

## ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΙΡΑΙΩΣ



ΣΧΟΛΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ ΚΑΙ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ  
ΤΜΗΜΑ ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΑΣΦΑΛΙΣΤΙΚΗΣ ΕΠΙΣΤΗΜΗΣ  
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟ ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΑΝΑΛΟΓΙΣΤΙΚΗ  
ΕΠΙΣΤΗΜΗ ΚΑΙ ΔΙΟΙΚΗΤΙΚΗ ΚΙΝΔΥΝΟΥ

**Πρόβλεψη πιθανότητας χρεοκοπίας: Σύγκριση του μοντέλου του Altman και της  
λογιστικής παλινδρόμησης**

**Ράντης Ιωάννης**

Διπλωματική εργασία

Η οποία υποβλήθηκε στη Σχολή Χρηματοοικονομικής και Στατιστικής Τμήμα Στατιστικής και Ασφαλιστικής Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς ως μέρος των απαιτήσεων για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού διπλώματος ειδίκευσης στην Αναλογιστική Επιστήμη και Διοικητική Κινδύνου.

ΠΕΙΡΑΙΑΣ, ΣΕΠΤΕΜΒΡΙΟΣ 2021

**UNIVERSITY OF PIRAEUS**



SCHOOL OF FINANCE AND STATISTICS

DEPARTMENT OF STATISTICS AND INSURANCE SCIENCE

POSTGRADUATE PROGRAM IN ACTUARIAL SCIENCE AND RISK  
MANAGEMENT

**Prediction of probability of default: Comparison of Altman's model and logistic regression**

**Rantis Ioannis**

M.Sc. Dissertation

Submitted in school of Finance and Statistics, Department of Statistics and Insurance Science of University of Piraeus in partial of the requirements for the degree of Master of Science in Actuarial and Risk Management.

PIRAEUS, SEPTEMBER 2021

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εγκρίθηκε ομόφωνα από την Τριμελή Εξεταστική Επιτροπή που ορίσθηκε από τη ΓΣΕΣ του Τμήματος Στατιστικής και Ασφαλιστικής Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς στην υπ' αριθμόν ..... συνεδρίασή του σύμφωνα με τον Εσωτερικό Κανονισμό Λειτουργίας του Προγράμματος Μεταπτυχιακών Σπουδών στην Αναλογιστική Επιστήμη και Διοικητική Κινδύνου.

Τριμελής επιτροπή:

- Κούτρας Μάρκος, Καθηγητής (Επιβλέπων)
- Μπούτσικας Μιχαήλ, Αναπληρωτής Καθηγητής
- Ψαρράκος Γεώργιος, Αναπληρωτής Καθηγητής

Η έγκριση της Διπλωματικής Εργασίας από το Τμήμα Στατιστικής και Ασφαλιστικής Επιστήμης του Πανεπιστημίου Πειραιώς δεν υποδηλώνει αποδοχή των γνωμών του συγγραφέα.

The thesis was approved unanimously by the three-member Commission of Inquiry appointed by the Department of Statistics and Insurance Science of the University of Piraeus No. .... meeting in accordance with the laws of the Postgraduate Program in Actuarial Science and Risk Management.

Three-member committee:

- Koutras Markos, Professor (Supervisor)
- Boutsikas Michael, Associate Professor
- Psarrakos Georgios, Associate Professor

The approval of the thesis by the Department of Statistics, University of Piraeus does not imply acceptance of opinions of the author.

Στους γονείς μου,  
Τάσο και Πόπη.

## Ευχαριστίες

Για την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας πέραν από την προσωπική μου προσπάθεια θα ήθελα να ευχαριστήσω ορισμένους ανθρώπους που συνέβαλλαν και αυτοί παρέχοντας μου πρακτική και πνευματική υποστήριξη.

Αρχικά, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή της εργασίας κ. Κούτρα Μάρκο για την υποστήριξη, τις υποδείξεις αλλά και την ευρύτερη καθοδήγηση που μου παρείχε κατά την διάρκεια της συγγραφής.

Επίσης θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους τους διδάσκοντες του μεταπτυχιακού προγράμματος για τις γνώσεις που μου προσέφεραν, αλλά και την Γραμματεία που μου προσέφερε ότι πληροφορίες χρειάστηκα κατά την διάρκεια του κύκλου σπουδών μου.

Τέλος, θα ήθελα να εκφράσω τεράστια ευγνωμοσύνη προς τους γονείς μου και την αδερφή μου για την βοήθεια, την υποστήριξη και την υπομονή τους που χωρίς αυτά όλα θα ήταν διαφορετικά.

## Περίληψη

Η παρούσα διπλωματική εργασία διερευνά μέσα από μία μελέτη της βιβλιογραφίας την πρόβλεψη πιθανότητας χρεοκοπίας μέσα από τη σύγκριση δύο από τα σημαντικότερα υποδείγματα-ορόσημα για τον κλάδο της διοικητικής κινδύνου, τα υποδείγματα του Altman και της λογιστικής παλινδρόμησης. Πιο αναλυτικά, η διπλωματική παρουσιάζει έρευνες σχετικά με τις διάφορες μεθοδολογικές προσεγγίσεις για την πρόβλεψη πιθανότητας χρεοκοπίας. Στη συνέχεια περιγράφει τα βασικά χαρακτηριστικά για τα υποδείγματα του Altman και της λογιστικής παλινδρόμησης, και παρουσιάζει ερευνητικά ευρήματα ως προς την ικανότητά τους στην επιτυχή πρόβλεψη της πιθανότητας χρεοκοπίας. Επακολούθως, στα πλαίσια της διπλωματικής διενεργείται μια σύγκριση μεταξύ των δύο αυτών μεθόδων, παρουσιάζοντας και αναδεικνύοντας με βάση την παρούσα διεθνή βιβλιογραφία, τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά, τα πλεονεκτήματα και τα αντίστοιχα αδύναμα σημεία της μιας μεθόδου ως προς την άλλη. Τέλος, συνοψίζονται οι μέθοδοι και τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά που χρήζουν προσοχή για την πρόβλεψη πιθανότητας χρεοκοπίας και προτείνονται πιθανές μελλοντικές προεκτάσεις της διπλωματικής.

## Abstract

This dissertation explores through a literature review the prediction of the probability of bankruptcy by comparing two of the most important milestones of the risk management industry, specifically the Altman models and the logistic regression. In more detail, this thesis presents research findings on the various methodological approaches for the prediction of the probability of bankruptcy. It then describes the key features of Altman's models and logistic regression, and presents the findings on their ability to successfully predict bankruptcy. Furthermore, a comparison is made between these two methods based on the present international literature, presenting and highlighting the special features, the advantages and weaknesses of each method in relation to each other. Finally, the methods and special features that need attention regarding the prediction of the probability of bankruptcy are summarized and possible future extensions of the present thesis are introduced.



## Περιεχόμενα

Ευχαριστίες.....	6
Περίληψη.....	7
Abstract .....	8
1. Εισαγωγή .....	10
1.1 Γενικά.....	10
1.2 Άλλα (νεότερα) μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου .....	16
1.3 Μέτρα του πιστωτικού κινδύνου των μέσων ισολογισμού.....	19
1.4 Μέτρα πιστωτικού κινδύνου συγκέντρωσης.....	19
1.5 Πλαίσιο κινδύνου επιστροφής.....	22
1.6 Μέτρηση απόδοσης χαρτοφυλακίου.....	22
2. Μεθοδολογία Altman.....	41
2.1 Το Υπόδειγμα Z-Score.....	41
2.2 Επιλογή δείγματος .....	41
2.3 Οι αριθμοδείκτες και το υπόδειγμα.....	42
2.4 Ζώνες διάκρισης του μοντέλου.....	44
2.5 Εμπειρικά αποτελέσματα του υποδείγματος .....	46
2.6 Το Υπόδειγμα Z'-Score .....	48
2.7 Το Υπόδειγμα Z''-Score .....	50
2.8 Το Υπόδειγμα Z-Metrics .....	51
2.9 Συμπεράσματα .....	52
3. Λογιστική παλινδρόμηση (Logit).....	54
3.1 Η μέθοδος της Λογιστικής παλινδρόμησης .....	56
3.2 Εκτίμηση καλής προσαρμογής υποδείγματος .....	57
4. Σύγκριση μεθόδου Altman με Λογιστική Παλινδρόμηση .....	62
5. Συμπεράσματα .....	74
Βιβλιογραφία .....	76

## 1. Εισαγωγή

### 1.1 Γενικά

Ο πιστωτικός κίνδυνος υπήρξε ανέκαθεν ένα βασικό πρόβλημα της διαχείρισης κινδύνων στον χρηματοοικονομικό κλάδο. Οι τρεις βασικοί παράγοντες που επηρεάζουν τον πιστωτικό κίνδυνο των χρηματοοικονομικών δανειστών είναι η πιθανότητα αθέτησης υποχρεώσεων, το ποσοστό ανάκτησης και το άνοιγμα κατά την αθέτηση, σύμφωνα με τη Βασιλεία III (BCBS, 2011). Ειδικότερα, στην πλειονότητα των μοντέλων που σχετίζονται με την τιμολόγηση του πιστωτικού κινδύνου και τη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου, το ποσοστό ανάκτησης είναι απαραίτητη και πολύ ουσιαστική μεταβλητή (Chen, Zhou, Jin, &Zheng, 2019; Gurtler&Hibbeln, 2013; Hartmann-Wendels, Miller, &Tows , 2014; Shen, Lin, Tang, &Hsiao, 2016). Επιπλέον, το ποσοστό κτήσης είναι επίσης ένα μέτρο για την εξέταση της αποτελεσματικότητας οποιουδήποτε συστήματος αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας για εμπορικές τράπεζες, τις εισηγμένες εταιρείες, τα ΜΜΕ ή οποιαδήποτε περιουσιακά στοιχεία αυτών (Angilella and Sebastiano, 2015; Livingston, Poon, &Zhou, 2018; Shi, Chi, &Li, 2020; Treacy&Carey, 2000; White, 2010).

Λαμβάνοντας υπόψη τα μειονεκτήματα του συστήματος αξιολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας που κατά καιρούς δημοσιεύονται και αναλύονται, υπάρχουν κάποιοι δείκτες, οι οποίοι, επιλέγονται για την προσέγγιση της εκτίμησης αθέτησης πιστοληπτικής ικανότητας (Emekteretal., 2015; Rongda et al., 2020). Πιο συγκεκριμένα, για κάθε δείκτη παρουσιάζεται η εξής ομαδοποίηση:

1. Ηλικία: Οι νέοι που μόλις εισήλθαν στο χώρο εργασίας τείνουν να έχουν χαμηλότερα εισοδήματα και η ικανότητα αποπληρωμής τους τείνει να είναι χαμηλότερη. Το εισόδημα ατόμων ηλικίας 31-45 είναι σχετικά σταθερό. Το εισόδημα ατόμων άνω των 45 ετών φαίνεται μειώνεται, με αποτέλεσμα να μειώνεται και η οικονομική τους σταθερότητα.

2. Εκπαίδευση: Γενικά, τα άτομα με υψηλότερα ακαδημαϊκά προσόντα αναμένουμε να έχουν υψηλότερα επίπεδα εισοδήματος, με αποτέλεσμα να παρουσιάζουν υψηλότερα πιστωτικά επίπεδα.
3. Γάμος: Ένας γάμος τείνει να έχει υψηλότερο κόστος. Αυτό επηρεάζει τα παντρεμένα ζευγάρια και τα καθιστά πιο προσεκτικά στα πιστωτικά ζητήματα.
4. Ποσό: Ένα μεγάλο ποσό δανείου θα προκαλέσει μεγαλύτερη οικονομική πίεση στον οφειλέτη, γεγονός που θα οδηγήσει σε υψηλότερο κίνδυνο αθέτησης.
5. Επιτόκιο: Ένα υψηλότερο επίπεδο επιτοκίου θα προκαλέσει μεγαλύτερη οικονομική πίεση στον δανειολήπτη, γεγονός που θα οδηγήσει επίσης σε υψηλότερο κίνδυνο αθέτησης.
6. Διάρκεια: Όσο μεγαλύτερη είναι η περίοδος αποπληρωμής του δανείου, τόσο μεγαλύτερη είναι η αβεβαιότητα του δανειολήπτη, λόγω των συνεχόμενων αλλαγών της οικονομίας, οπότε ο κίνδυνος αθέτησης είναι μεγαλύτερος.
7. Έσοδα: Όσο υψηλότερο είναι το εισόδημα, τόσο ισχυρότερη είναι η ικανότητα αποπληρωμής ενός δανείου. Επιτυγχάνεται έτσι η χρηματοοικονομική σταθερότητα με αποτέλεσμα ο κίνδυνος χρεοκοπίας να είναι μειωμένος.
8. Μέγεθος εταιρείας: Όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος μονάδας του δανεισμού, τόσο ισχυρότερη είναι η ικανότητα πληρωμής του μισθού, έτσι το πιστωτικό επίπεδο του δανειολήπτη είναι πιο σταθερό.
9. Εργασία αρχαιότητας: Όσο πιο πολλά είναι τα έτη εργασίας, τόσο λιγότερο επισφαλής είναι η εργασία κάποιου, με αποτέλεσμα ο κίνδυνος αθέτησης να είναι χαμηλότερος.
10. Υποθήκη ακινήτων: Η ύπαρξη ενός ακινήτου σημαίνει ότι ο δανειολήπτης έχει υψηλότερη χρηματοοικονομική ισχύ με αποτέλεσμα να έχει υψηλότερο πιστωτικό επίπεδο. Η πίεση αποπληρωμής των στεγαστικών δανείων μειώνει την ταμειακή ροή των δανειστών, αυξάνοντας έτσι τον κίνδυνο αθέτησης.

11. Δάνειο αυτοκινήτου: Η κατοχή ενός αυτοκινήτου υποδηλώνει ότι ο δανειολήπτης έχει υψηλότερη χρηματοοικονομική ισχύ και συνεπώς έχει υψηλότερο πιστωτικό επίπεδο. Η πίεση αποπληρωμής ενός καταναλωτικού δανείου μειώνει την ταμειακή ροή των δανειστών, αυξάνοντας έτσι τον κίνδυνο αθέτησης.

12. Ποσοστό δανείων που εξοφλήθηκαν: Οι δανειολήπτες με υψηλότερο ποσοστό ιστορικού δανείων θα έχουν μικρότερη πιθανότητα αποπληρωμής ενός δανείου με αποτέλεσμα αυξημένο κίνδυνο αθέτησης.

13. Ποσοστό σημαντικών καθυστερήσεων: Οι δανειολήπτες με υψηλό ποσοστό αποπληρωμής καθυστερημένων υποχρεώσεων έχουν συχνά μεγαλύτερη πιθανότητα μελλοντικού κινδύνου αθέτησης.

14. Πληροφορίες ελέγχου ταυτότητας: Όσο περισσότεροι είναι ο αριθμός των πληροφοριών πιστοποίησης του δανειολήπτη, τόσο λιγότερο επισφαλές καθίσταται το προφίλ του, με αποτέλεσμα ο κίνδυνος αθέτησης να μειώνεται.

15. Περιφερειακό κατά κεφαλήν διαθέσιμο εισόδημα: Το κατά κεφαλήν διαθέσιμο εισόδημα σε μια περιοχή.

Η μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου έχει εξελιχθεί σε τεράστιο βαθμό τα τελευταία χρόνια (Altman and Saunders, 1998). Η μέτρησή της έχει καταστεί πιο σημαντική από ποτέ. Με βάση τη μέτρησή της μπορούν να εξαχθούν συμπεράσματα i) Για τον αριθμό των πτωχεύσεων, (ii) για τον προσδιορισμό και την αξιοπιστία των δανειοληπτών, (iii) για τα περιθώρια δανείων, (iv) η αξία των πραγματικών περιουσιακών στοιχείων και τα μέσα εξασφάλισής της.

Λόγω των παραπάνω, οι ακαδημαϊκοί και οι επαγγελματίες της βιομηχανίας έχουν ανταποκριθεί στην: (i) ανάπτυξη νέων και πιο εξελιγμένων συστημάτων πιστοληπτικής ικανότητας / έγκαιρης προειδοποίησης, (ii) στην ανάλυση του πιστωτικού κινδύνου μεμονωμένων δανείων και στην ανάπτυξη μέτρων πιστωτικού κινδύνου συγκέντρωσης, όπου η αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου διαδραματίζει κεντρικό ρόλο (iii) ανάπτυξη νέων μοντέλων στην τιμή προσαρμοσμένων στην τιμή του πιστωτικού κινδύνου (iv) μοντέλα κεφαλαίου προσαρμοσμένα στον κίνδυνο Risk

adjusted Return on capital και(iv) ανάπτυξη μοντέλων για καλύτερη μέτρηση του πιστωτικού κινδύνου των μέσων ισολογισμού.

Είναι σωστό να πούμε ότι πριν από 20 χρόνια τα περισσότερα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα (ΧΙ) βασίζονταν σχεδόν αποκλειστικά στην υποκειμενική ανάλυση ή στον αποκαλούμενο «ειδικό» τραπεζίτη. Τα συστήματα αυτά βοηθούν στην αξιολόγηση του πιστωτικού κινδύνου για εταιρικά δάνεια. Ουσιαστικά, χρησιμοποιούνται τραπεζίτες οι οποίοι παρέχουν πληροφορίες για διάφορα χαρακτηριστικά του δανειολήπτη όπως ο χαρακτήρας του δανειολήπτη (φήμη), το κεφάλαιο, η ικανότητα αποπληρωμής και επομένως η ασφάλεια.

Τα λεγόμενα 4 "Cs" της πίστωσης, χρησιμοποιούνται για να επιτευχθεί μια σε μεγάλο βαθμό υποκειμενική κρίση ενός εμπειρογνώμονα, σχετικά με το εάν θα χορηγήσει πίστωση ή όχι. Σε ένα πρόσφατο άρθρο, οι Sommerville και Taer (1995) δείχνουν ότι στο πλαίσιο του θεσμικού επενδυτή η βαθμολογία του χρέους LDC (βάσει των υποκειμενικών αξιολογήσεων των τραπεζιτών), οι τραπεζίτες τείνουν να είναι υπερβολικά απαισιόδοξοι για τον πιστωτικό κίνδυνο. Ίσως, δεν προκαλεί έκπληξη, ότι οι ίδιοι έχουν κινηθεί όλο και περισσότερο μακριά από υποκειμενικά/εξειδικευμένα συστήματα τα τελευταία 20 χρόνια προς συστήματα που βασίζονται σε πιο αντικειμενικά κριτήρια:

Πιο συγκεκριμένα:

Μοντέλα πιστοληπτικής ικανότητας με βάση τη λογιστική

Σε μονομεταβλητά (univariate) λογιστικά συστήματα πιστοληπτικής ικανότητας, η λήψη αποφάσεων συγκρίνει διάφορους βασικούς λογιστικούς δείκτες των δυνητικών δανειστών με τη βιομηχανία ή ομαδικά πρότυπα. Όταν χρησιμοποιούνται μοντέλα, οι βασικές λογιστικές μεταβλητές συνδυάζονται και σταθμίζονται για να παράγουν είτε βαθμολογία πιστωτικού κινδύνου είτε πιθανότητα προεπιλεγμένου μέτρου. Εάν το σκορ πιστωτικού κινδύνου, ή η πιθανότητα, επιτυγχάνει μια τιμή πάνω από ένα κρίσιμο σημείο αναφοράς, ο αιτών δανείου είτε απορρίπτεται είτε υπόκειται σε αυξημένο έλεγχο.

Όσον αφορά τον τεράστιο αριθμό άρθρων, τις εξελίξεις και τις δοκιμές των μοντέλων, αυτή η περιοχή έχει κυριαρχήσει στη βιβλιογραφία μέτρησης πιστωτικού κινδύνου στο Journal of Banking and Finance καθώς και σε άλλα επιστημονικά περιοδικά. Εκτός από έναν σημαντικό αριθμό άρθρων σχετικά με το θέμα, το JBF δημοσίευσε δύο ειδικά τεύχη (Journal of Banking and Finance, 1984, 1988) σχετικά με την εφαρμογή πρόβλεψης κινδύνου σε Διεθνή μοντέλα.

