

Μεταπτυχιακό πρόγραμμα σπουδών «Τραπεζική,
Χρηματοοικονομική και Χρηματοοικονομική Τεχνολογία(FinTech)
(ΤΡΑΧ)»

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

AI & ML στη Διαχείριση Πιστωτικού Κινδύνου



ΟΝΟΜΑΤΕΠΩΝΥΜΟ: Δουδούμη Αναστασία **A.M.**167297

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ ΚΑΘΗΓΗΤΗΣ: Σιώκης Φώτιος

ΘΕΣΣΑΛΟΝΙΚΗ 2026

Περιεχόμενα

ΠΕΡΙΛΗΨΗ	3
1. Εισαγωγή.....	5
1.1 Σκοπός και σημασία της μελέτης.....	5
1.2 Οριοθέτηση του θέματος.....	6
1.3 Μεθοδολογία βιβλιογραφικής ανασκόπησης.....	6
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2.....	7
2.1 Ορισμός και κατηγορίες του πιστωτικού κινδύνου.....	7
2.2 Παραδοσιακές μέθοδοι αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου.....	8
2.3 Προκλήσεις και περιορισμοί των παραδοσιακών μεθόδων	9
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3.....	10
Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση στη Χρηματοοικονομική	10
3.1 Θεωρητικό πλαίσιο Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης	10
3.2 Συνήθεις τεχνικές και αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης	10
3.3 Χρηματοοικονομικές εφαρμογές της Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4.....	12
Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στη Διαχείριση Πιστωτικού Κινδύνου	12
4.1 Ανασκόπηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας.....	12
4.2 Συγκριτική παρουσίαση μοντέλων και βασικών ευρημάτων.....	12
4.3 Τάσεις, προκλήσεις και μελλοντικές κατευθύνσεις	13
4.4 Κανονιστικά πλαίσια και εποπτικές απαιτήσεις	13
4.5 Explainable AI και ερμηνευσιμότητα μοντέλων.....	14
4.6 Παραδείγματα εφαρμογών σε διεθνείς τράπεζες και fintech.....	15
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5.....	16
Συζήτηση και Συμπεράσματα	16
5.1 Κριτική αποτίμηση της βιβλιογραφίας	16
5.2 Κενά της βιβλιογραφίας και προτάσεις για μελλοντική έρευνα	16
5.3 Περιορισμοί της παρούσας μελέτης.....	17
5.4 Τελικό συμπέρασμα.....	17
5.5 Γενική αξιολόγηση και σύνδεση θεωρίας – πράξης	18
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6 Ανάλυση Δεδομένων και Διαδικασία Ανάπτυξης Μοντέλων	18
6.1 Μετρικές αξιολόγησης μοντέλων	19
6.2 Η σημασία των δεδομένων στη Μηχανική Μάθηση	20

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7 Ηθικές και κοινωνικές διαστάσεις της ΑΙ στον τραπεζικό τομέα.....	20
7.1 ΑΙ και ανθρώπινη λήψη αποφάσεων.....	21
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8 Κανονιστικό Πλαίσιο και Τραπεζική Εποπτεία	22
8.1 Basel Framework και πιστωτικός κίνδυνος	23
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9 Η Ψηφιακή Τραπεζική και ο Μετασχηματισμός του Credit Scoring.....	23
9.1 Fintech και ανταγωνισμός στον τραπεζικό τομέα.....	24
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10 Συνολική αξιολόγηση και στρατηγικές προοπτικές.....	25
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 11 Ανάλυση Δεδομένων και Προεπεξεργασία στην Πιστοληπτική Αξιολόγηση.....	26
11.1 Feature Engineering και σημασία μεταβλητών.....	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 12 Ηθικές και κοινωνικές διαστάσεις της ΑΙ στον χρηματοπιστωτικό τομέα	27
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 13 Συγκριτική αξιολόγηση παραδοσιακών και σύγχρονων μοντέλων	28
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 14 Ο ρόλος της ανθρώπινης κρίσης στην εποχή της ΑΙ	29
ΕΝΙΑΙΑ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	30

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου αποτελεί μία από τις σημαντικότερες λειτουργίες των τραπεζικών και χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων, καθώς συνδέεται άμεσα με τη σταθερότητα, την αποδοτικότητα και τη μακροχρόνια βιωσιμότητά τους. Η δυνατότητα έγκαιρης και αξιόπιστης πρόβλεψης της πιθανότητας αθέτησης υποχρεώσεων από δανειολήπτες επηρεάζει καθοριστικά τη διαδικασία λήψης πιστοδοτικών αποφάσεων, τη διαμόρφωση στρατηγικών χορηγήσεων, τη διαχείριση χαρτοφυλακίων και τη συνολική ανθεκτικότητα του χρηματοπιστωτικού συστήματος. Παραδοσιακά, η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου βασίζεται σε στατιστικά μοντέλα, όπως η λογιστική παλινδρόμηση, η διακριτική ανάλυση και τα συστήματα πιστοληπτικής βαθμολόγησης. Ωστόσο, οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν σημαντικούς περιορισμούς, ιδίως σε περιβάλλοντα όπου τα δεδομένα είναι σύνθετα, μη γραμμικά, ετερογενή και μεγάλης κλίμακας.

Η ραγδαία ανάπτυξη της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης έχει δημιουργήσει νέες δυνατότητες στην ανάλυση και διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου. Σύγχρονοι αλγόριθμοι, όπως τα Random Forests, το XGBoost, τα Support Vector Machines και τα Νευρωνικά Δίκτυα, έχουν εφαρμοστεί ευρέως στη διεθνή βιβλιογραφία, παρουσιάζοντας συχνά υψηλότερη προγνωστική ακρίβεια σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους. Παράλληλα, η σύγχρονη επιστημονική συζήτηση δεν περιορίζεται μόνο στην απόδοση των μοντέλων, αλλά επεκτείνεται και σε ζητήματα ερμηνευσιμότητας, διαφάνειας, δικαιοσύνης, κανονιστικής συμμόρφωσης και υπεύθυνης χρήσης δεδομένων, τα οποία είναι ιδιαίτερα κρίσιμα για τον τραπεζικό τομέα.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση της συμβολής των τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου μέσω βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Η εργασία εξετάζει τις βασικές έννοιες του πιστωτικού κινδύνου, τις παραδοσιακές μεθόδους αξιολόγησής του, τις κυριότερες τεχνικές Μηχανικής Μάθησης και τις εφαρμογές τους στον χρηματοοικονομικό τομέα. Επιπλέον, αναλύει κριτικά τα πλεονεκτήματα, τους περιορισμούς και τις μελλοντικές προοπτικές των μοντέλων αυτών. Συμπερασματικά, προκύπτει ότι η αποτελεσματική αξιοποίηση της ΑΙ και της ML μπορεί να ενισχύσει ουσιαστικά τη σύγχρονη πιστοληπτική αξιολόγηση, υπό την προϋπόθεση ότι συνοδεύεται από κατάλληλη διακυβέρνηση, ερμηνευσιμότητα, διαφάνεια και πλήρη θεσμική συμμόρφωση.

Λέξεις-κλειδιά: πιστωτικός κίνδυνος, τεχνητή νοημοσύνη, μηχανική μάθηση, credit scoring, XGBoost, τραπεζικός τομέας

ABSTRACT

Credit risk management constitutes one of the most critical functions of banking and financial institutions, as it is directly linked to their stability, efficiency, and long-term sustainability. The ability to accurately predict the probability of default by borrowers plays a decisive role in credit decision-making, the formulation of lending strategies, portfolio management, and the overall resilience of the financial system. Traditionally, credit risk assessment has relied on statistical models such as logistic regression, discriminant analysis, and credit scoring systems. However, these approaches present significant limitations, particularly in environments characterized by complex, non-linear, heterogeneous, and large-scale data.

The rapid advancement of Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning (ML) has introduced new opportunities for analyzing and managing credit risk. Modern algorithms, including Random Forests, XGBoost, Support Vector Machines, and Neural Networks, have been widely applied in the literature, often demonstrating superior predictive performance compared to traditional methods. At the same time, contemporary research extends beyond predictive accuracy, addressing important issues such as interpretability, transparency, fairness, regulatory compliance, and the responsible use of data, all of which are particularly critical in the banking sector.

The aim of this thesis is to investigate the contribution of AI and ML techniques to credit risk management through a comprehensive literature review. The study examines the fundamental concepts of credit risk, traditional evaluation methods, key machine learning techniques, and their applications in finance. Furthermore, it provides a critical analysis of the advantages, limitations, and future prospects of these models. The findings suggest that while AI and ML can significantly enhance credit risk assessment, their effective implementation requires a careful balance between predictive performance, interpretability, governance, and regulatory compliance. Ultimately, the integration of advanced analytical

techniques within a responsible and controlled decision-making framework is essential for the sustainable evolution of credit risk management.

Keywords: credit risk, artificial intelligence, machine learning, credit scoring, XGBoost, banking sector

1. Εισαγωγή

1.1 Σκοπός και σημασία της μελέτης

Η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους πυλώνες λειτουργίας των τραπεζικών και χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων. Η ικανότητα πρόβλεψης της πιθανότητας αθέτησης υποχρεώσεων από δανειολήπτες επηρεάζει άμεσα τη βιωσιμότητα των οργανισμών αυτών, καθώς και τη συνολική σταθερότητα του χρηματοοικονομικού συστήματος (Bank for International Settlements, 2019; Thomas et al., 2017).

