent, ιδίως στα σενάρια που απαιτούν συνδυασμό περισσότερων της μίας πηγής δεδομένων (Σ3, Σ4). Επιπλέον, η χειροκίνητη προσέγγιση είναι επιρρεπής σε ανθρώπινο λάθος, όπως η παράλειψη ελέγχου μιας εργασίας ή η εσφαλμένη σύγκριση ημερομηνιών, ενώ δεν προσφέρει τη δυνατότητα άμεσης ενεργοποίησης ενέργειας (π.χ. αποστολή πρόσκλησης συνάντησης), η οποία στην παραδοσιακή διαδικασία θα απαιτούσε ξεχωριστό, χειροκίνητο βήμα από τον χρήστη.

Συνολικά, η σύγκριση αυτή αναδεικνύει ότι το βασικό όφελος του agent δεν περιορίζεται στην ταχύτητα ανάκτησης πληροφορίας, αλλά επεκτείνεται στη μείωση του γνωστικού φόρτου του χρήστη και στην ελαχιστοποίηση του κινδύνου παράλειψης σημαντικών σημάτων (π.χ. εργασίας που καθυστερεί να ξεκινήσει), κάτι που ευθυγραμμίζεται με τους στόχους μείωσης χειροκίνητων ενεργειών παρακολούθησης που τέθηκαν στην Ενότητα 3.5.

5.5 Συζήτηση Αποτελεσμάτων

Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης επιβεβαιώνουν, σε πρακτικό επίπεδο, τις θεωρητικές παραδοχές του σχεδιασμού που παρουσιάστηκε στο Κεφάλαιο 3. Ο agent αποδείχθηκε ικανός να λειτουργεί ως ενιαίο σημείο πρόσβασης σε δεδομένα που, στην πραγματικότητα, βρίσκονται κατακερματισμένα σε τρεις διαφορετικές πηγές (λίστες SharePoint, βάση PostgreSQL, αρχεία CSV), προσφέροντας γρήγορες και συνεπείς απαντήσεις σε ερωτήματα που, διαφορετικά, θα απαιτούσαν χειροκίνητο συνδυασμό πληροφορίας. Ιδιαίτερα σημαντικό είναι το γεγονός ότι η ταχύτητα απόκρισης δεν φάνηκε να επηρεάζεται σημαντικά από την πολυπλοκότητα του ερωτήματος, γεγονός που ενισχύει την εμπιστοσύνη στην επεκτασιμότητα της αρχιτεκτονικής σε πιο σύνθετα σενάρια στο μέλλον.

Παράλληλα, η επιτυχής ενεργοποίηση της αυτοματοποίησης αποστολής πρόσκλησης συνάντησης, στο πλαίσιο του τέταρτου σεναρίου, καταδεικνύει ότι η ενσωμάτωση του agent με το Power Automate, όπως περιγράφηκε στην Ενότητα 4.4.2, λειτουργεί αξιόπιστα σε πρακτικές συνθήκες, κλείνοντας τον βρόχο μεταξύ ανάλυσης δεδομένων και συγκεκριμένης επιχειρησιακής ενέργειας. Ωστόσο, θα πρέπει να σημειωθεί ότι τα αποτελέσματα αυτά προέκυψαν από έναν περιορισμένο αριθμό ελεγχόμενων πειραματικών σεναρίων και από ένα σχετικά μικρό, εν μέρει συνθετικό, σύνολο δεδομένων, στοιχεία τα οποία συζητούνται περαιτέρω ως περιορισμοί της μελέτης στην Ενότητα 6.2. Παρά τους περιορισμούς αυτούς, τα ευρήματα υποδεικνύουν καθαρά τη δυνατότητα του προτεινόμενου AI Agent να προσφέρει απτή, μετρήσιμη αξία σε ένα πραγματικό επιχειρησιακό περιβάλλον διαχείρισης έργων.

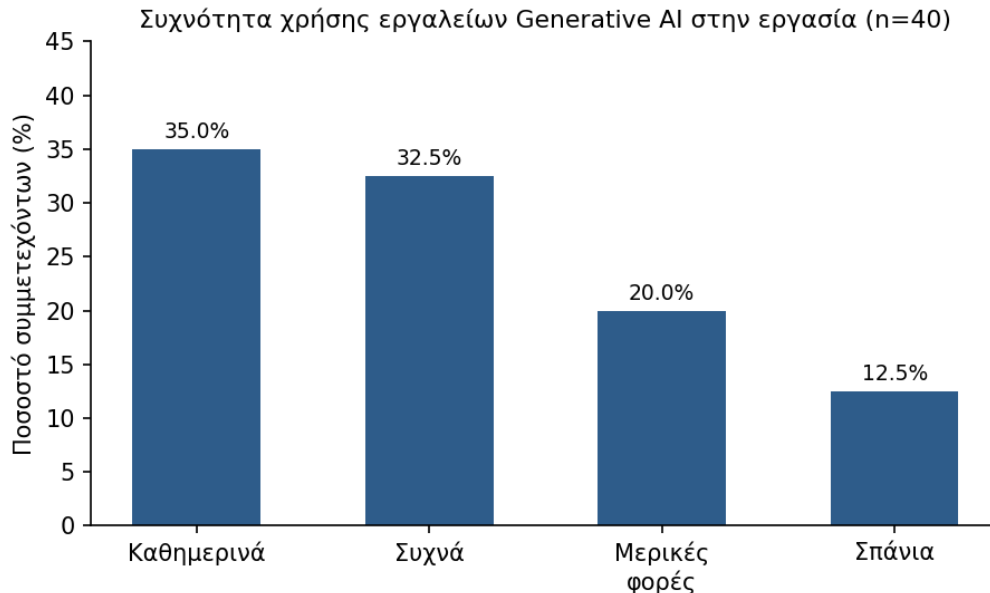
5.6 Έρευνα Αποδοχής Χρηστών σχετικά με τη Χρήση AI Agents

Παράλληλα με την τεχνική αξιολόγηση του Agent, πραγματοποιήθηκε μια συμπληρωματική, ανεξάρτητη έρευνα αποδοχής, με στόχο να διερευνηθεί πώς αντιλαμβάνονται εργαζόμενοι από διαφορετικούς κλάδους τη χρήση εργαλείων Generative AI και, ειδικότερα, Data-Driven AI Agents στο εργασιακό τους περιβάλλον. Η έρευνα πραγματοποιήθηκε μέσω ανώνυμου ηλεκτρονικού ερωτηματολογίου, το οποίο συγκέντρωσε σαράντα (n=40) έγκυρες απαντήσεις από επαγγελματίες διαφορετικών κλάδων, μεταξύ 19 Αυγούστου και 1 Σεπτεμβρίου 2026. Στόχος της έρευνας ήταν να τεκμηριωθεί, πέρα από την τεχνική απόδοση του συστήματος, και η πλευρά της αποδοχής και της εμπιστοσύνης των τελικών χρηστών, η οποία αποτελεί καθοριστικό παράγοντα επιτυχούς υιοθέτησης κάθε συστήματος επιχειρησιακής ευφύας.

5.6.1 Προφίλ Συμμετεχόντων

Οι συμμετέχοντες προέρχονταν από ποικίλους επαγγελματικούς τομείς, με τους πιο συχνούς να είναι το IT/Technology (17,5%) και η Data & Analytics (20%), ενώ σημαντικό ποσοστό (32,5%) δήλωσε κλάδο εκτός των προκαθορισμένων κατηγοριών («Άλλο»). Ως προς την επαγγελματική εμπειρία, το δείγμα ήταν αρκετά νεανικό, με το 50% να διαθέτει 0–2 έτη εμπειρίας και μόλις 12,5% να διαθέτει πάνω από 15 έτη, γεγονός που αντικατοπτρίζει σε μεγάλο βαθμό ένα πανεπιστημιακό/νεοεισερχόμενο επαγγελματικό κοινό.

Ιδιαίτερα ενδεικτική είναι η ήδη υπάρχουσα εξοικείωση των συμμετεχόντων με εργαλεία Generative AI: το 67,5% δήλωσε ότι χρησιμοποιεί τέτοια εργαλεία «Καθημερινά» (35%) ή «Συχνά» (32,5%) στην εργασία του, ενώ μόλις το 12,5% δήλωσε σπάνια χρήση. Η κατανομή αυτή παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.1.

