



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ



ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ – ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

Τεχνητή Νοημοσύνη στον Τραπεζικό Τομέα

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δημήτριος Χρήστος Σαμουρέλης

Επιβλέπων: Δημήτριος Ασκούνης, Καθηγητής ΕΜΠ

Συνεπιβλέπων: Μάριος Κόνιαρης, Ε.ΔΙ.Π. ΕΜΠ

Αθήνα, Οκτώβριος 2024



ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ Μ/Υ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ
ΣΧΟΛΗ ΝΑΥΤΙΛΙΑΣ ΚΑΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ
ΤΜΗΜΑΤΟΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΔΙΟΙΚΗΣΗΣ & ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ



ΔΙΕΠΙΣΤΗΜΟΝΙΚΟ – ΔΙΑΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ
«ΤΕΧΝΟ-ΟΙΚΟΝΟΜΙΚΑ ΣΥΣΤΗΜΑΤΑ»

Τεχνητή Νοημοσύνη στον Τραπεζικό Τομέα

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Δημήτριος Χρήστος Σαμουρέλης

Επιβλέπων: Δημήτριος Ασκούνης, Καθηγητής ΕΜΠ

Συνεπιβλέπων: Μάριος Κόνιαρης, Ε.ΔΙ.Π ΕΜΠ

Εγκρίθηκε από την τριμελή εξεταστική επιτροπή την 24η Οκτωβρίου 2024.

.....

Δημήτριος Ασκούνης
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....

Ιωάννης Ψαρράς
Καθηγητής Ε.Μ.Π

.....

Ευάγγελος Μαρινάκης
Επικ. Καθηγητής Ε.Μ.Π

Αθήνα, Οκτώβριος 2024

.....

Δημήτριος Χρήστος Σαμουρέλης

Διπλωματούχος Μεταπτυχιακού Προγράμματος "Τεχνο-οικονομικά Συστήματα" της σχολής
Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών , Ε.Μ.Π

Copyright © Δημήτριος Χρήστος Σαμουρέλης, 2024.

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος. All rights reserved.

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. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα.

Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

Περίληψη

Η διπλωματική εργασία εξετάζει πώς η Τεχνητή Νοημοσύνη αλλάζει τις λειτουργίες του τραπεζικού τομέα, αναβαθμίζοντας παραδοσιακές διαδικασίες με μεγαλύτερη αποδοτικότητα και ασφάλεια μέσω αυτοματοποίησης και ανάλυσης δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Αυτές οι δυνατότητες υποστηρίζουν ταχύτερες και πιο ακριβείς αποφάσεις, ιδιαίτερα σε τομείς όπως η διαχείριση κινδύνων και η πρόληψη απάτης.

Παράλληλα, η χρήση Chatbots στις τραπεζικές υπηρεσίες προσφέρει εξατομικευμένες λύσεις εξυπηρέτησης πελατών, συμβάλλοντας στη μείωση του κόστους και στη βελτίωση της συνολικής εμπειρίας των πελατών. Με αυτές τις εφαρμογές, οι τράπεζες διαμορφώνουν ένα ψηφιακό οικοσύστημα που ανταποκρίνεται στις σύγχρονες απαιτήσεις του κλάδου.

Ωστόσο, η ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης συνεπάγεται προκλήσεις, όπως η προστασία προσωπικών δεδομένων και η ανάγκη συμμόρφωσης με κανονισμούς. Για να αξιοποιήσουν πλήρως τις δυνατότητες της, οι τράπεζες χρειάζεται να υιοθετήσουν στρατηγικές που να συνδυάζουν την τεχνολογική καινοτομία με την ηθική διαχείριση, διασφαλίζοντας ένα αξιόπιστο και λειτουργικό τραπεζικό περιβάλλον.

Λέξεις Κλειδιά: Τεχνητή Νοημοσύνη, Τράπεζες, Chatbots, Ανίχνευση Απάτης, Ανάλυση Κινδύνων

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

Abstract

This thesis examines how Artificial Intelligence is transforming banking operations, enhancing traditional processes with increased efficiency and security through automation and real-time data analysis. These capabilities enable faster and more accurate decision-making, particularly in areas such as risk management and fraud prevention.

At the same time, the use of Chatbots in banking services provides personalized customer support solutions, helping to reduce costs and improve the overall customer experience. Through these applications, banks are shaping a digital ecosystem that meets the sector's modern demands.

However, the integration of Artificial Intelligence also presents challenges, such as data privacy and regulatory compliance. To fully exploit the potential of Artificial Intelligence, banks need to adopt strategies that combine technological innovation with ethical management, ensuring a reliable and functional banking environment.

Keywords: Artificial Intelligence, Banks, Chatbots, Fraud Detection, Risk Analysis

Η σελίδα αυτή είναι σκόπιμα λευκή.

Πίνακας περιεχομένων

1	Εισαγωγή.....	12
1.1	Η Τεχνητή Νοημοσύνη στον Τραπεζικό Τομέα	12
1.2	Αντικείμενο διπλωματικής.....	12
1.2.1	Συνεισφορά	14
1.3	Οργάνωση κειμένου.....	14
2	Τεχνητή Νοημοσύνη και Τράπεζες.....	16
2.1	Ορισμός και Υποκατηγορίες.....	16
2.2	Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης στον Τραπεζικό Τομέα	21
2.3	Chatbots: Τεχνικές και Συστήματα	23
2.3.1	Μηχανική Μάθηση και Chatbots.....	23
2.3.2	Ανάλυση Συναισθημάτων και Chatbots.....	24
2.3.3	Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και Chatbots.....	27
2.4	Τεχνικές Ανίχνευσης Απάτης με Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης.....	28
2.5	Σύγκριση Αλγορίθμων Random Forest και Gradient Boosting	30
2.5.1	Ερμηνευσιμότητα των Αλγορίθμων	30
2.5.2	Βελτιστοποίηση και Προσαρμογή Παραμέτρων.....	31
2.5.3	Υπολογιστική Αποδοτικότητα και Επεκτασιμότητα	31
2.5.4	Μελλοντικές Κατευθύνσεις και Εξελίξεις	33
2.6	Κανονιστικά Πλαίσια Συμμόρφωσης και Πιστωτικός Κίνδυνος.....	33
2.7	Κανονιστικά Πλαίσια Συμμόρφωσης και Λειτουργικός Κίνδυνος.....	35
2.8	Οφέλη της Τεχνητής Νοημοσύνης στις Τράπεζες	36
2.9	Προκλήσεις και Ρυθμιστικές Απαιτήσεις	37
3	Chatbots με Τεχνητή Νοημοσύνη στον Τραπεζικό Τομέα	40
3.1	Εισαγωγή.....	40
3.2	Κατηγοριοποίηση Chatbots	40
3.3	Εφαρμογές στον Τραπεζικό Τομέα.....	42
3.3.1	Μελέτη Περίπτωσης Erica - Bank of America's AI-Powered Chatbot.....	43

3.4	Οφέλη και Περιορισμοί των Chatbots στην Τραπεζική Εξυπηρέτηση	46
3.4.1	Οφέλη των Chatbots στην εξυπηρέτηση πελατών	46
3.4.2	Προκλήσεις και περιορισμοί των Chatbots στον τραπεζικό τομέα.....	47
3.5	Στόχοι και Μεθοδολογία Ερευνητικών Εργασιών για τη Χρήση των Chatbots στις Τραπεζικές Υπηρεσίες	50
3.6	Μεθοδολογία Αξιολόγησης της απόδοσης των Chatbots	53
3.7	Συμπεράσματα	55
4	Ανίχνευση και Αντιμετώπιση Τραπεζικής Απάτης.....	56
4.1	Εισαγωγή.....	56
4.2	Τύποι τραπεζικής απάτης.....	56
4.3	Παραδοσιακές Μέθοδοι Ανίχνευσης Τραπεζικής Απάτης	57
4.4	Εφαρμογές Ανίχνευσης Απάτης.....	59
4.5	Σύγκριση Παραδοσιακών Μεθόδων με μεθόδους που χρησιμοποιούν Τεχνητή Νοημοσύνη	60
4.6	Εργασίες σχετικές με τους αλγορίθμους Random Forest και Gradient Boosting	61
4.7	Συμπεράσματα	63
5	Αξιολόγηση Κινδύνων με Χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης	64
5.1	Εισαγωγή.....	64
5.2	Τύποι Τραπεζικών Κινδύνων.....	64
5.2.1	Πιστωτικός Κίνδυνος	65
5.2.2	Λειτουργικός Κίνδυνος	66
5.3	Προσεγγίσεις Τεχνητής Νοημοσύνης στην Πρόβλεψη Πιστωτικού Κινδύνου: Μελέτες και Συμπεράσματα	68
5.4	Θέματα που Προκύπτουν, Αδυναμίες και Βελτιώσεις στην Εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στη Διαχείριση Κινδύνων	70
5.5	Συμπεράσματα	73
6	Επίλογος	74
6.1	Σύνοψη και συμπεράσματα.....	74
6.2	Μελλοντικές επεκτάσεις	75
6.3	Δυσκολίες και Προκλήσεις στην Έρευνα	76
7	Βιβλιογραφία	78

1 *Εισαγωγή*

1.1 Η Τεχνητή Νοημοσύνη στον Τραπεζικό Τομέα

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί έναν βασικό παράγοντα στον τραπεζικό τομέα, προσφέροντας σημαντικές βελτιώσεις στην εξυπηρέτηση πελατών, την πρόληψη απάτης και τη διαχείριση κινδύνων. Οι τομείς αυτοί είναι κρίσιμοι, καθώς επηρεάζουν άμεσα την αποδοτικότητα, την ασφάλεια και την ανταγωνιστικότητα των τραπεζών, στοιχεία απαραίτητα για τη βιωσιμότητά τους.

Ωστόσο, η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης συνοδεύεται και από προκλήσεις, όπως η αντιμετώπιση ηθικών ζητημάτων και η προστασία των δεδομένων των πελατών.

Η εργασία διερευνά τη συμβολή της Τεχνητής Νοημοσύνης σε αυτούς τους κρίσιμους τομείς, ενώ παράλληλα εξετάζει τις προκλήσεις που αντιμετωπίζουν τα τραπεζικά ιδρύματα κατά την εφαρμογή της. Στόχος είναι να αναδειχθούν τόσο οι δυνατότητες όσο και οι δυσκολίες της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα, προσφέροντας μια εικόνα για την επίδραση της στις τραπεζικές λειτουργίες.

1.2 Αντικείμενο διπλωματικής

Η παρούσα διπλωματική εργασία εστιάζει στην ανάλυση και αξιολόγηση των τεχνικών και μεθοδολογιών της Τεχνητής Νοημοσύνης που ενισχύουν την αποδοτικότητα και την ασφάλεια στον τραπεζικό τομέα, με έμφαση στην αυτόματη εξυπηρέτηση πελατών, την ανίχνευση απάτης και τη διαχείριση κινδύνων. Το θέμα της μελέτης είναι ιδιαίτερα σημαντικό, καθώς οι τράπεζες επιτυγχάνουν αυξημένη ασφάλεια, ταχύτητα και ακρίβεια στις διαδικασίες τους, ενώ οι πελάτες εξασφαλίζουν βελτιωμένη εξυπηρέτηση και μεγαλύτερη εμπιστοσύνη στις συναλλαγές τους.

Η εργασία διαρθρώνεται σε πέντε θεματικές ενότητες: α) το θεωρητικό υπόβαθρο, β) την αυτόματη εξυπηρέτηση με τη χρήση Chatbots, γ) την ανίχνευση απάτης δ) τη διαχείριση κινδύνων και ε) τα συμπεράσματα. Στην δεύτερη ενότητα, το θεωρητικό υπόβαθρο καλύπτει τις βασικές αρχές της Τεχνητής Νοημοσύνης και τις εφαρμογές της στον τραπεζικό τομέα, συμπεριλαμβανομένων της εξυπηρέτησης πελατών, της ανίχνευσης απάτης και της διαχείρισης κινδύνων. Στη τρίτη ενότητα, εστιάζουμε στη χρήση των Chatbots για την αυτόματη εξυπηρέτηση πελατών, τα οποία αποτελούν βασικό εργαλείο για τη βελτίωση της εμπειρίας των χρηστών και την άμεση ανταπόκριση στις ανάγκες τους. Στην τέταρτη ενότητα, αναλύονται αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης, όπως το Random Forest και το Gradient Boosting, οι οποίοι εντοπίζουν με ακρίβεια τραπεζικές απάτες μέσω ανάλυσης μεγάλων δεδομένων. Η πέμπτη ενότητα εστιάζει στη διαχείριση λειτουργικού και πιστωτικού κινδύνου, περιγράφοντας πώς η Τεχνητή Νοημοσύνη διευκολύνει την ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και ενισχύει την πρόληψη των κινδύνων αυτών. Η έκτη και τελευταία ενότητα συνοψίζει τα συμπεράσματα της μελέτης και προτείνει κατευθύνσεις για μελλοντική έρευνα και εφαρμογές. Η ανάλυση εστιάζει στα κύρια προβλήματα που εμφανίζονται σε κάθε θεματική περιοχή και που καλούνται να αντιμετωπίσουν οι τράπεζες. Συγκεκριμένα, οι παραδοσιακές τεχνικές αντιμετωπίζουν προκλήσεις στην ανίχνευση σύγχρονων μορφών απάτης, παρουσιάζοντας αδυναμία ανάλυσης μεγάλων όγκων δεδομένων με ακρίβεια και ταχύτητα. Στα Chatbots, ενώ η Τεχνητή Νοημοσύνη προάγει την αμεσότητα, προκύπτουν ζητήματα ιδιωτικότητας και εμπιστοσύνης των πελατών, τα οποία πρέπει να αντιμετωπιστούν. Στη διαχείριση κινδύνων, τα παραδοσιακά συστήματα αξιολόγησης δεν επαρκούν για την ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, κάτι που δυσκολεύει τη λήψη αποφάσεων και την πρόβλεψη κινδύνων με αξιοπιστία.

Οι τεχνικές που εξετάζονται στην εργασία αυτή πρέπει να καλύπτουν ορισμένες βασικές απαιτήσεις, προκειμένου να θεωρηθούν κατάλληλες για εφαρμογή στον τραπεζικό τομέα. Συγκεκριμένα, οι τεχνικές αυτές θα πρέπει να επιτυγχάνουν υψηλή ακρίβεια και ταχύτητα στην ανίχνευση απάτης, να μειώνουν τα ψευδή θετικά αποτελέσματα και να έχουν την ικανότητα επεξεργασίας μεγάλων όγκων δεδομένων σε πραγματικό χρόνο. Είναι επίσης αναγκαίο να είναι προσαρμόσιμες σε νέες μορφές απάτης και να ενσωματώνονται ομαλά στα υφιστάμενα τραπεζικά συστήματα, διατηρώντας την αδιάλειπτη λειτουργία των τραπεζικών διαδικασιών.

Συνοψίζοντας τις τεχνικές και τις μεθοδολογίες, προκύπτουν ορισμένα βασικά χαρακτηριστικά που ανταποκρίνονται στις απαιτήσεις κάθε περιοχής και επιτρέπουν την κατανομή των τεχνολογικών εργαλείων σύμφωνα με τη συμβολή τους στον τραπεζικό τομέα. Τα chatbots συμβάλλουν κυρίως στην αυτοματοποίηση της εξυπηρέτησης πελατών, παρέχοντας μια εμπειρία που χαρακτηρίζεται από αμεσότητα αλλά συνοδεύεται από ζητήματα εμπιστοσύνης. Οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting είναι ιδιαίτερα αποδοτικοί στην

ανίχνευση μοτίβων απάτης επιτρέποντας έτσι ακριβείς προβλέψεις που περιορίζουν τα περιθώρια απάτης. Στη διαχείριση κινδύνων, οι αλγόριθμοι η Μηχανικής Μάθησης ενισχύουν την ικανότητα επεξεργασίας δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, υποστηρίζοντας στρατηγικές που επιτρέπουν την πρόληψη των λειτουργικών και πιστωτικών κινδύνων.

Μέσα από αυτή την ανάλυση, παρουσιάζονται οι δυνατότητες και οι προκλήσεις της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα, παρέχοντας γνώσεις που μπορούν να βοηθήσουν τις τράπεζες να βελτιώσουν τις στρατηγικές τους για την πρόληψη της απάτης και τη διαχείριση των κινδύνων, ενισχύοντας την εμπιστοσύνη των πελατών και την ασφάλεια των συναλλαγών τους.

1.2.1 Συνεισφορά

Η συνεισφορά της διπλωματικής συνοψίζεται ως εξής:

1. Ανάλυση Συστημάτων: Μελετήσαμε τα συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στον τραπεζικό τομέα, εστιάζοντας στις τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης.
2. Προσδιορισμός Προβλημάτων: Προσδιορίσαμε τα βασικά προβλήματα που αντιμετωπίζουν οι τράπεζες στην εφαρμογή τους καθώς και στην ανάπτυξη αποτελεσματικών μεθόδων για την εφαρμογή τους.
3. Ανάλυση Τεχνικών: Αναλύσαμε τις τεχνικές που εφαρμόζονται από τις τράπεζες για ανίχνευσης της τραπεζικής απάτης προκειμένου να διευκολυνθεί η κατανόηση τους από τους αναγνώστες.
4. Ανάλυση Πλεονεκτημάτων και Μειονεκτημάτων: Παρουσιάσαμε τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα των διαφόρων τεχνικών ανίχνευσης της τραπεζικής απάτης με χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης.
5. Παρουσίαση Αποτελεσμάτων: Συνοψίσαμε τα αποτελέσματα της μελέτης επιτρέποντας στους αναγνώστες να κατανοήσουν εύκολα τα χαρακτηριστικά και την απόδοση των τεχνικών ανίχνευσης.

1.3 Οργάνωση κειμένου

Στο Κεφάλαιο 2, παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο της Τεχνητής Νοημοσύνης και οι βασικές εφαρμογές της στον τραπεζικό τομέα, με ανάλυση τεχνολογιών όπως η Μηχανική Μάθηση, η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και η Ανάλυση Συναισθημάτων. Το Κεφάλαιο 3 εστιάζει στην τεχνολογία των Chatbots και τον ρόλο τους στη βελτίωση της τραπεζικής εξυπηρέτησης και στη μείωση του λειτουργικού κόστους. Στο Κεφάλαιο 4, αναλύονται οι μέθοδοι ανίχνευσης τραπεζικής απάτης, με έμφαση στις εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης που

χρησιμοποιούνται για την αποτροπή και τον εντοπισμό απάτης. Το Κεφάλαιο 5 εξετάζει τη συμβολή της Τεχνητής Νοημοσύνης στην πρόβλεψη και διαχείριση κινδύνων, δίνοντας έμφαση στην αξιολόγηση πιστωτικών κινδύνων και τη χρήση προηγμένων αλγορίθμων για τη βελτίωση της ακρίβειας των προβλέψεων. Τέλος, στο Κεφάλαιο 6, συνοψίζονται τα κύρια συμπεράσματα της εργασίας, παρουσιάζονται οι δυσκολίες που προέκυψαν κατά την έρευνα και τέλος προτείνονται μελλοντικές κατευθύνσεις για την περαιτέρω ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης στις τραπεζικές λειτουργίες.

2

Τεχνητή Νοημοσύνη και Τράπεζες

Η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει εκτεταμένες εφαρμογές σε πολλούς τομείς της κοινωνίας και της οικονομίας, συμπεριλαμβανομένου του χρηματοπιστωτικού τομέα. Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζονται οι βασικές αρχές και έννοιες της Τεχνητής Νοημοσύνης, με έμφαση στις τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται τόσο από τις παραδοσιακές τράπεζες όσο και από τις εταιρείες τεχνολογίας χρηματοπιστωτικών υπηρεσιών (fintech). Ο όρος fintech αναφέρεται σε επιχειρήσεις που αξιοποιούν τεχνολογικές καινοτομίες για την παροχή χρηματοοικονομικών υπηρεσιών, όπως ηλεκτρονικές πληρωμές και ψηφιακές πλατφόρμες διαχείρισης οικονομικών. Σκοπός αυτού του κεφαλαίου είναι να προσφέρει μια συνολική θεώρηση των βασικών αρχών της Τεχνητής Νοημοσύνης και των τεχνολογιών που τη στηρίζουν. Ιδιαίτερη αναφορά γίνεται σε τεχνολογίες όπως η Μηχανική Μάθηση και η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, καθώς και στην Ανάλυση Συναισθημάτων, εξετάζοντας πώς αυτές λειτουργούν και ποιες είναι οι θεωρητικές τους βάσεις. Συμπερασματικά, το παρόν κεφάλαιο συγκεντρώνει όλη τη θεωρητική γνώση που απαιτείται για την ουσιαστική κατανόηση της διπλωματικής εργασίας.

2.1 Ορισμός και Υποκατηγορίες

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί έναν κλάδο της επιστήμης των υπολογιστών, ο οποίος επικεντρώνεται στην ανάπτυξη συστημάτων που είναι σε θέση να εκτελούν καθήκοντα που παραδοσιακά απαιτούν ανθρώπινη νοημοσύνη. Τα καθήκοντα αυτά περιλαμβάνουν την αναγνώριση μοτίβων, τη μάθηση από δεδομένα, τη λήψη αποφάσεων, την κατανόηση και παραγωγή φυσικής γλώσσας, καθώς και την επεξεργασία οπτικών και ηχητικών πληροφοριών. Τα συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης αξιοποιούν αλγορίθμους και μαθηματικά μοντέλα προκειμένου να μιμηθούν τις γνωστικές λειτουργίες του ανθρώπινου εγκεφάλου, επιδιώκοντας την αυτοματοποίηση σύνθετων διαδικασιών.

Οι βασικές κατηγορίες της Τεχνητής Νοημοσύνης περιλαμβάνουν:

1. Στενή Τεχνητή Νοημοσύνη (Narrow AI): Πρόκειται για την πιο κοινή μορφή Τεχνητής Νοημοσύνης, η οποία επικεντρώνεται στην εκτέλεση συγκεκριμένων, περιορισμένων καθηκόντων. Οι εφαρμογές της Στενής Τεχνητής Νοημοσύνης περιορίζονται σε καθορισμένα πεδία δράσης, όπως η αναγνώριση προσώπου ή η ανάλυση δεδομένων συναλλαγών. Στον τραπεζικό τομέα, η Στενή Τεχνητή Νοημοσύνη χρησιμοποιείται για

την ανίχνευση απάτης, την εξυπηρέτηση πελατών μέσω Chatbots και την αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου.

2. Γενική Τεχνητή Νοημοσύνη (Artificial General Intelligence - AGI): Η Γενική Τεχνητή Νοημοσύνη αφορά την ανάπτυξη συστημάτων που θα μπορούσαν να εκτελούν οποιαδήποτε γνωστική εργασία μπορεί να εκτελέσει ένας άνθρωπος. Παρόλο που αυτή η μορφή Τεχνητής Νοημοσύνης βρίσκεται ακόμα σε ερευνητικό στάδιο, δεν έχει πρακτικές εφαρμογές στον τραπεζικό τομέα.
3. Μηχανική Μάθηση (Machine Learning): Πρόκειται για μια βασική κατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης, η οποία επιτρέπει στα συστήματα να βελτιώνουν την απόδοσή τους μέσω εμπειρίας. Η Μηχανική Μάθηση διακρίνεται σε τρεις υποκατηγορίες:
 1. Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning), όπου το σύστημα εκπαιδεύεται με επισημασμένα δεδομένα προκειμένου να προβλέψει μελλοντικά αποτελέσματα. Ακολουθεί η παρουσίαση των τεχνικών επιβλεπόμενης μάθησης που θα μελετηθούν στη διπλωματική αυτή εργασία.
 - Οι Υποστηρικτικές Μηχανές Διανυσμάτων (Support Vector Machines - SVMs), αποτελούν μία από τις πιο διαδεδομένες τεχνικές επιβλεπόμενης μηχανικής μάθησης που χρησιμοποιούνται για ταξινόμηση και παλινδρόμηση. Η κύρια ιδέα πίσω από τις SVMs είναι η εύρεση του βέλτιστου υπερεπιπέδου που διαχωρίζει τα δεδομένα σε διαφορετικές κατηγορίες με τον μέγιστο δυνατό περιθώριο. Το υπερεπίπεδο αυτό είναι το αποτέλεσμα της βελτιστοποίησης ενός μη γραμμικού προβλήματος, το οποίο χρησιμοποιεί έναν πυρήνα (kernel) για να χαρτογραφήσει τα δεδομένα σε έναν υψηλότερο διαστατικό χώρο, όπου ο διαχωρισμός των δεδομένων γίνεται γραμμικά εφικτός. Οι υποστηρικτικές μηχανές διανυσμάτων στηρίζονται στην αρχή της εύρεσης των υποστηρικτικών διανυσμάτων, τα οποία είναι τα δεδομένα που βρίσκονται κοντά στο όριο απόφασης και επηρεάζουν άμεσα τη θέση και τον προσανατολισμό του υπερεπιπέδου.
 - Η Gradient Boosting είναι τεχνική ενίσχυσης η οποία συνδυάζει αδύναμα μοντέλα (weak learners) για τη δημιουργία ενός ισχυρού μοντέλου. Βασίζεται στην ιδέα της σταδιακής βελτίωσης του μοντέλου, προσθέτοντας νέα δέντρα αποφάσεων σε κάθε βήμα και βελτιστοποιώντας τη διαδικασία. Η τεχνική αυτή παρέχει ακριβείς προβλέψεις, ειδικά σε σύνολα δεδομένων με πολλές μεταβλητές.
 2. Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning), όπου το σύστημα ανακαλύπτει μοτίβα και συσχετίσεις στα δεδομένα χωρίς επισημάνσεις.

Ακολουθεί η ανάλυση του θεωρητικού υπόβαθρου των μεθόδων μη επιβλεπόμενης μάθησης που θα εξεταστούν στη διπλωματική αυτή εργασία.

- Ο K-means clustering είναι ένας αλγόριθμος μη επιβλεπόμενης μάθησης, ο οποίος χρησιμοποιείται για την ομαδοποίηση (clustering) δεδομένων σε K ομάδες. Ο αλγόριθμος αποσκοπεί στη μεγιστοποίηση της ομοιογένειας εντός των ομάδων και στη μεγιστοποίηση της διαφοράς μεταξύ των ομάδων, χρησιμοποιώντας ως μέτρο την Ευκλείδεια απόσταση. Οι ομάδες προκύπτουν με βάση την ελάχιστη απόσταση των δεδομένων από το πλησιέστερο κέντρο βάρους, το οποίο αναπροσαρμόζεται συνεχώς κατά την διάρκεια των επαναληπτικών διαδικασιών του αλγορίθμου. Ένα από τα κύρια ζητήματα που αντιμετωπίζει το K-means είναι η επιλογή των αρχικών κέντρων βάρων, καθώς μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικά αποτελέσματα ανάλογα με τις αρχικές συνθήκες.
 - Η Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis - PCA) είναι μια στατιστική μέθοδος που ανήκει στην κατηγορία της μη επιβλεπόμενης μάθησης. Σκοπός της είναι η μείωση της διάστασης των πολυδιάστατων δεδομένων, μετατρέποντας έναν μεγάλο αριθμό συσχετιζόμενων μεταβλητών σε ένα μικρότερο σύνολο από μη συσχετιζόμενες μεταβλητές, γνωστές ως κύριες συνιστώσες. Η PCA αναλύει τη δομή των δεδομένων μέσω της στατιστικής ανάλυσης του πίνακα συνδιακύμανσης, αναζητώντας τις κατευθύνσεις με την υψηλότερη διασπορά. Αυτές οι κατευθύνσεις προκύπτουν από τα ιδιοδιανύσματα και τις ιδιοτιμές του πίνακα. Με αυτόν τον τρόπο, επιτυγχάνεται η διατήρηση της μέγιστης δυνατής πληροφορίας από τα αρχικά δεδομένα, διευκολύνοντας την οπτικοποίηση και την ανάλυσή τους. Αν και η PCA προσφέρει σημαντικά πλεονεκτήματα, όπως η ικανότητα να αποκαλύπτει κρυφές σχέσεις στα δεδομένα, έχει και περιορισμούς. Ειδικότερα, μπορεί να είναι ευαίσθητη σε ακραίες τιμές και η γραμμικότητά της μπορεί να περιορίσει την αποτελεσματικότητά της σε πιο σύνθετες, μη γραμμικές σχέσεις στα δεδομένα.
3. Ενισχυτική Μάθηση (Reinforcement Learning), όπου το σύστημα μαθαίνει μέσω δοκιμών και σφαλμάτων, βελτιώνοντας τις αποφάσεις του με βάση τα κέρδη και τις ζημιές. Στη συνέχεια, αναπτύσσεται το θεωρητικό πλαίσιο των τεχνικών μη επιβλεπόμενης μάθησης που θα εξεταστούν στη διπλωματική μας εργασία.
- Η Q-learning είναι μια τεχνική ενισχυτικής μάθησης. Η βασική ιδέα της Q-learning είναι η εκτίμηση της συνάρτησης αξίας Q, η οποία προσδιορίζει την ποιότητα μιας ενέργειας σε ένα συγκεκριμένο

περιβάλλον. Η συνάρτηση Q παρέχει μια εκτίμηση της αξίας του να εκτελέσει κανείς μια συγκεκριμένη ενέργεια σε μια δεδομένη κατάσταση, επιτρέποντας στον πράκτορα να αποφασίσει ποιες ενέργειες είναι οι πιο ωφέλιμες για να επιτευχθεί ο επιθυμητός στόχος. Μια από τις κύριες λειτουργίες της Q-learning είναι η χρήση της εξίσωσης εκμάθησης με βάση τη διαφορά χρονικής απόκλισης (temporal difference learning). Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει τη συνεχή ενημέρωση των εκτιμήσεων της αξίας με κάθε αλληλεπίδραση του πράκτορα με το περιβάλλον, καθιστώντας τη μέθοδο ιδιαίτερα ευέλικτη και ικανή να προσαρμόζεται σε δυναμικά περιβάλλοντα.

- ο Το XGBoost (Extreme Gradient Boosting) είναι μια προηγμένη τεχνική μηχανικής μάθησης που ανήκει στην κατηγορία των μεθόδων ενίσχυσης (boosting methods). Η μέθοδος αυτή συνδυάζει αδύναμα μοντέλα (weak learners), συνήθως δέντρα αποφάσεων, για τη δημιουργία ενός ισχυρού προγνωστικού μοντέλου. Βασίζεται στην αρχή του Gradient Boosting, η οποία περιλαμβάνει τη σταδιακή προσθήκη νέων δέντρων σε κάθε βήμα εκπαίδευσης με σκοπό τη βελτίωση της συνολικής απόδοσης του μοντέλου. Το XGBoost εφαρμόζει διάφορες τεχνικές, όπως η κανονικοποίηση (regularization) και η ενσωμάτωσή του με τεχνικές βελτιστοποίησης, που ενισχύουν την ταχύτητα και την αποδοτικότητα της διαδικασίας εκπαίδευσης. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει στο XGBoost να διαχειρίζεται μεγάλα σύνολα δεδομένων και να παράγει ακριβείς προβλέψεις σε εφαρμογές που απαιτούν υψηλή απόδοση.