Παραδοσιακά, η αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου βασίζεται σε στατιστικά μοντέλα, όπως η λογιστική παλινδρόμηση, καθώς και σε συστήματα πιστοληπτικής βαθμολόγησης. Ωστόσο, οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν περιορισμούς, ιδιαίτερα σε περιβάλλοντα όπου τα δεδομένα είναι πολύπλοκα, μη γραμμικά ή μεγάλης κλίμακας (Hand & Henley, 1997; Lessmann et al., 2015).

Η ραγδαία εξέλιξη της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης έχει δημιουργήσει νέες δυνατότητες στην ανάλυση χρηματοοικονομικών δεδομένων. Οι σύγχρονοι αλγόριθμοι έχουν τη δυνατότητα να επεξεργάζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων, να εντοπίζουν πολύπλοκα μοτίβα και να προσφέρουν πιο ακριβείς προβλέψεις σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους (Lessmann et al., 2015; Chen & Guestrin, 2016).

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση της συμβολής των τεχνικών ΑΙ και ML στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου, καθώς και η συγκριτική αξιολόγηση διαφορετικών αλγορίθμων ως προς την ικανότητά τους να προβλέπουν την αφερεγγυότητα δανειοληπτών.

1.2 Οριοθέτηση του θέματος

Η παρούσα μελέτη επικεντρώνεται αποκλειστικά στη χρήση τεχνικών Μηχανικής Μάθησης για την πρόβλεψη πιστωτικού κινδύνου σε τραπεζικά και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Το αντικείμενο περιορίζεται στην ανάλυση δευτερογενών δεδομένων, όπως αυτά παρουσιάζονται στη διεθνή βιβλιογραφία, και δεν περιλαμβάνει ανάπτυξη πρωτογενούς dataset ή εφαρμογή μοντέλων σε πραγματικά τραπεζικά συστήματα.

Επιπλέον, η εργασία εξετάζει κυρίως επιβλεπόμενες μεθόδους μάθησης, όπως τα Random Forests, το Gradient Boosting (XGBoost) και τα Νευρωνικά Δίκτυα. Δεν εξετάζονται σε βάθος άλλες προσεγγίσεις, όπως deep reinforcement learning ή unsupervised anomaly detection, παρά μόνο επιφανειακά στο πλαίσιο της βιβλιογραφικής ανασκόπησης (Thomas et al., 2017).

Χρονικά, η μελέτη εστιάζει κυρίως στην περίοδο 2015-2024, κατά την οποία παρατηρείται σημαντική ανάπτυξη εφαρμογών AI στον χρηματοπιστωτικό τομέα (Lessmann et al., 2015; European Banking Authority, 2023).

1.3 Μεθοδολογία βιβλιογραφικής ανασκόπησης

Η παρούσα εργασία βασίζεται στη μεθοδολογία της συστηματικής βιβλιογραφικής ανασκόπησης. Η συλλογή των δεδομένων πραγματοποιήθηκε μέσω αναζήτησης επιστημονικών άρθρων και δημοσιεύσεων σε έγκυρες βάσεις δεδομένων, όπως Google Scholar, Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect και Εθνικό Αρχείο Διδακτορικών Διατριβών (ΕΑΔΔ).

Για την επιλογή των πηγών χρησιμοποιήθηκαν συγκεκριμένα κριτήρια: συνάφεια με το αντικείμενο της πιστωτικής αξιολόγησης, χρήση τεχνικών AI/ML, δημοσίευση σε επιστημονικά περιοδικά ή συνέδρια, χρονική επικαιρότητα και αριθμός αναφορών.

Η ανάλυση των άρθρων περιλαμβάνει σύγκριση των χρησιμοποιούμενων μοντέλων, των datasets, των μετρικών αξιολόγησης - όπως AUC, precision και recall - και των βασικών ευρημάτων (Lessmann et al., 2015; Brown & Mues, 2012).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

Ο Πιστωτικός Κίνδυνος στον Τραπεζικό Τομέα

2.1 Ορισμός και κατηγορίες του πιστωτικού κινδύνου

Ο πιστωτικός κίνδυνος αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους κινδύνους που αντιμετωπίζουν τα τραπεζικά και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Αναφέρεται στην πιθανότητα ένας δανειολήπτης ή αντισυμβαλλόμενος να αδυνατεί να εκπληρώσει, εν μέρει ή συνολικά, τις συμβατικές του υποχρεώσεις προς έναν πιστωτικό οργανισμό. Η αδυναμία αυτή μπορεί να οδηγήσει σε οικονομικές απώλειες για την τράπεζα, να επηρεάσει τη ρευστότητά της, να επιβαρύνει την κεφαλαιακή της επάρκεια και, σε ακραίες περιπτώσεις, να θέσει σε κίνδυνο τη συνολική της σταθερότητα (Bank for International Settlements, 2019).

Η έννοια του πιστωτικού κινδύνου δεν περιορίζεται μόνο στη μη αποπληρωμή ενός δανείου. Περιλαμβάνει κάθε περίπτωση στην οποία η αξία μιας χρηματοοικονομικής απαίτησης μειώνεται λόγω επιδείνωσης της πιστοληπτικής ικανότητας του αντισυμβαλλομένου. Επομένως, ο πιστωτικός κίνδυνος συνδέεται τόσο με την πιθανότητα αθέτησης υποχρέωσης όσο και με την έκταση της πιθανής ζημίας που θα υποστεί το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα σε περίπτωση αθέτησης (Thomas et al., 2017).

Στο πλαίσιο της τραπεζικής πρακτικής, η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου είναι ζωτικής σημασίας για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με τη χορήγηση δανείων, τη διαμόρφωση επιτοκίων, την απαίτηση εξασφαλίσεων, την παρακολούθηση χαρτοφυλακίων και την τήρηση εποπτικών υποχρεώσεων. Η σωστή εκτίμησή του συμβάλλει στη μείωση των μη εξυπηρετούμενων ανοιγμάτων, στη βελτίωση της αποδοτικότητας των τραπεζών και στη διασφάλιση της εύρυθμης λειτουργίας του χρηματοπιστωτικού συστήματος (Bank for International Settlements, 2019).

Ο πιστωτικός κίνδυνος μπορεί να διακριθεί σε διάφορες επιμέρους κατηγορίες, όπως ο κίνδυνος αθέτησης, ο κίνδυνος υποβάθμισης πιστοληπτικής ικανότητας, ο κίνδυνος αντισυμβαλλομένου και ο κίνδυνος συγκέντρωσης. Στη διεθνή τραπεζική πρακτική, η μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου βασίζεται επίσης στις βασικές παραμέτρους PD, EAD και LGD, οι οποίες επιτρέπουν την εκτίμηση της αναμενόμενης ζημίας και τη συμμόρφωση με τα κανονιστικά πλαίσια (Bank for International Settlements, 2019).

Συνεπώς, ο πιστωτικός κίνδυνος δεν αποτελεί μία μονοδιάστατη έννοια, αλλά ένα σύνθετο και πολυπαραγοντικό φαινόμενο, το οποίο συνδέεται με τη συμπεριφορά δανειοληπτών, τις συνθήκες της οικονομίας, τη δομή των τραπεζικών χαρτοφυλακίων και το εποπτικό περιβάλλον.

2.2 Παραδοσιακές μέθοδοι αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου

Η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου αποτέλεσε διαχρονικά βασική λειτουργία των τραπεζών. Πριν από την ευρεία χρήση προηγμένων αλγορίθμων, οι τράπεζες βασίζονταν σε παραδοσιακές μεθόδους που στηρίζονταν σε οικονομικά στοιχεία, εμπειρικές πρακτικές, ποιοτική κρίση και στατιστικά μοντέλα (Hand & Henley, 1997; Thomas et al., 2017).

Μία από τις πιο παλαιές μορφές αξιολόγησης είναι η εμπειρική ή ποιοτική προσέγγιση, στο πλαίσιο της οποίας χρησιμοποιείται συχνά η αρχή των 5Cs of Credit: Character, Capacity, Capital, Collateral και Conditions. Η προσέγγιση αυτή προσφέρει ευελιξία και επιτρέπει την ενσωμάτωση ποιοτικών παραγόντων, ενέχει όμως σημαντικό βαθμό υποκειμενικότητας (Thomas et al., 2017).

Με την ανάπτυξη της τραπεζικής πληροφορικής, οι ποιοτικές μέθοδοι άρχισαν να συμπληρώνονται ή να αντικαθίστανται από συστήματα πιστοληπτικής βαθμολόγησης. Τα credit scoring models χρησιμοποιούνται ιδιαίτερα στη λιανική τραπεζική, καθώς επιτρέπουν γρήγορες, τυποποιημένες και σχετικά αντικειμενικές αποφάσεις (Hand & Henley, 1997; Thomas et al., 2017).