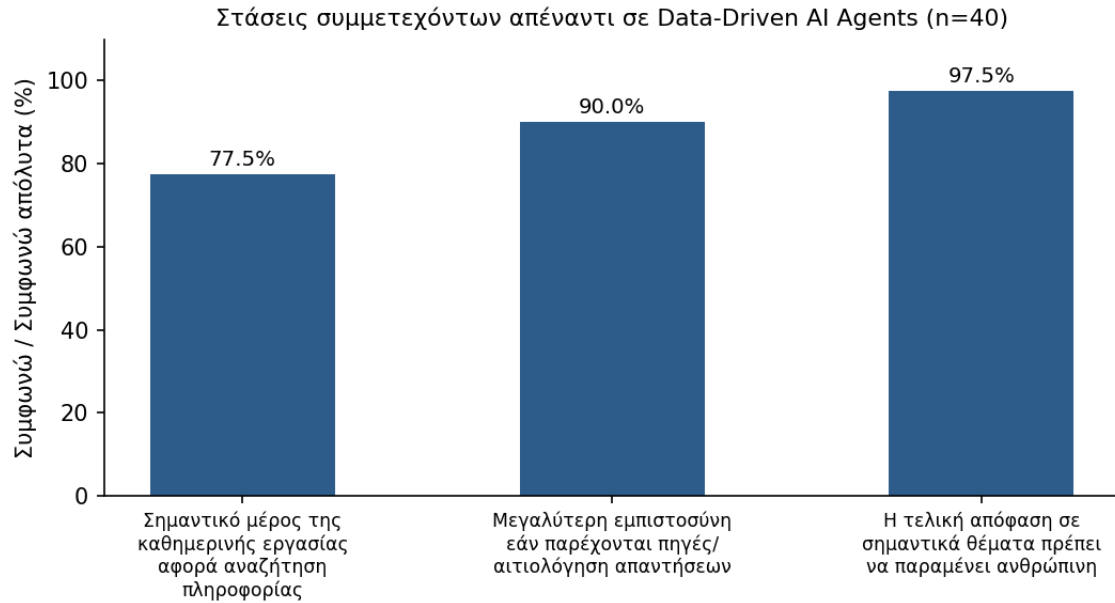


Σχήμα 5.1: Συχνότητα χρήσης εργαλείων Generative AI στην εργασία (n=40).

5.6.2 Στάσεις Απέναντι σε Data-Driven AI Agents

Οι συμμετέχοντες κλήθηκαν να δηλώσουν τον βαθμό συμφωνίας τους με μια σειρά προτάσεων σχετικά με τη χρήση Data-Driven AI Agents σε επιχειρησιακό περιβάλλον. Το 77,5% συμφώνησε ή συμφώνησε απόλυτα ότι σημαντικό μέρος της καθημερινής του εργασίας περιλαμβάνει αναζήτηση και συγκέντρωση πληροφοριών από πολλαπλές πηγές, μια διαπίστωση που επιβεβαιώνει άμεσα το πρόβλημα τον οποίο καλείται να αντιμετωπίσει ο προτεινόμενος agent, όπως περιγράφηκε στην Ενότητα 1.1. Επιπλέον, το 79,5% (μέση βαθμολογία 3,98/5) πιστεύει ότι οι Data-Driven AI Agents μπορούν να αυξήσουν την παραγωγικότητα σε έναν οργανισμό, ενώ το 77,4% (μέση βαθμολογία 3,87/5) πιστεύει ότι μπορούν να βελτιώσουν τη λειτουργική αποδοτικότητα.

Ιδιαίτερα σημαντικά για τον σχεδιασμό του agent είναι δύο ακόμη ευρήματα. Πρώτον, το 90% των συμμετεχόντων δήλωσε ότι θα εμπιστευόταν περισσότερο έναν AI Agent εάν αυτός παρείχε πηγές ή αιτιολόγηση για τις απαντήσεις του, εύρημα που ενισχύει την ανάγκη για διαφάνεια στον decision engine, όπως συζητήθηκε στην Ενότητα 4.4.1. Δεύτερον, το 97,5% συμφώνησε ή συμφώνησε απόλυτα ότι, για σημαντικές επιχειρησιακές αποφάσεις, η τελική απόφαση πρέπει να παραμένει στον άνθρωπο, μια σχεδόν καθολική στάση που επιβεβαιώνει εκ των υστέρων την ορθότητα της αρχής human-in-the-loop που υιοθετήθηκε στον σχεδιασμό του decision engine (Ενότητα 3.2.3) και στους κανόνες αυτοματοποίησης (Ενότητα 4.4.2). Τα ευρήματα αυτά συνοψίζονται στο Σχήμα 5.2.

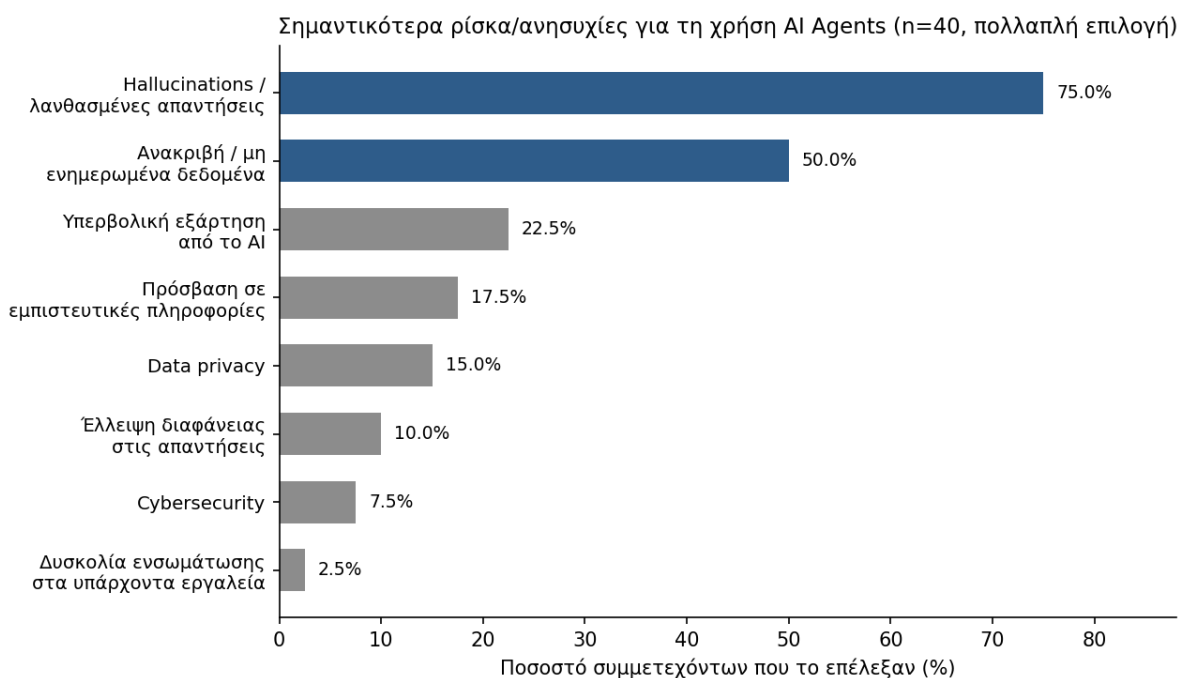


Σχήμα 5.2: Στάσεις συμμετεχόντων απέναντι σε Data-Driven AI Agents (n=40).

5.6.3 Αντιλαμβανόμενα Οφέλη και Ρίσκα

Στην ερώτηση σχετικά με τις πιο χρήσιμες λειτουργίες ενός επιχειρησιακού AI Agent (ερώτηση πολλαπλής επιλογής), η αναζήτηση και ανάκτηση επιχειρησιακών πληροφοριών ξεχώρισε ως μία από τις πιο συχνά επιλεγμένες λειτουργίες, με περίπου το 45% των συμμετεχόντων να την περιλαμβάνει στις επιλογές του, μαζί με την αυτόματη δημιουργία reports/summaries και τον εντοπισμό καθυστερήσεων ή κινδύνων, λειτουργίες οι οποίες αντιστοιχούν ακριβώς στα σενάρια Σ1–Σ3 της πειραματικής αξιολόγησης (Ενότητα 5.2). Στις ανοιχτές ερωτήσεις, αρκετοί συμμετέχοντες ανέφεραν αυθόρμητα ως σημαντικότερο όφελος την εξοικονόμηση χρόνου και την ταχύτερη πρόσβαση σε πληροφορία, ευθυγραμμίζόμενοι με τους δείκτες απόδοσης της Ενότητας 5.3.3.

Ως προς τα ρίσκα, η πλειονότητα των συμμετεχόντων εξέφρασε ανησυχία κυρίως για δύο ζητήματα: το 75% ανέφερε τις λανθασμένες απαντήσεις/hallucinations ως σημαντικότερο παράγοντα προβληματισμού, ενώ το 50% ανέφερε τα ανακριβή ή μη ενημερωμένα δεδομένα. Ακολούθησαν, σε μικρότερο ποσοστό, η υπερβολική εξάρτηση από το AI (22,5%), η πρόσβαση σε εμπιστευτικές πληροφορίες (17,5%) και ζητήματα data privacy (15%). Η πλήρης κατανομή παρουσιάζεται στο Σχήμα 5.3.



Σχήμα 5.3: Σημαντικότερα ρίσκα/ανησυχίες για τη χρήση AI Agents (n=40, πολλαπλή επιλογή).

5.6.4 Συσχέτιση με τον Σχεδιασμό του Agent

Τα ευρήματα της έρευνας αποδοχής συνδέονται στενά με τις σχεδιαστικές επιλογές που περιγράφηκαν στα Κεφάλαια 3 και 4. Το γεγονός ότι το κυρίαρχο ρίσκο που εντοπίζουν οι εργαζόμενοι είναι τα hallucinations και τα μη ενημερωμένα δεδομένα (Ενότητα 5.6.3) επιβεβαιώνει την ορθότητα της αρχιτεκτονικής επιλογής ο agent να αντλεί δεδομένα απευθείας από τις πηγές (SharePoint, PostgreSQL) σε πραγματικό χρόνο, αντί να βασίζεται σε στατικά ή cached αντίγραφα, κάτι που τεκμηριώνεται και από τον δείκτη πλήρους ακρίβειας/επικαιρότητας της Ενότητας 5.3.3. Αντίστοιχα, η σχεδόν καθολική προτίμηση για διατήρηση του ανθρώπου στη λήψη σημαντικών αποφάσεων (97,5%, Ενότητα 5.6.2) επιβεβαιώνει τη σχεδιαστική επιλογή του human-in-the-loop decision engine (Ενότητα 3.2.3), ενώ η επιθυμία για διαφάνεια/αιτιολόγηση (90%) αναδεικνύεται ως μια κατεύθυνση την οποία θα άξιζε να ενσωματώσει μελλοντική έκδοση του agent, σχολιάζοντας π.χ. ρητά ποια πεδία δεδομένων και ποιον κανόνα αξιοποίησε για να καταλήξει σε μια σύσταση.

