



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Πτυχιακή Εργασία

Τίτλος Πτυχιακής Εργασίας	Σχεδιασμός και Λειτουργία ενός Συστήματος Διαχείρισης Αποθήκης με τη χρήση ευφύων τεχνικών Design and Operation of a Warehouse Management System Using Artificial Intelligence Techniques
Ονοματεπώνυμο Φοιτητή	Παρασκευάς Πολυχρονόπουλος
Πατρώνυμο	Πολυχρόνης
Αριθμός Μητρώου	Π21141
Επιβλέπων	Κωνσταντίνος Διαγκούρας, Επίκουρος Καθηγητής

Ημερομηνία Παράδοσης / Σεπτέμβριος 2026

Δήλωση Πνευματικών Δικαιωμάτων :

Η παρούσα Πτυχιακή Εργασία εκπονήθηκε από τον φοιτητή Πολυχρονόπουλο Παρασκευά (Α.Μ. Π21141) του Τμήματος Πληροφορικής της Σχολής Τεχνολογιών Πληροφορικής και Επικοινωνιών του Πανεπιστημίου Πειραιώς, υπό την επίβλεψη του Επίκουρου Καθηγητή Κωνσταντίνου Λιαγκούρα.

Δηλώνω υπεύθυνα ότι η εργασία αυτή αποτελεί προϊόν προσωπικής μελέτης και ότι όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν αναφέρονται ρητά, τόσο μέσω βιβλιογραφικών παραπομπών εντός του κειμένου όσο και στον κατάλογο της βιβλιογραφίας. Οποιαδήποτε αξιοποίηση κειμένων, ιδεών ή δεδομένων τρίτων συνοδεύεται από σαφή αναφορά στους δημιουργούς τους. Γνωρίζω ότι η οικειοποίηση ξένης πνευματικής εργασίας (λογοκλοπή) συνιστά σοβαρό ακαδημαϊκό παράπτωμα.

Copyright ©

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν αποκλειστικά τον συγγραφέα και δεν αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Πανεπιστημίου Πειραιώς.

Ως συγγραφέας της παρούσας εργασίας δηλώνω πως η παρούσα εργασία δεν αποτελεί προϊόν λογοκλοπής και δεν περιέχει υλικό από μη αναφερόμενες πηγές.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή μου, Επίκουρο Καθηγητή κ. Κωνσταντίνο Διαγκούρα, για την καθοδήγηση, τις εύστοχες παρατηρήσεις και τον χρόνο που διέθεσε καθ' όλη τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας πτυχιακής εργασίας· οι υποδείξεις του υπήρξαν καθοριστικές για τη βελτίωση τόσο του περιεχομένου όσο και της δομής της.

Περίληψη

Η παρούσα πτυχιακή εργασία μελετά τον ρόλο της τεχνητής νοημοσύνης στα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management Systems – WMS). Αρχικά πραγματοποιείται ανασκόπηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας σχετικά με την εξέλιξη των WMS, τις τεχνολογίες που τα πλαισιώνουν (IoT, RFID, cloud computing) και τις εφαρμογές της μηχανικής μάθησης στην πρόβλεψη ζήτησης, στη βελτιστοποίηση διαδικασιών και στην ανίχνευση ανωμαλιών. Στη συνέχεια εξετάζονται εναλλακτικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης και προτείνεται πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS. Στο πρακτικό μέρος αναπτύσσεται πρωτότυπο σύστημα (demo) σε Python, το οποίο υλοποιεί πρόβλεψη ζήτησης με γραμμική παλινδρόμηση, αυτόματες προτάσεις αναπλήρωσης αποθεμάτων με απόθεμα ασφαλείας και προσομοίωση της λειτουργίας της αποθήκης σε διαδοχικούς κύκλους, με εξαγωγή αποτελεσμάτων σε αρχεία Excel. Η εργασία ολοκληρώνεται με την ανάλυση των συμπερασμάτων και τις προοπτικές επέκτασης του συστήματος.

Επιστημονική περιοχή: Πληροφοριακά Συστήματα – Τεχνητή Νοημοσύνη στην Εφοδιαστική Αλυσίδα

Λέξεις-κλειδιά: Σύστημα Διαχείρισης Αποθήκης (WMS), Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση, Πρόβλεψη Ζήτησης, Εφοδιαστική Αλυσίδα (Logistics)

Abstract

This thesis studies the role of artificial intelligence in Warehouse Management Systems (WMS). It first reviews the recent literature on the evolution of WMS, the enabling technologies that surrounds them (IoT, RFID, cloud computing) and the applications of machine learning in demand forecasting, process optimization and anomaly detection. Alternative modelling approaches are then examined and a multi-layer architecture for an intelligent WMS is proposed. In the practical part, a prototype system (demo) is developed in Python, implementing demand forecasting with linear regression, automatic stock replenishment recommendations with safety stock, and simulation of warehouse operation over successive cycles, with results exported to Excel files. The thesis concludes with an analysis of the findings and the prospects for extending the system.

Scientific area: Information Systems – Artificial Intelligence in Supply Chain

Keywords: Warehouse Management System (WMS), Artificial Intelligence, Machine Learning, Demand Forecasting, Logistics

Κατάλογος Συντομογραφιών :

Συντομογραφία	Πλήρης Ονομασία / Περιγραφή
WMS	Warehouse Management System (Σύστημα Διαχείρισης Αποθήκης)
AI	Artificial Intelligence (Τεχνητή Νοημοσύνη)
ML	Machine Learning (Μηχανική Μάθηση)
NLP	Natural Language Processing (Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας)
ERP	Enterprise Resource Planning (Σύστημα Επιχειρησιακού Σχεδιασμού Πόρων)
IoT	Internet of Things (Διαδίκτυο των Πραγμάτων)
RFID	Radio Frequency Identification (Αναγνώριση μέσω Ραδιοσυχνοτήτων)
TMS	Transportation Management System (Σύστημα Διαχείρισης Μεταφορών)
OOS	Out-Of-Stock (Ελλειψη Αποθέματος)
SCM	Supply Chain Management (Διαχείριση Εφοδιαστικής Αλυσίδας)
KPI	Key Performance Indicators (Βασικοί Δείκτες Απόδοσης)
API	Application Programming Interface (Διεπαφή Προγραμματισμού Εφαρμογών)
UI	User Interface (Διεπαφή Χρήστη)

Πίνακας Περιεχομένων

Ευχαριστίες.....	3
Περίληψη (Abstract).....	4
Κατάλογος Συντομογραφιών.....	5
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή.....	11
1.1 Σημασία των Warehouse Management Systems στη σύγχρονη εφοδιαστική αλυσίδα.....	11
1.2 Ο ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης στα πληροφοριακά συστήματα logistics	11
1.3 Ερευνητικά κενά και κίνητρο εκπόνησης της εργασίας	12
1.4 Στόχοι της Εργασίας	12
1.5 Διάρθρωση της Πτυχιακής Εργασίας.....	13
Κεφάλαιο 2: Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας	13
2.1 Εισαγωγή στην Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας.....	13
2.2 Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (WMS): Ορισμός και Βασικές Λειτουργίες	15
2.3 Εξέλιξη από Παραδοσιακά σε Σύγχρονα WMS	16
2.4 Τεχνητή Νοημοσύνη σε Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης	18
2.4.1 Machine Learning στα WMS.....	18
2.4.2 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP)	18
2.4.3 Predictive Analytics	19
2.4.4 Συνολική Συμβολή της AI στα WMS	20
2.5 Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης σε Logistics και Αποθήκες.....	21
2.5.1 Αυτοματοποίηση λειτουργιών αποθήκης	21
2.5.2 Έξυπνη διαχείριση αποθεμάτων	21
2.5.3 Παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο και ορατότητα	22
2.5.4 Προγνωστική Συντήρηση Εξοπλισμού	22
2.5.5 Βελτιστοποίηση ροής εργασιών και πόρων	23
2.5.6 Ασφάλεια και ανίχνευση ανωμαλιών	23
2.5.7 Συνολική επίδραση της AI στα logistics	23
2.6 Κριτική Σύνοψη και Αξιολόγηση της Βιβλιογραφίας	24
2.6.1 AI και βελτιστοποίηση λειτουργιών αποθήκης.....	24
2.6.2 Ψηφιακός μετασχηματισμός και WMS.....	25
2.6.3 Αυτοματοποίηση και ευφυή αποθηκευτικά περιβάλλοντα.....	25
2.6.4 Οργανωτικές και στρατηγικές διαστάσεις.....	25
2.6.5 Βιωσιμότητα και αποδοτικότητα πόρων	26
2.6.6 Προκλήσεις και περιορισμοί.....	26
2.6.7 Ερευνητικό Κενό και Σύνδεση με την Παρούσα Εργασία	26

Κεφάλαιο 3: Εναλλακτικές Μοντελοποιήσεις και Προτεινόμενη Αρχιτεκτονική Ευφρούς WMS....	27
3.1 Εισαγωγή	27
3.2 Παραδοσιακά Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης	28
3.3 Εναλλακτικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης της πρόβλεψης ζήτησης	34
Κεφάλαιο 4: Αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης για τη Διαχείριση Αποθήκης.....	35
4.1 Εισαγωγή στους αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης	35
4.2 Αλγόριθμοι πρόβλεψης ζήτησης	35
4.2.1 Γενική Μαθηματική Διατύπωση και Εκπαίδευση του Μοντέλου	36
4.2.2 Εφαρμογή σε Προβλήματα Πρόβλεψης Ζήτησης WMS	38
4.2.3 Μαθηματική Διατύπωση των Δέντρων Απόφασης	38
4.2.4 Εφαρμογή σε Προβλήματα Πρόβλεψης Ζήτησης WMS	39
4.2.5 Αρχιτεκτονική και Μαθηματική Διατύπωση των Δικτύων LSTM.....	40
4.2.6 Εφαρμογή σε Προβλήματα Πρόβλεψης Ζήτησης WMS	42
4.3 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποθήκης	42
4.4 Αλγόριθμοι ανίχνευσης ανωμαλιών.....	42
4.4.1 Μαθηματική Διατύπωση του Naive Bayes	43
4.4.2 Εφαρμογή σε Ανίχνευση Ανωμαλιών και Ταξινόμηση σε WMS	45
4.5 Αλγόριθμοι πρόβλεψης συντήρησης	45
4.6 Συνδυαστική χρήση αλγορίθμων	45
4.7 Συμπεράσματα κεφαλαίου	46
Κεφάλαιο 5: Σχεδίαση και Υλοποίηση Demo Ευφρούς WMS.....	47
5.1 Εισαγωγή	47
5.2 Στόχοι του Demo Συστήματος.....	48
5.3 Τεχνολογίες και Εργαλεία Υλοποίησης	49
5.4 Αρχιτεκτονική και Δομή του Προγράμματος.....	49
5.4.1 Γενική Ροή Λειτουργίας.....	50
5.4.2 Δομή Αρχείων και Φακέλων	51
5.4.3 Βασικές Συναρτήσεις του Συστήματος	52
5.4.4 Μηχανισμός Διατήρησης Κατάστασης	53
5.4.5 Μηχανισμός Reset.....	53
5.4.6 Διαχείριση Ιστορικού Λειτουργίας.....	54
5.4.7 Πλεονεκτήματα της Επιλεγμένης Αρχιτεκτονικής.....	55
5.5 Λειτουργία του Συστήματος και Παρουσίαση Αποτελεσμάτων	55
5.5.1 Εκκίνηση του Προγράμματος	55
5.5.2 Παραγωγή Αναφορών Excel	55
5.5.3 Dashboard Summary.....	56
5.5.4 Αναλυτική Κατάσταση Προϊόντων	57
5.5.5 Προτάσεις Αναπλήρωσης.....	57

5.5.6 Γραφήματα Ζήτησης Προϊόντων	57
5.5.7 Ενημέρωση Αποθέματος για Νέο Κύκλο	58
5.5.8 Διατήρηση Ιστορικού Εκτελέσεων.....	59
5.5.9 Συνολική Αξιολόγηση Εκτέλεσης	59
5.6 Συμπεράσματα Υλοποίησης	60
Κεφάλαιο 6: Αξιολόγηση και Ανάλυση Αποτελεσμάτων	60
6.1 Μεθοδολογία Αξιολόγησης	60
6.1.1 Πρωτόκολλο Leave-Last-Out	60
6.1.2 Μετρικές Αξιολόγησης	61
6.1.3 Ανεξάρτητο Script Αξιολόγησης	61
6.1.4 Χαρακτηριστικά του Dataset	61
6.2 Μοντέλα που Συγκρίθηκαν.....	61
6.2.1 Naïve (Τελευταία τιμή)	61
6.2.2 Κινητός Μέσος Όρος (Moving Average – 3 μηνών).....	62
6.2.3 Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression)	62
6.2.4 Decision Tree (Βάθος 3)	62
6.3 Αποτελέσματα και Αξιολόγηση των Μοντέλων	62
6.4 Συζήτηση Αποτελεσμάτων σε Σχέση με τη Βιβλιογραφία	64
6.5 Περιορισμοί της Μελέτης.....	65
Κεφάλαιο 7: Προκλήσεις και Μελλοντικές Κατευθύνσεις.....	65
7.1 Προκλήσεις για Πραγματική Επιχειρησιακή Εφαρμογή	65
7.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις	66
Συμπεράσματα	67
Βιβλιογραφία.....	68
Ανάλυση Βιβλιογραφικών Πηγών	70
Πίνακας Ορολογίας	76
Παράρτημα Α – Πηγαίος Κώδικας Πρωτότυπου Συστήματος.....	77
Παράρτημα Β – Κώδικας Αξιολόγησης Μοντέλων	84

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2.1 – Εξέλιξη των Συστημάτων Διαχείρισης Αποθήκης προς ευφυή WMS. Πηγή: Ιδία ε.....	15
Εικόνα 2.2 – Ροή αξιοποίησης δεδομένων σε ευφύες σύστημα WMS. Πηγή: Προσαρμογή από Nu.....	21
Εικόνα 2.3 – Παρακολούθηση λειτουργιών αποθήκης μέσω IoT και AI. Πηγή: Προσαρμογή από.....	22
Εικόνα 3.1 – Πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS (ιδία επεξεργασία)	31
Εικόνα 3.2 – Ροή δεδομένων σε ευφύες σύστημα WMS (ιδία επεξεργασία).....	34
Εικόνα 4.1 – Διάγραμμα ροής εκπαίδευσης και χρήσης μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης	37
Εικόνα 4.2 – Διάγραμμα ροής αναδρομικής κατασκευής δέντρου απόφασης.....	39
Εικόνα 4.3 – Διάγραμμα ροής επεξεργασίας χρονοσειράς από δίκτυο LSTM.....	41
Εικόνα 4.4 – Διάγραμμα ροής εκπαίδευσης και ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Naive Bayes.....	44
Εικόνα 5.1 – Γενική ροή λειτουργίας του demo ευφυούς WMS.....	50
Εικόνα 5.2 – Μηχανισμός διατήρησης κατάστασης μεταξύ διαδοχικών εκτελέσεων	53
Εικόνα 5.3 – Επιλογή επαναφοράς dataset κατά την εκκίνηση του προγράμματος	54
Εικόνα 5.4 – Ιστορικό προηγούμενων εκτελέσεων με χρήση timestamps	54
Εικόνα 5.5 – Dashboard Summary με βασικούς δείκτες λειτουργίας αποθήκης.....	56
Εικόνα 5.6 – Γράφημα ιστορικής και προβλεπόμενης ζήτησης προϊόντος	58
Εικόνα 5.7 – Ενημέρωση αποθέματος και μετάβαση στον επόμενο κύκλο λειτουργίας.....	59
Εικόνα 6.1 – Σύγκριση των μοντέλων πρόβλεψης με βάση τις μετρικές MAE και RMSE	63
Εικόνα 6.2 – Σύγκριση πραγματικής και προβλεπόμενης ζήτησης για δύο ενδεικτικά προϊόν.....	64

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 2.1 – Σύγκριση παραδοσιακών και σύγχρονων WMS	17
Πίνακας 2.2 – Σύνοψη βασικών θεματικών αξόνων της βιβλιογραφίας	27
Πίνακας 3.1 – Σύγκριση εναλλακτικών προσεγγίσεων πρόβλεψης ζήτησης	34
Πίνακας 4.1 – Σύνοψη αλγορίθμων AI σε WMS	46
Πίνακας 4.2 – Συγκριτική αποτίμηση πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων των τεχνικών του	46
Πίνακας 5.1 – Τεχνολογίες και εργαλεία υλοποίησης του demo συστήματος	49
Πίνακας 5.2 – Δομή φακέλων και αρχείων του συστήματος.....	51
Πίνακας 5.3 – Βασικές συναρτήσεις του προγράμματος και ο ρόλος τους.....	52
Πίνακας 5.4 – Οργάνωση ιστορικού εκτελέσεων.....	54
Πίνακας 5.5 – Φύλλα εργασίας του αρχείου wms_results.xlsx.....	55
Πίνακας 5.6 – Παράδειγμα προτάσεων αναπλήρωσης.....	57
Πίνακας 6.1 – Μετρικές σφάλματος ανά μοντέλο πρόβλεψης (MAE, RMSE, MAPE).....	62
Πίνακας 6.2 – Πραγματική και προβλεπόμενη ζήτηση ανά προϊόν (Μήνας 6).....	63

Η παρούσα πτυχιακή εργασία επικεντρώνεται στον σχεδιασμό και την ανάπτυξη ενός Συστήματος Διαχείρισης Αποθήκης με τη χρήση ευφών τεχνικών. Στόχος είναι να αναλυθούν οι βασικές αρχές ενός WMS, να διερευνηθούν οι τεχνολογίες που μπορούν να εφαρμοστούν και να παρουσιαστεί μια προτεινόμενη λύση που θα βελτιώνει την οργάνωση και τη διαχείριση των αποθεμάτων.

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

1.1 Σημασία των Warehouse Management Systems στη σύγχρονη εφοδιαστική αλυσίδα

Οι αποθήκες αποτελούν βασικό κρίκο της εφοδιαστικής αλυσίδας, καθώς συνδέουν την παραγωγή με τη διανομή προϊόντων και επιτρέπουν τον αποτελεσματικό συντονισμό των ροών αγαθών. Σύμφωνα με τον Nuruzzaman (2025), η αποτελεσματική διαχείριση των αποθηκών συμβάλλει καθοριστικά στη βελτίωση της συνολικής αποδοτικότητας της εφοδιαστικής αλυσίδας. Παράλληλα, μελέτες δείχνουν ότι η αποδοτική λειτουργία των αποθηκών επηρεάζει άμεσα το κόστος logistics και το επίπεδο εξυπηρέτησης πελατών (Moica et al., 2025).

Η βιομηχανική επανάσταση οδήγησε στη μαζική παραγωγή αγαθών, γεγονός που αύξησε σημαντικά την ανάγκη για οργανωμένους χώρους αποθήκευσης και διανομής. Από τα πρώτα συστήματα καταγραφής αποθεμάτων έως τα σημερινά ολοκληρωμένα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης, η εξέλιξη αυτή αντικατοπτρίζει τη σταδιακή προσαρμογή των επιχειρήσεων στις αυξανόμενες απαιτήσεις της παραγωγής και της διανομής (Al Bashar, 2024; Kalinowski et al., 2024). Κάθε χρόνο, η λειτουργία των αποθηκών γίνεται ολοένα και πιο περίπλοκη λόγω της αυξανόμενης αφθονίας αγαθών και της πολυπλοκότητας των εφοδιαστικών δικτύων (Jarašūnienė et al., 2023). Στις περισσότερες αποθήκες έως και σήμερα η οργάνωση διεκπεραιώνεται κυρίως χειροκίνητα, γεγονός που επιβραδύνει τη διαδικασία οργάνωσης και εφοδιασμού των αγαθών μιας επιχείρησης και αυξάνει την πιθανότητα σφαλμάτων (Nuruzzaman, 2025). Η αδυναμία των παραδοσιακών αυτών προσεγγίσεων να ανταποκριθούν στον αυξανόμενο όγκο και στην πολυπλοκότητα των σύγχρονων εφοδιαστικών αλυσίδων αποτελεί βασικό κίνητρο για τη στροφή προς πιο αυτοματοποιημένα συστήματα διαχείρισης αποθήκης (Tong et al., 2023).

Η διαχείριση μιας αποθήκης δεν περιορίζεται μόνο στην αποθήκευση προϊόντων αλλά περιλαμβάνει την παρακολούθηση αποθεμάτων, την ανάλυση ζήτησης και την υποστήριξη στρατηγικών αποφάσεων. Όπως επισημαίνουν οι Jarašūnienė et al. (2023), τα σύγχρονα WMS επιτρέπουν την ολοκληρωμένη παρακολούθηση των διαδικασιών logistics σε πραγματικό χρόνο. Επιπλέον, η υιοθέτηση WMS συμβάλλει στη μείωση λαθών και στη βελτίωση της ιχνηλασιμότητας των προϊόντων (Tong et al., 2023). Η οργάνωση μιας αποθήκης συνεπάγεται αυξημένη αποδοτικότητα στους χρόνους παραγωγής, βελτιωμένη εξυπηρέτηση και υψηλότερη ικανοποίηση πελατών. Είναι ιδιαίτερα σημαντικό να τονιστεί ότι τα WMS ενισχύουν την ακρίβεια και την οργάνωση των αποθεμάτων σε πραγματικό χρόνο, αποτελώντας βασικό εργαλείο για σύγχρονες επιχειρήσεις logistics (Mulla, 2022).

1.2 Ο ρόλος της Τεχνητής Νοημοσύνης στα πληροφοριακά συστήματα logistics

Η αυτοματοποίηση των συστημάτων διαχείρισης αποθήκης αποτελεί σημαντική εξέλιξη για τις επιχειρήσεις logistics, καθώς επιτρέπει τη διαχείριση μεγάλων όγκων δεδομένων και την ενίσχυση της επιχειρησιακής αποδοτικότητας. Σύμφωνα με τον Nuruzzaman (2025), η αλγοριθμική αναδιάταξη της αποθήκης και η ευφής διαχείριση υλικών αυξάνουν μετρήσιμα την αξιοποίηση του χώρου και την ταχύτητα διεκπεραίωσης, αναδεικνύοντας τον πρακτικό αντίκτυπο της τεχνητής νοημοσύνης στις διαδικασίες αποθήκευσης και διανομής. Τα παραδοσιακά συστήματα διαχείρισης αποθήκης παρουσιάζουν περιορισμούς στην

επεξεργασία και ανάλυση μεγάλων και ετερογενών συνόλων δεδομένων, γεγονός που οδηγεί σε καθυστερήσεις, μειωμένη ακρίβεια και περιορισμένη υποστήριξη στη λήψη αποφάσεων (Andiyappillai, 2020). Η ενσωμάτωση ευφύων τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως η μηχανική μάθηση (Machine Learning), η επεξεργασία φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing) και η προγνωστική ανάλυση (Predictive Analytics), συμβάλλει καθοριστικά στην υπέρβαση αυτών των περιορισμών (Nuruzzaman, 2025).

Οι τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης επιτρέπουν την αναγνώριση μοτίβων μέσα σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και την αύξηση της ακρίβειας των επιχειρησιακών προβλέψεων (Bulková et al., 2025; Moica et al., 2025).

Σύμφωνα με πρόσφατη βιβλιογραφική ανασκόπηση (de Assis et al., 2024), οι τεχνολογίες ΑΙ μπορούν να αυξήσουν σημαντικά την αποδοτικότητα των συστημάτων logistics ενώ παράλληλα συμβάλλουν στην αποδοτικότερη αξιοποίηση χώρου και πόρων. Παράλληλα, η δυνατότητα προγνωστικών αναλύσεων και ανάλυσης σε σχεδόν πραγματικό χρόνο υποστηρίζει αποτελεσματικότερο επιχειρησιακό σχεδιασμό και δυναμική κατανομή πόρων (de Assis et al., 2024).

1.3 Ερευνητικά κενά και κίνητρο εκπόνησης της εργασίας

Παρά την πρόοδο των πληροφοριακών συστημάτων, πολλές επιχειρήσεις εξακολουθούν να χρησιμοποιούν παραδοσιακές μεθόδους διαχείρισης αποθηκών, οι οποίες παρουσιάζουν περιορισμένη δυνατότητα επεξεργασίας μεγάλων όγκων δεδομένων. Όπως αναφέρει ο Andiyappillai (2020), η ψηφιακή μετάβαση των WMS αποτελεί βασική πρόκληση για πολλές επιχειρήσεις logistics, κυρίως λόγω κόστους και οργανωτικών δυσκολιών.

Ιδιαίτερα, στη διεθνή βιβλιογραφία παρατηρείται έλλειψη ολοκληρωμένων προσεγγίσεων που να ενσωματώνουν ευφυείς τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης με τρόπο λειτουργικά αποδοτικό και επιχειρησιακά αξιόποισιμο (Nuruzzaman, 2025).

Ένα βασικό ερευνητικό κενό αφορά την περιορισμένη αξιοποίηση τεχνικών μηχανικής μάθησης και προγνωστικής ανάλυσης σε πραγματικό ή σχεδόν πραγματικό χρόνο για τη βελτιστοποίηση κρίσιμων διαδικασιών της αποθήκης, όπως η πρόβλεψη ζήτησης, η διαχείριση αποθεμάτων και η δυναμική κατανομή πόρων (de Assis et al., 2024).

Πολλές υφιστάμενες μελέτες επικεντρώνονται σε θεωρητικά μοντέλα ή μεμονωμένες εφαρμογές, χωρίς να εξετάζουν τη συνολική ενσωμάτωσή τους σε ένα ενιαίο WMS που να υποστηρίζει ολοκληρωμένη λήψη αποφάσεων (Helo & Hao, 2022).

Επιπλέον, διαπιστώνεται περιορισμένη έμφαση στη βελτίωση της ποιότητας και αξιοπιστίας των δεδομένων εντός των συστημάτων διαχείρισης αποθήκης, παρότι η ακρίβεια των δεδομένων αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την αποδοτικότητα των ευφύων αλγορίθμων (Jarašūnienė et al., 2023). Η βιβλιογραφία δεν παρέχει επαρκείς πρακτικές προσεγγίσεις για τον αυτόματο εντοπισμό ανωμαλιών, τον καθαρισμό και τον εμπλουτισμό δεδομένων σε πραγματικά επιχειρησιακά σενάρια.

Το κίνητρο εκπόνησης της παρούσας πτυχιακής εργασίας προκύπτει από την ανάγκη διερεύνησης και σχεδίασης ενός ευφυούς Συστήματος Διαχείρισης Αποθήκης που να αξιοποιεί τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης με στόχο την αυτοματοποίηση χειρωνακτικών διαδικασιών, τη βελτίωση της ακρίβειας των δεδομένων και την υποστήριξη αποτελεσματικότερης λήψης αποφάσεων. Η εργασία επιδιώκει να γεφυρώσει το χάσμα μεταξύ θεωρητικών προσεγγίσεων και πρακτικής εφαρμογής, προτείνοντας ένα λειτουργικό πλαίσιο που μπορεί να ανταποκριθεί στις απαιτήσεις των σύγχρονων περιβαλλόντων logistics και αποθήκευσης.

1.4 Στόχοι της Εργασίας

Λαμβάνοντας υπόψη τα παραπάνω, βασικός στόχος της παρούσας πτυχιακής εργασίας είναι η διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο ευφρείς τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης μπορούν να ενσωματωθούν σε ένα Σύστημα Διαχείρισης Αποθήκης, με έμφαση στην πρόβλεψη ζήτησης και την υποστήριξη αποφάσεων αναπλήρωσης αποθεμάτων. Ειδικότερα, οι επιμέρους στόχοι της εργασίας διαμορφώνονται ως εξής:

Πρώτον, η μελέτη και κριτική αποτίμηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας σχετικά με την εξέλιξη των WMS και την ενσωμάτωση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης σε αυτά.

Δεύτερον, η ανάλυση εναλλακτικών προσεγγίσεων μοντελοποίησης της πρόβλεψης ζήτησης και η διαμόρφωση μιας προτεινόμενης πολυεπίπεδης αρχιτεκτονικής ευφρούς WMS.

Τρίτον, η τεχνική παρουσίαση —σε επίπεδο μαθηματικής διατύπωσης, λογικής ροής και ψευδοκώδικα— των βασικών αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης που εφαρμόζονται σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης και ανίχνευσης ανωμαλιών σε ένα WMS.

Τέταρτον, η σχεδίαση και υλοποίηση ενός πρωτότυπου συστήματος (demo) σε γλώσσα Python, το οποίο θα εφαρμόζει πρακτικά τις παραπάνω αρχές μέσω πρόβλεψης ζήτησης, αυτόματων προτάσεων αναπλήρωσης και προσομοίωσης της λειτουργίας μιας αποθήκης σε διαδοχικούς κύκλους.

Πέμπτον, η πειραματική αξιολόγηση της απόδοσης του προτεινόμενου μοντέλου πρόβλεψης, μέσω σύγκρισης με εναλλακτικές τεχνικές και κατάλληλων μετρικών σφάλματος.

Έκτον, η ανάδειξη των περιορισμών της παρούσας προσέγγισης και η διατύπωση προτάσεων για τη μελλοντική επέκταση και βελτίωσή της.

1.5 Διάρθρωση της Πτυχιακής Εργασίας

Η παρούσα εργασία διαρθρώνεται σε επτά κεφάλαια. Το Κεφάλαιο 2 παρουσιάζει την ανασκόπηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας σχετικά με τα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης, την εξέλιξή τους και την ενσωμάτωση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης σε αυτά. Το Κεφάλαιο 3 εξετάζει εναλλακτικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης της πρόβλεψης ζήτησης και παρουσιάζει την προτεινόμενη πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφρούς WMS.

Το Κεφάλαιο 4 αναλύει τους βασικούς αλγορίθμους Τεχνητής Νοημοσύνης που αξιοποιούνται στην εργασία —γραμμική παλινδρόμηση, δέντρα απόφασης, Naive Bayes και δίκτυα LSTM— παρουσιάζοντας για καθέναν τη μαθηματική του διατύπωση, τη λογική ροή λειτουργίας, ενδεικτικό ψευδοκώδικα και αριθμητικό παράδειγμα εφαρμογής. Το Κεφάλαιο 5 περιγράφει τη σχεδίαση και την υλοποίηση του πρωτότυπου συστήματος (demo), συμπεριλαμβανομένης της αρχιτεκτονικής του κώδικα, των βασικών συναρτήσεων του και ενδεικτικών αποτελεσμάτων εκτέλεσης.

Το Κεφάλαιο 6 παρουσιάζει την πειραματική αξιολόγηση του μοντέλου πρόβλεψης ζήτησης, μέσω σύγκρισης με εναλλακτικές τεχνικές και σχετικών μετρικών σφάλματος, ενώ συζητά τα ευρήματα σε σχέση με τη διεθνή βιβλιογραφία. Το Κεφάλαιο 7 αναλύει τις προκλήσεις μιας πραγματικής επιχειρησιακής εφαρμογής του προτεινόμενου συστήματος και προτείνει κατευθύνσεις για τη μελλοντική του επέκταση. Η εργασία ολοκληρώνεται με τη σύνοψη των συμπερασμάτων, τον κατάλογο της βιβλιογραφίας και τα σχετικά παραρτήματα.

Κεφάλαιο 2: Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

2.1 Εισαγωγή στην Ανασκόπηση Βιβλιογραφίας

Η παρούσα ανασκόπηση εντάσσεται στο ευρύτερο πλαίσιο της Βιομηχανίας 4.0 (Industry 4.0) και του ψηφιακού μετασχηματισμού της εφοδιαστικής αλυσίδας, ο οποίος έχει μετατρέψει σταδιακά τις

παραδοσιακές αποθήκες σε αυτό που η διεθνής βιβλιογραφία αποκαλεί «έξυπνη αποθήκη» ή Warehouse 4.0. Στη συστηματική βιβλιογραφική ανασκόπηση των Tubis και Rohman (2023), οι οποίοι ανέλυσαν 249 επιστημονικές δημοσιεύσεις έως το τέλος του 2022, καταγράφεται σαφής και συνεχής αυξητική τάση στον αριθμό των ερευνητικών εργασιών που εξετάζουν την ενσωμάτωση τεχνολογιών Βιομηχανίας 4.0 στις αποθηκευτικές διαδικασίες, γεγονός που επιβεβαιώνει τη διαρκώς αυξανόμενη σημασία του πεδίου.

Παράλληλα, οι Tikwayo και Mathaba (2023), μέσω αντίστοιχης συστηματικής ανασκόπησης περιπτωσιολογικών μελετών εφαρμογής, επισημαίνουν ότι, παρά τα τεκμηριωμένα οφέλη των τεχνολογιών Βιομηχανίας 4.0 στη διαχείριση αποθηκών —όπως η μείωση του λειτουργικού κόστους και η βελτίωση της ακρίβειας διαχείρισης αποθεμάτων— παραμένει σημαντικό κενό στην κατανόηση τόσο των εμποδίων όσο και των προϋποθέσεων πλήρους υιοθέτησής τους, ιδίως όσον αφορά συστήματα υποστήριξης αποφάσεων. Το εύρημα αυτό αναδεικνύει την ανάγκη για ανασκοπήσεις όπως η παρούσα, οι οποίες δεν περιορίζονται στην απαρίθμηση διαθέσιμων τεχνολογιών, αλλά επιχειρούν να συνδέσουν τις δυνατότητές τους με τις πρακτικές προκλήσεις της εφαρμογής τους.

Η ένταση αυτής της ερευνητικής δραστηριότητας δεν είναι τυχαία, αλλά συνδέεται άμεσα με τις πιέσεις που ασκεί η ραγδαία ανάπτυξη του ηλεκτρονικού εμπορίου στις σύγχρονες αλυσίδες εφοδιασμού. Όπως επισημαίνουν οι Li et al. (2022) στη βιβλιογραφική τους ανασκόπηση για την αποδοτικότητα της συλλογής παραγγελιών σε αποθήκες ηλεκτρονικού εμπορίου, οι παραγγελίες e-commerce χαρακτηρίζονται συνήθως από μικρό μέγεθος, μεγάλη ποικιλία προϊόντων, αυστηρά χρονικά περιθώρια παράδοσης και έντονα μεταβαλλόμενο φόρτο εργασίας, χαρακτηριστικά που καθιστούν τα παραδοσιακά συστήματα αποθήκευσης ανεπαρκή και οδηγούν στην αναζήτηση πιο αυτοματοποιημένων και ευφυών λύσεων διαχείρισης αποθήκης.

Η συνεχής ανάπτυξη της εφοδιαστικής αλυσίδας και η αυξανόμενη ανάγκη για ταχύτητα, ακρίβεια και αποδοτικότητα στις λειτουργίες αποθήκευσης έχουν οδηγήσει πολλές επιχειρήσεις στην υιοθέτηση προηγμένων πληροφοριακών συστημάτων διαχείρισης αποθήκης (Warehouse Management Systems – WMS). Τα συστήματα αυτά αποτελούν βασικό τμήμα των σύγχρονων logistics, καθώς υποστηρίζουν κρίσιμες διαδικασίες όπως η παραλαβή, η αποθήκευση, η παρακολούθηση αποθεμάτων, η συλλογή παραγγελιών και η διανομή προϊόντων (Al Bashar, 2024).

Τα τελευταία χρόνια, η ενσωμάτωση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence – AI), Machine Learning και Predictive Analytics έχει μετασχηματίσει σημαντικά τον τρόπο λειτουργίας των WMS. Σύμφωνα με τη σύγχρονη βιβλιογραφία, οι τεχνολογίες αυτές επιτρέπουν στα πληροφοριακά συστήματα να επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δεδομένων, να αναγνωρίζουν πρότυπα συμπεριφοράς και να υποστηρίζουν τη λήψη αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο (Helo & Hao, 2022). Η μετάβαση αυτή οδηγεί από παραδοσιακά, στατικά συστήματα αποθήκευσης σε περισσότερο ευφυή, αυτοματοποιημένα και δεδομένοκεντρικά περιβάλλοντα logistics.

Η διεθνής ερευνητική δραστηριότητα εστιάζει πλέον όχι μόνο στην αυτοματοποίηση των διαδικασιών αποθήκης, αλλά και στη βελτιστοποίηση της συνολικής λειτουργίας της εφοδιαστικής αλυσίδας μέσω ανάλυσης δεδομένων, πρόβλεψης ζήτησης και δυναμικής διαχείρισης αποθεμάτων (de Assis et al., 2024). Παράλληλα, η ανάπτυξη τεχνολογιών όπως το Internet of Things (IoT), τα RFID συστήματα και οι cloud πλατφόρμες επιτρέπουν τη διασύνδεση διαφορετικών πληροφοριακών συστημάτων και τη συνεχή παρακολούθηση της ροής προϊόντων σε πραγματικό χρόνο (Jarašūnienė et al., 2023).

Η μεθοδολογική προσέγγιση της παρούσας ανασκόπησης βασίστηκε στην αναζήτηση και μελέτη επιστημονικών άρθρων μέσω αναγνωρισμένων βάσεων δεδομένων —μεταξύ άλλων ScienceDirect, Springer, IEEE Xplore, Scopus και Google Scholar— με έμφαση σε δημοσιεύσεις της τελευταίας πενταετίας που αφορούν την εφαρμογή τεχνητής νοημοσύνης σε συστήματα διαχείρισης αποθήκης. Η επιλογή των πηγών βασίστηκε σε κριτήρια όπως η άμεση συνάφεια με το αντικείμενο της εργασίας, η επιστημονική

εγκυρότητα του περιοδικού ή συνεδρίου δημοσίευσης και η ύπαρξη μετρήσιμων ευρημάτων ή συγκριτικών αναλύσεων. Οι ενότητες που ακολουθούν οργανώνονται θεματικά, ξεκινώντας από τον ορισμό και την εξέλιξη των WMS, προχωρώντας στις επιμέρους τεχνολογίες Τεχνητής Νοημοσύνης που ενσωματώνονται σε αυτά, και ολοκληρώνοντας με τις πρακτικές εφαρμογές και τις προκλήσεις της υιοθέτησής τους.

Σκοπός του παρόντος κεφαλαίου είναι η ανασκόπηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας σχετικά με:

- Τα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης,
- Την εξέλιξη των WMS,
- Την ενσωμάτωση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης,
- Τις εφαρμογές Machine Learning και Predictive Analytics στα logistics,
- Καθώς και τις προκλήσεις και τα οφέλη των ευφυών αποθηκευτικών συστημάτων.

Μέσα από την ανάλυση της βιβλιογραφίας επιχειρείται η θεωρητική θεμελίωση της παρούσας εργασίας και η ανάδειξη του τρόπου με τον οποίο οι ευφυείς τεχνολογίες μπορούν να συμβάλουν στη βελτιστοποίηση των διαδικασιών διαχείρισης αποθήκης.



Εικόνα 2.1 – Εξέλιξη των Συστημάτων Διαχείρισης Αποθήκης προς ευφυή WMS. Πηγή: Ιδία επεξεργασία βάσει Al Bashar (2024) και Kalinowski et al. (2024), Andiyappillai (2020).

2.2 Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (WMS): Ορισμός και Βασικές Λειτουργίες

Ένα Σύστημα Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management System – WMS) αποτελεί ένα πληροφοριακό σύστημα που υποστηρίζει τον σχεδιασμό, τον έλεγχο και τη διαχείριση των καθημερινών λειτουργιών μιας αποθήκης, από την παραλαβή και την αποθήκευση των προϊόντων έως τη συσκευασία και την αποστολή προϊόντων (Andiyappillai, 2020; Kalinowski et al., 2024).

Υπό αυτό το πρίσμα, τα WMS αποτελούν κρίσιμο τμήμα των σύγχρονων πληροφοριακών συστημάτων logistics, καθώς συμβάλλουν στη βελτίωση της ακρίβειας αποθεμάτων, στη μείωση λειτουργικών σφαλμάτων και στην αύξηση της αποδοτικότητας των διαδικασιών αποθήκης. Οι Πορονιός et al. (2021) επισημαίνουν ότι η χρήση πληροφοριακών συστημάτων διαχείρισης αποθήκης επιτρέπει καλύτερο έλεγχο της ροής προϊόντων και αποτελεσματικότερη αξιοποίηση των διαθέσιμων πόρων.