Μία από τις πιο διαδεδομένες στατιστικές μεθόδους πάνω στις οποίες στηρίχθηκαν τα συστήματα credit scoring είναι η λογιστική παλινδρόμηση. Η μέθοδος αυτή παρέχει διαφάνεια, δυνατότητα ελέγχου της στατιστικής σημαντικότητας των μεταβλητών και εύκολη ερμηνεία, γι' αυτό και παραμένει μέχρι σήμερα σημείο αναφοράς για συγκρίσεις με νεότερες τεχνικές (Hand & Henley, 1997; Lessmann et al., 2015).

Πέρα από τη λογιστική παλινδρόμηση, χρησιμοποιήθηκαν και άλλες παραδοσιακές στατιστικές μέθοδοι, όπως η διακριτική ανάλυση και τα υποδείγματα βαθμολόγησης με βάση κανόνες. Στις επιχειρηματικές χορηγήσεις, η αξιολόγηση βασίστηκε επίσης στην ανάλυση χρηματοοικονομικών καταστάσεων και σε ποιοτικά χαρακτηριστικά, όπως η εμπειρία της διοίκησης και οι μακροοικονομικές συνθήκες του κλάδου (Thomas et al., 2017).

2.3 Προκλήσεις και περιορισμοί των παραδοσιακών μεθόδων

Παρά τη μακροχρόνια χρήση και τη θεσμική τους κατοχύρωση, οι παραδοσιακές μέθοδοι αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου εμφανίζουν σημαντικούς περιορισμούς. Ένα από τα βασικότερα προβλήματα είναι η περιορισμένη ικανότητά τους να αποτυπώνουν μη γραμμικές σχέσεις μεταξύ των μεταβλητών. Μέθοδοι όπως η λογιστική παλινδρόμηση τείνουν να υποθέτουν απλούστερες και σταθερότερες σχέσεις, οι οποίες δεν αντικατοπτρίζουν πάντα την πολυπλοκότητα της πραγματικής αγοράς (Hand & Henley, 1997; Lessmann et al., 2015).

Επιπλέον, πολλά παραδοσιακά μοντέλα απαιτούν συγκεκριμένες στατιστικές προϋποθέσεις. Στην πράξη όμως, τα τραπεζικά δεδομένα είναι συχνά θορυβώδη, ελλιπή, ετερογενή και αλληλεξαρτώμενα. Η απόκλιση από τις θεωρητικές προϋποθέσεις μπορεί να μειώσει την ακρίβεια των προβλέψεων και να οδηγήσει σε εσφαλμένες αξιολογήσεις κινδύνου (Hand & Henley, 1997).

Ιδιαίτερη πρόκληση αποτελεί η διαχείριση προβλημάτων ανισορροπίας στις κατηγορίες των δεδομένων. Στα περισσότερα χαρτοφυλάκια, οι περιπτώσεις αθέτησης είναι λιγότερες από τις περιπτώσεις ομαλής αποπληρωμής, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει αρνητικά την απόδοση των παραδοσιακών μοντέλων (Brown & Mues, 2012).

Άλλοι περιορισμοί σχετίζονται με τη στατικότητα των μοντέλων, τη δυσκολία ενσωμάτωσης εναλλακτικών πηγών δεδομένων, την υποκειμενικότητα της ανθρώπινης κρίσης και την περιορισμένη προγνωστική ικανότητα σε περιβάλλοντα υψηλής αβεβαιότητας. Η αναγνώριση αυτών των περιορισμών αποτελεί το απαραίτητο υπόβαθρο για τη μετάβαση σε πιο σύγχρονες προσεγγίσεις που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη και τη μηχανική μάθηση (Lessmann et al., 2015; Baesens et al., 2016).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

Τεχνητή Νοημοσύνη και Μηχανική Μάθηση στη Χρηματοοικονομική

3.1 Θεωρητικό πλαίσιο Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί έναν από τους ταχύτερα αναπτυσσόμενους κλάδους της επιστήμης των υπολογιστών και αναφέρεται στη δυνατότητα των υπολογιστικών συστημάτων να εκτελούν εργασίες που απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη, όπως η μάθηση, η λήψη αποφάσεων, η αναγνώριση προτύπων και η επίλυση προβλημάτων. Στο πλαίσιο της χρηματοοικονομικής, η ΑΙ αξιοποιείται για την ανάλυση μεγάλου όγκου δεδομένων και τη βελτιστοποίηση διαδικασιών που σχετίζονται με την αξιολόγηση κινδύνου, τη διαχείριση χαρτοφυλακίων και την αυτοματοποίηση λειτουργιών (Baesens et al., 2016).

Κεντρικό υποσύνολο της Τεχνητής Νοημοσύνης αποτελεί η Μηχανική Μάθηση, η οποία επικεντρώνεται στην ανάπτυξη αλγορίθμων που επιτρέπουν στα συστήματα να μαθαίνουν από δεδομένα χωρίς να απαιτείται ρητός προγραμματισμός για κάθε πιθανό σενάριο. Οι βασικές κατηγορίες της μηχανικής μάθησης είναι η επιβλεπόμενη, η μη επιβλεπόμενη και η ενισχυτική μάθηση (Thomas et al., 2017).

Στον πυρήνα των μοντέλων ML βρίσκονται έννοιες όπως η υπερπροσαρμογή και η υποπροσαρμογή. Η δυνατότητα διαχείρισης μεγάλων και σύνθετων συνόλων δεδομένων, τα οποία περιλαμβάνουν μη γραμμικές σχέσεις και αλληλεπιδράσεις μεταξύ μεταβλητών, αποτελεί βασικό πλεονέκτημα των προσεγγίσεων αυτών (Lessmann et al., 2015; Baesens et al., 2016).

3.2 Συνήθεις τεχνικές και αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Στο πλαίσιο της διαχείρισης πιστωτικού κινδύνου, έχουν αναπτυχθεί και εφαρμόζεται διάφορες τεχνικές μηχανικής μάθησης με διαφορετικά χαρακτηριστικά ως προς την ακρίβεια, την ερμηνευσιμότητα και την υπολογιστική πολυπλοκότητα (Lessmann et al., 2015).

Μεταξύ των σημαντικότερων αλγορίθμων περιλαμβάνονται τα δέντρα αποφάσεων, τα Random Forests, οι boosting τεχνικές με χαρακτηριστικό παράδειγμα το XGBoost, τα

νευρωνικά δίκτυα και οι Support Vector Machines. Κάθε μία από αυτές τις τεχνικές προσφέρει διαφορετική ισορροπία μεταξύ προγνωστικής ισχύος και δυνατότητας ερμηνείας (Chen & Guestrin, 2016; Lessmann et al., 2015).

Ιδιαίτερα σημαντικό ζήτημα που σχετίζεται με τις τεχνικές ML είναι η ερμηνευσιμότητα των μοντέλων. Για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος έχουν αναπτυχθεί τεχνικές όπως τα SHAP values και τα LIME, οι οποίες ενισχύουν τη διαφάνεια και διευκολύνουν την αποδοχή των μοντέλων από τις εποπτικές αρχές (European Banking Authority, 2023).

3.3 Χρηματοοικονομικές εφαρμογές της Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης

Η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης στον χρηματοοικονομικό τομέα έχει γνωρίσει ραγδαία ανάπτυξη, μετασχηματίζοντας τον τρόπο με τον οποίο οι οργανισμοί αναλύουν δεδομένα, λαμβάνουν αποφάσεις και διαχειρίζονται κινδύνους (Baesens et al., 2016).

Ένας από τους βασικότερους τομείς εφαρμογής είναι η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου, όπου τα μοντέλα ML χρησιμοποιούνται για την πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης, την αξιολόγηση αιτήσεων δανείων και την παρακολούθηση της πιστοληπτικής συμπεριφοράς (Lessmann et al., 2015).

Άλλοι σημαντικοί τομείς εφαρμογής είναι η ανίχνευση απάτης, η διαχείριση χαρτοφυλακίων και επενδύσεων, η κατηγοριοποίηση πελατών, η εξατομίκευση χρηματοοικονομικών προϊόντων και η κανονιστική συμμόρφωση (Baesens et al., 2016; European Banking Authority, 2023).

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στη Διαχείριση Πιστωτικού Κινδύνου

4.1 Ανασκόπηση της σύγχρονης βιβλιογραφίας

Η διεθνής βιβλιογραφία συγκλίνει στο ότι οι σύγχρονοι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης μπορούν να βελτιώσουν σημαντικά την ακρίβεια πρόβλεψης της αθέτησης υποχρεώσεων σε σχέση με τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους, ιδίως όταν τα δεδομένα χαρακτηρίζονται από πολυπλοκότητα, μη γραμμικές σχέσεις και μεγάλο όγκο πληροφοριών (Lessmann et al., 2015; Baesens et al., 2016).

Μία από τις σημαντικότερες μελέτες στο πεδίο αυτό είναι εκείνη των Lessmann, Baesens, Seow και Thomas (2015), οι οποίοι πραγματοποίησαν εκτεταμένη συγκριτική αξιολόγηση προηγμένων αλγορίθμων ταξινόμησης σε προβλήματα credit scoring. Οι συγγραφείς κατέδειξαν ότι μοντέλα μηχανικής μάθησης, και ειδικότερα οι ensemble μέθοδοι, παρουσιάζουν κατά κανόνα καλύτερη προγνωστική επίδοση από τη λογιστική παλινδρόμηση (Lessmann et al., 2015).