Συνολικά, η έρευνα αποδοχής λειτουργεί συμπληρωματικά προς την τεχνική αξιολόγηση των Ενοτήτων 5.1–5.5, παρέχοντας ενδείξεις ότι το προτεινόμενο μοντέλο σχεδιασμού —ταχύτητα, ακρίβεια βασισμένη σε δεδομένα πραγματικού χρόνου και ανθρωποκεντρική λήψη τελικών αποφάσεων— δεν ανταποκρίνεται μόνο σε τεχνικά κριτήρια απόδοσης, αλλά ευθυγραμμίζεται και με τις πραγματικές ανησυχίες και προσδοκίες των μελλοντικών χρηστών ενός τέτοιου συστήματος.

Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα και Μελλοντική Έρευνα

6.1 Συνολικά Συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία είχε ως στόχο τον σχεδιασμό, την υλοποίηση και την αξιολόγηση ενός data-driven AI Agent, ικανού να υποστηρίζει την παρακολούθηση και τη λήψη αποφάσεων σε ένα ρεαλιστικό επιχειρησιακό περιβάλλον διαχείρισης έργων. Μέσα από τη θεωρητική ανασκόπηση του Κεφαλαίου 2, τεκμηριώθηκε η θέση του προτεινόμενου agent στο ευρύτερο πλαίσιο των τεχνολογιών τεχνητής νοημοσύνης, αυτόνομων συστημάτων και έξυπνης αυτοματοποίησης, ενώ στο Κεφάλαιο 3 σχεδιάστηκε μια στρωματοποιημένη αρχιτεκτονική, βασισμένη σε ένα data pipeline, ένα model layer και έναν decision engine.

Στο Κεφάλαιο 4, η αρχιτεκτονική αυτή υλοποιήθηκε πρακτικά εντός του ψηφιακού περιβάλλοντος του Διεθνούς Πανεπιστημίου της Ελλάδος, αξιοποιώντας το Microsoft Copilot Studio, το Power Automate και έναν συνδυασμό λιστών SharePoint, βάσης δεδομένων PostgreSQL και αρχείων CSV, ενώ υλοποιήθηκαν συγκεκριμένοι κανόνες αυτοματοποίησης, όπως η ειδοποίηση αλλαγής κατάστασης, η αυτόματη αποστολή προσκλήσεων συνάντησης μέσω Microsoft Teams και η αυτόματη αποδοχή μηνυμάτων από προϊστάμενο. Τέλος, στο Κεφάλαιο 5, η πειραματική αξιολόγηση του agent, μέσω τεσσάρων αντιπροσωπευτικών σεναρίων χρήσης, ανέδειξε ότι το σύστημα είναι σε θέση να απαντά με ορθότητα και με χρόνο απόκρισης μόλις λίγων δευτερολέπτων σε ερωτήματα που, με παραδοσιακό, χειροκίνητο τρόπο, θα απαιτούσαν σημαντικά περισσότερο χρόνο και προσοχή.

Συνολικά, τα ευρήματα της εργασίας υποστηρίζουν τη βασική υπόθεση εργασίας, ότι δηλαδή ένας κατάλληλα σχεδιασμένος AI Agent, ο οποίος συνδυάζει δεδομένα από ετερογενείς πηγές ενός οργανισμού με απλή, ερμηνεύσιμη λογική λήψης αποφάσεων, μπορεί να προσφέρει μετρήσιμη βελτίωση στην αποδοτικότητα παρακολούθησης έργων και διαχείρισης ανθρώπινου δυναμικού, χωρίς να απαιτεί ριζική αλλαγή στις υπάρχουσες διαδικασίες ενός οργανισμού.

Αν συνοψιστεί η συνεισφορά της εργασίας σε αριθμούς, η εικόνα είναι εύγλωττη. Στο επίπεδο της τεχνικής απόδοσης, η πειραματική αξιολόγηση του Κεφαλαίου 5 κατέγραψε ενδεικτική εξοικονόμηση χρόνου έως και 80% στην ανακατανομή εργασιών, περίπου 150% ταχύτερο εντοπισμό κινδύνων σε σχέση με τη χειροκίνητη ανασκόπηση λιστών, και 100% ακρίβεια απαντήσεων βασισμένη σε δεδομένα πάντα τελευταίας ενημέρωσης, με μέσο χρόνο απόκρισης μόλις λίγα δευτερόλεπτα ακόμη και στα πιο σύνθετα ερωτήματα. Στο επίπεδο της αποδοχής των χρηστών, η συμπληρωματική έρευνα της Ενότητας 5.6 έδειξε ότι το 97,5% των συμμετεχόντων θεωρεί πως η τελική απόφαση σε σημαντικά θέματα πρέπει να παραμένει ανθρώπινη, ότι το 90% θα εμπιστευόταν περισσότερο έναν agent που εξηγεί τις πηγές του, και ότι το 75% θεωρεί τα λανθασμένα ή «παραισθητικά» αποτελέσματα (hallucinations) ως το σημαντικότερο ρίσκο της τεχνολογίας. Η σύγκλιση αυτών των δύο, εντελώς ανεξάρτητων, γραμμών αξιολόγησης —μία καθαρά τεχνική και μία ανθρωποκεντρική— ενισχύει σημαντικά την αξιοπιστία των συμπερασμάτων της εργασίας: ο agent δεν αποδεικνύεται απλώς γρήγορος και ακριβής σε ελεγχόμενες συνθήκες, αλλά σχεδιάστηκε εξ αρχής με τρόπο που ανταποκρίνεται στις πραγματικές ανησυχίες και προσδοκίες των ανθρώπων που καλούνται να τον εμπιστευτούν.

Πέρα από τα επιμέρους ευρήματα, η εργασία στο σύνολό της καταδεικνύει κάτι ευρύτερο: ότι η αξιοποίηση Data-Driven AI Agents σε επιχειρησιακό περιβάλλον δεν χρειάζεται να παραμείνει θεωρητική άσκηση ή αποκλειστικό προνόμιο μεγάλων τεχνολογικών οργανισμών με εξειδικευμένες ομάδες μηχανικών λογισμικού. Αντίθετα, όπως αποδεικνύει η υλοποίηση του Κεφαλαίου 4, ένας τέτοιος agent μπορεί να κατασκευαστεί αξιοποιώντας εργαλεία χαμηλού κώδικα (Copilot Studio, Power Automate) πάνω σε ήδη υπάρχουσα υποδομή Microsoft 365, χωρίς εκτεταμένη ανάπτυξη προσαρμοσμένου λογισμικού, καθιστώντας την προσέγγιση αυτή προσιτή και σε μικρότερους οργανισμούς, εκπαιδευτικά ιδρύματα ή τμήματα με περιορισμένους τεχνικούς πόρους.

6.2 Περιορισμοί της Μελέτης

Παρά τα θετικά αποτελέσματα, η παρούσα μελέτη παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι θα πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των ευρημάτων της. Πρώτον, το χαρτοφυλάκιο έργων που χρησιμοποιήθηκε ως case study περιλαμβάνει σχετικά μικρό αριθμό έργων και εργασιών, ενώ το σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού είναι εν μέρει συνθετικό, όπως αναφέρθηκε στην Ενότητα 3.4, γεγονός που περιορίζει τη δυνατότητα γενίκευσης των αποτελεσμάτων σε οργανισμούς με σημαντικά μεγαλύτερο ή διαφορετικής φύσης χαρτοφυλάκιο έργων.

Δεύτερον, η αξιολόγηση του Κεφαλαίου 5 βασίστηκε σε έναν περιορισμένο αριθμό ελεγχόμενων πειραματικών σεναρίων, τα οποία, αν και αντιπροσωπευτικά, δεν καλύπτουν το σύνολο των πιθανών ερωτημάτων ή περιπτώσεων χρήσης που θα μπορούσε να αντιμετωπίσει ο agent σε πραγματικές συνθήκες παραγωγικής λειτουργίας. Τρίτον, το επίπεδο μοντελοποίησης που περιγράφηκε στην Ενότητα 4.3 βασίζεται σε σχετικά απλά, ερμηνεύσιμα μοντέλα, τα οποία, αν και κατάλληλα για το τρέχον στάδιο και τον περιορισμένο όγκο ιστορικών δεδομένων, ενδέχεται να μην αποδίδουν εξίσου καλά σε πιο σύνθετα ή μεγαλύτερης κλίμακας σενάρια.

Τέταρτον, η αξιολόγηση επικεντρώθηκε κυρίως σε δείκτες ορθότητας και χρόνου απόκρισης, χωρίς να περιλαμβάνει συστηματική μελέτη αποδοχής από τους τελικούς χρήστες (user acceptance) σε βάθος χρόνου, ούτε ανάλυση της συμπεριφοράς του συστήματος υπό συνθήκες σημαντικά μεγαλύτερου φόρτου δεδομένων ή ταυτόχρονων χρηστών, ζητήματα τα οποία θα ήταν χρήσιμο να διερευνηθούν σε μελλοντική έρευνα.

