

Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας



Σχολή Διοίκησης και Οικονομίας

Τμήμα Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**Πιστοληπτικός Κίνδυνος και Συστήματα Τεχνητής
Νοημοσύνης**

Νικολέττα Τσαρούχα Α.Μ.: LX 31534

(υποβλήθηκε στο Τμήμα Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής
– Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας)

KOZANH 2022

Πανεπιστήμιο Δυτικής Μακεδονίας

**Σχολή Διοίκησης και Οικονομίας
Τμήμα Λογιστικής και Χρηματοοικονομικής**

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ:

**Πιστοληπτικός Κίνδυνος και Συστήματα Τεχνητής
Νοημοσύνης**

Νικολέττα Τσαρούχα Α.Μ.: LX 31534

Επιβλέπων Καθηγητής:

Τσιώρας Κωνσταντίνος

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή :

«ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ
ΕΥΘΥΝΗΣ»

Με πλήρη επίγνωση των συνεπειών του νόμου περί πνευματικών δικαιωμάτων, δηλώνω ενυπογράφως ότι είμαι αποκλειστικός συγγραφέας της παρούσας Πτυχιακής Εργασίας, για την ολοκλήρωση της οποίας κάθε βοήθεια είναι πλήρως αναγνωρισμένη και αναφέρεται λεπτομερώς στην εργασία αυτή. Έχω αναφέρει πλήρως και με σαφείς αναφορές, όλες τις πηγές χρήσης δεδομένων, απόψεων, θέσεων και προτάσεων, ιδεών και λεκτικών αναφορών, είτε κατά κυριολεξία είτε βάσει επιστημονικής παράφρασης. Αναλαμβάνω την προσωπική και ατομική ευθύνη ότι σε περίπτωση αποτυχίας στην υλοποίηση των ανωτέρω δηλωθέντων στοιχείων, είμαι υπόλογος έναντι λογοκλοπής. Δηλώνω, συνεπώς, ότι αυτή η εργασία μου προετοιμάστηκε και ολοκληρώθηκε από εμένα προσωπικά και αποκλειστικά και ότι, αναλαμβάνω πλήρως όλες τις συνέπειες του νόμου στην περίπτωση κατά την οποία αποδειχθεί, διαχρονικά, ότι η εργασία αυτή ή τμήμα της δεν μου ανήκει διότι είναι προϊόν λογοκλοπής άλλης πνευματικής ιδιοκτησίας.

ΝΙΚΟΛΕΤΤΑ ΤΣΑΡΟΥΧΑ (Με Κεφαλαία):

.....

Υπογραφή (Ολογράφως, χωρίς μονογραφή):

.....

Ημερομηνία (Ημέρα – Μήνας – Έτος):

Περιεχόμενα

Περίληψη	6
Abstract.....	7
Εισαγωγή	8
1. Τεχνητή Νοημοσύνη και συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης.....	14
1.2. Η γέννηση της τεχνητής νοημοσύνης	15
1.3. Η πορεία της τεχνητής νοημοσύνης.....	16
1.5. Το μέλλον της τεχνητής νοημοσύνης.....	22
2. Πιστωτικός κίνδυνος και εξέλιξη της μοντελοποίησης του πιστωτικού κινδύνου	24
2.1. Θεωρία Πιστωτικού Κινδύνου.....	24
2.2. Εξέλιξη Μοντελοποίησης Πιστωτικού Κινδύνου.....	24
2.5. Μοντελοποίηση πιστωτικού κινδύνου.....	31
2.6. Ποιοτικές Τεχνικές.....	31
2.6.1. Οικονομετρικές τεχνικές	31
2.6.2. Νευρωνικά δίκτυα.....	32
2.6.3. Μοντέλα βελτιστοποίησης	32
2.6.4. Βασισμένα σε κανόνες ή έμπειρα συστήματα	33
2.6.5. Υβριδικά μοντέλα.....	33
2.6.6. Δομικά και μειωμένης μορφής μοντέλα.....	33
2.7. Σχετικοί κίνδυνοι αθέτησης υποχρεώσεων	34
2.7.1. Μοντέλα δομικής μορφής πρώτης γενιάς (Προσέγγιση Merton)	35
2.7.2. Μοντέλα δομικής μορφής δεύτερης γενιάς.....	36
2.7.3. Μοντέλα μειωμένης μορφής	36
2.7.4. Μοντέλα VaR (Value at Risk).....	37
2.8. Εταιρικά και καταναλωτικά πιστωτικά μοντέλα.....	37
2.9. Τομείς Εφαρμογής.....	38

3. Η διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου στην ψηφιακή εποχή	39
3.1. Διαχείριση πιστωτικού κινδύνου	39
3.2. Εργαλεία και καινοτομίες στον πιστωτικό κίνδυνο	42
3.3. Ο ψηφιακός καταναλωτής, τα Μεγάλα δεδομένα (Big Data), η Τεχνητή Νοημοσύνη και η Ρομποτοποίηση.....	45
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	49
Βιβλιογραφία	51

Περίληψη

Από την πρώτη ύπαρξη των τραπεζών έως και σήμερα, η σωστή διαχείριση των κινδύνων αποτέλεσε τον ακρογωνιαίο λίθο των συγκεκριμένων οργανισμών.

Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι ο πιο απαιτητικός κίνδυνος στον οποίο εκτίθενται τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Το Credit scoring είναι η κύρια αναλυτική τεχνική για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου. Η εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης έχει οδηγήσει σε καλύτερη απόδοση των μοντέλων αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας.

Δεδομένου ότι ακόμη και μια μικρή βελτίωση στην ακρίβεια βαθμολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας προκαλεί σημαντική μείωση των ζημιών, η χρήση του καλύτερου μοντέλου ταξινόμησης έχει μεγάλη σημασία.

Σε όλες τις περιπτώσεις, η εξέλιξη της τεχνολογίας και της τεχνητής νοημοσύνης έχουν οδηγήσει σε μία νέα εποχή στον τομέα των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων, μία εποχή η οποία συνεχώς αλλάζει και εξελίσσεται. Η ρομποτική και τα Big Data, έχουν προσδώσει ιδιαίτερα σημαντική ενίσχυση στην τεχνητή νοημοσύνη και τις εφαρμογές της.

Λέξεις κλειδιά: Τεχνητή Νοημοσύνη, πιστωτικός κίνδυνος, τραπεζική

Abstract

From the first existence of banks until today, proper risk management has been the cornerstone of these organizations.

Credit risk is the most demanding risk to which financial institutions are exposed. Credit scoring is the main analytical technique for assessing credit risk. The application of artificial intelligence has led to better performance of credit rating models.

Since even a small improvement in credit rating accuracy results in a significant reduction in losses, using the best classification model is crucial.

In any case, the evolution of technology and artificial intelligence has led to a new era in the field of financial institutions, an era that is constantly changing and evolving. Robotics and Big Data have provided significant support to artificial intelligence and its applications.

Keywords: Artificial Intelligence, credit risk, banking

Εισαγωγή

Η τραπεζική είναι ένας ειδικός κλάδος που ασχολείται με το κεφάλαιο και τον κίνδυνο για την επίτευξη κέρδους. Η επιτυχία της τράπεζας σχετίζεται άμεσα με την ικανότητά της να ελέγχει και να διαχειρίζεται σχετικούς κινδύνους. Οι τράπεζες εκτίθενται σε διαφορετικά είδη κινδύνων, αλλά ο πιο απαιτητικός κίνδυνος που μπορεί να οδηγήσει μια τράπεζα σε πλήρη αποτυχία είναι ο πιστωτικός κίνδυνος.

Η πρόσφατη παγκόσμια χρηματοπιστωτική κρίση έχει προκαλέσει αξιοσημείωτη αύξηση της «σκέψης» των χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων και των τραπεζών σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο (Ya-qiong, 2007). Η έναρξη της παγκόσμιας οικονομικής κρίσης, πραγματοποιήθηκε το 2006, με στεγαστικά δάνεια υψηλού κινδύνου, αποδεικνύοντας ότι η οποιαδήποτε απόφαση για πίστωση είναι θεμελιώδους σημασίας (Brown et. al., 2014).

Η πιστωτική κρίση είχε έναν συνδυασμό οδηγών. Πρώτον, η οικονομική ευρωστία των πιστωτικών βάσεων μειώθηκε λόγω των εντατικών πωλήσεων στεγαστικών δανείων sub-prime. Δεύτερον, ο κίνδυνος δεν αποτιμήθηκε επαρκώς σε μεμονωμένο επίπεδο, επειδή οι προσεγγίσεις διαχείρισης κινδύνου δεν λειτουργούσαν σε τέτοιο επίπεδο. Τρίτον, η χρηματοοικονομική καινοτομία οδήγησε στο προϊόν: «τίτλοι που υποστηρίζονται από περιουσιακά στοιχεία» (Mizen, 2008). Αυτοί οι τίτλοι που υποστηρίζονται από περιουσιακά στοιχεία οδήγησαν στην παγκόσμια διασπορά των κινδύνων χωρίς να κατανοήσουμε πλήρως τη θέση τους. Όταν οι τιμές των κατοικιών μειώθηκαν γρήγορα, ένας σημαντικός αριθμός οικονομικά ανθυγιεινών δανειοληπτών δεν ήταν σε θέση να πληρώσει το ενοίκιο τους. Οι τράπεζες είχαν λίγα αποθέματα ασφαλείας για να αντιμετωπίσουν την αύξηση των αθετήσεων πληρωμών και το δομημένο προϊόν των «τίτλων που καλύπτονται από περιουσιακά στοιχεία». Αυτό προκάλεσε παγκόσμια απειλή για το χρηματοπιστωτικό σύστημα.

Καθώς ξεδιπλώθηκαν τα προβλήματα με τα στεγαστικά δάνεια sub-prime, ήρθαν στο φως οι αβάσιμες πιστωτικές αποφάσεις. Ο τρόπος διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου είχε ουσιαστικά αγνοηθεί ή δεν είχε γίνει ποτέ. Οι τεράστιες απώλειες από τα δάνεια που υπέστησαν οι τράπεζες και άλλοι που ενεπλάκησαν στην πιστωτική κρίση όταν τα χρήματα που χορηγήθηκαν δεν επιστράφηκαν, υπογραμμίζουν τον σημαντικό αντίκτυπο του πιστωτικού κινδύνου και κατ' επέκταση την ανάγκη της διαχείρισης πιστωτικού κινδύνου για την οικονομική υγεία των μεμονωμένων επιχειρήσεων και

των ιδιωτών πελατών τους. Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι ο κίνδυνος αθέτησης ενός χρέους που μπορεί να προκύψει από την αδυναμία του δανειολήπτη να πραγματοποιήσει τις απαιτούμενες πληρωμές (Basel Committee, 2000). Αυτό δείχνει ότι οι κακές αποφάσεις δανεισμού, όπως η υπερβολική πίστωση ή η εσφαλμένη τιμολόγηση, οδήγησαν και θα συνεχίσουν να οδηγούν σε σημαντικές απώλειες και περαιτέρω απειλές για το παγκόσμιο χρηματοπιστωτικό σύστημα.

Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι ένα σημαντικό και ευρέως μελετημένο θέμα στις αποφάσεις δανεισμού και κερδοφορίας του τραπεζικού κλάδου. Για όλες τις τράπεζες, η πίστωση παραμένει ο μεγαλύτερος κίνδυνος που είναι δύσκολο να αντισταθμιστεί. Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι ένας γενικός όρος που υποδηλώνει μελλοντικές ζημιές. Ο πιστωτικός κίνδυνος είναι η απώλεια του κέρδους της τράπεζας, δεδομένου ότι ο πελάτης δεν τηρεί τη δέσμευση επιστροφής του δανείου του (Ya-qiong, 2007).

Τώρα, αρκετά χρόνια αργότερα, βλέπουμε ότι τα αίτια της πιστωτικής κρίσης του 2008 παραμένουν άλυτα. Αντίθετα, σε παγκόσμιο επίπεδο το ανεξόφλητο ποσό της πίστωσης διπλασιάστηκε σε σύγκριση με τον όγκο δανεισμού του 2008 και λαμβάνονται συνεχώς περισσότερες πιστωτικές αποφάσεις. Επί του παρόντος, όχι μόνο τράπεζες, αλλά και τεχνολογικοί κολοσσοί όπως η Amazon και η Alibaba, έχουν εισέλθει γρήγορα στην αγορά δανεισμού. Η ισχυρή ανάπτυξη του δανεισμού στο διαδικτυακό λιανικό εμπόριο, στις αναπτυσσόμενες αγορές και στο peer-2-peer δανεισμό έχει επηρεάσει για άλλη μια φορά την ποιότητα των πιστωτικών βάσεων. Οι κεντρικές τράπεζες έχουν μειώσει τα επιτόκια σε επίπεδα που απενεργοποιούν το μέσο επιτοκίου καθώς εμφανίζεται μια οικονομική ύφεση. Μια απειλή οικονομικής ύφεσης που οδηγεί σε μια νέα χρηματοπιστωτική κρίση προκαλείται επί του παρόντος από παγκόσμιες αβεβαιότητες όπως ο εμπορικός πόλεμος ΗΠΑ-Κίνας, νομισματικές κρίσεις στις αναπτυσσόμενες χώρες, πόλεμοι, κλιματική αλλαγή και άλλα πράγματα που προκαλούν αστάθεια. Λίγα χρόνια μετά την πιστωτική κρίση, το παγκόσμιο χρηματοπιστωτικό σύστημα βρίσκεται και πάλι σε υψηλό κίνδυνο κατάρρευσης.

Μια άλλη μεταμορφωτική εξέλιξη στην πίστωση είναι οι μεταβαλλόμενες απαιτήσεις των millennials για την εμπειρία των πελατών. Οι Millennials οδηγούν σε μια αλλαγή στις προσδοκίες της εμπειρίας των πελατών. Η ψηφιοποίηση ως αποτέλεσμα αυτού, μετατρέπει τους δανειολήπτες σε πράκτορες δεδομένων που παράγουν τόνους δεδομένων συμπεριφοράς που ενδέχεται να περιέχουν διαφοροποιητικά

χαρακτηριστικά κινδύνου. Απαιτούνται νέες αναλυτικές μέθοδοι για την εφαρμογή αυτού του συνδυασμού δομημένων και μη δομημένων δεδομένων. Η παγκόσμια αγορά για την ψηφιοποίηση του δανεισμού θα αυξηθεί με CAGR 53% στα 83,6 δισεκατομμύρια δολάρια το 2025 (Zion, 2018). Η ψηφιοποίηση επιτρέπει στους δανειστές να στοχεύουν πιο αποτελεσματικά τους πελάτες τους με κατάλληλα χρονομετρημένες προσφορές. Ο ψηφιακός δανεισμός αυτοματοποιεί πολύπλοκες διαδικασίες και μειώνει τις χειροκίνητες παρεμβολές λόγω των οποίων αυξάνεται η ζήτησή του. Τα επόμενα χρόνια, θα υπάρξει μια αυξανόμενη υιοθέτηση του ψηφιακού δανεισμού (Van Thiel & Van Raaij., 2019).

Η εμπειρία των πελατών και οι οικονομικές συμβουλές είναι ακατάλληλες έννοιες και δεν έχουν καλά αναπτυγμένες μεθόδους και μετρήσεις αξιολόγησης (Van Thiel, et.al., 2017). Η επιρροή της αυτοκατεύθυνσης στη λήψη οικονομικών αποφάσεων αυξάνεται επειδή το Διαδίκτυο δίνει τη δυνατότητα στους καταναλωτές να μάθουν από τις εμπειρίες των άλλων και να συλλέξουν πληροφορίες για τα προϊόντα. Στην έρευνά τους, οι van Thiel & van Raaij ανέπτυξαν το μοντέλο DCX που αποκαλύπτει τους παράγοντες και τα χαρακτηριστικά που οδηγούν την εμπειρία των πελατών προς τα μοντέλα ψηφιακών οικονομικών συμβουλών. Καθοδηγούμενοι από την ψηφιοποίηση της εμπειρίας των πελατών, οι καταναλωτές γίνονται οι ίδιοι πράκτορες δεδομένων. Αυτά τα δεδομένα ενδέχεται να γίνουν πολύ χρήσιμα για τη βελτίωση της λήψης πιστωτικών αποφάσεων την επόμενη δεκαετία. Οι νέες αναλυτικές τεχνολογίες πρέπει να προσαρμοστούν για την εφαρμογή αυτών των δεδομένων συμπεριφοράς.

Η εφαρμογή στατιστικών και ευφυών τεχνικών στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και στην έρευνα πρόβλεψης πτώχευσης είναι ένας τομέας ιδιαίτερου ενδιαφέροντος κατά τα τελευταία χρόνια. Συνήθως, η γενική προσέγγιση της αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου είναι η εφαρμογή κάποιων τεχνικών ταξινόμησης σε παρόμοια δεδομένα προηγούμενων πελατών, τόσο έμπιστων όσο και ανεύθυνων πελατών, προκειμένου να βρεθεί μια σχέση μεταξύ των χαρακτηριστικών και των πιθανών αποτυχιών (Yu et. al., 2008).

Η πιστοληπτική αξιολόγηση (Credit scoring) έχει γίνει ένας από τους κύριους αναλυτικούς τρόπους αξιολόγησης του πιστωτικού κινδύνου από τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Ο σκοπός της πιστοληπτικής αξιολόγησης είναι η ταξινόμηση των αιτούντων σε δύο ομάδες: αιτούντες με καλή πίστωση και αιτούντες με κακή πίστωση.

Οι αιτούντες με καλή πίστωση έχουν μεγάλη πιθανότητα να αποπληρώσουν την οικονομική τους υποχρέωση, ενώ οι αιτούντες με κακή πίστωση έχουν μεγάλη πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων τους. Η διαδικασία πιστωτικής βαθμολόγησης είναι μια ανεξάρτητη αξιολόγηση, στόχος της οποίας είναι να ανακαλύψει πώς ένα αντικείμενο είναι ικανό και πρόθυμο να ανταποκριθεί στις πληρωτέες υποχρεώσεις του, ειδικά με βάση τη σύνθετη ανάλυση όλων των γνωστών παραγόντων κινδύνου του αξιολογούμενου αντικειμένου. Πραγματοποιείται από πρακτορείο βαθμολόγησης. Μια υψηλότερη πιστωτική βαθμολογία δείχνει χαμηλό πιστωτικό κίνδυνο. Σύμφωνα με το αξιολογούμενο αντικείμενο, υπάρχουν αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας κράτους, εταιρείας, δήμου, χρηματοπιστωτικού ιδρύματος, ενιαίου ομολόγου κ.λπ. Η πιστοληπτική αξιολόγηση είναι αποτέλεσμα μιας διαδικασίας πιστωτικής βαθμολόγησης. Αντιπροσωπεύεται από μια κατηγορία αξιολόγησης που ορίζεται σε μια κλίμακα αξιολόγησης. Οι τάξεις αξιολόγησης εκχωρούνται σε αξιολογημένα αντικείμενα. Οι πιστωτικές βαθμολογίες χρησιμοποιούνται από επενδυτές ομολόγων, εκδότες χρέους και κυβερνητικούς αξιωματούχους ως μέτρο του κινδύνου μιας εταιρείας. Παρέχουν ένα μέσο προσδιορισμού των ασφάλιστρων κινδύνου και της εμπορευσιμότητας των ομολόγων, επιτρέποντας στις εταιρείες που εκδίδουν χρέη να εκτιμήσουν την πιθανή απόδοση που απαιτούν οι επενδυτές.