Υπάρχουν τουλάχιστον τέσσερις μεθοδολογικές προσεγγίσεις στα συστήματα πιστοληπτικής ικανότητας:

- (i) το μοντέλο γραμμικής πιθανότητας,
- (ii) το μοντέλο logit,
- (iii) το μοντέλο probit και
- (iv) το μοντέλο διαχωριστικής ανάλυσης, το οποίο χρησιμοποιείται ευρέως.

Οι μεθοδολογίες, όσον αφορά τις δημοσιεύσεις του Journal of Banking and Finance, παρουσιάζουν διακρίσεις στις μεθόδους ανάλυσης. Στο εναρκτήριο τεύχος του Journal of Banking Finance (JBF, 1977), Οι Altman et al (1977) ανέπτυξαν το ZETA που χρησιμοποιείται συνήθως και αναφέρεται ως «διακριτικό μοντέλο. Η πιο συχνή μορφή διακριτικής ανάλυσης επιδιώκει να είναι και μια γραμμική συνάρτηση της λογιστικής και των μεταβλητών αγοράς που διακρίνουν καλύτερα μεταξύ δύο κατηγοριών τον δανειολήπτη ενός δανείου. Ομοίως, η ανάλυση logit χρησιμοποιεί ένα σύνολο λογιστικών μεταβλητών για την πρόβλεψη της πιθανότητας χρεοκοπίας του οφειλέτη, υποθέτοντας ότι η πιθανότητα προεπιλογής περιορίζεται να λάβει τιμές μεταξύ 0 και 1.

Ο Martin (1977) χρησιμοποίησε τόσο λογική όσο και διακριτική ανάλυση για να προβλέψει τραπεζικές αποτυχίες κατά την περίοδο 1975 -1976, όταν 23 τράπεζες απέτυχαν. Τα δύο μοντέλα έδωσαν παρόμοιες ταξινομήσεις όσον αφορά τον εντοπισμό αστοχιών / μη αποτυχιών. Ο West (1985) χρησιμοποίησε το μοντέλο logit για τη μέτρηση της οικονομικής κατάστασης του εκάστοτε χρηματοπιστωτικού ιδρύματος σχετικά με το αν είναι προβληματική μία τράπεζα. Οι παράγοντες που προσδιορίζονται από το μοντέλο logit είναι παρόμοιοι με τα στοιχεία αξιολόγησης CAMEL το οποίο χρησιμοποιείται από διάφορους ερευνητές. Οι Platt και Platt (1991a)

χρησιμοποιούν το μοντέλο logit για να ελέγξουν εάν οι σχετικοί λογιστικοί δείκτες της βιομηχανίας, αποτελούν καλύτερους προγνωστικούς παράγοντες της εταιρικής χρεοκοπίας.

Γενικά το μοντέλο logit ξεπέρασε τα μη προσαρμοσμένα μοντέλα. Παρόμοια αποτελέσματα με αυτό έχουν βρεθεί στο πλαίσιο των μοντέλων διακριτικής ανάλυσης βάσει σχετικής λογιστικής αναλογίας (Izan, 1984 ; Lawrence et al., 1992). Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκε το μοντέλο logit για να προβλεφθεί η πιθανότητα προεπιλογής για τα στεγαστικά δάνεια. Το ιστορικό πληρωμών είναι μακράν το πιο σημαντικό για την πρόβλεψη. Οι Smith και Lawrence (1995) χρησιμοποιούν ένα μοντέλο για τις μεταβλητές που προσφέρουν την καλύτερη πρόβλεψη για ένα δάνειο που μεταβαίνει σε μια προεπιλεγμένη κατάσταση(υπολογίζεται από ένα μοντέλο Markov προεπιλεγμένων πιθανοτήτων.

Τέλος, όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, μακράν ο μεγαλύτερος αριθμός μεταβλητών που είναι βασισμένα σε μοντέλα πιστοληπτικής ικανότητας βασίστηκαν σε διακριτικά μοντέλα ανάλυσης. Οι Altman et al. (1977) ερεύνησαν την προγνωστική απόδοση ενός μοντέλου logit(που περιλαμβάνει την αγοραία αξία των ιδίων κεφαλαίων ως μία μεταβλητή.

Επίσης, ο Scott (1981) συγκρίνει ορισμένα από αυτά τα εμπειρικά μοντέλα με θεωρητικά ως προς την ορθή τους προσέγγιση και καταλήγει στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο ZETA προσεγγίζει περισσότερο τη θεωρητική υπόθεση και πιθανότητα πτώχευσης. Ένας μεγάλος αριθμός άλλων διεθνών εφαρμογών των διακριτικών μοντέλων που σχετίζονται με την πίστωση αναλύονται στο Journal of Banking and Finance σχετικά με τον πιστωτικό κίνδυνο, που αναφέρονται παραπάνω.

## 1.2 Άλλα (νεότερα) μοντέλα μέτρησης πιστωτικού κινδύνου

Ενώ σε πολλές περιπτώσεις τα μοντέλα πιστοληπτικής ικανότητας με βάση τη λογιστική έχουν αποδειχθεί ότι αποδίδουν αρκετά καλά σε πολλές διαφορετικές χρονικές περιόδους και σε πολλές διαφορετικές χώρες, έχουν υποβληθεί σε τουλάχιστον τρεις επικρίσεις. Πρώτον, η μέτρηση πιστωτικού κινδύνου βασίζεται κυρίως σε λογιστικά δεδομένα λογιστικής αξίας(τα οποία με τη σειρά τους μετρούνται σε διακριτά διαστήματα).

Τα μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης με πιστοληπτική ικανότητα, συνδέονται συχνά με ένα υποκείμενο θεωρητικό μοντέλο. Έχουν προταθεί μια σειρά από νέες προσεγγίσεις οι οποίες οδηγούν σε εναλλακτικές λύσεις για την παραδοσιακή πιστοληπτική ικανότητα.

Μια κατηγορία μοντέλων πτώχευσης με ισχυρή θεωρητική υποστήριξη είναι τα μοντέλα "κίνδυνος καταστροφής" (Disaster Risk). Στο πιο απλό επίπεδο, ένα τέτοιου είδους μοντέλο χρεοκοπεί όταν η αγοραία αξία (εκκαθάριση) των περιουσιακών στοιχείων μια επιχείρησης πέφτει κάτω από τις υποχρεώσεις χρέους σε εξωτερικούς πιστωτές. Μοντέλα αυτού του τύπου μπορούν να βρεθούν στο (Wilcox, (1973); Scott, (1981); Santomero and Vinso, (1977)).

Όπως αναγνωρίστηκε από τον Scott, ο κίνδυνος του μοντέλου πτώχευσης – καταστροφής (ruin) είναι από πολλές απόψεις παρόμοιο με τα μοντέλα τιμολόγησης επιλογών (OPM) των Black and Scholes (1973), καθώς και εκείνων των Merton (1974) και Hull και White (1995). Στο μοντέλο Black and Scholes and Merton, η πιθανότητα πτώχευσης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την αρχική περίοδο της αγοραίας αξίας.

Οι ιδέες για τον κίνδυνο καταστροφής / μοντέλων OPM έχουν αποκτήσει αυξανόμενη αξιοπιστία στον εμπορικό χώρο. Ένα τρέχον παράδειγμα είναι τα μοντέλα KMV (1993) και Kealhofer (1996). Στο μοντέλο KMV, σημαντικές πληροφορίες στην εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης είναι τα  $A$  και  $rA$ , και τα δύο που πρέπει να εκτιμηθούν. Οι υποκείμενες κατασκευές είναι δύο θεωρητικές σχέσεις. Το πρώτο είναι το μοντέλο OPM, όπου η αξία των ιδίων κεφαλαίων μπορεί να θεωρηθεί ως μια επιλογή κλήσης για την αξία των στοιχείων του. Δεύτερον, είναι



η θεωρητική σχέση μεταξύ της παρατηρήσιμης μεταβλητότητας της αξίας ιδίων και της (μη παρατηρήσιμης) μεταβλητότητας της αξίας ενός περιουσιακού στοιχείου. Οι συνεπαγόμενες τιμές τόσο για το A όσο και για το  $rA$  μπορούν επομένως να τεκμηριωθούν για όλες τις εισηγμένες εταιρείες με επαρκή στοιχεία απόδοσης μετοχών. Εξάλλου, δεδομένων των αρχικών τιμών των A και B (βραχυπρόθεσμο οφειλόμενο χρέος), και με μια υπολογισμένη τιμή για τη χρήση των αξιών περιουσιακών στοιχείων, μια αναμενόμενη προεπιλεγμένη συχνότητα (EDF) μπορεί να υπολογιστεί για κάθε δανεισμό. Αυτή η προεπιλογή (default) εμφανίζεται σε κάποια μελλοντική περίοδο όταν (ή εάν) η αξία των στοιχείων πέφτει κάτω από τις εκκρεμείς (βραχυπρόθεσμες) υποχρεώσεις του. Δηλαδή, η περιοχή της μελλοντικής διανομής των αξιών ενεργητικού που πέφτει κάτω από το B. Στην πραγματικότητα, το KMV χρησιμοποιεί ένα εμπειρικά βασισμένο μέτρο "Distance to default" με βάση πόσες τυπικές αποκλίσεις οι τιμές A είναι επί του παρόντος πάνω από το B και σε ποιο ποσοστό στην πραγματικότητα χρεοκόπησε εντός ενός έτους με τιμές A και με πολλές τυπικές αποκλίσεις πάνω από το B.

Οι κύριες υποθέσεις των προεπιλεγμένων μοντέλων τύπου OPM είναι

- (i) εάν η μεταβλητότητα της μετοχής της μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως ακριβής πληρεξούσιος για να αντλήσει το αναμενόμενο ή την μεταβλητότητα στις αξίες των περιουσιακών στοιχείων και
- (ii) την αποτελεσματικότητα της χρήσης συγκρίσιμης, και την ανάλυση που είναι απαραίτητη για μη εισηγμένες εταιρείες μετοχών.

Μια δεύτερη, νεότερη κατηγορία μοντέλων, με ισχυρές θεωρητικές βάσεις, είναι αυτά που επιδιώκουν να χρησιμοποιήσουν πιθανότητες αθέτησης από τον όρο των αποκλίσεων απόδοσης μεταξύ προεπιλεγμένων επικίνδυνων εταιρικών τίτλων. Μια πρώιμη εκδοχή αυτής της προσέγγισης μπορεί να βρεθεί στο Jonkhart (1979). Η περίπλοκη έκδοση παρουσιάζεται από τους Iben και Litterman (1989). Αυτά τα μοντέλα χρησιμοποιούν τα σιωπηρά προθεσμιακά επιτόκια σε ομόλογα χωρίς κίνδυνο και εξάγουν τις προσδοκίες «αγορών» της αθέτησης σε διαφορετικούς χρόνους στο μέλλον. Οι παραδοχές στις οποίες βασίζεται αυτή η προσέγγιση περιλαμβάνουν:

- (i) χαμηλά επιτόκια
- (ii) το κόστος συναλλαγής είναι μικρό,
- (iii) απουσιάζουν τα αμοιβαία κεφάλαια και άλλες δυνατότητες επιλογής και
- (iv) καμπύλες απόδοσης ομολόγων έκπτωσης υπάρχουν ή μπορούν να εξαχθούν από καμπύλες απόδοσης κουπονιού.

Πολλές βέβαια από αυτές τις υποθέσεις είναι αμφισβητήσιμες.

Ένα τρίτο μοντέλο με βάση την κεφαλαιαγορά είναι το μοντέλο θνησιμότητας του Altman (1988, 1989) και η προσέγγιση γήρανσης των Asquithetal (1989). Αυτά τα μοντέλα ποσοστών που εφαρμόζονται επιδιώκουν να αντλήσουν πιθανότητες αναλογιστικού τύπου από προεπιλογή από προηγούμενα δεδομένα σχετικά με τις προεπιλογές ομολόγων κατά πιστωτικό βαθμό και έτη έως τη λήξη. Όλοι οι οργανισμοί αξιολόγησης έχουν υιοθετήσει και τροποποιήσει την προσέγγιση θνησιμότητας (π.χ. Moody's, 1990; Standard and Poor's, 1991) και τώρα το χρησιμοποιούν συνήθως στα χρηματοοικονομικά μέσα (π.χ. Du, Phelps, Mc Elravey and Shah, 1996). Τέτοια μοντέλα έχουν τη δυνατότητα να επεκταθούν σε μια ανάλυση της προεπιλογής /θνησιμότητα των δανείων. Για παράδειγμα, οι McAllister και Mingo (1994) εκτιμούν ότι για να αναπτύξουν πολύ σταθερές εκτιμήσεις των προεπιλεγμένων πιθανοτήτων, ένα χρηματοπιστωτικό ίδρυμα θα χρειαζόταν περίπου 20.000 - 30.000 "ονόματα" στη βάση δεδομένων της. Αυτό μπορεί να εξηγήσει μια σειρά από τρέχουσες πρωτοβουλίες στις ΗΠΑ, μεταξύ των μεγαλύτερων τράπεζων, να αναπτύξουν μια κοινή βάση δεδομένων για ιστορικά ποσοστά απώλειας θνησιμότητας σχετικά με τα δάνεια.

Μια τέταρτη, νεότερη προσέγγιση είναι η εφαρμογή της ανάλυσης νευρωνικών δικτύων. Ουσιαστικά, η ανάλυση νευρωνικού δικτύου είναι παρόμοια με τη μη γραμμική ανάλυση, καθώς στηρίζεται στην υπόθεση ότι οι μεταβλητές που εισέρχονται στη συνάρτηση πρόβλεψης πτώχευσης είναι γραμμικές και ανεξάρτητες. Ειδικότερα, διερευνούν μοντέλα νευρωνικού δικτύου πιστωτικού κινδύνου τα οποία είναι δυναμικά "κρυφές" συσχετίσεις μεταξύ των προγνωστικών μεταβλητών που στη συνέχεια καταχωρίστηκαν ως πρόσθετες επεξηγηματικές μεταβλητές στη μη

γραμμική πτώχευση της συνάρτησης πρόβλεψης. Πραγματοποιήθηκαν εφαρμογές νευρικών δικτύων στην πρόβλεψη κινδύνου.

### **1.3 Μέτρα του πιστωτικού κινδύνου των μέσων ισολογισμού**

Ίσως μια από τις πιο βαθιές εξελίξεις τα τελευταία 20 χρόνια υπήρξε η επέκταση σε όργανα ισολογισμού όπως οι ανταλλαγές, οι επιλογές, τα μελλοντικά συμβόλαια σε χαρτοφυλάκια FIs (Jagtiani et al., 1995; Brewer και Korpenhaver, 1992; Saunders, 1997) καθώς και παράγωγα πιστωτικού κινδύνου.

Οι δείκτες κεφαλαίου βάσει κινδύνων επιβλήθηκαν τελικά το 1992, απαιτώντας από τις τράπεζες να τηρούν αποθεματικά κεφαλαίου για την κάλυψη τόσο του τρέχοντος όσο και του μελλοντικού κόστους αντικατάστασης τέτοιων οργάνων, σε περίπτωση προεπιλογής. Η πιθανότητα αθέτησης σε μέσα ισολογισμού € που εκδόθηκαν από έναντι συμβαλλόμενου μέρος μπορεί, κατ' αρχήν, να μετρηθεί με τον ίδιο τρόπο όπως το on-balance δάνειο. Η σύμβαση ισολογισμού είναι ότι το συμβαλλόμενο μέρος και βρίσκεται σε οικονομική δυσχέρεια. Ωστόσο, υπάρχουν ορισμένες λεπτές διαφορές μεταξύ του προεπιλεγμένου κινδύνου σχετικά με τα δάνεια και τα εξωχρηματιστηριακά (OTC), τα μέσα ισολογισμού. Πρώτον, ακόμη εάν το αντισυμβαλλόμενο βρίσκεται σε οικονομική δυσχέρεια, θα επιδιώξει την επιβολή όλων των συμβολαίων με χρήματα. Αυτό το δυνητικό κίνητρο «μάζεμα κερασιών» έχει αναγνωριστεί από την αγορά μέσω της αυξημένης χρήσης των συμφωνιών masternetting, όπου οι απώλειες λόγω αθέτησης συμβολαίων μπορούν να οριστούν σε σχέση με συμβόλαια που βρίσκονται στα χρήματα της αθέτησης. Δεύτερον, για οποιαδήποτε δεδομένη πιθανότητα αθέτησης, το ποσό που χάθηκε είναι συνήθως μικρότερο για τα όργανα ισολογισμού από ό, τι για τα δάνεια.

### **1.4 Μέτρα πιστωτικού κινδύνου συγκέντρωσης**

Όλο και περισσότερο οι FI έχουν αναγνωρίσει την ανάγκη μέτρησης της πιστωτικής συγκέντρωσης καθώς και τον πιστωτικό κίνδυνο για μεμονωμένα δάνεια.

Η ανάλυση κινδύνου βασίστηκε είτε σε:

(1) υποκειμενική ανάλυση (το μέγιστο ποσοστό των δανείων που θα διατεθούν σε ένα οικονομικό τομέα ή γεωγραφική τοποθεσία, π.χ. ένας κωδικός SIC ή Λατινική Αμερική,

(2) σχετικά με τον περιορισμό έκθεση σε μια περιοχή σε ένα ορισμένο ποσοστό κεφαλαίου (π.χ. 10%) ή

(3) ανάλυση μετανάστευσης (migration model), μετρώντας τις πιθανότητες μετάβασης σχετικά ομοιογενών δανείων. Όσον αφορά την ανάλυση μετανάστευσης, η συνήθης μεθοδολογία που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό των πιθανών μεταβάσεων ήταν το σταθερό μοντέλο Markov (Altman κά, 1992). Σε ένα προηγούμενο άρθρο του JBF, ο Bennett (1984) παρουσίασε μετεγκατάσταση βαθμολογίας τραπεζικών περιουσιακών στοιχείων σε μια πρωτοποριακή συζήτηση σχετικά με τον κίνδυνο χαρτοφυλακίου. Τόνισε την ανάγκη για ένα κοινό σύστημα αξιολόγησης κινδύνων για όλα τα τραπεζικά περιουσιακά στοιχεία, συμπεριλαμβανομένων των εταιρικών και των, καταναλωτικών δανείων.

Η ανάλυση μετεγκατάστασης (relocation analysis) παίζει κρίσιμο ρόλο στην προσέγγιση Credit Metrics (1997). Επίσης, η δυνατότητα εφαρμογής σύγχρονης θεωρίας χαρτοφυλακίου (MPT) έχουν αναγνωριστεί δάνεια και άλλα μέσα εισοδήματος. Μια προσπάθεια ήταν αυτή των Chirinko και Guill (1991) κατά την οποία απαιτήθηκε η προσέγγισή τους με τη χρήση ενός μακροοικονομικού μοντέλου της οικονομίας των ΗΠΑ. Από τη κατανομή τέτοιων ποσοστών απώλειας, μέσων, διακυμάνσεων και συνδιακυμάνσεων θα μπορούσε να είναι υπολογίστηκε και κατασκευάστηκε ένα χαρτοφυλάκιο προσωρινού δανείου (στο επίπεδο συγκέντρωση κωδικών SIC).

Τέλος, έχει προταθεί μια εναλλακτική θεωρία χαρτοφυλακίου η οποία είναι βασισμένη στην προσέγγιση για την ανάλυση της βέλτιστης σύνθεσης του εισοδήματος και τα δύο χαρτοφυλάκια ομολόγων ή δανείων (Altman and Saunders, 1998).

Ανάλυση χαρτοφυλακίου σταθερού εισοδήματος

Από το πρωτοποριακό έργο του Markowitz (1959), η θεωρία του χαρτοφυλακίου εφαρμοζόταν σε κοινά αποθέματα. Οι παραδοσιακοί στόχοι της μεγιστοποίησης των αποδόσεων για δεδομένα επίπεδα κινδύνου ή ελαχιστοποίηση κινδύνου για δεδομένα επίπεδα απόδοσης έχουν καθοδηγήσει την επίτευξη αποτελεσματικής διαφοροποίησης χαρτοφυλακίων. Τέτοιες έννοιες χρησιμοποιούνται για μετοχές και χαρτοφυλάκια betas για να υποδείξουν τα επίπεδα κινδύνου και για τον υπολογισμό του αποτελέσματος

Τα υποδείγματα με τη βέλτιστη στάθμιση των διαφόρων χαρακτηριστικών του χαρτοφυλακίου, είναι σε σύμπνοια μεταξύ των επαγγελματικών εμπειρικών δεδομένων και των ερευνητικών μελετών (Elton και Gruber, 1995). Αυτό δεν σημαίνει ότι αυτές οι έννοιες χρησιμοποιούνται ευρέως αποκλείοντας τον πιο παραδοσιακό βιομηχανικό τομέα, τη γεωγραφική θέση, μέγεθος ή κάποια άλλη στρατηγική διαφοροποίησης. Τα απαραίτητα δεδομένα από ιστορική άποψη είναι οι αποδόσεις και οι συσχετισμοί των αποδόσεων μεταξύ μεμονωμένων αποθεμάτων. Αυτό είναι απαραίτητο για να πραγματοποιηθεί η ανάλυση βελτιστοποίησης χαρτοφυλακίου.

