



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΩΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ ΚΑΙ ΕΠΙΚΟΙΝΩΝΙΩΝ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ

Πτυχιακή Εργασία

Τίτλος Πτυχιακής Εργασίας	«Χρήση ευφυών τεχνικών για την Αυτοματοποιημένη τήρηση βιβλίων» “Use of intelligent techniques for automated bookkeeping”
Όνοματεπώνυμο Φοιτητή	Παναγιώτης Κασίμης
Πατρώνυμο	Γεώργιος
Αριθμός Μητρώου	Π18064
Επιβλέπων	Κωνσταντίνος Λιαγκούρας , Επίκουρος Καθηγητής

Ημερομηνία Παράδοσης: Απρίλιος 2026

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 ειλικρινά όσους συνέβαλαν στη συγγραφή της παρούσας εργασίας. Ευχαριστώ τον επιβλέποντα καθηγητή κ. Κωνσταντίνο Λιαγκούρα, τόσο για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε με την ανάθεση του θέματος, όσο και για την πολύτιμη καθοδήγησή του καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησής της. Επίσης θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στην οικογένεια και τους φίλους μου για την συμπαράσταση και την πίστη που μου έδειξαν.

Περιεχόμενα

Κατάλογος Εικόνων	vi
Κατάλογος Πινάκων	vi
Περίληψη.....	1
Abstract	2
Μεθοδολογία Έρευνας.....	3
Στρατηγική Αναζήτησης Βιβλιογραφίας.....	3
Κριτήρια Επιλογής / Απόρριψης πηγών	3
1 Εισαγωγή	5
1.1 Γενική εισαγωγή: Η ανάγκη για αυτοματοποίηση στη λογιστική	5
1.2 Οριοθέτηση του θέματος και επιστημονικό/επιχειρηματικό ενδιαφέρον	5
1.3 Αναμενόμενη επιστημονική συνεισφορά και δομή της εργασίας.....	6
2 Θεωρητικό Πλαίσιο και Εννοιολογικοί Προσδιορισμοί	7
2.1 Ορισμός και σημασία της τήρησης βιβλίων	7
2.2 Ταξινόμηση Προβλημάτων: Η Μορφολογία των Λογιστικών Δεδομένων	8
2.3 Οι παραδοσιακές μέθοδοι και οι περιορισμοί τους.....	10
2.4 Η μετάβαση από τα ERP στην εποχή του FinTech.....	11
2.5 Η Εξέλιξη του Ρόλου: Από την Καταχώρηση στην Επταυξημένη Νοημοσύνη.....	12
2.6 Αρχιτεκτονικές Προκλήσεις: Από τα Μονολιθικά Συστήματα στις Διεπαφές API.....	12
3 Ευφυείς Τεχνικές και Τεχνητή Νοημοσύνη	13
3.1 Συστήματα Βασισμένα σε Κανόνες και Γνώση.....	13
3.2 Εισαγωγή στο AI και την Μηχανική Μάθηση.....	14
3.3 Νευρωνικά Δίκτυα και Βαθιά Μάθηση	15
3.4 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα	16
3.5 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση και Εντοπισμός Ανωμαλιών	18
3.6 Μάθηση Συνόλου στη Λογιστική Ταξινόμηση	20
3.7 Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη και Ελεγκτική Συμμόρφωση	20
3.8 Από τη Ρομποτική στην Ευφυή Αυτοματοποίηση.....	22
4 Εφαρμογές των Ευφυών Τεχνικών στην Αυτοματοποιημένη Τήρηση Βιβλίων.....	23
4.1 Αυτοματοποίηση Λογαριασμών Πληρωτέων και Εισπρακτέων	23
4.2 Αυτόματη Ταξινόμηση Συναλλαγών και Τραπεζική Συμφωνία.....	24
4.3 Εξυπνα Συμβόλαια και Διαεταιρική Συμφωνία	24
4.4 Εφαρμογές σε Σύγχρονα Πληροφοριακά Περιβάλλοντα (ERP Νέφους & API υλοποιήσεις).....	26
4.5 Εφαρμογές σε Σύγχρονα Πληροφοριακά Περιβάλλοντα (Αξιολόγηση Μοντέλων)	27
4.6 Ηθικές Προεκτάσεις, Αλγοριθμική Μεροληψία και Ελεγκτική Διακυβέρνηση.....	28
5 Οφέλη, Προκλήσεις και Περιορισμοί των Ευφυών Συστημάτων στην Τήρηση Βιβλίων	29
5.1 Το Πρόβλημα της Ποιότητας Δεδομένων και η Αλγοριθμική Μεροληψία	29
5.2 Αρχιτεκτονικοί Περιορισμοί των Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων (CNNs & Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα) 30	

5.3	Ερμηνευσιμότητα και Εμπιστοσύνη ΧΑΙ	30
5.4	Ασφάλεια Δεδομένων και Κανονιστική Συμμόρφωση σε Υποδομές Νέφους	31
5.5	Υπολογιστικό Κόστος και Πολυπλοκότητα Ενσωμάτωσης	31
5.6	Το Πρόβλημα των Παραγωγικών Ψευδαισθήσεων και η Αρχιτεκτονική RAG	32
5.7	Διαλειτουργικότητα Δεδομένων και Οντολογίες XBRL	32
5.8	Τάσεις και Μελλοντικές Κατευθύνσεις: Προς τα Αυτόνομα Οικονομικά Συστήματα	33
6	Εμβάθυνση στα Αλγοριθμικά Μοντέλα Εξαγωγής Πληροφορίας (Μηχανική Όραση & AI Εγγράφων)	34
6.1	Αρχιτεκτονική CNN και Εντοπισμός Πινάκων	34
6.2	Πολυτροπικά Μοντέλα και Ενσωματώσεις Διάταξης	36
6.3	Ο Μηχανισμός Αυτοπροσοχής στην Κατανόηση Λογιστικών Εγγράφων	37
6.4	Η Διαδικασία Εξαγωγής Πληροφορίας στην Πράξη	37
6.5	Μαθηματική Θεμελίωση της Εξαγωγής Χαρακτηριστικών στα Συνελκτικά Δίκτυα (CNNs)	38
6.5.1	Η Πράξη της Συνέλιξης	39
6.5.2	Εξομάλυνση και Συγκέντρωση	39
6.5.3	Εκπαίδευση και Συνάρτηση Απώλειας	40
6.6	Αντιμέτωπη Θορύβου και Υποβάθμισης Εγγράφων	40
6.6.1	Αντιμέτωπιση Χαμηλής Ανάλυσης με GANs	41
6.6.2	Προ-επεξεργασία, Απαλοιφή Θορύβου και Διόρθωση Κλίσης	41
6.7	Μελέτη Περίπτωσης: Πολυσέλιδα Τιμολόγια και Πίνακες Χωρίς Περιθώρια	42
6.7.1	Η Πρόκληση των Πινάκων Χωρίς Περιθώρια	42
6.7.2	Τμηματοποίηση Ροής Πολυσέλιδων Εγγράφων	42
7	Αλγοριθμική Ταξινόμηση και Συμφωνία Λογιστικών Εγγραφών	43
7.1	Αυτόματη Ταξινόμηση Γενικού Καθολικού	43
7.1.1	Ταξινόμηση μέσω Ενσωματώσεων και CatBoost	43
7.1.2	Αντιμέτωπη Βραχέων Κειμένων και Ανισοροπίας Κλάσεων	43
7.2	Συμφωνία Εγγραφών	44
7.2.1	Ταύτιση Εγγραφών με Χρήση Ενσωματώσεων	44
7.2.2	Υβριδικά Μοντέλα Ταύτισης (EF-Net)	45
7.3	Εντοπισμός Λογιστικών Ανωμαλιών	46
7.3.1	Εντοπισμός στο Γενικό Καθολικό με χρήση LLMs	46
7.3.2	Ανίχνευση Ανωμαλιών σε Πραγματικό Χρόνο εντός Συστημάτων ERP	46
7.4	Μαθηματική Θεμελίωση Αλγορίθμων Λογιστικής Ταξινόμησης	47
7.4.1	Στατιστική Αναπαράσταση Κειμένου (TF-IDF)	47
7.4.2	Διανυσματικές Ενσωματώσεις και Ομοιότητα Συνημιτόνου	47
7.4.3	Αλγοριθμική Υλοποίηση Ενσωματώσεων: Το Μοντέλο Word2Vec (Skip-Gram)	48
7.5	Αυτοματοποιημένος Έλεγχος ΦΠΑ και Φορολογικής Συμμόρφωσης	51
7.5.1	Πρόβλεψη Συντελεστή ΦΠΑ μέσω Ταξινόμησης	51
7.5.2	Εντοπισμός Φορολογικής Απάτης μέσω Ανάλυσης Γράφων	51
7.5.3	Διασύνδεση με Κρατικά Συστήματα και Αυτόματος Χαρακτηρισμός	51
8	Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών και Συστήματα Εκτέλεσης	53
8.1	Από την Παραδοσιακή RPA στη Γνωστική Αυτοματοποίηση	53
8.2	Εκτέλεση Λογιστικών Εργασιών και Διαχείριση Εξαιρέσεων (HITL)	54
8.3	Αρχιτεκτονική Μικροϋπηρεσιών και Διασύνδεση Συστημάτων	55
8.3.1	Μετάβαση από Μονολιθικές Αρχιτεκτονικές σε Μικροϋπηρεσίες	55
8.3.2	Επικοινωνία μέσω RESTful API και Δομών JSON	55
9	Αξιολόγηση Μοντέλων και Επιχειρηματικός Αντίκτυπος (Evaluation & ROI)	57
9.1	Μετρικές Αξιολόγησης στην Ταξινόμηση Παραστατικών	57
9.1.1	Μαθηματική Διατύπωση: Precision, Recall και F1-Score	57
9.1.2	Η Επιλογή του Κατωφλίου Εμπιστοσύνης	59
9.2	Επιχειρηματικός Αντίκτυπος και Απόδοση Επένδυσης (ROI)	59

9.2.1	Μετάφραση Στατιστικών Μετρικών σε Οικονομική Αξία.....	59
9.2.2	Λειτουργικοί Δείκτες και Μείωση Λειτουργικού Κόστους.....	59
9.2.3	Ελαστικότητα και Διαχείριση Περιόδων Αιχμής	60
10	Ελεγκτική, Ασφάλεια και Διακυβέρνηση Πληροφοριακών Συστημάτων (IT GRC). 61	
10.1	Αυτοματοποίηση του Ελέγχου: Από τη Δειγματοληψία στον Συνεχή Έλεγχο.....	61
10.2	Εξόρυξη Διαδικασιών ως Ελεγκτικό Εργαλείο.....	62
10.3	Αλγοριθμική Μεροληψία στα Λογιστικά Δεδομένα	64
10.4	Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη και Κανονιστικό Πλαίσιο (EU AI Act)	64
10.5	Ασφάλεια στο Νέφος και Κρυπτογραφία API.....	65
10.6	Ιδιωτικότητα Ομοσπονδιακή Μάθηση και Ιδιωτικότητα (GDPR)	65
10.7	Ανθεκτικότητα Συστημάτων και Απειλές Ransomware	66
10.8	Διαχωρισμός Καθηκόντων και Διακυβέρνηση RPA.....	67
10.9	Συνεχείς Έλεγχοι Συναλλαγών και Διασύνδεση με το myDATA	68
11	Μελλοντικές Τάσεις και Κατευθύνσεις..... 70	
11.1	Μετάβαση από την Εξειδικευμένη Τεχνητή Νοημοσύνη στους Αυτόνομους Πράκτορες	70
11.2	Προγνωστική Ελεγκτική και Ανάλυση Καθοδήγησης.....	71
11.3	Λογιστική Τριπλής Εγγραφής και Έξυπνα Συμβόλαια	71
11.4	Παγκόσμια Εναρμόνιση των Συνεχών Ελέγχων και Αυτοματοποίηση του ESG Reporting	72
11.5	Ψηφιοποίηση Πραγματικών Περιουσιακών Στοιχείων και Διαχείριση Κινδύνου	73
11.6	Αλγοριθμικός Έλεγχος και AI Διακυβέρνηση	74
	Συμπεράσματα	76
	Πίνακας ορολογίας	78
	Πίνακας συντημήσεων-αρτικόλεξων-ακροθυμίων	79
	Βιβλιογραφία.....	80

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1: Ταξινόμηση των μορφότυπων μεγάλων δεδομένων (Big Data Data Formats).....	9
Εικόνα 2: Συγκριτική απεικόνιση της λογικής ροής μεταξύ Rule-based συστημάτων και συστημάτων Μηχανικής Μάθησης.	15
Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική Νευρωνικού Δικτύου Autoencoder.....	19
Εικόνα 4: Οι βασικοί πυλώνες και οι επιδιωκόμενοι στόχοι της ΧΑΙ.....	21
Εικόνα 5: Αρχιτεκτονική Λογιστικής Τριπλής Έγγραφης.....	25
Εικόνα 6: Οπτική αναγνώριση διάταξης σε τιμολόγιο	35
Εικόνα 7 : Αρχιτεκτονική ροής του συστήματος εξαγωγής πληροφοριών από παραστατικά.	36
Εικόνα 8 : Αρχιτεκτονική δομή και ροή δεδομένων σε ένα Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο.....	40
Εικόνα 9 : Παράδειγμα εφαρμογής ESRGAN για την ανάκτηση θολού κειμένου.....	41
Εικόνα 10: Αρχιτεκτονική Σιαμαίου Δικτύου	45
Εικόνα 11: Αρχιτεκτονική του ρηχού νευρωνικού δικτύου Word2Vec	49
Εικόνα 12: Εννοιολογική σύγκριση και συνεργική σχέση μεταξύ της Παραδοσιακής RPA και της Γνωστικής Αυτοματοποίησης (CPA)	54
Εικόνα 13: Οπτική αναπαράσταση του Πίνακα Σύγχυσης (Confusion Matrix) και των βασικών στατιστικών μετρικών αξιολόγησης.....	58
Εικόνα 14: Οπτική αναπαράσταση της ανακάλυψης διαδικασιών (Process Discovery) μέσω Εξόρυξης Διαδικασιών.	63
Εικόνα 15: Αρχιτεκτονική αποκεντρωμένης εκπαίδευσης μέσω Federated Learning.	66
Εικόνα 16: Δομή χρηματοδότησης μέσω ψηφιοποίησης (Tokenization) πραγματικών περιουσιακών στοιχείων (RWAs).....	74

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Εξέλιξη Συστημάτων Λογιστικής Τεχνολογίας.....	11
Πίνακας 2: Απόδοση στην Εξαγωγή Δεδομένων από Τιμολόγια	27
Πίνακας 3: Συγκριτική αξιολόγηση μεθόδων εξαγωγής και αναπαράστασης κειμένου.....	50
Πίνακας 4: Ταξινόμηση κινδύνων Τεχνητής Νοημοσύνης	69

Περίληψη

Η μετάβαση στην εποχή ψηφιακού μετασχηματισμού και στους συνεχείς ελέγχους συναλλαγών απαιτεί πρωτοφανή ακρίβεια και ταχύτητα στις χρηματοοικονομικές διαδικασίες. Τα παραδοσιακά συστήματα Διαχείρισης Επιχειρησιακών Πόρων (ERP) και οι μέθοδοι Οπτικής Αναγνώρισης Χαρακτήρων (OCR) που βασίζονται σε στατικούς κανόνες, αδυνατούν να επεξεργαστούν οπτικά πλούσια, ημι-δομημένα έγγραφα, οδηγώντας σε δαπανηρή χειροκίνητη καταχώρηση και αυξημένα ανθρώπινα σφάλματα. Η παρούσα μελέτη διερευνά την ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) και της Ρομποτικής Αυτοματοποίησης Διαδικασιών (RPA) στον λογιστικό κύκλο, προτείνοντας ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο αυτοματοποιημένης τήρησης βιβλίων και ελέγχου. Ειδικότερα, στοχεύει στην αξιολόγηση της τεχνολογικής μετάβασης από τις μονολιθικές αρχιτεκτονικές σε ευφυή οικοσυστήματα μικροϋπηρεσιών, ικανά να αλληλεπιδρούν απρόσκοπτα με κρατικές φορολογικές πλατφόρμες.

Πραγματοποιήθηκε μια Συστηματική Βιβλιογραφική Ανασκόπηση (SLR), αναλύοντας δημοσιεύσεις υψηλής απήχησης με σύστημα κριτών της τελευταίας πενταετίας (2019–2026) από κορυφαίες βάσεις δεδομένων όπως οι Scopus, IEEE Xplore και ScienceDirect. Η έρευνα αξιολόγησε προηγμένες αλγοριθμικές προσεγγίσεις, συμπεριλαμβανομένων των Συνελικτικών Νευρωνικών Δικτύων (CNNs), των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs) και τεχνικών Μάθησης Συνόλου (Ensemble Learning), εξετάζοντας την αποτελεσματικότητά τους στην ανάλυση εγγράφων, την ταξινόμηση Γενικού Καθολικού και τον εντοπισμό ανωμαλιών.

Τα ευρήματα έδειξαν ότι οι πολυτροπικοί μετασχηματιστές και τα Δίκτυα Γραφημάτων ξεπέρασαν αισθητά τα παραδοσιακά συστήματα OCR, κατανοώντας τόσο τη σημασιολογική όσο και τη χωρική δομή των παραστατικών, επιδεικνύοντας εξαιρετικές ικανότητες γενίκευσης. Επιπλέον, ο συνδυασμός Γνωστικού RPA με AI μέσω διεπαφών API στο νέφος διευκόλυνε την εξαιρετικά ακριβή, ευθεία επεξεργασία (straight-through processing), διατηρώντας παράλληλα μια δικλείδα ασφαλείας «Ανθρώπου-στον-Βρόχο» (Human-in-the-Loop) για την επίλυση εξαιρέσεων. Η μελέτη αποκάλυψε επίσης ότι τα μοντέλα μη επιβλεπόμενης μάθησης και η εξόρυξη διαδικασιών καθιστούν εφικτό τον συνεχή έλεγχο και την ανίχνευση απάτης σε πραγματικό χρόνο. Ωστόσο, αυτή η υπερβολική αυτοματοποίηση εισάγει νέους συστημικούς κινδύνους, όπως η αλγοριθμική μεροληψία, οι ευπάθειες ιδιωτικότητας δεδομένων και η αδιαφάνεια του «μαύρου κουτιού» στη λήψη αποφάσεων.

Τα ευρήματα αυτά υποδεικνύουν ότι, για την ασφαλή αξιοποίηση των ευφυών λογιστικών συστημάτων, οι οργανισμοί οφείλουν να εφαρμόσουν ισχυρά πλαίσια Διακυβέρνησης, Κινδύνου και Συμμόρφωσης Πληροφοριακών Συστημάτων (IT GRC). Η υιοθέτηση της Επεξηγήσιμης Τεχνητής Νοημοσύνης (XAI) και τεχνικών προστασίας της ιδιωτικότητας, όπως το Federated Learning, είναι ζωτικής σημασίας για την κανονιστική συμμόρφωση (π.χ. EU AI Act, GDPR) και την ελεγκτική αξιοπιστία. Εν τέλει, η ενσωμάτωση AI και RPA μετασχηματίζει το λογιστικό επάγγελμα, μετατοπίζοντας τον ανθρώπινο ρόλο από τη χειροκίνητη καταχώρηση δεδομένων στη στρατηγική εποπτεία των αλγορίθμων. Αυτή η τεχνολογική σύγκλιση ανοίγει τον δρόμο για πλήρως αυτόνομα οικονομικά συστήματα, Agentic AI και τριπλογραφική λογιστική βασισμένη στο blockchain, διασφαλίζοντας μέγιστη διαφάνεια και επιχειρησιακή ανθεκτικότητα.

Λέξεις-κλειδιά: Τεχνητή Νοημοσύνη, Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών, Τήρηση Βιβλίων, Συνεχής Έλεγχος, Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη, Συστήματα ERP, OCR.

Abstract

The transition to Finance 4.0 and continuous transaction controls demands unprecedented accuracy and speed in financial processes. Traditional Enterprise Resource Planning (ERP) systems and rule-based Optical Character Recognition (OCR) methods struggle to process visually rich, semi-structured documents, resulting in costly manual data entry and increased human error. This study investigates the integration of Artificial Intelligence (AI) and Robotic Process Automation (RPA) within the accounting cycle to propose an end-to-end automated bookkeeping and auditing framework. Specifically, it aims to evaluate the technological shift from monolithic architectures to intelligent, microservices-based ecosystems that can seamlessly interact with state tax platforms.

A Systematic Literature Review (SLR) was conducted, analyzing high-impact, peer-reviewed publications from the last five years (2019–2026) across major databases such as Scopus, IEEE Xplore, and ScienceDirect. The research evaluated advanced algorithmic approaches, including Convolutional Neural Networks (CNNs), Large Language Models (LLMs), and Ensemble Learning techniques, assessing their efficacy in document parsing, General Ledger (GL) classification, and anomaly detection.

The findings indicated that multimodal transformers and Graph Neural Networks drastically outperformed traditional OCR systems by understanding both the semantic and spatial structures of financial documents, demonstrating exceptional zero-shot generalization capabilities. Furthermore, combining Cognitive RPA with AI via cloud-based APIs facilitated highly accurate, straight-through processing while maintaining a “Human-in-the-Loop” safeguard for resolving complex exceptions. The study also revealed that unsupervised learning models and process mining effectively enabled continuous auditing and real-time fraud detection. However, this hyper-automation introduces new systemic risks, including algorithmic bias, data privacy vulnerabilities, and the opacity of “black-box” decision-making.

These findings suggest that to safely leverage intelligent accounting systems, organizations must implement robust IT Governance, Risk, and Compliance (GRC) frameworks. The adoption of Explainable AI (XAI) and privacy-preserving techniques, such as Federated Learning, is crucial for regulatory compliance (e.g., the EU AI Act, GDPR) and audit reliability. Ultimately, the integration of AI and RPA transforms the accounting profession, shifting the human role from manual data entry to the strategic oversight of algorithms. This technological convergence paves the way for fully autonomous financial systems, Agentic AI, and blockchain-based triple entry accounting, ensuring maximum transparency and operational resilience.

Keywords: Artificial Intelligence, Robotic Process Automation, Bookkeeping, Continuous Auditing, Explainable AI, ERP Systems, OCR.

Μεθοδολογία Έρευνας

Το κεφάλαιο αυτό αναλύει διεξοδικά τη μεθοδολογική προσέγγιση που υιοθετήθηκε για την εκπόνηση της παρούσας συστηματικής βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Η επιλογή της μεθοδολογίας SLR κρίνεται απαραίτητη όταν ο στόχος είναι η δημιουργία μιας ολοκληρωμένης επισκόπησης ενός τεχνολογικού ζητήματος, όπως είναι η εφαρμογή ευφυών τεχνικών για την πλήρη αυτοματοποίηση της τήρησης βιβλίων.

Στρατηγική Αναζήτησης Βιβλιογραφίας

Για την εκπλήρωση των στόχων της παρούσας Συστηματικής Βιβλιογραφικής Ανασκόπησης και τη διασφάλιση της αναπαραγωγιμότητας της έρευνας, αναπτύχθηκε μια αυστηρά δομημένη στρατηγική αναζήτησης. Λαμβάνοντας υπόψη τη διεπιστημονική φύση του ερευνητικού αντικειμένου, το οποίο γεφυρώνει τη λογιστική επιστήμη με την προηγμένη τεχνολογία πληροφορικής, η άντληση των δεδομένων πραγματοποιήθηκε μέσα από διεθνώς αναγνωρισμένες ακαδημαϊκές βάσεις.

Συγκεκριμένα, η συλλογή των άρθρων διεξήχθη μέσω των ακόλουθων ψηφιακών βιβλιοθηκών:

- **Scopus:** Χρησιμοποιήθηκε ως η κύρια βάση αναφοράς, καθώς αποτελεί τη μεγαλύτερη βάση περιλήψεων και παραπομπών επιστημονικής βιβλιογραφίας παγκοσμίως, προσφέροντας ευρεία και αντικειμενική χαρτογράφηση του ερευνητικού τοπίου.
- **ScienceDirect (Elsevier) & SpringerLink:** Αξιοποιήθηκαν για την άντληση άρθρων πλήρους κειμένου από κορυφαία επιστημονικά περιοδικά που εστιάζουν στη διοίκηση επιχειρήσεων και τα χρηματοοικονομικά συστήματα.
- **IEEE Xplore & ACM Digital Library:** Η επιλογή τους κρίθηκε επιβεβλημένη για την κάλυψη της αυστηρά τεχνολογικής διάστασης της έρευνας, εξασφαλίζοντας πρόσβαση σε εξειδικευμένες μελέτες (π.χ. αρχιτεκτονική FinTech, αλγόριθμοι αυτοματοποίησης).
- **Google Scholar:** Λειτουργήσε ως συμπληρωματική μηχανή αναζήτησης για τον εντοπισμό επιπλέον πηγών και τη διασταύρωση των ακαδημαϊκών παραπομπών.

Προκειμένου τα ευρήματα να αντανακλούν τις πιο πρόσφατες τεχνολογικές εξελίξεις, τέθηκε αυστηρός χρονικός περιορισμός, εστιάζοντας αποκλειστικά σε μελέτες της τελευταίας πενταετίας (2019–2026). Παράλληλα, καθοριστικός παράγοντας της στρατηγικής υπήρξε ο έλεγχος ποιότητας: κάθε δυνητική πηγή ελέγχθηκε ως προς την ακαδημαϊκή της εγκυρότητα μέσω της πλατφόρμας SCImago Journal & Country Rank. Αυτό το βήμα διασφάλισε ότι το δείγμα προέρχεται από έγκριτα περιοδικά με υψηλό δείκτη απήχησης, αποκλείοντας δημοσιεύσεις αμφίβολης αξιοπιστίας.

Κριτήρια Επιλογής / Απόρριψης πηγών

Τα έγγραφα που ανακτήθηκαν αξιολογήθηκαν σε τρία στάδια (τίτλος, περίληψη, πλήρες κείμενο) βάσει προκαθορισμένων κριτηρίων.

Κριτήρια Επιλογής:

- **Χρονικός Ορίζοντας :** Η έρευνα επικεντρώθηκε αυστηρά σε δημοσιεύσεις της περιόδου 2019-2026 (με ιδιαίτερη έμφαση στα έτη 2023-2025). Ο περιορισμός αυτός είναι μεθοδολογικά επιβεβλημένος, καθώς έρευνες προ του 2020 γύρω από εργαλεία όπως το OCR ή τα παραδοσιακά ERP θεωρούνται ήδη τεχνολογικά παρωχημένες λόγω της ραγδαίας εξέλιξης των Generative AI μοντέλων.

- Ακαδημαϊκή Εγκυρότητα και Δείκτης SJR: Εντάχθηκαν αποκλειστικά άρθρα τα οποία έχουν δημοσιευτεί σε έγκριτα επιστημονικά περιοδικά και συνέδρια με διαδικασία «τυφλής» αξιολόγησης από ομότιμους. Επιπροσθέτως, το κύρος των επιλεγμένων πηγών αξιολογήθηκε βάσει της κατάταξής τους στο σύστημα SCImago Journal Rank. Δόθηκε αυστηρή προτεραιότητα σε δημοσιεύσεις που κατατάσσονται στα κορυφαία τεταρτημόρια απήχησης (Q1 και Q2) στους τομείς της Επιστήμης Υπολογιστών και της Λογιστικής, διασφαλίζοντας την αδιαμφισβήτητη ποιότητα των δεδομένων.
- Εμπειρική και Αρχιτεκτονική Συνάφεια: Επιλέχθηκαν μελέτες που παρέχουν αναλυτική αρχιτεκτονική πληροφοριακών συστημάτων ή παραθέτουν μετρήσιμα εμπειρικά δεδομένα (όπως ποσοστά βελτίωσης παραγωγικότητας και αυτοματοποίησης).

Κριτήρια Απόρριψης:

- Μη Επιστημονικές Πηγές: Αποκλείστηκαν πλήρως εταιρικά λευκά βιβλία, αναρτήσεις σε ιστολόγια και εμπορικές παρουσιάσεις λογισμικών. Αν και οι πηγές αυτές προσφέρουν πρακτικές πληροφορίες, στερούνται επιστημονικής αντικειμενικότητας και ελλοχεύει σε αυτές ο κίνδυνος διαφημιστικής μεροληψίας.
- Θεματική Απόκλιση: Απορρίφθηκαν μελέτες οι οποίες, αν και περιείχαν τις αναζητούμενες λέξεις-κλειδιά, εστίαζαν σε τομείς εκτός θέματος (π.χ. χρήση AI στη διοίκηση ανθρώπινου δυναμικού, στην ιατρική εικόνα, ή γενικευμένη θεωρία αλγορίθμων).
- Γλωσσικοί Περιορισμοί: Μελέτες δημοσιευμένες σε γλώσσες πλην της Αγγλικής ή της Ελληνικής αποκλείστηκαν, προκειμένου να αποφευχθούν νοηματικές αλλοιώσεις κατά τη μετάφραση της αυστηρής τεχνικής ορολογίας.

Η εφαρμογή αυτού του εξονυχιστικού μεθοδολογικού πρωτοκόλλου εγγυάται ότι τα συμπεράσματα που θα εξαχθούν στα επόμενα κεφάλαια της εργασίας εδράζονται στην πλέον έγκυρη, σύγχρονη και ακαδημαϊκά αναγνωρισμένη γνώση.

1 Εισαγωγή

1.1 Γενική εισαγωγή: Η ανάγκη για αυτοματοποίηση στη λογιστική

Στο σύγχρονο, παγκοσμιοποιημένο οικονομικό περιβάλλον, η ανταγωνιστικότητα και η βιωσιμότητα των επιχειρήσεων εξαρτώνται άμεσα από την ταχύτητα και την ακρίβεια επεξεργασίας των χρηματοοικονομικών τους δεδομένων. Για να επιτευχθεί αυτός ο στόχος, ένας παράγοντας ο οποίος παίζει καταλυτικό ρόλο είναι η αποδοτική λειτουργία του λογιστηρίου, καθώς αποτελεί τον κεντρικό πυρήνα που ορίζει πώς καταγράφονται, αναλύονται και αναφέρονται τα οικονομικά γεγονότα, με στόχο την αποτελεσματική διαχείριση των πόρων και την τήρηση αυστηρών κανονιστικών περιορισμών. Το πρόβλημα το οποίο καλείται να επιλύσει η παραδοσιακή λογιστική διαδικασία σχετίζεται με τη χειρωνακτική καταχώρηση μη δομημένων δεδομένων από παραστατικά (π.χ. τιμολόγια) στα συστήματα ERP, καθώς και τον συγχρονισμό αυτών των εγγραφών ώστε να επιτυγχάνεται ισορροπία μεταξύ διαχειριστικού κόστους, ακεραιότητας δεδομένων και χρόνου.

Καθώς στο σύγχρονο κόσμο ο όγκος των συναλλαγών αυξάνεται εκθετικά και σε συνδυασμό με την αυξανόμενη πολυπλοκότητα της αγοράς, γίνεται αντιληπτό πως η λογιστική καταχώρηση είναι πλέον ένα αναγκαίο πεδίο στα πλαίσια του οποίου η αξιοποίηση νέων τεχνολογιών και ευφυών προσεγγίσεων αποτελεί μονόδρομο (Baviskar et al., 2021). Στην εποχή του Ψηφιακού Μετασχηματισμού την οποία διανύουμε, όπου τα μεγάλα δεδομένα (Big Data) και η διασυνδεσιμότητα καθοδηγούν τη λειτουργία των επιχειρήσεων, η λογιστική δεν είναι πλέον μια στατική, ετεροχρονισμένη διαδικασία. Οι φορολογικές αρχές παγκοσμίως μεταβαίνουν στο αυστηρό μοντέλο των Συνεχών Ελέγχων Συναλλαγών (CTCs) και της ψηφιακής αναφοράς σε πραγματικό χρόνο, όπως θεσμοθετείται μέσω της πλατφόρμας myDATA στην Ελλάδα και της οδηγίας VIDA στην Ευρώπη (Aliakbari Nouri & Shafiei Nikabadi, 2025).

Παρόλο που οι παραδοσιακές μέθοδοι, όπως η απλή Οπτική Αναγνώριση Χαρακτήρων (OCR) και τα συστήματα που βασίζονται σε στατικούς κανόνες (rule-based systems), έδωσαν κάποια αποτελέσματα στο παρελθόν, συχνά αδυνατούν να αντιμετωπίσουν την εκθετική αύξηση της πολυπλοκότητας και την ανομοιομορφία των σύγχρονων παραστατικών (Macedo et al., 2024). Για το λόγο αυτό πλέον, το ερευνητικό ενδιαφέρον στρέφεται σε τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης (AI) και ευφυείς αλγόριθμους, όπως τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNNs), τα Πολυτροπικά Μοντέλα και η Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών (RPA), που μπορούν να προσφέρουν βέλτιστες λύσεις ψηφιοποίησης και καταχώρησης σε προβλήματα μεγάλης κλίμακας (Saout et al., 2024).

1.2 Οριοθέτηση του θέματος και επιστημονικό/επιχειρηματικό ενδιαφέρον

Η αλματώδης πρόοδος των τελευταίων ετών, ωστόσο, δεν σημαίνει ότι εκμηδενίστηκαν οι δυσκολίες κατά την εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στα λογιστήρια. Συχνά τίθενται ζητήματα ερμηνευσιμότητας των μοντέλων, διαχείρισης λειτουργικού κινδύνου, καθώς και προστασίας από κυβερνοαπειλές (όπως τα Ransomware) κατά την ενσωμάτωση αυτόνομων αλγορίθμων στη βιομηχανία (Abdullah & Almaqtari, 2024). Επίσης, η αξιοπιστία των παραγόμενων λύσεων εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ικανότητα των μοντέλων να κατανοούν Οπτικά Πλούσια Έγγραφα (VRDs), αντιμετωπίζοντας τον θόρυβο, την κακή ανάλυση και τους πίνακες χωρίς περιθώρια (Hashmi et al., 2021).

Η αδιαμφισβήτητη χρησιμότητα αυτών των μοντέλων έρχεται επίσης αντιμέτωπη με το αρνητικό στοιχείο ότι αρκετά εξ' αυτών εστιάζουν σε εξιδανικευμένα πειραματικά σενάρια ή δεδομένα που δεν αντικατοπτρίζουν πλήρως την πολυπλοκότητα ενός πραγματικού συστήματος ERP. Για την αντιμετώπιση αυτού του φαινομένου, το επιχειρηματικό ενδιαφέρον της παρούσας εργασίας επικεντρώνεται στην ανάπτυξη μιας εφαρμόσιμης αρχιτεκτονικής, όπου το AI εξάγει την πληροφορία και το RPA εκτελεί την καταχώρηση και τη φορολογική διαβίβαση, λειτουργώντας συμπληρωματικά. Παράλληλα, το επιστημονικό ενδιαφέρον της μελέτης διευρύνεται, συνδέοντας την Επιστήμη Υπολογιστών με την Ελεγκτική Τεχνολογία, διερευνώντας πώς εργαλεία όπως η Προγνωστική Ελεγκτική και η Πρακτορική Τεχνητή Νοημοσύνη (Agentic AI) αναδιαμορφώνουν τον ρόλο του λογιστή (Mukherjee et al., 2025).

1.3 Αναμενόμενη επιστημονική συνεισφορά και δομή της εργασίας

Εξετάζοντας ενδελεχώς όλες τις πτυχές του ζητήματος προς διερεύνηση, μέσα από την παρούσα εργασία επιδιώκεται να αναδειχθεί ο ρόλος των ευφυών τεχνικών στην πλήρη αυτοματοποίηση του λογιστικού κύκλου, αναδεικνύοντας τόσο τα οφέλη όσο και τις προκλήσεις που ανακύπτουν από την υιοθέτησή τους. Το παρόν πόνημα φιλοδοξεί να συσπειρώσει και να αποσαφηνίσει τις μεθοδολογίες και τα εργαλεία που έχουν αναπτυχθεί μέχρι σήμερα, προσφέροντας μια συγκριτική προσέγγιση των διαφόρων τεχνικών Μηχανικής Όρασης, Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας και Αυτοματοποίησης. Παράλληλα, σκοπός είναι να καλυφθεί το ερευνητικό κενό που αφορά τη μεταφορά αυτών των τεχνικών από το επίπεδο της θεωρητικής μελέτης σε πραγματικά, δυναμικά περιβάλλοντα ERP.

Πιο συγκεκριμένα, διαμέσου της ανάλυσης της διεθνούς βιβλιογραφίας, της κριτικής αξιολόγησης των πρακτικών και της αρχιτεκτονικής σχεδίασης, η εργασία επιδιώκει να:

- I. Παρουσιάσει συνοπτικά τις βασικές έννοιες της λογιστικής καταχώρησης και τις δυσκολίες που αντιμετωπίζουν οι παραδοσιακές μέθοδοι OCR και χειροκίνητης εισαγωγής.
- II. Αναδείξει τις κυριότερες ευφυείς τεχνικές (CNNs, Μετασχηματιστές, LayoutLM, RPA) και να περιγράψει την αρχιτεκτονική και τα βασικά χαρακτηριστικά λειτουργίας τους στο πλαίσιο της κατανόησης εγγράφων.
- III. Αναλύσει τον τρόπο με τον οποίο οι τεχνολογίες αυτές διασυνδέονται με τα συστήματα ERP και ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις της κρατικής ψηφιακής διαφάνειας (πλατφόρμα myDATA).
- IV. Επισημάνει συγκεκριμένους λειτουργικούς κινδύνους και ζητήματα κυβερνοασφάλειας, προτείνοντας αρχιτεκτονικές θωράκισης μέσω Επεξηγήσιμου AI (XAI) και Federated Learning.
- V. Προσδιορίσει το πώς εξελίσσεται το πεδίο υπό τις επιρροές του Agentic AI, του Blockchain (Triple Entry Accounting) και των ESG αναφορών, θέτοντας τις βασικές κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα.

Με βάση όλα τα παραπάνω, το παρόν πόνημα που ακολουθεί επιδιώκει να παρουσιαστεί ως μια ενδελεχής, αλλά ταυτόχρονα πρακτικά προσανατολισμένη ανάλυση των ευφυών συστημάτων στο λογιστήριο. Στις επόμενες ενότητες, θα εξεταστούν αρχικά η Μεθοδολογία της Έρευνας, προτού αναλυθούν σε βάθος τα αλγοριθμικά μοντέλα, η ρομποτική εκτέλεση και η διαχείριση κινδύνου. Μέσα από αυτή τη διεργασία, σκοπός είναι να καταδειχθεί γιατί η ευφυής αυτοματοποίηση της λογιστικής δεν αποτελεί απλώς μία συμπληρωματική λύση, αλλά βρίσκεται στον πυρήνα της ψηφιακής ανανέωσης των σύγχρονων επιχειρήσεων.

2 Θεωρητικό Πλαίσιο και Εννοιολογικοί Προσδιορισμοί

Στο παρόν κεφάλαιο τίθενται τα θεωρητικά θεμέλια της μελέτης, προσεγγίζοντας την τήρηση βιβλίων όχι ως μια τυπική λογιστική διεκπεραίωση, αλλά ως ένα δυναμικό και πολυδιάστατο σύστημα διαχείρισης και μετασχηματισμού δεδομένων. Η ανάλυση της εξέλιξης της Τήρησης Βιβλίων από τη χειροκίνητη καταγραφή στις ψηφιακές ροές εργασίας αποτελεί ουσιαστικό βήμα για τη σφαιρική κατανόηση του αντικείμενου, καθώς αναδεικνύει την πολυπλοκότητα που ενέχει η διασφάλιση της ακρίβειας και της ακεραιότητας της πληροφορίας. Παράλληλα, εξετάζονται οι προκλήσεις και οι περιορισμοί των παραδοσιακών μεθόδων καταχώρισης, οι οποίες συχνά χαρακτηρίζονται από χρονοβόρες διαδικασίες και υψηλή πιθανότητα ανθρώπινου σφάλματος. Αυτά ακριβώς τα εμπόδια συνιστούν το αναγκαίο θεωρητικό υπόβαθρο για να γίνει αντιληπτή η ανάγκη μετάβασης σε σύγχρονα μοντέλα. Έτσι, εισάγονται οι βασικές τεχνολογικές έννοιες και τα αρχιτεκτονικά σχήματα που καθιστούν εφικτή την αυτοματοποίηση, εξηγώντας πώς η ενσωμάτωση καινοτόμων εργαλείων μετασχηματίζει τη λογιστική λειτουργία από μια γραφειοκρατική υποχρέωση σε ένα στρατηγικό εργαλείο λήψης αποφάσεων.

2.1 Ορισμός και σημασία της τήρησης βιβλίων

Η ακαδημαϊκή έρευνα, ωστόσο, εισάγει πλέον μια νέα, κρίσιμη διάσταση στην κατανόηση αυτής της λειτουργίας: τη διάσταση του πραγματικού χρόνου. Όπως τεκμηριώνουν οι Izzo et al. (2022), η ανάπτυξη των σύγχρονων πληροφοριακών συστημάτων επιβάλλει τη ριζική μετατόπιση από το παραδοσιακό, περιοδικό μοντέλο καταγραφής (π.χ. μηνιαίο κλείσιμο βιβλίων) στο μοντέλο της Συνεχούς Λογιστικής. Την τεχνολογική υποδομή που καθιστά εφικτή αυτή τη μετάβαση αναλύουν οι Widiyati et al. (2023) στην έρευνά τους γύρω από τον ρόλο της Λογιστικής στο Νέφος. Σε αυτό το σύγχρονο θεωρητικό και τεχνολογικό πλαίσιο, οι λογιστικές διαδικασίες δεν εκτελούνται πλέον ετεροχρονισμένα, αλλά αδιάλειπτα.

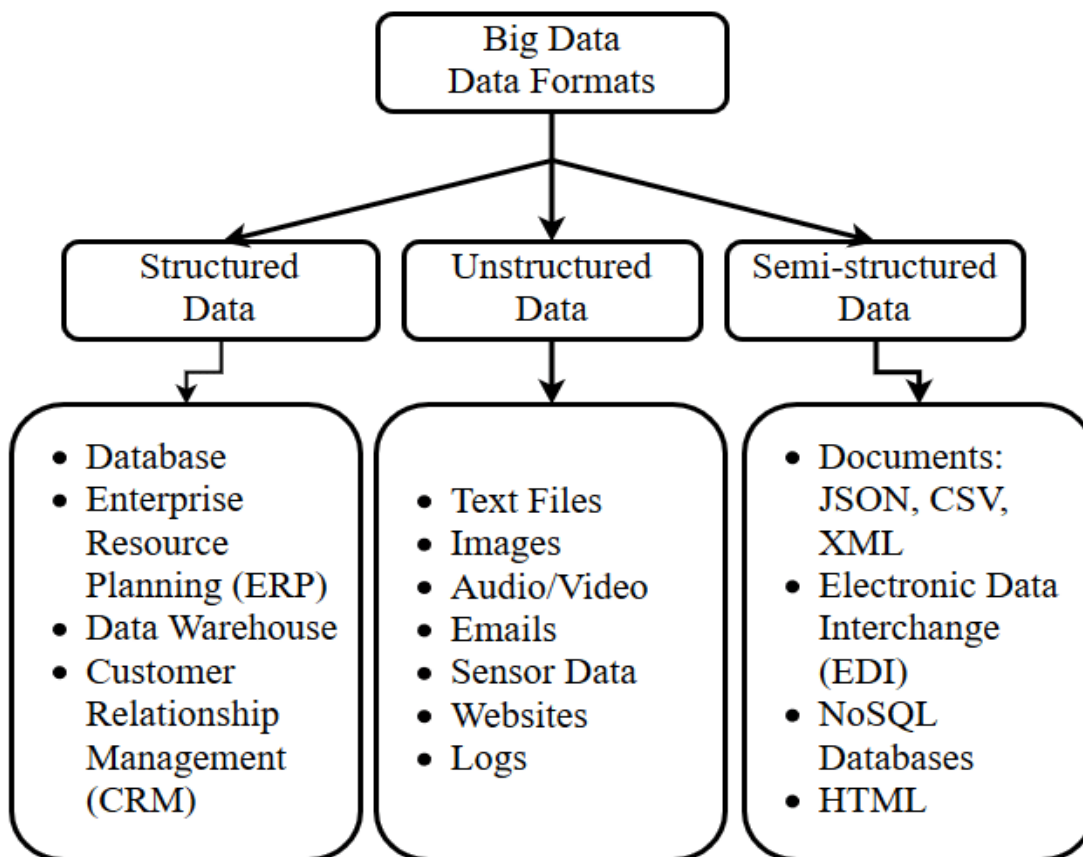
Όπως υπογραμμίζουν οι συγγραφείς, η φιλοξενία των συστημάτων στο Νέφος δημιουργεί ένα δυναμικό περιβάλλον όπου η καταχώρηση, η επαλήθευση και η αναφορά των οικονομικών στοιχείων συντελούνται αυτοματοποιημένα και σχεδόν ταυτόχρονα με την πραγματοποίηση της εκάστοτε συναλλαγής, παρέχοντας στις διοικήσεις άμεση ορατότητα και έλεγχο (Widiyati et al., 2023). Παρά την αδιαμφισβήτητη κρισιμότητά της, η παραδοσιακή προσέγγιση στην τήρηση βιβλίων αντιμετωπίζει πλέον σημαντικούς περιορισμούς. Όπως αναδεικνύουν οι Korhonen et al. (2020), ένα μεγάλο μέρος της λογιστικής εργασίας αποτελείται από ρουτίνες και προγραμματιζόμενες εργασίες. Η συνεχιζόμενη εξάρτηση από χειροκίνητες μεθόδους καθιστά τη διαδικασία χρονοβόρα, ενώ η μετάβαση σε πιο προηγμένες μορφές ψηφιοποίησης καθίσταται το επόμενο λογικό βήμα. Παράλληλα, στο σύγχρονο περιβάλλον των Big Data που προαναφέρθηκε, ο διαχωρισμός μεταξύ παραδοσιακής λογιστικής πρακτικής και τεχνολογίας αποτελεί σοβαρό κίνδυνο. Όπως τονίζουν οι Jans et al. (2023), υπάρχει ένα υπαρκτό χάσμα μεταξύ της λογιστικής και των Πληροφοριακών Συστημάτων. Η προσέγγιση των δύο αυτών πεδίων και η ενσωμάτωση τεχνολογιών αιχμής στον πυρήνα της τήρησης βιβλίων είναι απολύτως αναγκαία, προκειμένου το επάγγελμα να αποφύγει την αποσύνδεση από τις σύγχρονες ανάγκες και να συνεχίσει να παράγει ουσιαστική αξία.