Τα παραδοσιακά συστήματα αποθήκης βασίζονταν κυρίως σε χειροκίνητες διαδικασίες και περιοδική ενημέρωση δεδομένων, γεγονός που δημιουργούσε καθυστερήσεις, μειωμένη ακρίβεια και αυξημένη πιθανότητα ανθρώπινου λάθους. Αντίθετα, τα σύγχρονα WMS αξιοποιούν τεχνολογίες αυτοματοποίησης και ψηφιακής παρακολούθησης, παρέχοντας δυνατότητα ενημέρωσης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και βελτιωμένη ορατότητα των λειτουργιών αποθήκης (Al Bashar, 2024).

Οι βασικές λειτουργίες ενός σύγχρονου WMS περιλαμβάνουν:

- Διαχείριση αποθεμάτων,
- Παρακολούθηση εισερχόμενων και εξερχόμενων προϊόντων,
- Έλεγχο θέσεων αποθήκευσης,

- Διαχείριση παραγγελιών,
- Υποστήριξη διαδικασιών picking και packing,
- Παρακολούθηση αποστολών,
- Δημιουργία αναφορών και στατιστικών στοιχείων,
- Υποστήριξη λήψης αποφάσεων μέσω ανάλυσης δεδομένων.

Η ενσωμάτωση τεχνολογιών όπως RFID, IoT και cloud computing έχει επεκτείνει σημαντικά τις δυνατότητες των WMS. Τα συστήματα αυτά μπορούν πλέον να συλλέγουν και να επεξεργάζονται δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας καλύτερη παρακολούθηση αποθεμάτων και ταχύτερη ανταπόκριση σε μεταβολές της ζήτησης (Jarašūnienė et al., 2023).

Τα σύγχρονα WMS συνδέονται συχνά με άλλα πληροφοριακά συστήματα επιχειρήσεων, όπως Enterprise Resource Planning (ERP) και Transportation Management Systems (TMS), δημιουργώντας ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον διαχείρισης της εφοδιαστικής αλυσίδας. Η διασύνδεση αυτή επιτρέπει την ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ διαφορετικών τμημάτων της επιχείρησης και συμβάλλει στη βελτίωση της συνολικής επιχειρησιακής αποδοτικότητας (Tong et al., 2023).

Η σημασία των WMS γίνεται ιδιαίτερα εμφανής σε περιβάλλοντα με αυξημένο όγκο παραγγελιών και υψηλές απαιτήσεις ταχύτητας και ακρίβειας. Σύμφωνα με τους Tong et al. (2023), η αποτελεσματική χρήση συστημάτων διαχείρισης αποθήκης μπορεί να μειώσει τα λειτουργικά κόστη, να περιορίσει τα σφάλματα διαχείρισης και να ενισχύσει την ικανοποίηση πελατών μέσω ταχύτερης και ακριβέστερης εξυπηρέτησης.

Συνεπώς, τα WMS αποτελούν βασικό τεχνολογικό εργαλείο για τη σύγχρονη εφοδιαστική αλυσίδα και τη λειτουργία αποθηκών, ενώ η συνεχής ενσωμάτωση ευφύων τεχνολογιών οδηγεί στην εξέλιξή τους σε ολοκληρωμένα συστήματα επιχειρησιακής ευφυΐας.

2.3 Εξέλιξη από Παραδοσιακά σε Σύγχρονα WMS

Η εξέλιξη των Συστημάτων Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management Systems – WMS) συνδέεται άμεσα με τον ψηφιακό μετασχηματισμό της εφοδιαστικής αλυσίδας και την αυξανόμενη ανάγκη για ταχύτητα, ακρίβεια και αυτοματοποίηση στις διαδικασίες logistics. Τα πρώτα συστήματα WMS αναπτύχθηκαν με βασικό στόχο την καταγραφή αποθεμάτων και την παρακολούθηση βασικών λειτουργιών αποθήκης. Ωστόσο, οι δυνατότητές τους ήταν περιορισμένες, καθώς βασίζονταν κυρίως σε χειροκίνητες διαδικασίες, στατικές ροές εργασίας και περιοδική ενημέρωση δεδομένων.

Σύμφωνα με τους Moica et al. (2025), τα παραδοσιακά πληροφοριακά συστήματα αποθήκης παρουσίαζαν σημαντικούς περιορισμούς ως προς την επεξεργασία δεδομένων, τη διαλειτουργικότητα και την υποστήριξη λήψης αποφάσεων. Η περιορισμένη αυτοματοποίηση οδηγούσε συχνά σε αυξημένα λειτουργικά σφάλματα, καθυστερήσεις στην ενημέρωση αποθεμάτων και δυσκολία διαχείρισης μεγάλου όγκου παραγγελιών.

Στα παραδοσιακά WMS, η ενημέρωση των αποθεμάτων πραγματοποιούνταν συνήθως χειροκίνητα ή σε προκαθορισμένα χρονικά διαστήματα, γεγονός που περιορίζει την ορατότητα της αποθήκης σε πραγματικό χρόνο. Τα συστήματα αυτά διέθεταν περιορισμένες δυνατότητες ενσωμάτωσης με άλλα πληροφοριακά συστήματα, όπως ERP ή Transportation Management Systems (TMS), δημιουργώντας δυσκολίες στη συνολική διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας (Tong et al., 2023).

Αντίθετα, τα σύγχρονα WMS αξιοποιούν τεχνολογίες cloud computing, Internet of Things (IoT), RFID και τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης για τη δημιουργία περισσότερο αυτοματοποιημένων και ευφύων

περιβαλλόντων αποθήκευσης. Η χρήση αισθητήρων, συστημάτων αναγνώρισης και real-time επεξεργασίας δεδομένων επιτρέπει τη συνεχή παρακολούθηση της ροής προϊόντων και τη δυναμική ενημέρωση αποθεμάτων (Jarašūnienė et al., 2023; Khan et al., 2022).

Σύμφωνα με τους Jarašūnienė et al. (2023), η υιοθέτηση IoT βελτιώνει την ορατότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας και περιορίζει τις λειτουργικές καθυστερήσεις, αν και συνεπάγεται υπολογίσιμο κόστος εγκατάστασης και ενσωμάτωσης, το οποίο πρέπει να σταθμίζεται κατά την απόφαση υιοθέτησης. Η αξιοποίηση αλγορίθμων Machine Learning και Predictive Analytics επιτρέπει στα σύγχρονα WMS να προβλέπουν μελλοντικές ανάγκες, να βελτιστοποιούν τη διαχείριση αποθεμάτων και να υποστηρίζουν πιο αποτελεσματικά τη λήψη αποφάσεων.

Επιπλέον, τα σύγχρονα συστήματα διαχείρισης αποθήκης χαρακτηρίζονται από υψηλότερο επίπεδο διαλειτουργικότητας, καθώς μπορούν να διασυνδεθούν με ERP, TMS, e-commerce πλατφόρμες και εξωτερικά πληροφοριακά συστήματα. Η δυνατότητα αυτή επιτρέπει την ανταλλαγή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και τη δημιουργία ενός ενοποιημένου περιβάλλοντος διαχείρισης logistics. Σύμφωνα με τη σύγχρονη βιβλιογραφία, τα νέα μοντέλα WMS βασίζονται σε αρχιτεκτονικές διαλειτουργικότητας και cloud-based υποδομές που επιτρέπουν μεγαλύτερη ευελιξία και επεκτασιμότητα (Al Bashar, 2024).

Η μετάβαση από τα παραδοσιακά στα σύγχρονα WMS αντικατοπτρίζει τη γενικότερη μετάβαση των επιχειρήσεων προς περισσότερο δεδομενοκεντρικά και αυτοματοποιημένα μοντέλα λειτουργίας. Τα ευφυή WMS δεν περιορίζονται αποκλειστικά στην καταγραφή πληροφοριών, αλλά λειτουργούν ως συστήματα επιχειρησιακής ευφυΐας που υποστηρίζουν την πρόβλεψη ζήτησης, τη βελτιστοποίηση πόρων και τη στρατηγική λήψη αποφάσεων.

Παρότι τα σύγχρονα WMS προσφέρουν σημαντικά πλεονεκτήματα σε επίπεδο αυτοματοποίησης και ανάλυσης δεδομένων, η μετάβαση από παραδοσιακά συστήματα εξακολουθεί να συνοδεύεται από προκλήσεις. Η ενσωμάτωση νέων τεχνολογιών απαιτεί αυξημένο κόστος επένδυσης, τεχνική εξειδίκευση και προσαρμογή των επιχειρησιακών διαδικασιών. Επιπλέον, ζητήματα όπως η ασφάλεια δεδομένων και η διαλειτουργικότητα μεταξύ διαφορετικών πληροφοριακών συστημάτων παραμένουν σημαντικά θέματα στη σύγχρονη βιβλιογραφία (Mulla, 2022; Dyczkowska et al., 2025).

Πίνακας 2.1 – Σύγκριση παραδοσιακών και σύγχρονων WMS

Χαρακτηριστικό	Παραδοσιακά WMS	Σύγχρονα WMS
Λειτουργική φιλοσοφία	Στατικές διαδικασίες	Δυναμικές και προσαρμοζόμενες διαδικασίες
Ενημέρωση αποθεμάτων	Χειροκίνητη / περιοδική	Αυτόματη – σε πραγματικό χρόνο
Τεχνολογία αναγνώρισης	Barcode	RFID, IoT αισθητήρες
Ανθρώπινη παρέμβαση	Υψηλή	Χαμηλή
Ταχύτητα επεξεργασίας	Χαμηλή	Υψηλή
Ακρίβεια δεδομένων	Επιρρεπής σε σφάλματα	Αυξημένη μέσω αυτοματοποίησης
Ανάλυση δεδομένων	Περιγραφική (reports)	Προγνωστική & ευφυής
Υποστήριξη αποφάσεων	Περιορισμένη	Ενισχυμένη μέσω AI
Κλιμάκωση	Δύσκολη και κοστοβόρα	Ευέλικτη (cloud-based)

Ενσωμάτωση συστημάτων	Περιορισμένη	ERP, TMS, e-commerce
-----------------------	--------------	----------------------

Ο πίνακας παρουσιάζει μια συγκριτική επισκόπηση μεταξύ παραδοσιακών και σύγχρονων Συστημάτων Διαχείρισης Αποθήκης. Όπως φαίνεται, τα σύγχρονα WMS υπερτερούν σημαντικά σε όρους αυτοματοποίησης, ακρίβειας δεδομένων και υποστήριξης λήψης αποφάσεων, αξιοποιώντας τεχνολογίες όπως RFID, ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και ευφυείς τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης. Η σύγκριση βασίζεται σε ευρήματα της σύγχρονης βιβλιογραφίας και αναδεικνύει τη μετάβαση από στατικά, ανθρωποκεντρικά συστήματα σε δυναμικά και δεδομενοκεντρικά περιβάλλοντα αποθήκευσης.

2.4 Τεχνητή Νοημοσύνη σε Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης

Η ενσωμάτωση τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence – AI) στα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management Systems – WMS) αποτελεί μία από τις σημαντικότερες εξελίξεις στον τομέα των logistics και της εφοδιαστικής αλυσίδας. Οι σύγχρονες επιχειρήσεις καλούνται να διαχειριστούν μεγάλους όγκους δεδομένων, αυξημένες απαιτήσεις ταχύτητας και σύνθετες ροές εργασίας, γεγονός που καθιστά αναγκαία τη χρήση ευφυών πληροφοριακών συστημάτων (Helo & Hao, 2022).

Οι τεχνολογίες AI επιτρέπουν στα WMS να αναλύουν δεδομένα, να αναγνωρίζουν πρότυπα λειτουργίας και να υποστηρίζουν διαδικασίες λήψης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο. Μέσω τεχνικών όπως Machine Learning, Natural Language Processing (NLP) και Predictive Analytics, τα συστήματα μπορούν να βελτιστοποιούν τη διαχείριση αποθεμάτων, να προβλέπουν μελλοντικές ανάγκες και να αυτοματοποιούν λειτουργίες αποθήκης.

2.4.1 Machine Learning στα WMS

Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning – ML) αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους κλάδους της Τεχνητής Νοημοσύνης και εφαρμόζεται ευρέως στα σύγχρονα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης. Οι τεχνικές ML επιτρέπουν στα πληροφοριακά συστήματα να αναλύουν ιστορικά δεδομένα και να εντοπίζουν πρότυπα συμπεριφοράς χωρίς να απαιτείται ρητός προγραμματισμός κάθε διαδικασίας (Nuruzzaman, 2025).

Στο περιβάλλον των logistics, η Machine Learning αξιοποιείται κυρίως για:

- Πρόβλεψη ζήτησης,
- Βελτιστοποίηση αποθεμάτων,
- Ανάλυση πωλήσεων,
- Αναγνώριση λειτουργικών προτύπων,
- Υποστήριξη αποφάσεων αναπλήρωσης.

Μέσω της ανάλυσης δεδομένων πωλήσεων και κινήσεων αποθήκης, τα μοντέλα ML μπορούν να προβλέπουν μελλοντικές ανάγκες και να μειώνουν φαινόμενα υπεραποθεματοποίησης ή έλλειψης προϊόντων. Η δυνατότητα αυτή συμβάλλει στη βελτίωση της επιχειρησιακής αποδοτικότητας και στη μείωση λειτουργικών καθυστερήσεων.

Σύμφωνα με τον Nuruzzaman (2024), η χρήση Machine Learning σε περιβάλλοντα logistics ενισχύει την ακρίβεια πρόβλεψης και επιτρέπει περισσότερο δυναμική διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας.

2.4.2 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP)

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing – NLP) αφορά τεχνικές που επιτρέπουν σε ένα πληροφοριακό σύστημα να κατανοεί, να επεξεργάζεται και να παράγει ανθρώπινη γλώσσα, γραπτή ή προφορική. Σε ένα WMS, οι τεχνικές αυτές μπορούν να αξιοποιηθούν για τη δημιουργία διεπαφών φυσικής γλώσσας, όπως φωνητικές εντολές κατά τη διαδικασία picking ή συστήματα αυτόματης απάντησης για την υποστήριξη των εργαζομένων, μειώνοντας την ανάγκη χειρωνακτικής καταχώρησης δεδομένων και επιταχύνοντας την επικοινωνία μεταξύ προσωπικού και συστήματος. Τέτοιες διεπαφές ενισχύουν τόσο την παραγωγικότητα όσο και την εργονομία των διαδικασιών αποθήκης.

Σε τεχνικό επίπεδο, η επεξεργασία φυσικής γλώσσας βασίζεται σε μια σειρά διαδοχικών σταδίων: την κατάτμηση του κειμένου ή του ήχου σε επιμέρους μονάδες (tokenization), την αναγνώριση της πρόθεσης του χρήστη (intent recognition) —π.χ. αν μια φωνητική εντολή αφορά επιβεβαίωση παραλαβής, αναφορά σφάλματος ή αίτημα πληροφορίας— και την εξαγωγή οντοτήτων (named entity recognition), όπως κωδικοί προϊόντων, ποσότητες ή θέσεις αποθήκευσης, από το ελεύθερο κείμενο ή τη φωνητική εντολή. Τα αποτελέσματα αυτής της επεξεργασίας τροφοδοτούν στη συνέχεια το WMS με δομημένα δεδομένα, τα οποία μπορούν να ενεργοποιήσουν αυτόματα τις αντίστοιχες λειτουργίες του συστήματος.

Πέρα από τις φωνητικές διεπαφές picking, η ενσωμάτωση chatbot βασισμένων σε NLP στην εφοδιαστική αλυσίδα αποκτά ολοένα μεγαλύτερη πρακτική σημασία. Σε εμπειρική έρευνα με δείγμα 246 απαντήσεων από μικρομεσαίες επιχειρήσεις, οι Panigrahi et al. (2023) διαπίστωσαν, μέσω μοντελοποίησης δομικών εξισώσεων, ότι η υιοθέτηση chatbot Τεχνητής Νοημοσύνης επιδρά θετικά τόσο στην ορατότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας (supply chain visibility) όσο και στην ικανότητα καινοτομίας των επιχειρήσεων, ενισχύοντας εν τέλει τη βιώσιμη απόδοσή τους. Το εύρημα αυτό υποδεικνύει ότι οι διεπαφές φυσικής γλώσσας δεν λειτουργούν απλώς ως εργαλείο ευκολίας για τον χρήστη, αλλά μπορούν να συμβάλουν ουσιαστικά στη συνολική επιχειρησιακή απόδοση.

Η πιο πρόσφατη εξέλιξη στο πεδίο αφορά την αξιοποίηση Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (Large Language Models – LLM) ως συνομιλιακών βοηθών σε περιβάλλον αποθήκης. Οι Ieva et al. (2025) παρουσιάζουν ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο εφοδιαστικής τελευταίου χιλιομέτρου, στο οποίο συνομιλιακοί βοηθοί βασισμένοι σε LLM υποστηρίζουν τόσο τους διαχειριστές όσο και τους εργαζόμενους αποθήκης, παρέχοντας πρόσβαση σε πληροφορίες και υποστήριξη αποφάσεων μέσω φυσικής γλώσσας, σε συνδυασμό με διεπαφές μεικτής πραγματικότητας (mixed reality). Το πλαίσιο αξιολογήθηκε πειραματικά μέσω πρωτοτύπου σε πραγματικό σενάριο εφοδιαστικής, αναδεικνύοντας τόσο τα οφέλη όσο και τις προκλήσεις της πρακτικής εφαρμογής τέτοιων τεχνολογιών σε πραγματικές συνθήκες λειτουργίας.

Συγκρίνοντας τις παραπάνω εφαρμογές, παρατηρείται μια σαφής εξελικτική πορεία: από τις καθιερωμένες, στενά καθορισμένες φωνητικές εντολές picking, προς πιο ευέλικτα chatbot περιορισμένου πεδίου, και τελικά προς συνομιλιακούς βοηθούς βασισμένους σε LLM με ικανότητα κατανόησης πολυπλοκότερων, ανοιχτών ερωτημάτων. Η εξέλιξη αυτή είναι άμεσα συναφής με το πρωτότυπο σύστημα της παρούσας εργασίας (Κεφάλαιο 5): μια μελλοντική επέκτασή του με διεπαφή φυσικής γλώσσας —για παράδειγμα, ερωτήματα τύπου «ποια προϊόντα χρειάζονται αναπλήρωση αυτή την εβδομάδα;»— θα μπορούσε να αξιοποιήσει ακριβώς αυτή τη λογική, χωρίς να μεταβάλλει τον πυρήνα της λογικής πρόβλεψης και απόφασης που ήδη περιγράφηκε στο Κεφάλαιο 4.

2.4.3 Predictive Analytics

Η Προγνωστική Ανάλυση συνδυάζει στατιστικές μεθόδους και τεχνικές ΑΙ με σκοπό την εκτίμηση μελλοντικών τάσεων βάσει ιστορικών δεδομένων. Στο πλαίσιο των logistics, χρησιμοποιείται για πρόβλεψη ζήτησης, σχεδιασμό προμηθειών, κατανομή πόρων και προγραμματισμό εργασιών. Τα προγνωστικά μοντέλα

μπορούν να ενσωματώσουν δεδομένα από πολλαπλές πηγές — όπως πωλήσεις, εποχικές μεταβολές ή εξωτερικούς παράγοντες — επιτρέποντας πιο τεκμηριωμένες αποφάσεις. Η εφαρμογή Predictive analytics συμβάλλει στη μείωση λειτουργικών κινδύνων και στη βελτίωση της συνολικής ακρίβειας σχεδιασμού, στοιχείο κρίσιμο για σύγχρονες αλυσίδες εφοδιασμού (de Assis et al., 2024).

Στην πράξη, η Προγνωστική Ανάλυση διακρίνεται σε δύο βασικές οικογένειες μεθόδων: τις κλασικές στατιστικές τεχνικές χρονοσειρών (π.χ. ARIMA, εκθετική εξομάλυνση), οι οποίες βασίζονται αποκλειστικά στο ιστορικό της μεταβλητής-στόχου, και τις τεχνικές μηχανικής μάθησης, οι οποίες μπορούν να ενσωματώσουν επιπλέον επεξηγηματικές μεταβλητές (π.χ. τιμή, εποχικότητα, προωθητικές ενέργειες) για τη βελτίωση της ακρίβειας πρόβλεψης. Η επιλογή μεταξύ των δύο οικογενειών εξαρτάται τόσο από τη διαθεσιμότητα δεδομένων όσο και από την πολυπλοκότητα του προς πρόβλεψη φαινομένου — ζήτημα που αναλύεται εκτενώς σε επίπεδο μαθηματικής διατύπωσης στο Κεφάλαιο 4 της παρούσας εργασίας.

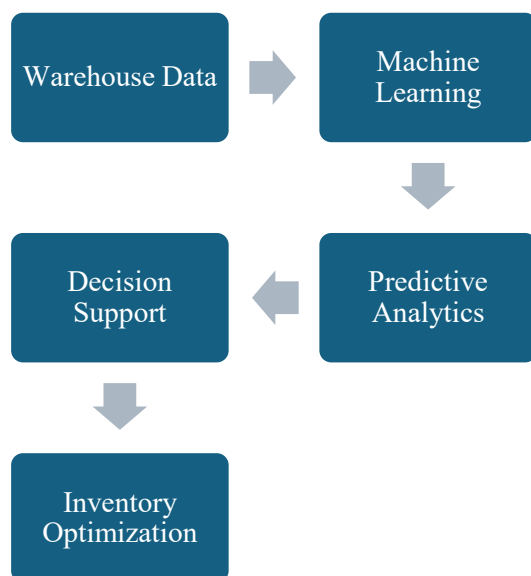
Η πρακτική αξία της Προγνωστικής Ανάλυσης τεκμηριώνεται από εμπειρικές μελέτες με μετρήσιμα αποτελέσματα. Ο Feizabadi (2022) ανέπτυξε υβριδικές μεθόδους πρόβλεψης ζήτησης βασισμένες σε μηχανική μάθηση (συνδυασμός ARIMAX και νευρωνικών δικτύων), τις οποίες εφάρμοσε και αξιολόγησε σε πραγματικά δεδομένα βιομηχανίας χάλυβα, εντοπίζοντας στατιστικά σημαντικές βελτιώσεις στην απόδοση της εφοδιαστικής αλυσίδας σε σύγκριση με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης. Το εύρημα αυτό ενισχύει την επιλογή τεχνικών μηχανικής μάθησης —όπως η γραμμική παλινδρόμηση, τα δέντρα απόφασης και τα LSTM που αναλύονται στο Κεφάλαιο 4— έναντι απλούστερων στατιστικών προσεγγίσεων.

Σε αντίστοιχη κατεύθυνση, οι Suwignjo et al. (2023) παρουσιάζουν μελέτη περίπτωσης σε μεγάλη επιχείρηση ταχέως κινούμενων καταναλωτικών προϊόντων (FMCG) στην Ινδονησία, όπου η εφαρμογή μοντέλων προγνωστικής ανάλυσης για την πρόβλεψη κατάστασης αποθέματος (υπερεπάρκεια ή ανεπάρκεια) οδήγησε σε μοντέλα παλινδρόμησης με συντελεστές προσδιορισμού R^2 έως 0,89 — ιδιαίτερα υψηλή ακρίβεια πρόβλεψης για πραγματικά επιχειρησιακά δεδομένα. Οι συγγραφείς επισημαίνουν ότι η έγκαιρη πρόβλεψη κατάστασης αποθέματος επιτρέπει προληπτικές παρεμβάσεις, αντί για αντιδραστική διαχείριση μετά την εμφάνιση ελλείψεων ή πλεονασμάτων, ακριβώς τη λογική στην οποία βασίζεται και ο μηχανισμός αναπλήρωσης του πρωτότυπου συστήματος της παρούσας εργασίας (§5.4.3).

2.4.4 Συνολική Συμβολή της AI στα WMS

Στη σύγχρονη πρακτική, οι τεχνολογίες αυτές δεν λειτουργούν μεμονωμένα αλλά συνδυάζονται σε ολοκληρωμένα ευφυή οικοσυστήματα. Για παράδειγμα, δεδομένα που αναλύονται μέσω ML μπορούν να τροφοδοτούν προγνωστικά μοντέλα, ενώ διεπαφές NLP επιτρέπουν την άμεση αξιοποίηση των αποτελεσμάτων από τους χρήστες. Η συνέργεια αυτή μετατρέπει τα WMS από απλά συστήματα καταγραφής σε ενεργά εργαλεία επιχειρησιακής ευφυΐας. Παρά τα σημαντικά οφέλη — όπως αυξημένη ακρίβεια, αυτοματοποίηση διαδικασιών και ταχύτερη λήψη αποφάσεων — η βιβλιογραφία επισημαίνει και προκλήσεις που σχετίζονται με την ποιότητα δεδομένων, την ενσωμάτωση με υφιστάμενες υποδομές και την ανάγκη εξειδικευμένης τεχνικής υποστήριξης.

Συνολικά, η ενσωμάτωση Machine Learning, NLP και Predictive Analytics στα συστήματα διαχείρισης αποθήκης αποτελεί βασικό μοχλό μετάβασης προς πιο ευφυή, προσαρμοστικά και αποδοτικά logistics, ανταποκρινόμενα στις αυξανόμενες απαιτήσεις των σύγχρονων επιχειρησιακών περιβαλλόντων.



Εικόνα 2.2 – Ροή αξιοποίησης δεδομένων σε ευφυές σύστημα WMS. Πηγή: Προσαρμογή από Nuruzzaman (2025) και de Assis et al. (2024).

2.5 Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης σε Logistics και Αποθήκες

Η Τεχνητή Νοημοσύνη (AI) έχει αρχίσει να διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη μεταμόρφωση των λειτουργιών logistics και της διαχείρισης αποθηκών, προσφέροντας νέες δυνατότητες αυτοματοποίησης, ανάλυσης δεδομένων και υποστήριξης λήψης αποφάσεων. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά συστήματα, τα οποία βασίζονται σε προκαθορισμένες διαδικασίες, τα ευφυή συστήματα μπορούν να επεξεργάζονται μεγάλους όγκους δεδομένων, να αναγνωρίζουν μοτίβα και να προσαρμόζουν τη λειτουργία τους δυναμικά. Αυτό επιτρέπει τη δημιουργία πιο ευέλικτων και αποδοτικών περιβαλλόντων αποθήκευσης, ικανών να ανταποκρίνονται στις αυξημένες απαιτήσεις της σύγχρονης εφοδιαστικής αλυσίδας.

2.5.1 Αυτοματοποίηση λειτουργιών αποθήκης

Μία από τις βασικότερες εφαρμογές της AI είναι η αυτοματοποίηση επαναλαμβανόμενων διαδικασιών εντός της αποθήκης. Σύμφωνα με πρόσφατες έρευνες, η χρήση ρομποτικών συστημάτων και AI μπορεί να μειώσει σημαντικά τον χρόνο εκτέλεσης εργασιών και τα ανθρώπινα λάθη (Hipolito-Osorio et al., 2025). Μέσω αισθητήρων και τεχνικών υπολογιστικής όρασης, τα συστήματα αυτά αντιλαμβάνονται το περιβάλλον τους και προσαρμόζονται σε αλλαγές, μειώνοντας την ανάγκη για χειρωνακτική παρέμβαση. Η αυτοματοποίηση αυτή συμβάλλει στη μείωση λαθών, στην επιτάχυνση των διαδικασιών και στη βελτίωση της συνολικής παραγωγικότητας.

Οι εφαρμογές αυτοματοποίησης εκτείνονται από αυτόνομα οχήματα εσωτερικής διακίνησης (Automated Guided Vehicles – AGV) και ρομποτικούς βραχίονες παλετοποίησης, έως συστήματα αυτόματης ταξινόμησης βασισμένα σε υπολογιστική όραση. Κοινό χαρακτηριστικό όλων είναι η ικανότητα αντίληψης του περιβάλλοντος σε πραγματικό χρόνο και προσαρμογής της συμπεριφοράς τους, σε αντίθεση με την παλαιότερη γενιά σταθερά προγραμματισμένων μηχανημάτων.

2.5.2 Έξυπνη διαχείριση αποθεμάτων

Η εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης επιτρέπει την ανάλυση ιστορικών και τρεχουσών δεδομένων για τη βελτιστοποίηση των επιπέδων αποθεμάτων. Τα ευφυή συστήματα μπορούν να προβλέπουν μελλοντικές ανάγκες, να εντοπίζουν τάσεις ζήτησης και να προτείνουν προσαρμογές στην αναπλήρωση προϊόντων. Έτσι μειώνονται τόσο τα φαινόμενα υπερβολικής αποθήκευσης όσο και οι ελλείψεις, οδηγώντας σε καλύτερη αξιοποίηση πόρων και βελτιωμένη εξυπηρέτηση πελατών (Yuan et al., 2025).

Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί το σύστημα SMARTSTOCK των Yuan et al. (2025), το οποίο αξιοποιεί υπολογιστική όραση σε πραγματικό χρόνο για την αυτόματη καταμέτρηση και παρακολούθηση αποθεμάτων μέσα στην αποθήκη, χωρίς να απαιτείται χειροκίνητη καταγραφή. Το σύστημα συνδυάζει αναγνώριση εικόνας με αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για τον εντοπισμό αποκλίσεων ανάμεσα στο καταγεγραμμένο και το πραγματικό απόθεμα, λειτουργία ιδιαίτερα χρήσιμη σε περιβάλλοντα με υψηλό όγκο κινήσεων, όπου η χειροκίνητη επαλήθευση θα ήταν χρονοβόρα και επιρρεπής σε λάθη.

2.5.3 Παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο και ορατότητα

Η ενσωμάτωση τεχνολογιών όπως αισθητήρες IoT, συστήματα αναγνώρισης και ανάλυση δεδομένων επιτρέπει τη συνεχή παρακολούθηση της ροής αγαθών μέσα στην αποθήκη. Η ενσωμάτωση IoT και AI επιτρέπει πλήρη ορατότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας σε πραγματικό χρόνο (Jarašūnienė et al., 2023).

Η αξιοποίηση τεχνολογιών IoT και αισθητήρων επιτρέπει τη συνεχή συλλογή και επεξεργασία δεδομένων, ενισχύοντας την ορατότητα και τον έλεγχο των λειτουργιών αποθήκης σε πραγματικό χρόνο.

Οι πλέον διαδεδομένες τεχνολογίες συλλογής δεδομένων σε αυτό το πλαίσιο περιλαμβάνουν ετικέτες RFID, γραμμωτούς κώδικες (barcodes) και αισθητήρες IoT — τεχνολογίες που αναλύονται αναλυτικά, μαζί με τα επιμέρους πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους, στο Κεφάλαιο 3 της παρούσας εργασίας. Η ενσωμάτωσή τους σε ένα ενιαίο σύστημα ορατότητας επιτρέπει στο WMS να αντλεί δεδομένα θέσης, ποσότητας και κατάστασης προϊόντων χωρίς καθυστέρηση, τροφοδοτώντας παράλληλα τους αλγόριθμους πρόβλεψης και βελτιστοποίησης που περιγράφονται στο Κεφάλαιο 4.



Εικόνα 2.3 – Παρακολούθηση λειτουργιών αποθήκης μέσω IoT και AI. Πηγή: Προσαρμογή από Jarašūnienė et al. (2023).

2.5.4 Προγνωστική Συντήρηση Εξοπλισμού

Η AI χρησιμοποιείται επίσης για την παρακολούθηση της κατάστασης μηχανημάτων και εξοπλισμού. Μέσω της ανάλυσης λειτουργικών δεδομένων, τα συστήματα μπορούν να εντοπίζουν πρότυπα που υποδηλώνουν πιθανή φθορά ή βλάβη. Αυτό επιτρέπει την εφαρμογή προγνωστικής συντήρησης, μειώνοντας τις διακοπές λειτουργίας και αυξάνοντας την αποδοτικότητα του εξοπλισμού.

Οι Elkateb et al. (2024) παρουσιάζουν ένα αντιπροσωπευτικό σύστημα προγνωστικής συντήρησης, στο οποίο δεδομένα από αισθητήρες IoT εγκατεστημένους σε βιομηχανικό εξοπλισμό τροφοδοτούν αλγόριθμο μηχανικής μάθησης τύπου AdaBoost, ικανό να ταξινομεί σε πραγματικό χρόνο έξι

διαφορετικούς τύπους διακοπής λειτουργίας, πετυχαίνοντας ακρίβεια 92%. Παρότι η μελέτη αφορά βιομηχανικό εξοπλισμό γενικότερα, η ίδια λογική εφαρμόζεται άμεσα σε εξοπλισμό αποθήκης —όπως ανυψωτικά μηχανήματα, ιμάντες μεταφοράς και αυτοματοποιημένα συστήματα αποθήκευσης/ανάκτησης— όπου μια απρόβλεπτη βλάβη μπορεί να διακόψει ολόκληρη την αλυσίδα διακίνησης.

Σε αντίθεση με την Προγνωστική Ανάλυση της ενότητας 2.4.3, που επικεντρώνεται κυρίως στην πρόβλεψη ζήτησης, η προγνωστική συντήρηση εφαρμόζει παρόμοιες αρχές μηχανικής μάθησης σε δεδομένα αισθητήρων εξοπλισμού, με στόχο όχι την πρόβλεψη μιας οικονομικής μεταβλητής αλλά την έγκαιρη ανίχνευση προτύπων φθοράς πριν αυτά εξελιχθούν σε πλήρη βλάβη.

2.5.5 Βελτιστοποίηση ροής εργασιών και πόρων

Οι ευφρείς αλγόριθμοι μπορούν να αναλύουν τον φόρτο εργασίας και να υποστηρίζουν τη δυναμική κατανομή πόρων, τόσο ανθρώπινων όσο και τεχνολογικών. Με αυτόν τον τρόπο βελτιστοποιείται η ροή εργασιών, μειώνονται οι καθυστερήσεις και ενισχύεται η ανταπόκριση σε περιβάλλοντα με μεταβαλλόμενη ζήτηση (Rad et al., 2025; Ρορονιό et al., 2021).

Ειδικότερα, οι Ρορονιό et al. (2021) αναλύουν πώς η βελτιστοποίηση της ροής εργασιών σε αποθήκες συνδέεται άμεσα με περιβαλλοντικούς και οικονομικούς στόχους, ενώ οι Rad et al. (2025) εξετάζουν πιο πρόσφατα τη δυναμική κατανομή πόρων σε συνθήκες αβεβαιότητας ζήτησης. Και οι δύο μελέτες συγκλίνουν στο συμπέρασμα ότι η ευελιξία της κατανομής πόρων —και όχι μόνο η μεγιστοποίηση της χρήσης τους σε στατικές συνθήκες— αποτελεί καθοριστικό παράγοντα απόδοσης σε σύγχρονα, μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα αποθήκευσης.

2.5.6 Ασφάλεια και ανίχνευση ανωμαλιών

Η ΑΙ μπορεί να συμβάλει στην ενίσχυση της ασφάλειας του χώρου μέσω της ανίχνευσης μη φυσιολογικών καταστάσεων ή συμπεριφορών. Η συνεχής ανάλυση δεδομένων επιτρέπει τον έγκαιρο εντοπισμό πιθανών κινδύνων, συμβάλλοντας στη δημιουργία ασφαλέστερων συνθηκών εργασίας και στη διατήρηση της επιχειρησιακής συνέχειας.

Οι Brintrup et al. (2024), ερευνητές του Πανεπιστημίου του Cambridge, εισάγουν τον όρο «Ψηφιακή Επιτήρηση Εφοδιαστικής Αλυσίδας» (Digital Supply Chain Surveillance) και προτείνουν το πλαίσιο SDAR (Surveillance–Detection–Action–Response) για τον σχεδιασμό συστημάτων ανίχνευσης κινδύνων βασισμένων σε Τεχνητή Νοημοσύνη. Στο στάδιο της επιτήρησης (Surveillance) συλλέγονται δεδομένα από πολλαπλές πηγές· στο στάδιο της ανίχνευσης (Detection) εντοπίζονται αποκλίσεις από τα αναμενόμενα πρότυπα λειτουργίας· και στα στάδια της ενέργειας (Action) και της απόκρισης (Response) το σύστημα προτείνει ή εκτελεί διορθωτικές ενέργειες.

Οι συγγραφείς επισημαίνουν ιδιαίτερα το ζήτημα της επεξηγησιμότητας (explainability) των μοντέλων ανίχνευσης ανωμαλιών: πολλοί αλγόριθμοι αιχμής λειτουργούν ως «μαύρα κουτιά», γεγονός που δυσχεραίνει την κατανόηση του γιατί μια συγκεκριμένη κίνηση χαρακτηρίστηκε ύποπτη — ζήτημα άμεσα συναφές με τη λογική ταξινόμησης που αναλύθηκε στο §4.4 της παρούσας εργασίας για τον αλγόριθμο Naive Bayes, όπου η διαφάνεια των πιθανοτήτων ταξινόμησης αποτελεί ακριβώς πλεονέκτημα έναντι πιο αδιαφανών μοντέλων.

2.5.7 Συνολική επίδραση της ΑΙ στα logistics

Οι παραπάνω εφαρμογές καταδεικνύουν ότι η ΑΙ δεν λειτουργεί ως μεμονωμένο εργαλείο, αλλά ως ολοκληρωμένο πλαίσιο υποστήριξης των logistics. Η ικανότητά της να συνδυάζει δεδομένα, να προσαρμόζεται σε αλλαγές και να παρέχει προβλέψεις επιτρέπει στα σύγχρονα WMS να εξελίσσονται σε ευφυή συστήματα

λήψης αποφάσεων. Αυτό ενισχύει τη διαφάνεια, την αποδοτικότητα και τη στρατηγική διαχείριση της εφοδιαστικής αλυσίδας.

2.6 Κριτική Σύνθεση και Αξιολόγηση της Βιβλιογραφίας

Η σύγχρονη βιβλιογραφία σχετικά με τα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (WMS) και την Τεχνητή Νοημοσύνη εστιάζει κυρίως στη βελτιστοποίηση των λειτουργιών logistics μέσω αυτοματοποίησης, ανάλυσης δεδομένων και ευφρών τεχνολογιών. Οι περισσότερες μελέτες συγκλίνουν στην άποψη ότι η ενσωμάτωση τεχνολογιών όπως Machine Learning, IoT, Predictive Analytics και cloud computing βελτιώνει την αποδοτικότητα, την ακρίβεια και την ορατότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας (Helo & Hao, 2022; Jarašūnienė et al., 2023). ενδεικτικά, η αυτοματοποιημένη αναγνώριση παραλαβών με GenAI έχει επιτύχει μείωση του χρόνου παραλαβής κατά 79% σε πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον (Moica et al., 2025).

Σύμφωνα με τους Dyczkowska et al. (2025), τα παραδοσιακά WMS παρουσιάζουν σημαντικούς περιορισμούς ως προς τη διαλειτουργικότητα και την επεξεργασία δεδομένων, ενώ οι σύγχρονες αρχιτεκτονικές βασίζονται σε real-time διαχείριση πληροφοριών και αυξημένη αυτοματοποίηση. Τα σύγχρονα WMS εξελίσσονται από απλά πληροφοριακά συστήματα καταγραφής σε ολοκληρωμένα συστήματα επιχειρησιακής ευφυΐας.

Η συνδυασμένη αξιοποίηση IoT, AI και Predictive Analytics επιτρέπει περισσότερο δυναμική διαχείριση αποθεμάτων και βελτιστοποίηση της εφοδιαστικής αλυσίδας. Οι Jarašūnienė et al. (2023) και Tong et al. (2023) αναφέρουν ότι η αξιοποίηση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο βελτιώνει την ορατότητα των logistics και ενισχύει τη λήψη αποφάσεων.

Παρά τη σημαντική τεχνολογική πρόοδο, αρκετές μελέτες επισημαίνουν ότι εξακολουθούν να υπάρχουν προκλήσεις που σχετίζονται με τη διαλειτουργικότητα συστημάτων, την ποιότητα δεδομένων, την ασφάλεια πληροφοριών και την πρακτική εφαρμογή ευφρών τεχνικών σε πραγματικά περιβάλλοντα αποθήκης (Mulla, 2022; Uddin & Hossan, 2024).

2.6.1 AI και βελτιστοποίηση λειτουργιών αποθήκης

Ένα σημαντικό τμήμα της ερευνητικής βιβλιογραφίας εστιάζει στην εφαρμογή τεχνικών μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση επιχειρησιακών διαδικασιών. Μελέτες δείχνουν ότι τα προβλεπτικά μοντέλα μπορούν να αξιοποιηθούν για την πρόβλεψη ζήτησης, τον προγραμματισμό αποθεμάτων και τη βελτιστοποίηση ροών εργασίας (Rad et al., 2025).