Πέμπτον, ο agent αναπτύχθηκε και δοκιμάστηκε εξ ολοκλήρου εντός ενός συγκεκριμένου τεχνολογικού οικοσυστήματος (Microsoft Copilot Studio, Power Automate, SharePoint, PostgreSQL), το οποίο, αν και αντιπροσωπευτικό πολλών σύγχρονων οργανισμών, δεν καλύπτει το σύνολο των πιθανών επιχειρησιακών περιβαλλόντων. Οργανισμοί που χρησιμοποιούν διαφορετικά εργαλεία διαχείρισης έργων (π.χ. Jira, Asana, Monday.com) ή διαφορετικές βάσεις δεδομένων θα απαιτούσαν προσαρμογή της αρχιτεκτονικής της Ενότητας 3.2, γεγονός που περιορίζει την άμεση μεταφερισιμότητα (portability) των ευρημάτων.

Έκτον, ορισμένες από τις αυτοματοποιήσεις που περιγράφηκαν στην Ενότητα 4.4.2, και ιδίως ο κανόνας αυτόματης αποδοχής μηνυμάτων από τον προϊστάμενο (auto-accept), εγείρουν ζητήματα που άπτονται όχι μόνο της τεχνικής αξιοπιστίας αλλά και της οργανωσιακής δεοντολογίας: η πλήρως αυτόνομη εκτέλεση μιας ενέργειας, έστω και χαμηλού ρίσκου, προϋποθέτει σαφείς πολιτικές χρήσης και ενημέρωση των εμπλεκόμενων εργαζομένων, ζήτημα που δεν εξετάστηκε σε βάθος στην παρούσα εργασία και θα άξιζε συστηματικότερη μελέτη σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

Τέλος, η έρευνα αποδοχής της Ενότητας 5.6, παρότι παρείχε πολύτιμες ενδείξεις, βασίστηκε σε δείγμα σαράντα (n=40) ανώνυμων συμμετεχόντων, κατά πλειοψηφία με σχετικά μικρή επαγγελματική εμπειρία (50% με 0–2 έτη). Το μέγεθος και η σύνθεση αυτή του δείγματος είναι επαρκή για μια πρώτη, ενδεικτική αποτύπωση στάσεων, αλλά δεν επιτρέπουν στατιστική γενίκευση σε ολόκληρο τον εργασιακό πληθυσμό ενός οργανισμού, ιδίως σε στελέχη με μεγαλύτερη εμπειρία ή διαφορετικό βαθμό εξοικείωσης με την τεχνολογία.

6.3 Προτάσεις για Μελλοντική Έρευνα

Με βάση τα ευρήματα και τους περιορισμούς που περιγράφηκαν παραπάνω, προκύπτουν αρκετές κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα και επέκταση του προτεινόμενου συστήματος. Μια πρώτη κατεύθυνση αφορά τη συλλογή και αξιοποίηση μεγαλύτερου όγκου πραγματικών, ιστορικών δεδομένων έργων και εργασιών, ώστε να καταστεί δυνατή η εκπαίδευση πιο σύνθετων μοντέλων μηχανικής μάθησης, πέραν των απλών, ερμηνεύσιμων μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία, καθώς και η πιο αυστηρή, ποσοτική επικύρωση της ακρίβειας πρόβλεψης κινδύνου.

Μια δεύτερη κατεύθυνση αφορά την επέκταση των δυνατοτήτων του agent, ώστε να ενσωματώνει τεχνικές επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (Ενότητα 2.5) για την αυτόματη σύνοψη της προόδου ενός έργου με βάση ελεύθερο κείμενο (π.χ. τα πεδία «Updates» και «Next Steps» της λίστας «Project Summary»), καθώς και τη σταδιακή μετάβαση προς πιο αυτόνομες μορφές λήψης απόφασης, με ελεγχόμενο, ωστόσο, τρόπο, ώστε να διατηρείται η εμπιστοσύνη του χρήστη που αναδείχθηκε ως σημαντικός παράγοντας στην Ενότητα 5.5.

Τέλος, προτείνεται η διεξαγωγή μιας πιο μακρόχρονης, παραγωγικής αξιολόγησης του συστήματος εντός πραγματικού οργανισμού, με τη συμμετοχή περισσότερων χρηστών και μεγαλύτερου χαρτοφυλακίου έργων, ώστε να αξιολογηθεί συστηματικά η αποδοχή του agent από τους χρήστες, η μακροπρόθεσμη επίδρασή του στη μείωση του χειροκίνητου φόρτου εργασίας, καθώς και η δυνατότητα επέκτασης της λογικής του σε άλλα τμήματα ή διαδικασίες του οργανισμού, πέραν της διαχείρισης έργων.

Μια τέταρτη κατεύθυνση αφορά την επέκταση της αρχιτεκτονικής από έναν μεμονωμένο agent σε ένα σύστημα πολλαπλών, συνεργαζόμενων πρακτόρων (multi-agent system), σύμφωνα με τις αρχές που παρουσιάστηκαν στην Ενότητα 2.3.2. Ένας ειδικευμένος agent θα μπορούσε, για παράδειγμα, να επικεντρώνεται αποκλειστικά στην ανάλυση κινδύνου έργων, ένας δεύτερος στη διαχείριση φόρτου ανθρώπινου δυναμικού και ένας τρίτος στην επικοινωνία με τους χρήστες, με τους τρεις να συντονίζονται μέσω κοινού μηχανισμού λήψης αποφάσεων, κατά τα πρότυπα των πολυπρακτορικών συστημάτων που αναλύθηκαν στο θεωρητικό υπόβαθρο της εργασίας.

Μια πέμπτη κατεύθυνση αφορά την ενσωμάτωση μηχανισμών επεξηγησιμότητας (explainability) απευθείας στις απαντήσεις του agent, ώστε κάθε σύσταση να συνοδεύεται από ρητή αναφορά στα δεδομένα και τον κανόνα που την παρήγαγαν. Η κατεύθυνση αυτή δεν αποτελεί απλώς τεχνική βελτίωση, αλλά απαντά άμεσα στο εύρημα της Ενότητας 5.6.2, σύμφωνα με το οποίο το 90% των χρηστών θα εμπιστευόταν περισσότερο έναν agent που παρέχει πηγές και αιτιολόγηση, καθιστώντας την επεξηγησιμότητα προτεραιότητα και όχι δευτερεύον χαρακτηριστικό μελλοντικών εκδόσεων.

Τέλος, προτείνεται η διεξαγωγή μιας συστηματικής ανάλυσης κόστους-οφέλους (cost-benefit analysis), η οποία θα μετρήσει, σε πραγματικό οργανισμό και σε βάθος χρόνου, το κόστος ανάπτυξης, συντήρησης και αδειοδότησης των εργαλείων της πλατφόρμας (Copilot Studio, Power Automate) σε σχέση με τα ποσοτικοποιημένα οφέλη που καταγράφηκαν ενδεικτικά στην Ενότητα 5.3.3, ώστε τα ευρήματα της παρούσας εργασίας να μετουσιωθούν σε μια πλήρη, τεκμηριωμένη πρόταση αξίας (value proposition) για τη λήψη αποφάσεων σε επίπεδο διοίκησης οργανισμού.

6.4 Συνεισφορά και Πρακτική Αξία της Εργασίας

Η παρούσα διπλωματική εργασία συνεισφέρει σε τρία, αλληλένδετα, επίπεδα. Σε ακαδημαϊκό επίπεδο, γεφυρώνει τη θεωρητική συζήτηση περί AI Agents, αυτόνομων συστημάτων και έξυπνης αυτοματοποίησης που αναπτύχθηκε στο Κεφάλαιο 2 με μια πλήρη, τεκμηριωμένη περίπτωση εφαρμογής σε πραγματικό οργανισμό, από τον σχεδιασμό (Κεφάλαιο 3) έως την υλοποίηση (Κεφάλαιο 4) και την αμφίπλευρη αξιολόγηση, τεχνική και ανθρωποκεντρική (Κεφάλαιο 5). Η προσέγγιση αυτή απαντά σε ένα κενό που συχνά εντοπίζεται στη βιβλιογραφία, όπου οι μελέτες περί AI Agents τείνουν να είναι είτε αμιγώς θεωρητικές είτε προσανατολισμένες σε εμπορικά προϊόντα, χωρίς πλήρη διαφάνεια ως προς την αρχιτεκτονική, τα δεδομένα και τη μεθοδολογία αξιολόγησής τους.

Σε τεχνολογικό/πρακτικό επίπεδο, η εργασία αποδεικνύει, μέσα από μια πλήρως λειτουργική υλοποίηση, ότι ένας data-driven agent ικανός να συνδυάζει ετερογενείς πηγές δεδομένων (λίστες SharePoint, σχεσιακή βάση PostgreSQL, αρχεία CSV) και να ενεργοποιεί πραγματικές επιχειρησιακές ενέργειες (ειδοποιήσεις, προσκλήσεις συναντήσεων, αυτόματη διαχείριση μηνυμάτων) μπορεί να κατασκευαστεί με εργαλεία χαμηλού κώδικα, εντός ενός ήδη υπάρχοντος περιβάλλοντος Microsoft 365, χωρίς την ανάγκη ανάπτυξης προσαρμοσμένου λογισμικού υποδομής από την αρχή. Το εύρημα αυτό λειτουργεί ως πρακτικός οδηγός (blueprint) για οργανισμούς, τμήματα ή ακόμη και εκπαιδευτικά ιδρύματα που επιθυμούν να πειραματιστούν με έξυπνη αυτοματοποίηση χωρίς σημαντική αρχική επένδυση σε εξειδικευμένο τεχνικό προσωπικό ή υποδομή.