2.2 Ταξινόμηση Προβλημάτων: Η Μορφολογία των Λογιστικών Δεδομένων

Η τήρηση βιβλίων αφορά τη συστηματική και λογική καταγραφή, ταξινόμηση και αποθήκευση των χρηματοοικονομικών συναλλαγών μιας οντότητας, σύμφωνα με τους Adela et al. (2024). Αποτελεί το θεμέλιο της λογιστικής μεθόδου, καθώς είναι το πρώτο βήμα της, ακολουθούμενο από την ανάλυση και την επαλήθευση των καταγραφών. Όπως επισημαίνουν οι Alexandersson et al. (2023), πρόκειται για ένα κυρίαρχο χαρακτηριστικό της λειτουργίας οργανισμών, το οποίο ωστόσο έχει αλλάξει ριζικά μορφή με την πάροδο του χρόνου περνώντας από τα φυσικά αρχεία και τα χειρόγραφα καθολικά, στην εποχή των προσωπικών υπολογιστών και του διαδικτύου. Σε συνέχεια αυτής της ψηφιακής μετάβασης, η εμφάνιση των Big Data σηματοδοτεί μια νέα τεχνολογική εξέλιξη, η οποία επιτρέπει πλέον την αναζήτηση, τη συγκέντρωση και τη διασταύρωση τεράστιων όγκων πληροφοριών. Η ανάπτυξη των τεχνολογιών αυτών εδράζεται στενά στην επιστήμη των υπολογιστών και η λογιστική, ως ένας διαρκώς εξελισσόμενος κλάδος, ενσωματώνει και αξιοποιεί ολοένα και περισσότερο αυτά τα σύνολα δεδομένων και τις προηγμένες αναλυτικές τεχνικές, με σκοπό την ουσιαστική υποστήριξη της λήψης διοικητικών αποφάσεων (Andrew and Baker 2022).

Πριν αναλυθούν οι αδυναμίες των παραδοσιακών λογισμικών, είναι απαραίτητο να κατανοηθεί θεωρητικά γιατί η τήρηση βιβλίων αποτελεί ένα τόσο δύσκολο υπολογιστικό πρόβλημα. Οι ακαδημαϊκές μελέτες ταξινόμησης διακρίνουν τα λογιστικά δεδομένα, ιδιαίτερα στον κύκλο Αγορών-Πληρωμών (P2P), σε τρεις σαφείς κατηγορίες πληροφορίας, η καθεμία εκ των οποίων απαιτεί διαφορετικά μαθηματικά και αλγοριθμικά μοντέλα διαχείρισης:

- **Δομημένα Δεδομένα (Structured Data):** Αφορούν παραστατικά που ανταλλάσσονται μέσω συστημάτων Ηλεκτρονικής Ανταλλαγής Δεδομένων (EDI) ή αυστηρών μορφότυπων XML. Εδώ, η μεταβίβαση της πληροφορίας είναι απόλυτα χαρτογραφημένη (π.χ. το πεδίο <NetValue> περιέχει πάντοτε την καθαρή αξία) και η αυτοματοποίηση καθίσταται αλγοριθμικά τετριμμένη.
- **Μη-δομημένα Δεδομένα (Unstructured Data):** Περιλαμβάνουν ελεύθερο κείμενο, όπως ηλεκτρονική αλληλογραφία ή διακανονισμούς συμβάσεων, τα οποία ιστορικά απαιτούν αποκλειστικά την ανθρώπινη κρίση για να μετασχηματιστούν σε λογιστικές εγγραφές.
- **Ημι-δομημένα Δεδομένα (Semi-structured Data) - Η Πηγή της Πολυπλοκότητας:** Η συντριπτική πλειοψηφία των λογιστικών παραστατικών (τιμολόγια, αποδείξεις δαπανών σε μορφή PDF ή ψηφιοποιημένης εικόνας) ανήκει σε αυτή την κατηγορία.



Εικόνα 1: Ταξινόμηση των μορφώσεων μεγάλων δεδομένων (Big Data Data Formats).

Απεικονίζεται ο διαχωρισμός σε Δομημένα (π.χ. συστήματα ERP), Ημι-δομημένα (π.χ. έγγραφα XML/JSON/CSV) και Αδόμητα δεδομένα (π.χ. αρχεία κειμένου, εικόνες, ηλεκτρονική αλληλογραφία). (Punn et al. 2019)

Όπως τεκμηριώνουν οι Hamri et al. (2024) στην ανάλυσή τους για την «ανατομία των τιμολογίων», τα έγγραφα αυτά ορίζονται στην Επιστήμη των Υπολογιστών ως VRDs. Περιέχουν μεν ένα κοινό εννοιολογικό σύνολο πεδίων (όπως ΑΦΜ, συνολική αξία, ποσό ΦΠΑ), αλλά η οπτική τους διάταξη, η τυπογραφία και η δομή των πινάκων διαφέρουν ριζικά από προμηθευτή σε προμηθευτή. Η εξόρυξη πληροφορίας από αυτά τα παραστατικά αυξάνει εκθετικά την πολυπλοκότητα, καθώς η παραδοσιακή μηχανή δεν αρκεί να «διαβάσει» το κείμενο, αλλά πρέπει να αποκωδικοποιήσει τη χωρική συσχέτιση μεταξύ μιας λέξης και ενός αριθμού (Hamri et al., 2024).

2.3 Οι παραδοσιακές μέθοδοι και οι περιορισμοί τους

Η μετάβαση από την παραδοσιακή λογιστική στις σύγχρονες χρηματοοικονομικές πρακτικές αποτελεί ένα κομβικό ζήτημα, καθώς οι παλαιότερες μέθοδοι καταγραφής παρουσιάζουν πλέον σημαντικούς περιορισμούς. Σύμφωνα με τους Burghardt και Moeller (2024), στη σύγχρονη βιβλιογραφία καταγράφεται μια έντονη μετατόπιση από την παραδοσιακή λειτουργία της τήρησης βιβλίων σε πιο εξελιγμένους ρόλους παροχής συμβουλευτικών υπηρεσιών. Όπως εξηγούν οι συγγραφείς, η παραδοσιακή τήρηση βιβλίων εγκλωβίζει τον επαγγελματία στην απλή, επαναλαμβανόμενη καταγραφή δεδομένων σε καθαρά λειτουργικό επίπεδο. Ο βασικότερος περιορισμός αυτής της πρακτικής είναι ότι στερεί από τη διοίκηση την ουσιαστική επιχειρηματική γνώση και την τεχνολογική ανάλυση που απαιτούνται για τη λήψη στρατηγικών αποφάσεων, καθιστώντας την ανεπαρκή για τις σημερινές ανάγκες (Burghardt & Moeller, 2024).

Επιπλέον, το τοπίο περιπλέκεται ακόμη περισσότερο όταν εξετάζεται ο τεράστιος όγκος των πληροφοριών που καλούνται να διαχειριστούν οι επιχειρήσεις. Στην εποχή των Μεγάλων Δεδομένων (Big Data), η λογιστική επιστήμη υφίσταται βαθιές μετασχηματιστικές αλλαγές, όπως επισημαίνουν οι Mukherjee et al. (2025). Βάσει της έρευνάς τους, οι παραδοσιακές μέθοδοι, οι οποίες εστίαζαν σχεδόν αποκλειστικά στη συμμόρφωση και την τυπική αναφορά, αδυνατούν να επεξεργαστούν και να ελέγξουν την ακεραιότητα μεγάλων όγκων δεδομένων. Σε πλήρη αντίθεση με τις σύγχρονες προσεγγίσεις που καθοδηγούνται από τα ίδια τα δεδομένα, η παραδοσιακή τήρηση βιβλίων δεν παρέχει τα εργαλεία για την ουσιαστική κατανόηση των εσωτερικών τάσεων της επιχείρησης. Κατά συνέπεια, η διοίκηση μένει εκτεθειμένη σε ανακριβείς αξιολογήσεις των οικονομικών της στοιχείων (Mukherjee et al., 2025).

Πέρα από τη διαχείριση του όγκου των δεδομένων, τα παραδοσιακά συστήματα παρουσιάζουν εγγενείς αδυναμίες και στην καταγραφή πολύπλοκων συναλλαγών. Εμβαθύνοντας σε αυτό το κομμάτι, ο Pirveli (2020) τονίζει ότι η υπερβολική εξάρτηση από παλαιότερες λογιστικές πρακτικές συχνά υπονομεύει την ποιότητα των οικονομικών αναφορών. Όπως προκύπτει από την ανάλυση των αποκλίσεων μεταξύ κερδών και ταμειακών ροών, οι επιχειρήσεις που βασίζονται σε παραδοσιακές μεθόδους αντιμετωπίζουν σοβαρές δυσκολίες στην ορθή αναφορά συναλλαγών που βασίζονται στα δεδουλευμένα, όπως είναι οι αποσβέσεις και οι διάφορες λογιστικές εκτιμήσεις. Αυτή η αδυναμία, σύμφωνα με τον συγγραφέα, οδηγεί στην παραγωγή οικονομικών πληροφοριών χαμηλής αξιοπιστίας, γεγονός που μειώνει αισθητά την ικανότητα των επενδυτών ή της διοίκησης να προβλέψουν με ασφάλεια τα μελλοντικά κέρδη (Pirveli, 2020).

Ωστόσο, η απάντηση στους παραπάνω περιορισμούς δεν βρίσκεται απλώς στην ψηφιοποίηση μέσω συμβατικών λογισμικών. Ιστορικά, η πρώτη απόπειρα επίλυσης του προβλήματος των ημι-δομημένων παραστατικών βασίστηκε στην Οπτική Αναγνώριση Χαρακτήρων (OCR) βάσει Προτύπων και στα συστήματα αυστηρών κανόνων. Όπως εξηγούν οι Bhattacharyya et al. (2025), σε αυτές τις παραδοσιακές προσεγγίσεις, οι προγραμματιστές σχεδίαζαν άκαμπτους, στατικούς γεωμετρικούς χάρτες (rigid templates) για την ακριβή δομή του κάθε προμηθευτή. Με την τεράστια αύξηση της ποικιλίας των εγγράφων σε πραγματικές συνθήκες, η προσέγγιση αυτή προσέκρουσε σε ένα ανυπέρβλητο υπολογιστικό εμπόδιο, παρουσιάζοντας εξαιρετικά περιορισμένη ικανότητα γενίκευσης. Η παραμικρή οπτική μετατόπιση ενός πεδίου (π.χ. προσθήκη μιας επιπλέον γραμμής προϊόντος που σπρώχνει το "Σύνολο" πιο κάτω) οδηγούσε σε απόλυτη κατάρρευση της αναγνώρισης, επιβάλλοντας διαρκή, υψηλού κόστους και χειροκίνητη συντήρηση του κώδικα από τους μηχανικούς λογισμικού. Εδώ αναδεικνύεται το δεύτερο σκέλος του προβλήματος: γιατί τα παραδοσιακά συστήματα ERP δεν επαρκούν πλέον από μόνα τους, χωρίς την ενσωμάτωση AI. Σύμφωνα με τους Assidi et al. (2025), ενώ τα παραδοσιακά λογισμικά ERP προσφέρουν βασική αυτοματοποίηση και κεντρική αποθήκευση δεδομένων, στερούνται τη δυνατότητα να αναλύουν μη δομημένα δεδομένα και να αναγνωρίζουν πολύπλοκα μοτίβα σε πραγματικό

χρόνο. Τα συμβατικά αυτά συστήματα απαιτούν συνεχή ανθρώπινη παρέμβαση, παραμένοντας άκαμπτα απέναντι στις δυναμικές αλλαγές του σύγχρονου επιχειρηματικού περιβάλλοντος. Όπως σημειώνει ο Alghazzawi (2024), τα στατικά ERP αδυνατούν να προσφέρουν προηγμένη πρόβλεψη κινδύνων ή αυτοματοποιημένο εντοπισμό απάτης με την ταχύτητα και την ακρίβεια που απαιτεί η ψηφιακή οικονομία. Η αδυναμία των παραδοσιακών λογισμικών να λειτουργήσουν αυτόνομα, δημιούργησε ένα τεχνολογικό κενό. Η κάλυψη αυτού του κενού οδήγησε αναπόφευκτα στη μετάβαση προς τη νέα εποχή του FinTech, όπου η ενσωμάτωση του AI και της Μηχανικής Μάθησης δεν αποτελεί απλώς μια αναβάθμιση, αλλά τον θεμέλιο λίθο για την έξυπνη χρηματοοικονομική διαχείριση.

2.4 Η μετάβαση από τα ERP στην εποχή του FinTech

Η μετάβαση από τα παραδοσιακά συστήματα ERP στην εποχή του FinTech αποτελεί μια επιτακτική αναγκαιότητα που πηγάζει από τους δομικούς περιορισμούς των ίδιων των συμβατικών λογισμικών. Στην ανασκόπησή τους, οι Thanasas et al.(2026) τεκμηριώνουν πώς η σύγκλιση των τεχνολογιών Industry 4.0 με την Τεχνητή Νοημοσύνη μετασχηματίζει τα λογιστήρια. Σύμφωνα με τους Fikri et al. (2022), τα παραδοσιακά πληροφοριακά συστήματα λειτουργούν επί της ουσίας ως απομονωμένα «σιλό πληροφοριών». Όταν οι οικονομικές συναλλαγές επεκτείνονται πέρα από τους «τέσσερις τοίχους» της επιχείρησης, τα συμβατικά ERP αποδεικνύονται ανεπαρκή. Η αδυναμία τους να επικοινωνήσουν απρόσκοπτα με εξωτερικά συστήματα εμποδίζει την ιχνηλασιμότητα των δεδομένων και περιορίζει τις δυνατότητες αυτοματοποίησης σε συναλλαγές πολλών ενδιαφερομένων. Αυτό το κενό έρχονται να καλύψουν οι τεχνολογίες FinTech (όπως το Blockchain), λειτουργώντας ως ένα ασφαλές, συμπληρωματικό επίπεδο που καταργεί τους περιορισμούς του ERP (Fikri et al., 2022).

Η ανάγκη για αυτή τη μετάβαση γίνεται ακόμη πιο εμφανής στον τομέα του χρηματοοικονομικού σχεδιασμού και της ανάλυσης (FP&A). Όπως αναφέρουν οι Raman et al. (2023) στην έρευνά τους, τα παραδοσιακά συστήματα περιορίζονται συνήθως σε απλές, περιγραφικές λειτουργίες. Αντίθετα, η ενσωμάτωση εργαλείων Βαθιάς και Μηχανικής Μάθησης (Deep & Machine Learning) στο οικοσύστημα του FinTech μεταμορφώνει ριζικά το τοπίο, επιτρέποντας στα συστήματα να εξάγουν γρήγορα και αυτόματα συμπεράσματα από τεράστια σύνολα δεδομένων. Αυτή η ικανότητα να προσφέρονται ακριβείς οικονομικές προβλέψεις υποστηρίζει τον στρατηγικό σχεδιασμό με τρόπο που τα παλαιότερα συστήματα αδυνατούσαν να προσφέρουν (Raman et al., 2023).

Τέλος, η εξέλιξη του FinTech εισάγει καινοτόμα εργαλεία που επαναπροσδιορίζουν πλήρως τον τρόπο καταγραφής B2B (Business-to-Business) συναλλαγών. Σύμφωνα με τους Sarwar et al. (2024), η ανάδυση των τεχνολογιών Blockchain επιβάλλει την αναθεώρηση των τρεχουσών λογιστικών πρακτικών. Σε αντίθεση με τις άκαμπτες μεθόδους των ERP, εργαλεία όπως τα έξυπνα συμβόλαια αυτοματοποιούν πλήρως τις διαδικασίες, επιβάλλουν τους συμφωνημένους όρους σε πραγματικό χρόνο και διασφαλίζουν την αυστηρή κανονιστική συμμόρφωση. Αυτή η τεχνολογική ολοκλήρωση εξορθολογίζει τις οικονομικές διαδικασίες, αυξάνοντας κατακόρυφα την αποδοτικότητα και ενισχύοντας τη διαφάνεια (Sarwar et al., 2024).

Εποχή	Περίοδος	Επεξεργασία Δεδομένων
Χειροκίνητη	Πριν τη δεκαετία του 1950	Χάρτινα καθολικά
Μηχανογραφημένη	1950–1980	Επεξεργασία κατά δέσμες (Batch processing)
Επιχειρησιακή	1980–2010	Ολοκληρωμένο ERP
Ευφυής	2010–σήμερα	Ροή δεδομένων σε πραγματικό χρόνο

Πίνακας 1: Εξέλιξη Συστημάτων Λογιστικής Τεχνολογίας

(Thanasas et al. 2026).

2.5 Η Εξέλιξη του Ρόλου: Από την Καταχώρηση στην Επαυξημένη Νοημοσύνη

Η ενσωμάτωση ευφυών συστημάτων στην τήρηση βιβλίων δεν προκαλεί απλώς μια τεχνολογική αναβάθμιση, αλλά μεταβάλλει ριζικά τον ρόλο του ίδιου του ανθρώπινου παράγοντα. Στη θεωρία των Πληροφοριακών Συστημάτων, αυτή η μετάβαση δεν προσεγγίζεται μέσα από το πρίσμα της πλήρους αντικατάστασης, αλλά μέσα από την έννοια της Επαυξημένης Νοημοσύνης. Στόχος των σύγχρονων εργαλείων δεν είναι η εξάλειψη του λογιστή, αλλά η ενίσχυση της κριτικής του ικανότητας.

Η αυτοματοποίηση, ωστόσο, απαιτεί προσεκτικό σχεδιασμό. Όπως επισημαίνουν οι Korhonen et al. (2020) στην έρευνά τους για τον αντίκτυπο της τεχνολογίας, πολλές επιχειρήσεις αποτυγχάνουν στις προσπάθειες ψηφιακού μετασχηματισμού επειδή παρερμηνεύουν εξειδικευμένες λογιστικές εργασίες ως προγραμματιζόμενες. Όπως τεκμηριώνουν οι συγγραφείς, η προσπάθεια πλήρους αυτοματοποίησης διαδικασιών που στην πραγματικότητα απαιτούν κριτική σκέψη, οδηγεί σε δομικά σφάλματα. Συνεπώς, η τεχνολογία οφείλει να απελευθερώνει τον επαγγελματία αποκλειστικά από τις πραγματικές, επαναλαμβανόμενες ρουτίνες (όπως η χειρωνακτική καταχώρηση δεδομένων), αφήνοντάς του τον απόλυτο έλεγχο στις μη προγραμματιζόμενες αποφάσεις όπου η ανθρώπινη κρίση παραμένει αναντικατάστατη (Korhonen et al., 2020).

Απεγκλωβισμένος από τον διεκπεραιωτικό του ρόλο, ο επαγγελματίας μπορεί να εξελιχθεί. Σύμφωνα με τους Burghardt και Moeller (2024), αυτή η εξέλιξη είναι επιβεβλημένη: η τήρηση βιβλίων πρέπει να στραφεί στην παροχή συμβουλευτικών υπηρεσιών. Στο νέο αυτό κοινωνικο-τεχνικό σύστημα, ο λογιστής λειτουργεί ως «Άνθρωπος-στον-Βρόχο» (HITL), παρεμβαίνοντας μόνο όταν το σύστημα AI εντοπίζει λογιστικές ανωμαλίες, ασαφή δεδομένα ή πολύπλοκα γεγονότα που απαιτούν ακριβώς την εξειδικευμένη κρίση που ανέδειξαν οι Korhonen et al.

2.6 Αρχιτεκτονικές Προκλήσεις: Από τα Μονολιθικά Συστήματα στις Διεπαφές API

Για να καταστεί εφικτή η μετάβαση στην Ευφυή Αυτοματοποίηση και τη Συνεχή Λογιστική, απαιτείται μια ριζική αλλαγή στην ίδια την αρχιτεκτονική των πληροφοριακών υποδομών. Το θεωρητικό εμπόδιο που καλούνται να υπερκεράσουν οι σύγχρονες επιχειρήσεις είναι η μετάβαση από τα Μονολιθικά Συστήματα σε διασυνδεδεμένα οικοσυστήματα.

Ιστορικά, τα παραδοσιακά ERP σχεδιάστηκαν ως περίκλειστα, στατικά συστήματα που εκτελούν συγκεκριμένους κανόνες εντός της δικής τους βάσης δεδομένων. Αυτή η μονολιθική φύση τα καθιστά εξαιρετικά άκαμπτα στην ενσωμάτωση εξωτερικών μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης ή εργαλείων Οπτικής Αναγνώρισης (OCR). Όπως σημειώνουν οι Fikri et al. (2022), δημιουργούνται «σιλό πληροφοριών» που αδυνατούν να επικοινωνήσουν απρόσκοπτα με τον εξωτερικό κόσμο.

Η λύση σε αυτό το αρχιτεκτονικό αδιέξοδο, η οποία αποτελεί και τον πυρήνα των τεχνολογιών FinTech, είναι η υιοθέτηση Διεπαφών Προγραμματισμού Εφαρμογών (APIs). Η χρήση των APIs επιτρέπει τη διάσπαση του παραδοσιακού λογιστηρίου σε μικροϋπηρεσίες. Μέσω αυτών, ένα σύγχρονο ERP δεν χρειάζεται να διαθέτει εγγενώς ικανότητες μηχανικής μάθησης. Αντιθέτως, μπορεί να επικαλείται σε πραγματικό χρόνο εξωτερικές γνωστικές υπηρεσίες μέσω διαδικτύου (Cloud), να αποστέλλει το ημι-δομημένο παραστατικό στο μοντέλο AI, και να λαμβάνει πίσω τα δομημένα λογιστικά δεδομένα έτοιμα για καταχώρηση. Αυτή η διαλειτουργικότητα αποτελεί την τεχνολογική ραχοκοκαλιά πάνω στην οποία χτίζεται η αυτοματοποιημένη τήρηση βιβλίων.

3 Ευφυείς Τεχνικές και Τεχνητή Νοημοσύνη

Έχοντας αναλύσει τους εγγενείς αρχιτεκτονικούς και λειτουργικούς περιορισμούς των παραδοσιακών πληροφοριακών συστημάτων ERP, το παρόν κεφάλαιο εμβαθύνει στον τεχνολογικό πυρήνα της λύσης: την εφαρμογή ευφυών τεχνικών και AI. Από τη σκοπιά της Επιστήμης των Υπολογιστών, η πλήρως αυτοματοποιημένη τήρηση βιβλίων δεν αποτελεί απλώς μια αλλαγή διοικητικών διαδικασιών, αλλά ένα εξαιρετικά σύνθετο υπλογιστικό πρόβλημα συνδυαστικής βελτιστοποίησης, εξαγωγής πληροφορίας και ταξινόμησης προτύπων. Απαιτεί την ενσωμάτωση προηγμένων αλγορίθμων ικανών για την επεξεργασία μη δομημένων δεδομένων, την εξαγωγή σημασιολογικής πληροφορίας από παραστατικά ετερογενούς μορφολογίας και την αναγνώριση αφανών προτύπων σε τεράστια σύνολα λογιστικών εγγραφών.

Στις υποενότητες που ακολουθούν, καταγράφεται με αυστηρή τεχνική αλληλουχία η τεχνολογική εξέλιξη αυτών των υπολογιστικών συστημάτων. Αρχικά, εξετάζεται η αρχιτεκτονική των πρώιμων Rule-based Systems, τα οποία αποτέλεσαν την πρώτη προσπάθεια αλγοριθμικής, ντετερμινιστικής μοντελοποίησης της λογιστικής λογικής. Στη συνέχεια, αναλύεται η θεμελιώδης μετάβαση στα πιθανοθεωρητικά μοντέλα της Μηχανικής Μάθησης και των Νευρωνικών Δικτύων, με έμφαση στα CNNs και τα Δίκτυα Γραφημάτων (GNNs). Τέλος, το κεφάλαιο εμβαθύνει στις σύγχρονες αρχιτεκτονικές των Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων (LLMs), στο XAI και στην κρίσιμη ενσωμάτωσή τους με τη Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών (RPA) για τη δημιουργία αυτόνομων, γνωστικών συστημάτων.

3.1 Συστήματα Βασισμένα σε Κανόνες και Γνώση

Πριν από την έλευση των δυναμικών μοντέλων Μηχανικής Μάθησης, η αυτοματοποίηση της τήρησης βιβλίων και της επεξεργασίας οικονομικών δεδομένων βασιζόταν στη Συμβολική Τεχνητή Νοημοσύνη. Σύμφωνα με τους Rahim και Chishti (2024), οι οποίοι ερευνούν τις εφαρμογές της TN στον χρηματοοικονομικό κλάδο, τα Συστήματα Βασισμένα σε Γνώση (Expert Systems) αποτέλεσαν την πρώτη ουσιαστική προσπάθεια υπολογιστικής μοντελοποίησης της λογιστικής λογικής. Τα συστήματα αυτά σχεδιάστηκαν για να προσομοιώνουν την ικανότητα λήψης αποφάσεων ενός ανθρώπου-ειδικού. Η αρχιτεκτονική τους διαχωρίζεται σε δύο βασικά υποσυστήματα: μια «Βάση Γνώσης», όπου κωδικοποιείται η εμπειρία των λογιστών, και μια «Μηχανή Συμπερασμού», η οποία εφαρμόζει αυστηρούς ντετερμινιστικούς κανόνες της μορφής "IF-THEN" για να εξάγει συμπεράσματα και να αυτοματοποιήσει εργασίες ρουτίνας (Rahim & Chishti, 2024).

Στο πεδίο της αυτοματοποιημένης τήρησης βιβλίων, η προσέγγιση αυτή εφαρμόστηκε εκτενώς και για δεκαετίες στην εξαγωγή δεδομένων από σαρωμένα παραστατικά. Όπως εξηγούν οι Saout, Lardeux και Saubion (2024), στα παραδοσιακά Rule-based συστήματα (ή Template-based OCR), οι προγραμματιστές συστημάτων όριζαν χειροκίνητα πολύπλοκους ευρετικούς κανόνες και στατικά γεωμετρικά πρότυπα. Για παράδειγμα, το σύστημα προγραμματιζόταν με τον αυστηρό γεωμετρικό κανόνα ότι «η λέξη-κλειδί 'Σύνολο:' βρίσκεται πάντα στις συντεταγμένες [X: 150, Y: 800] της σελίδας και ακολουθείται άμεσα από μια αριθμητική τιμή με δύο δεκαδικά ψηφία».

Ωστόσο, από τη σκοπιά της μηχανικής λογισμικού και της πρακτικής εφαρμογής, τα συστήματα αυτά παρουσιάζουν ένα κρίσιμο, δομικό μειονέκτημα: την απόλυτη ακαμψία και ευθραυστότητά τους. Όπως τονίζουν οι Saout et al. (2024), η διαρκώς αυξανόμενη και ακραία μορφολογική ποικιλομορφία των σύγχρονων τιμολογίων σε ένα παγκοσμιοποιημένο B2B περιβάλλον, καθιστά τη συντήρηση αυτών των συστημάτων οικονομικά και πρακτικά μη βιώσιμη. Όταν μια επιχείρηση λαμβάνει ένα παραστατικό με νέα, άγνωστη διάταξη, ή όταν ένας υφιστάμενος προμηθευτής τροποποιεί ελαφρώς τη μορφοποίηση του τιμολογίου

του (π.χ. προσθέτοντας μια νέα στήλη “Εκπτώσεις” που μετατοπίζει τα πεδία προς τα δεξιά), οι προκαθορισμένοι κανόνες αποτυγχάνουν ολοκληρωτικά.

Αυτό το φαινόμενο οδηγεί στο γνωστό πρόβλημα της «έκρηξης κανόνων», όπου οι μηχανικοί λογισμικού πρέπει να γράφουν, να ελέγχουν και να συντηρούν συνεχώς νέο κώδικα για κάθε μεμονωμένο προμηθευτή και κάθε παραλλαγή εγγράφου. Αυτή ακριβώς η αδυναμία της Συμβολικής ΤΝ να γενικεύει τη γνώση της σε άγνωστα, μη προσχεδιασμένα δεδομένα, οδήγησε στο τεχνολογικό αδιέξοδο που κατέστησε επιτακτική τη μετάβαση στις βαθιές αρχιτεκτονικές των νευρωνικών δικτύων.

3.2 Εισαγωγή στο ΑΙ και την Μηχανική Μάθηση

Από τη σκοπιά της Επιστήμης των Υπολογιστών, η πλήρως αυτοματοποιημένη τήρηση βιβλίων δεν εξετάζεται ως μια γραμμική διοικητική διεκπεραίωση, αλλά ως ένα πολυδιάστατο πρόβλημα Εξαγωγής Πληροφορίας και Εποπτευόμενης Ταξινόμησης. Σύμφωνα με την ανάλυση των Saout et al.(2024), η ψηφιοποίηση και η αυτοματοποιημένη επεξεργασία παραστατικών, όπως τα εμπορικά τιμολόγια και οι αποδείξεις δαπανών, παρουσιάζει τεράστιες υπολογιστικές προκλήσεις. Η δυσκολία αυτή πηγάζει από την απουσία ενός καθολικού, τυποποιημένου προτύπου και την ακραία μορφολογική ποικιλομορφία των εγγράφων. Τα παραδοσιακά συστήματα Οπτικής Αναγνώρισης Χαρακτήρων (OCR) αντιμετωπίζουν εγγενείς περιορισμούς σε αυτό το περιβάλλον, καθώς εξάγουν απλώς αδόμητες συμβολοσειρές χωρίς να διαθέτουν την ικανότητα να κατανοήσουν το σημασιολογικό πλαίσιο ή την τοπολογική συσχέτιση των δεδομένων (Saout et al., 2024).

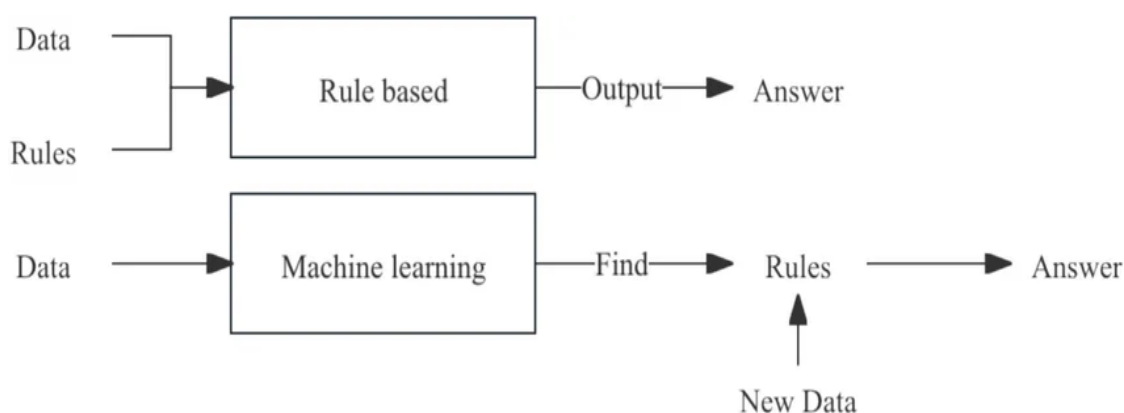
Η καρδιά της νέας υπολογιστικής αρχιτεκτονικής που καλείται να επιλύσει αυτά τα προβλήματα βασίζεται στα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης. Σε αντίθεση με τον παραδοσιακό προγραμματισμό, όπου ο μηχανικός λογισμικού γράφει ρητούς κανόνες για την εξαγωγή δεδομένων (παραγωγικός συλλογισμός), η Μηχανική Μάθηση χρησιμοποιεί επαγωγικό συλλογισμό. Ο αλγόριθμος τροφοδοτείται με τεράστια σύνολα ιστορικών λογιστικών δεδομένων και “μαθαίνει” αυτόνομα τις συναρτήσεις χαρτογράφησης μεταξύ των εισόδων (π.χ. κείμενο τιμολογίου) και των επιθυμητών εξόδων (π.χ. σωστός λογαριασμός Γενικού Καθολικού).

Όπως αναλύουν οι Chi et al. (2024) στην έρευνά τους πάνω στην ταξινόμηση κειμένων τιμολογίων, τα παραδοσιακά μοντέλα στατιστικής ανάλυσης συχνά αποτυγχάνουν στο λογιστικό περιβάλλον. Αυτό συμβαίνει επειδή τα δεδομένα των παραστατικών αποτελούνται από σύντομα κείμενα που είναι εγγενώς ασαφή, με αραιή αναπαράσταση και στερούνται ολοκληρωμένης γραμματικής και συντακτικής δομής (π.χ. περιγραφές ειδών με συντομογραφίες). Εφαρμόζοντας τεχνικές σημασιολογικού εμπλουτισμού και ενίσχυσης δεδομένων, και εκπαιδεύοντας προηγμένα γλωσσικά μοντέλα (όπως ο ταξινομητής BERT), το σύστημα μαθαίνει να φιλτράρει τον στατιστικό «θόρυβο». Η προσέγγιση αυτή αποτρέπει το φαινόμενο της υπερπροσαρμογής στα δεδομένα εκπαίδευσης, επιτρέποντας στο μοντέλο να μετατρέψει εξαιρετικά πολύπλοκες, αδόμητες εισόδους σε αυστηρά δομημένα λογιστικά δεδομένα με υψηλό βαθμό γενίκευσης (Chi et al., 2024).

Πέρα από την απλή εξαγωγή κειμένου, η Μηχανική Μάθηση εφαρμόζεται πλέον εκτενώς στην επίλυση σύνθετων προβλημάτων που αφορούν την ίδια την τελική λογιστική εγγραφή και τον προσδιορισμό του λογιστικού σχεδίου. Στην πρόσφατη μελέτη τους, οι Jovanović et al. (2025) παρουσιάζουν μοντέλα ταξινόμησης βασισμένα στον αλγόριθμο CatBoost (Categorical Boosting), τα οποία σχεδιάστηκαν ειδικά για την αυτοματοποιημένη καταχώρηση τιμολογίων.

Ο αλγόριθμος CatBoost, ως κορυφαίο μέλος της οικογένειας GBDT (Gradient Boosting Decision Tree), πλεονεκτεί καθοριστικά έναντι των στατικών μεθόδων. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι διαχειρίζεται εγγενώς και εξαιρετικά αποδοτικά τα κατηγορικά δεδομένα (π.χ. κωδικοί προμηθευτών, κατηγορίες εξόδων, κωδικοί νομισμάτων) χωρίς την ανάγκη δημιουργίας αχανών αραιών πινάκων (one hot encoding).

Σε συνδυασμό με τη χρήση προηγμένων μοντέλων ενσωμάτωσης, τα οποία αναπαριστούν διανυσματικά αυτά τα κατηγορικά χαρακτηριστικά, καθώς και με την ενσωμάτωση τεχνικών Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP) για την κατανόηση των περιγραφών των παραστατικών, το σύστημα αποκτά ολοκληρωμένη αντίληψη της συναλλαγής. Όπως τεκμηριώνουν οι ερευνητές, η συνδυαστική αυτή χρήση ποιοτικού καθαρισμού δεδομένων και αλγορίθμων συνόλου οδηγεί σε κορυφαία ακρίβεια ταξινόμησης. Το αποτέλεσμα είναι η ριζική απελευθέρωση των λογιστών από τις επαναλαμβανόμενες, χειροκίνητες διαδικασίες καταχώρησης, επιτρέποντάς τους να επικεντρωθούν σε ελεγκτικά καθήκοντα υψηλής πολυπλοκότητας (Jovanović et al., 2025).



Εικόνα 2: Συγκριτική απεικόνιση της λογικής ροής μεταξύ Rule-based συστημάτων και συστημάτων Μηχανικής Μάθησης.

Στα Rule based συστήματα, οι κανόνες αποτελούν είσοδο, ενώ στη Μηχανική Μάθηση οι κανόνες παράγονται από τα δεδομένα κατά τη φάση της εκπαίδευσης. (Zhang and Hew 2024)

3.3 Νευρωνικά Δίκτυα και Βαθιά Μάθηση

Η υπέρβαση των ασφυκτικών υπολογιστικών περιορισμών που έθεταν τα άκαμπτα πρότυπα επιτεύχθηκε με την ωρίμανση και την ενσωμάτωση αρχιτεκτονικών Βαθιάς Μάθησης. Στο πρόβλημα της αυτοματοποιημένης ανάγνωσης παραστατικών, η υπολογιστική δυσκολία δεν έγκειται μόνο στην αναγνώριση των χαρακτήρων, αλλά στην έντονη χωρική δομή του εγγράφου και τη στενή συνύπαρξη ελεύθερου κειμένου, αριθμών και γραφικών (πινάκων, λογοτύπων). Σύμφωνα με την ανασκόπηση των Saout et al. (2024), η μετάβαση στα βαθιά νευρωνικά δίκτυα επιτρέπει στα πληροφοριακά συστήματα να ανακαλύπτουν και να μαθαίνουν τα περίπλοκα οπτικά και λεκτικά πρότυπα απευθείας από τα ίδια τα δεδομένα, καταργώντας οριστικά την ανάγκη για χειροκίνητη σχεδίαση κανόνων.

Για την ταυτόχρονη, πολυδιάστατη ανάλυση της οπτικής διάταξης και του περιεχομένου ενός παραστατικού, η σύγχρονη έρευνα στρέφεται σε υβριδικές αρχιτεκτονικές. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η μελέτη των Kulkarni et al. (2023) για την έξυπνη επεξεργασία εγγράφων. Όπως διευκρινίζουν οι συγγραφείς, το σύστημα δεν βασίζεται σε

έναν μονολιθικό αλγόριθμο, αλλά σε μια ενορχηστρωμένη ροή τριών σταδίων: Αρχικά, αξιοποιείται μια μηχανή Οπτικής Αναγνώρισης (όπως το Google OCR) αποκλειστικά για την εξαγωγή του ακατέργαστου κειμένου. Εν συνεχεία, το παραγόμενο κείμενο τροφοδοτείται σε ένα προηγμένο γλωσσικό μοντέλο NLP (όπως ο ταξινομητής BERT) για τη βαθιά σημασιολογική του κατανόηση.

Ο καθοριστικός ρόλος, ωστόσο, των CNNs σε αυτή την υβριδική δομή δεν είναι η ανάγνωση χαρακτήρων, αλλά η αμιγής εξαγωγή χαρακτηριστικών και ταξινόμηση σε επίπεδο εικόνας. Εφαρμόζοντας φίλτρα πάνω στην ψηφιοποιημένη μορφή του τιμολογίου, το CNN δημιουργεί χάρτες χαρακτηριστικών. Αυτοί οι χάρτες αποκωδικοποιούν τη χωρική διάταξη και αναγνωρίζουν μακρο-αντικείμενα, (π.χ. γραμμές πινάκων χρεώσεων, λογότυπα, μπλοκ αθροισμάτων, με απόλυτη ανεξαρτησία από την ποιότητα της σάρωσης. Με αυτόν τον τρόπο, το CNN λειτουργεί συμπληρωματικά, τροφοδοτώντας τη γλωσσική ανάλυση του BERT με τα απαραίτητα χωρικά και δομικά δεδομένα (Kulkarni et al., 2023).

Ωστόσο, η ανάλυση παραστατικών δεν εξαντλείται στην οπτική αναγνώριση. Ένα τιμολόγιο θεωρείται VRD, όπου η σημασία μιας λέξης καθορίζεται δραστικά από τους «γείτονές» της. Όπως εξηγούν οι Zhang et al. (2024) στην έρευνά τους για την πρωτοποριακή εξαγωγή πληροφορίας από έγγραφα, η σύγχρονη Βαθιά Μάθηση προσεγγίζει αυτό το τοπολογικό πρόβλημα μέσω της θεωρίας γραφημάτων, δημιουργώντας ένα πολυεπίπεδο γράφημα ή Γραφικό Συνελικτικό Δίκτυο (GCN).

Σε αυτή την εξαιρετικά προηγμένη αρχιτεκτονική, η δομή του παραστατικού εγκαταλείπει τον παραδοσιακό, γραμμικό άξονα (από πάνω προς τα κάτω, από αριστερά προς τα δεξιά). Αντιθέτως, οι μεμονωμένες λέξεις (κειμενικά κουτιά) και οι επιμέρους οπτικές περιοχές του εγγράφου αναπαρίστανται μαθηματικά ως κόμβοι ενός δικτύου. Οι χωρικές αποστάσεις, οι ευθυγραμμίσεις και οι λογικές συσχετίσεις μεταξύ αυτών των κόμβων (π.χ. η οριζόντια σχέση μεταξύ της λέξης “Ποσότητα” και του αριθμού “5”) μοντελοποιούνται ως ακμές. Συνδυάζοντας τα εννοιολογικά χαρακτηριστικά (τη σημασιολογία της ίδιας της λέξης που εξάγεται μέσω ενσωματώσεων λέξεων) με τα δομικά χαρακτηριστικά (την τοπολογία των περιοχών) μέσω αυτού του πολυεπίπεδου γραφήματος, το νευρωνικό δίκτυο κατανοεί πλήρως την οπτικο-γλωσσική δομή του παραστατικού. Το δίκτυο “αντιλαμβάνεται” ποιες πληροφορίες ανήκουν στην ίδια λογιστική εγγραφή, επιτρέποντας την ακριβή, αυτοματοποιημένη μετατροπή του ελεύθερου εγγράφου σε αυστηρά δομημένα λογιστικά δεδομένα για το ERP (Zhang et al., 2024).

3.4 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα

Αν και τα CNNs και τα GCNs έλυσαν το τεράστιο πρόβλημα της οπτικής και χωρικής αναγνώρισης των παραστατικών, η πλήρης αυτοματοποίηση της τήρησης βιβλίων προϋποθέτει τη βαθιά σημασιολογική κατανόηση του αναγνωσμένου κειμένου. Η μηχανή πρέπει όχι μόνο να “δει” το ποσό, αλλά να κατανοήσει εάν αφορά “Καθαρή Αξία”, “Φόρο Προστιθέμενης Αξίας” ή “Παρακράτηση”, ακόμη και αν οι όροι αυτοί εκφράζονται με συντομογραφίες ή ασυνήθιστο λεξιλόγιο. Αυτό το κρίσιμο υπολογιστικό κενό καλύπτεται πλέον από τις ραγδαίες εξελίξεις στο NLP και, συγκεκριμένα, από τις αρχιτεκτονικές των Μετασχηματιστών και τον μηχανισμό αυτοπροσοχής.

Στην αιχμή της σύγχρονης έρευνας για την Τεχνητή Νοημοσύνη Εγγράφων, τα μοντέλα NLP έχουν πάψει να εξετάζουν το κείμενο αποκομμένα από την οπτική του αναπαράσταση. Χαρακτηριστικό παράδειγμα αποτελεί η αρχιτεκτονική LayoutLMv3, η οποία παρουσιάστηκε από τους Huang et al. (2022) στο συνέδριο του διεθνούς οργανισμού ACM. Πρόκειται για ένα πολυτροπικό μοντέλο μετασχηματιστή, το οποίο καινοτομεί εκπαιδευόμενο ταυτόχρονα πάνω σε τρεις διαφορετικές ροές δεδομένων: ενσωματώσεις

κειμένου, ενσωματώσεις οπτικών στοιχείων εικόνας, και χωρικές ενσωματώσεις διαρρύθμισης που περιγράφουν τα πλαίσια οριοθέτησης κάθε λέξης.

Στο αυστηρό πλαίσιο της λογιστικής επιστήμης, αυτό σημαίνει ότι ο αλγόριθμος δεν αντιλαμβάνεται απλώς λέξεις στη σειρά, αλλά μαθαίνει να συνδυάζει οργανικά τη γλωσσική σημασία μιας λέξης με τις ακριβείς χωρικές της συντεταγμένες και το οπτικό της φόντο πάνω στο ψηφιοποιημένο τιμολόγιο. Αυτή η ενοποιημένη, πολυτροπική προσέγγιση επιτρέπει στο σύστημα να εξάγει εξαιρετικά δομημένη πληροφορία από έγγραφα ιδιαίτερης πολυπλοκότητας, επιτυγχάνοντας κορυφαίες επιδόσεις σε εργασίες Ταξινόμησης Λεκτικών Μονάδων και κατηγοριοποίησης παραστατικών, παραμένοντας ανθεκτικό απέναντι σε απότομες αλλαγές της οπτικής διάταξης (Huang et al., 2022).

Παράλληλα με την ανάπτυξη πολυτροπικών μοντέλων όπως το LayoutLM, τα τελευταία τρία χρόνια παρατηρείται μια καινοτόμα προσέγγιση στο πεδίο της Εξαγωγής Πληροφορίας από Επιχειρηματικά Έγγραφα μέσω της ραγδαίας ωρίμανσης των LLMs και της Παραγωγικής Τεχνητής Νοημοσύνης.

Τα προηγούμενα μοντέλα βαθιάς μάθησης, αν και πανίσχυρα, απαιτούσαν τεράστια σύνολα δεδομένων αποτελούμενα από δεκάδες χιλιάδες χειροκίνητα επισημειωμένα τιμολόγια για να εκπαιδευτούν σωστά (επιβλεπόμενη μάθηση). Όπως τεκμηριώνουν οι Cesista et al. (2024) σε πρόσφατη έρευνά τους που παρουσιάστηκε στο διεθνές συνέδριο MIPR της IEEE, τα LLMs μετασχηματίζουν ριζικά τον τρόπο που προσεγγίζονται αυτά τα προβλήματα. Αντί το σύστημα να απαιτεί εξαντλητική εκπαίδευση στο πώς μοιάζει το τιμολόγιο ενός συγκεκριμένου προμηθευτή, οι συγγραφείς προτείνουν τη μοντελοποίηση της διαδικασίας εξαγωγής ως ένα πρόβλημα κλήσης και Χρήσης Εργαλείου. Μέσω ενός καινοτόμου πλαισίου που ονομάζουν Δομημένη Παραγωγή Ενισχυμένη από Ανάκτηση, αποδεικνύουν ότι τα τεράστια γλωσσικά μοντέλα μπορούν να λειτουργήσουν σχεδόν αυτόνομα, μετατρέποντας την εξαγωγή λογιστικών πληροφοριών σε μια δυναμική διαδικασία Μάθησης Μηδενικού Δείγματος (Zero-shot learning) ή Μάθησης Λίγων Δειγμάτων (Few-shot learning).

Σε αυτό το υπερσύγχρονο σενάριο εφαρμογής, το πληροφοριακό σύστημα τροφοδοτείται με το ακατέργαστο, θορυβώδες κείμενο του παραστατικού (εξαγόμενο μέσω απλού OCR) και, κάνοντας χρήση κατάλληλων, προσεκτικά σχεδιασμένων εντολών γλωσσικού προγραμματισμού, το LLM καλείται να επιστρέψει τα λογιστικά δεδομένα σε αυστηρά δομημένη, μηχαναγνώσιμη μορφή (π.χ. ένα δομημένο αρχείο JSON που περιέχει τα ζεύγη κλειδιού-τιμής για το ΑΦΜ, το Καθαρό Ποσό, τον ΦΠΑ και την Ημερομηνία). Η εγγενής ικανότητα αυτών των παραγωγικών μοντέλων (λόγω του τεράστιου όγκου κειμένων στα οποία έχουν προ-εκπαιδευτεί) να κατανοούν το λογιστικό και οικονομικό πλαίσιο και να παράγουν έτοιμα δομημένα δεδομένα απευθείας από ελεύθερο, αδόμητο κείμενο, ελαχιστοποιεί τον χρόνο και το κόστος ανάπτυξης των συστημάτων αυτοματοποίησης. Παράλληλα, μηδενίζει πλήρως την ανάγκη συντήρησης άκαμπτων αλγοριθμικών κανόνων, υπερτερώντας συχνά, λόγω πρακτικότητας, ευελιξίας και ταχύτητας ανάπτυξης έναντι των παραδοσιακών, βαριών πολυτροπικών συστημάτων προηγούμενης γενιάς (Cesista et al., 2024).