Ερευνητές που εξετάζουν την ανάλυση μεγάλων δεδομένων υποστηρίζουν ότι η χρήση αλγορίθμων επιτρέπει τον εντοπισμό προτύπων που δεν είναι άμεσα ορατά με παραδοσιακές μεθόδους. Αυτό οδηγεί σε πιο ακριβή διαχείριση αποθεμάτων, μείωση καθυστερήσεων και αποτελεσματικότερη κατανομή πόρων (Uddin & Hossan, 2024).

Παράλληλα, τονίζεται ότι η επιτυχία τέτοιων συστημάτων εξαρτάται από την ποιότητα των δεδομένων, την επάρκεια υποδομών και τη σωστή ενσωμάτωση με υφιστάμενα πληροφοριακά συστήματα (Nuruzzaman, 2025).

Η σύγκριση των μετρήσιμων ευρημάτων της βιβλιογραφίας αναδεικνύει σημαντικές διαφορές στο μέγεθος του οφέλους ανάλογα με τον τύπο εφαρμογής: αλγόριθμοι βελτιστοποίησης έχουν επιτύχει μειώσεις κόστους της τάξης του 10–23% σε πειραματικά συστήματα υποστήριξης αποφάσεων αποθήκης (Zhang et al., 2025), ενώ πιο στοχευμένες εφαρμογές, όπως η αυτοματοποιημένη αναγνώριση παραλαβών με Generative AI, έχουν αναφέρει ακόμη μεγαλύτερη βελτίωση —μείωση του χρόνου παραλαβής κατά 79%— σε πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον (Moica et al., 2025). Η απόκλιση αυτή υποδεικνύει ότι το

μέγεθος του οφέλους από την εφαρμογή ΑΙ εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από το εύρος και την εξειδίκευση της συγκεκριμένης εφαρμογής, και όχι μόνο από την τεχνολογία καθαυτή.

2.6.2 Ψηφιακός μετασχηματισμός και WMS

Τα σύγχρονα WMS αντιμετωπίζονται πλέον ως βασικό εργαλείο ψηφιακού μετασχηματισμού. Οι μελέτες επισημαίνουν ότι αυτά τα συστήματα λειτουργούν ως κεντρικοί κόμβοι πληροφορίας, συνδέοντας δεδομένα αποθεμάτων, ροών εργασίας και επιχειρησιακής ανάλυσης (Andiyappillai, 2020; Tong et al., 2023).

Η ενσωμάτωση τεχνολογιών IoT και ΑΙ δημιουργεί ένα περιβάλλον συνεχούς παρακολούθησης και βελτιστοποίησης. Ωστόσο, αρκετοί ερευνητές υπογραμμίζουν ότι ο ψηφιακός μετασχηματισμός δεν είναι μόνο τεχνική διαδικασία, αλλά απαιτεί οργανωτική ετοιμότητα, εκπαίδευση προσωπικού και προσαρμογή επιχειρησιακών πρακτικών (Andiyappillai, 2020; Al Bashar, 2024).

Οι Tong et al. (2023) τεκμηριώνουν το επιχείρημα αυτό μέσω μελέτης περίπτωσης ενσωμάτωσης ERP-WMS σε πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον, όπου η επιτυχία της ενσωμάτωσης εξαρτήθηκε λιγότερο από την τεχνική πολυπλοκότητα της διασύνδεσης και περισσότερο από τον ανασχεδιασμό των επιχειρησιακών διαδικασιών γύρω από τη νέα ροή δεδομένων. Το εύρημα αυτό συμπληρώνει την άποψη των Andiyappillai (2020), ενισχύοντας τη θέση ότι ο ψηφιακός μετασχηματισμός ενός WMS δεν είναι απλώς αντικατάσταση λογισμικού, αλλά αναδιάρθρωση της λειτουργικής λογικής μιας αποθήκης.

2.6.3 Αυτοματοποίηση και ευφυή αποθηκευτικά περιβάλλοντα

Η έρευνα γύρω από την αυτοματοποίηση περιγράφει την εμφάνιση ευφρών αποθηκών, όπου ρομποτικά συστήματα και αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης συνεργάζονται για την εκτέλεση εργασιών. Μελέτες καταδεικνύουν ότι τέτοιες υλοποιήσεις μειώνουν τα ανθρώπινα λάθη, αυξάνουν την ακρίβεια και επιταχύνουν τη διαχείριση παραγγελιών (Hipolito-Osorio et al., 2025; Rad et al., 2025).

Παρά τα πλεονεκτήματα, επισημαίνονται προκλήσεις όπως το κόστος επένδυσης, η πολυπλοκότητα ενσωμάτωσης και η ανάγκη τεχνικής εξειδίκευσης. Η βιβλιογραφία τονίζει ότι η επιτυχία εξαρτάται από τη στρατηγική προσέγγιση και τη σταδιακή υλοποίηση (Hipolito-Osorio et al., 2025).

Ωστόσο, η βιβλιογραφία δεν είναι ομόφωνη ως προς την ταχύτητα ή την ομοιομορφία αυτής της μετάβασης. Οι Hipolito-Osorio et al. (2025) επισημαίνουν ότι η επιτυχία μιας υλοποίησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη σταδιακή, πιλοτική εισαγωγή νέων τεχνολογιών σε συγκεκριμένες λειτουργίες, παρά από μια συνολική, «μεγάλου βρόγχου» αντικατάσταση όλων των διαδικασιών ταυτόχρονα — προσέγγιση που μειώνει τον κίνδυνο αστοχίας αλλά επιμηκύνει τον συνολικό χρόνο ολοκλήρωσης του μετασχηματισμού.

2.6.4 Οργανωτικές και στρατηγικές διαστάσεις

Πέρα από την τεχνολογία, πολλές μελέτες εστιάζουν στις οργανωτικές πτυχές υιοθέτησης. Η εκπαίδευση προσωπικού, η διαχείριση αλλαγής και ο στρατηγικός σχεδιασμός αναφέρονται ως κρίσιμοι παράγοντες επιτυχίας (Mulla, 2022).

Οι ερευνητές υποστηρίζουν ότι τα ευφυή συστήματα αποδίδουν όταν συνοδεύονται από επανασχεδιασμό διαδικασιών και κουλτούρα συνεχούς βελτίωσης (Mulla, 2022).

Η θέση αυτή ενισχύεται και από τη μελέτη του Mulla (2022), ο οποίος, μέσω ανάλυσης βέλτιστων πρακτικών υλοποίησης WMS, καταλήγει στο συμπέρασμα ότι η τεχνική επιτυχία μιας εγκατάστασης δεν συνεπάγεται αυτόματα και επιχειρησιακή επιτυχία, εφόσον το προσωπικό δεν έχει ενσωματώσει το νέο σύστημα στην καθημερινή του ροή εργασίας. Η παρατήρηση αυτή είναι ιδιαίτερα συναφής με την ανάλυση

των προκλήσεων πραγματικής επιχειρησιακής εφαρμογής στο §7.1 της παρούσας εργασίας, όπου η τεχνική εξειδίκευση προσωπικού αναδεικνύεται ως εξίσου κρίσιμος παράγοντας με την ίδια την τεχνολογία.

2.6.5 Βιωσιμότητα και αποδοτικότητα πόρων

Σημαντικό τμήμα της βιβλιογραφίας συνδέει την τεχνητή νοημοσύνη με στόχους βιωσιμότητας. Η βελτιστοποίηση αποθεμάτων και μεταφορών συμβάλλει στη μείωση ενεργειακής κατανάλωσης και σπατάλης πόρων.

Οι μελέτες υποστηρίζουν ότι τα ευφυή συστήματα logistics μπορούν να ενισχύσουν τόσο την οικονομική όσο και την περιβαλλοντική απόδοση (Bulkonά et al., 2025; Πορονιό et al., 2021).

Η σύγκλιση αυτή επιβεβαιώνεται και από τη μελέτη των Bulkonά et al. (2025), οι οποίοι τεκμηριώνουν ότι η αυτοματοποίηση συστημάτων logistics αποφέρει διττό όφελος: βελτιστοποίηση δρομολογίων και μείωση κατανάλωσης καυσίμου, με άμεσο αντίκτυπο τόσο στο λειτουργικό κόστος όσο και στις εκπομπές ρύπων. Το γεγονός ότι δύο ανεξάρτητες μελέτες, σε διαφορετικό πλαίσιο εφαρμογής η καθεμία, καταλήγουν στο ίδιο συμπέρασμα —ότι οικονομική και περιβαλλοντική απόδοση δεν είναι ανταγωνιστικοί αλλά συμπληρωματικοί στόχοι— ενισχύει την αξιοπιστία του ευρήματος αυτού για τη βιβλιογραφία WMS γενικότερα.

2.6.6 Προκλήσεις και περιορισμοί

Παρά την τεχνολογική πρόοδο, η βιβλιογραφία αναδεικνύει ζητήματα όπως:

- Ασφάλεια δεδομένων
- Διαλειτουργικότητα
- Υψηλό κόστος
- Ανάγκη εξειδίκευσης

Οι τέσσερις αυτές προκλήσεις δεν είναι ανεξάρτητες μεταξύ τους, αλλά αλληλοσυνδέονται στενά. Η ασφάλεια δεδομένων αφορά τόσο την προστασία από κακόβουλη πρόσβαση όσο και την ανίχνευση ανώμαλης συμπεριφοράς εντός του συστήματος, ζήτημα που αναλύθηκε αναλυτικά μέσω του πλαισίου SDAR των Brintrup et al. (2024) στην ενότητα 2.5.6. Η διαλειτουργικότητα αναφέρεται στη δυσκολία σύνδεσης νέων ευφυών συστημάτων με παλαιότερα, ετερογενή πληροφοριακά συστήματα μιας επιχείρησης — πρόβλημα που οι Dyczkowska et al. (2025) εντοπίζουν ως ένα από τα πιο συχνά εμπόδια υιοθέτησης σε πραγματικές συνθήκες.

Το υψηλό κόστος αφορά τόσο την αρχική επένδυση σε λογισμικό και υποδομή όσο και το διαρκές κόστος συντήρησης και αναβάθμισης, ενώ η ανάγκη εξειδίκευσης αναφέρεται στην έλλειψη προσωπικού με τις κατάλληλες δεξιότητες τόσο για την υλοποίηση όσο και για την καθημερινή λειτουργία τέτοιων συστημάτων — ζήτημα που ο Mulla (2022) θεωρεί εξίσου καθοριστικό με την ίδια την τεχνολογία για την τελική επιτυχία μιας εγκατάστασης WMS. Είναι χαρακτηριστικό ότι οι τέσσερις αυτές προκλήσεις επαναλαμβάνονται με μικρές παραλλαγές σε σχεδόν όλες τις πηγές που εξετάστηκαν στην παρούσα ανασκόπηση, γεγονός που υποδεικνύει ότι δεν πρόκειται για μεμονωμένα ευρήματα αλλά για διαρθρωτικά χαρακτηριστικά του πεδίου.

Οι ερευνητές συμφωνούν ότι η επιτυχής μετάβαση απαιτεί ολοκληρωμένη στρατηγική και μακροπρόθεσμο σχεδιασμό (Helo & Hao, 2022; Mulla, 2022).

2.6.7 Ερευνητικό Κενό και Σύνδεση με την Παρούσα Εργασία

Παρότι η σύγχρονη βιβλιογραφία παρουσιάζει σημαντική πρόοδο στον τομέα των ευφυών συστημάτων διαχείρισης αποθήκης, αρκετές μελέτες επικεντρώνονται κυρίως σε θεωρητικές προσεγγίσεις ή σε

αποσπασματικές εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης. Σε πολλές περιπτώσεις, οι τεχνολογίες Machine Learning, Predictive Analytics και IoT παρουσιάζονται ανεξάρτητα, χωρίς να ενσωματώνονται σε ένα ενιαίο λειτουργικό περιβάλλον WMS.

Επιπλέον, αρκετές ερευνητικές εργασίες δίνουν έμφαση στη θεωρητική ανάλυση των πλεονεκτημάτων της Τεχνητής Νοημοσύνης, χωρίς να παρουσιάζουν πρακτικά παραδείγματα υλοποίησης ή ολοκληρωμένες αρχιτεκτονικές εφαρμογής σε πραγματικά αποθηκευτικά περιβάλλοντα. Παράλληλα, η βιβλιογραφία αναφέρει ότι ζητήματα όπως η ανίχνευση ανωμαλιών, η ποιότητα δεδομένων και η ενσωμάτωση ευφών τεχνικών σε πραγματικά περιβάλλοντα αποθήκης εξακολουθούν να αποτελούν ανοιχτά ερευνητικά ζητήματα (Uddin & Hossan, 2024).

Η παρούσα εργασία επιχειρεί να συμβάλει στη σύνδεση της θεωρητικής προσέγγισης με την πρακτική εφαρμογή, εξετάζοντας τη χρήση ευφών τεχνικών σε συστήματα διαχείρισης αποθήκης και αναλύοντας λειτουργίες που σχετίζονται με την πρόβλεψη ζήτησης, τη διαχείριση αποθεμάτων και την υποστήριξη λήψης αποφάσεων.

Πίνακας 2.2 – Σύνοψη βασικών θεματικών αξόνων της βιβλιογραφίας

Θεματικός άξονας	Κύρια ευρήματα βιβλιογραφίας	Σημασία για WMS
AI & Machine Learning	Βελτιώνει πρόβλεψη ζήτησης και ανάλυση δεδομένων	Ακριβέστερη διαχείριση αποθεμάτων
Αυτοματοποίηση αποθήκης	Μείωση λαθών και χρόνου επεξεργασίας	Ταχύτερες ροές εργασίας
Ψηφιακός μετασχηματισμός	Ενσωμάτωση IoT και πληροφοριακών συστημάτων	Πραγματικός χρόνος ορατότητας
Οργανωτική υιοθέτηση	Εκπαίδευση και διαχείριση αλλαγής	Επιτυχής εφαρμογή συστημάτων
Βιωσιμότητα	Μείωση κατανάλωσης πόρων	Περιβαλλοντική αποδοτικότητα
Προκλήσεις	Κόστος, ασφάλεια, πολυπλοκότητα	Ανάγκη στρατηγικού σχεδιασμού

Κεφάλαιο 3: Εναλλακτικές Μοντελοποιήσεις και Προτεινόμενη Αρχιτεκτονική Ευφυούς WMS

3.1 Εισαγωγή

Το παρόν κεφάλαιο επικεντρώνεται στην ανάλυση εναλλακτικών προσεγγίσεων αρχιτεκτονικής και μοντελοποίησης Συστημάτων Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management Systems – WMS), με ιδιαίτερη έμφαση στην αξιοποίηση ευφών τεχνικών και τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης. Με βάση τη θεωρητική θεμελίωση που παρουσιάστηκε στα προηγούμενα κεφάλαια, εξετάζονται διαφορετικά μοντέλα σχεδιασμού και λειτουργίας WMS, καθώς και οι τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται για την υποστήριξη των διαδικασιών logistics και αποθήκευσης.

Η συνεχής ανάπτυξη της εφοδιαστικής αλυσίδας και η αυξανόμενη ανάγκη για ταχύτητα, ακρίβεια και αυτοματοποίηση έχουν οδηγήσει τις επιχειρήσεις στην υιοθέτηση περισσότερο ευέλικτων και δεδομενοκεντρικών πληροφοριακών συστημάτων. Τα παραδοσιακά συστήματα διαχείρισης αποθήκης βασίζονταν κυρίως σε χειροκίνητες διαδικασίες και περιορισμένες δυνατότητες παρακολούθησης δεδομένων, γεγονός που δημιουργούσε δυσκολίες στη διαχείριση σύνθετων λειτουργιών logistics (Al Bashar, 2024). Αντίθετα, τα σύγχρονα WMS αξιοποιούν cloud υποδομές, τεχνολογίες Internet of Things (IoT), RFID και αλγορίθμους Τεχνητής Νοημοσύνης για την αυτοματοποίηση και βελτιστοποίηση των διαδικασιών αποθήκης (Andiyappillai, 2020).

Η ενσωμάτωση ευφών τεχνικών στα WMS επιτρέπει την επεξεργασία μεγάλου όγκου δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, τη βελτίωση της ακρίβειας των αποθεμάτων, την πρόβλεψη ζήτησης και τη δυναμική υποστήριξη λήψης αποφάσεων (Nuruzzaman, 2025). Παράλληλα, η αξιοποίηση τεχνολογιών αισθητήρων και real-time παρακολούθησης συμβάλλει στη δημιουργία περισσότερο διασυνδεδεμένων και αυτοματοποιημένων περιβαλλόντων logistics (Jarašūnienė et al., 2023).

Στο πλαίσιο αυτό, το κεφάλαιο παρουσιάζει αρχικά τις βασικές κατηγορίες αρχιτεκτονικών WMS και τα χαρακτηριστικά τους. Στη συνέχεια, αναλύονται οι τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται στα σύγχρονα πληροφοριακά συστήματα αποθήκης, καθώς και οι δυνατότητες ενσωμάτωσης τεχνητής νοημοσύνης και προγνωστικής ανάλυσης. Τέλος, παρουσιάζεται η προτεινόμενη πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS της παρούσας εργασίας, η οποία στοχεύει στη βελτίωση της διαχείρισης αποθεμάτων, της παρακολούθησης δεδομένων και της επιχειρησιακής αποδοτικότητας.

3.2 Παραδοσιακά Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης

Τα πρώτα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management Systems – WMS) αναπτύχθηκαν με σκοπό την οργάνωση των διαδικασιών αποθήκευσης (Al Bashar, 2024; Kalinowski et al., 2024).

Οι βασικοί περιορισμοί των συστημάτων αυτών — η εξάρτηση από χειροκίνητες διαδικασίες, η περιοδική ενημέρωση των δεδομένων και η απουσία ορατότητας σε πραγματικό χρόνο — αναλύθηκαν διεξοδικά στην ενότητα 2.3 και δεν επαναλαμβάνονται εδώ· στην παρούσα ενότητα εξετάζονται υπό το πρίσμα των αρχιτεκτονικών τους συνεπειών.

Παρά τους περιορισμούς τους, τα παραδοσιακά WMS αποτέλεσαν τη βάση για την ανάπτυξη των σύγχρονων πληροφοριακών συστημάτων logistics. Η ανάγκη για μεγαλύτερη ταχύτητα, ακρίβεια και αυτοματοποίηση οδήγησε σταδιακά στην εξέλιξη περισσότερο ευφών και διασυνδεδεμένων αρχιτεκτονικών διαχείρισης αποθήκης. Οι σύγχρονες επιχειρήσεις στράφηκαν σε cloud-based υποδομές, IoT τεχνολογίες

και αλγορίθμους Τεχνητής Νοημοσύνης με στόχο τη βελτιστοποίηση της λειτουργίας της αποθήκης και τη δημιουργία περισσότερο αποδοτικών logistics περιβαλλόντων.

Βασικά δομικά στοιχεία ενός WMS

Η λειτουργική αρχιτεκτονική ενός WMS οργανώνεται σε επιμέρους υποσυστήματα, τα οποία συνεργάζονται για την ομαλή διαχείριση της αποθήκης. Η βιβλιογραφία συγκλίνει στην ύπαρξη συγκεκριμένων βασικών λειτουργικών ενοτήτων (Khan et al., 2022).

Διαχείριση αποθεμάτων:

Η ενότητα αυτή αφορά την καταγραφή, ενημέρωση και παρακολούθηση των αποθεμάτων σε πραγματικό χρόνο. Η χρήση τεχνολογιών αναγνώρισης, όπως barcode και RFID, επιτρέπει αυτοματοποιημένη καταγραφή, μειώνοντας ανθρώπινα σφάλματα. Μελέτες δείχνουν ότι η χρήση RFID και αυτοματοποιημένων συστημάτων καταγραφής αυξάνει σημαντικά την ακρίβεια αποθεμάτων (Jarašūnienė et al., 2023).

Διαχείριση παραγγελιών και ροών εργασίας:

Το WMS υποστηρίζει τη συλλογή, συσκευασία και αποστολή προϊόντων. Οι σύγχρονες αρχιτεκτονικές ενσωματώνουν αλγορίθμους βελτιστοποίησης για την οργάνωση picking routes και τη μείωση χρόνων εκτέλεσης. Η εφαρμογή αλγορίθμων βελτιστοποίησης στις διαδικασίες picking μειώνει μετρήσιμα τόσο τον χρόνο εκτέλεσης όσο και τις αποστάσεις που διανύουν οι εργαζόμενοι (de Assis et al., 2024; Rad et al., 2025).

Παρακολούθηση σε πραγματικό χρόνο:

Η αξιοποίηση IoT αισθητήρων και συστημάτων ανίχνευσης επιτρέπει συνεχή ενημέρωση για τη θέση και την κατάσταση των προϊόντων. Η ορατότητα σε πραγματικό χρόνο αποτελεί βασικό στοιχείο των ευφών εφοδιαστικών αλυσίδων (Jarašūnienė et al., 2023).

Αναφορές και αναλυτικά εργαλεία:

Τα υποσυστήματα αναφορών μετατρέπουν τα επιχειρησιακά δεδομένα σε χρήσιμη πληροφορία. Τα σύγχρονα analytics dashboards υποστηρίζουν data-driven decision making σε περιβάλλοντα logistics (Dyczkowska et al., 2025).

Ενσωμάτωση τεχνητής νοημοσύνης στην αρχιτεκτονική

Η τεχνητή νοημοσύνη λειτουργεί ως ανώτερο επίπεδο επεξεργασίας και λήψης αποφάσεων μέσα στο WMS. Η ενσωμάτωση AI σηματοδοτεί τη μετάβαση από την αντιδραστική στην προγνωστική διαχείριση (de Assis et al., 2024).

Πρόβλεψη ζήτησης:

Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης αναλύουν ιστορικά δεδομένα για να προβλέψουν μελλοντικές ανάγκες αποθεμάτων. Σύμφωνα με τον Nuruzzaman (2025), τα μοντέλα μηχανικής μάθησης βελτιώνουν σημαντικά την ακρίβεια πρόβλεψης στη διαχείριση αποθεμάτων.

Βελτιστοποίηση λειτουργιών:

AI μοντέλα μπορούν να προσαρμόζουν δυναμικά τη διάταξη αποθήκης και την κατανομή πόρων. Η χρήση AI-driven optimization οδηγεί σε βελτιστοποίηση διάταξης και αποδοτικότερη χρήση πόρων (Hípolito-Osorio et al., 2025).

Ανίχνευση ανωμαλιών:

Η ανάλυση μοτίβων επιτρέπει τον εντοπισμό σφαλμάτων καταγραφής ή μη φυσιολογικών ροών. Η ανίχνευση ανωμαλιών μέσω AI συμβάλλει στην έγκαιρη πρόληψη σφαλμάτων και κινδύνων (Yuan et al., 2025).

Ροή δεδομένων σε ευφύες WMS

Η αποτελεσματικότητα ενός ευφούς WMS εξαρτάται από τον τρόπο διαχείρισης του κύκλου ζωής των δεδομένων. Η βιβλιογραφία περιγράφει μια τυπική ροή:

1. Συλλογή δεδομένων από αισθητήρες και συστήματα καταγραφής
2. Καθαρισμός και ενοποίηση δεδομένων
3. Ανάλυση μέσω AI αλγορίθμων
4. Παραγωγή αποφάσεων
5. Ανατροφοδότηση στο λειτουργικό επίπεδο

Η συνεχής ανατροφοδότηση αποτελεί βασική αρχή των ευφών συστημάτων και επιτρέπει τη βελτίωση της απόδοσης μέσω μάθησης (de Assis et al., 2024).

Αρχιτεκτονικά μοντέλα υλοποίησης

Η επιλογή υποδομής επηρεάζει την επεκτασιμότητα και τη διαθεσιμότητα του WMS.

Τοπικές υλοποιήσεις

Παρέχουν πλήρη έλεγχο δεδομένων αλλά απαιτούν αυξημένο κόστος συντήρησης.

Cloud-based αρχιτεκτονικές

Υποστηρίζουν κλιμάκωση, απομακρυσμένη πρόσβαση και συνεχή αναβάθμιση. Οι cloud-based αρχιτεκτονικές επιτρέπουν κλιμάκωση και ευελιξία σε δυναμικά περιβάλλοντα logistics (Khan et al., 2022).

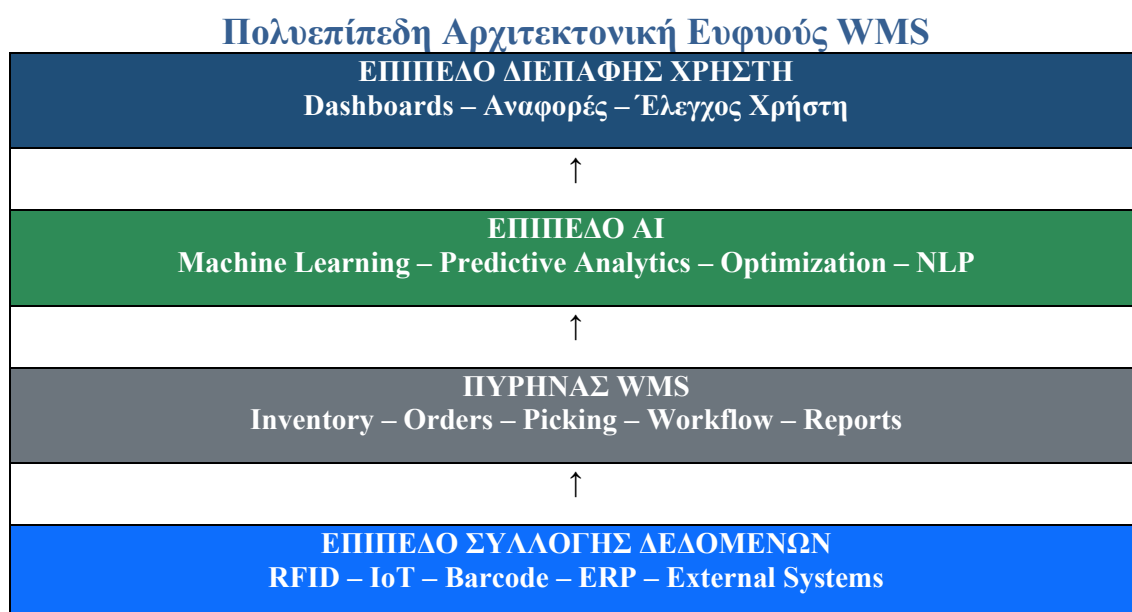
Ασφάλεια και αξιοπιστία

Η προστασία δεδομένων αποτελεί κρίσιμο ζήτημα. Τα ευφυή WMS πρέπει να ενσωματώνουν:

- Μηχανισμούς ελέγχου πρόσβασης
- Κρυπτογράφηση
- Αντίγραφα ασφαλείας
- Συστήματα ανάκτησης

Η ασφάλεια δεδομένων αποτελεί κρίσιμο παράγοντα επιτυχίας για τα ψηφιακά logistics συστήματα (Helo & Hao, 2022).

Προτεινόμενη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS



Ροή Δεδομένων: Τα δεδομένα συλλέγονται από το κατώτερο επίπεδο, επεξεργάζονται στον πυρήνα WMS, αναλύονται μέσω ΑΙ και παρουσιάζονται στο επίπεδο διεπαφής για υποστήριξη λήψης αποφάσεων.

Εικόνα 3.1 – Πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS (ιδία επεξεργασία)

Η ανάπτυξη σύγχρονων συστημάτων διαχείρισης αποθήκης βασίζεται ολοένα και περισσότερο σε αρχιτεκτονικές πολλαπλών επιπέδων, οι οποίες επιτρέπουν την αποτελεσματική διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων και τη διασύνδεση διαφορετικών τεχνολογιών (Khan et al., 2022).

Στο πλαίσιο αυτό προτείνεται μια πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS, η οποία ενσωματώνει τεχνολογίες συλλογής δεδομένων, επεξεργασίας πληροφοριών και τεχνητής νοημοσύνης.

Η αρχιτεκτονική αυτή αποτελείται από τέσσερα βασικά επίπεδα:

1. Επίπεδο Συλλογής Δεδομένων

Το επίπεδο συλλογής δεδομένων αποτελεί το κατώτερο επίπεδο του συστήματος και είναι υπεύθυνο για την καταγραφή πληροφοριών από το φυσικό περιβάλλον της αποθήκης.

Στο επίπεδο αυτό χρησιμοποιούνται τεχνολογίες όπως:

- RFID
- Barcode scanners
- Αισθητήρες IoT
- Φορητές συσκευές εργαζομένων

Οι τέσσερις αυτές τεχνολογίες διαφέρουν σημαντικά ως προς τον τρόπο λειτουργίας, το κόστος και το πεδίο εφαρμογής τους, όπως αναλύεται στη συνέχεια.

Η τεχνολογία RFID (Radio Frequency Identification) χρησιμοποιεί ραδιοκύματα για την αυτόματη αναγνώριση ετικετών χωρίς να απαιτείται οπτική επαφή, επιτρέποντας την ταυτόχρονη ανάγνωση πολλαπλών ετικετών σε απόσταση. Σύμφωνα με τη συστηματική ανασκόπηση των Hassan και Piramuthu (2021), τα βασικά πλεονεκτήματα του RFID περιλαμβάνουν την ταχύτητα ανάγνωσης χωρίς απαίτηση ευθυγράμμισης, τη μεγαλύτερη χωρητικότητα αποθήκευσης δεδομένων ανά ετικέτα και την αντοχή σε δυσμενείς περιβαλλοντικές συνθήκες. Τα βασικά μειονεκτήματα είναι το σημαντικά υψηλότερο κόστος έναντι του barcode (τόσο σε επίπεδο ετικετών όσο και αναγνώστών), καθώς και η ευαισθησία του σήματος σε παρεμβολές από μεταλλικές επιφάνειες και υγρά, γεγονός που απαιτεί προσεκτικό σχεδιασμό της τοποθέτησης των αναγνώστών.

Οι γραμμωτοί κώδικες (barcode) αποτελούν την παλαιότερη και ευρύτερα διαδεδομένη τεχνολογία αυτόματης αναγνώρισης, κωδικοποιώντας πληροφορία σε οπτικά αναγνώσιμα πρότυπα γραμμών. Το κύριο πλεονέκτημά τους είναι το πολύ χαμηλό κόστος υλοποίησης και η απλότητα χρήσης, που τα καθιστούν προσιτά ακόμη και για μικρές επιχειρήσεις. Το βασικό μειονέκτημα, όπως επισημαίνουν οι Hassan και Piramuthu (2021), είναι η απαίτηση άμεσης οπτικής επαφής ανάμεσα στον σαρωτή και τον κώδικα, καθώς και η αδυναμία ταυτόχρονης ανάγνωσης πολλαπλών κωδικών — περιορισμοί που καθιστούν τη διαδικασία πιο χρονοβόρα σε περιβάλλοντα υψηλού όγκου διακίνησης σε σύγκριση με το RFID.

Οι αισθητήρες IoT (Internet of Things) διαφέρουν από τις προηγούμενες δύο τεχνολογίες, καθώς δεν αφορούν την αναγνώριση μεμονωμένων αντικειμένων αλλά τη συνεχή συλλογή περιβαλλοντικών και λειτουργικών δεδομένων (θερμοκρασία, υγρασία, δονήσεις, θέση) σε πραγματικό χρόνο. Οι Jarašūnienė et al. (2023) τεκμηριώνουν ότι η ενσωμάτωσή τους ενισχύει σημαντικά την ορατότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας, επιτρέποντας συνεχή παρακολούθηση χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση. Το βασικό πλεονέκτημα είναι ακριβώς αυτή η αδιάλειπτη, αυτόματη ροή δεδομένων· το βασικό μειονέκτημα είναι η ανάγκη για σταθερή δικτυακή υποδομή και η αυξημένη έκθεση σε κινδύνους ασφάλειας δεδομένων, ζήτημα που αναλύθηκε στο §2.5.6 μέσω του πλαισίου SDAR των Brintrup et al. (2024).

Τέλος, οι φορητές συσκευές εργαζομένων (wearables) —όπως συσκευές σάρωσης τύπου smartwatch, γάντια σάρωσης ή ακουστικά φωνητικής καθοδήγησης— επιτρέπουν στον εργαζόμενο να εκτελεί εργασίες με ελεύθερα τα χέρια, συνδυάζοντας τη λειτουργικότητα ενός σαρωτή με άμεση πρόσβαση σε οδηγίες του WMS. Οι Patel et al. (2022), σε εκτενή ανασκόπηση φορητών τεχνολογιών χώρου εργασίας με ειδική αναφορά σε αποθήκες, τεκμηριώνουν ότι τέτοιες συσκευές μπορούν να μειώσουν τον χρόνο

συλλογής παραγγελιών και το εργατικό κόστος έως και 55% σε σχέση με παραδοσιακούς φορητούς σαρωτές. Το κύριο μειονέκτημα παραμένει το αυξημένο αρχικό κόστος προμήθειας ανά εργαζόμενο, καθώς και ζητήματα αποδοχής από το προσωπικό, ιδίως όταν οι συσκευές περιλαμβάνουν λειτουργίες παρακολούθησης απόδοσης.

Τα δεδομένα που συλλέγονται αφορούν πληροφορίες σχετικά με τη θέση των προϊόντων, τις κινήσεις των εμπορευμάτων, τις εισαγωγές και εξαγωγές αποθεμάτων καθώς και την κατάσταση του εξοπλισμού της αποθήκης.

2. Επίπεδο Διαχείρισης Δεδομένων (WMS Core)

Το δεύτερο επίπεδο αφορά τον πυρήνα του συστήματος WMS.

Σε αυτό το επίπεδο πραγματοποιείται:

- Η αποθήκευση δεδομένων
- Η επεξεργασία πληροφοριών
- Η διαχείριση αποθεμάτων
- Ο συντονισμός των λειτουργιών της αποθήκης

Το WMS διασυνδέεται συχνά με άλλα πληροφοριακά συστήματα της επιχείρησης, όπως το **ERP**, επιτρέποντας την ολοκληρωμένη διαχείριση των επιχειρησιακών διαδικασιών.

3. Επίπεδο Ευφυούς Ανάλυσης (AI Layer)

Το επίπεδο αυτό αποτελεί το βασικό στοιχείο που διαφοροποιεί ένα παραδοσιακό WMS από ένα ευφυές WMS.

Στο επίπεδο αυτό εφαρμόζονται αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης με στόχο:

- Την πρόβλεψη ζήτησης προϊόντων
- Τη βελτιστοποίηση της διάταξης της αποθήκης
- Την ανάλυση αποθεμάτων
- Τη βελτιστοποίηση των διαδρομών picking

Με τη χρήση αυτών των τεχνικών, το σύστημα μπορεί να υποστηρίξει διαδικασίες λήψης αποφάσεων βασισμένες σε δεδομένα.

4. Επίπεδο Διεπαφής Χρήστη

Το ανώτερο επίπεδο της αρχιτεκτονικής αφορά τη διεπαφή χρήστη.

Σε αυτό το επίπεδο παρέχονται:

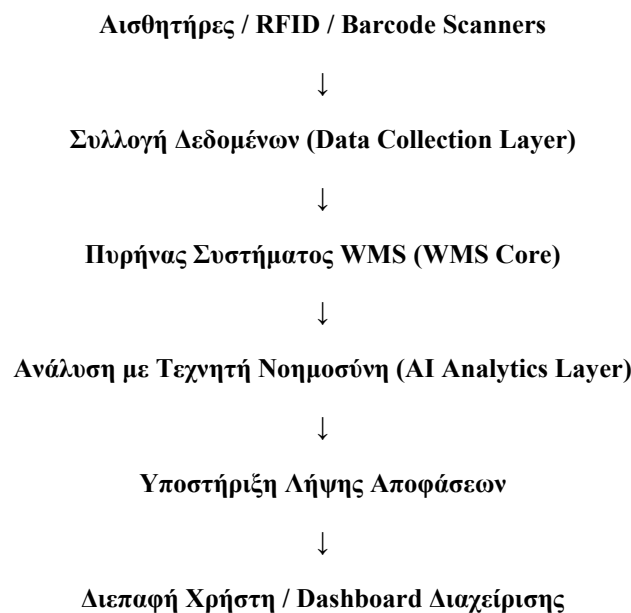
- Dashboards
- Αναφορές
- Εργαλεία παρακολούθησης αποθεμάτων
- Εργαλεία ανάλυσης δεδομένων

Οι διαχειριστές της αποθήκης μπορούν μέσω της διεπαφής αυτής να παρακολουθούν σε πραγματικό χρόνο τη λειτουργία της αποθήκης και να λαμβάνουν αποφάσεις με βάση τα δεδομένα που παρέχει το σύστημα.

Ροή Δεδομένων στο Σύστημα

Σχήμα: Ροή Δεδομένων σε Ευφές Σύστημα WMS

Το παρακάτω διάγραμμα παρουσιάζει τη βασική ροή δεδομένων σε ένα ευφές σύστημα διαχείρισης αποθήκης (WMS) με ενσωμάτωση τεχνητής νοημοσύνης.



Εικόνα 3.2 – Ροή δεδομένων σε ευφές σύστημα WMS (ιδία επεξεργασία)

Η ροή δεδομένων ξεκινά από το επίπεδο συλλογής δεδομένων, όπου καταγράφονται πληροφορίες από τον φυσικό χώρο της αποθήκης.

Τα δεδομένα αυτά μεταφέρονται στο επίπεδο διαχείρισης, όπου αποθηκεύονται και οργανώνονται. Στη συνέχεια, τα δεδομένα αναλύονται στο επίπεδο τεχνητής νοημοσύνης, όπου εφαρμόζονται αλγόριθμοι πρόβλεψης και βελτιστοποίησης.

Τέλος, τα αποτελέσματα παρουσιάζονται στο επίπεδο διεπαφής χρήστη, παρέχοντας στους διαχειριστές της αποθήκης πληροφορίες για τη λήψη στρατηγικών και επιχειρησιακών αποφάσεων.

Η πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική θεωρείται η πλέον κατάλληλη προσέγγιση για ευφυή WMS, καθώς επιτρέπει επεκτασιμότητα, ευελιξία και αποτελεσματική διαχείριση δεδομένων (Khan et al., 2022).

3.3 Εναλλακτικές προσεγγίσεις μοντελοποίησης της πρόβλεψης ζήτησης

Κεντρική ευφυής λειτουργία της προτεινόμενης αρχιτεκτονικής είναι η πρόβλεψη ζήτησης, καθώς από αυτήν τροφοδοτούνται οι αποφάσεις αναπλήρωσης και η κατανομή πόρων. Η βιβλιογραφία προσφέρει ένα ευρύ φάσμα εναλλακτικών μοντελοποιήσεων για το πρόβλημα αυτό, από απλές στατιστικές μεθόδους έως σύνθετα νευρωνικά δίκτυα (de Assis et al., 2024). Η επιλογή προσέγγισης δεν είναι μονοσήμαντη: κάθε οικογένεια μεθόδων συνεπάγεται διαφορετικές απαιτήσεις σε δεδομένα, υπολογιστικούς πόρους και εξειδίκευση προσωπικού (Dyczkowska et al., 2025). Ο Πίνακας 3.1 συνοψίζει τα βασικά χαρακτηριστικά των εναλλακτικών.

Πίνακας 3.1 – Σύγκριση εναλλακτικών προσεγγίσεων πρόβλεψης ζήτησης

Προσέγγιση	Απαιτήσεις δεδομένων	Πολυπλοκότητα	Ερμηνευσιμότητα	Ενδεικνύμενη χρήση
Απλές στατιστικές (naïve, κινητός μέσος)	Ελάχιστες (λίγες περιόδους)	Πολύ χαμηλή	Υψηλή	Σχετικά σταθερή ζήτηση· σημείο αναφοράς (baseline)
Γραμμική παλινδρόμηση	Μικρό ιστορικό ανά προϊόν	Χαμηλή	Υψηλή	Δεδομένα με σαφή γραμμική τάση
Δέντρα αποφάσεων / σύνολα δέντρων	Μεσαίο–μεγάλο ιστορικό, πρόσθετες μεταβλητές	Μέτρια	Μέτρια	Μη γραμμικά μοτίβα, επιδράσεις εποχικότητας
Νευρωνικά δίκτυα (π.χ. LSTM)	Μεγάλος όγκος ιστορικών δεδομένων	Υψηλή	Χαμηλή	Σύνθετα περιβάλλοντα μεγάλης κλίμακας

Για το πρωτότυπο σύστημα της παρούσας εργασίας επιλέχθηκε η γραμμική παλινδρόμηση, για τρεις λόγους. Πρώτον, το διαθέσιμο ιστορικό ανά προϊόν είναι μικρό, γεγονός που καθιστά αναξιόπιστη την εκπαίδευση πολύπλοκων μοντέλων. Δεύτερον, η πλήρης ερμηνευσιμότητα των παραμέτρων της (σταθερός όρος και κλίση τάσης) επιτρέπει την άμεση επαλήθευση της συμπεριφοράς του συστήματος κατά την ανάπτυξη. Τρίτον, το υπολογιστικό της κόστος είναι αμελητέο, στοιχείο συμβατό με τον χαρακτήρα του demo ως τοπικά εκτελούμενης εφαρμογής.