Κάποιος μπορεί να αναμένει ότι θα εφαρμοστούν (και θα μπορούσαν) αυτές οι ίδιες τεχνικές στον τομέα εισοδήματος που περιλαμβάνει εταιρικά και κυβερνητικά ομόλογα ακόμη και σε τραπεζικά δάνεια. Ωστόσο, υπήρξε πολύ λίγη δημοσιευμένη εργασία στην περιοχή ομολόγων και μια πρόσφατη έρευνα πρακτικών από εμπορικές τράπεζες βρέθηκαν κατακερματισμένες. Ο στόχος των αποτελεσματικών μεθόδων μείωσης του κινδύνου είναι, ωστόσο, μια σημαντική προ-απασχόληση των FI, με τα τμήματα έρευνας τραπεζικών δανείων και οι ρυθμιστικές αρχές ξοδεύουν σημαντικούς πόρους για να μειώσουν την πιθανότητα σημαντικών απωλειών δανείων που θέτουν σε κίνδυνο την ίδια την ύπαρξη του δανειοδοτικού ιδρύματος. Οι πρόσφατες τραπεζικές αποτυχίες οφείλονται σε τεράστιες απώλειες δανείων στις ΗΠΑ, την Ιαπωνία και την Ευρώπη και η Λατινική Αμερική έχουν αυξήσει το επίπεδο ανησυχίας. Ακόμα, εννοιολογικά οι τεχνικές ήχου διαφοροποίησης ξεπέρασαν το μεγαλύτερο χαρτοφυλάκιο τραπεζών και ομολόγων. Παρά τις προσπάθειες (Credit Metrics, 1997), οι αποτελεσματικές τεχνικές διαχείρισης χαρτοφυλακίου των δανείων και των ομολόγων εξακολουθούν να είναι, κατά τη γνώμη μας, ένας άλυτος τομέας.

## 1.5 Πλαίσιο κινδύνου επιστροφής

Η κλασική μέση διακύμανση του πλαισίου επιστροφής δεν ισχύει για μακροπρόθεσμες στρατηγικές χαρτοφυλακίου εσόδων. Το πρόβλημα δεν έγκειται στην αναμενόμενη επιστροφή για μεμονωμένα περιουσιακά στοιχεία, αλλά στη διανομή πιθανών αποδόσεων. Ενώ ο επενδυτής μπορεί να χάσει το σύνολο ή το μεγαλύτερο μέρος της επένδυσης σε περίπτωση προεπιλογής, οι θετικές αποδόσεις είναι περιορισμένες. Αυτό το πρόβλημα μετριάζεται όταν η περίοδος μέτρησης των αποδόσεων είναι σχετικά μικρή, π.χ. μηνιαία και η πιθανή διακύμανση των αποδόσεων είναι μικρή και πιο φυσιολογική. Θα επιστρέψουμε στα μέτρα του κινδύνου χαρτοφυλακίου τόσο για βραχυπρόθεσμες αποδόσεις όσο και για το πιο απαιτητικό buy-and hold που είναι μια μακροπρόθεσμη στρατηγική.

## 1.6 Μέτρηση απόδοσης χαρτοφυλακίου

Η μέτρηση της αναμενόμενης απόδοσης χαρτοφυλακίου είναι στην πραγματικότητα αρκετά απλή για ομόλογα και δάνεια. Για ορισμένες περιόδους μέτρησης, η απόδοση πραγματοποιείται με αλλαγές σε επιτόκια, αλλαγές οι οποίες είναι τυχαίες με αναμενόμενο κέρδος κεφαλαίου μηδέν. Ομοίως, αναγνωρίζουμε ότι οι επενδυτές μπορούν να συνάγουν κέρδη ή ζημίες από την καμπύλη απόδοσης. Μια εμπειρική μελέτη των Altman and Saunders (1998) πάνω σε αυτή τη θεματική, εντόπισε την ανάπτυξη τεχνικών μέτρησης πιστωτικού κινδύνου για 20 χρόνια και ανέδειξε πόσες από αυτές τις εξελίξεις αντικατοπτρίζονται σε δημοσιευμένα άρθρα στο Journal of Banking and Finance, θεσπίζοντας μια πρωτότυπη για την εποχή προσέγγιση μέτρησης του κινδύνου επιστροφής συναλλαγών σε χαρτοφυλάκια επικίνδυνων χρεογράφων είτε πρόκειται για ομόλογα είτε για δάνεια.

Εστιάζοντας στον ρόλο αθέτησης κινδύνου στους όρους δανείου και τις επακόλουθες συνέπειες για τη συμπεριφορά των νοικοκυριών, διάφορες έρευνες έχουν δείξει ότι οι δανειστές χρησιμοποίησαν στις αγορές καταναλωτικών δανείων κατά τα μέσα της δεκαετίας του 1990, όλο και περισσότερο την τιμολόγηση βάσει

των κινδύνων των επιτοκίων. Για παράδειγμα, η ερευνήτρια Edelberg (2006) θεωρεί πώς εκείνη την περίοδο υπήρξαν δύο προσεγγίσεις: Πρώτον, το ασφάλιστρο που καταβλήθηκε ανά μονάδα κινδύνου θα έπρεπε να είχε αυξηθεί κατά τη διάρκεια αυτής της περιόδου. Και δεύτερον λιγότερα νοικοκυριά υψηλού κινδύνου θα έπρεπε να είχαν αρνηθεί δάνεια, συμβάλλοντας περαιτέρω στο επιτόκιο που κατανέμεται μεταξύ των δανειζόμενων υψηλότερου και χαμηλότερου κινδύνου.

Για τους ανθρώπους που λαμβάνουν δάνεια, το ασφάλιστρο που καταβλήθηκε ανά μονάδα κινδύνου παρατηρείται ότι έγινε σημαντικά μεγαλύτερο μετά τα μέσα της δεκαετίας του 1990 (Edelberg, 2006). Για παράδειγμα, για αύξηση 0,01 στην πιθανότητα πτώχευσης, η αντίστοιχη αύξηση επιτοκίου τριπλασιάστηκε για την πρώτη υποθήκη, διπλασιάστηκε για δάνεια αυτοκινήτων και αυξήθηκε σχεδόν έξι φορές για τη δεύτερη υποθήκη. Επιπλέον, οι αλλαγές στα επίπεδα δανεισμού και η πρόσβαση στο χρέος αντικατοπτρίζουν αυτές τις νέες πρακτικές τιμολόγησης, ιδίως για το εξασφαλισμένο χρέος. Ο δανεισμός αυξήθηκε περισσότερο για τα νοικοκυριά χαμηλού κινδύνου που είδαν το σχετικό κόστος δανεισμού τους να πέφτει. Επιπλέον, ενώ τα νοικοκυριά πολύ υψηλού κινδύνου απέκτησαν εκτεταμένη πρόσβαση σε δάνεια, οι αυξήσεις στα ασφάλιστρα κινδύνου οδήγούσαν στο συμπέρασμα ότι ο δανεισμός τους στο σύνολό του είτε αυξήθηκε λιγότερο είτε, μερικές φορές, μειώθηκε.

Η εκτίμηση του πιστωτικού κινδύνου των καταναλωτών περιλαμβάνει τη χρήση εργαλείων εκτίμησης κινδύνου για τη διαχείριση του λογαριασμού ενός δανειολήπτη από τη στιγμή της προκαταρκτικής εξέτασης μιας πιθανής εφαρμογής έως τη διαχείριση του λογαριασμού κατά τη διάρκεια της ζωής του και την πιθανή εγγραφή. Η αύξηση του δανεισμού σε έναν υποψήφιο δανειολήπτη εκτιμάται συνήθως χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης. Η εκτίμηση κινδύνου καταναλωτικού κινδύνου περιλαμβάνει τη χρήση εργαλείων εκτίμησης κινδύνων για τη διαχείριση του λογαριασμού ενός δανειολήπτη από τη στιγμή της άμεσης αποστολής υλικού μάρκετινγκ σχετικά με ένα καταναλωτικό δάνειο έως τη διαχείριση του λογαριασμού του δανειολήπτη κατά τη διάρκεια της ζωής του. Οι ίδιες τεχνικές χρησιμοποιούνται για την κατασκευή αυτών των εργαλείων παρόλο που περιλαμβάνουν διαφορετικές πληροφορίες και εφαρμόζονται σε διαφορετικές

αποφάσεις. Η βαθμολογία της εφαρμογής βοηθά να κάνει διάκριση μεταξύ των αιτούντων τους οποίους ο δανειστής είναι βέβαιος ότι θα αποπληρώσει ένα δάνειο ή πιστωτική κάρτα ή θα διαχειριστεί σωστά τον τρεχούμενο λογαριασμό τους και εκείνους τους αιτούντες για τους οποίους ο δανειστής είναι ανασφαλής (μη ασφαλής δηλαδή). Επομένως χρησιμοποιείται ένας κανόνας για τη διάκριση μεταξύ αυτών των δύο υποομάδων που απαρτίζουν τον πληθυσμό των αιτούντων. Συνήθως ο δανειστής έχει δείγμα δανειοληπτών που υπέβαλαν αίτηση, οι οποίοι δέχτηκαν την προσφορά και των οποίων η απόδοση της αποπληρωμής έχει μελετηθεί. Πληροφορίες είναι διαθέσιμες για διάφορα κοινωνικο-δημογραφικά χαρακτηριστικά (όπως εισόδημα και έτη) κάθε δανειολήπτη κατά τη στιγμή της αίτησης του και συνήθως και για την απόδοση αποπληρωμής κάθε δανειολήπτη για άλλα δάνεια.

Ο πιο σημαντικός παράγοντας που επηρεάζει τις διαδικασίες βαθμολόγησης καταναλωτικής πίστης είναι η έγκριση της συμφωνίας της Βασιλείας 2 (Basil 2) (Crook et al., 2007). Αυτό έχει καθορίσει τον τρόπο με τον οποίο οι τράπεζες σε μεγάλες χώρες υπολογίζουν το αποθεματικό τους κεφάλαιο. Το ποσό εξαρτάται από τη χρήση ενημερωμένων υποδειγμάτων βαθμολόγησης για την εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης και άλλων μεθόδων για την εκτίμηση της απώλειας που έχει οριστεί και το ποσό που οφείλεται στην προεπιλογή. Η επίδραση της Βασιλείας 2 (Basil 2) σχετικά με το ανταγωνιστικό πλεονέκτημα ενός πιστωτικού ιδρύματος είναι τόσο μεγάλη που μια τέτοια έρευνα αποτελεί ένα τεράστιο και ενδιαφέρον θέμα μελέτης. Η βαθμολογία καταναλωτικής πίστης χρησιμοποιείται επίσης από κυβερνητικές υπηρεσίες (για παράδειγμα φορολογικές αρχές) όταν αποφασίζει ποιος είναι πιθανό να πληρώσει χρέη, όπως επίσης χρησιμοποιείται από επιχειρήσεις κοινής ωφέλειας όταν αποφασίζει εάν θα επιτρέψει στους καταναλωτές να χρησιμοποιούν ηλεκτρική ενέργεια / φυσικό αέριο κ.λπ. πριν από την πληρωμή. Μια σημαντική χρήση των τεχνικών βαθμολόγησης είναι στην αξιολόγηση των αιτήσεων δανείων μικρών επιχειρήσεων και της παρακολούθησής τους για προσαρμογή πιστωτικού ορίου.

Η βαθμολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας και η εκτίμηση κινδύνου ήταν μία από τις πιο επιτυχημένες εφαρμογές στατιστικών και επιχειρησιακών ερευνητικών εννοιών οι οποίες έχουν σημαντικές κοινωνικές επιπτώσεις. Έχει αυξήσει σημαντικά τον ανταγωνισμό στις πιστωτικές αγορές και αναμφισβήτητα



μείωσε το κόστος δανεισμού σε πολλούς. Οι τεχνικές που αναπτύχθηκαν έχουν εφαρμοστεί σε ένα ευρύ φάσμα πλαισίων λήψης αποφάσεων, μειώνοντας έτσι το κόστος σε όσους παρουσιάζουν ελάχιστο κίνδυνο για τους δανειστές.

Για την ανάλυση πιστωτικών κινδύνων έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες αναλυτικές τεχνικές εκτίμησης. Κάποιες από αυτές περιλαμβάνουν στατιστικές μεθόδους, μοντέλα με βάση ενδεχόμενες απαιτήσεις και κάλυψη αξίας περιουσιακών στοιχείων, νευρωνικά δίκτυα και μεθόδους επιχειρησιακής έρευνας όπως γραμμικός ή τετραγωνικός προγραμματισμός και ανάλυση δεδομένων. Το μεγαλύτερο μέρος αυτής της βιβλιογραφίας επικεντρώθηκε στη χρήση του σε διάφορους χρηματοοικονομικούς παράγοντες όπως η ρευστότητα, η δυνατότητα και η κεφαλαιακή διάρθρωση στην αξιολόγηση κινδύνου (Altman and Saunders, 1998; Ravi Kumar and Ravi, 2007). Από το πρωτοποριακό έργο του Altman (1968) εμφανίστηκαν μια σειρά στατιστικών μελετών πρόβλεψης πτώχευσης χρησιμοποιώντας μεροληπτική ανάλυση – discriminant analysis (π.χ. Deakin, 1972; Blum, 1974), λογιστική παλινδρόμηση (π.χ. Martin, 1977; Ohlson, 1980; Zavgren, 1985; Keasey et al., 1990), και ανάλυση probit (π.χ. Zmijewski, 1984; Skogsvik, 1990). Οι πιο πρόσφατες εργασίες σε αυτόν τον τομέα περιλαμβάνουν τους Kolaric et al. (2002) οι οποίοι ανέπτυξαν ένα σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης για αποτυχία τράπεζας βάσει λογιστικής παλινδρόμησης. Οι Jones και Hensher (2004) που χρησιμοποίησαν ένα μικτό μοντέλο logit για την πρόβλεψη της χρηματοοικονομικής δυσχέρειας, και τέλος οι Canbas et al. (2005) οι οποίοι συνδύασαν ανάλυση διακρίσεων, probit και logit για να σχηματίσουν ένα ολοκληρωμένο σύστημα έγκαιρης προειδοποίησης. Συστήματα υποστήριξης αποφάσεων σε συνδυασμό με πολλαπλά κριτήρια τεχνικής λήψης αποφάσεων εισήχθησαν σε προβλήματα αποσκοπούν στην αξιολόγηση του κινδύνου αποτυχίας των επιχειρήσεων (π.χ. Zorounidis, 1987; Mareschal and Brans, 1991; Zorounidis et al., 1992; Diakoulaki et al., 1992; Siskos et al., 1994; Zorounidis and Doumpos, 1998; Emel et al., 2003).

Οι αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας είναι ένα όλο και πιο σημαντικό στοιχείο του πιστωτικού κινδύνου διαχείρισης για τις τράπεζες παγκοσμίως. Οι δανειακές τους δραστηριότητες έχουν γίνει προοδευτικά όλο και πιο περίπλοκες με τον αριθμό των δανειοληπτών να έχει αναπτυχθεί ραγδαία, επιβαρύνοντας τα όρια

των παραδοσιακών μεθόδων ελέγχου και διαχείρισης του πιστωτικού κινδύνου. Σε απάντηση προς αυτό, πολλές τράπεζες έχουν εισαγάγει περισσότερα δομημένα ή επίσημα συστήματα για την έγκριση δανείων, παρακολούθηση χαρτοφυλακίου και αναφορά διαχείρισης, ανάλυση της επάρκειας αποθεματικών ή κεφαλαίων απώλειας δανείου, καθώς και ανάλυση τιμολόγησης δανείων (Treasy and Carey, 2000). Η εσωτερική αξιολόγηση είναι ζωτικής σημασίας σε ποσοτικά μοντέλα πιστωτικού κινδύνου χαρτοφυλακίου.

Σε παγκόσμιο επίπεδο, σαν δημόσια βαθμολογία πιστοληπτικής ικανότητας θεωρείται αποδεκτή αυτή που παράγεται από εταιρείες όπως η Moodys ή Standard & Poors. Αξίζει να σημειωθεί πως η εσωτερική βαθμολογία μιας τράπεζας συνοψίζει τον κίνδυνο απώλειας λόγω αποτυχίας του οφειλέτη να πληρώσει όπως είχε συμφωνηθεί. Ωστόσο, τα συστήματα αξιολόγησης των τραπεζών διαφέρουν σημαντικά από εκείνα άλλων οργανισμών, εν μέρει επειδή οι εσωτερικές αξιολογήσεις θεσπίζονται και εφαρμόζονται από προσωπικό της τράπεζας και συνήθως δεν αποκαλύπτονται σε τρίτους. Η κατανόηση των σχέσεων που υπάρχουν μεταξύ πιθανότητας αθέτησης και κάποιων ιδιαίτερων χαρακτηριστικών, είναι χρήσιμη για τις τράπεζες, τις ρυθμιστικές αρχές αλλά και τους ερευνητές. Οι ιδιαιτερότητες των εσωτερικών συστημάτων αξιολόγησης σήμερα διαφέρουν σε όλες τις τράπεζες. Είναι σημαντικό το γεγονός ότι ο αριθμός των βαθμών και ο κίνδυνος που σχετίζεται με κάθε βαθμό ποικίλλουν, όπως άλλωστε και οι αποφάσεις για το ποιος θα εκχωρεί βαθμολογίες και για τον τρόπο με τον οποίο οι αξιολογήσεις εκχωρήσεων επανεξετάζονται. Τράπεζες σε διαφορετικούς τομείς δραστηριότητας χρησιμοποιούν εσωτερικές αξιολογήσεις για διαφορετικούς σκοπούς, σχεδιάζοντας διαφορετικά συστήματα τα οποία να ταιριάζουν στις ανάγκες τους.

Επομένως, μια τράπεζα χρησιμοποιεί αξιολογήσεις, κυρίως για να προσδιορίσει την επιδείνωση ή τα πιθανά προβληματικά δάνεια ώστε να διασφαλιστεί η σωστή παρακολούθηση. Παρόλα αυτά, μπορεί να συμβεί, μια κλίμακα βαθμολογίας, με σχετικά λίγες βαθμολογίες, να είναι αλλά και να κριθεί επαρκής όμως να μην είναι τα αποτελέσματα της έρευνας ικανοποιητικά ή σωστά. Η δυνατότητα διαφορετικών δανείων μπορεί να απαιτεί κλίμακα με πολλούς βαθμούς (πολλές περιπτώσεις), προκειμένου να επιτευχθεί μια ακριβής και σωστή διάκριση

πιστωτικού κινδύνου. Οι πρωτοπόροι Altman και Saunders (1997), αναφέρουν χαρακτηριστικά ότι πάρα πολλή έρευνα έχει γίνει για τη στατιστική μοντελοποίηση στα μοντέλα χρεοκοπίας και απώλειας χρέους, ειδικά τις τελευταίες δεκαετίες. Πολλές τράπεζες χρησιμοποιούν στατιστικά μοντέλα ως μέρος της διαδικασίας αξιολόγησης, αλλά η ανάθεση βαθμολογίας και η αναθεώρηση μένουν σχεδόν πάντα στην κρίση ανθρώπου (και όχι στην απόφαση υπολογιστή). Επειδή οι παράγοντες λαμβάνονται υπόψη κατά την εκτίμηση μιας βαθμολογίας δεδομένου ότι κάθε παράγοντας μπορεί να διαφέρει σημαντικά μεταξύ δανειολήπτη και τράπεζα, πιστεύεται γενικά ότι οι τρέχοντες περιορισμοί των στατιστικών μοντέλων είναι τέτοιοι που τα σωστά διαχειριζόμενα συστήματα αξιολόγησης παρέχουν περισσότερο ακριβείς εκτιμήσεις κινδύνου. Ειδικά για μεγάλες εκθέσεις, τα πλεονεκτήματα αυτών είναι η ακρίβεια αντιστάθμισης υψηλότερου κόστους των δικαστικών συστημάτων και των τραπεζών τα οποία όμως συνήθως παράγουν εσωτερικές αξιολογήσεις μόνο για επιχειρηματικά δάνεια.