Σε επίπεδο σχεδιασμού συστημάτων εμπιστοσύνης, ίσως η πιο σημαντική συνεισφορά της εργασίας είναι η ανάδειξη ενός συχνά υποτιμημένου στοιχείου: η τεχνική επιτυχία ενός AI Agent δεν αρκεί από μόνη της για την ουσιαστική υιοθέτησή του. Η συνδυαστική ανάγνωση των ευρημάτων του Κεφαλαίου 5 δείχνει ότι η αποδοχή ενός τέτοιου συστήματος από τους ανθρώπους που καλούνται να το χρησιμοποιήσουν εξαρτάται εξίσου από σχεδιαστικές αρχές όπως η διαφάνεια, η επεξηγησιμότητα και η διατήρηση του ανθρώπου στον έλεγχο σημαντικών αποφάσεων (human-in-the-loop), όσο και από την ταχύτητα ή την ακρίβεια των αποτελεσμάτων του. Η αρχή αυτή, αν και προέκυψε επαγωγικά μέσα από τη συγκεκριμένη περίπτωση μελέτης, έχει τη δυναμική να λειτουργήσει ως γενικότερη κατευθυντήρια αρχή για τον σχεδιασμό οποιουδήποτε επιχειρησιακού AI Agent, ανεξαρτήτως τομέα εφαρμογής.

Ανακεφαλαιώνοντας το ερευνητικό ταξίδι που περιγράφηκε στα προηγούμενα κεφάλαια, η παρούσα εργασία ξεκίνησε από μια απλή, αλλά ουσιαστική διαπίστωση: ότι σημαντικό μέρος του χρόνου των σύγχρονων επαγγελματιών καταναλώνεται σε επαναλαμβανόμενες, χαμηλής προστιθέμενης αξίας εργασίες αναζήτησης και συγκέντρωσης πληροφορίας —μια διαπίστωση που, όπως αποδείχθηκε, δεν αποτελεί απλώς θεωρητική υπόθεση εργασίας, αλλά επιβεβαιώθηκε από το 77,5% των συμμετεχόντων στην έρευνα αποδοχής της Ενότητας 5.6. Απαντώντας σε αυτό το πρόβλημα, η εργασία σχεδίασε, υλοποίησε και αξιολόγησε έναν συγκεκριμένο, λειτουργικό AI Agent, αποδεικνύοντας ότι η έξυπνη αυτοματοποίηση βασισμένη σε δεδομένα (data-driven automation) μπορεί να μεταφερθεί από τη σφαίρα της θεωρίας στην πράξη με μετρήσιμα, θετικά αποτελέσματα, χωρίς να θυσιάζεται ο ρόλος του ανθρώπου στη λήψη των τελικά σημαντικών αποφάσεων. Στον βαθμό που η τεχνητή νοημοσύνη συνεχίζει να ενσωματώνεται όλο και πιο βαθιά στις καθημερινές επιχειρησιακές διαδικασίες, η προσέγγιση που αναπτύχθηκε εδώ —τεχνικά αποδοτική, διαφανής και ανθρωποκεντρική— αναδεικνύεται όχι ως μία ακόμη τεχνολογική εφαρμογή, αλλά ως ένα υπόδειγμα του πώς η σχέση ανθρώπου και ευφυούς πράκτορα μπορεί να χτιστεί πάνω στην εμπιστοσύνη, την απόδοση και την αμοιβαία συμπληρωματικότητα.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] Hassani, H. et al., “Artificial Intelligence (AI) or Intelligence Augmentation (IA): What Is the Future?”, MDPI, 2020.
- [2] Sheikh, H. et al., “Artificial Intelligence: Definition and Background”, Springer, 2023.
- [3] IEEE, “Artificial Intelligence – IEEE Position Statement”, 2019.
- [4] McCarthy, J., όπως αναφέρεται σε: “Understanding basic principles of artificial intelligence”, PMC, 2022.
- [5] Triantafyllou, S., “Artificial Intelligence: An Overview”, 2024.
- [6] Wang, P., “On Defining Artificial Intelligence”, Journal of Artificial General Intelligence, 2019.
- [7] K. Pandey, A. Narnag, "The Agentic Enterprise: A Strategic Analysis of Advanced Agentic Workflows and Collaborative AI," *2025 3rd International Conference on Foundation and Large Language Models (FLLM)*, Vienna, Austria, 2025, pp. 394-404, doi: 10.1109/FLLM67465.2025.11390962.
- [8] S. Sinha, S. Sinha, B. Kaur and Sheenam, "Impact of Artificial Intelligence on Work," *2023 7th International Conference on Electronics, Materials Engineering & Nano-Technology (IEMENTech)*, Kolkata, India, 2023, pp. 1-6, doi: 10.1109/IEMENTech60402.2023.10423502.
- [9] S. Sarferaz, "Implementing Agentic AI Into ERP Software," in *IEEE Access*, vol. 13, pp. 178945-178960, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.362188
- [10] F. Jiang, C. Pan, K. Wang, P. Michiardi, O. A. Dobre and M. Debbah, "From Large AI Models to Agentic AI: A Tutorial on Future Intelligent Communications," in *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 44, pp. 3507-3540, 2026, doi: 10.1109/JSAC.2026.3660010
- [11] A. Singh, A. Ehtesham, S. Kumar and T. T. Khoei, "Enhancing AI Systems with Agentic Workflows Patterns in Large Language Model," *2024 IEEE World AI IoT Congress (AIIoT)*, Seattle, WA, USA, 2024, pp. 527-532, doi: 10.1109/AIIoT61789.2024.10578990.
- [12] D. H. Fisher, "Computing and AI for a Sustainable Future," in *IEEE Intelligent Systems*, vol. 26, no. 6, pp. 14-18, Nov.-Dec. 2011, doi: 10.1109/MIS.2011.98
- [13] H. Jaakkola, J. Henno, J. Mäkelä and B. Thalheim, "Artificial Intelligence Yesterday, Today and Tomorrow," *2019 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, Opatija, Croatia, 2019, pp. 860-867, doi: 10.23919/MIPRO.2019.8756913.
- [14] V. P. Parthasarathy, "Agentic AI Integration for Process Automation in MSMEs," *2026 IEEE 5th International Conference on AI in Cybersecurity (ICAIC)*, Houston, TX, USA, 2026, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICAIC67076.2026.11395804.
- [15] W. Wang, W. Xu, X. Yao and H. Wang, "Application of Data-driven Method for Automatic Machine Learning in Economic Research," *2022 21st International Symposium on Distributed Computing and Applications for Business Engineering and Science (DCABES)*, Chizhou, China, 2022, pp. 42-45, doi: 10.1109/DCABES57229.2022.00019.
- [16] P. Yixian and M. Cong, "Using Machine Learning to Optimize Business Data Analysis Processes," *2025 IEEE 3rd International Conference on Sensors, Electronics and Computer Engineering (ICSECE)*, Jinzhou, China, 2025, pp. 377-381, doi: 10.1109/ICSECE65727.2025.11256978.

- [17] T. R. N and R. Gupta, "A Survey on Machine Learning Approaches and Its Techniques:," *2020 IEEE International Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS)*, Bhopal, India, 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/SCEECS48394.2020.190.
- [18] W. J. Zhang, G. Yang, Y. Lin, C. Ji and M. M. Gupta, "On Definition of Deep Learning," *2018 World Automation Congress (WAC)*, Stevenson, WA, USA, 2018, pp. 1-5, doi: 10.23919/WAC.2018.8430387.
- [19] H. Dong, "The Advance of the Combination Method of Machine Learning and Deep Learning," *2022 International Conference on Data Analytics, Computing and Artificial Intelligence (ICDACAI)*, Zakopane, Poland, 2022, pp. 350-353, doi: 10.1109/ICDACAI57211.2022.00076.
- [20] S. Russell and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4th ed. Harlow, United Kingdom: Pearson Education, 2021.
- [21] M. Wooldridge and N. R. Jennings, "Intelligent Agents: Theory and Practice," *The Knowledge Engineering Review*, vol. 10, no. 2, pp. 115-152, 1995, doi: 10.1017/S0269888900008122.
- [22] J. P. Müller and M. Pischel, "Architectures and Applications of Intelligent Agents: A Survey," *The Knowledge Engineering Review*, vol. 13, no. 4, pp. 353-380, 1998, doi: 10.1017/S0269888998004020.
- [23] A. S. Rao and M. P. Georgeff, "BDI Agents: From Theory to Practice," in *Proceedings of the First International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS)*, San Francisco, CA, USA, 1995, pp. 312-319.
- [24] Y. Shoham, "Agent-Oriented Programming," *Artificial Intelligence*, vol. 60, no. 1, pp. 51-92, 1993, doi: 10.1016/0004-3702(93)90034-9.
- [25] N. R. Jennings, K. Sycara and M. Wooldridge, "A Roadmap of Agent Research and Development," *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 7-38, 1998, doi: 10.1023/A:1010090405266.
- [26] Y. Shoham, "Agent-Oriented Programming," *Artificial Intelligence*, vol. 60, no. 1, pp. 51-92, 1993.
- [27] R. A. Brooks, "Intelligence without Representation," *Artificial Intelligence*, vol. 47, no. 1-3, pp. 139-159, 1991.
- [28] A. S. Rao and M. P. Georgeff, "BDI Agents: From Theory to Practice," in *Proceedings of the First International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS-95)*, pp. 312-319, 1995.
- [29] M. Georgeff, B. Pell, M. Pollack, M. Tambe, and M. Wooldridge, "The Belief-Desire-Intention Model of Agency," in *Intelligent Agents V: Agent Theories, Architectures, and Languages*, Lecture Notes in Computer Science, vol. 1555, Springer, pp. 1-10, 1999.
- [30] J. P. Müller, M. Pischel, and M. Thiel, "Modeling Reactive Behaviour in Vertically Layered Agent Architectures," in *Intelligent Agents: Theories, Architectures, and Languages*, Lecture Notes in Computer Science, vol. 890, Springer, pp. 261-276, 1995.
- [31] N. R. Jennings, "On Agent-Based Software Engineering," *Artificial Intelligence*, vol. 117, no. 2, pp. 277-296, 2000.
- [32] L. Wang et al., "A Survey on Large Language Model Based Autonomous Agents," *Frontiers of Computer Science*, vol. 18, article 186345, 2024.
- [33] S. Yao et al., "ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models," in *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2023.
- [34] K. P. Sycara, "Multiagent Systems," *AI Magazine*, vol. 19, no. 2, pp. 79-92, 1998.