Η επιλογή αυτή δεν σημαίνει ότι οι εναλλακτικές απορρίπτονται· αντιθέτως, η συγκριτική αξιολόγηση της γραμμικής παλινδρόμησης έναντι απλών μεθόδων αναφοράς και μοντέλων δέντρων αποτελεί αντικείμενο του Κεφαλαίου 6, όπου τα μοντέλα συγκρίνονται σε κοινά δεδομένα με τις ίδιες μετρικές σφάλματος.

Κεφάλαιο 4: Αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης για τη Διαχείριση Αποθήκης

4.1 Εισαγωγή στους αλγορίθμους τεχνητής νοημοσύνης

Η ενσωμάτωση αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης στα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης (WMS) αποτελεί βασικό παράγοντα για τη μετάβαση από παραδοσιακά συστήματα σε ευφυή και προσαρμοστικά περιβάλλοντα logistics. Οι αλγόριθμοι αυτοί επιτρέπουν την ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων, την αναγνώριση προτύπων και την υποστήριξη λήψης αποφάσεων σε πραγματικό χρόνο (Nuruzzaman, 2025).

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, εξετάζονται βασικές κατηγορίες αλγορίθμων που μπορούν να αξιοποιηθούν σε ένα ευφυές WMS, με στόχο τη βελτιστοποίηση των λειτουργιών της αποθήκης.

4.2 Αλγόριθμοι πρόβλεψης ζήτησης

Η πρόβλεψη ζήτησης αποτελεί μία από τις σημαντικότερες λειτουργίες ενός WMS. Οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης χρησιμοποιούνται για την ανάλυση ιστορικών δεδομένων πωλήσεων και την εκτίμηση μελλοντικών αναγκών.

Οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι είναι:

- Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression)
- Δέντρα αποφάσεων (Decision Trees)
- Νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks)

Σύμφωνα με τον Nuruzzaman (2025), η χρήση προγνωστικών μοντέλων βελτιώνει σημαντικά την ακρίβεια διαχείρισης αποθεμάτων.

Στην απλούστερη μορφή της, η γραμμική παλινδρόμηση μοντελοποιεί τη ζήτηση ως γραμμική συνάρτηση του χρόνου:

$$\hat{y}(t) = \beta_0 + \beta_1 \cdot t \quad (4.1)$$

όπου $\hat{y}(t)$ είναι η εκτιμώμενη ζήτηση της περιόδου t , β_0 ο σταθερός όρος και β_1 η κλίση της τάσης· οι δύο παράμετροι εκτιμώνται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων από το ιστορικό πωλήσεων κάθε προϊόντος. Την προσέγγιση αυτή (εξίσωση 4.1) υλοποιεί η συνάρτηση `predict_next_demand()` του πρωτοτύπου του Κεφαλαίου 5, με ανεξάρτητη μεταβλητή τον αύξοντα αριθμό του μήνα: το μοντέλο εκπαιδεύεται στο ιστορικό των μηνών 1–6 κάθε προϊόντος και προβλέπει τη ζήτηση του μήνα 7, με στρωγγυλοποίηση του αποτελέσματος και αποκλεισμό αρνητικών τιμών. Η προβλεπόμενη τιμή τροφοδοτεί στη συνέχεια τη λογική απόφασης αναπλήρωσης, η οποία συνοψίζεται στον ακόλουθο ψευδοκώδικα:

για κάθε προϊόν p :

$\hat{y} \leftarrow$ πρόβλεψη ζήτησης μήνα 7 (γραμμική παλινδρόμηση στους μήνες 1–6)

απόθεμα_ασφαλείας $\leftarrow \max(5, 0.2 \cdot \hat{y})$

στόχος_αποθέματος $\leftarrow 2 \cdot \hat{y} + \text{απόθεμα_ασφαλείας}$

αν $\text{απόθεμα}(p) \leq \text{ελάχιστο_όριο}(p)$ ή $\hat{y} > \text{απόθεμα}(p)$:

κατάσταση(p) $\leftarrow$ «Reorder Required»

ποσότητα(p) $\leftarrow \max(0, \text{στόχος_αποθέματος} - \text{απόθεμα}(p))$

αλλιώς αν $\text{απόθεμα}(p) \leq \text{ελάχιστο_όριο}(p) + 5$:

κατάσταση(p) $\leftarrow$ «Low Stock», ποσότητα(p) $\leftarrow 0$

αλλιώς:

κατάσταση(p) $\leftarrow$ «OK», ποσότητα(p) $\leftarrow 0$

Η λογική αυτή υλοποιείται στη συνάρτηση `recommend_reorder()` του πρωτοτύπου (βλ. ενότητα 5.4.3)· ο στόχος αποθέματος καλύπτει δύο περιόδους προβλεπόμενης ζήτησης συν ένα περιθώριο ασφαλείας, ώστε η αναπλήρωση να μην οδηγεί σε άμεση επανεμφάνιση έλλειψης, ενώ η ενδιάμεση κατάσταση «Low Stock» λειτουργεί ως έγκαιρη προειδοποίηση πριν την ενεργοποίηση αναπλήρωσης.

4.2.1 Γενική Μαθηματική Διατύπωση και Εκπαίδευση του Μοντέλου

Η εξίσωση 4.1 αποτελεί την απλούστερη μορφή γραμμικής παλινδρόμησης, με μία μόνο ανεξάρτητη μεταβλητή (τον χρόνο). Στη γενική της μορφή, η γραμμική παλινδρόμηση μπορεί να συμπεριλάβει περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές (π.χ. ιστορική ζήτηση, εποχικότητα, τιμή προϊόντος), οπότε η σχέση διαμορφώνεται ως εξής:

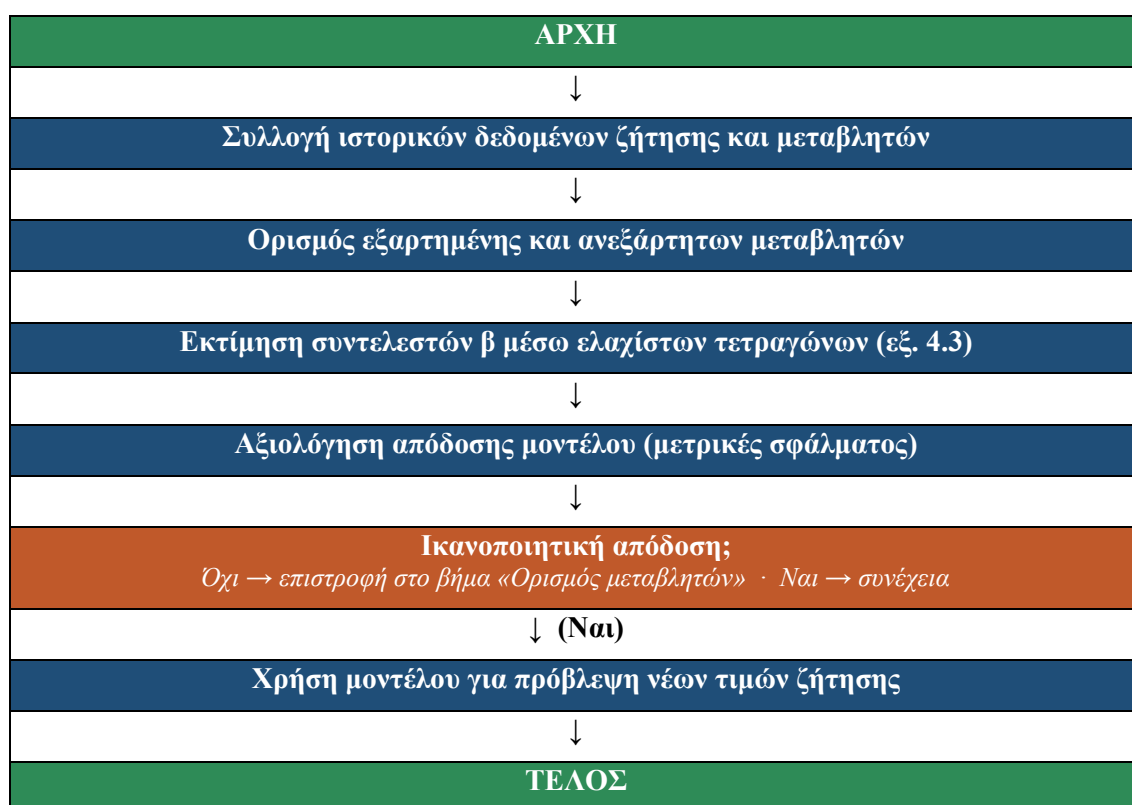
$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \quad (4.2)$$

όπου $x_1, x_2, \dots, x_n$ είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές (χαρακτηριστικά) που επηρεάζουν τη ζήτηση, και $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ οι αντίστοιχοι συντελεστές που εκφράζουν τη βαρύτητα κάθε μεταβλητής στην πρόβλεψη. Η εκτίμηση των συντελεστών β γίνεται με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων (least squares), η οποία επιλέγει τις τιμές των β που ελαχιστοποιούν το άθροισμα των τετραγώνων των σφαλμάτων ανάμεσα στις πραγματικές και τις προβλεπόμενες τιμές:

$$SSE = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4.3)$$

όπου y_i είναι η πραγματική τιμή ζήτησης της περιόδου i και $\hat{y}_i$ η αντίστοιχη προβλεπόμενη τιμή. Η ελαχιστοποίηση της συνάρτησης SSE είναι ένα πρόβλημα κλειστής μορφής (closed-form) για τη γραμμική παλινδρόμηση, γεγονός που την καθιστά υπολογιστικά ελαφριά συγκριτικά με μοντέλα που απαιτούν επαναληπτική εκπαίδευση, όπως τα νευρωνικά δίκτυα (Deepak et al., 2025).

Η λογική εκπαίδευσης και χρήσης ενός μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης μπορεί να αναπαρασταθεί ως διάγραμμα ροής, με τα εξής βήματα: (1) συλλογή ιστορικών δεδομένων ζήτησης και των σχετικών μεταβλητών, (2) ορισμός εξαρτημένης (ζήτηση) και ανεξάρτητων μεταβλητών, (3) εκτίμηση των συντελεστών β μέσω ελαχίστων τετραγώνων, (4) αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου με κατάλληλες μετρικές σφάλματος, (5) έλεγχος αν η απόδοση είναι ικανοποιητική — σε αντίθετη περίπτωση, αναθεώρηση των μεταβλητών εισόδου και επανάληψη από το βήμα 2, διαφορετικά (6) χρήση του εκπαιδευμένου μοντέλου για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών ζήτησης.



Εικόνα 4.1 – Διάγραμμα ροής εκπαίδευσης και χρήσης μοντέλου γραμμικής παλινδρόμησης.

Η αντίστοιχη λογική σε μορφή ψευδοκώδικα διαμορφώνεται ως εξής:

```

συνάρτηση εκπαίδευση_γραμμικής_παλινδρόμησης (X, y) :
    β ← ελάχιστα_τετράγωνα(X, y)      # εξίσωση 4.3
    επέστρεψε β
  
```

```

συνάρτηση πρόβλεψη (X_νέο, β) :
  
```

$$\hat{y} \leftarrow \beta_0 + \sum (\beta_i \cdot X_{\text{νέο}}[i]) \quad \# \text{ εξίσωση 4.2}$$

Αριθμητικό Παράδειγμα

Έστω προϊόν με ιστορική ζήτηση στους πρώτους πέντε μήνες: 10, 12, 13, 15, 16 μονάδες. Θέτοντας $x = 1, 2, 3, 4, 5$ (αύξων αριθμός μήνα) και $y = 10, 12, 13, 15, 16$ (ζήτηση), οι μέσες τιμές είναι $\bar{x} = 3$ και $\bar{y} = 13,2$.

$$\beta_1 = \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) / \sum (x_i - \bar{x})^2 = 15,0 / 10 = 1,5$$

Οι επιμέρους όροι υπολογίζονται ως εξής: $(x_i - \bar{x}) = -2, -1, 0, 1, 2$ και $(y_i - \bar{y}) = -3,2, -1,2, -0,2, 1,8, 2,8$. τα γινόμενά τους αθροίζουν σε 15,0, ενώ το $\sum (x_i - \bar{x})^2 = 4+1+0+1+4 = 10$, δίνοντας $\beta_1 = 1,5$.

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1 \cdot \bar{x} = 13,2 - 1,5 \cdot 3 = 8,7$$

Η εκτιμώμενη ζήτηση για τον έκτο μήνα προκύπτει από την εξίσωση 4.1:

$$\hat{y}(6) = 8,7 + 1,5 \cdot 6 = 17,7 \approx 18 \text{ μονάδες}$$

Το παράδειγμα καταδεικνύει πρακτικά τη λογική της μεθόδου: η σταθερή αύξηση της ζήτησης κατά περίπου 1,5 μονάδα ανά μήνα αποτυπώνεται στην κλίση β_1 , και η πρόβλεψη προκύπτει απλώς προεκτείνοντας αυτή την τάση στον επόμενο μήνα.

4.2.2 Εφαρμογή σε Προβλήματα Πρόβλεψης Ζήτησης WMS

Η γραμμική παλινδρόμηση εφαρμόζεται ευρέως σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης λόγω του συνδυασμού απλότητας, ταχύτητας εκπαίδευσης και υψηλής ερμηνευσιμότητας των αποτελεσμάτων της. Οι Deepak et al. (2025) συγκρίνουν την απόδοση της γραμμικής παλινδρόμησης με του Random Forest σε πρόβλημα πρόβλεψης πωλήσεων λιανικής, καταδεικνύοντας ότι η γραμμική παλινδρόμηση αποδίδει ιδιαίτερα καλά όταν η σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών και της ζήτησης είναι σχεδόν γραμμική, ενώ πιο σύνθετα μοντέλα υπερτερούν σε περιπτώσεις έντονης μη γραμμικότητας.

Στην ίδια κατεύθυνση, η κριτική ανασκόπηση των Douaioui et al. (2024) επιβεβαιώνει ότι τα μοντέλα παλινδρόμησης εξακολουθούν να αποτελούν σημείο αναφοράς (baseline) στη βιβλιογραφία πρόβλεψης ζήτησης εφοδιαστικής αλυσίδας, έναντι του οποίου αξιολογούνται πιο σύνθετα μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης, ακριβώς όπως και στην πειραματική αξιολόγηση του Κεφαλαίου 6 της παρούσας εργασίας, όπου η γραμμική παλινδρόμηση συγκρίθηκε με απλούστερες (naïve, κινητός μέσος όρος) και πιο σύνθετες (Decision Tree) προσεγγίσεις.

4.2.3 Μαθηματική Διατύπωση των Δέντρων Απόφασης

Το Decision Tree κατασκευάζει το μοντέλο πρόβλεψης διαιρώντας διαδοχικά το σύνολο δεδομένων σε υποσύνολα, με βάση κριτήρια που μεγιστοποιούν την «καθαρότητα» (ομοιογένεια) κάθε υποσυνόλου ως προς τη μεταβλητή-στόχο. Σε προβλήματα ταξινόμησης, η καθαρότητα ενός κόμβου εκφράζεται συνήθως μέσω του δείκτη Gini:

$$\text{Gini} = 1 - \sum (p_i)^2 \quad (4.4)$$

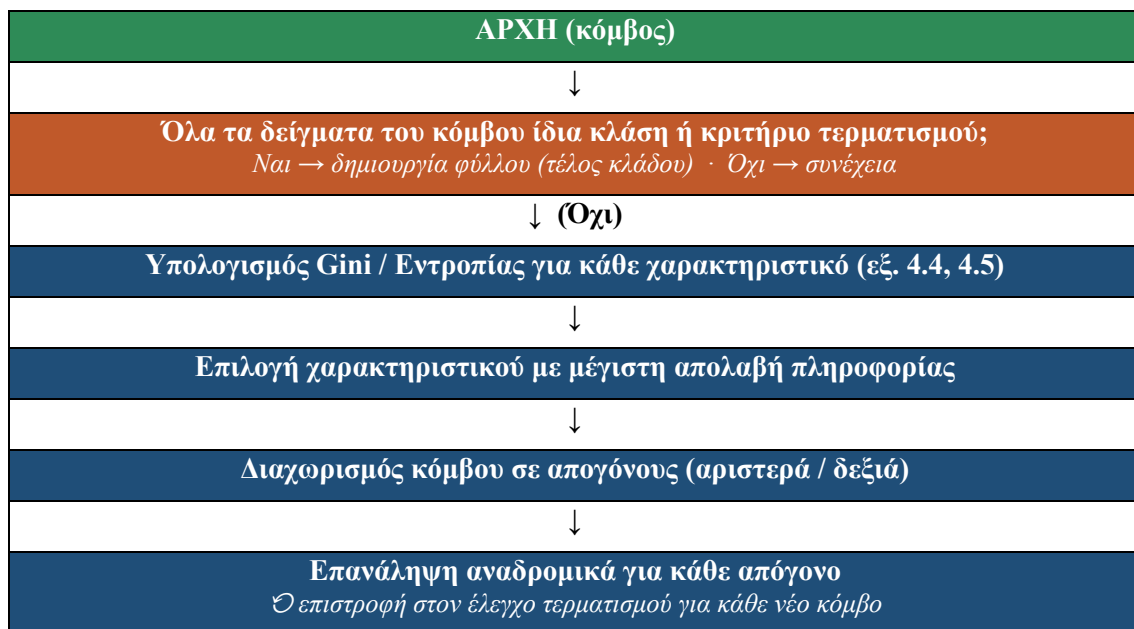
όπου p_i είναι η αναλογία των δειγμάτων του κόμβου που ανήκουν στην κλάση i . Τιμές του δείκτη Gini κοντά στο 0 υποδηλώνουν καθαρό (ομοιογενή) κόμβο, ενώ τιμές κοντά στο 1 υποδηλώνουν ισοκατανομή μεταξύ των κλάσεων. Εναλλακτικά, χρησιμοποιείται η εντροπία (Shannon entropy):

$$\text{Entropy} = -\sum p_i \cdot \log_2(p_i) \quad (4.5)$$

Σε κάθε κόμβο, ο αλγόριθμος εξετάζει όλα τα διαθέσιμα χαρακτηριστικά και επιλέγει εκείνο (και το αντίστοιχο σημείο διαχωρισμού) που μεγιστοποιεί τη μείωση του δείκτη Gini ή της εντροπίας ανάμεσα στον γονικό κόμβο και τους απογόνους — τη λεγόμενη «απολαβή πληροφορίας» (information gain). Η διαδικασία επαναλαμβάνεται αναδρομικά σε κάθε νέο κόμβο, μέχρι να ικανοποιηθεί κριτήριο τερματισμού (π.χ. μέγιστο βάθος δέντρου, ελάχιστος αριθμός δειγμάτων ανά φύλλο). Οι Lee et al. (2022) προτείνουν

επέκταση αυτής της λογικής, ενσωματώνοντας και την απόσταση μεταξύ των κλάσεων στο κριτήριο διαχωρισμού, βελτιώνοντας την ακρίβεια ταξινόμησης σε σχέση με τα κλασικά κριτήρια Gini και εντροπίας. Στα προβλήματα πρόβλεψης συνεχούς τιμής (regression trees), όπως η πρόβλεψη ζήτησης, το κριτήριο διαχωρισμού αντικαθίσταται συνήθως από το μέσο τετραγωνικό σφάλμα (MSE) εντός κάθε κόμβου, και η τιμή πρόβλεψης κάθε φύλλου ισούται με τον μέσο όρο των τιμών-στόχου των δειγμάτων που ανήκουν σε αυτό.

Η λογική κατασκευής και χρήσης ενός δέντρου απόφασης μπορεί να αναπαρασταθεί ως διάγραμμα ροής, με τα εξής βήματα: (1) έλεγχος αν όλα τα δείγματα του κόμβου ανήκουν στην ίδια κλάση (ή αν ικανοποιείται άλλο κριτήριο τερματισμού) — σε αυτή την περίπτωση δημιουργείται φύλλο, (2) διαφορετικά, υπολογισμός Gini/εντροπίας για κάθε πιθανό χαρακτηριστικό διαχωρισμού, (3) επιλογή του χαρακτηριστικού με τη μεγαλύτερη απολαβή πληροφορίας, (4) διαχωρισμός του κόμβου σε απογόνους με βάση το επιλεγμένο χαρακτηριστικό, (5) επανάληψη της διαδικασίας αναδρομικά για κάθε απόγονο, μέχρι να ικανοποιηθεί το κριτήριο τερματισμού σε όλους τους κλάδους.



Εικόνα 4.2 – Διάγραμμα ροής αναδρομικής κατασκευής δέντρου απόφασης.

Η αντίστοιχη λογική σε μορφή ψευδοκώδικα διαμορφώνεται ως εξής:

```

συνάρτηση χτίσε_δέντρο(δεδομένα, βάθος):
    αν κριτήριο_τερματισμού(δεδομένα, βάθος):
        επέστρεψε φύλλο(μέση_τιμή(δεδομένα))
    καλύτερο_χαρακτηριστικό ← μεγιστοποίησε_απολαβή_πληροφορίας(δεδο-
    μένα) # εξίσωση 4.4 ή 4.5
    αριστερά, δεξιά ← διαχώρισε(δεδομένα, καλύτερο_χαρακτηριστικό)
    επέστρεψε κόμβος(καλύτερο_χαρακτηριστικό,
        χτίσε_δέντρο(αριστερά, βάθος+1),
        χτίσε_δέντρο(δεξιά, βάθος+1))
  
```

Αριθμητικό Παράδειγμα

Έστω κόμβος με 8 δείγματα προϊόντων, από τα οποία 5 χρειάζονται αναπλήρωση (κλάση «Ναι») και 3 όχι (κλάση «Όχι»). Ο δείκτης Gini του κόμβου, πριν από οποιονδήποτε διαχωρισμό, υπολογίζεται από την εξίσωση 4.4:

$$\text{Gini}(\text{γονικός}) = 1 - (5/8)^2 - (3/8)^2 = 1 - 0,391 - 0,141 = 0,469$$

Εξετάζεται ο διαχωρισμός με βάση το χαρακτηριστικό «Απόθεμα κάτω από το όριο αναπαραγγελίας;». Ο κλάδος «Ναι» περιλαμβάνει 4 δείγματα, όλα με ετικέτα «Χρειάζεται αναπλήρωση», ενώ ο κλάδος «Όχι» περιλαμβάνει τα υπόλοιπα 4 δείγματα, εκ των οποίων μόνο 1 χρειάζεται αναπλήρωση:

$$\text{Gini(αριστερά)} = 1 - (4/4)^2 - (0/4)^2 = 0 \quad \text{Gini(δεξιά)} = 1 - (1/4)^2 - (3/4)^2 = 0,375$$

Ο σταθμισμένος δείκτης Gini μετά τον διαχωρισμό, και η αντίστοιχη απολαβή πληροφορίας, είναι:

$$\text{Gini(μετά)} = (4/8) \cdot 0 + (4/8) \cdot 0,375 = 0,1875 \quad \text{Απολαβή} = 0,469 - 0,1875 = 0,281$$

Η σημαντική μείωση του δείκτη Gini (από 0,469 σε 0,1875) δείχνει ότι το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό διαχωρίζει αποτελεσματικά τα δύο προϊόντα — ιδίως ο αριστερός κλάδος γίνεται εντελώς «καθαρός» (Gini = 0), γεγονός που τον καθιστά ισχυρό υποψήφιο για τον πρώτο διαχωρισμό του δέντρου.

4.2.4 Εφαρμογή σε Προβλήματα Πρόβλεψης Ζήτησης WMS

Τα δέντρα απόφασης, καθώς και οι παραλλαγές τους σε σύνολα δέντρων (π.χ. Random Forest), χρησιμοποιούνται ευρέως σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης όταν η σχέση ανάμεσα στις ανεξάρτητες μεταβλητές και τη ζήτηση δεν είναι γραμμική, καθώς μπορούν να αποτυπώσουν σύνθετες αλληλεπιδράσεις μεταξύ μεταβλητών χωρίς να απαιτείται εκ των προτέρων υπόθεση για τη μορφή της σχέσης. Η κριτική ανασκόπηση των Douaioui et al. (2024) αναφέρει ότι τα μοντέλα βασισμένα σε δέντρα αποφάσεων παρουσιάζουν ισχυρή αντοχή στην υπερπροσαρμογή (overfitting) και υψηλή ακρίβεια σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης με μεγάλο αριθμό μεταβλητών εισόδου, ενώ παραμένουν σχετικά ερμηνεύσιμα σε σύγκριση με τα νευρωνικά δίκτυα.

Ωστόσο, όπως αναδείχθηκε και στην πειραματική αξιολόγηση του Κεφαλαίου 6 της παρούσας εργασίας, η απόδοση ενός δέντρου απόφασης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον όγκο και την ποιότητα του διαθέσιμου ιστορικού: με περιορισμένο αριθμό δειγμάτων εκπαίδευσης, το δέντρο τείνει να «απομονομευεί» τις υπάρχουσες τιμές αντί να γενικεύει αξιόπιστα σε νέες, άγνωστες περιόδους — περιορισμός που επισημαίνεται και στη σχετική βιβλιογραφία ως χαρακτηριστική αδυναμία των μοντέλων βασισμένων σε δέντρα σε συνθήκες περιορισμένων δεδομένων (Douaioui et al., 2024).

4.2.5 Αρχιτεκτονική και Μαθηματική Διατύπωση των Δικτύων LSTM

Τα κλασικά νευρωνικά δίκτυα, καθώς και τα απλά αναδρομικά δίκτυα (RNN), αντιμετωπίζουν δυσκολία στην εκμάθηση μακροπρόθεσμων εξαρτήσεων σε ακολουθιακά δεδομένα, όπως οι χρονοσειρές ζήτησης: καθώς η ακολουθία μεγαλώνει, η πληροφορία από παλαιότερα χρονικά βήματα «ξεθωριάζεται» κατά την εκπαίδευση (πρόβλημα της εξαφανιζόμενης κλίσης). Τα δίκτυα Long Short-Term Memory (LSTM) σχεδιάστηκαν ειδικά για να αντιμετωπίσουν αυτόν τον περιορισμό, μέσω ενός μηχανισμού «πυλών» που ελέγχουν ρητά ποια πληροφορία διατηρείται, ποια απορρίπτεται και ποια χρησιμοποιείται σε κάθε χρονικό βήμα.

Κάθε κύτταρο LSTM διατηρεί μια κατάσταση κυττάρου C_t , η οποία λειτουργεί ως «μνήμη» του δικτύου, και ρυθμίζεται από τρεις πύλες. Η πύλη λήθης (forget gate) αποφασίζει ποιο ποσοστό της προηγούμενης κατάστασης C_{t-1} θα διατηρηθεί:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4.6)$$

όπου h_{t-1} είναι η κρυφή κατάσταση του προηγούμενου βήματος, x_t η είσοδος του τρέχοντος βήματος, W_f και b_f οι εκπαιδευσιμες παράμετροι της πύλης, και σ η σιγμοειδής συνάρτηση (τιμές στο διάστημα $[0,1]$). Η πύλη εισόδου (input gate) καθορίζει ποια νέα πληροφορία θα προστεθεί στην κατάσταση κυττάρου, μέσω δύο συνιστωσών:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad \tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4.7)$$

Η κατάσταση κυττάρου ενημερώνεται συνδυάζοντας τις δύο προηγούμενες πύλες: διατηρείται το ποσοστό f_t της παλιάς κατάστασης και προστίθεται το ποσοστό i_t της νέας υποψήφιας πληροφορίας:

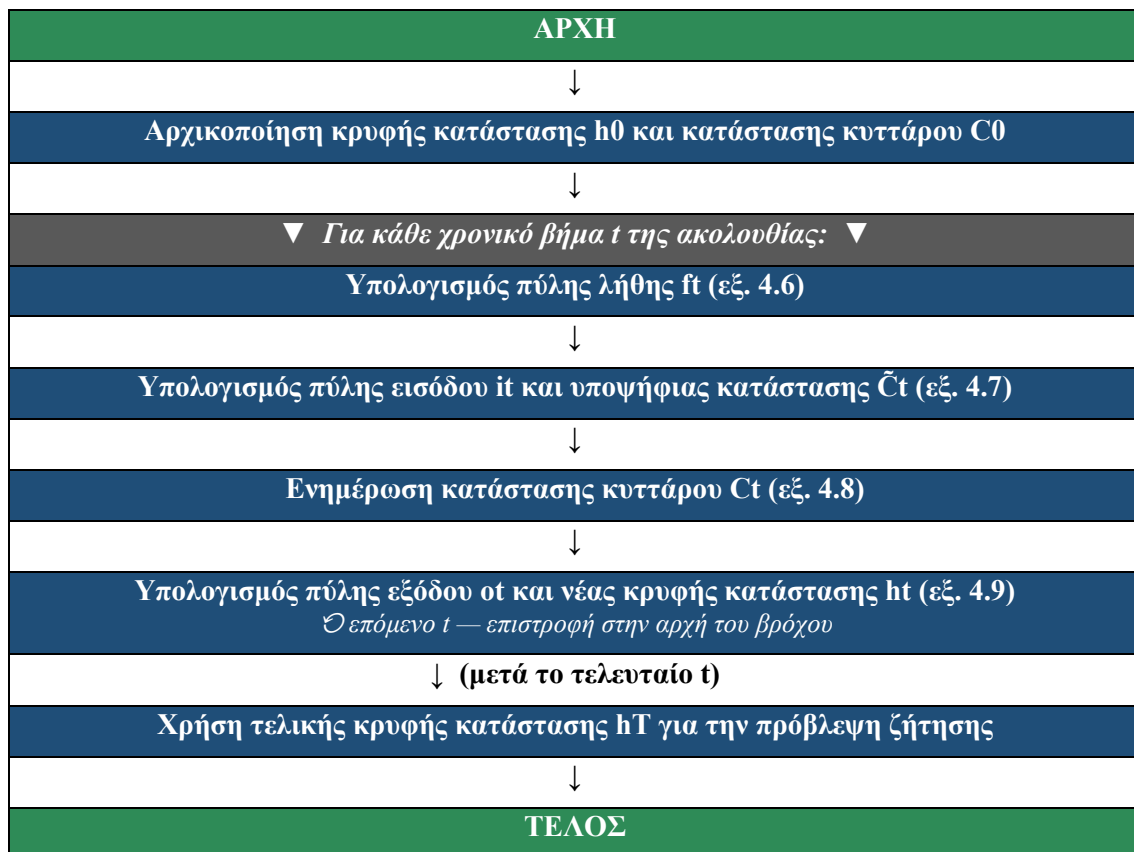
$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (4.8)$$

όπου το σύμβολο $\odot$ δηλώνει πολλαπλασιασμό στοιχείο-προς-στοιχείο. Τέλος, η πύλη εξόδου (output gate) καθορίζει ποιο μέρος της (ενημερωμένης) κατάστασης κυττάρου θα μεταφερθεί στην κρυφή κατάσταση εξόδου h_t , η οποία χρησιμοποιείται τόσο για την πρόβλεψη του τρέχοντος βήματος όσο και ως είσοδος στο επόμενο:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (4.9)$$

Ο συνδυασμός των τριών πυλών επιτρέπει στο δίκτυο να «θυμάται» επιλεκτικά πληροφορία από πολλά βήματα πριν, αντιμετωπίζοντας αποτελεσματικά το πρόβλημα που εμφανίζουν τα απλά αναδρομικά δίκτυα σε μεγάλες ακολουθίες.

Η λογική επεξεργασίας μιας χρονοσειράς από ένα δίκτυο LSTM μπορεί να αναπαρασταθεί ως διάγραμμα ροής, με τα εξής βήματα: (1) αρχικοποίηση της κρυφής κατάστασης h_0 και της κατάστασης κυττάρου C_0 , (2) για κάθε χρονικό βήμα t της ακολουθίας εισόδου: υπολογισμός της πύλης λήθης, της πύλης εισόδου και της υποψήφιας κατάστασης, ενημέρωση της κατάστασης κυττάρου, υπολογισμός της πύλης εξόδου και της νέας κρυφής κατάστασης, (3) επανάληψη για όλα τα βήματα της ακολουθίας, (4) χρήση της τελικής κρυφής κατάστασης για την παραγωγή της πρόβλεψης.



Εικόνα 4.3 – Διάγραμμα ροής επεξεργασίας χρονοσειράς από δίκτυο LSTM.

Η αντίστοιχη λογική σε μορφή ψευδοκώδικα διαμορφώνεται ως εξής:

```

συνάρτηση LSTM_forward(ακολουθία_x, παράμετροι) :
    h ← 0, C ← 0                                # αρχικές καταστάσεις
    
```

```

για κάθε xt στην ακολουθία  $\underline{x}$ :
  ft  $\leftarrow \sigma(W_f \cdot [h, xt] + b_f)$  # εξίσωση 4.6
  it, Ct  $\leftarrow \sigma(\dots), \tanh(\dots)$  # εξίσωση 4.7
  C  $\leftarrow ft \odot C + it \odot Ct$  # εξίσωση 4.8
  ot  $\leftarrow \sigma(W_o \cdot [h, xt] + b_o)$ 
  h  $\leftarrow ot \odot \tanh(C)$  # εξίσωση 4.9
επέστρεψε h # χρησιμοποιείται για πρόβλεψη

```

Αριθμητικό Παράδειγμα

Για εποπτικούς λόγους, θεωρούνται απλοποιημένες βαθμωτές (scalar) τιμές αντί για διανύσματα, ώστε να αναδειχθεί η λογική συνδυασμού των πυλών σε ένα μόνο χρονικό βήμα. Έστω ότι σε ένα χρονικό βήμα t οι πύλες του κυττάρου LSTM έχουν ήδη υπολογιστεί (μέσω των εξισώσεων 4.6–4.7) με τιμές: πύλη λήθης $ft = 0,7$, πύλη εισόδου $it = 0,6$ και υποψήφια κατάσταση $\tilde{C}t = 0,9$, ενώ η προηγούμενη κατάσταση κυττάρου ήταν $C_{t-1} = 0,4$. Η ενημερωμένη κατάσταση κυττάρου, σύμφωνα με την εξίσωση 4.8, είναι:

$$Ct = 0,7 \cdot 0,4 + 0,6 \cdot 0,9 = 0,28 + 0,54 = 0,82$$

Θεωρώντας πύλη εξόδου $ot = 0,8$, η νέα κρυφή κατάσταση προκύπτει από την εξίσωση 4.9:

$$ht = 0,8 \cdot \tanh(0,82) \approx 0,8 \cdot 0,675 \approx 0,54$$

Το παράδειγμα δείχνει εποπτικά τον ρόλο κάθε πύλης: η πύλη λήθης (0,7) διατηρεί το μεγαλύτερο μέρος της παλιάς μνήμης, η πύλη εισόδου (0,6) επιτρέπει σημαντική ενσωμάτωση της νέας πληροφορίας, και η πύλη εξόδου (0,8) καθορίζει πόσο από την ενημερωμένη κατάσταση κυττάρου θα «περάσει» στην κρυφή κατάσταση — η οποία, σε ένα πλήρες μοντέλο, θα τροφοδοτούσε τόσο το επόμενο χρονικό βήμα όσο και την τελική πρόβλεψη ζήτησης.

4.2.6 Εφαρμογή σε Προβλήματα Πρόβλεψης Ζήτησης WMS

Τα δίκτυα LSTM χρησιμοποιούνται ευρέως σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης όταν υπάρχει επαρκής όγκος ιστορικών δεδομένων και η ζήτηση παρουσιάζει σύνθετα, μη γραμμικά ή εποχιακά μοτίβα που δύσκολα αποτυπώνονται από απλούστερα μοντέλα. Οι Pacella και Papadia (2021) αξιολογούν την απόδοση δικτύων LSTM σε πρόβλημα πρόβλεψης χρονοσειρών εφοδιαστικής αλυσίδας, καταδεικνύοντας ότι η αρχιτεκτονική αυτή μπορεί να υπερτερεί σημαντικά έναντι απλούστερων μεθόδων όταν διατίθεται επαρκές ιστορικό εκπαίδευσης, ενώ επισημαίνουν παράλληλα ότι η απόδοσή της εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τον όγκο και την ποιότητα των διαθέσιμων δεδομένων.

Η παρατήρηση αυτή είναι ιδιαίτερα σχετική με το πρωτότυπο της παρούσας εργασίας: με μόλις έξι μήνες ιστορικού ανά προϊόν (§6.1, §6.5), ένα δίκτυο LSTM —που τυπικά απαιτεί εκατοντάδες ή χιλιάδες σημεία δεδομένων για αξιόπιστη εκπαίδευση— δεν θα ήταν πρακτικά εφαρμόσιμο στο πλαίσιο του παρόντος demo, γεγονός που δικαιολογεί εκ των υστέρων και την επιλογή απλούστερων μεθόδων (γραμμική παλινδρόμηση, δέντρα απόφασης) στην πειραματική αξιολόγηση του Κεφαλαίου 6. Η κριτική ανασκόπηση των Douaioui et al. (2024) επιβεβαιώνει τη γενικότερη τάση της βιβλιογραφίας: τα LSTM αποδίδουν καλύτερα σε μεγάλης κλίμακας, βιομηχανικά σύνολα δεδομένων, ενώ σε προβλήματα με περιορισμένο ιστορικό τα απλούστερα μοντέλα παραμένουν συχνά ανταγωνιστικά ή και προτιμότερα, λόγω μικρότερου κινδύνου υπερπροσαρμογής.

4.3 Αλγόριθμοι βελτιστοποίησης αποθήκης

Η βελτιστοποίηση της διάταξης και της λειτουργίας της αποθήκης αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για την αποδοτικότητα.

Οι βασικές τεχνικές περιλαμβάνουν:

- Αλγορίθμους βελτιστοποίησης (optimization algorithms)

- Γενετικούς αλγόριθμους (Genetic Algorithms)
- Greedy algorithms

Οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούνται για:

- Βελτιστοποίηση διαδρομών picking
- Καλύτερη τοποθέτηση προϊόντων
- Μείωση χρόνου μετακίνησης εργαζομένων (Zhang et al., 2025)

Η χρήση τέτοιων τεχνικών μπορεί να οδηγήσει σε σημαντική μείωση χρόνου εκτέλεσης εργασιών και αύξηση παραγωγικότητας.

4.4 Αλγόριθμοι ανίχνευσης ανωμαλιών

Η ανίχνευση ανωμαλιών είναι κρίσιμη για την ασφάλεια και την αξιοπιστία των δεδομένων.

Χρησιμοποιούνται τεχνικές όπως:

- Clustering (π.χ. k-means)
- Anomaly detection models
- Statistical methods

Οι εφαρμογές περιλαμβάνουν:

- Εντοπισμό λαθών καταγραφής
- Ανίχνευση ύποπτων κινήσεων αποθεμάτων
- Πρόληψη απωλειών

Σύμφωνα με μελέτες (Yuan et al., 2025), η χρήση AI σε anomaly detection βελτιώνει σημαντικά την ασφάλεια των logistics συστημάτων.

4.4.1 Μαθηματική Διατύπωση του Naive Bayes

Σε αντίθεση με τη γραμμική παλινδρόμηση και τα δέντρα απόφασης, που χρησιμοποιούνται κυρίως για την πρόβλεψη συνεχών τιμών (όπως η ζήτηση), ο ταξινομητής Naive Bayes είναι αλγόριθμος ταξινόμησης: αναθέτει σε κάθε δείγμα μία διακριτή κατηγορία (π.χ. «κανονική κίνηση» ή «ύποπτη κίνηση»), αντί να προβλέπει μια αριθμητική τιμή. Για τον λόγο αυτό, εντάσσεται στην παρούσα ενότητα, ως τεχνική ανίχνευσης ανωμαλιών, και όχι στην ενότητα 4.2.