4. Βαθιά Μάθηση (Deep Learning): Μια υποκατηγορία της Μηχανικής Μάθησης, η οποία χρησιμοποιεί πολυεπίπεδα νευρωνικά δίκτυα για την επεξεργασία μεγάλων συνόλων δεδομένων. Η Βαθιά Μάθηση εφαρμόζεται κυρίως στην αναγνώριση εικόνας, στην επεξεργασία φυσικής γλώσσας και στην ανάλυση μεγάλων δεδομένων στον τραπεζικό τομέα, βελτιώνοντας τις δυνατότητες εξατομικευμένων υπηρεσιών και την ανίχνευση μοτίβων απάτης. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) αποτελούν τη βασική δομή της Βαθιάς Μάθησης και είναι σχεδιασμένα για να μιμούνται τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου. Αποτελούνται από πολλαπλά επίπεδα νευρώνων, όπου κάθε επίπεδο επεξεργάζεται τα δεδομένα και μεταβιβάζει τις πληροφορίες στο επόμενο. Αυτή η δομή καθιστά τα ANN ιδιαίτερα ικανά στην αναγνώριση προτύπων και τη λήψη αποφάσεων βασισμένων σε δεδομένα. Τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNN) είναι μια ειδική κατηγορία των ANN, κατάλληλη για την επεξεργασία ακολουθιακών δεδομένων, όπως οι χρονικές σειρές. Στα RNN, οι συνδέσεις μεταξύ των νευρώνων επιτρέπουν την αποθήκευση

πληροφοριών από προηγούμενα βήματα, διευκολύνοντας την ανάλυση δεδομένων που εξαρτώνται από το χρόνο ή τη σειρά τους. Αυτό τα καθιστά ιδιαίτερα χρήσιμα σε εφαρμογές όπως η ανάλυση χρηματοοικονομικών τάσεων και η πρόβλεψη πιστωτικού κινδύνου. Η Long Short-Term Memory (LSTM) είναι μια εξελιγμένη αρχιτεκτονική επαναλαμβανόμενων νευρωνικών δικτύων (RNN) που έχει σχεδιαστεί για να αντιμετωπίζει τις προκλήσεις που προκύπτουν από την εκπαίδευση και την πρόβλεψη σε ακολουθιακά δεδομένα. Αυτή η αρχιτεκτονική είναι ιδιαίτερα χρήσιμη σε εφαρμογές που απαιτούν διατήρηση πληροφοριών για παρατεταμένα χρονικά διαστήματα. Η βασική καινοτομία της LSTM είναι η ενσωμάτωσή ενός μηχανισμού μνήμης που επιτρέπει την αποθήκευση και ανάκτηση κρίσιμων πληροφοριών σε διάφορα χρονικά βήματα. Αυτό επιτυγχάνεται μέσω τριών πυλών ελέγχου: της πύλης εισόδου, της πύλης λήθης και της πύλης εξόδου. Αυτές οι πύλες διαχειρίζονται την ροή των πληροφοριών, επιτρέποντας στο δίκτυο να «θυμάται» και να «ξεχνά» σημαντικά δεδομένα σύμφωνα με τις απαιτήσεις της εκάστοτε εφαρμογής. Τα Συνελικτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN), από την άλλη πλευρά, είναι σχεδιασμένα κυρίως για την ανάλυση εικόνας και βίντεο, αξιοποιώντας τις συνέλιξεις (convolutions) για να εξάγουν χαρακτηριστικά από δεδομένα υψηλής διάστασης. Τα CNN είναι ικανά να ανιχνεύουν τοπικά πρότυπα σε εικόνες και χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές όπως η αναγνώριση προσώπων και η αυτόματη κατηγοριοποίηση εικόνων. Αν και η κύρια χρήση τους είναι στο πεδίο της οπτικής πληροφορίας, οι τεχνικές τους έχουν αρχίσει να εφαρμόζονται και σε άλλες περιοχές, συμπεριλαμβανομένης της χρηματοοικονομικής ανάλυσης.

- Τα Deep Q-Networks (DQNs) αποτελούν μια επέκταση του Q-learning με τη χρήση Βαθιάς μάθησης. Αυτή η τεχνική χρησιμοποιεί βαθιά νευρωνικά δίκτυα για την εκτίμηση της συνάρτησης αξίας Q σε περιβάλλοντα όπου οι παραδοσιακές προσεγγίσεις του Q-learning ενδέχεται να αποτύχουν. Η εισαγωγή των DQNs έχει επιφέρει σημαντικές βελτιώσεις στη διαδικασία εκμάθησης. Ένα από τα βασικά χαρακτηριστικά τους είναι η επανάληψη εμπειρίας (experience replay), η οποία επιτρέπει την αποθήκευση και την επαναχρησιμοποίηση προηγούμενων αλληλεπιδράσεων για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου. Αυτό βοηθά στην καλύτερη εκτίμηση της συνάρτησης αξίας, μειώνοντας τη συσχέτιση μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης. Επιπλέον, τα DQNs χρησιμοποιούν τη σταθεροποίηση του στόχου μέσω ενός ξεχωριστού δικτύου στόχου, το οποίο παρέχει σταθερές εκτιμήσεις της αξίας Q κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης, ελαχιστοποιώντας τις διακυμάνσεις που μπορεί να προκύψουν λόγω της ενημέρωσης του κυρίως δικτύου.

5. Γενεσιουργή Τεχνητή Νοημοσύνη (Generative AI): Πρόκειται για μια σχετικά νέα εξέλιξη στον τομέα της Τεχνητής Νοημοσύνης, η οποία επιτρέπει τη δημιουργία νέου περιεχομένου, όπως κείμενα, εικόνες ή βίντεο, βάσει των δεδομένων που έχουν εκπαιδευτεί τα συστήματα. Η Γενεσιουργή Τεχνητή Νοημοσύνη χρησιμοποιεί τεχνικές όπως οι Γεννητικές Αντιπαραθετικές Δικτυώσεις (GANs) και οι Αυτόματοι Κωδικοποιητές Μεταβλητότητας (VAEs). Οι Αυτόματοι Κωδικοποιητές (autoencoders) είναι νευρωνικά δίκτυα που συμπιέζουν τα δεδομένα σε μια χαμηλής διάστασης αναπαράσταση και στη συνέχεια αναπαράγουν τα αρχικά δεδομένα από αυτήν, αποτελώντας μια βασική τεχνική στην ανάλυση και αναπαραγωγή δεδομένων. Οι GANs περιλαμβάνουν δύο νευρωνικά δίκτυα με στόχο τη δημιουργία ψευδών παρατηρήσεων που μοιάζουν με τις πραγματικές. Από την άλλη, οι VAEs είναι μια εξελιγμένη μορφή αυτόματων κωδικοποιητών που επιτρέπουν τη δημιουργία νέων δεδομένων μέσω στατιστικών προσεγγίσεων. Στον τραπεζικό τομέα, η Γενεσιουργή Τεχνητή Νοημοσύνη χρησιμοποιείται για τη δημιουργία προσομοιώσεων ανάλυσης κινδύνων και προβλέψεων σεναρίων αγοράς. [1] [2]
6. Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP): Αυτή η υποκατηγορία της Τεχνητής Νοημοσύνης επιτρέπει στα συστήματα να κατανοούν, να επεξεργάζονται και να παράγουν φυσική γλώσσα. Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας χρησιμοποιείται ευρέως στον τραπεζικό τομέα για τη δημιουργία αυτοματοποιημένων συστημάτων εξυπηρέτησης πελατών (Chatbots), την αυτόματη ανάλυση εγγράφων και την ανάλυση συναισθημάτων σε αλληλεπιδράσεις πελατών.

2.2 Εφαρμογές Τεχνητής Νοημοσύνης στον Τραπεζικό Τομέα

Οι εφαρμογές της Τεχνητής Νοημοσύνης στον χρηματοπιστωτικό τομέα είναι ποικίλες και καλύπτουν ένα ευρύ φάσμα δραστηριοτήτων. Οι κύριες Εφαρμογές της Τεχνητής Νοημοσύνης περιλαμβάνουν:

Ανίχνευση Απάτης και Διαχείριση Κινδύνων

Οι τράπεζες αντιμετωπίζουν συνεχείς προκλήσεις όσον αφορά την ανίχνευση και πρόληψη της απάτης. Με την χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης, τα συστήματα ανίχνευσης απάτης μπορούν να αναλύσουν τεράστιους όγκους δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, εντοπίζοντας ύποπτες συναλλαγές και ασυνήθιστες συμπεριφορές με μεγαλύτερη ακρίβεια. Τα Συνελκτικά Νευρωνικά Δίκτυα (CNN) και τα Επαναλαμβανόμενα Νευρωνικά Δίκτυα (RNNs) χρησιμοποιούνται για να εντοπίσουν μοτίβα απάτης σε συναλλαγές, ενώ οι Αυτόματοι Κωδικοποιητές (Autoencoders) βοηθούν στην αναγνώριση ανωμαλιών που δεν ανταποκρίνονται στα συνήθη πρότυπα συμπεριφοράς.

Αξιολόγηση Πιστοληπτικής Ικανότητας και Διαχείριση Δανείων

Η αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των πελατών αποτελεί κρίσιμο στοιχείο για τις τράπεζες, καθώς σχετίζεται άμεσα με τη λήψη αποφάσεων για την παροχή δανείων και την αποφυγή κινδύνων αθέτησης. Η Τεχνητή Νοημοσύνη επιτρέπει στις τράπεζες να χρησιμοποιούν πιο σύνθετα και αποτελεσματικά μοντέλα για την ανάλυση δεδομένων πελατών, όπως ιστορικό πληρωμών, οικονομικές δραστηριότητες και άλλα δημογραφικά στοιχεία. Μέσω αλγορίθμων μηχανικής μάθησης όπως οι Support Vector Machines (SVMs), οι τράπεζες μπορούν να δημιουργήσουν προβλέψεις με υψηλό βαθμό ακρίβειας, μειώνοντας έτσι τον κίνδυνο αθέτησης δανείων και ενισχύοντας τη διαχείριση των χαρτοφυλακίων τους.

Εξατομικευμένες Υπηρεσίες και Εμπειρία Πελατών

Η εξατομίκευση των υπηρεσιών και η βελτίωση της εμπειρίας του πελάτη έχουν καταστεί δυνατές μέσω των Chatbots, τα οποία στηρίζονται κυρίως στην τεχνολογία Επεξεργασίας Φυσικής Γλώσσας. Τα Chatbots είναι σε θέση να αλληλοεπιδρούν με πελάτες, να απαντούν σε ερωτήσεις, να διαχειρίζονται συναλλαγές και να προτείνουν προϊόντα ή υπηρεσίες βάσει των αναγκών του κάθε πελάτη. Αυτό βελτιώνει την εμπειρία του χρήστη επιτρέποντας στις τράπεζες να λειτουργούν πιο αποτελεσματικά, μειώνοντας τον χρόνο αναμονής και το κόστος εξυπηρέτησης.

Αυτοματοποιημένη Διαχείριση Επενδύσεων (Robo-Advisors)

Οι robo-advisors είναι εργαλεία επενδυτικής συμβουλευτικής που χρησιμοποιούν αλγόριθμους Τεχνητής Νοημοσύνης για να παρέχουν οικονομικές συμβουλές και διαχείριση επενδύσεων χωρίς την ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης. Αυτά τα συστήματα αξιολογούν τα δεδομένα της αγοράς και το προφίλ κινδύνου των πελατών για να δημιουργήσουν εξατομικευμένες επενδυτικές στρατηγικές, προσαρμόζοντας συνεχώς τις αποφάσεις με βάση τις μεταβολές των αγορών και τα οικονομικά δεδομένα. Οι robo-advisors έχουν καταστήσει τις επενδυτικές υπηρεσίες προσβάσιμες σε ένα ευρύτερο κοινό, παρέχοντας υπηρεσίες υψηλού επιπέδου με χαμηλότερο κόστος.

Διαχείριση Λειτουργικών Κινδύνων και Συμμόρφωσης (AML Systems)

Η διαχείριση των λειτουργικών κινδύνων και η συμμόρφωση με κανονιστικά πλαίσια αποτελούν κρίσιμα ζητήματα για τις τράπεζες. Τα συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης για τον έλεγχο της νομιμοποίησης εσόδων από παράνομες δραστηριότητες (Anti-Money Laundering - AML systems) χρησιμοποιούν αλγόριθμους ανίχνευσης για τον εντοπισμό σύνθετων συναλλαγών και τη χαρτογράφηση σχέσεων μεταξύ ατόμων και εταιρειών που μπορεί να εμπλέκονται σε παράνομες δραστηριότητες. Οι τεχνικές αυτές ενισχύουν τη δυνατότητα των τραπεζών να προσαρμόζονται ταχύτερα και να ανταποκρίνονται σε ρυθμιστικές απαιτήσεις με μεγαλύτερη ακρίβεια και συνέπεια.

2.3 Chatbots: Τεχνικές και Συστήματα

Τα Chatbots που χρησιμοποιούνται στις τράπεζες βασίζονται σε διάφορες τεχνολογίες, όπως:

Μηχανική Μάθηση (Machine Learning): Χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την ικανότητα του Chatbot να κατανοεί και να ανταποκρίνεται σε σύνθετες ερωτήσεις μέσω συνεχούς μάθησης από τις αλληλεπιδράσεις με τους πελάτες. [3]

Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP): Επιτρέπει στα Chatbots να κατανοούν και να επεξεργάζονται την ανθρώπινη γλώσσα με φυσικό τρόπο, καθιστώντας τις συνομιλίες πιο ομαλές και αποτελεσματικές. [4]

Ανάλυση Συναισθημάτων (Sentiment Analysis): Επιτρέπει στα Chatbots να αναγνωρίζουν και να ανταποκρίνονται στα συναισθήματα των πελατών, βελτιώνοντας την εμπειρία χρήστη. [5]

Αναλυτική Προβλεψιμότητα (Predictive Analytics): Χρησιμοποιεί ιστορικά δεδομένα και τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για να προβλέψει τις μελλοντικές ανάγκες των πελατών και να προσφέρει εξατομικευμένες προτάσεις. Μέσω της ανάλυσης μοτίβων στη συμπεριφορά των χρηστών, τα Chatbots μπορούν να προβλέπουν πιθανές ερωτήσεις ή προβλήματα και να προσαρμόζουν δυναμικά τις απαντήσεις τους, βελτιώνοντας έτσι την αλληλεπίδραση και την εμπειρία του πελάτη.

2.3.1 Μηχανική Μάθηση και Chatbots

Σε αυτή την ενότητα, θα αναλύσουμε την εφαρμογή της Μηχανικής Μάθησης στα τραπεζικά Chatbots, εστιάζοντας στον τρόπο λειτουργίας τους και στις κύριες διαδικασίες που εμπλέκονται.

Ο λειτουργικός μηχανισμός των τραπεζικών Chatbots που βασίζονται στη Μηχανική Μάθηση περιλαμβάνει τρεις βασικούς πυλώνες: την εκπαίδευση, την ανάλυση μοτίβων και τη συνεχή βελτίωση της απόδοσης. Αρχικά, τα Chatbots εκπαιδεύονται χρησιμοποιώντας μεγάλα σύνολα δεδομένων που περιλαμβάνουν συνομιλίες, ερωτήσεις και απαντήσεις από πελάτες. Μέσω αυτής της εκπαιδευτικής διαδικασίας, το σύστημα αποκτά τη δυνατότητα να κατανοεί διαφορετικές μορφές ερωτήσεων και να παρέχει ακριβείς και σχετικές απαντήσεις. Τα δεδομένα αναλύονται και κατηγοριοποιούνται, επιτρέποντας στο Chatbot να «μαθαίνει» από αυτές τις αλληλεπιδράσεις και να βελτιώνει διαρκώς την απόδοσή του, αξιοποιώντας αλγόριθμους όπως τα νευρωνικά δίκτυα και τις τεχνικές κατηγοριοποίησης.

Στη συνέχεια, μέσω της ανάλυσης μοτίβων, τα Chatbots αποκτούν την ικανότητα να αναγνωρίζουν επαναλαμβανόμενα προβλήματα και να προσφέρουν προσαρμοσμένες λύσεις. Συγκεκριμένα, αν πολλοί πελάτες ρωτούν πώς να αλλάξουν το PIN της κάρτας τους, το Chatbot

μπορεί να εντοπίσει αυτήν την επαναλαμβανόμενη ανάγκη και να προτείνει την κατάλληλη διαδικασία αυτόματα. Επιπλέον, αυτή η ανάλυση επιτρέπει στο Chatbot να εντοπίζει ανωμαλίες στη συμπεριφορά των πελατών, οι οποίες θα μπορούσαν να υποδηλώνουν απάτη ή άλλες απειλές.

Η βελτίωση της απόδοσης είναι επίσης ένα κρίσιμο χαρακτηριστικό των Chatbots που βασίζονται στη Μηχανική Μάθηση. Μέσω της συνεχούς συλλογής και ανάλυσης δεδομένων από αλληλεπιδράσεις, τα Chatbots μαθαίνουν να ανταποκρίνονται με μεγαλύτερη ακρίβεια σε σύνθετες ερωτήσεις. Αυτή η βελτίωση επιτυγχάνεται μέσω της ενημέρωσης των μοντέλων Μηχανικής Μάθησης με νέα δεδομένα και της εφαρμογής πιο εξελιγμένων αλγορίθμων, που αυξάνουν την αποτελεσματικότητα των παρεχόμενων απαντήσεων.

Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης, όπως οι SVMs εκπαιδεύουν τα Chatbots να προβλέπουν τις κατάλληλες απαντήσεις βάσει προηγούμενων συνομιλιών.

Οι αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης μάθησης, όπως το K-means clustering και η ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal Component Analysis, PCA), βοηθούν στην αναγνώριση μοτίβων και τάσεων στα δεδομένα χωρίς προκαθορισμένες κατηγορίες.

Επιπλέον, οι αλγόριθμοι ενισχυτικής μάθησης, όπως το Q-learning και τα Deep Q-Networks (DQN), βελτιώνουν την απόδοση του Chatbot μέσω ενός συστήματος ανταμοιβών και ποινών, επιτρέποντας την παροχή πιο εξατομικευμένων απαντήσεων. [3]

2.3.2 Ανάλυση Συναισθημάτων και Chatbots

Η Ανάλυση Συναισθημάτων (Sentiment Analysis) αποτελεί τεχνολογία αιχμής που επιτρέπει στα τραπεζικά Chatbots να κατανοούν και να ανταποκρίνονται στα συναισθήματα των πελατών, προσφέροντας έτσι μια πιο ολοκληρωμένη και βελτιωμένη εμπειρία χρήστη.

Η Ανάλυση Συναισθημάτων χρησιμοποιεί διάφορες τεχνικές για την κατανόηση των συναισθηματικών αποχρώσεων στο κείμενο.

Μία από τις κύριες προσεγγίσεις είναι οι Λεξιλογικές Μέθοδοι (Lexicon-Based Approaches), οι οποίες βασίζονται στη χρήση προεπιλεγμένων λεξιλογίων που περιέχουν λέξεις και φράσεις με προκαθορισμένες συναισθηματικές τιμές. Κάθε λέξη στο κείμενο βαθμολογείται σύμφωνα με αυτές τις τιμές και, στη συνέχεια, υπολογίζεται το συνολικό συναίσθημα του κειμένου. Αυτή η μέθοδος είναι απλή και γρήγορη, αλλά μπορεί να μην εντοπίζει πάντα τις λεπτές συναισθηματικές αποχρώσεις.

Η αρχιτεκτονική Transformers, που εισήχθη το 2017 αποτέλεσε τη βάση για την ανάπτυξη προηγμένων μοντέλων φυσικής γλώσσας όπως το BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) και το mBERT (Multilingual BERT). Αυτά τα δίκτυα έχουν τη δυνατότητα να κατανοούν το κείμενο και να ανιχνεύουν λεπτές συναισθηματικές

αποχρώσεις στο κείμενο. Η καινοτομία αυτής της αρχιτεκτονικής βασίζεται στη χρήση της μηχανισμού προσοχής (attention mechanism), που επιτρέπει στο μοντέλο να δίνει βάρος σε διαφορετικές λέξεις του κειμένου κατά την επεξεργασία του. Αυτό επιτρέπει την αναγνώριση σχέσεων και συσχετίσεων μεταξύ λέξεων σε οποιαδήποτε θέση του κειμένου, ανεξάρτητα από την απόστασή τους. Ο μηχανισμός προσοχής λειτουργεί μέσω της υπολογιστικής αξιολόγησης του πόσο σημαντική είναι κάθε λέξη σε σχέση με τις άλλες, επιτρέποντας στο μοντέλο να εστιάζει στις πιο σχετικές πληροφορίες. Η αρχιτεκτονική αποτελείται από κωδικοποιητές (encoders) και αποκωδικοποιητές (decoders), όπου οι κωδικοποιητές επεξεργάζονται την είσοδο και οι αποκωδικοποιητές χρησιμοποιούνται για την παραγωγή της εξόδου.

Το BERT αναπτύχθηκε από την Google και εισήγαγε μια νέα προσέγγιση στην κατανόηση της γλώσσας. Ενώ τα παραδοσιακά μοντέλα NLP εκπαιδευαν τις λέξεις σε μια γραμμική κατεύθυνση (από αριστερά προς τα δεξιά ή το αντίστροφο), το BERT υιοθέτησε μια δίδυμη κατεύθυνση (bidirectional), που του επιτρέπει να κατανοεί το πλαίσιο των λέξεων από όλες τις πλευρές. Αυτή η ικανότητα επιτρέπει την αναγνώριση των διαφορετικών σημασιών που μπορεί να έχει μια λέξη ανάλογα με τις λέξεις που την περιβάλλουν.

Σύμφωνα με την έρευνα [5], η Βαθιά Μάθηση προσφέρει προηγμένες μεθόδους ανάλυσης συναισθημάτων, χρησιμοποιώντας πολύπλοκα νευρωνικά δίκτυα όπως τα LSTM (Long Short-Term Memory) και τα BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers). Χαρακτηριστικά, το BERT, όπως επισημαίνεται στην ίδια μελέτη, έχει εκπαιδευτεί σε μεγάλα σύνολα δεδομένων και προσφέρει εξαιρετική ακρίβεια στην ανάλυση συναισθημάτων, λαμβάνοντας υπόψη συμφραζόμενα από τόσο τα προηγούμενα όσο και τα επόμενα τμήματα του κειμένου. Η ανάγκη για υποστήριξη διαφορετικών γλωσσών οδήγησε στην ανάπτυξη του mBERT, που είναι η πολυγλωσσική εκδοχή του BERT. Το mBERT έχει εκπαιδευτεί σε δεδομένα από πολλές γλώσσες ταυτόχρονα και είναι ικανό να κατανοεί και να παράγει απαντήσεις σε διάφορες γλώσσες με μεγάλη ακρίβεια. Αυτή η προσέγγιση επιτρέπει στα μοντέλα Βαθιάς Μάθησης να αναλύουν με ακρίβεια ακόμα και τις πιο λεπτές συναισθηματικές διαφοροποιήσεις, κάτι που είναι κρίσιμο για τη βελτίωση της επικοινωνίας των Chatbots και άλλων τεχνολογικών εφαρμογών που βασίζονται στη φυσική γλώσσα.

Για την εφαρμογή της ανάλυσης συναισθημάτων, οι τράπεζες χρησιμοποιούν διάφορα συστήματα και εργαλεία. Τα Εργαλεία SaaS (Software as a Service) παρέχουν προκατασκευασμένα μοντέλα ανάλυσης συναισθημάτων που μπορούν να ενσωματωθούν σε υπάρχοντα συστήματα μέσω API. Αυτά τα εργαλεία προσφέρουν τη δυνατότητα προσαρμογής και εκπαίδευσης με βάση δεδομένα συγκεκριμένων βιομηχανιών.

Η Συναισθηματική Νοημοσύνη (Emotional AI) στην Τεχνητή Νοημοσύνη περιλαμβάνει την ανάπτυξη μοντέλων που έχουν τη δυνατότητα να αναγνωρίζουν και να ερμηνεύουν τα συναισθήματα των χρηστών, βασιζόμενα σε ανάλυση περιεχομένου και πολλαπλών δεδομένων

εισόδου, όπως κείμενο, φωνητικά χαρακτηριστικά και εκφράσεις προσώπου. Αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιούν τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για να αναλύουν τις συναισθηματικές ενδείξεις που περιέχονται στα δεδομένα, επιτρέποντας μια πιο ακριβή αναγνώριση των συναισθημάτων. Οι τράπεζες μπορούν επίσης να αναπτύξουν Προσαρμοσμένα Συστήματα (Custom Solutions) για την ανάλυση συναισθημάτων. Αυτά περιλαμβάνουν την ανάπτυξη και εκπαίδευση προσαρμοσμένων μοντέλων ανάλυσης συναισθημάτων που είναι ειδικά προσαρμοσμένα στις ανάγκες και τα δεδομένα της τράπεζας. Οι τράπεζες μπορούν να χρησιμοποιήσουν πλατφόρμες όπως το TensorFlow ή το PyTorch για την ανάλυση συναισθημάτων στα δεδομένα πελατών τους, επιτρέποντας μια πιο εξατομικευμένη προσέγγιση. Το TensorFlow, που αναπτύχθηκε από την Google, είναι ένα εργαλείο ιδανικό για τη δημιουργία σύνθετων μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης, επειδή προσφέρει σταθερότητα και μπορεί να διαχειριστεί μεγάλες ποσότητες δεδομένων. Από την άλλη πλευρά, το PyTorch χρησιμοποιείται κυρίως για ερευνητικούς σκοπούς και είναι πιο ευέλικτο για την ανάπτυξη νέων ιδεών, επειδή επιτρέπει την τροποποίηση του μοντέλου κατά τη διάρκεια της λειτουργίας του. Με την εφαρμογή αυτών των πλατφορμών, οι τράπεζες μπορούν να αναλύουν σχόλια και αξιολογήσεις των πελατών τους, εντοπίζοντας θετικά και αρνητικά συναισθήματα.

Η διαδικασία Ανάλυσης Συναισθημάτων περιλαμβάνει διάφορα στάδια, ξεκινώντας από τη συλλογή και προεπεξεργασία των δεδομένων. Η συλλογή δεδομένων γίνεται από διάφορες πηγές όπως τα social media, τα emails, τα chat logs και τις έρευνες πελατών. Στη συνέχεια, τα δεδομένα καθαρίζονται και προεπεξεργάζονται, αφαιρώντας θόρυβο όπως URLs και hashtags, για τη διασφάλιση της ποιότητας πριν από την ανάλυση.

Η εκπαίδευση και βελτιστοποίηση των μοντέλων ανάλυσης συναισθημάτων είναι το επόμενο στάδιο. Τα μοντέλα αυτά εκπαιδεύονται με τη χρήση προσημασμένων δεδομένων, δηλαδή δεδομένων που έχουν ήδη κατηγοριοποιηθεί, ώστε να μπορούν να μάθουν από αυτά και να προβλέπουν με μεγαλύτερη ακρίβεια. Για να αποφευχθεί το πρόβλημα της υπερπροσαρμογής (overfitting), όπου το μοντέλο αποδίδει καλά μόνο στα δεδομένα εκπαίδευσης αλλά όχι σε νέα δεδομένα, χρησιμοποιούνται τεχνικές cross-validation. Αυτές οι τεχνικές βοηθούν στο να διασφαλιστεί ότι το μοντέλο είναι σε θέση να γενικεύσει αποτελεσματικά, εξετάζοντας την απόδοσή του σε διαφορετικά σύνολα δεδομένων. Η συνεχής βελτιστοποίηση των αλγορίθμων γίνεται μέσω ανατροφοδότησης και νέων δεδομένων για την αύξηση της ακρίβειας και της απόδοσης.

Τέλος, τα συστήματα ανάλυσης συναισθημάτων ενσωματώνονται στα υπάρχοντα τραπεζικά συστήματα για την άμεση ανάλυση των συναισθημάτων σε πραγματικό χρόνο. Η συνεχής παρακολούθηση της απόδοσης των μοντέλων και η συλλογή ανατροφοδότησης από τους πελάτες συμβάλλουν στη βελτίωση των υπηρεσιών.

2.3.3 Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας και Chatbots

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP) περιλαμβάνει δύο βασικά υποσύνολα: την Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Understanding - NLU) και την Παραγωγή Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Generation - NLG).

Η Κατανόηση Φυσικής Γλώσσας (NLU) επικεντρώνεται στην ανάλυση και ερμηνεία της ανθρώπινης γλώσσας. Οι κύριες τεχνικές της NLU περιλαμβάνουν την ανάλυση σύνταξης, την ανάλυση σημασιολογίας και την αναγνώριση οντοτήτων.

1. Η Ανάλυση Σύνταξης (Syntax Analysis), εξετάζει τη γραμματική και τη δομή των προτάσεων για την αναγνώριση λέξεων-κλειδίων και φράσεων. Μέσω της συντακτικής ανάλυσης, το σύστημα εντοπίζει πώς οι λέξεις συνδέονται μεταξύ τους για να σχηματίσουν προτάσεις, βοηθώντας το Chatbot να κατανοήσει τη βασική δομή της γλώσσας.
2. Η Ανάλυση Σημασιολογίας (Semantic Analysis), εξετάζει το νόημα των λέξεων και των προτάσεων, περιλαμβάνοντας την αναγνώριση της πρόθεσης του χρήστη, επιτρέποντας στο Chatbot να κατανοεί όχι μόνο τι λέγεται αλλά και τι σημαίνει, καθιστώντας τις απαντήσεις του πιο σχετικές και ακριβείς.
3. Η Αναγνώριση Οντοτήτων (Entity Recognition), επικεντρώνεται στην αναγνώριση και εξαγωγή σημαντικών πληροφοριών από το κείμενο, όπως ονόματα, ημερομηνίες και αριθμοί λογαριασμών, βελτιώνοντας την αλληλεπίδραση με τους χρήστες.

Η Παραγωγή Φυσικής Γλώσσας (NLG) είναι η διαδικασία κατά την οποία τα Chatbots δημιουργούν απαντήσεις που είναι κατανοητές και σχετικές. Οι βασικές τεχνικές της NLG περιλαμβάνουν τη σύνθεση απαντήσεων και την προσαρμογή στυλ και τόνου.

1. Η Σύνθεση απαντήσεων (Response Generation), αφορά τη δημιουργία κατανοητών και σχετικών απαντήσεων βάσει της ανάλυσης της πρόθεσης του χρήστη. Μέσω αυτής της διαδικασίας, τα Chatbots μπορούν να παρέχουν συγκεκριμένες και χρήσιμες πληροφορίες στους χρήστες.
2. Η Προσαρμογή Στυλ και Τόνου (Style and Tone Adaptation), αφορά την προσαρμογή του τρόπου έκφρασης του Chatbot ώστε να ταιριάζει στο προφίλ του χρήστη και το περιβάλλον της συνομιλίας. Αυτό βοηθά τα Chatbots να επικοινωνούν με έναν τρόπο που είναι πιο προσιτός και φιλικός για τους χρήστες, ενισχύοντας την εμπειρία τους.

Σύμφωνα με μελέτη του [6], η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας αποτελεί βασικό παράγοντα στην επιτυχία των Chatbots, καθώς επιτρέπει τη φυσική αλληλεπίδραση με τους πελάτες. Αυτή η τεχνολογία, όπως τονίζεται στην ίδια μελέτη, βελτιώνει την εμπειρία των χρηστών μέσω της κατανόησης και παραγωγής ανθρώπινης γλώσσας, επιτρέποντας στα Chatbots να προσφέρουν ακριβείς και άμεσες απαντήσεις. Αυτό μειώνει τον χρόνο επίλυσης προβλημάτων και καθιστά

τις συνομιλίες πιο φυσικές και αποτελεσματικές. Επιπλέον, η έρευνα επισημαίνει ότι η συνεχής εξέλιξη της NLP υπόσχεται σημαντικές καινοτομίες στο μέλλον, οδηγώντας σε ακόμα πιο προηγμένα και ευφυή Chatbots, τα οποία θα ενσωματώνουν νέες τεχνικές μηχανικής μάθησης για τη βελτιστοποίηση των απαντήσεών τους.