- [35] N. R. Jennings, K. Sycara, and M. Wooldridge, "A Roadmap of Agent Research and Development," *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 7–38, 1998.
- [36] P. Stone and M. Veloso, "Multiagent Systems: A Survey from a Machine Learning Perspective," *Autonomous Robots*, vol. 8, no. 3, pp. 345–383, 2000.
- [37] A. Dorri, S. S. Kanhere, and R. Jurdak, "Multi-Agent Systems: A Survey," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 28573–28593, 2018.
- [38] R. G. Smith, "The Contract Net Protocol: High-Level Communication and Control in a Distributed Problem Solver," *IEEE Transactions on Computers*, vol. C-29, no. 12, pp. 1104–1113, 1980.
- [39] S. Kraus, "Negotiation and Cooperation in Multi-Agent Environments," *Artificial Intelligence*, vol. 94, no. 1–2, pp. 79–97, 1997.
- [40] F. Bellifemine, A. Poggi, and G. Rimassa, "Developing Multi-Agent Systems with a FIPA-Compliant Agent Framework," *Software: Practice and Experience*, vol. 31, no. 2, pp. 103–128, 2001.
- [41] L. Buşoniu, R. Babuška, and B. De Schutter, "A Comprehensive Survey of Multiagent Reinforcement Learning," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol. 38, no. 2, pp. 156–172, 2008.
- [42] Y. Shoham, R. Powers, and T. Grenager, "If Multi-Agent Learning Is the Answer, What Is the Question?," *Artificial Intelligence*, vol. 171, no. 7, pp. 365–377, 2007.
- [43] T. T. Nguyen, N. D. Nguyen, and S. Nahavandi, "Deep Reinforcement Learning for Multiagent Systems: A Review of Challenges, Solutions, and Applications," *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 50, no. 9, pp. 3826–3839, 2020.
- [44] J. A. García Coria, J. A. Castellanos-Garzón, and J. M. Corchado, "Intelligent Business Processes Composition Based on Multi-Agent Systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 41, no. 4, pp. 1189–1205, 2014.
- [45] A. Panicker, S. H. Krishna, S. Garg, P. C. Biswas, M. Lourens and K. S. Kumar, "Future Trends in HRM: The Role of Artificial Intelligence and Automation in Shaping the Workplace," *2025 International Conference on Pervasive Computational Technologies (ICPCT)*, Greater Noida, India, 2025, pp. 933-937, doi: 10.1109/ICPCT64145.2025.10941040.
- [46] N. Singh and S. S. Chouhan, "Role of Artificial Intelligence for Development of Intelligent Business Systems," *2021 IEEE International Symposium on Smart Electronic Systems (iSES)*, Jaipur, India, 2021, pp. 373-377, doi: 10.1109/iSES52644.2021.00092.
- [47] G. Solaimalai, "AI-Augmented Decision-Making for Business Process Automation," *2025 6th International Conference on Artificial Intelligence, Robotics and Control (AIRC)*, Savannah, GA, USA, 2025, pp. 257-263, doi: 10.1109/AIRC64931.2025.11077559.
- [48] N. Yadav and S. P. Panda, "A Path Forward for Automation in Robotic Process Automation Projects: Potential Process Selection Strategies," *2022 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COM-IT-CON)*, Faridabad, India, 2022, pp. 801-805, doi: 10.1109/COM-IT-CON54601.2022.9850739.

- [49] S. Gupta, S. Rani and A. Dixit, "Recent Trends in Automation-A study of RPA Development Tools," *2019 3rd International Conference on Recent Developments in Control, Automation & Power Engineering (RDCAPE)*, Noida, India, 2019, pp. 159-163, doi: 10.1109/RDCAPE47089.2019.8979084.
- [50] S. Afrin, S. Roksana and R. Akram, "AI-Enhanced Robotic Process Automation: A Review of Intelligent Automation Innovations," in *IEEE Access*, vol. 13, pp. 173-197, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3513279
- [51] M. B. Hassen, A. Bellaaj,"Optimizing Agile Project Management with a Copilot Extension for Jira: Integrating AI, Automation, and Business Intelligence,"*Procedia Computer Science*,Volume 278,2026,Pages 2028-2038,ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2026.03.200>.
- [52] C. Coombs, D. Hislop, S.K. Taneva, S. Barnard,"The strategic impacts of Intelligent Automation for knowledge and service work: An interdisciplinary review", *The Journal of Strategic Information Systems*,Volume 29, Issue 4,2020,101600,ISSN 0963- 8687, <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2020.101600>.
- [53] P.B.Alla,"Augmenting Intelligent Process Automation through Generative AI for Human-in-the-LoopDecision Systems", *Digital Engineering*,Volume 8,2026,100071,ISSN 2950-550X, <https://doi.org/10.1016/j.dte.2025.100071>.
- [54] D. Jurafsky and J. H. Martin, *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition with Language Models*, 3rd ed. draft, Stanford University, 2026. Available: Stanford University online manuscript.
- [55] C. D. Manning, P. Raghavan, and H. Schütze, *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2008. Available: Cambridge University Press / Stanford online edition.
- [56] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2016. Available: MIT Press / online book.
- [57] A. Vaswani et al., "Attention Is All You Need," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, 2017.
- [58] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," in *Proc. NAACL-HLT*, Minneapolis, MN, USA, 2019, pp. 4171–4186. Available: ACL Anthology.
- [59] J. P. Shim, M. Warkentin, J. F. Courtney, D. J. Power, R. Sharda, and C. Carlsson, "Past, Present, and Future of Decision Support Technology," *Decision Support Systems*, vol. 33, no. 2, pp. 111–126, 2002, doi: 10.1016/S0167-9236(01)00139-7.
- [60] D. J. Power, *Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers*. Westport, CT, USA: Quorum Books, 2002. Available: University of Northern Iowa ScholarWorks / Bloomsbury Academic.
- [61] M. C. Lacity, L. P. Willcocks, and A. Craig, "Robotic Process Automation: Strategic Transformation Lever for Global Business Services?," *Journal of Information Technology Teaching Cases*, vol. 7, no. 1, pp. 17–28, 2017, doi: 10.1057/s41266-016-0016-9.
- [62] M. C. Lacity and L. P. Willcocks, "Robotic Process Automation at Telefónica O2," *MIS Quarterly Executive*, vol. 15, no. 1, pp. 21–35, 2016.
- [63] S. Aguirre and A. Rodriguez, "Automation of a Business Process Using Robotic Process Automation (RPA): A Case Study," in *Applied Computer Sciences in Engineering*, Communications in Computer and Information Science, vol. 742, Cham, Switzerland: Springer, 2017, pp. 65–71, doi: 10.1007/978-3-319-66963-2_7.
- [64] L. Carden, T. Maldonado, C. Brace, and M. Myers, "Robotics Process Automation at TECHSERV: An Implementation Case Study," *Journal of Information Technology Teaching Cases*, vol. 9, no. 2, pp. 72–79, 2019, doi: 10.1177/2043886919870545.
- [65] R. Scheepers, M. C. Lacity, and L. P. Willcocks, "Cognitive Automation as Part of Deakin University's Digital Strategy," *MIS Quarterly Executive*, vol. 17, no. 2, pp. 89–107, 2018.

- [66] A. Asatiani, O. Copeland, and E. Penttinen, “Deciding on the Robotic Process Automation Operating Model: A Checklist for RPA Managers,” *Business Horizons*, vol. 66, no. 1, pp. 109–121, 2023, doi: 10.1016/j.bushor.2022.03.004.
- [67] Y. Rizk, V. Isahagian, S. Boag, Y. Khazaeni, M. Unuvar, V. Muthusamy, and R. Khalaf, “A Conversational Digital Assistant for Intelligent Process Automation,” arXiv:2007.13256, 2020.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α: ΔΟΜΗ ΚΑΙ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗ ΤΟΥ ΣΥΝΟΛΟΥ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ HR

Στο παρόν παράρτημα παρουσιάζεται ο τρόπος με τον οποίο είναι οργανωμένο το συνθετικό σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού (HR Employee Report), το οποίο χρησιμοποιείται ως μία από τις βασικές πηγές δεδομένων του AI Agent.