Ο αλγόριθμος βασίζεται στο θεώρημα του Bayes, το οποίο εκφράζει την πιθανότητα μια παρατήρηση X να ανήκει σε μια κλάση C , με βάση την εκ των προτέρων πιθανότητα της κλάσης και την πιθανοφάνεια των χαρακτηριστικών:

$$P(C|X) = [P(X|C) \cdot P(C)] / P(X) \quad (4.10)$$

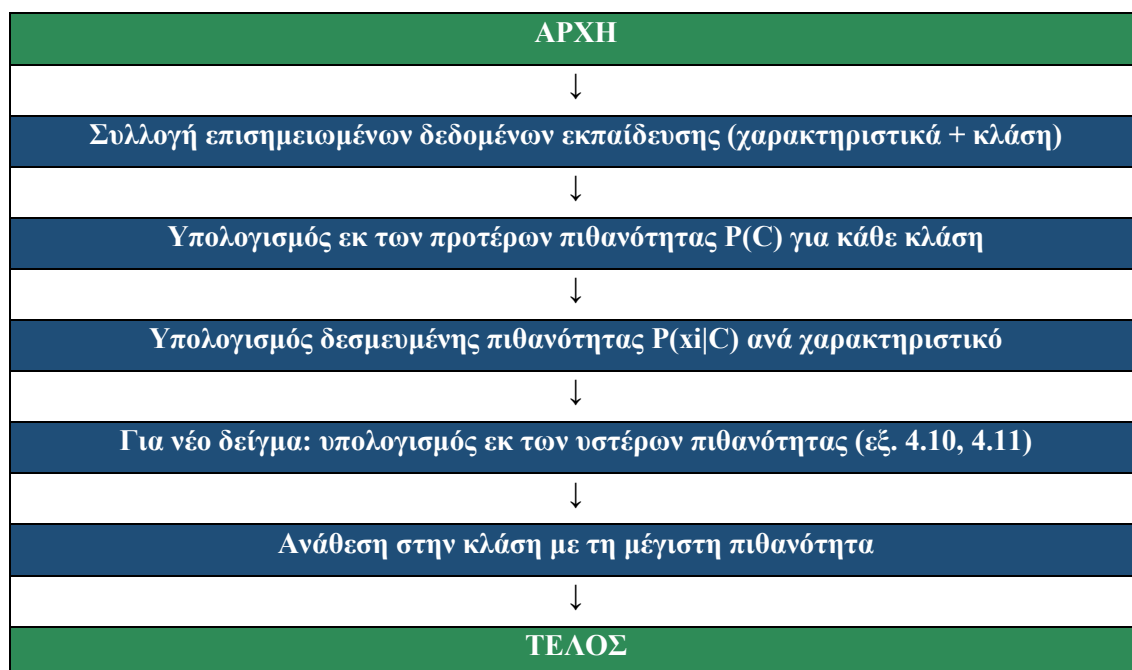
όπου $P(C|X)$ είναι η εκ των υστέρων πιθανότητα της κλάσης C δεδομένων των χαρακτηριστικών $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $P(C)$ η εκ των προτέρων πιθανότητα της κλάσης (συχνότητά της στο σύνολο εκπαίδευσης) και $P(X|C)$ η πιθανοφάνεια των χαρακτηριστικών δεδομένης της κλάσης. Η «αφελής» (naive) υπόθεση του αλγορίθμου είναι ότι τα χαρακτηριστικά $x_1, x_2, \dots, x_n$ είναι στατιστικά ανεξάρτητα μεταξύ τους δεδομένης

της κλάσης, γεγονός που επιτρέπει την απλοποίηση του υπολογισμού της πιθανοφάνειας σε γινόμενο επιμέρους πιθανοτήτων:

$$\hat{C} = \operatorname{argmax}_C [P(C) \cdot \prod P(x_i|C)] \quad (4.11)$$

Η εξίσωση 4.11 εκφράζει τον κανόνα ταξινόμησης: το δείγμα ανατίθεται στην κλάση $\hat{C}$ για την οποία το γινόμενο της εκ των προτέρων πιθανότητας επί το γινόμενο των επιμέρους πιθανοφανειών γίνεται μέγιστο. Παρά την απλοϊκή υπόθεση ανεξαρτησίας, ο Naive Bayes αποδίδει συχνά εκπληκτικά καλά στην πράξη, ιδίως σε προβλήματα με μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών, ενώ διακρίνεται για την ταχύτητα εκπαίδευσής του και τη χαμηλή απαίτηση σε δεδομένα. Οι Peretz et al. (2024) προτείνουν μια βελτιωμένη, ensemble παραλλαγή του αλγορίθμου, η οποία συνδυάζει πολλαπλά επιμέρους μοντέλα Naive Bayes για την ενίσχυση της ακρίβειας (precision) και της ανάκλησης (recall) σε προβλήματα ταξινόμησης με ανισοκατανομημένες κλάσεις — χαρακτηριστικό σύνθηρες σε προβλήματα ανίχνευσης ανωμαλιών, όπου οι «ύποπτες» περιπτώσεις είναι σπάνιες σε σχέση με τις κανονικές.

Η λογική εκπαίδευσης και χρήσης ενός ταξινομητή Naive Bayes μπορεί να αναπαρασταθεί ως διάγραμμα ροής, με τα εξής βήματα: (1) συλλογή επισημειωμένων δεδομένων εκπαίδευσης (χαρακτηριστικά και γνωστή κλάση για κάθε δείγμα), (2) υπολογισμός της εκ των προτέρων πιθανότητας $P(C)$ για κάθε κλάση, (3) υπολογισμός της δεσμευμένης πιθανότητας $P(x_i|C)$ για κάθε χαρακτηριστικό και κάθε κλάση, (4) για ένα νέο, άγνωστο δείγμα, υπολογισμός της εκ των υστέρων πιθανότητας για κάθε κλάση μέσω της εξίσωσης 4.7, (5) ανάθεση του δείγματος στην κλάση με τη μέγιστη πιθανότητα.



Εικόνα 4.4 – Διάγραμμα ροής εκπαίδευσης και ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Naive Bayes.

Η αντίστοιχη λογική σε μορφή ψευδοκώδικα διαμορφώνεται ως εξής:

συνάρτηση εκπαίδευση_naive_bayes(δεδομένα) :

για κάθε κλάση c :

$P(c) \leftarrow \text{συχνότητα}(c) / \text{σύνολο_δειγμάτων}$

για κάθε χαρακτηριστικό x_i :

$P(x_i|c) \leftarrow \text{δεσμευμένη_πιθανότητα}(x_i, c)$

επέστρεψε $P(c), P(x_i|c)$

συνάρτηση ταξινόμηση(νέο_δείγμα, $P(c), P(x_i|c)$) :

για κάθε κλάση c :

$$\text{score}(c) \leftarrow P(c) \cdot \prod P(x_i | c) \quad \# \text{ εξίσωση 4.11}$$
 επέστρεψε την κλάση c με το μέγιστο $\text{score}(c)$

Αριθμητικό Παράδειγμα

Έστω ιστορικό 10 καταγεγραμμένων κινήσεων αποθέματος, εκ των οποίων 7 έχουν χαρακτηριστεί ως «Κανονική» κίνηση και 3 ως «Υποπτη». Από τις 7 κανονικές κινήσεις, οι 6 έγιναν εντός ωραρίου λειτουργίας και 1 εκτός ωραρίου· από τις 3 ύποπτες, μόλις 1 έγινε εντός ωραρίου και 2 εκτός. Οι εκ των προτέρων πιθανότητες και οι δεσμευμένες πιθανότητες του χαρακτηριστικού «ώρα κίνησης» είναι:

$$P(\text{Κανονική}) = 7/10 = 0,70 \quad P(\text{Υποπτη}) = 3/10 = 0,30$$

$$P(\text{Εκτός ωραρίου} | \text{Κανονική}) = 1/7 \approx 0,143 \quad P(\text{Εκτός ωραρίου} | \text{Υποπτη}) = 2/3 \approx 0,667$$

Για μια νέα κίνηση που καταγράφεται εκτός ωραρίου, ο κανόνας ταξινόμησης της εξίσωσης 4.11 δίνει:

$$\text{score}(\text{Κανονική}) = 0,70 \cdot 0,143 \approx 0,100 \quad \text{score}(\text{Υποπτη}) = 0,30 \cdot 0,667 \approx 0,200$$

Παρότι η κλάση «Κανονική» είναι πολύ πιο συχνή στο ιστορικό (70% έναντι 30%), η νέα κίνηση ταξινομείται τελικά ως «Υποπτη», επειδή το γεγονός ότι έγινε εκτός ωραρίου είναι αναλογικά πολύ πιο σύνηθες για τις ύποπτες παρά για τις κανονικές κινήσεις. Το παράδειγμα δείχνει πρακτικά πώς ο αλγόριθμος ισορροπεί την εκ των προτέρων συχνότητα μιας κλάσης με τη δεσμευμένη πιθανότητα του παρατηρούμενου χαρακτηριστικού.

4.4.2 Εφαρμογή σε Ανίχνευση Ανωμαλιών και Ταξινόμηση σε WMS

Στο πλαίσιο ενός WMS, ο Naive Bayes μπορεί να αξιοποιηθεί για την ταξινόμηση κινήσεων αποθέματος ως «κανονικές» ή «ύποπτες», με βάση χαρακτηριστικά όπως η ώρα της κίνησης, η αποκλίνουσα ποσότητα σε σχέση με το ιστορικό μέσο όρο, ο υπάλληλος που την πραγματοποίησε ή η θέση αποθήκευσης. Η ταχύτητα εκπαίδευσης του αλγορίθμου τον καθιστά κατάλληλο για εφαρμογές όπου απαιτείται συχνή επανεκπαίδευση του μοντέλου καθώς συσσωρεύονται νέα δεδομένα.

Οι Yuan et al. (2025) επισημαίνουν ότι η ενσωμάτωση στατιστικών μεθόδων ταξινόμησης, όπως ο Naive Bayes, σε συστήματα ανίχνευσης ανωμαλιών βελτιώνει την ικανότητα έγκαιρου εντοπισμού σφαλμάτων καταγραφής και ύποπτων κινήσεων αποθεμάτων, ενισχύοντας τη συνολική ασφάλεια και αξιοπιστία των δεδομένων ενός WMS. Σε αντίθεση με τα μοντέλα πρόβλεψης ζήτησης της ενότητας 4.2, όπου η επιτυχία μετριέται μέσω του σφάλματος πρόβλεψης (π.χ. MAE, RMSE), η επιτυχία ενός ταξινομητή όπως ο Naive Bayes αξιολογείται μέσω μετρικών όπως η ακρίβεια (precision), η ανάκληση (recall) και το F1-score — μετρικές στις οποίες εστιάζει και η βελτιωμένη παραλλαγή που προτείνουν οι Peretz et al. (2024).

4.5 Αλγόριθμοι πρόβλεψης συντήρησης

Η προγνωστική συντήρηση βασίζεται στην ανάλυση δεδομένων εξοπλισμού για την πρόβλεψη πιθανών βλαβών.

Οι τεχνικές περιλαμβάνουν:

- Time-series analysis
- Machine learning models
- Predictive analytics

Τα οφέλη είναι:

- Μείωση downtime

- Αύξηση διάρκειας ζωής εξοπλισμού
- Μείωση κόστους συντήρησης

Σύμφωνα με τους Zhang et al. (2025), η ενσωμάτωση αλγορίθμων AI σε ευφύες σύστημα υποστήριξης αποφάσεων αποθήκης βελτιώνει μετρήσιμα την απόδοση, με τον γενετικό αλγόριθμο να μειώνει το κόστος του συστήματος κατά 23%, τον αλγόριθμο simulated annealing κατά 15% και τον αλγόριθμο ant colony κατά 10%.

4.6 Συνδυαστική χρήση αλγορίθμων

Στη σύγχρονη πρακτική, οι αλγόριθμοι δεν λειτουργούν μεμονωμένα αλλά συνδυάζονται.

Για παράδειγμα:

- ML → πρόβλεψη ζήτησης
- Optimization → κατανομή πόρων
- NLP → επικοινωνία χρήστη

Ο συνδυασμός αυτός δημιουργεί ένα ολοκληρωμένο ευφύες σύστημα, ικανό να λαμβάνει αποφάσεις χωρίς συνεχή ανθρώπινη παρέμβαση και να προσαρμόζει τη συμπεριφορά του καθώς συσσωρεύονται νέα δεδομένα, βελτιώνοντας σταδιακά την απόδοσή του.

Πίνακας 4.1 – Σύνοψη αλγορίθμων AI σε WMS

Κατηγορία Αλγορίθμου	Εφαρμογή	Όφελος
Machine Learning	Πρόβλεψη ζήτησης	Μείωση ελλείψεων
Optimization	Διαδρομές picking	Μείωση χρόνου
Anomaly Detection	Εντοπισμός σφαλμάτων	Αύξηση ασφάλειας
Predictive Analytics	Συντήρηση εξοπλισμού	Μείωση κόστους

Ενσωμάτωση αλγορίθμων AI σε WMS

Data → ML Model → Prediction → Decision → WMS Action

4.7 Συμπεράσματα κεφαλαίου

Συνοψίζοντας τη μαθηματική και πρακτική ανάλυση των τεσσάρων τεχνικών, ο Πίνακας 4.2 παρουσιάζει συγκριτικά τα βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα καθεμιάς, όπως προέκυψαν από τη θεωρητική τους διατύπωση και τα αριθμητικά παραδείγματα των προηγούμενων ενοτήτων.

Πίνακας 4.2 – Συγκριτική αποτίμηση πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων των τεχνικών του Κεφαλαίου 4.

Τεχνική	Πλεονεκτήματα	Μειονεκτήματα
Naive Bayes	Πολύ ταχεία εκπαίδευση· αποδοτική α-κόμη και με μικρό όγκο δεδομένων· άμεσα ερμηνεύσιμες πιθανότητες.	Η υπόθεση ανεξαρτησίας των χαρακτηριστικών σπάνια ισχύει πλήρως· κατάλληλη μόνο για ταξινόμηση, όχι για πρόβλεψη συνεχούς τιμής.

Γραμμική Παλινδρόμηση	Υψηλή ερμηνευσιμότητα των συντελεστών· ελάχιστο υπολογιστικό κόστος· ακριβής όταν η τάση της ζήτησης είναι περίπου γραμμική.	Αδυναμία αποτύπωσης μη γραμμικών ή σύνθετων μοτίβων ζήτησης.
Δέντρα Απόφασης	Αποτυπώνουν μη γραμμικές σχέσεις χωρίς εκ των προτέρων υποθέσεις· η λογική τους είναι άμεσα οπτικοποιήσιμη.	Τάση για υπερπροσαρμογή με περιορισμένο ιστορικό δεδομένων.
LSTM	Ικανότητα σύλληψης μακροπρόθεσμων χρονικών εξαρτήσεων στη ζήτηση.	Απαιτεί μεγάλο όγκο δεδομένων εκπαίδευσης και σημαντικό υπολογιστικό κόστος· χαμηλή ερμηνευσιμότητα.

Η αντιπαραβολή αυτή επιβεβαιώνεται και από την πειραματική αξιολόγηση του Κεφαλαίου 6: η τάση του δέντρου απόφασης για υπερπροσαρμογή με περιορισμένα δεδομένα αποτυπώθηκε πρακτικά στην σχεδόν ταυτόσημη απόδοσή του με το μοντέλο Naive (§6.3), ενώ η υψηλή ερμηνευσιμότητα και το χαμηλό υπολογιστικό κόστος της γραμμικής παλινδρόμησης συνέβαλαν καθοριστικά στη σαφή υπεροχή της για το συγκεκριμένο, περιορισμένο σύνολο δεδομένων.

Οι αλγόριθμοι τεχνητής νοημοσύνης αποτελούν πλέον δομικό στοιχείο των σύγχρονων WMS, καλύπτοντας όλο το φάσμα από την πρόβλεψη ζήτησης έως τη βελτιστοποίηση διαδρομών και την ανίχνευση ανωμαλιών. Η επίδρασή τους είναι μετρήσιμη: αλγόριθμοι βελτιστοποίησης έχουν επιτύχει μειώσεις κόστους της τάξης του 10–23% σε πειραματικά συστήματα υποστήριξης αποφάσεων αποθήκης (Zhang et al., 2025), ενώ η αυτοματοποιημένη αναγνώριση παραλαβών με GenAI μείωσε τον χρόνο παραλαβής κατά 79% σε βιομηχανική εφαρμογή (Moica et al., 2025).

Το κεφάλαιο αυτό αποτελεί τη βάση για την ανάπτυξη ενός πρακτικού συστήματος, το οποίο παρουσιάζεται στο επόμενο κεφάλαιο.

Κεφάλαιο 5: Σχεδίαση και Υλοποίηση Demo Ευφύους WMS

5.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η σχεδίαση και η υλοποίηση ενός πρωτοτύπου ευφύους Συστήματος Διαχείρισης Αποθήκης (Warehouse Management System – WMS), το οποίο αναπτύχθηκε με σκοπό την προσομοίωση βασικών λειτουργιών διαχείρισης αποθεμάτων, πρόβλεψης ζήτησης και υποστήριξης λήψης αποφάσεων αναπλήρωσης.

Η ανάπτυξη του demo συστήματος πραγματοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python, αξιοποιώντας σύγχρονες βιβλιοθήκες ανάλυσης δεδομένων, μηχανικής μάθησης και παραγωγής αναφορών. Η επιλογή της Python βασίστηκε στην ευρεία χρήση της σε εφαρμογές data analytics, machine learning και πληροφοριακά συστήματα επιχειρησιακής ευφυΐας, καθώς προσφέρει υψηλή ευελιξία, εκτεταμένο οικοσύστημα βιβλιοθηκών και ταχεία ανάπτυξη πρωτοτύπων (Python Software Foundation, 2024; Poroníc et al., 2021).

Το προτεινόμενο σύστημα σχεδιάστηκε ώστε να συνδυάζει θεωρητικές αρχές των προηγούμενων κεφαλαίων με πρακτική εφαρμογή σε ένα ρεαλιστικό σενάριο αποθήκης. Ειδικότερα, το demo σύστημα επιτρέπει:

- Φόρτωση και διαχείριση δεδομένων προϊόντων

- Πρόβλεψη μελλοντικής ζήτησης με χρήση αλγορίθμων Machine Learning
- Αξιολόγηση επιπέδων αποθέματος
- Αυτόματη πρόταση αναπλήρωσης προϊόντων
- Δημιουργία αναφορών και dashboards
- Παραγωγή γραφημάτων τάσεων ζήτησης
- Διατήρηση ιστορικού εκτελέσεων και αποτελεσμάτων

Με τον τρόπο αυτό, το demo προσεγγίζει βασικές λειτουργίες ενός σύγχρονου WMS που αξιοποιεί ευφυνείς τεχνικές για βελτίωση αποδοτικότητας και λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων. Πρόσφατες μελέτες τεκμηριώνουν ότι η ενσωμάτωση predictive analytics και machine learning σε περιβάλλοντα logistics μειώνει τις ελλείψεις αποθεμάτων και βελτιώνει την αξιοποίηση πόρων και την επιχειρησιακή ακρίβεια (Nuruzzaman, 2025; Tong et al., 2023).

5.2 Στόχοι του Demo Συστήματος

Η ανάπτυξη του πρωτοτύπου είχε ως βασικό στόχο τη δημιουργία ενός λειτουργικού μοντέλου που να αναπαριστά τις βασικές δυνατότητες ενός ευφυούς WMS σε μικρή κλίμακα. Οι επιμέρους στόχοι του συστήματος είναι οι εξής:

1. Αυτοματοποιημένη διαχείριση αποθεμάτων

Το σύστημα παρακολουθεί τα διαθέσιμα αποθέματα κάθε προϊόντος και αξιολογεί αν επαρκούν σε σχέση με τη μελλοντική προβλεπόμενη ζήτηση.

2. Πρόβλεψη ζήτησης

Με χρήση ιστορικών δεδομένων πωλήσεων εφαρμόζεται αλγόριθμος γραμμικής παλινδρόμησης (Linear Regression), ώστε να εκτιμηθεί η επόμενη χρονική περίοδος ζήτησης.

3. Έξυπνη αναπλήρωση προϊόντων

Όταν το διαθέσιμο απόθεμα θεωρείται ανεπαρκές, το σύστημα προτείνει κατάλληλη ποσότητα αναπλήρωσης.

4. Υποστήριξη αποφάσεων

Ο χρήστης λαμβάνει οργανωμένες αναφορές, συγκεντρωτικά στοιχεία και οπτικοποιήσεις που διευκολύνουν τη λήψη αποφάσεων.

5. Προσομοίωση πραγματικής λειτουργίας αποθήκης

Μετά από κάθε εκτέλεση, το απόθεμα ενημερώνεται δυναμικά ώστε να προσομοιώνεται νέος κύκλος λειτουργίας.

6. Ιστορικότητα και ανάλυση

Το σύστημα διατηρεί προηγούμενες εκτελέσεις και αποτελέσματα, επιτρέποντας σύγκριση μεταξύ διαφορετικών κύκλων λειτουργίας.

Οι παραπάνω στόχοι συνδέονται άμεσα με τη θεωρητική ανάλυση των προηγούμενων κεφαλαίων, καθώς το σύστημα ενσωματώνει λειτουργίες διαχείρισης αποθεμάτων, πρόβλεψης ζήτησης, παραγωγής αναφορών και υποστήριξης αποφάσεων, οι οποίες αποτελούν βασικά χαρακτηριστικά ενός σύγχρονου ευφρούς WMS.

Στο demo σύστημα, η βασική ευφής τεχνική που αξιοποιείται είναι η γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression), η οποία εφαρμόζεται στα ιστορικά δεδομένα ζήτησης των έξι προηγούμενων περιόδων. Το μοντέλο υπολογίζει την προβλεπόμενη ζήτηση της επόμενης περιόδου για κάθε προϊόν. Στη συνέχεια, η τιμή αυτή χρησιμοποιείται από τον μηχανισμό υποστήριξης αποφάσεων του συστήματος, ο οποίος συγκρίνει την προβλεπόμενη ζήτηση με το διαθέσιμο απόθεμα και το ελάχιστο όριο αναπλήρωσης. Με βάση αυτή τη σύγκριση, το σύστημα κατατάσσει κάθε προϊόν σε κατάσταση “OK”, “Low Stock” ή “Reorder Required” και προτείνει την κατάλληλη ποσότητα αναπλήρωσης.

Επομένως, η χρήση ΑΙ στο παρόν demo δεν περιορίζεται στην απλή καταγραφή δεδομένων, αλλά αξιοποιείται για την πρόβλεψη ζήτησης και την υποστήριξη αποφάσεων αναπλήρωσης.

5.3 Τεχνολογίες και Εργαλεία Υλοποίησης

Πίνακας 5.1 – Τεχνολογίες και εργαλεία υλοποίησης του demo συστήματος

Τεχνολογία	Ρόλος στο σύστημα
Python	Κύρια γλώσσα ανάπτυξης
Pandas	Διαχείριση δεδομένων
Scikit-learn	Machine Learning μοντέλα
Matplotlib	Δημιουργία γραφημάτων
OpenPyXL	Excel reports
CSV / XLSX	Αποθήκευση δεδομένων
Pathlib / Shutil	Διαχείριση φακέλων και αρχείων

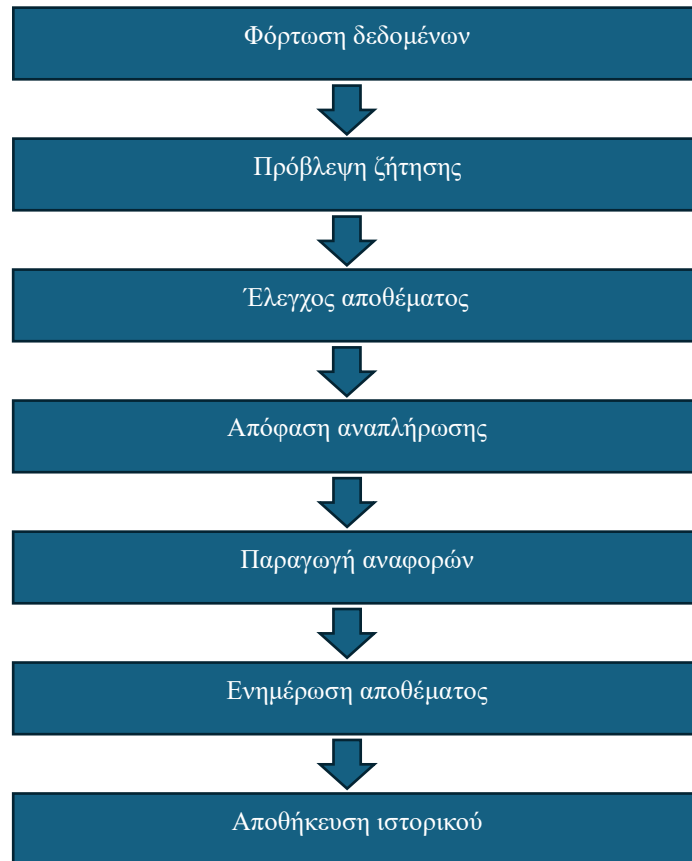
Η επιλογή των συγκεκριμένων εργαλείων βασίστηκε στην ανάγκη ανάπτυξης ενός ευέλικτου πρωτοτύπου, το οποίο να μπορεί να επεξεργάζεται δεδομένα, να εφαρμόζει μοντέλο πρόβλεψης, να δημιουργεί αναφορές και να παράγει οπτικοποιήσεις χωρίς την ανάγκη χρήσης σύνθετης εμπορικής πλατφόρμας WMS.

5.4 Αρχιτεκτονική και Δομή του Προγράμματος

Η αρχιτεκτονική του demo συστήματος σχεδιάστηκε με γνώμονα την απλότητα, τη modular ανάπτυξη και την ευκολία επέκτασης. Το πρόγραμμα αποτελείται από επιμέρους συναρτήσεις, καθεμία από τις οποίες αναλαμβάνει συγκεκριμένο ρόλο στη συνολική ροή λειτουργίας. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται καλύτερη συντηρησιμότητα, αναγνωσιμότητα κώδικα και δυνατότητα μελλοντικής ενσωμάτωσης νέων λειτουργιών.

Η βασική ευφής τεχνική που αξιοποιείται στο demo είναι η γραμμική παλινδρόμηση, η οποία χρησιμοποιείται ως μοντέλο μηχανικής μάθησης για την πρόβλεψη της ζήτησης της επόμενης περιόδου. Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης τροφοδοτούν στη συνέχεια έναν μηχανισμό υποστήριξης αποφάσεων, ο οποίος αξιολογεί το διαθέσιμο απόθεμα και προτείνει αναπλήρωση όπου απαιτείται.

Το σύστημα ακολουθεί μια λογική επεξεργασίας δεδομένων τύπου pipeline, όπου η έξοδος ενός σταδίου χρησιμοποιείται ως είσοδος στο επόμενο.



Εικόνα 5.1 – Γενική ροή λειτουργίας του demo ευφούς WMS.

Το παραπάνω σχήμα απεικονίζει τη βασική λογική επεξεργασίας του συστήματος. Τα δεδομένα προϊόντων εισάγονται στο πρόγραμμα, αναλύονται μέσω μοντέλου πρόβλεψης ζήτησης και στη συνέχεια αξιοποιούνται για την παραγωγή προτάσεων αναπλήρωσης και αναφορών.

5.4.1 Γενική Ροή Λειτουργίας

Η συνολική λειτουργία του συστήματος μπορεί να περιγραφεί στα ακόλουθα στάδια:

1. Ανάγνωση αρχικού dataset ή τελευταίας κατάστασης αποθέματος
2. Πρόβλεψη μελλοντικής ζήτησης για κάθε προϊόν
3. Έλεγχος επιπέδων αποθέματος
4. Υπολογισμός ανάγκης αναπλήρωσης
5. Δημιουργία dashboards και αναφορών Excel
6. Παραγωγή γραφημάτων για κρίσιμα προϊόντα
7. Ενημέρωση αποθέματος για τον επόμενο κύκλο
8. Αποθήκευση ιστορικού αποτελεσμάτων

Η συγκεκριμένη ροή προσομοιώνει τη λειτουργία ενός WMS, καθώς συνδέει την εισαγωγή δεδομένων, την ανάλυση, τη λήψη απόφασης και την ενημέρωση της αποθήκης σε έναν επαναλαμβανόμενο κύκλο λειτουργίας.

5.4.2 Δομή Αρχείων και Φακέλων

```
project_folder/
|
├─ main.py
├─ products.csv
|
└─ output/
    ├─ latest/
    │   ├─ wms_results.xlsx
    │   ├─ current_inventory.xlsx
    │   └─ charts/
    │
    └─ runs/
        ├─ run_20250720_101500/
        ├─ run_20250720_104200/
        └─ ...
```

Δομή αρχείων και φακέλων του demo συστήματος

Πίνακας 5.2 – Δομή φακέλων και αρχείων του συστήματος

Φάκελος / Αρχείο	Περιγραφή
main.py	Κύριο πρόγραμμα
products.csv	Αρχικό dataset
output/latest	Τελευταία αποτελέσματα
output/runs	Ιστορικό εκτελέσεων
charts	Γραφήματα προϊόντων

Περιγραφή φακέλων

products.csv

Περιέχει το αρχικό dataset των προϊόντων. Για κάθε προϊόν αποθηκεύονται στοιχεία όπως:

- product_id

- product_name
- category
- current_stock
- reorder_level
- ιστορική ζήτηση (month_1 έως month_6)

output/latest

Περιέχει πάντα τα αποτελέσματα της τελευταίας εκτέλεσης του προγράμματος.

output/runs

Περιέχει ιστορικό προηγούμενων εκτελέσεων με timestamp, ώστε να είναι δυνατή η σύγκριση αποτελεσμάτων μεταξύ διαφορετικών χρονικών στιγμών.

current_inventory.xlsx

Αποθηκεύει την τελευταία κατάσταση αποθέματος και χρησιμοποιείται ως βάση για την επόμενη εκτέλεση.

5.4.3 Βασικές Συναρτήσεις του Συστήματος

Πίνακας 5.3 – Βασικές συναρτήσεις του προγράμματος και ο ρόλος τους

Συνάρτηση	Περιγραφή
load_products()	Φόρτωση δεδομένων προϊόντων
predict_next_demand()	Πρόβλεψη ζήτησης
recommend_reorder()	Απόφαση αναπλήρωσης
build_results()	Δημιουργία συνολικών αποτελεσμάτων
simulate_inventory_update()	Ενημέρωση αποθέματος
save_results()	Δημιουργία Excel αναφορών
generate_reorder_charts()	Παραγωγή γραφημάτων
cleanup_old_runs()	Διαγραφή παλαιών runs
ask_reset_state()	Επιλογή επαναφοράς αρχικού dataset
reset_output_folders()	Επαναφορά φακέλων εξόδου
main()	Κεντρική ροή εκτέλεσης

Ιδιαίτερη λειτουργική σημασία έχει η συνάρτηση simulate_inventory_update(), η οποία μετατρέπει το πρωτότυπο από απλό εργαλείο πρόβλεψης σε μικρής κλίμακας προσομοιωτή λειτουργίας αποθήκης σε διαδοχικούς κύκλους. Σε κάθε εκτέλεση, το σύστημα προσομοιώνει την πραγματοποιηθείσα ζήτηση της περιόδου ως το 80% της προβλεπόμενης τιμής, μειώνει αντίστοιχα το απόθεμα κάθε προϊόντος (με αποκλεισμό αρνητικών τιμών) και, για τα προϊόντα σε κατάσταση «Reorder Required», προσθέτει την προτεινόμενη ποσότητα αναπλήρωσης, προσομοιώνοντας την παραλαβή της αντίστοιχης παραγγελίας.

Στη συνέχεια, το ιστορικό ζήτησης μετακυλιεται κατά μία περίοδο: ο παλαιότερος μήνας απορρίπτεται, οι υπόλοιποι μετατοπίζονται κατά μία θέση και η προσομοιωμένη ζήτηση καταχωρίζεται ως ο πλέον πρόσφατος μήνας. Η ενημερωμένη κατάσταση αποθηκεύεται στο αρχείο current_inventory.xlsx και αποτελεί την αφετηρία της επόμενης εκτέλεσης, εκτός εάν ο χρήστης επιλέξει επαναφορά στο αρχικό dataset. Με τον μηχανισμό αυτό, κάθε νέος κύκλος λειτουργεί πάνω σε εξελισσόμενα δεδομένα, γεγονός που επιτρέπει την παρατήρηση της συμπεριφοράς του συστήματος σε βάθος διαδοχικών περιόδων — δυνατότητα που αξιοποιείται και στην αξιολόγηση του Κεφαλαίου 6.

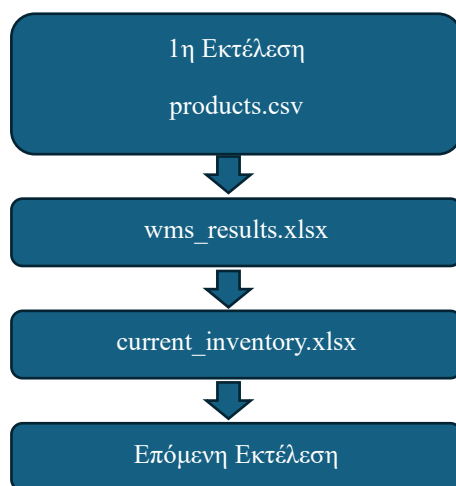
Η χρήση διακριτών συναρτήσεων συμβάλλει στη modular αρχιτεκτονική του συστήματος, διευκολύνοντας την αναγνωσιμότητα, τη συντήρηση και τη μελλοντική επέκταση του λογισμικού. Παράλληλα, επιτρέπει την ανεξάρτητη διαχείριση επιμέρους λειτουργιών, όπως η πρόβλεψη ζήτησης, η παραγωγή αναφορών και η ενημέρωση αποθεμάτων.

5.4.4 Μηχανισμός Διατήρησης Κατάστασης

Μία από τις σημαντικότερες βελτιώσεις του συστήματος είναι η δυνατότητα συνέχισης λειτουργίας από το σημείο όπου σταμάτησε.

Κατά την πρώτη εκτέλεση χρησιμοποιείται το αρχικό αρχείο products.csv. Στις επόμενες εκτελέσεις, το πρόγραμμα φορτώνει το current_inventory.xlsx, το οποίο περιέχει τα ενημερωμένα αποθέματα μετά τον προηγούμενο κύκλο.

Έτσι, το σύστημα δεν λειτουργεί ως στατικό demo αλλά ως δυναμική προσομοίωση συνεχούς λειτουργίας αποθήκης.



Εικόνα 5.2 – Μηχανισμός διατήρησης κατάστασης μεταξύ διαδοχικών εκτελέσεων.

Η ύπαρξη του αρχείου current_inventory.xlsx επιτρέπει στο σύστημα να μη λειτουργεί ως στατικό παράδειγμα, αλλά ως επαναλαμβανόμενη προσομοίωση. Κάθε νέα εκτέλεση αξιοποιεί την τελευταία ενημερωμένη εικόνα του αποθέματος.

5.4.5 Μηχανισμός Reset

Κατά την εκκίνηση του προγράμματος, ο χρήστης έχει τη δυνατότητα reset μέσω του terminal:

Θέλεις reset στο αρχικό dataset; (y/n):

Αν επιλεγεί “yes”, τότε:

- Διαγράφονται τα προηγούμενα αποτελέσματα
- Διαγράφεται το ιστορικό runs
- Φορτώνεται ξανά το αρχικό dataset
- Ξεκινά νέα προσομοίωση από την αρχή

```

Θέλεις reset στο αρχικό dataset; (y/n): y

=== WMS AI DEMO RESULTS ===

Προϊόν: Wireless Mouse (Ηλεκτρονικά)
Τρέχον Απόθεμα: 25
Ελάχιστο Όριο: 15
Προβλεπόμενη Ζήτηση: 19
Κατάσταση: OK
Προτεινόμενη Ποσότητα Αναπλήρωσης: 0
-----
Προϊόν: Mechanical Keyboard (Ηλεκτρονικά)
Τρέχον Απόθεμα: 10
Ελάχιστο Όριο: 12
Προβλεπόμενη Ζήτηση: 23
Κατάσταση: Reorder Required
Προτεινόμενη Ποσότητα Αναπλήρωσης: 41
    
```

Εικόνα 5.3 – Επιλογή επαναφοράς dataset κατά την εκκίνηση του προγράμματος.

Η δυνατότητα reset είναι σημαντική για δοκιμές και παρουσιάσεις, καθώς επιτρέπει την επανεκκίνηση του συστήματος από ελεγχόμενη αρχική κατάσταση.

5.4.6 Διαχείριση Ιστορικού Λειτουργίας

Για να αποφεύγεται η ανεξέλεγκτη αύξηση αρχείων, το πρόγραμμα διατηρεί μόνο τις 5 πιο πρόσφατες εκτελέσεις. Οι παλαιότερες διαγράφονται αυτόματα.

Η λειτουργία αυτή προσφέρει:

- Καλύτερη οργάνωση αρχείων
- Περιορισμό αποθηκευτικού χώρου
- Καθαρότερο περιβάλλον εργασίας

Πίνακας 5.4 – Οργάνωση ιστορικού εκτελέσεων

Στοιχείο	Περιγραφή
output/runs	Φάκελος ιστορικού εκτελέσεων
run_timestamp	Ξεχωριστός φάκελος ανά εκτέλεση
charts	Γραφήματα της συγκεκριμένης εκτέλεσης
wms_results.xlsx	Αναφορά αποτελεσμάτων της εκτέλεσης
current_inventory.xlsx	Ενημερωμένο απόθεμα μετά την εκτέλεση

 run_20260427_183559	27/4/2026 6:36 μμ	Φάκελος αρχείων
 run_20260427_215819	27/4/2026 9:59 μμ	Φάκελος αρχείων
 run_20260427_215933	27/4/2026 9:59 μμ	Φάκελος αρχείων

Εικόνα 5.4 – Ιστορικό προηγούμενων εκτελέσεων με χρήση timestamps.

5.4.7 Πλεονεκτήματα της Επιλεγμένης Αρχιτεκτονικής

Η συγκεκριμένη αρχιτεκτονική παρουσιάζει σημαντικά πλεονεκτήματα:

- Ευκολία κατανόησης και συντήρησης
- Modular σχεδιασμός
- Δυνατότητα επεκτάσεων
- Ρεαλιστική προσομοίωση WMS
- Υποστήριξη ιστορικών δεδομένων
- Ευκολία παρουσίασης και αξιολόγησης

5.5 Λειτουργία του Συστήματος και Παρουσίαση Αποτελεσμάτων

Στην παρούσα ενότητα παρουσιάζεται η πρακτική λειτουργία του demo ευφρούς Συστήματος Διαχείρισης Αποθήκης μέσα από ενδεικτικά σενάρια εκτέλεσης, καθώς και τα αποτελέσματα που παράγονται από το σύστημα. Στόχος είναι να αποδειχθεί ότι το προτεινόμενο πρωτότυπο δεν αποτελεί μόνο θεωρητική προσέγγιση, αλλά ένα λειτουργικό εργαλείο το οποίο μπορεί να υποστηρίξει βασικές διαδικασίες διαχείρισης αποθεμάτων και λήψης αποφάσεων.

Η εκτέλεση του προγράμματος πραγματοποιείται μέσω terminal/command line περιβάλλοντος, όπου ο χρήστης ξεκινά την εφαρμογή και επιλέγει εάν επιθυμεί επαναφορά (reset) στο αρχικό dataset ή συνέχιση από την τελευταία κατάσταση αποθέματος.

5.5.1 Εκκίνηση του Προγράμματος

Κατά την εκτέλεση του αρχείου main.py, το σύστημα ζητά από τον χρήστη να επιλέξει εάν θα πραγματοποιηθεί επαναφορά του dataset στην αρχική κατάσταση ή αν θα χρησιμοποιηθεί η τελευταία αποθηκευμένη κατάσταση αποθέματος.

Παράδειγμα: Θέλεις reset στο αρχικό dataset; (y/n): n

Σε περίπτωση επιλογής n, το πρόγραμμα συνεχίζει από το αρχείο current_inventory.xlsx, διατηρώντας την προηγούμενη κατάσταση αποθέματος.