2.4 Τεχνικές Ανίχνευσης Απάτης με Χρήση Τεχνητής

Νοημοσύνης

Σύμφωνα με μελέτη του [7], η τραπεζική απάτη αποτελεί μία από τις μεγαλύτερες προκλήσεις για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα στη σημερινή εποχή. Η συνεχής πρόοδος της τεχνολογίας και η αυξανόμενη χρήση ηλεκτρονικών συναλλαγών έχουν καταστήσει τις τεχνικές απάτης πιο εξελιγμένες, αναγκάζοντας τις τράπεζες να υιοθετήσουν νέες στρατηγικές για την ανίχνευση και την αποτροπή τους. Σε αυτό το πλαίσιο, η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει αναδειχθεί ως ένα από αποτελεσματικό εργαλείο για την καταπολέμηση της τραπεζικής απάτης, προσφέροντας λύσεις που ενισχύουν την ικανότητα των τραπεζών να εντοπίζουν απάτες σε πραγματικό χρόνο. Η παρακάτω ανάλυση παρουσιάζει τις τεχνικές για την ανίχνευση τραπεζικής απάτης, οι οποίες έχουν αποδειχθεί αποτελεσματικές στην αντιμετώπιση αυτής της σύγχρονης απειλής.

Οι αλγόριθμοι Support Vector Machines (SVMs) και Random Forest μπορούν να ανιχνεύσουν γνωστές μορφές απάτης με μεγάλη ακρίβεια, διαχωρίζοντας τα δεδομένα σε κατηγορίες και επιτρέποντας την ακριβή διάκριση μεταξύ δόλιων και μη δόλιων συναλλαγών.

Από την άλλη πλευρά, οι τεχνικές μη επιβλεπόμενης μάθησης (Unsupervised Learning) είναι χρήσιμες όταν δεν υπάρχουν προσημειωμένα δεδομένα και είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικές για την ανίχνευση ανωμαλιών στα δεδομένα.

Η ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised Learning), η οποία συνδυάζει στοιχεία από την επιβλεπόμενη και τη μη επιβλεπόμενη μάθηση, επιτρέπει τη χρήση μικρού αριθμού προσημειωμένων δεδομένων σε συνδυασμό με μη προσημειωμένα δεδομένα. Αυτό ενισχύει την ακρίβεια της ανίχνευσης, ειδικά σε περιπτώσεις όπου τα προσημειωμένα δεδομένα είναι περιορισμένα, επιτρέποντας την ανάπτυξη πιο ισχυρών μοντέλων που μπορούν να προσαρμοστούν σε νέες μορφές απάτης με μεγαλύτερη ακρίβεια. [8]

Τα νευρωνικά δίκτυα πολλαπλών επιπέδων είναι ικανά να αναγνωρίζουν σύνθετα μοτίβα στα δεδομένα με υψηλή ακρίβεια. Για παράδειγμα, τα CNN μπορούν να ανιχνεύσουν ασυνήθιστα μοτίβα συναλλαγών που μπορεί να υποδεικνύουν απάτη, όπως η ξαφνική αύξηση της αξίας των συναλλαγών ή η πραγματοποίηση συναλλαγών σε γεωγραφικές περιοχές όπου ο πελάτης δεν είχε δραστηριότητα στο παρελθόν.

Τα Recurrent Neural Networks (RNNs), και ειδικότερα τα Long Short-Term Memory (LSTM) μοντέλα μπορούν να ανιχνεύσουν αλλαγές στις συνήθειες των πελατών, όπως η ξαφνική αύξηση των δαπανών ή η μεταβολή του μοτίβου των συναλλαγών, που μπορεί να υποδεικνύουν απάτη.

Οι Autoencoders χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση ανωμαλιών μέσω της σύγκρισης της εισόδου και της εξόδου, προσφέροντας εξαιρετική ακρίβεια στην ανίχνευση νέων και άγνωστων μορφών απάτης.

Η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP) αποτελεί επίσης ένα σημαντικό εργαλείο στην καταπολέμηση της τραπεζικής απάτης, καθώς επιτρέπει την ανάλυση μη δομημένων δεδομένων κειμένου, όπως αλληλεπιδράσεις πελατών, αναρτήσεις στα μέσα κοινωνικής δικτύωσης και αρχεία καταγραφής συναλλαγών. [8]

Η ανάλυση συναισθήματος (Sentiment Analysis) χρησιμοποιείται για την ανάλυση των συναισθημάτων που εκφράζονται σε μη δομημένα κείμενα, όπως email ή αναρτήσεις στα κοινωνικά μέσα. Αυτή η τεχνική μπορεί να εντοπίσει ύποπτες συμπεριφορές, όπως ανησυχία ή πίεση, που μπορεί να σχετίζονται με δόλιες δραστηριότητες.

Η εξόρυξη κειμένου και η αναγνώριση οντοτήτων (Text Mining και Entity Recognition) χρησιμοποιούνται επίσης για την ανίχνευση και εξαγωγή συγκεκριμένων λέξεων, φράσεων ή οντοτήτων που μπορεί να σχετίζονται με απάτη, ενισχύοντας την ακρίβεια και την αποτελεσματικότητα των συστημάτων ανίχνευσης. [9]

Η ανίχνευση ανωμαλιών (Anomaly Detection) είναι επίσης θεμελιώδης για την ανίχνευση απάτης, καθώς επιτρέπει την αναγνώριση δραστηριοτήτων που αποκλίνουν από το φυσιολογικό. Μια τεχνική ανίχνευσης ανωμαλιών είναι ο Local Outlier Factor (LOF), που εντοπίζει σημεία δεδομένων που αποκλίνουν από το υπόλοιπο σύνολο, υποδεικνύοντας πιθανή απάτη. Ο LOF συγκρίνει την πυκνότητα του σημείου δεδομένων με την πυκνότητα των γειτονικών σημείων, εντοπίζοντας τα σημεία που μπορεί να υποδεικνύουν δόλιες ενέργειες.

Η ανάλυση κοινωνικών δικτύων (Social Network Analysis) χρησιμοποιείται για την ανάλυση των σχέσεων μεταξύ λογαριασμών, συναλλαγών και πελατών, εντοπίζοντας ύποπτα δίκτυα ή μοτίβα που σχετίζονται με απάτη. Αυτή η τεχνική είναι ιδιαίτερα αποτελεσματική στην ανίχνευση ξεπλύματος χρήματος ή κλοπής ταυτότητας.

Τα προσαρμοστικά μοντέλα ανίχνευσης απάτης προσαρμόζονται συνεχώς σε νέα δεδομένα και απειλές, βελτιώνοντας την ακρίβεια και μειώνοντας τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα. Αυτή η προσέγγιση είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την αντιμετώπιση νέων μορφών απάτης που εμφανίζονται συνεχώς. [9]

Συνοψίζοντας, η ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης στην ανίχνευση τραπεζικής απάτης έχει επιφέρει σημαντικές βελτιώσεις στην ακρίβεια, την ταχύτητα και την αποτελεσματικότητα

των συστημάτων ασφαλείας. Όταν χρησιμοποιούνται συνδυαστικά, οι προαναφερόμενες τεχνικές αποτελούν ένα ισχυρό εργαλείο για την αντιμετώπιση της σύγχρονης απάτης. Οι τράπεζες που επενδύουν σε αυτές τις τεχνολογίες είναι καλύτερα προετοιμασμένες να προστατεύσουν τους πελάτες τους και να ενισχύσουν την ασφάλεια των συναλλαγών τους.

2.5 Σύγκριση Αλγορίθμων *Random Forest* και *Gradient*

Boosting

Στη σύγχρονη ψηφιακή εποχή η ανάγκη για αποδοτικά και αξιόπιστα συστήματα ανίχνευσης απάτης και διαχείρισης κινδύνων έχει καταστεί κρίσιμη. Δύο από τους πιο διαδεδομένους αλγόριθμους στον τραπεζικό τομέα είναι ο *Random Forest* και ο *Gradient Boosting*.

Η επιλογή να μελετηθούν και να συγκριθούν αυτοί οι δύο αλγόριθμοι στη διπλωματική εργασία δικαιολογείται από την ανάγκη για βαθύτερη κατανόηση των δυνατοτήτων και των περιορισμών τους, με στόχο να διερευνηθεί ποιος αλγόριθμος είναι καταλληλότερος για διάφορες τραπεζικές εφαρμογές, όπως η ανίχνευση απάτης, η αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας και η διαχείριση κινδύνων.

2.5.1 *Ερμηνευσιμότητα των Αλγορίθμων*

Ο αλγόριθμος *Random Forest* ξεχωρίζει για την ικανότητά του να επεξεργάζεται μεγάλα σύνολα δεδομένων με πολλές μεταβλητές, παρέχοντας σταθερά και ακριβή αποτελέσματα. Η αποτελεσματικότητά του σε εφαρμογές όπως η ανίχνευση απάτης και η αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας τον καθιστά πολύτιμο εργαλείο για τη λήψη αποφάσεων στον τραπεζικό τομέα. Αντίθετα, ο *Gradient Boosting* υιοθετεί μια διαδοχική προσέγγιση, όπου κάθε νέο μοντέλο βελτιώνει τα λάθη του προηγούμενου. Αυτή η τεχνική προσφέρει υψηλή ακρίβεια, ειδικά σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα παρουσιάζουν σύνθετες και μη γραμμικές σχέσεις, καθιστώντας την ιδανική για εφαρμογές όπως η διαχείριση κινδύνων και η ανίχνευση σύνθετων μοτίβων απάτης.

Στον τραπεζικό τομέα, η ερμηνευσιμότητα των μοντέλων είναι εξίσου σημαντική με την ακρίβεια τους. Οι τράπεζες, λόγω των κανονιστικών απαιτήσεων και της ανάγκης για διαφάνεια, πρέπει να είναι σε θέση να εξηγούν τις αποφάσεις που προκύπτουν από τα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης, ιδιαίτερα σε ευαίσθητες περιοχές όπως η αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας.

Παρά την πολυπλοκότητά του, ο *Random Forest* προσφέρει ένα βαθμό ερμηνευσιμότητας, επιτρέποντας την ανάλυση της σημαντικότητας των μεταβλητών και τη διαφάνεια στη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Αντίθετα, ο *Gradient Boosting*, αν και μπορεί να προσφέρει

μεγαλύτερη ακρίβεια, παρουσιάζει αυξημένη πολυπλοκότητα λόγω της διαδοχικής φύσης της μάθησης, καθιστώντας την ερμηνεία των αποτελεσμάτων πιο δύσκολη.

2.5.2 Βελτιστοποίηση και Προσαρμογή Παραμέτρων

Η επιτυχία των αλγορίθμων αυτών εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη σωστή ρύθμιση των υπερπαραμέτρων τους. Συγκεκριμένα, στον Random Forest, ο αριθμός των δέντρων και το μέγεθος των φύλλων μπορούν να επηρεάσουν την ακρίβεια και την ταχύτητα του μοντέλου, ενώ στον Gradient Boosting, το learning rate και ο αριθμός των ενισχυτικών γύρων (boosting iterations) παίζουν καθοριστικό ρόλο στην απόδοση του μοντέλου. Η σωστή βελτιστοποίηση των παραμέτρων μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την απόδοση των αλγορίθμων, μειώνοντας την πιθανότητα υπερπροσαρμογής και βελτιώνοντας την ακρίβεια των προβλέψεων.

2.5.3 Υπολογιστική Αποδοτικότητα και Επεκτασιμότητα

Η υπολογιστική αποδοτικότητα παραμένει ένας σημαντικός παράγοντας στη χρήση αυτών των αλγορίθμων σε μεγάλα τραπεζικά δεδομένα. Ο Random Forest, παρά την ταχύτητά του, μπορεί να γίνει υπολογιστικά βαρύς όταν ο αριθμός των δέντρων αυξάνεται σημαντικά.

Αντίθετα, ο Gradient Boosting, ενώ μπορεί να απαιτεί περισσότερο χρόνο για την εκπαίδευση, προσφέρει εξαιρετική ακρίβεια, καθιστώντας τον ιδανικό για εφαρμογές όπου η ακρίβεια υπερισχύει της ταχύτητας. Στις σύγχρονες τραπεζικές εφαρμογές, όπου η επεξεργασία δεδομένων σε πραγματικό χρόνο είναι κρίσιμη, η επιλογή του κατάλληλου αλγορίθμου εξαρτάται από την ανάγκη για ισορροπία μεταξύ ακρίβειας και αποδοτικότητας. Η επεκτασιμότητα των αλγορίθμων αυτών είναι επίσης κρίσιμη, καθώς οι τραπεζικές διαδικασίες πρέπει να μπορούν να διαχειρίζονται μεγάλα σύνολα δεδομένων με αποτελεσματικότητα.

Η Εικόνα 3.3 παρουσιάζει τη δομή και τη διαδικασία ενός μοντέλου τυχαίου δάσους (Random Forest). Το μοντέλο αποτελείται από δύο κύρια σύνολα δεδομένων: το εκπαιδευτικό σύνολο (Training Set) και το σύνολο δοκιμών (Test Set). Το εκπαιδευτικό σύνολο χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση πολλών δέντρων απόφασης (Decision Trees). Αρχικά, το εκπαιδευτικό σύνολο χωρίζεται σε πολλαπλά δείγματα εκπαίδευσης (Training Samples). Κάθε δείγμα χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση ενός δέντρου απόφασης. Αυτή η διαδικασία δημιουργεί μια ποικιλία δέντρων απόφασης, το καθένα από τα οποία μαθαίνει διαφορετικά πρότυπα από τα δεδομένα εκπαίδευσης. Αφού δημιουργηθούν όλα τα δέντρα απόφασης, οι προβλέψεις τους συνδυάζονται μέσω μιας διαδικασίας ψηφοφορίας (Voting). Κάθε δέντρο απόφασης "ψηφίζει" για την πρόβλεψή του και η τελική πρόβλεψη προκύπτει από την απόφαση της πλειοψηφίας. Το αποτέλεσμα της ψηφοφορίας δίνει την τελική πρόβλεψη του μοντέλου τυχαίου δάσους.

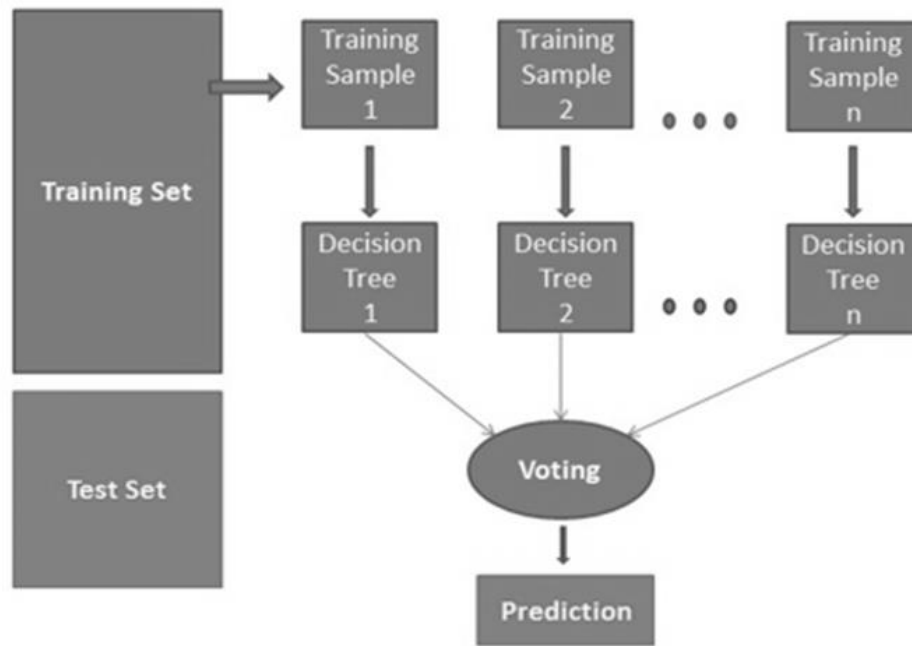
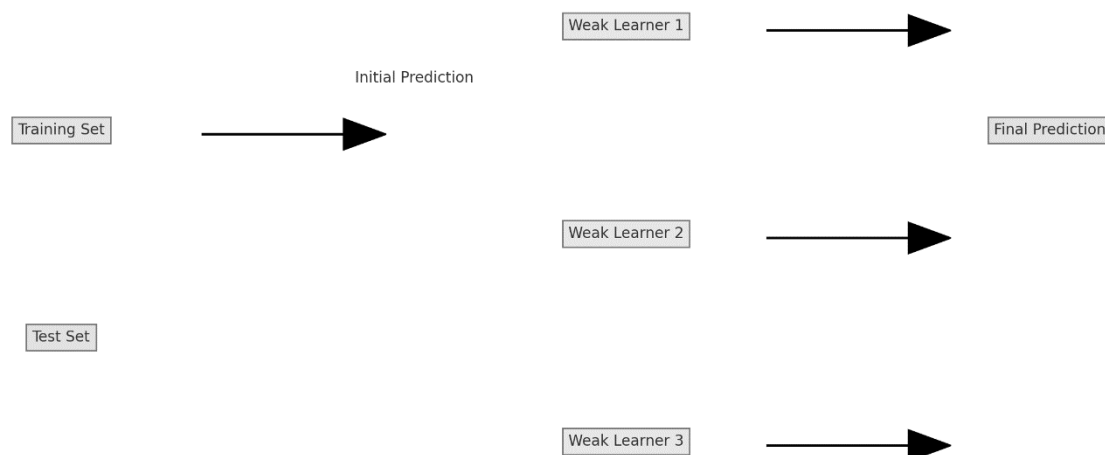


Figure: Random Forest

Εικόνα 3.3: Η εικόνα παρουσιάζει τη διαδικασία εκπαίδευσης και πρόβλεψης ενός μοντέλου τυχαίου Δάσους (Πηγή: https://www.researchgate.net/publication/379560013_Fraudulent_Job_Post_Recognition)

Η Εικόνα 3.4 παρουσιάζει τη διαδικασία του αλγορίθμου Gradient Boosting, όπου πολλά δέντρα απόφασης εκπαιδεύονται διαδοχικά. Αρχικά, το πρώτο δέντρο αποφάσεων κατασκευάζεται και χρησιμοποιείται για να κάνει προβλέψεις. Στη συνέχεια, τα λάθη των προβλέψεων αυτών χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση του επόμενου δέντρου, και αυτή η διαδικασία συνεχίζεται μέχρι να επιτευχθεί το επιθυμητό επίπεδο ακρίβειας. Το αποτέλεσμα είναι ένα ισχυρό μοντέλο που μπορεί να ανιχνεύει και να διορθώνει τις αδυναμίες των προηγούμενων μοντέλων.



Εικόνα 3.4: Παροσιάζει τη διαδικασία του αλγορίθμου Gradient Boosting, όπου πολλά δέντρα απόφασης εκπαιδεύονται διαδοχικά.

2.5.4 Μελλοντικές Κατευθύνσεις και Εξελίξεις

Η Τεχνητή Νοημοσύνη συνεχίζει να εξελίσσεται, και με αυτήν εξελίσσονται και οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting. Οι μελλοντικές κατευθύνσεις περιλαμβάνουν την ενσωμάτωση πιο εξελιγμένων μεθόδων Βαθιάς Μάθησης για την περαιτέρω βελτίωση της ακρίβειας και της αποδοτικότητας. Υβριδικά μοντέλα που συνδυάζουν τα πλεονεκτήματα και των δύο αλγορίθμων υπόσχονται να προσφέρουν νέες λύσεις που θα βελτιώσουν την ακρίβεια και θα μειώσουν τους υπολογιστικούς πόρους που απαιτούνται. Επιπλέον, οι βελτιώσεις στην ερμηνευσιμότητα των μοντέλων θα είναι κρίσιμες, ειδικά καθώς οι κανονισμοί και οι απαιτήσεις διαφάνειας γίνονται πιο αυστηροί. Οι μελλοντικές εξελίξεις θα επικεντρωθούν επίσης στην υπολογιστική αποδοτικότητα και την επεκτασιμότητα, προσφέροντας εργαλεία που μπορούν να επεξεργαστούν τεράστια ποσά δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, διατηρώντας παράλληλα υψηλή ακρίβεια και απόδοση.

2.6 Κανονιστικά Πλαίσια Συμμόρφωσης και Πιστωτικός

Κίνδυνος

Τα κανονιστικά πλαίσια συμμόρφωσης αποτελούν την βάση για τη διασφάλιση της σταθερότητας και της ασφάλειας στο διεθνές τραπεζικό σύστημα. Τα σημαντικότερα από αυτά, που έχουν αναπτυχθεί από την Επιτροπή της Βασιλείας για την Τραπεζική Εποπτεία, είναι οι συμφωνίες της Βασιλείας I, II και III. Αυτά τα πλαίσια έχουν εξελιχθεί με την πάροδο του χρόνου, ανταποκρινόμενα στις μεταβολές και προκλήσεις του χρηματοπιστωτικού περιβάλλοντος, με στόχο τη βελτίωση της διαχείρισης των κινδύνων. Οι συμφωνίες της

Βασιλείας περιλαμβάνουν συγκεκριμένες διατάξεις και μεθοδολογίες για την αξιολόγηση και διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου.

Η Βασιλεία I, η οποία εισήχθη το 1988, καθιέρωσε τις πρώτες διεθνείς απαιτήσεις κεφαλαιακής επάρκειας για τις τράπεζες. Ο βασικός της στόχος ήταν να διασφαλίσει ότι οι τράπεζες διαθέτουν επαρκή κεφάλαια για να απορροφήσουν πιθανές ζημιές από πιστωτικούς κινδύνους. Μία από τις κύριες διατάξεις της, βάσει της ανάλυσης του [10], ήταν το Ελάχιστο Ποσοστό Κεφαλαίου (Capital Adequacy Ratio - CAR), το οποίο απαιτούσε από τις τράπεζες να διατηρούν ένα ελάχιστο ποσοστό κεφαλαίου 8% σε σχέση με τα σταθμισμένα κατά κίνδυνο περιουσιακά στοιχεία τους. Αυτό διασφάλιζε ότι οι τράπεζες μπορούσαν να απορροφήσουν ζημιές από πιστωτικούς κινδύνους, προστατεύοντας παράλληλα τους καταθέτες.

Η Βασιλεία II, που εισήχθη το 2004, επέκτεινε και βελτίωσε το πλαίσιο της Βασιλείας I, εισάγοντας ένα πιο εξελιγμένο σύστημα αξιολόγησης και διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου μέσω τριών πυλώνων.

Ο πρώτος πυλώνας, οι Ελάχιστες Απαιτήσεις Κεφαλαίου (Pillar 1), περιλάμβανε την Τυποποιημένη Μέθοδο (Standardized Approach), η οποία καθόριζε προκαθορισμένα ποσοστά κεφαλαιακής επάρκειας ανάλογα με την πιστοληπτική αξιολόγηση των αντισυμβαλλομένων, καθώς και την Εσωτερική Μέθοδο Αξιολόγησης (Internal Ratings-Based Approach - IRB), που επέτρεπε στις τράπεζες να χρησιμοποιούν τα δικά τους μοντέλα πιστοληπτικής αξιολόγησης, υπό την προϋπόθεση ότι αυτά πληρούσαν συγκεκριμένα κανονιστικά πρότυπα.

Ο δεύτερος πυλώνας, η Εποπτική Αναθεώρηση (Pillar 2), επέτρεπε στους εποπτικούς φορείς να αξιολογούν την κεφαλαιακή επάρκεια των τραπεζών και να διασφαλίζουν ότι διαθέτουν επαρκή κεφάλαια για την κάλυψη των πιστωτικών κινδύνων.

Ο τρίτος πυλώνας, η Πειθαρχία της Αγοράς (Pillar 3), ενίσχυε τη διαφάνεια των τραπεζικών δραστηριοτήτων μέσω της δημοσιοποίησης πληροφοριών, επιτρέποντας στους επενδυτές να αξιολογούν την έκθεση των τραπεζών σε πιστωτικούς κινδύνους. Αυτά τα μέτρα, όπως καταγράφονται στην πηγή [10], συνέβαλαν σημαντικά στην ενίσχυση της σταθερότητας των τραπεζικών συστημάτων.

Η Βασιλεία III, που τέθηκε σε εφαρμογή μετά την παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση του 2008, εισήγαγε αυστηρότερες απαιτήσεις και νέα μέτρα για τη διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου. Οι βασικές καινοτομίες της, όπως αναλύεται στις πηγές [11], [12] και [13], περιλάμβαναν την αύξηση των ελάχιστων κεφαλαιακών απαιτήσεων, απαιτώντας από τις τράπεζες να διατηρούν υψηλότερα επίπεδα κεφαλαίου για την κάλυψη πιθανών ζημιών από πιστωτικούς κινδύνους.

Επιπλέον, δόθηκε έμφαση στην ποιότητα των κεφαλαίων, με στόχο την καλύτερη απορρόφηση ζημιών. Εισήχθη επίσης το μέτρο Countercyclical Capital Buffer, το οποίο πρόκειται για ένα

επιπρόσθετο κεφαλαιακό αποθεματικό που επιβάλλεται στις τράπεζες να διατηρούν κατά τη διάρκεια περιόδων οικονομικής ανάπτυξης, ώστε να ενισχύσουν την κεφαλαιακή τους βάση.

Ο Δείκτης Μόχλευσης (Leverage Ratio) εισήχθη για να περιοριστεί η υπερβολική μόχλευση των τραπεζών, ανεξαρτήτως του κινδύνου των περιουσιακών τους στοιχείων. Τέλος, οι δείκτες ρευστότητας, όπως ο Δείκτης Κάλυψης Ρευστότητας (Liquidity Coverage Ratio - LCR) και ο Δείκτης Καθαρών Σταθερών Χρηματοοικονομικών Πόρων (Net Stable Funding Ratio - NSFR), εξασφάλιζαν ότι οι τράπεζες διατηρούν επαρκή ρευστότητα για την κάλυψη βραχυπρόθεσμων και μακροπρόθεσμων υποχρεώσεών τους.

2.7 Κανονιστικά Πλαίσια Συμμόρφωσης και Λειτουργικός

Κίνδυνος

Η Βασιλεία II ήταν η πρώτη που εισήγαγε συγκεκριμένες διατάξεις για τον λειτουργικό κίνδυνο μέσω του Πυλώνα 1, καλώντας τις τράπεζες να υπολογίζουν κεφαλαιακές απαιτήσεις για τον λειτουργικό κίνδυνο χρησιμοποιώντας μία από τις παρακάτω τρεις μεθόδους, σύμφωνα με την ανάλυση του [14].

1. Μέθοδος Βασικού Δείκτη (Basic Indicator Approach - BIA): Αυτή η μέθοδος απαιτεί από τις τράπεζες να διατηρούν κεφάλαια για λειτουργικό κίνδυνο βάσει ενός ποσοστού των καθαρών εσόδων τους, το οποίο έχει οριστεί στο 15%.
2. Τυποποιημένη Μέθοδος (Standardized Approach - SA): Αυτή η μέθοδος κατανέμει τα έσοδα των τραπεζών σε διάφορες επιχειρηματικές γραμμές και εφαρμόζει διαφορετικούς συντελεστές κινδύνου σε κάθε γραμμή για τον υπολογισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων.
3. Προηγμένη Μέθοδος Μέτρησης (Advanced Measurement Approaches - AMA): Αυτή η μέθοδος επιτρέπει στις τράπεζες να χρησιμοποιούν εσωτερικά μοντέλα για τον υπολογισμό των κεφαλαιακών απαιτήσεων, υπό την προϋπόθεση ότι τα μοντέλα αυτά πληρούν συγκεκριμένα κανονιστικά πρότυπα.

Η Βασιλεία III ενίσχυσε περαιτέρω τις απαιτήσεις που είχαν θεσπιστεί στη Βασιλεία II για τον λειτουργικό κίνδυνο. Οι κύριες αλλαγές περιλαμβάνουν την ενίσχυση των διαδικασιών διαχείρισης κινδύνων, την αύξηση των κεφαλαιακών απαιτήσεων και τη βελτίωση της διαφάνειας.

Συγκεκριμένα, οι τράπεζες ενθαρρύνονται να βελτιώσουν τις διαδικασίες παρακολούθησης και ελέγχου του λειτουργικού κινδύνου, ενώ ταυτόχρονα πρέπει να διατηρούν υψηλότερα επίπεδα κεφαλαίων για να καλύπτουν δυνητικές ζημιές από αυτούς τους κινδύνους. Αυτό ενισχύει την ανθεκτικότητά τους σε εσωτερικές και εξωτερικές διαταραχές.

Επιπλέον, η Βασιλεία III απαιτεί από τις τράπεζες να δημοσιοποιούν πληροφορίες σχετικά με τη διαχείριση του λειτουργικού κινδύνου και τις απώλειες που προκύπτουν από αυτόν, ενισχύοντας έτσι τη διαφάνεια και την εμπιστοσύνη των επενδυτών. Αυτή η αυξημένη διαφάνεια επιτρέπει στους επενδυτές να έχουν καλύτερη εικόνα της ικανότητας των τραπεζών να διαχειρίζονται τον λειτουργικό κίνδυνο και να λαμβάνουν πιο ενημερωμένες αποφάσεις.

2.8 Οφέλη της Τεχνητής Νοημοσύνης στις Τράπεζες

Η Τεχνητή Νοημοσύνη συμβάλλει σημαντικά στη βελτίωση της εξυπηρέτησης πελατών. Η χρήση των Chatbots και των εικονικών βοηθών επιτρέπει την παροχή υποστήριξης καθ' όλη τη διάρκεια της ημέρας, βελτιώνοντας την άμεση ανταπόκριση σε αιτήματα και προσφέροντας προσωποποιημένες υπηρεσίες. Αυτά τα συστήματα βελτιώνουν την εμπειρία του πελάτη και μειώνουν το χρόνο αναμονής.

Παράλληλα, η Τεχνητή Νοημοσύνη αναλύει τα δεδομένα των πελατών για να προσφέρει προσωποποιημένες χρηματοοικονομικές συμβουλές και προτάσεις, βελτιώνοντας την ποιότητα της παρεχόμενης υπηρεσίας. Οι αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης αναλύουν δεδομένα πελατών και παρέχουν προσωποποιημένες συμβουλές και προτάσεις, ενισχύοντας την εξατομικευμένη εξυπηρέτηση.

Η ασφάλεια και η πρόληψη απάτης είναι άλλοι τομείς όπου η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει σημαντική συνεισφορά. Οι αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης που αναλύουν μεγάλα δεδομένα σε πραγματικό χρόνο είναι σε θέση να ανιχνεύουν ανωμαλίες και ύποπτες δραστηριότητες, αποτρέποντας την απάτη και προστατεύοντας τα συμφέροντα τόσο των τραπεζών όσο και των πελατών τους. Οι τεχνολογίες Τεχνητής Νοημοσύνης ενισχύουν επίσης την κυβερνοασφάλεια με τη συνεχή παρακολούθηση και αναγνώριση πιθανών απειλών.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη συμβάλλει επίσης στην ανάλυση δεδομένων και στη διαχείριση κινδύνων. Με τη δυνατότητα της Τεχνητής Νοημοσύνης να επεξεργάζεται και να αναλύει μεγάλους όγκους δεδομένων, οι τράπεζες μπορούν να προβλέπουν οικονομικές τάσεις και να διαχειρίζονται καλύτερα τους κινδύνους, βελτιώνοντας τη λήψη στρατηγικών αποφάσεων. Οι αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης βοηθούν στην ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων για την πρόβλεψη τάσεων και τη διαχείριση κινδύνων, βελτιώνοντας τις επενδυτικές αποφάσεις και τη διαχείριση των χαρτοφυλακίων. [15]

Η αυτοματοποίηση των τραπεζικών διαδικασιών μέσω της Τεχνητής Νοημοσύνης επιτρέπει τη μείωση των λειτουργικών εξόδων και την αύξηση της αποδοτικότητας, δίνοντας στους υπαλλήλους τη δυνατότητα να επικεντρωθούν σε πιο στρατηγικές εργασίες. Μέσω της ρομποτικής αυτοματοποίησης διεργασιών (RPA), επαναλαμβανόμενες εργασίες μπορούν να αυτοματοποιηθούν, μειώνοντας το κόστος και αυξάνοντας την αποδοτικότητα.