Οι τραπεζίτες και οι εταιρείες που εξετάζουν το ενδεχόμενο παροχής πιστώσεων βασίζονται σε βαθμολογίες πιστοληπτικής ικανότητας για τη λήψη σημαντικών επενδυτικών αποφάσεων, ενώ πολλές ρυθμιστικές απαιτήσεις για χρηματοοικονομικές αποφάσεις βασίζονται σε αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας. Η ακρίβεια της βαθμολογίας πιστοληπτικής ικανότητας είναι κρίσιμη για την κερδοφορία του χρηματοπιστωτικού ιδρύματος. Ακόμη και το 1% της βελτίωσης στην ακρίβεια της πιστοληπτικής βαθμολογίας των αιτούντων, θα μειώσει μια μεγάλη απώλεια για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα. Συνήθως το πιστωτικό σκορ είναι μια τιμή που αποκαλύπτει την πίστωση του πελάτη με βάση την ποσοτική ανάλυση του πιστωτικού ιστορικού και των χαρακτηριστικών του πελάτη (Yu et. al., 2009).

Το μοντέλο πιστωτικής βαθμολόγησης προσδιορίζει οικονομικές μεταβλητές που έχουν στατιστική επεξηγηματική ισχύ στη διαφοροποίηση των κακών πελατών από τους καλούς. Τα οφέλη που προκύπτουν από την ανάπτυξη ενός αξιόπιστου συστήματος πιστοληπτικής αξιολόγησης είναι (Tsai & Wu, 2008).

- Μείωση του κόστους της πιστωτικής ανάλυσης (Cost of Credit analysis)
- Δυνατότητα ταχύτερης λήψης αποφάσεων
- Ασφάλιση εισπράξεων πιστώσεων και μείωση πιθανών κινδύνων

Η πιστωτική βαθμολογία αρχικά αξιολογούνταν υποκειμενικά, με βάση τις προσωπικές εμπειρίες των αξιολογητών, ενώ αργότερα βασίστηκε στα 5C, τα οποία αφορούσαν:

- Character (Χαρακτήρας Καταναλωτή)
- Capital (Κεφάλαιο)
- Collateral (Εξασφάλιση)
- Capacity (Χωρητικότητα)
- Conditions (Οικονομικές συνθήκες)

Με την τεράστια αύξηση των αιτούντων, είναι αδύνατο να γίνει η συγκεκριμένη εργασία χειρωνακτικά. Πολλοί οργανισμοί στον πιστωτικό κλάδο αναπτύσσουν νέα μοντέλα για την υποστήριξη των πιστωτικών αποφάσεων. Ο στόχος αυτών των νέων μοντέλων αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας είναι να βελτιώσουν την ακρίβεια, πράγμα που σημαίνει ότι χορηγείται πίστωση σε περισσότερους αξιόπιστους αιτούντες και, κατά συνέπεια, αύξηση των κερδών. Το πρώτο μοντέλο πιστοληπτικής αξιολόγησης σχεδιάστηκε από τον Altman (Altman, 1968). Τα μοντέλα πιστοληπτικής βαθμολογίας μπορούν να χωριστούν σε δύο κατηγορίες: παραδοσιακά μοντέλα και νέα μοντέλα. Τα πιο κοινά και χρησιμοποιούμενα παραδοσιακά μοντέλα είναι η Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA-Linear Discriminant Analysis) και η Λογιστική Παλινδρόμηση (LR-Logistic Regression) (Baensens et. al., 2003; Lee & Chen, 2005).

Η αδυναμία της Γραμμικής Διακριτικής Ανάλυσης (LDA) είναι η υπόθεση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των μεταβλητών, η οποία είναι συνήθως μη γραμμική και η ευαισθησία στην απόκλιση από την υπόθεση της πολυμεταβλητής κανονικότητας. Από την άλλη πλευρά, η Λογιστική Παλινδρόμηση (LR) προβλέπει διχοτομικά αποτελέσματα και γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών στον εκθέτη της λογιστικής συνάρτησης, αλλά δεν απαιτεί την υπόθεση της πολυμεταβλητής κανονικότητας. Λόγω της ανεπάρκειας στη γραμμική σχέση μεταξύ των μεταβλητών, τόσο η Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (LDA) όσο και η Λογιστική Παλινδρόμηση (LR) έχει αναφερθεί ότι έχουν έλλειψη ακρίβειας (Sustersic et. al., 2009).

Η πρόοδος στην τεχνολογία της πληροφορίας μείωσε το κόστος απόκτησης, διαχείρισης και ανάλυσης δεδομένων, σε μια προσπάθεια να δημιουργηθούν πιο

εύρωστα και ισχυρά χρηματοοικονομικά συστήματα (Angelini et. al., 2008). Πρόσφατα, εφαρμόστηκαν νέες προσεγγίσεις για την ανάπτυξη ισχυρών συστημάτων πιστοληπτικής αξιολόγησης. Πρόσφατες μελέτες έχουν αποκαλύψει ότι οι αναδυόμενες τεχνικές τεχνητής νοημοσύνης, όπως το Decision Tree (DT), η Support Vector Machine (SVM), ο Genetic Algorithm (GA) και τα Artificial Neural Networks (ANN) είναι πλεονεκτικές για τα στατιστικά μοντέλα και την τεχνική βελτιστοποίησης για την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου.

Σε αντίθεση με τις στατιστικές μεθόδους, οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης δεν προϋποθέτουν ορισμένες κατανομές δεδομένων. Αυτές οι μέθοδοι εξάγουν αυτόματα γνώση από δείγματα εκπαίδευσης. Σύμφωνα με προηγούμενες μελέτες, οι μέθοδοι τεχνητής νοημοσύνης υπερτερούν των στατιστικών μεθόδων στην αντιμετώπιση προβλημάτων αξιολόγησης εταιρικού πιστωτικού κινδύνου, ειδικά για την ταξινόμηση μη γραμμικών προτύπων. Η εφαρμογή των προαναφερθέντων τεχνικών έχει διερευνηθεί από πολλές εργασίες.

1. Τεχνητή Νοημοσύνη και συστήματα Τεχνητής Νοημοσύνης

1.1. Γενικά Στοιχεία

Ο κόσμος στον οποίο ζούμε σήμερα θα μπορούσε να ισχυριστεί κανείς πως από πολλές απόψεις, μοιάζει σαν μια χώρα των θαυμάτων παρόμοια με αυτή που περιέγραψε στα διάσημα μυθιστορήματά του ο Βρετανός μαθηματικός Charles Lutwidge Dodgson, γνωστός με το όνομα Lewis Carroll. Αναγνώριση εικόνας, έξυπνα ηχεία και αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα και πολλά άλλα, υφίστανται στη σημερινή εποχή λόγω της προόδου της τεχνητής νοημοσύνης (Artificial Intelligence -AI). Η τεχνητή νοημοσύνη ορίζεται ως η ικανότητα ενός συστήματος να ερμηνεύει σωστά εξωτερικά δεδομένα, να μαθαίνει από αυτά τα δεδομένα και να χρησιμοποιεί αυτές τις γνώσεις για την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων και καθηκόντων μέσω ευέλικτης προσαρμογής (Kaplan & Haenlein, 2019).

Καθιερωμένη ως ακαδημαϊκή επιστήμη τη δεκαετία του 1950, η τεχνητή νοημοσύνη παρέμεινε μια περιοχή σχετικής επιστημονικής αφάνειας και περιορισμένου πρακτικού ενδιαφέροντος για περισσότερο από μισό αιώνα. Σήμερα, λόγω της γενικότερης εξέλιξης και ανόδου των Big Data και των βελτιώσεων στην υπολογιστική ισχύ, έχει πλέον εισέλθει στο επιχειρηματικό περιβάλλον η δημόσια συζήτηση περί τεχνητής νοημοσύνης (Haenlein & Kaplan, 2019)

Η τεχνητή νοημοσύνη μπορεί να ταξινομηθεί σε αναλυτική, ανθρώπινη έμπνευση και ανθρωποποιημένη τεχνητή νοημοσύνη ανάλογα με τους τύπους νοημοσύνης που εμφανίζει (γνωστική, συναισθηματική και κοινωνική νοημοσύνη) ή σε Τεχνητή Στενή (Artificial Narrow Intelligence), Γενική (General Intelligence) και Υπερνοημοσύνη (Super Intelligence) ανάλογα με το εξελικτικό της στάδιο. Το κοινό στοιχείο που υφίσταται στους συγκεκριμένους τύπους είναι το γεγονός ότι όταν η τεχνητή νοημοσύνη φτάσει σε γενική χρήση, τότε πλέον δεν θεωρείται ως τεχνητή νοημοσύνη. Αυτό το φαινόμενο περιγράφεται ως το φαινόμενο Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence), το οποίο συμβαίνει όταν οι θεατές αρνούνται τη συμπεριφορά ενός προγράμματος AI υποστηρίζοντας ότι δεν είναι πραγματική νοημοσύνη. Όπως είπε κάποτε ο Βρετανός συγγραφέας επιστημονικής φαντασίας Άρθουρ Κλαρκ, «Οποιαδήποτε αρκετά προηγμένη τεχνολογία δεν διακρίνεται από τη μαγεία». Ωστόσο, όταν κάποιος κατανοεί την τεχνολογία, η μαγεία εξαφανίζεται (Haenlein & Kaplan, 2019).

Σε τακτά χρονικά διαστήματα από τη δεκαετία του 1950, οι ειδικοί προέβλεψαν ότι θα χρειασθούν μόνο λίγα χρόνια μέχρι να φτάσουμε στην Γενική Τεχνητή Νοημοσύνη, σε συστήματα δηλαδή, που δείχνουν συμπεριφορά που δεν διακρίνεται από τον άνθρωπο σε όλες τις πτυχές, ενώ έχουν γνωστική, συναισθηματική και κοινωνική νοημοσύνη. Μόνο ο χρόνος θα δείξει αν πράγματι κάτι τέτοιο θα είναι πλήρως εφικτό. Αλλά για να κατανοήσουμε καλύτερα τι είναι εφικτό, μπορεί κανείς να εξετάσει την τεχνητή νοημοσύνη από δύο οπτικές γωνίες τον δρόμο. Η μία οπτική γωνία αφορά το δρόμο όπου έχουμε ήδη διανύσει, ενώ η άλλη αφορά το οτιδήποτε μπορεί να βρίσκεται ακόμη μπροστά μας.

Είναι σίγουρο πως, στον 21ο αιώνα η τεχνητή νοημοσύνη (AI), έχει γίνει ένας σημαντικός τομέας έρευνας σε όλους σχεδόν τους τομείς, μεταξύ των οποίων μπορούν να συμπεριληφθούν: η μηχανική, η επιστήμη, η εκπαίδευση, η ιατρική, οι επιχειρήσεις, η λογιστική, τα χρηματοοικονομικά, το μάρκετινγκ, η οικονομία, το χρηματιστήριο και το δίκαιο. Ο τομέας της τεχνητής νοημοσύνης έχει αναπτυχθεί σε τόσο μεγάλο βαθμό που η παρακολούθηση του πολλαπλασιασμού των μελετών γίνεται πραγματικά μια δύσκολη διαδικασία. Εκτός από την εφαρμογή της τεχνητής νοημοσύνης στα πεδία που αναφέρονται παραπάνω, οι μελέτες έχουν διαχωριστεί σε πολλούς τομείς με καθέναν από αυτούς να αναλύεται σε επιμέρους γνωστικά πεδία (Haenlein & Kaplan, 2019).

1.2. Η γέννηση της τεχνητής νοημοσύνης

Αν και είναι δύσκολο να εντοπιστούν με ακρίβεια, οι ρίζες της τεχνητής νοημοσύνης πιθανώς εντοπίζονται στη δεκαετία του 1940, και συγκεκριμένα στο 1942, όταν ο Αμερικανός συγγραφέας επιστημονικής φαντασίας Isaac Asimov δημοσίευσε το διήγημά του Runaround. Το έργο του Asimov ενέπνευσε γενιές επιστημόνων στον τομέα της ρομποτικής, της τεχνητής νοημοσύνης και της επιστήμης των υπολογιστών, μεταξύ άλλων τον Αμερικανό γνωστικό επιστήμονα Marvin Minsky (ο οποίος αργότερα συνίδρυσε το εργαστήριο τεχνητής νοημοσύνης του MIT) (Haenlein & Kaplan, 2019).

Την ίδια περίπου εποχή, αλλά πάνω από 3.000 μίλια μακριά, ο Άγγλος μαθηματικός Alan Turing, εργάστηκε σε πολύ λιγότερα φανταστικά ζητήματα και ανέπτυξε μια μηχανή διάσπασης κωδικών που ονομάστηκε «The Bombe» για τη βρετανική κυβέρνηση, με σκοπό να αποκρυπτογραφήσει τον κώδικα «Enigma» που

χρησιμοποιούσε ο Γερμανικός στρατός στον Δεύτερο Παγκόσμιο Πόλεμο. Το Bombe, το οποίο ήταν περίπου 7 επί 6 επί 2 πόδια μεγάλο και είχε βάρος περίπου έναν τόνο, θεωρείται γενικά ο πρώτος ηλεκτρομηχανικός υπολογιστής που λειτούργησε. Ο ισχυρός τρόπος με τον οποίο το The Bombe μπόρεσε να σπάσει τον κώδικα Enigma, ένα έργο που προηγουμένως ήταν αδύνατο ακόμη και για τους καλύτερους μαθηματικούς του κόσμου, έκανε τον Turing να αναρωτηθεί σχετικά με την ευφυΐα τέτοιων μηχανών. Το 1950, δημοσίευσε το θεμελιώδες άρθρο του «Υπολογιστικές Μηχανές και Ευφυΐα» (Turing, 1950), όπου περιέγραψε πώς να δημιουργηθούν ευφυείς μηχανές και συγκεκριμένα πώς να δοκιμαστεί η ευφυΐα τους.

Η συγκεκριμένη δοκιμή του Turing εξακολουθεί να θεωρείται έως και σήμερα το σημείο αναφοράς για τον προσδιορισμό της νοημοσύνης ενός τεχνητού συστήματος: Εάν ένας άνθρωπος αλληλοεπιδρά με έναν άλλο άνθρωπο και μια μηχανή και δεν μπορεί να διακρίνει τη μηχανή από τον άνθρωπο, τότε η μηχανή λέγεται ότι είναι έξυπνη.

Η λέξη Τεχνητή Νοημοσύνη επινοήθηκε επίσημα περίπου έξι χρόνια αργότερα, όταν το 1956 οι Marvin Minsky and John McCarthy (επιστήμονας υπολογιστών στο Στάνφορντ) φιλοξένησαν το Θερινό Ερευνητικό Πρόγραμμα για την Τεχνητή Νοημοσύνη (DSRPAI) διάρκειας περίπου οκτώ εβδομάδων στο Dartmouth College στο New Hampshire. Αυτό το εργαστήριο, το οποίο σηματοδοτεί την έναρξη της Άνοιξης της τεχνητής νοημοσύνης και χρηματοδοτήθηκε από το Ίδρυμα Ροκφέλερ, επανένωσε εκείνους που αργότερα θα θεωρούνταν οι ιδρυτές της τεχνητής νοημοσύνης. Μεταξύ των συμμετεχόντων ήταν ο επιστήμονας υπολογιστών Nathaniel Rochester, ο οποίος αργότερα σχεδίασε τον IBM 701, τον πρώτο εμπορικό επιστημονικό υπολογιστή, και τον μαθηματικό Claude Shannon, ο οποίος ίδρυσε τη θεωρία της πληροφορίας. Ο στόχος του DSRPAI, ήταν να επανενώσει ερευνητές από διάφορους τομείς προκειμένου να δημιουργηθεί μια νέα ερευνητική περιοχή με στόχο την κατασκευή μηχανών ικανών να προσομοιώνουν την ανθρώπινη νοημοσύνη (Haenlein & Kaplan, 2019).

1.3. Η πορεία της τεχνητής νοημοσύνης

Το Συνέδριο του Dartmouth, ακολούθησε μια περίοδος σχεδόν δύο δεκαετιών που γνώρισε σημαντική επιτυχία στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης. Ένα πρώιμο

παράδειγμα είναι το περίφημο πρόγραμμα υπολογιστή ELIZA, που δημιουργήθηκε μεταξύ 1964 και 1966 από τον Joseph Weizenbaum στο MIT. Το ELIZA ήταν ένα εργαλείο επεξεργασίας φυσικής γλώσσας, ικανό να προσομοιώσει μια συνομιλία με έναν άνθρωπο και ένα από τα πρώτα προγράμματα ικανά να επιχειρήσουν να περάσουν το προαναφερθέν τεστ Turing. Μια άλλη ιστορία επιτυχίας των πρώτων ημερών της τεχνητής νοημοσύνης ήταν το πρόγραμμα General Problem Solver. Αυτό αναπτύχθηκε από τον νικητή του βραβείου Νόμπελ Herbert Simon και τους επιστήμονες της RAND Corporation, Cliff Shaw and Allen Newell, που ήταν σε θέση να λύσει αυτόματα ορισμένα είδη απλών προβλημάτων, όπως οι Πύργοι του Ανόι. Ως αποτέλεσμα αυτών των εμπνευσμένων ιστοριών επιτυχίας, σημαντική χρηματοδότηση δόθηκε στην έρευνα τεχνητής νοημοσύνης, οδηγώντας σε όλο και περισσότερα έργα. Το 1970, ο Marvin Minsky έδωσε μια συνέντευξη στο Life Magazine, όπου δήλωσε ότι σε τρία έως οκτώ έτη, θα μπορούσε να δημιουργηθεί μια μηχανή με τη γενική νοημοσύνη ενός μέσου ανθρώπου.

Ωστόσο, δυστυχώς, αυτό δεν συνέβη. Μόλις τρία χρόνια αργότερα, το 1973, το Κογκρέσο των ΗΠΑ άρχισε να επικρίνει έντονα τις υψηλές δαπάνες για την έρευνα της τεχνητής νοημοσύνης. Την ίδια χρονιά, ο Βρετανός μαθηματικός James Lighthill, δημοσίευσε μια έκθεση που ανατέθηκε από το Βρετανικό Συμβούλιο Επιστημονικής Έρευνας στην οποία αμφισβήτησε την αισιόδοξη προοπτική που έδωσαν οι ερευνητές της τεχνητής νοημοσύνης. Ο Lighthill δήλωσε ότι οι μηχανές θα έφταναν μόνο στο επίπεδο ενός «έμπειρου ερασιτέχνη» σε παιχνίδια όπως το σκάκι και ότι η κοινή λογική θα ήταν πάντα πέρα από τις ικανότητές τους.

Σε απάντηση, η βρετανική κυβέρνηση διέκοψε την υποστήριξη της έρευνας για την τεχνητή νοημοσύνη σε όλα εκτός από τρία πανεπιστήμια (Εδιμβούργο, Σάσεξ και Έσσεξ) και η κυβέρνηση των ΗΠΑ σύντομα ακολούθησε την Βρετανικό παράδειγμα.

Ακόμη, παρόλο που η ιαπωνική κυβέρνηση άρχισε να χρηματοδοτεί σε μεγάλο βαθμό έρευνα τεχνητής νοημοσύνης τη δεκαετία του 1980, στην οποία η DARPA των ΗΠΑ ανταποκρίθηκε επίσης με αύξηση της χρηματοδότησης, δεν σημειώθηκαν περαιτέρω πρόοδοι τα επόμενα χρόνια.

Ένας λόγος για την αρχική έλλειψη προόδου στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και το γεγονός ότι η πραγματικότητα υποχώρησε απότομα σε σχέση με τις προσδοκίες έγκειται στον συγκεκριμένο τρόπο με τον οποίο τα πρώιμα συστήματα όπως το ELIZA

και το General Problem Solver προσπάθησαν να αναπαράγουν την ανθρώπινη νοημοσύνη. Συγκεκριμένα, ήταν όλα Expert Systems, δηλαδή συλλογές κανόνων που υποθέτουν ότι η ανθρώπινη νοημοσύνη μπορεί να επισημοποιηθεί και να ανακατασκευαστεί με μια προσέγγιση από πάνω προς τα κάτω ως μια σειρά από δηλώσεις «αν-τότε» (Kaplan and Haenlein, 2019). Τα Expert Systems μπορούν να αποδώσουν εντυπωσιακά καλά σε περιοχές που προσφέρονται για τέτοια επισημοποίηση. Για παράδειγμα, το πρόγραμμα παιχνιδιών σκακιού Deep Blue της IBM, το οποίο το 1997 κατάφερε να νικήσει τον παγκόσμιο πρωταθλητή Gary Kasparov και στη πράξη απέδειξε ότι μια από τις δηλώσεις του James Lighthill σχεδόν 25 χρόνια νωρίτερα ήταν λάθος, είναι ένα τέτοιο Expert System. Το Deep Blue φέρεται να ήταν σε θέση να επεξεργαστεί 200 εκατομμύρια πιθανές κινήσεις ανά δευτερόλεπτο και να καθορίσει τη βέλτιστη επόμενη κίνηση κοιτάζοντας 20 κινήσεις μπροστά, χρησιμοποιώντας μια μέθοδο που ονομάζεται αναζήτηση δέντρου (Campbell et. al., 2002).