5.5.2 Παραγωγή Αναφορών Excel

Μετά την επεξεργασία των δεδομένων, το σύστημα δημιουργεί αυτόματα αρχείο αναφορών Excel με όνομα: wms_results.xlsx

Το αρχείο αυτό περιλαμβάνει πολλαπλά φύλλα εργασίας με διαφορετική πληροφορία:

- Dashboard Summary
- All Products
- Reorder Summary
- Top Critical Products

Η δημιουργία των αναφορών πραγματοποιείται αυτόματα και παρέχει στον χρήστη οργανωμένη εικόνα της λειτουργικής κατάστασης της αποθήκης.

Πίνακας 5.5 – Φύλλα εργασίας του αρχείου wms_results.xlsx

Φύλλο εργασίας	Περιεχόμενο
Dashboard Summary	Συγκεντρωτικοί δείκτες απόδοσης
All Products	Αναλυτική εικόνα όλων των προϊόντων

Reorder Summary	Προϊόντα που απαιτούν αναπλήρωση
Top Critical Products	Τα πιο κρίσιμα προϊόντα

5.5.3 Dashboard Summary

Το φύλλο Dashboard Summary περιλαμβάνει συγκεντρωτικούς δείκτες απόδοσης (KPIs), οι οποίοι επιτρέπουν γρήγορη αξιολόγηση της κατάστασης αποθήκης.

Ενδεικτικοί δείκτες:

- Συνολικό πλήθος προϊόντων
- Προϊόντα σε κατάσταση OK
- Προϊόντα Low Stock
- Προϊόντα που απαιτούν reorder
- Συνολικό διαθέσιμο απόθεμα
- Συνολική προβλεπόμενη ζήτηση
- Stock coverage ratio
- Συνολική προτεινόμενη αναπλήρωση

Οι δείκτες αυτοί προσομοιώνουν dashboards που χρησιμοποιούνται σε πραγματικά πληροφοριακά συστήματα logistics.

A1			Δείκτης
	A	B	C
1	Δείκτης	Τιμή	
2	Σύνολο προϊόντων	10	
3	Προϊόντα OK	8	
4	Προϊόντα Low Stock	0	
5	Προϊόντα για Reorder	2	
6	Ποσοστό προϊόντων για Reorder (%)	20	
7	Συνολικό διαθέσιμο απόθεμα	257	
8	Συνολική προβλεπόμενη ζήτηση	156	
9	Stock Coverage Ratio	1,65	
10	Συνολική προτεινόμενη ποσότητα αναπλήρωσης	44	
11	Μέση προβλεπόμενη ζήτηση	15,6	
12			
13			
14			

Εικόνα 5.5 – Dashboard Summary με βασικούς δείκτες λειτουργίας αποθήκης.

Το dashboard παρέχει άμεση εικόνα της κατάστασης της αποθήκης, παρουσιάζοντας το πλήθος προϊόντων ανά κατάσταση, τη συνολική προβλεπόμενη ζήτηση, το διαθέσιμο απόθεμα και τον δείκτη κάλυψης αποθέματος.

5.5.4 Αναλυτική Κατάσταση Προϊόντων

Το φύλλο All Products παρουσιάζει αναλυτικά όλα τα προϊόντα του dataset μαζί με:

- Τρέχον απόθεμα
- Reorder level
- Ιστορική ζήτηση
- Predicted demand
- Status
- Suggested reorder quantity

Η χρήση χρωματικής μορφοποίησης επιτρέπει άμεση ανάγνωση κρίσιμων περιπτώσεων:

- Πράσινο: OK
- Κίτρινο: Low Stock
- Κόκκινο: Reorder Required

Η προσέγγιση αυτή βελτιώνει την εμπειρία χρήστη και επιταχύνει τη λήψη αποφάσεων.

5.5.5 Προτάσεις Αναπλήρωσης

Το φύλλο Reorder Summary περιλαμβάνει μόνο τα προϊόντα που απαιτούν αναπλήρωση, ώστε ο διαχειριστής να εστιάζει άμεσα στις κρίσιμες περιπτώσεις.

Για κάθε προϊόν παρουσιάζονται:

- Αναγνωριστικό προϊόντος
- Όνομα προϊόντος
- Διαθέσιμο απόθεμα
- Προβλεπόμενη ζήτηση
- Απαιτούμενη ποσότητα αναπλήρωσης

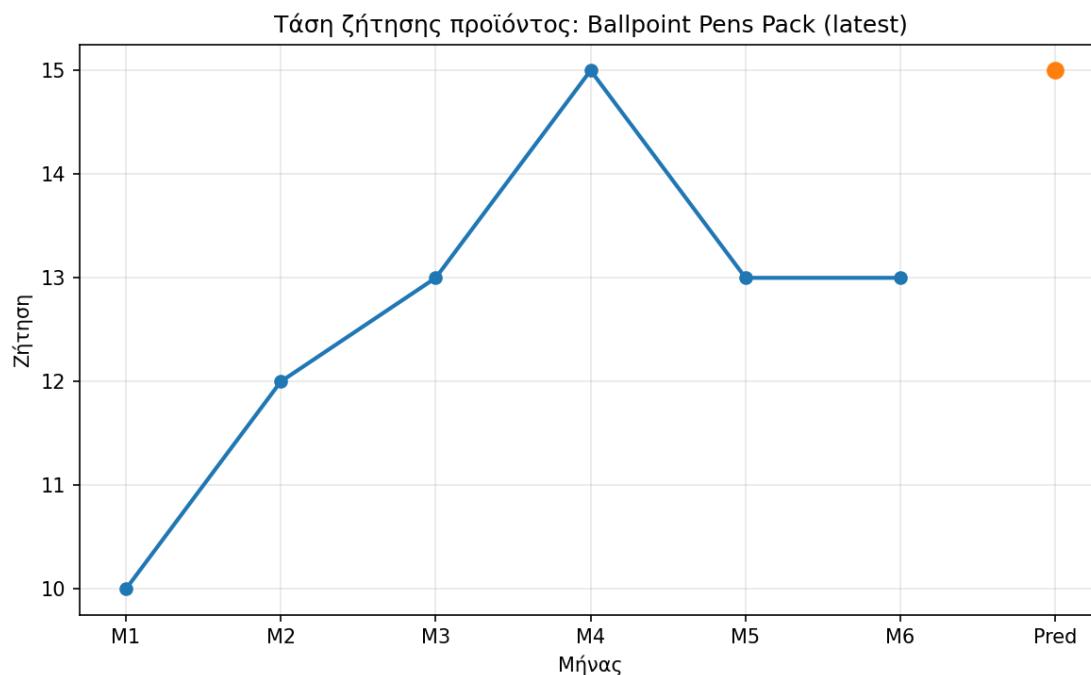
Με τον τρόπο αυτό το σύστημα λειτουργεί ως εργαλείο υποστήριξης αποφάσεων προμηθειών.

Πίνακας 5.6 – Παράδειγμα προτάσεων αναπλήρωσης

Προϊόν	Απόθεμα	Πρόβλεψη ζήτησης	Κατάσταση	Προτεινόμενη αναπλήρωση
Mechanical Keyboard	10	23	Reorder Required	41
Cereal Bars Box	8	15	Reorder Required	27
Hand Sanitizer	12	14	Reorder Required	21

5.5.6 Γραφήματα Ζήτησης Προϊόντων

Για τα πιο κρίσιμα προϊόντα δημιουργούνται αυτόματα γραφήματα τάσης ζήτησης στον φάκελο: `output/latest/charts/`



Εικόνα 5.6 – Γράφημα ιστορικής και προβλεπόμενης ζήτησης προϊόντος.

Τα γραφήματα παρουσιάζουν:

- Ιστορική ζήτηση τελευταίων 6 περιόδων
- Προβλεπόμενη ζήτηση επόμενης περιόδου

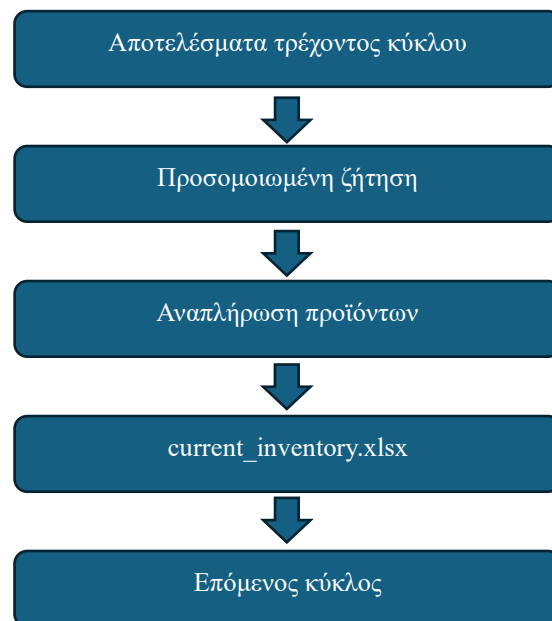
Η οπτικοποίηση βοηθά στον εντοπισμό αυξητικών ή πτωτικών τάσεων και βελτιώνει την ερμηνεία των δεδομένων.

5.5.7 Ενημέρωση Αποθέματος για Νέο Κύκλο

Μετά την ολοκλήρωση κάθε εκτέλεσης, το σύστημα ενημερώνει το αρχείο: `current_inventory.xlsx`

Το αρχείο αυτό χρησιμοποιείται ως βάση για τον επόμενο κύκλο λειτουργίας. Έτσι επιτυγχάνεται δυναμική προσομοίωση συνεχούς λειτουργίας αποθήκης και όχι στατική επεξεργασία δεδομένων.

Η λειτουργία αυτή προσδίδει ρεαλισμό στο σύστημα, καθώς τα αποθέματα μεταβάλλονται με βάση τη ζήτηση και τις ενέργειες αναπλήρωσης.



Εικόνα 5.7 – Ενημέρωση αποθέματος και μετάβαση στον επόμενο κύκλο λειτουργίας.

5.5.8 Διατήρηση Ιστορικού Εκτελέσεων

Κάθε εκτέλεση αποθηκεύεται αυτόματα σε ξεχωριστό φάκελο μέσα στο: `output/runs/` με χρήση timestamp, για παράδειγμα:

run_20250720_101500

run_20250720_104200

Η δυνατότητα αυτή επιτρέπει:

- Ιστορική παρακολούθηση αποτελεσμάτων
- Σύγκριση μεταξύ διαφορετικών κύκλων
- Αξιολόγηση μεταβολών αποθέματος
- Δοκιμές διαφορετικών σεναρίων

5.5.9 Συνολική Αξιολόγηση Εκτέλεσης

Η πρακτική εφαρμογή του demo συστήματος δείχνει ότι είναι δυνατή η ανάπτυξη ενός λειτουργικού WMS πρωτοτύπου με χρήση τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης και χαμηλού κόστους εργαλείων λογισμικού.

Το σύστημα επιτυγχάνει:

- Πρόβλεψη ζήτησης προϊόντων
- Έλεγχο αποθεμάτων
- Αυτόματες προτάσεις αναπλήρωσης
- Παραγωγή αναφορών
- Οπτικοποίηση δεδομένων
- Διατήρηση ιστορικού
- Δυναμική προσομοίωση λειτουργίας αποθήκης

Η εκτέλεση του demo επιβεβαιώνει ότι το προτεινόμενο σύστημα μπορεί να υποστηρίξει βασικές λειτουργίες ενός ευφρούς WMS, όπως πρόβλεψη ζήτησης, έλεγχο αποθεμάτων, δημιουργία προτάσεων αναπλήρωσης και παραγωγή αναφορών. Παρότι πρόκειται για πρωτότυπο εκπαιδευτικού χαρακτήρα, η δομή του προσεγγίζει τη λογική λειτουργίας πραγματικών συστημάτων WMS.

5.6 Συμπεράσματα Υλοποίησης

Η ανάπτυξη του προτεινόμενου demo συστήματος απέδειξε ότι είναι εφικτή η δημιουργία ενός λειτουργικού και επεκτάσιμου Warehouse Management System με χρήση σύγχρονων εργαλείων προγραμματισμού και τεχνικών τεχνητής νοημοσύνης.

Η εφαρμογή υλοποιήθηκε σε γλώσσα Python και αξιοποίησε βιβλιοθήκες όπως οι Pandas, Scikit-learn, Matplotlib και OpenPyXL για την επεξεργασία δεδομένων, την πρόβλεψη ζήτησης, την οπτικοποίηση αποτελεσμάτων και την παραγωγή αυτοματοποιημένων αναφορών.

Μέσω της υλοποίησης επιτεύχθηκαν βασικές λειτουργίες ενός πραγματικού WMS, όπως:

- Παρακολούθηση αποθέματος
- Πρόβλεψη μελλοντικής ζήτησης
- Αυτόματη λήψη αποφάσεων αναπλήρωσης
- Παραγωγή dashboards και reports
- Ιστορικότητα εκτελέσεων
- Δυναμική ενημέρωση δεδομένων

Βασικός περιορισμός της παρούσας υλοποίησης είναι ότι το σύστημα λειτουργεί τοπικά και δεν συνδέεται ακόμη με πραγματική βάση δεδομένων, ERP ή αισθητήρες αποθήκης. Ωστόσο, η modular δομή του επιτρέπει μελλοντική επέκταση προς web εφαρμογή, σύνδεση με βάση δεδομένων και χρήση πιο σύνθετων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Συνεπώς, το έργο αυτό καταδεικνύει τον σημαντικό ρόλο που μπορούν να διαδραματίσουν οι ευφρείς τεχνολογίες στη βελτιστοποίηση των διαδικασιών αποθήκευσης και εφοδιαστικής αλυσίδας.

Κεφάλαιο 6: Αξιολόγηση και Ανάλυση Αποτελεσμάτων

6.1 Μεθοδολογία Αξιολόγησης

Στο παρόν κεφάλαιο αξιολογείται κατά πόσο δικαιολογείται η επιλογή της γραμμικής παλινδρόμησης που έγινε στην ενότητα 3.3, μέσω σύγκρισής της με εναλλακτικές μεθόδους πρόβλεψης ζήτησης στο ίδιο σύνολο δεδομένων.

6.1.1 Πρωτόκολλο Leave-Last-Out

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκε το πρωτόκολλο leave-last-out, σύμφωνα με το οποίο το μοντέλο εκπαιδεύτηκε χρησιμοποιώντας τα δεδομένα των πρώτων πέντε μηνών, ενώ ο έκτος μήνας κρατήθηκε αποκλειστικά για έλεγχο. Με αυτόν τον τρόπο ήταν δυνατή η σύγκριση των προβλέψεων του μοντέλου με τις πραγματικές τιμές του τελευταίου μήνα για κάθε προϊόν.

Η επιλογή αυτή έγινε επειδή κάθε προϊόν διαθέτει μόνο έξι μήνες ιστορικών δεδομένων. Αν χρησιμοποιούνταν και ο έκτος μήνας κατά την εκπαίδευση, τότε το μοντέλο θα είχε ήδη «δει» τα δεδομένα που καλείται να προβλέψει και η αξιολόγηση δεν θα ήταν αντικειμενική. Αντίθετα, κρατώντας τον τελευταίο μήνα εκτός εκπαίδευσης, προσομοιώνεται μια πραγματική συνθήκη, όπου γίνεται πρόβλεψη για μελλοντικά δεδομένα που δεν είναι γνωστά εκ των προτέρων.

6.1.2 Μετρικές Αξιολόγησης

Για την αξιολόγηση της ακρίβειας των προβλέψεων χρησιμοποιήθηκαν τρεις ευρέως χρησιμοποιούμενες μετρικές σφάλματος.

Μέσο Απόλυτο Σφάλμα (Mean Absolute Error – MAE)

$$MAE = (1/n) \cdot \sum |y_i - \hat{y}_i| \quad (6.1)$$

Το MAE εκφράζει το μέσο απόλυτο σφάλμα μεταξύ των πραγματικών και των προβλεπόμενων τιμών και μετριέται στις ίδιες μονάδες με τη ζήτηση.

Ρίζα Μέσου Τετραγωνικού Σφάλματος (Root Mean Squared Error – RMSE)

$$RMSE = \sqrt{(1/n) \cdot \sum (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6.2)$$

Το RMSE υπολογίζει επίσης το σφάλμα πρόβλεψης, αλλά δίνει μεγαλύτερη βαρύτητα στις μεγαλύτερες αποκλίσεις μεταξύ πραγματικών και προβλεπόμενων τιμών.

Μέσο Απόλυτο Ποσοστιαίο Σφάλμα (Mean Absolute Percentage Error – MAPE)

$$MAPE = (100/n) \cdot \sum |(y_i - \hat{y}_i) / y_i| \quad (6.3)$$

Η μετρική αυτή εκφράζει το σφάλμα ως ποσοστό επί της πραγματικής τιμής και υπολογίζεται μόνο για περιπτώσεις όπου $y_i \neq 0$.

6.1.3 Ανεξάρτητο Script Αξιολόγησης

Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε με ξεχωριστό πρόγραμμα (evaluation.py), το οποίο υπολογίζει τις μετρικές αξιολόγησης χωρίς να επηρεάζει ή να τροποποιεί τη λειτουργία του βασικού συστήματος (βλ. Κεφάλαιο 5). Με αυτόν τον τρόπο διατηρείται διαχωρισμός μεταξύ της λειτουργίας του πρωτοτύπου και της διαδικασίας αξιολόγησης των αποτελεσμάτων.

6.1.4 Χαρακτηριστικά του Dataset

Το dataset που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία είναι συνθετικό (synthetic dataset) και δημιουργήθηκε αποκλειστικά για ερευνητικούς και εκπαιδευτικούς σκοπούς, με στόχο την προσομοίωση ρεαλιστικών δεδομένων λειτουργίας ενός συστήματος διαχείρισης αποθήκης.

6.2 Μοντέλα που Συγκρίθηκαν

6.2.1 Naive (Τελευταία τιμή)

Το μοντέλο Naive χρησιμοποιεί ως πρόβλεψη για τον επόμενο μήνα την τιμή του τελευταίου διαθέσιμου μήνα. Πρόκειται για την απλούστερη δυνατή μέθοδο πρόβλεψης και χρησιμοποιήθηκε ως σημείο αναφοράς (baseline), ώστε να αξιολογηθεί αν τα πιο σύνθετα μοντέλα προσφέρουν ουσιαστική βελτίωση στην ακρίβεια των προβλέψεων.

6.2.2 Κινητός Μέσος Όρος (Moving Average – 3 μηνών)

Η μέθοδος του κινητού μέσου όρου υπολογίζει την πρόβλεψη ως τον μέσο όρο των τριών τελευταίων μηνών. Με αυτόν τον τρόπο μειώνεται η επίδραση τυχόν ακραίων τιμών ή προσωρινών διακυμάνσεων της ζήτησης. Ωστόσο, όταν η ζήτηση παρουσιάζει σταθερή ανοδική ή καθοδική τάση, η μέθοδος μπορεί να καθυστερεί να προσαρμοστεί στις νέες συνθήκες.

6.2.3 Γραμμική Παλινδρόμηση (Linear Regression)

Η γραμμική παλινδρόμηση αποτελεί τη βασική μέθοδο πρόβλεψης που χρησιμοποιείται στο πρωτότυπο σύστημα της παρούσας εργασίας και περιγράφεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 4 (Εξίσωση 4.1). Η μέθοδος βασίζεται στην υπόθεση ότι τα ιστορικά δεδομένα ακολουθούν μία περίπου γραμμική τάση, η οποία μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη μελλοντικών τιμών.

6.2.4 Decision Tree (Βάθος 3)

Το Decision Tree δημιουργεί προβλέψεις χωρίζοντας τα δεδομένα σε διαδοχικούς κανόνες απόφασης, αντί να βασίζεται μόνο στην τελευταία τιμή, στον μέσο όρο ή σε μία γραμμική σχέση. Συμπεριλήφθηκε στη σύγκριση επειδή αποτελεί έναν από τους πιο διαδεδομένους αλγορίθμους μηχανικής μάθησης για προβλήματα πρόβλεψης και έχει ήδη παρουσιαστεί στο Κεφάλαιο 4 ως εναλλακτική προσέγγιση.

Τα τέσσερα παραπάνω μοντέλα επιλέχθηκαν επειδή αντιπροσωπεύουν διαφορετικά επίπεδα πολυπλοκότητας και διαφορετικές προσεγγίσεις πρόβλεψης, από απλές στατιστικές μεθόδους έως αλγορίθμους μηχανικής μάθησης. Η σύγκρισή τους επιτρέπει την αντικειμενική αξιολόγηση της μεθόδου που χρησιμοποιείται στο προτεινόμενο πρωτότυπο σύστημα.

6.3 Αποτελέσματα και Αξιολόγηση των Μοντέλων

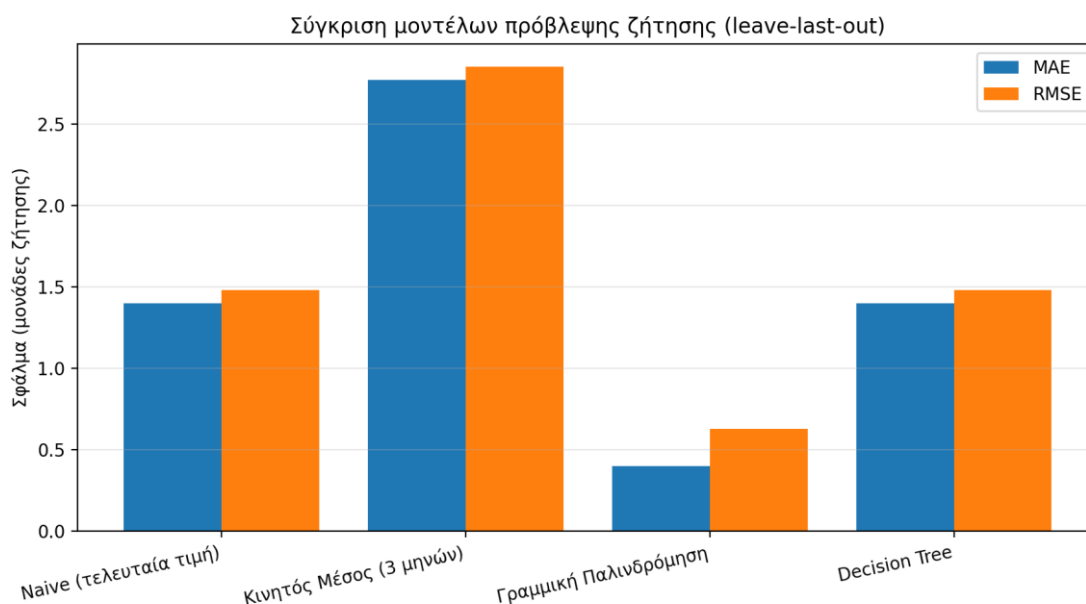
Στον Πίνακα 6.1 παρουσιάζονται οι μετρικές σφάλματος (MAE, RMSE και MAPE) για τα τέσσερα μοντέλα πρόβλεψης που χρησιμοποιήθηκαν στο πλαίσιο της αξιολόγησης.

Πίνακας 6.1 – Μετρικές σφάλματος ανά μοντέλο πρόβλεψης (MAE, RMSE, MAPE).

Μοντέλο	MAE	RMSE	MAPE (%)
Naïve (τελευταία τιμή)	1,40	1,48	8,2
Κινητός Μέσος (3 μηνών)	2,77	2,85	16,2
Γραμμική Παλινδρόμηση	0,40	0,63	2,2
Decision Tree	1,40	1,48	8,2

Σχολιασμός Πίνακα 6.1. Από τα αποτελέσματα προκύπτει ότι η Γραμμική Παλινδρόμηση εμφάνισε τις μικρότερες τιμές τόσο στο MAE όσο και στο RMSE, γεγονός που υποδηλώνει μεγαλύτερη ακρίβεια πρόβλεψης σε σχέση με τα υπόλοιπα μοντέλα. Αντίθετα, ο Κινητός Μέσος Όρος (3 μηνών) παρουσίασε τις μεγαλύτερες τιμές σφάλματος, γεγονός που δείχνει ότι δυσκολεύτηκε να ακολουθήσει την τάση των δεδομένων του συνθετικού συνόλου.

Παρατηρείται επίσης ότι το Naïve και το Decision Tree παρουσίασαν σχεδόν ίδιες τιμές στις μετρικές αξιολόγησης. Το αποτέλεσμα αυτό πιθανότατα οφείλεται στο μικρό μέγεθος του διαθέσιμου ιστορικού (έξι μήνες ανά προϊόν), με αποτέλεσμα το δέντρο αποφάσεων να μην μπορεί να αξιοποιήσει επιπλέον πληροφορία σε σχέση με τη βασική προσέγγιση του Naïve.



Εικόνα 6.1 – Σύγκριση των μοντέλων πρόβλεψης με βάση τις μετρικές MAE και RMSE.

Το γράφημα της Εικόνας 6.1 επιβεβαιώνει οπτικά τα αποτελέσματα του Πίνακα 6.1, καθώς η Γραμμική Παλινδρόμηση παρουσιάζει τις χαμηλότερες τιμές σφάλματος, ενώ ο Κινητός Μέσος Όρος εμφανίζει τη μεγαλύτερη απόκλιση.

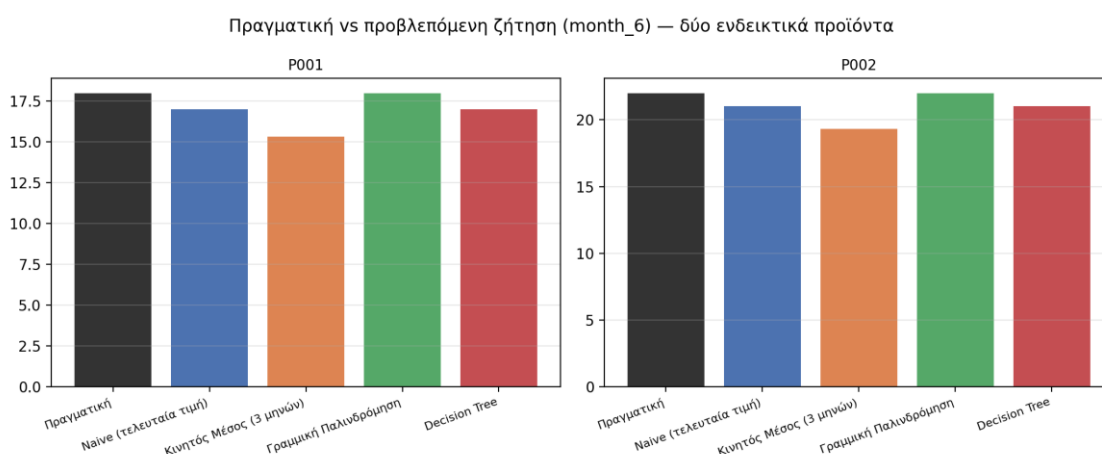
Πίνακας 6.2 – Πραγματική και προβλεπόμενη ζήτηση ανά προϊόν (Μήνας 6).

Προϊόν	Πραγματική	Naïve	Κιν. Μέσος	Γραμ. Παλινδρόμηση	Decision Tree
P001	18	17	15,33	18	17
P002	22	21	19,33	22	21
P003	14	13	11,67	14	13

P004	24	22	21,00	23	22
P005	15	13	11,67	14	13
P006	19	18	17,00	19	18
P007	29	27	25,00	28	27
P008	14	13	12,00	14	13
P009	12	11	10,00	12	11
P010	13	11	9,33	12	11

Σχολιασμός Πίνακα 6.2. Στα ενδεικτικά προϊόντα P001 και P002 παρατηρείται ότι η Γραμμική Παλινδρόμηση προέβλεψε με μεγαλύτερη ακρίβεια την πραγματική ζήτηση του έκτου μήνα, παρουσιάζοντας πρακτικά μηδενική ή ελάχιστη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές.

Αντίθετα, το μοντέλο Naive υποεκτίμησε ελαφρώς τη ζήτηση, καθώς βασίστηκε αποκλειστικά στην τιμή του προηγούμενου μήνα. Ο Κινητός Μέσος Όρος εμφάνισε ακόμη μεγαλύτερη υποεκτίμηση, επειδή η εξομάλυνση των τριών τελευταίων μηνών δεν ακολούθησε την ανοδική τάση της ζήτησης. Το Decision Tree παρήγαγε προβλέψεις πολύ κοντά σε αυτές του Naive, παρουσιάζοντας επίσης μικρή υποεκτίμηση των πραγματικών τιμών.



Εικόνα 6.2 – Σύγκριση πραγματικής και προβλεπόμενης ζήτησης για δύο ενδεικτικά προϊόντα (P001 και P002).

Η Εικόνα 6.2 παρουσιάζει οπτικά τις προβλέψεις των τεσσάρων μοντέλων για τα προϊόντα P001 και P002 και επιβεβαιώνει ότι η Γραμμική Παλινδρόμηση προσεγγίζει με μεγαλύτερη ακρίβεια τις πραγματικές τιμές σε σχέση με τις υπόλοιπες μεθόδους.

Συνοπτικά. Με βάση τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, η επιλογή της Γραμμικής Παλινδρόμησης ως βασικού μοντέλου πρόβλεψης στο προτεινόμενο πρωτότυπο κρίνεται δικαιολογημένη. Η μέθοδος παρουσίασε τη μικρότερη απόκλιση από τις πραγματικές τιμές, διατηρώντας παράλληλα χαμηλή υπολογιστική πολυπλοκότητα και υψηλή ερμηνευσιμότητα, χαρακτηριστικά που την καθιστούν κατάλληλη για το συγκεκριμένο demo σύστημα και το διαθέσιμο ιστορικό δεδομένων.

6.4 Συζήτηση Αποτελεσμάτων σε Σχέση με τη Βιβλιογραφία

Τα αποτελέσματα της πειραματικής αξιολόγησης επιβεβαιώνουν ότι ακόμη και ένα σχετικά απλό μοντέλο μηχανικής μάθησης μπορεί να βελτιώσει την ακρίβεια της πρόβλεψης ζήτησης σε σχέση με κλασικές μεθόδους. Ωστόσο, η έκταση της βελτίωσης που παρατηρήθηκε στο παρόν πρωτότυπο δεν είναι συγκρίσιμη με τα ιδιαίτερα υψηλά ποσοστά που αναφέρονται στη διεθνή βιβλιογραφία. Για παράδειγμα, οι Zhang et al. (2025) αναφέρουν μειώσεις λειτουργικού κόστους έως και 23% μέσω αλγορίθμων βελτιστοποίησης, οι Moica et al. (2025) παρουσιάζουν μείωση του χρόνου παραλαβής κατά 79% με χρήση Generative AI σε

πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον, ενώ οι Rad et al. (2025) και Πορονιέ et al. (2021) καταγράφουν σημαντικές βελτιώσεις στη διαδικασία συλλογής παραγγελιών και στο εργατικό κόστος. Η διαφορά αυτή είναι αναμενόμενη, καθώς το παρόν σύστημα αποτελεί ένα πρωτότυπο (demo) που βασίζεται σε συνθετικά δεδομένα και περιορισμένο ιστορικό έξι μηνών, ενώ οι παραπάνω μελέτες αξιολογούν ολοκληρωμένα συστήματα σε πραγματικά επιχειρησιακά περιβάλλοντα, με πολύ μεγαλύτερο όγκο δεδομένων και σημαντικά πιο σύνθετες διαδικασίες.

Κατά την ανάπτυξη του πρωτοτύπου αναδείχθηκαν, σε μικρότερη κλίμακα, ορισμένες από τις προκλήσεις που περιγράφονται και στη βιβλιογραφία. Ένας βασικός περιορισμός ήταν το μικρό ιστορικό δεδομένων, το οποίο περιόρισε τη δυνατότητα εκπαίδευσης πιο σύνθετων μοντέλων. Το γεγονός αυτό έγινε εμφανές στην περίπτωση του Decision Tree, το οποίο δεν παρουσίασε ουσιαστική βελτίωση σε σχέση με το Naïve μοντέλο. Παράλληλα, η ανάπτυξη του συστήματος απαιτούσε κατανόηση της λειτουργίας και των παραμέτρων κάθε αλγορίθμου πριν από την εφαρμογή του, επιβεβαιώνοντας ότι η τεχνική εξειδίκευση αποτελεί σημαντικό παράγοντα επιτυχούς υιοθέτησης λύσεων τεχνητής νοημοσύνης, όπως επισημαίνουν οι Mulla (2022), Dyczkowska et al. (2025) και Jarašūnienė et al. (2023). Επιπλέον, ακόμη και σε συνθετικό σύνολο δεδομένων ήταν απαραίτητη η κατάλληλη οργάνωση και προετοιμασία των δεδομένων πριν από την εκπαίδευση των μοντέλων, γεγονός που αναδεικνύει τη σημασία της ποιότητας των δεδομένων για την αξιοπιστία των προβλέψεων.

Συνολικά, παρότι το πρωτότυπο που αναπτύχθηκε έχει περιορισμένη κλίμακα και δεν αποσκοπεί στην αναπαραγωγή ενός πλήρους βιομηχανικού WMS, τα αποτελέσματά του συμφωνούν με τη γενική κατεύθυνση της σύγχρονης βιβλιογραφίας. Η σαφής υπεροχή της Γραμμικής Παλινδρόμησης έναντι των απλούστερων μεθόδων, καθώς και η πολύ παρόμοια συμπεριφορά του Decision Tree με το Naïve μοντέλο, δείχνουν ότι η αποτελεσματικότητα ενός αλγορίθμου εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τα διαθέσιμα δεδομένα και το πρόβλημα που καλείται να επιλύσει. Επομένως, η επιλογή του κατάλληλου μοντέλου δεν πρέπει να βασίζεται αποκλειστικά στην πολυπλοκότητα του αλγορίθμου, αλλά στη συμβατότητά του με τα χαρακτηριστικά των δεδομένων και τις απαιτήσεις της εκάστοτε εφαρμογής, όπως υποστηρίζεται και από τη σύγχρονη ερευνητική βιβλιογραφία.

6.5 Περιορισμοί της Μελέτης

Παρά τα θετικά αποτελέσματα που προέκυψαν από την ανάπτυξη και αξιολόγηση του προτεινόμενου πρωτοτύπου, η παρούσα εργασία παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς, οι οποίοι πρέπει να ληφθούν υπόψη κατά την ερμηνεία των ευρημάτων.

Χρήση συνθετικού συνόλου δεδομένων. Η αξιολόγηση του συστήματος βασίστηκε σε συνθετικά δεδομένα που δημιουργήθηκαν για τους σκοπούς της εργασίας. Αν και τα δεδομένα αυτά σχεδιάστηκαν ώστε να προσομοιώνουν ρεαλιστικά σενάρια λειτουργίας μιας αποθήκης, δεν μπορούν να αποτυπώσουν πλήρως την πολυπλοκότητα και τη μεταβλητότητα πραγματικών επιχειρησιακών δεδομένων. Ως εκ τούτου, τα αποτελέσματα δεν μπορούν να γενικευθούν αυτούσια σε πραγματικά περιβάλλοντα χωρίς περαιτέρω πειραματική επιβεβαίωση.

Περιορισμένο ιστορικό δεδομένων. Το μοντέλο αξιολογήθηκε χρησιμοποιώντας ιστορικό έξι μηνών και μία μόνο χρονική περίοδο ελέγχου για κάθε προϊόν. Η προσέγγιση αυτή ήταν επαρκής για την επίδειξη της λειτουργίας του πρωτοτύπου, όμως δεν επιτρέπει την εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων σχετικά με τη σταθερότητα και τη γενίκευση της απόδοσης των μοντέλων σε μεγαλύτερο χρονικό ορίζοντα ή σε διαφορετικές συνθήκες λειτουργίας.

Απουσία εποχικότητας και εξωτερικών παραγόντων. Το σύνολο δεδομένων δεν περιλαμβάνει σημαντικές μεταβολές της ζήτησης που συναντώνται σε πραγματικά επιχειρησιακά περιβάλλοντα, όπως εποχικότητα, εορταστικές περίοδοι, προωθητικές ενέργειες ή απρόβλεπτες αλλαγές της αγοράς. Επομένως, τα μοντέλα δεν αξιολογήθηκαν ως προς την ικανότητά τους να προσαρμόζονται σε τέτοιου είδους διακυμάνσεις.

Τοπική υλοποίηση του πρωτοτύπου. Το προτεινόμενο σύστημα αναπτύχθηκε και αξιολογήθηκε ως αυτόνομο πρωτότυπο σε τοπικό περιβάλλον Python, χωρίς διασύνδεση με πραγματικό ERP, WMS ή υποδομές IoT και αισθητήρες πραγματικού χρόνου. Κατά συνέπεια, δεν αξιολογήθηκαν ζητήματα που σχετίζονται με την ολοκλήρωση του συστήματος σε πραγματικό επιχειρησιακό περιβάλλον, όπως η διαλειτουργικότητα, οι επιδόσεις σε μεγάλης κλίμακας δεδομένα και η συνεχής ενημέρωση πληροφοριών.

Οι παραπάνω περιορισμοί δεν μειώνουν τη χρησιμότητα του πρωτοτύπου ως απόδειξης της προτεινόμενης προσέγγισης, αλλά αναδεικνύουν τις δυνατότητες περαιτέρω επέκτασης και βελτίωσής του. Οι κατευθύνσεις αυτές παρουσιάζονται αναλυτικότερα στο επόμενο κεφάλαιο, όπου προτείνονται μελλοντικές προεκτάσεις της εργασίας.

Κεφάλαιο 7: Προκλήσεις και Μελλοντικές Κατευθύνσεις

7.1 Προκλήσεις για Πραγματική Επιχειρησιακή Εφαρμογή

Η μετατροπή του προτεινόμενου πρωτοτύπου σε ένα πραγματικό εργαλείο για μια επιχείρηση θα απαιτούσε αρχικά σημαντική προσπάθεια ενσωμάτωσης με τα υπάρχοντα πληροφοριακά συστήματα. Ένα πραγματικό WMS ή ERP περιλαμβάνει ήδη δεδομένα αποθεμάτων, παραγγελιών, προϊόντων και κινήσεων της αποθήκης, επομένως η σύνδεση του μοντέλου πρόβλεψης με αυτά τα συστήματα θα απαιτούσε χρόνο για την ανάπτυξη των κατάλληλων διασυνδέσεων, την προσαρμογή των δεδομένων και τον έλεγχο της ορθής λειτουργίας. Σε μεγαλύτερες επιχειρήσεις, η διαδικασία αυτή θα μπορούσε να είναι ακόμη πιο απαιτητική λόγω της πολυπλοκότητας των υφιστάμενων συστημάτων και των διαφορετικών διαδικασιών κάθε οργανισμού, όπως καταδεικνύεται και από την εμπειρία ενοποίησης ERP–WMS σε πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον (Tong et al., 2023).

Μία δεύτερη σημαντική πρόκληση αφορά την τεχνική εξειδίκευση που απαιτείται για τη λειτουργία και τη συντήρηση ενός τέτοιου συστήματος. Το προσωπικό της αποθήκης δεν θα ήταν απαραίτητο να γνωρίζει λεπτομερώς τους αλγορίθμους, θα έπρεπε όμως να μπορεί να κατανοεί τα αποτελέσματα των προβλέψεων, να εντοπίζει πιθανές αστοχίες και να γνωρίζει πότε απαιτείται ανθρώπινη παρέμβαση. Παράλληλα, για τη συντήρηση του μοντέλου και την αντιμετώπιση τεχνικών προβλημάτων θα απαιτούνταν εξειδικευμένο προσωπικό με γνώσεις πληροφοριακών συστημάτων, δεδομένων και τεχνητής νοημοσύνης, ζήτημα που αναδεικνύεται συστηματικά στη βιβλιογραφία ως κρίσιμος παράγοντας επιτυχούς υιοθέτησης WMS (Mulla, 2022).

Τέλος, ιδιαίτερη σημασία θα είχε η ποιότητα των πραγματικών δεδομένων. Σε αντίθεση με το συνθετικό dataset που χρησιμοποιήθηκε στο πρωτότυπο, τα δεδομένα μιας πραγματικής επιχείρησης μπορεί να περιλαμβάνουν ελλείψεις καταχωρήσεις, ασυνέπειες, θόρυβο ή διαφορετικούς τρόπους καταγραφής των ίδιων διαδικασιών. Επομένως, πριν από την εφαρμογή των μοντέλων θα απαιτούνταν διαδικασίες ελέγχου, καθαρισμού και προεπεξεργασίας των δεδομένων, ώστε οι προβλέψεις να βασίζονται σε αξιόπιστη πληροφορία — πρόκληση που επισημαίνεται και στη σύγχρονη βιβλιογραφία ως ένα από τα βασικά εμπόδια ενσωμάτωσης τεχνητής νοημοσύνης σε πληροφοριακά συστήματα logistics (Dyczkowska et al., 2025).