Η παρατήρηση αυτή ενισχύεται από τη μελέτη των Brown και Mues (2012), οι οποίοι ανέδειξαν τη σημασία χρήσης μετρικών όπως το AUC, το recall και το precision σε ανισόρροπα datasets πιστωτικής αξιολόγησης.

Σημαντικό ορόσημο αποτέλεσε επίσης η ανάπτυξη του XGBoost από τους Chen και Guestrin (2016), το οποίο χρησιμοποιήθηκε ευρύτατα σε εφαρμογές credit scoring λόγω της εξαιρετικής του απόδοσης σε προβλήματα ταξινόμησης.

Κατά την περίοδο 2018-2024, η βιβλιογραφία μετατοπίζεται προς πιο σύνθετα ερωτήματα, όπως η χρήση deep learning, alternative data, explainable AI, δικαιοσύνη των μοντέλων και κανονιστική συμμόρφωση (BIS, 2019; EBA, 2023).

4.2 Συγκριτική παρουσίαση μοντέλων και βασικών ευρημάτων

Η βιβλιογραφία αναδεικνύει με συνέπεια ότι δεν υπάρχει ένα και μοναδικό βέλτιστο μοντέλο για κάθε εφαρμογή πιστωτικού κινδύνου. Η λογιστική παλινδρόμηση εξακολουθεί να αποτελεί τη βασική μέθοδο αναφοράς, κυρίως λόγω της υψηλής ερμηνευσιμότητάς της (Hand & Henley, 1997; Thomas et al., 2017).

Τα Random Forests και το XGBoost εμφανίζουν σταθερά πολύ καλές επιδόσεις σε προβλήματα credit scoring και συχνά υπερέχουν των παραδοσιακών στατιστικών μοντέλων ως προς την προγνωστική ακρίβεια (Lessmann et al., 2015; Chen & Guestrin, 2016).

Τα νευρωνικά δίκτυα και οι τεχνικές deep learning παρουσιάζουν επίσης αξιόλογες επιδόσεις, αλλά η χρήση τους στον πιστωτικό κίνδυνο παραμένει πιο προσεκτική, λόγω του προβλήματος της περιορισμένης ερμηνευσιμότητας (Thomas et al., 2017; EBA, 2023).

Η βιβλιογραφία έχει απομακρυνθεί από την αποκλειστική χρήση της συνολικής ακρίβειας και δίνει έμφαση σε μετρικές όπως AUC, precision, recall, F1-score και cost-sensitive κριτήρια, επειδή σε προβλήματα πιστωτικού κινδύνου η τάξη των κακών πελατών είναι συνήθως μικρότερη αλλά πολύ πιο κρίσιμη (Brown & Mues, 2012).

4.3 Τάσεις, προκλήσεις και μελλοντικές κατευθύνσεις

Η πιο εμφανής τάση των τελευταίων ετών είναι η μετατόπιση της ερευνητικής προσοχής από την απλή αύξηση της προγνωστικής ακρίβειας προς μια πιο ολιστική αξιολόγηση των μοντέλων, στην οποία περιλαμβάνονται η ερμηνευσιμότητα, η δικαιοσύνη, η ανθεκτικότητα και η κανονιστική αποδοχή (BIS, 2019; EBA, 2023).

Μία από τις σημαντικότερες σύγχρονες τάσεις είναι η explainable AI. Παράλληλα, ενισχύεται η αξιοποίηση alternative data και Big Data, ενώ αυξάνεται το ενδιαφέρον για τη μείωση των μεροληψιών στα μοντέλα και για real-time credit scoring (EBA, 2023).

Οι βασικές προκλήσεις αφορούν την κανονιστική συμμόρφωση, τη μεταφορά των ακαδημαϊκών αποτελεσμάτων στην πράξη και την ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και ερμηνευσιμότητας (BIS, 2019; EBA, 2023).

4.4 Κανονιστικά πλαίσια και εποπτικές απαιτήσεις

Η εφαρμογή τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στον τραπεζικό τομέα δεν εξαρτάται αποκλειστικά από την προγνωστική ακρίβεια των μοντέλων, αλλά και από τη δυνατότητα συμμόρφωσής τους με τα διεθνή κανονιστικά πλαίσια. Η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου αποτελεί αυστηρά εποπτευόμενο πεδίο, στο οποίο οι τράπεζες υποχρεούνται να αποδεικνύουν ότι τα μοντέλα αξιολόγησης είναι αξιόπιστα, σταθερά, επαρκώς τεκμηριωμένα και ερμηνεύσιμα.

Ιδιαίτερη σημασία διαδραματίζει το πλαίσιο Basel III, το οποίο θέτει αυστηρές απαιτήσεις σχετικά με την κεφαλαιακή επάρκεια, τη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου και τη διαχείριση των τραπεζικών χαρτοφυλακίων. Οι τράπεζες οφείλουν να αποδεικνύουν ότι τα μοντέλα τους μπορούν να εκτιμήσουν αξιόπιστα την πιθανότητα αθέτησης (PD), τη ζημία σε περίπτωση αθέτησης (LGD) και την έκθεση κατά την αθέτηση (EAD).

Παράλληλα, ιδιαίτερη σημασία έχει και το λογιστικό πρότυπο IFRS 9, το οποίο εισήγαγε την έννοια των αναμενόμενων πιστωτικών ζημιών (Expected Credit Losses – ECL). Σε αντίθεση με παλαιότερες προσεγγίσεις που βασίζονταν σε πραγματοποιημένες ζημιές, το IFRS 9 απαιτεί από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να εκτιμούν εκ των προτέρων πιθανές μελλοντικές ζημιές. Η απαίτηση αυτή ενίσχυσε σημαντικά τη χρήση προηγμένων αναλυτικών μοντέλων και τεχνικών μηχανικής μάθησης.

Η European Banking Authority (EBA) έχει επίσης επισημάνει ότι τα μοντέλα AI και ML πρέπει να συνοδεύονται από διαδικασίες model governance, validation και monitoring. Η ύπαρξη κατάλληλων μηχανισμών ελέγχου θεωρείται απαραίτητη ώστε να διασφαλίζεται η αξιοπιστία και η σταθερότητα των προβλέψεων.

Συνεπώς, η υιοθέτηση τεχνικών AI και ML στον τραπεζικό τομέα δεν αποτελεί μόνο τεχνολογική πρόκληση αλλά και ζήτημα κανονιστικής συμμόρφωσης και οργανωτικής προσαρμογής.

4.5 Explainable AI και ερμηνευσιμότητα μοντέλων

Η αυξανόμενη χρήση σύνθετων αλγορίθμων μηχανικής μάθησης δημιούργησε έντονο προβληματισμό σχετικά με την ερμηνευσιμότητα των μοντέλων. Σε πολλές περιπτώσεις, μοντέλα όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τα boosting ensembles λειτουργούν ως “black boxes”, γεγονός που δυσκολεύει την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο λαμβάνονται οι αποφάσεις.

Στον τραπεζικό τομέα, η ερμηνευσιμότητα αποτελεί ιδιαίτερα κρίσιμο παράγοντα, καθώς οι αποφάσεις χορήγησης ή απόρριψης πίστωσης επηρεάζουν άμεσα τους πελάτες και υπόκεινται σε εποπτικό έλεγχο. Για τον λόγο αυτό, η σύγχρονη βιβλιογραφία δίνει ιδιαίτερη έμφαση στην Explainable AI (XAI).

Τεχνικές όπως τα SHAP values επιτρέπουν την ποσοτικοποίηση της συμβολής κάθε μεταβλητής στην τελική πρόβλεψη του μοντέλου. Με αυτόν τον τρόπο, οι αναλυτές μπορούν να κατανοήσουν ποιοι παράγοντες επηρεάζουν περισσότερο την πιστοληπτική αξιολόγηση.

Αντίστοιχα, η μέθοδος LIME δημιουργεί τοπικά ερμηνεύσιμα μοντέλα γύρω από συγκεκριμένες προβλέψεις, διευκολύνοντας την αιτιολόγηση μεμονωμένων αποφάσεων. Οι τεχνικές αυτές συμβάλλουν σημαντικά στη διαφάνεια, στην αύξηση της εμπιστοσύνης προς τα μοντέλα και στη συμμόρφωση με τις εποπτικές απαιτήσεις.

Παρά τη σημαντική πρόοδο, η πλήρης ερμηνεία σύνθετων μοντέλων παραμένει δύσκολη. Η βιβλιογραφία δείχνει ότι η πρόκληση του μέλλοντος δεν είναι μόνο η ανάπτυξη πιο ακριβών αλγορίθμων, αλλά και η δημιουργία μοντέλων που να μπορούν να εξηγούν με σαφήνεια τις αποφάσεις τους.

4.6 Παραδείγματα εφαρμογών σε διεθνείς τράπεζες και fintech

Τα τελευταία χρόνια, μεγάλοι τραπεζικοί οργανισμοί και fintech εταιρείες έχουν επενδύσει σημαντικά στην αξιοποίηση τεχνικών AI και ML για τη βελτίωση της πιστοληπτικής αξιολόγησης.