2.9 Προκλήσεις και Ρυθμιστικές Απαιτήσεις

Η προστασία δεδομένων και η ιδιωτικότητα αποτελούν κρίσιμες ανησυχίες για τις τράπεζες, καθώς η χρήση μεγάλου όγκου δεδομένων εγείρει σημαντικά ζητήματα ασφάλειας και προστασίας της ιδιωτικότητας των πελατών. Οι τράπεζες, όταν χειρίζονται ευαίσθητες πληροφορίες πελατών, όπως οικονομικά δεδομένα, προσωπικές πληροφορίες και ιστορικό συναλλαγών, πρέπει να διασφαλίζουν ότι τα δεδομένα αυτά προστατεύονται από παραβιάσεις και ανεπιθύμητη πρόσβαση. Σύμφωνα με την Ευρωπαϊκή Ένωση [16], η εφαρμογή του Γενικού Κανονισμού για την Προστασία Δεδομένων (GDPR) το 2018 έχει οδηγήσει σε αυστηρούς κανονισμούς για τη διαχείριση των προσωπικών δεδομένων. Ο GDPR επιβάλλει υποχρεώσεις σχετικά με τη συγκατάθεση των πελατών στη χρήση των δεδομένων τους και απαιτεί τη χρήση τεχνολογιών όπως η κρυπτογράφηση για την προστασία των δεδομένων. Η σοβαρότητα του GDPR φαίνεται από τις ποινές που μπορούν να φτάσουν έως και το 4% του παγκόσμιου τζίρου μιας εταιρείας για παραβιάσεις, καθιστώντας την αυστηρή συμμόρφωση απαραίτητη για τις τράπεζες.

Στις Ηνωμένες Πολιτείες, ο Gramm-Leach-Bliley Act (GLBA) είναι ο βασικός νόμος που ρυθμίζει τον τραπεζικό τομέα και την προστασία δεδομένων. Σύμφωνα με την Ομοσπονδιακή Επιτροπή Εμπορίου (FTC) [17], ο GLBA απαιτεί από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα να διασφαλίζουν την ασφάλεια των προσωπικών δεδομένων των πελατών μέσω αυστηρών πολιτικών ασφαλείας και της εφαρμογής κρυπτογράφησης και άλλων τεχνολογιών προστασίας. Παράλληλα, οι τράπεζες πρέπει να ενημερώνουν τους πελάτες τους ετησίως για τις πολιτικές ιδιωτικότητας που εφαρμόζουν, ενώ απαγορεύεται η απόκτηση πληροφοριών μέσω δόλιων μέσων. Αυτός ο νόμος παρέχει ένα θεσμικό πλαίσιο που διασφαλίζει ότι οι τράπεζες συμμορφώνονται με υψηλά πρότυπα ασφαλείας, ενώ παράλληλα προστατεύει την ιδιωτικότητα των πελατών τους.

Ωστόσο, στις ΗΠΑ δεν υπάρχει ένας ενιαίος ομοσπονδιακός νόμος για την προστασία των δεδομένων. Ο πιο γνωστός πολιτειακός νόμος είναι ο California Consumer Privacy Act (CCPA), ο οποίος ισχύει στην πολιτεία της Καλιφόρνιας και προσφέρει στους καταναλωτές μεγαλύτερη διαφάνεια και έλεγχο των προσωπικών τους δεδομένων. Οι τράπεζες που δραστηριοποιούνται στην Καλιφόρνια πρέπει να συμμορφώνονται με τον CCPA, ο οποίος δίνει στους πελάτες τη δυνατότητα να ζητούν τη διαγραφή των δεδομένων τους και να απαγορεύουν την πώληση ή κοινή χρήση αυτών χωρίς τη συγκατάθεσή τους.

Η Ευρωπαϊκή Ένωση, μέσω του προτεινόμενου Κανονισμού για την Τεχνητή Νοημοσύνη (AI Act), επιχειρεί να θέσει κανόνες για τη χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένων των τραπεζικών υπηρεσιών. Σύμφωνα με την πηγή [18], ο AI Act θέτει προϋποθέσεις για τη διαφάνεια των αλγορίθμων, επιδιώκοντας να διασφαλίσει ότι οι

αλγόριθμοι δεν περιέχουν μεροληψίες ή προκαταλήψεις. Η χρήση αλγορίθμων σε τραπεζικές αποφάσεις, όπως για την πιστοληπτική αξιολόγηση των πελατών, απαιτεί αυστηρό έλεγχο ώστε να αποφευχθούν διακρίσεις που βασίζονται σε δεδομένα εκπαίδευσης με προκαταλήψεις.

Η Explainable AI (XAI), ή Εξηγήσιμη Τεχνητή Νοημοσύνη, αναφέρεται σε ένα σύνολο τεχνικών και μεθόδων που έχουν ως στόχο την παροχή διαφάνειας και ερμηνείας στις αποφάσεις που λαμβάνονται από αλγόριθμους Τεχνητής Νοημοσύνης. Η XAI στοχεύει στην αντιμετώπιση των προκλήσεων που προκύπτουν από την έλλειψη διαφάνειας στα σύγχρονα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης, τα οποία συχνά λειτουργούν ως «μαύρα κουτιά», καθιστώντας δύσκολη την κατανόηση του τρόπου με τον οποίο καταλήγουν σε συγκεκριμένες αποφάσεις. Η ανάγκη για μεγαλύτερη διαφάνεια είναι ιδιαίτερα κρίσιμη σε τομείς όπως οι τραπεζικές συναλλαγές, όπου η κατανόηση των διαδικασιών λήψης αποφάσεων μπορεί να επηρεάσει την εμπιστοσύνη των πελατών και να διασφαλίσει τη συμμόρφωση με κανονιστικές απαιτήσεις, όπως ο Γενικός Κανονισμός για την Προστασία Δεδομένων (GDPR).

Μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους XAI είναι η SHAP (SHapley Additive exPlanations), η οποία χρησιμοποιεί την θεωρία παιγνίων για να αναλύσει τη συνεισφορά κάθε χαρακτηριστικού στην πρόβλεψη ενός μοντέλου, προσφέροντας έτσι μια κατανοητή εξήγηση για το πώς τα χαρακτηριστικά των δεδομένων επηρεάζουν τις προβλέψεις.

Μία άλλη σημαντική τεχνική είναι η LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), η οποία δημιουργεί τοπικές εξηγήσεις για τις προβλέψεις ενός μοντέλου με τη χρήση απλών, ερμηνεύσιμων προσεγγίσεων γύρω από συγκεκριμένες προβλέψεις. Αυτές οι τεχνικές επιτρέπουν στους αναλυτές και τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων να κατανοούν καλύτερα τη συμπεριφορά των μοντέλων και να διασφαλίζουν ότι οι προβλέψεις δεν είναι μεροληπτικές.

Η XAI είναι κρίσιμη για τη συμμόρφωση με κανονιστικές απαιτήσεις, καθώς οι οργανισμοί πρέπει να μπορούν να εξηγήσουν πώς οι αλγόριθμοι καταλήγουν σε συγκεκριμένα συμπεράσματα, ειδικά όταν οι αποφάσεις τους έχουν άμεσο αντίκτυπο στους καταναλωτές και στη λειτουργία της αγοράς. Οι τεχνικές ερμηνείας που αναπτύσσονται μέσω της XAI καθιστούν δυνατή τη διάγνωση και τη διόρθωση σφαλμάτων στους αλγόριθμους, ενισχύοντας τη διαφάνεια και τη λογοδοσία των συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης.

Οι αλγοριθμικές προκαταλήψεις αποτελούν ένα από τα μεγαλύτερα ζητήματα που εγείρονται από τη χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης στις τράπεζες. Αν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των αλγορίθμων περιέχουν κοινωνικές ή οικονομικές ανισότητες, τότε οι αποφάσεις που λαμβάνονται μπορεί να ενσωματώνουν αυτές τις ανισότητες. Αυτές οι προκαταλήψεις μπορούν να έχουν σοβαρές επιπτώσεις, ειδικά όταν αφορούν την παροχή δανείων ή την αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας. Οι τράπεζες καλούνται να ελέγχουν προσεκτικά τα δεδομένα τους και να ενσωματώνουν αλγόριθμους που να είναι διαφανείς και να επιτρέπουν τον έλεγχο για αλγοριθμικές προκαταλήψεις.

Η εκπαίδευση και η ανάπτυξη δεξιοτήτων στο προσωπικό είναι επίσης κρίσιμες προκλήσεις για την εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στις τράπεζες. Η ανάπτυξη εξειδικευμένου προσωπικού που μπορεί να χειριστεί τις νέες τεχνολογίες είναι απαραίτητη για την επιτυχημένη ενσωμάτωση των λύσεων Τεχνητής Νοημοσύνης στις επιχειρησιακές διαδικασίες. Οι τράπεζες πρέπει να επενδύσουν όχι μόνο στην εκπαίδευση του τεχνικού προσωπικού, αλλά και στην εκπαίδευση των διοικητικών στελεχών για να κατανοήσουν τις στρατηγικές χρήσεις της Τεχνητής Νοημοσύνης και να διαχειριστούν σωστά τα νέα συστήματα.

Η αντίσταση στην αλλαγή αποτελεί επίσης μία από τις σημαντικότερες προκλήσεις. Οι τράπεζες, που είναι παραδοσιακά συντηρητικές στον τρόπο λειτουργίας τους, συχνά αντιμετωπίζουν αντίσταση από το προσωπικό όταν εισάγονται νέες τεχνολογίες. Η επιτυχής υιοθέτηση της Τεχνητής Νοημοσύνης απαιτεί όχι μόνο τεχνική αναβάθμιση αλλά και αλλαγή κουλτούρας στον οργανισμό, με στόχο τη σταδιακή αποδοχή της αυτοματοποίησης και των έξυπνων συστημάτων.

Τέλος, η τεχνική συντήρηση και η αναβάθμιση των συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης αποτελούν μία ακόμη σημαντική πρόκληση για τις τράπεζες. Οι τράπεζες πρέπει να επενδύσουν σε εξειδικευμένο προσωπικό και τεχνολογίες παρακολούθησης για τη συνεχή βελτίωση των συστημάτων, διασφαλίζοντας την ασφάλεια και τη λειτουργικότητά τους. Τα συστήματα αυτά απαιτούν συνεχή αναβάθμιση για την αποφυγή σφαλμάτων, διαρροών δεδομένων ή αποτυχιών, οι οποίες θα μπορούσαν να επηρεάσουν την εμπιστοσύνη των πελατών και τη λειτουργία των τραπεζών.

3 *Chatbots με Τεχνητή Νοημοσύνη στον Τραπεζικό Τομέα*

3.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο, θα εξετάσουμε τα Chatbots που αξιοποιούν την Τεχνητή Νοημοσύνη στον τραπεζικό τομέα.

Αρχικά, θα ορίσουμε την έννοια των Chatbots και θα διερευνήσουμε τους διάφορους τύπους τους. Στη συνέχεια, θα αναλύσουμε τις εφαρμογές των Chatbots στον τραπεζικό τομέα, εστιάζοντας ειδικά στην περίπτωση της Erica, του Chatbot της Bank of America. Μέσα από αυτήν την ανάλυση, θα εξετάσουμε τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται, θα εξάγουμε συμπεράσματα και θα προτείνουμε πιθανές βελτιώσεις.

Επιπλέον, θα εξετάσουμε τα οφέλη που προσφέρουν τα Chatbots στην εξυπηρέτηση των πελατών, καθώς και τους περιορισμούς που μπορεί να προκύψουν κατά τη χρήση τους.

Τέλος, θα προσδιορίσουμε τη μεθοδολογία αξιολόγησης της απόδοσης των Chatbots, παρουσιάζοντας τις μετρικές που χρησιμοποιούνται για την αποτίμησή τους, και θα ολοκληρώσουμε το κεφάλαιο με τα συμπεράσματά μας.

3.2 Κατηγοριοποίηση Chatbots

Τα Chatbots είναι ψηφιακοί βοηθοί που αλληλοεπιδρούν με τους χρήστες μέσω κειμένου ή φωνητικής συνομιλίας για να απαντούν σε ερωτήσεις, να παρέχουν υποστήριξη ή να εκτελούν συγκεκριμένες εργασίες. Τα Chatbots με χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης, αποτελούν εξελιγμένα συστήματα, σχεδιασμένα να μιμούνται διαλόγους που προσομοιώνουν την ανθρώπινη επικοινωνία.

Η κατηγοριοποίηση των Chatbots βασίζεται σε δύο παραμέτρους: i) τη λειτουργικότητα και ii) την τεχνολογία απόκρισης που χρησιμοποιούν για την αλληλεπίδραση με τους χρήστες.

Η λειτουργικότητα ενός Chatbot αναφέρεται στις δυνατότητες και τα όρια των εργασιών που μπορεί να εκτελέσει. Ορίζει το πόσο σύνθετα ερωτήματα μπορεί να διαχειριστεί και επηρεάζει την ευελιξία του στη διαχείριση διαφορετικών απαιτήσεων πελατών. Από την άλλη πλευρά, η

τεχνολογία απόκρισης αφορά τα τεχνολογικά εργαλεία και τις μεθόδους που χρησιμοποιούνται για την παραγωγή και την ακρίβεια των απαντήσεων. Ειδικότερα, η τεχνολογία απόκρισης καθορίζει αν το Chatbot βασίζεται σε απλούς κανόνες, σε ανάκτηση πληροφοριών ή σε τεχνικές μηχανικής μάθησης.

Με βάση τη λειτουργικότητα και την τεχνολογία απόκρισης, τα Chatbots στον τραπεζικό τομέα κατηγοριοποιούνται σε τρεις κύριες κατηγορίες, σύμφωνα με τις έρευνες [19] και [20], στις οποίες περιγράφονται η δομή και η λειτουργία τους.

1. Chatbots βασισμένα σε Κανόνες (Rule-based Chatbots): Αυτά τα Chatbots ακολουθούν προκαθορισμένα σενάρια και παρέχουν απαντήσεις βάσει αυστηρών κανόνων. Χρησιμοποιούν μια στατική τεχνολογία απόκρισης που τους επιτρέπει να διαχειρίζονται απλές και συχνές ερωτήσεις, όπως οι ώρες λειτουργίας τραπεζικών καταστημάτων. Είναι ιδανικά για προβλέψιμες αλληλεπιδράσεις, καθώς δεν μπορούν να προσαρμοστούν σε σύνθετα ή απρόβλεπτα αιτήματα πελατών.
2. Chatbots βασισμένα στην Ανάκτηση Πληροφοριών (Retrieval-based Chatbots): Αυτά τα Chatbots αναζητούν την πιο κατάλληλη απάντηση από μια προκαθορισμένη βάση δεδομένων. Η τεχνολογία απόκρισης τους περιλαμβάνει την αναγνώριση λέξεων-κλειδιών και την ανάκτηση δεδομένων, επιτρέποντας την ανταπόκριση σε πιο σύνθετα ερωτήματα. Αν και έχουν μεγαλύτερη ευελιξία από τα Rule-Based Chatbots, δεν μπορούν να παράγουν νέες απαντήσεις ή να μαθαίνουν από προηγούμενες συνομιλίες.
3. Chatbots βασισμένα στη Μηχανική Μάθηση (Machine Learning-based Chatbots): Τα πιο εξελιγμένα Chatbots χρησιμοποιούν Μηχανική Μάθηση και Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP) για να κατανοούν την πρόθεση του χρήστη και να προσαρμόζουν τις απαντήσεις τους. Η τεχνολογία απόκρισης που διαθέτουν τους επιτρέπει να μαθαίνουν από προηγούμενες αλληλεπιδράσεις και να προσαρμόζονται σε νέα, απρόβλεπτα αιτήματα, καθιστώντας τα ιδανικά για εξατομικευμένη εξυπηρέτηση και σύνθετα αιτήματα στον τραπεζικό τομέα. Τέλος, μπορούν να χειριστούν πιο σύνθετες ερωτήσεις και προσφέρουν αυξημένη ευελιξία σε σύγκριση με τα rule-based Chatbots, τα οποία είναι περιορισμένα σε προαποθηκευμένα σενάρια. [21]

Περαιτέρω, με βάση την κατηγοριοποίηση [22] τα Chatbots στον τραπεζικό τομέα μπορούν να διακριθούν και βάσει της λειτουργικότητάς τους, ανάλογα με το κανάλι επικοινωνίας και τις ιδιαίτερες ανάγκες των χρηστών.

1. Voice Bots (Ρομπότ Φωνής): Εντάσσονται στην κατηγορία Communication Channel, όπου η αλληλεπίδραση πραγματοποιείται μέσω φωνητικής επικοινωνίας. Αυτά τα Chatbots χρησιμοποιούν τεχνολογία κατανόησης φυσικής γλώσσας για την αναγνώριση και μετατροπή φωνής σε κείμενο, διευκολύνοντας τις συναλλαγές και την άμεση εξυπηρέτηση των χρηστών στον τραπεζικό τομέα.

2. Hybrid Chatbots (Υβριδικά Chatbots): Συμπεριλαμβάνονται στην κατηγορία Human-Mediated, καθώς συνδυάζουν αυτοματοποιημένες λειτουργίες με δυνατότητα ανθρώπινης παρέμβασης όταν απαιτείται. Στο τραπεζικό περιβάλλον, χρησιμοποιούνται για τη διαχείριση σύνθετων αιτημάτων, όπως η υποστήριξη σε διαδικασίες δανειοδότησης ή η παροχή επενδυτικών συμβουλών.
3. Social Messaging Chatbots: Αυτά τα Chatbots εντάσσονται στις πλατφόρμες κοινωνικής δικτύωσης, όπως το Facebook Messenger και το WhatsApp, και υπάγονται στην κατηγορία των Interpersonal Chatbots. Προσφέρουν άμεση και φιλική αλληλεπίδραση με τους πελάτες, βελτιώνοντας τη δέσμευση και την εμπειρία χρήστη.
4. Transactional Bots (Συναλλακτικά Bots): Κατηγοριοποιούνται ως Task-based Chatbots, καθώς διεκπεραιώνουν συγκεκριμένες συναλλαγές, όπως μεταφορές χρημάτων και πληρωμές λογαριασμών. Στο τραπεζικό πλαίσιο, διευκολύνουν τις απλές συναλλαγές και μειώνουν την ανάγκη για ανθρώπινη παρέμβαση.

3.3 Εφαρμογές στον Τραπεζικό Τομέα

Εξυπηρέτηση Πελατών

Ένας από τους κύριους ρόλους των Chatbots είναι η αυτόματη εξυπηρέτηση πελατών. Τα Chatbots χρησιμοποιούν την επεξεργασία φυσικής γλώσσας (NLP) για να επικοινωνούν με τους πελάτες, απαντώντας σε συνήθη ερωτήματα, όπως πληροφορίες για υπόλοιπα λογαριασμών, μεταφορές χρημάτων ή λεπτομέρειες προϊόντων. Σύμφωνα με τις μελέτες που συνοψίζονται στην έρευνα [23], η χρήση Τεχνητής Νοημοσύνης σε υπηρεσίες όπως τα Chatbots έχει αποδειχθεί ότι αυξάνει την αποδοτικότητα της εξυπηρέτησης πελατών, επιτρέποντας στις τράπεζες να διαχειρίζονται χιλιάδες αιτήματα ταυτόχρονα, κάτι που ήταν αδύνατο με τις παραδοσιακές μεθόδους εξυπηρέτησης.

Προσωποποιημένες Οικονομικές Συμβουλές

Τα Chatbots μπορούν να παρέχουν εξατομικευμένες οικονομικές συμβουλές βασισμένες σε αλγορίθμους μηχανικής μάθησης, οι οποίοι αναλύουν τα δεδομένα συναλλαγών των πελατών, τις προτιμήσεις και τις οικονομικές τους συνήθειες. Για παράδειγμα, οι πελάτες μπορούν να λάβουν προτάσεις για το πώς να βελτιώσουν τις αποταμιεύσεις τους ή πώς να επενδύσουν σε νέα χρηματοοικονομικά προϊόντα. Η έρευνα [24] δείχνει ότι οι πελάτες είναι πιο πιθανό να αλληλεπιδράσουν με ένα Chatbot όταν αισθάνονται ότι λαμβάνουν προσαρμοσμένες συμβουλές, αντί για γενικές πληροφορίες. Τα Chatbots που χρησιμοποιούν Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ικανά να προσφέρουν πιο στοχευμένες συμβουλές, δημιουργώντας μια εμπειρία που μοιάζει με αυτή που προσφέρουν οι άνθρωποι σύμβουλοι.

Αξιολόγηση Πιστοληπτικής Ικανότητας και Διαχείριση Δανείων

Τα Chatbots έχουν αναλάβει κεντρικό ρόλο και στη διαχείριση δανείων και στην αξιολόγηση πιστοληπτικής ικανότητας. Η Τεχνητή Νοημοσύνη χρησιμοποιείται για την ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων, όπως το πιστωτικό ιστορικό και οι συμπεριφορές πληρωμών των πελατών. Μέσω αυτής της ανάλυσης, τα Chatbots μπορούν να προτείνουν στους πελάτες προσαρμοσμένες επιλογές δανείων και να λαμβάνουν γρήγορα αποφάσεις για την έγκριση δανείων, χωρίς την ανάγκη παραδοσιακών αξιολογήσεων από ανθρώπινους υπαλλήλους.

Τα συστήματα αυτά είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικά στην αντιμετώπιση μικρών και μεσαίων αιτήσεων δανείων, προσφέροντας μια ταχύτερη και πιο αποδοτική διαδικασία έγκρισης. Αυτό είναι ιδιαίτερα σημαντικό σε περιπτώσεις όπου οι πελάτες χρειάζονται άμεση ρευστότητα και η παραδοσιακή διαδικασία δανειοδότησης μπορεί να διαρκέσει αρκετές ημέρες.

Αυτοματοποιημένες Συναλλαγές και Πληρωμές

Τα Chatbots διευκολύνουν επίσης τις αυτοματοποιημένες συναλλαγές και πληρωμές. Οι πελάτες μπορούν να χρησιμοποιούν τα Chatbots για να εκτελούν απλές ενέργειες, όπως η μεταφορά χρημάτων, η πληρωμή λογαριασμών ή η διαχείριση καρτών. Αυτό προσφέρει μεγαλύτερη ευκολία στους πελάτες, ενώ μειώνει το φόρτο εργασίας για τις τράπεζες. Η χρήση Chatbots για τέτοιου είδους αυτοματοποιημένες διαδικασίες μειώνει το λειτουργικό κόστος των τραπεζών, επιτρέποντας παράλληλα την παροχή ταχύτερων και πιο ακριβών υπηρεσιών.

3.3.1 Μελέτη Περίπτωσης Erica - Bank of America's AI-Powered Chatbot

Είναι χρήσιμο να εξετάσουμε και μια πρακτική εφαρμογή στον τραπεζικό τομέα. Ένα από τα πιο γνωστά παραδείγματα επιτυχούς χρήσης Chatbot είναι η Erica [25]. Η Erica είναι ένα Chatbot που αναπτύχθηκε από την Bank of America για να παρέχει στους πελάτες της τράπεζας μια πιο εξατομικευμένη και αποτελεσματική εξυπηρέτηση μέσω της χρήσης Τεχνητής Νοημοσύνης και ανάλυσης συναισθημάτων.

3.3.1.1 Τεχνικές που χρησιμοποιούνται από την Erica

Η Erica, η ψηφιακή βοηθός της Bank of America, αξιοποιεί μια σειρά από προηγμένες τεχνολογίες για να προσφέρει βελτιστοποιημένες και εξατομικευμένες υπηρεσίες στους χρήστες της. Οι κύριες τεχνολογίες που χρησιμοποιούνται από την Erica περιλαμβάνουν τη Μηχανική Μάθηση (Machine Learning), την Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (Natural Language Processing - NLP) και την Αναλυτική Προβλεψιμότητα (Predictive Analytics).

Οι χρήστες μπορούν να χρησιμοποιούν την Erica για την εκτέλεση αυτοματοποιημένων συναλλαγών, όπως μεταφορές χρημάτων, πληρωμές λογαριασμών και αναζήτηση πληροφοριών λογαριασμού. Επιπλέον, η Erica παρέχει προληπτικές ειδοποιήσεις για διπλές χρεώσεις, επιστροφές χρημάτων από εμπόρους και αυξήσεις συνδρομών, βοηθώντας τους

χρήστες να παρακολουθούν και να διαχειρίζονται καλύτερα τα οικονομικά τους. Σε περιπτώσεις που απαιτείται περαιτέρω βοήθεια, η Erica συνδέει τους πελάτες με εκπροσώπους εξυπηρέτησης πελατών, επιταχύνοντας τη διαδικασία επίλυσης προβλημάτων.

Η Erica έχει εκπαιδευτεί μέσω περισσότερων από 10 εκατομμύρια ωρών αλληλεπιδράσεων με πελάτες, γεγονός που της επιτρέπει να κατανοεί και να απαντά αποτελεσματικά σε συνήθη ερωτήματα πελατών. Μέσω της Μηχανικής Μάθησης, το σύστημα αναλύει αυτές τις αλληλεπιδράσεις για να βελτιώνει τη γνώση του και να προσαρμόζεται συνεχώς στις ανάγκες των χρηστών.

Η τεχνολογία NLP επιτρέπει στην Erica να κατανοεί και να ανταποκρίνεται σε ερωτήσεις με φυσικό και ανθρώπινο τρόπο, καθιστώντας τη συνομιλία πιο ομαλή και αβίαστη. Αυτή η τεχνολογία της επιτρέπει να κατανοεί το περιεχόμενο και τα συμφραζόμενα των ερωτήσεων των χρηστών, γεγονός που είναι απαραίτητο για την παροχή ακριβών και σχετικών απαντήσεων.

Η Erica χρησιμοποιεί την Αναλυτική Προβλεψιμότητα για να παρέχει εξατομικευμένες οικονομικές συμβουλές στους πελάτες. Αναλύοντας το ιστορικό συναλλαγών και τη συμπεριφορά των πελατών, η Erica μπορεί να προβλέψει μελλοντικές ανάγκες και να προτείνει αντίστοιχες ενέργειες. Με τη χρήση προγνωστικών δεδομένων, η Erica μπορεί να παρέχει προγνωστικές αναλύσεις στους πελάτες. Αυτό επιτρέπει στους πελάτες να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις σχετικά με τις οικονομικές τους κινήσεις, βασισμένες σε προβλέψεις που προκύπτουν από την ανάλυση των δεδομένων τους.

3.3.1.2 Erica: Στατιστικά Στοιχεία Λειτουργίας

Η Erica έχει σημειώσει σημαντική επιτυχία από την έναρξή της το 2018. Από την έναρξή της και σύμφωνα με την Bank Of America [26], η Erica έχει ξεπεράσει τα 2 δισεκατομμύρια αλληλεπιδράσεις με τους πελάτες της Bank of America. Το πρώτο δισεκατομμύριο αλληλεπιδράσεις επιτεύχθηκε μέσα σε τέσσερα χρόνια, ενώ το δεύτερο δισεκατομμύριο επιτεύχθηκε μέσα σε μόλις 18 μήνες. Επιπλέον, η Erica έχει εξυπηρετήσει πάνω από 42 εκατομμύρια πελάτες από την έναρξή της. Καθημερινά, οι πελάτες αλληλεπιδρούν με την Erica περίπου 2 εκατομμύρια φορές για διάφορες χρηματοοικονομικές ανάγκες.

Ο χρόνος απόκρισης της Erica είναι επίσης εντυπωσιακός, με περισσότερο από το 98% των πελατών να λαμβάνουν τις απαντήσεις που χρειάζονται μέσα σε 44 δευτερόλεπτα κατά μέσο όρο. Αυτός ο χρόνος απόκρισης είναι ενδεικτικός της αποτελεσματικότητας του συστήματος και της ταχύτητας εξυπηρέτησης. Επιπλέον, η Erica παρέχει πάνω από 30 διαφορετικές προληπτικές ειδοποιήσεις στους πελάτες της. Κάποιες από τις πιο κοινές ειδοποιήσεις περιλαμβάνουν τη διαχείριση επαναλαμβανόμενων συνδρομών (2,6 εκατομμύρια το μήνα), την

κατανόηση των δαπανών (2,2 εκατομμύρια το μήνα) και την ενημέρωση για καταθέσεις και επιστροφές χρημάτων (2,1 εκατομμύρια το μήνα).

Οι πιο συχνές ερωτήσεις που αντιμετωπίζει η Erica περιλαμβάνουν αιτήματα για αριθμούς λογαριασμών ή αριθμούς δρομολόγησης (1,7 εκατομμύρια το μήνα), αναζήτηση συναλλαγών (1,5 εκατομμύρια το μήνα) και βοήθεια με μεταφορές χρημάτων και πληρωμές λογαριασμών (900.000 το μήνα).

Η ομάδα εφαρμογών της Bank of America έχει πραγματοποιήσει περισσότερες από 50.000 ενημερώσεις στην Erica από την έναρξή της, βελτιώνοντας συνεχώς τις δυνατότητες κατανόησης της φυσικής γλώσσας και διασφαλίζοντας ότι οι απαντήσεις και οι πληροφορίες παραμένουν επίκαιρες και σχετικές.

Η Erica έχει αποδειχθεί εξαιρετικά αποδοτική στην εξυπηρέτηση των πελατών της Bank of America, παρέχοντας γρήγορες και ακριβείς απαντήσεις σε εκατομμύρια αιτήματα. Η συνεχής βελτίωση των δυνατοτήτων της και η ευρεία αποδοχή από τους πελάτες δείχνουν την επιτυχημένη εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα.

3.3.1.3 Προβλήματα, Αδυναμίες και Προτάσεις Βελτίωσης για την Erica

Η Erica έχει περιορισμούς γλωσσικής επάρκειας, καθώς είναι προσανατολισμένη αποκλειστικά στην αγγλική γλώσσα. Αυτό περιορίζει την ικανότητά της να εξυπηρετεί πελάτες που μιλούν διαφορετικές γλώσσες υπογραμμίζοντας την ανάγκη δημιουργίας μοντέλων με δυνατότητα πολυγλωσσικής υποστήριξης, ώστε να ανταποκρίνονται με ακρίβεια σε διαφορετικές γλώσσες. Η προσαρμογή τέτοιων πολυγλωσσικών μοντέλων απαιτεί εκτεταμένη συλλογή και ανάλυση δεδομένων από διάφορες γλώσσες και πολιτισμούς, ώστε τα μοντέλα να αναγνωρίζουν και να ανταποκρίνονται κατάλληλα στις διαφοροποιημένες γλωσσικές δομές και εκφράσεις.

Η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα απαιτεί επίσης συστηματική ενημέρωση και εκπαίδευση των αλγορίθμων, καθώς η ταχύτητα της τεχνολογικής εξέλιξης και των προτιμήσεων των πελατών είναι υψηλή. Η διατήρηση της αποτελεσματικότητας του συστήματος μέσω συνεχούς ανατροφοδότησης και βελτιστοποίησης μπορεί να επιτευχθεί με μια πλατφόρμα συνεχούς μάθησης, η οποία θα ενσωματώνει ανατροφοδότηση σε πραγματικό χρόνο από τους πελάτες. Αυτή η προσέγγιση θα ενισχύσει την ικανότητα της Erica να ανταποκρίνεται στις μεταβαλλόμενες ανάγκες και στις νέες τάσεις.

Επιπλέον, η ανάπτυξη ενός υβριδικού συστήματος, το οποίο επιτρέπει την παρέμβαση ανθρώπινων εκπροσώπων όταν το σύστημα αδυνατεί να δώσει ικανοποιητική απάντηση, είναι αναγκαία για τη διασφάλιση υψηλού επιπέδου εξυπηρέτησης. Ένα τέτοιο σύστημα ενισχύει την εμπειρία των πελατών, εξασφαλίζοντας ότι λαμβάνουν την απαιτούμενη βοήθεια σε κρίσιμα σημεία της αλληλεπίδρασης.