3.5 Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση και Εντοπισμός Ανωμαλιών

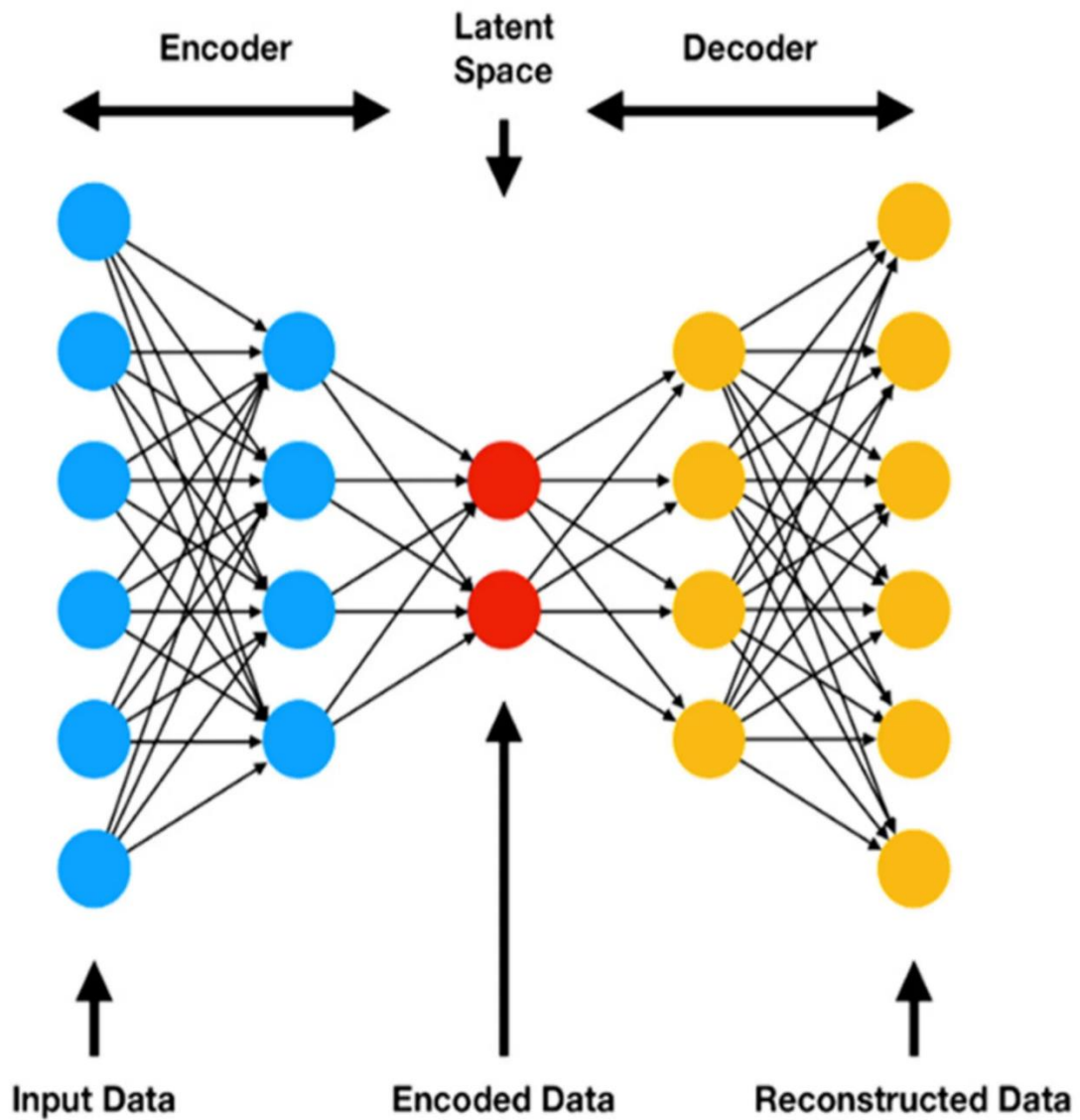
Εφόσον τα δεδομένα των παραστατικών εξαχθούν και ταξινομηθούν επιτυχώς μέσω των μοντέλων επιβλεπόμενης μάθησης (LLMs και CNNs), η επόμενη κρίσιμη υπολογιστική πρόκληση στην αυτοματοποιημένη τήρηση βιβλίων είναι η διασφάλιση της ακεραιότητας των λογιστικών εγγραφών πριν αυτές οριστικοποιηθούν στο σύστημα. Στα παραδοσιακά συστήματα ERP, ο εντοπισμός λαθών ή απάτης βασίζεται σε αυστηρούς, προκαθορισμένους κανόνες ελέγχου (π.χ. επισήμανση συναλλαγών άνω ενός συγκεκριμένου ποσού). Ωστόσο, όπως επισημαίνουν οι Bakumenko et al. (2025) στην πρόσφατη έρευνά τους, οι στατικοί κανόνες αδυνατούν να εντοπίσουν καινοτόμες μορφές απάτης ή περίπλοκα ανθρώπινα λάθη, καθώς οι απατεώνες προσαρμόζουν τη συμπεριφορά τους για να παρακάμπτουν τα γνωστά, προγραμματισμένα όρια.

Για την επίλυση αυτού του προβλήματος, η Επιστήμη των Υπολογιστών αξιοποιεί τεχνικές Μη Επιβλεπόμενης Μάθησης. Σε αντίθεση με τα μοντέλα ταξινόμησης, οι αλγόριθμοι αυτοί δεν απαιτούν ιστορικά δεδομένα επισημειωμένα με ετικέτες για να εκπαιδευτούν. Ο στόχος τους είναι ο Εντοπισμός Ανωμαλιών (Anomaly Detection) στον πολυδιάστατο χώρο των λογιστικών δεδομένων.

Μια από τις πλέον διαδεδομένες αλγοριθμικές προσεγγίσεις είναι τα Δάση Απομόνωσης. Η αρχιτεκτονική του αλγορίθμου δεν προσπαθεί να μοντελοποιήσει το “φυσιολογικό” (όπως κάνουν οι στατιστικές μέθοδοι). Αντιθέτως, απομονώνει απευθείας τις ανωμαλίες διαχωρίζοντας τυχαία τα δεδομένα. Ο αλγόριθμος επιλέγει τυχαία ένα χαρακτηριστικό (π.χ. το ποσό της συναλλαγής) και δημιουργεί διαχωρισμούς μέχρι να απομονώσει κάθε εγγραφή σε ένα δικό της φύλλο του δέντρου. Επειδή οι λανθασμένες ή δόλιες λογιστικές εγγραφές είναι εξαιρετικά σπάνιες και διαφέρουν σημαντικά ως προς τα χαρακτηριστικά τους (π.χ. ασυνήθιστη ώρα καταχώρησης σε συνδυασμό με μη τυπικό λογαριασμό), απαιτούν πολύ λιγότερους διαχωρισμούς (μικρότερο μήκος διαδρομής) για να απομονωθούν αλγοριθμικά σε σχέση με τις κανονικές συναλλαγές. Το μήκος της διαδρομής μεταφράζεται σε ένα Anomaly Score, το οποίο ειδοποιεί το σύστημα (Bakumenko et al., 2025).

Σε ακόμη πιο προηγμένες αρχιτεκτονικές ελέγχου, χρησιμοποιούνται μοντέλα Βαθιάς Μάθησης, όπως οι Αυτοκωδικοποιητές. Ένας αυτοκωδικοποιητής αποτελείται από δύο νευρωνικά δίκτυα: τον Κωδικοποιητή και τον Αποκωδικοποιητή. Σε ένα μη επιβλεπόμενο περιβάλλον, το σύστημα τροφοδοτείται με το σύνολο των ιστορικών εγγραφών. Ο Κωδικοποιητής συμπιέζει τα δεδομένα σε έναν λανθάνοντα χώρο (latent space) χαμηλότερης διάστασης, αναγκάζοντας το δίκτυο να κρατήσει μόνο τα πιο σημαντικά δομικά χαρακτηριστικά της λογιστικής συμπεριφοράς. Στη συνέχεια, ο Αποκωδικοποιητής προσπαθεί να ανακατασκευάσει την αρχική εγγραφή από αυτή τη συμπιεσμένη μορφή.

Επειδή η συντριπτική πλειοψηφία των δεδομένων εκπαίδευσης αποτελείται από κανονικές συναλλαγές, το δίκτυο μαθαίνει ουσιαστικά να αναπαριστά τέλεια μόνο τις “φυσιολογικές” εγγραφές. Όταν το σύστημα κληθεί να επεξεργαστεί μια εγγραφή που αποκλίνει (π.χ. ένα διπλότυπο τιμολόγιο με ελαφρώς παραλλαγμένο ποσό), ο αλγόριθμος αδυνατεί να την ανακατασκευάσει σωστά. Η μαθηματική διαφορά μεταξύ της αρχικής εισόδου και της ανακατασκευασμένης εξόδου παράγει ένα υψηλό Σφάλμα Ανακατασκευής. Το σφάλμα αυτό λειτουργεί ως αλγοριθμικός δείκτης για την αυτόματη επισήμανση της εγγραφής προς περαιτέρω, χειροκίνητο έλεγχο από τον ελεγκτή (Bakumenko et al., 2025).



Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική Νευρωνικού Δικτύου Autoencoder

που χρησιμοποιείται για Μη Επιβλεπόμενο Εντοπισμό Ανωμαλιών. Απεικονίζεται η διαδικασία συμπίεσης (Κωδικοποιητής – Encoder) στο Latent Space και ανακατασκευής (Αποκωδικοποιητής - Decoder) των δεδομένων εισόδου. (Tien et al. 2021)

3.6 Μάθηση Συνόλου στη Λογιστική Ταξινόμηση

Η πλήρης εξάρτηση μιας αυτοματοποιημένης λογιστικής διαδικασίας από έναν και μόνο αλγόριθμο μηχανικής μάθησης εγκυμονεί σοβαρούς κινδύνους αστοχίας. Η αλγοριθμική μεροληψία ενός μεμονωμένου ταξινομητή ή η αδυναμία του να γενικεύσει σε ακραίες τιμές μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένες εγγραφές στο Γενικό Καθολικό. Για την αντιμετώπιση αυτής της επισφάλειας, η σύγχρονη αρχιτεκτονική συστημάτων υιοθετεί την Μάθηση Συνόλου.

Η θεωρία της Μάθησης Συνόλου βασίζεται στην αρχή ότι η στρατηγική συνδυασμού πολλαπλών, ασθενών ή διαφορετικών μοντέλων μάθησης παράγει ένα τελικό, ισχυρό μοντέλο με ανώτερη ακρίβεια πρόβλεψης και σημαντικά μειωμένη διασπορά. Στο πλαίσιο της ταξινόμησης λογαριασμών και εξόδων, αρχιτεκτονικές όπως το προαναφερθέν CatBoost (Jovanović et al., 2025) λειτουργούν εγγενώς ως συστήματα συνόλου, αξιοποιώντας τεχνικές ενίσχυσης. Σε αυτή τη μέθοδο, κατασκευάζεται ιεραρχικά μια ακολουθία από δέντρα αποφάσεων, όπου κάθε νέο δέντρο προσπαθεί να διορθώσει τα μαθηματικά υπολείμματα (σφάλματα ταξινόμησης) του προηγούμενου.

Παράλληλα, υβριδικές προσεγγίσεις συνδυάζουν τις προβλέψεις ενός μοντέλου Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (π.χ. BERT, που αναλύει την περιγραφή του τιμολογίου) με τις προβλέψεις ενός στατιστικού μοντέλου δέντρων (που αναλύει τα ποσά και τα ΑΦΜ). Χρησιμοποιώντας τεχνικές “Soft Voting” ή “Stacking”, το σύστημα ενορχήστρωσης υπολογίζει τον σταθμισμένο μέσο όρο των πιθανοτήτων από όλα τα μοντέλα πριν λάβει την τελική απόφαση. Αυτή η διαστρωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης διασφαλίζει ότι ένα τιμολόγιο θα καταχωρηθεί αυτόνομα στο ERP μόνο εάν πολλαπλά, ανεξάρτητα υπολογιστικά μοντέλα συμφωνήσουν (υψηλό δείκτη εμπιστοσύνης), ελαχιστοποιώντας τον κίνδυνο λογιστικών σφαλμάτων.

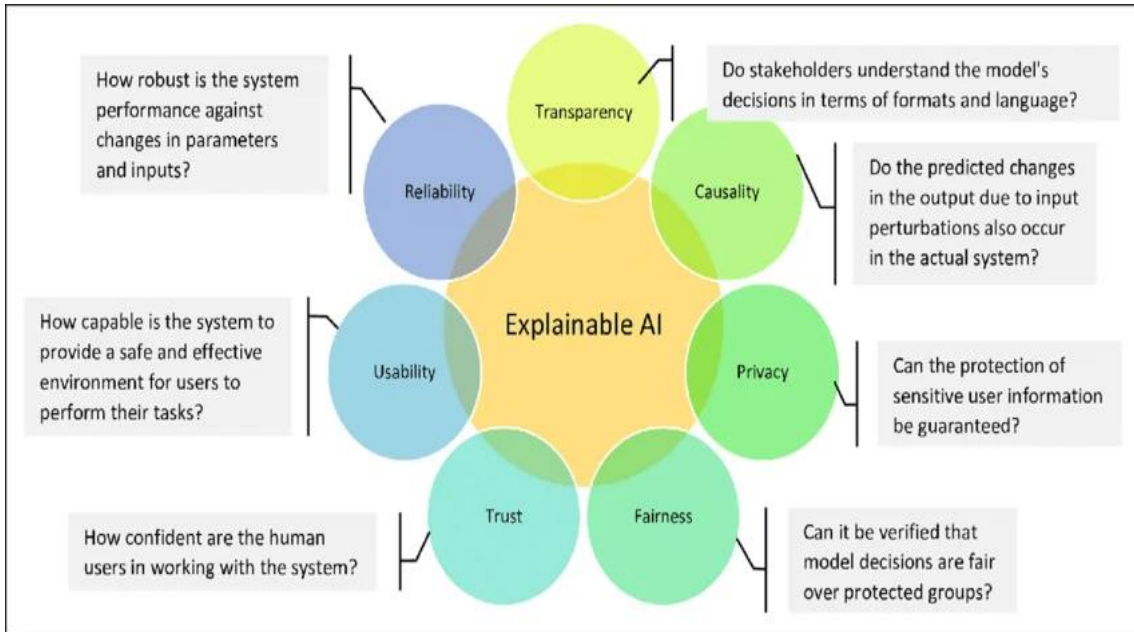
3.7 Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη και Ελεγκτική Συμμόρφωση

Καθώς η αυτοματοποιημένη τήρηση βιβλίων μετατοπίζεται από τα διάφανα, Rule-based συστήματα στα περίπλοκα Νευρωνικά Δίκτυα και τα LLMs, αναδύεται μια θεμελιώδης πρόκληση για την επιστήμη της Λογιστικής Ελεγκτικής: το πρόβλημα του “Μαύρου Κουτιού”. Ένα βαθύ νευρωνικό δίκτυο με εκατομμύρια παραμέτρους μπορεί να λαμβάνει εξαιρετικά ακριβείς αποφάσεις (π.χ. να ταξινομεί σωστά ένα τιμολόγιο), αλλά ο τρόπος με τον οποίο καταλήγει σε αυτή την απόφαση παραμένει μαθηματικά αδιαφανής για τον άνθρωπο. Όπως αναφέρουν οι Zhong και Goel (2024) στην έρευνά τους για τη Διαφανή ΤΝ, στο αυστηρά ρυθμιζόμενο περιβάλλον της λογιστικής, η αδυναμία επεξήγησης του συλλογισμού πίσω από μια εγγραφή καθιστά αδύνατο τον έλεγχο και υπονομεύει την εμπιστοσύνη (trust) των ορκωτών ελεγκτών (Zhong & Goel, 2024).

Η λύση σε αυτή την αρχιτεκτονική πρόκληση παρέχεται μέσω του κλάδου της ΧΑΙ. Όπως τεκμηριώνουν οι Zhong και Goel (2024), ο στόχος της ΧΑΙ δεν είναι η βελτίωση της ακρίβειας του μοντέλου, αλλά η παραγωγή ερμηνεύσιμων αποδείξεων για τη συμπεριφορά του, μεταφράζοντας την πολύπλοκη αλγοριθμική λογική σε κατανοητή γλώσσα. Στα συστήματα καταχώρησης παραστατικών και εντοπισμού απάτης, εφαρμόζονται αλγόριθμοι τοπικής επεξηγησιμότητας, με κυρίαρχα εργαλεία τον LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) και τον SHAP (SHapley Additive exPlanations) (Zhong & Goel, 2024).

Μέσω της θεωρίας παιγνίων (στις τιμές SHAP), το σύστημα υπολογίζει τη μαθηματική συμβολή κάθε επιμέρους λέξης ή χαρακτηριστικού του τιμολογίου στην τελική απόφαση του αλγορίθμου. Σε πρακτικό επίπεδο, όταν το ρομπότ προτείνει την καταχώρηση μιας

δαπάνης, το επίπεδο επεξηγησιμότητας δημιουργεί μια οπτική επισήμανση. Δείχνει στον λογιστή-ελεγκτή (HITL) ακριβώς ποιες λέξεις ή ποια ποσά του παραστατικού “κοίταξε” περισσότερο το νευρωνικό δίκτυο για να επιλέξει τον συγκεκριμένο λογαριασμό. Αυτή η οπισθοδρομική διαφάνεια γεφυρώνει το χάσμα μεταξύ της βαθιάς μάθησης και της λογιστικής ελεγκτικής, διασφαλίζοντας την κανονιστική συμμόρφωση του αυτοματοποιημένου συστήματος.



Εικόνα 4: Οι βασικοί πυλώνες και οι επιδιωκόμενοι στόχοι της XAI.

Απεικονίζονται οι πολλαπλές διαστάσεις (Διαφάνεια, Αξιοπιστία, Εμπιστοσύνη, Ιδιωτικότητα κ.ά.) και τα αντίστοιχα κρίσιμα ερωτήματα που πρέπει να απαντηθούν προκειμένου τα συστήματα AI να θεωρηθούν ασφαλή και ελεγκτικά συμμορφούμενα. (Ahram 2021)

3.8 Από τη Ρομποτική στην Ευφυή Αυτοματοποίηση

Η ενσωμάτωση των προηγμένων αλγορίθμων που αναλύθηκαν στις προηγούμενες ενότητες (CNNs, LLMs, Αυτοκωδικοποιητές) δεν θα είχε πρακτική αξία χωρίς ένα κεντρικό σύστημα ενορχήστρωσης ικανό να αλληλεπιδρά με τα λογιστικά προγράμματα. Ιστορικά, αυτόν τον ρόλο ανέλαβε η RPA. Σε αμιγώς προγραμματιστικό επίπεδο, τα παραδοσιακά λογισμικά RPA λειτουργούν ως «ψηφιακοί εργάτες» που μιμούνται τις κινήσεις του ανθρώπου στη διεπαφή χρήστη, ακολουθώντας αυστηρά ντετερμινιστικά σενάρια και κανόνες. Ωστόσο, όπως επισημαίνεται στην ανασκόπηση των Afrin et al.(2025), το συμβατικό RPA περιορίζεται αποκλειστικά στη διαχείριση δομημένων δεδομένων. Στερείται οποιασδήποτε γνωστικής ικανότητας, με αποτέλεσμα να καταρρέει όταν έρχεται αντιμέτωπο με εξαιρέσεις, ασυνήθιστα παραστατικά ή μη δομημένο κείμενο.

Η απάντηση της Επιστήμης των Υπολογιστών σε αυτόν τον περιορισμό είναι η σύγκλιση του RPA με την Τεχνητή Νοημοσύνη, μια τεχνολογική μετάβαση που περιγράφεται ως Γνωστικό RPA ή Ευφυής Αυτοματοποίηση. Επιπλέον, σύμφωνα με τους Afrin et al. (2025) στην εκτενή τους ανασκόπηση για την Ευφυή Αυτοματοποίηση, η θεμελιώδης αρχιτεκτονική διαφορά αυτών των υβριδικών συστημάτων έγκειται στην ικανότητα δυναμικής κλήσης γνωστικών υπηρεσιών. Όταν το λογισμικό ρομπότ συναντά μη δομημένη πληροφορία, αντί να τερματίσει τη λειτουργία του με μήνυμα σφάλματος, επικαλείται δυναμικά εξωτερικά μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης για να αποκωδικοποιήσει τα δεδομένα και να λάβει πολύπλοκες αποφάσεις (Afrin et al., 2025).

Συνθέτοντας αυτή τη βασική αρχή με τις τεχνολογίες που αναλύθηκαν στις προηγούμενες ενότητες, διαμορφώνεται μια ολοκληρωμένη και αυτόνομη αρχιτεκτονική τήρησης βιβλίων. Στον προτεινόμενο θεωρητικό αγωγό, το RPA λειτουργεί ως ο κεντρικός ενορχηστρωτής: παραλαμβάνει αρχικά ένα άγνωστο παραστατικό και επικαλείται τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης (CNNs και LLMs) για την εξαγωγή και τη σημασιολογική κατανόηση της πληροφορίας. Εν συνεχεία, δρομολογεί τα πλέον δομημένα δεδομένα στους αλγορίθμους μη επιβλεπόμενης μάθησης (π.χ. Αυτοκωδικοποιητές) για τον έλεγχο λαθών.

Εφόσον το μαθηματικό σφάλμα ανακατασκευής παραμένει σε φυσιολογικά επίπεδα, το RPA αναλαμβάνει εκ νέου τον ρόλο του εκτελεστικού βραχίονα, ολοκληρώνοντας αυτόνομα την τελική καταχώρηση στο σύστημα ERP. Αυτή η συνεργιστική προσέγγιση μετασχηματίζει τα συστήματα από απλούς εκτελεστές ρουτίνας σε αυτόνομους μηχανισμούς ικανούς για κριτική αξιολόγηση δεδομένων.

4 Εφαρμογές των Ευφυών Τεχνικών στην Αυτοματοποιημένη Τήρηση Βιβλίων

Έχοντας θεμελιώσει το θεωρητικό και αλγοριθμικό υπόβαθρο των ευφυών συστημάτων στο προηγούμενο κεφάλαιο, το παρόν κεφάλαιο εστιάζει στην πρακτική εφαρμογή αυτών των τεχνολογιών. Η μετάβαση από τη θεωρία της Επιστήμης των Υπολογιστών στην επίλυση πραγματικών επιχειρησιακών προβλημάτων απαιτεί την προσαρμογή των μοντέλων Μηχανικής Μάθησης στις εξειδικευμένες απαιτήσεις του λογιστικού κύκλου.

Στις υποενότητες που ακολουθούν, αναλύεται ο τρόπος με τον οποίο οι αρχιτεκτονικές που προαναφέρθηκαν (όπως τα CNNs και τα LLMs) αξιοποιούνται για την αντιμετώπιση συγκεκριμένων υπολογιστικών προκλήσεων. Αρχικά, εξετάζεται η αυτοματοποίηση της διαχείρισης παραστατικών, με έμφαση στην εξαγωγή δομημένης πληροφορίας από τιμολόγια και αποδείξεις. Στη συνέχεια, αναλύεται το πρόβλημα της αυτόματης ταξινόμησης και συμφωνίας τραπεζικών συναλλαγών. Επιπλέον, διερευνάται η ενσωμάτωση αυτών των ευφυών τεχνικών σε σύγχρονα, πληροφοριακά συστήματα νέφους μέσω APIs. Τέλος, το κεφάλαιο ολοκληρώνεται με μια ποσοτική αξιολόγηση και σύγκριση της απόδοσης των διαφόρων αλγοριθμικών προσεγγίσεων βάσει της τρέχουσας βιβλιογραφίας, αναδεικνύοντας την υπολογιστική υπεροχή των σύγχρονων μεθόδων.

4.1 Αυτοματοποίηση Λογαριασμών Πληρωτέων και Εισπρακτέων

Η διαχείριση των Λογαριασμών Πληρωτέων (Accounts Payable - AP) και Εισπρακτέων (Accounts Receivable - AR) αποτελεί το πλέον νευραλγικό σημείο του λογιστικού κύκλου. Στο πλαίσιο της Επιστήμης των Υπολογιστών, η βελτιστοποίηση αυτών των διαδικασιών χωρίζεται σε δύο διακριτούς άξονες: την ακριβή ψηφιοποίηση των δεδομένων και τη μετέπειτα προγνωστική ανάλυσή τους.

Στο κομμάτι της ψηφιοποίησης (AP), το βασικό αλγοριθμικό πρόβλημα είναι η αδυναμία των παραδοσιακών συστημάτων να διαχειριστούν δισδιάστατες διατάξεις εγγράφων. Όπως εξηγούν οι Siras et al. (2024), όταν το παραστατικό περιέχει πολύπλοκους πίνακες χρεώσεων με κενά κελιά ή αναδιπλούμενες γραμμές, το απλό OCR εξάγει μια γραμμική ακολουθία λέξεων, καταστρέφοντας τη συσχέτιση “Στήλης-Γραμμής”. Για να επιλυθεί αυτό, οι ερευνητές προτείνουν μια μέθοδο τμηματοποίησης του τιμολογίου αξιοποιώντας CNNs. Το δίκτυο λειτουργεί ως ανιχνευτής αντικειμένων: σχεδιάζει γύρω από διακριτές περιοχές. Χωρίζοντας το έγγραφο οπτικά, το σύστημα εφαρμόζει OCR ξεχωριστά σε κάθε κελί (cell-by-cell), διασφαλίζοντας την ακεραιότητα και τη μετατροπή των δεδομένων σε αυστηρά δομημένη μορφή (Siras et al., 2024).

Η χρησιμότητα της Μηχανικής Μάθησης επεκτείνεται και στη στρατηγική διαχείριση των Εισπρακτέων (Accounts Receivable - AR). Σε έρευνα που εστιάζει στην εκτίμηση της συμπεριφοράς πληρωμών των πελατών, οι Kashinath et al. (2023) μετατρέπουν την πρόβλεψη των ταμειακών ροών σε ένα κατεξοχήν πρόβλημα Επιβλεπόμενης Ταξινόμησης (Supervised Classification).

Αξιοποιώντας αλγόριθμους Μάθησης Συνόλου, και συγκεκριμένα έναν συνδυασμό Τυχαίων Δασών (Random Forest) και Extreme Gradient Boosting (XGBoost), το μοντέλο εκπαιδεύεται στην αναγνώριση ιστορικών μοτίβων (όπως η συχνότητα συναλλαγών του πελάτη και οι προηγούμενες καθυστερήσεις). Το σύστημα επιτυγχάνει να προβλέψει με εξαιρετικά υψηλή ακρίβεια εάν το τιμολόγιο που θα εκδοθεί θα εξοφληθεί εγκαίρως (πριν ή κατά την ημερομηνία λήξης) ή εάν θα υπάρξει καθυστέρηση.

Αυτή η ικανότητα επιτρέπει στις διοικήσεις να προβλέπουν κενά ρευστότητας και να μετασχηματίζουν τη λειτουργία του τμήματος εισπράξεων. Αντί για τυφλές, μαζικές οχλήσεις, το σύστημα αναλαμβάνει την προτεραιοποίηση των πελατών, επιτρέποντας στους υπαλλήλους να επικεντρωθούν στρατηγικά στους λογαριασμούς υψηλού κινδύνου και αυτοματοποιώντας τις υπενθυμίσεις για τους υπόλοιπους. Η προσέγγιση αυτή μειώνει δραστικά τον όγκο των ανεξόφλητων εισπρακτέων και προστατεύει την επιχείρηση από οικονομικές κυρώσεις (Kashinath et al., 2023).

4.2 Αυτόματη Ταξινόμηση Συναλλαγών και Τραπεζική Συμφωνία

Από τη σκοπιά της Επιστήμης των Υπολογιστών, ο διαχωρισμός και η αντιστοίχιση των τραπεζικών κινήσεων αποτελεί ένα απαιτητικό πρόβλημα Ταξινόμησης Σύντομου Κειμένου. Οι περιγραφές των τραπεζικών κινήσεων υφίστανται βίαιη περικοπή χαρακτήρων, περιέχουν ακρωνύμια και στερούνται συντακτικής δομής.

Για την αντιμετώπιση αυτής της πολυπλοκότητας, η σύγχρονη έρευνα επιστρατεύει τεχνικές Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP). Όπως αναλύουν οι González-González et al. (2022), τα λεκτικά χαρακτηριστικά που εξάγονται από το NLP (n-grams, TF-IDF) τροφοδοτούν ισχυρούς ταξινομητές, όπως Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM). Η εφαρμογή αυτών των τεχνικών έχει επεκταθεί στα πρότυπα ESG (Environmental, Social, and Governance). Στη μελέτη τους, το μοντέλο ταξινομεί αυτόματα τις συναλλαγές σε περιβαλλοντικές κατηγορίες (COICOP) για τον υπολογισμό του Βιομηχανικού Αποτυπώματος Άνθρακα. Ενσωματώνοντας τεχνικές ΧΑΙ - LIME, το σύστημα δικαιολογεί μαθηματικά ποια λέξη οδήγησε στην ταξινόμηση, λύνοντας το πρόβλημα του «μαύρου κουτιού» (González-González et al., 2022).

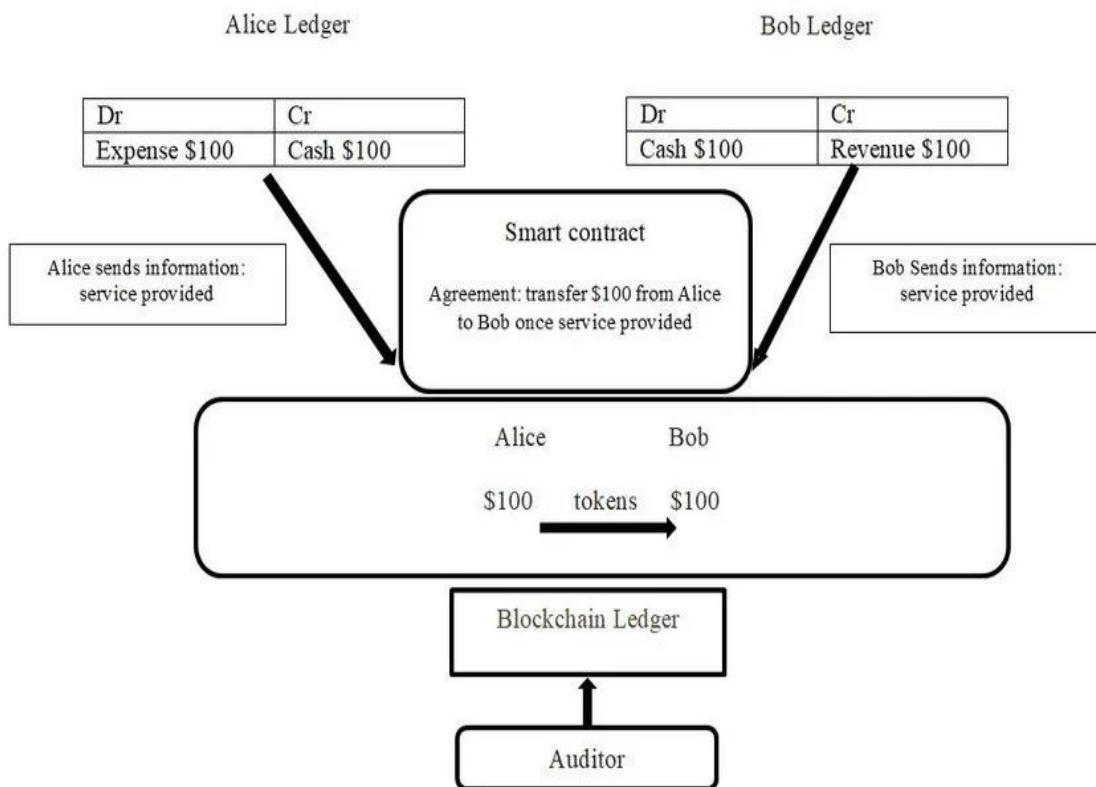
Για την επίλυση αντίστοιχων προβλημάτων ταξινόμησης σε τεράστιους όγκους τραπεζικών δεδομένων μικρομεσαίων επιχειρήσεων, απαιτούνται συχνά προηγμένες υβριδικές αρχιτεκτονικές. Οι Kotios et al. (2022) προτείνουν ένα ολοκληρωμένο σύστημα δύο διακριτών σταδίων. Για το πρώτο στάδιο της ταξινόμησης των συναλλαγών, το σύστημα δεν βασίζεται σε νευρωνικά δίκτυα, αλλά αναπτύσσει μια υβριδική προσέγγιση που συνδυάζει ευρετικούς κανόνες με τον ισχυρό αλγόριθμο δέντρων απόφασης CatBoost. Αφού ο CatBoost ταξινομήσει επιτυχώς τον θόρυβο των συναλλαγών στους σωστούς λογαριασμούς, τα παραγόμενα δομημένα δεδομένα μεταφέρονται στο δεύτερο στάδιο του συστήματος. Εκεί, αναλαμβάνει η Βαθιά Μάθηση: οι ερευνητές χρησιμοποιούν Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα, και συγκεκριμένα την αρχιτεκτονική DeepAR, αποκλειστικά για τη μοντελοποίηση των χρονοσειρών και την πρόβλεψη των μελλοντικών ταμειακών ροών της επιχείρησης (Kotios et al., 2022).

4.3 Εξυπνα Συμβόλαια και Διαεταιρική Συμφωνία

Ενώ η Τεχνητή Νοημοσύνη επιταχύνει την εσωτερική τήρηση βιβλίων, η αυτοματοποίηση των B2B συναλλαγών (μεταξύ πελάτη και προμηθευτή) αντιμετωπίζεται πλέον μέσω των Καταμεμημένων Καθολικών και του Blockchain.

Σύμφωνα με την ανασκόπηση των Han et al. (2023), το παραδοσιακό λογιστικό μοντέλο (διπλογραφικό) απαιτεί από κάθε επιχείρηση να διατηρεί το δικό της, απομονωμένο καθολικό. Όταν πραγματοποιείται μια διαεταιρική συναλλαγή, οι δύο πλευρές πρέπει να εκτελέσουν μια δαπανηρή και χρονοβόρα διαδικασία συμφωνίας υπολοίπων. Η ενσωμάτωση του Blockchain καταργεί αυτή τη μακροχρόνια τριβή, εισάγοντας την έννοια της *Λογιστικής Τριπλής Εγγραφής*.

Ο τεχνολογικός πυρήνας αυτής της μετάβασης βασίζεται στα Έξυπνα Συμβόλαια. Πρόκειται για αυτοεκτελούμενα τμήματα κώδικα που αποθηκεύονται στο Blockchain. Σε ένα διασυνδεδεμένο περιβάλλον, οι όροι της συναλλαγής (π.χ. τιμή, ποσότητα, ημερομηνία παράδοσης) προγραμματίζονται στο συμβόλαιο. Όταν τα προαπαιτούμενα δεδομένα επαληθευτούν (π.χ. επιβεβαιωθεί ψηφιακά η παραλαβή των αγαθών), το έξυπνο συμβόλαιο εκτελείται αυτόματα. Με μία και μόνο κίνηση, το σύστημα ενημερώνει ταυτόχρονα και συμμετρικά τα βιβλία και των δύο επιχειρήσεων μέσω του κοινού, κρυπτογραφημένου καθολικού.



Εικόνα 5: Αρχιτεκτονική Λογιστικής Τριπλής Εγγραφής

μέσω τεχνολογίας Blockchain (Distributed Ledger Technology) και Έξυπνων Συμβολαίων (Smart Contracts). Απεικονίζεται ο συγχρονισμός των παραδοσιακών διπλογραφικών εγγραφών των αντισυμβαλλόμενων (Alice & Bob T-accounts) με την κοινή, αμετάβλητη εγγραφή στο αποκεντρωμένο καθολικό, η οποία καθίσταται άμεσα προσβάσιμη για ελεγκτική πιστοποίηση. (Cai, C.W. (2021)

Όπως αναλύουν οι Thies et al. (2023), αυτή η αρχιτεκτονική, αν και βρίσκεται ακόμη σε πρώιμο, θεωρητικό στάδιο πρακτικής εφαρμογής, προσφέρει μια επαναστατική λύση απέναντι στην οικονομική απάτη και τη λογιστική χειραγώγηση (με αφορμή πρόσφατα εταιρικά σκάνδαλα όπως της Wirecard). Σε ένα περιβάλλον Τριπλογραφικής Λογιστικής, τα δεδομένα δεν χρειάζονται καν Τεχνητή Νοημοσύνη για να αναγνωστούν, καθώς γεννιούνται εξ αρχής δομημένα και αμετάβλητα. Αυτό διασφαλίζει την Μοναδική Πηγή Αλήθειας, καθιστώντας τις συναλλαγές εγγενώς αξιόπιστες και ελαχιστοποιώντας τον χρόνο ελεγκτικής επαλήθευσης (Han et al., 2023; Thies et al., 2023).

4.4 Εφαρμογές σε Σύγχρονα Πληροφοριακά Περιβάλλοντα (ERP Νέφους & API υλοποιήσεις)

Η ανάπτυξη ισχυρών μοντέλων Μηχανικής Μάθησης σε εργαστηριακό περιβάλλον αποτελεί μόνο το πρώτο βήμα. Για να αποκτήσουν πρακτική αξία, οι αλγόριθμοι αυτοί πρέπει να διασυνδεθούν με τα κεντρικά ERPs των επιχειρήσεων.

Η ενσωμάτωση προηγμένης νοημοσύνης στα παραδοσιακά λογιστικά προγράμματα αποτελεί πρόκληση Μηχανικής Λογισμικού. Όπως αναλύει ο Sarferaz (2025), τα παραδοσιακά ERP βασίζονται σε αυστηρά ντετερμινιστική, Μονολιθική Αρχιτεκτονική. Η προσπάθεια απευθείας ενσωμάτωσης βαριών νευρωνικών δικτύων στον πυρήνα τους θα προκαλούσε ανυπερβλήτα προβλήματα απόδοσης. Η λύση που προκρίνεται είναι η δημιουργία ενός επιπέδου ενσωμάτωσης. Σύμφωνα με τους Habib et al. (2024), η αναβάθμιση απαιτεί τη μετάβαση σε Μικροϋπηρεσιακή Αρχιτεκτονική. Ο διαχωρισμός του συστήματος σε ανεξάρτητες υπηρεσίες προσφέρει την τεχνολογική ευελιξία για ασφαλή διασύνδεση.

Στην πράξη: τα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης φιλοξενούνται ως ανεξάρτητες υπηρεσίες στο Υπολογιστικό Νέφος (Machine Learning as a Service). Όταν ένα ψηφιοποιημένο παραστατικό εισάγεται στο ERP Νέφους, το σύστημα πραγματοποιεί μια κλήση μέσω APIs προς τον διακομιστή τεχνητής νοημοσύνης. Το μοντέλο επεξεργάζεται το έγγραφο και επιστρέφει άμεσα τα δομημένα λογιστικά δεδομένα. Αυτή η ασύγχρονη προσέγγιση επιτρέπει στα λογισμικά να ενσωματώνουν νοημοσύνη, διατηρώντας ανέπαφη την ακεραιότητα του βασικού λογιστικού τους κώδικα (Habib et al., 2024; Sarferaz, 2025)

4.5 Εφαρμογές σε Σύγχρονα Πληροφοριακά Περιβάλλοντα (Αξιολόγηση Μοντέλων)

Η θεωρητική υπεροχή των ευφυών συστημάτων έναντι των παραδοσιακών μεθόδων επιβεβαιώνεται απόλυτα όταν τα μοντέλα αξιολογούνται σε ποσοτικό επίπεδο. Στην Επιστήμη των Υπολογιστών, η σύγκριση των αλγοριθμικών αρχιτεκτονικών πραγματοποιείται με τη χρήση αυστηρών στατιστικών μετρικών, με κυριότερες την Ορθότητα (Accuracy), την Ακρίβεια (Precision), την Ανάκληση (Recall) και το αρμονικό τους μέσο, F1-Score.

Απόδοση στην Εξαγωγή Δεδομένων από Τιμολόγια

Στο πρόβλημα της ψηφιοποίησης παραστατικών, η βασική μετρική είναι η ικανότητα του συστήματος να εξαγάγει σωστά την πληροφορία (π.χ. ΑΦΜ, Ημερομηνία, Ποσό) σε σχέση με την ποικιλομορφία των εγγράφων. Σύμφωνα με τη βιβλιογραφία (Saout et al., 2024), η απόδοση των συστημάτων διαμορφώνεται ως εξής:

Μεθοδολογία (Αρχιτεκτονική)	Ορθότητα (Seen)	Ορθότητα (Unseen)	Ικανότητα Γενίκευσης
Συστήματα Βασισμένα σε Κανόνες	Εξαιρετικά Υψηλή (>95%)	Πολύ Χαμηλή (< 50%)	Άκαμπτη
Υβριδικά Μοντέλα (OCR + CNNs)	Υψηλή (>92%)	Μέτρια (75 - 80%)	Ικανοποιητική
Πολυτροπικά Μοντέλα (BERT, LayoutLLM)	Πολύ Υψηλή (> 95%)	Πολύ Υψηλή (> 90%)	Εξαιρετική

Πίνακας 2: Απόδοση στην Εξαγωγή Δεδομένων από Τιμολόγια

Όπως καθίσταται σαφές από τη βιβλιογραφία (Saout et al., 2024), ενώ τα παραδοσιακά συστήματα λειτουργούν άψογα σε προ-προγραμματισμένα πρότυπα, καταρρέουν όταν η επιχείρηση λαμβάνει ένα τιμολόγιο από άγνωστο προμηθευτή. Αντιθέτως, τα Πολυτροπικά Μοντέλα Βαθιάς Μάθησης επιδεικνύουν εξαιρετική ικανότητα γενίκευσης, διατηρώντας ποσοστά άνω του 90% σε άγνωστα έγγραφα (Zero-shot performance).

Συμπερασματικά, η μετάβαση από το συμβατικό, βασισμένο σε κανόνες λογισμικό στην Ευφυή Αυτοματοποίηση (AI + APIs) δεν αποτελεί απλώς μια θεωρητική αναβάθμιση, αλλά μια αποδεδειγμένη, μετρήσιμη επανάσταση που εγγυάται ταχύτητα, ακρίβεια και ανθεκτικότητα στο σύγχρονο λογιστικό περιβάλλον.

4.6 Ηθικές Προεκτάσεις, Αλγοριθμική Μεροληψία και Ελεγκτική Διακυβέρνηση

Παρά την αδιαμφισβήτητη υπολογιστική τους υπεροχή και τα εντυπωσιακά ποσοστά ορθότητας, η πλήρης ενσωμάτωση των ευφυών συστημάτων στην τήρηση βιβλίων και τον έλεγχο δεν αποτελεί απλώς ένα τεχνολογικό επίτευγμα. Αντιθέτως, εγείρει πρωτοφανείς ηθικές προκλήσεις και ζητήματα κανονιστικής διακυβέρνησης. Όπως αναλύουν διεξοδικά οι Munoko et al. (2020) στην έρευνά τους γύρω από τις ηθικές προεκτάσεις της ΤΝ στην ελεγκτική, η τυφλή υιοθέτηση αυτών των τεχνολογιών από τις επιχειρήσεις και τις μεγάλες ελεγκτικές εταιρείες εγκυμονεί σοβαρούς συστημικούς κινδύνους.

Ο πρώτος και πλέον κρίσιμος κίνδυνος, από τη σκοπιά της Επιστήμης των Δεδομένων, είναι η Αλγοριθμική Μεροληψία. Τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης εκπαιδεύονται αντλώντας μοτίβα από τεράστια σύνολα ιστορικών δεδομένων του ERP. Εάν οι προηγούμενες ανθρώπινες αποφάσεις εμπεριείχαν μεροληψία (π.χ. συστηματική καθυστέρηση πληρωμών προς συγκεκριμένους, μικρότερους προμηθευτές ή ευνοϊκή μεταχείριση συγκεκριμένων πελατών στον έλεγχο πιστώσεων), ο αλγόριθμος δεν θα διορθώσει το σφάλμα. Αντιθέτως, θα το κωδικοποιήσει ως “βέλτιστη πρακτική” και θα το αναπαράγει μαζικά και αυτοματοποιημένα. Όπως επισημαίνουν οι συγγραφείς, αυτό υπονομεύει την αντικειμενικότητα που αποτελεί τον θεμέλιο λίθο του λογιστικού επαγγέλματος (Munoko et al., 2020).

Μια δεύτερη, εξίσου σημαντική πρόκληση είναι ο Εφησυχασμός της Αυτοματοποίησης. Όταν ένα σύστημα Τεχνητής Νοημοσύνης (όπως ένα μοντέλο LLM) επιδεικνύει σταθερά ποσοστά ορθότητας άνω του 95%, ο άνθρωπος-λογιστής (HITL) τείνει να αναπτύσσει μια υπερβολική και αδικαιολόγητη εμπιστοσύνη προς τη μηχανή. Οι Munoko et al. (2020) προειδοποιούν ότι αυτό το ψυχολογικό φαινόμενο οδηγεί τους ελεγκτές στο να εγκρίνουν μηχανικά τις προτεινόμενες λογιστικές εγγραφές, αναστέλλοντας την κριτική τους σκέψη και αγνοώντας τα προειδοποιητικά σήματα σε περιπτώσεις που ο αλγόριθμος κάνει λάθος.

Τέλος, η πλήρης αυτοματοποίηση της τήρησης βιβλίων δημιουργεί ένα δυσεπίλυτο νομικό και ελεγκτικό κενό, το οποίο στη βιβλιογραφία αναφέρεται ως Χάσμα Ευθύνης. Όταν ένα αυτόνομο σύστημα RPA, καθοδηγούμενο από ένα νευρωνικό δίκτυο, προκαλέσει μια ουσιώδη ανακρίβεια στις οικονομικές καταστάσεις της εταιρείας (για παράδειγμα, ταξινομώντας λανθασμένα ένα έξοδο πολλών εκατομμυρίων λόγω ενός σφάλματος στο μοντέλο) το ερώτημα της λογοδοσίας παραμένει μετέωρο. Φέρει την ευθύνη ο λογιστής που δεν το πρόσεξε, ο προγραμματιστής που εκπαιδευσε το μοντέλο, ή η διοίκηση που επέλεξε το λογισμικό;

Συμπερασματικά, όπως καταλήγουν οι Munoko et al. (2020), η μετάβαση στην Ευφυή Αυτοματοποίηση δεν μπορεί να είναι αποκλειστικά τεχνοκεντρική. Για την ασφαλή ανάπτυξη αυτών των συστημάτων, απαιτείται η θέσπιση αυστηρών πλαισίων Ελεγκτικής Διακυβέρνησης του ΑΙ. Τα πλαίσια αυτά πρέπει να επιβάλλουν τη συνεχή αξιολόγηση των αλγορίθμων για μεροληψία, την υποχρεωτική χρήση ΧΑΙ για την τεκμηρίωση των αποφάσεων, και τη διατήρηση του ανθρώπινου παράγοντα ως του τελικού, αναντικατάστατου εγγυητή της ηθικής και νομικής ακεραιότητας των οικονομικών καταστάσεων.