Η JPMorgan Chase χρησιμοποιεί προηγμένα αναλυτικά μοντέλα για την παρακολούθηση πιστωτικών χαρτοφυλακίων και την ανίχνευση κινδύνων σε πραγματικό χρόνο. Μέσω της ανάλυσης μεγάλου όγκου συναλλακτικών δεδομένων, η τράπεζα επιδιώκει την έγκαιρη αναγνώριση πελατών υψηλού κινδύνου.

Αντίστοιχα, η Capital One έχει επενδύσει σε machine learning εφαρμογές για credit scoring και εξατομικευμένη αξιολόγηση πελατών, ενώ fintech οργανισμοί όπως η Upstart χρησιμοποιούν εναλλακτικά δεδομένα και αλγορίθμους ML για την αξιολόγηση δανειοληπτών με περιορισμένο πιστωτικό ιστορικό.

Η χρήση alternative data επιτρέπει σε τέτοιους οργανισμούς να αξιολογούν πελάτες που ενδεχομένως αποκλείονται από τα παραδοσιακά τραπεζικά μοντέλα. Ωστόσο, η πρακτική αυτή δημιουργεί και σημαντικά ζητήματα ιδιωτικότητας, ηθικής χρήσης δεδομένων και πιθανής αλγοριθμικής μεροληψίας.

Η διεθνής εμπειρία δείχνει ότι οι τεχνικές AI και ML μπορούν να βελτιώσουν ουσιαστικά τη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου, υπό την προϋπόθεση ότι συνοδεύονται από ισχυρό πλαίσιο διακυβέρνησης και συνεχούς ελέγχου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

Συζήτηση και Συμπεράσματα

5.1 Κριτική αποτίμηση της βιβλιογραφίας

Η ανασκόπηση της διεθνούς βιβλιογραφίας καταδεικνύει ότι η εφαρμογή τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου έχει μεταβάλει ουσιαστικά το πλαίσιο της πιστοληπτικής αξιολόγησης. Τα περισσότερα ερευνητικά ευρήματα συγκλίνουν στο ότι τα μοντέλα μηχανικής μάθησης εμφανίζουν ανώτερη προγνωστική απόδοση σε σχέση με τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους (Lessmann et al., 2015; Baesens et al., 2016).

Παρά την τεχνολογική αυτή πρόοδο, η βιβλιογραφία δεν οδηγεί στο συμπέρασμα ότι τα παραδοσιακά μοντέλα πρέπει να εγκαταλειφθούν πλήρως. Η λογιστική παλινδρόμηση εξακολουθεί να διατηρεί σημαντικό ρόλο λόγω της ερμηνευσιμότητας, της διαφάνειας και της ευρείας αποδοχής της από τις εποπτικές αρχές και τις τραπεζικές πρακτικές (Hand & Henley, 1997; Thomas et al., 2017).

Η βελτιωμένη απόδοση των μοντέλων ML δεν είναι ανεξάρτητη από την ποιότητα των δεδομένων, ενώ η αντίφαση μεταξύ ακρίβειας και ερμηνευσιμότητας παραμένει καθοριστική για τον τραπεζικό χώρο (Baesens et al., 2016; EBA, 2023).

5.2 Κενά της βιβλιογραφίας και προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Παρά τον πλούτο των σύγχρονων ερευνών, η βιβλιογραφία παρουσιάζει σημαντικά κενά, όπως η περιορισμένη χρήση πραγματικών τραπεζικών δεδομένων, η σχετική έλλειψη

εστίασης στην explainable AI και η ανεπαρκής ανάπτυξη της συζήτησης για τη δικαιοσύνη και τη μεροληψία των μοντέλων (Lessmann et al., 2015; Thomas et al., 2017; EBA, 2023).

Επιπλέον, η βιβλιογραφία δεν έχει ακόμη απαντήσει πλήρως στο ζήτημα της χρονικής σταθερότητας των μοντέλων, ούτε έχει αναπτύξει επαρκώς υβριδικές προσεγγίσεις που να συνδυάζουν υψηλή προγνωστική δύναμη με επαρκή ερμηνευσιμότητα (BIS, 2019; EBA, 2023).

5.3 Περιορισμοί της παρούσας μελέτης

Η παρούσα εργασία παρουσιάζει ορισμένους περιορισμούς. Πρώτον, πρόκειται για βιβλιογραφική μελέτη και όχι για εμπειρική εφαρμογή μοντέλων σε πρωτογενή δεδομένα. Δεύτερον, η ανάλυση περιορίστηκε κυρίως στη διεθνή βιβλιογραφία της περιόδου 2015-2024. Τρίτον, επικεντρώθηκε κυρίως σε συγκεκριμένες τεχνικές επιβλεπόμενης μάθησης, ενώ άλλες προσεγγίσεις δεν αναπτύχθηκαν στον ίδιο βαθμό. Τέταρτον, δεν εξετάζει σε βάθος νομικές και τεχνικές πτυχές εφαρμογής των μοντέλων σε πραγματικά τραπεζικά πληροφοριακά συστήματα.

5.4 Τελικό συμπέρασμα

Η παρούσα διπλωματική εργασία ανέδειξε ότι η Τεχνητή Νοημοσύνη και η Μηχανική Μάθηση έχουν πλέον εδραιωθεί ως ιδιαίτερα σημαντικά εργαλεία στη σύγχρονη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου. Οι τεχνικές αυτές μπορούν να βελτιώσουν αισθητά την πρόβλεψη αθέτησης, να αξιοποιήσουν πιο σύνθετες δομές δεδομένων και να ενισχύσουν τη λήψη αποφάσεων σε περιβάλλοντα αυξημένης πολυπλοκότητας (Lessmann et al., 2015; Chen & Guestrin, 2016).

Ωστόσο, η συμβολή τους δεν πρέπει να αξιολογείται μόνο με όρους ακρίβειας. Η εφαρμογή τους στον τραπεζικό τομέα απαιτεί προσεκτική στάθμιση ανάμεσα στην απόδοση, την ερμηνευσιμότητα, τη διακυβέρνηση μοντέλων και τη συμμόρφωση με τις εποπτικές απαιτήσεις (BIS, 2019; EBA, 2023).

Συμπερασματικά, η χρήση AI και ML στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου δεν αποτελεί απλώς τεχνολογική εξέλιξη, αλλά ουσιαστικό μετασχηματισμό της χρηματοοικονομικής ανάλυσης. Η περαιτέρω πρόοδος του πεδίου θα εξαρτηθεί από τη δυνατότητα σύνδεσης της αλγοριθμικής καινοτομίας με τις πραγματικές ανάγκες της τραπεζικής λειτουργίας, της κανονιστικής εποπτείας και της υπεύθυνης χρήσης δεδομένων.

5.5 Γενική αξιολόγηση και σύνδεση θεωρίας – πράξης

Η ανάλυση της βιβλιογραφίας καταδεικνύει ότι η μετάβαση από τις παραδοσιακές στατιστικές μεθόδους προς τα μοντέλα AI και ML δεν αποτελεί απλώς τεχνολογική εξέλιξη, αλλά βαθύτερο μετασχηματισμό της τραπεζικής λειτουργίας.

Οι οργανισμοί επιδιώκουν πλέον όχι μόνο την καλύτερη πρόβλεψη κινδύνου, αλλά και τη δημιουργία πιο δυναμικών, προσαρμοστικών και αυτοματοποιημένων συστημάτων λήψης αποφάσεων. Η δυνατότητα ανάλυσης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο μεταβάλλει σημαντικά τον τρόπο με τον οποίο οι τράπεζες διαχειρίζονται τα χαρτοφυλάκιά τους.

Παράλληλα, η αυξημένη χρήση AI δημιουργεί νέες ευθύνες για τους οργανισμούς. Η ανάγκη διασφάλισης διαφάνειας, προστασίας προσωπικών δεδομένων και αποφυγής διακρίσεων καθιστά σαφές ότι η τεχνολογική πρόοδος πρέπει να συνοδεύεται από υπεύθυνη χρήση.

Συνεπώς, το μέλλον της διαχείρισης πιστωτικού κινδύνου φαίνεται να συνδέεται με υβριδικές προσεγγίσεις, στις οποίες η ανθρώπινη κρίση θα λειτουργεί συμπληρωματικά προς τα αναλυτικά συστήματα AI και ML. Η αποτελεσματική συνεργασία ανθρώπου και αλγορίθμου ενδέχεται να αποτελέσει το βασικό χαρακτηριστικό των τραπεζικών συστημάτων της επόμενης δεκαετίας.

International Financial Reporting Standard 9 (IFRS 9). Financial Instruments.

JPMorgan Chase. (2023). Annual report and risk management practices.

Upstart Holdings. (2023). AI lending and alternative credit assessment models.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

Ανάλυση Δεδομένων και Διαδικασία Ανάπτυξης Μοντέλων

Η ανάπτυξη ενός αποτελεσματικού μοντέλου πιστωτικής αξιολόγησης δεν εξαρτάται αποκλειστικά από την επιλογή αλγορίθμου, αλλά και από την ποιότητα και τη σωστή επεξεργασία των δεδομένων. Στη σύγχρονη τραπεζική πρακτική, η διαδικασία ανάπτυξης

μοντέλων περιλαμβάνει διαδοχικά στάδια, όπως η συλλογή δεδομένων, ο καθαρισμός, η επιλογή χαρακτηριστικών, η κανονικοποίηση μεταβλητών και η αξιολόγηση απόδοσης.