Τέλος, αν και η Erica έχει αποδείξει την ικανότητά της να παρέχει αποδοτικές και καινοτόμες υπηρεσίες, η ενσωμάτωση τεχνολογιών που βελτιώνουν τις δυνατότητες ανάλυσης φυσικής γλώσσας, τα πολυγλωσσικά μοντέλα και η συνεχής εκπαίδευση θα ενισχύσουν ακόμα περισσότερο την απόδοσή της και θα βελτιώσουν την εμπειρία των πελατών, διατηρώντας την επίκαιρη και ανταγωνιστική στο περιβάλλον των τραπεζικών υπηρεσιών.

3.4 Οφέλη και Περιορισμοί των Chatbots στην Τραπεζική

Εξυπηρέτηση

Στην παρούσα ενότητα εξετάζονται τα πρακτικά πλεονεκτήματα και οι περιορισμοί που συνοδεύουν τη χρήση των Chatbots στον τραπεζικό τομέα. Εδώ δίνεται έμφαση στα λειτουργικά και στρατηγικά οφέλη, καθώς και στις τεχνικές και κανονιστικές προκλήσεις που καλούνται να διαχειριστούν οι τράπεζες. Η ενότητα αυτή αποτελεί το θεμέλιο για την ενότητα 3.5, όπου αναλύονται ερευνητικά συμπεράσματα και μεθοδολογίες για την εμπειρία των πελατών.

3.4.1 Οφέλη των Chatbots στην εξυπηρέτηση πελατών

Τα Chatbots είναι διαθέσιμα 24/7, παρέχοντας άμεσες απαντήσεις σε ερωτήσεις και αιτήματα των πελατών χωρίς την ανάγκη ανθρώπινης παρέμβασης. Αυτό το χαρακτηριστικό συμβάλλει στην ταχεία επίλυση προβλημάτων και στην παροχή συνεχούς υποστήριξης. Επιπλέον, τα Chatbots χρησιμοποιούν δεδομένα πελατών για να προσφέρουν εξατομικευμένες υπηρεσίες, όπως συστάσεις για προϊόντα και προσφορές, αυξάνοντας έτσι την ικανοποίηση και την αφοσίωση των πελατών προς την τράπεζα.

Ένα άλλο σημαντικό πλεονέκτημα των Chatbots είναι η συμβολή τους στη μείωση του λειτουργικού κόστους. Καθώς αναλαμβάνουν σημαντικό μέρος της εξυπηρέτησης πελατών, οι τράπεζες μπορούν να εξοικονομήσουν πόρους, μειώνοντας την ανάγκη για ανθρώπινο δυναμικό. Επιπλέον, τα Chatbots έχουν τη δυνατότητα να χειρίζονται πολλαπλές συνομιλίες ταυτόχρονα, ενισχύοντας την αποδοτικότητα και την αποτελεσματικότητα της εξυπηρέτησης.

3.4.1.1 Βελτίωση της εμπειρίας του πελάτη

Όπως επισημαίνεται στην μελέτη [20], η ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης στα Chatbots ενισχύει την ικανότητά τους να προσφέρουν γρήγορες, πρακτικές και προσαρμοσμένες απαντήσεις στα ερωτήματα των πελατών. Αυτή η τάση αντανακλά το αυξανόμενο ενδιαφέρον των ερευνητών για την αξιοποίηση των Chatbots στον τραπεζικό κλάδο.

Επιπλέον, όπως υπογραμμίζουν οι μελέτες [22], [27] και [28] η αντιμετώπιση παραγόντων όπως η εμπιστοσύνη, η ικανοποίηση των πελατών και ο αντιλαμβανόμενος κίνδυνος παίζει καθοριστικό ρόλο στη βελτίωση των υπηρεσιών των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων. Αυτή η προσέγγιση προάγει την αφοσίωση στο εμπορικό σήμα και ενισχύει την παγκόσμια ικανοποίηση των πελατών στον τραπεζικό κλάδο.

3.4.1.2 Αύξηση της λειτουργικής αποδοτικότητας των τραπεζών

Αυτά τα εργαλεία συμβάλλουν στην αυτοματοποίηση εργασιών, τη βελτιστοποίηση αποφάσεων και τη βελτίωση των σχέσεων με τους πελάτες. Σύμφωνα με έρευνα της Juniper Research [29], η υιοθέτηση των Chatbots στις τραπεζικές συναλλαγές αναμένεται να μειώσει τα κόστη παγκοσμίως κατά περίπου 7,3 δισεκατομμύρια δολάρια έως το 2025, σε σύγκριση με τα 209 εκατομμύρια δολάρια το 2019.

Τα Chatbots προσφέρουν υποστήριξη 24/7, μειώνοντας την ανάγκη για ανθρώπινο δυναμικό και αυξάνοντας την ικανοποίηση των πελατών. Η δυνατότητα τους να διαχειρίζονται πολλαπλές συνομιλίες ταυτόχρονα με ακρίβεια ενισχύει περαιτέρω την αποδοτικότητα. Σύμφωνα με έρευνα της Accenture [30], περίπου το 57% των ερωτηθέντων αναγνώρισε ότι τα Chatbots μπορούν να παράγουν σημαντική απόδοση επένδυσης (ROI) με μικρή προσπάθεια.

3.4.1.3 Παροχή υποστήριξης 24/7

Η ενσωμάτωση της συνεχούς υποστήριξης μέσω Chatbots αποτελεί κρίσιμο παράγοντα για την ενίσχυση της αποτελεσματικότητας και της διαθεσιμότητας της εξυπηρέτησης πελατών στον τραπεζικό τομέα. Τα Chatbots καλύπτουν τις ανάγκες των τεχνολογικά ενημερωμένων καταναλωτών που απαιτούν άμεση βοήθεια χωρίς αναμονή.

Αυτό το συνεχές σύστημα υποστήριξης όχι μόνο εξασφαλίζει άμεσες απαντήσεις σε ερωτήσεις και προβληματισμούς, αλλά συμβάλλει επίσης στην αύξηση της ικανοποίησης και της αφοσίωσης των πελατών. Οι τράπεζες μπορούν να βελτιώσουν ολόκληρη την πορεία του πελάτη με την εξορθολογισμένη παροχή εξατομικευμένων συμβουλών και υπηρεσιών. Η ενσωμάτωση των Chatbots για υποστήριξη 24/7 ευθυγραμμίζεται με τη γενικότερη μετάβαση του τραπεζικού τομέα προς την ψηφιακή εποχή, ενισχύοντας το ανταγωνιστικό πλεονέκτημα των τραπεζών και ικανοποιώντας τις απαιτήσεις των πελατών στο σημερινό ταχέως εξελισσόμενο τοπίο.

3.4.2 Προκλήσεις και περιορισμοί των Chatbots στον τραπεζικό τομέα

Ένα από τα κύρια ζητήματα είναι η διασφάλιση της ασφάλειας των δεδομένων και της ιδιωτικής ζωής, ώστε να προστατευθούν οι ευαίσθητες πληροφορίες των πελατών. [27] Οι τράπεζες πρέπει να συμμορφώνονται με τις ρυθμιστικές απαιτήσεις και να εφαρμόζουν ισχυρά

μέτρα ασφαλείας για να ενισχύσουν την εμπιστοσύνη των πελατών σχετικά με την προστασία των δεδομένων. Επιπλέον, η επεκτασιμότητα και η ενσωμάτωση της τεχνολογίας Chatbot με τα υπάρχοντα τραπεζικά συστήματα αποτελούν μια άλλη σημαντική πρόκληση. Η επίτευξη απρόσκοπτης επικοινωνίας και λειτουργικότητας σε διάφορες πλατφόρμες, ενώ παράλληλα διατηρείται η ακρίβεια των δεδομένων, αποτελεί ένα περίπλοκο εγχείρημα. Επίσης, η εκπαίδευση των Chatbots για να κατανοούν και να απαντούν με ακρίβεια σε ποικίλα ερωτήματα πελατών είναι μια συνεχιζόμενη πρόκληση που απαιτεί διαρκή βελτίωση.

3.4.2.1 *Ανησυχίες σχετικά με την ασφάλεια και το απόρρητο των δεδομένων*

Η ασφάλεια και το απόρρητο των πληροφοριών αποτελούν κρίσιμους παράγοντες κατά την εφαρμογή των Chatbots στον τραπεζικό κλάδο, ειδικά καθώς αυτά τα προηγμένα εργαλεία διαχειρίζονται ευαίσθητα οικονομικά δεδομένα. Η ύπαρξη ισχυρών μέτρων ασφαλείας και πρωτοκόλλων προστασίας της ιδιωτικότητας είναι απαραίτητη για την ενίσχυση της εμπιστοσύνης των χρηστών και τη μείωση των κινδύνων που σχετίζονται με μη εξουσιοδοτημένη πρόσβαση ή παραβίαση δεδομένων. [31] Οι χρήστες χρειάζονται διαβεβαιώσεις ότι τα προσωπικά και οικονομικά τους στοιχεία προστατεύονται μέσω τεχνικών κρυπτογράφησης και αυστηρών διαδικασιών ελέγχου ταυτότητας, διασφαλίζοντας την τήρηση των προτύπων προστασίας της ιδιωτικότητας. Ο διαφανής χειρισμός των δεδομένων ενισχύει περαιτέρω την εμπιστοσύνη στα Chatbots, αντιμετωπίζοντας τις ανησυχίες σχετικά με την εμπιστευτικότητα και την ασφάλεια των πληροφοριών. Δίνοντας προτεραιότητα στην ασφάλεια και το απόρρητο των δεδομένων, οι τράπεζες μπορούν να βελτιώσουν την εμπιστοσύνη και την ικανοποίηση των πελατών, προωθώντας τη χρήση των Chatbots για αποτελεσματικές και εξατομικευμένες τραπεζικές αλληλεπιδράσεις.

3.4.2.2 *Ενσωμάτωση με παλαιά συστήματα*

Στο πλαίσιο της χρήσης της Τεχνητής Νοημοσύνης, και ειδικότερα των Chatbots, στον τραπεζικό τομέα, η σύνδεσή τους με αρχαιωμένα συστήματα αποτελεί μια σημαντική πρόκληση αλλά και ευκαιρία. Η ενσωμάτωση της τεχνολογίας Chatbot με τα παλαιότερα τραπεζικά συστήματα απαιτεί μια προσεκτικά σχεδιασμένη προσέγγιση, ώστε να διασφαλιστεί ομαλός συντονισμός και συνοχή των δεδομένων. Η αρχαϊκή φύση και οι περίπλοκες δομές των παλαιών συστημάτων μπορεί να δημιουργήσουν εμπόδια στην ενσωμάτωση σύγχρονων λύσεων Chatbot. Ωστόσο, αξιοποιώντας τις εκτεταμένες δυνατότητες των Chatbots, όπως η 24ωρη υποστήριξη πελατών και οι εξατομικευμένες αλληλεπιδράσεις, οι τράπεζες μπορούν να βελτιώσουν την επιχειρησιακή τους αποτελεσματικότητα και να ενισχύσουν τις σχέσεις τους με τους πελάτες. Η επιτυχής ενσωμάτωση των Chatbots με τα παλαιά συστήματα απαιτεί μια προσεκτικά σχεδιασμένη στρατηγική, σωστή μετάβαση των δεδομένων, καθώς και την

ανάπτυξη API's για τη διασύνδεση των συστημάτων. Με την αντιμετώπιση των ανησυχιών για την ασφάλεια και την τήρηση των κανονισμών, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα μπορούν να αξιοποιήσουν αποτελεσματικά τις δυνατότητες των Chatbots για τον εξορθολογισμό των λειτουργιών και τη βελτιστοποίηση των υπηρεσιών τους, ενισχύοντας έτσι την ικανοποίηση των πελατών.

3.4.2.3 Χειρισμός σύνθετων ερωτημάτων πελατών

Τα Chatbots με δυνατότητες Τεχνητής Νοημοσύνης είναι προγραμματισμένα να διαχειρίζονται μια ευρεία γκάμα ερωτημάτων πελατών, από απλές ερωτήσεις λογαριασμού έως πιο σύνθετες οικονομικές συναλλαγές. Με τη χρήση αλγορίθμων επεξεργασίας φυσικής γλώσσας και Μηχανικής Μάθησης, τα Chatbots κατανοούν και ανταποκρίνονται άμεσα σε περίπλοκα ερωτήματα, προσφέροντας εξατομικευμένη βοήθεια. Επιπλέον, η χρήση Chatbots επιτρέπει στις τράπεζες να απλοποιήσουν τις λειτουργίες εξυπηρέτησης πελατών, να μειώσουν τον χρόνο απόκρισης και να διασφαλίσουν σταθερή ποιότητα υπηρεσιών σε κάθε αλληλεπίδραση. Σύμφωνα με τα ευρήματα του [32], οι πελάτες αποδίδουν ιδιαίτερη αξία στην άμεση εξυπηρέτηση και την ευκολία χρήσης των Chatbots, ειδικά κατά την αντιμετώπιση σύνθετων προβλημάτων, κάτι που οδηγεί σε μεγαλύτερη ικανοποίηση και αφοσίωση. Παρ' όλα αυτά, για τη βελτιστοποίηση των δυνατοτήτων των Chatbots στη διαχείριση σύνθετων ερωτημάτων, η συνεχής προσαρμογή των αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης, η ενσωμάτωση εξελιγμένων λειτουργιών, όπως η ανάλυση συναισθημάτων, και οι μηχανισμοί προληπτικής αντιμετώπισης προβλημάτων είναι κρίσιμα στοιχεία για την κάλυψη ή την υπέρβαση των προσδοκιών των καταναλωτών.

3.4.2.4 Ρυθμιστικές επιπτώσεις και απαιτήσεις συμμόρφωσης

Η ενσωμάτωση της τεχνολογίας Chatbot στον τραπεζικό τομέα εγείρει σημαντικά ζητήματα που απαιτούν ιδιαίτερη προσοχή, όπως οι κανονιστικές επιπτώσεις και οι απαιτήσεις συμμόρφωσης. Παρόλο που τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα υιοθετούν τα Chatbots με Τεχνητή Νοημοσύνη για να βελτιώσουν την εξυπηρέτηση πελατών και να εξορθολογήσουν τις λειτουργίες τους, έρχονται αντιμέτωπα με τις προκλήσεις που θέτει η διαχείριση ενός περίπλοκου ρυθμιστικού πλαισίου. Είναι απαραίτητο να διασφαλίσουν ότι οι υπηρεσίες τους συμμορφώνονται με τα πρότυπα του κλάδου και τους νόμους περί προστασίας δεδομένων κατά την ενσωμάτωση των Chatbots. Οι τράπεζες που χρησιμοποιούν αυτήν την τεχνολογία οφείλουν να αντιμετωπίσουν ζητήματα όπως η προστασία της ιδιωτικής ζωής, η ασφάλεια των δεδομένων και οι ηθικές πτυχές, ώστε να διατηρήσουν την εμπιστοσύνη των καταναλωτών και να ανταποκριθούν στις κανονιστικές απαιτήσεις. Οι ρυθμιστικές αρχές παρακολουθούν στενά τη χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα, με στόχο την προστασία των

συμφερόντων των πελατών και την προώθηση της διαφάνειας. Σύμφωνα με την μελέτη [33], η συμμόρφωση με τα ρυθμιστικά πλαίσια όπως ο GDPR είναι κρίσιμη για τη μείωση των κινδύνων και την προώθηση ηθικών προτύπων κατά την εφαρμογή λύσεων Chatbot. Συνεπώς, η αποτελεσματική διαχείριση των κανονιστικών επιπτώσεων είναι απαραίτητη για τις τράπεζες που επιθυμούν να αξιοποιήσουν τα οφέλη της τεχνολογίας Chatbot, ενώ παράλληλα να ανταποκριθούν στις αυστηρές απαιτήσεις συμμόρφωσης στο συνεχώς εξελισσόμενο χρηματοπιστωτικό τοπίο.

3.5 Στόχοι και Μεθοδολογία Ερευνητικών Εργασιών για τη

Χρήση των Chatbots στις Τραπεζικές Υπηρεσίες

Η έρευνα [22] επικεντρώνεται στην ανάλυση των παραγόντων που επηρεάζουν την ικανοποίηση των πελατών κατά την αλληλεπίδρασή τους με Chatbots, μέσω ποσοτικών και ποιοτικών μεθόδων, όπως η ανάλυση ερωτηματολογίων και συνεντεύξεων. Σύμφωνα με τα συμπεράσματα της μελέτης αυτής, η ικανοποίηση των πελατών εξαρτάται από το κατά πόσο η εμπειρία τους με τα Chatbots ανταποκρίνεται στις προσδοκίες που είχαν πριν από τη χρήση τους. Αυτό σημαίνει ότι οι παράγοντες που καθορίζουν την αποτελεσματικότητα της αλληλεπίδρασης περιλαμβάνουν την ταχύτητα ανταπόκρισης, την ακρίβεια των πληροφοριών, την ικανότητα κατανόησης της πρόθεσης του χρήστη και τη φυσικότητα της συνομιλίας.

Η μελέτη δείχνει ότι, όταν τα Chatbots ανταποκρίνονται με ακρίβεια και προσαρμοστικότητα στις ανάγκες των πελατών, τότε οι χρήστες εκφράζουν υψηλότερα επίπεδα ικανοποίησης και θετικής διάθεσης. Αυτό περιλαμβάνει την παροχή άμεσων και χρήσιμων απαντήσεων, καθώς και τη διατήρηση μιας ροής στη συνομιλία που να μοιάζει φυσική και ευχάριστη για τον χρήστη. Αντίθετα, η έρευνα καταλήγει ότι οι πελάτες βιώνουν απογοήτευση και χαμηλά επίπεδα ικανοποίησης όταν οι Chatbots αδυνατούν να κατανοήσουν πλήρως την πρόθεσή τους ή αποτυγχάνουν να παρέχουν ακριβείς και σχετικές απαντήσεις. Σε τέτοιες περιπτώσεις, οι χρήστες τείνουν να εγκαταλείπουν την αλληλεπίδραση ή να αναζητούν εναλλακτικούς τρόπους εξυπηρέτησης. Η απογοήτευση αυξάνεται ιδιαίτερα όταν οι Chatbots αδυνατούν να προσαρμόσουν τη συνομιλία στις συναισθηματικές ανάγκες του χρήστη ή να επιδείξουν ευαισθησία σε συναισθηματικές αντιδράσεις. Επιπλέον, η μελέτη τονίζει τη σημασία της διαφανούς ενημέρωσης του χρήστη για το γεγονός ότι αλληλοεπιδρά με ένα αυτοματοποιημένο σύστημα και όχι με έναν άνθρωπο. Οι χρήστες τείνουν να έχουν αρνητική αντίδραση όταν αντιλαμβάνονται αιφνίδια ότι συνομιλούν με Chatbot, ειδικά αν θεωρούν ότι η αλληλεπίδραση τους δεν ανταποκρίνεται στις ανάγκες τους. Για να αποφευχθεί αυτό, προτείνεται η καθυστέρημένη γνωστοποίηση της ταυτότητας του Chatbot σε συνδυασμό με βελτιώσεις που ενισχύουν τη φυσικότητα και την αλληλεπιδραστική ικανότητα του συστήματος. Τέλος, η

έρευνα υποδεικνύει ότι τα Chatbots μπορούν να ενισχύσουν την εμπιστοσύνη των πελατών προς την τεχνολογία όταν σχεδιάζονται έτσι ώστε να επιδεικνύουν «ανθρώπινα» χαρακτηριστικά, όπως φιλική προσωπικότητα και ευαισθησία στις συναισθηματικές αντιδράσεις. Αυτά τα χαρακτηριστικά συμβάλλουν στη διαμόρφωση μιας θετικής εμπειρίας για τους χρήστες, καθιστώντας τα Chatbots πιο ελκυστικά ως εργαλεία υποστήριξης πελατών.

Σύμφωνα με τη μελέτη [27], η χρήση Chatbots στις τραπεζικές υπηρεσίες επηρεάζεται από τις ανησυχίες των χρηστών για την ιδιωτικότητα και την εμπιστοσύνη στο ψηφιακό περιβάλλον. Η έρευνα καταλήγει στο ότι οι ανησυχίες περί ιδιωτικότητας έχουν αρνητική επίδραση στην προθυμία των χρηστών να αποκαλύψουν προσωπικές πληροφορίες. Όταν οι χρήστες αλληλοεπιδρούν με Chatbots που έχουν αναπτυχθεί και λειτουργούν από την τράπεζα στην οποία είναι πελάτες, οι ανησυχίες τους για την ιδιωτικότητα είναι πιο έντονες. Αυτό δείχνει ότι η εμπιστοσύνη στο εμπορικό σήμα από μόνη της δεν αρκεί για να τους κάνει πρόθυμους να μοιραστούν προσωπικές πληροφορίες.

Για να ενθαρρυνθεί η προθυμία των χρηστών να μοιραστούν προσωπικές πληροφορίες, είναι απαραίτητο να δημιουργηθεί μια «γέφυρα εμπιστοσύνης» που να ενσωματώνει την εμπορική, τη γνωσιακή και τη συναισθηματική εμπιστοσύνη. Η εμπιστοσύνη στην εμπορική επωνυμία ενισχύει τη γνωσιακή εμπιστοσύνη, η οποία με τη σειρά της ενισχύει τη συναισθηματική εμπιστοσύνη, δημιουργώντας ένα σύστημα ασφαλείας που προδιαθέτει τον χρήστη να μοιραστεί προσωπικές πληροφορίες με το Chatbot. Η μελέτη συνιστά στις τράπεζες να επικεντρωθούν στη μείωση των ανησυχιών για την ιδιωτικότητα μέσω εκπαιδευτικών προγραμμάτων, σαφούς επικοινωνίας και ανάπτυξης προϊόντων που να εγγυώνται διαφάνεια και ασφάλεια. Αυτές οι ενέργειες θεωρούνται κρίσιμες για τη βελτίωση της αποδοχής και της ικανοποίησης των χρηστών στα περιβάλλοντα Chatbots και τη βέλτιστη αξιοποίησή τους σε ψηφιακές τραπεζικές υπηρεσίες.

Η έρευνα του [28] επικεντρώνεται στην εμπειρία των πελατών από τη χρήση των Chatbots στις τραπεζικές υπηρεσίες και εξετάζει πώς αυτή επηρεάζει το αίσθημα των πελατών για την εμπορική επωνυμία. Η μελέτη, που βασίστηκε σε δεδομένα από ερωτηματολόγια και συνεντεύξεις, αναλύει τους παράγοντες που καθορίζουν την ικανοποίηση και την εμπειρία των πελατών, καταλήγοντας σε σημαντικά συμπεράσματα. Αρχικά, διαπιστώνεται ότι οι πελάτες που έχουν θετική εμπειρία από τη χρήση των τραπεζικών Chatbots τείνουν να αναπτύσσουν έναν ισχυρότερο συναισθηματικό δεσμό με την τράπεζα. Η ικανοποίηση από την αλληλεπίδραση μέσω του Chatbot ενισχύει την εμπιστοσύνη και την προσήλωση προς την εμπορική επωνυμία, προσδίδοντας έναν θετικό αντίκτυπο στην αφοσίωση των πελατών. Ένας κρίσιμος παράγοντας που επηρεάζει αυτή τη σχέση είναι ο αντιλαμβανόμενος κίνδυνος (perceived risk). Σύμφωνα με τα ευρήματα της μελέτης, όταν οι πελάτες θεωρούν ότι υπάρχει υψηλός κίνδυνος για την ασφάλεια των προσωπικών τους δεδομένων ή ανησυχούν για την

ακρίβεια των απαντήσεων του Chatbot, η προθυμία τους να αναπτύξουν μια θετική συναισθηματική σύνδεση με την τράπεζα μειώνεται. Αυτό υποδεικνύει ότι οι τράπεζες πρέπει όχι μόνο να βελτιώνουν την εμπειρία του πελάτη, αλλά και να μειώνουν τον αντιλαμβανόμενο κίνδυνο, διασφαλίζοντας την αξιοπιστία και ασφάλεια των Chatbots τους. Συνεπώς, η μελέτη καταλήγει στο ότι η στρατηγική μείωσης του αντιλαμβανόμενου κινδύνου, σε συνδυασμό με τη θετική εμπειρία του χρήστη, μπορεί να ενισχύσει την ικανοποίηση και την αφοσίωση των πελατών, προσφέροντας στις τράπεζες που υιοθετούν αυτή την προσέγγιση σημαντικό ανταγωνιστικό πλεονέκτημα.

Η έρευνα [29] επισημαίνει τη σημαντική συμβολή των Chatbots στην εξοικονόμηση κόστους και την αύξηση της αποδοτικότητας στον τραπεζικό τομέα. Αναλυτικά, η έρευνα επισημαίνει ότι η χρήση των Chatbots θα μπορούσε να αποφέρει εξοικονομήσεις της τάξεως των 7,3 δισεκατομμυρίων δολαρίων μέχρι το 2025. Η επίτευξη αυτών των εξοικονομήσεων βασίζεται σε πολλούς παράγοντες, όπως η ενίσχυση της Τεχνητής Νοημοσύνης στις εφαρμογές εξυπηρέτησης πελατών, γεγονός που επιτρέπει στις τράπεζες να βελτιώσουν τη λειτουργική αποδοτικότητά τους μέσω αυτοματισμού. Τα κύρια συμπεράσματα της έρευνας μπορούν να συνοψιστούν ως εξής:

1. Μείωση Λειτουργικού Κόστους: Η αυτοματοποίηση των υπηρεσιών εξυπηρέτησης πελατών μέσω Chatbots μειώνει τη συνεχή εξάρτηση των τραπεζών από ανθρώπινο δυναμικό, οδηγώντας σε σημαντικές οικονομίες κλίμακας. Τα Chatbots μπορούν να εξυπηρετούν ταυτόχρονα μεγάλο αριθμό πελατών, παρέχοντας άμεσες απαντήσεις και λύσεις στα αιτήματά τους, μειώνοντας τον φόρτο στα κέντρα εξυπηρέτησης (call centers) και εξαλείφοντας την ανάγκη για συνεχή εκπαίδευση προσωπικού.
2. Ενίσχυση Αποτελεσματικότητας και Εξοικονόμηση Χρόνου: Τα Chatbots ανταποκρίνονται άμεσα στα αιτήματα των πελατών, εξοικονομώντας χρόνο τόσο για τους πελάτες όσο και για το προσωπικό εξυπηρέτησης. Με την αξιοποίηση τεχνολογιών επεξεργασίας φυσικής γλώσσας (Natural Language Processing - NLP), τα Chatbots μπορούν να προσφέρουν ακριβείς απαντήσεις και να μειώσουν τα σφάλματα που συχνά προκύπτουν από ανθρώπινες παρεμβάσεις.
3. Βελτίωση Εμπειρίας Πελατών: Η ικανότητα των Chatbots να διαχειρίζονται αυτοματοποιημένα μεγάλο όγκο πελατειακών αιτημάτων προσφέρει μια βελτιωμένη εμπειρία εξυπηρέτησης. Τα Chatbots μπορούν να διαμορφωθούν ώστε να προσφέρουν προσωποποιημένες προτάσεις και λύσεις ανάλογα με τις ανάγκες του κάθε πελάτη, γεγονός που ενισχύει τη δέσμευση και την ικανοποίηση των πελατών και συνεισφέρει στη θετική εικόνα της τράπεζας.
4. Κλιμακούμενη Ευελιξία: Τα Chatbots μπορούν να κλιμακώσουν τις λειτουργίες τους εύκολα και με ελάχιστο πρόσθετο κόστος, καθώς οι τράπεζες μπορούν να προσθέσουν

δυνατότητες σε αυτά για να υποστηρίξουν περισσότερους πελάτες χωρίς να επηρεάζεται η ποιότητα της εξυπηρέτησης. Αυτή η ευελιξία είναι κρίσιμη στις σημερινές συνθήκες αυξανόμενης ζήτησης και διαφοροποιημένων πελατειακών αναγκών.

Η έρευνα [29] καταλήγει στο συμπέρασμα ότι η χρήση Chatbots στον τραπεζικό τομέα δεν είναι απλώς μια τεχνολογική καινοτομία αλλά μια στρατηγική επιλογή που μπορεί να προσφέρει ανταγωνιστικό πλεονέκτημα. Οι τράπεζες που θα επενδύσουν νωρίς και στρατηγικά σε τεχνολογίες Τεχνητής Νοημοσύνης, θα μπορούν να επιτύχουν υψηλότερα επίπεδα κερδοφορίας και αποδοτικότητας, ενώ παράλληλα θα προσφέρουν ποιοτικές υπηρεσίες στους πελάτες τους.

Σύμφωνα με τη μελέτη της Accenture [30], η εφαρμογή των Chatbots έχει οδηγήσει σε σημαντική βελτίωση της απόδοσης επένδυσης (ROI) στις τράπεζες. Η έρευνα χρησιμοποιεί μικτή μεθοδολογία, συνδυάζοντας ποσοτική ανάλυση με ποιοτικά δεδομένα, που συλλέχθηκαν μέσω ερωτηματολογίων και συνεντεύξεων από στελέχη του τραπεζικού τομέα, προκειμένου να παράσχει σαφή εικόνα για τα οικονομικά και επιχειρησιακά οφέλη. Τα βασικά συμπεράσματα της μελέτης υπογραμμίζουν τη βελτίωση της εμπειρίας πελάτη μέσω αυξημένης διαθεσιμότητας και ταχύτητας απόκρισης. Η χρήση των Chatbots με Τεχνητή Νοημοσύνη μειώνει τον χρόνο επίλυσης προβλημάτων, βελτιώνοντας την ικανοποίηση των πελατών. Επιπλέον, η μείωση του κόστους εξυπηρέτησης και η αυξημένη αποδοτικότητα επιτρέπουν στις τράπεζες να εξυπηρετούν περισσότερα αιτήματα με μικρότερη επιβάρυνση πόρων. Συνοψίζοντας, η έρευνα καταλήγει ότι η επένδυση σε Chatbots Τεχνητής Νοημοσύνης ενισχύει τη βιωσιμότητα και κερδοφορία του τραπεζικού τομέα, με τις τράπεζες να βλέπουν θετικές προοπτικές από την υιοθέτηση αυτών των τεχνολογιών ως μέρος του μελλοντικού ψηφιακού τους μετασχηματισμού.

3.6 Μεθοδολογία Αξιολόγησης της απόδοσης των Chatbots

Η αξιολόγηση της απόδοσης των Chatbots στον τραπεζικό τομέα απαιτεί μια σαφή και ολοκληρωμένη μεθοδολογία που βασίζεται σε συγκεκριμένες μετρικές, επιτρέποντας στις τράπεζες να εντοπίζουν σημεία βελτίωσης, να διασφαλίζουν την ικανοποίηση των πελατών και να ενισχύουν την εμπιστοσύνη στο σύστημα εξυπηρέτησης. Η ανάλυση περιλαμβάνει δύο βασικά στοιχεία: τη Μεθοδολογία και τις Μετρικές.