7.2 Μελλοντικές Κατευθύνσεις

Μία πρώτη κατεύθυνση για τη μελλοντική εξέλιξη της εργασίας είναι η αντικατάσταση του συνθετικού dataset με πραγματικά δεδομένα από επιχειρησιακό περιβάλλον. Η χρήση πραγματικών δεδομένων πωλήσεων και αποθεμάτων θα επέτρεπε την αξιολόγηση των μοντέλων σε πιο ρεαλιστικές συνθήκες και θα έδινε τη δυνατότητα να εξεταστεί κατά πόσο τα αποτελέσματα του πρωτοτύπου μπορούν να γενικευθούν σε πραγματικές διαδικασίες αποθήκης.

Μία δεύτερη σημαντική επέκταση αφορά την αύξηση του διαθέσιμου ιστορικού δεδομένων. Αντί για τους έξι μήνες που χρησιμοποιήθηκαν στο παρόν πρωτότυπο, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί

μεγαλύτερο χρονικό διάστημα, ώστε τα μοντέλα να έχουν περισσότερα δεδομένα εκπαίδευσης. Παράλληλα, η αξιολόγηση θα μπορούσε να πραγματοποιείται σε πολλαπλές χρονικές περιόδους με τη χρήση rolling evaluation, ώστε να εξετάζεται η σταθερότητα της απόδοσης των μοντέλων σε διαφορετικές χρονικές στιγμές και όχι μόνο σε ένα σημείο ελέγχου.

Επιπλέον, θα μπορούσαν να ενσωματωθούν εποχικές και εξωτερικές μεταβλητές που επηρεάζουν τη ζήτηση. Για παράδειγμα, δεδομένα σχετικά με περιόδους αυξημένης ζήτησης, εορταστικές περιόδους, προσφορές ή άλλες εξωτερικές συνθήκες θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν ως πρόσθετες μεταβλητές εισόδου. Με αυτόν τον τρόπο, τα μοντέλα θα μπορούσαν να λαμβάνουν υπόψη μεταβολές που δεν μπορούν να εξηγηθούν μόνο από το ιστορικό της ζήτησης.

Μία ακόμη κατεύθυνση αφορά τη σύνδεση του συστήματος με πραγματικά πληροφοριακά συστήματα επιχειρήσεων. Η ενσωμάτωση με ένα ERP ή WMS θα επέτρεπε την αυτόματη άντληση δεδομένων και την αξιοποίηση των προβλέψεων μέσα στις πραγματικές διαδικασίες της αποθήκης. Παράλληλα, η αξιοποίηση δεδομένων από αισθητήρες IoT θα μπορούσε να προσφέρει πρόσθετη πληροφόρηση σε πραγματικό χρόνο σχετικά με την κατάσταση και τη λειτουργία της αποθήκης, όπως έχει ήδη τεκμηριωθεί για την ενίσχυση της ορατότητας της εφοδιαστικής αλυσίδας (Jarašūnienė et al., 2023).

Ιδιαίτερο ενδιαφέρον θα παρουσίαζε επίσης η εφαρμογή του μοντέλου LSTM που παρουσιάστηκε θεωρητικά στο Κεφάλαιο 4 σε ένα μεγαλύτερο και πραγματικό dataset. Η ύπαρξη μεγαλύτερου ιστορικού θα επέτρεπε στο μοντέλο να αξιοποιήσει καλύτερα τις χρονικές εξαρτήσεις των δεδομένων και θα έδινε τη δυνατότητα για πιο ουσιαστική σύγκριση με τη γραμμική παλινδρόμηση και τα υπόλοιπα μοντέλα που εξετάστηκαν στο πρωτότυπο, στην κατεύθυνση που ήδη προτείνουν οι σχετικές μελέτες για εφαρμογές LSTM σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης εφοδιαστικής αλυσίδας (Pacella & Papadia, 2021; Douaioui et al., 2024).

Τέλος, το πρωτότυπο θα μπορούσε να εξελιχθεί από μία τοπικά εκτελούμενη εφαρμογή σε διαδικτυακή ή cloud εφαρμογή. Μία τέτοια υλοποίηση θα επέτρεπε την πρόσβαση από διαφορετικούς χρήστες και σημεία της επιχείρησης, καθώς και την ευκολότερη σύνδεση με άλλα πληροφοριακά συστήματα. Σε ένα πιο ολοκληρωμένο σενάριο, το σύστημα θα μπορούσε να υποστηρίζει συνεχή μάθηση, ώστε να επανεκπαιδεύεται αυτόματα καθώς εισάγονται νέα δεδομένα και να προσαρμόζεται σταδιακά στις μεταβολές της ζήτησης.

Συμπεράσματα

Η παρούσα πτυχιακή εργασία είχε ως βασικό στόχο τη διερεύνηση του τρόπου με τον οποίο ευφυείς τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης μπορούν να ενσωματωθούν σε ένα Σύστημα Διαχείρισης Αποθήκης, με έμφαση στην πρόβλεψη ζήτησης και την υποστήριξη αποφάσεων αναπλήρωσης αποθεμάτων. Οι επιμέρους στόχοι που τέθηκαν στην ενότητα 1.4 επιτεύχθηκαν στο σύνολό τους, όπως συνοψίζεται στη συνέχεια.

Σε επίπεδο βιβλιογραφικής θεμελίωσης, το Κεφάλαιο 2 ανέδειξε, μέσα από ανασκόπηση 36 επιστημονικών πηγών, την εξέλιξη των WMS από απλά συστήματα καταγραφής αποθέματος σε ολοκληρωμένες, ευφυείς πλατφόρμες που ενσωματώνουν μηχανική μάθηση, επεξεργασία φυσικής γλώσσας, IoT και προγνωστική συντήρηση. Η κριτική σύνθεση των ευρημάτων ανέδειξε τόσο τα μετρήσιμα οφέλη (μειώσεις κόστους 10–79% ανάλογα με την εφαρμογή) όσο και τις επαναλαμβανόμενες προκλήσεις υιοθέτησης — διαλειτουργικότητα, κόστος, ανάγκη εξειδίκευσης και ασφάλεια δεδομένων — που διαμόρφωσαν στη συνέχεια τη σχεδιαστική προσέγγιση της εργασίας.

Στο Κεφάλαιο 3 προτάθηκε μια πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική ευφυούς WMS, ενώ στο Κεφάλαιο 4 αναλύθηκαν σε βάθος τέσσερις βασικοί αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης — γραμμική παλινδρόμηση, δέντρα απόφασης, Naive Bayes και δίκτυα LSTM — μέσα από τη μαθηματική τους διατύπωση, διαγράμματα ροής, ψευδοκώδικα και αριθμητικά παραδείγματα εφαρμογής, συνοδευόμενα από συγκριτική αποτίμηση

των πλεονεκτημάτων και μειονεκτημάτων τους. Η ανάλυση αυτή δεν παρέμεινε σε θεωρητικό επίπεδο, καθώς συνδέθηκε ρητά με τα ευρήματα της πειραματικής αξιολόγησης του Κεφαλαίου 6.

Σε πρακτικό επίπεδο, το Κεφάλαιο 5 παρουσίασε τη σχεδίαση και υλοποίηση ενός πλήρως λειτουργικού πρωτότυπου συστήματος σε Python, το οποίο υλοποιεί πρόβλεψη ζήτησης, αυτόματες προτάσεις αναπλήρωσης και προσομοίωση διαδοχικών κύκλων λειτουργίας αποθήκης. Η πειραματική αξιολόγηση του Κεφαλαίου 6 συνέκρινε τέσσερα μοντέλα πρόβλεψης, με τη γραμμική παλινδρόμηση να παρουσιάζει τη βέλτιστη απόδοση (MAE 0,40, MAPE 2,2%), σαφώς υπέρτερη τόσο του απλού μοντέλου αναφοράς όσο και του δέντρου απόφασης, το οποίο, λόγω του περιορισμένου ιστορικού δεδομένων, ταυτίστηκε σε απόδοση με το μοντέλο αναφοράς — εύρημα που επιβεβαίωσε πρακτικά τη θεωρητική ανάλυση του Κεφαλαίου 4 σχετικά με την τάση υπερπροσαρμογής των δέντρων απόφασης σε συνθήκες περιορισμένων δεδομένων.

Οι περιορισμοί της παρούσας προσέγγισης —κυρίως η χρήση συνθετικού συνόλου δεδομένων και ο περιορισμένος χρονικός ορίζοντας αξιολόγησης— αναλύθηκαν κριτικά στην ενότητα 6.5, ενώ το Κεφάλαιο 7 διερεύνησε τόσο τις προκλήσεις μιας πραγματικής επιχειρησιακής εφαρμογής όσο και συγκεκριμένες κατευθύνσεις μελλοντικής επέκτασης, όπως η δοκιμή σε πραγματικά δεδομένα, η ενσωμάτωση με υπάρχοντα ERP/WMS συστήματα και η αξιοποίηση δικτύων LSTM σε μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων.

Συνολικά, η παρούσα εργασία συνέβαλε στην κατανόηση του τρόπου με τον οποίο η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να ενισχύσει τη λειτουργία ενός σύγχρονου WMS, συνδυάζοντας τη θεωρητική τεκμηρίωση με την πρακτική επίδειξη μέσω ενός λειτουργικού πρωτοτύπου. Η εμπειρία της υλοποίησης και της αξιολόγησης ανέδειξε ότι η επιλογή αλγορίθμου δεν πρέπει να βασίζεται αποκλειστικά στην πολυπλοκότητά του, αλλά στη συμβατότητά του με τον διαθέσιμο όγκο και την ποιότητα των δεδομένων — μάθημα που παραμένει κρίσιμο ανεξάρτητα από την κλίμακα μιας πραγματικής επιχειρησιακής εφαρμογής.

Βιβλιογραφία

- Al Bashar, M. (2024). A roadmap to modern warehouse management system. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*, 6(5). <https://doi.org/10.56726/IRJMET57356>
- Andiyappillai, N. (2020). Digital transformation in Warehouse Management Systems (WMS) implementations. *International Journal of Computer Applications*, 177(45), 34–37. <https://doi.org/10.5120/ijca2020919957>
- Brintrup, A., Kosasih, E., Schaeffer, P., Zheng, G., Demirel, G., & MacCarthy, B. L. (2024). Digital supply chain surveillance using artificial intelligence: Definitions, opportunities and risks. *International Journal of Production Research*, 62(13), 4674–4695. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2270719>
- Bulková, Z., Gašparík, J., & Čamaj, J. (2025). Implementation of automated systems in logistics: The key to efficiency and environmental sustainability. *Transportation Research Procedia*, 87, 1–10.
- de Assis, R. F., Faria, A. F., Thomasset-Laperrière, V., Santa-Eulalia, L. A., Ouhimmou, M., & de Paula Ferreira, W. (2024). Machine learning in warehouse management: A survey. *Procedia Computer Science*, 232, 2790–2799.
- Deepak, R., Sathyanarayanan, R., & Arunnehr, J. (2025). Demand and sales forecasting using Random Forest and Linear Regression. In M. Simic, V. Bhateja, A. T. Azar, & E. L. Lydia (Eds.), *Smart Computing Paradigms: Advanced Data Mining and Analytics (Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 1262)*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-96-1981-8_42

- Douaioui, K., Oucheikh, R., Benmoussa, O., & Mabrouki, C. (2024). Machine learning and deep learning models for demand forecasting in supply chain management: A critical review. *Applied System Innovation*, 7(5), 93. <https://doi.org/10.3390/asi7050093>
- Dyczkowska, J. A., Olkiewicz, M., & Królikowski, T. (2025). The use of artificial intelligence in logistics information systems. *Procedia Computer Science*, 270, 5198–5206.
- Elkateb, S., Métwalli, A., Shendy, A., & Abu-Elanien, A. E. B. (2024). Machine learning and IoT-based predictive maintenance approach for industrial applications. *Alexandria Engineering Journal*, 88, 298–309. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.12.065>
- Feizabadi, J. (2022). Machine learning demand forecasting and supply chain performance. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 25(2), 119–142. <https://doi.org/10.1080/13675567.2020.1803246>
- Hassan, M., & Piramuthu, S. (2021). Review of auto-ID technology use in warehouse management. *International Journal of RF Technologies*, 12(2), 1–17. <https://doi.org/10.3233/RFT-210292>
- Helo, P., & Hao, Y. (2022). Artificial intelligence in operations management and supply chain management: An exploratory case study. *Production Planning & Control*, 33(16), 1573–1590. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1882690>
- Hipolito-Osorio, M., Siles-Olivera, A., Mendez-Pallares, B., & Velásquez-Costa, J. (2025). Integrated model for order fulfillment: Standard work with GenAI, SLP, WMS, and augmented reality in distribution operations. *Proceedings of ICMIE 2025 (Paper 186)*. <https://doi.org/10.11159/icmie25.186>
- Ieva, S., Bilenchi, I., Gramegna, F., Pinto, A., Scioscia, F., Ruta, M., & Loseto, G. (2025). Enhancing last-mile logistics: AI-driven fleet optimization, mixed reality, and large language model assistants for warehouse operations. *Sensors*, 25(9), 2696. <https://doi.org/10.3390/s25092696>
- Jarašūnienė, A., Čižiūnienė, K., & Čereška, A. (2023). Research on impact of IoT on warehouse management. *Sensors*, 23(4), 2213. <https://doi.org/10.3390/s23042213>
- Kalinowski, M., Hering, M., Brejtfus, A., Bernal, T., Fenska-Rompa, A., & Weichbroth, P. (2024). Pinguark Warehouse Management System (WMS): Moving from process-based to activity-oriented management. *Procedia Computer Science*, 246, 4741–4750.
- Khan, M. G., Huda, N. U., & Zaman, U. K. U. (2022). Smart warehouse management system: Architecture, real-time implementation and prototype design. *Machines*, 10(2), 150. <https://doi.org/10.3390/machines10020150>
- Lee, S., Lee, C., Mun, K. G., & Kim, D. (2022). Decision tree algorithm considering distances between classes. *IEEE Access*, 10, 69750–69756. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3187172>
- Li, Y., Zhang, R., & Jiang, D. (2022). Order-picking efficiency in e-commerce warehouses: A literature review. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(4), 1812–1830. <https://doi.org/10.3390/jtaer17040091>
- Moica, S., Lucian, T., Kostopoulos, V., Gligor, A., & Mostafa, N. A. (2025). GenAI technology approach for sustainable warehouse management operations: A case study from the automotive sector. *Sustainability*, 17(20), 9081. <https://doi.org/10.3390/su17209081>
- Mulla, F. M. (2022). Challenges and strategic best practices for successful implementation of Warehouse Management Systems (WMS). *Journal of Mathematical & Computer Applications*. [https://doi.org/10.47363/JMCA/2022\(1\)E141](https://doi.org/10.47363/JMCA/2022(1)E141)
- Nuruzzaman, M. (2025). AI-driven optimization of warehouse layout and material handling: A quantitative study on efficiency and space utilization. *Review of Applied Science and Technology*, 4(2), 233–273.
- Pacella, M., & Papadia, G. (2021). Evaluation of deep learning with long short-term memory networks for time series forecasting in supply chain management. *Procedia CIRP*, 99, 604–609. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.088>

- Panigrahi, R. R., Shrivastava, A. K., Qureshi, K. M., Mewada, B. G., Alghamdi, S. Y., Almakayeel, N., Almuflih, A. S., & Qureshi, M. R. N. (2023). AI chatbot adoption in SMEs for sustainable manufacturing supply chain performance: A mediational research in an emerging country. *Sustainability*, 15(18), 13743. <https://doi.org/10.3390/su151813743>
- Patel, V., Chesmore, A., Legner, C. M., & Pandey, S. (2022). Trends in workplace wearable technologies and connected-worker solutions for next-generation occupational safety, health, and productivity. *Advanced Intelligent Systems*, 4(1), 2100099. <https://doi.org/10.1002/aisy.202100099>
- Peretz, O., Koren, M., & Koren, O. (2024). Naive Bayes classifier – An ensemble procedure for recall and precision enrichment. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 136, 108972. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108972>
- Popović, V., Kilibarda, M., Andrejić, M., Jereb, B., & Dragan, D. (2021). A new sustainable warehouse management approach for workforce and activities scheduling. *Sustainability*, 13(4), 2021. <https://doi.org/10.3390/su13042021>
- Python Software Foundation. (2024). Python language reference. <https://www.python.org>
- Rad, F., Oghazi, P., İzmir, O., & Kordestani, A. (2025). Adoption of AI-based order picking in warehouse: Benefits, challenges, and critical success factors. *Review of Managerial Science*, 19(11). <https://doi.org/10.1007/s11846-025-00858-1>
- Suwignjo, P., Panjaitan, L., Baihaqy, A. R., & Rusdiansyah, A. (2023). Predictive analytics to improve inventory performance: A case study of an FMCG company. *Operations and Supply Chain Management*, 16(2), 293–310. <https://doi.org/10.31387/oscm0530390>
- Tikwayo, L. N., & Mathaba, T. N. D. (2023). Applications of Industry 4.0 technologies in warehouse management: A systematic literature review. *Logistics*, 7(2), 24. <https://doi.org/10.3390/logistics7020024>
- Tong, Q., Ming, X., & Zhang, X. (2023). Construction of sustainable digital factory for automated warehouse based on integration of ERP and WMS. *Sustainability*, 15(2), 1022. <https://doi.org/10.3390/su15021022>
- Tubis, A. A., & Rohman, J. (2023). Intelligent warehouse in Industry 4.0—Systematic literature review. *Sensors*, 23(8), 4105. <https://doi.org/10.3390/s23084105>
- Uddin, M. K. S., & Hossan, K. M. R. (2024). A review of implementing AI-powered data warehouse solutions to optimize big data management and utilization. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4993596>
- Yuan, L. F., Choo, Y.-H., & Muda, A. K. (2025). SMARTSTOCK: Real-time AI-powered vision system for automated warehouse inventory management. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*, 9(11), 3714–3727. <https://doi.org/10.47772/IJRISS.2025.91100289>
- Zhang, F., Yang, X., Dang, Y., Wu, C., & Chen, B. (2025). Construction and practice of intelligent warehouse management decision support system based on artificial intelligence. *Procedia Computer Science*, 259, 711–720.

Ανάλυση Βιβλιογραφικών Πηγών

Στην ενότητα αυτή παρουσιάζεται συνοπτικά το περιεχόμενο κάθε βιβλιογραφικής πηγής και ο τρόπος με τον οποίο αξιοποιείται στην παρούσα εργασία.

Andiyappillai, N. (2020). Digital transformation in Warehouse Management Systems (WMS) implementations. *International Journal of Computer Applications*, 177(45), 34–37.

Brintrup, A., Kosasih, E., Schaeffer, P., Zheng, G., Demirel, G., & MacCarthy, B. L. (2024). Digital supply chain surveillance using artificial intelligence: Definitions, opportunities and risks.

International Journal of Production Research, 62(13), 4674–4695.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2270719>

Οι ερευνητές του Πανεπιστημίου του Cambridge ορίζουν την έννοια της «Ψηφιακής Επιτήρησης Εφοδιαστικής Αλυσίδας» (Digital Supply Chain Surveillance) και προτείνουν το πλαίσιο SDAR (Surveillance–Detection–Action–Response) για τον σχεδιασμό συστημάτων επιτήρησης βασισμένων σε Τεχνητή Νοημοσύνη. Στην εργασία αξιοποιείται στην ενότητα 2.5.6 για την τεκμηρίωση εφαρμογών ανίχνευσης ανωμαλιών και ενίσχυσης ασφάλειας σε επίπεδο εφοδιαστικής αλυσίδας.

Η μελέτη αναλύει τον ψηφιακό μετασχηματισμό στις υλοποιήσεις WMS και τους παράγοντες που επηρεάζουν την επιτυχή ενσωμάτωση ψηφιακών τεχνολογιών στις διαδικασίες αποθήκης. Στην παρούσα εργασία αξιοποιείται στα Κεφάλαια 1–2 για τον ορισμό και τις λειτουργίες των WMS, τη μετάβαση από παραδοσιακά σε σύγχρονα συστήματα και τον ρόλο των WMS ως εργαλείων ψηφιακού μετασχηματισμού.

Al Bashar, M. (2024). A roadmap to modern warehouse management system. IRJMETs, 6(5).

Η μελέτη παρουσιάζει έναν «οδικό χάρτη» προς τα σύγχρονα WMS, περιγράφοντας την εξέλιξη, τα βασικά χαρακτηριστικά και τα στάδια υιοθέτησής τους. Η μελέτη αυτή αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 1 (υιοθέτηση προηγμένων WMS), στις ενότητες 2.1 και 2.3 (σύγκριση παραδοσιακών–σύγχρονων συστημάτων) και στην ενότητα 3.1 (πρώιμα WMS).

Bulková, Z., Gašparík, J., & Čamaj, J. (2025). Implementation of automated systems in logistics: The key to efficiency and environmental sustainability. Transportation Research Procedia, 87, 1–10.

Η μελέτη εξετάζει την εφαρμογή αυτοματοποιημένων συστημάτων και τεχνικών AI/ML στα logistics (διαχείριση αποθήκης, σχεδιασμός διαδρομών, πρόβλεψη ζήτησης) και προτείνει σύστημα σταδιακής εισαγωγής αυτοματοποίησης, με ευρήματα μείωσης κόστους, συντόμευσης χρόνων παράδοσης και θετικής περιβαλλοντικής επίδρασης. Η μελέτη αυτή αξιοποιείται στην ενότητα 2.6 για την ταχύτερη και ακριβέστερη επεξεργασία δεδομένων/παραγγελιών και για τη συμβολή των ευφρών συστημάτων στην οικονομική και περιβαλλοντική απόδοση.

Dyczkowska, J. A., Olkiewicz, M., & Królikowski, T. (2025). The use of artificial intelligence in logistics information systems. Procedia Computer Science, 270, 5198–5206.

Feizabadi, J. (2022). Machine learning demand forecasting and supply chain performance. International Journal of Logistics Research and Applications, 25(2), 119–142.
<https://doi.org/10.1080/13675567.2020.1803246>

Εμπειρική μελέτη που αναπτύσσει υβριδικές μεθόδους πρόβλεψης ζήτησης βασισμένες σε μηχανική μάθηση (ARIMAX και νευρωνικά δίκτυα), εφαρμοσμένες σε πραγματικό δείγμα από βιομηχανία χάλυβα, τεκμηριώνοντας στατιστικά σημαντική βελτίωση της απόδοσης της εφοδιαστικής αλυσίδας σε σχέση με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης. Χρησιμοποιείται στην ενότητα 2.4.3 για την τεκμηρίωση της πρακτικής αξίας της Προγνωστικής Ανάλυσης.

Η μελέτη αξιολογεί τον βαθμό αξιοποίησης της τεχνητής νοημοσύνης στα πληροφοριακά συστήματα logistics, με έμφαση στην ενσωμάτωση AI σε WMS, ERP και SCM. Καταγράφει οφέλη (παραγωγικότητα, βελτιωμένη λήψη αποφάσεων, ανταγωνιστικότητα) και προκλήσεις υλοποίησης (πολυπλοκότητα ενσωμάτωσης, ποιότητα δεδομένων, αντίσταση στην αλλαγή, ασφάλεια, κόστος, έλλειψη δεξιοτήτων). Αξιοποιείται στην ενότητα 2.3 (προκλήσεις μετάβασης) και στο Κεφάλαιο 3 (υποστήριξη data-driven αποφάσεων σε περιβάλλοντα logistics).

Kalinowski, M., Hering, M., Brejtfus, A., Bernal, T., Fenska-Rompa, A., & Weichbroth, P. (2024). Pinquark Warehouse Management System (WMS): Moving from process-based to activity-oriented management. Procedia Computer Science, 246, 4741–4750.

Η μελέτη παρουσιάζει το εμπορικό WMS Pinquark και την ιδέα του αναπροσανατολισμού της διαχείρισης αποθήκης από διεργασιοκεντρική (process-based) σε δραστηριοκεντρική (activity-oriented) προσέγγιση, με ανασκόπηση σύγχρονης βιβλιογραφίας για προβλήματα δρομολόγησης οχημάτων και

κατανομής προϊόντων. Χρησιμοποιείται στην ενότητα 2.1 (βασικές λειτουργίες WMS: παραλαβή, αποθήκευση, συλλογή, συσκευασία, αποστολή) και στην ενότητα 3.1 (συστηματική εξέλιξη των WMS από τα πρώτα συστήματα καταγραφής).

Moica, S., Lucian, T., Kostopoulos, V., Gligor, A., & Mostafa, N. A. (2025). GenAI technology approach for sustainable warehouse management operations: A case study from the automotive sector. Sustainability, 17(20), 9081. <https://doi.org/10.3390/su17209081>

Μελέτη περίπτωσης στη μονάδα της Bosch Automotive (Blaj, Ρουμανία) για την ενσωμάτωση GenAI στη διαδικασία παραλαβής: αυτόματη αναγνώριση ετικετών με βιομηχανικές κάμερες, OCR και ενοποίηση με ERP/SAP, με αποτίμηση μέσω Value Stream Mapping και ελέγχου Wilcoxon. Τα ευρήματα δείχνουν μείωση του χρόνου παραλαβής κατά 79% και ετήσια εξοικονόμηση άνω των 13.000 €. Η πηγή αυτή αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 1 (βαρύτητα της αποθήκευσης στο κόστος logistics), στις ενότητες 2.1–2.3 (περιορισμοί χειροκίνητων διαδικασιών) και στην ενότητα 2.6 (ταχύτητα και ακρίβεια επεξεργασίας).

Helo, P., & Hao, Y. (2022). Artificial intelligence in operations management and supply chain management: An exploratory case study. Production Planning & Control, 33(16), 1573–1590.

Hassan, M., & Piramuthu, S. (2021). Review of auto-ID technology use in warehouse management. International Journal of RF Technologies, 12(2), 1–17. <https://doi.org/10.3233/RFT-210292>

Συστηματική ανασκόπηση της χρήσης τεχνολογιών αυτόματης αναγνώρισης (auto-ID) —κυρίως barcode και RFID— στη διαχείριση αποθηκών, με ανάπτυξη εννοιολογικού πλαισίου παραγόντων που καθορίζουν την υιοθέτησή τους. Η πηγή αυτή αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 3 για την τεχνική τεκμηρίωση των τεχνολογιών RFID και Barcode στο επίπεδο συλλογής δεδομένων.

Διερευνητική μελέτη περιπτώσεων εφαρμογής ΑΙ στη διοίκηση λειτουργιών και την εφοδιαστική αλυσίδα, η οποία αναλύει κατηγορίες εφαρμογών και πρακτικά ζητήματα υλοποίησης. Στην παρούσα εργασία αξιοποιείται στα Κεφάλαια 1–2 για τον μετασχηματισμό των WMS από τεχνολογίες ΑΙ/ΜΛ/Predictive Analytics, την αναγκαιότητα ευφρών πληροφοριακών συστημάτων και την ανάδειξη του ερευνητικού κενού ολοκληρωμένων προσεγγίσεων.

Hipolito-Osorio, M., Siles-Olivera, A., Mendez-Pallares, B., & Velásquez-Costa, J. (2025). Integrated model for order fulfillment: Standard work with GenAI, SLP, WMS, and augmented reality in distribution operations. Proceedings of ICMIE 2025 (Paper 186).

Ieva, S., Bilenchi, I., Gramegna, F., Pinto, A., Scioscia, F., Ruta, M., & Loseto, G. (2025). Enhancing last-mile logistics: AI-driven fleet optimization, mixed reality, and large language model assistants for warehouse operations. Sensors, 25(9), 2696. <https://doi.org/10.3390/s25092696>

Η μελέτη παρουσιάζει ένα πλαίσιο εφοδιαστικής τελευταίου χιλιομέτρου που ενσωματώνει, μεταξύ άλλων, συνομιλιακούς βοηθούς βασισμένους σε Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLM) για διαχειριστές και εργαζόμενους αποθήκης, με πειραματική αξιολόγηση πρωτοτύπου σε πραγματικό σενάριο logistics. Στην παρούσα εργασία αξιοποιείται στην ενότητα 2.4.2 για την τεκμηρίωση σύγχρονων εφαρμογών NLP/LLM σε λειτουργίες αποθήκης.

Η μελέτη προτείνει ολοκληρωμένο μοντέλο εκτέλεσης παραγγελιών που συνδυάζει τυποποιημένη εργασία (standard work), GenAI, συστηματικό σχεδιασμό διάταξης (SLP), WMS και επαυξημένη πραγματικότητα σε λειτουργίες διανομής. Η συγκεκριμένη μελέτη αξιοποιείται στην ενότητα 2.5 (αυτοματοποίηση και ΑΙ-driven βελτιστοποίηση διαδικασιών) και στο Κεφάλαιο 3 (βελτιστοποίηση διάταξης και κατανομής πόρων).

Jarašūnienė, A., Čižiūnienė, K., & Čereška, A. (2023). Research on impact of IoT on warehouse management. Sensors, 23(4), 2213.

Η μελέτη διερευνά την επίδραση του ΙοΤ στη διαχείριση αποθηκών μέσω έρευνας εμπειρογνομόνων, καλύπτοντας τεχνολογίες RFID, αισθητήρων και GPS, καθώς και τα οφέλη και τα κόστη υιοθέτησης της παρακολούθησης σε πραγματικό χρόνο. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, αξιοποιείται στο

Κεφάλαιο 1 (αυξανόμενη πολυπλοκότητα αποθηκών, real-time ροές), στις ενότητες 2.2–2.3 και 2.6 (RFID/IoT/cloud, ακρίβεια αποθεμάτων) και ως βάση προσαρμογής της Εικόνας 2.3.

Khan, M. G., Huda, N. U., & Zaman, U. K. U. (2022). Smart warehouse management system: Architecture, real-time implementation and prototype design. *Machines*, 10(2), 150.

Li, Y., Zhang, R., & Jiang, D. (2022). Order-picking efficiency in e-commerce warehouses: A literature review. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 17(4), 1812–1830. <https://doi.org/10.3390/jtaer17040091>

Συστηματική βιβλιογραφική ανασκόπηση 37 μελετών (2020–2022) σχετικά με την αποδοτικότητα της συλλογής παραγγελιών (order picking) σε αποθήκες ηλεκτρονικού εμπορίου, εξετάζοντας στρατηγικές picker-to-parts και parts-to-picker. Τεκμηριώνει ότι οι παραγγελίες e-commerce χαρακτηρίζονται από μικρό μέγεθος, μεγάλη ποικιλία προϊόντων, αυστηρά χρονικά περιθώρια παράδοσης και μεταβλητό φόρτο εργασίας. Η συγκεκριμένη μελέτη αξιοποιείται στην ενότητα 2.1 για την τεκμηρίωση της σύνδεσης ανάμεσα στην ανάπτυξη του e-commerce και την ανάγκη για ευφρόστερα WMS.

Lee, S., Lee, C., Mun, K. G., & Kim, D. (2022). Decision tree algorithm considering distances between classes. *IEEE Access*, 10, 69750–69756. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3187172>

Η μελέτη προτείνει βελτιωμένο αλγόριθμο δέντρου απόφασης, ο οποίος λαμβάνει υπόψη τις αποστάσεις μεταξύ κλάσεων κατά την επιλογή κριτηρίου διαχωρισμού κόμβων, βελτιώνοντας την ακρίβεια ταξινόμησης σε σχέση με τα κλασικά κριτήρια Gini και εντροπίας. Στην παρούσα πτυχιακή αξιοποιείται στην ενότητα 4.2 για την τεχνική τεκμηρίωση της λογικής λειτουργίας των δέντρων απόφασης.

Η μελέτη προτείνει αρχιτεκτονική έξυπνου WMS με διακριτές όψεις (πλαίσιο, λειτουργική, επιχειρησιακή), υλοποίηση πραγματικού χρόνου και σχεδίαση πρωτοτύπου. Η μελέτη αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 3 για τη λειτουργική οργάνωση σε υποσυστήματα, τις πολυεπίπεδες και cloud-based αρχιτεκτονικές, ενώ συνδέεται εννοιολογικά και με το πρωτότυπο σύστημα του Κεφαλαίου 5.

de Assis, R. F., Faria, A. F., Thomasset-Laperrière, V., Santa-Eulalia, L. A., Ouhimmou, M., & de Paula Ferreira, W. (2024). Machine learning in warehouse management: A survey. *Procedia Computer Science*, 232, 2790–2799.

Deepak, R., Sathyanarayanan, R., & Arunnehr, J. (2025). Demand and sales forecasting using Random Forest and Linear Regression. In M. Simic, V. Bhateja, A. T. Azar, & E. L. Lydia (Eds.), *Smart Computing Paradigms: Advanced Data Mining and Analytics (Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 1262)*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-96-1981-8_42

Η μελέτη συγκρίνει την απόδοση της γραμμικής παλινδρόμησης και του Random Forest σε πρόβλεψη πωλήσεων/ζήτησης λιανικής, χρησιμοποιώντας το σύνολο δεδομένων Big Mart Sales. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, αξιοποιείται στην ενότητα 4.2 για την τεκμηρίωση της πρακτικής εφαρμογής της γραμμικής παλινδρόμησης σε προβλήματα πρόβλεψης ζήτησης.

Douaioui, K., Oucheikh, R., Benmoussa, O., & Mabrouki, C. (2024). Machine learning and deep learning models for demand forecasting in supply chain management: A critical review. *Applied System Innovation*, 7(5), 93. <https://doi.org/10.3390/asi7050093>

Elkateb, S., Méwalli, A., Shendy, A., & Abu-Elanien, A. E. B. (2024). Machine learning and IoT-based predictive maintenance approach for industrial applications. *Alexandria Engineering Journal*, 88, 298–309. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.12.065>

Η μελέτη παρουσιάζει σύστημα προγνωστικής συντήρησης βασισμένο σε δεδομένα IoT και τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης AdaBoost, το οποίο ταξινομεί σε πραγματικό χρόνο έξι τύπους διακοπών λειτουργίας

βιομηχανικού εξοπλισμού, πετυχαίνοντας ακρίβεια 92%. Στην παρούσα πτυχιακή αξιοποιείται στην ενότητα 2.5.4 για την τεχνική τεκμηρίωση εφαρμογών προγνωστικής συντήρησης εξοπλισμού αποθήκης.

Κριτική ανασκόπηση 119 άρθρων (2015–2024) σχετικά με μοντέλα μηχανικής και βαθιάς μάθησης για πρόβλεψη ζήτησης σε εφοδιαστικές αλυσίδες, με συγκριτική τεχνική ανάλυση LSTM, Random Forest/Decision Trees και μοντέλων παλινδρόμησης. Η μελέτη αυτή αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 4 ως συνδετική πηγή για τη σύγκριση των τεχνικών χαρακτηριστικών και της απόδοσης διαφορετικών αλγορίθμων πρόβλεψης ζήτησης.

Ανασκόπηση της τρέχουσας κατάστασης (state-of-the-art) της μηχανικής μάθησης στα Συστήματα Διαχείρισης Αποθήκης, με χαρτογράφηση μεθόδων, αλγορίθμων, πηγών δεδομένων και περιπτώσεων χρήσης (μεταξύ άλλων προβλήματα ανάθεσης θέσεων αποθήκευσης – SLAP και συλλογής παραγγελιών – OPP), καθώς και ερευνητικών προκλήσεων. Αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 1 (βελτιστοποίηση της αλυσίδας μέσω ανάλυσης δεδομένων και πρόβλεψης), στις ενότητες 2.4–2.6 (προγνωστικές λειτουργίες, βελτιστοποίηση picking, συνεχής μάθηση, προϋποθέσεις ενσωμάτωσης) και στο Κεφάλαιο 3 (μετάβαση από αντιδραστική σε προγνωστική διαχείριση).

Mulla, F. M. (2022). Challenges and strategic best practices for successful implementation of Warehouse Management Systems (WMS). Journal of Mathematical & Computer Applications.

Peretz, O., Koren, M., & Koren, O. (2024). Naive Bayes classifier – An ensemble procedure for recall and precision enrichment. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 136, 108972. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.108972>

Η μελέτη προτείνει βελτιωμένη, ensemble παραλλαγή του ταξινομητή Naive Bayes, η οποία συνδυάζει πολλαπλά επιμέρους μοντέλα για την ενίσχυση της ακρίβειας (precision) και της ανάκλησης (recall), ιδίως σε προβλήματα ταξινόμησης με ανισοκατανεμημένες κλάσεις. Χρησιμοποιείται στην ενότητα 4.4 για την τεχνική τεκμηρίωση του αλγορίθμου Naive Bayes και την εφαρμογή του σε ανίχνευση ανωμαλιών.

Η μελέτη καταγράφει προκλήσεις και βέλτιστες πρακτικές για την επιτυχή υλοποίηση WMS, όπως η εκπαίδευση προσωπικού, η διαχείριση αλλαγής, ο στρατηγικός σχεδιασμός και η σταδιακή εφαρμογή. Η πηγή αυτή αξιοποιείται στις ενότητες 2.3 και 2.6 για τις προκλήσεις μετάβασης από παραδοσιακά σε σύγχρονα συστήματα και τους οργανωτικούς παράγοντες επιτυχίας.

Nuruzzaman, M. (2025). AI-driven optimization of warehouse layout and material handling: A quantitative study on efficiency and space utilization. Review of Applied Science and Technology, 4(2), 233–273.

Patel, V., Chesmore, A., Legner, C. M., & Pandey, S. (2022). Trends in workplace wearable technologies and connected-worker solutions for next-generation occupational safety, health, and productivity. Advanced Intelligent Systems, 4(1), 2100099. <https://doi.org/10.1002/aisy.202100099>

Εκτενής ανασκόπηση φορητών τεχνολογιών στον χώρο εργασίας, με ειδική αναφορά σε εφαρμογές αποθήκης· τεκμηριώνει ότι φορητές συσκευές σάρωσης barcode τύπου smartwatch μπορούν να μειώσουν τον χρόνο συλλογής παραγγελιών και το εργατικό κόστος έως και 55%. Η μελέτη αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 3 για την τεχνική τεκμηρίωση των φορητών συσκευών εργαζομένων στο επίπεδο συλλογής δεδομένων.

Pacella, M., & Papadia, G. (2021). Evaluation of deep learning with long short-term memory networks for time series forecasting in supply chain management. Procedia CIRP, 99, 604–609. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.088>

Panigrahi, R. R., Shrivastava, A. K., Qureshi, K. M., Mewada, B. G., Alghamdi, S. Y., Almakayeel, N., Almuflih, A. S., & Qureshi, M. R. N. (2023). AI chatbot adoption in SMEs for sustainable manufacturing supply chain performance: A mediational research in an emerging country. Sustainability, 15(18), 13743. <https://doi.org/10.3390/su151813743>

Εμπειρική μελέτη (μοντελοποίηση δομικών εξισώσεων, 246 απαντήσεις) σχετικά με την υιοθέτηση chatbot Τεχνητής Νοημοσύνης βασισμένων σε NLP από μικρομεσαίες επιχειρήσεις, η οποία επιβεβαιώνει ότι τα chatbot ενισχύουν θετικά την ορατότητα της εφοδιαστικής αλυσίδας και την ικανότητα καινοτομίας. Αξιοποιείται στην ενότητα 2.4.2 για την τεκμηρίωση της πρακτικής αξίας εφαρμογών NLP σε επιχειρησιακό/εφοδιαστικό πλαίσιο.

Η μελέτη αξιολογεί την απόδοση δικτύων LSTM (Long Short-Term Memory) σε προβλήματα πρόβλεψης χρονοσειρών στο πλαίσιο διαχείρισης εφοδιαστικής αλυσίδας, συγκρίνοντάς τα με απλούστερες μεθόδους πρόβλεψης. Στην παρούσα εργασία αξιοποιείται στην ενότητα 4.2 για την τεχνική τεκμηρίωση της αρχιτεκτονικής LSTM και την εφαρμογή της σε πρόβλεψη ζήτησης.

Ποσοτική μελέτη της βελτιστοποίησης της διάταξης αποθήκης και της διαχείρισης υλικών με τεχνικές AI, με ευρήματα βελτίωσης της αποδοτικότητας και της αξιοποίησης χώρου. Η συγκεκριμένη μελέτη αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 1 (σημασία αποδοτικής διαχείρισης αποθήκης), στην ενότητα 2.4.1 (μάθηση από ιστορικά δεδομένα) και στα Κεφάλαια 3–4 (πρόβλεψη αναγκών αποθεμάτων, συμβολή αλγορίθμων AI).