Τα τραπεζικά δεδομένα χαρακτηρίζονται συχνά από ελλείπουσες τιμές, ακραίες παρατηρήσεις και ανισορροπία μεταξύ καλών και κακών πελατών. Για τον λόγο αυτό εφαρμόζονται τεχνικές preprocessing, όπως imputations, normalization και resampling. Η ποιότητα των δεδομένων αποτελεί κρίσιμο παράγοντα, καθώς ακόμη και το πιο προηγμένο μοντέλο δεν μπορεί να αποδώσει ικανοποιητικά όταν τα δεδομένα είναι ελλιπή ή θορυβώδη.

Ιδιαίτερα σημαντική είναι και η διαδικασία feature engineering, κατά την οποία δημιουργούνται νέες μεταβλητές που ενδέχεται να βελτιώσουν την προγνωστική ικανότητα του μοντέλου. Παραδείγματα αποτελούν δείκτες συμπεριφοράς πελατών, μεταβολές στις ταμειακές ροές ή δείκτες συναλλακτικής δραστηριότητας.

Η διαδικασία ανάπτυξης μοντέλων περιλαμβάνει επίσης τον διαχωρισμό των δεδομένων σε training, validation και test sets. Μέσω αυτής της προσέγγισης αξιολογείται η ικανότητα γενίκευσης του μοντέλου και περιορίζεται ο κίνδυνος υπερπροσαρμογής.

Στη βιβλιογραφία δίνεται ολοένα μεγαλύτερη έμφαση και στη διαδικασία model monitoring. Τα μοντέλα δεν θεωρούνται στατικά εργαλεία, αλλά δυναμικά συστήματα που πρέπει να επανεκπαιδεύονται και να προσαρμόζονται στις μεταβολές της αγοράς και της οικονομίας.

6.1 Μετρικές αξιολόγησης μοντέλων

Η αξιολόγηση των μοντέλων πιστωτικού κινδύνου βασίζεται σε συγκεκριμένες στατιστικές μετρικές, οι οποίες επιτρέπουν τη σύγκριση διαφορετικών αλγορίθμων. Η συνολική ακρίβεια (accuracy) χρησιμοποιήθηκε εκτενώς σε πρώιμες μελέτες, ωστόσο θεωρείται ανεπαρκής σε ανισόρροπα datasets.

Για τον λόγο αυτό, σύγχρονες έρευνες χρησιμοποιούν μετρικές όπως precision, recall, F1-score και AUC-ROC. Το precision μετρά πόσοι από τους πελάτες που ταξινομήθηκαν ως επισφαλείς ήταν πράγματι επισφαλείς. Το recall αποτυπώνει την ικανότητα του μοντέλου να εντοπίζει σωστά τις περιπτώσεις αθέτησης.

Το AUC θεωρείται μία από τις σημαντικότερες μετρικές αξιολόγησης, καθώς αποτυπώνει τη συνολική ικανότητα διαχωρισμού μεταξύ καλών και κακών πελατών ανεξάρτητα από το επιλεγμένο threshold.

Επιπλέον, σε τραπεζικά περιβάλλοντα χρησιμοποιούνται cost-sensitive approaches, επειδή το κόστος λανθασμένης έγκρισης ενός επισφαλούς πελάτη είναι πολύ μεγαλύτερο από το κόστος απόρριψης ενός αξιόχρεου πελάτη.

6.2 Η σημασία των δεδομένων στη Μηχανική Μάθηση

Η βιβλιογραφία συμφωνεί ότι η επιτυχία ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα των δεδομένων. Η έννοια “garbage in, garbage out” αποτυπώνει ακριβώς το γεγονός ότι ακόμη και προηγμένοι αλγόριθμοι δεν μπορούν να παράγουν αξιόπιστες προβλέψεις όταν τα δεδομένα είναι κακής ποιότητας.

Στον τραπεζικό τομέα, τα δεδομένα προέρχονται από πολλές διαφορετικές πηγές, όπως συστήματα συναλλαγών, ιστορικά δανείων, συμπεριφορικά δεδομένα και εξωτερικές βάσεις πληροφόρησης. Η ενοποίηση αυτών των πηγών αποτελεί σημαντική τεχνική πρόκληση.

Τα τελευταία χρόνια, αυξάνεται η χρήση Big Data και alternative data. Οι οργανισμοί αξιοποιούν δεδομένα κινητής τηλεφωνίας, ηλεκτρονικών πληρωμών και online δραστηριότητας, με στόχο τη δημιουργία πληρέστερου προφίλ κινδύνου για κάθε πελάτη.

Ωστόσο, η χρήση τέτοιων δεδομένων δημιουργεί σημαντικά ζητήματα προστασίας προσωπικών δεδομένων και ιδιωτικότητας, ιδιαίτερα στο πλαίσιο κανονισμών όπως ο GDPR.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7

Ηθικές και κοινωνικές διαστάσεις της AI στον τραπεζικό τομέα

Η ενσωμάτωση τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα δημιουργεί όχι μόνο τεχνολογικά και επιχειρησιακά ζητήματα αλλά και σημαντικές ηθικές και κοινωνικές προκλήσεις.

Ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα είναι η αλγοριθμική μεροληψία. Εάν τα δεδομένα εκπαίδευσης αντανakλούν ιστορικές κοινωνικές ανισότητες, τα μοντέλα ενδέχεται να αναπαράγουν ή ακόμη και να ενισχύσουν διακρίσεις εις βάρος συγκεκριμένων κοινωνικών ομάδων.

Για παράδειγμα, εάν ιστορικά συγκεκριμένες κατηγορίες πληθυσμού είχαν περιορισμένη πρόσβαση σε τραπεζικό δανεισμό, ένα μοντέλο ML μπορεί να θεωρήσει λανθασμένα ότι οι ομάδες αυτές εμφανίζουν αυξημένο κίνδυνο.

Η ανάγκη για fairness και responsible AI έχει αναδειχθεί ως κεντρικό ζήτημα στη σύγχρονη βιβλιογραφία. Οι οργανισμοί καλούνται πλέον να αποδεικνύουν ότι τα μοντέλα τους δεν παράγουν συστηματικές διακρίσεις.

Παράλληλα, ιδιαίτερα σημαντικό είναι το ζήτημα της προστασίας προσωπικών δεδομένων. Η χρήση μεγάλου όγκου πληροφοριών αυξάνει τον κίνδυνο παραβίασης ιδιωτικότητας, γεγονός που καθιστά απαραίτητη την ύπαρξη ισχυρών μηχανισμών κυβερνοασφάλειας και διαχείρισης δεδομένων.

Η ηθική χρήση της AI αποτελεί πλέον βασική προϋπόθεση βιώσιμης ανάπτυξης των χρηματοοικονομικών οργανισμών.

7.1 AI και ανθρώπινη λήψη αποφάσεων

Παρότι τα συστήματα AI μπορούν να αυτοματοποιήσουν μεγάλο μέρος της πιστοληπτικής αξιολόγησης, η ανθρώπινη παρέμβαση εξακολουθεί να θεωρείται απαραίτητη.

Οι αλγόριθμοι μπορούν να εντοπίζουν πρότυπα και να παράγουν προβλέψεις με υψηλή ακρίβεια, ωστόσο δεν διαθέτουν την κρίση και την κατανόηση του ευρύτερου κοινωνικού και οικονομικού πλαισίου που διαθέτει ο άνθρωπος.

Για τον λόγο αυτό, πολλές τράπεζες ακολουθούν υβριδικά μοντέλα λήψης αποφάσεων, στα οποία η τελική έγκριση ή απόρριψη πίστωσης περιλαμβάνει και ανθρώπινο έλεγχο.

Η συνεργασία ανθρώπου και αλγορίθμου θεωρείται από τη βιβλιογραφία ως μία από τις πιο ρεαλιστικές και βιώσιμες προσεγγίσεις για το μέλλον του credit scoring.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 8

Κανονιστικό Πλαίσιο και Τραπεζική Εποπτεία

Η χρήση τεχνικών Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης στον τραπεζικό τομέα δεν αποτελεί μόνο τεχνολογικό ζήτημα αλλά και αντικείμενο έντονου κανονιστικού ενδιαφέροντος. Οι τραπεζικοί οργανισμοί λειτουργούν μέσα σε ένα αυστηρό πλαίσιο εποπτείας, το οποίο επιβάλλει συγκεκριμένες απαιτήσεις σχετικά με τη διαχείριση κινδύνων, την αξιοπιστία των μοντέλων και τη διαφάνεια των διαδικασιών λήψης αποφάσεων.

Οι συμφωνίες της Βασιλείας διαδραματίζουν καθοριστικό ρόλο στον τρόπο με τον οποίο οι τράπεζες υπολογίζουν και διαχειρίζονται τον πιστωτικό κίνδυνο. Το Basel Framework καθορίζει τις βασικές αρχές υπολογισμού κεφαλαιακών απαιτήσεων και ενθαρρύνει τη χρήση εσωτερικών μοντέλων υπό αυστηρές προϋποθέσεις.