5 Οφέλη, Προκλήσεις και Περιορισμοί των Ευφυών Συστημάτων στην Τήρηση Βιβλίων

Η ενσωμάτωση ευφυών αλγορίθμων και αρχιτεκτονικών Βαθιάς Μάθησης στα συστήματα ERP, όπως αναλύθηκε στα προηγούμενα κεφάλαια, αποδεδειγμένα βελτιστοποιεί την ακρίβεια και την ταχύτητα του λογιστικού κύκλου. Ωστόσο, η μετάβαση από το ελεγχόμενο, πειραματικό περιβάλλον στην πλήρη βιομηχανική εφαρμογή αναδεικνύει σημαντικούς περιορισμούς. Το παρόν κεφάλαιο εμβαθύνει στις δομικές προκλήσεις της Μηχανικής Μάθησης, εξετάζοντας κριτικά την ποιότητα των δεδομένων, τους αρχιτεκτονικούς περιορισμούς των νευρωνικών δικτύων, την αλγοριθμική μεροληψία, την ερμηνευσιμότητα των αποφάσεων (XAI), καθώς και τα ζητήματα ασφάλειας σε οικοσυστήματα Νέφους. Τέλος, σκιαγραφούνται οι μελλοντικές ερευνητικές κατευθύνσεις προς τα πλήρως Αυτόνομα Οικονομικά Συστήματα.

5.1 Το Πρόβλημα της Ποιότητας Δεδομένων και η Αλγοριθμική Μεροληψία

Το θεμελιώδες αξίωμα της Επιστήμης των Υπολογιστών «Σκουπίδια Μέσα, Σκουπίδια Έξω» λαμβάνει κρίσιμες διαστάσεις κατά την εκπαίδευση ευφυών λογιστικών συστημάτων. Σε αντίθεση με τα παραδοσιακά συστήματα κανόνων, τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης εξαρτώνται απόλυτα από την ποιότητα του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης. Εάν τα ιστορικά λογιστικά δεδομένα περιέχουν ελλειπείς εγγραφές, τυπογραφικά λάθη στο OCR, ή ασυνεπείς ταξινομήσεις εξόδων από προηγούμενους λογιστές, το νευρωνικό δίκτυο θα συστηματοποιήσει αυτές τις αστοχίες. Σύμφωνα με την έρευνα των Kennedy, et al. (2021), ο μεγαλύτερος κίνδυνος σε τέτοια εξαιρετικά μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων προέρχεται από τον λεγόμενο «Αρνητικό Θόρυβο Κλάσης». Στο λογιστικό πλαίσιο, αυτό συμβαίνει όταν ένα πραγματικό σφάλμα ή μια δόλια συναλλαγή (η «θετική/σπάνια» κλάση) είχε καταχωρηθεί λανθασμένα στο παρελθόν ως «κανονική» (αρνητική κλάση). Αυτός ο συγκεκριμένος τύπος θορύβου αλλοιώνει αισθητά τα όρια απόφασης των αλγορίθμων, αναγκάζοντας πρακτικά το μοντέλο να «μάθει» να αγνοεί τα μελλοντικά σφάλματα (Kennedy et al., 2021).

Πέραν των τυχαίων λαθών, τεράστια ακαδημαϊκή ανησυχία προκαλεί το φαινόμενο της Αλγοριθμικής Μεροληψίας, το οποίο συνδέεται άμεσα με τη μη ισορροπημένη εκπροσώπηση κλάσεων. Όπως επισημαίνουν οι Altalhan et al. (2025) στην ανασκόπησή τους στο IEEE Access, όταν ένα αλγοριθμικό σύστημα εκπαιδεύεται σε μη ισορροπημένα δεδομένα (π.χ. χιλιάδες παραστατικά από λίγους, μεγάλους προμηθευτές και ελάχιστα από μικρούς), τείνει να βελτιστοποιεί τη συνολική του ορθότητα ευνοώντας συντριπτικά την πλειοψηφική κλάση. Ως αποτέλεσμα, το σύστημα αναπτύσσει στατιστική προκατάληψη: όταν έρχεται αντιμέτωπο με ένα ασυνήθιστο ή σπάνιο τιμολόγιο (τη μειοψηφική/θετική κλάση), έχει την τάση να το κατατάσσει λανθασμένα ως μια συνηθισμένη συναλλαγή. Αυτό το φαινόμενο παράγει επικίνδυνα Ψευδώς Αρνητικά αποτελέσματα, τα οποία στην τήρηση βιβλίων μεταφράζονται σε κρίσιμα, μη εντοπισμένα λογιστικά και φορολογικά λάθη (Altalhan et al., 2025).

Για την αντιμετώπιση αυτής της υπολογιστικής αδυναμίας και τη δραστική μείωση των Ψευδώς Αρνητικών, η σύγχρονη ερευνητική κοινότητα προκρίνει μια θεμελιώδη αρχιτεκτονική στροφή. Σύμφωνα με τους Kumar et al. (2024), απαιτείται η μετάβαση από τη Μοντελοκεντρική στη Δεδομενοκεντρική Τεχνητή Νοημοσύνη. Η έμφαση μετατοπίζεται από τη συνεχή παραμετροποίηση του κώδικα, στη συστηματική μηχανική των ίδιων των δεδομένων πριν την εκπαίδευση. Όπως αναλύεται στη μελέτη τους, καθίσταται επιβεβλημένη η χρήση τεχνικών προεπεξεργασίας για τον εντοπισμό και την αφαίρεση του αρνητικού θορύβου κλάσης, καθώς και η χρήση μεθόδων συνθετικής υπερδεδειγματοληψίας (όπως ο αλγόριθμος SMOTE) για την τεχνητή ενίσχυση των σπάνιων εγγραφών, θωρακίζοντας την ακεραιότητα του συστήματος από τη ρίζα του (Kumar et al., 2024;

Kennedy et al., 2021).

5.2 Αρχιτεκτονικοί Περιορισμοί των Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων (CNNs & Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα)

Παρά την επιτυχημένη εφαρμογή τους στην εξαγωγή και ταξινόμηση λογιστικών δεδομένων, τα Βαθιά Νευρωνικά Δίκτυα φέρουν εγγενείς αρχιτεκτονικούς περιορισμούς που δυσχεραίνουν την καθολική τους υιοθέτηση στα ERPs. Το πρώτο κρίσιμο εμπόδιο είναι η αποκαλούμενη Λαιμαργία Δεδομένων. Όπως τονίζουν οι Saout et al. (2024), τα CNNs, προκειμένου να μάθουν να αναγνωρίζουν με ακρίβεια την οπτική διάταξη πολύπλοκων τιμολογίων, απαιτούν δεκάδες χιλιάδες χειροκίνητα επισημειωμένα (annotated) έγγραφα κατά τη φάση της εκπαίδευσης. Η δημιουργία ενός τέτοιου συνόλου δεδομένων είναι εξαιρετικά δαπανηρή. Επιπλέον, τα CNNs πάσχουν συχνά από Καταστροφική Λήθη: όταν το μοντέλο επανεκπαιδεύεται για να αναγνωρίσει τη μορφοποίηση ενός νέου προμηθευτή, τείνει να υποβαθμίζει αισθητά την ικανότητά του να αναγνωρίζει τους παλιούς.

Αντίστοιχα, τα Αναδρομικά Νευρωνικά Δίκτυα και οι παραλλαγές τους (όπως τα LSTMs), τα οποία χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη ταμειακών ροών (Kotios et al., 2022), αντιμετωπίζουν σοβαρούς περιορισμούς κλιμάκωσης. Λόγω της σειριακής φύσης της αρχιτεκτονικής τους (επεξεργάζονται τα δεδομένα βήμα-βήμα), αδυνατούν να εκμεταλλευτούν πλήρως την παράλληλη επεξεργασία των σύγχρονων καρτών γραφικών (GPUs). Σε πρακτικό επίπεδο, όταν καλούνται να αναλύσουν τεράστια ιστορικά καθολικά με εκατομμύρια συναλλαγές, τα RNNs πάσχουν από το πρόβλημα της Εξαφάνισης της Κλίσης, χάνοντας την ικανότητα να εντοπίζουν μακροπρόθεσμες συσχετίσεις μεταξύ απομακρυσμένων οικονομικών γεγονότων. Αυτοί οι αρχιτεκτονικοί περιορισμοί αποτελούν και τον κύριο λόγο που η βιομηχανία μετατοπίζεται ραγδαία προς τα μοντέλα Μετασχηματιστών, τα οποία παραλληλοποιούν τους υπολογισμούς.

5.3 Ερμηνευσιμότητα και Εμπιστοσύνη ΧΑΙ

Η μετάβαση από τα συμβατικά, βασισμένα σε κανόνες λογισμικά, στις προηγμένες αρχιτεκτονικές Βαθιάς Μάθησης και στα μοντέλα συνόλου (π.χ. XGBoost, Random Forests) εισάγει ένα κρίσιμο εμπόδιο για την ελεγκτική και τη χρηματοοικονομική: το πρόβλημα του Μαύρου Κουτιού. Όπως τονίζουν οι Černevičienė και Kabašinskas (2024), ενώ αυτά τα πολύπλοκα μοντέλα επιτυγχάνουν κορυφαία ακρίβεια στον εντοπισμό λογιστικών λαθών ή απάτης, η αδυναμία τους να αιτιολογήσουν πώς ακριβώς κατέληξαν στο αποτέλεσμα καθιστά την εφαρμογή τους προβληματική. Στη λογιστική, η απλή παραγωγή μιας σωστής ταξινόμησης δεν αρκεί. Απαιτείται πλήρης ιχνηλασιμότητα και αυστηρή συμμόρφωση με κανονιστικά πλαίσια, τα οποία επιβάλλουν νομικά το «δικαίωμα στην εξήγηση» για κάθε αυτοματοποιημένη απόφαση που επηρεάζει μια επιχείρηση (Černevičienė & Kabašinskas, 2024).

Για να γεφυρωθεί το χάσμα μεταξύ της υψηλής προγνωστικής ισχύος και της ανάγκης για διαφάνεια, η έρευνα στρέφεται στην ΧΑΙ. Σύμφωνα με τη μελέτη των Schneider και Brühl (2023) πάνω στον εντοπισμό λογιστικής απάτης, η λύση δεν είναι η επιστροφή σε απλούστερους αλγορίθμους, αλλά η δυναμική ενσωμάτωση μηχανισμών ερμηνευσιμότητας εκ των υστέρων πάνω στα ήδη εκπαιδευμένα μοντέλα. Δύο από τις πλέον καθιερωμένες προσεγγίσεις σε αυτόν τον τομέα είναι το LIME και οι τιμές SHAP.

Όπως αναλύουν οι Acharya et al. (2024), η χρήση των τιμών SHAP βασίζεται στη Συνεργατική Θεωρία Παιγνίων για να υπολογίσει την ακριβή μαθηματική συνεισφορά κάθε μεταβλητής στο τελικό αποτέλεσμα. Παρότι η εφαρμογή τους εξετάζεται συχνά σε τραπεζικά μοντέλα εγκρίσεων, η ίδια μαθηματική λογική μπορεί να μεταφερθεί αυτούσια στο λογιστικό πεδίο. Σε

ένα έξυπνο ERP, για παράδειγμα, η χρήση του SHAP επιτρέπει την αποδόμηση μιας απόφασης: εάν ένα τιμολόγιο επισημανθεί ως ύποπτο, το σύστημα μπορεί να εξηγήσει ότι η απόφαση ελήφθη επειδή «το καθαρό ποσό απόκλινε κατά 30% από τον ιστορικό μέσο όρο του προμηθευτή» ή επειδή «ο χρόνος καταχώρησης ήταν εκτός ωραρίου». Αυτή η αλγοριθμική αιτιολόγηση εξαλείφει τις «γκρίζες ζώνες» και μετατρέπει την Τεχνητή Νοημοσύνη από έναν αδιαφανή κριτή σε έναν ερμηνεύσιμο σύμβουλο για τον ορκωτό ελεγκτή (Acharya et al., 2024; Černevičienė & Kabašinskas, 2024).

5.4 Ασφάλεια Δεδομένων και Κανονιστική Συμμόρφωση σε Υποδομές Νέφους

Η μετάβαση από τοπικές εγκαταστάσεις σε αρχιτεκτονικές Νέφους εισάγει κρίσιμες προκλήσεις κυβερνοασφάλειας για τα λογιστικά οικοσυστήματα. Στη σύγχρονη βιβλιογραφία, η χρήση μικροϋπηρεσιών για την επικοινωνία μεταξύ του ERP και των μοντέλων AI αναγνωρίζεται ως πηγή νέων ευπαθειών, καθώς καταργεί τα παραδοσιακά, περικλειστά όρια εμπιστοσύνης του δικτύου. Όπως αναλύεται στην έρευνα των Che και Sheng (2023) για την ασφάλεια των δικτύων Νέφους, η στρατηγική αντιμετώπισης απαιτεί την εγκατάλειψη της προεπιλεγμένης εμπιστοσύνης και τη μετάβαση σε Αρχιτεκτονικές Μηδενικής Εμπιστοσύνης.

Σε αυτό το σενάριο, το σύστημα λειτουργεί με το αξίωμα “ποτέ μην εμπιστεύεσαι, πάντα να επαληθεύεις”, ελέγχοντας δυναμικά κάθε κλήση API και ελαχιστοποιώντας την επιφάνεια επίθεσης κατά τη μεταφορά ευαίσθητων οικονομικών δεδομένων (Che & Sheng, 2023).

Παράλληλα, για την προστασία των δεδομένων κατά την ίδια την επεξεργασία τους από τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης, η κοινότητα στρέφεται στην Πλήρως Ομομορφική Κρυπτογράφηση. Σύμφωνα με τη μελέτη των Kim et al. (2024), η τεχνολογία FHE επιτρέπει στους αλγόριθμους να εκτελούν μαθηματικούς υπολογισμούς απευθείας πάνω σε κρυπτογραφημένα δεδομένα, χωρίς ποτέ να τα αποκρυπτογραφούν στον Διακομιστή Νέφους.

Ωστόσο, οι ερευνητές επισημαίνουν ότι η εφαρμογή της FHE εισάγει σημαντική λειτουργική καθυστέρηση λόγω του τεράστιου υπολογιστικού φόρτου. Αυτό καθιστά επιβεβλημένη την ανάπτυξη εξειδικευμένων μεταγλωττιστών που βελτιστοποιούν την κατανομή των υπολογιστικών πόρων μεταξύ των τοπικών συστημάτων και του Νέφους, ώστε να διασφαλίζεται η ιδιωτικότητα χωρίς να καταρρέει η ταχύτητα του λογιστηρίου (Kim et al., 2024).

5.5 Υπολογιστικό Κόστος και Πολυπλοκότητα Ενσωμάτωσης

Η υιοθέτηση προηγμένων μοντέλων (όπως τα LLMs) για την αυτοματοποίηση της λογιστικής, αν και εξαιρετικά ακριβής, συνοδεύεται από δυσανάλογα υψηλό υπολογιστικό και οικονομικό κόστος. Σύμφωνα με την ανάλυση των Liagkou et al. (2024) για την παροχή Μοντέλων ως Υπηρεσία, η συνεχής κλήση εξωτερικών APIs για την επεξεργασία χιλιάδων παραστατικών συσσωρεύει σημαντικά έξοδα ανά λογιστική μονάδα λέξης και εισάγει καθυστερήσεις δικτύου, δημιουργώντας συμφόρηση στις λογιστικές ροές πραγματικού χρόνου.

Πέραν του άμεσου κόστους εκτέλεσης, τεράστια πρόκληση αποτελεί η συντήρηση των μοντέλων στην παραγωγή, η οποία απαιτεί αυστηρά πλαίσια Λειτουργιών Μηχανικής Μάθησης (MLOps). Όπως εξηγείται στην Συστηματική Ανασκόπηση των Woźniak et al. (2025), τα μοντέλα μηχανικής μάθησης πάσχουν αναπόφευκτα από το φαινόμενο της Ολίσθησης Δεδομένων.

Στη λογιστική, αυτό εμφανίζεται όταν αλλάζουν οι μορφοποιήσεις των τιμολογίων στην αγορά, τροποποιείται η φορολογική νομοθεσία ή αλλάζει η συμπεριφορά των προμηθευτών, με αποτέλεσμα οι στατιστικές ιδιότητες των νέων εγγραφών να αποκλίνουν από τα αρχικά δεδομένα εκπαίδευσης. Η αρχιτεκτονική αντιμετώπιση αυτού του χάσματος προϋποθέτει τη δημιουργία εργαλείων συνεχούς παρακολούθησης και αυτόματης επανεκπαίδευσης, μια διαδικασία που αυξάνει το λειτουργικό κόστος (Woźniak et al., 2025). Συνεπώς, η ενσωμάτωση του AI στα ERPs αποτελεί μια κρίσιμη άσκηση ισορροπίας μεταξύ της διατήρησης υψηλής προγνωστικής ορθότητας και της συγκράτησης των οικονομικών και υπολογιστικών πόρων μιας επιχείρησης.

5.6 Το Πρόβλημα των Παραγωγικών Ψευδαισθήσεων και η Αρχιτεκτονική RAG

Η ραγδαία υιοθέτηση των LLMs στην ανάλυση οικονομικών δεδομένων και την εξαγωγή πληροφορίας εισάγει έναν από τους πλέον κρίσιμους κινδύνους στην τεχνητή νοημοσύνη: τις Παραγωγικές Ψευδαισθήσεις. Επειδή τα LLMs είναι στοχαστικές μηχανές παραγωγής κειμένου που βασίζονται σε στατιστικές πιθανότητες, τείνουν να παράγουν απαντήσεις που είναι γλωσσικά αληθοφανείς αλλά πραγματολογικά εσφαλμένες. Στο αυστηρό περιβάλλον της λογιστικής, μια ψευδαίσθηση όπως η “εφεύρεση” ενός ανύπαρκτου φορολογικού κωδικού ή η αλλοίωση ενός ποσού, μπορεί να έχει καταστροφικές κανονιστικές συνέπειες.

Όπως τεκμηριώνουν οι Iaroshev et al. (2024) στην έρευνά τους πάνω στην ανάλυση χρηματοοικονομικών αναφορών, ο κίνδυνος αυτός μεγιστοποιείται όταν τα μοντέλα καλούνται να επεξεργαστούν εσωτερικά εταιρικά δεδομένα που δεν υπήρχαν στο αρχικό, δημόσιο σύνολο εκπαίδευσής τους. Για την επίλυση αυτού του δομικού προβλήματος, η Επιστήμη των Υπολογιστών εφαρμόζει την προηγμένη αρχιτεκτονική της Παραγωγής Ενισχυμένης από Ανάκτηση (RAG).

Όπως αναλύουν οι Ayala και Bechard (2024), η μέθοδος RAG αποτρέπει το μοντέλο από το να βασίζεται αποκλειστικά στην εσωτερική, παραμετρική του μνήμη. Αντιθέτως, το αναγκάζει, πριν ταξινομήσει ένα έγγραφο ή εξάγει δομημένα δεδομένα, να ανακτήσει πρώτα τα σχετικά, επιβεβαιωμένα έγγραφα από τη διανυσματική βάση δεδομένων της επιχείρησης. Με αυτόν τον τρόπο, το σύστημα γειώνει την απάντησή του αποκλειστικά πάνω στα ανακτημένα, πραγματικά δεδομένα, μειώνοντας το ποσοστό των λογιστικών ψευδαισθήσεων και καθιστώντας τα LLMs ελεγκτικά ασφαλή (Ayala & Bechard, 2024; Iaroshev et al., 2024).

5.7 Διαλειτουργικότητα Δεδομένων και Οντολογίες XBRL

Ακόμη και αν ένα ευφυές σύστημα εξάγει και ταξινομεί τέλεια τα δεδομένα ενός παραστατικού στο εσωτερικό του ERP, ανακύπτει το πρόβλημα της Σημασιολογικής Διαλειτουργικότητας. Τα αυτοματοποιημένα δεδομένα πρέπει να μπορούν να «διαβαστούν» και να ελεγχθούν ψηφιακά όχι μόνο από την ίδια την εταιρεία, αλλά και από εξωτερικά τραπεζικά συστήματα, ελεγκτικές αρχές και επενδυτές, χωρίς να χάνεται ή να παρερμηνεύεται το λογιστικό τους νόημα.

Η γέφυρα μεταξύ της αδόμητης εξόδου της Τεχνητής Νοημοσύνης και της παγκόσμιας χρηματοοικονομικής γλώσσας επιτυγχάνεται μέσω της Ψηφιακής Γνωστοποίησης και, ειδικότερα, του διεθνούς προτύπου eXtensible Business Reporting Language (XBRL). Σύμφωνα με την πρόσφατη μελέτη των N. et al. (2024), η υιοθέτηση συστημάτων ψηφιακής γνωστοποίησης λειτουργεί ως ο κρίσιμος διαμεσολαβητής που επιτρέπει στην Τεχνητή Νοημοσύνη να αναβαθμίσει κατακόρυφα την ποιότητα και την αξιοπιστία των οικονομικών πληροφοριών. Σε πρακτικό, υπολογιστικό επίπεδο, το XBRL λειτουργεί ως μια παγκόσμια

ψηφιακή οντολογία, όπου κάθε λογιστικός όρος (π.χ. “Καθαρά Έσοδα” ή “Φόρος Προστιθέμενης Αξίας”) αντιστοιχίζεται σε μια αυστηρά ορισμένη μηχαναγνώσιμη ετικέτα .

Η σύγχρονη υπολογιστική έρευνα επικεντρώνεται στην απευθείας διασύνδεση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με τις ταξινομίες του XBRL. Όταν το νευρωνικό δίκτυο εξάγει μια πληροφορία από ένα τιμολόγιο, δεν την αποθηκεύει ως απλό κείμενο στη βάση δεδομένων, αλλά την ενθυλακώνει αυτόματα με την αντίστοιχη ετικέτα XBRL. Αυτή η οργανική σύγκλιση Τεχνητής Νοημοσύνης, Λογιστικής Νέφους και προτύπων ψηφιακής γνωστοποίησης διασφαλίζει ότι τα αυτοματοποιημένα οικονομικά δεδομένα είναι ενοποιημένα, απολύτως συγκρίσιμα και άμεσα ελέγξιμα από οποιαδήποτε ρυθμιστική αρχή παγκοσμίως, εξαλείφοντας οριστικά τα απομονωμένα σιλό δεδομένων των επιχειρήσεων (N. et al., 2024).

5.8 Τάσεις και Μελλοντικές Κατευθύνσεις: Προς τα Αυτόνομα Οικονομικά Συστήματα

Η εξέλιξη της λογιστικής τεχνολογίας μεταβαίνει ραγδαία από την απομονωμένη αυτοματοποίηση εργασιών στην Υπεραυτοματοποίηση και τα Αυτόνομα Συστήματα. Μέχρι πρότινος, τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης λειτουργούσαν ως «παθητικοί αναλυτές» (oracles), αναμένοντας την εντολή ενός ανθρώπου για να ταξινομήσουν ένα τιμολόγιο. Όπως αναλύουν οι Wang et al. (2024) στην ανασκόπησή τους για τα Αυτόνομα Συστήματα, η αιχμή της έρευνας εντοπίζεται πλέον στους Ευφυείς Πράκτορες. Τα συστήματα αυτά διαθέτουν εσωτερικούς μηχανισμούς μνήμης, σχεδιασμού και χρήσης εξωτερικών εργαλείων, επιτρέποντάς τους να αναλύουν ένα πολύπλοκο πρόβλημα, να το διασπούν σε επιμέρους βήματα και να εκτελούν ενέργειες χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση. Στο πλαίσιο των σύγχρονων πληροφοριακών συστημάτων, αυτή η θεωρία μετουσιώνεται μέσω των Πολυπρακτορικών Συστημάτων.

Σύμφωνα με τον Sarferaz (2025), η απευθείας ενσωμάτωση του Agentic AI στα συστήματα ERP δεν στοχεύει στη δημιουργία ενός “παντογνώστη” αλγορίθμου, αλλά στην ανάπτυξη εξειδικευμένων μικρο-πρακτόρων που συνεργάζονται μεταξύ τους. Σε ένα μελλοντικό λογιστήριο, ένας Πράκτορας Φορολογίας, εκπαιδευμένος αποκλειστικά στους νόμους του κράτους, θα διαπραγματεύεται σε πραγματικό χρόνο με έναν Πράκτορα Προμηθειών και έναν Πράκτορα Ταμειακών Ροών. Όταν λαμβάνεται ένα τιμολόγιο, οι πράκτορες αυτοί θα αλληλεπιδρούν αυτόνομα μέσω του ERP, θα ελέγχουν τη νομιμότητά του, θα επιβεβαιώνουν το υπόλοιπο της τράπεζας και, εφόσον πληρούνται οι συνθήκες, θα εκδίδουν οι ίδιοι την εντολή πληρωμής (Sarferaz, 2025; Wang et al., 2024).

Ο τελικός ορίζοντας αυτής της τεχνολογικής σύγκλισης είναι η Λογιστική Μηδενικής Επαφής και ο Συνεχής Έλεγχος. Σε ένα τέτοιο οικοσύστημα, η έννοια του παραδοσιακού κλεισίματος μήνα καταργείται, καθώς οι ευφυείς πράκτορες θα ελέγχουν, θα συμφωνούν και θα καταχωρούν τις συναλλαγές σε συνεχή, πραγματικό χρόνο. Ενώ οι τεχνικές προκλήσεις όπως η ασφάλεια Zero Trust και η ολίσθηση δεδομένων που εξετάστηκαν προηγουμένως παραμένουν ισχυρές, η μετάβαση προς τον πλήρη αλγοριθμικό αυτοματισμό θεωρείται η πλέον βέβαιη ακαδημαϊκή και βιομηχανική κατεύθυνση, μετασχηματίζοντας τον ρόλο του ανθρώπου από εκτελεστή καταχωρήσεων σε στρατηγικό επόπτη (HITL) των ευφυών πρακτόρων.

6 Εμβάθυνση στα Αλγοριθμικά Μοντέλα Εξαγωγής Πληροφορίας (Μηχανική Όραση & AI Εγγράφων)

Στα προηγούμενα κεφάλαια αναλύθηκε η αρχιτεκτονική ενσωμάτωσης των ευφύων συστημάτων σε περιβάλλοντα ERP και οι στρατηγικές αντιμετώπισης του λειτουργικού κινδύνου. Ωστόσο, το θεμελιώδες αλγοριθμικό πρόβλημα στην αυτοματοποιημένη λογιστική έγκειται στο αρχικό στάδιο της ψηφιοποίησης: την κατανόηση των παραστατικών. Τα σύγχρονα τιμολόγια δεν είναι απλά κείμενα, αλλά VRDs, τα οποία ενσωματώνουν πολύπλοκες δισδιάστατες (2D) δομές, όπως πίνακες, λογότυπα και ελεύθερα πεδία. Όπως επισημαίνουν οι Baviskar et al. (2021) στην έρευνά τους για την αυτοματοποίηση τιμολογίων, τα παραδοσιακά συστήματα Οπτικής Αναγνώρισης Χαρακτήρων (OCR) αποτυγχάνουν συστηματικά σε αυτό το περιβάλλον, διότι εφαρμόζουν μια μονοδιάστατη, σειριακή ανάγνωση (από αριστερά προς τα δεξιά). Αντιθέτως, η σύγχρονη προσέγγιση απαιτεί αλγόριθμους που ταυτόχρονα εξάγουν το κείμενο και αντιλαμβάνονται τη χωρική εξάρτηση των στοιχείων, επιτρέποντας στο σύστημα να συσχετίσει, για παράδειγμα, τη λέξη «Σύνολο» με την αριθμητική αξία που βρίσκεται γεωμετρικά δίπλα ή κάτω από αυτήν (Baviskar et al., 2021; Hashmi et al., 2021).

6.1 Αρχιτεκτονική CNN και Εντοπισμός Πινάκων

Για την αποκωδικοποίηση της δισδιάστατης χωρικής δομής ενός τιμολογίου, σύγχρονες προσεγγίσεις Μηχανικής Όρασης, όπως αυτή των Paliwal et al. (2019), βασίζονται κατεξοχήν στα CNNs. Κατά την τροφοδότηση ενός παραστατικού στο δίκτυο, τα CNNs δεν διαβάζουν χαρακτήρες, αλλά εφαρμόζουν μαθηματικά φίλτρα πάνω στα pixels της εικόνας, προκειμένου να εντοπίσουν ακμές, γωνίες και διαχωριστικές γραμμές.

Όπως εξηγούν οι Paliwal et al. (2019) στην παρουσίαση της εμβληματικής αρχιτεκτονικής TableNet, η διαδικασία εντοπισμού του κύριου όγκου των συναλλαγών υλοποιείται μέσω ενός δικτύου κωδικοποιητή-αποκωδικοποιητή. Στο στάδιο της κωδικοποίησης (μέσω αρχιτεκτονικών όπως το VGG-19), το δίκτυο εξάγει τους χάρτες χωρικών χαρακτηριστικών του εγγράφου. Στη συνέχεια, ο αποκωδικοποιητής αναλαμβάνει να δημιουργήσει μάσκες σημασιολογικής τμηματοποίησης, διαχωρίζοντας σε επίπεδο pixel ποιες περιοχές της εικόνας ανήκουν στον “πίνακα”, ποιες στις “στήλες” και ποιες στο “φόντο” (Paliwal et al., 2019).

Η πολυπλοκότητα αυξάνεται όταν τα λογιστικά έγγραφα δεν διαθέτουν εμφανή περιγράμματα. Σύμφωνα με την ανασκόπηση των Hashmi et al. (2021) στο IEEE Access σχετικά με την Αναγνώριση Δομής Πινάκων, τα σύγχρονα τιμολόγια συχνά περιέχουν πίνακες χωρίς περιθώρια, όπου οι στήλες διαχωρίζονται μόνο από τον κενό χώρο. Σε αυτές τις περιπτώσεις, η αποτελεσματικότητα των CNNs έγκειται στη χρήση επιπέδων συγκέντρωσης και στην ικανότητά τους να αναλύουν το έγγραφο σε πολλαπλές κλίμακες. Το δίκτυο εκπαιδεύεται να αναγνωρίζει την περιοδικότητα και τη στοίχιση των κειμενικών κουτιών, επιτρέποντας την ακριβή εξαγωγή των επιμέρους γραμμών τιμολόγησης, ανεξάρτητα από τις τυπογραφικές επιλογές του εκάστοτε προμηθευτή (Hashmi et al., 2021; Paliwal et al., 2019).

PREMIO

PREMIO STATIONERY SDN BHD
(Co. No.: 123789-VV)

GST Reg. No.: 001032994816
No 57, Jalan SS 3/29,
47300 Petaling Jaya, Selangor.

03-7874 8605

TAX INVOICE

Invoice No : SS3-154439
Date : 20/03/2018 3:20:16 PM
Cashier : IVY

Description	Qty	Price	Amount
1 SR ENERGIZER BATTERY AA 4'S	1	13.40	13.40
Total :			13.40
Discount:			0.00
Total Sales Inclusive GST @6.00%:			<u>13.40</u>
Cash Received :			20.00
Change :			6.60

Εικόνα 6: Οπτική αναγνώριση διάταξης σε τιμολόγιο

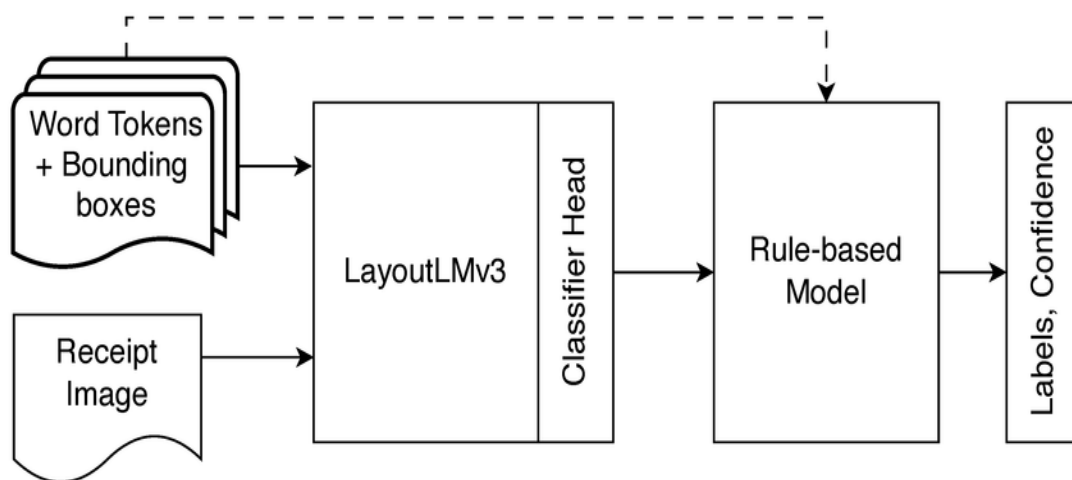
(από το SROIE dataset) μέσω παισίων οριοθέτησης. Δείχνει τον εντοπισμό και τη σημασιολογική ταξινόμηση των κρίσιμων πεδίων: Το μπλε πλαίσιο οριοθετεί το όνομα του προμηθευτή (Vendor Name) και το κόκκινο πλαίσιο το τελικό ποσό (Total Amount). (Patel and Bhatt 2020)

6.2 Πολυτροπικά Μοντέλα και Ενσωματώσεις Διάταξης

Παρότι τα CNNs επιλύουν το πρόβλημα της οπτικής τμηματοποίησης του εγγράφου, η εξαγωγή των επιμέρους λογιστικών πληροφοριών απαιτεί τη συνδυαστική κατανόηση του κειμένου και της θέσης του. Όπως τεκμηριώνουν οι Baviskar et al. (2021) σε ανασκόπησή τους, η χρήση αμιγώς γλωσσικών μοντέλων στα τιμολόγια οδηγεί σε καταστροφική απώλεια πληροφορίας, καθώς η σειριακή ανάγνωση αγνοεί τα κενά, τις αλλαγές γραμμής και τη στοίχιση των στηλών. Για την υπέρβαση αυτού του περιορισμού, η σύγχρονη αρχιτεκτονική στρέφεται στα Πολυτροπικά Γλωσσικά Μοντέλα, με χαρακτηριστικότερο παράδειγμα την οικογένεια μοντέλων τύπου LayoutLM. Σύμφωνα με τη συγκριτική μελέτη των Macedo et al. (2024) πάνω στην εξαγωγή δεδομένων από φορολογικά έγγραφα, τα μοντέλα αυτά δεν τροφοδοτούνται απλώς με λέξεις, αλλά με τρεις παράλληλες διαστάσεις δεδομένων για κάθε αναγνωρισμένο (μέσω OCR) διακριτό στοιχείο:

- **Ενσωμάτωση Κειμένου:** Η σημασιολογική αξία της λέξης.
- **Ενσωμάτωση Δισδιάστατης Θέσης:** Οι απόλυτες συντεταγμένες του πλαισίου οριοθέτησης της λέξης, εκφρασμένες ως (x_0, y_0, x_1, y_1) .
- **Ενσωμάτωση Εικόνας:** Ένα τμήμα της αρχικής εικόνας που συλλαμβάνει τη γραμματοσειρά, το χρώμα ή το μέγεθος της λέξης (π.χ. τα έντονα γράμματα στο “Τελικό Ποσό”).

Η ταυτόχρονη επεξεργασία αυτών των τριών ροών πληροφορίας επιτρέπει στο νευρωνικό δίκτυο να αναπτύξει χωρική επίγνωση, κατανοώντας ότι δύο λέξεις που βρίσκονται γεωμετρικά κοντά στον άξονα y , ανήκουν πιθανότατα στην ίδια γραμμή τιμολόγησης, ανεξάρτητα από την απόστασή τους στον άξονα x (Macedo et al., 2024; Baviskar et al., 2021).



Εικόνα 7 : Αρχιτεκτονική ροής του συστήματος εξαγωγής πληροφοριών από παραστατικά.

Το μοντέλο LayoutLMv3 δέχεται ως πολυτροπική είσοδο την εικόνα του εγγράφου, σε συνδυασμό με τα πλαίσια οριοθέτησης (bounding boxes) και το αντίστοιχο κείμενο που εξάγεται από το υποσύστημα OCR. Η κεφαλή ταξινόμησης (classifier head) αποδίδει σημασιολογικές ετικέτες στα τμήματα κειμένου, ενώ ένα συμπληρωματικό σύστημα βασισμένο σε κανόνες (rule-based) αναλαμβάνει τη διόρθωση πιθανών σφαλμάτων της πρόβλεψης, αξιολογώντας τη σχετική χωρική θέση των πληροφοριών και τους βαθμούς βεβαιότητας (confidence scores). (Mifsud et al. 2025)

6.3 Ο Μηχανισμός Αυτοπροσοχής στην Κατανόηση Λογιστικών Εγγράφων

Ο δομικός πυρήνας που επιτρέπει στα πολυτροπικά μοντέλα να συσχετίζουν χωρικά και σημασιολογικά τα δεδομένα ενός τιμολογίου είναι ο Μηχανισμός Αυτοπροσοχής (Self-Attention). Σε αντίθεση με τα παλαιότερα αναδρομικά δίκτυα (RNNs) που επεξεργάζονταν τα δεδομένα σειριακά, τα μοντέλα Μετασχηματιστή αξιολογούν ταυτόχρονα όλες τις συνδέσεις μεταξύ των λέξεων του εγγράφου. Όπως θεμελιώθηκε στην εμβληματική δημοσίευση των Vaswani et al. (2017), η λειτουργία αυτή βασίζεται στον μετασχηματισμό κάθε στοιχείου εισόδου σε τρία ξεχωριστά διανύσματα: το Ερώτημα (Query - Q), το Κλειδί (Key - K) και την Τιμή (Value - V). Η μαθηματική διατύπωση της Κλιμακωτής Προσοχής Εσωτερικού Γινομένου ορίζεται αυστηρά από την ακόλουθη εξίσωση (Vaswani et al., 2017):

$$Attention(Q, K, V) = softmax \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V$$

Στο εξειδικευμένο πλαίσιο της λογιστικής αυτοματοποίησης και της εξαγωγής κειμένου από οικονομικά παραστατικά, αυτή η συνάρτηση διαδραματίζει κρίσιμο ρόλο (Wang & Qiu, 2023). Ας υποθέσουμε ότι το σύστημα εντοπίζει τη λέξη «ΣΥΝΟΛΟ» (η οποία λειτουργεί ως διάνυσμα Query, Q). Ο αλγόριθμος υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο (QK^T) αυτής της λέξης με όλα τα υπόλοιπα στοιχεία (Keys, K) του τιμολογίου, όπως ημερομηνίες, ποσά και περιγραφές. Επειδή το μοντέλο έχει εκπαιδευτεί πολυτροπικά να αναγνωρίζει χωρικές και σημασιολογικές εξαρτήσεις, η συνάρτηση softmax θα αποδώσει τη μέγιστη βαθμολογία προσοχής (attention weight) στον αριθμό που βρίσκεται γεωμετρικά ακριβώς δίπλα ή κάτω από τη λέξη «ΣΥΝΟΛΟ» και ταυτόχρονα έχει αριθμητική/νομισματική μορφή. Ο παρονομαστής $\sqrt{d_k}$ χρησιμοποιείται αποκλειστικά για την εξομάλυνση των κλίσεων κατά την εκπαίδευση, αποτρέποντας την πόλωση των βαρών. Μέσω αυτού του μαθηματικού μηχανισμού, το ERP εξάγει το σωστό ποσό (Value, V) με απόλυτη βεβαιότητα, χωρίς να εξαρτάται από άκαμπτους κανόνες (Vaswani et al., 2017; Wang & Qiu, 2023).

6.4 Η Διαδικασία Εξαγωγής Πληροφορίας στην Πράξη

Σε ένα πραγματικό βιομηχανικό περιβάλλον (όπως ένα σύγχρονο ERP), η θεωρητική θεμελίωση των μοντέλων Μηχανικής Όρασης και των Μετασχηματιστών καταλήγει σε μια συγκεκριμένη, πολυεπίπεδη αρχιτεκτονική εκτέλεσης. Αντί για τη δημιουργία μεμονωμένων, απομονωμένων αλγορίθμων, η σύγχρονη ακαδημαϊκή και βιομηχανική πρακτική επιτάσσει τη χρήση διαδοχικών σταδίων.

Όπως αναλύουν οι Saout et al(2024) στην ανασκόπησή τους σχετικά με τα συστήματα εξαγωγής δεδομένων από τιμολόγια, η ροή της πληροφορίας από την ακατέργαστη εικόνα έως την τελική εγγραφή στο λογιστήριο ακολουθεί μια αυστηρά καθορισμένη αλγοριθμική αλληλουχία:

- **Στάδιο 1: Προ-επεξεργασία και Ψηφιοποίηση**
Το σύστημα παραλαμβάνει τη σαρωμένη εικόνα του παραστατικού. Εφαρμόζονται φίλτρα βελτίωσης (π.χ. αφαίρεση θορύβου, διόρθωση κλίσης) και στη συνέχεια μηχανές Οπτικής Αναγνώρισης Χαρακτήρων εξάγουν το ακατέργαστο κείμενο μαζί με τις διαστάσεις χωρικές συντεταγμένες της κάθε λέξης.
- **Στάδιο 2: Ανάλυση Διάταξης**
Σε αυτό το βήμα, αλγόριθμοι Μηχανικής Όρασης (όπως τα CNNs που αναλύθηκαν σε

προηγούμενη Ενότητα) τμηματοποιούν το έγγραφο σημασιολογικά. Διαχωρίζουν τον οπτικό χώρο σε διακριτές ζώνες: “Κεφαλίδα” (με τα στοιχεία του προμηθευτή), “Κυρίως Σώμα” (όπου βρίσκεται ο πίνακας των προϊόντων) και “Υποσέλιδο” (όπου βρίσκονται τα τελικά σύνολα και οι φόροι).

- **Στάδιο 3: Εξαγωγή Βασικών Πληροφοριών**

Εδώ αναλαμβάνουν δράση τα Πολυτροπικά Μοντέλα (όπως το LayoutLM). Λαμβάνοντας ως είσοδο τα δεδομένα των δύο προηγούμενων σταδίων, το δίκτυο λειτουργεί ως μηχανισμός Αναγνώρισης Ονοματισμένων Οντοτήτων. Ταξινομεί κάθε λέξη στην αντίστοιχη λογιστική κατηγορία (π.χ. αναγνωρίζει ότι ο αριθμός “1.200,00” ανήκει στην κλάση TOTAL_AMOUNT).

- **Στάδιο 4: Μετα-επεξεργασία και Λογική Επαλήθευση**

Είναι το κρισιμότερο στάδιο πριν την εισαγωγή των δεδομένων στη βάση του ERP. Σύμφωνα με τους Saout et al. (2024), στο σημείο αυτό το σύστημα εκτελεί ντετερμινιστικούς ελέγχους επαλήθευσης κανόνων. Για παράδειγμα, το σύστημα αθροίζει μαθηματικά τα ποσά των επιμέρους γραμμών και ελέγχει εάν το άθροισμα, συν τον αντίστοιχο ΦΠΑ, ισούται με το “Συνολικό Ποσό” που διάβασε το μοντέλο AI.

Μόνο όταν αυτή η λογική συνθήκη (Καθαρή Αξία + ΦΠΑ = Τελικό Σύνολο) επαληθευτεί, το pipeline τερματίζει με επιτυχία και μετατρέπει τα δεδομένα σε δομημένη μορφή (π.χ. JSON) για να αποθηκευτούν αυτόματα στα λογιστικά βιβλία. Σε περίπτωση μαθηματικής ασυμφωνίας, το έγγραφο επισημαίνεται και προωθείται για ανθρώπινο έλεγχο (HITL).

6.5 Μαθηματική Θεμελίωση της Εξαγωγής Χαρακτηριστικών στα Συνελικτικά Δίκτυα (CNNs)

Η ικανότητα των συστημάτων Μηχανικής Όρασης να εντοπίζουν τη δομή ενός τιμολογίου δεν βασίζεται σε ευρετικούς κανόνες, αλλά σε αυστηρούς γραμμικούς και μη γραμμικούς μετασχηματισμούς πινάκων. Ενώ ερευνητές όπως οι Palival et al. (2019) απέδειξαν την πρακτική εφαρμογή αυτής της λογικής στην ανάλυση εγγράφων (δημιουργώντας την αρχιτεκτονική TableNet), η ίδια η μαθηματική θεμελίωση των λειτουργιών αυτών αναλύεται εκτενώς στις σύγχρονες βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις του κλάδου.

Όπως τεκμηριώνουν οι Khanam et al. (2024) στην ανασκόπησή τους στο IEEE Access σχετικά με την αρχιτεκτονική των CNN, η εξαγωγή των γεωμετρικών χαρακτηριστικών από μια εικόνα υλοποιείται μέσω τριών θεμελιωδών μαθηματικών πράξεων: της Συνέλιξης, της Συγκέντρωσης και του υπολογισμού της Απώλειας.

6.5.1 Η Πράξη της Συνέλιξης

Το πρώτο στάδιο επεξεργασίας στοχεύει στον εντοπισμό ακμών και διαχωριστικών γραμμών στο έγγραφο. Αντί να εξετάζει κάθε εικονοστοιχείο μεμονωμένα, το δίκτυο εφαρμόζει ένα φίλτρο διαστάσεων $m \times n$, το οποίο “σαρώνει” την εικόνα. Σύμφωνα με τη μαθηματική τυποποίηση των Khanam et al. (2024), η δισδιάστατη συνέλιξη για τη δημιουργία του Χάρτη Χαρακτηριστικών (Feature Map - Y) ορίζεται ως εξής:

$$Y(i, j) = \sum \sum [X(i + m, j + n) \cdot W(m, n)] + b$$

Όπου:

- X είναι ο πίνακας της αρχικής εικόνας.
- W είναι ο πίνακας βαρών του φίλτρου.
- b είναι η τιμή πόλωσης.
- i, j είναι οι συντεταγμένες του τρέχοντος pixel.