Popović, V., Kilibarda, M., Andrejić, M., Jereb, B., & Dragan, D. (2021). A new sustainable warehouse management approach for workforce and activities scheduling. Sustainability, 13(4), 2021. <https://doi.org/10.3390/su13042021>

Η μελέτη προτείνει βιώσιμη προσέγγιση προγραμματισμού εργατικού δυναμικού και δραστηριοτήτων σε αποθήκη διανομής, μοντελοποιημένη ως ακέραιος γραμμικός προγραμματισμός (μοντέλο WAES) και υλοποιημένη σε Python με το πακέτο PuLP. Στο 61% των περιπτώσεων επιτυγχάνεται μείωση κόστους εργατικού δυναμικού άνω του 20% και αύξηση αποδοτικότητας. Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας, αξιοποιείται στις ενότητες 2.5–2.6 (κατανομή πόρων υπό μεταβαλλόμενη ζήτηση, οικονομική και κοινωνική βιωσιμότητα) και στο Κεφάλαιο 5 (τεκμηρίωση επιλογής Python για εφαρμογές βελτιστοποίησης logistics).

Python Software Foundation. (2024). Python language reference. <https://www.python.org>

Επίσημη τεκμηρίωση της γλώσσας Python. Στην παρούσα πτυχιακή αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 5 για την τεκμηρίωση της επιλογής της Python ως γλώσσας ανάπτυξης του demo συστήματος, λόγω της ευρείας χρήσης της σε εφαρμογές ανάλυσης δεδομένων και μηχανικής μάθησης.

Rad, F., Oghazi, P., İzmir, O., & Kordestani, A. (2025). Adoption of AI-based order picking in warehouse: Benefits, challenges, and critical success factors. Review of Managerial Science, 19(11).

Suwignjo, P., Panjaitan, L., Baihaqy, A. R., & Rusdiansyah, A. (2023). Predictive analytics to improve inventory performance: A case study of an FMCG company. Operations and Supply Chain Management, 16(2), 293–310. <https://doi.org/10.31387/oscm0530390>

Μελέτη περίπτωσης σε μεγάλη εταιρεία ταχέως κινούμενων καταναλωτικών προϊόντων (FMCG) στην Ινδονησία, η οποία εφαρμόζει μοντέλα προγνωστικής ανάλυσης για την πρόβλεψη κατάστασης αποθέματος (υπερεπάρκεια/ανεπάρκεια), με μοντέλα παλινδρόμησης να πετυχαίνουν συντελεστές προσδιορισμού R^2 έως 0,89. Στην εργασία αξιοποιείται στην ενότητα 2.4.3 ως συγκεκριμένο παράδειγμα εφαρμογής Προγνωστικής Ανάλυσης σε πραγματικό επιχειρησιακό περιβάλλον.

Tikwayo, L. N., & Mathaba, T. N. D. (2023). Applications of Industry 4.0 technologies in warehouse management: A systematic literature review. Logistics, 7(2), 24. <https://doi.org/10.3390/logistics7020024>

Συστηματική βιβλιογραφική ανασκόπηση περιπτώσιολογικών μελετών εφαρμογής τεχνολογιών Βιομηχανίας 4.0 στη διαχείριση αποθηκών, με εστίαση στα τεκμηριωμένα εμπόδια και οφέλη υιοθέτησής τους, καθώς και στο κενό κατανόησης σχετικά με συστήματα υποστήριξης αποφάσεων. Η μελέτη αυτή

αξιοποιείται στην ενότητα 2.1 για τη θεμελίωση του ευρύτερου πλαισίου Βιομηχανίας 4.0 στο οποίο εντάσσεται η ανασκόπηση.

Μικτή μελέτη (προσομοίωση και συνεντεύξεις) της υιοθέτησης συστήματος ομαδοποιημένου order picking βασισμένου σε AI, με ευρήματα μείωσης της απόστασης και του χρόνου διαδρομών, καθώς και καταγραφή προκλήσεων και κρίσιμων παραγόντων επιτυχίας. Η μελέτη αξιοποιείται στις ενότητες 2.5–2.6 για τη βελτιστοποίηση ροών εργασίας και τη χρήση AI στη διαχείριση παραγγελιών.

Tong, Q., Ming, X., & Zhang, X. (2023). Construction of sustainable digital factory for automated warehouse based on integration of ERP and WMS. Sustainability, 15(2), 1022.

Tubis, A. A., & Rohman, J. (2023). Intelligent warehouse in Industry 4.0—Systematic literature review. Sensors, 23(8), 4105. <https://doi.org/10.3390/s23084105>

Συστηματική βιβλιογραφική ανασκόπηση 249 επιστημονικών δημοσιεύσεων σχετικά με την «έξυπνη αποθήκη» (Warehouse 4.0) στο πλαίσιο της Βιομηχανίας 4.0, καταγράφοντας σαφή αυξητική τάση της ερευνητικής δραστηριότητας στο πεδίο. Χρησιμοποιείται στην ενότητα 2.1 για την τεκμηρίωση της αυξανόμενης σημασίας του πεδίου.

Η μελέτη παρουσιάζει την υλοποίηση αυτοματοποιημένης αποθήκης μέσω της ενοποίησης ERP–WMS (με ενδιάμεσο ρόλο του MES) στο πλαίσιο βιώσιμου ψηφιακού εργοστασίου, με βιομηχανική εφαρμογή και μετρήσιμα αποτελέσματα σε χωρητικότητα, ταχύτητα απόκρισης και ποσοστά σφαλμάτων. Στην εργασία αξιοποιείται στις ενότητες 2.2–2.3 και στο Κεφάλαιο 3 για τη διασύνδεση WMS–ERP/TMS, τους περιορισμούς ενσωμάτωσης των παλαιότερων συστημάτων και τη μείωση λαθών/βελτίωση ιχνηλασιμότητας.

Uddin, M. K. S., & Hossan, K. M. R. (2024). A review of implementing AI-powered data warehouse solutions to optimize big data management and utilization. SSRN.

Ανασκόπηση λύσεων τεχνητής νοημοσύνης για αποθήκες δεδομένων (data warehouses) και τη διαχείριση μεγάλων δεδομένων, με έμφαση στην ποιότητα δεδομένων και την ανίχνευση ανωμαλιών σε επίπεδο δεδομένων. Επισημαίνεται ότι η πηγή αφορά πληροφοριακές αποθήκες δεδομένων και όχι φυσικές αποθήκες logistics· για τον λόγο αυτό αξιοποιείται αποκλειστικά για ισχυρισμούς που αφορούν την ποιότητα και την ανάλυση δεδομένων (ενότητα 2.6).

Yuan, L. F., Choo, Y.-H., & Muda, A. K. (2025). SMARTSTOCK: Real-time AI-powered vision system for automated warehouse inventory management. IJRISS, 9(11), 3714–3727.

Η μελέτη παρουσιάζει το SMARTSTOCK, σύστημα υπολογιστικής όρασης πραγματικού χρόνου (YOLOv8) για αυτοματοποιημένη καταμέτρηση αποθεμάτων και εντοπισμό ελλείψεων. Η μελέτη αυτή αξιοποιείται στην ενότητα 2.5 για την αυτοματοποιημένη παρακολούθηση αποθεμάτων και την ανίχνευση ανωμαλιών μέσω AI.

Zhang, F., Yang, X., Dang, Y., Wu, C., & Chen, B. (2025). Construction and practice of intelligent warehouse management decision support system based on artificial intelligence. Procedia Computer Science, 259, 711–720.

Η μελέτη παρουσιάζει την κατασκευή και πειραματική αξιολόγηση ευφρούς συστήματος υποστήριξης αποφάσεων διαχείρισης αποθήκης βασισμένου σε AI, με συστηματικές δοκιμές σε λειτουργικές ενότητες (εισερχόμενα, εξερχόμενα, διαχείριση αποθεμάτων, αναφορές) και σύγκριση αλγορίθμων βελτιστοποίησης: ο γενετικός αλγόριθμος μειώνει το κόστος του συστήματος κατά 23%, ο simulated annealing κατά 15% και ο ant colony κατά 10%. Αξιοποιείται στο Κεφάλαιο 4 (αλγόριθμοι βελτιστοποίησης, μετρήσιμη συμβολή της AI στην απόδοση και το κόστος).

Πίνακας Ορολογίας

Ξενογλωσσος όρος	Ελληνικός όρος
------------------	----------------

Warehouse Management System (WMS)	Σύστημα Διαχείρισης Αποθήκης
Artificial Intelligence (AI)	Τεχνητή Νοημοσύνη
Machine Learning	Μηχανική Μάθηση
Demand Forecasting	Πρόβλεψη Ζήτησης
Predictive Analytics	Προγνωστική Ανάλυση
Order Picking	Συλλογή Παραγγελιών
Internet of Things (IoT)	Διαδίκτυο των Πραγμάτων
Supply Chain	Εφοδιαστική Αλυσίδα
Anomaly Detection	Ανίχνευση Ανωμαλιών
Linear Regression	Γραμμική Παλινδρόμηση
Decision Trees	Δέντρα Αποφάσεων
Neural Networks	Νευρωνικά Δίκτυα
Safety Stock	Απόθεμα Ασφαλείας
Cloud Computing	Υπολογιστικό Νέφος
Digital Transformation	Ψηφιακός Μετασχηματισμός

Παράρτημα Α – Πηγαίος Κώδικας Πρωτότυπου Συστήματος (wms_demo.py)

Ακολουθεί ο πλήρης πηγαίος κώδικας του πρωτότυπου συστήματος που περιγράφεται αναλυτικά στο Κεφάλαιο 5, υλοποιημένος σε γλώσσα Python. Ο κώδικας περιλαμβάνει τις συναρτήσεις φόρτωσης δεδομένων, πρόβλεψης ζήτησης, απόφασης αναπλήρωσης, προσομοίωσης ενημέρωσης αποθέματος, παραγωγής αναφορών Excel και γραφημάτων, καθώς και τη διαχείριση ιστορικού εκτελέσεων.

```

1 from pathlib import Path
2 import pandas as pd
3 import shutil
4 import matplotlib.pyplot as plt
5 from sklearn.linear_model import LinearRegression
6 from openpyxl import load_workbook
7 from openpyxl.styles import Font, PatternFill, Alignment, Border, Side
8 from openpyxl.utils import get_column_letter
9 from datetime import datetime
10
11 # Βασικοί φάκελοι του project
12 # Το products.csv χρησιμοποιείται ως αρχικό dataset.
13 # Ο φάκελος output/latest κρατά τα τελευταία αποτελέσματα.
14 # Ο φάκελος output/runs κρατά ιστορικό προηγούμενων εκτελέσεων.
15 BASE_DIR = Path(__file__).resolve().parent
16 DATA_PATH = BASE_DIR / "products.csv"
17 OUTPUT_DIR = BASE_DIR / "output"
18 RUNS_DIR = OUTPUT_DIR / "runs"
19 LATEST_DIR = OUTPUT_DIR / "latest"
20 LATEST_CHARTS_DIR = LATEST_DIR / "charts"
21
22 OUTPUT_DIR.mkdir(exist_ok=True)
23 RUNS_DIR.mkdir(exist_ok=True)
24 LATEST_DIR.mkdir(exist_ok=True)
25 LATEST_CHARTS_DIR.mkdir(exist_ok=True)
26
27 STATE_PATH = LATEST_DIR / "current_inventory.xlsx"
28
29 MONTH_COLUMNS = ["month_1", "month_2", "month_3", "month_4", "month_5", "month_6"]
30
31 def ask_reset_state() -> bool:
32     while True:
33         answer = input("Θέλεις reset στο αρχικό dataset; (y/n): ").strip().lower()
34
35         if answer in ["y", "yes", "v", "ναι"]:
36             return True
37
38         if answer in ["n", "no", "o", "όχι", "οχι"]:
39             return False
40
41         print("Μη έγκυρη απάντηση. Πληκτρολόγησε y/n ή ναι/όχι.")
42
43 def load_products(reset_state: bool = False) -> pd.DataFrame:
44     if reset_state:
45         return pd.read_csv(DATA_PATH)
46
47     if STATE_PATH.exists():
48         return pd.read_excel(STATE_PATH)
49
50     return pd.read_csv(DATA_PATH)
51
52 # Πρόβλεψη ζήτησης με Machine Learning.
53 # Χρησιμοποιείται Linear Regression πάνω στα δεδομένα ζήτησης 6 μηνών
54 # για πρόβλεψη της ζήτησης του επόμενου μήνα.
55 def predict_next_demand(row: pd.Series) -> int:
56     x = [[1], [2], [3], [4], [5], [6]]
57     y = row[MONTH_COLUMNS].astype(float).values
58     model = LinearRegression()
59     model.fit(x, y)
60     prediction = model.predict([[7]])[0]
61     return max(0, round(prediction))
62
63 # Κανόνας υποστήριξης απόφασης για αναπλήρωση αποθέματος.
64 # Αν το απόθεμα είναι χαμηλό ή η προβλεπόμενη ζήτηση είναι μεγαλύτερη
65 # από το διαθέσιμο stock, προτείνεται αναπλήρωση.

```

```

66 def recommend_reorder(current_stock: int, reorder_level: int, predicted_demand: int) ->
    tuple[str, int]:
67     safety_stock = max(5, round(predicted_demand * 0.2))
68     target_stock = (predicted_demand * 2) + safety_stock
69
70     if current_stock <= reorder_level or predicted_demand > current_stock:
71         suggested_qty = max(0, target_stock - current_stock)
72         status = "Reorder Required"
73     elif current_stock <= reorder_level + 5:
74         suggested_qty = 0
75         status = "Low Stock"
76     else:
77         suggested_qty = 0
78         status = "OK"
79
80     return status, suggested_qty
81
82
83 def build_results(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
84     results = df.copy()
85     predicted = []
86     statuses = []
87     reorder_qty = []
88
89     for _, row in results.iterrows():
90         next_demand = predict_next_demand(row)
91         status, qty = recommend_reorder(
92             int(row["current_stock"]),
93             int(row["reorder_level"]),
94             next_demand
95         )
96         predicted.append(next_demand)
97         statuses.append(status)
98         reorder_qty.append(qty)
99
100     results["predicted_demand"] = predicted
101     results["status"] = statuses
102     results["suggested_reorder_qty"] = reorder_qty
103     return results
104
105
106 def style_excel_file(path: Path) -> None:
107     wb = load_workbook(path)
108
109     header_fill = PatternFill(fill_type="solid", fgColor="1F4E78")
110     header_font = Font(color="FFFFFF", bold=True)
111     header_alignment = Alignment(horizontal="center", vertical="center", wrap_text=True)
112     body_alignment = Alignment(horizontal="center", vertical="center", wrap_text=True)
113
114     thin_border = Border(
115         left=Side(style="thin", color="CCCCCC"),
116         right=Side(style="thin", color="CCCCCC"),
117         top=Side(style="thin", color="CCCCCC"),
118         bottom=Side(style="thin", color="CCCCCC"),
119     )
120
121     ok_fill = PatternFill(fill_type="solid", fgColor="C6EFCE")
122     low_fill = PatternFill(fill_type="solid", fgColor="FFF2CC")
123     reorder_fill = PatternFill(fill_type="solid", fgColor="F4CCCC")
124
125     min_widths = {
126         "A": 45,
127         "B": 26,
128         "C": 20,
129         "D": 17,
130         "E": 17,
131         "F": 13,
132         "G": 13,
133         "H": 13,
134         "I": 13,
135         "J": 13,
136         "K": 13,
137         "L": 22,
138         "M": 22,
139         "N": 26,
140     }
141

```

```

142     for ws in wb.worksheets:
143         # Header styling
144         for cell in ws[1]:
145             cell.fill = header_fill
146             cell.font = header_font
147             cell.alignment = header_alignment
148             cell.border = thin_border
149
150         # Find status column if exists
151         status_col_index = None
152         for idx, cell in enumerate(ws[1], start=1):
153             if cell.value == "status":
154                 status_col_index = idx
155                 break
156
157         # Body styling
158         for row in ws.iter_rows(min_row=2):
159             for cell in row:
160                 cell.border = thin_border
161                 cell.alignment = body_alignment
162
163                 if status_col_index:
164                     status_cell = row[status_col_index - 1]
165                     if status_cell.value == "OK":
166                         status_cell.fill = ok_fill
167                     elif status_cell.value == "Low Stock":
168                         status_cell.fill = low_fill
169                     elif status_cell.value == "Reorder Required":
170                         status_cell.fill = reorder_fill
171
172         # Auto width with minimum widths
173         for column_cells in ws.columns:
174             max_length = 0
175             col_letter = get_column_letter(column_cells[0].column)
176
177             for cell in column_cells:
178                 try:
179                     cell_length = len(str(cell.value))
180                     if cell_length > max_length:
181                         max_length = cell_length
182                 except Exception:
183                     pass
184
185             calculated_width = max_length + 2
186             min_width = min_widths.get(col_letter, 12)
187             ws.column_dimensions[col_letter].width = max(calculated_width, min_width)
188
189         # Slightly taller rows
190         for row in ws.iter_rows():
191             ws.row_dimensions[row[0].row].height = 24
192
193         # Freeze top row and filter
194         ws.freeze_panes = "A2"
195         ws.auto_filter.ref = ws.dimensions
196
197     wb.save(path)
198
199     # Προσομοίωση λειτουργίας αποθήκης.
200     # Αφαιρείται μέρος της προβλεπόμενης ζήτησης από το απόθεμα
201     # και προστίθεται η προτεινόμενη ποσότητα αναπλήρωσης όπου απαιτείται.
202     # Έτσι το πρόγραμμα μπορεί να συνεχίζει από την προηγούμενη κατάσταση
203     def simulate_inventory_update(results: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
204         updated = results.copy()
205         new_stocks = []
206         simulated_demands = []
207
208         for _, row in updated.iterrows():
209             current_stock = int(row["current_stock"])
210             predicted_demand = int(row["predicted_demand"])
211             reorder_qty = int(row["suggested_reorder_qty"])
212
213             simulated_demand = round(predicted_demand * 0.8)
214             simulated_demands.append(simulated_demand)
215
216             new_stock = max(0, current_stock - simulated_demand)
217
218             if row["status"] == "Reorder Required":

```

```

219         new_stock += reorder_qty
220
221         new_stocks.append(new_stock)
222
223         updated["actual_simulated_demand"] = simulated_demands
224         updated["previous_status"] = updated["status"]
225         updated["previous_reorder_qty"] = updated["suggested_reorder_qty"]
226         updated["current_stock"] = new_stocks
227
228         # Μετακίνηση ιστορικού ζήτησης: month_2 γίνεται month_1 κ.ο.κ.
229         updated["month_1"] = updated["month_2"]
230         updated["month_2"] = updated["month_3"]
231         updated["month_3"] = updated["month_4"]
232         updated["month_4"] = updated["month_5"]
233         updated["month_5"] = updated["month_6"]
234         updated["month_6"] = updated["actual_simulated_demand"]
235
236         updated = updated.drop(columns=["status", "suggested_reorder_qty", "predicted_de-
mand"])
237
238         return updated
239
240     def save_updated_products(updated_df: pd.DataFrame, output_dir: Path) -> Path:
241         out_path = output_dir / "current_inventory.xlsx"
242         updated_df.to_excel(out_path, index=False, sheet_name="Current Inventory")
243         style_excel_file(out_path)
244         return out_path
245
246     def build_dashboard_summary(results: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
247         total_products = len(results)
248         ok_count = (results["status"] == "OK").sum()
249         low_stock_count = (results["status"] == "Low Stock").sum()
250         reorder_count = (results["status"] == "Reorder Required").sum()
251
252         total_stock = results["current_stock"].sum()
253         total_predicted_demand = results["predicted_demand"].sum()
254         total_reorder_qty = results["suggested_reorder_qty"].sum()
255         avg_predicted_demand = round(results["predicted_demand"].mean(), 2)
256
257         reorder_percentage = round((reorder_count / total_products) * 100, 2) if total_pro-
ducts else 0
258         stock_coverage_ratio = round(total_stock / total_predicted_demand, 2) if total_pre-
dicted_demand else 0
259
260         dashboard_data = [
261             ["Σύνολο προϊόντων", total_products],
262             ["Προϊόντα OK", ok_count],
263             ["Προϊόντα Low Stock", low_stock_count],
264             ["Προϊόντα για Reorder", reorder_count],
265             ["Ποσοστό προϊόντων για Reorder (%)", reorder_percentage],
266             ["Συνολικό διαθέσιμο απόθεμα", total_stock],
267             ["Συνολική προβλεπόμενη ζήτηση", total_predicted_demand],
268             ["Stock Coverage Ratio", stock_coverage_ratio],
269             ["Συνολική προτεινόμενη ποσότητα αναπλήρωσης", total_reorder_qty],
270             ["Μέση προβλεπόμενη ζήτηση", avg_predicted_demand],
271         ]
272
273         return pd.DataFrame(dashboard_data, columns=["Δείκτης", "Τιμή"])
274
275     # Δημιουργία αναφορών Excel:
276     # Dashboard Summary, All Products, Reorder Summary και Top Critical Products.
277     def save_results(results: pd.DataFrame, output_dir: Path, filename: str = "wms_re-
sults.xlsx") -> Path:
278         out_path = output_dir / filename
279
280         dashboard_summary = build_dashboard_summary(results)
281
282         reorder_summary = results[results["status"] == "Reorder Required"][
283             [
284                 "product_id",
285                 "product_name",
286                 "category",
287                 "current_stock",
288                 "predicted_demand",
289                 "status",
290                 "suggested_reorder_qty",
291             ]

```

```

292     ]
293
294     top_critical_products = reorder_summary.sort_values(
295         by="suggested_reorder_qty",
296         ascending=False
297     ).head(3)
298
299     with pd.ExcelWriter(out_path, engine="openpyxl") as writer:
300         dashboard_summary.to_excel(writer, sheet_name="Dashboard Summary", index=False)
301         results.to_excel(writer, sheet_name="All Products", index=False)
302         reorder_summary.to_excel(writer, sheet_name="Reorder Summary", index=False)
303         top_critical_products.to_excel(writer, sheet_name="Top Critical Products", in-
304 dex=False)
305
306     style_excel_file(out_path)
307     return out_path
308
309 def plot_product_demand(results: pd.DataFrame, product_id: str, cycle_label: str,
310 charts_dir: Path) -> Path:
311     row = results.loc[results["product_id"] == product_id]
312     if row.empty:
313         raise ValueError(f"Product ID '{product_id}' not found.")
314
315     row = row.iloc[0]
316     months = [1, 2, 3, 4, 5, 6]
317     history = row[MONTH_COLUMNS].astype(float).tolist()
318     predicted = int(row["predicted_demand"])
319
320     plt.figure(figsize=(8, 5))
321     plt.plot(months, history, marker="o", linewidth=2)
322     plt.plot([7], [predicted], marker="o", markersize=8)
323     plt.xlabel("Μήνας")
324     plt.ylabel("Ζήτηση")
325     plt.title(f"Τάση ζήτησης προϊόντος: {row['product_name']} ({cycle_label})")
326     plt.xticks([1, 2, 3, 4, 5, 6, 7], ["M1", "M2", "M3", "M4", "M5", "M6", "Pred"])
327     plt.grid(True, alpha=0.3)
328
329     chart_path = charts_dir / f"{product_id}_demand_chart_{cycle_label}.png"
330     plt.tight_layout()
331     plt.savefig(chart_path, dpi=150)
332     plt.close()
333     return chart_path
334
335 def generate_reorder_charts(results: pd.DataFrame, cycle_label: str, charts_dir: Path) ->
336 list[Path]:
337     chart_paths = []
338
339     reorder_products = results[results["status"] == "Reorder Required"]
340     reorder_products = reorder_products.sort_values(
341         by="suggested_reorder_qty",
342         ascending=False
343     ).head(3)
344
345     for _, row in reorder_products.iterrows():
346         chart_path = plot_product_demand(results, row["product_id"], cycle_label,
347 charts_dir)
348         chart_paths.append(chart_path)
349
350     return chart_paths
351
352 def print_summary(results: pd.DataFrame) -> None:
353     print("\n=== WMS AI DEMO RESULTS ===\n")
354     for _, row in results.iterrows():
355         print(f"Προϊόν: {row['product_name']} ({row['category']})")
356         print(f"Τρέχον Απόθεμα: {row['current_stock']}")
357         print(f"Ελάχιστο Όριο: {row['reorder_level']}")
358         print(f"Προβλεπόμενη Ζήτηση: {row['predicted_demand']}")
359         print(f"Κατάσταση: {row['status']}")
360         print(f"Προτεινόμενη Ποσότητα Αναπλήρωσης: {row['suggested_reorder_qty']}")
361         print("-" * 50)
362
363 # Διατηρεί μόνο τις τελευταίες 5 εκτελέσεις ώστε ο φάκελος output
364 # να μη γεμίζει με παλιά αρχεία.
365 def cleanup_old_runs(keep_last: int = 5) -> None:

```

```

365     runs = sorted(
366         [p for p in RUNS_DIR.iterdir() if p.is_dir()],
367         key=lambda p: p.stat().st_mtime,
368         reverse=True
369     )
370
371     for old_run in runs[keep_last:]:
372         shutil.rmtree(old_run)
373
374 def reset_output_folders() -> bool:
375     try:
376         if OUTPUT_DIR.exists():
377             shutil.rmtree(OUTPUT_DIR)
378
379             OUTPUT_DIR.mkdir(exist_ok=True)
380             RUNS_DIR.mkdir(exist_ok=True)
381             LATEST_DIR.mkdir(exist_ok=True)
382             LATEST_CHARTS_DIR.mkdir(exist_ok=True)
383
384             return True
385
386     except PermissionError:
387         print("\nΣφάλμα: Κλείσε όλα τα αρχεία Excel από τον φάκελο output και ξανατρέξε το
πρόγραμμα.")
388         return False
389
390 def main() -> None:
391     timestamp = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")
392
393     reset_state = ask_reset_state()
394
395     if reset_state:
396         if not reset_output_folders():
397             return
398
399     products = load_products(reset_state)
400     results = build_results(products)
401
402     run_dir = RUNS_DIR / f"run_{timestamp}"
403     run_charts_dir = run_dir / "charts"
404
405     run_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
406     run_charts_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
407
408     # καθαρίζει το latest αφού πρώτα φορτώθηκαν τα δεδομένα
409     try:
410         if LATEST_DIR.exists():
411             for item in LATEST_DIR.iterdir():
412                 if item.is_file():
413                     item.unlink()
414                 elif item.is_dir():
415                     shutil.rmtree(item)
416     except PermissionError:
417         print("\nΣφάλμα: Κλείσε τα αρχεία Excel που βρίσκονται στον φάκελο output/latest
και ξανατρέξε το πρόγραμμα.")
418         return
419
420     LATEST_CHARTS_DIR.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
421
422     results_path_run = save_results(results, run_dir, "wms_results.xlsx")
423     #chart_paths_run = generate_reorder_charts(results, timestamp, run_charts_dir)
424
425     updated_products = simulate_inventory_update(results)
426     #updated_path_run = save_updated_products(updated_products, run_dir)
427
428     results_path_latest = save_results(results, LATEST_DIR, "wms_results.xlsx")
429     chart_paths_latest = generate_reorder_charts(results, "latest", LATEST_CHARTS_DIR)
430     updated_path_latest = save_updated_products(updated_products, LATEST_DIR)
431
432     cleanup_old_runs(keep_last=5)
433
434     print_summary(results)
435
436     print(f"\nΑποτελέσματα τρέχοντος run: {results_path_run}")
437     print(f"Τελευταία αποτελέσματα: {results_path_latest}")
438     print(f"Ενημερωμένο απόθεμα: {updated_path_latest}")
439

```

```
440     if chart_paths_latest:
441         print("\nTop 3 γραφήματα προϊόντων που χρειάζονται αναπλήρωση:")
442         for path in chart_paths_latest:
443             print(path)
444     else:
445         print("\nΔεν υπάρχουν προϊόντα που να απαιτούν αναπλήρωση.")
446
447
448 if __name__ == "__main__":
449     main()
```

Παράρτημα Β – Κώδικας Αξιολόγησης Μοντέλων (evaluation.py)

Ακολουθεί ο πηγαίος κώδικας του ανεξάρτητου προγράμματος αξιολόγησης που χρησιμοποιήθηκε για την πειραματική σύγκριση των μοντέλων πρόβλεψης ζήτησης στο Κεφάλαιο 6 (ενότητα 6.1.3). Το πρόγραμμα αυτό λειτουργεί συμπληρωματικά προς το κύριο σύστημα του Παραρτήματος Α, χωρίς να τροποποιεί τη λειτουργία του.

```

1  # -*- coding: utf-8 -*-
2  """
3  evaluation.py – Συμπληρωματικό script αξιολόγησης για το Κεφάλαιο 6
4  -----
5  ΔΕΝ τροποποιεί το κυρίως πρόγραμμα του demo. Διαβάζει το ΙΔΙΟ dataset
6  (current_inventory.xlsx ή το αρχικό αρχείο προϊόντων) και συγκρίνει
7  4 μεθόδους πρόβλεψης ζήτησης με τη μέθοδο leave-last-out:
8
9      εκπαίδευση στους Μήνες 1-5 → πρόβλεψη Μήνα 6 → σύγκριση με πραγματικό
10
11  Μοντέλα: (1) Naive (τελευταία τιμή), (2) Κινητός Μέσος 3 μηνών,
12            (3) Γραμμική Παλινδρόμηση (η μέθοδος του demo),
13            (4) Decision Tree Regressor.
14  Μετρικές: MAE, RMSE, MAPE (το MAPE υπολογίζεται μόνο όπου η πραγματική
15  τιμή ≠ 0, για αποφυγή διαίρεσης με το μηδέν).
16
17  Έξοδοι (φάκελος ./evaluation_output/):
18  - evaluation_results.xlsx (αναλυτικά ανά προϊόν + συγκεντρωτικός πίνακας)
19  - fig_metrics.png (ραβδόγραμμα MAE/RMSE ανά μοντέλο → Εικόνα 6.1)
20  - fig_examples.png (πραγματική vs προβλέψεις για 2 προϊόντα → Εικόνα 6.2)
21
22  Εκτέλεση: python evaluation.py
23  Απαιτήσεις: pandas, openpyxl, scikit-learn, matplotlib (ίδιες βιβλιοθήκες με το πρωτότυπο
24  σύστημα).
25  """
26  import os
27  import re
28  import numpy as np
29  import pandas as pd
30  import matplotlib
31  matplotlib.use("Agg")
32  import matplotlib.pyplot as plt
33  from sklearn.linear_model import LinearRegression
34  from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
35
36  # -----
37  # ΡΥΘΜΙΣΕΙΣ – προσαρμόζονται αν χρειαστεί
38  # -----
39  CANDIDATE_FILES = [
40      "products.csv",
41      "products.csv.xlsx",
42      "products.xlsx",
43      "current_inventory.xlsx",
44      os.path.join("output", "latest", "current_inventory.xlsx"),
45      os.path.join("output", "current_inventory.xlsx"),
46      os.path.join("data", "products.csv"),
47  ]
48  OUTPUT_DIR = "evaluation_output"
49  RANDOM_STATE = 42 # για αναπαραγωγικότητα του Decision Tree
50
51  # -----
52  # Φόρτωση δεδομένων – αυτόματη ανίχνευση στηλών ιστορικού & ονόματος
53  # -----
54  def _read_any(path):
55      if path.lower().endswith(".csv"):
56          return pd.read_csv(path, sep=None, engine="python", encoding="utf-8-sig")
57      return pd.read_excel(path)
58
59  def _detect_month_cols(df):
60      """Βρίσκει την οικογένεια στηλών με κοινό πρόθεμα + αύξοντα αριθμό
61      (π.χ. 'Μήνας 1..6', 'month 1..6', 'M1..M6') με τα περισσότερα μέλη (>=4),
62      της οποίας όλες οι τιμές είναι αριθμητικές."""
63      groups = {}
64      for c in df.columns:
65          m = re.match(r"^(.*)[\s_]*([0-9]+)$", str(c).strip())
66          if m:

```

```

67         groups.setdefault(m.group(1).strip().lower(), []).append((int(m.group(2)), c))
68     best = None
69     for pref, cols in groups.items():
70         if len(cols) < 4:
71             continue
72         cols_sorted = [c for _, c in sorted(cols)]
73         if all(pd.to_numeric(df[c], errors="coerce").notna().all() for c in cols_sorted):
74             if best is None or len(cols_sorted) > len(best):
75                 best = cols_sorted
76     return best
77
78 def load_dataset():
79     tried = []
80     for path in CANDIDATE_FILES:
81         if not os.path.exists(path):
82             continue
83         try:
84             df = _read_any(path)
85         except Exception as ex:
86             tried.append(f"{path} (σφάλμα ανάγνωσης: {ex})"); continue
87         month_cols = _detect_month_cols(df)
88         if month_cols:
89             name_col = next((c for c in df.columns
90                             if any(k in str(c).lower() for k in ("προϊόν", "product",
91 "name", "όνομα"))),
92                             df.columns[0])
93             print(f"Dataset: {path} | Προϊόντα: {len(df)}")
94             print(f"Στήλη ονόματος: '{name_col}' | Στήλες ιστορικού: {month_cols}")
95             return df, name_col, month_cols
96             tried.append(f"{path} (δεν βρέθηκαν >=4 αριθμητικές στήλες ιστορικού)")
97         raise FileNotFoundError(
98             "Δεν εντοπίστηκε κατάλληλο dataset. Δοκιμάστηκαν: " + ("; ".join(tried) if tried
99             else "κανένα αρχείο δεν υπάρχει") +
100             ". Πρόσθεσε τη σωστή διαδρομή στο CANDIDATE_FILES στην κορυφή του script."
101     )
102 # -----
103 # Μοντέλα πρόβλεψης – όλα προβλέπουν την ΕΠΟΜΕΝΗ περίοδο από ένα ιστορικό
104 # -----
105 def forecast_naive(history):
106     return float(history[-1])
107
108 def forecast_moving_average(history, k=3):
109     k = min(k, len(history))
110     return float(np.mean(history[-k:]))
111
112 def forecast_linear_regression(history):
113     """Ιδια λογική με την predict_next_demand() του demo:
114     x = αύξων αριθμός μήνα, πρόβλεψη για την επόμενη περίοδο,
115     στρογγυλοποίηση και αποκλεισμός αρνητικών τιμών."""
116     x = np.arange(1, len(history) + 1).reshape(-1, 1)
117     y = np.array(history, dtype=float)
118     model = LinearRegression().fit(x, y)
119     pred = model.predict(np.array([[len(history) + 1]]))[0]
120     return float(max(0, round(pred)))
121
122 def forecast_decision_tree(history):
123     """Δέντρο απόφασης στο ίδιο σχήμα δεδομένων (x = δείκτης μήνα)."""
124     x = np.arange(1, len(history) + 1).reshape(-1, 1)
125     y = np.array(history, dtype=float)
126     model = DecisionTreeRegressor(max_depth=3, random_state=RANDOM_STATE).fit(x, y)
127     pred = model.predict(np.array([[len(history) + 1]]))[0]
128     return float(max(0, round(pred)))
129
130 MODELS = {
131     "Naive (τελευταία τιμή)": forecast_naive,
132     "Κινητός Μέσος (3 μηνών)": forecast_moving_average,
133     "Γραμμική Παλινδρόμηση": forecast_linear_regression,
134     "Decision Tree": forecast_decision_tree,
135 }
136 # -----
137 # Μετρικές
138 # -----
139 def compute_metrics(actuals, preds):
140     a = np.array(actuals, dtype=float)
141     p = np.array(preds, dtype=float)

```

```

142     mae = float(np.mean(np.abs(a - p)))
143     rmse = float(np.sqrt(np.mean((a - p) ** 2)))
144     nz = a != 0
145     mape = float(np.mean(np.abs((a[nz] - p[nz]) / a[nz])) * 100) if nz.any() else np.nan
146     return mae, rmse, mape
147
148 # -----
149 # Κύρια ροή: leave-last-out ανά προϊόν
150 # -----
151 def main():
152     os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)
153     df, name_col, month_cols = load_dataset()
154     train_cols, test_col = month_cols[:-1], month_cols[-1]
155     print(f"Εκπαίδευση: {train_cols} → Πρόβλεψη/έλεγχος: {test_col}\n")
156
157     detail_rows = []
158     per_model = {m: {"actual": [], "pred": []} for m in MODELS}
159
160     for _, row in df.iterrows():
161         history = [float(row[c]) for c in train_cols]
162         actual = float(row[test_col])
163         rec = {"Προϊόν": row[name_col], f"Πραγματική ({test_col})": actual}
164         for mname, fn in MODELS.items():
165             pred = fn(history)
166             rec[mname] = pred
167             per_model[mname]["actual"].append(actual)
168             per_model[mname]["pred"].append(pred)
169         detail_rows.append(rec)
170
171     detail_df = pd.DataFrame(detail_rows)
172
173     summary_rows = []
174     for mname in MODELS:
175         mae, rmse, mape = compute_metrics(per_model[mname]["actual"],
176 per_model[mname]["pred"])
177         summary_rows.append({"Μοντέλο": mname, "MAE": round(mae, 2),
178 "RMSE": round(rmse, 2), "MAPE (%)": round(mape, 1)})
179     summary_df = pd.DataFrame(summary_rows)
180
181     print("=== ΣΥΓΚΕΝΤΡΩΤΙΚΑ ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ (Πίνακας 6.1) ===")
182     print(summary_df.to_string(index=False))
183
184     # ---- Excel ----
185     xlsx = os.path.join(OUTPUT_DIR, "evaluation_results.xlsx")
186     with pd.ExcelWriter(xlsx, engine="openpyxl") as w:
187         summary_df.to_excel(w, sheet_name="Σύνοψη Μετρικών", index=False)
188         detail_df.to_excel(w, sheet_name="Ανά Προϊόν", index=False)
189     print(f"\nΑποθηκεύτηκε: {xlsx}")
190
191     # ---- Εικόνα 6.1: ραβδόγραμμα MAE/RMSE ----
192     fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5))
193     x = np.arange(len(summary_df))
194     ax.bar(x - 0.2, summary_df["MAE"], width=0.4, label="MAE")
195     ax.bar(x + 0.2, summary_df["RMSE"], width=0.4, label="RMSE")
196     ax.set_xticks(x)
197     ax.set_xticklabels(summary_df["Μοντέλο"], rotation=12, ha="right")
198     ax.set_ylabel("Σφάλμα (μονάδες ζήτησης)")
199     ax.set_title("Σύγκριση μοντέλων πρόβλεψης ζήτησης (leave-last-out)")
200     ax.legend(); ax.grid(axis="y", alpha=0.3)
201     fig.tight_layout()
202     f1 = os.path.join(OUTPUT_DIR, "fig_metrics.png")
203     fig.savefig(f1, dpi=200); plt.close(fig)
204     print(f"Αποθηκεύτηκε: {f1}")
205
206     # ---- Εικόνα 6.2: 2 παραδείγματα προϊόντων ----
207     ex = detail_df.head(2)
208     fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(11, 4.5), sharey=False)
209     for ax, (_, r) in zip(axes, ex.iterrows()):
210         labels = ["Πραγματική"] + list(MODELS.keys())
211         vals = [r[f"Πραγματική ({test_col})"]] + [r[m] for m in MODELS]
212         colors = ["#333333"] + ["#4C72B0", "#DD8452", "#55A868", "#C44E52"]
213         ax.bar(range(len(vals)), vals, color=colors)
214         ax.set_xticks(range(len(vals)))
215         ax.set_xticklabels(labels, rotation=20, ha="right", fontsize=8)
216         ax.set_title(str(r["Προϊόν"]), fontsize=10)
217         ax.grid(axis="y", alpha=0.3)

```

```
217     fig.suptitle(f"Πραγματική vs προβλεπόμενη ζήτηση ({test_col}) – δύο ενδεικτικά προϊό-  
    ντα")  
218     fig.tight_layout()  
219     f2 = os.path.join(OUTPUT_DIR, "fig_examples.png")  
220     fig.savefig(f2, dpi=200); plt.close(fig)  
221     print(f"Αποθηκεύτηκε: {f2}")  
222  
223     print("\nΈτοιμο. Τα νούμερα του πίνακα και οι δύο εικόνες μπαίνουν στο Κεφάλαιο 6 "  
224           "(Πίνακας 6.1, Εικόνες 6.1–6.2). Κράτησε και ένα screenshot της κονσόλας.")  
225  
226 if __name__ == "__main__":  
227     main()
```