Αντίθετα, τα στατιστικά πιστωτικά αποτελέσματα συχνά αποτελούν την κύρια βάση για πιστωτικές αποφάσεις. Σε περίπτωση απουσίας αποτελεσματικών εσωτερικών συστημάτων αξιολόγησης καθώς και ελέγχου αξιολόγησης αλλά και εκχωρήσεων βαθμολογίας, τα αποτελέσματα-συμπεράσματα μπορεί να είναι προκατειλημμένα. Η χρήση των αξιολογήσεων της τράπεζας στη διαχείριση κινδύνου. Για παράδειγμα, σε τράπεζες που χρησιμοποιούν βαθμολογίες κατά τον υπολογισμό προσαρμοσμένων στον κίνδυνο μέτρων κερδοφορίας ή οδηγίες τιμολόγησης, είναι πολύ συχνό να εκχωρηθούν αξιολογήσεις που είναι πιο ευνοϊκές από αυτές που απαιτούνται. Αυτό συμβαίνει εν μέρει επειδή οι περισσότερες τράπεζες βασίζονται σε μεγάλο βαθμό στα τμήματα αναθεώρησης δανείων αλλά και σε άτυπους κλάδους οι οποίοι σχετίζονται με την εταιρική κουλτούρα για τον έλεγχο των κινήτρων. Αν και η διαδικασία ακολουθεί γενικά το σχεδιασμό και τη λειτουργία του συστήματος αξιολόγησης, αποτελεί δε, μια πολύπλοκη εργασία, η οποία περιλαμβάνει εκτιμήσεις κόστους, αποτελεσματικότητα των πληροφοριών συγκέντρωσης, συνέπεια των βαθμολογιών που παράγονται και επίσης κίνητρα ως τις χρήσεις στις οποίες τοποθετούνται οι βαθμολογίες.

Κατά την επιλογή της μορφής και δομής του συστήματος αξιολόγησης, μια τράπεζα πρέπει να αποφασίσει ποιες έννοιες απώλειας πρέπει να χρησιμοποιηθούν. Οι επιλογές που έγιναν και οι λόγοι για αυτές ποικίλλουν, αλλά τα βασικά πρωταρχικά στοιχεία της αρχιτεκτονικής αυτού του συστήματος αξιολόγησης τραπεζών φαίνεται να είναι το μείγμα των μεγάλων αλλά και των μικρότερων δανειστών της τράπεζας και η έκταση στην οποία η τράπεζα χρησιμοποιεί ποσοτικά συστήματα για τη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου και ανάλυση και πρόβλεψη κερδοφορίας. Κατ' αρχήν, η εκάστοτε τράπεζα πρέπει επίσης να αποφασίσει εάν θα βαθμολογήσει τους δανειολήπτες ανάλογα με την τρέχουσα κατάστασή τους ή ανάλογα με την αναμενόμενη κατάστασή τους υπό διάφορες πιέσεις. Η βαθμολογία των υπηρεσιών χρησιμοποιούν την τελευταία περίπτωση, προβάλλοντας την κατάσταση του δανειολήπτη και την πιθανότητα αθέτησης στο κατώτατο όριο του και τον καθορισμό της αξιολόγησης αναλόγως. Η διαφορά στη φιλοσοφία και το θεωρητικό πλαίσιο, είναι ιδιαίτερα σημαντικά επίσης και θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη (Treacy and Carey, 2000).

Ο πιστωτικός κίνδυνος ενός δανείου ή κάποιου άλλου ανοίγματος για μια δεδομένη περίοδο περιλαμβάνει την πιθανότητα αθέτησης και το ποσοστό της αξίας του δανείου που είναι πιθανό να χαθεί (LIED). Το ποσοστό της αξίας του δανείου (LIED) είναι πάντα συγκεκριμένο σε ένα δεδομένο πρόγραμμα. Η πιθανότητα αθέτησης, ωστόσο, συνδέεται συχνά με τον οφειλέτη, το τεκμήριο δηλαδή, ότι ο δανειολήπτης θα χρεοκοπήσει. Η πιθανότητα αθέτησης και το ποσοστό αξίας του δανείου που είναι πιθανό να χαθεί (LIED) είναι ο αναμενόμενος ρυθμός απώλειας. (EL) Αξίζει να σημειωθεί ότι ορισμένα ειδικά δάνεια, όπως τα ταμειακά δάνεια, αυτά μέσω εγγυήσεων αλλά και δάνεια βάσει περιουσιακών στοιχείων, μπορούν να λάβουν σχετικά χαμηλή τιμή κινδύνου, επανεξετάζοντας το γεγονός ότι το ποσοστό της αξίας του δανείου που είναι πιθανό να χαθεί είναι πολύ μικρότερο συγκριτικά με ένα «συνηθισμένο» δάνειο στον ίδιο δανειολήπτη. Τέτοια συστήματα μπορεί να χαρακτηρίζονται με μεγαλύτερη ακρίβεια. Παρότι κάποιες φορές μια ασαφής βάση μπορεί να μην δημιουργεί ιδιαίτερα σημαντικά προβλήματα, όταν όμως οι αξιολογήσεις χρησιμοποιούνται κυρίως για διοικητικούς σκοπούς και σκοπούς αναφοράς, ή σε περιπτώσεις που η φύση των τραπεζικών επιχειρήσεων είναι αρκετά

σταθερή με την πάροδο του χρόνου, μια σαφής εννοιολογική βάση είναι πολύ σημαντική, καθώς τα μοντέλα κινδύνου χαρτοφυλακίου και κερδοφορίας χρησιμοποιούνται πιο έντονα ιδιαίτερα σε περιόδους ταχείας αλλαγής.

Σε συνήθη συστήματα ανάλυσης, η πιο συνηθισμένη διαδικασία είναι ο προσδιορισμός, αρχικά, της πιθανότητας αθέτησης του δανειολήπτη, και στη συνέχεια, πιθανό το ποσοστό της αξίας του δανείου που είναι πιθανό να χαθεί. Ο ρυθμός απώλειας ως πιθανότητα αθέτησης που σχετίζεται με τον βαθμό δανειολήπτη συνήθως πολλαπλασιάζεται με το μέσο όρο του ποσοστού της αξίας του δανείου που είναι πιθανό να χαθεί. Έτσι, οι περισσότερες τράπεζες περιλαμβάνουν βαθμολογίες που ενσωματώνουν την έννοια του ρυθμού απώλειας. Υπάρχουν δισδιάστατα συστήματα τα οποία προάγουν την ακρίβεια και τη συνέπεια στην ταξινόμηση κρίσεων κριτών για την πιθανότητα αθέτησης και το ποσοστό της αξίας του δανείου που μπορεί να χαθεί. Σε πολλές τράπεζες, οι έννοιες απώλειας (PD, LIED και EL) είναι ενσωματωμένες στις αξιολογήσεις με κάπως ασαφή τρόπο. Επί τούτου, η υπηρεσία επενδυτών της Moody δηλώνει ότι οι αξιολογήσεις προορίζονται με τέτοιο τρόπο ώστε να χρησιμεύσουν ως δείκτες ή προβλέψεις της πιθανότητας απώλειας πίστωσης λόγω μη πληρωμής, καθυστέρησης πληρωμής ή μερικής πληρωμής (Moody, 1991). Αντίστοιχα, η Standard & Poors (1998) δηλώνει ότι οι αξιολογήσεις της αποτελούν μία εικόνα της γενικής πιστοληπτικής ικανότητας ενός οφειλέτη, την υποχρέωσή του αλλά και την πιθανότητα έκθεσής του σε σχετικούς παράγοντες κινδύνου και άρα αθέτησης συμφωνίας. Παρότι οι ρυθμιστικοί προσδιορισμοί προβληματικών στοιχείων προσδιορίζουν συνήθως πιστώσεις υψηλού κινδύνου, υπάρχουν διοικητικές έννοιες που είναι εννοιολογικά ξεχωριστές από τον καθαυτό κίνδυνο. Συνήθως πραγματοποιείται διενέργεια παρακολούθησης για τέτοια ιδιαίτερα περιουσιακά στοιχεία, όπως είναι για παράδειγμα οι επίσημες τριμηνιαίες αναθεωρήσεις κατάστασης και ειδικές αναφορές που βοηθούν τη διαχείριση τραπεζών ώστε να παρακολουθούν και να αντιδρούν σε σημαντικές εξελίξεις. Ωστόσο, οι τράπεζες ενδέχεται να επιθυμούν να παρακολουθούν τις πιστώσεις παρότι μπορεί να μην έχουν χαρακτηριστεί ως υψηλού κινδύνου, και ως εκ τούτου ενδέχεται να επιθυμούν να διαχωρίσουν τα μέτρα κινδύνου.

Παρότι κάποιοι θεσμοί, όπως για παράδειγμα οι εποπτικοί οργανισμοί των ΗΠΑ δεν απαιτούν συγκεκριμένα από τις τράπεζες να διατηρούν κανονιστικές ρυθμίσεις, μπορεί όμως να απαιτούν την τήρηση αρχείων σε ένα ικανοποιητικό επίπεδο ώστε να διασφαλιστεί ότι τα δάνεια στις ρυθμιστικές κατηγορίες, μπορούν να κατηγοριοποιούνται επακριβώς. Υπάρχουν μάλιστα περιπτώσεις που χρειάζονται ειδική παρακολούθηση, αλλά δεν εμπίπτουν στους βαθμούς ρυθμιστικού προβλήματος. Συνήθως οι τραπεζικοί οργανισμοί συμπεριλαμβάνουν τρεις ή τέσσερις κατηγοριοποιήσεις περιουσιακών στοιχείων σε εσωτερικές κλίμακες. Η κλίμακα αυτή μπορεί να διαφέρει ανά τον κάθε οργανισμό. Αξίζει να σημειωθεί ότι ακόμη και όταν ο αριθμός των βαθμών επιτυχίας είναι ίδιος σε δύο διαφορετικές τραπεζικές κλίμακες, ο κίνδυνος που σχετίζεται με τους ίδιους βαθμούς (για παράδειγμα, βαθμολογήθηκαν δύο δάνεια με τον ίδιο αριθμό), είναι σχεδόν πάντα διαφορετικός. Αν και τα συστήματα αξιολόγησης με μεγαλύτερο αριθμό βαθμών είναι μία ιδιαίτερα δαπανηρή διαδικασία ως προς την ανάλυση και εξήγηση, λόγω της επιπλέον εργασίας που απαιτείται για τη διάκριση των εσωτερικών βαθμών κινδύνου, οι τράπεζες με σχετικά τυπικές προσεγγίσεις στη διαχείριση πιστωτικού κινδύνου είναι πιθανό να επιλέξουν να αναλάβουν αυτό το κόστος προκειμένου να υπάρχει όσο πιο λεπτομερής πληροφορία γίνεται. Οι λεπτότερες διακρίσεις κινδύνου είναι ιδιαίτερα χρήσιμες για την εκτίμηση κερδοφορίας, για την ανάλυση κατανομής κεφαλαίου και μοντέλων τιμολόγησης. Εδώ αξίζει να αναφέρουμε ότι πολλές τράπεζες έχουν αρχίσει τα τελευταία χρόνια να χρησιμοποιούν λογιστική προσέγγιση.

Το ποσοστό των βαθμών που χρησιμοποιούνται για τη διάκριση μεταξύ σχετικά χαμηλού κινδύνου πιστώσεων έναντι του ποσοστού που χρησιμοποιείται για τη διάκριση μεταξύ των επικίνδυνων πιστώσεων τείνει να διαφέρει με τον επιχειρηματικό συνδυασμό της τράπεζας, πόσο μάλλον ανά τις διάφορες εταιρείες. (Treasy and Carey, 2000).

Για τη διαχείριση του κινδύνου, τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα έχουν προσπαθήσει και συνεχώς προσπαθούν να κατασκευάσουν ευφυή συστήματα για να εκτιμήσουν την πιθανότητα αθέτησης των υποχρεώσεων από κάποιο πελάτη. Αρχικά, οι εταιρείες, για αυτό το σκοπό, εκχωρούν τα βασικά χαρακτηριστικά κάθε πελάτη

και στη συνέχεια παράγουν ένα πιστωτικό αποτέλεσμα σύμφωνα με την εκτιμώμενη ατομική πιθανότητα ενός χρήστη να αθετεί τις υποχρεώσεις του. Αυτή η πρακτική επιτρέπει στις εταιρείες να καθορίσουν το επίπεδο κινδύνου στο οποίο είναι διατεθειμένες να λειτουργήσουν και, συνεπώς, να ελαχιστοποιήσουν τις πιθανές απώλειες στις οποίες ενδέχεται να εκτεθούν (Roa et al., 2021). Ο στόχος αυτού του πιστωτικού αποτελέσματος, που λαμβάνει χώρα για κάθε πελάτη, είναι να ταξινομήσει εάν είναι περισσότερο ή λιγότερο πιθανό να αθετήσει τις οικονομικές του υποχρεώσεις και να εκτιμήσει εάν θα εγκριθούν ή όχι για πιθανή πίστωση κάτω από τα επίπεδα κινδύνου που είναι αποδεκτά από το ίδρυμα (Lawrence & Solomon, 2012). Συνήθως, διάφορες χρηματοοικονομικές εταιρείες σε όλο τον κόσμο έχουν αντιμετωπίσει αυτό το πρόβλημα ταξινόμησης μέσω τυπικών αλγορίθμων δυαδικής ταξινόμησης, όπως λογιστική παλινδρόμηση, νευρωνικά δίκτυα, ανάλυση διακρίσεων, γενετικός προγραμματισμός και δέντρα αποφάσεων.(Lessmann, Baesens, Seow, & Thomas, 2015).

Έτσι, η μοντελοποίηση αυτών των υποδειγμάτων παράγει βαθμολογίες, και αυτή τη διαδικασία αναλαμβάνει συνήθως ένα γραφείο ή ένας οργανισμός αναφοράς καταναλωτών, δηλαδή εταιρείες αφιερωμένες στη συλλογή δεδομένων για άτομα καθ' όλη τη διάρκεια της οικονομικής τους ζωής, τα οποία στη συνέχεια καθιστούν αυτές τις πληροφορίες διαθέσιμες στην αγορά μέσω πιστωτικών αναφορών για έναν πιθανό δανειστή για αγορά (Hurley & Adebayo, 2016). Για το σκοπό αυτό, το γραφείο πίστωσης εξετάζει πώς συμπεριφέρονται τα άτομα με τις χρηματοοικονομικές εταιρείες με τις οποίες έχουν αλληλεπιδράσει και δημιουργεί ένα ποσοτικό αποτέλεσμα από αυτές τις πληροφορίες, το οποίο χρησιμοποιείται συνήθως ως δείκτης για τις εταιρείες δανεισμού να εκτιμήσουν την πιθανότητα αθέτησης του ατόμου. Σε πολλές χώρες, το σκορ αυτό είναι συνώνυμο με ένα πιστωτικό αποτέλεσμα, αλλά οι περισσότερες σύγχρονες τράπεζες χρησιμοποιούν τις δικές τους υλοποιήσεις, οι οποίες χρησιμοποιούν μόνο το σκορ του γραφείου ως είσοδο στο δικό τους προσαρμοσμένο και διαμορφωμένο υπόδειγμα. Μεταξύ άλλων, οι μεταβλητές που αποτελούν την οικονομική έκθεση είναι ο αριθμός των πιστώσεων στο ιστορικό, ο τύπος των πιστώσεων που αποκτήθηκαν, η χρήση αυτών των πιστώσεων ή πόσες από αυτές είναι διαθέσιμες, τα πιθανά χρέη, οι προεπιλογές

πληρωμής εντός ενός ιστορικού, καθώς και οι πτωχεύσεις ή οι καθυστερημένες πληρωμές. Αυτές οι μεταβλητές μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως έχουν ή να χρησιμοποιηθεί η βαθμολογία ως πρώτη μεταβλητή εισόδου στο υπόδειγμα.

Κάθε μέθοδος, ή πιο σωστά, οικογένεια μεθόδων, έχει τα δυνατά και αδύνατα σημεία της, με αποτέλεσμα να μην υπάρχει κάποιο υπόδειγμα ή συνδυασμός υποδειγμάτων που να υπερτερεί σε κάθε περίπτωση από όλα τα υπόλοιπα. Ένα τέτοιο υπόδειγμα, το οποίο έχει χρησιμοποιηθεί σε μεγάλο βαθμό από τη βιβλιογραφία γενικότερα, αλλά ιδιαίτερα δε, στον τομέα πρόβλεψης αθέτησης υποχρεώσεων πελατών, είναι η λογιστική παλινδρόμηση (logistic regression). Είναι ιδιαίτερα σημαντικό ότι δεν διαθέτει κάθε άτομο στον πλανήτη τραπεζικό λογαριασμό, όσο παράξενο και αν ακούγεται, και επίσης δεν διενεργεί τραπεζικές κινήσεις. Για να εξακριβωθεί η οικονομική συμπεριφορά των μη τραπεζικών πελατών, μπορούν να χρησιμοποιηθούν μη παραδοσιακά δεδομένα ομαδοποιημένα σε μη χρηματοοικονομικές πληρωμές, ατομική συμπεριφορά και εξόρυξη δεδομένων (Aitken, 2017). Πιο αναλυτικά, η κατηγορία «μη χρηματοοικονομικές πληρωμές», περιλαμβάνει στοιχεία που καταγράφουν εάν ένας καταναλωτής έχει πραγματοποιήσει τις πληρωμές που έχει υποσχεθεί να πραγματοποιήσει, για παράδειγμα, αρχεία πληρωμών βασικών υπηρεσιών κοινής ωφέλειας όπως φυσικό αέριο, νερό και ηλεκτρικό ρεύμα, υπηρεσίες τηλεπικοινωνιών και ενοίκιο. Αυτές οι πληροφορίες περιλαμβάνουν επίσης την εγγραφή περιουσιακών στοιχείων του ατόμου (Carroll & Rehmani, 2017). Αυτές οι μη χρηματοοικονομικές πληρωμές σχετίζονται εννοιολογικά με τα παραδοσιακά δεδομένα, δεδομένου ότι μετρούν την ικανότητα πληρωμής σε διαφορετικά περιβάλλοντα και βασίζονται στην ίδια αρχή για το αν ένα άτομο μπορεί να λάβει δ ή όχι. Αυτές οι μεταβλητές έχουν προηγουμένως αποδειχθεί ότι είναι ισχυροί προγνωστικοί παράγοντες της προεπιλογής σε μη τραπεζικά τμήματα στο παρελθόν (Bravo et al., 2013). Η δεύτερη ομάδα αποτελείται από πληροφορίες που αποκλίνουν από οικονομικά δεδομένα και μετρά ατομικές συμπεριφορές, όπως πρότυπα κατανάλωσης, ποινικά αρχεία, παραβάσεις κυκλοφορίας, ιστορικό απασχόλησης και αλλαγές διευθύνσεων κατοικίας. Με λίγα λόγια, οτιδήποτε αφορά την καθημερινότητα των ατόμων. Αυτά



μπορούν να μετατραπούν σε μεταβλητές-παρατηρήσεις για την εκτίμηση και πρόβλεψη της αξιοπιστίας και πιστοληπτικής ικανότητας με προσεκτική εξέταση των ηθικών και κανονιστικών επιπτώσεων, ιδιαίτερα μετά την θέσπιση του πρωτόκολλου προστασίας προσωπικών δεδομένων (GDPR). Οι μεταβλητές όπως τα σταθερά πρότυπα εργασίας, για παράδειγμα, μπορούν να σηματοδοτήσουν μια χαμηλότερη συμπεριφορά αθέτησης (Aitken, 2017). Τέλος, η εξόρυξη δεδομένων προσπαθεί να εντοπίσει το μη τραπεζικό λογαριασμό μέσω των δεδομένων που δημιουργούνται σε εφαρμογές, ιστοσελίδες, κοινωνικά μέσα, αρχείο κλήσεων, μηνύματα ηλεκτρονικού ταχυδρομείου και μηνύματα. Η σημασία της εξόρυξης δεδομένων είναι ότι είναι η πιο περιεκτική από όλες τις μη παραδοσιακές φόρμες δεδομένων, καθώς είναι πιο εύκολο να αποκτήσει πρόσβαση μια εταιρεία σε ένα κινητό τηλέφωνο, παρά σε μια χρηματοοικονομική υπηρεσία. Κατά συνέπεια, με κάθε διαδικτυακή κίνηση δημιουργούνται νέα δημογραφικά, γεωγραφικά, οικονομικά και κοινωνικά δεδομένα που ενισχύουν την οικονομική ένταξη και τα πιστωτικά αποτελέσματα (Roa et al., 2021).