6.5.2 Εξομάλυνση και Συγκέντρωση

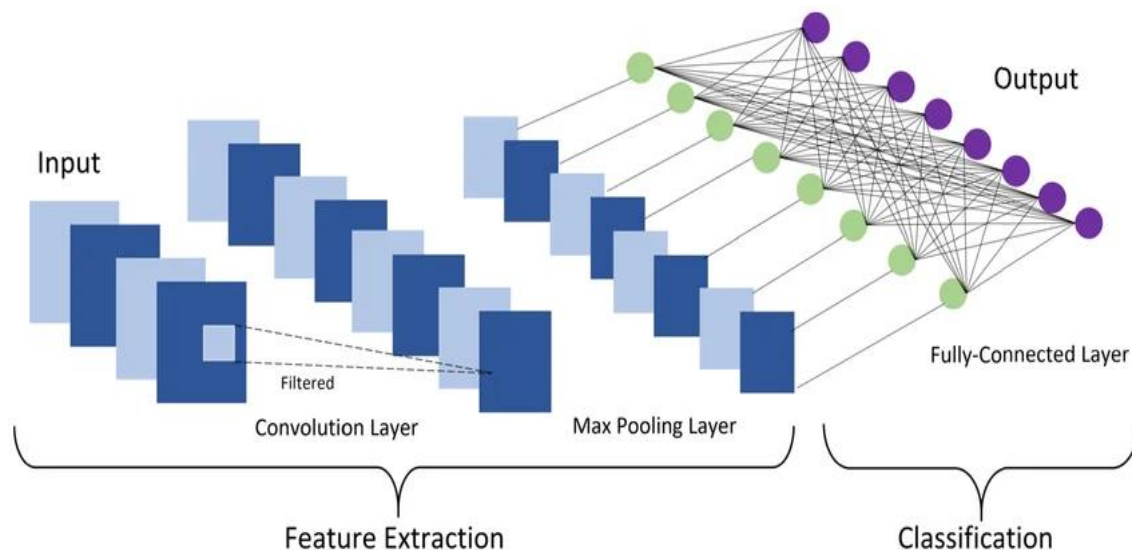
Για τη μείωση της χωρικής διάστασης (downsampling) διατηρώντας ταυτόχρονα τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά, η αρχιτεκτονική εφαρμόζει τη συνάρτηση της Μέγιστης Συγκέντρωσης (Max Pooling). Όπως ορίζεται στη θεωρία των CNNs (Khanam et al., 2024), η μαθηματική της διατύπωση για ένα παράθυρο μεγέθους $f \times f$ είναι:

$$P(i, j) = \max[Y(i + k, j + l)]$$

(για k, l από 0 έως $f - 1$)

Το αποτέλεσμα αυτής της πράξης, σύμφωνα με τη μαθηματική ανάλυση των Khanam et al. (2024), είναι η εξαγωγή των πιο κυρίαρχων χαρακτηριστικών της εικόνας με ταυτόχρονη, δραστική μείωση της υπολογιστικής πολυπλοκότητας.

Στην πρακτική εφαρμογή αυτής της αρχιτεκτονικής για την αναγνώριση εγγράφων, οι Paliwal et al. (2019) αξιοποιούν στρατηγικά τα επίπεδα συγκέντρωσης του δικτύου VGG-19. Αντί για απλή μείωση διαστάσεων, η αρχιτεκτονική του TableNet εφαρμόζει τεχνικές «παράκαμψης συγκέντρωσης». Αυτή η μέθοδος επιτρέπει στο μοντέλο να συνδυάσει τους χάρτες χαρακτηριστικών υψηλής ανάλυσης (από τα αρχικά επίπεδα του δικτύου) με τους χάρτες χαμηλότερης ανάλυσης (από τα βαθύτερα επίπεδα), επιτυγχάνοντας έτσι ακριβή σημασιολογική τμηματοποίηση ανά εικονοστοιχείο για τον αυστηρό διαχωρισμό των γραμμών και των στηλών του λογιστικού πίνακα (Paliwal et al., 2019).



Εικόνα 8 : Αρχιτεκτονική δομή και ροή δεδομένων σε ένα Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο.

Το δίκτυο διαιρείται σε δύο κύρια υποσυστήματα: την Εξαγωγή Χαρακτηριστικών (Feature Extraction) και την Ταξινόμηση (Classification). Στο πρώτο στάδιο, η εικόνα (π.χ. ένα σκαναρισμένο τιμολόγιο) διέρχεται από επίπεδα συνέλιξης (Convolution Layers), όπου μαθηματικά φίλτρα σαρώνουν την είσοδο για να εξαγάγουν δομικά στοιχεία (όπως ακμές, διαχωριστικές γραμμές πινάκων και περιγράμματα). Ένα επίπεδο συγκέντρωσης (Max Pooling Layer) εφαρμόζεται συχνά για τη συμπίεση της πληροφορίας, διατηρώντας τα πιο έντονα χαρακτηριστικά. Τέλος, τα συμπιεσμένα δεδομένα τροφοδοτούνται σε ένα πλήρως συνδεδεμένο δίκτυο (Fully-Connected Layer) για την τελική ταξινόμηση των εντοπισμένων στοιχείων. (Hashemi et al. 2023)

6.5.3 Εκπαίδευση και Συνάρτηση Απώλειας

Για να διορθώσει τα βάρη (W) του δικτύου κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, το σύστημα υπολογίζει το σφάλμα των προβλέψεών του. Η ευρέως χρησιμοποιούμενη συνάρτηση Κόστους Κατηγορικής Διασταυρούμενης Εντροπίας (Categorical Cross-Entropy Loss) διατυπώνεται μαθηματικά ως εξής:

$$L = -\sum [T(c) * \log P(c)]$$

Όπου L είναι το συνολικό σφάλμα, $T(c)$ η πραγματική αλήθεια (Ground Truth η σωστή κλάση) και $P(c)$ η πιθανότητα που προέβλεψε το δίκτυο (Khanam et al., 2024). Εάν το σύστημα είναι απόλυτα σίγουρο για μια λανθασμένη πρόβλεψη, η τιμή της απώλειας εκτοξεύεται λόγω του λογάριθμου. Αυτό το μαθηματικό “πέναλι” εξαναγκάζει τον αλγόριθμο να αναπροσαρμόσει άμεσα τα φίλτρα του κατά την εκπαίδευση πάνω σε χιλιάδες τιμολόγια.

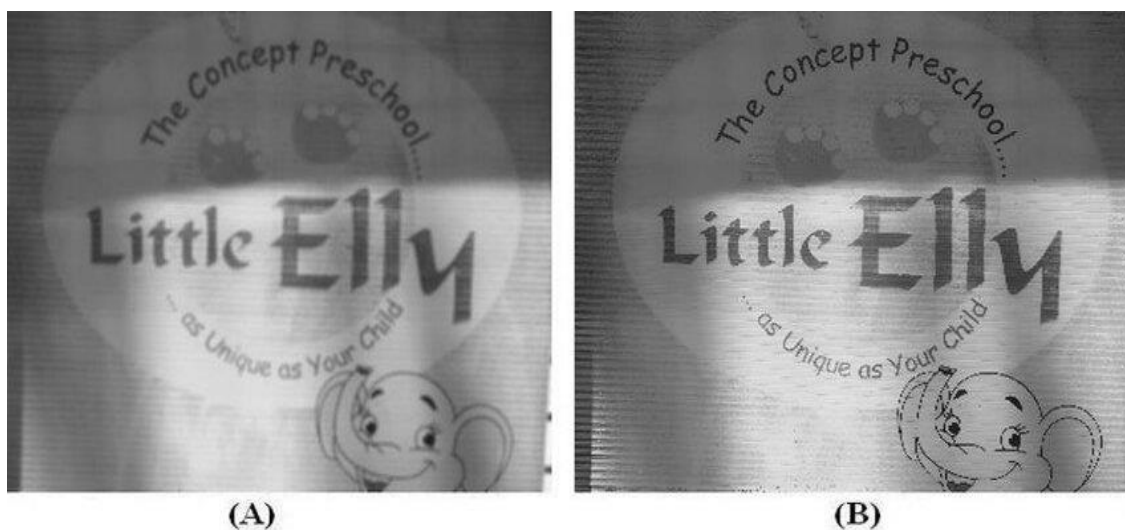
6.6 Αντιμετώπιση Θορύβου και Υποβάθμισης Εγγράφων

Στη θεωρητική ανάλυση της Μηχανικής Όρασης, συχνά λαμβάνεται ως δεδομένο ότι το έγγραφο εισόδου είναι οπτικά άρτιο. Ωστόσο, στο βιομηχανικό περιβάλλον των συστημάτων ERP, η συντριπτική πλειοψηφία των ψηφιοποιημένων παραστατικών πάσχει από αλλοιώσεις. Η «υποβάθμιση εγγράφου» προκαλείται συνήθως από σαρωτές χαμηλής

ανάλυσης, τσαλακωμένο χαρτί, ή κακό φωτισμό, παράγοντες που εμποδίζουν τα συστήματα OCR να αναγνωρίσουν σωστά τα λογιστικά δεδομένα.

6.6.1 Αντιμετώπιση Χαμηλής Ανάλυσης με GANs

Ένα από τα κύρια προβλήματα είναι η διαχείριση εγγράφων εξαιρετικά χαμηλής ανάλυσης, όπου τα εικονοστοιχεία δεν επαρκούν για την ακριβή ανάγνωση των χαρακτήρων. Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος, οι Kezzoula, Gaceb και Gritli (2022) διερεύνησαν τη χρήση Παραγωγικών Ανταγωνιστικών Δικτύων (GANs). Όπως τεκμηριώνουν στην έρευνά τους, προσέγγισαν το πρόβλημα εφαρμόζοντας το μοντέλο ESRGAN (Enhanced Super-Resolution GAN). Μέσω της τεχνικής της βαθιάς μάθησης μεταφοράς, απέδειξαν ότι είναι εφικτή η υπεράνάλυση των εικόνων των εγγράφων, βελτιώνοντας την οπτική τους ποιότητα πριν αυτά τροφοδοτηθούν στα συστήματα εξαγωγής κειμένου (Kezzoula et al., 2022).



Εικόνα 9 : Παράδειγμα εφαρμογής ESRGAN για την ανάκτηση θολού κειμένου.

Αριστερά (A), η αρχική εικόνα χαμηλής ανάλυσης όπου οι χαρακτήρες είναι δυσανάγνωστοι. Δεξιά (B), η ανακατασκευασμένη εικόνα μετά την εφαρμογή του φίλτρου GAN, όπου οι ακμές του κειμένου έχουν οξυνθεί. Η ίδια ακριβώς τεχνολογία χρησιμοποιείται στα σύγχρονα συστήματα OCR για τον καθαρισμό φθαρμένων ή κακοτυπωμένων παραστατικών πριν την εξαγωγή των δεδομένων. (Bahjat 2025)

6.6.2 Προ-επεξεργασία, Απαλοιφή Θορύβου και Διόρθωση Κλίσης

Πέρα από τη χαμηλή ανάλυση, τα φυσικά τιμολόγια εισάγουν γεωμετρικές και οπτικές παραμορφώσεις (όπως κλίση κατά τη σάρωση ή στίγματα από μελάνι). Σε πρόσφατη έρευνά τους, οι Alkhaled και Fei (2023) αξιολόγησαν την απόδοση συνελκτικών δικτύων πάνω στο ανοιχτό σύνολο δεδομένων SROIE (Scanned Receipts OCR and Information Extraction), το οποίο περιέχει 1.000 πραγματικά, σαρωμένα παραστατικά.

Η μελέτη κατέδειξε ότι τα ασαφή και χαμηλής ανάλυσης τιμολόγια επηρεάζουν άμεσα και αρνητικά την ακρίβεια των μεθόδων αντιστοίχισης προτύπων του OCR. Για τον μετριασμό αυτού του φαινομένου, η έρευνα καθιστά επιβεβλημένη την ενσωμάτωση ενός ξεχωριστού σταδίου προεπεξεργασίας εικόνας πριν από την αλγοριθμική ανάλυση. Αυτό το στάδιο αναλαμβάνει ενεργά τη μείωση του θορύβου της εικόνας και τη διόρθωση της κλίσης της σελίδας, διασφαλίζοντας ότι το έγγραφο είναι οπτικά και γεωμετρικά ευθυγραμμισμένο πριν φτάσει στα επίπεδα του νευρωνικού δικτύου (Alkhaled & Fei, 2023).

6.7 Μελέτη Περίπτωσης: Πολυσέλιδα Τιμολόγια και Πίνακες Χωρίς Περιθώρια

Η θεωρία και οι μηχανισμοί που εξετάστηκαν στις προηγούμενες ενότητες (CNNs, Μετασχηματιστές, Εξαγωγή Χαρακτηριστικών) αποδεικνύουν την ισχύ της Τεχνητής Νοημοσύνης σε ελεγχόμενα περιβάλλοντα. Ωστόσο, για να αξιολογηθεί η πραγματική επιχειρησιακή ικανότητα ενός λογιστικού συστήματος AI, πρέπει να εξεταστεί η συμπεριφορά του σε οριακές περιπτώσεις. Δύο από τα πιο σύνθετα βιομηχανικά προβλήματα στην ψηφιοποίηση εγγράφων είναι οι πίνακες χωρίς περιθώρια και τα πολυσέλιδα παραστατικά.

6.7.1 Η Πρόκληση των Πινάκων Χωρίς Περιθώρια

Η αυτόματη αναγνώριση ενός πίνακα περιλαμβάνει δύο ξεχωριστά προβλήματα: τον εντοπισμό του ίδιου του πίνακα και την αναγνώριση της εσωτερικής του δομής. Το πρόβλημα μεγιστοποιείται όταν τα έγγραφα δεν διαθέτουν εμφανείς γραμμές για να διαχωρίσουν τις στήλες και τα κελιά.

Για την ταυτόχρονη επίλυση και των δύο προβλημάτων, οι Prasad et al. (2020) παρουσίασαν την αρχιτεκτονική CascadeTabNet. Όπως αναλύουν στην έρευνά τους, το μοντέλο τους χρησιμοποιεί μια βελτιωμένη προσέγγιση βασισμένη σε ένα ενιαίο Συνελικτικό Νευρωνικό Δίκτυο, και συγκεκριμένα το Cascade Mask R-CNN HRNet. Η καινοτομία της μεθόδου τους έγκειται στο γεγονός ότι το μοντέλο, κατά τη διάρκεια ενός και μόνο περάσματος, ταξινομεί τους πίνακες σε δύο διακριτές κατηγορίες: αυτούς που έχουν εμφανή περιθώρια και αυτούς που δεν έχουν. Σύμφωνα με τη μεθοδολογία των συγγραφέων, το δίκτυο προχωρά στην πρόβλεψη της τμηματοποίησης των επιμέρους κελιών αποκλειστικά και μόνο για τους πίνακες που δεν διαθέτουν περιθώρια, προσφέροντας έτσι μια στοχευμένη λύση στο πρόβλημα και αποφεύγοντας τον περιττό υπολογιστικό φόρτο.

6.7.2 Τμηματοποίηση Ροής Πολυσέλιδων Εγγράφων

Η δεύτερη πρόκληση αφορά τον τρόπο που τα παραστατικά εισέρχονται στα λογιστήρια. Στην πράξη, τα έγγραφα δεν καταφθάνουν ένα-ένα, αλλά σαρώνονται μαζικά ως μια συνεχόμενη "ροή". Σε αυτό το περιβάλλον, το σύστημα πρέπει να αποφασίσει αυτόματα πού τελειώνει ένα πολυσέλιδο τιμολόγιο και πού ξεκινά ένα νέο, ανεξάρτητο έγγραφο, ώστε να διευκολυνθεί η Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών (RPA).

Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης (Document Stream Segmentation - DSS), οι Guha et al. (2022) δημοσίευσαν στο IEEE Access ένα δίκτυο πολυτροπικής δυαδικής ταξινόμησης. Όπως περιγράφεται στο άρθρο τους, το σύστημά τους δεν εξετάζει μόνο το κείμενο, αλλά ενσωματώνει ταυτόχρονα και τα οπτικά χαρακτηριστικά των ψηφιακών σελίδων. Συγκεκριμένα, η αρχιτεκτονική εξάγει ταυτόχρονα τα χαρακτηριστικά της εικόνας του εγγράφου περνώντας τα μέσα από ένα δίκτυο VGG16-CNN, και τα κειμενικά χαρακτηριστικά περνώντας τα μέσα από ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο BERT (Legal-BERTbase). Μέσω αυτής της μεταφοράς μάθησης, το μοντέλο αξιολογεί και τις δύο ροές

πληροφορίας για να εντοπίσει τα κατάλληλα όρια των εγγράφων, διαχωρίζοντας με επιτυχία τη συνεχή ροή σε ανεξάρτητα, συνεκτικά πολυσέλιδα έγγραφα.

7 Αλγοριθμική Ταξινόμηση και Συμφωνία Λογιστικών Εγγραφών

Στα προηγούμενα κεφάλαια αναλύθηκε εκτενώς η διαδικασία ψηφιοποίησης και εξαγωγής δεδομένων από παραστατικά μέσω μηχανισμών Μηχανικής Όρασης. Ωστόσο, η εξαγωγή της πληροφορίας αποτελεί μόνο το πρώτο στάδιο της αυτοματοποιημένης λογιστικής. Το θεμελιώδες ζήτημα της Τήρησης Βιβλίων έγκειται στην ορθή ερμηνεία αυτών των δεδομένων: ένα εξαγόμενο ποσό και μια περιγραφή πρέπει να μετατραπούν σε έγκυρη λογιστική εγγραφή, να αντιστοιχιστούν στον σωστό λογαριασμό του Γενικού Καθολικού και να συμφωνηθούν με τις αντίστοιχες τραπεζικές κινήσεις. Σε αυτό το κεφάλαιο, εξετάζονται οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης και Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP) που αντικαθιστούν την ανθρώπινη κρίση στις καθημερινές διαδικασίες καταχώρησης και ελέγχου.

7.1 Αυτόματη Ταξινόμηση Γενικού Καθολικού

Η χειροκίνητη καταχώρηση τιμολογίων απαιτεί από τους λογιστές να διαβάζουν την περιγραφή κάθε είδους και, βασιζόμενοι στην επαγγελματική τους εμπειρία, να αποφασίζουν σε ποιον κωδικό λογαριασμού (π.χ. έξοδα τηλεπικοινωνιών, αγορές παγίων) πρέπει να χρεωθεί το ποσό. Στη σύγχρονη επιστήμη των υπολογιστών, αυτή η διαδικασία αντιμετωπίζεται αυστηρά ως ένα πρόβλημα πολυταξικής ταξινόμησης.

7.1.1 Ταξινόμηση μέσω Ενσωματώσεων και CatBoost

Για την αυτοματοποίηση της επιλογής λογαριασμών, οι Jovanović et al. (2025) παρουσίασαν στο συνέδριο IT του IEEE την αρχιτεκτονική OXION, ένα σύστημα σχεδιασμένο να επιλύει το πρόβλημα της καταχώρησης τιμολογίων. Σύμφωνα με την έρευνά τους πάνω σε ένα σύνολο 27.849 πραγματικών τιμολογιακών εγγραφών (συνδεδεμένων με 212 πιθανούς λογιστικούς λογαριασμούς), τα παραδοσιακά λογιστικά δεδομένα χαρακτηρίζονται από τεράστιο όγκο κατηγορικών μεταβλητών. Για τον λόγο αυτό, οι ερευνητές απέρριψαν τους απλούς αλγόριθμους και βασίστηκαν στον αλγόριθμο CatBoost (Categorical Boosting). Όπως αναλύουν, συνδυάζοντας την ικανότητα του CatBoost να διαχειρίζεται εγγενώς κατηγορικές μεταβλητές με τη χρήση μοντέλων ενσωμάτωσης για την αναπαράσταση συγκεκριμένων χαρακτηριστικών, πέτυχαν τη δημιουργία ενός μοντέλου υψηλής ακρίβειας που μπορεί να απαλλάξει τους λογιστές από την επιλογή του σωστού λογαριασμού (Jovanović et al., 2025).

7.1.2 Αντιμετώπιση Βραχέων Κειμένων και Ανισορροπίας Κλάσεων

Ένα εγγενές πρόβλημα στην ταξινόμηση τιμολογίων είναι ότι οι περιγραφές των ειδών είναι εξαιρετικά σύντομες (π.χ. «Καλώδιο UTP 2m»), παρέχοντας ελάχιστο κειμενικό πλαίσιο στον αλγόριθμο. Ταυτόχρονα, τα δεδομένα των λογιστηρίων πάσχουν από ανισορροπία κλάσεων, καθώς λογαριασμοί όπως τα «Γενικά Έξοδα» έχουν χιλιάδες εγγραφές, ενώ εξειδικευμένοι λογαριασμοί παγίων έχουν ελάχιστες.

Για να επιλύσουν αυτά τα δύο NLP προβλήματα των τιμολογίων, οι Chi et al. (2024) δημοσίευσαν στο IEEE Access μια νέα μέθοδο ταξινόμησης που βασίζεται στη Σηματολογική Εμπλουτισμένη Επαύξηση Δεδομένων. Όπως δηλώνουν στην έρευνά τους, εφάρμοσαν αρχικά σηματολογικό εμπλουτισμό χρησιμοποιώντας τις υπάρχουσες ετικέτες ως πηγή πληροφορίας. Στη συνέχεια, για να λύσουν το πρόβλημα του μικρού όγκου λέξεων, αύξησαν τεχνητά τα δεδομένα εκπαίδευσης δοκιμάζοντας μεθόδους όπως η αντικατάσταση

συνωνύμων μέσω WordNet, GloVe και BERT. Τα αποτελέσματά τους έδειξαν ότι η χρήση τεχνητά επαυξημένων δεδομένων μέσω WordNet, όταν τροφοδοτήθηκε σε έναν ταξινομητή BERT, επέφερε τα βέλτιστα αποτελέσματα. Η συγκεκριμένη αρχιτεκτονική κατάφερε να διατηρήσει τη λογιστική σημασιολογία, να μειώσει τον θόρυβο και να αυξήσει την ακρίβεια ανά κλάση (macro F1 score) έως και 20 ποσοστιαίες μονάδες, καθιστώντας την μια εξαιρετικά βιώσιμη λύση για τα λογιστήρια (Chi et al., 2024).

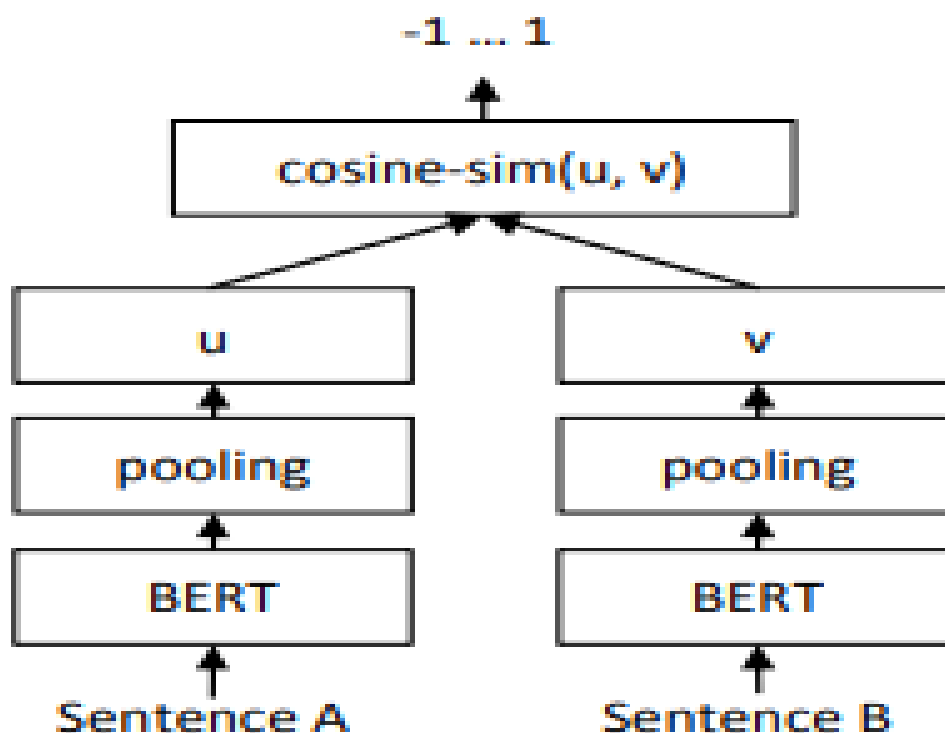
7.2 Συμφωνία Εγγραφών

Η διαδικασία της λογιστικής και τραπεζικής συμφωνίας αποτελεί ένα από τα κρίσιμότερα στάδια της τήρησης βιβλίων. Παραδοσιακά, τα συστήματα ERP βασίζονται σε αυστηρούς κανόνες, αναζητώντας την απόλυτη ταύτιση μεταξύ του ποσού της κατάθεσης και του ανοιχτού υπολοίπου του πελάτη. Ωστόσο, σε περιπτώσεις μερικών εξοφλήσεων, ομαδικών πληρωμών ή ελλιπών αιτιολογιών, οι κανόνες αυτοί καταρρέουν. Στην Επιστήμη των Υπολογιστών, το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται ως ζήτημα «Σύνδεσης Εγγραφών» (Record Linkage), όπου ο αλγόριθμος πρέπει να ταυτίσει εγγραφές από διαφορετικές βάσεις δεδομένων που αναφέρονται στην ίδια πραγματική οντότητα ή συναλλαγή.

7.2.1 Ταύτιση Εγγραφών με Χρήση Ενσωματώσεων

Τα σύγχρονα χρηματοοικονομικά δεδομένα συχνά περιέχουν σημασιολογικές ασυνέπειες, κάνοντας τους παραδοσιακούς αλγόριθμους ταύτισης συμβολοσειρών αναποτελεσματικούς. Για την αντιμετώπιση αυτής της πρόκλησης, οι Çeliktug και Kantarcioglu (2024) παρουσιάζουν ένα νέο πλαίσιο Βαθιάς Μάθησης ειδικά σχεδιασμένο για τη σύνδεση εγγραφών.

Όπως δηλώνεται στην μελέτη τους, η αρχιτεκτονική τους αξιοποιεί τις δυνατότητες των προεκπαιδευμένων μοντέλων "Sentence Transformers" σε συνδυασμό με την τεχνική της Αντιθετικής Μάθησης για τη δημιουργία ενσωματώσεων σε επίπεδο εγγραφής. Κάθε λογιστική εγγραφή αναπαρίσταται ως ένα σημασιολογικά πλούσιο διάνυσμα, και η ταύτιση πραγματοποιείται βάσει της ομοιότητας αυτών των διανυσμάτων. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των συγγραφέων, το κορυφαίο τους μοντέλο (STBCT), το οποίο κάνει χρήση αυτο-εποπτευόμενης αντιθετικής μάθησης, ξεπέρασε τις ανταγωνιστικές μεθόδους κατά μέσο όρο έως και 20% σε σύνολα δεδομένων με πλούσια σημασιολογία (Çeliktug & Kantarcioglu, 2024).



Εικόνα 10: Αρχιτεκτονική Σιαμαίου Δικτύου

(Siamese Network) βασισμένη σε μοντέλα Sentence-BERT (SBERT) για τον υπολογισμό της σημασιολογικής ομοιότητας. Κατά τη φάση της εκτέλεσης (inference), δύο ξεχωριστές ακολουθίες κειμένου, όπως για παράδειγμα μια λογιστική εγγραφή (Sentence A) και μια περιγραφή τραπεζικής κίνησης (Sentence B), μετατρέπονται ανεξάρτητα σε πυκνά διανύσματα (u , v) μέσω επιπέδων συγκέντρωσης (pooling). Η ταύτισή τους υπολογίζεται μαθηματικά μέσω της ομοιότητας συνημιτόνου (cosine similarity), εξάγοντας μια βαθμολογία (score) από -1 έως 1. (Reimers & Gurevych, 2019)

7.2.2 Υβριδικά Μοντέλα Ταύτισης (EF-Net)

Όταν η διαδικασία ταύτισης απαιτεί τον συνδυασμό δομημένων αριθμητικών δεδομένων (όπως ποσά και ΑΦΜ) και αδόμητου κειμένου (όπως αιτιολογίες καταθέσεων), η χρήση ενός και μόνο αλγορίθμου συχνά δεν επαρκεί.

Για την επίλυση τέτοιων πολύπλοκων ροών εργασίας, οι Kaliselvi et al. (2025) ανέπτυξαν το EF-Net (Ensemble Fusion Net), ένα υβριδικό σύστημα τεχνητής νοημοσύνης προσανατολισμένο στη φορολογική και λογιστική συμμόρφωση. Σύμφωνα με την έρευνά τους, η καινοτομία της αρχιτεκτονικής έγκειται στον στρατηγικό συνδυασμό διαφορετικών τεχνολογιών: αξιοποιεί Αυτοκωδικοποιητές για τον εντοπισμό ανωμαλιών, Δέντρα Απόφασης για την εφαρμογή κανόνων, και μοντέλα Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας (NLP) για τη διαχείριση των αδόμητων δεδομένων. Τα αποτελέσματα της μελέτης καταδεικνύουν ότι το υβριδικό μοντέλο EF-Net πέτυχε ακρίβεια 97,2% στην ταύτιση των τιμολογίων. Επιπλέον, μέσω της αυτοματοποίησης αυτών των εργασιών, η εφαρμογή του κατάφερε να μειώσει τον μέσο μηνιαίο χρόνο που δαπανάται για τη συμφωνία τιμολογίων κατά 73% (Kaliselvi et al., 2025).

7.3 Εντοπισμός Λογιστικών Ανωμαλιών

Μετά την αυτοματοποιημένη καταχώρηση και συμφωνία των παραστατικών, ο τελικός έλεγχος πριν το κλείσιμο των λογιστικών βιβλίων αφορά τη διασφάλιση της ορθότητας των δεδομένων. Σε αυτό το στάδιο, η πρόκληση δεν είναι η ταξινόμηση, αλλά ο εντοπισμός αποκλίσεων που μπορεί να υποδηλώνουν ανθρώπινα λάθη (π.χ. διπλοεγγραφές) ή δόλιες συναλλαγές.

7.3.1 Εντοπισμός στο Γενικό Καθολικό με χρήση LLMs

Ο εντοπισμός ανωμαλιών στα δεδομένα του Γενικού Καθολικού είναι υψίστης σημασίας για τη διασφάλιση της αξιοπιστίας των οικονομικών αρχείων. Οι οικονομικοί έλεγχοι βασίζονται όλο και περισσότερο σε αλγόριθμους Μηχανικής Μάθησης για τον εντοπισμό παράτυπων ή δυνητικά δόλιων λογιστικών εγγραφών. Ωστόσο, η ετερογένεια στις διαστάσεις των χαρακτηριστικών και η αραιότητα των δεδομένων περιπλέκουν σημαντικά την ανάλυση.

Για την αντιμετώπιση αυτών των προβλημάτων, οι Bakumenko et al. (2025) δημοσίευσαν στο IEEE Access μια νέα προσέγγιση που αξιοποιεί ενσωματώσεις Μεγάλων Γλωσσικών Μοντέλων. Σύμφωνα με την έρευνά τους, οι συγγραφείς χρησιμοποίησαν προ-εκπαιδευμένα μοντέλα για την κωδικοποίηση μη-σημασιολογικών, κατηγορικών δεδομένων προερχόμενων από πραγματικά οικονομικά αρχεία. Τα πειράματά τους απέδειξαν ότι τα LLMs συνεισφέρουν πολύτιμες πληροφορίες στον εντοπισμό ανωμαλιών, ξεπερνώντας σε απόδοση τα μοντέλα βάσης. Όπως καταλήγει η μελέτη, η χρήση αυτών των μοντέλων είναι εξαιρετικά αποτελεσματική στην ενίσχυση του εντοπισμού ανωμαλιών στις λογιστικές εγγραφές, αντιμετωπίζοντας επιτυχώς το πρόβλημα της αραιότητας των χαρακτηριστικών (Bakumenko et al., 2025).

7.3.2 Ανίχνευση Ανωμαλιών σε Πραγματικό Χρόνο εντός Συστημάτων ERP

Ένας από τους κύριους περιορισμούς των παραδοσιακών συστημάτων ERP είναι η αδυναμία τους να παρέχουν ικανοποιητικό εντοπισμό ανωμαλιών και ελεγχιμότητα σε πραγματικό χρόνο. Τα λάθη συνήθως εντοπίζονται ετεροχρονισμένα, κατά τη διάρκεια των περιοδικών ελέγχων.

Σε έρευνά του που παρουσιάστηκε στο IEEE (2025), ο Kotte εισήγαγε ένα πλαίσιο βασισμένο στην Τεχνητή Νοημοσύνη, σχεδιασμένο να ενισχύει τα συστήματα ERP με δυνατότητες εντοπισμού οικονομικών ανωμαλιών σε πραγματικό χρόνο και αυτοματοποιημένης παραγωγής ιχνών ελέγχου. Το σύστημα εφαρμόζει έννοιες Μηχανικής Μάθησης πάνω σε ιστορικά μοτίβα συναλλαγών για να εντοπίσει ύποπτες δραστηριότητες τη στιγμή που αυτές συμβαίνουν. Όπως καταγράφεται στην μελέτη, το κρισιμότερο τεχνολογικό χαρακτηριστικό της αρχιτεκτονικής είναι ότι η παραγωγή αυτών των ιχνών ελέγχου υλοποιείται μέσω μιας αμετάβλητης καταγραφής εμπνευσμένης από το blockchain. Αυτή η προσέγγιση όχι μόνο μειώνει σημαντικά την καθυστέρηση στον εντοπισμό, αλλά ταυτόχρονα εξασφαλίζει την απόλυτη διαφάνεια των δεδομένων. Η αξιολόγηση της λύσης πάνω σε πραγματικά δεδομένα ERP απέδειξε την υψηλή ακρίβειά της, προσφέροντας μια σημαντική καινοτομία για την ασφαλή οικονομική διαχείριση (Kotte, 2025).

7.4 Μαθηματική Θεμελίωση Αλγορίθμων Λογιστικής Ταξινόμησης

Οι υπολογιστές και τα συστήματα ERP δεν κατανοούν εγγενώς την ανθρώπινη γλώσσα. Όταν το σύστημα OCR εξάγει από το παραστατικό το λεκτικό «Αγορά Εξοπλισμού Πληροφορικής», το κείμενο αυτό πρέπει να μετασχηματιστεί σε μια αυστηρή αριθμητική αναπαράσταση προτού το μοντέλο Μηχανικής Μάθησης αποφασίσει σε ποιον λογαριασμό του Γενικού Καθολικού θα χρεωθεί η δαπάνη. Σε αυτή την ενότητα αναλύεται η μαθηματική θεμελίωση αυτής της μετάφρασης, από τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους έως τις σύγχρονες διανυσματικές ενσωματώσεις.

7.4.1 Στατιστική Αναπαράσταση Κειμένου (TF-IDF)

Η πιο διαδεδομένη μαθηματική προσέγγιση για τη μετατροπή του κειμένου ενός τιμολογίου σε χαρακτηριστικά είναι η μέθοδος Συχνότητας Όρου - Αντίστροφης Συχνότητας Εγγράφου (Term Frequency - Inverse Document Frequency / TF-IDF). Σκοπός του αλγορίθμου είναι να μετρήσει πόσο σημαντική είναι μια λέξη t (term) σε ένα συγκεκριμένο τιμολόγιο d (document), σε σχέση με ολόκληρη τη βάση των λογιστικών αρχείων. Η μαθηματική εξίσωση του βάρους ορίζεται ως:

$$W(t, d) = TF(t, d) \cdot \log\left(\frac{N}{DF(t)}\right)$$

Όπου:

- $W(t, d)$ είναι το τελικό βάρος (σημαντικότητα) της λέξης στο τιμολόγιο.
- $TF(t, d)$ είναι η συχνότητα εμφάνισης της λέξης μέσα στο συγκεκριμένο παραστατικό.
- N είναι το συνολικό πλήθος όλων των τιμολογίων/εγγραφών στο σύνολο δεδομένων.
- $DF(t)$ είναι ο αριθμός των τιμολογίων που περιέχουν τη συγκεκριμένη λέξη.

Η πρακτική αξία αυτής της εξίσωσης επιβεβαιώθηκε από τους Suo et al. (2025) σε δημοσίευσή τους. Στην έρευνά τους για την αυτόματη ταξινόμηση ειδών οικονομικής αποζημίωσης και προϋπολογισμού, οι συγγραφείς εφάρμοσαν τη μέθοδο TF-IDF για τη διανυσματοποίηση του κειμένου. Όπως δηλώνουν στην μελέτη τους, η μετατροπή του λογιστικού κειμένου σε μια μήτρα συχνοτήτων βάσει του TF-IDF αποτέλεσε το απαραίτητο θεμέλιο για την εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest, επιτρέποντας την επιτυχή και αυτοματοποιημένη ταξινόμηση των εξόδων (Suo et al., 2025). Μέσω του λογαρίθμου, κοινές λέξεις (όπως “ΕΥΡΩ” ή “ΣΥΝΟΛΟ”) μηδενίζονται, ενώ εξειδικευμένοι όροι αποκτούν τεράστια βαρύτητα.

7.4.2 Διανυσματικές Ενσωματώσεις και Ομοιότητα Συνημιτόνου

Παρά την ευρεία χρήση του, το TF-IDF παρουσιάζει ένα σοβαρό μαθηματικό μειονέκτημα στα τιμολόγια, γνωστό ως το Πρόβλημα του Βραχέος Κειμένου, καθώς και αδυναμία κατανόησης συνωνύμων (π.χ. “Ρεύμα” και “ΔΕΗ”). Για την επίλυση αυτού του αδιεξόδου, τα σύγχρονα συστήματα χρησιμοποιούν Πυκνές Διανυσματικές Ενσωματώσεις, όπως το Word2Vec ή το BERT (Chi et al., 2024).

Κάθε λογιστική περιγραφή μετατρέπεται σε ένα διάνυσμα πραγματικών αριθμών σε έναν πολυδιάστατο χώρο. Για να αποφασίσει το σύστημα αν δύο παραστατικά αφορούν την ίδια δαπάνη, υπολογίζει τη γωνία μεταξύ των δύο διανυσμάτων τους στον χώρο μέσω της Ομοιότητας Συνημίτονου (Cosine Similarity):

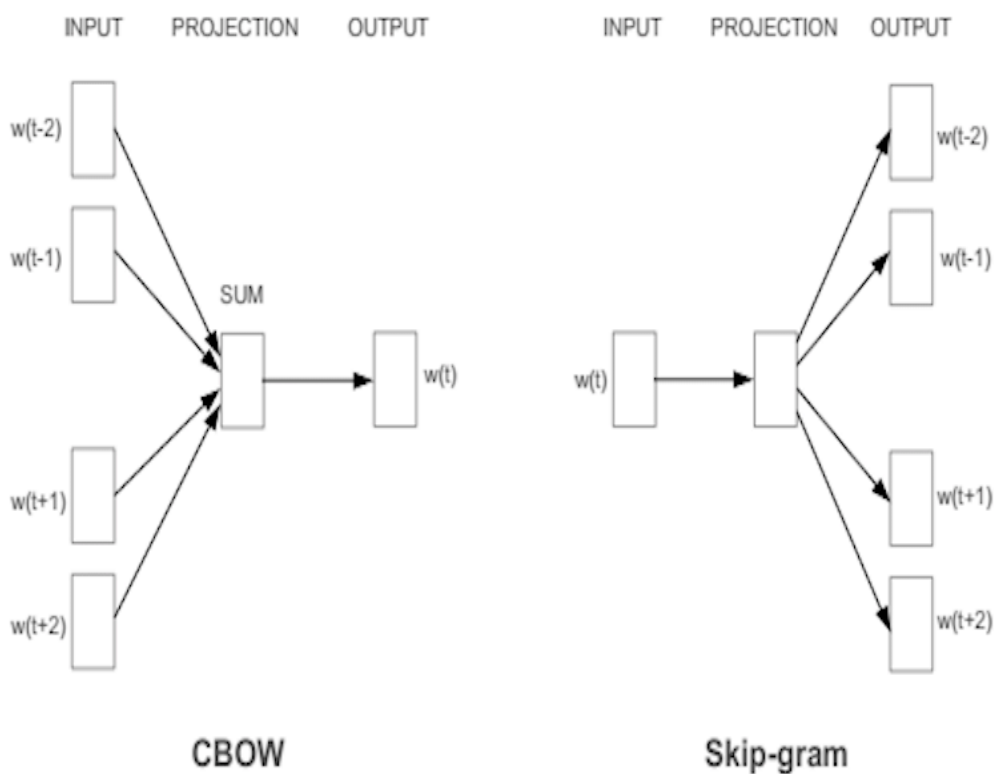
$$\text{Similarity}(A, B) = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{(\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2})}$$

Αυτή η προσέγγιση εφαρμόστηκε πρακτικά από τους Zhang & Xie (2022) σε έρευνά τους, σχετικά με την έξυπνη ανάκτηση προϋπολογιστικών παραστατικών και πινάκων ποσοτήτων. Όπως δηλώνουν στην μελέτη τους, αξιοποίησαν τον αλγόριθμο Word2vec για να διανυσματοποιήσουν τα χαρακτηριστικά του κειμένου και, στη συνέχεια, εφάρμοσαν έναν αλγόριθμο δυναμικής στάθμισης βασισμένο ακριβώς στην Ομοιότητα Συνημίτονου. Εάν η τιμή της ομοιότητας πλησιάζει το 1 (η γωνία θ τείνει στο μηδέν), τα διανύσματα είναι σχεδόν παράλληλα, επιτρέποντας στο σύστημα να αναγνωρίζει την ίδια ακριβώς δαπάνη, ασχέτως της διαφορετικής ορολογίας που χρησιμοποιήθηκε στο κείμενο (Zhang & Xie, 2022).

7.4.3 Αλγοριθμική Υλοποίηση Ενσωματώσεων: Το Μοντέλο Word2Vec (Skip-Gram)

Για να καταστεί δυνατός ο υπολογισμός της Ομοιότητας Συνημίτονου, το σύστημα πρέπει πρώτα να εκπαιδευτεί ώστε να μετατρέπει τις λέξεις σε διανύσματα βαρών. Η αρχιτεκτονική Skip-Gram του αλγορίθμου Word2Vec επιτυγχάνει αυτή τη χαρτογράφηση εκπαιδεύοντας ένα ρηχό νευρωνικό δίκτυο να προβλέπει τις λέξεις που περιβάλλουν έναν συγκεκριμένο λογιστικό όρο με βάση την ίδια τη λέξη-στόχο.

Μέσω αυτής της αλγοριθμικής επανάληψης πάνω σε χιλιάδες καταχωρημένα τιμολόγια, το δίκτυο «μαθαίνει» τη λογιστική οντολογία. Η συνάρτηση σφάλματος εξαναγκάζει τα βάρη του πίνακα W να προσαρμοστούν έτσι ώστε όροι όπως «Ενοίκιο» και «Μίσθωμα» να καταλήξουν σε πολύ κοντινές συντεταγμένες στον d -διάστατο χώρο. Όπως αναλύουν οι Zhang και Xie (2023), η χρήση του Word2Vec για τη διανυσματοποίηση ιστορικών δεδομένων επιτρέπει την έξυπνη και ταχύτατη ανάκτηση πληροφοριών από πίνακες ποσοτήτων και λογιστικά έγγραφα, μετασχηματίζοντας την απλή αναζήτηση λέξεων-κλειδιών σε μια βαθιά σημασιολογική αντιστοίχιση.



Εικόνα 11: Αρχιτεκτονική του ρηχού νευρωνικού δικτύου Word2Vec

βάσει του μοντέλου Skip-Gram. Μια κεντρική λέξη-στόχος (π.χ. ο λογιστικός όρος $w(t)$) εισάγεται στο δίκτυο με σκοπό την πρόβλεψη των γειτονικών λέξεων (context words) εντός ενός προκαθορισμένου παραθύρου ($w(t-2)$ έως $w(t+2)$). Μέσω αυτής της διαδικασίας “προβολής” (projection) στο κρυφό επίπεδο, το σύστημα εκπαιδεύει τον πίνακα βαρών του, δημιουργώντας σημασιολογικά πυκνές ενσωματώσεις (embeddings) που αποτυπώνουν τη λογιστική οντολογία του εκάστοτε ERP. (Futia et al., 2018)

Αλγόριθμος / Μοντέλο	Επίπεδο Ανάλυσης	Σημασιολογική Κατανόηση	Υπολογιστικό Κόστος	Βέλτιστη Λογιστική Εφαρμογή
TF-IDF	Στατιστική Συχνοτήτων (Λέξη-προς-Έγγραφο)	Απουσιάζει: Βασίζεται στην ακριβή λεξιλογική ταύτιση (λέξεις-κλειδιά). Δεν αντιλαμβάνεται συνώνυμα.	Πολύ Χαμηλό: Εκτελείται ταχύτατα σε τυπικούς επεξεργαστές, χωρίς ανάγκη εκπαίδευσης.	Απλή εξαγωγή λέξεων-κλειδιών (π.χ. "ΑΦΜ", "ΣΥΝΟΛΟ") από τυποποιημένα παραστατικά.
Word2Vec (Skip-Gram)	Διανυσματική Ενσωμάτωση Λέξεων (Word Embeddings)	Μερική / Τοπική: Κατανοεί στατικές σχέσεις συνωνύμων (π.χ. "Ενοίκιο", "Μίσθωμα") βάσει του πλαισίου τους.	Μέτριο: Απαιτεί αρχική εκπαίδευση (ή fine-tuning) σε ιστορικά δεδομένα ERP.	Αντιστοίχιση μεμονωμένων όρων του Γενικού Καθοδικού και ομαδοποίηση λογαριασμών.
Sentence-BERT (SBERT)	Διανυσματική Ενσωμάτωση Προτάσεων	Βαθιά / Συμφραζόμενα: Κατανοεί το πλήρες νόημα ολόκληρων προτάσεων και εξάγει υψηλή ομοιότητα συνημιτόνου.	Πολύ Υψηλό: Απαιτεί ισχυρό υλισμικό για βέλτιστη εκτέλεση και inference.	Σύνθετη συμφωνία εγγραφών μεταξύ τιμολογίων και αδόμετων τραπεζικών κινήσεων.

Πίνακας 3: Συγκριτική αξιολόγηση μεθόδων εξαγωγής και αναπαράστασης κειμένου.

Αναδεικνύεται η σταδιακή μετάβαση από τα παραδοσιακά στατιστικά μοντέλα (TF-IDF) στις σύγχρονες αρχιτεκτονικές βαθιάς μάθησης (Word2Vec, SBERT), όπου η αύξηση της σημασιολογικής ικανότητας συνεπάγεται αντίστοιχη αύξηση των υπολογιστικών απαιτήσεων.

7.5 Αυτοματοποιημένος Έλεγχος ΦΠΑ και Φορολογικής Συμμόρφωσης

Η ορθή τήρηση βιβλίων δεν περιορίζεται στην καταχώρηση των δαπανών, αλλά εκτείνεται στη διασφάλιση της φορολογικής νομιμότητας των συναλλαγών. Ένα από τα πιο σύνθετα προβλήματα στα λογιστήρια είναι ο έλεγχος του Φόρου Προστιθέμενης Αξίας (ΦΠΑ), καθώς τα ποσοστά αλλάζουν ανάλογα με την κατηγορία του προϊόντος (π.χ. 13% ή 24%) και τη γεωγραφική προέλευση του προμηθευτή.

7.5.1 Πρόβλεψη Συντελεστή ΦΠΑ μέσω Ταξινόμησης

Παραδοσιακά, ο έλεγχος του ΦΠΑ βασίζεται σε στατικούς κανόνες στο ERP. Ωστόσο, οι περιγραφές των ειδών στα τιμολόγια είναι συχνά διφορούμενες, οδηγώντας σε λανθασμένες χρεώσεις από τους προμηθευτές. Τα σύγχρονα συστήματα χρησιμοποιούν μοντέλα Εποπτευόμενης Μάθησης για να προβλέψουν τον αναμενόμενο συντελεστή φόρου με βάση το σημασιολογικό περιεχόμενο του παραστατικού.