Η ανάπτυξη μοντέλων ML δημιουργεί νέες προκλήσεις για τις εποπτικές αρχές. Τα μοντέλα αυτά είναι συχνά πιο σύνθετα, λιγότερο ερμηνεύσιμα και δυναμικά σε σχέση με τα παραδοσιακά στατιστικά εργαλεία. Για τον λόγο αυτό, οργανισμοί όπως η European Banking Authority και η Ευρωπαϊκή Κεντρική Τράπεζα έχουν εκδώσει κατευθυντήριες γραμμές σχετικά με τη χρήση ΑΙ στον τραπεζικό τομέα.

Η έννοια του model governance αποκτά ολοένα μεγαλύτερη σημασία. Οι οργανισμοί οφείλουν να διαθέτουν διαδικασίες τεκμηρίωσης, ελέγχου, επικύρωσης και συνεχούς παρακολούθησης των μοντέλων. Επιπλέον, απαιτείται σαφής κατανομή αρμοδιοτήτων μεταξύ των ομάδων ανάπτυξης, ελέγχου και διοίκησης κινδύνων.

Η κανονιστική συμμόρφωση δεν περιορίζεται μόνο στη λειτουργία των μοντέλων αλλά επεκτείνεται και στη χρήση των δεδομένων. Οι οργανισμοί πρέπει να συμμορφώνονται με κανονισμούς προστασίας προσωπικών δεδομένων, όπως ο GDPR, και να διασφαλίζουν ότι οι αποφάσεις δεν παραβιάζουν αρχές ίσης μεταχείρισης και μη διάκρισης.

Η αυξανόμενη σημασία της ΑΙ στον χρηματοπιστωτικό τομέα αναμένεται να οδηγήσει τα επόμενα χρόνια σε ακόμη αυστηρότερο εποπτικό πλαίσιο. Οι τράπεζες θα χρειαστεί να αποδεικνύουν όχι μόνο ότι τα μοντέλα τους είναι αποτελεσματικά αλλά και ότι λειτουργούν με τρόπο ασφαλή, δίκαιο και ελεγχόμενο.

8.1 Basel Framework και πιστωτικός κίνδυνος

Το κανονιστικό πλαίσιο της Βασιλείας αποτελεί τη σημαντικότερη διεθνή βάση εποπτείας του τραπεζικού συστήματος. Οι συμφωνίες Basel I, Basel II και Basel III διαμόρφωσαν σταδιακά ένα ολοκληρωμένο σύστημα διαχείρισης τραπεζικών κινδύνων.

Η Basel II εισήγαγε πιο προηγμένες προσεγγίσεις υπολογισμού πιστωτικού κινδύνου, δίνοντας τη δυνατότητα χρήσης εσωτερικών μοντέλων αξιολόγησης. Στο πλαίσιο αυτό, οι τράπεζες μπορούν να χρησιμοποιούν εσωτερικά ratings και υποδείγματα υπολογισμού Probability of Default, Loss Given Default και Exposure at Default.

Η Basel III ενίσχυσε περαιτέρω τις απαιτήσεις κεφαλαιακής επάρκειας μετά την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008. Η κρίση ανέδειξε σημαντικές αδυναμίες στη διαχείριση κινδύνων και στη χρήση μοντέλων που δεν μπορούσαν να αποτυπώσουν επαρκώς ακραία γεγονότα.

Σήμερα, η χρήση μοντέλων ΑΙ αξιολογείται υπό το πρίσμα των αρχών της Βασιλείας, με ιδιαίτερη έμφαση στη σταθερότητα, την τεκμηρίωση και τη δυνατότητα ελέγχου.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 9

Η Ψηφιακή Τραπεζική και ο Μετασχηματισμός του Credit Scoring

Η ψηφιοποίηση των τραπεζικών υπηρεσιών έχει μεταβάλει ριζικά τον τρόπο με τον οποίο πραγματοποιείται η αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου. Οι παραδοσιακές διαδικασίες, που

απαιτούσαν χειροκίνητη ανάλυση και εκτεταμένη γραφειοκρατία, αντικαθίστανται σταδιακά από αυτοματοποιημένα συστήματα real-time credit scoring.

Οι fintech εταιρείες συνέβαλαν σημαντικά σε αυτή τη μετάβαση. Μέσω της αξιοποίησης AI και Big Data, μπορούν να αξιολογούν αιτήσεις δανείων σε λίγα λεπτά, χρησιμοποιώντας δεδομένα που εκτείνονται πέρα από τα παραδοσιακά οικονομικά στοιχεία.

Η ψηφιακή τραπεζική δημιούργησε επίσης νέες μορφές πελατειακής συμπεριφοράς. Οι πελάτες πραγματοποιούν πλέον μεγάλο μέρος των συναλλαγών τους ηλεκτρονικά, γεγονός που δημιουργεί τεράστιο όγκο δεδομένων προς ανάλυση.

Τα συστήματα AI αξιοποιούν τα δεδομένα αυτά για τη δημιουργία δυναμικών προφίλ κινδύνου. Οι οργανισμοί μπορούν να παρακολουθούν σε πραγματικό χρόνο αλλαγές στη συναλλακτική συμπεριφορά και να εντοπίζουν έγκαιρα πιθανή επιδείνωση πιστοληπτικής ικανότητας.

Παράλληλα, η ανάπτυξη open banking υποχρεώνει τις τράπεζες να μοιράζονται δεδομένα με τρίτους παρόχους κατόπιν συναίνεσης του πελάτη. Η εξέλιξη αυτή διευρύνει ακόμη περισσότερο τις δυνατότητες αξιοποίησης δεδομένων για credit scoring.

9.1 Fintech και ανταγωνισμός στον τραπεζικό τομέα

Η άνοδος των fintech οργανισμών έχει εντείνει τον ανταγωνισμό στον τραπεζικό τομέα. Οι fintech εταιρείες αξιοποιούν προηγμένα εργαλεία AI και cloud υποδομές ώστε να προσφέρουν πιο γρήγορες και ευέλικτες υπηρεσίες.

Σε αντίθεση με τις παραδοσιακές τράπεζες, πολλές fintech δεν διαθέτουν εκτεταμένα legacy systems, γεγονός που τους επιτρέπει να ενσωματώνουν νέες τεχνολογίες με μεγαλύτερη ταχύτητα.

Οι τράπεζες ανταποκρίνονται σε αυτή την πίεση επενδύοντας σε digital transformation, AI analytics και αυτοματοποίηση διαδικασιών. Η τεχνολογική καινοτομία θεωρείται πλέον

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 10

Συνολική αξιολόγηση και στρατηγικές προοπτικές

Η εφαρμογή AI και ML στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου αποτελεί πλέον στρατηγική επιλογή για τους περισσότερους χρηματοπιστωτικούς οργανισμούς. Οι τεχνολογίες αυτές επιτρέπουν καλύτερη κατανόηση της συμπεριφοράς των πελατών, ταχύτερη λήψη αποφάσεων και αποτελεσματικότερη διαχείριση χαρτοφυλακίων.

Ωστόσο, η επιτυχής αξιοποίησή τους προϋποθέτει σημαντικές οργανωσιακές αλλαγές. Οι τράπεζες χρειάζονται εξειδικευμένο προσωπικό, επενδύσεις σε υποδομές δεδομένων και μηχανισμούς διακυβέρνησης μοντέλων.

Η μελλοντική εξέλιξη του credit scoring αναμένεται να συνδυάσει predictive analytics, explainable AI και real-time data processing. Παράλληλα, οι εποπτικές αρχές θα συνεχίσουν να ενισχύουν τις απαιτήσεις για διαφάνεια και fairness.

Η παρούσα εργασία καταδεικνύει ότι η AI δεν αντικαθιστά πλήρως την ανθρώπινη κρίση αλλά λειτουργεί συμπληρωματικά. Το μέλλον της διαχείρισης πιστωτικού κινδύνου φαίνεται να βασίζεται σε υβριδικά μοντέλα, στα οποία η ανθρώπινη εμπειρία και η αλγοριθμική ανάλυση συνεργάζονται.

Η ισορροπία ανάμεσα στην τεχνολογική καινοτομία και στη θεσμική υπευθυνότητα αποτελεί το σημαντικότερο ζητούμενο για τη βιώσιμη ανάπτυξη του σύγχρονου τραπεζικού συστήματος.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 11

Ανάλυση Δεδομένων και Προεπεξεργασία στην Πιστοληπτική Αξιολόγηση

Η ποιότητα των δεδομένων αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους παράγοντες επιτυχίας των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Στον τραπεζικό τομέα, τα δεδομένα προέρχονται από πολλαπλές πηγές και συχνά παρουσιάζουν ελλείψεις, θόρυβο και ασυνέπειες. Για τον λόγο αυτό, η προεπεξεργασία αποτελεί κρίσιμο στάδιο πριν από την ανάπτυξη οποιουδήποτε predictive model.

Η διαδικασία περιλαμβάνει τον καθαρισμό δεδομένων, τη διαχείριση ελλιπών τιμών, την ανίχνευση ακραίων παρατηρήσεων, τη μετατροπή κατηγορικών μεταβλητών και την κανονικοποίηση αριθμητικών δεδομένων. Οι τεχνικές αυτές βελτιώνουν την ποιότητα των εισροών και αυξάνουν τη σταθερότητα των μοντέλων.