Διαφορετικοί ερευνητές έχουν χρησιμοποιήσει εναλλακτικά δεδομένα σε μοντέλα πιστωτικής πρόβλεψης, επιδιώκοντας έτσι τη βελτίωση της απόδοσης του μοντέλου και αποδεικνύουν ότι τα μη παραδοσιακά δεδομένα είναι πολύτιμα για τον χρηματοπιστωτικό τομέα. Επιγραμματικά παραθέτουμε τους Zhang, Jia, Diao, Hai και Li (2016) οι οποίοι παρουσίασαν ένα μοντέλο πιστωτικού αποτελέσματος που συγχώνευσε τις παραδοσιακές πληροφορίες με πληροφορίες από τα κοινωνικά δίκτυα των χρηστών μέσω μιας πλατφόρμας peer-to-peer (P2P). Ενδιαφέρον είναι το γεγονός ότι οι συγκεκριμένοι ερευνητές, διαπίστωσαν ότι από τα έξι προγνωστικά χαρακτηριστικά της προεπιλογής, δύο ήταν οι πληροφορίες κοινωνικού δικτύου που ξεπέρασαν τις παραδοσιακές αξιολογήσεις πιστοληπτικής ικανότητας. Επιπλέον, οι Oskardottir et al. (2019) ανέπτυξαν ένα μοντέλο βαθμολόγησης πιστοληπτικής ικανότητας με βάση δεδομένα που αντλήθηκαν από εταιρείες κινητής τηλεφωνίας, δίκτυα κλήσεων και προεπιλεγμένη διάδοση, διαπιστώνοντας ότι τα μοντέλα που περιλάμβαναν δεδομένα κλήσεων είχαν καλύτερη απόδοση από τα παραδοσιακά μοντέλα βαθμολογίας πιστωτικών, τόσο στατιστικά όσο και οικονομικά (δηλαδή με βάση την στατιστική και οικονομική τους ερμηνεία). Η μελέτη έδειξε επίσης ότι η

χρήση των εναλλακτικών πληροφοριών, ακόμη και από μόνη της, θα μπορούσε να οδηγήσει σε προγνωστικά αποτελέσματα τόσο ακριβή όσο αυτά που παρέχονται από τις παραδοσιακές πληροφορίες. Αυτό είναι ένα πολύ σημαντικό εύρημα καθώς ανοίγει ένας καινούργιος ορίζοντας στην ανάλυση κινδύνου αθέτησης υποχρεώσεων, ακόμα και αν δεν υπάρχουν χρηματοπιστωτικά δεδομένα για τους εκάστοτε πελάτες. Εκτός από τα δίκτυα κλήσεων και τα δεδομένα κοινωνικών μέσων, η χρήση ψηφιακών αποτυπωμάτων έχει επίσης αποδειχθεί ότι παρέχει συμπληρωματικές πληροφορίες στα παραδοσιακά δεδομένα πιστωτικών αποτελεσμάτων. Ο Berg (2019) απέδειξε πώς η συμπεριφορά σε έναν ιστότοπο βελτιώνει την προεπιλεγμένη πρόβλεψη των ατόμων που βρίσκονται ήδη στο χρηματοοικονομικό σύστημα και επιτρέπει τη μείωση της ασυμμετρίας των πληροφοριών όταν το σκορ του δεν είναι διαθέσιμο προβλέποντας μόνο με μεταβλητές ψηφιακού αποτυπώματος και πράττοντας έτσι αποτελεσματικά. Ωστόσο, η χρήση αυτών των εναλλακτικών πληροφοριών οδηγεί σε ορισμένες κανονιστικές προκλήσεις, καθώς είναι απαραίτητο να υπάρχουν μοντέλα που να διευκολύνουν την ερμηνεία και οι μεταβλητές που εξάγονται από τις διάφορες εναλλακτικές πηγές πρέπει να είναι ακριβείς, προβλέψιμες και ξεκάθαρες. (Task Force on Financial Technology, 2019).

Ο τραπεζικός κανονισμός σχετίζεται ουσιαστικά με την πιστοληπτική ικανότητα. Η εκτίμηση της πιθανότητας προεπιλογής (PD) είναι μια συνάρτηση της βαθμολογίας, προσαρμοσμένη από μικροοικονομικούς παράγοντες (Baesens, Roesch, & Scheule, 2016). Αυτό σημαίνει ότι η ανάπτυξη των πιστωτικών αποτελεσμάτων είναι ρυθμισμένη και πρέπει να περάσει από τους αυστηρούς ελέγχους που επιβάλλονται από τις τοπικές τραπεζικές αρχές. Η Fintechs για παράδειγμα, αμφισβητεί τις παραδοσιακές μεθόδους που χρησιμοποιούν οι τράπεζες μέσω του σχεδιασμού και της εφαρμογής μοντέλων μηχανικής μάθησης τα οποία δείχνουν να έχουν μεγαλύτερη ισχύ πρόβλεψης και ταξινόμησης, αλλά ενδέχεται να μην έχουν καλή ερμηνεία (Ribeiro, Singh, & Guestrin, 2016). Επιπλέον, αυτοί οι σύνθετοι αλγόριθμοι μπορεί να ενσωματώσουν ακούσια μεταβλητές που είναι διακομιστές μεσολάβησης για ευαίσθητα χαρακτηριστικά καταναλωτών (Hurley & Adebayo, 2016). Είναι επομένως υποχρεωτικό για τους ρυθμιστικούς φορείς να μετριάσουν τους πιθανούς κινδύνους αυτών των νέων προσεγγίσεων και με αυτόν

τον τρόπο να διασφαλίσουν ότι οι αποφάσεις βαθμολογίας είναι όσο το δυνατόν ακριβέστερες αλλά και όσο το δυνατόν πιο αμερόληπτες, διαφανείς και δίκαιες (Basel Committee on Banking Supervision, 2018).

Οι τράπεζες και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα αποτελούν τη ραχοκοκαλιά μιας χώρας. Όταν οι τράπεζες χρεοκοπούν επηρεάζεται η οικονομία της χώρας και αυξάνεται ο κίνδυνος ύφεσης στη χώρα. Οι τράπεζες και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα πρέπει να προσθέσουν τη διαχείριση κινδύνου στις επενδυτικές τους αποφάσεις, καθώς το επίπεδο κινδύνου είναι απρόβλεπτο. Ο χρηματοοικονομικός κίνδυνος δεν μπορεί να προβλεφθεί καθώς δεν αυξάνεται με έναν μόνο παράγοντα αλλά είναι αποτέλεσμα πολλαπλών εκθέσεων. Εάν το σύστημα διαχείρισης κινδύνων εφαρμοστεί με τον σωστό τρόπο, θα βοηθούσε στην εξάλειψη των συστηματικών κινδύνων και των κινδύνων της αγοράς. Ωστόσο, εάν η τράπεζα δεν ακολουθήσει στρατηγική με σκοπό ανεύθυνη κερδοσκοπία, το αποτέλεσμα του συστήματος διαχείρισης κινδύνων θα καταρρεύσει. Οι στρατηγικές διαχείρισης κινδύνων πρέπει να αναθεωρηθούν με αλλαγές στην αγορά και τις απαιτήσεις.

Πολλές τράπεζες και χρηματοπιστωτικά ιδρύματα επηρεάστηκαν στα τέλη της δεκαετίας του 2000 λόγω της παγκόσμιας χρηματοπιστωτικής κρίσης. Οι επηρεαζόμενες τράπεζες και τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα συγχωνεύονται, εξαγοράζονται από άλλες τράπεζες ή χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, εν μέρει εθνικοποιούνται από τις διάφορες κυβερνήσεις ή εκκαθαρίζονται. Μερικοί από τους λόγους πίσω από αυτήν την κρίση περιλαμβάνουν: υποθήκες προπληρωμής, εξασφαλίσεις υποχρεώσεων χρέους, παγωμένες αγορές πιστώσεων και ανταλλαγές χρεοκοπίας. Οι διαχειριστές όταν ενεργούν ως πράκτορες στους μετόχους δεν δίνουν κατάλληλες πληροφορίες και διατρέχουν μεγάλο κίνδυνο επενδύοντας έργο που δεν του αποφέρει κέρδη (Jensen, 1986). Όταν η ταμειακή ροή είναι υψηλή, θα μπορούσε να οδηγήσει τους μετόχους σε αναποτελεσματικές επενδύσεις, καθώς όταν υπάρχει χαμηλή ταμειακή ροή και η απουσία της καθαρής παρούσας αξίας για το επενδυτικό σχέδιο θα μπορούσε να οδηγήσει σε αποτελεσματικές επενδύσεις (Stultz, 1990). Όταν η εταιρεία έχει χρέος, ο διευθυντής θα λειτουργήσει αποτελεσματικά και το χρέος θα μειώσει την ταμειακή ροή που συσχετίστηκε με το κόστος. Ο σκοπός αυτού του μοντέλου ήταν να δείξει ότι η αναποτελεσματικότητα σχετίζεται με τον κίνδυνο

ενεργητικού της εταιρείας, την ανάπτυξη της εταιρείας, όπως οι εταιρείες που επενδύουν σε έργα αρνητικής καθαρής παρούσας αξίας και οι τράπεζες που επενδύουν σε δάνεια κακής ποιότητας. Αυτό το χρέος θα ωθούσε τους διευθυντές να βοηθήσουν στην ανάπτυξη της εταιρείας σε μέγεθος και να προσπαθήσουν να την κάνουν μια αποτελεσματική εταιρεία.

Εάν ο πλούτος της εταιρείας σχετίζεται με την απόδοση της εταιρείας, τότε οι διαχειριστές θα είναι πιο αποτρεπτικοί από τους κινδύνους (Hughes, Lang, Mester and Moon, 1994). Ως αποτέλεσμα, οι διαχειριστές δεν θα αναλάβουν τον κίνδυνο και επενδύουν σε λιγότερο επικίνδυνο έργο. Το δάνειο που λήφθηκε για επένδυση σε αυτά τα έργα χωρίς κίνδυνο θα θεωρηθεί αναποτελεσματικό. Η απόφαση μόχλευσης για την τράπεζα εξαρτάται από την ασφάλιση καταθέσεων και τους κανονισμούς. Εάν η ασφάλιση των καταθέσεων έχει λανθασμένη τιμή, θα παραπλανήσει τη λήψη υψηλού κινδύνου. Αυτό το μοντέλο δεν ελήφθη υπόψη λόγω του κόστους πτώχευσης που θα μείωνε την αξία της εταιρείας (Kwan, 1990, και Keeley, 1990). Η θεωρία υποδηλώνει επίσης ότι η εταιρεία θα αναλάβει μεγαλύτερο κίνδυνο να αντισταθμίσει το απαιτούμενο κεφάλαιο αντί να ωθήσει την ανάπτυξη της εταιρείας. Η ανάληψη περισσότερων κινδύνων θα επηρέαζε την ασφάλεια της τράπεζας (Koehn and Santomero, 1980 και Kim and Santomero, 1988). Η αύξηση του κεφαλαίου θα βοηθήσει τους κατόχους χρεών να εκτίθενται σε υψηλό κίνδυνο (Furlong και Keeley, 1990). Οι εταιρείες των οποίων η ανάπτυξη είναι γρήγορη προσπαθούν να αναλάβουν μεγαλύτερο κίνδυνο. Στο μοντέλο Choice and Performance-at-Risk Performance από τους Cris Brooks και Gita Persand (2003), οι συγγραφείς πιστεύουν ότι τα εσωτερικά μοντέλα διαχείρισης κινδύνου βοηθούν στη μείωση του κινδύνου υπολογίζοντας την κεφαλαιακή απαίτηση. Σε αυτό το άρθρο οι συγγραφείς συζητούν τη συμφωνία μεταξύ των επενδυτικών τραπεζών και των ρυθμιστικών κοινοτήτων. Οι συγγραφείς χρησιμοποιούν διαφορετικές μεθοδολογίες για να βρουν το πρόβλημα που υπάρχει στη στατιστική μοντελοποίηση που χρησιμοποιείται για την εύρεση απαιτήσεων κεφαλαιουχικού κινδύνου με βάση την αγορά. Βρίσκουν κάποια μειονεκτήματα σε όλες τις μεθόδους και συμπεραίνουν ότι όσο πιο απλή είναι η μέθοδος τόσο πιο ακριβή είναι τα αποτελέσματα. Η καταστροφή παραγώγων υψηλού προφίλ υποδηλώνει ότι υπάρχει απαίτηση για καλό σύστημα διαχείρισης

κινδύνου (Jorion, 1995). Οι συγγραφείς συγκρίνουν το μοντέλο που προτείνει η Επιτροπή Βασιλείας (Basil 2) με άλλες μεθόδους με σκοπό τη μέτρηση του κινδύνου.

Οι εταιρείες που ασκούν διαχείριση κινδύνων είναι πιο ανεκτικές στη μεταβλητότητα από τις εταιρείες που δεν διαθέτουν διαχείριση κινδύνου. Η διαχείριση κινδύνων επιτρέπει στις εταιρείες να αναλαμβάνουν μεγάλο κίνδυνο (Stulz, 1996). Λαμβάνοντας υπόψη τις θεωρητικές μελέτες που πραγματοποίησαν οι Smith και Stulz, διαπιστώνουν ότι οι εταιρείες με μεγάλο μετοχικό μερίδιο συμμετοχής είναι πιο επισφαλείς. Η πλήρωση της πτώχευσης θα κοστίσει 3% έως 25% της συνολικής κεφαλαιοποίησης της αγοράς τους (Gilson, 1990).

Οι εταιρείες που βρίσκονται σε οικονομική δυσχέρεια μπορούν να προετοιμάζουν σχέδιο για αναδιοργάνωση, όπως για παράδειγμα να προχωρούν σε διαπραγματεύσεις με πιστωτές με ενιαίο σχέδιο. Ο επενδυτής κάνει μια χρεοκοπία που επιτρέπει στην εταιρεία να μιλήσει με τους πιστωτές, έτσι ώστε να μπορούν να συνεχίσουν με την κανονική λειτουργία (Jorion, 1995). Οι περισσότερες εταιρείες έχουν αντιστάθμιση και ασφάλιση για τη μείωση του κινδύνου τους, αλλά η αντιστάθμιση διαφοροποιεί μόνο τον κίνδυνο. Καθώς αυτοί οι κίνδυνοι μεταφέρονται σε άλλη μορφή κινδύνου, ο κίνδυνος αγοράς μεταφέρεται στον πιστωτικό κίνδυνο (Kimball, 2000). Σχεδόν το 40% των εταιρειών που χρησιμοποιήθηκαν ως δείγμα το 1979-1988 δεν μπόρεσαν να επιστρέψουν (Hotchkiss, 1995). Αυτό το εργαλείο διαχείρισης κινδύνων προτιμήθηκε από την ανώτερη διοίκηση, παρόλο που ενδέχεται να απορριφθεί κατά την αναδιοργάνωση (Smith Jr., και Stulz, 1985). Όταν μια διοίκηση ενεργεί ως πράκτορας οδηγεί σε σύγκρουση συμφερόντων και προσπαθεί να βρει όφελος. (Stulz, 1996). Οι μέτοχοι χάνουν πολλά από τις επενδύσεις προπληρωμής τους καθώς η εταιρεία πληρώνει ένα μικρό ποσοστό προκειμένου να επιταχύνει τη διαδικασία πτώχευσης (Trotman, 2003). Η πτώχευση δεν επηρεάζει μόνο τους μετόχους αλλά και τους πιστωτές και τους υπαλλήλους.

Στη μελέτη τους σχετικά με την πτώχευση στην Ταϊλάνδη, οι Pongsatat κ.ά. (2004) διαπίστωσαν ότι μέχρι το τέλος της δεκαετίας του 1970, οι περισσότερες προβλέψεις πτώχευσης χρησιμοποίησαν κάποια μορφή ανάλυσης πολλαπλών

μεταβλητών. Διαπίστωσαν επίσης ότι ορισμένοι ερευνητές θεώρησαν ότι η πολλαπλή διαχωριστική ανάλυση είχε δύο θεμελιώδεις αδυναμίες. Σύμφωνα με τον Jones (1987) η ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων δεν λαμβάνει υπόψη τις προηγούμενες πιθανότητες και επίσης υποθέτει την ίδια πιθανότητα συμμετοχής στην ομάδα με βάση τις αναλογίες δειγμάτων. Για να εξαλειφθούν αυτές οι δύο αδυναμίες, οι ερευνητές άρχισαν να χρησιμοποιούν δύο επιπλέον στατιστικές τεχνικές: πολλαπλή λογιστική παλινδρόμηση (ή ανάλυση logit) και ανάλυση probit. Οι Kleinbaum & Klein, (2010) περιγράφουν τη logit ως μια τεχνική που βασίζεται σε μια αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας που δεν απαιτεί οι ανεξάρτητες μεταβλητές να ακολουθούν την κανονική κατανομή. Το Logit βάζει ένα βάρος σε κάθε μία από τις μεταβλητές, έτσι ώστε ο τύπος να παράγει μια πιθανότητα ταξινόμησης τοποθετώντας τις σταθμισμένες ομάδες σε μία ή περισσότερες ξεχωριστές ομάδες. Η μέθοδος probit είναι παρόμοια με το logit εκτός από το ότι χρησιμοποιεί μια σχεδόν πανομοιότυπη κανονική συνάρτηση αθροιστικής πιθανότητας αντί της λογιστικής αθροιστικής συνάρτησης (Gentry, Newbold and Whitford, 1985). Οι Boritz και Kennedy (1995) περιέγραψαν τις διαφορές μεταξύ των δύο προσεγγίσεων ως προς ότι το μοντέλο logit χρησιμοποίησε τη λογιστική συνάρτηση και το probit χρησιμοποίησε τη κανονική κατανομή.

Στην ανασκόπηση της βιβλιογραφίας, οι Pongsatat et al κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι ο Martin (1977) ήταν πιθανώς ο πρώτος που διεξήγαγε μια μελέτη χρησιμοποιώντας ανάλυση logit στην πρόβλεψη πτώχευσης. Ο Μάρτιν εξέτασε 58 αποτυχημένες τράπεζες μελών της Federal Reserve και τις συνέκρινε με μια ομάδα μη αποτυχημένων τραπεζών. Χρησιμοποιώντας 25 χρηματοοικονομικούς δείκτες που ταξινομούνται ως κίνδυνος ενεργητικού, ρευστότητα, κεφαλαιακή επάρκεια και κέρδη και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι αυτή η ικανότητα ακριβούς πρόβλεψης αποτυχημένων χρηματοοικονομικών εταιρειών ήταν σημαντική σε οποιαδήποτε ανάλυση της χρεοκοπίας στην Ταϊλάνδη.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, ο James Ohlson (1980) αναγνωρίζεται ως ο πρώτος ερευνητής που διεξήγαγε μια ολοκληρωμένη μελέτη της χρεοκοπίας χρησιμοποιώντας ανάλυση logit. Ο Ohlson θεώρησε ότι η δύναμη της τεχνικής του ήταν ότι ήταν απλή στην εφαρμογή και θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες

περιστάσεις (Ohlson, 1980). Ο Ohlson αναγνώρισε ότι η αδυναμία του μοντέλου του ήταν ότι δεν έλαβε υπόψη τα δεδομένα συναλλαγών της εταιρείας. Ο Ohlson ανέφερε τρία βασικά προβλήματα με προηγούμενες μελέτες που είχαν γίνει με τη χρήση της πιο δημοφιλούς τεχνικής ανάλυσης πολλαπλών διακρίσεων. Αρχικά αντιτάχθηκε στις στατιστικές απαιτήσεις που επιβάλλονται. Μεταξύ αυτών των προαπαιτούμενων ήταν ότι οι σχέσεις διακύμανσης - συνδιακύμανσης των αναλογιών έπρεπε να είναι ίδιες και για τις δύο ομάδες και ότι οι προγνωστικοί παράγοντες (αναλογίες) έπρεπε να κατανέμονται κανονικά. Δεύτερον, η έξοδος στην ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων είναι μια βαθμολογία, η οποία έχει μικρή διαισθητική ερμηνεία. Τρίτον, υποστήριζε ότι η χρήση της διαδικασίας αντιστοίχισης αποτυχημένων και μη αποτυχημένων εταιρειών παρείχε κανένα όφελος σε μια ανάλυση. Ο Ohlson θεώρησε ότι η χρήση της ανάλυσης υπό όρους logit αποφεύγει ουσιαστικά όλα τα προβλήματα που συζητήθηκαν σε σχέση με την ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων (Ohlson, 1980). Ο Ohlson πραγματοποίησε τρία σύνολα υπολογισμών χρησιμοποιώντας το μοντέλο logit. Το πρώτο μοντέλο αυτό προέβλεπε πτώχευση εντός ενός έτους. Το δεύτερο μοντέλο προέβλεπε πτώχευση εντός δύο ετών, δεδομένου ότι η εταιρεία δεν απέτυχε εντός του επόμενου έτους. Το τρίτο μοντέλο προέβλεπε πτώχευση εντός ενός ή δύο ετών.