Ωστόσο, τα Expert Systems έχουν κακή απόδοση σε τομείς που δεν προσφέρονται για τέτοια επισημοποίηση. Για παράδειγμα, ένα έμπειρο σύστημα δεν μπορεί εύκολα να εκπαιδευτεί να αναγνωρίζει πρόσωπα ή ακόμα και να διακρίνει μια εικόνα (Hutson, 2018). Για τέτοιες εργασίες είναι απαραίτητο ένα σύστημα να μπορεί να ερμηνεύει σωστά εξωτερικά δεδομένα. Δεδομένου ότι τα Expert Systems δεν διαθέτουν αυτά τα χαρακτηριστικά, τεχνικά δεν είναι αληθινή τεχνητή νοημοσύνη. Οι στατιστικές μέθοδοι για την επίτευξη αληθινής τεχνητής νοημοσύνης έχουν συζητηθεί ήδη από τη δεκαετία του 1940, όταν ο Καναδός ψυχολόγος Donald Hebb, ανέπτυξε μια θεωρία μάθησης γνωστή ως Hebbian Learning που αναπαράγει τη διαδικασία των νευρώνων στον ανθρώπινο εγκέφαλο (Olding-Hebb, 1949).

Αυτό οδήγησε στη δημιουργία έρευνας για τα Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα. Ωστόσο, αυτή η εργασία έμεινε στάσιμη το 1969 όταν οι Marvin Minsky και Seymour Papert, έδειξαν ότι οι υπολογιστές δεν είχαν επαρκή επεξεργαστική ισχύ για να χειριστούν την εργασία που απαιτείται από τέτοια τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Minsky and Papert, 1969).

Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα επέστρεψαν με τη μορφή Deep Learning όταν το 2015 το AlphaGo, ένα πρόγραμμα που αναπτύχθηκε από την Google, κατάφερε να κερδίσει τον παγκόσμιο πρωταθλητή στο επιτραπέζιο παιχνίδι Go. Το Go είναι ουσιαστικά πιο

περίπλοκο από το σκάκι (π.χ. στο άνοιγμα υπάρχουν 20 πιθανές κινήσεις στο σκάκι αλλά 361 στο Go) και πίστευαν από καιρό ότι οι υπολογιστές δεν θα μπορούσαν ποτέ να νικήσουν τους ανθρώπους σε αυτό το παιχνίδι. Το AlphaGo πέτυχε την υψηλή του απόδοση χρησιμοποιώντας έναν συγκεκριμένο τύπο τεχνητού νευρωνικού δικτύου που ονομάζεται Deep Learning (Silver et. al., 2016).

Σήμερα τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και το Deep Learning αποτελούν τη βάση των περισσότερων εφαρμογών που γνωρίζουμε με την ετικέτα της τεχνητής νοημοσύνης. Αποτελούν τη βάση των αλγορίθμων αναγνώρισης εικόνας που χρησιμοποιούνται από το Facebook, των αλγορίθμων αναγνώρισης ομιλίας που τροφοδοτούν τα έξυπνα ηχεία και τα αυτοοδηγούμενα αυτοκίνητα. Αυτή η συγκομιδή των καρπών των προηγούμενων στατιστικών προόδων είναι η περίοδος της πτώσης της τεχνητής νοημοσύνης, στην οποία βρισκόμαστε σήμερα (Haenlein & Kaplan, 2019).

1.4. Το παρόν της τεχνητής νοημοσύνης

Η παραπάνω συζήτηση καθιστά σαφές ότι η τεχνητή νοημοσύνη θα γίνει τόσο μέρος της καθημερινής ζωής όσο το Διαδίκτυο ή τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης έκαναν στο παρελθόν. Με αυτόν τον τρόπο, η τεχνητή νοημοσύνη όχι μόνο θα επηρεάσει τις προσωπικές μας ζωές, αλλά θα μεταμορφώσει θεμελιωδώς τον τρόπο με τον οποίο οι εταιρείες λαμβάνουν αποφάσεις και αλληλεπιδρούν με τους εξωτερικούς τους ενδιαφερόμενους (π.χ. εργαζόμενους, πελάτες). Το ερώτημα είναι λιγότερο εάν η τεχνητή νοημοσύνη θα παίξει ρόλο σε αυτά τα στοιχεία αλλά περισσότερο ποιον ρόλο θα παίξει και πιο σημαντικό είναι πώς τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης και οι άνθρωποι μπορούν (ειρηνικά) να συνυπάρξουν ο ένας δίπλα στον άλλο. Ποιες αποφάσεις θα πρέπει να λαμβάνονται μάλλον από την τεχνητή νοημοσύνη, ποιες από ανθρώπους και ποιες σε συνεργασία θα είναι ένα ζήτημα το οποίο πρέπει να αντιμετωπίσουν όλες οι εταιρείες στον σημερινό κόσμο.

Η ταχύτητα με την οποία η επιχειρηματική ρητορική στη διαχείριση μετακινήθηκε από τα μεγάλα δεδομένα στη μηχανική μάθηση και την τεχνητή νοημοσύνη (AI) είναι συγκλονιστική. Το ταίριασμα μεταξύ της ρητορικής και της πραγματικότητας είναι ένα διαφορετικό θέμα, ωστόσο. Οι περισσότερες εταιρείες δυσκολεύονται να σημειώσουν πρόοδο δημιουργώντας δυνατότητες ανάλυσης δεδομένων: το 41% των CEOs αναφέρει ότι δεν είναι καθόλου έτοιμο να χρησιμοποιήσει νέα εργαλεία ανάλυσης

δεδομένων και μόνο το 4% λέει ότι είναι «σε μεγάλο βαθμό» προετοιμασμένοι (IBM, 2018).

Η τεχνητή νοημοσύνη αναφέρεται συμβατικά σε μια ευρεία κατηγορία τεχνολογιών που επιτρέπουν σε έναν υπολογιστή να εκτελεί εργασίες που συνήθως απαιτούν ανθρώπινη γνώση, συμπεριλαμβανομένης της προσαρμοστικής λήψης αποφάσεων. Η συζήτησή μας εδώ είναι πιο στενή, εστιάζοντας σε μια υποκατηγορία αλγορίθμων εντός της τεχνητής νοημοσύνης που χρησιμοποιούνται τώρα που βασίζονται κυρίως στην αυξημένη διαθεσιμότητα δεδομένων για εργασίες πρόβλεψης. Έχουν σημειωθεί σημαντικές πρόοδοι σε ορισμένες εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης, όπως η αναγνώριση προτύπων και η μετάφραση γλώσσας, αλλά και η βαθιά μάθηση με τη χρήση νευρωνικών δικτύων σε ορισμένα πλούσια σε δεδομένα περιβάλλοντα που μας έφεραν πιο κοντά στην αληθινή τεχνητή νοημοσύνη.

Σε ότι αφορά τη διαχείριση των εργαζομένων, όπου η υπόσχεση για πιο εξελιγμένες αποφάσεις έχει διατυπωθεί δυνατά και συχνά, λίγοι οργανισμοί έχουν εισέλθει ακόμη και στο στάδιο των μεγάλων δεδομένων. Μόνο το 22% των εταιρειών δηλώνουν ότι έχουν υιοθετήσει αναλυτικά στοιχεία σε ανθρώπινους πόρους (HR), και αντίστοιχα, το πόσο περίπλοκα είναι τα αναλυτικά στοιχεία σε αυτές τις εταιρείες δεν είναι καθόλου ξεκάθαρο (LinkedIn, 2018).

Στο άρθρο τους με τίτλο «Τεχνητή Νοημοσύνη στη Διαχείριση Ανθρώπινου Δυναμικού: Προκλήσεις και πορεία προς τα εμπρός» ο Tambe και οι συνεργάτες του (2019) αναλύουν πώς η τεχνητή νοημοσύνη αλλάζει τη λειτουργία της Διαχείρισης Ανθρώπινου Δυναμικού (HR) στις επιχειρήσεις. Η διαχείριση ανθρώπινου δυναμικού χαρακτηρίζεται από υψηλό επίπεδο πολυπλοκότητας (π.χ. μέτρηση της απόδοσης των εργαζομένων) και σχετικά σπάνια γεγονότα (π.χ. εμφάνιση προσλήψεων και απολύσεων), τα οποία έχουν σοβαρές συνέπειες τόσο για τους εργαζόμενους όσο και για την επιχείρηση. Αυτά τα χαρακτηριστικά δημιουργούν προκλήσεις στο στάδιο παραγωγής δεδομένων, στο στάδιο της μηχανικής μάθησης και στο στάδιο λήψης αποφάσεων των λύσεων τεχνητής νοημοσύνης (Haenlein & Kaplan, 2019).

Όλες αυτές τις προκλήσεις, παρέχουν συστάσεις για το πότε η τεχνητή νοημοσύνη ή οι άνθρωποι πρέπει να αναλάβουν την ηγεσία και συζητούν πώς αναμένεται από τους εργαζόμενους να αντιδράσουν σε διαφορετικές στρατηγικές.

Ένα άλλο άρθρο που πραγματεύεται αυτό το ζήτημα είναι το άρθρο του Huang και των συνεργατών του (2019). Αυτό το άρθρο έχει μια ευρύτερη άποψη και αναλύει τη σχετική σημασία των μηχανικών εργασιών (π.χ. επισκευή και συντήρηση εξοπλισμού), των εργασιών σκέψης (π.χ. επεξεργασία, ανάλυση και ερμηνεία πληροφοριών) και των εργασιών αίσθησης (π.χ. επικοινωνία με ανθρώπους) για διαφορετικές κατηγορίες θέσεων εργασίας. Μέσω της εμπειρικής ανάλυσης, αυτοί οι συγγραφείς δείχνουν ότι στο μέλλον, οι πάλληλοι θα απασχολούνται όλο και περισσότερο με καθήκοντα αίσθησης, καθώς οι εργασίες σκέψης θα αναλαμβάνονται από συστήματα τεχνητής νοημοσύνης (AI) με τρόπο παρόμοιο με τον τρόπο που έχουν αναληφθεί μηχανικές εργασίες από τα μηχανήματα και τα ρομπότ.

Ο Shrestha και οι συνεργάτες του (2019) ανέπτυξαν ένα πλαίσιο για να εξηγήσουν υπό ποιες συνθήκες η λήψη οργανωτικών αποφάσεων θα πρέπει να ανατεθεί πλήρως στην τεχνητή νοημοσύνη. Αυτό το άρθρο προσδιόρισε τις ιδιοσυγκρασίες της λήψης αποφάσεων με βάση τον άνθρωπο και την τεχνητή νοημοσύνη σε πέντε βασικούς παράγοντες έκτακτης ανάγκης: ειδικότητα του χώρου αναζήτησης αποφάσεων, ερμηνευτικότητα της διαδικασίας λήψης αποφάσεων και το αποτέλεσμα, μέγεθος του εναλλακτικού συνόλου, ταχύτητα λήψης αποφάσεων και δυνατότητα αναπαραγωγής. Με βάση τη σύγκριση της ανθρώπινης λήψης αποφάσεων και της τεχνητής νοημοσύνης σε αυτές τις διαστάσεις, το άρθρο δημιουργεί ένα νέο πλαίσιο που περιγράφει πώς μπορούν να συνδυαστούν και οι δύο τρόποι λήψης αποφάσεων για να ωφεληθεί βέλτιστα η ποιότητα της λήψης αποφάσεων ενός οργανισμού. Το πλαίσιο παρουσιάζει τρεις δομικές κατηγορίες στις οποίες οι αποφάσεις των μελών του οργανισμού μπορούν να συνδυαστούν με αποφάσεις που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη:

- ✓ πλήρης ανάθεση από άνθρωπο σε τεχνητή νοημοσύνη,
- ✓ υβριδική λήψη αποφάσεων από άνθρωπο σε τεχνητή νοημοσύνη και από τεχνητή νοημοσύνη σε άνθρωπο και
- ✓ συγκεντρωτική λήψη αποφάσεων ανθρώπινης και τεχνητής νοημοσύνης.

Το ερώτημα ποια επιλογή πρέπει να προτιμηθεί εξαρτάται από την ιδιαιτερότητα του χώρου λήψης αποφάσεων, το μέγεθος του εναλλακτικού συνόλου και την ταχύτητα λήψης αποφάσεων καθώς και από την ανάγκη για ερμηνευσιμότητα και δυνατότητα αναπαραγωγής (Shrestha et. al., 2019)

Στο άρθρο τους «Απομυθοποιώντας την τεχνητή νοημοσύνη: Τι μπορούν να σας διδάξουν οι ηγέτες του ψηφιακού μετασχηματισμού», οι Brock and Wangenheim υιοθετούν μια ευρύτερη προοπτική και διερευνούν σε ποιο βαθμό οι εταιρείες χρησιμοποιούν ήδη την τεχνητή νοημοσύνη στην επιχείρησή τους και πώς οι ηγέτες στην τεχνητή νοημοσύνη διαφέρουν από τις εταιρείες που υστερούν. Με βάση μια έρευνα μεγάλης κλίμακας, εντοπίζουν κατευθυντήριες γραμμές για επιτυχημένες εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης που περιλαμβάνουν την ανάγκη για δεδομένα, την απαίτηση για εξειδικευμένο προσωπικό και εσωτερική γνώση, την εστίαση στη βελτίωση των υπαρχουσών επιχειρηματικών προσφορών με χρήση τεχνητής νοημοσύνης, τη σημασία της ενσωμάτωσης της τεχνητής νοημοσύνης σε έναν οργανισμό είναι ενσωματωμένη στον οργανισμό, αλλά και τη σημασία της ευελιξίας της διοίκησης και της δέσμευσης της ανώτατης διοίκησης (Brock & Wangenheim., 2019).

1.5. Το μέλλον της τεχνητής νοημοσύνης

Το γεγονός ότι στο εγγύς μέλλον τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης θα αποτελούν όλο και περισσότερο μέρος της καθημερινής μας ζωής, εγείρει το ερώτημα εάν απαιτείται ρύθμιση και, εάν ναι, με ποια μορφή. Αν και η τεχνητή νοημοσύνη είναι στην ουσία της αντικειμενική και χωρίς προκαταλήψεις, αυτό δεν σημαίνει ότι τα συστήματα που βασίζονται στην τεχνητή νοημοσύνη δεν μπορούν να είναι μεροληπτικά. Έρευνες έχουν δείξει, για παράδειγμα, ότι οι αισθητήρες που χρησιμοποιούνται στα αυτόνομα αυτοκίνητα εντοπίζουν καλύτερα τους ανοιχτότερους τόνους δέρματος από τους πιο σκούρους (Angwin et. al., 2016) (λόγω του τύπου των εικόνων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση τέτοιων αλγορίθμων) ή ότι τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων που χρησιμοποιούνται από τους δικαστές μπορεί να οδηγούν σε προκαταλήψεις καθώς βασίζονται στην ανάλυση προηγούμενων αποφάσεων (Kosinski et. al., 2013).

Αντί να ρυθμιστεί η ίδια η τεχνητή νοημοσύνη, ο καλύτερος τρόπος για την αποφυγή τέτοιων σφαλμάτων είναι πιθανώς να αναπτυχθούν κοινά αποδεκτές απαιτήσεις σχετικά με την εκπαίδευση και τη δοκιμή αλγορίθμων τεχνητής νοημοσύνης, πιθανώς σε συνδυασμό με κάποια μορφή εγγύησης, παρόμοια με τα πρωτόκολλα δοκιμών καταναλωτή και ασφάλειας που χρησιμοποιούνται για τα φυσικά προϊόντα. Αυτό θα

επέτρεπε τη σταθερή ρύθμιση ακόμη και αν οι τεχνικές πτυχές των συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης εξελιχθούν με την πάροδο του χρόνου. Ένα σχετικό ζήτημα είναι αυτό της λογοδοσίας των εταιρειών για λάθη των αλγορίθμων τους ή ακόμα και η ανάγκη για έναν ηθικό κώδικα μηχανικών τεχνητής νοημοσύνης, παρόμοιο με αυτό που ορκίζονται οι δικηγόροι ή οι γιατροί. Αυτό που δεν μπορούν, ωστόσο, να αποφύγουν αυτοί οι κανόνες, είναι η σκόπιμη παραβίαση συστημάτων τεχνητής νοημοσύνης, η ανεπιθύμητη χρήση τέτοιων συστημάτων για μικροστόχευση με βάση τα χαρακτηριστικά της προσωπικότητας, (Kosinski et. al., 2013) ή η δημιουργία ψευδών ειδήσεων (Suwajanakorn et. al., 2017). Αυτό που κάνει τα πράγματα ακόμα πιο περίπλοκα είναι ότι το Deep Learning, μια βασική τεχνική που χρησιμοποιείται από τα περισσότερα συστήματα AI, είναι εγγενώς ένα μαύρο κουτί. Αν και είναι εύκολο να αξιολογηθεί η ποιότητα της παραγωγής που παράγεται από τέτοια συστήματα (π.χ. το μερίδιο των σωστά ταξινομημένων εικόνων), η διαδικασία που χρησιμοποιείται για να γίνει αυτό παραμένει σε μεγάλο βαθμό αδιαφανής. Αυτή η αδιαφάνεια μπορεί να είναι σκόπιμη (π.χ. εάν μια εταιρεία θέλει να κρατήσει μυστικό έναν αλγόριθμο), λόγω τεχνικού αναλφαριθμητισμού ή σχετίζεται με την κλίμακα εφαρμογής (π.χ. σε περιπτώσεις όπου εμπλέκονται πολλοί προγραμματιστές και μέθοδοι) (Burrell, 2016).

Ενώ αυτό μπορεί να είναι αποδεκτό σε ορισμένες περιπτώσεις, μπορεί να είναι λιγότερο σε άλλες. Για παράδειγμα, λίγοι άνθρωποι μπορεί να ενδιαφέρονται για το πώς το Facebook προσδιορίζει κάποιον προκειμένου να επισημανθεί σε μια δεδομένη εικόνα. Παρόλα αυτά, όταν τα συστήματα τεχνητής νοημοσύνης χρησιμοποιούνται για να κάνουν διάγνωση για παράδειγμα για περιπτώσεις καρκίνου του δέρματος με βάση την αυτόματη ανάλυση εικόνας, η κατανόηση του τρόπου με τον οποίο έχουν προκύψει τέτοιες συστάσεις γίνεται κρίσιμη (Haenssle et. al., 2018).

2. Πιστωτικός κίνδυνος και εξέλιξη της μοντελοποίησης του πιστωτικού κινδύνου

2.1. Θεωρία Πιστωτικού Κινδύνου

Ο πιστωτικός κίνδυνος, προκύπτει όταν ο δανειολήπτης σε μια σύμβαση χρέους αθετήσει ή καθυστερήσει να αποπληρώσει το χρέος είτε ολόκληρο, είτε εν μέρει. Ο Anderson, 2013 ορίζει τον πιστωτικό κίνδυνο ως «την πιθανότητα μια νομικά εκτελεστική σύμβαση να καταστεί άχρηστη (ή τουλάχιστον να μειωθεί σημαντικά σε αξία), επειδή ο αντισυμβαλλόμενος αθετήσει και σβήσει». Ο πιστωτικός κίνδυνος προκύπτει λόγω αθέτησης υποχρεώσεων από εκδότες χρέους και αντισυμβαλλομένους σε συναλλαγές παραγώγων (Hull, 2012).