Μεθοδολογία Αξιολόγησης: Η μεθοδολογία είναι η διαδικασία που περιλαμβάνει τα βήματα και τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση της συνολικής απόδοσης των Chatbots στον τραπεζικό τομέα. Οι διαδικασίες που ακολουθούνται είναι οι εξής:

1. Συλλογή Δεδομένων Χρήσης: Σε αυτό το βήμα συλλέγονται δεδομένα που αφορούν τη χρήση του Chatbot, όπως ο αριθμός συνομιλιών, η διάρκεια τους και το ποσοστό επιτυχών απαντήσεων. Αυτά τα δεδομένα παρέχουν μια ολοκληρωμένη εικόνα της λειτουργικής απόδοσης του Chatbot και βοηθούν στον εντοπισμό σημείων που απαιτούν βελτίωση.[34] [35]
2. Ανάλυση Ακρίβειας: Η ακρίβεια των απαντήσεων είναι σημαντική, ιδιαίτερα σε έναν τομέα όπου οι σωστές απαντήσεις επηρεάζουν την εμπιστοσύνη των πελατών. Αυτή η αξιολόγηση μπορεί να γίνει με εργαλεία όπως το BLEU και το ROUGE, που συγκρίνουν τις απαντήσεις του Chatbot με πρότυπες απαντήσεις από ειδικούς. Με αυτόν τον τρόπο, διασφαλίζεται ότι το Chatbot παρέχει ακριβείς και αξιόπιστες πληροφορίες στους πελάτες. [34]
3. Αξιολογήσεις Χρηστών: Η αξιολόγηση της εμπειρίας του χρήστη είναι κρίσιμη για την επιτυχία των Chatbots. Εργαλεία όπως ο CSAT (Customer Satisfaction Score) και το NPS (Net Promoter Score) μετρούν την ικανοποίηση των πελατών και την προθυμία τους να συστήσουν την υπηρεσία. Επιπλέον, το Spot The Bot αξιολογεί τη συνομιλητική εμπειρία των χρηστών, εστιάζοντας στη φυσικότητα των απαντήσεων του Chatbot και καταγράφοντας την ικανοποίηση των χρηστών από τις συνομιλίες τους. [35] [36]
4. Ανάλυση Συναισθημάτων: Η ανάλυση συναισθημάτων καταγράφει τις συναισθηματικές αντιδράσεις των χρηστών μέσα από σχόλια σε κοινωνικά δίκτυα ή άλλες διαδικτυακές πλατφόρμες, βοηθώντας στην κατανόηση της αντίληψης του κοινού για το Chatbot. Αυτή η ανάλυση συμβάλλει στην ενίσχυση της φήμης του οργανισμού και βελτιώνει τη συνολική εμπειρία του χρήστη.

Μετρικές Αξιολόγησης: Οι μετρικές αποτελούν συγκεκριμένους δείκτες που αποτυπώνουν την απόδοση του Chatbot με ποσοτικό τρόπο. Περιλαμβάνονται οι εξής:

Ευτυχία Πελατών (Customer Happiness): Μετρά την ικανοποίηση των πελατών από την αλληλεπίδραση τους με το Chatbot, λαμβάνοντας υπόψη την ευκολία χρήσης και την ποιότητα των απαντήσεων. Αυτή η μετρική σχετίζεται άμεσα με την επιτυχία του Chatbot.

Αντιληπτή Αποτελεσματικότητα (Perceived Effectiveness): Μετρά το βαθμό στον οποίο οι χρήστες θεωρούν ότι το Chatbot ικανοποιεί τις ανάγκες τους, και υποδεικνύει πιθανούς τομείς βελτίωσης.

Αξιοπιστία (Reliability): Εξετάζει την ακρίβεια και τη συνέπεια των απαντήσεων, κρίσιμες για τη διατήρηση της εμπιστοσύνης των πελατών, ιδιαίτερα σε τραπεζικές πληροφορίες.

Φήμη της Μάρκας (Brand Reputation): Αξιολογεί την επίδραση των Chatbots στη συνολική εικόνα της τράπεζας, συμβάλλοντας στη θετική αντίληψη και αφοσίωση των πελατών.

Επίπεδα Εμπιστοσύνης (Trust): Μετρά την εμπιστοσύνη των χρηστών στο Chatbot, ιδιαίτερα όσον αφορά την ασφάλεια και την προστασία των προσωπικών δεδομένων. Αυτή η μετρική είναι κρίσιμη για την επιτυχία της τράπεζας. [37]

Η συνδυαστική χρήση αυτών των μεθόδων και μετρικών παρέχει μια ολοκληρωμένη προσέγγιση για την αξιολόγηση των Chatbots, διασφαλίζοντας ότι οι τράπεζες μπορούν να βελτιώσουν την εμπειρία των χρηστών και να ενισχύσουν τη φήμη τους.

3.7 Συμπεράσματα

Στο Κεφάλαιο 3 διερευνήθηκε η χρήση των Chatbots στον τραπεζικό τομέα, εξετάζοντας τον ρόλο τους στη βελτίωση της εμπειρίας των πελατών και στην αύξηση της λειτουργικής αποδοτικότητας των τραπεζών.

Τα Chatbots μπορούν να συμβάλλουν στην ενίσχυση της εξυπηρέτησης πελατών. Προσφέρουν 24ωρη διαθεσιμότητα, επιτρέποντας την άμεση ανταπόκριση σε αιτήματα και ερωτήματα, χωρίς να απαιτείται ανθρώπινη παρέμβαση. Η δυνατότητά τους να κατανοούν και να επεξεργάζονται φυσική γλώσσα, χάρη σε τεχνολογίες όπως η Μηχανική Μάθηση και η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας, τους επιτρέπει να προσαρμόζονται με μεγαλύτερη ακρίβεια στις ανάγκες των χρηστών, παρέχοντας πιο ακριβείς και αποτελεσματικές απαντήσεις.

Οι πελάτες είναι διατεθειμένοι να αποκαλύψουν προσωπικά στοιχεία όταν αλληλεπιδρούν με τραπεζικά Chatbots, γεγονός που καθιστά απαραίτητη την οικοδόμηση εμπιστοσύνης και την προστασία της ιδιωτικότητας. Ωστόσο, η χρήση Chatbots συνοδεύεται από προκλήσεις, καθώς απαιτείται η ασφαλής διαχείριση ευαίσθητων πληροφοριών και η συμμόρφωση με κανονιστικές απαιτήσεις για την προστασία των δεδομένων των πελατών.

Η επιτυχής ενσωμάτωση των Chatbots στις τραπεζικές υπηρεσίες εξαρτάται από την αποτελεσματική διαχείριση τεχνικών και κανονιστικών προκλήσεων και την προσαρμογή στις εξελισσόμενες ανάγκες των πελατών.

4

Ανίχνευση και Αντιμετώπιση Τραπεζικής

Απάτης

4.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο, θα εξετάσουμε τις διάφορες μορφές τραπεζικής απάτης, προσδιορίζοντας και εξηγώντας συνοπτικά τους κυριότερους τύπους που παρατηρούνται στον τραπεζικό τομέα. Στη συνέχεια, θα αναλύσουμε τις παραδοσιακές μεθόδους ανίχνευσης αυτών των απάτων και θα συγκρίνουμε τις παραδοσιακές μεθόδους ανίχνευσης απάτης με τις τεχνικές που αξιοποιούν την Τεχνητή Νοημοσύνη.

Το κεφάλαιο θα ολοκληρωθεί με την παρουσίαση των συμπερασμάτων καθώς και με προτάσεις για τη βελτίωση των μεθόδων ανίχνευσης τραπεζικής απάτης.

4.2 Τύποι τραπεζικής απάτης

Η τραπεζική απάτη αποτελεί μία από τις πιο σοβαρές και πολυδιάστατες απειλές για τον χρηματοπιστωτικό τομέα. Στο πλαίσιο της κατηγοριοποίησης, η απάτη αυτή μπορεί να διακριθεί κυρίως σε εσωτερική και εξωτερική, βάσει του προφίλ των δραστών και του τρόπου διεκπεραίωσης. Σύμφωνα με την μελέτη [38], η κάθε κατηγορία περιλαμβάνει ποικίλες μορφές που διαφοροποιούνται ως προς τα χαρακτηριστικά τους, τις συνέπειες και τη συχνότητα εμφάνισής τους.

Εσωτερική Απάτη: Η εσωτερική απάτη αφορά αδικήματα που διαπράττονται από το προσωπικό της τράπεζας, με τους εργαζομένους να εκμεταλλεύονται την πρόσβασή τους στους πόρους και τις πληροφορίες του ιδρύματος για προσωπικό όφελος. Οι βασικότερες μορφές αυτής της κατηγορίας περιλαμβάνουν:

- Κατάχρηση Περιουσιακών Στοιχείων: Η κατάχρηση και υπεξαίρεση κεφαλαίων και περιουσιακών στοιχείων αποτελεί συχνό είδος εσωτερικής απάτης. Οι δράστες χρησιμοποιούν τα περιουσιακά στοιχεία της τράπεζας παράνομα για ίδιον όφελος,

προκαλώντας άμεσες οικονομικές ζημίες και μειώνοντας την εμπιστοσύνη στις εσωτερικές διαδικασίες της τράπεζας.

- Παραποίηση Δεδομένων: Στοχεύει στην αλλοίωση οικονομικών ή λειτουργικών στοιχείων και εγγράφων της τράπεζας για την απόκρυψη παράτυπων πράξεων ή την παραπλάνηση ανώτερων στελεχών. Η παραποίηση των δεδομένων είναι ιδιαίτερα επικίνδυνη καθώς αλλοιώνει την πραγματική εικόνα της οικονομικής κατάστασης του οργανισμού.
- Παράνομη Χρήση Πληροφοριών: Ορισμένοι εργαζόμενοι χρησιμοποιούν εμπιστευτικές πληροφορίες για προσωπικό όφελος, όπως η πώληση δεδομένων πελατών σε τρίτους ή η εκμετάλλευσή τους για παράνομες συναλλαγές. Αυτή η μορφή απάτης υποβαθμίζει την αίσθηση ασφάλειας των πελατών και διαβρώνει τη σχέση εμπιστοσύνης με το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα.
- Απάτη μέσω Ηλεκτρονικών Συστημάτων: Στις σύγχρονες τράπεζες, η κατάχρηση των ηλεκτρονικών συστημάτων μπορεί να περιλαμβάνει την παράνομη τροποποίηση συναλλαγών ή δεδομένων. Αυτή η μορφή απάτης παρακάμπτει τον παραδοσιακό εσωτερικό έλεγχο και απαιτεί αυξημένες δυνατότητες ανίχνευσης μέσω εξελιγμένων τεχνολογιών.

Εξωτερική Απάτη: Η εξωτερική απάτη συνήθως διαπράττεται από άτομα εκτός του προσωπικού του ιδρύματος, όπως πελάτες, συνεργάτες ή τρίτοι, που χρησιμοποιούν δόλιες μεθόδους για να αποσπάσουν πόρους ή πληροφορίες από την τράπεζα. Οι κύριες μορφές εξωτερικής απάτης περιλαμβάνουν:

- Πλαστοπροσωπία και Πλαστογράφιση: Δράστες που υποδύονται πελάτες της τράπεζας ή πλαστογραφούν έγγραφα προσπαθούν να αποκτήσουν παράνομα πρόσβαση σε κεφάλαια ή υπηρεσίες. Η πλαστοπροσωπία περιλαμβάνει την παράνομη χρήση ταυτότητας άλλου ατόμου για τη διάπραξη δόλιων συναλλαγών, γεγονός που επιβαρύνει την τράπεζα με οικονομικές ζημίες και απώλεια αξιοπιστίας.
- Ηλεκτρονική Απάτη (Phishing, Skimming): Αυτή η μορφή περιλαμβάνει ηλεκτρονικές επιθέσεις, όπως το phishing, κατά το οποίο οι δράστες εξαπατούν τους πελάτες μέσω παραπλανητικών μηνυμάτων για να αποσπάσουν προσωπικά δεδομένα. Το skimming αφορά την τοποθέτηση συσκευών στα ATMs για την υποκλοπή πληροφοριών τραπεζικών καρτών. Η ηλεκτρονική απάτη έχει γίνει μια από τις πιο συχνές μορφές εξωτερικής απάτης, ιδιαίτερα μέσω των ψηφιακών καναλιών.

4.3 Παραδοσιακές Μέθοδοι Ανίχνευσης Τραπεζικής Απάτης

Οι τράπεζες βασίζονταν σε παραδοσιακές μεθόδους ανίχνευσης απάτης, οι οποίες, αν και αποτελεσματικές για την εποχή τους, σήμερα παρουσιάζουν σοβαρούς περιορισμούς.

Μία από τις βασικότερες παραδοσιακές τεχνικές ήταν τα συστήματα βασισμένα σε κανόνες (rule-based systems). Αυτά τα συστήματα λειτουργούσαν με βάση ένα προκαθορισμένο σύνολο κανόνων, οι οποίοι είχαν διαμορφωθεί από ειδικούς ασφαλείας με βάση ιστορικά δεδομένα. Για παράδειγμα, ένας κανόνας μπορούσε να ορίζει ότι μια συναλλαγή που υπερβαίνει ένα συγκεκριμένο ποσό θεωρείται ύποπτη. Παρόλο που τα συστήματα βασισμένα σε κανόνες ήταν εύκολα στην εφαρμογή και προσαρμογή τους σε βασικά μοτίβα συναλλαγών, η στατικότητα αυτών των κανόνων αποτελούσε το βασικό τους μειονέκτημα. Όπως αναφέρεται στο [39], η αδυναμία τους να προσαρμοστούν σε νέες μορφές απάτης είχε ως αποτέλεσμα υψηλά ποσοστά ψευδώς θετικών ανιχνεύσεων δημιουργώντας προβλήματα στην αποτελεσματικότητα των τραπεζών και στην εμπειρία των πελατών.

Ένα άλλο σημαντικό στοιχείο των παραδοσιακών μεθόδων ήταν η χειροκίνητη επιθεώρηση των συναλλαγών από ειδικούς ασφαλείας, οι οποίοι βασίζονταν στην εμπειρία και την ανάλυσή τους για να εντοπίσουν ύποπτες δραστηριότητες. Παρά τη δυνατότητα λήψης πιο συνειδητοποιημένων αποφάσεων, αυτή η διαδικασία ήταν χρονοβόρα και συχνά επιρρεπής σε ανθρώπινα λάθη. Η καθυστέρηση στην απόκριση, που είναι κρίσιμη στην ανίχνευση απάτης, επέτρεπε στους απατεώνες να ολοκληρώνουν τις ενέργειές τους πριν οι τράπεζες μπορέσουν να αντιδράσουν. Επιπλέον, σύμφωνα με το [39], η εξάρτηση από τον ανθρώπινο παράγοντα περιόριζε την αποτελεσματικότητα αυτής της μεθόδου, ιδιαίτερα κατά τις περιόδους υψηλού όγκου συναλλαγών.

Η διασταύρωση δεδομένων και η επαλήθευση ταυτότητας ήταν άλλες παραδοσιακές μέθοδοι ανίχνευσης απάτης. Αυτές οι μέθοδοι περιλάμβαναν τη σύγκριση των δεδομένων των συναλλαγών με γνωστά μοτίβα απάτης ή με τις πληροφορίες που ήταν ήδη καταγεγραμμένες για τον πελάτη. Αν και αυτές οι διαδικασίες προσέφεραν ένα επιπλέον επίπεδο ελέγχου, όπως αναφέρεται στην πηγή [40], η αποτελεσματικότητά τους εξαρτιόταν σε μεγάλο βαθμό από την ποιότητα και την ακρίβεια των δεδομένων. Ωστόσο, με την αύξηση της πολυπλοκότητας των τραπεζικών συναλλαγών και των τεχνικών απάτης, οι παραδοσιακές μέθοδοι άρχισαν να χάνουν την αποτελεσματικότητά τους. Η ευκολία με την οποία οι απατεώνες μπορούσαν να παραποιήσουν ή να κλέψουν δεδομένα μείωνε σημαντικά την αξία αυτών των τεχνικών.

Τέλος, οι τράπεζες χρησιμοποιούσαν μηχανογραφημένα συστήματα παλαιού τύπου (legacy systems) για την παρακολούθηση και ανάλυση των συναλλαγών. Παρά το ότι ήταν αξιόπιστα και δοκιμασμένα στο χρόνο, αυτά τα συστήματα ήταν σχεδιασμένα για να διαχειρίζονται περιορισμένους όγκους δεδομένων. Με την αύξηση των τραπεζικών συναλλαγών, τα συστήματα αυτά άρχισαν να δείχνουν τα όριά τους. Η αδυναμία τους να διαχειριστούν μεγάλα δεδομένα και να ενσωματώσουν σύγχρονες τεχνικές ανάλυσης δεδομένων, τα έκανε λιγότερο αποτελεσματικά στην ανίχνευση απάτης. Επιπλέον, σύμφωνα με την πηγή [39], η αναβάθμιση

αυτών των συστημάτων ήταν συχνά δύσκολη και δαπανηρή, γεγονός που καθιστούσε αναγκαία την υιοθέτηση νέων τεχνολογιών.

4.4 Εφαρμογές Ανίχνευσης Απάτης

Οι μεγάλες τράπεζες παγκοσμίως έχουν επενδύσει σημαντικά στην ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης για την ανίχνευση και αποτροπή της απάτης.

Τα CNN είναι εξαιρετικά αποτελεσματικά στην αναγνώριση μοτίβων στα δεδομένα συναλλαγών, επιτρέποντας την ανίχνευση ανωμαλιών, όπως η ξαφνική αλλαγή στη γεωγραφική τοποθεσία ενός πελάτη ή η πραγματοποίηση ασυνήθιστα υψηλών συναλλαγών. [41] Για παράδειγμα, εάν ένας πελάτης που συνήθως πραγματοποιεί συναλλαγές σε μια συγκεκριμένη περιοχή αρχίσει ξαφνικά να εκτελεί συναλλαγές σε άλλη χώρα χωρίς προφανή λόγο, αυτό μπορεί να θεωρηθεί ύποπτο και να ενεργοποιηθεί ειδοποίηση. Η εφαρμογή αυτής της τεχνολογίας έχει αυξήσει την ακρίβεια ανίχνευσης απάτης σε σύγκριση με τις παραδοσιακές τεχνικές.

Παράλληλα, οι τράπεζες χρησιμοποιούν τα RNN και ειδικότερα τα LSTM μοντέλα, τα οποία είναι σχεδιασμένα για την ανάλυση χρονικών σειρών δεδομένων. Αυτά τα μοντέλα επιτρέπουν την ανίχνευση αλλαγών στη συμπεριφορά των πελατών με την πάροδο του χρόνου, διευκολύνοντας την έγκαιρη αναγνώριση πιθανής απάτης. [42] Για παράδειγμα, αν ένας πελάτης που συνήθως πραγματοποιεί μικρές συναλλαγές αρχίσει ξαφνικά να κάνει μεγάλες αγορές, το LSTM μοντέλο μπορεί να ανιχνεύσει αυτήν την αλλαγή και να τη χαρακτηρίσει ως ύποπτη.

Οι Autoencoders είναι ιδιαίτερα αποτελεσματικοί στην ανίχνευση νέων και άγνωστων μορφών απάτης. Αυτή η τεχνική επιτρέπει στις τράπεζες να εντοπίζουν πιο περίπλοκες και εξελιγμένες τεχνικές απάτης που δεν θα μπορούσαν να αναγνωριστούν με τα παραδοσιακά συστήματα, προσφέροντας σημαντικά οφέλη στον τομέα της ανίχνευσης απάτης.

Οι τράπεζες δεν περιορίζονται μόνο στις τεχνικές Βαθιάς Μάθησης αλλά τις συνδυάζουν με παραδοσιακές τεχνικές Μηχανικής Μάθησης, όπως τα Support Vector Machines (SVMs) και τους αλγόριθμους Random Forest. Τα SVMs χρησιμοποιούνται για την κατάταξη των συναλλαγών σε κατηγορίες, μειώνοντας τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα. Αυτό σημαίνει ότι λιγότερες συναλλαγές χαρακτηρίζονται λανθασμένα ως ύποπτες, βελτιώνοντας την εμπειρία του πελάτη και μειώνοντας το κόστος διαχείρισης. Ο αλγόριθμος Random Forest έχει αυξήσει την ακρίβεια ανίχνευσης απάτης, ενισχύοντας τη συνολική αποτελεσματικότητα των συστημάτων ασφαλείας των τραπεζών.

Η επιτυχής ενσωμάτωση αυτών των τεχνολογιών απαιτεί ισχυρή υποδομή διαχείρισης μεγάλων δεδομένων (Big Data Management). Πλατφόρμες όπως το Apache Hadoop και το Apache

Spark επιτρέπουν την επεξεργασία εκατομμυρίων συναλλαγών σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας την άμεση ανάλυση και ανίχνευση ανωμαλιών.

Η πλατφόρμα Apache Hadoop χρησιμοποιεί μια αρχιτεκτονική κατανεμημένης αποθήκευσης και επεξεργασίας, επιτρέποντας την αποθήκευση μεγάλων ποσοτήτων μη δομημένων δεδομένων. [43] Οι τράπεζες μπορούν να αποθηκεύουν και να επεξεργάζονται δεδομένα από πολλές πηγές, όπως κοινωνικά δίκτυα και ιστορικά δεδομένα συναλλαγών, παρέχοντας μια ενιαία πηγή για την ανάλυση απάτης.

Σε σύγκριση με το Hadoop, το Spark προσφέρει ταχύτερη επεξεργασία δεδομένων λόγω της δυνατότητας επεξεργασίας στη μνήμη (in-memory processing). Αυτή η δυνατότητα είναι κρίσιμη για τη γρήγορη ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας την άμεση ανίχνευση ανωμαλιών. Όταν εντοπίζονται ανωμαλίες, το σύστημα μπορεί να ενεργήσει γρήγορα, μπλοκάροντας ή ελέγχοντας τις ύποπτες συναλλαγές πριν προλάβουν να ολοκληρωθούν. [44] Επιπλέον, αυτές οι τεχνολογίες ενισχύουν τη δυνατότητα δημιουργίας ολοκληρωμένων προφίλ πελατών, βελτιώνοντας την ακρίβεια ανίχνευσης απάτης.

Οι τράπεζες μπορούν επίσης να ενσωματώσουν συστήματα συνεχούς ανατροφοδότησης, τα οποία επιτρέπουν στα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης να μαθαίνουν από τις προηγούμενες ανιχνεύσεις και να βελτιώνονται με την πάροδο του χρόνου. Αυτό το δυναμικό σύστημα μπορεί να μειώσει τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα και να βελτιώσει τη συνολική αποτελεσματικότητα των συστημάτων ανίχνευσης απάτης. [45]

4.5 Σύγκριση Παραδοσιακών Μεθόδων με μεθόδους που

χρησιμοποιούν Τεχνητή Νοημοσύνη

Οι παραδοσιακές μέθοδοι, όπως τα συστήματα βασισμένα σε κανόνες (rule-based systems), η χειροκίνητη επιθεώρηση και η διασταύρωση δεδομένων, ήταν αποτελεσματικές για την εποχή τους, αλλά πλέον εμφανίζουν σημαντικά μειονεκτήματα όταν συγκρίνονται με στις σύγχρονες τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης. Τα παραδοσιακά συστήματα βασίζονταν σε στατικούς κανόνες και συχνά οδηγούσαν σε υψηλά ποσοστά ψευδώς θετικών αποτελεσμάτων, ενώ η χειροκίνητη επιθεώρηση ήταν χρονοβόρα και επιρρεπής σε λάθη. Αντίθετα, η Τεχνητή Νοημοσύνη προσφέρει δυναμικά και προσαρμοστικά συστήματα ανίχνευσης απάτης, ικανά να αναλύουν τεράστιους όγκους δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και να προσαρμόζουν τους αλγόριθμους τους σύμφωνα με τα νέα δεδομένα.

Η ταχύτητα επεξεργασίας των συναλλαγών αποτελεί ένα άλλο κρίσιμο πλεονέκτημα των συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης. Ενώ τα συστήματα παλαιού τύπου (legacy systems) απαιτούσαν ώρες ή και ημέρες για την επεξεργασία δεδομένων και την ανίχνευση απάτης, τα

σύγχρονα συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης επεξεργάζονται δεδομένα σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας την ανίχνευση απάτης εντός δευτερολέπτων. Αυτή η ταχύτητα είναι καθοριστική για την αποτροπή της απάτης, καθώς δίνει στις τράπεζες τη δυνατότητα να αναλαμβάνουν δράση προτού οι απατεώνες προλάβουν να ολοκληρώσουν τις ενέργειές τους.

Η JPMorgan Chase αποτελεί ένα χαρακτηριστικό παράδειγμα του πώς η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να ενισχύσει την ασφάλεια στον τραπεζικό τομέα. Οι επενδύσεις της τράπεζας σε τεχνολογίες Τεχνητής Νοημοσύνης έχουν αποφέρει μετρήσιμα αποτελέσματα, όπως η μείωση των οικονομικών απωλειών από απάτη κατά 32% και η βελτίωση της ακρίβειας ανίχνευσης κατά 28%. [46]

4.6 Εργασίες σχετικές με τους αλγόριθμους Random Forest και Gradient Boosting

Στη μελέτη [47], ο αλγόριθμος Random Forest εφαρμόστηκε σε σύνολα δεδομένων που περιλάμβαναν τόσο δόλιες όσο και μη δόλιες συναλλαγές, επιτυγχάνοντας δείκτη AUC (Area Under the Curve) 0.92. Η μετρική AUC είναι ιδιαίτερα σημαντική στην αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων, καθώς καταδεικνύει πόσο καλά μπορεί το μοντέλο να διαχωρίζει θετικές και αρνητικές κατηγορίες, στην προκειμένη περίπτωση τις δόλιες από τις μη δόλιες συναλλαγές. Ένας δείκτης AUC κοντά στο 1 υποδηλώνει εξαιρετική ακρίβεια, ενώ τιμές γύρω στο 0.5 αντιστοιχούν σε τυχαία επιλογή. Για την ενίσχυση της αξιοπιστίας του μοντέλου, εφαρμόστηκε k-fold cross-validation – μία μέθοδος αξιολόγησης στην οποία τα δεδομένα χωρίζονται σε k υποσύνολα, με το μοντέλο να εκπαιδεύεται σε διαφορετικά υποσύνολα κάθε φορά και να αξιολογείται σε άλλα, εξασφαλίζοντας έτσι ότι το μοντέλο λειτουργεί αξιόπιστα σε διαφορετικά δεδομένα και δεν προσαρμόζεται μόνο σε συγκεκριμένα παραδείγματα. Η μελέτη κατέληξε σε μείωση των ψευδώς θετικών προβλέψεων (δηλαδή των περιπτώσεων όπου οι κανονικές συναλλαγές υποδεικνύονται ως ύποπτες) κατά 15% σε σύγκριση με άλλους αλγόριθμους, ενισχύοντας τη συνολική αξιοπιστία του συστήματος και τη θετική εμπειρία των πελατών.

Η μελέτη [48] επικεντρώθηκε στην εφαρμογή του Random Forest σε περιβάλλοντα Point of Sale (POS), δηλαδή σε συστήματα συναλλαγών που χρησιμοποιούνται στα ταμεία για αγορές. Για την επίτευξη υψηλής ακρίβειας και τη μείωση της υπερπροσαρμογής, τα δεδομένα υποβλήθηκαν σε προεπεξεργασία και κανονικοποίηση, ώστε να βρίσκονται σε συγκρίσιμη κλίμακα, διασφαλίζοντας ότι το μοντέλο δεν επηρεάζεται υπερβολικά από ακραίες τιμές ή διαφορές στις μονάδες μέτρησης των δεδομένων. Το μοντέλο πέτυχε ποσοστό ανίχνευσης δόλιων συναλλαγών 88% και παράλληλα μείωσε τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα,

προσφέροντας έτσι μεγαλύτερη αξιοπιστία στην αναγνώριση ύποπτων συναλλαγών σε πραγματικό χρόνο.

Στη μελέτη [49], ο Gradient Boosting ενισχύθηκε περαιτέρω με τη χρήση Deep Boosting Decision Trees, δηλαδή βαθύτερων και πιο σύνθετων δέντρων απόφασης, τα οποία προσφέρουν τη δυνατότητα ανάλυσης δεδομένων με πολλαπλά χαρακτηριστικά και διασυνδέσεις. Η βελτιστοποίηση των παραμέτρων (π.χ., βάθος και αριθμός δέντρων) βελτίωσε την ακρίβεια του μοντέλου, καταλήγοντας σε δείκτη AUC 0.95, ο οποίος είναι ενδεικτικός της ικανότητας του αλγορίθμου να ανιχνεύει περίπλοκες μορφές απάτης. Αυτό καθιστά τον Gradient Boosting κατάλληλο για περιβάλλοντα με σύνθετα και πολυδιάστατα δεδομένα, όπως οι τραπεζικές συναλλαγές, όπου απαιτείται αναλυτική και σε βάθος επεξεργασία.

Η έρευνα [50] συνδύασε τον Gradient Boosting με νευρωνικά δίκτυα για την ανίχνευση απάτης σε περιβάλλοντα συνεχούς ροής δεδομένων (streaming data), όπως οι συναλλαγές ATM και POS. Τα νευρωνικά δίκτυα, τα οποία είναι μοντέλα που μιμούνται τον τρόπο που ο εγκέφαλος επεξεργάζεται τις πληροφορίες, προσθέτουν έναν βαθμό ευελιξίας στο μοντέλο, επιτρέποντάς του να «μαθαίνει» και να προσαρμόζεται σε νέα μοτίβα δόλιων συναλλαγών καθώς αυτά προκύπτουν. Ο συνδυασμός των δύο τεχνικών επέτρεψε την ανίχνευση απάτης σε πραγματικό χρόνο με ακρίβεια κατά 10-15% υψηλότερη σε σύγκριση με άλλους αλγόριθμους, ενώ τα ψευδώς θετικά αποτελέσματα μειώθηκαν σημαντικά. Αυτός ο υβριδικός συνδυασμός αποτελεί μία ιδανική προσέγγιση για περιπτώσεις όπου απαιτείται γρήγορη και αξιόπιστη απόκριση σε ύποπτες συναλλαγές.

Τα αποτελέσματα των παραπάνω μελετών δείχνουν ότι οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting είναι εξαιρετικά χρήσιμα εργαλεία για την ανίχνευση χρηματοοικονομικής απάτης. Ο Random Forest προσφέρει μία αποδοτική και οικονομική λύση για την αναγνώριση δόλιων συναλλαγών σε πραγματικό χρόνο, ενώ ο Gradient Boosting, ειδικά σε συνδυασμό με νευρωνικά δίκτυα και τεχνικές Deep Boosting Decision Trees, παρέχει μία εξειδικευμένη προσέγγιση για την ανίχνευση περίπλοκων μορφών απάτης σε περιβάλλοντα μεγάλου όγκου δεδομένων. Παρόλο που οι αλγόριθμοι αυτοί επιτυγχάνουν υψηλή απόδοση, η χρήση τους απαιτεί σημαντικούς υπολογιστικούς πόρους και εξειδικευμένες τεχνικές διαχείρισης δεδομένων.

Οι μελλοντικές κατευθύνσεις στον τομέα της ανίχνευσης απάτης θα μπορούσαν να περιλαμβάνουν την εφαρμογή τεχνικών meta-learning (όπου το μοντέλο μαθαίνει πώς να μαθαίνει και να προσαρμόζεται πιο γρήγορα σε νέα δεδομένα) και εξελικτικών νευρωνικών δικτύων, που προσφέρουν δυνατότητες συνεχούς βελτίωσης. Αυτές οι τεχνικές αναμένεται να ενισχύσουν περαιτέρω την ακρίβεια, μειώνοντας παράλληλα το λειτουργικό κόστος και τους πόρους που απαιτούνται, καθιστώντας τα συστήματα ανίχνευσης απάτης πιο ευέλικτα και αποτελεσματικά για τον τραπεζικό τομέα.

4.7 Συμπεράσματα

Η ανάλυση του κεφαλαίου 4 υπογραμμίζει τη σημασία της Τεχνητής Νοημοσύνης για την ανίχνευση και αποτροπή τραπεζικής απάτης. Η ενσωμάτωση αυτών των τεχνολογιών έχει βελτιώσει την ακρίβεια, την ταχύτητα και την προσαρμοστικότητα των συστημάτων ασφαλείας. Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποδεικνύεται ιδιαίτερα αποτελεσματική στον εντοπισμό νέων μορφών απάτης, επιτρέποντας στις τράπεζες να αντιδρούν άμεσα.