Λαμβάνοντας δεδομένα από το Wall Street Journal Index στη δεκαετία του εβδομήντα (1970 - 1976), λήφθηκαν οικονομικές πληροφορίες από 105 εταιρείες που έχουν χρεοκοπήσει και 2058 μη πτωχευμένες εταιρείες από το αρχείο Compustat. Από τη μελέτη του Ohlson τα αποτελέσματα δείχνουν ότι οι τέσσερις παράγοντες που προέρχονται από οικονομικές καταστάσεις που είναι στατιστικά σημαντικοί για σκοπούς αξιολόγησης της πιθανότητας πτώχευσης είναι το μέγεθος της εταιρείας, δεύτερον, ένα μέτρο μόχλευσης (συνολικές υποχρεώσεις σε σύνολο περιουσιακών στοιχείων). Τρίτον, ένα μέτρο απόδοσης (καθαρό εισόδημα επί του συνόλου περιουσιακών στοιχείων και πάγια περιουσιακά στοιχεία στο σύνολο των υποχρεώσεων). Τέταρτο, ορισμένα μέτρα τρέχουσας ρευστότητας (κεφάλαιο κίνησης προς σύνολο στοιχείων ενεργητικού, τρέχον ενεργητικό ως προς τρέχουσες υποχρεώσεις). (Ohlson, 1980)

Μέχρι το τέλος της μελέτης του, ο Ohlson κατέληξε στο συμπέρασμα ότι η

προγνωστική ισχύς του μοντέλου εξαρτάται από το πότε διατίθεται η οικονομική έκθεση και ότι οι προγνωστικές δυνάμεις φαίνεται να είναι ισχυρές σε όλη τη διαδικασία εκτίμησης. Τέλος, ο Ohlson συνέστησε να απαιτείται περαιτέρω έρευνα για τη βελτίωση της ακρίβειας του μοντέλου πρόβλεψης. Ενώ τα αποτελέσματα του Ohlson δεν ήταν τόσο καλά όσο του Altman, κατέληξε στο συμπέρασμα ότι η μεθοδολογία του ήταν πιο καλή. Έφτασε επίσης σε ένα άλλο ενδιαφέρον συμπέρασμα από τη μελέτη του στο ότι διαπίστωσε ότι το μέγεθος της εταιρείας ήταν ο πιο σημαντικός προγνωστικός παράγοντας στο μοντέλο του (Patterson, 2001). Σύμφωνα με τον Khunthong (1997), το μοντέλο της Ohlson για την πρόβλεψη της πτώχευσης εντός ενός έτους, χρησιμοποιώντας εννέα λογιστικούς δείκτες και ένα σημείο αποκοπής εξίσου σταθμισμένο με σφάλματα τύπου I και τύπου II, έδωσε σωστή ταξινόμηση.

Μια ανασκόπηση της βιβλιογραφίας δείχνει ότι ήταν οι κρίσεις του Μπατ Ταϊλάνδης και η επακόλουθη αύξηση των πτωχεύσεων που μπορεί να έχουν προκαλέσει τους ερευνητές να αρχίσουν να ερευνούν τη χρήση μοντέλων πρόβλεψης πτώχευσης στην Ταϊλάνδη. Η χρηματοπιστωτική κρίση συνέβη όταν τράπεζες και χρηματοοικονομικές εταιρείες δανείστηκαν σε μεγάλο βαθμό σε βραχυπρόθεσμη βάση από τράπεζες σε άλλες χώρες - κυρίως την Ιαπωνία και τις Ηνωμένες Πολιτείες - και πήραν υπερβολικά επικίνδυνα δάνεια για τη χρηματοδότηση της κατασκευής εμπορικών και οικιστικών μονάδων. Όταν η ζήτηση για τέτοιες μονάδες δεν ήταν προσεκτική όπως αναμενόταν, προέκυψε ένα φαινόμενο ντόμινο: οι επενδυτές ακινήτων που δανείστηκαν, οι δανειστές τους αθετούσαν και οι τράπεζες έμειναν με δάνεια σε ξένο νόμισμα που απαιτούν πληρωμή. Μια επακόλουθη κρίση συναλλάγματος ακολούθησε την κατάρρευση της αγοράς ακινήτων.



## 2. Μεθοδολογία Altman

### 2.1 Το Υπόδειγμα Z-Score

Ο Edward Altman ο οποίος ήταν καθηγητής Χρηματοοικονομικών στο Stern Business School του New York University, θεωρήθηκε από πολλούς ως ο Πατέρας της διαχωριστικής ανάλυσης για την κατάταξη των εταιριών σε αυτές που θα παραμείνουν φερέγγυες και αυτές που θα πτωχεύσουν δηλαδή αυτές που θα γίνουν αφερέγγυες.

Στο έργο του “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy” το οποίο δημοσιεύθηκε το 1968 στον εκδοτικό οίκο Wiley , αναφέρεται στην σημαντικότητα των αριθμοδεικτών για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας μιας εταιρίας και αναφέρει ότι αυτές οι εταιρίες παρουσιάζουν σημαντικές διαφορές σε συγκεκριμένους αριθμοδείκτες σε σχέση με τις εταιρίες που θα παραμείνουν φερέγγυες. Για πολλές δεκαετίες το μοντέλο του Altman ήταν το κλασικό υπόδειγμα για εφαρμογή στις επιχειρήσεις.

Ο Altman ήταν ο πρώτος που αμφισβήτησε αυτή τη προσέγγιση, θεωρώντας ότι εξάγει λανθασμένα συμπεράσματα και υποστηρίζοντας ότι θα έπρεπε να υπάρχει στάθμιση μεταξύ των αριθμοδεικτών που χρησιμοποιήσε, ανάλογα με το ποιο παίζουν πιο καθοριστικό ρόλο σε μια επιχείρηση. Για τον λόγο αυτό δημιούργησε το μοντέλο Z-Score στο οποίο εφαρμόζεται η πολυμεταβλητή ανάλυση (Multiple Discriminant Analysis, MDA) βασισμένο σε μια σειρά χρηματοοικονομικών δεικτών. Το μοντέλο αυτό εκτιμά την πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης, και ανάλογα με το δείγμα που χρησιμοποιείται για την λειτουργία του παίρνει και την κατάλληλη μορφή.

### 2.2 Επιλογή δείγματος

Τα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν από τον Altman ήταν από 66 επιχειρήσεις των ΗΠΑ εκ των οποίων οι μισές (33) είχαν υποβάλλει αίτηση πτώχευσης και οι υπόλοιπες μισές ήταν υγιείς κατά την περίοδο της ανάλυσης. Όπως στο πρώτο δείγμα που ήταν οι πτωχευμένες επιχειρήσεις, έτσι και στο δεύτερο που ήταν οι υγιείς, έγινε επιλογή ανάμεσα σε μεσαίες επιχειρήσεις και όχι μικρές ή μεγάλες για να αποφευχθεί πιθανή παρέκκλιση των αριθμοδεικτών.

Επιλέχθηκαν επιχειρήσεις ύστερα από ομαδοποίησή τους κατά μέγεθος και κλάδο. Σε αυτό το σημείο να σημειώσουμε ότι τα περιουσιακά στοιχεία των επιχειρήσεων που δήλωσαν πτώχευση (περίοδος πτώχευσης 1946-1965) ήταν αρκετά χαμηλότερα σε σχέση με τα σημερινά δεδομένα με αποτέλεσμα το

ενεργητικό των εταιριών του δείγματος να κυμαίνεται από 1 εκατομμύριο δολάρια έως 25 εκατομμύρια δολάρια με μέσο ενεργητικό 6,4 εκατομμύρια δολάρια. Ανάλογο μέγεθος είχαν και οι υγιείς επιχειρήσεις (περίοδος λειτουργίας μέχρι το έτος 1966) που λήφθηκαν στο υπόψη στο δείγμα.

### 2.3 Οι αριθμοδείκτες και το υπόδειγμα

Αφού επέλεξε το δείγμα των επιχειρήσεων, στην συνέχεια επέλεξε 22 πιθανούς χρήσιμους αριθμοδείκτες ώστε να τους αξιολογήσει. Η επιλογή των αριθμοδεικτών αυτών έγινε σύμφωνα με τους ισολογισμούς και τα αποτελέσματα χρήσης αυτών των επιχειρήσεων αλλά και την στατιστική συχνότητά τους στη βιβλιογραφία καθώς και την προσωπική γνώμη του Altman σχετικά με την συσχέτιση και την προβλεπτική ικανότητα που παρουσίαζαν. Αμέσως μετά επέλεξε τους 5 σημαντικότερους, αυτούς της κερδοφορίας, ρευστότητας, φερεγγυότητας, μόχλευσης και δραστηριότητας, οι οποίοι δίνουν σημαντικές πληροφορίες για την επιχείρηση, την αποδοτικότητα και τα κεφάλαιά της.

Η διαδικασία επιλογής των δεικτών υλοποιήθηκε ως εξής. Αρχικά τοποθετούσε αριθμοδείκτες στο μοντέλο, και κάνοντας έλεγχο σημαντικότητας για αυτούς, τους κρατούσε στο υπόδειγμα αν αυτοί ήταν στατιστικά σημαντικοί. Στη συνέχεια πρόσθετε έναν νέο αριθμοδείκτη, για τον οποίο γινόταν έλεγχος και αν ήταν στατιστικά σημαντικός τον κρατούσε στο υπόδειγμα χωρίς να απορρίπτει τους προηγούμενους,. Συνεχίζοντας την παραπάνω διαδικασία κατέληξε στους 5 αυτούς πιο σημαντικούς αριθμοδείκτες και στο τελικό υπόδειγμα .

Συνοπτικά οι ενέργειες που ακολούθησε ήταν :

- 1) Έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας των εναλλακτικών μεταβλητών λαμβάνοντας υπόψη και την συνεισφορά της κάθε μεταβλητής.
- 2) Έλεγχος για την συνδιακύμανση μεταξύ των μεταβλητών
- 3) Αξιολόγηση της προβλεπτικής ικανότητας των διαφόρων υποδειγμάτων
- 4) Επιλογή του βέλτιστου μοντέλου.

Οι παραπάνω ενέργειες διαμόρφωσαν το τελικό υπόδειγμα ως εξής :

$$Z = 1,2 * X_1 + 1,4 * X_2 + 3,3 * X_3 + 0,6 * X_4 + 1 * X_5$$

όπου :

$$X_1 = \frac{\text{κεφάλαιοκίνησης}}{\text{Σύνολοενεργητικού}}$$

$$X_2 = \frac{\text{Παρακρατηθέντα κέρδη}}{\text{Σύνολο ενεργητικού}}$$

$$X_3 = \frac{\text{Κέρδη προτόκων και φόρων}}{\text{Σύνολο ενεργητικού}}$$

$$X_4 = \frac{\text{Αγοραία αξία μετοχικού κεφαλαίου}}{\text{Σύνολο υποχρεώσεων}}$$

$$X_5 = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Σύνολο ενεργητικού}}$$

Ο δείκτης  $X_1$  αναφέρεται ως δείκτης **ρευστότητας** και υποδηλώνει την ικανότητα της επιχείρησης να ανταποκρίνεται στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Αποδείχθηκε πολύ σημαντικός και σε μονομεταβλητό και σε πολυμεταβλητό επίπεδο.

Ο δείκτης  $X_2$  αναφέρεται και ως δείκτης **φερεγγυότητας** και υποδηλώνει την ηλικία της επιχείρησης διότι μια καινούρια επιχείρηση θα έχει μικρά κέρδη, αφού δεν θα έχει προλάβει να τα αυξήσει κατά πολύ, άρα θα έχει και μικρό αυτό τον δείκτη. Συμπεραίνουμε ότι η πιθανότητα πτώχευσης είναι μεγάλη όταν η επιχείρηση βρίσκεται "στα πρώτα της βήματα".

Ο δείκτης  $X_3$  αναφέρεται και ως δείκτης **κερδοφορίας/απόδοσης** και μας δίνει την χρησιμότητα των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης μη συμπεριλαμβανομένων των φόρων. Δηλαδή όσο πιο μεγάλος είναι ο δείκτης τόσο πιο πολλά τα κέρδη της εταιρίας από τα περιουσιακά στοιχεία της. Εύκολα μπορούμε να διαισθανθούμε πόσο σημαντικός είναι αυτός ο δείκτης για την πτώχευση της εταιρίας.

Ο δείκτης  $X_4$  αναφέρεται και ως δείκτης **μόχλευσης**. Η αγοραία αξία μετοχικού κεφαλαίου εκφράζει την αξία των συνολικών μετοχών της επιχείρησης, ενώ το σύνολο των υποχρεώσεων μας δείχνει αν το σύνολο των υποχρεώσεων μιας επιχείρησης υπερβαίνει τα περιουσιακά στοιχεία της (βαθμός αφερεγγυότητας). Άρα ο δείκτης αυτός μας εκφράζει την μέγιστη υποβάθμιση των περιουσιακών στοιχείων προτού γίνει αφερέγγυα η επιχείρηση.

Ο δείκτης  $X_5$  αναφέρεται και ως δείκτης **δραστηριότητας** και είναι από τους 5, ο λιγότερο στατιστικά σημαντικός, όμως η σχέση του με τους υπόλοιπους δείκτες είναι πολύ σημαντική και ταυτόχρονα συμβάλει σημαντικά στην προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου. Ουσιαστικά μας δείχνει πόσο καλά η επιχείρηση διαχειρίζεται τα περιουσιακά της στοιχεία με σκοπό την παραγωγική διαδικασία, το πώς η επιχείρηση οργανώνεται αλλά και το πώς ανταποκρίνεται κάτω από συνθήκες πίεσης και ανταγωνισμού. Ο δείκτης αυτός αναμένεται να μειωθεί σε περίπτωση ζημιάς, αφού θα μειωθούν οι πωλήσεις.

Οι συντελεστές του υποδείγματος προέκυψαν για τα επιλεγμένα δεδομένα των επιχειρήσεων, οι οποίοι διαφοροποιούνται σε περίπτωση επιλογής άλλων δεδομένων.

## 2.4 Ζώνες διάκρισης του μοντέλου

Όταν υπολογιστούν οι τιμές των δεικτών για κάθε επιχείρηση, αναλόγως με την τιμή (Score) που θα πάρει το τελικό υπόδειγμα δηλαδή αναλόγως την τιμή που θα πάρει το Z, θα κατηγοριοποιηθεί η πιστοληπτική ικανότητα των επιχειρήσεων σε 3 ζώνες κινδύνου. Την ζώνη Υψηλού Πιστωτικού Κινδύνου, την Γκρίζα ζώνη (ή Ουδέτερη Περιοχή), και την ζώνη Χαμηλού Πιστωτικού Κινδύνου.

Συγκεκριμένα, αν η τιμή που θα πάρει το Z είναι μικρότερη από 1.81 τότε κατέταξε την επιχείρηση στην ζώνη Υψηλού Πιστωτικού Κινδύνου (μη υγιή επιχείρηση), αντιθέτως μια επιχείρηση την τοποθετούσε σε επιχείρηση Χαμηλού Πιστωτικού Κινδύνου (υγιή επιχείρηση) αν η τιμή που παίρνει το Z είναι μεγαλύτερη από 2.99. Τέλος, στην Γκρίζα Ζώνη (μέτρια χρηματοοικονομική υγεία επιχείρησης) τοποθετούσε μια επιχείρηση που το Score της κυμαίνεται ενδιάμεσα των δυο παραπάνω ορίων. Η Γκρίζα Ζώνη συμπεριλαμβάνει τις επιχειρήσεις που δεν διατρέχουν άμεσο κίνδυνο όμως πρέπει να παρακολουθούνται για αποφυγή μελλοντικών κινδύνων. Αξίζει να σημειωθεί ότι η μέση τιμή του υποδείγματος των φερέγγυων επιχειρήσεων που χρησιμοποιήθηκαν στο δείγμα ήταν 5,02.

Συνοψίζουμε στον παρακάτω πίνακα τις ζώνες κατάταξης των επιχειρήσεων ανάλογα με την τιμή του υποδείγματος.

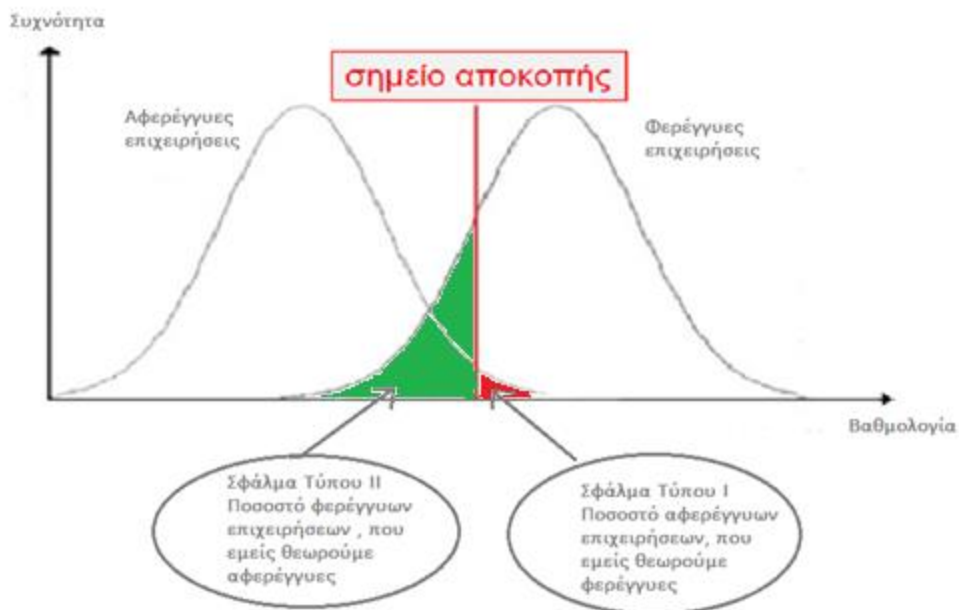
Score	Κατάταξη
$Z < 1.81$	Επικίνδυνη ζώνη (Αφερέγγυα επιχείρηση)
$1.81 \leq Z \leq 2.99$	Γκρίζα Ζώνη (Αβέβαιη φερεγγυότητα)
$Z > 2.99$	Ασφαλής ζώνη (Φερέγγυα επιχείρηση)

Εδώ προκύπτει το ερώτημα, πως καθορίστηκαν αυτές οι ζώνες;

Η απάντηση στο παραπάνω ερώτημα δίνεται με απλή ανάλυση των τυχόν σφαλμάτων που γίνονται. Δηλαδή του Σφάλματος τύπου I και του Σφάλματος τύπου II. Συγκεκριμένα, στόχος του ήταν να μειωθεί το συνολικό σφάλμα που μπορεί να γίνει.