Υπάρχει μια γενική συμφωνία μεταξύ μελετητών σε διαφορετικούς τομείς σχετικά με τη σημασία του πιστωτικού κινδύνου. Ως εκ τούτου, τα μέτρα πιστωτικού κινδύνου έχουν μελετηθεί εκτενώς, ειδικά στον τομέα της χρηματοδότησης των επιχειρήσεων. Αυτή η μελέτη υιοθετεί μια διαφορετική προοπτική στην περαιτέρω διερεύνηση του πιστωτικού κινδύνου, πραγματοποιώντας μια βιβλιογραφική ανάλυση παραπομπών για τον εντοπισμό διαφορετικών δομών της βιβλιογραφίας. Ενώ η βιβλιογραφική ανάλυση παραπομπών χρησιμοποιείται ευρέως σε πολλούς κλάδους της επιστήμης, των ανθρωπιστικών επιστημών και των κοινωνικών επιστημών, χρησιμοποιείται σπάνια στα χρηματοοικονομικά (Kysucky and Norden, 2015).

Ο πιστωτικός κίνδυνος, όπως και άλλοι κίνδυνοι, έχει επιπτώσεις σε κάθε χρηματοοικονομικό συμβόλαιο. Επιπλέον, μπορεί να αποθαρρύνει τις επιχειρήσεις από επενδύσεις. Ως αποτέλεσμα, το θέμα έχει προσελκύσει μεγάλη προσοχή από το σύνολο της επιστημονικής κοινότητας (Altman et. al., 2005). Όπως αποδεικνύεται στο Σχήμα 1, υπάρχει μια αυξητική τάση στον συνολικό αριθμό των δημοσιεύσεων πιστωτικού κινδύνου κατά τα τελευταία χρόνια.

2.2. Εξέλιξη Μοντελοποίησης Πιστωτικού Κινδύνου

Ο πιστωτικός κίνδυνος, είναι ένας σημαντικός τύπος κινδύνου στα χρηματοοικονομικά και συχνά θεωρείται ως ο παλαιότερος τύπος κινδύνου στις χρηματοπιστωτικές αγορές που χρονολογείται από το 1800 π.Χ (Caouette et. al., 2008). Το πρώτο σύγχρονο

ποσοτικό μοντέλο πιστωτικού κινδύνου είναι το Z-score¹ του Altman (Benzschawel, 2012).

Το συγκεκριμένο μοντέλο βασίζεται σε ανάλυση πολλαπλών μεταβλητών διάκρισης πέντε λογιστικών δεικτών. Παρά το γεγονός ότι συγκεκριμένο μοντέλο δημιουργήθηκε εδώ και πάνω από πέντε δεκαετίες, το Z-score εξακολουθεί να είναι ένα χρήσιμο εργαλείο για πολλούς ενδιαφερόμενους της αγοράς (Benzschawel, 2012). Ωστόσο, το μοντέλο επικρίνεται, μεταξύ άλλων, για το ότι είναι οπισθοδρομικό και διακοπτόμενο, καθώς οι λογιστικοί δείκτες βασίζονται σε ιστορικές πληροφορίες. Αυτό οδήγησε στην ανάπτυξη άλλων μοντέλων πιστωτικού κινδύνου, όπως τα δομικά μοντέλα και τα μοντέλα μειωμένης μορφής (Zamore et. al., 2018).

Τα μοντέλα δομικού πιστωτικού κινδύνου μπορούν να αναχθούν στα έργα των Black and Scholes (1972) και του Merton (1973). Τα διαρθρωτικά μοντέλα, βασισμένα στη θεωρία της κεφαλαιακής διάρθρωσης (Modigliani and Miller, 1958), υποθέτουν ότι μια αθέτηση υποχρεώσεων συμβαίνει όταν η αξία των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης είναι μικρότερη από την αξία του χρέους. Συγκεκριμένα, οι Black και Scholes (1973), χρησιμοποιούν το μοντέλο τιμολόγησης δικαιωμάτων προαίρεσης για την αποτίμηση του χρέους και των μετοχών, αποδεικνύοντας ότι τα δικαιώματα αγοράς μετοχών έχουν ορισμένες επιπτώσεις στην αξία του χρέους.

Το πρόβλημα με το μοντέλο Black–Scholes είναι ότι οι αξίες των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης δεν μπορούν να παρατηρηθούν άμεσα. Βασίζομενος στην εργασία τους, ο Merton (1974) έδειξε ότι κάτω από ορισμένες παραδοχές, η αξία του ενεργητικού μπορεί να υπολογιστεί και θα μπορούσε στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για τον προσδιορισμό της πιθανότητας αθέτησης, την οποία ονομάζει απόσταση έως την αθέτηση. Σήμερα, το μοντέλο του Merton είναι το μοντέλο με τη μεγαλύτερη επιρροή στη μοντελοποίηση πιστωτικού κινδύνου, τουλάχιστον σε ότι αφορά στα δομικά μοντέλα.

Σε αντίθεση με τα δομικά μοντέλα, τα μοντέλα μειωμένης μορφής είναι σε θέση να προσδιορίσουν την πιθανότητα αθέτησης, χωρίς να κάνουν υποθέσεις σχετικά με την πηγή του πιστωτικού κινδύνου (Benzschawel, 2012).

Τα μοντέλα μειωμένης μορφής βασίζονται στη θεωρία τιμολόγησης ουδέτερου κινδύνου, όπου η αγοραία αξία ενός επικίνδυνου τίτλου ισούται με την παρούσα αξία των μελλοντικών ταμειακών ροών που προεξοφλούνται με το επιτόκιο χωρίς κίνδυνο

(π.χ. επιτόκιο του Υπουργείου Οικονομικών των ΗΠΑ). Τα έργα των Jarrow και Turnbull (1995), αλλά και των Duffie and Singleton (1999) μεταξύ άλλων, είναι σημαντικές εφαρμογές της θεωρίας της ουδέτερης ως προς τον κίνδυνο τιμολόγησης, στη μοντελοποίηση πιστωτικού κινδύνου. Η προσέγγιση μειωμένης μορφής, ήταν επίσης ένα κυρίαρχο παράδειγμα στη μοντελοποίηση πιστωτικού κινδύνου (Weigel and Gemmill, 2006).

Ο πιστωτικός κίνδυνος αποτελείται από τρία στοιχεία – κινδύνους. Ο πρώτος είναι ο κίνδυνο της αθέτησης, ο δεύτερος είναι ο κίνδυνος του περιθωρίου και ο τελευταίος, είναι ο κίνδυνος της υποβάθμισης (Anson et. al., 2000; Bielecki and Rutkowski, 2004).

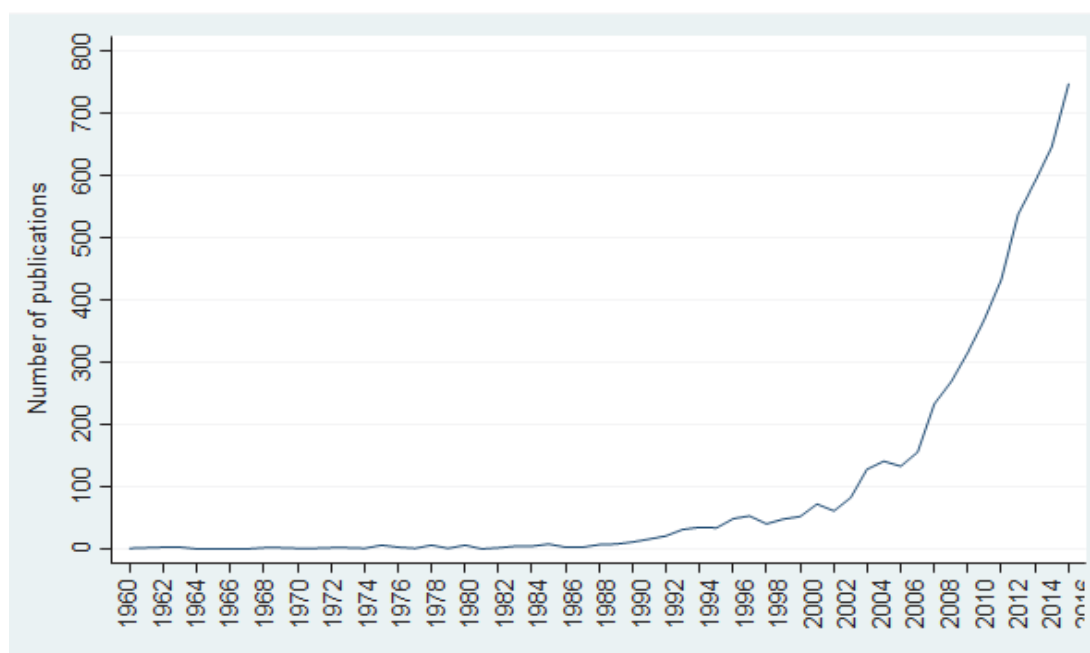
Ένας κίνδυνος αθέτησης, μπορεί να συμβεί όταν πιθανότητα είτε ο εκδότης είτε ο αντισυμβαλλόμενος δεν τηρήσουν τους όρους της υποχρέωσης που αναφέρονται σε ένα χρηματοοικονομικό συμβόλαιο. Ο κίνδυνος πιστωτικού περιθωρίου αφορά απώλεια ή υποαπόδοση μιας έκδοσης ή εκδόσεων, λόγω αύξησης του πιστωτικού περιθωρίου. Το πιστωτικό περιθώριο (spread), αντανακλά τον τρόπο με τον οποίο οι χρηματοπιστωτικές αγορές αντιδρούν στην αντιληπτή επιδείνωση της πιστωτικής ποιότητας σχετικά με ένα ζήτημα. Ο κίνδυνος υποβάθμισης είναι ο κίνδυνος επιδείνωσης της πιστοληπτικής ικανότητας. Έτσι, ένας εκδότης αντιμετωπίζει κίνδυνο υποβάθμισης όταν ένας οργανισμός αξιολόγησης δίνει χαμηλότερο βαθμό σε σύγκριση με έναν προηγούμενο βαθμό (Zamore et. al., 2018).

Οι τρεις τύποι πιστωτικού κινδύνου σχετίζονται αρκετά μεταξύ τους. Όταν μια εταιρεία αναζητά χρηματοδότηση με δανεισμό, για παράδειγμα μέσω ενός ομολόγου, ένα ενημερωτικό δελτίο διατίθεται στους επενδυτές για να έχουν επαρκείς πληροφορίες για την εταιρεία πριν από την τοποθέτηση των ομολόγων. Πριν από την πραγματοποίηση της επένδυσης, οι επενδυτές πραγματοποιούν συνήθως μια πιστωτική ανάλυση για τον εκδότη, η οποία περιλαμβάνει αναγνώριση ονόματος και αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας (Anson et. al., 2000).

Η αναγνώριση ονόματος αφορά τη φήμη του εκδότη, ενώ οι αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας είναι επίσημες απόψεις που εκφράζονται από έναν οργανισμό αξιολόγησης ή οργανισμούς σχετικά με τον κίνδυνο αθέτησης υποχρεώσεων που σχετίζεται με μια συγκεκριμένη έκδοση χρέους. Έτσι, οι οίκοι αξιολόγησης (π.χ. Moody's, Fitch, S&P), αφού λάβουν υπόψη τόσο τους ειδικούς παράγοντες της εταιρείας όσο και τους παράγοντες του κλάδου, παρέχουν πληροφορίες

για την αξιολόγηση της πιθανότητας αθέτησης και ζημίας. Η πιθανότητα αθέτησης εξαρτάται από τον τύπο του ομολόγου. Η αγορά ομολόγων χωρίζεται σε δύο τομείς: τον τομέα επενδυτικού βαθμού και τον τομέα μη επενδυτικού βαθμού (επίσης γνωστός ως ομόλογα κερδοσκοπικής διαβάθμισης, ή ομόλογα υψηλής απόδοσης ή ομόλογα-«σκουπίδια»).

Τα ομόλογα με αξιολόγηση εντός των τεσσάρων κορυφαίων βαθμών (π.χ. AAA σε BBB από τη Fitch), είναι ομόλογα επενδυτικής βαθμίδας, τα οποία συνήθως έχουν χαμηλό κίνδυνο αθέτησης. Όλες οι άλλες εκδόσεις ομολόγων με αξιολογήσεις κάτω από τις τέσσερις πρώτες θεωρούνται ομόλογα μη επενδυτικού βαθμού και έχουν υψηλή πιθανότητα αθέτησης. Έτσι, ένας κίνδυνος πιστωτικού περιθωρίου προκύπτει όταν ο επενδυτής αντιμετωπίζει υψηλή πιθανότητα αθέτησης, λόγω κινδύνου υποβάθμισης.



Σχήμα 1 : Συνολικός αριθμός δημοσιεύσεων πιστωτικού κινδύνου ανά έτος (Πηγή: Zamore et. al. ,2018).

2.3. Τύποι ευαίσθητων μέσων στον πιστωτικό κίνδυνο

Τα πιστωτικά μέσα μπορούν να ομαδοποιηθούν σε τρεις ομάδες: εταιρικά ομόλογα, ευάλωτες απαιτήσεις και πιστωτικά παράγωγα (Bielecki and Rutkowski, 2004). Τα εταιρικά ομόλογα είναι χρεόγραφα που εκδίδονται από εταιρείες, τα οποία είναι συνήθως ομόλογα είτε με τοκομερίδιο (τόκοι πληρωμής), είτε μηδενικού τοκομεριδίου

(μη τόκοι). Αντιπροσωπεύουν ένα σημαντικό μέρος της κεφαλαιακής διάρθρωσης μιας εταιρείας. Όταν μια εταιρεία εκδίδει ομόλογα, σημαίνει ότι δεσμεύεται να πληρώσει μελλοντικές ροές σταθερού εισοδήματος (κουπόνια) στους κατόχους ομολόγων συν το κεφάλαιο κατά τη λήξη. Ωστόσο, η εταιρεία ενδέχεται να μην καταβάλει στους ομολογιούχους τις πλήρεις υποσχεθείσες πληρωμές, ίσως λόγω οικονομικής δυσπραγίας.

Τα εταιρικά ομόλογα με υψηλή πιθανότητα αθέτησης, αναφέρονται συχνά ως ομόλογα αθέτησης υποχρεώσεων ή επικίνδυνα ομόλογα. Τα ομόλογα χωρίς αθέτηση πληρωμών, είναι εκείνα τα ομόλογα στα οποία οι κάτοχοι λαμβάνουν πληρωμές τοκομεριδίων και ονομαστική αξία κατά την ημερομηνία λήξης. Τα εταιρικά ομόλογα είναι παραδείγματα εταιρικού χρέους (παθητικού). Οι ευάλωτες αξιώσεις αφορούν τυχόν ενδεχόμενες αξιώσεις που διαπραγματεύονται εξωχρηματιστηριακά (OTC, δηλ. μη οργανωμένη πλατφόρμα συναλλαγών), στις οποίες συμμετέχουν δύο αντισυμβαλλόμενοι. Ο κίνδυνος αντισυμβαλλομένου, προκύπτει όταν ένα από τα μέρη της σύμβασης την αθετήσει. Έτσι, ο κίνδυνος αντισυμβαλλομένου είναι ένα σημαντικό στοιχείο των κινδύνων που σχετίζονται με ευάλωτες απαιτήσεις. Όταν η πιθανότητα αθέτησης που αφορά ενδεχόμενες απαιτήσεις εξαρτάται από έναν αντισυμβαλλόμενο, οι απαιτήσεις ονομάζονται ευάλωτες αξιώσεις με μονομερή κίνδυνο αθέτησης (Bielecki and Rutkowski, 2004).

Για παράδειγμα, μια ευρωπαϊκή ευάλωτη επιλογή προκύπτει όταν οι αποδόσεις εξαρτώνται από το εάν ο συντάκτης δικαιωμάτων προαίρεσης αθετήσει ή όχι κατά την ημερομηνία λήξης ή πριν από αυτήν. Επομένως, ο κίνδυνος αθέτησης που προκύπτει από τον κάτοχο των δικαιωμάτων δεν είναι σχετικός. Ωστόσο, υπάρχουν περιπτώσεις όπου και οι δύο αντισυμβαλλόμενοι ενδέχεται να χρεοκοπήσουν. Τέτοιες αξιώσεις ονομάζονται ευάλωτες αξιώσεις με διμερή κίνδυνο αθέτησης. Ένα παράδειγμα είναι ένα συμβόλαιο ανταλλαγής.

Ένα παράγωγο είναι ένα χρηματοοικονομικό μέσο που ασχολείται με τη μεταφορά χρηματοοικονομικού κινδύνου μεταξύ δυο μερών. Η αποπληρωμή ενός παράγωγου μέσου, συνδέεται συνήθως με την απόδοση ενός υποκείμενου περιουσιακού στοιχείου. Έτσι, τα πιστωτικά παράγωγα είναι μέσα μεταφοράς πιστωτικού κινδύνου, τα οποία διαπραγματεύονται συχνά εξωχρηματιστηριακά μεταξύ δύο μερών (Anson et. al., 2000). Τα πιστωτικά παράγωγα είναι καινοτομίες από τις τράπεζες στις αρχές της

δεκαετίας του 1990 για την αντιμετώπιση του κινδύνου χαρτοφυλακίου (Caouette et. al., 2008). Οι τράπεζες μεταφέρουν τον κίνδυνο αθέτησης πληρώνοντας ασφάλιστρα που σχετίζονται με πιστωτικά παράγωγα. Παρόμοια με οποιαδήποτε άλλα παράγωγα, οι αποδόσεις τους συνδέονται με ένα υποκείμενο περιουσιακό στοιχείο, το οποίο είναι συνήθως ένα πιστωτικό ευαίσθητο περιουσιακό στοιχείο (δείκτης) (Bielecki and Rutkowski, 2004).

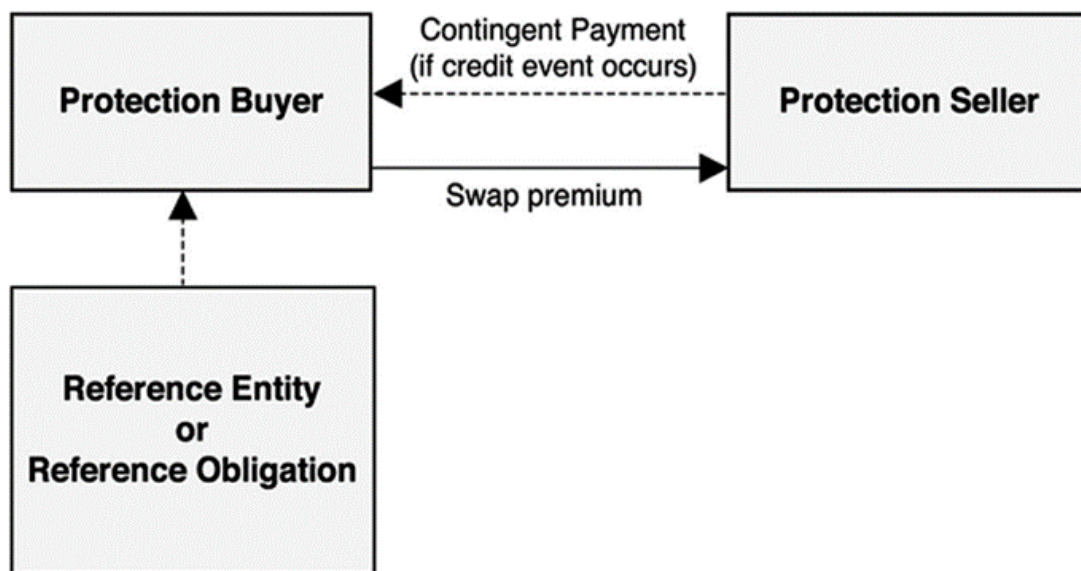
Το υποκείμενο περιουσιακό στοιχείο (δείκτης) θα μπορούσε να είναι ένα ομόλογο, δάνειο ή ένα χαρτοφυλάκιο οποιουδήποτε άλλου. Τα πιστωτικά παράγωγα μπορούν να ομαδοποιηθούν σε τρεις κατηγορίες. Η πρώτη ομάδα (γνωστή ως προεπιλεγμένα προϊόντα), αφορά εκείνα τα παράγωγα που συνδέονται μόνο με το πιστωτικό γεγονός. Η δεύτερη ομάδα (γνωστή ως προϊόντα spread) αφορά εκείνα που συνδέονται με αλλαγές στην πιστωτική ποιότητα του υποκείμενου περιουσιακού στοιχείου. Παραδείγματα περιλαμβάνουν ανταλλαγές πιστωτικού περιθωρίου, επιλογές πιστωτικών περιθωρίων και σημειώσεις που συνδέονται με πιστωτικά στοιχεία. Τέλος, η τρίτη ομάδα (γνωστή ως συνθετική τιτλοποίηση), αφορά τη μεταφορά ολόκληρου του πιστωτικού κινδύνου μεταξύ δύο μερών. Ένα παράδειγμα είναι το συνολικό ποσοστό ανταλλαγής απόδοσης (Bielecki and Rutkowski, 2004).