Όπως επισημαίνουν οι Kaliselvi et al. (2025) στην έρευνά τους για το σύστημα EF-Net, η χρήση υβριδικών μοντέλων που συνδυάζουν NLP και Δέντρα Απόφασης επιτρέπει στο σύστημα να διασταυρώνει την περιγραφή του είδους με τους φορολογικούς κανόνες σε πραγματικό χρόνο. Αυτό επιτρέπει τον εντοπισμό αποκλίσεων πριν την υποβολή των περιοδικών δηλώσεων. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της μελέτης τους, το μοντέλο πέτυχε ακρίβεια 98,7% στην επαλήθευση του υπολογισμού των φόρων, αποδεικνύοντας ότι η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να εγγυηθεί τη φορολογική συμμόρφωση ελαχιστοποιώντας τον κίνδυνο προστίμων (Kaliselvi et al., 2025).

7.5.2 Εντοπισμός Φορολογικής Απάτης μέσω Ανάλυσης Γράφων

Η αυτόματη τήρηση βιβλίων πρέπει επίσης να προστατεύει την επιχείρηση από τη συναλλαγή με δόλιους προμηθευτές. Σε αυτές τις περιπτώσεις, ο έλεγχος ενός μεμονωμένου τιμολογίου δεν αρκεί. Η σύγχρονη Πληροφορική επιλύει αυτό το πρόβλημα εξετάζοντας ολόκληρο το δίκτυο των συναλλαγών μέσω Ανάλυσης Γράφων.

Σε έρευνά τους που δημοσιεύτηκε στο IEEE Access, οι Didimo et al. (2020) παρουσίασαν το MALDIVE, ένα ολοκληρωμένο πλαίσιο ανάλυσης γράφων ειδικά σχεδιασμένο για την ανίχνευση φορολογικής διαφυγής. Όπως αναφέρουν στην μελέτη τους, το σύστημα καινοτομεί συνδυάζοντας τεχνικές Εξόρυξης Δεδομένων με Οπτική Ανάλυση. Αντί να εξετάζει μεμονωμένες εγγραφές, το MALDIVE εστιάζει στην ανάλυση των φορολογουμένων και των μεταξύ τους σχέσεων μέσα στο οικονομικό δίκτυο. Μέσω αυτού του μοντέλου, οι ελεγκτικοί μηχανισμοί μπορούν να εντοπίσουν πολύπλοκα μοτίβα απάτης, εξασφαλίζοντας ένα ισχυρότερο επίπεδο προστασίας και διαφάνειας (Didimo et al., 2020).

7.5.3 Διασύνδεση με Κρατικά Συστήματα και Αυτόματος Χαρακτηρισμός

Η πλήρης αυτοματοποίηση της τήρησης βιβλίων κορυφώνεται με τη δυνατότητα διασύνδεσης του συστήματος AI με τις κρατικές ψηφιακές πλατφόρμες, όπως το myDATA στην Ελλάδα ή το PEPPOL στην Ευρώπη.

Αν και αλγοριθμικά μοντέλα ταξινόμησης, όπως η αρχιτεκτονική OX10M που προτάθηκε πρόσφατα από τους Jonanoιός et al. (2025), έχουν αναπτυχθεί και επικυρωθεί βιβλιογραφικά για την επιλογή των σωστών λογαριασμών εσόδων και εξόδων εντός του Γενικού Καθολικού, η μεθοδολογία τους προσφέρει μια ισχυρή βάση για μελλοντικές εφαρμογές. Ως θεωρητική προέκταση της παρούσας διπλωματικής, υποστηρίζεται ότι οι ίδιοι αλγόριθμοι που χαρτογραφούν μια περιγραφή σε έναν λογιστικό κωδικό, μπορούν να προσαρμοστούν ώστε να ταυτοποιούν αυτόματα και τους επίσημους κωδικούς χαρακτηρισμού που απαιτούνται από τις φορολογικές αρχές (π.χ. Κατηγορίες Εσόδων

myDATA). Μια τέτοια ολοκλήρωση θα μετέτρεπε την απλή λογιστική εγγραφή σε μια πλήρως συμμορφούμενη ψηφιακή δήλωση, εξαλείφοντας πλήρως την ανάγκη για ανθρώπινη παρέμβαση.

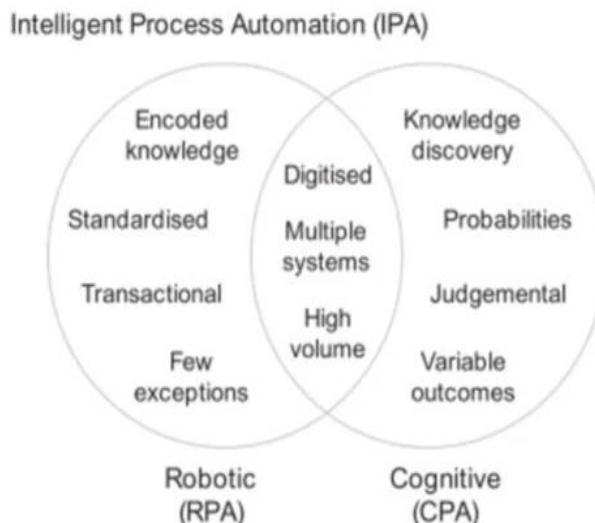
8 Ρομποτική Αυτοματοποίηση Διαδικασιών και Συστήματα Εκτέλεσης

Στα προηγούμενα κεφάλαια αναλύθηκε εκτενώς η αρχιτεκτονική της λήψης αποφάσεων: πώς τα συστήματα Μηχανικής Όρασης εξάγουν τα δεδομένα και πώς τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης τα ταξινομούν στους ορθούς λογαριασμούς του Γενικού Καθολικού. Ωστόσο, η πλήρης αυτοματοποίηση της τήρησης βιβλίων απαιτεί ένα επιπλέον επίπεδο εκτέλεσης. Η μετάβαση από την «απόφαση» στην «πράξη» υλοποιείται μέσω της RPA, μιας τεχνολογίας που αναλαμβάνει να μιμηθεί τις μηχανικές κινήσεις ενός ανθρώπου-χειριστή (πληκτρολόγηση, κλικ, πλοήγηση σε μενού) προκειμένου να καταχωρήσει τα δεδομένα απευθείας στο λογισμικό ERP της επιχείρησης.

8.1 Από την Παραδοσιακή RPA στη Γνωστική Αυτοματοποίηση

Ιστορικά, η τεχνολογία RPA δημιουργήθηκε για να επιλύσει το πρόβλημα των επαναλαμβανόμενων, βαρετών εργασιών στα τμήματα back-office. Ωστόσο, η παραδοσιακή της μορφή παρουσίαζε έναν αυστηρό περιορισμό: τα ρομπότ στερούνταν οποιασδήποτε κριτικής ικανότητας και απαιτούσαν 100% δομημένα δεδομένα για να λειτουργήσουν (π.χ. αντιγραφή από ένα προκαθορισμένο κελί του Excel σε ένα πεδίο του ERP).

Σύμφωνα με τη βιβλιογραφική ανασκόπηση των Afrin et al. (2025) στο IEEE Access, η σύγχρονη βιομηχανία έχει πλέον μεταβεί στο μοντέλο της Γνωστικής Αυτοματοποίησης. Όπως τονίζεται στη μελέτη τους, η Γνωστική Αυτοματοποίηση προκύπτει από τη συνεργική ενσωμάτωση της παραδοσιακής ρομποτικής με το AI. Ενώ το απλό RPA περιορίζεται στην τυφλή εκτέλεση προκαθορισμένων κανόνων, το AI-Ενισχυμένο RPA κληρονομεί τις δυνατότητες της ανάλυσης δεδομένων, της αναγνώρισης προτύπων και της ταξινόμησης πληροφοριών. Αυτή η ενσωμάτωση επιτρέπει στα συστήματα να διαχειρίζονται τις πολύπλοκες, αδόμητες λειτουργίες που ήταν προηγουμένως απρόσιτες για τα συνηθισμένα ρομπότ, βελτιώνοντας την ακρίβεια και την παραγωγικότητα των επιχειρηματικών ροών (Afrin et al., 2025).



Εικόνα 12: Εννοιολογική σύγκριση και συνεργική σχέση μεταξύ της Παραδοσιακής RPA και της Γνωστικής Αυτοματοποίησης (CPA).

Αριστερά, το παραδοσιακό RPA περιορίζεται σε τυποποιημένες, συναλλακτικές διεργασίες με αυστηρούς κανόνες και ελάχιστες εξαιρέσεις. Δεξιά, τα γνωστικά συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης εισάγουν την ικανότητα κρίσης, την ανακάλυψη γνώσης και τη διαχείριση πιθανοτήτων. Η τομή τους σχηματίζει την Ευφυή Αυτοματοποίηση, η οποία καθιστά δυνατή τη διαχείριση μεγάλου όγκου δεδομένων μέσα από πολλαπλά, ψηφιοποιημένα συστήματα. (Moraes et al. 2022)

8.2 Εκτέλεση Λογιστικών Εργασιών και Διαχείριση Εξαιρέσεων (HITL)

Το τελικό στάδιο της αυτόματης τήρησης βιβλίων είναι η αλληλεπίδραση του λογισμικού ρομπότ (RPA) με τη διεπαφή του συστήματος ERP (π.χ. SAP, SoftOne). Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές μεθόδους ενοποίησης (όπως οι βάσεις δεδομένων ή τα αρχεία κατά δεσμίδες), το RPA εκτελεί την τελική εγγραφή λειτουργώντας απευθείας στο επίπεδο της διεπαφής χρήστη, μιμούμενο τα κλικ και την πληκτρολόγηση ενός φυσικού προσώπου.

Η αξία και οι περιορισμοί της εφαρμογής του RPA στον λογιστικό και ελεγκτικό κλάδο έχουν αναλυθεί από τους Huang και Vasarhelyi (2019) σε μελέτη τους στο International Journal of Accounting Information Systems. Σύμφωνα με την έρευνά τους, τα ρομπότ RPA είναι εξαιρετικά αποδοτικά στην αυτοματοποίηση καλά ορισμένων και επαναλαμβανόμενων εργασιών, επιτρέποντας στους επαγγελματίες να επικεντρωθούν σε εργασίες που απαιτούν κρίση. Ωστόσο, η πλήρης αυτοματοποίηση με παραδοσιακό RPA συχνά διακόπτεται όταν το σύστημα συναντά αντικρουόμενα δεδομένα, καθώς στερείται γνωστικών ικανοτήτων (Huang & Vasarhelyi, 2019).

Για την επίλυση αυτού του τεχνολογικού κενού, τα σύγχρονα συστήματα υιοθετούν τον κρίσιμο μηχανισμό HITL. Στην πρακτική εφαρμογή ενός λογιστηρίου, το λογισμικό λειτουργεί ως ο εκτελεστικός βραχίονας, αλλά δεν λαμβάνει τελικές αποφάσεις σε περιπτώσεις αβεβαιότητας. Όταν το μοντέλο AI καταγράφει χαμηλό δείκτη βεβαιότητας για ένα παραστατικό (π.χ. λόγω διφορούμενης λογιστικής περιγραφής, άγνωστου προμηθευτή

ή φθοράς στο σαρωμένο έγγραφο) το ρομπότ διακόπτει αυτόματα τη διαδικασία καταχώρησης στο ERP.

Η συγκεκριμένη εγγραφή χαρακτηρίζεται ως εξαίρεση και δρομολογείται σε μια ειδική ουρά ελέγχου στην οθόνη του λογιστή. Ο επαγγελματίας εξετάζει τα δεδομένα, επιλύει την ασάφεια χρησιμοποιώντας την κρίση του, και στη συνέχεια το ρομπότ αναλαμβάνει ξανά τον έλεγχο για να ολοκληρώσει την καταχώρηση. Αυτή η υβριδική αρχιτεκτονική εξασφαλίζει ότι το σύστημα διαχειρίζεται αστραπιαία τον τεράστιο όγκο των τυπικών παραστατικών, διατηρώντας ταυτόχρονα τον απόλυτο λογιστικό έλεγχο και τη συμμόρφωση στα χέρια των ανθρώπινων χειριστών (Afrin et al., 2025).

8.3 Αρχιτεκτονική Μικροϋπηρεσιών και Διασύνδεση Συστημάτων

Η πρακτική υλοποίηση της αυτόματης τήρησης βιβλίων απαιτεί τη συνεργασία ανεξάρτητων τεχνολογικών πυλώνων: του συστήματος ERP που φιλοξενεί τα δεδομένα, του μοντέλου AI που ταξινομεί τις εγγραφές, και του λογισμικού RPA που εκτελεί την καταχώρηση. Η απρόσκοπτη ανταλλαγή δεδομένων μεταξύ αυτών των υποσυστημάτων απαιτεί έναν σύγχρονο αρχιτεκτονικό σχεδιασμό που να εξασφαλίζει τη σταθερότητα του λογιστηρίου.

8.3.1 Μετάβαση από Μονολιθικές Αρχιτεκτονικές σε Μικροϋπηρεσίες

Ιστορικά, τα κεντρικά συστήματα των επιχειρήσεων (όπως τα ERP) αναπτύσσονταν βάσει της Μονολιθικής Αρχιτεκτονικής, όπου η διεπαφή χρήστη, η επιχειρησιακή λογική και η βάση δεδομένων αποτελούσαν ένα ενιαίο, αδιαίρετο λογισμικό. Η απευθείας ενσωμάτωση εξωτερικών αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης στον πυρήνα τέτοιων συστημάτων εγκυμονεί σοβαρούς κινδύνους για τη συνολική τους σταθερότητα.

Για την επίλυση αυτού του προβλήματος, η σύγχρονη βιομηχανία εφαρμόζει την Αρχιτεκτονική Μικροϋπηρεσιών. Τις προϋποθέσεις και τα πλεονεκτήματα αυτής της μετάβασης ανέλυσαν οι Habib et al. (2024) σε έρευνά τους. Όπως εξηγούν οι συγγραφείς, η αρχιτεκτονική MSA αποσυνθέτει ένα ογκώδες σύστημα σε μικρές, αυτόνομες και ανεξάρτητα αναπτυσσόμενες υπηρεσίες.

Στο πλαίσιο της αυτόματης τήρησης βιβλίων, αυτό σημαίνει ότι το μοντέλο AI δεν εγγράφεται στον κώδικα του ERP. Αντιθέτως, αναπτύσσεται και εκτελείται ως μια εντελώς απομονωμένη μικροϋπηρεσία. Όπως τεκμηριώνουν οι Habib et al. (2024), αυτός ο δομικός διαχωρισμός παρέχει τεράστια ευελιξία, επιτρέποντας στα συστήματα να αναβαθμίζονται ανεξάρτητα. Έτσι, οποιαδήποτε επανεκπαίδευση ή σφάλμα στον αλγόριθμο της Τεχνητής Νοημοσύνης δεν πρόκειται ποτέ να προκαλέσει κατάρρευση στο κεντρικό λογιστικό σύστημα της επιχείρησης.

8.3.2 Επικοινωνία μέσω RESTful API και Δομών JSON

Η απομόνωση του AI σε μια μικροϋπηρεσία δημιουργεί την ανάγκη επικοινωνίας του με το ρομπότ RPA. Όπως καταγράφεται στη μεθοδολογία της αρχιτεκτονικής μικροϋπηρεσιών (Habib et al., 2024), τα ανεξάρτητα αυτά συστήματα επικοινωνούν μεταξύ τους μέσω APIs, αξιοποιώντας ελαφριά πρωτόκολλα δικτύου (όπως το REST) και δομημένους μορφότυπους ανταλλαγής δεδομένων, με κυρίαρχο το JSON (JavaScript Object Notation).

Συνδυάζοντας αυτή την αρχιτεκτονική με τη λειτουργία της Γνωστικής Αυτοματοποίησης που περιγράφουν οι Afrin et al. (2025), η αλγοριθμική ροή επικοινωνίας κατά την καταχώρηση ενός τιμολογίου διαμορφώνεται ως εξής:

1. Το λογισμικό RPA εξάγει το κείμενο από το σαρωμένο παραστατικό και, λειτουργώντας ως πελάτης, αποστέλλει ένα δικτυακό αίτημα στο REST API της μικροϋπηρεσίας του AI.

2. Το μοντέλο Μηχανικής Μάθησης παραλαμβάνει το κείμενο, εκτελεί την ταξινόμηση, και επιστρέφει στο RPA την απάντησή του σε μια αυστηρά δομημένη μορφή JSON. Η απάντηση αυτή περιέχει ζεύγη κλειδιού-τιμής, όπως: {"vendor": "ΔΕΗ", "predicted_account": "62.00", "confidence_score": 0.96}.
3. Το ρομπότ RPA παραλαμβάνει και αναλύει το αρχείο JSON. Στη συνέχεια, αντιστοιχίζει τα δομημένα πλέον δεδομένα με τα αντίστοιχα πεδία στη διεπαφή του ERP και εκτελεί την καταχώρηση.

Μέσω αυτής της δικτυακής διαλειτουργικότητας, το ρομπότ δεν χρειάζεται να διαθέτει εγγενώς την πολυπλοκότητα ενός νευρωνικού δικτύου. Αρκεί να γνωρίζει πώς να καλεί το API και να διαβάζει το JSON, μεταφράζοντας την έξοδο της τεχνητής νοημοσύνης σε αυτοματοποιημένα κλικ (Afrin et al., 2025; Habib et al., 2024).

9 Αξιολόγηση Μοντέλων και Επιχειρηματικός Αντίκτυπος (Evaluation & ROI)

Η θεωρητική αρχιτεκτονική και η τεχνική διασύνδεση ενός αυτοματοποιημένου λογιστηρίου δεν αρκούν από μόνες τους για να πιστοποιήσουν την επιχειρησιακή του αξιοπιστία. Στην Επιστήμη των Υπολογιστών, και ειδικά σε χρηματοοικονομικές εφαρμογές όπου ένα αλγοριθμικό σφάλμα μεταφράζεται σε άμεσο λογιστικό ή φορολογικό κόστος, η απόδοση των μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης πρέπει να μετριέται με αυστηρά μαθηματικά κριτήρια. Το παρόν κεφάλαιο αναλύει τον τρόπο με τον οποίο αξιολογούνται οι αλγόριθμοι ταξινόμησης παραστατικών, εξηγώντας τις μετρικές που διασφαλίζουν την ορθή λειτουργία του συστήματος.

9.1 Μετρικές Αξιολόγησης στην Ταξινόμηση Παραστατικών

Στα προβλήματα πολυταξικής ταξινόμησης, όπως η προσπάθεια πρόβλεψης του σωστού λογαριασμού του Γενικού Καθολικού (π.χ. επιλογή ανάμεσα στους κωδικούς 62.00, 64.00, 65.00), η απλή Ολική Ακρίβεια θεωρείται συχνά παραπλανητική μετρική.

Η σύγχρονη έρευνα των Chi et al. καταδεικνύει ότι το macro F1-Score, στην έρευνά τους για την ταξινόμηση κειμένων από τιμολόγια, τα λογιστικά δεδομένα πάσχουν από εγγενή ανισορροπία κλάσεων. Για παράδειγμα, μια επιχείρηση μπορεί να λαμβάνει χιλιάδες τιμολόγια τηλεπικοινωνιών ετησίως, αλλά μόνο δύο τιμολόγια νομικών υπηρεσιών. Ένα μοντέλο που αγνοεί εντελώς τα νομικά έξοδα θα εξακολουθεί να παρουσιάζει υψηλή συνολική ακρίβεια, αποτυγχάνοντας όμως στον εντοπισμό των σπάνιων λογιστικών γεγονότων (Chi et al., 2024).

Για την αντικειμενική αξιολόγηση, η βιβλιογραφία βασίζεται στον Πίνακα Σύγχυσης, ο οποίος κατηγοριοποιεί τις προβλέψεις σε τέσσερις θεμελιώδεις συνιστώσες:

- **Αληθώς Θετικά (True Positives - TP):** Το μοντέλο προέβλεψε σωστά τον λογαριασμό του εξόδου.
- **Ψευδώς Θετικά (False Positives - FP):** Το μοντέλο κατέταξε λανθασμένα ένα άσχετο παραστατικό στον συγκεκριμένο λογαριασμό.
- **Αληθώς Αρνητικά (True Negatives - TN):** Το μοντέλο, ορθώς, δεν κατέταξε ένα παραστατικό σε έναν άσχετο λογαριασμό.
- **Ψευδώς Αρνητικά (False Negatives - FN):** Το παραστατικό ανήκε στον λογαριασμό, αλλά το μοντέλο απέτυχε να το εντοπίσει.

9.1.1 Μαθηματική Διατύπωση: Precision, Recall και F1-Score

Βάσει των παραπάνω συνιστωσών, εξάγονται οι τρεις κρίσιμότερες στατιστικές μετρικές αξιολόγησης για τα συστήματα Μηχανικής Μάθησης:

Η Ακρίβεια (Precision) υπολογίζει το ποσοστό των ορθών προβλέψεων μεταξύ όλων των παραστατικών που το μοντέλο κατέταξε σε μια συγκεκριμένη λογιστική κατηγορία. Υψηλό Precision διασφαλίζει ότι, όταν το AI αποφασίζει να καταχωρήσει ένα τιμολόγιο στα «Έξοδα ΔΕΗ», η πρόβλεψη είναι εξαιρετικά αξιόπιστη, ελαχιστοποιώντας τον κίνδυνο λογιστικών λαθών. Η μαθηματική της εξίσωση ορίζεται ως:

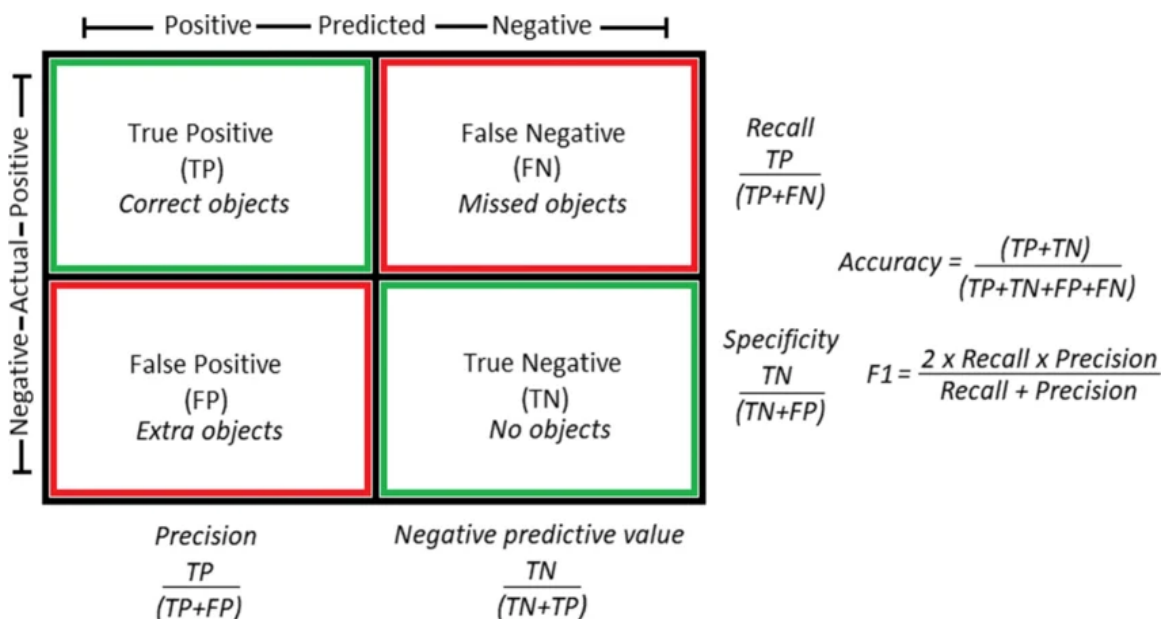
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Η Ανάκληση (Recall) μετράει την ικανότητα του μοντέλου να εντοπίσει το σύνολο των πραγματικών παραστατικών μιας κατηγορίας. Ένα υψηλό Recall είναι ζωτικής σημασίας για τους φορολογικούς ελέγχους, καθώς εξασφαλίζει ότι το σύστημα δεν «χάνει» κρυμμένα τιμολόγια (False Negatives) που ανήκουν στην εξεταζόμενη κλάση:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Επειδή το Precision και το Recall λειτουργούν συχνά ανταγωνιστικά (η αύξηση του ενός συχνά μειώνει το άλλο), η σύγχρονη έρευνα αξιολογεί τα συστήματα ταξινόμησης τιμολογίων βάσει του F1-Score. Όπως υπογραμμίζουν οι Chi et al. (2024), το macro F1-Score, το οποίο αποτελεί τον αρμονικό μέσο των δύο προηγούμενων μετρικών, αποτελεί την πιο αξιόπιστη απόδειξη της ικανότητας του αλγορίθμου να διαχειρίζεται τα σύνθετα και ανισόρροπα δεδομένα ενός εταιρικού Γενικού Καθολικού. Ο τύπος υπολογισμού του είναι ο εξής:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$



Εικόνα 13: Οπτική αναπαράσταση του Πίνακα Σύγχυσης (Confusion Matrix) και των βασικών στατιστικών μετρικών αξιολόγησης.

Απεικονίζεται η σχέση μεταξύ πραγματικών (Actual) και προβλεπόμενων (Predicted) καταστάσεων, ορίζοντας τα θεμέλια στοιχεία: Αληθώς Θετικά (TP), Ψευδώς Αρνητικά (FN), Ψευδώς Θετικά (FP) και Αληθώς Αρνητικά (TN). Παρατίθενται οι μαθηματικοί τύποι υπολογισμού της Ακρίβειας (Precision), της Ανάκλησης (Recall) και του F1-Score, μετρικές οι οποίες στο πλαίσιο της λογιστικής ταξινόμησης καθορίζουν την ικανότητα του μοντέλου να ελαχιστοποιεί τις λανθασμένες εγγραφές στο Γενικό Καθολικό και να μεγιστοποιεί τον εντοπισμό των ορθών παραστατικών. (Punn and Agarwal 2021)

9.1.2 Η Επιλογή του Κατωφλίου Εμπιστοσύνης

Πέραν από την αξιολόγηση μέσω του F1-Score, η επιχειρησιακή παραμετροποίηση του συστήματος απαιτεί τον καθορισμό ενός Κατωφλίου Εμπιστοσύνης. Όταν το μοντέλο AI ταξινομεί ένα παραστατικό, δεν εξαγεί απλώς τον λογαριασμό, αλλά και μια πιθανότητα (π.χ. 85% βεβαιότητα ότι ανήκει στον κωδικό 62.00).

Ο καθορισμός αυτού του ορίου αποτελεί μια κρίσιμη μαθηματική και επιχειρηματική απόφαση:

Υψηλό Κατώφλι (π.χ. 95%): Μεγιστοποιεί την Ακρίβεια, καθώς το σύστημα καταχωρεί αυτόματα μόνο τα τιμολόγια για τα οποία είναι απολύτως βέβαιο. Ωστόσο, αυτό αυξάνει τον αριθμό των παραστατικών που απορρίπτονται και στέλνονται στον άνθρωπο για έλεγχο, μειώνοντας την ταχύτητα της αυτοματοποίησης.

Χαμηλό Κατώφλι (π.χ. 70%): Μεγιστοποιεί τον όγκο της αυτόματης επεξεργασίας, αλλά αυξάνει τον στατιστικό κίνδυνο των Ψευδώς Θετικών, επιτρέποντας σε πιθανά λάθη να περάσουν στο Γενικό Καθολικό.

Όπως προκύπτει από τη βιβλιογραφία, ο ιδανικός αλγόριθμος δεν είναι εκείνος που λειτουργεί στο 100% (κάτι αδύνατον στα αδόμητα δεδομένα), αλλά εκείνος που επιτρέπει στον Οικονομικό Διευθυντή (CFO) να παραμετροποιήσει αυτό το κατώφλι βάσει του ρίσκου που είναι διατεθειμένη να αναλάβει η επιχείρηση.

9.2 Επιχειρηματικός Αντίκτυπος και Απόδοση Επένδυσης (ROI)

Η επίτευξη υψηλών στατιστικών επιδόσεων (όπως το F1-Score) δεν αποτελεί αυτοσκοπό, αλλά το τεχνολογικό υπόβαθρο για τη δημιουργία μετρήσιμης επιχειρηματικής αξίας. Η ενσωμάτωση της Γνωστικής Αυτοματοποίησης (AI & RPA) στο λογιστήριο μετασχηματίζει ριζικά τη δομή κόστους της επιχείρησης, επηρεάζοντας άμεσα τους Βασικούς Δείκτες Απόδοσης.

9.2.1 Μετάφραση Στατιστικών Μετρικών σε Οικονομική Αξία

Στο πλαίσιο της λογιστικής λειτουργίας, οι μαθηματικές αποκλίσεις του μοντέλου μεταφράζονται σε άμεσο επιχειρηματικό κόστος. Τα Ψευδώς Θετικά (False Positives - χαμηλό Precision) προκαλούν άμεσο κόστος ανασχεδιασμού. Όταν το σύστημα καταχωρεί λανθασμένα ένα έξοδο, ο λογιστής πρέπει να εντοπίσει το λάθος, να ακυρώσει την εγγραφή (αντιλογισμός) και να την καταχωρήσει ξανά. Ο χρόνος αυτός κοστίζει λειτουργικά στην εταιρεία.

Τα Ψευδώς Αρνητικά (False Negatives - χαμηλό Recall) δημιουργούν άμεσο κίνδυνο κανονιστικής μη συμμόρφωσης. Εάν το μοντέλο αποτύχει να ταξινομήσει σωστά ένα τιμολόγιο που φέρει εκπιπτόμενο ΦΠΑ, η εταιρεία χάνει φορολογικά οφέλη, ενώ σε περίπτωση λανθασμένης φορολογικής δήλωσης κινδυνεύει με την επιβολή προστίμων.

Συνεπώς, η βελτιστοποίηση του F1-Score διασφαλίζει τον περιορισμό αυτών των «κρυφών» κοστών κακής ποιότητας, εγγυώμενη τη σταθερότητα των οικονομικών καταστάσεων.

9.2.2 Λειτουργικοί Δείκτες και Μείωση Λειτουργικού Κόστους

Η απόσβεση της επένδυσης σε συστήματα AI υπολογίζεται μέσω της βελτίωσης συγκεκριμένων λειτουργικών δεικτών. Σε έρευνά τους, οι Ismanov et al. (2024) διερεύνησαν διεξοδικά τον ρόλο του AI στη διαχείριση κόστους. Όπως τεκμηριώνουν, τα αλγοριθμικά μοντέλα δεν περιορίζονται μόνο στην πρόβλεψη, αλλά λειτουργούν ως εργαλεία επιχειρησιακής βελτιστοποίησης, επιφέροντας ραγδαία μείωση εξόδων και

βελτίωση των περιθωρίων κέρδους (Ismanov et al., 2024).

Η πρακτική διάσταση αυτής της τεχνολογίας στη λογιστική επιστήμη αναλύεται περαιτέρω από τους Teixeira et al. (2025). Σύμφωνα με τη μελέτη τους, η εφαρμογή του RPA ενισχύει την παραγωγικότητα και μειώνει τόσο το λειτουργικό κόστος όσο και τα ανθρώπινα σφάλματα. Το σημαντικότερο, ωστόσο, εύρημα της έρευνας είναι ότι η εξάλειψη των χειρωνακτικών εργασιών επιτρέπει την επανεκπαίδευση των υπαλλήλων, ώστε να αναλάβουν νέους ρόλους υψηλότερης προστιθέμενης αξίας (Teixeira et al., 2025).

Στη σύγχρονη βιομηχανική πρακτική, αυτά τα ακαδημαϊκά ευρήματα (αύξηση ταχύτητας και μείωση λαθών) ποσοτικοποιούνται παραδοσιακά μέσω δύο καθιερωμένων εταιρικών δεικτών:

- Μέσος Χρόνος Επεξεργασίας: Ο χρόνος που απαιτείται για την ανάγνωση, ταξινόμηση και καταχώρηση ενός τιμολογίου μειώνεται.
- Ποσοστό Ευθείας Επεξεργασίας: Το ποσοστό των παραστατικών που διαχειρίζεται το σύστημα από την αρχή έως το τέλος αποκλειστικά μέσω τεχνητής νοημοσύνης, χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση, μεγιστοποιείται.

9.2.3 Ελαστικότητα και Διαχείριση Περιόδων Αιχμής

Ένας επιπλέον παράγοντας που εκτοξεύει την Απόδοση Επένδυσης (ROI) είναι η συστημική ελαστικότητα. Στην παραδοσιακή τήρηση βιβλίων, ο όγκος των παραστατικών δεν κατανέμεται ομοιόμορφα μέσα στον μήνα. Οι λογιστικές ροές παρουσιάζουν ακραίες κορυφώσεις κατά τη διάρκεια του κλεισίματος του μήνα ή τις παραμονές των φορολογικών προθεσμιών.

Σε ένα χειροκίνητο περιβάλλον, η διαχείριση αυτών των κορυφώσεων απαιτεί είτε υπερωριακή απασχόληση του προσωπικού (άμεση αύξηση κόστους) είτε ανοχή σε καθυστερήσεις (μείωση ρευστότητας και αργοπορία στις πληρωμές προμηθευτών). Αντιθέτως, η υβριδική αρχιτεκτονική AI-RPA που αναλύουν οι Ismanov et al. (2024), προσφέρει απόλυτη ελαστικότητα. Εάν ο όγκος των τιμολογίων τριπλασιαστεί την τελευταία εβδομάδα του μήνα, η επιχείρηση μπορεί απλώς να δεσμεύσει περισσότερη υπολογιστική ισχύ ή να εκκινήσει περισσότερα εικονικά ρομπότ ταυτόχρονα. Μόλις η περίοδος αιχμής παρέλθει, οι πόροι αποδεσμεύονται. Αυτή η ικανότητα επεξεργασίας απεριόριστου όγκου δεδομένων χωρίς την ανάγκη προσλήψεων ή υπερωριών, αποτελεί τον ισχυρότερο δείκτη απόσβεσης του συστήματος (Ismanov et al., 2024).

10 Ελεγκτική, Ασφάλεια και Διακυβέρνηση Πληροφοριακών Συστημάτων (IT GRC)

Η ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Ρομποτικής Αυτοματοποίησης (RPA) στην τήρηση βιβλίων δεν μετασχηματίζει μόνο τη λογιστική λειτουργία, αλλά ανατρέπει πλήρως τα δεδομένα στον τομέα της Ελεγκτικής και της Κυβερνοασφάλειας. Σε ένα παραδοσιακό λογιστήριο, ο ελεγκτής εξετάζει δειγματοληπτικά ένα μικρό ποσοστό των φυσικών παραστατικών. Στην εποχή της αυτοματοποίησης, ο έλεγχος μετατοπίζεται από τα «χαρτιά» στα ίδια τα ψηφιακά ίχνη των αλγορίθμων. Τα λογιστικά παραστατικά πλέον δεν αποτελούν απλά έγγραφα, αλλά φορείς ευαίσθητων εμπορικών μυστικών και Προσωπικών Δεδομένων (PII). Το παρόν κεφάλαιο αναλύει πώς τα συστήματα AI/RPA εισάγουν το αυστηρό μοντέλο του Συνεχούς Ελέγχου, αντιμετωπίζουν την αλγοριθμική μεροληψία και εναρμονίζονται πλήρως με τα σύγχρονα ευρωπαϊκά ρυθμιστικά πλαίσια προστασίας δεδομένων και φορολογικής διαφάνειας (IT Governance, Risk, and Compliance - GRC).

10.1 Αυτοματοποίηση του Ελέγχου: Από τη Δειγματοληψία στον Συνεχή Έλεγχο

Στις παραδοσιακές μεθόδους ελέγχου, οι ελεγκτές βασίζονται σε στατιστικά δείγματα για να εντοπίσουν λογιστικά σφάλματα ή προσπάθειες απάτης, καθώς η χειροκίνητη εξέταση του 100% των συναλλαγών είναι πρακτικά και οικονομικά αδύνατη. Αυτός ο περιορισμός δημιουργεί εγγενή κενά ασφαλείας, αφήνοντας περιθώρια για μη ανιχνεύσιμες οικονομικές ανωμαλίες στο Γενικό Καθολικό.

Η αρχιτεκτονική που προτείνεται στην παρούσα εργασία προσφέρει την τεχνολογική βάση για την οριστική επίλυση αυτού του προβλήματος, εισάγοντας την πρακτική του Συνεχούς Ελέγχου.

Όπως τεκμηριώνουν οι Moffitt et al. (2018) στη θεμελιώδη έρευνά τους, η χρήση συστημάτων Ρομποτικής Αυτοματοποίησης (RPA) επιτρέπει στους ελεγκτές να εγκαταλείψουν την αναχρονιστική δειγματοληψία και να εκτελέσουν αυτοματοποιημένες ελεγκτικές δοκιμασίες στο 100% του πληθυσμού των δεδομένων. Επιπλέον, επειδή τα ρομπότ αναλαμβάνουν τις επαναλαμβανόμενες, βασισμένες σε κανόνες (rules-based) χειρωνακτικές εργασίες, ο ρόλος του ελεγκτή αναβαθμίζεται ριζικά, δίνοντας πλέον έμφαση σε δεξιότητες κριτικής σκέψης ανώτερου επιπέδου που ενισχύουν την τελική ποιότητα του ελέγχου (Moffitt et al., 2018).

Από την άλλη πλευρά, αυτή η τεχνολογική μετάβαση ανατρέπει την καθημερινότητα και τη φύση της εργασίας των ίδιων των επαγγελματιών. Όπως αναλύουν οι Muqattash et al. (2024), η ενσωμάτωση του RPA και της Τεχνητής Νοημοσύνης μειώνει δραστικά την ανάγκη για φυσική παρουσία στο λογιστήριο. Τα συστήματα αυτά διασφαλίζουν την αδιάλειπτη επιχειρησιακή συνέχεια, ένα στοιχείο που αναδείχθηκε κρίσιμο στη μετά-πανδημική εποχή, και απελευθερώνουν τους ελεγκτές ώστε να επικεντρωθούν σε εργασίες υψηλής προστιθέμενης αξίας, όπως η στρατηγική ανάλυση κινδύνων (Muqattash et al., 2024).

Στο προτεινόμενο σύστημα, η σύγκλιση αυτών των θεωριών υλοποιείται λειτουργικά ως εξής: το ρομπότ RPA προγραμματίζεται ώστε να παρακολουθεί αδιάλειπτα τα κατώφλια κινδύνου στο σύνολο των συναλλαγών. Εάν το μοντέλο AI ανιχνεύσει ένα τιμολόγιο με ποσό ή κατηγορία ΦΠΑ που αποκλίνει στατιστικά από το ιστορικό του συγκεκριμένου προμηθευτή, το σύστημα δεν το καταχωρεί σιωπηλά. Αντιθέτως, εκδίδει άμεση, αυτοματοποιημένη ειδοποίηση στο ψηφιακό ταμπλό του ελεγκτή.

Ωστόσο, η Επιστήμη Υπολογιστών προειδοποιεί για τον κίνδυνο της Κόπωσης Ειδοποιήσεων. Εάν το σύστημα παράγει υπερβολικά πολλά Ψευδώς Θετικά, ο ελεγκτής, κατακλυσμένος από άχρηστη πληροφορία, θα αρχίσει να αγνοεί τις ειδοποιήσεις. Γι' αυτόν

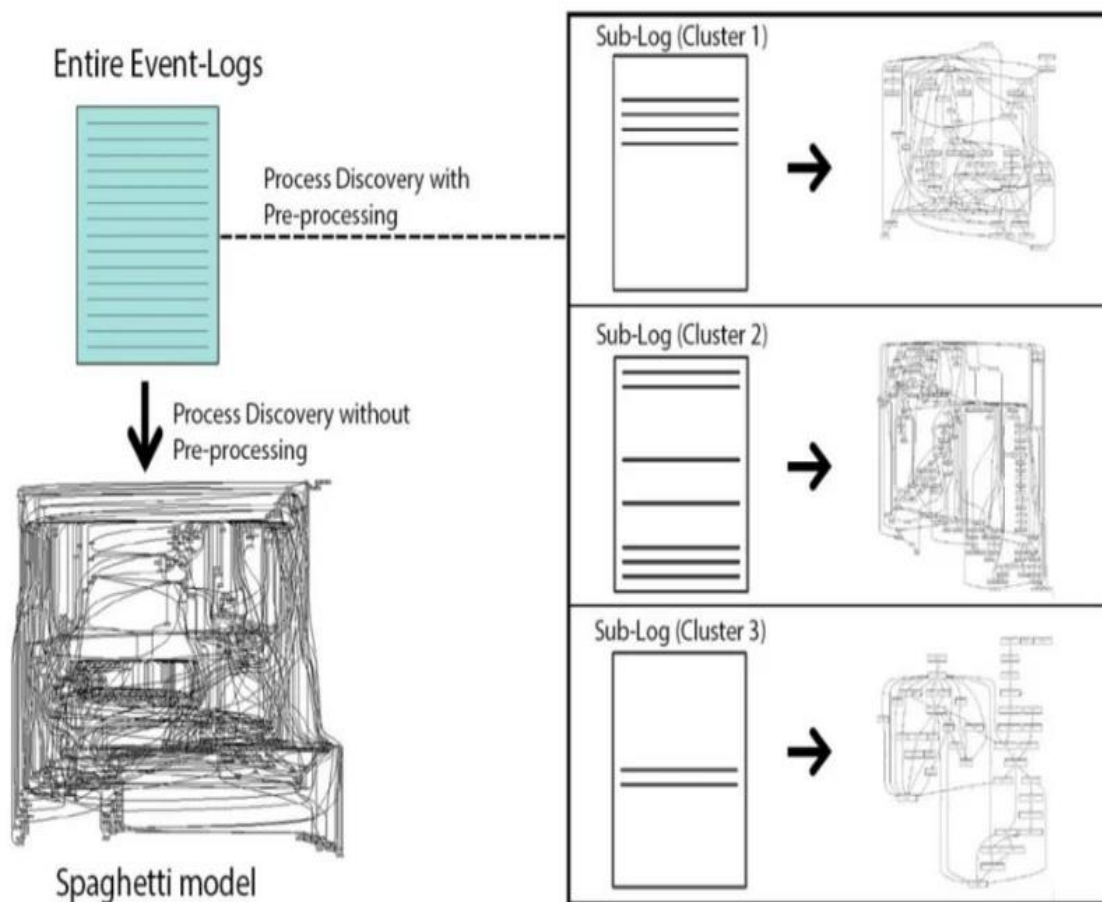
τον λόγο, η αρχιτεκτονική του Συνεχούς Ελέγχου απαιτεί τη συνεχή παραμετροποίηση του Κατωφλίου Εμπιστοσύνης των αλγορίθμων, ώστε να διασφαλίζεται ότι στην οθόνη του ελεγκτή φτάνουν μόνο οι πραγματικές, υψηλού κινδύνου εξαιρέσεις.

10.2 Εξόρυξη Διαδικασιών ως Ελεγκτικό Εργαλείο

Η αυτοματοποίηση του ελέγχου δεν περιορίζεται μόνο στην ανάλυση των ποσών των μεμονωμένων τιμολογίων, αλλά επεκτείνεται και στον έλεγχο της ίδιας της λογιστικής διαδικασίας. Σε αυτό το σημείο, η σύγχρονη Ελεγκτική εισάγει την Εξόρυξη Διαδικασιών, μια αναλυτική τεχνική που γεφυρώνει την Επιστήμη Δεδομένων με τη Διαχείριση Επιχειρησιακών Διαδικασιών.

Όπως τεκμηριώνουν οι Werner et al. (2021), κάθε λογιστική εγγραφή και κάθε έγκριση παραστατικού εντός ενός ERP αφήνει ένα ψηφιακό αποτύπωμα, γνωστό ως Αρχείο Καταγραφής Συμβάντων (Event Log). Κάθε συμβάν περιέχει τρία υποχρεωτικά δεδομένα: το Αναγνωριστικό, τη Δραστηριότητα και τη Χρονοσήμανση. Οι αλγόριθμοι Εξόρυξης Διαδικασιών διαβάζουν εκατομμύρια τέτοια συμβάντα και σχεδιάζουν αυτόματα τον πραγματικό γράφο της ροής εργασίας του λογιστηρίου.

Ωστόσο, για τις αυστηρές απαιτήσεις του εξωτερικού ελέγχου, η συμβατική προσέγγιση που βασίζεται αποκλειστικά στη χρονική αλληλουχία των γεγονότων συχνά παράγει υπερβολικά πολύπλοκα μοντέλα. Οι Werner et al. (2021) αποδεικνύουν ότι η αντικατάσταση της χρονικής σειράς με τις δομικές εξαρτήσεις των λογιστικών δεδομένων παράγει πολύ πιο ακριβή και απλοποιημένα μοντέλα ροής ελέγχου, απόλυτα προσαρμοσμένα στην ελεγκτική οπτική.



Εικόνα 14: Οπτική αναπαράσταση της ανακάλυψης διαδικασιών (Process Discovery) μέσω Εξόρυξης Διαδικασιών.

Η απευθείας τροφοδότηση του αλγορίθμου με το σύνολο των Αρχείων Καταγραφής Συμβάντων (Event Logs) χωρίς προ-επεξεργασία, οδηγεί σε ένα χαστικό και μη αξιοποιήσιμο μοντέλο (Spaghetti model). Αντιθέτως, η εφαρμογή τεχνικών προ-επεξεργασίας και ομαδοποίησης (trace clustering) διαχωρίζει τα δεδομένα σε επιμέρους υποσύνολα (Sub-Logs), παράγοντας απλοποιημένα και διαυγή μοντέλα ροής ελέγχου. Αυτά τα καθαρά μοντέλα αποτελούν τη βάση για τον αυτοματοποιημένο Έλεγχο Συμμόρφωσης από τους ελεγκτές. (Faizan et al. 2021)

Αυτή η τεχνική, γνωστή στον τομέα της διακυβέρνησης ως Έλεγχος Συμμόρφωσης, επιτρέπει στο σύστημα να συγκρίνει αλγοριθμικά το πώς πρέπει να εκτελείται μια διαδικασία βάσει του κανονιστικού εταιρικού εγχειριδίου, με το πώς πραγματικά εκτελείται.

Εάν, για παράδειγμα, ένας υπάλληλος ή ένα κακογραμμένο ρομπότ RPA παρακάμψει ένα υποχρεωτικό βήμα έγκρισης πληρωμής, το σύστημα Εξόρυξης Διαδικασιών εντοπίζει την απόκλιση οπτικά και μαθηματικά σε πραγματικό χρόνο. Αυτή η διαρκής, αυτοματοποιημένη επιτήρηση θωρακίζει το σύστημα εσωτερικού ελέγχου και διασφαλίζει την πλήρη κανονιστική συμμόρφωση της επιχείρησης.

10.3 Αλγοριθμική Μεροληψία στα Λογιστικά Δεδομένα

Παρά τα αδιαμφισβήτητα οφέλη στην ταχύτητα και την ικανότητα ανάλυσης του 100% των δεδομένων, η εισαγωγή της Τεχνητής Νοημοσύνης γεννά νέους συστημικούς κινδύνους. Ένα από τα κρισιμότερα προβλήματα που καλείται να διαχειριστεί ο σύγχρονος ελεγκτής πληροφοριακών συστημάτων είναι η Αλγοριθμική Μεροληψία.

Τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης εκπαιδεύονται αντλώντας μοτίβα από ιστορικά δεδομένα λογιστικών εγγραφών. Όπως επισημαίνουν οι Munoko et al. (2020) στην ανάλυσή τους για τους ηθικούς κινδύνους της τεχνητής νοημοσύνης στην ελεγκτική, οι αλγόριθμοι τείνουν να κωδικοποιούν και να αναπαράγουν τα ανθρώπινα σφάλματα ή τις προκαταλήψεις που ενυπάρχουν στα δεδομένα εκπαίδευσης. Εάν στο παρελθόν οι λογιστές μιας εταιρείας ταξινομούσαν συστηματικά λανθασμένα τα τιμολόγια ενός συγκεκριμένου, μικρού προμηθευτή (ή καθυστερούσαν σκόπιμα την έγκριση πληρωμών του), το νευρωνικό δίκτυο θα «μάθει» αυτή την ακούσια ανωμαλία ως στάνταρ κανόνα και θα την αυτοματοποιήσει σε τεράστια κλίμακα.

Επιπρόσθετα, ελλοχεύει ο σοβαρός κίνδυνος του εφησυχασμού της αυτοματοποίησης. Όταν το σύστημα επιδεικνύει σταθερά υψηλή ακρίβεια, οι άνθρωποι-χειριστές τείνουν να εμπιστεύονται τυφλά τις προτάσεις του, αναστέλλοντας το δικό τους επαγγελματικό κριτήριο και την επαγγελματική τους καχυποψία (Munoko et al., 2020).

Για την αντιμετώπιση αυτών των ακούσιων συνεπειών, η αρχιτεκτονική του προτεινόμενου συστήματος πρέπει να υπακούει σε αυστηρά πλαίσια Διακυβέρνησης Τεχνητής Νοημοσύνης. Αυτό επιτυγχάνεται ενσωματώνοντας αυστηρούς μηχανισμούς καταγραφής ελέγχου. Κάθε απόφαση του AI καταγράφεται ανεξίτηλα στη βάση δεδομένων συνοδευόμενη από το αντίστοιχο ποσοστό βεβαιότητας, επιτρέποντας στους επικεφαλής ελεγκτές να διενεργούν τακτικούς, ανεξάρτητους ελέγχους όχι μόνο στα παραστατικά, αλλά και στον ίδιο τον αλγόριθμο.

10.4 Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη και Κανονιστικό Πλαίσιο (EU AI Act)

Η μετάβαση στον Συνεχή Έλεγχο προσκρούει στο θεμελιώδες Πρόβλημα του Μαύρου Κουτιού. Τα σύγχρονα μοντέλα παράγουν αποφάσεις υψηλής ακρίβειας, αλλά αδυνατούν να εξηγήσουν τη μαθηματική διαδρομή που οδήγησε σε αυτές. Αυτή η έλλειψη διαφάνειας δεν αποτελεί απλώς ένα τεχνικό εμπόδιο, αλλά μια άμεση παραβίαση της σύγχρονης ευρωπαϊκής νομοθεσίας.

Η νέα ευρωπαϊκή νομοθεσία για την Τεχνητή Νοημοσύνη (EU AI Act, 2024) εισάγει αυστηρούς κανόνες, ορίζοντας ότι τα συστήματα υψηλού κινδύνου δεν επιτρέπεται να λαμβάνουν αυτόνομες αποφάσεις που ενέχουν οικονομικό ή νομικό αντίκτυπο, χωρίς να υπάρχει ισχυρός μηχανισμός Ανθρώπινης Εποπτείας. Όπως τεκμηριώνεται στην επίσημη νομοθεσία και αναλύουν διεξοδικά οι Laux και Ruschemeier (2025), η λειτουργική συμμόρφωση (Άρθρο 14) απαιτεί τον σχεδιασμό συστημάτων που καταπολεμούν ενεργά την Αυτοματοποιημένη Προκατάληψη, δηλαδή την ψυχολογική τάση των χρηστών να εμπιστεύονται υπερβολικά τις εξόδους της μηχανής. Ο νόμος απαιτεί από τους παρόχους να διασφαλίζουν ότι οι ελεγκτές διατηρούν πλήρη επίγνωση και ικανότητα παρέμβασης.

Για την επίλυση αυτής της νομικής και τεχνικής πρόκλησης, η σύγχρονη ελεγκτική έρευνα ενσωματώνει τις αρχές της Επεξηγήσιμης Τεχνητής Νοημοσύνης. Όπως αναλύουν οι Zhang, Cho και Vasarhelyi (2022), η χρήση προηγμένων εργαλείων XAI (όπως το LIME και το SHAP) αποκωδικοποιεί τις αλγοριθμικές αποφάσεις, επιτρέποντας στα πληροφοριακά συστήματα να πληρούν τα αυστηρά πρότυπα ελεγκτικής τεκμηρίωσης και αποδείξεων.

Στην πράξη: όταν το μοντέλο AI επιλέγει έναν κωδικό εξόδου ή χαρακτηρίζει ένα παραστατικό ως επικίνδυνο για ουσιώδη ανακρίβεια, το εργαλείο XAI δεν δίνει απλώς το τελικό ποσοστό. Αντιθέτως, υποδεικνύει οπτικά στον ελεγκτή ποιες ακριβώς λέξεις ή ποσά μέσα στο παραστατικό οδήγησαν το δίκτυο σε αυτή την επιλογή. Αυτή η διαφάνεια θωρακίζει τον ελεγκτή απέναντι στον εφησυχασμό, εναρμονίζοντας πλήρως την επιχείρηση με τις κανονιστικές απαιτήσεις του EU AI Act για ουσιαστική ανθρώπινη εποπτεία (European Parliament, 2024; Laux & Ruschmeier, 2025; Zhang et al., 2022).

10.5 Ασφάλεια στο Νέφος και Κρυπτογραφία API

Δεδομένου ότι τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης απαιτούν τεράστια υπολογιστική ισχύ και φιλοξενούνται σε υποδομές Νέφους, η επικοινωνία του RPA με το AI μέσω διεπαφών RESTful API καθιστά τα ευαίσθητα οικονομικά δεδομένα ευάλωτα σε δικτυακές υποκλοπές, όπως οι επιθέσεις “Man-in-the-Middle” (MitM).

Για τη διασφάλιση της εμπιστευτικότητας σε επίπεδο δικτύου, κυρίαρχο ρόλο διαδραματίζει παραδοσιακά η Κρυπτογραφία Ελλειπτικών Καμπυλών (ECC). Η ECC παρέχει το ίδιο ή και υψηλότερο επίπεδο κρυπτογραφικής αντοχής έναντι παλαιότερων αλγορίθμων (όπως ο RSA), χρησιμοποιώντας εντυπωσιακά μικρότερο μέγεθος κλειδιού. Αυτή η αποδοτικότητα επιτρέπει την αστραπιαία κρυπτογράφηση εκατοντάδων τιμολογίων ανά δευτερόλεπτο, χωρίς να επιβαρύνεται η ταχύτητα της λογιστικής διαδικασίας.

Ωστόσο, όπως τεκμηριώνουν οι Sasikumar και Nagarajan (2025) στη σύγχρονη έρευνά τους για την ασφάλεια στο νέφος, τα στατικά κρυπτογραφικά πρωτόκολλα συχνά δεν επαρκούν απέναντι σε εξελιγμένες, αυτοματοποιημένες κυβερνοεπιθέσεις. Για την οριστική θωράκιση της επικοινωνίας, οι ερευνητές προτείνουν τη μετάβαση σε ένα υβριδικό πλαίσιο Προσαρμοστικής Κρυπτογραφίας, το οποίο καθοδηγείται από τεχνικές Μηχανικής Μάθησης.

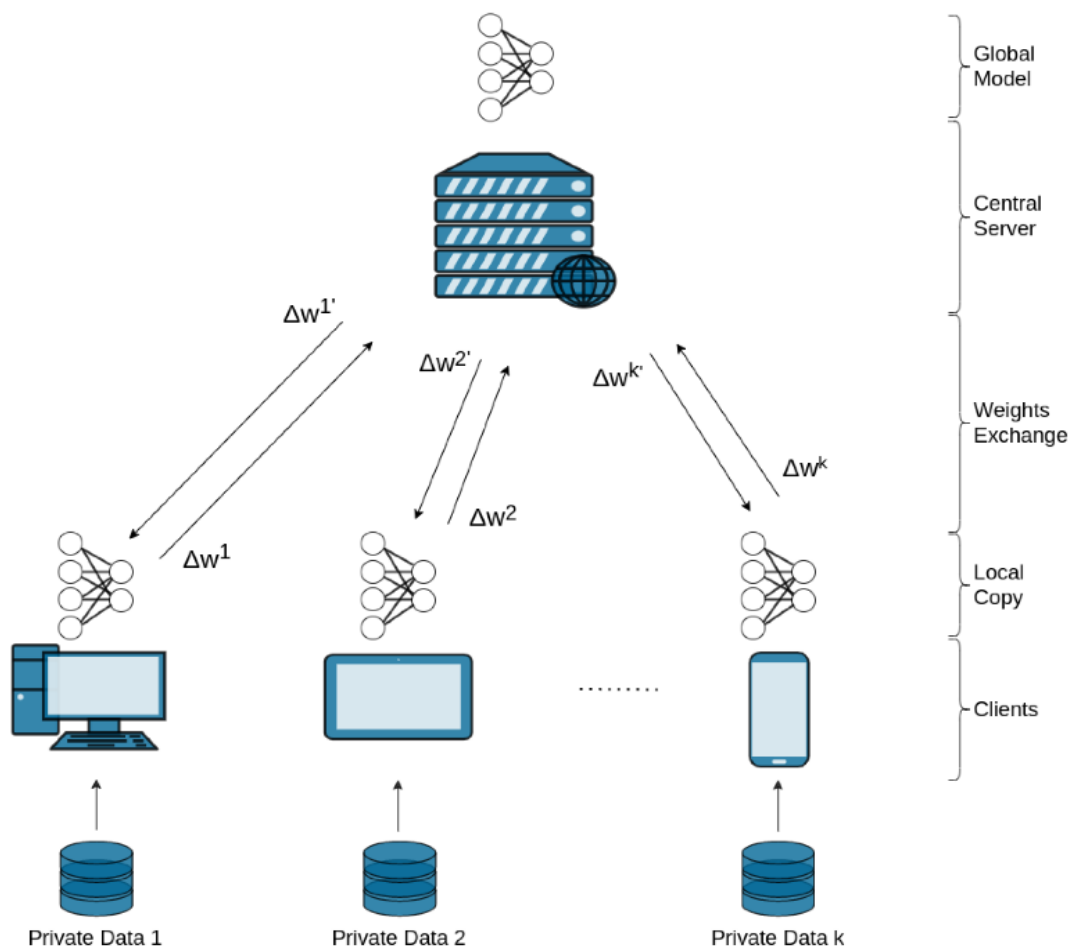
Σε αυτή την προηγμένη αρχιτεκτονική, ένα Σύστημα Ανίχνευσης Εισβολών παρακολουθεί διαρκώς την κυκλοφορία του API. Όταν το μοντέλο μηχανικής μάθησης ανιχνεύσει ύποπτα μοτίβα που υποδηλώνουν επικείμενη επίθεση, το σύστημα αλλάζει δυναμικά και σε πραγματικό χρόνο τους αλγόριθμους κρυπτογράφησης. Αυτή η ενσωμάτωση της τεχνητής νοημοσύνης στην ίδια την κυβερνοασφάλεια διασφαλίζει ότι τα λογιστικά δεδομένα παραμένουν απολύτως προστατευμένα κατά τη μετάδοσή τους στο νέφος, αποτρέποντας τη διαρροή εμπορικών μυστικών (Sasikumar & Nagarajan, 2025).

10.6 Ιδιωτικότητα Ομοσπονδιακή Μάθηση και Ιδιωτικότητα (GDPR)

Πέραν της κρυπτογράφησης των μεταδιδόμενων δεδομένων κατά την εκτέλεση, τεράστιο πρόβλημα προκύπτει κατά τη φάση εκπαίδευσης των μοντέλων. Η αποστολή χιλιάδων λογιστικών παραστατικών (τα οποία εμπεριέχουν ονόματα, ΑΦΜ και εμπορικά μυστικά) σε έναν κεντρικό διακομιστή Cloud για να εκπαιδευτεί το AI, έρχεται σε ευθεία σύγκρουση με τον Γενικό Κανονισμό για την Προστασία Δεδομένων (GDPR) και, ειδικότερα, με την αρχή της Ελαχιστοποίησης Δεδομένων.

Η Επιστήμη Υπολογιστών επιλύει ριζικά αυτό το πρόβλημα μέσω της αρχιτεκτονικής της Federated Learning. Σε ένα δίκτυο Federated Learning, τα ακατέργαστα λογιστικά δεδομένα (όπως τα φυσικά τιμολόγια) δεν εγκαταλείπουν ποτέ το τοπικό δίκτυο της επιχείρησης. Αντιθέτως, ο κεντρικός διακομιστής αποστέλλει το ίδιο το μοντέλο AI στον τοπικό διακομιστή του λογιστηρίου.

Το μοντέλο εκπαιδεύεται τοπικά πάνω στα εταιρικά δεδομένα και, στη συνέχεια, αποστέλλει πίσω στο Νέφος αποκλειστικά τις μαθηματικές αναβαθμίσεις των βαρών του, οι οποίες δεν περιέχουν καμία αναγνωρίσιμη προσωπική πληροφορία. Όπως τεκμηριώνεται στη σύγχρονη βιβλιογραφία για τον εντοπισμό χρηματοοικονομικών ανωμαλιών (Awosika et al., 2024), αυτή η αποκεντρωμένη αρχιτεκτονική διασφαλίζει την απόλυτη ιδιωτικότητα, επιτρέποντας στα ελεγκτικά συστήματα να αποκτούν συλλογική ευφυΐα χωρίς να παραβιάζεται το αυστηρό ευρωπαϊκό κανονιστικό πλαίσιο.



Εικόνα 15: Αρχιτεκτονική αποκεντρωμένης εκπαίδευσης μέσω Federated Learning.

Απεικονίζεται ο διαχωρισμός μεταξύ του Κεντρικού Διακομιστή (Central Server) και των τοπικών συστημάτων (Clients). Τα ευαίσθητα λογιστικά δεδομένα (Private Data) παραμένουν αυστηρά στο τοπικό περιβάλλον της εκάστοτε επιχείρησης, ενώ με τον κεντρικό διακομιστή ανταλλάσσονται αποκλειστικά οι μαθηματικές αναβαθμίσεις των βαρών του αλγορίθμου, διασφαλίζοντας την απόλυτη κανονιστική συμμόρφωση με το πλαίσιο προστασίας δεδομένων (GDPR). (Anastasakis et al. 2023)

10.7 Ανθεκτικότητα Συστημάτων και Απειλές Ransomware

Η υπερβολική αυτοματοποίηση του λογιστηρίου συγκεντρώνει τεράστια εκτελεστική δύναμη στα πληροφοριακά συστήματα. Εάν το εταιρικό δίκτυο δεχθεί μια καταστροφική κυβερνοεπίθεση, όπως το Ransomware (κακόβουλο λογισμικό κρυπτογράφησης και εκβιασμού), η παρουσία του RPA μπορεί να λειτουργήσει ακούσια ως επιταχυντής της

καταστροφής. Επειδή τα ρομπότ έχουν αυξημένα δικαιώματα πρόσβασης και επεξεργάζονται αρχεία με αστραπιαίες ταχύτητες, ενδέχεται να μεταφέρουν ή να συγχρονίσουν μολυσμένα αρχεία μέσα στο ίδιο το ERP πριν τα παραδοσιακά συστήματα ασφαλείας προλάβουν να αντιδράσουν.

Για αυτόν τον λόγο, ο σχεδιασμός σύγχρονων ελεγκτικών συστημάτων επιβάλλει τη θέσπιση αυστηρών πρωτοκόλλων Ανθεκτικότητας Συστημάτων. Όπως ορίζεται στα κορυφαία διεθνή πρότυπα προστασίας δεδομένων (NIST, 2024), η αρχιτεκτονική πρέπει να περιλαμβάνει υποχρεωτικά Αμετάβλητα Αντίγραφα Ασφαλείας των λογιστικών εγγραφών. Αυτά τα αντίγραφα βασίζονται στη λογική WORM (Write-Once-Read-Many) και δεν μπορούν να διαγραφούν ή να κρυπτογραφηθούν, ούτε καν από τους διαχειριστές του συστήματος, διασφαλίζοντας την επιχειρησιακή συνέχεια.

Παράλληλα, για την αποτροπή της αυτοματοποιημένης εξάπλωσης, τα ίδια τα συστήματα RPA αναβαθμίζονται ριζικά. Όπως τεκμηριώνουν οι Kim et al. (2024) στη σύγχρονη έρευνά τους, η συνεργασία της Τεχνητής Νοημοσύνης με το RPA αντιστρέφει τον ρόλο του ρομπότ από πιθανή απειλή σε ενεργό αμυντικό μηχανισμό. Μέσω μοντέλων βαθιάς μάθησης που αναλύουν τα αρχεία καταγραφής απειλών σε πραγματικό χρόνο, το σύστημα εντοπίζει άμεσα μοτίβα κυβερνοεπιθέσεων.

Εάν το AI αντιληφθεί ραγδαία αλλοίωση αρχείων (όπως συμβαίνει στην κρυπτογράφηση ransomware), ενεργοποιεί αυτόματα το RPA για να εκτελέσει εργασίες αντιμετώπισης. Το ρομπότ αναλαμβάνει ακαριαία να μπλοκάρει τις κακόβουλες διευθύνσεις IP, να αναστείλει τη λειτουργία του και να απομονώσει το ERP από το υπόλοιπο μολυσμένο δίκτυο. Με αυτή την προσέγγιση, το RPA λειτουργεί πλέον ως ταχύτερος ψηφιακός «κυματοθραύστης» απέναντι στην κυβερνοεπίθεση, εξασφαλίζοντας την ακεραιότητα του λογιστηρίου (Kim et al., 2024; NIST, 2024).

10.8 Διαχωρισμός Καθηκόντων και Διακυβέρνηση RPA

Ένας από τους βασικότερους πυλώνες του εσωτερικού ελέγχου είναι ο Διαχωρισμός Καθηκόντων, ο οποίος υπαγορεύει ότι ο υπάλληλος που καταχωρεί ένα τιμολόγιο δεν μπορεί να είναι το ίδιο πρόσωπο που εγκρίνει την πληρωμή του. Με την εισαγωγή της Ρομποτικής Αυτοματοποίησης, το ρομπότ λειτουργεί πλέον ως «ψηφιακός εργαζόμενος» με τα δικά του, ξεχωριστά διαπιστευτήρια.

Τη λύση σε αυτή τη νέα πρόκληση εταιρικής διακυβέρνησης αναλύουν οι Kogan et al. (2024). Μέσα από την εκτενή τους έρευνα, οι συγγραφείς τεκμηριώνουν ότι η ανάπτυξη ρομπότ στο λογιστήριο απαιτεί την καθιέρωση αυστηρών μοντέλων Διακυβέρνησης RPA. Επειδή τα ρομπότ εκτελούν τις εργασίες ακαριαία, απαιτούνται μοναδικές εκτιμήσεις κινδύνου και εξειδικευμένη παρακολούθηση, προσαρμοσμένα αποκλειστικά στο αυτοματοποιημένο λογιστικό περιβάλλον (Kogan et al., 2024).

Βασίζομενη σε αυτές τις αρχές διακυβέρνησης, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική της παρούσας εργασίας υλοποιεί τον Διαχωρισμό Καθηκόντων στον ίδιο τον κώδικα με απόλυτη αυστηρότητα. Συγκεκριμένα, το ρομπότ RPA δεν διαθέτει δικαιώματα υπερ-χρήστη. Αντιθέτως, του αποδίδεται ένας περιορισμένος ρόλος που του επιτρέπεται αποκλειστικά να γράφει προσωρινές εγγραφές στο ημερολόγιο ή να δημιουργεί προσχέδια. Η τελική οριστικοποίηση των εγγραφών και η έγκριση των πληρωμών παραμένουν αυστηρά κλειδωμένες αλγοριθμικά και απαιτούν ψηφιακή υπογραφή από εγκεκριμένο, ανθρώπινο οικονομικό στέλεχος.

Αυτός ο σχεδιασμός εξασφαλίζει ότι το σύστημα διατηρεί την αστραπιαία ταχύτητα της αυτοματοποίησης στο στάδιο της καταχώρησης, χωρίς ωστόσο να παραβιάζεται ποτέ το

πρωτόκολλο ελέγχου που προστατεύει την εταιρεία από την απάτη (Kogan et al., 2024).

10.9 Συνεχείς Έλεγχοι Συναλλαγών και Διασύνδεση με το myDATA

Το τελικό στάδιο ψηφιακής συμμόρφωσης ενός αυτοματοποιημένου λογιστηρίου αφορά τη φορολογική διαφάνεια. Σε ευρωπαϊκό και παγκόσμιο επίπεδο, οι φορολογικές αρχές εγκαταλείπουν τις παραδοσιακές, ετεροχρονισμένες περιοδικές δηλώσεις ΦΠΑ, μεταβαίνοντας στο αυστηρό μοντέλο των Συνεχών Ελέγχων Συναλλαγών (CTCs).

Αυτή η μετάβαση θεσμοθετείται μέσω της ευρωπαϊκής οδηγίας VAT in Στην ψηφιακή Εποχή (ViDA), η οποία απαιτεί την ψηφιακή αναφορά των φορολογικών δεδομένων σχεδόν σε πραγματικό χρόνο. Όπως επισημαίνεται στην επίσημη νομοθετική πρόταση της Ευρωπαϊκής Επιτροπής (European Commission, 2022), η ηλεκτρονική τιμολόγηση και η άμεση διαβίβαση των δεδομένων στις κρατικές πύλες αποτελούν πλέον τον κεντρικό πυλώνα για την καταπολέμηση της απάτης του ΦΠΑ.

Η πλατφόρμα myDATA της Ανεξάρτητης Αρχής Δημοσίων Εσόδων (ΑΑΔΕ) αποτελεί την ελληνική υλοποίηση αυτού του ευρωπαϊκού πλαισίου. Ωστόσο, η εναρμόνιση με τέτοια συστήματα δεν είναι απλή υπόθεση για τις επιχειρήσεις. Σε πρόσφατη μελέτη τους στο περιοδικό *Kybernetes*, οι Aliakbari Nouri et al.(2025) ανέλυσαν τους παράγοντες που επηρεάζουν την υιοθέτηση της ηλεκτρονικής τιμολόγησης. Όπως τεκμηριώνουν οι ερευνητές, οι επιχειρήσεις έρχονται αντιμέτωπες με σημαντικά εμπόδια, με κυριότερα την τεχνολογική πολυπλοκότητα των νέων υποδομών, τα ζητήματα ασφαλείας, καθώς και το αυξημένο διαχειριστικό κόστος που απαιτεί η συμμόρφωση (Aliakbari Nouri & Shafiei Nikabadi, 2025). Ακριβώς σε αυτές τις τεχνικές προκλήσεις έρχεται να δώσει λύση η αρχιτεκτονική που προτείνει η παρούσα διπλωματική εργασία, καταργώντας την ανάγκη για ανθρωπίνη (και συχνά κοστοβόρα) διαχείριση της συμμόρφωσης.

Στην πράξη, η προτεινόμενη λειτουργία υλοποιεί την διασύνδεση από σύστημα σε σύστημα ως εξής: Μόλις το μοντέλο AI ταξινομήσει το παραστατικό και το ρομπότ RPA το καταχωρήσει στο ERP, ένα προγραμματισμένο σενάριο μετατρέπει αυτόματα τα δομημένα δεδομένα (π.χ. Καθαρή Αξία, Κατηγορία ΦΠΑ, ΑΦΜ) στον αυστηρό μορφότυπο XML που επιβάλλει η ΑΑΔΕ. Στη συνέχεια, μέσω ασφαλούς κλήσης REST API, το XML αρχείο διαβιβάζεται στο myDATA, χωρίς καμία ανθρωπίνη παρέμβαση. Η κρατική πλατφόρμα επικυρώνει τη συναλλαγή και επιστρέφει στο ERP τον Μοναδικό Αριθμό Καταχώρησης (ΜΑΡΚ).

Μέσω αυτής της αυτοματοποιημένης ροής, το σύστημά μας απορροφά πλήρως το τεχνολογικό και διαχειριστικό βάρος που περιγράφουν οι Aliakbari et al.(2025), εξαλείφοντας το ανθρωπινό λάθος και εκμηδενίζοντας τον κίνδυνο προστίμων από τη φορολογική διοίκηση.

Η ασφαλής ενσωμάτωση των ευφυών συστημάτων στο λογιστικό οικοσύστημα προϋποθέτει ένα αυστηρό πλαίσιο Διακυβέρνησης Πληροφοριακών Συστημάτων (IT GRC). Ο Πίνακας 4 συνοψίζει τους κρισιμότερους αλγοριθμικούς κινδύνους που αναλύθηκαν, αντιπαραβάλλοντάς τους με τις σύγχρονες τεχνολογικές στρατηγικές μετριασμού τους, διασφαλίζοντας την ελεγκτική συμμόρφωση της επιχείρησης.

Αναγνωρισμένος Κίνδυνος (AI Risk)	Επίπτωση στον Λογιστικό/Εσωτερικό Έλεγχο	Στρατηγική Μετριασμού
Παραγωγικές Ψευδαισθήσεις (Hallucinations)	Παραγωγή ανύπαρκτων παραστατικών ή εσφαλμένη ερμηνεία φορολογικών νόμων από τα LLMs. Κίνδυνος λογιστικής απάτης.	Αρχιτεκτονική RAG (Retrieval-Augmented Generation): Γείωση του μοντέλου αυστηρά πάνω στα πραγματικά δεδομένα και τα εγχειρίδια του ERP.
Αλγοριθμική Μεροληψία (Data Bias)	Λανθασμένη ή μεροληπτική πιστωτική αξιολόγηση πελατών/προμηθευτών, βασισμένη σε ιστορικά, "μολυσμένα" δεδομένα.	Αλγοριθμικός Έλεγχος (Algorithmic Auditing): Συνεχής έλεγχος των δεδομένων εκπαίδευσης και εφαρμογή μετρικών δίκαιης μεταχείρισης (Fairness metrics).
Έλλειψη Ερμηνευσιμότητας (Black Box)	Αδυναμία των ελεγκτών να κατανοήσουν γιατί το νευρωνικό δίκτυο (π.χ. CNN) ταξινόμησε μια αμφλεγόμενη δαπάνη σε συγκεκριμένο λογαριασμό.	Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη (XAI): Χρήση τεχνικών ερμηνευσιμότητας για πλήρη διαφάνεια των παραμέτρων, σε πλήρη συμμόρφωση με το EU AI Act.
Παραβίαση Ιδιωτικότητας/ Προσωπικών Δεδομένων	Διαρροή ευαίσθητων οικονομικών δεδομένων (π.χ. αρχεία μισθοδοσίας) κατά την κεντρική εκπαίδευση των αλγορίθμων στο Cloud.	Federated Learning: Αποκεντρωμένη εκπαίδευση μοντέλων τοπικά στις συσκευές, διατηρώντας την ιδιωτικότητα (GDPR compliance).
Απειλές Κυβερνοασφάλειας	Παραβίαση διαθεσιμότητας του ERP και κρυπτογράφηση των πολύτιμων Αρχείων Καταγραφής Συμβάντων (Event logs).	Ανθεκτικότητα Συστημάτων (Cyber Resilience): Αρχιτεκτονική Zero Trust στο Νέφος, κρυπτογραφία API και τμηματοποίηση δικτύου (Network Segmentation).

Πίνακας 4: Ταξινόμηση κινδύνων Τεχνητής Νοημοσύνης

στα σύγχρονα λογιστικά πληροφοριακά συστήματα και οι αντίστοιχες τεχνολογικές στρατηγικές μετριασμού στο πλαίσιο της Διακυβέρνησης IT GRC.

11 Μελλοντικές Τάσεις και Κατευθύνσεις

Η παρούσα εργασία ανέλυσε διεξοδικά τον τρόπο με τον οποίο οι σύγχρονες αρχιτεκτονικές, συνδυάζοντας την Τεχνητή Νοημοσύνη με τη Ρομποτική Αυτοματοποίηση (RPA), επιλύουν τα σημερινά προβλήματα της λογιστικής καταχώρησης και της κανονιστικής συμμόρφωσης. Ωστόσο, το τεχνολογικό τοπίο του FinTech και της ελεγκτικής τεχνολογίας εξελίσσεται με εκθετικούς ρυθμούς. Σε αυτό το κεφάλαιο, εξετάζονται οι αναδυόμενες τάσεις και οι ερευνητικές κατευθύνσεις που αναμένεται να επαναπροσδιορίσουν πλήρως τον ρόλο των πληροφοριακών συστημάτων ERP την επόμενη πενταετία, αντλώντας δεδομένα από τη σύγχρονη βιβλιογραφία.

11.1 Μετάβαση από την Εξειδικευμένη Τεχνητή Νοημοσύνη στους Αυτόνομους Πράκτορες

Στο τρέχον τεχνολογικό παράδειγμα, η συνεργασία μεταξύ AI και RPA βασίζεται σε μια αυστηρά καθορισμένη αλυσίδα: το μοντέλο εξάγει την πληροφορία και το ρομπότ εκτελεί μια προγραμματισμένη, ντετερμινιστική ενέργεια. Αυτή η προσέγγιση, γνωστή ως Εξειδικευμένη Τεχνητή Νοημοσύνη, είναι εξαιρετικά αποδοτική σε επαναλαμβανόμενες εργασίες, αλλά στερείται ικανότητας σύνθετου συλλογισμού και προσαρμοστικότητας σε απρόβλεπτες μεταβλητές.

Η σημαντικότερη μελλοντική τάση, η οποία ήδη απασχολεί την ακαδημαϊκή έρευνα, είναι η μετάβαση στα συστήματα Agentic AI. Σύμφωνα με την ανασκόπηση που δημοσιεύτηκε στο διεθνές περιοδικό IEEE Access από τους Acharya et al. (2025), η αρχιτεκτονική του Agentic AI διαφοροποιείται ριζικά: οι πράκτορες δεν περιορίζονται στην παθητική ανάλυση δεδομένων, αλλά είναι ικανοί να θέτουν περίπλοκους στόχους, να σχεδιάζουν στρατηγικές πολλαπλών βημάτων και να αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον τους διαχειριζόμενοι αυτόνομα τους πόρους τους, με ελάχιστη ανθρώπινη παρέμβαση.

Στο πλαίσιο των εταιρικών λογιστηρίων, η προοπτική ενσωμάτωσης Αυτόνομων Πρακτόρων αναμένεται να μετασχηματίσει ριζικά τα συστήματα ERP. Όπως τεκμηριώνεται στην πρόσφατη έρευνα του Sarferaz (2025), τα παραδοσιακά συστήματα ERP διαθέτουν στατική, ντετερμινιστική συμπεριφορά που απαιτεί διαρκείς χειροκίνητες ενημερώσεις και ανθρώπινη καθοδήγηση. Αντιθέτως, η ενσωμάτωση Agentic AI επιτρέπει στα συστήματα να αναλαμβάνουν εξαιρετικά σύνθετους, δυναμικούς ρόλους.

Στην πράξη, εάν ένα μελλοντικό ERP εντοπίσει ότι ένα εισερχόμενο τιμολόγιο έχει διαφορετική τιμή από την εντολή αγοράς, το σύστημα δεν θα σταματήσει απλώς τη ροή παραπέμποντας το σφάλμα στον λογιστή (όπως θα έκανε ένα συμβατικό RPA). Ο Αυτόνομος Πράκτορας θα ανατρέξει αυτόματα στο ιστορικό αλληλογραφίας, θα συντάξει και θα αποστείλει email στον προμηθευτή ζητώντας πιστωτικό τιμολόγιο, θα αναμείνει την απάντηση και θα ενημερώσει το λογιστικό σχέδιο, μιμούμενος πλήρως την ανθρώπινη επιχειρησιακή λογική και προσαρμοστικότητα (Acharya et al., 2025; Sarferaz, 2025).

11.2 Προγνωστική Ελεγκτική και Ανάλυση Καθοδήγησης

Το παραδοσιακό μοντέλο εσωτερικού και εξωτερικού ελέγχου είναι εγγενώς ετεροχρονισμένο και αντιδραστικό. Ιστορικά, τα ελεγκτικά πληροφοριακά συστήματα βασίζονται στην Περιγραφική και Διαγνωστική Ανάλυση, εντοπίζοντας λογιστικές ανωμαλίες και ανακρίβειες μόνο αφότου αυτές έχουν ήδη καταχωρηθεί στα βιβλία της επιχείρησης. Ωστόσο, η ωρίμανση της Μηχανικής Μάθησης σηματοδοτεί τη μετάβαση της ελεγκτικής επιστήμης στο επόμενο αναλυτικό στάδιο: την Προγνωστική Ελεγκτική.

Όπως τεκμηριώνουν οι Abdullah και Almaqtari (2024) στην έρευνά τους, η ενσωμάτωση προηγμένων αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης στα πληροφοριακά συστήματα επιτρέπει πλέον τον εντοπισμό μοτίβων απάτης και λειτουργικού κινδύνου σε πραγματικό χρόνο, πριν καν την οριστικοποίηση των οικονομικών καταστάσεων. Σε ένα πρακτικό παράδειγμα εφαρμοσμένης προγνωστικής ελεγκτικής, οι Bäßler και Eulerich (2024) αποδεικνύουν πώς οι εσωτερικοί ελεγκτές μπορούν να χρησιμοποιήσουν μοντέλα παρακολούθησης διαδικασιών για να προβλέψουν εγκαίρως τον κίνδυνο καθυστερημένων πληρωμών, επιτρέποντας στην επιχείρηση να δράσει προληπτικά πριν την εκπνοή των προθεσμιών.

Η κορύφωση αυτής της τεχνολογικής εξέλιξης, ωστόσο, είναι η μετάβαση από την απλή πρόβλεψη στην Ανάλυση Καθοδήγησης. Ενώ τα προγνωστικά μοντέλα απαντούν στο ερώτημα «τι πρόκειται να συμβεί;», η ανάλυση καθοδήγησης προχωρά ένα βήμα παραπέρα απαντώντας στο ερώτημα «ποια είναι η βέλτιστη ενέργεια που πρέπει να αναληφθεί;». Μέσω υπολογιστικής μοντελοποίησης, το σύστημα προσομοιώνει πολλαπλά σενάρια και προτείνει αυτόματα την ιδανική ροή ενεργειών στη διοίκηση.

Αυτή η τεχνολογική μετατόπιση αναδιαμορφώνει πλήρως το επάγγελμα. Σύμφωνα με την μελέτη των Mukherjee, Sharma και Liu (2025), η έλευση αυτών των ισχυρών αναλυτικών εργαλείων ανάλυσης Μεγάλων Δεδομένων απαιτεί από τους λογιστές να εξελιχθούν από απλούς καταχωρητές δεδομένων σε στρατηγικούς αναλυτές. Όταν ένα μελλοντικό σύστημα AI προβλέπει μια σοβαρή ταμειακή διαταραχή και προτείνει εναλλακτικές στρατηγικές, ο λογιστής οφείλει να διαθέτει ένα νέο σύνολο δεξιοτήτων, όπως η βαθιά κατανόηση στατιστικών μοντέλων, η ικανότητα ελέγχου της ακεραιότητας των δεδομένων και η διαχείριση αλγοριθμικών κινδύνων. Μόνο μέσω αυτής της συνεργασίας Ανθρώπου-Μηχανής η Ανάλυση Καθοδήγησης μπορεί να προσφέρει ασφαλή, στρατηγική αξία στην επιχείρηση (Abdullah & Almaqtari, 2024; Bäßler & Eulerich, 2024; Mukherjee et al., 2025).

11.3 Λογιστική Τριπλής Εγγραφής και Έξυπνα Συμβόλαια

Η θεμελιώδης αρχιτεκτονική της λογιστικής επιστήμης βασίζεται παραδοσιακά στη διπλογραφική μέθοδο, η οποία, αν και προσφέρει εσωτερική μαθηματική ισορροπία (Χρέωση = Πίστωση), αδυνατεί να εγγυηθεί την εξωτερική αλήθεια των συναλλαγών μεταξύ διαφορετικών οντοτήτων. Ιστορικά, αυτή η εγγενής αδυναμία καθιστά υποχρεωτικούς τους δαπανηρούς ελέγχους συμφωνίας και τις εξωτερικές επιβεβαιώσεις υπολοίπων. Η επόμενη μεγάλη εξέλιξη στα πληροφοριακά συστήματα, ωστόσο, είναι η ενσωμάτωση της τεχνολογίας Blockchain και η μετάβαση στη Λογιστική Τριπλής Εγγραφής.

Όπως αναλύουν οι Liu, Muravskiy και Wei (2024) στην πρόσφατη έρευνά τους που δημοσιεύτηκε στο περιοδικό Heliyon (Elsevier), η Λογιστική Τριπλής Εγγραφής δεν προσθέτει μια παραδοσιακή «τρίτη» λογιστική στήλη, αλλά έναν κρυπτογραφικό, αμετάβλητο σύνδεσμο. Όταν το ERP της εταιρείας Α καταγράφει μια πώληση και το ERP της εταιρείας Β καταγράφει την αντίστοιχη αγορά, το δίκτυο δημιουργεί αυτόματα μια «τρίτη εγγραφή» (ένα ψηφιακά υπογεγραμμένο τεκμήριο) σε ένα κοινό, κατανοητό καθολικό. Σύμφωνα με τους ερευνητές, αυτή η κρυπτογραφική απόδειξη εξαλείφει την ασυμμετρία πληροφοριών, καθώς οι συναλλαγές επικυρώνονται, κλειδώνουν και καθίστανται αμετάβλητες σε πραγματικό χρόνο.

Πέραν της αμετάβλητης καταγραφής, η πλήρης αυτοματοποίηση του ελέγχου επιτυγχάνεται μέσω των Έξυπνων Συμβολαίων (Smart Contracts). Σύμφωνα με τη βιβλιογραφική ανασκόπηση των Parra-Domínguez κ.ά. (2025), τα έξυπνα συμβόλαια είναι αυτοεκτελούμενα τμήματα κώδικα προγραμματισμένα να εκτελούν αυτόματα ελεγκτικές δοκιμασίες. Σε ένα σύγχρονο ελεγκτικό οικοσύστημα, μόλις ένα τιμολόγιο αναρτηθεί στο δίκτυο, το συμβόλαιο ελέγχει ακαριαία την εγκυρότητά του, διασταυρώνει το ποσό και καταχωρεί την εγγραφή μόνο εάν πληρούνται αυστηρά όλοι οι προγραμματισμένοι κανονιστικοί όροι.

Όπως τεκμηριώνουν επιπλέον οι Ariciu κ.ά. (2026) μέσα από την ανασκόπηση της εμπειρικής βιβλιογραφίας, η συνέργεια αυτών των τεχνολογιών αναδιαμορφώνει ριζικά τον ρόλο των επαγγελματιών της λογιστικής, δημιουργώντας ένα περιβάλλον Συνεχούς Ελέγχου. Ο ελεγκτής δεν χρειάζεται πλέον να δειγματοληπτεί έγγραφα ή να βασίζεται αποκλειστικά στην καλή πίστη της ελεγχόμενης διοίκησης. Η ίδια η αποκεντρωμένη αρχιτεκτονική του δικτύου λειτουργεί ως το απόλυτο ελεγκτικό εργαλείο, αποτρέποντας μαθηματικά την αλλοίωση των δεδομένων και διασφαλίζοντας την απόλυτη ακεραιότητα των οικονομικών καταστάσεων (Ariciu et al., 2026; Parra-Domínguez et al., 2025).

11.4 Παγκόσμια Εναρμόνιση των Συνεχών Ελέγχων και Αυτοματοποίηση του ESG Reporting

Η εφαρμογή πλατφορμών όπως το ελληνικό myDATA αποτελεί απλώς την αφετηρία μιας ευρύτερης, παγκόσμιας ρυθμιστικής αλλαγής. Σε ευρωπαϊκό επίπεδο, η πρόσφατη υιοθέτηση της οδηγίας VIDA καθιστά υποχρεωτική την ηλεκτρονική τιμολόγηση και τις ψηφιακές αναφορές σε πραγματικό χρόνο για όλες τις διασυνοριακές συναλλαγές έως το 2030. Η μελλοντική τάση στα συστήματα AI δεν θα είναι απλώς η διασύνδεση με μια τοπική φορολογική αρχή, αλλά η δυναμική, διακρατική εναρμόνιση. Ένα ευφυές ERP θα αναγνωρίζει αυτόματα τη νομοθεσία της εκάστοτε χώρας και θα μετατρέπει το παραστατικό στον κατάλληλο μορφότυπο CTCs χωρίς ανθρώπινη παρέμβαση.

Ωστόσο, η απόλυτη σύγκλιση της λογιστικής με την τεχνολογία δεν περιορίζεται στα αυστηρά χρηματοοικονομικά δεδομένα. Η μεγαλύτερη πρόκληση της επόμενης πενταετίας είναι η ενσωμάτωση των μη-χρηματοοικονομικών δεδομένων και συγκεκριμένα των Αναφορών Περιβαλλοντικής, Κοινωνικής και Εταιρικής Διακυβέρνησης, όπως επιτάσσει η νέα ευρωπαϊκή οδηγία για την Αναφορά Εταιρικής Βιωσιμότητας CSRD.

Ιστορικά, οι αναφορές ESG αποτελούσαν μια ποιοτική, αφηγηματική διαδικασία, αποκομμένη από το κεντρικό λογιστήριο. Σύμφωνα, όμως, με την έρευνα των Ciccola κ.ά. (2025) που δημοσιεύτηκε στο VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems (Emerald), η Τεχνητή Νοημοσύνη μετατρέπει την πρακτική αυτή σε ένα αυστηρά ποσοτικό και επαληθεύσιμο σύστημα. Στο εγγύς μέλλον, το ίδιο μοντέλο AI που θα διαβάζει την καθαρή αξία ενός τιμολογίου για να το στείλει στο myDATA, θα εξάγει ταυτόχρονα και τα περιβαλλοντικά μεταδεδομένα του παραστατικού (π.χ. το ενεργειακό αποτύπωμα ή τις εκπομπές Scope 3 της εφοδιαστικής αλυσίδας), καταχωρώντας τα αυτόματα στο «πράσινο καθολικό» της επιχείρησης.

Για να επιτευχθεί αυτή η ενοποίηση, απαιτείται η τυποποίηση τεράστιων όγκων ασύμμετρων δεδομένων. Όπως τεκμηριώνει ο Morshed (2025) σε πρόσφατη δημοσίευσή του στο Management & Sustainability: An Arab Review, οι ευφυείς αλγόριθμοι αναλαμβάνουν την βελτιστοποίηση των μεταδεδομένων, εναρμονίζοντας τα πεδία αναφοράς, διορθώνοντας σφάλματα και εφαρμόζοντας κοινές ταξινομίες στις αναφορές βιωσιμότητας.

Όπως καταλήγουν οι Riyath και Jariya (2024) στο *Journal of Financial Reporting and Accounting*, η στρατηγική ενσωμάτωση του AI στις αναφορές ESG όχι μόνο βελτιώνει την ακρίβεια και τη συγκρισιμότητα των δεδομένων, αλλά ενισχύει την καινοτομία και την εμπιστοσύνη των μετόχων. Μέσω της τεχνητής νοημοσύνης, ο ρόλος του σύγχρονου λογιστηρίου διευρύνεται οριστικά: παύει να καταγράφει απλώς την οικονομική ιστορία της εταιρείας και αναλαμβάνει να πιστοποιήσει, σε πραγματικό χρόνο, τη συνολική περιβαλλοντική και κοινωνική της βιωσιμότητα (Ciccola et al., 2025; Morshed, 2025; Riyath & Jariya, 2024).

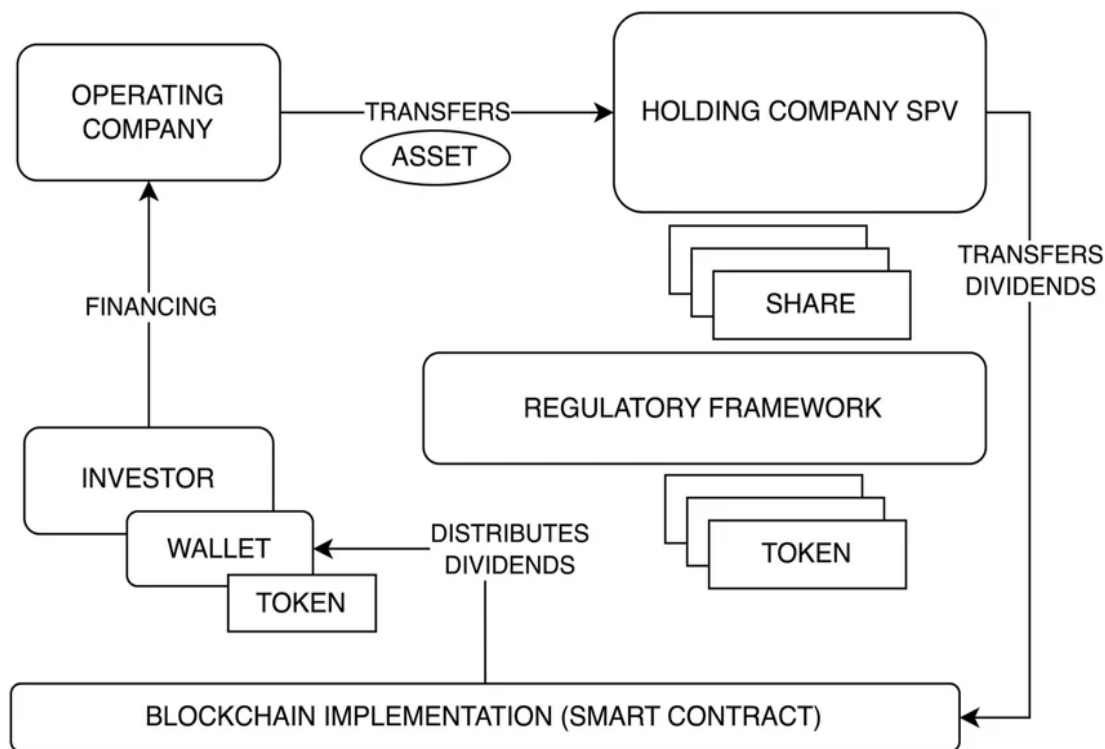
11.5 Ψηφιοποίηση Πραγματικών Περιουσιακών Στοιχείων και Διαχείριση Κινδύνου

Ιστορικά, τα πληροφοριακά συστήματα ERP παρακολουθούν τα πάγια περιουσιακά στοιχεία μιας επιχείρησης (όπως ακίνητα και εξοπλισμό) μέσω στατικών μητρώων παγίων. Ωστόσο, η εξέλιξη του Blockchain εισάγει μια ριζοσπαστική τάση στη χρηματοοικονομική λογιστική: την Ψηφιοποίηση Πραγματικών Περιουσιακών Στοιχείων.