Στα προβλήματα credit scoring, ιδιαίτερη σημασία έχει η επιλογή μεταβλητών. Οι οργανισμοί επιδιώκουν να εντοπίσουν εκείνα τα χαρακτηριστικά που παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη προγνωστική αξία. Παραδείγματα αποτελούν το ιστορικό καθυστερήσεων, η σχέση χρέους προς εισόδημα, η συναλλακτική συμπεριφορά και η συχνότητα χρήσης τραπεζικών προϊόντων.

Η μη ισορροπία κλάσεων αποτελεί επίσης σημαντική πρόκληση. Σε ένα τυπικό χαρτοφυλάκιο, οι περιπτώσεις αθέτησης είναι πολύ λιγότερες από τις περιπτώσεις κανονικής αποπληρωμής. Αυτό σημαίνει ότι το dataset είναι skewed, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε παραπλανητικά αποτελέσματα. Για την αντιμετώπιση του προβλήματος χρησιμοποιούνται τεχνικές oversampling, undersampling και synthetic data generation όπως το SMOTE.

Η ποιότητα των δεδομένων δεν επηρεάζει μόνο την ακρίβεια αλλά και τη δικαιοσύνη των μοντέλων. Εάν τα ιστορικά δεδομένα περιέχουν προκαταλήψεις, τα μοντέλα ενδέχεται να αναπαράγουν διακρίσεις. Συνεπώς, η διαδικασία προεπεξεργασίας αποκτά και ηθική διάσταση.

11.1 Feature Engineering και σημασία μεταβλητών

Το feature engineering αποτελεί διαδικασία μετασχηματισμού των αρχικών δεδομένων σε χαρακτηριστικά που μπορούν να αξιοποιηθούν αποτελεσματικότερα από τα μοντέλα μηχανικής μάθησης.

Στην πιστοληπτική αξιολόγηση, οι τράπεζες δημιουργούν συχνά σύνθετους δείκτες, όπως behavioural scores, ratios και δείκτες συναλλακτικής σταθερότητας. Τα χαρακτηριστικά αυτά επιτρέπουν στα μοντέλα να αποτυπώνουν καλύτερα τη συμπεριφορά του δανειολήπτη.

Τα Random Forests και τα boosting models παρέχουν επίσης δυνατότητα υπολογισμού importance scores, δηλαδή εκτίμησης της σχετικής σημασίας κάθε μεταβλητής. Με αυτόν τον τρόπο οι οργανισμοί μπορούν να εντοπίζουν ποιοι παράγοντες επηρεάζουν περισσότερο τον πιστωτικό κίνδυνο.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 12

Ηθικές και κοινωνικές διαστάσεις της AI στον χρηματοπιστωτικό τομέα

Η χρήση τεχνικών AI στη λήψη πιστοδοτικών αποφάσεων δημιουργεί σημαντικά ηθικά ζητήματα. Οι αποφάσεις αυτές επηρεάζουν άμεσα την πρόσβαση ατόμων και επιχειρήσεων σε χρηματοδότηση και συνεπώς έχουν έντονη κοινωνική διάσταση.

Ένα βασικό ζήτημα αφορά τις αλγοριθμικές διακρίσεις. Εάν τα ιστορικά δεδομένα αντανakλούν κοινωνικές ανισότητες, τα μοντέλα μπορεί να αναπαράγουν ή και να ενισχύσουν τις στρεβλώσεις αυτές. Για παράδειγμα, ομάδες με περιορισμένη πρόσβαση σε τραπεζικά προϊόντα ενδέχεται να εμφανίζονται ιστορικά ως υψηλότερου κινδύνου.

Η έλλειψη διαφάνειας στα black-box μοντέλα αποτελεί επίσης σοβαρό πρόβλημα. Οι πελάτες που απορρίπτονται από ένα πιστοδοτικό σύστημα έχουν δικαίωμα να γνωρίζουν τους λόγους της απόφασης. Η explainable AI επιχειρεί να καλύψει αυτό το κενό παρέχοντας

Επιπλέον, τίθενται ζητήματα προστασίας προσωπικών δεδομένων. Η αξιοποίηση alternative data και ψηφιακών ιχνών αυξάνει τον κίνδυνο υπερβολικής παρακολούθησης και χρήσης ευαίσθητων πληροφοριών.

Η ηθική χρήση της ΑΙ απαιτεί ισχυρό πλαίσιο governance, διαφάνεια, λογοδοσία και συνεχή έλεγχο των μοντέλων. Οι οργανισμοί οφείλουν να εξισορροπούν την καινοτομία με τον σεβασμό των δικαιωμάτων των πολιτών.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 13

Συγκριτική αξιολόγηση παραδοσιακών και σύγχρονων μοντέλων

Η σύγκριση μεταξύ παραδοσιακών στατιστικών μοντέλων και τεχνικών μηχανικής μάθησης αποτελεί βασικό αντικείμενο της σύγχρονης βιβλιογραφίας. Τα παραδοσιακά μοντέλα, όπως η λογιστική παλινδρόμηση, χαρακτηρίζονται από υψηλή ερμηνευσιμότητα και απλότητα.

Αντίθετα, τα σύγχρονα μοντέλα ML προσφέρουν υψηλότερη προγνωστική ακρίβεια αλλά εμφανίζουν μεγαλύτερη πολυπλοκότητα. Τα Random Forests και το XGBoost παρουσιάζουν καλύτερες επιδόσεις σε datasets με μη γραμμικές σχέσεις και αλληλεπιδράσεις μεταβλητών.

Η επιλογή μοντέλου δεν εξαρτάται μόνο από την ακρίβεια αλλά και από οργανωσιακούς και κανονιστικούς παράγοντες. Σε ορισμένες περιπτώσεις, ένα ελαφρώς λιγότερο ακριβές αλλά πιο ερμηνεύσιμο μοντέλο μπορεί να θεωρηθεί προτιμότερο.

Η σύγχρονη τάση δείχνει ότι οι οργανισμοί στρέφονται σε υβριδικές προσεγγίσεις, οι οποίες συνδυάζουν predictive power και explainability. Η ισορροπία αυτή θεωρείται ιδιαίτερα σημαντική για τη βιώσιμη εφαρμογή της ΑΙ στον τραπεζικό τομέα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 14

Ο ρόλος της ανθρώπινης κρίσης στην εποχή της AI

Παρά τη σημαντική πρόοδο της Τεχνητής Νοημοσύνης, η ανθρώπινη κρίση εξακολουθεί να διαδραματίζει καθοριστικό ρόλο στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου. Τα μοντέλα AI λειτουργούν ως εργαλεία υποστήριξης αποφάσεων και όχι ως πλήρης αντικατάσταση της ανθρώπινης αξιολόγησης.

Οι αναλυτές πιστωτικού κινδύνου διαθέτουν εμπειρία και δυνατότητα κατανόησης παραγόντων που συχνά δεν αποτυπώνονται επαρκώς στα δεδομένα. Η αξιολόγηση της διοίκησης μιας επιχείρησης, οι γεωπολιτικές εξελίξεις και οι ιδιαίτερες συνθήκες της αγοράς αποτελούν παραδείγματα παραγόντων που απαιτούν ανθρώπινη κρίση.

Η συνεργασία ανθρώπου και αλγορίθμου θεωρείται το πιθανότερο μοντέλο λειτουργίας των τραπεζών στο μέλλον. Η AI μπορεί να ενισχύσει την ταχύτητα και την ακρίβεια, ενώ οι άνθρωποι διατηρούν τον ρόλο της εποπτείας, της ηθικής αξιολόγησης και της τελικής λήψης αποφάσεων.

Η διατήρηση ανθρώπινης παρέμβασης θεωρείται επίσης κρίσιμη για λόγους κανονιστικής συμμόρφωσης και λογοδοσίας. Οι εποπτικές αρχές επιμένουν ότι οι οργανισμοί πρέπει να είναι σε θέση να αιτιολογούν τις αποφάσεις τους και να αναλαμβάνουν ευθύνη για τα αποτελέσματα των μοντέλων.

ΕΝΙΑΙΑ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Baesens, B., Van Vlasselaer, V., & Verbeke, W. (2016). *Fraud analytics using descriptive, predictive, and social network techniques*. Wiley.
- Bank for International Settlements. (2019). *Basel framework: Credit risk*.
- Brown, I., & Mues, C. (2012). An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *XGBoost: A scalable tree boosting system*.
- European Banking Authority. (2023). *Report on machine learning for IRB models*.
- European Commission. (2021). *Ethics guidelines for trustworthy AI*.
- Financial Stability Board. (2020). *The use of AI and machine learning by financial institutions*.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). *Statistical classification methods in consumer credit scoring*.
- Jiang, C., Wang, Z., & Liu, Q. (2021). Machine learning applications in credit risk management.
- Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring.
- Oracle Financial Services. (2022). *AI applications in banking risk management*.
- Thomas, L. C., Crook, J. N., & Edelman, D. B. (2017). *Credit scoring and its applications*.
- Upstart Holdings. (2023). *AI lending and alternative credit assessment models*.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- European Commission. (2021). *Ethics guidelines for trustworthy AI*.
- Financial Stability Board. (2020). *The use of AI and machine learning by financial institutions*.
- Jiang, C., Wang, Z., & Liu, Q. (2021). Machine learning applications in credit risk management. *Journal of Finance and Data Science*.

Oracle Financial Services. (2022). AI applications in banking risk management.