Τα πιστωτικά παράγωγα μπορούν επίσης να ομαδοποιηθούν σε χρηματοδοτούμενα και μη χρηματοδοτούμενα μέσα (Anson et.al.,2000). Χρηματοδοτούμενα πιστωτικά παράγωγα είναι εκείνα στα οποία ο επενδυτής καταβάλλει προκαταβολή στον αγοραστή προστασίας κατά τη στιγμή της αγοράς του χαρτονομίσματος. Από την άλλη πλευρά, τα μη χρηματοδοτούμενα πιστωτικά παράγωγα είναι εκείνα τα μέσα στα οποία ο πωλητής προστασίας δεν καταβάλλει προκαταβολικά ασφάλιστρα.

2.4. Credit Default Swap - Πιστωτική προεπιλογή ανταλλαγής (CDS)

Τα CDS είναι ο πιο δημοφιλής τύπος πιστωτικών παραγώγων (Anson et. al., 2000; Houweling and Vorst, 2005), όσον αφορά τους όγκους συναλλαγών τους όλα αυτά τα χρόνια (Alexander and Kaeck, 2008; Saunders and Allen, 2010). Το CDS είναι βασικά «ένα ασφαλιστήριο συμβόλαιο για την ονομαστική αξία (πλασματική αξία) του εταιρικού χρέους (ένα ομόλογο ή ένα δάνειο), έτσι ώστε οι αγοραστές του CDS πληρώνουν ένα ασφαλιστικό συμβόλαιο για την προστασία έναντι των ζημιών από πιστωτικά γεγονότα (π.χ. αθέτηση πληρωμών) του υποκείμενου χρεωστικού μέσου

(αναφοράς)». Με την εμφάνιση ενός πιστωτικού γεγονότος, ο πωλητής προστασίας καταβάλλει στους αγοραστές το ποσό σε μετρητά ή μεταφέρει στους αγοραστές ορισμένους φυσικούς τίτλους σύμφωνα με τους όρους της σύμβασης. Το Σχήμα 2 είναι μια απλή απεικόνιση του CDS (Saunders and Allen, 2010).



Σχήμα 2 : Credit Default Swap - Πιστωτική προεπιλογή ανταλλαγής (Anson et. al., 2000).

Τα CDS μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο ανταλλαγές: ανταλλαγές ενός ονόματος (single name) και πολλαπλών ονομάτων (multi name). Τα CDS με ένα όνομα είναι συμβάσεις όπου μια συγκεκριμένη εταιρεία προστατεύεται από τον κίνδυνο αθέτησης, ενώ οι ανταλλαγές πολλαπλών ονομάτων είναι εκείνες που ασφαλίζουν πολλές εταιρείες έναντι του κινδύνου αθέτησης. Έτσι, στις μονο-ονομαστικές συμβάσεις, η οντότητα αναφοράς είναι μία, ενώ στα CDS πολλαπλών ονομάτων, υπάρχουν περισσότερες από μία οντότητες αναφοράς, συνήθως τρεις έως πέντε οντότητες αναφοράς. Τα επώνυμα spread CDS (ασφάλιστρα), συχνά καταβάλλονται ανά τρίμηνο.

Η τριμηνιαία πληρωμή υπολογίζεται χρησιμοποιώντας τις παραδοσιακές καταμετρήσεις ημερών στην αγορά ομολόγων. Στην αγορά CDS, ο κανόνας μέτρησης ημερών είναι actual/360, που σημαίνει πραγματικός αριθμός ημερών σε ένα τρίμηνο διαιρεμένος με 360 (αριθμός ημερών το έτος). Έτσι, η τριμηνιαία πληρωμή του ασφαλιστρου CDS υπολογίζεται ως εξής:

$$\text{Quarterly CDS premium payment} = \text{Notional amount} \times \text{Annual rate (in decimal)}$$

x Actual number of days in quarter/360. (Anson et.al.,2000).

2.5. Μοντελοποίηση πιστωτικού κινδύνου.

Γενικά, τα μοντέλα αξιολόγησης πιστωτικού κινδύνου μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο ομάδες: ποιοτικά και ποσοτικά μοντέλα (Saunders and Cornett 2011). Οι ποιοτικοί παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη κατά την αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου επικεντρώνονται στα χαρακτηριστικά του δανειολήπτη (π. Με βάση αυτούς τους παράγοντες, σχηματίζεται μια υποκειμενική κρίση σχετικά με το εάν θα χορηγηθεί ή όχι πίστωση σε έναν αιτούντα. Τα ποσοτικά μοντέλα στοχεύουν στη λήψη μιας πιστωτικής βαθμολογίας, η οποία χρησιμοποιείται είτε για τον προσδιορισμό της PD είτε για την ταξινόμηση των δανειοληπτών σε διάφορες ομάδες κινδύνου αθέτησης (Saunders and Cornett, 2011).

Η ποσοτική μοντελοποίηση του πιστωτικού κινδύνου δεν είναι εύκολη υπόθεση, διότι ο κίνδυνος αθέτησης, ένα συστατικό του πιστωτικού κινδύνου, εμφανίζεται σπάνια (Anson et. al., 2000). Ωστόσο, υπάρχουν διάφορα μοντέλα ποσοτικών μοντέλων πιστωτικού κινδύνου που έχουν αναπτυχθεί με τα χρόνια από τότε που εμφανίστηκε η έννοια του πιστωτικού κινδύνου. Όπως κάθε άλλο μοντέλο, συχνά βασίζονται σε ορισμένες θεωρητικές βάσεις, όπως αναλογίες, θεωρία επιλογών, οικονομετρία ή έμπειρα συστήματα (Caouette et. al., 2008).

Τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται συχνά για τη δημιουργία χρηματοοικονομικών μοντέλων είναι η οικονομετρία, η προσομοίωση, η βελτιστοποίηση ή ένας συνδυασμός αυτών. Έτσι, τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου μπορούν να κατηγοριοποιηθούν σε τρεις διαστάσεις: τεχνικές που χρησιμοποιούνται, τομέας εφαρμογής και προϊόντα που εμπλέκονται (Caouette et. al., 2008).

2.6. Ποιοτικές Τεχνικές

2.6.1. Οικονομετρικές τεχνικές

Οι οικονομετρικές τεχνικές είναι στατιστικά μοντέλα όπου η πιθανότητα αθέτησης, ή το προεπιλεγμένο ασφάλιστρο, είναι η εξαρτημένη μεταβλητή (Caouette et. al., 2008). Τα μοντέλα περιλαμβάνουν γραμμική πιθανότητα, μοντέλο logit, μοντέλο probit,

ανάλυση γραμμικής διάκρισης και πολλαπλή παλινδρόμηση (Altman and Saunders 1997; Caouette et.al.,2008; Saunders and Cornett, 2011).

Και τα δύο μοντέλα γραμμικής πιθανότητας και logit, χρησιμοποιούν δεδομένα του παρελθόντος, όπως οικονομικούς δείκτες, για τον υπολογισμό της πιθανότητας αθέτησης. Η διαφορά είναι ότι η τελευταία βασίζεται σε λογιστική παλινδρόμηση, ενώ η πρώτη χρησιμοποιεί τεχνική γραμμικής παλινδρόμησης.

Το μοντέλο γραμμικής διάκρισης χρησιμοποιεί επίσης δεδομένα του παρελθόντος, αλλά ταξινομεί τους δανειολήπτες σε ομάδες υψηλού ή χαμηλού κινδύνου αθέτησης υποχρεώσεων. Γενικά, τα μοντέλα διάκρισης και logit κυριαρχούν στα άλλα (Altman and Saunders, 1997).

Το μοντέλο διάκρισης, που αναπτύχθηκε από τον Altman (1968), χρησιμοποιεί έναν συνδυασμό χρηματοοικονομικών δεικτών για την ακριβή πρόβλεψη της εταιρικής χρεοκοπίας. Το μοντέλο υπολογίζει μια βαθμολογία που ονομάζεται "Z-score". Μια βαθμολογία Z μικρότερη από 1,81 σημαίνει υψηλό κίνδυνο αθέτησης, μεταξύ 1,81 και 2,99 σημαίνει απροσδιόριστο κίνδυνο αθέτησης υποχρεώσεων και βαθμολογία Z μεγαλύτερη από 2,99 σημαίνει ότι μια επιχείρηση θεωρείται εταιρεία χαμηλού κινδύνου αθέτησης.

2.6.2. Νευρωνικά δίκτυα

Πρόκειται για συστήματα που βασίζονται σε υπολογιστές (λειτουργούν όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος) που χρησιμοποιούν τα ίδια δεδομένα σε οικονομικά μοντέλα για τη λήψη μοντέλων αποφάσεων, που συχνά βασίζονται στη μέθοδο δοκιμής και λάθους. Συχνά επιδιώκουν να βρουν συσχετίσεις μεταξύ μεταβλητών που χρησιμοποιούνται σε μοντέλα διακριτών επιλογών (π.χ. μοντέλο logit).

2.6.3. Μοντέλα βελτιστοποίησης

Αυτά είναι καθαρά μοντέλα μαθηματικού προγραμματισμού, που χρησιμοποιούνται για να αποκαλύψουν τα βέλτιστα βάρη για τους δανειολήπτες και τα χαρακτηριστικά των δανείων, μειώνοντας έτσι το σφάλμα των δανειστών και μεγιστοποιώντας τα κέρδη τους.

2.6.4. Βασισμένα σε κανόνες ή έμπειρα συστήματα

Αυτά τα συστήματα είναι ένας δομημένος τρόπος για να καταλήξει κάποιος αναλυτής σε μια απόφαση πίστωσης. Βασίζονται σε ένα σύνολο κανόνων αποφάσεων ή δέντρων αποφάσεων, που συχνά αναπτύσσονται με βάση δεδομένα τόσο σε επίπεδο βιομηχανίας όσο και σε ατομικό επίπεδο.

2.6.5. Υβριδικά μοντέλα

Τα υβριδικά μοντέλα συνδυάζουν δομικά μοντέλα με άλλες χρηματοοικονομικές μεταβλητές (π.χ., λογιστική αξία περιουσιακών στοιχείων και υποχρεώσεων, καθαρό εισόδημα, απόδοση ιδίων κεφαλαίων) για να καθορίσουν την πιθανότητα αθέτησης μιας επιχείρησης (Benzschawel, 2012). Παραδείγματα περιλαμβάνουν το μοντέλο KMV και το μοντέλο HPD των Sobehart and Keenan, 2002.

2.6.6. Δομικά και μειωμένης μορφής μοντέλα

Τα πιο δημοφιλή μοντέλα ποσοτικού πιστωτικού κινδύνου είναι τα δομικά και μειωμένης μορφής μοντέλα (Bielecki and Rutkowski, 2004; Weigel and Gemmill, 2006). Οι δύο μορφές μοντέλων είναι σύγχρονες, ασχολούνται με τη μοντελοποίηση του προεπιλεγμένου χρόνου (τυχαίος χρόνος) και των σχετικών ρίσκων. Τα δομικά μοντέλα, που πρωτοστάτησαν οι Black and Scholes, 1973 και Merton, 1974, τιμολογούν τον πιστωτικό κίνδυνο για κάθε επιχείρηση εστιάζοντας στην αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης. Όλα τα δομικά μοντέλα υποθέτουν ότι μια αθέτηση πληρωμών συμβαίνει όταν, η αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης πέσει κάτω από ένα συγκεκριμένο όριο αθέτησης. Στη δομική μοντελοποίηση, η αθέτηση πληρωμών μοντελοποιείται ως επιλογή και χρησιμοποιώντας τη θεωρία τιμολόγησης δικαιωμάτων προαίρεσης, οι ερευνητές είναι σε θέση να τιμολογήσουν τις επικίνδυνες εταιρικές υποχρεώσεις. Η υιοθέτηση της θεωρίας τιμολόγησης δικαιωμάτων προαίρεσης στον πιστωτικό κίνδυνο έχει βελτιώσει ουσιαστικά τις παραδοσιακές μεθόδους τιμολόγησης εταιρικών ριψοκίνδυνων ομολόγων (Anson et. al., 2000).

Στις περισσότερες περιπτώσεις, τα διαρθρωτικά μοντέλα τείνουν να εστιάζουν μόνο στην πτυχή αθέτησης υποχρεώσεων των πιστωτικών γεγονότων. Ο προεπιλεγμένος χρόνος είναι ενδογενής, καθώς βασίζεται στο ότι η σταθερή αξία φτάνει σε ένα ορισμένο σημείο προεπιλογής (Bielecki and Rutkowski, 2004). Όταν συμβαίνει μια χρεοκοπία, οι ομολογιούχοι, για να προστατεύσουν τα συμφέροντά τους, αναλαμβάνουν την επιχείρηση.

Μια άλλη σημαντική υπόθεση της διαρθρωτικής προσέγγισης είναι ότι η απόφαση πτώχευσης είναι υπό τον έλεγχο των μετόχων. Οι μέτοχοι μπορούν να εισφέρουν νέα κεφάλαια, για να βελτιώσουν τη θέση μόχλευσης της εταιρείας, εμποδίζοντας έτσι οποιαδήποτε επικείμενη χρεοκοπία. Εάν δεν είναι πρόθυμοι να το κάνουν αυτό, τότε οι οφειλέτες μπορούν να αναλάβουν την επιχείρηση όταν συμβεί αθέτηση υποχρεώσεων. Τα σχετικά ρίσκα στα δομικά μοντέλα ορίζονται επίσης ενδογενώς μέσα στο μοντέλο (Bielecki and Rutkowski 2004). Παραδείγματα μελετών για τη δομική προσέγγιση περιλαμβάνουν τις μελέτες των Black και Cox (1976), των Galai και Masulis (1976), του Geske, (1977), και των Longstaff και Schwartz, (1995).

Τα μοντέλα μειωμένης μορφής είναι η πιο πρόσφατη ομάδα μοντέλων πιστωτικού κινδύνου (Anson et. al., 2000). Αναπτύχθηκε από τους Jarrow and Turnbull, 1995 και Duffie and Singleton, 1999, τα μοντέλα μειωμένης μορφής, σε αντίθεση με τα δομικά μοντέλα, φαίνονται έξω από την εταιρεία. Ειδικότερα, η αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης και η κεφαλαιακή της δομή δεν λαμβάνονται υπόψη και ο χρόνος αθέτησης και τα σχετικά ρίσκα καθορίζονται εξωγενώς εντός του μοντέλου (Bielecki and Rutkowski, 2004). Τα μοντέλα συχνά επικεντρώνονται είτε στον κίνδυνο αθέτησης υποχρεώσεων είτε στον κίνδυνο υποβάθμισης. Έτσι, τα μοντέλα μειωμένης μορφής μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο: μοντέλα με βάση την ένταση (αυτά που επικεντρώνονται στον χρόνο προεπιλογής) και μοντέλα μετανάστευσης πιστώσεων (αυτά που αφορούν αλλαγές στις αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας) (Bielecki and Rutkowski, 2004).

2.7. Σχετικοί κίνδυνοι αθέτησης υποχρεώσεων

Ο πιστωτικός κίνδυνος κάθε χρηματοοικονομικού περιουσιακού στοιχείου επηρεάζεται από τρεις παράγοντες, δηλαδή την πιθανότητα αθέτησης (Probability of Default -PD), την απώλεια δεδομένης αθέτησης (LGD) και την έκθεση σε περίπτωση

αθέτησης (EAD) (Caouette et. al., 2008). Όταν συμβαίνει ένα πιστωτικό γεγονός, η απώλεια δεδομένης αθέτησης (LGD) ισούται με 1 μείον τον σχετικό κίνδυνο (RR).

Ενώ υπάρχει μια αυξανόμενη βιβλιογραφία σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο για την πιθανότητα αθέτησης, οι μελέτες που επικεντρώνονται στον σχετικό κίνδυνο και την πιθανότητα αθέτησης είναι αρκετά περιορισμένες (Caouette et. al., 2008). Πιθανοί λόγοι για τη μικρότερη εστίαση στο σχετικό κίνδυνο (RR) είναι ότι, πρώτον, ο σχετικός κίνδυνος θεωρείται ότι είναι ανεξάρτητος από την πιθανότητα αθέτησης επειδή εξαρτάται από συγκεκριμένους εταιρικούς παράγοντες (π.χ. εξασφαλίσεις) και όχι από συστηματικούς παράγοντες. Δεύτερον, τα περισσότερα μοντέλα επικεντρώνονται στον συστηματικό κίνδυνο επειδή επηρεάζει πολύ τα ασφάλιστρα κινδύνου.

Τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου που επικεντρώνονται στον σχετικό κίνδυνο μπορούν να ομαδοποιηθούν ευρέως σε δύο κατηγορίες: Στα μοντέλα τιμολόγησης και μοντέλα αξίας σε κίνδυνο πιστωτικού χαρτοφυλακίου (Value at Risk) (Caouette et. al., 2008). Η πρώτη ομάδα κατηγοριοποιείται περαιτέρω σε τρεις ομάδες: δομικά μοντέλα πρώτης και δεύτερης γενιάς και μοντέλα μειωμένης μορφής.

2.7.1. Μοντέλα δομικής μορφής πρώτης γενιάς (Προσέγγιση Merton)

Οι σχετικές συνιστώσες πιστωτικού κινδύνου, Πιθανότητα Αθέτησης (PD) και Σχετικός Κίνδυνος (RR), εξαρτώνται από τους συγκεκριμένους εταιρικούς παράγοντες, δηλαδή την αξία των περιουσιακών στοιχείων, τη μεταβλητότητα και τη μόχλευση. Έτσι, ο σχετικός κίνδυνος προσδιορίζεται ενδογενώς και δεν σχετίζεται με την πιθανότητα αθέτησης. Η αύξηση των αξιών των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης μειώνει την πιθανότητα αθέτησης ενώ αυξάνει τον σχετικό κίνδυνο. Από την άλλη πλευρά, η αύξηση του χρέους ή της αστάθειας των περιουσιακών στοιχείων αυξάνει την πιθανότητα αθέτησης, ενώ μειώνει το σχετικό κίνδυνο. Συνολικά, παρά τη δημοτικότητα της προσέγγισης Merton, δεν ήταν επιτυχής πρακτικά λόγω των παραδοχών της σχετικά με το χρόνο αθέτησης (κατά τη λήξη του χρέους) και τους κανόνες προτεραιότητας για πολλαπλά χρέη (Caouette et. al., 2008). Στην πραγματικότητα, η αθέτηση υποχρεώσεων μπορεί να συμβεί οποιαδήποτε στιγμή εκτός από τη λήξη και ο Franks και ο Torous (1994) διαπίστωσαν ότι οι κανόνες προτεραιότητας συχνά παραβιάζονται στην πράξη.

Επιπλέον, το μοντέλο Merton υπερεκτιμά τους σχετικούς κινδύνους λόγω της λογαριθμικής του κανονικής κατανομής. Παραδείγματα μοντέλων εκτός από το Merton (1974) εντός της δομικής μορφής πρώτης γενιάς περιλαμβάνονται μεταξύ άλλων το μοντέλο των Black and Cox (1976), το μοντέλο Geske (1977) και το μοντέλο Vasicek (1984).