Όπως εξηγούν οι Tanveer κ.ά. (2025) στην έρευνά τους που εκδόθηκε από την Elsevier, το RWA Tokenization είναι η διαδικασία μετατροπής των δικαιωμάτων ιδιοκτησίας ενός φυσικού παγίου σε ψηφιακά, προγραμματιζόμενα τεκμήρια πάνω σε ένα καταμεμημένο καθολικό. Η πρακτική αυτή υπόσχεται αυξημένη ρευστότητα και κλασματική ιδιοκτησία. Στο άμεσο μέλλον, το λογιστήριο θα διαχειρίζεται τα κρυπτογραφικά tokens ενός ακινήτου, τα οποία θα μπορούν να δεσμεύονται στιγμιαία ως ψηφιακές εγγυήσεις για την άντληση ρευστότητας.

Ωστόσο, η λογιστική καταχώρηση και αποτίμηση αυτών των νέων στοιχείων εγκυμονεί σημαντικούς χρηματοοικονομικούς κινδύνους, καταρρίπτοντας τις αρχικές προσδοκίες περί ασφαλών επενδύσεων. Σε μια κρίσιμη ανάλυση στο *International Review of Financial Analysis*, οι Aharon et al. (2024) εξέτασαν τη διασύνδεση κινδύνου μεταξύ Real Estate Tokens και παραδοσιακών μετοχών Real Estate. Το βασικό τους εύρημα ανατρέπει τη θεωρία της απόλυτης αποσύνδεσης: σε περιόδους ακραίων διακυμάνσεων της αγοράς (ακραίες κατανομές ουράς), τα ψηφιακά Tokens επιδεικνύουν εξαιρετικά υψηλή συσχέτιση με τις παραδοσιακές αγορές.

Αυτό πρακτικά σημαίνει ότι η συμπερίληψη RWAs στο ισοζύγιο μιας επιχείρησης δεν προσφέρει τα αναμενόμενα οφέλη διαφοροποίησης κινδύνου σε περιόδους κρίσης. Συνεπώς, οι μελλοντικοί οικονομικοί διευθυντές και ελεγκτές θα πρέπει να αντιμετωπίζουν τα tokenized πάγια όχι ως ένα ανεξάρτητο, «άτρωτο» ψηφιακό περιουσιακό στοιχείο, αλλά ως μια προέκταση του παραδοσιακού συστημικού κινδύνου, προσαρμόζοντας αντίστοιχα τα μοντέλα πρόβλεψης απομειώσεων στο ERP (Aharon et al., 2024; Tanveer et al., 2025).



Εικόνα 16: Δομή χρηματοδότησης μέσω ψηφιοποίησης (Tokenization) πραγματικών περιουσιακών στοιχείων (RWAs).

Αρχικά, το πάγιο (Asset) μεταβιβάζεται σε μια Εταιρεία Ειδικού Σκοπού (Holding Company SPV), η οποία εκδίδει μετοχές (Shares) που αντιπροσωπεύονται από ψηφιακά τεκμήρια (Tokens). Όταν το πάγιο αποδίδει μέρισμα, οι επενδυτές που κατέχουν τα tokens λαμβάνουν αναλογική πληρωμή η οποία διανέμεται αυτοματοποιημένα μέσω έξυπνων συμβολαίων (Smart Contracts). Η άμεση διασύνδεση αυτής της αρχιτεκτονικής με μετοχικά στοιχεία εξηγεί τη μεταφορά συστημικού κινδύνου και την υψηλή συσχέτιση των tokens με τις παραδοσιακές αγορές σε περιόδους κρίσης. (Zhitomirskiy et al. 2023)

11.6 Αλγοριθμικός Έλεγχος και AI Διακυβέρνηση

Καθώς τα συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης (όπως τα Large Action Models) αποκτούν σταδιακά πλήρη έλεγχο επί της ελεγκτικής και λογιστικής διαδικασίας, αναδύεται το πιο κρίσιμο ερώτημα της επόμενης δεκαετίας: «Ποιος ελέγχει τον ελεγκτή;». Η εξάρτηση των επιχειρήσεων από αδιαφανή νευρωνικά δίκτυα εγκυμονεί τον κίνδυνο του Μαύρου Κουτιού, όπου οι αλγόριθμοι ενδέχεται να λάβουν μεροληπτικές ή αυθαίρετες αποφάσεις (φαινόμενο γνωστό και ως παραίσθηση). Για την αντιμετώπιση αυτού του κινδύνου, η ελεγκτική επιστήμη θεσπίζει τον κλάδο του Αλγοριθμικού Ελέγχου.

Στο μέλλον, ο ρόλος των εξωτερικών ορκωτών ελεγκτών θα μετατοπιστεί από τον απλό έλεγχο των λογιστικών εγγραφών, στον έλεγχο του ίδιου του κώδικα και των παραμέτρων εκπαίδευσης του AI που παρήγαγε αυτές τις εγγραφές. Σύμφωνα με την σύγχρονη μελέτη των Lacmanovic και Skare (2025), η πρακτική του αλγοριθμικού ελέγχου καθίσταται πλέον επιτακτική νομική και λειτουργική ανάγκη.

Οι συγγραφείς τονίζουν ότι οι επιχειρήσεις οφείλουν να εφαρμόσουν αυστηρά πλαίσια Διακυβέρνησης Τεχνητής Νοημοσύνης, διενεργώντας τακτικούς ελέγχους στα σύνολα δεδομένων για να εντοπίσουν και να εξαλείψουν αλγοριθμικές μεροληψίες. Ένα πιστοποιημένο ERP θα πρέπει να παρέχει πλήρη ιχνηλασιμότητα των αλγοριθμικών αποφάσεων μέσω ΧΑΙ. Η συμμόρφωση με αυτή τη διαδικασία, όπως και οι Αξιολογήσεις

Συμμόρφωσης που επιβάλλει η ευρωπαϊκή Πράξη για την Τεχνητή Νοημοσύνη (EU AI Act), είναι το μοναδικό μέσο για να διασφαλιστεί η ακεραιότητα, η δικαιοσύνη και η κοινωνική εμπιστοσύνη στα αυτοματοποιημένα λογιστικά συστήματα του μέλλοντος (Lacmanovic & Skare, 2025).

Συμπεράσματα

Η συστηματική αξιολόγηση της ενσωμάτωσης της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Ρομποτικής Αυτοματοποίησης στα πληροφοριακά συστήματα των σύγχρονων λογιστηρίων, όπως αυτή αναπτύχθηκε στα προηγούμενα κεφάλαια, αποκαλύπτει ένα πεδίο ραγδαίας μετεξέλιξης. Η κλασική διπλογραφική καταχώρηση, ο δειγματοληπτικός έλεγχος και η κανονιστική συμμόρφωση συνυπάρχουν πλέον σε δημιουργικό διάλογο με τα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης και την ανάλυση Μεγάλων Δεδομένων. Η μελέτη κατέδειξε ότι η Τεχνητή Νοημοσύνη δεν αντικαθιστά απλώς τα παραδοσιακά λογισμικά ERP, αλλά λειτουργεί ως καταλύτης που επιταχύνει την επεξεργασία, επεκτείνει το φάσμα του ελέγχου στο 100% του πληθυσμού των δεδομένων και επιτρέπει την προσαρμογή σε πραγματικές συνθήκες επιχειρησιακής αβεβαιότητας, επιβεβαιώνοντας τα πορίσματα ερευνητών όπως οι Moffitt et al. (2018) και Saout et al. (2024). Ταυτόχρονα, η μετατόπιση αυτή εγείρει τεχνικές, ρυθμιστικές και ηθικές προκλήσεις που πρέπει να αντιμετωπιστούν ολιστικά, εφόσον ο ψηφιακός μετασχηματισμός της χρηματοοικονομικής διοίκησης στοχεύει σε βιώσιμη, συμπεριληπτική και ασφαλή ανάπτυξη.

Στο πεδίο της εξαγωγής δεδομένων από αδόμητα παραστατικά (τιμολόγια, αποδείξεις), οι πολυτροπικές αρχιτεκτονικές Μετασχηματιστών και ο μηχανισμός Αυτοπροσοχής αποδείχθηκαν ικανοί να εξαλείψουν την ανάγκη για άκαμπτους κανόνες OCR (Vaswani et al., 2017; Wang & Qiu, 2023). Αντίστοιχα, η συνέργεια των μοντέλων αυτών με «ψηφιακούς εργαζομένους» (RPA) επιτάχυνε την καταχώρηση εγγραφών σε κλίμακα δευτερολέπτων. Οι εφαρμογές σε πραγματικά λογιστικά περιβάλλοντα τεκμηριώνουν ότι τα εργαστηριακά οφέλη μετουσιώνονται σε άμεση μείωση του λειτουργικού κόστους και εξάλειψη των ανθρώπινων σφαλμάτων πληκτρολόγησης, αρκεί να υπάρχουν αξιόπιστες ροές δεδομένων και μηχανισμοί αυστηρού Διαχωρισμού Καθηκόντων στον κώδικα (Kogan et al., 2024).

Η ανάλυση ανέδειξε ότι οι ευφυείς τεχνικές μετασχηματίζουν τον πυρήνα της Ελεγκτικής. Μεταβαίνοντας από την Περιγραφική στην Προγνωστική Ελεγκτική (Predictive Auditing) και την Ανάλυση Καθοδήγησης, τα συστήματα προβλέπουν ταμειακές ανωμαλίες και κινδύνους καθυστερημένων πληρωμών πριν την εκπνοή των προθεσμιών (Bäßler & Eulerich, 2024). Η υιοθέτηση του Συνεχούς Ελέγχου αντικαθιστά την επισφαλή στατιστική δειγματοληψία, συνδέοντας την αποδοτικότητα με την άμεση αύξηση της κερδοφορίας και την προστασία από την απάτη.

Η ποιότητα των δεδομένων, ωστόσο, αναδεικνύεται σε προϋπόθεση sine qua non. Ελλιπή ιστορικά δεδομένα ή παραμετρικές μνήμες που δεν έχουν επικαιροποιηθεί οδηγούν τα Μεγάλα Γλωσσικά Μοντέλα (LLMs) σε Ψευδαισθήσεις. Η έρευνα κατέδειξε ότι η ενσωμάτωση αρχιτεκτονικών Παραγωγής Ενισχυμένης από Ανάκτηση (RAG) είναι επιβεβλημένη για τη «γείωση» (grounding) των απαντήσεων του AI στα πραγματικά εταιρικά έγγραφα, μειώνοντας το ποσοστό των λογιστικών και κανονιστικών σφαλμάτων (Ayala & Bechard, 2024).

Ένα δεύτερο κρίσιμο ζήτημα είναι η σημασιολογική διαλειτουργικότητα και η κανονιστική εναρμόνιση. Ο θρυμματισμός του φορολογικού οικοσυστήματος σε παγκόσμιο επίπεδο απαιτεί δυναμικά ERPs. Η υιοθέτηση διεθνών προτύπων (XBRL) και η αυτόματη μετατροπή των δεδομένων σε μορφότυπους Συνεχών Ελέγχων (όπως το myDATA στην Ελλάδα και η οδηγία ViDA στην Ευρώπη) αποτελεί καίρια προτεραιότητα για την εξάλειψη των «σιλό» δεδομένων (N. et al., 2024).

Οι επιχειρήσεις που επένδυσαν σε Επεξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη πέτυχαν ταχύτερη αποδοχή από τους ελεγκτές, λύνοντας το πρόβλημα του Μαύρου Κουτιού (Zhang et al., 2022). Οι ψυχοκοινωνικές αντιστάσεις και ο κίνδυνος του Εφησυχασμού της

Αυτοματοποίησης υποχωρούν όταν ο χρήστης διατηρεί ουσιαστική Ανθρώπινη Εποπτεία. Η μελέτη καταδεικνύει ότι η διαφάνεια αυτή δεν είναι απλώς τεχνική επιλογή, αλλά επιτακτική νομική υποχρέωση βάσει της ευρωπαϊκής Πράξης για την Τεχνητή Νοημοσύνη (EU AI Act) (Laux & Ruschemeier, 2025).

Καθώς τα λογιστήρια γίνονται πλήρως ψηφιακά και διασυνδεδεμένα μέσω Cloud APIs, αυξάνεται εκθετικά η πιθανότητα κακόβουλων επιθέσεων. Τα σενάρια υποκλοπής Man-in-the-Middle ή επιταχυνόμενης κρυπτογράφησης μέσω Ransomware μπορούν να οδηγήσουν μια επιχείρηση σε ολική καταστροφή. Η έρευνα προτείνει την ενσωμάτωση Προσαρμοστικής Κρυπτογραφίας, «ψηφιακών κυματοθραυστών» στα ρομπότ RPA (Kim et al., 2024), καθώς και τη χρήση Federated Learning για την εκπαίδευση μοντέλων χωρίς την παραβίαση των προσωπικών δεδομένων (GDPR) και των εμπορικών μυστικών (Awosika et al., 2024).

Μολονότι η βιβλιογραφία παρουσιάζει εντυπωσιακές επιτυχίες στον χρηματοοικονομικό τομέα, η μεγάλη πρόκληση της επόμενης δεκαετίας είναι η ενσωμάτωση δεικτών βιωσιμότητας (ESG Reporting / CSRD). Η τεχνητή νοημοσύνη καλείται να λειτουργήσει ως γέφυρα, εξάγοντας ταυτόχρονα φορολογικά δεδομένα και περιβαλλοντικά μεταδεδομένα (Scope 3), δημιουργώντας ένα αυτοματοποιημένο «πράσινο καθολικό» (Ciccola et al., 2025). Παράλληλα, η έλευση της τεχνολογίας Blockchain, μέσω της Λογιστικής Τριπλής Εγγραφής και των Έξυπνων Συμβολαίων, διαφαίνεται ως η απόλυτη λύση για την εξάλειψη των ελέγχων συμφωνίας, δημιουργώντας μια αμετάβλητη πηγή αλήθειας (Liu et al., 2024). Ωστόσο, αναδυόμενες τάσεις όπως η ψηφιοποίηση περιουσιακών στοιχείων (RWA Tokenization) απαιτούν προσοχή, καθώς φέρουν συστημικούς κινδύνους «ουράς» που ακυρώνουν τα θεωρητικά οφέλη διαφοροποίησης (Aharon et al., 2024).

Σε επίπεδο διοίκησης, οι ευφυείς τεχνικές επηρεάζουν ριζικά τον στρατηγικό σχεδιασμό. Η αναμενόμενη μετάβαση από τα στατικά AI στο Agent AI, ικανούς για συλλογισμό πολλαπλών βημάτων (Acharya et al., 2025), απαιτεί από τις επιχειρήσεις να επενδύσουν στη συνεχή κατάρτιση του προσωπικού. Ο λογιστής του μέλλοντος απομακρύνεται από τη στεία καταχώρηση δεδομένων και αναλαμβάνει τον ρόλο του αναλυτή συστημάτων και επόπτη αλγοριθμικής διακυβέρνησης.

Μέσα από την παρούσα έρευνα καταδεικνύεται ότι η ενσωμάτωση ευφυών τεχνικών στη λογιστική και την ελεγκτική προσφέρει ουσιαστικά και μετρήσιμα οφέλη σε χρόνο, κόστος, ακρίβεια και κανονιστική συμμόρφωση. Τα οφέλη όμως δεν είναι αυτόματα· προϋποθέτουν ισχυρό οικοσύστημα δεδομένων, κυβερνοασφάλεια, μηχανισμούς ερμηνευσιμότητας και αυστηρή διακυβέρνηση (IT GRC). Όπου παραμελήθηκαν η ποιότητα των δεδομένων ή η προστασία από την αλγοριθμική μεροληψία, τα συστήματα αντιμετώπισαν σοβαρούς νομικούς και λειτουργικούς κινδύνους.

Κλείνοντας, καθίσταται σαφές πως η τήρηση λογιστικών βιβλίων και ο έλεγχος έχουν πάψει να είναι αμιγώς διεκπεραιωτικές ασκήσεις· αναδεικνύονται στον κεντρικό, στρατηγικό πυρήνα επιβίωσης και ανάπτυξης των σύγχρονων επιχειρηματικών οικοσυστημάτων. Όσες επιχειρήσεις κατανοήσουν και υλοποιήσουν εγκαίρως ένα ισορροπημένο μίγμα αναλυτικής τεχνολογίας, ψηφιακής ανθεκτικότητας και ηθικής διακυβέρνησης, θα θέσουν τις βάσεις για ένα αυτοματοποιημένο και βιώσιμο μέλλον. Οι υπόλοιπες θα αντιμετωπίσουν τον κίνδυνο της περιθωριοποίησης σε μια παγκοσμιοποιημένη οικονομία, όπου η ταχύτητα, η διαλειτουργικότητα και η αδιαμφισβήτητη διαφάνεια των δεδομένων αποτελούν τα νέα, αυστηρά κριτήρια αριστείας.

Πίνακας ορολογίας

Ξενόγλωσσος όρος	Ελληνικός όρος
Bookkeeping	Τήρηση Βιβλίων
FinTech	Χρηματοοικονομική τεχνολογία
Rule-Based Systems	συστήματα που βασίζονται σε στατικούς κανόνες
Ransomware	Κακόβουλο λογισμικό εκβιασμού
Agentic AI	Πρακτορική Τεχνητή Νοημοσύνη
Federated Learning	Ομόσπονδη Μάθηση
Triple Entry Accounting	Λογιστική Τριπλής Εγγραφής
Augmented Intelligence	Επauξημένη Νοημοσύνη
Machine Learning	Μηχανική Μάθηση
Ensemble Learning	Μάθηση Συνόλου
Cloud	Νέφος

Πίνακας συντμήσεων-αρτικόλεξων-ακροθυμίων

ERP	Enterprise Resource Planning
AI	Artificial Intelligence
CTC	Continuous Transaction Controls
OCR	Optical Character Recognition
RPA	Robotic Process Automation
XAI	Explainable Artificial Intelligence
VRD	Visually Rich Document
B2B	Business-to-Business
P2P	Procure-to-pay
EDI	Electronic Data Interchange
HITL	Human-in-the-loop
GNN	Graph Neural Network
LLM	Large Language Model
API	Application Programming Interface
GBDT	Gradient Boosting on Decision Trees
NLP	Natural Language Processing
GCN	Graph Convolutional Network
LIME	Local Interpretable Model-agnostic Explanations
SHAP	SHapley Additive exPlanations
MLOps	Machine Learning Operations
RAG	Retrieval-Augmented Generation
XBRL	eXtensible Business Reporting Language
TF-IDF	Term Frequency - Inverse Document Frequency

Βιβλιογραφία

1. Abdullah, A. A. H., & Almaqtari, F. A. (2024). The impact of artificial intelligence and Industry 4.0 on transforming accounting and auditing practices. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(1), 100218. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100218>
2. Acharya, D. B., Kuppan, K., & Divya, B. (2025). Agentic AI: Autonomous Intelligence for Complex Goals—A Comprehensive Survey. *IEEE Access*, 13, 18912–18936. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3532853>
3. Adela, V., Agyei, S. K., Frimpong, S., Awisome, D. B., Bossman, A., Abosompim, R. O., Benchie, J. K. O., & Ahmed, A. M. A. (2024). Bookkeeping practices and SME performance: The intervening role of owners' accounting skills. *Heliyon*, 10(1). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23911>
4. Afrin, S., Roksana, S., & Akram, R. (2025). AI-Enhanced Robotic Process Automation: A Review of Intelligent Automation Innovations. *IEEE Access*, 13, 173–197. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3513279>
5. Aharon, D. Y., Ali, S., & Brahim, M. (2024). Connectedness at extremes between real estate tokens and real estate stocks. *International Review of Financial Analysis*, 95(PB). <https://ideas.repec.org/a/eee/finana/v95y2024ipbs1057521924003570.html>
6. Ahram, K. F., Farzad V. Farahani, Waldemar Karwowski, Tareq. (2021). Explainable artificial intelligence for education and training—Krzysztof Fiok, Farzad V Farahani, Waldemar Karwowski, Tareq Ahram, 2022. *The Journal of Defense Modeling and Simulation*. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/15485129211028651>
7. Alexandersson, A., Jansson, A., & Jonnergård, K. (2023). Digitalization of Bookkeeping in Small Organizations: The Case of Sweden. In T. Rana, J. Svanberg, P. Öhman, & A. Lowe (Eds.), *Handbook of Big Data and Analytics in Accounting and Auditing* (pp. 133–162). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-19-4460-4_7
8. Alghazzawi, R. (2024). AI adoption and organizational readiness: Boosting accounting efficiency in Jordan. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 23(4), 1431–1449. <https://doi.org/10.1108/JFRA-08-2024-0570>
9. Aliakbari Nouri, F., & Shafiei Nikabadi, M. (n.d.). Exploring the causal relationships between factors affecting taxpayer adoption of e-invoicing: Application of interval neutrosophic DEMATEL. *Kybernetes*. <https://doi.org/10.1108/K-07-2024-1807>
10. Alkhaled, L., & Fei, N. Y. (2023). Automated Invoice Processing System. 2023 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 0188–0192. <https://doi.org/10.1109/IEEM58616.2023.10406704>
11. Al-Okaily, M. (2025). Artificial intelligence and its applications in the context of accounting and disclosure. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 23(4), 1387–1401. <https://doi.org/10.1108/JFRA-04-2024-0209>

12. Altalhan, M., Algarni, A., & Turki-Hadj Alouane, M. (2025). Imbalanced Data Problem in Machine Learning: A Review. *IEEE Access*, 13, 13686–13699. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3531662>
13. Anastasakis, Z., Velivassaki, T.-H., Voulkidis, A., Bourou, S., Psychogyios, K., Skias, D., & Zahariadis, T. (2023). FREDY: Federated Resilience Enhanced with Differential Privacy. *Future Internet*, 15(9). <https://doi.org/10.3390/fi15090296>
14. Andrew, J., & Baker, M. (2022). Big data and accounting. *Critical Perspectives on Accounting*, 87, 102478. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2022.102478>
15. Ariciu, G., Tiron-Tudor, A., Teh, C., & Uman, T. (2025). Accounting and auditing in the age of blockchain technology: Review and research agenda. *The Journal of Risk Finance*, 27(1), 46–67. <https://doi.org/10.1108/JRF-05-2025-0222>
16. Assidi, S., Omran, M., Rana, T., & Borgi, H. (2025). The role of AI adoption in transforming the accounting profession: A diffusion of innovations theory approach. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 21(5), 915–936. <https://doi.org/10.1108/JAOC-04-2024-0124>
17. Awosika, T., Shukla, R. M., & Pranggono, B. (2024). Transparency and Privacy: The Role of Explainable AI and Federated Learning in Financial Fraud Detection. *IEEE Access*, 12, 64551–64560. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3394528>
18. Ayala, O., & Bechard, P. (2024). Reducing hallucination in structured outputs via Retrieval-Augmented Generation. In Y. Yang, A. Davani, A. Sil, & A. Kumar (Eds.), *Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 6: Industry Track)* (pp. 228–238). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.naacl-industry.19>
19. Bahjat, A. K. (2025). Automated document processing system for government agencies using DBNET++ and BART models. *International Journal of Circuit, Computing and Networking*, 6(2), 34–41. <https://doi.org/10.33545/27075923.2025.v6.i2a.100>
20. Bakumenko, A., Hlaváčková-Schindler, K., Plant, C., & Hubig, N. C. (2025). Advancing Anomaly Detection: Non-Semantic Financial Data Encoding With Large Language Models. *IEEE Access*, 13, 146757–146771. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3600967>
21. Bäßler, T., & Eulerich, M. (n.d.). Three Lines, One Clock: Deadline-Driven Predictive Auditing to Mitigate Late-Payment Risk. *Journal of Information Systems*, 1–18. <https://doi.org/10.2308/ISYS-2024-053>
22. Baviskar, D., Ahirrao, S., Potdar, V., & Kotecha, K. (2021). Efficient Automated Processing of the Unstructured Documents Using Artificial Intelligence: A Systematic Literature Review and Future Directions. *IEEE Access*, 9, 72894–72936. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3072900>
23. Bhattacharyya, A., Tripathi, A., Das, U., Karmakar, A., Pathak, A., & Gupta, M. (2025). Information Extraction from Visually Rich Documents using LLM-based Organization of Documents into Independent Textual Segments. In W. Che, J. Nabende, E. Shutova, & M. T. Pilehvar (Eds.), *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)* (pp. 17241–17256). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2025.acl-long.844>

24. Burghardt, J., & Moeller, K. (2024). Inner struggle or identity fit – control configurations that improve management accountants' sense of their identity. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 20(6), 119–155. <https://doi.org/10.1108/JAOC-03-2023-0053>
25. Cai, C.W. (2021), Triple-entry accounting with blockchain: How far have we come?. *Account Finance*, 61: 71-93. <https://doi.org/10.1111/acfi.12556>
26. Çeliktuğ, M. F., & Kantarcıoğlu, M. (2024). Power of Sentence Transformers in Record Linkage. 2024 IEEE International Conference on Big Data (BigData), 6944–6955. <https://doi.org/10.1109/BigData62323.2024.10825999>
27. Černevičienė, J., & Kabašinskas, A. (2024). Explainable artificial intelligence (XAI) in finance: A systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 57(8), 216. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10854-8>
28. Cesista, F. L., Aguiar, R., Kim, J., & Acilo, P. (2024). Retrieval Augmented Structured Generation: Business Document Information Extraction as Tool Use. 2024 IEEE 7th International Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR), 227–230. <https://doi.org/10.1109/MIPR62202.2024.00042>
29. Che, K., & Sheng, S. (2023). Cloud Native Network Security Architecture Strategy under Zero Trust Scenario. 2023 IEEE 7th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), 7, 867–871. <https://doi.org/10.1109/ITOEC57671.2023.10291357>
30. Chi, W. W., Tang, T. Y., Salleh, N. M., Mukred, M., AISalman, H., & Zohaib, M. (2024). Data Augmentation With Semantic Enrichment for Deep Learning Invoice Text Classification. *IEEE Access*, 12, 57326–57344. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3387860>
31. Ciccola, R., Guidi, M., Chiucchi, M. S., & Giuliani, M. (2025). Artificial intelligence and sustainability reporting in practice: Projections from an intellectual capital perspective. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 1–23. <https://doi.org/10.1108/VJKMS-08-2025-0360>
32. Didimo, W., Grilli, L., Liotta, G., Menconi, L., Montecchiani, F., & Pagliuca, D. (2020). Combining Network Visualization and Data Mining for Tax Risk Assessment. *IEEE Access*, 8, 16073–16086. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2967974>
33. Faizan, M., Zuhairi, M. F., & Ismail, S. (2021). Process Discovery Enhancement with Trace Clustering and Profiling. *Annals of Emerging Technologies in Computing (AETiC)*, 5(4), 1–13. <https://doi.org/10.33166/AETiC.2021.04.001>
34. Federated Machine Learning: Concept and Applications: *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology: Vol 10, No 2*. (n.d.). *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*. Retrieved March 26, 2026, from <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3298981>
35. Fikri, N., Rida, M., Abghour, N., Moussaid, K., Omri, A. E., & Myara, M. (2022). A Blockchain Architecture for Trusted Sub-Ledger Operations and Financial Audit Using Decentralized Microservices. *IEEE Access*, 10, 90873–90886. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3201885>

36. Futia, G., Vetro, A., Melandri, A., & De Martin, J. C. (2018). Training Neural Language Models with SPARQL queries for Semi-Automatic Semantic Mapping. *Procedia Computer Science, Proceedings of the 14th International Conference on Semantic Systems 10th – 13th of September 2018 Vienna, Austria*, 137, 187–198. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.09.018>
37. González-González, J., García-Méndez, S., De Arriba-Pérez, F., González-Castaño, F. J., & Barba-Seara, Ó. (2022). Explainable Automatic Industrial Carbon Footprint Estimation From Bank Transaction Classification Using Natural Language Processing. *IEEE Access*, 10, 126326–126338. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3226324>
38. Guha, A., Alahmadi, A., Samanta, D., Khan, M. Z., & Alahmadi, A. H. (2022). A Multi-Modal Approach to Digital Document Stream Segmentation for Title Insurance Domain. *IEEE Access*, 10, 11341–11353. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3144185>
39. Habib, P. I., Murdha, A. S., Agus, H., & Suhardi. (2024). Architecture Migration From Monolithic to Microservices: Developing Readiness Criteria. *IEEE Access*, 12, 194630–194645. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3504848>
40. Hamri, M., Devanne, M., Weber, J., & Hassenforder, M. (n.d.). Document Information Extraction: An Analysis of Invoice Anatomy. <https://doi.org/10.1155/2024/7599415>
41. Han, H., Shiwakoti, R. K., Jarvis, R., Mordi, C., & Botchie, D. (2023). Accounting and auditing with blockchain technology and artificial Intelligence: A literature review. *International Journal of Accounting Information Systems*, 48, 100598. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100598>
42. Hashemi, A., Orzechowski, G., Mikkola, A., & McPhee, J. (2023). Multibody dynamics and control using machine learning. *Multibody System Dynamics*, 58(3), 397–431. <https://doi.org/10.1007/s11044-023-09884-x>
43. Hashmi, K. A., Liwicki, M., Stricker, D., Afzal, M. A., Afzal, M. A., & Afzal, M. Z. (2021). Current Status and Performance Analysis of Table Recognition in Document Images With Deep Neural Networks. *IEEE Access*, 9, 87663–87685. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3087865>
44. Homomorphic Encryption for Machine Learning Applications with CKKS Algorithms: A Survey of Developments and Applications. (2025). *Computers, Materials and Continua*, 85(1), 89–119. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.064346>
45. Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433>
46. Huang, Y., Lv, T., Cui, L., Lu, Y., & Wei, F. (2022). LayoutLMv3: Pre-training for Document AI with Unified Text and Image Masking (arXiv:2204.08387). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.08387>
47. Iaroshev, I., Pillai, R., Vaglietti, L., & Hanne, T. (2024). Evaluating Retrieval-Augmented Generation Models for Financial Report Question and Answering. *Applied Sciences*, 14(20). <https://doi.org/10.3390/app14209318>

48. Izzo, M. F., Fasan, M., & Tiscini, R. (2022). The role of digital transformation in enabling continuous accounting and the effects on intellectual capital: The case of Oracle. *Meditari Accountancy Research*, 30(4), 1007–1026. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-02-2021-1212>
49. Jans, M., Aysolmaz, B., Corten, M., Joshi, A., & Van Peteghem, M. (2023). Digitalization in accounting—Warmly embraced or coldly ignored? *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 36(9), 61–85. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-11-2020-4998>
50. Jovanović, L., Pavlović, K., Raičkovićela, A., Raičković, D., & Šandi, S. (2025). OXIOM - Posting Invoices using the CatBoost Algorithm and Embedded Representations. 2025 29th International Conference on Information Technology (IT), 1–4. <https://doi.org/10.1109/IT64745.2025.10929798>
51. Kashinath, A., Agarwal, R., & J, M. D. (2023). Prediction of Delays in Invoice Payments Using Machine Learning. 2023 IEEE International Conference on ICT in Business Industry & Government (ICTBIG), 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICTBIG59752.2023.10455972>
52. Kennedy, R. K. L., Johnson, J. M., & Khoshgoftaar, T. M. (2021). The Effects of Class Label Noise on Highly-Imbalanced Big Data. 2021 IEEE 33rd International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 1427–1433. <https://doi.org/10.1109/ICTAI52525.2021.00227>
53. Kezzoula, Z., Gaceb, D., & Gritli, N. (2022). Super-resolution of document images using transfer deep learning of an ESRGAN model. 2022 5th International Symposium on Informatics and Its Applications (ISIA), 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISIA55826.2022.9993497>
54. Khanam, R., Hussain, M., Hill, R., & Allen, P. (2024). A Comprehensive Review of Convolutional Neural Networks for Defect Detection in Industrial Applications. *IEEE Access*, 12, 94250–94295. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3425166>
55. Kim, J., Kim, S. H., & Joe, I. (2024). AI-Based RPA's Work Automation Operation to Respond to Hacking Threats Using Collected Threat Logs. *Applied Sciences*, 14(22). <https://doi.org/10.3390/app142210217>
56. Kogan, G., Kokina, J., Stampone, A., & Boyle, D. M. (2024). RPA in Accounting Risk and Internal Control: Insights from RPA Program Managers. *Accounting Horizons*, 38(4), 137–148. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-2022-191>
57. Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: An interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 34(2), 253–280. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809>
58. Kotios, D., Makridis, G., Fatouros, G., & Kyriazis, D. (2022). Deep learning enhancing banking services: A hybrid transaction classification and cash flow prediction approach. *Journal of Big Data*, 9(1), 100. <https://doi.org/10.1186/s40537-022-00651-x>
59. Kotte, K. R. (2025). AI-Driven Framework for Real-Time Financial Anomaly Detection and Transparent Audit Trail Generation in ERP Systems. 2025 3rd International Conference on Intelligent Cyber Physical Systems and Internet of Things (ICoICI), 587–594. <https://doi.org/10.1109/ICoICI65217.2025.11252791>

60. Kulkarni, P. D., Deshmukh, V., & Rane, K. P. (2023). A Framework for Providing Structured Invoice Document using Optimized Bert Enabled Deep Convolutional Neural Network Classifier. 2023 7th International Conference on I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud) (I-SMAC), 717–725. <https://doi.org/10.1109/I-SMAC58438.2023.10290498>
61. Kumar, S., Datta, S., Singh, V., Singh, S. K., & Sharma, R. (2024). Opportunities and Challenges in Data-Centric AI. *IEEE Access*, 12, 33173–33189. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3369417>
62. Lacmanovic, S., & Skare, M. (2025). Artificial intelligence bias auditing – current approaches, challenges and lessons from practice. *Review of Accounting and Finance*, 24(3), 375–400. <https://doi.org/10.1108/RAF-01-2025-0006>
63. Lam, L., Ratnamogan, P., Tang, J., Vanhuffel, W., & Caspani, F. (2023). Information Extraction from Documents: Question Answering vs Token Classification in real-world setups (arXiv:2304.10994). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.10994>
64. Laux, J., & Ruschemeier, H. (2025). Automation Bias in the AI Act: On the Legal Implications of Attempting to De-Bias Human Oversight of AI. *European Journal of Risk Regulation*, 16(4), 1519–1534. <https://doi.org/10.1017/err.2025.10033>
65. Liagkou, V., Filiopoulou, E., Fragiadakis, G., Nikolaidou, M., & Michalakelis, C. (2024). The cost perspective of adopting Large Language Model-as-a-Service. 2024 IEEE International Conference on Joint Cloud Computing (JCC), 80–83. <https://doi.org/10.1109/JCC62314.2024.00020>
66. Liu, C., Muravskiy, V., & Wei, W. (2024). Evolution of blockchain accounting literature from the perspective of CiteSpace (2013–2023). *Heliyon*, 10(11), e32097. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32097>
67. Macedo, J., Bezerra, B., Lima, E., Soares, A., Lopes, C., & Zanchettin, C. (2023). Evaluating Transformer-based Models in the Information Extraction of Fiscal Documents. 2023 IEEE Latin American Conference on Computational Intelligence (LA-CCI), 1–6. <https://doi.org/10.1109/LA-CCI58595.2023.10409483>
68. Mifsud, X., Grech, L., Baldacchino, A., Keller, L., Valentino, G., & Muscat, A. (2025). Receipt Information Extraction with Joint Multi-Modal Transformer and Rule-Based Model. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 7(4). <https://doi.org/10.3390/make7040167>
69. Moffitt, K. C., Rozario, A. M., & Vasarhelyi, M. A. (2018). Robotic Process Automation for Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(1), 1–10. <https://doi.org/10.2308/jeta-10589>
70. Mohamed Riyath, M. I., & Inun Jariya, A. M. (2024). The role of ESG reporting, artificial intelligence, stakeholders and innovation performance in fostering sustainability culture and climate resilience. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. <https://doi.org/10.1108/JFRA-10-2023-0621>
71. Moraes, C. H. V. de, Scolimoski, J., Lambert-Torres, G., Santini, M., Dias, A. L. A., Guerra, F. A., Pedretti, A., & Ramos, M. P. (2022). Robotic Process Automation and Machine Learning: A Systematic Review. *Brazilian Archives of Biology and Technology*, 65, e22220096. <https://doi.org/10.1590/1678-4324-2022220096>

72. Morshed, A. (2025). Ensuring trust in sustainability financial reports: The role of AI and blockchain in metadata standardization. *Management & Sustainability: An Arab Review*, 1–24. <https://doi.org/10.1108/MSAR-02-2025-0073>
73. Mukherjee, A., Sharma, U., & Liu, J. (2025). Big data analytics role in shaping the work of accounting function and accounting professionals. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 21(7), 272–306.
74. <https://doi.org/10.1108/JAOC-08-2024-0255>
75. Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing. *Journal of Business Ethics*, 167(2), 209–234. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
76. Muqattash, R., Qasim, A., & Kharbat, F. (2024). Exploring the Impact of Robotic Process Automation and Artificial Intelligence Technologies on the Auditing Profession. *Global Congress on Emerging Technologies (GCET-2024)*, 132–137. <https://doi.org/10.1109/GCET64327.2024.10934349>
77. N., A., Divyashree, M. S., Rahiman, H. U., Kulal, A., & Kulal, M. (2024). The influence of XBRL technology on the quality of financial reporting: Exploring mediating variables in the Indian context. *The Bottom Line*, 37(2), 207–237. <https://doi.org/10.1108/BL-04-2023-0108>
78. Paliwal, S. S., D, V., Rahul, R., Sharma, M., & Vig, L. (2019). TableNet: Deep Learning Model for End-to-end Table Detection and Tabular Data Extraction from Scanned Document Images. 2019 International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR), 128–133. <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2019.00029>
79. Parra-Domínguez, J., Sanz Martín, L., López Pérez, G., & Zafra Gómez, J. L. (2025). The disruption of blockchain technology in accounting: A review of scientific progress. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 21(7), 330–362. <https://doi.org/10.1108/JAOC-10-2024-0327>
80. Patel, S., & Bhatt, D. (2020). Abstractive Information Extraction from Scanned Invoices (AIESI) using End-to-end Sequential Approach (arXiv:2009.05728). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2009.05728>
81. Pirveli, E. (2020). Earnings persistence and predictability within the emerging economy of Georgia. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 18(3), 563–589. <https://doi.org/10.1108/JFRA-03-2019-0043>
82. Prasad, D., Gadpal, A., Kapadni, K., Visave, M., & Sultanpure, K. (2020). CascadeTabNet: An approach for end to end table detection and structure recognition from image-based documents. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2439–2447. <https://doi.org/10.1109/CVPRW50498.2020.00294>
83. Punn, N. S., & Agarwal, S. (2021). Automated diagnosis of COVID-19 with limited posteroanterior chest X-ray images using fine-tuned deep neural networks. *Applied Intelligence*, 51(5), 2689–2702. <https://doi.org/10.1007/s10489-020-01900-3>

84. Punn, N. S., Agarwal, S., Syafrullah, M., & Adiyarta, K. (2019). Testing Big Data Application. 2019 6th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI), 159–162. <https://doi.org/10.23919/EECSI48112.2019.8976972>
85. Rahim, R., & Chishti, M. A. (2024). Artificial Intelligence Applications in Accounting and Finance. 2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems (ICETSI), 1782–1786. <https://doi.org/10.1109/ICETSI61505.2024.10459526>
86. Raman, R., Kafila, Gehlot, A., Shah, H., C. P, S., & Ponnusamy, R. (2023). Financial Forecasting Through Hybrid Algorithms of Machine Learning & Deep Learning. 2023 3rd International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE), 1705–1709. <https://doi.org/10.1109/ICACITE57410.2023.10183025>
87. Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 Laying down Harmonised Rules on Artificial Intelligence and Amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA Relevance) (2024). <http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
88. Reimers, N., & Gurevych, I. (2019). Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks. In K. Inui, J. Jiang, V. Ng, & X. Wan (Eds.), Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP) (pp. 3982–3992). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/D19-1410>
89. Saout, T., Lardeux, F., & Saubion, F. (2024). An Overview of Data Extraction From Invoices. IEEE Access, 12, 19872–19886. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3360528>
90. Sarferaz, S. (2025). Implementing Agentic AI Into ERP Software. IEEE Access, 13, 178945–178960. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3621887>
91. Sarwar, M. I., Khan, I., Maghrabi, L. A., Jaffar, A., & Akram, S. (2024). Tripartite Accounting Framework: A Novel Blockchain-Based Model for Recording B2B Transactions. IEEE Access, 12, 198097–198122. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3522093>
92. Sasikumar, K., & Nagarajan, S. (2025). Enhancing Cloud Security: A Multi-Factor Authentication and Adaptive Cryptography Approach Using Machine Learning Techniques. IEEE Open Journal of the Computer Society, 6, 392–402. <https://doi.org/10.1109/OJCS.2025.3538557>
93. Schneider, M., & Brühl, R. (2023). Disentangling the black box around CEO and financial information-based accounting fraud detection: Machine learning-based evidence from publicly listed U.S. firms. Journal of Business Economics, 93(9), 1591–1628. <https://doi.org/10.1007/s11573-023-01136-w>
94. Siras, S., Kshirsagar, S., & Inamdar, V. (2024). A Deep Learning Approach for Digitization of Invoices. 2024 International Conference on Intelligent and Innovative Technologies in Computing, Electrical and Electronics (IITCEE), 1–4. <https://doi.org/10.1109/IITCEE59897.2024.10467846>

95. Song, J., Wang, X., Zhu, J., Wu, Y., Cheng, X., Zhong, R., & Niu, C. (2024). RAG-HAT: A Hallucination-Aware Tuning Pipeline for LLM in Retrieval-Augmented Generation. In F. Dernoncourt, D. Preotjuc-Pietro, & A. Shimorina (Eds.), *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Industry Track* (pp. 1548–1558). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-industry.113>
96. Suo, P., Wang, X., Kou, W., Suo, W., Zhang, Y., Duan, J., Zeng, T., Zhu, M., & Wang, F. (2025). WeNet-RF: An Automatic Classification Model for Financial Reimbursement Budget Items. *PLOS ONE*, 20(4), e0321056. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0321056>
97. Tanveer, U., Ishaq, S., & Hoang, T. G. (2025). Tokenized assets in a decentralized economy: Balancing efficiency, value, and risks. *International Journal of Production Economics*, 282, 109554. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2025.109554>
98. Thanasas, G., Kampionis, G., & Halkiopoulou, C. (2026). Transforming Digital Accounting: Big Data, IoT, and Industry 4.0 Technologies—A Comprehensive Survey. *Journal of Risk and Financial Management*, 19(1). <https://doi.org/10.3390/jrfm19010092>
99. Thies, S., Kureljusic, M., Karger, E., & Krämer, T. (2023). Blockchain-Based Triple-Entry Accounting: A Systematic Literature Review and Future Research Agenda. *Journal of Information Systems*, 37(3), 101–118. <https://doi.org/10.2308/ISYS-2022-029>
100. Tien, C.-W., Huang, T.-Y., Chen, P.-C., & Wang, J.-H. (2021). Using Autoencoders for Anomaly Detection and Transfer Learning in IoT. *Computers*, 10(7). <https://doi.org/10.3390/computers10070088>
101. Triple-entry accounting with blockchain: How far have we come? (n.d.). <https://doi.org/10.1111/acfi.12556>
102. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. ukasz, & Polosukhin, I. (2017). Attention is All you Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30. https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/hash/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Abstract.html
103. Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J., Chen, Z., Tang, J., Chen, X., Lin, Y., Zhao, W. X., Wei, Z., & Wen, J. (2024). A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*, 18(6), 186345. <https://doi.org/10.1007/s11704-024-40231-1>
104. Wang, T., Qiu, M., Wang, T., & Qiu, M. (2023). A visual transformer-based smart textual extraction method for financial invoices. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 20(10), 18630–18649. <https://doi.org/10.3934/mbe.2023826>
105. Werner, M. (2017). Financial process mining—Accounting data structure dependent control flow inference. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 57–80. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.004>

106. Werner, M., Wiese, M., & Maas, A. (2021). Embedding process mining into financial statement audits. *International Journal of Accounting Information Systems*, 41, 100514. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100514>
107. Widiyati, D., Murwaningsari, E., & Gunawan, J. (2023). Continuous accounting implementation for a new future: Opening the black box through green transformational leadership by surveying Indonesia banking employees. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2(13 (122)), 28–40. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.273567>
108. Woźniak, A. P., Milczarek, M., & Woźniak, J. (2025). MLOps Components, Tools, Process, and Metrics: A Systematic Literature Review. *IEEE Access*, 13, 22166–22175. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3534990>
109. Zhang, C. (Abigail), Cho, S., & Vasarhelyi, M. (2022). Explainable Artificial Intelligence (XAI) in auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 2021 Research Symposium on Information Integrity & Information Systems Assurance, 46, 100572. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100572>
110. Zhang, J., & Xie, R. (2023). Word2vec- Powered Algorithm for Efficient Retrieval of Bill of Quantities. 108–111. <https://doi.org/10.1109/IPC57033.2023.00027>
111. Zhang, L., Guo, P., Dong, L., Yuan, F., Wang, D., Cao, C., & Liu, Y. (2024). Multi-Level Graph Convolutional Network for Document Information Extraction. 2024 IEEE 36th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 247–255. <https://doi.org/10.1109/ICTAI62512.2024.00044>
112. Zhang, L., & Hew, K. F. (2025). Leveraging unlabeled data: Fostering self-regulated learning in online education with semi-supervised recommender systems. *Education and Information Technologies*, 30(6), 7117–7142. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13111-1>
113. Zhitomirskiy, E., Schmid, S., & Walther, M. (2023). Tokenizing assets with dividend payouts—A legally compliant and flexible design. *Digital Finance*, 5(3), 563–580. <https://doi.org/10.1007/s42521-023-00094-w>
114. Zhong, C., & Goel, S. (2024). Transparent AI in Auditing through Explainable AI. *Current Issues in Auditing*, 18(2), A1–A14. <https://doi.org/10.2308/CIIA-2023-009>
115. Zhou, Y., Li, H., Xiao, Z., & Qiu, J. (2023). A user-centered explainable artificial intelligence approach for financial fraud detection. *Finance Research Letters*, 58, 104309. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104309>
116. Ismanov, I., Qayumov, N., Mukhamadjonova, D., & Akhmadaliyev, B. (2024). AI and Cost Management: Strategies for Reducing Expenses and Improving Profit Margins in Business. *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS)*, 1, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10616761>
117. Kaliselvi, K., Thangamayan, S., & Lavaraju, B. (2025). Transforming GST Compliance: Leveraging AI-Powered Ensemble Fusion Net (EF-Net) for Tamil Nadu's SMEs. *2025 International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS)*, 1423–1430. <https://doi.org/10.1109/ICEARS64219.2025.10940201>

118. Teixeira, P. M. C., Martins, A., Maldonado, I., & Duarte, F. (n.d.). The use of robotic process automation in contemporary accounting practices. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. <https://doi.org/10.1108/JFRA-10-2024-0728>