- Σφάλμα Τύπου I είναι η ταξινόμηση αφερέγγυας επιχείρησης, στις φερέγγυες, δηλαδή όταν εκτιμάμε ότι μια επιχείρηση δεν θα χρεοκοπήσει ενώ τελικά χρεοκοπεί.
- Σφάλμα Τύπου II είναι η ταξινόμηση φερέγγυας επιχείρησης, στις αφερέγγυες, δηλαδή όταν εκτιμάμε ότι μια επιχείρηση θα χρεοκοπήσει ενώ τελικά δεν χρεοκοπεί.

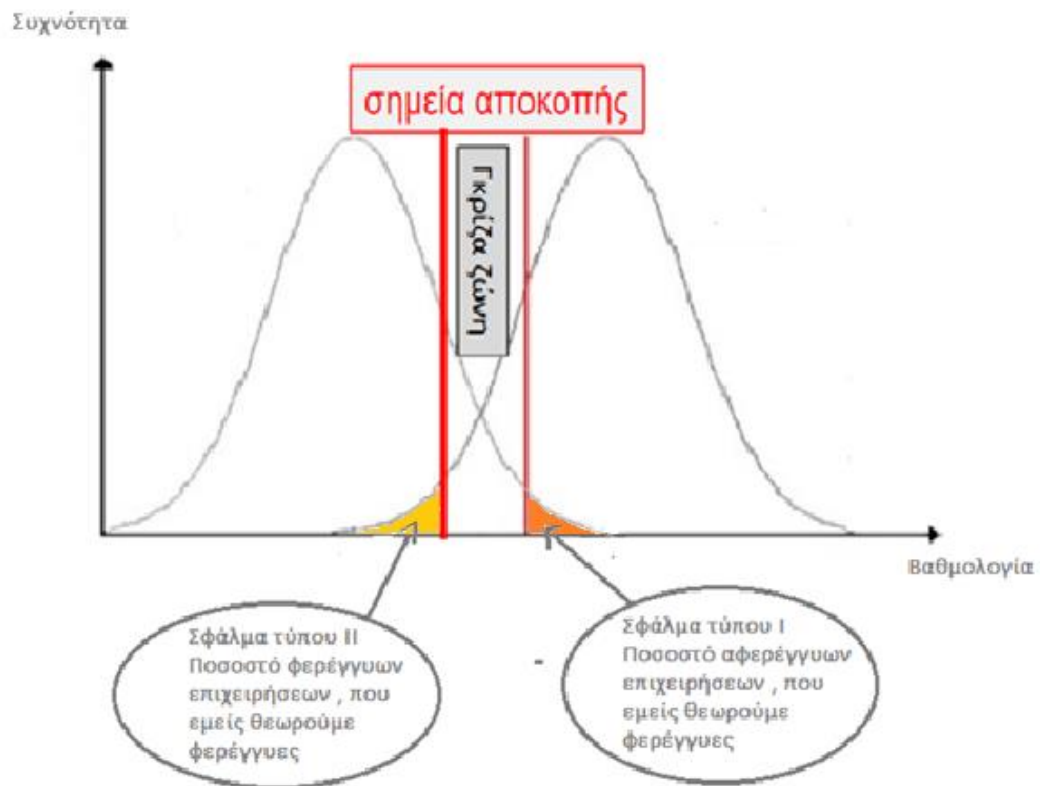
Στο παρακάτω σχήμα παρατηρούμε το συνολικό σφάλμα, σύμφωνα με το σημείο αποκοπής.



Μικραίνοντας την τιμή του σημείου αποκοπής, παρατηρούμε ότι όσο μικραίνει το σφάλμα τύπου II, τόσο αυξάνεται το σφάλμα τύπου I.



Για να μειωθεί το συνολικό σφάλμα χρησιμοποιήθηκαν δύο σημεία αποκοπής τα οποία καθορίζουν και την Γκρίζα ζώνη, με στόχο να ελαττωθεί το συνολικό σφάλμα.



## 2.5 Εμπειρικά αποτελέσματα του υποδείγματος

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης του δείγματος των 66 επιχειρήσεων ένα έτος πριν από την χρεοκοπία της κάθε αφερέγγυας επιχείρησης και παρατηρούμε ότι με πιθανότητα 95% το υπόδειγμα ταξινόμησε σωστά τις επιχειρήσεις, ενώ υπέπεσε σε σφάλμα τύπου I και σφάλμα τύπου II με πιθανότητες 6% και 3% αντίστοιχα. Σημειώνουμε ότι ως τελευταίο έτος πριν από την χρεοκοπία μιας επιχείρησης εννοείται το τελευταίο έτος που δημοσιεύθηκαν στοιχεία ισολογισμού σύμφωνα με τα εγχειρίδια των Moody's.

	Predicted	
	Group 1	Group 2
Actual Group 1	31	2
Actual Group 2	1	32

	Number Correct	Per cent Correct	Per cent Error	N
Type I	31	94	6	33
Type II	32	97	3	33
Total	63	95	5	66

Πηγή: Altman (1968)

Στον επόμενο πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης του δείγματος των 66 επιχειρήσεων δύο έτη πριν από την χρεοκοπία κάθε αφερέγγυας επιχείρησης, και παρατηρούμε ότι η ακρίβεια του μοντέλου μειώνεται, αλλά θεωρείται ακόμα αξιόπιστο. Η συνολική πιθανότητα που το μοντέλο ταξινόμησε σωστά τις επιχειρήσεις μειώθηκε στο 83% , ενώ τα σφάλματα τύπου I και τύπου II αυξήθηκαν στο 28% και 6% αντίστοιχα.

	Predicted	
	Group 1 (Bankrupt)	Group 2 (Non-Bankrupt)
Group 1	23	9
Group 2	2	31

	Number Correct	Per cent Correct	Per cent Error	n
Type I	23	72	28	32
Type II	31	94	6	33
Total	54	83	17	65

Πηγή: Altman (1968)

Τέλος στον παρακάτω συνοπτικό πίνακα παρουσιάζονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης του δείγματος των 66 επιχειρήσεων και για παραπάνω από 2 χρόνια πριν από την χρεοκοπία, παρατηρώντας ότι για όσο πιο μετά θέλουμε να προβλέψουμε την φερεγγυότητα μιας επιχείρησης , τόσο πιο πολύ μικραίνει η ακρίβεια του μοντέλου .

Έτος πριν την πτώχευση	Αριθμός επιχειρήσεων	Σωστές ταξινομήσεις	Λανθασμένες ταξινομήσεις	Ποσοστό επιτυχίας
1	33	31	2	95%
2	32	23	9	72%
3	29	14	15	48%
4	28	8	20	29%
5	25	9	16	36%

Σύμφωνα με τους παραπάνω πίνακες, συμπεραίνουμε ότι το μοντέλο δίνει αξιόπιστες λύσεις για προβλέψεις φερεγγυότητας μιας επιχείρησης για ένα ή δύο χρόνια πριν τη χρεοκοπία.

## 2.6 Το Υπόδειγμα Z'-Score

Το υπόδειγμα Z-Score είχε εφαρμογή μόνο για τις εισηγμένες στο χρηματιστήριο επιχειρήσεις, λόγω του ότι στο μοντέλο εμπεριέχεται ο συντελεστής  $X_4$ . Θυμίζουμε ότι  $X_4 = \frac{\text{Αγοραία αξία μετοχικού κεφαλαίου}}{\text{Σύνολο υποχρεώσεων}}$ , και για να υπολογισθεί η αγοραία αξία μετοχικού κεφαλαίου θα πρέπει οι μετοχές της επιχείρησης να διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο. Στην περίπτωση των ιδιωτικών επιχειρήσεων, δεδομένου ότι οι μετοχές τους δεν διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο, ο όρος αγοραία αξία μετοχικού κεφαλαίου δεν έχει νόημα. Για τον λόγο αυτό ο Altman, το 1983 αναθεώρησε το αρχικό μοντέλο για να μπορεί να εφαρμοστεί το ίδιο εύκολα και αποτελεσματικά με το αρχικό μοντέλο και στις ιδιωτικές επιχειρήσεις.

Εκτός από την αντικατάσταση της αγοραίας αξίας μετοχικού κεφαλαίου, με την λογιστική αξία μετοχικού κεφαλαίου, δηλαδή την αξία που εμφανίζεται στον ισολογισμό της επιχείρησης, τροποποίησε και τους συντελεστές στάθμισης του αρχικού μοντέλου ώστε να ανταποκρίνονται στις καινούριες πιστωτικές συνθήκες. Έτσι, το αναθεωρημένο υπόδειγμα Z'-Score είχε την παρακάτω μορφή:

$$Z' = 0,717 * X_1 + 0,847 * X_2 + 3,107 * X_3 + 0,420 * X_4 + 0,998 * X_5$$

Όπου ξανά τα  $X_1, X_2, X_3, X_5$  είναι όπως στο αρχικό μοντέλο, ενώ



$$X_4 = \frac{\text{Λογιστική αξία μετοχικού κεφαλαίου}}{\text{Σύνολο υποχρεώσεων}}$$

Ο δείκτης αυτός αναφέρεται πάλι σαν δείκτης μόχλευσης, και χρησιμοποιείται για την χρηματοδότηση των περιουσιακών στοιχείων μιας εταιρίας, όμως αναφέρεται για ιδιωτικές επιχειρήσεις.

Παρατηρούμε ότι οι πιο σημαντικές αλλαγές στους συντελεστές του αρχικού υποδείγματος είναι η μείωση του συντελεστή του  $X_1$  από 1,2 σε 0,717 και του  $X_2$  από 1,4 σε 0,847. Αξίζει επίσης να σημειωθεί ότι βάσει στατιστικών ελέγχων, αποδείχθηκε ότι η καινούρια μεταβλητή  $X_4$ , είναι από τις πιο σημαντικές του υποδείγματος.

Δεδομένου ότι παρατηρήθηκε μείωση της μέσης τιμής του  $Z'$ - Score για τις φερέγγυες επιχειρήσεις στο 4,14 από 5,02 που ήταν στο αρχικό μοντέλο Z-Score, δεν θα μπορούσαν να μην μεταβληθούν και οι ζώνες διάκρισης του αναθεωρημένου μοντέλου σε σχέση με το αρχικό .

Συγκεκριμένα αν το  $Z'$  πάρει τιμή μικρότερη από 1,23 τότε κατατάσσεται η επιχείρηση στις επιχειρήσεις Υψηλού Πιστωτικού Κινδύνου, αντιθέτως αν το  $Z'$  πάρει τιμή μεγαλύτερη από 2,9 τότε η επιχείρηση κατατάσσεται σε αυτές του Χαμηλού Πιστωτικού Κινδύνου. Τέλος, στην αυξημένη σε σχέση με πριν, Γκρίζα Περιοχή κατατάσσονται οι επιχειρήσεις όπου η τιμή του αναθεωρημένου μοντέλου,  $Z'$  κυμαίνεται από 1,23 μέχρι 2,9.

Συνοψίζουμε στον παρακάτω πίνακα τις ζώνες που μπαίνει μια επιχείρηση αναλόγως με την τιμή του υποδείγματος.

Score	Κατάταξη
$Z < 1.23$	Επικίνδυνη ζώνη (Αφερέγγυα επιχείρηση)
$1.23 \leq Z \leq 2.9$	Γκρίζα Ζώνη (Αβέβαιη φερεγγυότητα)
$Z > 2.9$	Ασφαλής ζώνη (Φερέγγυα επιχείρηση)

Το αναθεωρημένο μοντέλο είχε πανομοιότυπη ακρίβεια με το αρχικό σύμφωνα με τα στατιστικά του αποτελέσματα.

Συγκεκριμένα, το αναθεωρημένο υπόδειγμα, για ένα έτος πριν από την χρεοκοπία της κάθε αφερέγγυας επιχείρησης, υπέπεσε σε σφάλμα τύπου I με πιθανότητα 9% (αντί 6% που υπέπεσε το αρχικό υπόδειγμα) και σε σφάλμα τύπου II με πιθανότητα 3% (όμοια με αυτή του αρχικού υποδείγματος) .

Το αναθεωρημένο αυτό μοντέλο, δεν έγινε όσο γνωστό έγινε το αρχικό μοντέλο λόγω της μη ύπαρξης δεδομένων για τις μη εισηγμένες επιχειρήσεις

ιδιωτικού τομέα, και για τον παραπάνω λόγο δεν έγινε δοκιμή σε δευτερεύοντα δείγματα.

## 2.7 Το Υπόδειγμα Z''-Score

Το υπόδειγμα Z''-Score είναι μια αναβάθμιση του Z-Score που εφαρμόστηκε αρχικά σε κατασκευαστικές εταιρίες και εταιρίες παροχής υπηρεσιών των ΗΠΑ. Οι αλλαγές που υπέστη το Z-Score αφορούσε τις μεταβλητές του, αλλά και στους συντελεστές του, προκειμένου να αξιολογούνται οι επιχειρήσεις που επανέρχονται από την κατάσταση χρεοκοπίας αλλά και για να μπορεί να γίνει εφαρμογή του υποδείγματος και σε επιχειρήσεις πρωτογενούς τομέα.

Συγκεκριμένα, η μεταβλητή  $X_5$ , η οποία συμβόλιζε τον δείκτη δραστηριότητας αποδείχθηκε ότι υποτιμά την αξιολόγηση όλων των επιχειρήσεων εκτός των κατασκευαστικών εταιριών, των οποίων την υπερεκτιμά. Για να μπορεί να εφαρμοστεί το μοντέλο αμερόληπτα σε όλες τις επιχειρήσεις (Altman, 1988; 1989) προχώρησε στην κατάργησή της και μαζί με τις αλλαγές που προέκυψαν στους συντελεστές, ούτως ώστε αυτό να ανταποκρίνεται στις νέες πιστωτικές συνθήκες της εποχής του, πήρε την εξής μορφή:

$$Z'' = 6,56 * X_1 + 3,26 * X_2 + 6,72 * X_3 + 1,05 * X_4$$

Όπου οι παραπάνω μεταβλητές είναι οι ίδιες με αυτές του υποδείγματος Z-Score.

Αναμενόμενο ήταν λοιπόν, αφού άλλαξε το μοντέλο να τροποποιηθούν και οι ζώνες διάκρισής του. Για την ακρίβεια, αν η τιμή που θα πάρει το μοντέλο είναι μικρότερη από το 1,1 τότε κατατάσσουμε την επιχείρηση σε Υψηλού Πιστωτικού Κινδύνου επιχείρηση. Αντιθέτως, αν πάρει το μοντέλο τιμή μεγαλύτερη από 2,6 τότε κατατάσσεται σε Χαμηλού Πιστωτικού Κινδύνου επιχείρηση. Κατά συνέπεια, προκύπτουν και τα, σε σχέση με το αρχικό μοντέλο, διευρυμένα όρια της Γκρίζας Περιοχής από 1,1 μέχρι 2,6.

Συνοψίζοντας στον ακόλουθο πίνακα παρατηρούμε τις ζώνες που μπαίνει η επιχείρηση σε σχέση με την τιμή που θα πάρει το υπόδειγμα.

Score	Κατάταξη
$Z'' < 1.1$	Επικίνδυνη ζώνη (Αφερέγγυα επιχείρηση)
$1.1 \leq Z'' \leq 2.6$	Γκρίζα Ζώνη (Αβέβαιη φερεγγυότητα)
$Z'' > 2.6$	Ασφαλής ζώνη (Φερέγγυα επιχείρηση)

## 2.8 Το Υπόδειγμα Z-Metrics

Οι Altman and Rijken (2010), προχώρησαν σε ένα νέο μοντέλο το Z-Metrics, βασισμένο αυτή τη φορά στην στατιστική μέθοδο της λογιστικής παλινδρόμησης και όχι στην διακριτική ανάλυση όπως τα προηγούμενα μοντέλα, με στόχο την πρόβλεψη πιθανότητας αθέτησης επιχειρήσεων σε βάθος ενός χρόνου ή πενταετίας τόσο εισηγμένων όσο και μη εισηγμένων στο χρηματιστήριο, τόσο μικρών όσο και μεγάλων σε μέγεθος, τόσο σε εθνική όσο και σε παγκόσμια κλίμακα.

Για την ανάπτυξη του υποδείγματος χρησιμοποιήθηκαν επιχειρήσεις που δραστηριοποιούνταν στις ΗΠΑ και στον Καναδά από το 1989 έως το 2009, όπως μεγάλες εισηγμένες στο χρηματιστήριο, μεγάλες μη εισηγμένες στο χρηματιστήριο, αλλά και μη εισηγμένες μικρές επιχειρήσεις και αναλόγως με το αν είχαν υποπέσει σε χρεοκοπία κατά την τελευταία πενταετία της λειτουργίας τους ταξινομήθηκαν σε υγιείς ή προβληματικές.

Οι μεταβλητές οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν στο μοντέλο, είχαν να κάνουν με την φερεγγυότητα, την ρευστότητα, την μόχλευση, την κερδοφορία, την δραστηριότητα, καθώς και με ορισμένα μακροοικονομικά στοιχεία όπως τον πληθωρισμό και τον ρυθμό αύξησης του ΑΕΠ .

Βασισμένος όπως είπαμε στην λογιστική παλινδρόμηση και σταθμίζοντας τις παραπάνω μεταβλητές, ο Altman κατέληξε σε μια εκτίμηση πιστοληπτικής ικανότητας για τον χρόνο  $t$ , της  $i$  επιχείρησης βάση του τύπου:

$$CS_{i,t} = \alpha + \Sigma\beta X_{i,t} + \varepsilon_{i,t},$$

όπου

- $CS_{i,t}$ : η εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας
- $X_{i,t}$ : οι προαναφερθείσες μεταβλητές
- $\beta$ : Οι σταθμίσεις των μεταβλητών
- $\varepsilon_{i,t}$ : Ανεξάρτητες και ισόνομες τυχαίες μεταβλητές που εκφράζουν σφάλματα

και μετασχηματίζοντας την παραπάνω εκτίμηση της πιστοληπτικής ικανότητας κατέληξε στην εκτίμηση της πιθανότητας αθέτησης:

$$PD_{i,t} = \frac{1}{1 + e^{CS_{i,t}}}$$

Αξίζει να σημειωθεί ότι το παραπάνω υπόδειγμα χρησιμοποιήθηκε αργότερα και σε εισηγμένες σε ευρωπαϊκά χρηματιστήρια επιχειρήσεις και ότι διέθετε πολύ μεγάλη ακρίβεια πρόβλεψης της πιθανότητας αθέτησης.

## 2.9 Συμπεράσματα

Το μοντέλο πρόβλεψης διακρίσεων που προτάθηκε από τον Altman, είναι ευρέως γνωστό στη βιβλιογραφία ως Alt-Z-Score (AZS) (Altman, 1968; Altman et al., 2016). Αυτό το μοντέλο έχει εξαιρετικά αξιόπιστες εφαρμογές σε διάφορους τομείς, συμπεριλαμβανομένης της συγχώνευσης και της δραστηριότητας εκποίησης, την τιμολόγηση περιουσιακών στοιχείων, τον προσδιορισμό δομής κεφαλαίου καθώς και την τιμολόγηση του πιστωτικού κινδύνου (Agarwal, 2007). Αφ' ετέρου, το AZS έχει τεθεί υπό αμφισβήτηση σχετικά με διάφορα θέματα (Joy & Tollefson, 1975; Taffler, 1982 ; Altman et al., 2016), την υπερεκτίμηση, δηλαδή την χρησιμοποίηση περισσότερης πληροφορίας από αυτή που χρειάζεται το υπόδειγμα για εκτίμηση, αλλιώς και ως overfitting (Balcaen and Ooghe, 2006) καθώς και για την γενικευσιμότητα (Grice and Ingram, 2001), και άλλα (Grice and Ingram, 2001 ; Agarwal, 2007).

Το AZS είναι ένα παράδειγμα στατιστικής πρόβλεψης. Η έλλειψη υποστηρικτικών θεωριών και τα διαθέσιμα μόνο αποδεικτικά στοιχεία επιβάλλουν δυσκολίες στην επίλυση αμφιβολιών που μπορεί να προκύψουν από το υπόδειγμα. Χωρίς θεωρητικά στοιχεία, οι δυσκολίες που θα μπορούσαν να προκύψουν από δειγματοληψία είναι η αστάθεια δεδομένων καθώς και η γενικευσιμότητα στη μοντελοποίηση. Από το 1968 έως τώρα, μια ποικιλία βελτιώσεων έχει γίνει για το μοντέλο AZS όπως η γραμμική ανάλυση διακρίσεων με αποτέλεσμα η τιμή F να αποκαλύψει τις στατιστικές ιδιότητες των ομάδων (Altman et al., 2016), η βασική ανάλυση για την επιλογή και σύνθεση μεταβλητών (Altman et al., 1974), η χρήση λογαρίθμου για μείωση ακραίων τιμών (Altman et al., 1977), η σταδιακή ανάλυση για την κατάταξη της σημασίας των μεταβλητών (Altman et al., 1977), η γραμμική και τετραγωνική ανάλυση για την επικύρωση της ταξινόμησης (Altman et al., 1977), η χρήση νευρωνικών δικτύων για την ταξινόμηση (Altman and Varetto, 1994 ; Altman et al., 2005), κ.λπ.