2.7.2. Μοντέλα δομικής μορφής δεύτερης γενιάς

Αυτά τα μοντέλα ξεπερνούν τους περιορισμούς που σχετίζονται με τη μορφή πρώτης γενιάς χαλαρώνοντας την υπόθεση ότι η αθέτηση πληρωμών συμβαίνει κατά τη λήξη του χρέους. Σε αυτά τα μοντέλα, η αθέτηση υποχρεώσεων μπορεί να συμβεί οποιαδήποτε στιγμή μεταξύ της ημερομηνίας έκδοσης και της λήξης του χρέους. Ωστόσο, διατηρούν την υπόθεση ότι η προεπιλογή συμβαίνει όταν η αξία του ενεργητικού φτάσει σε ένα ορισμένο σημείο. Αυτά τα μοντέλα θεωρούν το σχετικό ρίσκο ως μια εξωγενή μεταβλητή, που δεν εξαρτάται από την αξία των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης.

Συχνά θεωρείται ως ένας σταθερός λόγος της αξίας του χρέους, και ως εκ τούτου δεν εξαρτάται από την πιθανότητα αθέτησης. Ωστόσο, παρά τις καινοτομίες τους σε σχέση με τα μοντέλα πρώτης γενιάς, αυτά τα μοντέλα υποφέρουν από ορισμένους περιορισμούς, συμπεριλαμβανομένης της απαίτησης εκτιμήσεων για παραμετροποίηση της αξίας των περιουσιακών στοιχείων, η οποία δεν μπορεί να παρατηρηθεί άμεσα. Επιπλέον, η αδυναμία τους να ενσωματώσουν τις αλλαγές αξιολόγησης στην επικίνδυνη τιμολόγηση εταιρικού χρέους.

2.7.3. Μοντέλα μειωμένης μορφής

Ο στόχος των μοντέλων μειωμένης μορφής είναι να ξεπεραστούν οι περιορισμοί με τα μοντέλα δομικής μορφής. Όπως συζητήθηκε προηγουμένως, τα μοντέλα μειωμένης μορφής φαίνονται έξω από την εταιρεία για να προσδιορίσουν την πιθανότητα αθέτησης. Αυτά τα μοντέλα υποστηρίζουν ότι η πιθανότητα αθέτησης, καθορίζεται από μια εξωγενή τυχαία μεταβλητή. Ως εκ τούτου, η προεπιλογή εμφανίζεται όταν υπάρχει μια διακριτή μετατόπιση στην τυχαία μεταβλητή. Δηλαδή, η προεπιλογή θεωρείται ως ένα απρόβλεπτο γεγονός Poisson. Ως εκ τούτου, η πιθανότητα αθέτησης και το σχετικό

ρίσκο, τείνουν να ποικίλλουν στοχαστικά με την πάροδο του χρόνου σε περίπτωση αθέτησης υποχρεώσεων (Caouette et.al., 2008). Έτσι, σε αντίθεση με τα διαρθρωτικά μοντέλα, το σχετικό ρίσκο δεν είναι μια σταθερή αναλογία του χρέους αξίας.

2.7.4. Μοντέλα VaR (Value at Risk).

Τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου χαρτοφυλακίου συνδέονται κατά κάποιο τρόπο με τη θεωρία διαφοροποίησης του χαρτοφυλακίου Markowitz. Έτσι, οι τράπεζες διαφοροποιούν τα χαρτοφυλάκια δανείων τους προκειμένου να μειώσουν τον πιστωτικό κίνδυνο. Τυπικά παραδείγματα μοντέλων πίστωσης VaR περιλαμβάνουν τα Credit Metrics, Credit Risk+, Credit Portfolio View, Credit Portfolio Manager και Risk Manager (Caouette et. al., 2008; Witzany, 2017).

Σύμφωνα με τους Caouette et.al.,2008, αυτά τα μοντέλα μπορούν να ταξινομηθούν σε δύο μοντέλα: μοντέλα προεπιλεγμένης λειτουργίας και μοντέλα από την αγορά (mark-to-market) (MTM). Χρησιμοποιώντας μια διωνυμική μέθοδο, τα μοντέλα προεπιλεγμένης λειτουργίας, βλέπουν τον πιστωτικό κίνδυνο ως κίνδυνο αθέτησης. Ως εκ τούτου, θα πρέπει να δοθεί έμφαση στην προεπιλογή και την επιβίωση. Το συμβάν επιβίωσης αφορά τις πιστωτικές μετακινήσεις του δανειολήπτη. Έτσι, τα μοντέλα προεπιλεγμένης λειτουργίας, υποθέτουν ότι οι αθετήσεις οδηγούν σε απώλειες δανείων. Αντίθετα, το μοντέλο market to market, βασίζεται σε πολυωνυμική κατανομή.

Ως εκ τούτου, οι αρνητικές πιστωτικές μετακινήσεις οδηγούν σε απώλειες δανείων. Συνολικά, τα μοντέλα πιστωτικής VaR αντιμετωπίζουν τόσο την πιθανότητα αθέτησης όσο και το σχετικό ρίσκο, ως ανεξάρτητες μεταβλητές, που δεν σχετίζονται μεταξύ τους (Caouette et. al., 2008).

2.8. Εταιρικά και καταναλωτικά πιστωτικά μοντέλα

Τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου μπορούν να ομαδοποιηθούν σε δύο: καταναλωτικά και εταιρικά μοντέλα. Ενώ και τα δύο μοντέλα μοιράζονται παρόμοιες θεμελιώδεις υποθέσεις, μεγάλο μέρος της υπάρχουσας βιβλιογραφίας τείνει να επικεντρώνεται στον εταιρικό προσανατολισμό. Αρχικά, η ανάλυση πιστωτικού κινδύνου εφαρμόστηκε στον πιστωτικό κίνδυνο των καταναλωτών από τα τέλη της δεκαετίας του 1950 για να προσδιοριστεί η πιστοληπτική ικανότητα των λιανικών πελατών (Thomas et. al.,

2005). Τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων και έμπειρων συστημάτων/ δέντρων αποφάσεων είναι τυπικά παραδείγματα καταναλωτικών πιστωτικών μοντέλων κινδύνου. Όσον αφορά τα εταιρικά μοντέλα πίστωσης, το Z-score του Altman (1968) είναι το πρώτο ποσοτικό μοντέλο (Benzschawel, 2012). Στη συνέχεια, τα έργα των Black and Scholes (1973), Merton (1974) και Jarrow και Turnbull (1995) αργότερα προέκυψε και έθεσε τα θεμέλια για μελέτες στη μοντελοποίηση εταιρικού πιστωτικού κινδύνου (Kealhofer, 2003).

2.9. Τομείς Εφαρμογής

Υπάρχουν ποικιλίες τομέων στους οποίους εφαρμόζονται οικονομικά μοντέλα (Caouette et. al., 2008). Αρχικά, ένας από τους σημαντικότερους τομείς είναι η έγκριση πίστωσης. Τα μοντέλα έγκρισης πιστώσεων χρησιμοποιούνται συχνά μαζί με προσωπικές κρίσεις για την έγκριση της καταναλωτικής πίστης. Τα συγκεκριμένα μοντέλα εφαρμόζονται τόσο σε μικρές επιχειρήσεις όσο και σε στεγαστικά δάνεια αλλά δεν έχουν εφαρμοστεί σε μεγάλα εταιρικά δάνεια (Caouette et. al., 2008).

Στη συνέχεια, ιδιαίτερα σημαντικός είναι ο προσδιορισμός της πιστοληπτικής ικανότητας. Τα ποσοτικά μοντέλα χρησιμοποιούνται συχνά για τον προσδιορισμό ορισμένων βασικών «βαθμολογήσεων» για τίτλους και εμπορικά δάνεια που δεν αξιολογούνται ποτέ. Η αξιολόγηση που προβλέπεται από το μοντέλο μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί από ένα ίδρυμα για να αμφισβητήσει τις τυπικές αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας.

Τέλος, ιδιαίτερα σημαντικά είναι τα μοντέλα που αφορούν στην πιστωτική τιμολόγηση. Τα πιστωτικά μοντέλα χρησιμοποιούνται συχνά για τον προσδιορισμό των ασφαλίσιμων κινδύνου ως αποζημιώσεις για τον κίνδυνο αθέτησης υποχρεώσεων ή τον κίνδυνο υποβάθμισης. Έτσι, τα ασφάλιστρα πιστώσεων αντικατοπτρίζουν τόσο τον πιστωτικό κίνδυνο όσο και την πιθανότητα αθέτησης. Ο πιστωτικός κίνδυνος αποτελεί την αναλογία της ονομαστικής αξίας του χρέους που λαμβάνεται όταν συμβαίνει ένα πιστωτικό γεγονός. Υπολογίζεται ως ένα μείον το ποσοστό προεπιλογής.

Συνολικά, αξίζει να σημειωθεί ότι δεν υπάρχει ένα ενιαίο πρότυπο μοντέλο πιστωτικού κινδύνου, επειδή κάθε μοντέλο έχει ορισμένα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα (Anson et. al., 2000; Benzschawel, 2012). Επιπλέον, η λίστα με τα μοντέλα πιστωτικού κινδύνου μπορεί να μην είναι εξαντλητική.

3. Η διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου στην ψηφιακή εποχή

3.1. Διαχείριση πιστωτικού κινδύνου

Ο πιστωτικός κίνδυνος μπορεί να οριστεί ως «η πιθανότητα ένα συμβαλλόμενο μέρος να αποτύχει να εκπληρώσει τις υποχρεώσεις του σύμφωνα με τους συμφωνημένους όρους» (Brown & Moles, 2014). Ως αποτέλεσμα συναλλαγών διαφόρων ειδών, ο πιστωτικός κίνδυνος και η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου είναι βασικά ζητήματα για τις περισσότερες επιχειρήσεις (Brown & Moles, 2014). Η πιθανότητα να μην τηρηθεί μια συμβατική ρύθμιση ισοδυναμεί με τον κίνδυνο μη εκτέλεσης. Αυτό έχει την ικανότητα να βλάψει τους στόχους μιας επιχείρησης, ιδίως όταν σχεδιάζεται ένα στρατηγικό σχέδιο και δεν πραγματοποιείται. Τα χρήματα μπορούν να χαθούν εάν ο πελάτης δεν πληρώσει ή εάν το χρηματοπιστωτικό ίδρυμα στο οποίο κατατίθενται χρήματα χρεοκοπήσει. Οι εταιρείες στις οποίες η εταιρεία έχει υποβάλει παραγγελίες ενδέχεται να καταστούν αφερέγγυες και να μην εκπληρώσουν τις υποσχέσεις τους. Υπάρχουν τρία χαρακτηριστικά για τον ορισμό αυτού του πιστωτικού κινδύνου:

1. **Έκθεση σε προεπιλογή** (Σε ένα μέρος που ενδέχεται να αθετήσει ή να υποστεί δυσμενείς αλλαγές στην ικανότητα απόδοσης)
2. **Πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων**. Η πιθανότητα αυτό το μέρος να αθετήσει τις υποχρεώσεις του.
3. **Η σοβαρότητα της απώλειας ή το αντίστροφο του ποσοστού ανάκτησης** (δηλαδή, πόσα μπορεί να ανακτηθεί εάν συμβεί μια προεπιλογή).

Όσο μεγαλύτερα είναι τα δύο πρώτα στοιχεία, τόσο μεγαλύτερος είναι ο κίνδυνος. Από την άλλη πλευρά, όσο υψηλότερο είναι το ποσό που μπορεί να ανακτηθεί, τόσο χαμηλότερος είναι ο κίνδυνος. Επίσημα, μπορούμε επομένως να εκφράσουμε τον κίνδυνο ως εξής:

Πιστωτικός κίνδυνος = Έκθεση σε περίπτωση αθέτησης * Πιθανότητα αθέτησης * (1- Ποσοστό ανάκτησης)

Ενώ η απόφαση για την πίστωση είναι σχετικά απλή στη θεωρία (ένας δανειστής πρέπει να αποφασίσει εάν θα δώσει πίστωση ή θα αρνηθεί πίστωση σε έναν πιθανό πελάτη), στην πράξη περιλαμβάνει εμπειρία, κρίση και μια σειρά αναλυτικών και αξιολογικών τεχνικών που έχουν σχεδιαστεί για να καθορίσουν την πιθανότητα τα χρήματα θα επιστραφούν ή, εξίσου, ότι τα χρήματα θα χαθούν (ο δανειολήπτης δεν μπορεί να αποπληρώσει). Επομένως, η διαχείριση του πιστωτικού κινδύνου είναι ένα σύνθετο

πολυδιάστατο πρόβλημα, και ως εκ τούτου, υπάρχουν πολλές διαφορετικές προσεγγίσεις, συχνά βασισμένες σε χαρτοφυλάκιο, σε χρήση - μερικές από τις οποίες είναι ποσοτικές, ενώ άλλες περιλαμβάνουν ποιοτικές κρίσεις. Όποια και αν είναι η μέθοδος που χρησιμοποιείται, το βασικό στοιχείο είναι η κατανόηση της συμπεριφοράς και η πρόβλεψη της πιθανότητας οι δανειολήπτες να αθετήσουν τις υποχρεώσεις τους (Brown & Moles, 2014).

Για την κατανόηση της συμπεριφοράς και την πρόβλεψη της αθέτησης, όλες οι μέθοδοι ακολουθούν την ίδια διαδικασία και το ίδιο πλαίσιο διαχείρισης κινδύνου. Το πλαίσιο αυτό περιλαμβάνει την αναγνώριση, την αξιολόγηση και τη διαχείριση του κινδύνου. Δηλαδή, αρχικά πρέπει να εντοπιστεί η αιτία του κινδύνου, στη συνέχεια να αξιολογηθεί η έκταση του κινδύνου και τέλος, να ληφθούν αποφάσεις σχετικά με τον τρόπο διαχείρισης αυτού του κινδύνου.

Το πρώτο βήμα στη διαδικασία διαχείρισης πιστώσεων είναι ο εντοπισμός του προβλήματος (Brown & Moles, 2014). Στις περισσότερες περιπτώσεις, εξετάζεται απλώς η μεταβλητή πιθανότητας no-default / default. Σε ορισμένες εφαρμογές μπορεί να είναι πιο περίπλοκο, καθώς μπορεί να υπάρχει επιθυμία παρακολούθησης και αξιολόγησης των αλλαγών στην πιστωτική ποιότητα και όχι μόνο την απλή μη απόδοση. Ανεξάρτητα από το πώς ορίζεται το αρχικό πρόβλημα, στη συνέχεια αξιολογείται το μέγεθος του προβλήματος. Εδώ εφαρμόζονται μοντέλα βασισμένα στη γνώση (μοντέλα ειδικών), μοντέλα εφέ και στατιστικά μοντέλα. Ωστόσο, αυτά απαιτούν δεδομένα ή/και πληροφορίες από το επιχειρηματικό περιβάλλον (δηλαδή, πληροφορίες εφαρμογής, πληροφορίες ιστορικού πληρωμών και προσωπικές πληροφορίες).

Οι διαφορετικές αναλυτικές προσεγγίσεις για αυτό μπορούν να ομαδοποιηθούν χαλαρά σε:

- 1) Μοντέλα γνώσης, τα οποία έχουν κάποιο βαθμό υποκειμενικότητας (δηλαδή, η χρήση της κρίσης των ειδικών από έναν αναλυτή).
- 2) Μοντέλα εφέ, τα οποία συνδυάζουν ορισμένα στοιχεία υποκειμενικότητας και συστημικής ανάλυσης (μια ανάλυση αναλογίας θα εμπίπτει σε αυτή την κατηγορία). και,
- 3) Στατιστικά μοντέλα, τα οποία μπορούν να θεωρηθούν ως μια πιο συστηματική προσέγγιση (όπως τα μοντέλα πιστωτικής βαθμολόγησης).

Η επικύρωση μοντέλων ή, η μέτρηση της ποιότητας της πιθανότητας προεπιλεγμένων μοντέλων, μπορεί να πραγματοποιηθεί με διάφορους τρόπους (Stein, 2002). Η επικύρωση μοντέλου γίνεται όλο και πιο σημαντική καθώς οι τεχνητές ευφυείς προσεγγίσεις με χαρακτήρα μαύρου κουτιού εμπεριέχουν σοβαρό κίνδυνο για τον κίνδυνο του μοντέλου. Ο κίνδυνος μοντέλου είναι η απώλεια που προκύπτει από τη χρήση ανεπαρκώς ακριβών μοντέλων για τη λήψη αποφάσεων (Derman, 1996).

Κατά την αξιολόγηση της ποιότητας ενός μοντέλου PD, ο Stein διαφοροποιεί την προγνωστική ισχύ και τη βαθμονόμηση μοντέλου. Η ισχύς του μοντέλου περιγράφει πόσο καλά ένα μοντέλο διαφοροποιεί μεταξύ μη προεπιλεγμένων (καλών) και μη προεπιλεγμένων (κακών) πελατών. Ένα κοινό στατιστικό για την εκτίμηση της ισχύος του μοντέλου είναι η καμπύλη ROC. Τα ROC κατασκευάζονται βαθμολογώντας όλες τις μονάδες και ταξινομώντας τους μη προεπιλεγμένους από το χειρότερο -προς-καλύτερο στον άξονα x, και στη συνέχεια σχεδιάζοντας το ποσοστό των προεπιλογών που εξαιρούνται σε κάθε επίπεδο στον άξονα y. Εδώ, ο άξονας y σχηματίζεται συσχετίζοντας κάθε βαθμολογία στον άξονα x με το αθροιστικό ποσοστό προεπιλογών με βαθμολογία ίση ή χειρότερη από τη βαθμολογία στα δεδομένα δοκιμής. Με άλλα λόγια, ο άξονας y δίνει το ποσοστό των προεπιλογών που εξαιρέθηκαν ως συνάρτηση του αριθμού των μη προεπιλογών που εξαιρέθηκαν (Stein, 2002). Ένα παρόμοιο μέτρο, μια γραφική παράσταση CAP (Cumulative Accuracy Profile) (Sobehart, et.al., 2000), κατασκευάζεται σχεδιάζοντας όλα τα δεδομένα δοκιμής από το χειρότερο προς το καλύτερο στον άξονα x. Έτσι, μια γραφική παράσταση CAP παρέχει πληροφορίες σχετικά με το ποσοστό των κακοπληρωτών που εξαιρούνται από ένα δείγμα (ποσοστό TP), δεδομένου ότι εξαιρούμε όλες τις πιστώσεις, καλές και κακές, κάτω από μια συγκεκριμένη βαθμολογία.

Τα διαγράμματα CAP και οι καμπύλες ROC μεταφέρουν τις ίδιες πληροφορίες με ελαφρώς διαφορετικούς τρόπους. Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι έχουν ως στόχο να απαντήσουν σε ελαφρώς διαφορετικές ερωτήσεις. Τα διαγράμματα CAP απαντούν στην ερώτηση: Πόσο από ένα σύνολο χαρτοφυλακίου θα έπρεπε να αποκλειστεί ώστε ένα μοντέλο να αποφύγει ένα συγκεκριμένο ποσοστό κακοπληρωτών;

Αντίστοιχα, οι καμπύλες ROC χρησιμοποιούν τις ίδιες πληροφορίες για να απαντήσουν στην ερώτηση: Ποιο ποσοστό των μη αθετητών θα έπρεπε να εξαιρεθεί σε ένα μοντέλο ώστε να αποκλειστούν ένα συγκεκριμένο ποσοστό από παραβάτες;

Η πρώτη ερώτηση τείνει να ενδιαφέρει περισσότερο τους επιχειρηματίες, ενώ η δεύτερη είναι κάπως πιο χρήσιμη κατά την ανάλυση των ποσοστών σφαλμάτων. Η βαθμονόμηση μοντέλου μετασχηματίζει τις βαθμολογίες των ταξινομητών σε πιθανότητες συμμετοχής στην τάξη (Walker, 1996).