Το αρχείο περιλαμβάνει 120 συνθετικές εγγραφές εργαζομένων και συνοδεύεται από Data Dictionary, το οποίο περιγράφει τη σημασία των πεδίων. Οι ακόλουθες σελίδες παρουσιάζουν ενδεικτικά στιγμιότυπα του αρχείου και εξηγούν τη λογική οργάνωσης των δεδομένων.

A.1 Γενική εικόνα του συνόλου δεδομένων

Το αρχείο «Tech_Company_HR_Employee_Report.xlsx» αποτελεί συνθετικό σύνολο δεδομένων ανθρώπινου δυναμικού. Το φύλλο «Employee Report» περιέχει 120 πλασματικούς εργαζομένους και οργανώνεται σε 21 στήλες. Κάθε γραμμή αντιστοιχεί σε έναν εργαζόμενο και κάθε στήλη σε ένα χαρακτηριστικό.

NovaTech HR Employee Report — Synthetic Dataset

120 fictional employees for HR analytics / AI thesis testing. All names, emails and compensation data are synthetic.

Employee ID	First Name	Last Name	Work Email	Location
EMP-0001	Samuel	Nguyen	samuel.nguyen1@novatech.example	Thessaloniki
EMP-0002	Daniel	Brown	daniel.brown2@novatech.example	Barcelona
EMP-0003	David	Patel	david.patel3@novatech.example	London
EMP-0004	Hannah	Kim	hannah.kim4@novatech.example	Thessaloniki
EMP-0005	Daniel	Wilson	daniel.wilson5@novatech.example	New York
EMP-0006	Aisha	Brown	aisha.brown6@novatech.example	New York
EMP-0007	Grace	Fischer	grace.fischer7@novatech.example	Barcelona
EMP-0008	Tom	Meyer	tom.meyer8@novatech.example	Barcelona
EMP-0009	Mateo	Rahman	mateo.rahman9@novatech.example	Barcelona
EMP-0010	Mateo	Brooks	mateo.brooks10@novatech.example	Warsaw
EMP-0011	Maya	Chen	maya.chen11@novatech.example	Thessaloniki
EMP-0012	David	Patel	david.patel12@novatech.example	Lisbon
EMP-0013	Emma	Kovac	emma.kovac13@novatech.example	Amsterdam
EMP-0014	Leo	Brooks	leo.brooks14@novatech.example	London
EMP-0015	Elena	Carter	elena.carter15@novatech.example	Dublin
EMP-0016	Lena	Meyer	lena.meyer16@novatech.example	Athens
EMP-0017	Sophia	Nguyen	sophia.nguyen17@novatech.example	New York
EMP-0018	Elena	Brown	elena.brown18@novatech.example	Barcelona
EMP-0019	Samuel	Fischer	samuel.fischer19@novatech.example	Thessaloniki
EMP-0020	Mateo	Martin	mateo.martin20@novatech.example	London
EMP-0021	Emma	Becker	emma.becker21@novatech.example	Lisbon
EMP-0022	Hannah	Carter	hannah.carter22@novatech.example	New York

Σχήμα Α.1: Στιγμιότυπο του φύλλου «Employee Report» με τις πρώτες στήλες του dataset.

Το Employee ID λειτουργεί ως μοναδικό αναγνωριστικό, ενώ τα First Name, Last Name και Work Email αποτελούν τα βασικά στοιχεία αναφοράς. Η χρήση συνθετικών δεδομένων επιτρέπει δοκιμές χωρίς έκθεση πραγματικών προσωπικών δεδομένων.

A.2 Οργανωτική και επαγγελματική διάσταση

Τα πεδία Country, Department και Field / Function επιτρέπουν την ομαδοποίηση ανά γεωγραφική περιοχή, οργανωτικό τμήμα και επαγγελματική εξειδίκευση. Τα Job Title και Level αποτυπώνουν τον ρόλο και το επίπεδο seniority.

etic.

Country	Department	Field / Function	Job Title	Level
Greece	Quality	Quality Assurance	QA Engineer	Mid-Level
Spain	Product	Product Management	Senior Product Manager	Senior
United Kingdom	Data & AI	Business Intelligence	BI Analyst	Mid-Level
Greece	Quality	Quality Assurance	QA Engineer	Mid-Level
United States	Data & AI	Data Science	Senior Data Scientist	Senior
United States	Data & AI	Data Engineering	Senior Data Engineer	Senior
Spain	IT	IT Operations	Systems Administrator	Mid-Level
Spain	IT	IT Operations	Systems Administrator	Mid-Level
Spain	Engineering	DevOps	DevOps Engineer	Mid-Level
Poland	Product	Product Management	Product Manager	Mid-Level
Greece	Quality	Quality Assurance	Lead QA Engineer	Lead
Portugal	Design	UX/UI Design	UX/UI Design Manager	Manager
Netherlands	Engineering	Cloud Engineering	Cloud Engineer	Associate
United Kingdom	Data & AI	Data Science Software	Data Science Manager	Manager
Ireland	Engineering	Engineering Product	Senior Software Engineer	Senior
Greece	Product	Product Management	Product Manager	Associate
United States	Cybersecurity	Security Engineering	Security Analyst	Mid-Level
Spain	Product	Product Management	Product Manager	Mid-Level
Greece	Engineering	Cloud Engineering	Cloud Engineering Manager	Manager
United Kingdom	Data & AI	Data Engineering Software	Data Engineering Manager	Manager
Portugal	Engineering	Engineering	Senior Software Engineer	Senior
United States	HR	People Analytics	People Analyst	Associate

Σχήμα Α.2: Στιγμιότυπο των πεδίων Country, Department, Field / Function, Job Title και Level.

Η οργάνωση αυτή είναι χρήσιμη για τον AI Agent, επειδή επιτρέπει τη συσχέτιση του ανθρώπινου δυναμικού με επιχειρησιακές εργασίες και την εκτίμηση παραγόντων όπως εμπειρία, ρόλος και κατανομή δεξιοτήτων.

A.3 Ιεραρχική σχέση και κατάσταση απασχόλησης

Τα Employment Type, Manager Name, Manager Email, Start Date και Employment Status περιγράφουν τον τύπο απασχόλησης, τον προϊστάμενο, την ημερομηνία έναρξης και την τρέχουσα κατάσταση.



Employment Type	Manager Name	Manager Email	Start Date	Employment Status
Full-Time	James Wilson	james.wilson@novatech.example	2018-07-26	On Leave
Contractor	James Wilson	james.wilson@novatech.example	2025-01-11	Active
Full-Time	James Wilson	james.wilson@novatech.example	2025-07-25	Active
Full-Time	Daniel Carter	daniel.carter@novatech.example	2021-03-31	On Leave
Full-Time	Daniel Carter	daniel.carter@novatech.example	2019-08-12	Active
Full-Time	Daniel Carter	daniel.carter@novatech.example	2023-11-01	Active
Contractor	Maria Lopez	maria.lopez@novatech.example	2019-07-28	Active
Full-Time	Tom Becker	tom.becker@novatech.example	2018-08-09	On Leave
Full-Time	Daniel Carter	daniel.carter@novatech.example	2025-06-23	Active
Full-Time	Maria Lopez	maria.lopez@novatech.example	2024-08-18	Active
Full-Time	Elena Rossi	elena.rossi@novatech.example	2022-08-13	Active
Full-Time	Maria Lopez	maria.lopez@novatech.example	2023-09-20	Active
Full-Time	Tom Becker	tom.becker@novatech.example	2026-02-25	Active
Full-Time	James Wilson	james.wilson@novatech.example	2024-12-30	Active
Full-Time	James Wilson	james.wilson@novatech.example	2023-08-08	Active
Contractor	Tom Becker	tom.becker@novatech.example	2019-05-28	Active
Full-Time	Priya Nair	priya.nair@novatech.example	2022-03-28	Active
Full-Time	Priya Nair	priya.nair@novatech.example	2019-01-22	Active
Contractor	James Wilson	james.wilson@novatech.example	2018-11-13	Active
Contractor	Tom Becker	tom.becker@novatech.example	2020-03-14	Active
Full-Time	Maria Lopez	maria.lopez@novatech.example	2017-07-25	Active
Full-Time	Daniel Carter	daniel.carter@novatech.example	2023-05-23	Active

Σχήμα Α.3: Στιγμιότυπο των πεδίων Employment Type, Manager Name, Manager Email, Start Date και Employment Status.

Τα Manager Name και Manager Email είναι ιδιαίτερα σημαντικά για αυτοματοποιημένες επικοινωνίες, επειδή επιτρέπουν την αντιστοίχιση εργαζομένου–manager και την επιλογή του κατάλληλου αποδέκτη ειδοποίησης. Η σχέση αυτή αξιοποιείται στη λογική των automation flows.

A.4 Τρόπος εργασίας, αποδοχές, απόδοση και εμπειρία

Τα Work Arrangement, Annual Salary (EUR), Performance Rating και Years of Experience αποτυπώνουν το μοντέλο εργασίας, τις συνθετικές αποδοχές, την αξιολόγηση απόδοσης και την επαγγελματική εμπειρία.