Οι παραδοσιακές μέθοδοι ανίχνευσης, αν και χρήσιμες στο παρελθόν, αντιμετωπίζουν δυσκολίες στο σημερινό τραπεζικό περιβάλλον με την αυξημένη πολυπλοκότητα και ταχύτητα συναλλαγών. Αντίθετα, οι σύγχρονες τεχνικές Τεχνητής Νοημοσύνης, όπως οι αλγόριθμοι Random Forest και Gradient Boosting, μαζί με τις τεχνικές Βαθιάς Μάθησης, επιτρέπουν την επεξεργασία μεγάλων όγκων δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και την προσαρμογή σε νέες απειλές.

Η επιτυχής εφαρμογή αυτών των τεχνολογιών απαιτεί αξιόπιστη υποδομή διαχείρισης δεδομένων και υψηλή ποιότητα δεδομένων εκπαίδευσης. Η ακρίβεια και η πληρότητα των δεδομένων είναι κρίσιμες για την ανάπτυξη αποτελεσματικών συστημάτων Τεχνητής Νοημοσύνης. Επίσης, η ανθρώπινη εποπτεία παραμένει σημαντική για να διασφαλίζεται η ηθική και η δίκαιη λήψη αποφάσεων, κάτι που η Τεχνητή Νοημοσύνη δεν μπορεί να καλύψει πλήρως.

Συνολικά, η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει γίνει απαραίτητο εργαλείο για την αντιμετώπιση της τραπεζικής απάτης. Η συνεχιζόμενη ανάπτυξη των αλγορίθμων, η προσεκτική ρύθμιση των παραμέτρων και η διατήρηση της ανθρώπινης εποπτείας είναι απαραίτητα για την προστασία των πελατών και τη διασφάλιση της ακεραιότητας του τραπεζικού συστήματος. Οι μελλοντικές εξελίξεις θα πρέπει να εστιάσουν στη βελτίωση της υπολογιστικής αποδοτικότητας, της επεκτασιμότητας και της ερμηνευσιμότητας των μοντέλων, ώστε οι τράπεζες να παραμένουν αποτελεσματικές απέναντι στις νέες μορφές απάτης.

5

Αξιολόγηση Κινδύνων με Χρήση

Τεχνητής Νοημοσύνης

5.1 Εισαγωγή

Στο παρόν κεφάλαιο, θα αναλύσουμε τους δύο κύριους τύπους κινδύνων που αντιμετωπίζουν οι τράπεζες, τον πιστωτικό και τον λειτουργικό κίνδυνο. Θα αναλύσουμε τις παραδοσιακές διαδικασίες που υιοθετούν οι τράπεζες για την αξιολόγηση αυτών των κινδύνων και θα προτείνουμε κατευθύνσεις για τη βελτίωση αυτών των διαδικασιών.

Θα αναδείξουμε τις αδυναμίες που προκύπτουν από τις υπάρχουσες πρακτικές και θα προτείνουμε βελτιώσεις που μπορούν να ενισχύσουν την αποτελεσματικότητα των στρατηγικών διαχείρισης κινδύνων. Το κεφάλαιο θα κλείσει με τα συμπεράσματά μας, ανακεφαλαιώνοντας τα κυριότερα ευρήματα και προτάσεις για μελλοντική έρευνα.

5.2 Τύποι Τραπεζικών Κινδύνων

Πιστωτικός Κίνδυνος: Ο πιστωτικός κίνδυνος αναφέρεται στην πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων από τους δανειολήπτες. Η Τεχνητή Νοημοσύνη συμβάλλει σημαντικά στην ανάλυση μεγάλων συνόλων δεδομένων, επιτρέποντας την ακριβέστερη αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας και την πρόβλεψη πιθανών αθετήσεων. Όπως επισημαίνεται στο [51], αυτή η ικανότητα επιτρέπει στις τράπεζες να λαμβάνουν προληπτικά μέτρα, μειώνοντας έτσι τον κίνδυνο απωλειών.

Λειτουργικός Κίνδυνος: Ο λειτουργικός κίνδυνος αφορά απώλειες που προκύπτουν από αποτυχίες ή ανεπάρκειες στις εσωτερικές διαδικασίες, τους ανθρώπους ή τα συστήματα. Η Τεχνητή Νοημοσύνη μπορεί να ανιχνεύσει ανωμαλίες στις καθημερινές λειτουργίες των τραπεζών και να βελτιώσει τις εσωτερικές διαδικασίες μέσω αυτοματοποίησης και βελτιστοποίησης, μειώνοντας την πιθανότητα εμφάνισης τέτοιων αποτυχιών, όπως καταγράφεται στο [52].

5.2.1 Πιστωτικός Κίνδυνος

Ο πιστωτικός κίνδυνος αναφέρεται στην πιθανότητα ένας δανειολήπτης να μην μπορέσει να αποπληρώσει το δάνειο του, είτε λόγω αδυναμίας είτε λόγω απροθυμίας, γεγονός που μπορεί να επηρεάσει σοβαρά την οικονομική σταθερότητα και την κερδοφορία των τραπεζών.

Η ακριβής εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου είναι απαραίτητη για τη διατήρηση υγιών χρηματοοικονομικών χαρτοφυλακίων και την αποφυγή ζημιών από μη εξυπηρετούμενα δάνεια. Οι τράπεζες χρησιμοποιούν διάφορες μεθόδους και τεχνικές για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου, όπως στατιστικά μοντέλα, βαθμολογίες πιστοληπτικής ικανότητας, ποσοτικές αναλύσεις και σύγχρονες τεχνολογίες όπως η Μηχανική Μάθηση και η Επεξεργασία Φυσικής Γλώσσας (NLP).

Η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου περιλαμβάνει την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης πληρωμών και την ανάλυση των πιθανών απωλειών που μπορεί να προκύψουν. Οι παραδοσιακές μέθοδοι, όπως οι πιστωτικές βαθμολογίες και οι οικονομικοί δείκτες, συνδυάζονται πλέον με προηγμένα στατιστικά μοντέλα και τεχνικές Μηχανικής Μάθησης για την παροχή πιο ακριβών και προγνωστικών αξιολογήσεων.

5.2.1.1 Παραδοσιακές Διαδικασίες Αξιολόγησης Πιστωτικού Κινδύνου στις Τράπεζες

Οι τράπεζες εφαρμόζουν ένα σύνολο μεθόδων και τεχνικών για την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των πελατών και την αντιμετώπιση των κινδύνων που σχετίζονται με τη δανειοδότηση.

Υποδείγματα Credit Scoring: Τα υποδείγματα credit scoring αποτελούν βασικά εργαλεία στην αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των πελατών. Αυτά τα μοντέλα, βάσει της πηγής [53], βασίζονται σε στατιστικές μεθόδους και αναλύουν δεδομένα πελατών, όπως η ηλικία, το φύλο, η οικογενειακή κατάσταση, το επίπεδο εκπαίδευσης, το εισόδημα και η περιουσιακή κατάσταση, για να εκτιμήσουν την πιθανότητα αθέτησης πληρωμών. Για παράδειγμα, ένας πελάτης με σταθερό εισόδημα και θετικό πιστωτικό ιστορικό είναι πιθανότερο να λάβει υψηλότερη βαθμολογία, ενώ πελάτες με μεταβλητά ή αβέβαια οικονομικά στοιχεία ενδέχεται να αντιμετωπίσουν αυστηρότερους όρους δανειοδότησης. Η αξιολόγηση αυτή βοηθά τις τράπεζες να κατηγοριοποιούν τους πελάτες σε ομάδες κινδύνου και να προσαρμόζουν τις δανειοδοτικές τους πολιτικές.

Ανάλυση Οικονομικών Δεικτών: Η ανάλυση οικονομικών δεικτών είναι ουσιαστική για την κατανόηση της οικονομικής κατάστασης και της πιστοληπτικής ικανότητας ενός δανειολήπτη. Οι βασικοί δείκτες περιλαμβάνουν τον δείκτη χρέους προς εισόδημα, την κεφαλαιακή επάρκεια και τους δείκτες ρευστότητας. Ο δείκτης χρέους προς εισόδημα μετρά την αναλογία του συνολικού χρέους σε σχέση με το εισόδημα του πελάτη, δίνοντας στις τράπεζες μια εικόνα για

το πόσο εύκολα μπορεί να εξυπηρετήσει το χρέος του. Η κεφαλαιακή επάρκεια, από την άλλη πλευρά, αξιολογεί την ικανότητα μιας τράπεζας ή ενός δανειολήπτη να απορροφήσει ζημιές, διασφαλίζοντας την οικονομική σταθερότητα. [54]

Ανάλυση Οικονομικών Καταστάσεων: Η ανάλυση οικονομικών καταστάσεων, όπως ο ισολογισμός, η κατάσταση αποτελεσμάτων και η ταμειακή ροή, προσφέρει μια πλήρη εικόνα της οικονομικής υγείας του δανειολήπτη. Ο ισολογισμός παρέχει πληροφορίες για τα περιουσιακά στοιχεία, τις υποχρεώσεις και τα ίδια κεφάλαια, ενώ η κατάσταση αποτελεσμάτων απεικονίζει τα έσοδα, τα έξοδα και τα κέρδη ή τις ζημιές. Η ταμειακή ροή, τέλος, παρουσιάζει τις ταμειακές εισροές και εκροές, δείχνοντας την ικανότητα της επιχείρησης να παράγει ρευστότητα. Αυτές οι πληροφορίες είναι κρίσιμες για τις τράπεζες, καθώς τους επιτρέπουν να αξιολογούν την ικανότητα αποπληρωμής του δανειολήπτη και να εντοπίζουν πιθανούς κινδύνους.

Συνεντεύξεις και Επιτόπιες Επισκέψεις: Οι συνεντεύξεις με τους δανειολήπτες και οι επιτόπιες επισκέψεις στις επιχειρήσεις τους αποτελούν παραδοσιακές μεθόδους για τη συλλογή επιπλέον πληροφοριών σχετικά με την οικονομική τους κατάσταση. Αυτές οι διαδικασίες επιτρέπουν στις τράπεζες να αποκτήσουν μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της επιχείρησης ή του ατόμου, βοηθώντας στην ακριβέστερη εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου.

Συνεργασία με Εξωτερικούς Οργανισμούς: Οι τράπεζες συχνά συνεργάζονται με εξωτερικούς οργανισμούς αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας, όπως οι Moody's, Standard & Poor's και Fitch, για να λάβουν ανεξάρτητες εκτιμήσεις του πιστωτικού κινδύνου. Αυτές οι εκτιμήσεις βασίζονται σε ένα ευρύ φάσμα παραγόντων και παρέχουν αξιόπιστες πληροφορίες που διευκολύνουν τη λήψη αποφάσεων σχετικά με τη χορήγηση δανείων και την διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου.

5.2.2 Λειτουργικός Κίνδυνος

Ο λειτουργικός κίνδυνος ορίζεται ως ο κίνδυνος απώλειας που προκύπτει από ανεπαρκείς ή αποτυχημένες εσωτερικές διαδικασίες, ανθρώπινο δυναμικό, συστήματα ή εξωτερικά γεγονότα. Αυτή η έννοια περιλαμβάνει τον νομικό κίνδυνο, αλλά αποκλείει τον στρατηγικό κίνδυνο και τον κίνδυνο φήμης. [55] Οι βασικές κατηγορίες λειτουργικού κινδύνου περιλαμβάνουν:

- Ανθρώπινος Παράγοντας: Σφάλματα ή αδυναμίες του ανθρώπινου δυναμικού, όπως ανεπαρκής εκπαίδευση ή ηθικές παραβάσεις.
- Διαδικασίες: Ανεπαρκείς ή αποτυχημένες διαδικασίες που μπορεί να οδηγήσουν σε απώλειες.
- Συστήματα: Σφάλματα ή αποτυχίες στα πληροφοριακά συστήματα.

- ο Εξωτερικά Γεγονότα: Φυσικές καταστροφές, τρομοκρατικές επιθέσεις και άλλες εξωτερικές απειλές.

Η αποτελεσματική διαχείριση του λειτουργικού κινδύνου περιλαμβάνει την ταυτοποίηση, την αξιολόγηση, την παρακολούθηση και την αντιμετώπιση των κινδύνων. Η εφαρμογή αυτής της διαχείρισης είναι κρίσιμη για την αποφυγή σημαντικών απωλειών που μπορούν να προκύψουν από αδυναμίες σε διαδικασίες, σφάλματα συστημάτων, απάτες και νομικές αξιώσεις. Αυτό αποδεικνύεται από παραδείγματα σημαντικών οικονομικών απωλειών σε μεγάλες τράπεζες διεθνώς, όπως καταγράφεται στην έρευνα [55].

5.2.2.1 Παραδοσιακές Διαδικασίες Αξιολόγησης Λειτουργικού Κινδύνου στις Τράπεζες

Οι παραδοσιακές μέθοδοι αξιολόγησης λειτουργικού κινδύνου περιλαμβάνουν τόσο ποιοτικές όσο και ποσοτικές αναλύσεις. Παρακάτω παρουσιάζονται οι παραδοσιακές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την αντιμετώπιση αυτών των κινδύνων.

Οι ποιοτικές μέθοδοι περιλαμβάνουν εσωτερικές διαδικασίες και ελέγχους, καθώς και τη διαχείριση κινδύνων από επιμέρους μονάδες. Οι τράπεζες χρησιμοποιούν εσωτερικούς ελέγχους και διαδικασίες για την παρακολούθηση και τη μείωση του λειτουργικού κινδύνου. Αυτό περιλαμβάνει τακτικούς ελέγχους και αξιολογήσεις των εσωτερικών συστημάτων και διαδικασιών για την αναγνώριση πιθανών αδυναμιών και την εφαρμογή διορθωτικών μέτρων. Οι εσωτερικοί έλεγχοι διασφαλίζουν ότι οι διαδικασίες είναι σύμφωνες με τις πολιτικές και τους κανονισμούς της τράπεζας και ότι οι επιχειρησιακές δραστηριότητες εκτελούνται με ασφάλεια.

Σε πολλές τράπεζες, οι επιμέρους επιχειρησιακές μονάδες διαχειρίζονται τους κινδύνους μεμονωμένα, χωρίς συστηματική επικοινωνία με άλλες μονάδες. Αυτή η προσέγγιση, γνωστή ως "silo approach", μπορεί να οδηγήσει σε ανεπαρκή διαχείριση του συνολικού λειτουργικού κινδύνου, καθώς η έλλειψη συντονισμού μπορεί να αφήσει κενά στην αναγνώριση και την αντιμετώπιση κινδύνων.

Οι ποσοτικές μέθοδοι περιλαμβάνουν στατιστική ανάλυση και ιστορικά δεδομένα απωλειών, καθώς και τη συμμόρφωση με το Πλαίσιο της Βασιλείας (Basel Framework). Οι τράπεζες χρησιμοποιούν στατιστική ανάλυση και ιστορικά δεδομένα απωλειών για την ποσοτικοποίηση του λειτουργικού κινδύνου, συλλέγοντας δεδομένα για προηγούμενα περιστατικά απωλειών και αναλύοντάς τα για την πρόβλεψη μελλοντικών κινδύνων. Η στατιστική ανάλυση βοηθά στην κατανόηση των μοτίβων και των τάσεων στις απώλειες, επιτρέποντας την ανάπτυξη στρατηγικών για την ελαχιστοποίηση του λειτουργικού κινδύνου.

Βάσει της ανάλυσης των ερευνών [56], [57] και [58] οι τράπεζες χρησιμοποιούν διαφορετικές προσεγγίσεις για τον υπολογισμό του κεφαλαίου που απαιτείται για την κάλυψη αυτών των κινδύνων, όπως η τυποποιημένη προσέγγιση και η προχωρημένη μέθοδος μέτρησης (Advanced

Measurement Approach - AMA). Η τυποποιημένη προσέγγιση βασίζεται σε προκαθορισμένους τύπους και κανόνες, ενώ η AMA επιτρέπει στις τράπεζες να χρησιμοποιούν δικά τους μοντέλα εκτίμησης του λειτουργικού κινδύνου, προσαρμοσμένα στις ιδιαιτερότητες της κάθε τράπεζας.

Οι διαδικασίες εντοπισμού και αναφοράς κινδύνων περιλαμβάνουν αυτοαξιολογήσεις κινδύνου και τη χρήση αναφορών για τη μέτρηση και την παρακολούθηση των κινδύνων. Οι τράπεζες εφαρμόζουν αυτοαξιολογήσεις κινδύνου (Risk Self-Assessments), όπου οι διαχειριστές αξιολογούν τους κινδύνους στις επιχειρησιακές τους μονάδες, βοηθώντας στην αναγνώριση και κατανόηση των κινδύνων σε συγκεκριμένες διαδικασίες και προϊόντα. Επιπλέον, οι τράπεζες χρησιμοποιούν δείκτες απόδοσης και κλιμάκωσης (Key Risk and Performance Indicators) για τη συνεχή παρακολούθηση και αξιολόγηση των κινδύνων. Αυτοί οι δείκτες παρέχουν μια σαφή εικόνα της κατάστασης των λειτουργικών κινδύνων και βοηθούν στη λήψη ενημερωμένων αποφάσεων για τη διαχείρισή τους.

Συνολικά, οι παραδοσιακές διαδικασίες αξιολόγησης λειτουργικού κινδύνου στις τράπεζες βασίζονται σε μια συνδυαστική προσέγγιση ποιοτικών και ποσοτικών μεθόδων, με στόχο την αποτελεσματική αναγνώριση, μέτρηση και διαχείριση των κινδύνων αυτών. Οι ποιοτικές μέθοδοι, όπως οι εσωτερικοί έλεγχοι και οι αυτοαξιολογήσεις κινδύνου, επιτρέπουν την αναγνώριση και την κατανόηση των κινδύνων στις επιχειρησιακές διαδικασίες, ενώ οι ποσοτικές μέθοδοι, όπως η στατιστική ανάλυση και το Πλαίσιο της Βασιλείας, βοηθούν στην ποσοτικοποίηση και την πρόβλεψη των κινδύνων.

5.3 Προσεγγίσεις Τεχνητής Νοημοσύνης στην Πρόβλεψη

Πιστωτικού Κινδύνου: Μελέτες και Συμπεράσματα

Η μελέτη [59] ανέλυσε την αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου Random Forest για την αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου, με στόχο να αποδείξει τη συμβολή του στην ακριβή πρόβλεψη του κινδύνου σε χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Η μεθοδολογία της μελέτης αποτελούνταν από τέσσερα βήματα. Πρώτον, έγινε προεπεξεργασία των δεδομένων. Η κανονικοποίηση ήταν απαραίτητη, καθώς τα δεδομένα πιστωτικού κινδύνου προέρχονταν από διάφορες πηγές με διαφορετικές μονάδες μέτρησης. Στη συνέχεια, τα δεδομένα διαχωρίστηκαν σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών. Το σύνολο εκπαίδευσης χρησιμοποιήθηκε για να προσαρμοστεί το μοντέλο στα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά των δεδομένων, ενώ το σύνολο δοκιμών επέτρεψε την επαλήθευση της ικανότητας του μοντέλου να προβλέπει αξιόπιστα νέα δεδομένα. Στο επόμενο στάδιο, εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος Random Forest. Η αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου πραγματοποιήθηκε με τη χρήση της μετρικής της ακρίβειας και της καμπύλης ROC (Receiver Operating Characteristic). Η μετρική ακρίβειας αξιολόγησε το

ποσοστό των σωστών προβλέψεων του μοντέλου, ενώ η καμπύλη ROC εξέτασε την ευαισθησία και την ειδικότητα, δηλαδή την ικανότητα του μοντέλου να διαφοροποιεί αποτελεσματικά περιπτώσεις χαμηλού και υψηλού κινδύνου. Ο αλγόριθμος παρουσίασε προβλεπτική ακρίβεια που κυμαινόταν από 85% έως 90%. Πέρα από την υψηλή ακρίβεια, η μελέτη διαπίστωσε ότι ο Random Forest έχει αξιόπιστη και σταθερή απόδοση, καθώς μπορεί να διατηρεί σταθερά αποτελέσματα ακόμη και σε μεταβαλλόμενες συνθήκες. Αυτή η αξιοπιστία και σταθερότητα τον καθιστούν χρήσιμο εργαλείο για τις τράπεζες, οι οποίες απαιτούν ακριβείς και αξιόπιστες προβλέψεις στην αξιολόγηση πιστωτικού κινδύνου. Η μελέτη έδειξε επίσης τη συμβολή του αλγορίθμου στη διάκριση μεταξύ περιπτώσεων χαμηλού και υψηλού κινδύνου, καθιστώντας τον κατάλληλο για τη λήψη αποφάσεων σε θέματα όπως η έγκριση δανείων και η απόρριψη αιτήσεων δανείου υψηλού κινδύνου.

Η μελέτη [64], εξέτασε την απόδοση των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (ANN) και των Επαναληπτικών Νευρωνικών Δικτύων (RNN) στην πρόβλεψη πιστωτικού κινδύνου, με σκοπό να δείξει τη συμβολή αυτών των μοντέλων στην κατηγοριοποίηση πελατών και την ανάλυση πολύπλοκων δεδομένων. Η μεθοδολογία της μελέτης περιλάμβανε τέσσερα βήματα. Αρχικά, έγινε προεπεξεργασία των δεδομένων, κατά την οποία τα δεδομένα καθαρίστηκαν για την εξάλειψη λανθασμένων ή ελλιπών πληροφοριών. Επίσης, πραγματοποιήθηκε κανονικοποίηση των χαρακτηριστικών για να διασφαλιστεί ότι οι τιμές είναι συγκρίσιμες και κατάλληλες για επεξεργασία από τα νευρωνικά δίκτυα, καθώς τα ANN και RNN είναι ευαίσθητα σε ασυνεπή δεδομένα. Στη συνέχεια, τα δεδομένα χωρίστηκαν σε σύνολα εκπαίδευσης και δοκιμών, με το σύνολο εκπαίδευσης να χρησιμοποιείται για την προσαρμογή των δικτύων στα συγκεκριμένα χαρακτηριστικά των δεδομένων πιστωτικού κινδύνου και το σύνολο δοκιμών για την αξιολόγηση της απόδοσης των μοντέλων σε νέα δεδομένα. Στο επόμενο στάδιο, εφαρμόστηκαν τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (ANN) και τα Επαναληπτικά Νευρωνικά Δίκτυα (RNN). Τα ANN σχεδιάστηκαν για να διαχειρίζονται πολυδιάστατα δεδομένα, εντοπίζοντας κρυμμένα μοτίβα, και να βελτιώνουν την προβλεπτική τους ικανότητα με την πάροδο του χρόνου μέσω συνεχούς μάθησης. Τα RNN, λόγω της δυνατότητάς τους να διατηρούν πληροφορίες από προηγούμενες χρονικές στιγμές, χρησιμοποιήθηκαν για να κατανοήσουν τις χρονικές αλληλουχίες στα οικονομικά δεδομένα, ενισχύοντας την ικανότητά τους να προβλέπουν αλλαγές πιστωτικού κινδύνου με βάση προηγούμενες τάσεις. Η απόδοση τους αξιολογήθηκε μέσω των μετρικών Precision και Recall, οι οποίες επέτρεψαν την εκτίμηση της ακρίβειας και της σταθερότητας των προβλέψεων. Το Precision υπολογίζει την ακρίβεια των θετικών προβλέψεων, ενώ το Recall εξετάζει την ικανότητα του μοντέλου να εντοπίζει όλες τις θετικές περιπτώσεις, στοιχεία που είναι κρίσιμα για τον πιστωτικό κίνδυνο. Οι αλγόριθμοι παρουσίασαν προβλεπτική ακρίβεια που κυμαινόταν από 88% έως 93% δείχνοντας ότι είναι εξαιρετικά αποδοτικοί για την ανάλυση μεγάλων και σύνθετων συνόλων δεδομένων. Τα ANN

και RNN αποδείχθηκαν εξαιρετικά αποτελεσματικά στη διαχείριση μη δομημένων και πολυδιάστατων δεδομένων, γεγονός που επιτρέπει την εκμετάλλευση ενός ευρύτερου φάσματος χαρακτηριστικών (όπως ιστορικά οικονομικά στοιχεία, δημογραφικά δεδομένα και άλλες σχετικές πληροφορίες). Η χρήση των RNN, ειδικά για την ανάλυση χρονικών δεδομένων, επέτρεψε την καλύτερη κατανόηση των επαναλαμβανόμενων μοτίβων, βελτιώνοντας την ικανότητα πρόβλεψης του πιστωτικού κινδύνου σε δυναμικά περιβάλλοντα. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι η χρήση των τεχνολογιών Τεχνητής Νοημοσύνης και Μηχανικής Μάθησης προσφέρει σημαντικές βελτιώσεις σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου.

5.4 Θέματα που Προκύπτουν, Αδυναμίες και Βελτιώσεις στην

Εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στη Διαχείριση

Κινδύνων

Η ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης στη διαχείριση του λειτουργικού κινδύνου συνοδεύεται από προκλήσεις και αδυναμίες που πρέπει να αντιμετωπιστούν για να εξασφαλιστεί η αποτελεσματικότητα και η αξιοπιστία των συστημάτων.

Ένα από τα κύρια προβλήματα της χρήσης της τεχνολογίας Τεχνητής Νοημοσύνης είναι η έλλειψη διαφάνειας στις αποφάσεις που λαμβάνονται από τα μοντέλα, γνωστή και ως «μαύρο κουτί» (black box). Για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος, οι τράπεζες αναζητούν μοντέλα Εξηγήσιμης Τεχνητής Νοημοσύνης (Explainable AI - XAI), τα οποία επιτρέπουν την κατανόηση του τρόπου λήψης αποφάσεων. Τα μοντέλα XAI συμβάλλουν στη μείωση των κινδύνων που σχετίζονται με την έλλειψη διαφάνειας και είναι σημαντικά για τη συμμόρφωση με κανονισμούς και την παροχή εξηγήσεων στους πελάτες. Η ερμηνευσιμότητα των αποφάσεων βελτιώνεται σημαντικά με τα μοντέλα XAI, τα οποία παρέχουν σαφείς εξηγήσεις για τις αποφάσεις τους στις περισσότερες περιπτώσεις. [60] [61]

Η αδυναμία εξήγησης των αποφάσεων προκαλεί δυσκολίες στις τράπεζες, ιδίως στην επικοινωνία με τους πελάτες και τη συμμόρφωση με τους κανονισμούς. Οι πελάτες μπορεί να αντιληφθούν τις αποφάσεις ως άδικες και οι ρυθμιστικές αρχές ενδέχεται να απαιτήσουν μεγαλύτερη διαφάνεια. Στην ανάλυση του [62], διαπιστώνεται ότι η έλλειψη σαφούς εξήγησης μπορεί να οδηγήσει σε απώλεια εμπιστοσύνης και σε διατάραξη της σχέσης μεταξύ πελατών και τραπεζών.

Η ποιότητα και η διαθεσιμότητα των δεδομένων είναι καθοριστικοί παράγοντες για την ακρίβεια των μοντέλων Μηχανικής Μάθησης. Τα εναλλακτικά δεδομένα μπορούν να προσφέρουν μια πιο ολοκληρωμένη εικόνα της πιστοληπτικής ικανότητας, ωστόσο η ποιότητά τους μπορεί να είναι αμφισβητηθεί. Ελλιπή ή ανακριβή δεδομένα οδηγούν σε λανθασμένες προβλέψεις και, κατά συνέπεια, σε ανακριβείς εκτιμήσεις πιστωτικού κινδύνου. Όπως επισημαίνεται και στην ανάλυση του [63], η σωστή και ακριβής απεικόνιση της οικονομικής κατάστασης ενός δανειολήπτη είναι σημαντική για την αποφυγή αδικαιολόγητων απορρίψεων ή αυξημένου κινδύνου για την τράπεζα.

Η συνέπεια των μοντέλων αποτελεί επίσης πρόκληση. Τα μοντέλα Τεχνητής Νοημοσύνης πρέπει να είναι αξιόπιστα και να παραμένουν ακριβή υπό διαφορετικές συνθήκες. Ωστόσο, οι αλλαγές στο λειτουργικό περιβάλλον, όπως νέες κανονιστικές απαιτήσεις ή οικονομικές κρίσεις, μπορούν να επηρεάσουν τις προβλέψεις των μοντέλων. Για να διασφαλιστεί η σταθερότητα και η ακρίβεια, τα μοντέλα πρέπει να υποβάλλονται σε συνεχείς δοκιμές και επικυρώσεις, χρησιμοποιώντας δεδομένα από διαφορετικές χρονικές περιόδους και σενάρια λειτουργίας. Αυτή η διαδικασία βοηθά στην αναγνώριση και την αντιμετώπιση τυχόν αλλαγών που μπορούν να επηρεάσουν τις προβλέψεις των μοντέλων.

Η συμμόρφωση με τους κανονισμούς και η διασφάλιση της ηθικής και νομικής αποδοχής των αποφάσεων των μοντέλων είναι κρίσιμη. Η προστασία των δεδομένων των πελατών και η διασφάλιση της δικαιοσύνης στις αποφάσεις αποτελούν κρίσιμες παραμέτρους. Η αδυναμία συμμόρφωσης με τους κανονισμούς μπορεί να οδηγήσει σε σοβαρές νομικές και ηθικές συνέπειες. Οι τράπεζες πρέπει να αναπτύξουν και να εφαρμόσουν πολιτικές που διασφαλίζουν την ηθική χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης, περιλαμβάνοντας κατευθυντήριες γραμμές για τη διαφάνεια και την υπευθυνότητα στις διαδικασίες λήψης αποφάσεων, καθώς και την προστασία των δεδομένων και τη δικαιοσύνη στις αποφάσεις.

Για την αντιμετώπιση αυτών των προκλήσεων, προτείνονται οι εξής βελτιώσεις:

1. Ανάπτυξη αντιληπτών μοντέλων Τεχνητής Νοημοσύνης: Η δημιουργία μοντέλων που παρέχουν κατανοητές εξηγήσεις για τις αποφάσεις τους μπορεί να ενισχύσει την εμπιστοσύνη των χρηστών και να βελτιώσει τη συμμόρφωση με τους κανονισμούς.
2. Βελτίωση της ποιότητας των δεδομένων: Μέσω αυστηρών διαδικασιών συλλογής και προεπεξεργασίας δεδομένων, η ποιότητα μπορεί να ενισχυθεί. Η χρήση τεχνικών ενίσχυσης δεδομένων και η ενσωμάτωση εναλλακτικών πηγών μπορούν να βελτιώσουν την ακρίβεια των προβλέψεων. Τεχνολογίες αναγνώρισης και διόρθωσης σφαλμάτων στα δεδομένα, όπως οι αλγόριθμοι καθαρισμού δεδομένων, μπορούν να συμβάλλουν στην απομάκρυνση θορύβου και ανωμαλιών, βελτιώνοντας έτσι την αξιοπιστία των προβλέψεων.

3. Ανάπτυξη προσαρμοστικών μοντέλων: Η ενσωμάτωση feedback loops και η χρήση online learning είναι κρίσιμες στρατηγικές που ενισχύουν την προσαρμοστικότητα των μοντέλων μηχανικής μάθησης. Τα feedback loops επιτρέπουν την ανατροφοδότηση από τα αποτελέσματα του μοντέλου, επιτρέποντας την ενημέρωσή του με βάση τις αποκλίσεις από τις πραγματικές επιδόσεις. Από την άλλη, το online learning επιτρέπει στα μοντέλα να εκπαιδεύονται συνεχώς με ροή νέων δεδομένων, προσαρμόζοντας τις γνώσεις τους σε μεταβαλλόμενες συνθήκες. Ο συνδυασμός αυτών των τεχνικών εξασφαλίζει ότι τα μοντέλα διατηρούν την αποτελεσματικότητά τους και βελτιώνονται με την πάροδο του χρόνου, προσφέροντας καλύτερες επιδόσεις σε δυναμικά περιβάλλοντα. Για παράδειγμα, ένα μοντέλο που χρησιμοποιεί online learning μπορεί να ενημερώνεται συνεχώς με νέα δεδομένα, προσαρμόζοντας τις προβλέψεις του σε πραγματικό χρόνο.