Η βαθμονόμηση του πιστωτικού μοντέλου οδηγεί σε αποκοπή σημείων στην αποδοχή νέων πελατών, στον περιορισμό των ρυθμίσεων και στην τιμολόγηση της πίστωσης. Σε αυτή την έρευνα, στοχεύουμε να ελέγξουμε εάν τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης έχουν καλύτερη ποιότητα από τα παραδοσιακά μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης. Ο Kaplan ορίζει την τεχνητή νοημοσύνη ως την ικανότητα του συστήματος να ερμηνεύει σωστά εξωτερικά δεδομένα, να μαθαίνει από τέτοια δεδομένα και να χρησιμοποιεί αυτές τις μαθησίες για την επίτευξη συγκεκριμένων στόχων και εργασιών μέσω ευέλικτης προσαρμογής (Kaplan & Haenlein, 2019). Επομένως, τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης, όπως και τα νευρωνικά δίκτυα, μπορούν να πληρούν τις προϋποθέσεις για τη βελτίωση της λήψης πιστωτικών αποφάσεων σε διαφορετικές κατηγορίες περιουσιακών στοιχείων, όπως τα ενυπόθηκα δάνεια και τα δάνεια με πιστωτικές κάρτες.

3.2. Εργαλεία και καινοτομίες στον πιστωτικό κίνδυνο

Ως απάντηση στην πιστωτική κρίση, η BASEL III, ένα παγκόσμιο πλαίσιο κινδύνου, αναπτύχθηκε για να αυξήσει τη ρευστότητα των τραπεζών και να μειώσει τη μόχλευση τους (Basel Committee on Bank Supervision, 2010). Η BASEL III είναι ένα παγκόσμιο, εθελοντικό ρυθμιστικό πλαίσιο κεφαλαιακής επάρκειας, προσομοίωσης ακραίων καταστάσεων και κινδύνου ρευστότητας των τραπεζών. Ο αρχικός κανόνας της BASEL III του 2010 απαιτούσε από τις τράπεζες να χρηματοδοτούνται με 4,5% κοινά ίδια κεφάλαια (από 2% στο BASEL II) σταθμισμένων περιουσιακών στοιχείων (RWAs). Από το 2015, ένας ελάχιστος δείκτης Common Equity Tier 1 (CET1) 4,5% πρέπει να διατηρηθεί από την τράπεζα και να αυξηθεί με πρόσθετο απόθεμα ασφαλείας 1,5%. Αυτό φέρνει το ελάχιστο κεφάλαιο Tier 1 στο 6% των κοινών ιδίων κεφαλαίων. Προσβλέποντας στο μέλλον, αναμένονται αυστηρότεροι κανονισμοί, που θα ισχύουν για την Amazon και την Alibaba, μεταξύ άλλων νεοεισερχόμενων, για τα κεφαλαιακά αποθέματα ασφαλείας μετά το 2022 στη BASEL IV. Ωστόσο, με γνώμονα τους νεοεισερχόμενους, αναμένονται επίσης απλούστερα και πιο τυποποιημένα μοντέλα για τον πιστωτικό κίνδυνο στη BASEL IV (van Thiel & Raaij, 2019).

Ο μετασχηματισμός στο BASEL IV έχει ήδη ξεκινήσει μέσω του μετασχηματισμού των λογιστικών αρχών των χρηματοπιστωτικών μέσων που θα εισαχθούν το 2022. Ως μια άλλη απάντηση στα αυξημένα επίπεδα κινδύνου των δανειστών, συγκεκριμένα, το Συμβούλιο Διεθνών Λογιστικών Προτύπων (IASB, 2010), εξέδωσε αυστηρότερους λογιστικούς κανόνες σύμφωνα με το ΔΠΧΑ-9. Επίσης, το Συμβούλιο Χρηματοοικονομικών Λογιστικών Προτύπων (FASB) δημοσίευσε πρότυπα CECL με συγκρίσιμες απαιτήσεις για τα πιστωτικά ιδρύματα των ΗΠΑ τον Ιούνιο του 2016. Τόσο το ΔΠΧΑ-9 όσο και το CECL περιέχουν αυστηρότερες κατευθυντήριες γραμμές για απομείωση (van Thiel & Raaij, 2019).

Ως εκ τούτου, οι δανειστές καλούνται να μετατραπούν από την προστασία πιστωτικού κινδύνου βάσει ιστορικού χαρτοφυλακίου σε ατομική και μελλοντική προστασία πιστωτικού κινδύνου. Στο ΔΠΧΑ-9 η πρόβλεψη θα βασίζεται στις αναμενόμενες ζημίες από μεμονωμένες αθετήσεις κατά τους επόμενους 12 μήνες, εκτός εάν υπάρχει σημαντική αύξηση του πιστωτικού κινδύνου. Εάν υπάρξει σημαντική αύξηση, η πρόβλεψη θα μετρηθεί ως η παρούσα αξία όλων των μεμονωμένων πιστωτικών ζημιών που προβλέπονται για το μέσο σε όλη τη διάρκεια ζωής του. Εάν ο πιστωτικός κίνδυνος ανακάμψει, η πρόβλεψη μπορεί και πάλι να περιοριστεί στις προβλεπόμενες πιστωτικές ζημίες για τους 12 μήνες.

Η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου μετατρέπεται από εφαρμογή και ιστορικά καθοδηγούμενη σε συμπεριφορική, προγνωστική και ακόμη και ρυθμιστική. Η καινοτομία στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου, υπό την πίεση των ρυθμίσεων, θα επικεντρωθεί στην πρόβλεψη και την πρόληψη κινδύνου ανά άτομο για να μειώσει διαρθρωτικά τις αθετήσεις πληρωμών και να αυξήσει την οικονομική υγεία των πελατών. Επομένως, η προηγμένη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου του 21ου αιώνα θα πρέπει να συγχωνεύσει τα στατιστικά στοιχεία, τη λογιστική και τη χρηματοοικονομική διαχείριση με τη συμπεριφορά και την επιστήμη των υπολογιστών για να παρακολουθεί συνεχώς την οικονομική συμπεριφορά των καταναλωτών, αποτρέποντας έτσι τον κίνδυνο (van Thiel & Raaij, 2019).

Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένα ζητήματα που πρέπει να ξεπεραστούν. Όπως έχει ήδη επισημάνει η BASEL II, ένα από τα μεγάλα ζητήματα που ορίζονται για τη σωστή διαχείριση πιστωτικού κινδύνου είναι η ανεπαρκής διαθεσιμότητα αξιόπιστων δεδομένων για την ποσοτικοποίηση του κινδύνου των τραπεζών (Basel Committee on

Bank Supervision, 2000). Σύμφωνα με το IFRS-9 και τα νέα δεδομένα του BASEL που έρχονται, η διαθεσιμότητα και η ποιότητα των δεδομένων θα γίνουν πιο σημαντικές και οι τράπεζες υστερούν στην προσαρμογή των εξωτερικών δεδομένων, όπως οι FinTech και άλλοι τεχνολογικοί κολοσσοί (van Thiel & Raaij, 2019).

Ένα άλλο ζήτημα που πρέπει να ξεπεραστεί είναι η αναζήτηση αποτελεσματικών τρόπων οι οποίοι θα βοηθήσουν στην ωφέλεια μέσω της αυξανόμενης ποσότητας δεδομένων, ελαχιστοποιώντας παράλληλα τον κίνδυνο υπερφόρτωσης πληροφοριών.

Επιπρόσθετα, η αυξανόμενη εστίαση στο απόρρητο στην ψηφιακή μας εποχή θα οδηγήσει σε αυστηρότερους κανονισμούς, όπως ο Γενικός Κανονισμός για την Προστασία Δεδομένων (GDPR). Οι καταναλωτές πρέπει να μπορούν να προβάλλουν, να ενημερώνουν ή να διαγράφουν τα προσωπικά τους δεδομένα στις τράπεζες και οι δανειστές πρέπει να δίνουν συγκεκριμένη συγκατάθεση για όλες τις εφαρμογές των προσωπικών τους δεδομένων.

Τέλος, στην Ευρώπη εφαρμόζεται επί του παρόντος η Οδηγία για τις υπηρεσίες πληρωμών 2 (PSD-2). Το PSD-2 υποχρεώνει τις τράπεζες να οδηγήσουν τους πελάτες τους σε εξουσιοδότηση τρίτων παρόχων υπηρεσιών, οι οποίες θα μπορούν να έχουν πρόσβαση στα προσωπικά τους δεδομένα, ώστε να έχουν τη δυνατότητα να παρέχουν δεδομένα συναλλαγών. Η έκρηξη δεδομένων που θα προκληθεί από το PSD-2 θα επηρεάσει έντονα τη διαχείριση κινδύνου και θα εγείρει επίσης ζητήματα για τους διαχειριστές κινδύνου σχετικά με την εμπιστοσύνη, την αναγνώριση και τον έλεγχο ταυτότητας που βασίζεται σε ψηφιακά στοιχεία (van Thiel & Raaij, 2019).

Καθώς η παραδοσιακή διαχείριση πιστωτικού κινδύνου βασίζεται σε ιστορικά δεδομένα, στη διαχείριση χαρτοφυλακίου και το logistic modeling, είναι γεγονός ότι αυτά τα στατιστικά μοντέλα δεν είναι σε θέση να αντιμετωπίσουν αυτούς τους μετασχηματισμούς που επιβάλλονται μέσω της νομοθεσίας. Επίσης δεν μπορούν να αντιμετωπίσουν μη δομημένα δεδομένα και επομένως δεν μπορούν να επωφεληθούν από την έκρηξη δεδομένων στην παροχή προηγμένων λύσεων διαχείρισης κινδύνου, όπως η συνεχής ατομική παρακολούθηση, ή οι προγνωστικές και προκαθοριστικές υπηρεσίες που αναμένεται να οδηγήσουν στην εμπειρία των πελατών.

Σε όλες τις περιπτώσεις, είναι αλήθεια πως έχει πραγματοποιηθεί πλήθος μελετών για τον έλεγχο του οφέλους της στατιστικής τεχνητής νοημοσύνης στον πιστωτικό κίνδυνο για την πιθανότητα αθέτησης των καταναλωτικών δανείων. Οι τεχνολογίες της

τεχνητής νοημοσύνης που οδηγούνται από δεδομένα συμπεριφοράς φαίνεται πως μπορούν να αποτελέσουν λύση για τον αυξημένο παγκόσμιο πιστωτικό κίνδυνο (van Thiel & Raaij, 2019).

3.3. Ο ψηφιακός καταναλωτής, τα Μεγάλα δεδομένα (Big Data), η Τεχνητή Νοημοσύνη και η Ρομποτοποίηση

Καθοδηγούμενος από την παγκόσμια ψηφιοποίηση του τρόπου ζωής, ο κόσμος βιώνει αυτήν τη στιγμή μια έκρηξη δεδομένων συμπεριφοράς (Van Thiel, et.al., 2017). Οι ροές κλικ, τα ιστορικά συναλλαγών, τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης, η συμπεριφορά σε κινητά, οι ψυχογραφικές έρευνες και οι αισθητήρες παρέχουν τεράστιους όγκους δεδομένων συμπεριφοράς. Αναπτύσσονται νέες εφαρμογές λήψης αποφάσεων για την πίστωση. Πολλά νοικοκυριά στις αναπτυσσόμενες χώρες, για παράδειγμα, στερούνται επίσημων οικονομικών ιστοριών, γεγονός που καθιστά δύσκολη για τις τράπεζες τη χορήγηση δανείων αλλά και για τους δανειολήπτες τη λήψη τους.

Ωστόσο, πολλά από αυτά τα νοικοκυριά διαθέτουν κινητά τηλέφωνα, τα οποία παράγουν πλούσια δεδομένα σχετικά με τη συμπεριφορά τους. Οι Björkegren και Grissen δείχνουν ότι οι καταγραφόμενες συμπεριφορές στα δεδομένα κινητών τηλεφώνων μπορούν να προβλέψουν την πιθανή αθέτηση δανείων, μέσω της χρήσης αρχείων κλήσεων που μπορεί να ταιριάζουν με τα αποτελέσματα του δανείου. (Björkegren, et. al., 2018).

Οι Van Thiel & Van Raaij δείχνουν ότι τα ψυχογραφικά χαρακτηριστικά των πελατών είναι σε θέση να προβλέψουν τη δέσμευσή τους, μέσα από τον έλεγχο των στάσεων, του τρόπου ζωής αλλά και των αξιών τους (Van Thiel, et.al., 2017)

Ο Zhang και οι συνεργάτες του (2016), έδειξαν ότι προκειμένου να μειωθεί το σοβαρό πρόβλημα της ασυμμετρίας πληροφοριών μεταξύ των δύο πλευρών των δανείων P2P, είναι ιδιαίτερα σημαντική η χρήση κοινωνικών πληροφοριών για την περιγραφή των χαρακτηριστικών συμπεριφοράς των δανειοληπτών. Η κοινωνική συμπεριφορά και η γλώσσα ενός ατόμου μπορεί να αντικατοπτρίζει τα χαρακτηριστικά της συμπεριφοράς του, τα οποία μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως πιστωτικά δεδομένα. Στο διαδίκτυο, η συμπεριφορά και η γλώσσα των χρηστών μπορούν να ληφθούν από τα μέσα κοινωνικής δικτύωσης. Ένας αυξανόμενος αριθμός πηγών δεδομένων με δυναμικά

περισσότερα χαρακτηριστικά ταξινόμησης και πρόβλεψης θα ακολουθήσει τα επόμενα χρόνια.

Καθημερινά δημιουργούνται 2,5 εκατομμύρια byte δεδομένων και το 90% των δεδομένων στον κόσμο σήμερα, έχουν ήδη παραχθεί κατά τα τελευταία χρόνια (IBM, 2016). Η ικανότητά μας για παραγωγή δεδομένων δεν ήταν ποτέ τόσο ισχυρή και μεγάλη από την εφεύρεση της Πληροφορικής στις αρχές του 19ου αιώνα (Wu, et. al., 2014). Η πιο θεμελιώδης πρόκληση για τις εφαρμογές Big Data είναι να εξερευνηθούν μεγάλους όγκους δεδομένων και να εξαγάγουν χρήσιμες πληροφορίες ή γνώσεις για μελλοντικές ενέργειες (Rajaraman, et. al., 2011). Σε πολλές περιπτώσεις, η εξαγωγή γνώσης πρέπει να είναι εξαιρετικά αποτελεσματική και κοντά σε πραγματικό χρόνο, επειδή η αποθήκευση όλων των παρατηρούμενων δεδομένων είναι αδύνατη.

Τα μεγάλα δεδομένα σημαίνουν πολλά περισσότερα από απλώς μεγαλύτερες απαιτήσεις αποθήκευσης ή συλλογή δεδομένων από πλατφόρμες κοινωνικών μέσων με εκατομμύρια συμμετέχοντες (Flood et. al., 2016). Το «Bigness» είναι ένα σύμπτωμα ζητημάτων επεκτασιμότητας σε μία ή περισσότερες διαστάσεις – συγκεκριμένα, τα τρία Vs: όγκος (Volume), ταχύτητα (Velocity) και ποικιλία (Variety) (IBM, 2012).

- **Όγκος (Volume)** – Σε γενικές γραμμές, αυτό είναι το απλό μέγεθος σε byte ενός συνόλου δεδομένων, το οποίο μπορεί να επιβαρύνει την αποθήκευση και τους υπολογιστικούς πόρους (Flood et. al., 2016). «Μεγάλο» σημαίνει ότι οι οργανισμοί πρέπει να ασχολούνται όλο και περισσότερο με μια κλίμακα peta-byte συλλογής δεδομένων μέσω ροών κλικ, ιστορικών συναλλαγών, αισθητήρων και άλλων στοιχείων.
- **Ταχύτητα (Velocity)** – Ο ρυθμός με τον οποίο φθάνουν τα δεδομένα, ο οποίος μπορεί να επιβαρύνει το εύρος ζώνης του δικτύου και την ανάλυση ροής (O'Hara, 2015). Οι οργανισμοί πρέπει ολοένα και περισσότερο να εφαρμόζουν τα δεδομένα γρήγορα για την υποστήριξη των εφαρμογών τους όπως για παράδειγμα τον εντοπισμό απάτης.
- **Ποικιλία (Variety)** – Η ποικιλομορφία των σχημάτων, ή των επίσημων δομών, για δεδομένα που προέρχονται από διαφορετικές πηγές, η οποία μπορεί να επιβαρύνει τις διαδικασίες ολοκλήρωσης δεδομένων (Halevy et. al., 2006). Τα δεδομένα από διαφορετικές πηγές δεν ταιριάζουν απόλυτα στα υπάρχοντα εργαλεία επεξεργασίας.

Επομένως, ένα σύνολο δεδομένων είναι πολύ «μεγάλο» όταν καθίσταται υπολογιστικά ανέφικτη η επεξεργασία του συνόλου δεδομένων χρησιμοποιώντας παραδοσιακά εργαλεία (MongoDB, 2016). Ειδικότερα για την εφαρμογή του εκρηκτικού όγκου των δεδομένων συμπεριφοράς, απαιτούνται νέα εργαλεία. Καθώς τα περισσότερα από αυτά τα νέα δεδομένα δεν είναι δομημένα, απαιτούνται νέα αναλυτικά μοντέλα που μπορούν να αντιμετωπίσουν τόσο τα δομημένα, όσο και τα μη δομημένα δεδομένα.

Οι νέες αναλυτικές τεχνικές βασίζονται σε ώριμες εμπορικές τεχνολογίες σχεσιακών συστημάτων διαχείρισης βάσεων δεδομένων (DBMS – Database Management System). Οι συγκεκριμένες τεχνολογίες εμπεριέχουν την αποθήκευση δεδομένων, την εξόρυξη δεδομένων, τη συναλλαγή και τη φόρτωση δεδομένων (ETL), την ηλεκτρονική αναλυτική επεξεργασία (OLAP) και, τη διαχείριση επιχειρησιακών διαδικασιών (BPM) (Chaudhuri et. al., 2011).

Από τα τέλη της δεκαετίας του 1980, έχουν αναπτυχθεί διάφοροι αλγόριθμοι εξόρυξης δεδομένων από ερευνητές από κοινότητες τεχνητής νοημοσύνης, αλγόριθμους και βάσεις δεδομένων. Οι περισσότεροι από αυτούς τους δημοφιλείς αλγόριθμους εξόρυξης δεδομένων έχουν ενσωματωθεί σε εμπορικά και ανοιχτού κώδικα συστήματα εξόρυξης δεδομένων (Witten et al., 2011).

Άλλες εξελίξεις, όπως τα νευρωνικά δίκτυα για ταξινόμηση και πρόβλεψη, η ομαδοποίηση και οι γενετικοί αλγόριθμοι για βελτιστοποίηση και μηχανική μάθηση έχουν συμβάλει στην επιτυχία της εξόρυξης δεδομένων σε διαφορετικές εφαρμογές (Chen, et. al., 2012).

Αυτές οι επεκτάσιμες έξυπνες αυτοματοποιημένες συνεχείς εφαρμογές, θεωρούνται τα πρώτα ρομπότ κινδύνου. Η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου στα δεδομένα συμπεριφοράς ενός ατόμου μπορεί να είναι πιο επεκτάσιμη από τα μοντέλα παλινδρόμησης που εξαρτώνται από πολύ συγκεκριμένες καταστάσεις. Ως εκ τούτου, τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης, όπως τα τυχαία δάση (random forests) και τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks), μπορούν να πληρούν τις προϋποθέσεις για τη βελτίωση της λήψης πιστωτικών αποφάσεων, έχοντας την ικανότητα να εφαρμόζουν τόσο δομημένα όσο και μη δομημένα δεδομένα.