On-site	€71,000 Exceeds Expectations	7
Hybrid	€60,000 Meets Expectations	1
Hybrid	€46,000 Meets Expectations	13
Remote	€82,000 Developing	3
Remote	€66,000 Meets Expectations	6
On-site	€49,000 Meets Expectations	7
Hybrid	€59,000 Exceeds Expectations	7
Hybrid	€82,000 Meets Expectations	7
Remote	€78,000 Meets Expectations	7
Hybrid	€54,000 Developing	6
Hybrid	€60,000 Meets Expectations	1
Hybrid	€41,000 Meets Expectations	5
Hybrid	€95,000 Exceeds Expectations	4
On-site	€100,000 Meets Expectations	6
Hybrid	€43,000 Meets Expectations	2
On-site	€58,000 Exceeds Expectations	6
Remote	€84,000 Meets Expectations	4
Remote	€81,000 Developing	4
Hybrid	€74,000 Meets Expectations	9
On-site	€95,000 Meets Expectations	5
Hybrid	€63,000 Meets Expectations	11
Hybrid	€65,000 Meets Expectations	6
On-site	€71,000 Exceeds Expectations	10
On-site	€39,000 Exceeds Expectations	6
Hybrid	€66,000 Developing	7

Σχήμα Α.4: Στοιγμότητα των πεδίων Work Arrangement, Annual Salary (EUR), Performance Rating και Years of Experience.

Οι μεταβλητές μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως features σε αναλύσεις φόρτου και διαχείρισης ανθρώπινου δυναμικού. Οι τιμές ονομάτων, emails και αποδοχών είναι συνθετικές και χρησιμοποιούνται αποκλειστικά για δοκιμή.

A.5 Data Dictionary και συνολική δομή

Το φύλλο «Data Dictionary» λειτουργεί ως μεταδεδομένα του dataset και παρέχει περιγραφή της σημασίας των βασικών στηλών. Συνολικά, τα πεδία μπορούν να ομαδοποιηθούν σε ταυτοποίηση, οργανωτική ένταξη, ρόλο/ιεραρχία, απασχόληση, απόδοση/εμπειρία και δεξιότητα/κόστος.

SIEM	CC-111
SIEM	CC-152
SQL	CC-113
Azure	CC-123
Tableau	CC-195
SIEM	CC-196
Azure	CC-144
Microsoft 365	CC-100
Figma	CC-116
Product Strategy	CC-140
SIEM	CC-188
SIEM	CC-128
Product Strategy	CC-132
Kubernetes	CC-180
Azure	CC-159
Tableau	CC-173
Requirements Analysis	CC-131
Product Strategy	CC-180
Tableau	CC-139
Requirements Analysis	CC-165
SQL	CC-137
Figma	CC-188
Test Automation	CC-129

Σχήμα A.5α: Ενδεικτικό στιγμιότυπο των τελευταίων πεδίων του Employee Report.

Column	Description
Employee ID	Unique synthetic employee identifier
First Name / Last Name	Synthetic employee name
Work Email	Fictional corporate email using reserved .example domain
Location / Country	Primary work location
Department	High-level organizational department
Field / Function	Professional specialization
Job Title	Current role title
Level	Seniority / career level
Employment Type	Full-time or contractor
Manager Name / Email	Synthetic reporting manager
Start Date	Employment start date
Employment Status	Current HR status
Work Arrangement	Hybrid, remote, or on-site
Annual Salary (EUR)	Synthetic annual gross salary
Performance Rating	Synthetic performance category
Years of Experience	Estimated professional experience
Primary Skill	Primary role-related skill
Cost Center	Synthetic internal cost-center code

Σχήμα Α.5β: Στιγμιότυπο του φύλλου «Data Dictionary».

Η δομή αυτή επιτρέπει την ενοποίηση του HR dataset με τις λίστες έργων και εργασιών που περιγράφονται στην Ενότητα 3.4. Στην εργασία το HR dataset περιγράφεται ως συνθετικό σύνολο 120 εγγραφών, με πεδία όπως Employee ID, Location, Department, Job Title, Manager, Employment Status, Salary, Performance Rating, Years of Experience και Primary Skill.

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β: ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΤΩΝ AUTOMATIONS ΤΟΥ AI AGENT

Οι τρεις βασικές ροές αυτοματοποίησης συνδέουν το Copilot Agent με SharePoint, email και Microsoft Teams. Το Copilot Studio χρησιμοποιείται ως περιβάλλον ανάπτυξης του agent, ενώ το Power Automate ως μηχανισμός ενορχήστρωσης των automation flows.

Η εργασία ορίζει τρεις κανόνες: ειδοποίηση όταν αλλάζει η κατάσταση έργου/εργασίας, δημιουργία πρόσκλησης Teams όταν απαιτείται άμεση συνεννόηση και αυτόματη αποδοχή εισερχόμενου αιτήματος που αντιστοιχεί στον manager.

B.1 Automation 1 — Email όταν αλλάζει το Status ενός Project

Η πρώτη ροή παρακολουθεί τη λίστα «Project Summary» και, όταν μεταβάλλεται το Status, αποστέλλει αυτόματα ειδοποίηση στον Leader ή στον κατάλληλο αποδέκτη. Ενδεικτικό σενάριο είναι η μετάβαση από «On Track» σε «Off Track».

Βήμα	Ρύθμιση	Λειτουργία
1. Trigger	When an item is created or modified — SharePoint	Ενεργοποίηση σε τροποποίηση εγγραφής.
2. Έλεγχος	Status / προηγούμενη τιμή	Εντοπίζεται η αλλαγή κατάστασης.
3. Condition	Off Track / On Track	Καθορίζεται αν θα σταλεί ειδοποίηση.
4. Email	Send an email (V2)	Αποστολή στον Leader/αποδέκτη.
5. Περιεχόμενο	Project Name, Status, Updates, Next Steps	Παρέχεται το επιχειρησιακό πλαίσιο.

Η ροή μετατρέπει μία αλλαγή δεδομένων σε άμεση επιχειρησιακή ειδοποίηση και περιορίζει τις χειροκίνητες ενέργειες παρακολούθησης.

B.2 Automation 2 — Αυτόματος προγραμματισμός Meeting στο Microsoft Teams

Η δεύτερη ροή ενεργοποιείται όταν η κατάσταση ή ο κίνδυνος ενός έργου δείχνει ότι απαιτείται άμεση συνεννόηση. Η εργασία περιγράφει τη δημιουργία πρόσκλησης Teams και την ενημέρωση των σχετικών συμμετεχόντων.

Βήμα	Ρύθμιση	Λειτουργία
1. Trigger	Αλλαγή Status ή κανόνας κινδύνου	Εκκίνηση της ροής.
2. Condition	Status = Off Track ή Risk Score > threshold	Έλεγχος ανάγκης meeting.
3. Προετοιμασία	Project, Leader, συμμετέχοντες, ώρα	Συγκέντρωση στοιχείων.
4. Calendar/Teams	Create event / Teams meeting	Δημιουργία online συνάντησης.
5. Invitation	Αποστολή στους συμμετέχοντες	Αυτόματη ενημέρωση.

B.3 Automation 3 — Αυτόματη αποδοχή Meeting στο Microsoft Teams

Η τρίτη ροή αφορά την αυτόματη αποδοχή εισερχόμενης πρόσκλησης όταν ο organizer αντιστοιχεί στον προκαθορισμένο manager. Το HR dataset περιλαμβάνει Manager Name / Manager Email, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τον έλεγχο της προέλευσης.

Βήμα	Ρύθμιση	Λειτουργία
1. Trigger	New event/invitation received	Ενεργοποίηση με νέα πρόσκληση.
2. Lookup	Manager Email από HR dataset	Ανάκτηση του επιτρεπτού manager.
3. Condition	Organizer Email = Manager Email	Έλεγχος αποστολέα.
4. Calendar action	Accept event / invitation	Αυτόματη αποδοχή.
5. Else	Καμία αυτόματη αποδοχή	Παραμένει για χειροκίνητο έλεγχο.

Η συγκεκριμένη ροή πρέπει να περιορίζεται σε σαφώς ορισμένες χαμηλού κινδύνου περιπτώσεις, σύμφωνα με τη λογική human-in-the-loop της εργασίας.

B.4 Συνολική ροή των τριών Automations

Η συνολική αλυσίδα μπορεί να αποτυπωθεί ως: δεδομένα στο SharePoint → αναγνώριση γεγονότος από τον agent/decision engine → ειδοποίηση μέσω email → δημιουργία meeting στο Teams → αυτόματη αποδοχή όπου ικανοποιείται ο κανόνας.

SharePoint	Decision Engine	Email	Teams	Auto-
Project Summary	/ Rules	Notification	Meeting	Accept

Η λογική αυτή αποτυπώνει την intelligent automation προσέγγιση της διπλωματικής: δυναμικά δεδομένα → απόφαση → αυτοματοποιημένη δράση. Η χρήση του Power Automate ως μηχανισμού ενορχήστρωσης είναι συνεπής με την αρχιτεκτονική του συστήματος.

Σημείωση: τα screenshots του Excel είναι πραγματικές απεικονίσεις του υποβληθέντος αρχείου. Για Copilot Studio, Power Automate και Teams δεν παραδόθηκαν αντίστοιχα screenshots, οπότε οι συγκεκριμένες ροές τεκμηριώνονται με αναλυτικά βήματα και όχι με τεχνητές εικόνες.