5.5 Συμπεράσματα

Η ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης και της Μηχανικής Μάθησης στον τραπεζικό τομέα, ειδικά στην αξιολόγηση και διαχείριση κινδύνων, φέρνει σημαντικές αλλαγές που μπορούν να βελτιώσουν τις τραπεζικές διαδικασίες. Αυτές οι τεχνολογίες προσφέρουν στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα τη δυνατότητα να αναλύουν μεγάλους όγκους δεδομένων, να ανιχνεύουν πρότυπα και ανωμαλίες και να βελτιώνουν την ακρίβεια των προβλέψεων, κάνοντάς τα πιο ικανά να διαχειρίζονται τους κινδύνους που αντιμετωπίζουν.

Ωστόσο, η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης φέρνει και προκλήσεις, όπως η πιθανή μεροληψία στους αλγόριθμους και η ανάγκη συμμόρφωσης με κανονισμούς προστασίας δεδομένων

Για να αξιοποιήσουν πλήρως τα οφέλη της Τεχνητής Νοημοσύνης, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα πρέπει να αναπτύξουν μοντέλα που είναι ταυτόχρονα αποτελεσματικά και κατανοητά, διατηρώντας παράλληλα τη συμμόρφωση με τους κανονισμούς και τις ηθικές αρχές. Με σωστή διαχείριση αυτών των προκλήσεων, οι τράπεζες μπορούν να αυξήσουν την αποδοτικότητά τους, να μειώσουν τους κινδύνους και να ενισχύσουν την εμπιστοσύνη των πελατών.

Συνολικά, η Τεχνητή Νοημοσύνη προσφέρει μια σημαντική ευκαιρία για την αναβάθμιση της διαχείρισης κινδύνων στον τραπεζικό τομέα.

6

Επίλογος

6.1 Σύνοψη και συμπεράσματα

Η παρούσα διπλωματική εργασία εξετάζει τη χρήση της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα, αναλύοντας τις εφαρμογές της, τα οφέλη που προσφέρει και τις προκλήσεις που δημιουργεί. Στόχος της είναι να κατανοηθεί πώς η Τεχνητή Νοημοσύνη συμβάλλει στη βελτίωση των τραπεζικών διαδικασιών, στην ενίσχυση της ασφάλειας των συναλλαγών και στη μείωση των κινδύνων, όπως ο πιστωτικός και ο λειτουργικός κίνδυνος.

Μέρος της εργασίας επικεντρώνεται στην μελέτη περίπτωσης της Erica, του Chatbot της Bank of America, το οποίο χρησιμοποιεί την Τεχνητή Νοημοσύνη για την παροχή εξατομικευμένων χρηματοοικονομικών συμβουλών. Η αποτελεσματικότητα της Erica αποδεικνύεται από τον υψηλό αριθμό αλληλεπιδράσεων και το επίπεδο απόκρισης, επιβεβαιώνοντας τη θετική συνεισφορά της Τεχνητής Νοημοσύνης στη βελτίωση της ταχύτητας και ακρίβειας εξυπηρέτησης, με ταυτόχρονη μείωση του κόστους και αύξηση της ικανοποίησης των πελατών.

Παρά τα πλεονεκτήματά της, η Erica περιορίζεται από την αποκλειστική υποστήριξη στην αγγλική γλώσσα, μειώνοντας έτσι την πρόσβαση για πελάτες που δεν μιλούν αγγλικά. Η επέκταση της ώστε να υποστηρίζει περισσότερες γλώσσες, η διαρκής ενημέρωση μέσω συνεχούς μάθησης και η υιοθέτηση ενός υβριδικού μοντέλου με ανθρώπινη παρέμβαση όπου απαιτείται, θα μπορούσαν να ενισχύσουν περαιτέρω την αποδοτικότητά της.

Επιπλέον, η εργασία διερεύνησε τους κύριους τύπους κινδύνων που αντιμετωπίζουν οι τράπεζες, όπως ο πιστωτικός και ο λειτουργικός κίνδυνος, και τον τρόπο με τον οποίο η Τεχνητή Νοημοσύνη συμβάλλει στη διαχείριση αυτών των κινδύνων. Τα μοντέλα Μηχανικής Μάθησης επιτρέπουν την έγκαιρη αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των δανειοληπτών, μειώνοντας την πιθανότητα αθετήσεων, ενώ στον λειτουργικό κίνδυνο ενισχύεται ο έλεγχος των διαδικασιών μέσω της ανίχνευσης ανωμαλιών σε πραγματικό χρόνο.

Παρόλο που η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει επιφέρει πολλές βελτιώσεις στον τραπεζικό τομέα, η υιοθέτησή της συνοδεύεται από σημαντικές προκλήσεις. Ένα από τα βασικότερα ζητήματα είναι η προστασία των προσωπικών δεδομένων, καθώς οι αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης επεξεργάζονται τεράστιους όγκους ευαίσθητων πληροφοριών. Η διασφάλιση της συμμόρφωσης με τους κανονισμούς προστασίας προσωπικών δεδομένων είναι απαραίτητη για

τη διατήρηση της εμπιστοσύνης των πελατών. Επιπλέον, οι τράπεζες πρέπει να εξασφαλίσουν ότι οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιούν δεν εμφανίζουν μεροληψία και παρέχουν διαφανείς διαδικασίες λήψης αποφάσεων.

Μια ακόμη πρόκληση είναι η ανάγκη εκπαίδευσης του προσωπικού, ώστε να μπορούν να διαχειρίζονται τις νέες τεχνολογίες και να προσαρμόζονται στις αλλαγές που αυτές επιφέρουν. Η αντίσταση στην αλλαγή από τα στελέχη των τραπεζών μπορεί να αποτελέσει εμπόδιο στην επιτυχή ενσωμάτωση της Τεχνητής Νοημοσύνης στις καθημερινές λειτουργίες των οργανισμών.

Συμπερασματικά, η Τεχνητή Νοημοσύνη έχει τη δυνατότητα να αλλάξει τον τραπεζικό τομέα, προσφέροντας βελτιωμένες υπηρεσίες στους πελάτες, αυξημένη ασφάλεια και καλύτερη διαχείριση κινδύνων. Οι τράπεζες που επενδύουν στις τεχνολογίες αυτές θα μπορέσουν να ανταποκριθούν πιο αποτελεσματικά στις ανάγκες των πελατών τους και στις συνεχώς μεταβαλλόμενες προκλήσεις της αγοράς. Ωστόσο, η επιτυχία αυτής της μετάβασης εξαρτάται από την ικανότητα των τραπεζών να διαχειριστούν σωστά τα ζητήματα που αφορούν την προστασία των δεδομένων, τη διαφάνεια και τη συμμόρφωση με τους κανονισμούς, εξασφαλίζοντας ταυτόχρονα ότι οι τεχνολογίες Τεχνητής Νοημοσύνης λειτουργούν με ακεραιότητα και χωρίς μεροληψία.

Η ισορροπία μεταξύ καινοτομίας και υπευθυνότητας θα είναι καθοριστική για το μέλλον του τραπεζικού τομέα, με την Τεχνητή Νοημοσύνη να παίζει έναν από τους πιο κεντρικούς ρόλους στην εξέλιξή του.

6.2 Μελλοντικές επεκτάσεις

Δεδομένης της συνεχούς τεχνολογικής προόδου, υπάρχουν πολλές κατευθύνσεις στις οποίες η έρευνα αυτή μπορεί να επεκταθεί στο μέλλον, προσφέροντας νέες δυνατότητες και προοπτικές για την περαιτέρω βελτίωση των τραπεζικών λειτουργιών.

Μία από τις σημαντικότερες μελλοντικές κατευθύνσεις είναι η διεύρυνση της χρήσης της Τεχνητής Νοημοσύνης στην κανονιστική συμμόρφωση. Με την αύξηση της πολυπλοκότητας των κανονισμών που διέπουν τον τραπεζικό τομέα, όπως οι κανονισμοί της Βασιλείας και ο GDPR, η ανάπτυξη αλγορίθμων Τεχνητής Νοημοσύνης που θα επιτρέπουν την αυτόματη παρακολούθηση και τη συμμόρφωση με αυτά τα πλαίσια θα μπορούσε να μειώσει σημαντικά τον κίνδυνο κανονιστικών παραβιάσεων. Μελλοντικές έρευνες θα μπορούσαν να επικεντρωθούν στην εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης για την πρόληψη και αντιμετώπιση πιθανών παραβιάσεων κανονισμών σε πραγματικό χρόνο.

Ένας επιπλέον τομέας ενδιαφέροντος είναι η εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης στις μικρότερες τράπεζες και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Οι μελέτες μέχρι στιγμής έχουν

επικεντρωθεί σε μεγάλες τράπεζες, όπως η Bank of America, οι οποίες διαθέτουν σημαντικούς πόρους για την ανάπτυξη προηγμένων τεχνολογιών. Ωστόσο, μελλοντικές έρευνες θα μπορούσαν να επικεντρωθούν στις ανάγκες των μικρομεσαίων τραπεζικών ιδρυμάτων και στο πώς μπορούν να υιοθετήσουν Τεχνητή Νοημοσύνη με περιορισμένους πόρους, ενισχύοντας την αποδοτικότητά τους και την ανταγωνιστικότητά τους.

Επιπλέον, η εξερεύνηση νέων μεθόδων Εξηγήσιμης Τεχνητής Νοημοσύνης (ΧΑΙ) αποτελεί σημαντικό τομέα για μελλοντική έρευνα. Οι αλγόριθμοι Τεχνητής Νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται στις τράπεζες είναι συχνά πολύπλοκοι και δύσκολα κατανοητοί από ανθρώπους, γεγονός που προκαλεί ανησυχίες σχετικά με τη διαφάνεια και τη δικαιοσύνη. Οι μελλοντικές επεκτάσεις μπορούν να εστιάσουν στην ανάπτυξη μοντέλων ΧΑΙ, που θα επιτρέπουν στις τράπεζες να αιτιολογούν τις αποφάσεις τους με μεγαλύτερη διαφάνεια, διευκολύνοντας έτσι τη συμμόρφωση με κανονισμούς και την επικοινωνία με τους πελάτες.

Επιπλέον, η πρόβλεψη οικονομικών κρίσεων και συστημικών κινδύνων μέσω Τεχνητής Νοημοσύνης μπορεί να αποτελέσει ένα τομέα για περαιτέρω ανάπτυξη. Τα τραπεζικά ιδρύματα μπορούν να αξιοποιήσουν τεχνολογίες Μηχανικής Μάθησης για την ανάλυση μεγάλων όγκων δεδομένων και τη δημιουργία προγνωστικών μοντέλων που εντοπίζουν επικείμενους οικονομικούς κινδύνους. Αυτή η έρευνα θα μπορούσε να επικεντρωθεί στην πρόβλεψη και αποτροπή κρίσεων που μπορεί να έχουν επίδραση στην παγκόσμια οικονομία.

Ένας τελευταίος τομέας με σημαντικές προοπτικές είναι η ανάλυση των κοινωνικών και ηθικών επιπτώσεων της Τεχνητής Νοημοσύνης στον τραπεζικό τομέα. Η Τεχνητή Νοημοσύνη, όταν χρησιμοποιείται για τη λήψη αποφάσεων σχετικά με τη χορήγηση δανείων και την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας, μπορεί να δημιουργήσει ανησυχίες σχετικά με τη μεροληψία. Οι μελλοντικές επεκτάσεις μπορούν να εστιάσουν στην ανάπτυξη μη μεροληπτικών αλγορίθμων, που να διασφαλίζουν την ίση πρόσβαση στις τραπεζικές υπηρεσίες για όλους τους πολίτες, ανεξαρτήτως κοινωνικών ή οικονομικών παραγόντων.

Συνοψίζοντας, οι μελλοντικές επεκτάσεις της παρούσας εργασίας μπορούν να καλύψουν τεχνολογικές, κοινωνικές και κανονιστικές προκλήσεις. Η μελέτη αυτών των ζητημάτων θα βοηθήσει στην περαιτέρω κατανόηση και εφαρμογή της Τεχνητής Νοημοσύνης με τρόπο που να εξυπηρετεί τις ανάγκες των τραπεζών και των πελατών τους, προωθώντας την ασφάλεια, την αποδοτικότητα και τη διαφάνεια.

6.3 Δυσκολίες και Προκλήσεις στην Έρευνα

Τέλος, είναι σημαντικό να αναφερθούν οι προκλήσεις που αντιμετωπίσαμε κατά τη διάρκεια της μελέτης. Η πρώτη και πιο σημαντική δυσκολία προέκυψε από το γεγονός ότι, παρά την αρχική συμφωνία να μας δοθεί υλικό για μελέτη, δεν καταφέραμε να αποκτήσουμε πρόσβαση

σε δεδομένα μεγάλης ελληνικής τράπεζας λόγω των περιορισμών που επιβάλλονται για την προστασία των προσωπικών δεδομένων. Αυτή η έλλειψη υλικού μας οδήγησε σε μια αναγκαστική αναθεώρηση του προσανατολισμού της εργασίας, καθώς έπρεπε να αναζητήσουμε εναλλακτικούς τρόπους και πηγές για να υποστηρίξουμε την ανάλυση μας.

Επιπλέον, η διαδικασία άντλησης επίκαιρων και αξιόπιστων πηγών τεκμηρίωσης αποδείχθηκε εξαιρετικά δύσκολη. Σε παγκόσμιο επίπεδο, οι τράπεζες τείνουν να μην αποκαλύπτουν τις τεχνολογίες που χρησιμοποιούν, γεγονός που καθιστά την εκπόνηση μελετών περίπτωσης αρκετά περίπλοκη.

Πολλές από τις διαθέσιμες αναλύσεις που δημοσιεύονται σε εξειδικευμένα περιοδικά χρηματοοικονομικών θεμάτων είναι επί πληρωμή, περιορίζοντας έτσι την πρόσβαση σε πολύτιμες πληροφορίες. Η εμπειρία αυτή αποτέλεσε πολύτιμο μάθημα, αναδεικνύοντας τη σημασία της ευελιξίας και της καινοτομίας στην ερευνητική διαδικασία. Παρά τις προκλήσεις που αντιμετωπίσαμε, η αναγκαστική προσαρμογή στις συνθήκες μας έδωσε τη δυνατότητα να αναπτύξουμε νέες προσεγγίσεις και μεθόδους ανάλυσης.

7

Βιβλιογραφία

- [1] D. P. Kingma and M. Welling, “Auto-Encoding Variational Bayes,” in Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations (ICLR), 2014. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>
- [2] Z.-H. Zhou and others, “Generative Adversarial Networks (GANs): Foundations and Recent Developments,” IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 33, no. 7, pp. 1–10, 2021, Available: <https://arxiv.org/pdf/2005.13178>
- [3] D. Chaithanya, G. Deepa, K. B. Pavani, G. Manjusha, and V. V. Kumar, “Chatbot for Banking Sector Using NLP and ML,” in Soft Computing and Signal Processing, V. S. Reddy, J. Wang, and K. T. V. Reddy, Eds., in Lecture Notes in Networks and Systems, vol. 864. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024, pp. 153–163. doi: https://doi.org/10.1007/978-981-99-8628-6_14
- [4] T. Toe Teoh and Y. Jin Goh, “Chatbot, Speech, and NLP,” in Artificial Intelligence in Business Management, Singapore: Springer Nature Singapore, 2023, pp. 117–131. doi: https://doi.org/10.1007/978-981-99-4558-0_8
- [5] S. R et al., “Analyzing Sentiments Regarding ChatGPT Using Novel BERT: A Machine Learning Approach,” Information, vol. 14, no. 9, p. 474, Aug. 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/info14090474>
- [6] D. Khurana, A. Koli, K. Khatter, and S. Singh, “Natural Language Processing: State of The Art, Current Trends and Challenges,” Multimed Tools Appl, vol. 82, no. 3, pp. 3713–3744, Jan. 2023, doi: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13428-4>
- [7] Oluwabusayo Adijat Bello and Komolafe Olufemi, “Artificial intelligence in fraud prevention: Exploring techniques and applications challenges and opportunities,” Comput. sci. IT res. j., vol. 5, no. 6, pp. 1505–1520, Jun. 2024, doi: <https://doi.org/10.51594/csitrj.v5i6.1252>
- [8] S. Vimal, K. Kayathwal, H. Wadhwa, and G. Dhama, “Application of Deep Reinforcement Learning to Payment Fraud.” arXiv, Dec. 08, 2021. Available: <https://arxiv.org/abs/2112.04236>
- [9] P. Sood, C. Sharma, S. Nijjer, and S. Sakhuja, “Review the role of artificial intelligence in detecting and preventing financial fraud using natural language processing,” Int J Syst Assur Eng Manag, vol. 14, no. 6, pp. 2120–2135, Dec. 2023, doi: <https://doi.org/10.1007/s13198-023-02043-7>
- [10] Investopedia, “Basel Accords: Purpose, Pillars, History, and Member Countries.” 2023. Available: https://www.investopedia.com/terms/b/basel_accord.asp [Accessed: Sep. 14, 2024]
- [11] Bank for International Settlements, “High-Level Summary of Basel III Reforms.” 2023. Available: https://www.bis.org/bcbs/publ/d424_hlsummary.pdf [Accessed: Sep. 14, 2024]
- [12] Bank for International Settlements, “Basel III: international regulatory framework for banks.” 2023. Available: <https://www.bis.org/bcbs/basel3.htm> [Accessed: Sep. 14, 2024]
- [13] European Central Bank, “Basel III finalisation in the EU: the key elements and how they make the EU banking system more resilient.” 2023. Available: https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/macprudential-bulletin/focus/2023/html/ecb.mpbu202312_focus01.en.html [Accessed: Sep. 14, 2024]

- [14] I. Akkizidis and L. Kalyvas, “Revisions to Operational Risk,” in *Final Basel III Modelling*, Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 257–287. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-70425-8_8
- [15] M. I. Jordan and T. M. Mitchell, “Machine learning: Trends, perspectives, and prospects,” *Science*, vol. 349, no. 6245, pp. 255–260, Jul. 2015, doi: <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- [16] Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation) (Text with EEA relevance), vol. 119. 2016. Available: <http://data.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj/eng>. [Accessed: Oct. 02, 2024]
- [17] “Gramm-Leach-Bliley Act,” Federal Trade Commission, May 23, 2024. Available: <https://www.ftc.gov/business-guidance/privacy-security/gramm-leach-bliley-act>. [Accessed: Oct. 02, 2024]
- [18] “EU Artificial Intelligence Act | Up-to-date developments and analyses of the EU AI Act.” Available: <https://artificialintelligenceact.eu/>. [Accessed: Oct. 02, 2024]
- [19] H. D. Wube, S. Z. Esubalew, F. F. Weldesellasie, and T. G. Debelee, “Text-Based Chatbot in Financial Sector: A Systematic Literature Review,” *DSFE*, vol. 2, no. 3, pp. 232–259, 2022, doi: <https://doi.org/10.3934/DSFE.2022011>
- [20] B. A. Eren, “Determinants of customer satisfaction in chatbot use: evidence from a banking application in Turkey,” *IJBM*, vol. 39, no. 2, pp. 294–311, Jan. 2021, doi: <https://doi.org/10.1108/IJBM-02-2020-0056>
- [21] G. Caldarini, S. Jaf, and K. McGarry, “A Literature Survey of Recent Advances in Chatbots,” *Information*, vol. 13, no. 1, p. 41, Jan. 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/info13010041>
- [22] E. Adamopoulou and L. Moussiades, “Chatbots: History, technology, and applications,” *Machine Learning with Applications*, vol. 2, p. 100006, Dec. 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2020.100006>
- [23] J. K. Hentzen, A. Hoffmann, R. Dolan, and E. Pala, “Artificial intelligence in customer-facing financial services: a systematic literature review and agenda for future research,” *IJBM*, vol. 40, no. 6, pp. 1299–1336, Sep. 2022, doi: <https://doi.org/10.1108/IJBM-09-2021-0417>
- [24] C. Flavián, A. Pérez-Rueda, D. Belanche, and L. V. Casaló, “Intention to use analytical artificial intelligence (AI) in services – the effect of technology readiness and awareness,” *JOSM*, vol. 33, no. 2, pp. 293–320, Feb. 2022, doi: <https://doi.org/10.1108/JOSM-10-2020-0378>
- [25] “Erica - Virtual Financial Assistant From Bank of America,” Bank of America. Available: <https://promotions.bankofamerica.com/digitalbanking/mobilebanking/erica>. [Accessed: Sept. 15, 2024]
- [26] B. of America, BofA’s Erica Surpasses 2 Billion Interactions, Helping 42 Million Clients Since Launch” Available: <https://newsroom.bankofamerica.com/content/newsroom/press-releases/2024/04/bofa-s-erica-surpasses-2-billion-interactions--helping-42-millio.html> [Accessed: Sept. 15, 2024]
- [27] J. Lappeman, S. Marlie, T. Johnson, and S. Poggenpoel, “Trust and digital privacy: willingness to disclose personal information to banking chatbot services,” *J Financ Serv Mark*, vol. 28, no. 2, pp. 337–357, Jun. 2023, doi: <https://doi.org/10.1057/s41264-022-00154-z>
- [28] J. Trivedi, “Examining the Customer Experience of Using Banking Chatbots and Its Impact on Brand Love: The Moderating Role of Perceived Risk,” *Journal of Internet Commerce*, vol. 18, no. 1, pp. 91–111, Jan. 2019, doi: <https://doi.org/10.1080/15332861.2019.1567188>
- [29] “Bank Cost Savings via Chatbots to Reach \$7.3 Billion by 2023, as Automated Customer Experience Evolves.” Available: <https://www.juniperresearch.com/press/bank-cost-savings-via-chatbots-reach-7-3bn-2023/>. [Accessed: Sept. 15, 2024]

- [30] Accenture, “Conversational AI Platforms: Research Report.” 2023. Available: <https://www.accenture.com/content/dam/accenture/final/accenture-com/document/Accenture-Research-Conversational-AI-Platforms.pdf> [Accessed: Sep. 14, 2024]
- [31] J. Yang, Y.-L. Chen, L. Y. Por, and C. S. Ku, “A Systematic Literature Review of Information Security in Chatbots,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 11, p. 6355, May 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/app13116355>
- [32] M. H. A. Naqvi, Z. Hongyu, M. H. Naqvi, and L. Kun, “Impact of service agents on customer satisfaction and loyalty: mediating role of Chatbots,” *JM2*, vol. 19, no. 2, pp. 470–491, Feb. 2024, doi: <https://doi.org/10.1108/JM2-01-2023-0004>
- [33] T. Z. Zarsky, “Incompatible: The GDPR in the Age of Big Data,” *Seton Hall Law Review*, vol. 47, no. 4, pp. 995–1020, 2017, Available: <https://scholarship.shu.edu/cgi/viewcontent.cgi?referer=&httpsredir=1&article=1606&context=shlr>
- [34] J. Sedoc, D. Ippolito, A. Kirubarajan, J. Thirani, L. Ungar, and C. Callison-Burch, “ChatEval: A Tool for Chatbot Evaluation” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North, Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics*, 2019, pp. 60–65. doi: <https://doi.org/10.18653/v1/N19-4011>
- [35] J. Deriu et al., “Spot The Bot: A Robust and Efficient Framework for the Evaluation of Conversational Dialogue Systems,” in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, Online: Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 3971–3984. doi: <https://doi.org/10.18653/v1/2020.emnlp-main.326>
- [36] W. Maroengsit, T. Piyakulpinyo, K. Phonyiam, S. Pongnumkul, P. Chaovalit, and T. Theeramunkong, “A Survey on Evaluation Methods for Chatbots,” in *Proceedings of the 2019 7th International Conference on Information and Education Technology*, Aizu-Wakamatsu Japan: ACM, Mar. 2019, pp. 111–119. doi: <https://doi.org/10.1145/3323771.3323824>
- [37] D. Banerjee, P. Singh, A. Avadhanam, and S. Srivastava, “Benchmarking LLM powered Chatbots: Methods and Metrics.” *arXiv*, Aug. 08, 2023. Available: <http://arxiv.org/abs/2308.04624>
- [38] A. Gerakiti, “Στρατηγικές Διαχείρισης Κινδύνου στο Χρηματοπιστωτικό Τομέα,” Master’s Thesis, University of Piraeus, Athens, Greece, 2014. Available: <https://dione.lib.unipi.gr/xmlui/bitstream/handle/unipi/6475/EMBA1118.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- [39] A. Vashistha and A. K. Tiwari, “Building Resilience in Banking Against Fraud with Hyper Ensemble Machine Learning and Anomaly Detection Strategies,” *SN COMPUT. SCI.*, vol. 5, no. 5, p. 556, May 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s42979-024-02854-w>
- [40] A. Ali et al., “Financial Fraud Detection Based on Machine Learning: A Systematic Literature Review,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 19, p. 9637, Sep. 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/app12199637>
- [41] I. D. Mienye and N. Jere, “Deep Learning for Credit Card Fraud Detection: A Review of Algorithms, Challenges, and Solutions,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 96893–96910, 2024, doi: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3426955>
- [42] M. Ala’raj, M. F. Abbod, and M. Majdalawieh, “Modelling customers credit card behaviour using bidirectional LSTM neural networks,” *J Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 69, Dec. 2021, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00461-7>
- [43] C. Ceaparu, “IT Solutions for Big Data Processing and Analysis in the Finance and Banking Sectors,” in *Intelligent Methods in Computing, Communications and Control*, I. Dzitac, S. Dzitac, F. G. Filip, J. Kacprzyk, M.-J. Manolescu, and H. Oros, Eds., in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1243. Cham: Springer International Publishing, 2021, pp. 133–144. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-53651-0_11
- [44] A. Armel and D. Zaidouni, “Fraud Detection Using Apache Spark,” in *2019 5th International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, Kenitra, Morocco: IEEE, Apr. 2019, pp. 1–6. doi: <https://doi.org/10.1109/ICOA.2019.8727610>

- [45] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep Learning. MIT Press, 2016. Available: <https://www.deeplearningbook.org>
- [46] JPMorgan Chase & Co, “How AI Is Transforming Fraud Detection: Case Studies.” 2022. Available: <https://www.jpmorgan.com/fraud-detection-ai-case-study> [Accessed: Sep. 14, 2024]
- [47] A. Kaur, V. Sachdeva, A. Singh, A. Jaiswal, N. Aggrawal, and A. Purwar, “Performance Analysis of Different Machine Learning Algorithms on Credit Card Fraud Detection,” JIAPS, vol. 27, no. 03, pp. 295–303, Aug. 2023, Available: <https://www.iaps.org.in/journal/index.php/journaliaps/article/view/910>
- [48] E. Begen, İ. U. Sayan, A. Tuğrul Bayrak, and O. T. Yıldız, “Point of Sale Fraud Detection Methods via Machine Learning,” in 2023 International Conference on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), Hammamet, Tunisia: IEEE, Sep. 2023, pp. 1–5. doi: <https://doi.org/10.1109/INISTA59065.2023.10310515>
- [49] B. Xu, Y. Wang, X. Liao, and K. Wang, “Efficient Fraud Detection Using Deep Boosting Decision Trees.” arXiv, 2023. doi: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.05918>
- [50] Y. Vivek, V. Ravi, A. A. Mane, and L. R. Naidu, “ATM Fraud Detection using Streaming Data Analytics.” arXiv, 2023. doi: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2303.04946>
- [51] S. Shi, R. Tse, W. Luo, S. D’Addona, and G. Pau, “Machine learning-driven credit risk: a systemic review,” Neural Comput & Applic, vol. 34, no. 17, pp. 14327–14339, Sep. 2022, doi: <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07472-2>
- [52] S. Aziz and M. Dowling, “Machine Learning and AI for Risk Management,” in Disrupting Finance, T. Lynn, J. G. Mooney, P. Rosati, and M. Cummins, Eds., in Palgrave Studies in Digital Business & Enabling Technologies. Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 33–50. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-02330-0_3
- [53] D. A. Tsilipakos, “ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ ΜΕΤΡΗΣΗΣ ΠΙΣΤΩΤΙΚΟΥ ΚΙΝΔΥΝΟΥ - ΡΟΛΟΣ ΤΩΝ ΠΙΣΤΟΛΗΠΤΙΚΩΝ ΔΙΑΒΑΘΜΙΣΕΩΝ ΣΤΑ SPREADS ΤΩΝ ΚΡΑΤΙΚΩΝ ΟΜΟΛΟΓΩΝ,” Master’s Thesis, University of Macedonia, Thessaloniki, Greece, 2020. Available: <https://dspace.lib.uom.gr/bitstream/2159/25048/1/AsvestopoulosTsilipakosDimitriosMsc2020.pdf>
- [54] M. Doumpos, C. Lemonakis, D. Niklis, and C. Zopounidis, “Introduction to Credit Risk Modeling and Assessment,” in Analytical Techniques in the Assessment of Credit Risk, Cham: Springer International Publishing, 2019, pp. 1–21. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-99411-6_1
- [55] S. Pakhchanyan, “Operational Risk Management in Financial Institutions: A Literature Review,” IJFS, vol. 4, no. 4, p. 20, Oct. 2016, doi: <https://doi.org/10.3390/ijfs4040020>
- [56] D. E. Ayling, “Operational Risk Control with Basel II: Basic Principles and Capital Requirements,” Risk Manag, vol. 7, no. 3, pp. 69–70, Jul. 2005, doi: <https://doi.org/10.1057/palgrave.rm.8240223>
- [57] A. A. Jobst, “The treatment of operational risk under the New Basel framework: Critical issues,” J Bank Regul, vol. 8, no. 4, pp. 316–352, Aug. 2007, doi: <https://doi.org/10.1057/palgrave.jbr.2350055>
- [58] I. A. Moosa, “The Advanced Measurement Approach to Operational Risk,” in Quantification of Operational Risk Under Basel II, London: Palgrave Macmillan UK, 2008, pp. 137–169. doi: https://doi.org/10.1057/9780230595149_4
- [59] A. O. Kuyoro, O. A. Ogunyolu, T. G. Ayanwola, and F. Y. Ayankoya, “Dynamic Effectiveness of Random Forest Algorithm in Financial Credit Risk Management for Improving Output Accuracy and Loan Classification Prediction,” ISI, vol. 27, no. 5, pp. 815–821, Oct. 2022, doi: <https://doi.org/10.18280/isi.270515>
- [60] B. H. Misheva, J. Osterrieder, A. Hirs, O. Kulkarni, and S. F. Lin, “Explainable AI in Credit Risk Management.” arXiv, Mar. 01, 2021. Available: <http://arxiv.org/abs/2103.00949>
- [61] Q. F. Ismail, E. S. Al-Sobh, S. S. Al-Omari, T. M. Bani Yaseen, and M. A. Abdullah, “Using Machine Learning Algorithms to Predict the State of Financial Inclusion in Africa,” in 2021 12th International Conference on Information and Communication

- Systems (ICICS), Valencia, Spain: IEEE, May 2021, pp. 317–323. doi: <https://doi.org/10.1109/ICICS52457.2021.9464590>
- [62] P. Addo, D. Guegan, and B. Hassani, “Credit Risk Analysis Using Machine and Deep Learning Models,” *Risks*, vol. 6, no. 2, p. 38, Apr. 2018, doi: <https://doi.org/10.3390/risks6020038>
- [63] S. Tyagi, “Analyzing Machine Learning Models for Credit Scoring with Explainable AI and Optimizing Investment Decisions.” arXiv, Sep. 19, 2022. Available: <http://arxiv.org/abs/2209.09362>
- [64] G. Alagöz and E. Çanakoğlu, “Credit Risk Analysis Using Machine-Learning Algorithms,” in 2021 29th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), Istanbul, Turkey: IEEE, Jun. 2021, pp. 1–4. doi: <https://doi.org/10.1109/SIU53274.2021.9477873>