Καθώς η συμπεριφορά των καταναλωτών γίνεται όλο και πιο ψηφιακή, δημιουργώντας έναν αυξανόμενο όγκο δεδομένων συμπεριφοράς, ο καταναλωτικός δανεισμός θα έχει περαιτέρω ανάπτυξη. Εδώ, άλλα στοιχεία όπως το ψηφιακό απόρρητο, η ταυτοποίηση

και ο έλεγχος ταυτότητας θα πρέπει να παρακολουθούνται με σύνεση. Η διαχείριση πιστωτικού κινδύνου θα παραμείνει το πιο σημαντικό στοιχείο του δανεισμού μετά την πιστωτική κρίση, αλλά θα πρέπει να επαναπροσδιοριστεί ανάλογα. Θα πρέπει να αλλάξει από μια ιστορικά εστιασμένη στο χαρτοφυλάκιο λειτουργία παρακολούθησης σε μια προληπτική προγνωστική και προβλεπτική υπηρεσία για μεμονωμένους πελάτες (Bradbury, 2014).

Καθώς η πρόσβαση σε καλά δεδομένα θεωρείται ένα από τα ζητήματα για τη σωστή διαχείριση κινδύνου, η αρχιτεκτονική δεδομένων και ο καθαρισμός δεδομένων θα έχουν προτεραιότητα. Ωστόσο, με κάθε πίεση από την κοινωνία (απόρρητο, ψηφιακή εμπιστοσύνη), τη ρύθμιση (δείκτες κεφαλαίου και αποφυγή ατομικού κινδύνου) και τους μετόχους (δείκτες κόστους/εισόδου και κεφαλαίου) - τα κλιμακούμενα «ρομπότ κινδύνου» πιθανότατα θα τυποποιήσουν αυτές τις εξαιρετικά περίπλοκες μελλοντικές δραστηριότητες στα επόμενα χρόνια. Σε πολλές γεωγραφίες, ένας αυξανόμενος αριθμός παρόχων χρηματοοικονομικών υπηρεσιών λειτουργεί επί του παρόντος ή σκέφτεται να χρησιμοποιήσει τη χρήση robo-advisors - διαδικτυακών πλατφορμών που παρέχουν συμβουλές χρησιμοποιώντας πολύπλοκους αλγόριθμους υπολογιστών (Bradbury, 2014).

Αυτοί οι ρομπο-σύμβουλοι χρησιμοποιούν τον αυξανόμενο όγκο δεδομένων συμπεριφοράς και εφαρμόζουν αλγόριθμους που συνδέουν καταναλωτές ή μικρές επιχειρήσεις με χρηματοοικονομικά προϊόντα ή χαρτοφυλάκια (Van Thiel, et. al., 2017).

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Ο παγκόσμιος καταναλωτικός δανεισμός εμφανίζει συνεχώς μεγάλο αριθμό ανάπτυξης, ενώ όσο οι τράπεζες δανείζουν περισσότερα χρήματα και εμφανίζονται νέοι δανειστές, τόσο ο κίνδυνος υπερπίστωσης αλλά και αθέτησης πληρωμών αυξάνεται. Απαιτούνται καλύτερες ατομικές αξιολογήσεις κινδύνου, καθορισμός ορίων και τιμολόγηση για τη μείωση της υπερπίστωσης.

Επίσης, οι millennials οδηγούν σε μια αλλαγή στις προσδοκίες της εμπειρίας των πελατών. Η ψηφιοποίηση ως αποτέλεσμα αυτού, μετατρέπει τους δανειολήπτες σε πράκτορες δεδομένων που παράγουν τόνους δεδομένων συμπεριφοράς που ενδέχεται να περιέχουν διαφοροποιητικά χαρακτηριστικά κινδύνου. Απαιτούνται νέες αναλυτικές μέθοδοι για την εφαρμογή αυτού του συνδυασμού δομημένων και μη δομημένων δεδομένων. Η παγκόσμια αγορά για την ψηφιοποίηση του δανεισμού θα αυξηθεί με CAGR 53% στα 83,6 δισεκατομμύρια δολάρια το 2025.

Η ψηφιοποίηση επιτρέπει στους δανειστές να στοχεύουν πιο αποτελεσματικά τους πελάτες τους με κατάλληλα χρονομετρημένες προσφορές. Ο ψηφιακός δανεισμός αυτοματοποιεί πολύπλοκες διαδικασίες και μειώνει τις χειροκίνητες παρεμβολές λόγω των οποίων αυξάνεται η ζήτησή του. Τα επόμενα χρόνια, θα υπάρξει μια αυξανόμενη υιοθέτηση του ψηφιακού δανεισμού.

Το σύνολο της βιβλιογραφίας δείχνει ότι τα τυχαία δάση και τα νευρωνικά δίκτυα υπερτερούν της λογιστικής παλινδρόμησης σε ισχύ πρόβλεψης κινδύνου και έχουν ικανότητα λειτουργίας τόσο σε δομημένα όσο και σε μη δομημένα δεδομένα.

Οι τάσεις παραβατικότητας δεν είναι εύκολο να συλληφθούν με ένα μεμονωμένο μοντέλο είτε για το σύνολο των τραπεζικών ιδρυμάτων, είτε για κάποιες ομάδες προϊόντων, είτε για διάφορες γεωγραφικές θέσεις. Ωστόσο, όλα αυτά επί του παρόντος επικεντρώνονται στη σχέση μεταξύ του εισοδήματος και του (συνολικού) ποσού δανεισμού, έτσι ώστε τμήματα του μοντέλου να μπορούν ενδεχομένως να αποτυπωθούν από ένα ενιαίο μοντέλο διασταυρούμενης γεωγραφίας.

Τα χαρακτηριστικά του χαρτοφυλακίου από μόνα τους είναι ανεπαρκή για τον εντοπισμό των παραγόντων παραβατικότητας, καθώς οι τράπεζες διαχειρίζονται ενεργά τα χαρτοφυλάκια. Ακόμη και ένα ονομαστικά χαρτοφυλάκιο υψηλού κινδύνου

μπορεί να έχει λιγότερες ασταθείς καθυστερήσεις λόγω της επιτυχημένης και ενεργητικής διαχείρισης κινδύνου από την τράπεζα.

Ωστόσο, ένας συνδυασμός από μοντέλα και χαρακτηριστικά από εφαρμογές, όπως για παράδειγμα τα χαρακτηριστικά των πελατών μέσα από τα Social Media, θα μπορούσαν ενδεχομένως να δώσουν περισσότερο ασφαλείς προβλέψεις για το ζήτημα.

Η τεχνητή νοημοσύνη, προσφέρει στους δανειστές την ευκαιρία να παρακολουθούν συνεχώς την ανάπτυξη ατομικών κινδύνων, με βάση δομημένα και μη δομημένα δεδομένα συμπεριφοράς. Επίσης, η υψηλή προγνωστική ισχύς της τεχνητής νοημοσύνης προσφέρει ευκαιρίες για προβλέψεις κινδύνου και ρομποτικές λύσεις.

Σε όλες τις περιπτώσεις φαίνεται ότι η εξέλιξη της τεχνολογίας και η τεχνητή νοημοσύνη μπορούν να σταθούν αρωγοί σε ότι αφορά τον πιστωτικό κίνδυνο και την εξέλιξή του. Η χρήση των νέων εργαλείων χρειάζεται τόσο ιδιαίτερες γνώσεις όσο και ιδιαίτερη προσοχή από τους υπεύθυνους των πιστωτικών ιδρυμάτων.

Σε κάθε περίπτωση, η γνώση αποτελεί επένδυση και η συνεχής εκπαίδευση κάθε ενδιαφερόμενου στα ζητήματα αυτά είναι καίριας σημασίας, ώστε να μπορούν να χρησιμοποιούνται με τον καλύτερο δυνατό τρόπο τόσο υπέρ των πιστωτικών ιδρυμάτων όσο και υπέρ των πελατών τους.

Η συνεχής μελέτη των συγκεκριμένων ζητημάτων κρίνεται επιβεβλημένη, καθώς η συνεχής εξέλιξή τους οδηγεί ανά σύντομα χρονικά διαστήματα σε συνεχόμενη αλλαγή «εποχής» για τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα αλλά και τους καταναλωτές.

Βιβλιογραφία

Ξένη Βιβλιογραφία

Alexander, C., and A. Kaeck. (2008). Regime dependent determinants of credit default swap spreads. *Journal of Banking & Finance* 32 (6):1008–21.

Altman, E. I., B. Brady, A. Resti, and A. Sironi. (2005). The link between default and recovery rates: Theory, empirical evidence, and implications. *Journal of Business* 78 (6):2203–27.

Altman, E. I., and A. Saunders. (1997). Credit risk measurement: Developments over the last 20 years. *Journal of Banking & Finance* 21 (11–12):1721–42.

Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy,” *The journal of finance*, 23:589-611.

Anderson, E. J. (2013). *Business risk management: Models and analysis*. Hoboken, NJ: Wiley.

Angelini, E., Tollo, G. D., and Roil, A. (2008). A neural network approach for credit risk evaluation,” *The quarterly review of economics and finance*, 48: 733-755

Angwin J., Jeff Larson, Surya Mattu, and Lauren Kirchner, (2016). *Machine Bias: There’s Software Used across the Country to Predict Future Criminals. And It’s Biased against Blacks*, ProPublica, May 23, 2016.

Anson, M. J. P., F. J. Fabozzi, and M. Choudhry. (2000). *Credit derivatives: Instruments, applications, and pricing*. Hoboken, New Jersey: Wiley.

Baesens, B., Setiono, R., Mues, C., and Vanthienen, J., (2003). Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation, *Management science*, 49: 312-329.

Basel Committee. (2000). *Principles for the management of credit risk*. Basel Committee of Banking Supervision.

Benzschawel, T. (2012). *Credit risk modeling: Facts, theory and applications*. London: Risk Books

Bielecki, T. R., and M. Rutkowski. (2004). *Credit risk: Modeling, valuation and hedging*. Berlin, Germany: Springer.

Bielecki, T. R., and M. Rutkowski. (2000). Multiple ratings model of defaultable term structure. *Mathematical Finance* 10 (2):125–39.

Björkegren, D., & Grissen, D. (2018). Behavior revealed in mobile phone usage predicts loan repayment. Available at SSRN 2611775.

Black, F., and J. C. Cox. (1976). Valuing corporate securities: Some effects of bond indenture provisions. *The Journal of Finance* 31 (2):351–67.

Black, F., and M. Scholes. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *The Journal of Political Economy* 81 (3):637– 54.

Black, F., and M. Scholes. (1972). The valuation of option contracts and a test of market efficiency. *Journal of Finance* 27 (2):399–417.

Bradbury, T. (2014). Robo advice is coming: what it means, who will buy it-and why. *Professional Planner*, 69, 40.

Brock Jurgen Kai-Uwe., von Wangenheim F., (2019). *Demystifying AI: What Digital Transformation Leaders Can Teach You about Realistic Artificial Intelligence*

Brown, K., & Moles, P. (2014). Credit risk management. *Credit Risk Management*, 16.

Burrell J., (2016). How the Machine «Thinks»: Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms, *Big Data & Society*, 3/1:1-12.

Campbell M., A. Joseph Hoane Jr., and Feng-Hsiung Hsu, (2002). Deep Blue Artificial Intelligence, 134/1-2 (January 2002): 57-83.

Caouette, J. B., E. I. Altman, and P. Narayanan. (2008). *Managing credit risk: The great challenge for global financial markets*. Hoboken, New Jersey: Wiley.

Chaudhury, K., Garg, A., Phukan, P., & Saraf, A. (2011). U.S. Patent No. 7,986,843. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.

Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: from big data to big impact. *MIS Quarterly*, 1165-1188.

Derman, E. (1996). Model Risk: What are the assumptions made in using models to value securities and what are the consequent risks? *Risk – London – Risk Magazine Limited*, 9, 34-38.

- Duffie, D., and K. J. Singleton. (1999). Modeling term structures of defaultable bonds. *Review of Financial Studies* 12 (4):687– 720.
- Flood, M. D., Jagadish, H. V., & Raschid, L. (2016). Big data challenges and opportunities in financial stability monitoring, Banque de France, *Financial Stability Review*, 20.
- Galai, D., and R. W. Masulis. (1976). The option pricing model and the risk factor of stock. *Journal of Financial Economics* 3 (1– 2):53–81.
- Geske, R. (1977). The valuation of corporate liabilities as compound options. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 12 (4):541–52.
- Haenlein M., Kaplan A., (2019). A brief history of Artificial Intelligence: On the past, present, and future of Artificial Intelligence., *California Management review.*, 1-10.
- Haensle H. A., C. Fink, R. Schneiderbauer, F. Toberer, T. Buhl, A. Blum, A. Kalloo, A. Ben Hadj Hassen, L. Thomas, A. Enk, and L. Uhlmann, (2018). Man against Machine: Diagnostic Performance of a Deep Learning Convolutional Neural Network for Dermoscopic Melanoma Recognition in Comparison to 58 Dermatologists, *Annals of Oncology*, 29/8: 1836-1842.
- Halevy, A., Rajaraman, A., & Ordille, J. (2006). Data integration: the teenage years. *Proceedings of the 32nd international conference on Very large data bases* (pp. 9-16). VLDB Endowment.
- Houweling, P., and T. Vorst. (2005). Pricing default swaps: Empirical evidence. *Journal of International Money and Finance* 24 (8):1200–25.
- Hull, J. (2012). *Risk management and financial institutions*, 3rd ed. New York: Wiley.
- Hutson M., (2018). How Researchers Are Teaching AI to Learn Like a Child, *Science*, May 24, 2018
- IBM. (2012). *Analytics: the real-world use of big data in financial services*. IBM Institute of business value.
- Jarrow, R. A., and S. M. Turnbull. (1995). Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk. *Journal of Finance* 50 (1):53–85.

- Kaplan and Haenlein M., (2019). Siri, Siri, in My Hand: Who's the Fairest in the Land? On the Interpretations, Illustrations, and Implications of Artificial Intelligence, *Business Horizons*, 62/1 (January/February 2019): 15-25.
- Kealhofer, S. (2003). Quantifying credit risk I: Default prediction. *Financial Analysts Journal* 59 (1):30–44.
- Kosinski M. , David Stillwell, and Thore Graepel. (2013). Private Traits and Attributes Are Predictable from Digital Records of Human Behavior, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110/15: 5802-5805.
- Kysucky, V., and Norden. L (2015). The benefits of relationship lending in a cross-country context: A meta-analysis. *Management Science* 62 (1):90–110.
- Lee, T. S., and Chen, I. F. (2005). A two-stage hybrid credit scoring model using artificial neural networks and multivariate adaptive regression splines., *Expert systems with application*, 28: 743-752.
- Longstaff, F. A., and E. S. Schwartz. (1995). A simple approach to valuing risky fixed and floating rate debt. *The Journal of Finance* 50 (3):789–819.
- Merton, R. C. (1973). Theory of rational option pricing. *Bell Journal of Economics and Management Science* 4 (1):141–83.
- Merton, R. C. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *The Journal of Finance* 29:449–70.
- Minsky M. and Seymour A. (1969). *Papert, Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry* Cambridge, MA: MIT Press.
- Modigliani, F., and M. H. Miller. (1958). The cost of capital, corporation finance and the theory of investment. *The American Economic Review* 48 (3):261–97.
- Nanni L., and A. Lumini, (2009). An experimental comparison of ensemble of classifiers for bankruptcy prediction and credit scoring,” *Expert systems with applications*, vol. 36, March. 2009.
- O'Hara, M. (2015). High frequency market microstructure. *Journal of Financial Economics*, 116(2), 257-270.

Olding Hebb, (1949). *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*
New York, NY: John Wiley

Rajaraman, A., & Ullman, J. D. (2011). *Mining of massive datasets*, 2012.

Saunders, A., and M. M. Cornett. (2011). *Financial institutions management: A risk management approach*, 7th ed. New York: McGraw Hill.

Saunders, A., and L. Allen. (2010). *Credit risk management in and out of the financial crisis: New approaches to value at risk and other paradigms*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.

Shretha Y.R., Shiko M., Menahem B., von Krogh G. (2019). *Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence.*, *California Management Review.*, 1-18.

Silver, Aja Huang, Chris J. Maddison, Arthur Guez, Laurent Sifre, George van den Driessche, Julian Schrittwieser, Ioannis Antonoglou, Veda Panneershelvam, Marc Lanctot, Sander Dieleman, Dominik Grewe, John Nham, Nal Kalchbrenner, Ilya Sutskever, Timothy Lillicrap, Madeleine Leach, Koray Kavukcuoglu, Thore Graepel, and Demis Hassabis, (2016). *Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search*, *Nature*, 529: 484-489.

Sobehart, J., and S. Keenan. (2002). *Default prediction. The need for hybrid models.* *Risk-London-Risk Magazine Limited-* 15 (2):73–79.

Sobehart, J. R., Keenan, S. C., & Stein, R. (2000). *Benchmarking quantitative default risk models: a validation methodology.* Moody's Investors Service.

Stein, R. M. (2002). *Benchmarking default prediction models: Pitfalls and remedies in model validation.* Moody's KMV, New York, 20305.

Supasorn Suwajanakorn, Steven M. Seitz, and Ira Kemelmacher-Shlizerman, (2017). *Synthesizing Obama: Learning Lip Sync from Audio*, working paper, July 2017

Sustersic, M., Mramor, D., and Zupan, J. (2009). *Consumer credit scoring models with limited data,*” *Expert system with application*, 36: 4736-4744

- Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V., (2019). Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a path forward., *California Management Review.*, 1-28.
- Tsai, C.-f., and Wu, J.-w. (2008). Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring, *Expert systems with applications*, 34: 2639-2649.
- Turing A., (1950). Computing Machinery and Intelligence, *Mind*, LIX/236 (1950): 433-460.
- Van Thiel, D., & Van Raaij, F. (2019). Explaining customer experience of digital financial advice. *Economics*, 5(1), 69-84.
- Van Thiel, D., & van Raaij, F. (2017). Targeting the robo-advice customer: The development of a psychographic segmentation model for financial advice robots. *Journal of Financial transformation*, Capco Institute, 46, 88-104.
- Walker, E. (1996). Measurement, Regression and Calibration. *Journal of the American Statistical Association*, 91(433), 434-436.
- Wang G., J. Hao, J. Ma, and H. Jiang, (2011). A comparative assessment of ensemble learning for credit scoring,” *Expert systems with applications*, vol. 38, Jan. 2011.
- Weigel, D. D., and G. Gemmill. (2006). What drives credit risk in emerging markets? The roles of country fundamentals and market co-movements. *Journal of International Money and Finance* 25:476–502.
- West D., (2000). Neural network credit scoring models, *Computers and operations research*, vol. 27, pp. 1131-1152, Oct. 2000.
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann.
- Witzany, J. (2017). *Credit risk management: Pricing, measurement, and modeling*. Cham, Switzerland: Springer International Publishing AG.
- Ya-qiong, P., (2007). A study on evaluation of consumer credit's risks of commercial banks, *Proc. International Conference on Wireless Communications (WiCom 2007)*, IEEE, 4531-4534,

Yu, L., Wang, S. A., and Lai, K. K. (2008). Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach,”Expert systems with applications, 34:1434-1444

Yu, L., Wang, S., and Lai, K. K. (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: the case of credit scoring,” European journal of operational research, 195: 942-959

Zamore S., Djan K.O., Alon I., Hobdari B., (2018). Credit risk Research: Review and Agenda, Emerging Markets Finance and Trade., 54:4. 811-835

Zhang, Y., Jia, H., Diao, Y., Hai, M., & Li, H. (2016). Research on credit scoring by fusing social media information in online peer-to-peer lending. Procedia Computer Science, 91, 168-174.

Πηγές στο Διαδίκτυο

IBM, (2018). Unplug from the Past: 19th Global C-Suite Study, IBM Institute for Business Value, Available from: <https://www.ibm.com/downloads/cas/D2KEJQRO>.

LinkedIn, (2018). The Rise of HR Analytics, Available from: https://business.linkedin.com/content/dam/me/business/en-us/talent-solutions/talent-intelligence/workforce/pdfs/Final_v2_NAMER_Rise-of-Analytics-Report.pdf.

Mongo, D.B. (2016). Retrieved from <https://redmonk.com/sogady/2016/07/01/mongodb-atlas/>.