Επομένως παρατηρούμε ότι παρότι το υπόδειγμα του Altman στην απλή του έκφραση έχει κάποιες ελλείψεις, διάφοροι ερευνητές έχουν προσπαθήσει να αντιμετωπίσουν αυτές τις ελλείψεις, επαυξάνοντας το βασικό υπόδειγμα του Altman για την επίλυση

αυτών των θεμάτων. Η μέχρι τώρα βιβλιογραφία δείχνει πως με αυτές τις «προσαυξήσεις», το υπόδειγμα του Altman αποτελεί ένα σημαντικό και χρήσιμο εργαλείο για την ανάλυση και εκτίμηση αθέτησης πιστοληπτικής ικανότητας πελατών.

### 3.Λογιστική παλινδρόμηση (Logit)

Η παλινδρόμηση αποτελεί μία από τις κλασικές και πιο σημαντικές μεθόδους ανάλυσης που χρησιμοποιούνται σε κάθε επιστήμη. Προφανώς και ο κλάδος των χρηματοοικονομικών δεν αποτελεί εξαίρεση καθώς η παλινδρόμηση με διάφορες μορφές, αποτελεί μία συνηθισμένη και δοκιμασμένη μέθοδο. Η πιο σημαντική μορφή της παλινδρόμησης, η οποία έχει χρησιμοποιηθεί πολλές φορές στη βιβλιογραφία, στον κλάδο των χρηματοοικονομικών, είναι η λογιστική παλινδρόμηση ή αλλιώς λογιστικό μοντέλο (logit model). Η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται για να μοντελοποιήσει την πιθανότητα μιας συγκεκριμένης καταστασης ή γεγονότος που υπάρχει, όπως επιτυχία / αποτυχία, νίκη / ήττα, κτλ. Αυτό μπορεί να επεκταθεί για να μοντελοποιήσει διάφορες κατηγορίες συμβάντων, όπως να προσδιοριστεί εάν μια εικόνα περιέχει κάποιο συγκεκριμένο αντικείμενο, για παράδειγμα τρίγωνο, τετράγωνο, σφαίρα, κ.λπ. Σε κάθε αντικείμενο που ανιχνεύεται στην εικόνα θα εκχωρηθεί πιθανότητα μεταξύ 0 και 1.

Η λογιστική παλινδρόμηση ως γενικό στατιστικό μοντέλο αναπτύχθηκε αρχικά και διαδόθηκε κυρίως από τον Joseph Berkson (2002), ο οποίος επινόησε και τον όρο "logit". Η λογιστική παλινδρόμηση αναπτύχθηκε ως μοντέλο αύξησης του πληθυσμού και ονομάστηκε "logistic" από τον Pierre Francois Verhulst το 1830 και το 1840, υπό την καθοδήγηση του Adolphe Quetelet (βλ.Cramer, 2002).

Στη δεκαετία του 1930, αναπτύχθηκε και συστηματοποιήθηκε το μοντέλο probit από τον Chester Ittner Bliss, ο οποίος επινόησε τον όρο "probit". Το συγκεκριμένο μοντέλο χρησιμοποιήθηκε κυρίως στη βιο-δοκιμασία (bio-test) και είχε προηγηθεί προηγούμενη εργασία που χρονολογείται από το 1860. Αυτό που έχει σημασία όμως για το μοντέλο probit, ως προς το εξεταζόμενο μοντέλο logit, είναι πως το μοντέλο probit επηρέασε την επακόλουθη ανάπτυξη του μοντέλου logit .

Το λογιστικό μοντέλο χρησιμοποιήθηκε για πρώτη φορά ως εναλλακτική λύση στο μοντέλο probit στη βιο-δοκιμασία από τον Edwin Bidwell Wilson και τη μαθήτριά του Jane Worcester στο Wilson & Worcester (1943). Ωστόσο, η ανάπτυξη του λογιστικού μοντέλου ως γενικής εναλλακτικής λύσης στο μοντέλο probit οφειλόταν

κυρίως στο έργο του Joseph Berkson για πολλές δεκαετίες. Το μοντέλο logit αρχικά απορρίφθηκε ως κατώτερο από το μοντέλο probit, αλλά "σταδιακά πέτυχε την αποκατάσταση της φήμης του ως ισάξιο με το probit", ιδιαίτερα μεταξύ των ετών 1960 και 1970. Μέχρι το 1970, το μοντέλο logit θεωρούταν ισάξιο με το μοντέλο probit και χρησιμοποιούνταν και τα δύο στη βιβλιογραφία, σε ερευνητικές δημοσιεύσεις σε διεθνή περιοδικά, από την διεθνή επιστημονική κοινότητα. Αυτή η δημοτικότητα οφειλόταν στην υιοθέτηση του logit σε διάφορους τομείς, εκτός της βιο-δοκιμασίας, χάρη στα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του, όπως η υπολογιστική απλότητα, οι μαθηματικές ιδιότητες και η γενικότητα του μοντέλου, τα οποία επιτρέπουν τη χρήση του σε διάφορα πεδία.

Η λογιστική παλινδρόμηση στη βασική της μορφή χρησιμοποιεί εξαρτημένη μεταβλητή η οποία μπορεί να λάβει δύο πιθανές τιμές, όπως η επιτυχία / αποτυχία που αντιπροσωπεύεται από μια δίτιμη μεταβλητή (δείκτρια), όπου οι δύο τιμές φέρουν την ένδειξη "0" ή "1". Στο λογιστικό μοντέλο, ο λογάριθμος των αποδόσεων (log-odds) για την τιμή με την ένδειξη "1" είναι ένας γραμμικός συνδυασμός μίας ή περισσότερων ανεξάρτητων μεταβλητών δηλαδή "προβλέψεις". Οι ανεξάρτητες μεταβλητές μπορούν καθεμία να είναι μια δυαδική μεταβλητή (δύο κατηγορίες, κωδικοποιημένες από μια μεταβλητή δείκτρια) ή μια συνεχής μεταβλητή με οποιαδήποτε πραγματική τιμή. Η συνάρτηση που μετατρέπει τις αποδόσεις σε πιθανότητες είναι η λογιστική συνάρτηση, εξ ου και το όνομα logit. Μπορούν επίσης να χρησιμοποιηθούν αναλογικά μοντέλα με διαφορετική σιγμοειδή λειτουργία αντί της λογιστικής λειτουργίας, όπως το μοντέλο probit (με τα οποία στην παρούσα εργασία όμως δεν θα ασχοληθούμε). Το καθοριστικό χαρακτηριστικό του λογιστικού μοντέλου είναι ότι η αύξηση μίας από τις ανεξάρτητες μεταβλητές κλιμακώνει πολλαπλασιαστικά τις πιθανότητες του δεδομένου αποτελέσματος, με κάθε ανεξάρτητη μεταβλητή να έχει τη δική της παράμετρο.

Σε ένα μοντέλο δυαδικής λογιστικής παλινδρόμησης, η εξαρτημένη μεταβλητή έχει δύο επίπεδα καθώς είναι κατηγορική μεταβλητή. Οι έξοδοι με περισσότερες από δύο τιμές μοντελοποιούνται με πολυεπίπεδη λογιστική παλινδρόμηση (multinomial logistic regression) (Walker & Duncan, 1967). Το μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης δεν εκτελεί στατιστική ταξινόμηση, επομένως δεν είναι το

ίδιο το υπόδειγμα ταξινομητής. Ωστόσο μπορεί να χρησιμοποιηθεί και ως ταξινομητής, για παράδειγμα επιλέγοντας μια τιμή αποκοπής και ταξινομώντας εισόδους με πιθανότητα μεγαλύτερη από το κατώφλι στη μία κατηγορία και κάτω από το κατώφλι στην άλλη κατηγορία, δημιουργώντας κατ' αυτό τον τρόπο έναν δυαδικό ταξινομητή. Οι συντελεστές συνήθως δεν υπολογίζονται με έκφραση κλειστής μορφής, σε αντίθεση με τη γραμμική μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

Η λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποιείται σε διάφορους τομείς, όπως η μηχανική μάθηση, οι κοινωνικές επιστήμες, ακόμα και η χρηματοοικονομική. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη του κινδύνου, με βάση τα παρατηρούμενα χαρακτηριστικά του ενδιαφερόμενου (ηλικία, φύλο, κτλ). Η συγκεκριμένη τεχνική μπορεί επίσης να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη της πιθανότητας αποτυχίας μιας δεδομένης διαδικασίας, συστήματος ή και στη στατιστική ανάλυση πιστωτικού κινδύνου πχ πρόβλεψη της πιθανότητας αθέτησης ενός πιστούχου με βάση κάποια χαρακτηριστικά του και η ταξινόμησή του σε πιστούχο υψηλού ή χαμηλού κινδύνου. Τέλος, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για τον υπολογισμό της πιθανότητας ενός ιδιοκτήτη σπιτιού να αθετήσει την υποθήκη.

### 3.1 Η μέθοδος της Λογιστικής παλινδρόμησης

Αξίζει να σημειωθεί ότι η Λογιστική Παλινδρόμηση απαιτεί λιγότερες προϋποθέσεις από τη διακριτική ανάλυση και λειτουργεί εξαιρετικά καλά σε πολλές περιπτώσεις και με διαφορών τύπων δεδομένα. Στόχος της μεθόδου είναι η πρόβλεψη μιας διακριτής εξαρτημένης μεταβλητής η οποία παίρνει τιμές 0 ή 1. Στην περίπτωση που η μεταβλητή παίρνει την τιμή 1, θεωρούμε ότι κάποιος έχει την χαρακτηριστική ιδιότητα την οποία εξετάζουμε ενώ αντίθετα, την τιμή 0 όταν κάποιος δεν την διαθέτει.

Το γραμμικό λογιστικό μοντέλο για την πρόβλεψη πραγματοποίησης της πιθανότητας της εξαρτημένης μεταβλητής  $p_i$  σε σχέση με τις  $k$  ανεξάρτητες μεταβλητές  $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki}$  δίνεται από την σχέση:



$$\text{logit}(p_i) = \log\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 * x_{1i} + \beta_2 * x_{2i} + \dots + \beta_k * x_{ki} \quad (1)$$

$$p_i = \exp\{\beta_0 + \beta_1 * x_{1i} + \beta_2 * x_{2i} + \dots + \beta_k * x_{ki}\} / [1 + \exp\{\beta_0 + \beta_1 * x_{1i} + \beta_2 * x_{2i} + \dots + \beta_k * x_{ki}\}] \quad (2)$$

$$p_i = e^{n_i} / (1 + e^{n_i}) \quad (3)$$

Οπου,

$$n_i = \sum_j \beta_j x_{ji} \quad (4)$$

Πρέπει να αναφέρουμε ότι η σχέση μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών και της πιθανότητας είναι μη γραμμική, οι εκτιμητές της πιθανότητας βρίσκονται μεταξύ 0 και 1, και τέλος, η εκτίμηση των παραμέτρων  $\beta_j$  θα γίνει με τη μέθοδο της μέγιστης πιθανοφάνειας.

Η συνάρτηση πιθανοφάνειας δίνεται από τη σχέση:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \binom{n_i}{y_i} p_i^{y_i} (1 - p_i)^{n_i - y_i} \quad (5)$$

Όπου  $Y_i$  είναι η τυχαία μεταβλητή του υποδείγματος. Η συνάρτηση πιθανοφάνειας όπως φαίνεται από την εξίσωση (5) εξαρτάται από τα  $p_i$  τα οποία, με την σειρά τους, εξαρτώνται από τα  $\beta$ , άρα η συνάρτηση πιθανοφάνειας εξαρτάται τελικώς, από τα  $\beta$ .

### 3.2 Εκτίμηση καλής προσαρμογής υποδείγματος

Υπάρχουν πολλοί τρόποι για την εκτίμηση της καλής προσαρμογής του μοντέλου της λογιστικής παλινδρόμησης:

1. Σύγκριση προβλεπόμενων με εμπειρικές παρατηρήσεις μέσω πίνακα ταξινόμησης

Πρόκειται για την εκτίμηση του βαθμού της ορθής ταξινόμησης, δηλαδή, το ποσοστό των ορθά ταξινομημένων παρατηρήσεων σε σύγκριση με τον αριθμό των προβλεπόμενων ως προς τις εμπειρικές παρατηρήσεις στις ομάδες της εξαρτημένης μεταβλητής. Ο πίνακας ταξινόμησης δεν δείχνει την κατανομή των εκτιμώμενων πιθανοτήτων στις δύο ομάδες, αλλά κατά πόσο η εκτιμώμενη πιθανότητα σε κάθε μια από τις δύο ομάδες είναι μεγαλύτερη ή μικρότερη από 50% ή αλλιώς 0.5.

Για παράδειγμα, παραθέτουμε το εξής:

	Προβλεπόμενο Ποσοστό	Παρατηρούμενο Ποσοστό	Ορθότητα του προβλεπόμενου ποσοστού
Υψηλός πιστωτικός κίνδυνος	46 %	55%	71.7%
Χαμηλός πιστωτικός κίνδυνος	54%	44%	72%
Συνολική ορθότητα των εκτιμώμενων ποσοστών του μοντέλου	71.87%		

## 2. Ιστόγραμμα των εκτιμώμενων πιθανοτήτων

Στην περίπτωση του πίνακα ταξινόμησης, δεν μας παρέχεται πληροφορία για το μέγεθος των εκτιμώμενων πιθανοτήτων σε περιπτώσεις που έχουμε λανθασμένη εκτίμηση. Στο ιστόγραμμα των εκτιμώμενων πιθανοτήτων μπορούμε να δούμε εποπτικά αυτή την πληροφορία. Οι παρατηρήσεις ως προς το γεγονός που συνέβη βρίσκονται στο αριστερό τμήμα του 0,5, ενώ οι παρατηρήσεις ως προς το γεγονός που δε συνέβη βρίσκονται στο δεξιό μέλος του 0.5

## 3. Διερεύνηση της πιθανοφάνειας των αποτελεσμάτων

Το υπόδειγμα της λογιστικής παλινδρόμησης μπορεί να αναζητήσει κατά πόσο είναι πιθανά τα αποτελέσματα από το χρησιμοποιούμενο μοντέλο της λογιστικής παλινδρόμησης, με βάση τις δεδομένες παραμέτρους. Η πιθανότητα των παρατηρούμενων αποτελεσμάτων είναι γνωστή ως πιθανοφάνεια. Επειδή η πιθανοφάνεια είναι μικρός αριθμός, συνήθως χρησιμοποιούμε ως μέτρο το  $-2\log(L)$ . Ένα υπόδειγμα είναι γενικά καλό όταν έχουμε υψηλή τιμή της πιθανοφάνειας, δηλαδή μικρή τιμή του  $-2\log(L)$ . Πρέπει να επισημανθεί ότι το υπόδειγμα είναι πολύ καλά προσαρμοσμένο όταν η τιμή του  $L$  πλησιάζει το 1.

#### 4. Το στατιστικό $Z^2$ της καλής προσαρμογής

Ένα μέτρο ελέγχου καλής προσαρμογής είναι το στατιστικό  $Z^2$ , το οποίο ουσιαστικά συγκρίνει τις παρατηρούμενες πιθανότητες με εκείνες που προβλέπονται από το υπόδειγμα, στη δική μας περίπτωση από το υπόδειγμα logit. Ο τύπος υπολογισμού του είναι ο εξής:

$$Z^2 = \sum_{i=1}^N \frac{e_i^2}{p_i(1-p_i)}$$

όπου  $e_i$  είναι τα κατάλοιπα του υποδείγματος,  $p_i$  η προβλεπόμενη πιθανότητα. Αξίζει να σημειώσουμε ότι η διαφορά μεταξύ της πραγματικής και της προβλεπόμενης  $p_i$  είναι τα  $e_i$ , δηλαδή τα κατάλοιπα.

#### 5. Το κριτήριο $X^2$

Αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους και πιο συχνά χρησιμοποιούμενους ελέγχους υποθέσεων στην στατιστική, επομένως έχει εφαρμογή και στην περίπτωση της λογιστικής παλινδρόμησης. Ο τύπος είναι ο εξής:

$$X^2 = -2 \log \left( \frac{\widehat{L}_c}{\widehat{L}_f} \right) = -2(\log \widehat{L}_c - \log \widehat{L}_f)$$

όπου  $\widehat{L}_c$  είναι η τιμή της συνάρτησης πιθανοφάνειας στην περίπτωση που το υπόδειγμα περιέχει μόνο σταθερό όρο, ενώ αντίστοιχα,  $\widehat{L}_f$  είναι η τιμή της συνάρτησης πιθανοφάνειας για την περίπτωση που το υπόδειγμα της λογιστικής

παλινδρόμησης περιέχει τις ανεξάρτητες μεταβλητές που έχουν χρησιμοποιηθεί στο υπόδειγμα .

#### 6. Ο Έλεγχος των Hosmer και Lemeshow

Στην περίπτωση που έχουμε διακριτές μεταβλητές, ίσως ο πιο γνωστός δείκτης που χρησιμοποιείται για να ελέγξουμε την τιμή του  $\chi^2$ , είναι ο Hosmer και Lemeshow. Έστω ότι  $N$  είναι το πλήθος των παρατηρήσεων. Σύμφωνα με αυτό τον δείκτη, κατηγοριοποιούμε τις παρατηρήσεις που έχουμε ανάλογα με τις εκτιμώμενες πιθανότητές τους, φτιάχνοντας  $g$  ομάδες παρατηρήσεων με ίσο αριθμό παρατηρήσεων σε κάθε ομάδα. Επομένως το  $g$  αποτελεί το πλήθος των ομάδων που περιέχουν, ή πιο σωστά έχουμε χωρίσει ισόποσα σε  $g$  ομάδες το πλήθος των παρατηρήσεων. Ο πραγματικός αριθμός των αποτυχιών και των επιτυχιών αντίστοιχα, καταγράφονται σ' έναν πίνακα συνάφειας  $N \times 2$  το πλήθος και στη συνέχεια υπολογίζουμε τον συντελεστή  $\chi^2$ . Αυτός είναι και ο δείκτης που καλείται Hosmer-Lemeshow statistic και συμβολίζεται ως  $\chi_{HL}^2$ . Αυτός ακολουθεί την  $\chi^2$  κατανομή με  $(N-2)$  βαθμούς ελευθερίας. Τέλος, η τιμή του  $\chi^2$  που αντιστοιχεί σε επίπεδο στατιστικής σημαντικότητας για  $\alpha=0.05$  δηλώνει ότι το υπόδειγμα της λογιστικής παλινδρόμησης είναι καλά προσαρμοσμένο στα δεδομένα.

### 3.3 Έλεγχος στατιστικής σημαντικότητας των προβλεπουσών μεταβλητών

Από τους σημαντικότερους ελέγχους της λογιστικής παλινδρόμησης, όπως άλλωστε και στην περίπτωση της παλινδρόμησης γενικότερα, είναι ο έλεγχος που αφορά τους συντελεστές του υποδείγματος της παλινδρόμησης. Για τη λογιστική παλινδρόμηση ο πιο γνωστός και σημαντικότερος έλεγχος (τέτοιου τύπου) είναι ο έλεγχος Wald. Αυτός ελέγχει αν οι συντελεστές είναι μηδέν ή όχι. Έτσι, η μηδενική και εναλλακτική υπόθεση του συγκεκριμένου ελέγχου είναι οι εξής:

$H_0$ : Ο συντελεστής παλινδρόμησης της  $i$  μεταβλητής έχει τιμή μηδέν

$H_1$ : Ο συντελεστής παλινδρόμησης της  $i$  μεταβλητής δεν είναι μηδέν

Ο Τύπος του συγκεκριμένου ελέγχου είναι ο εξής:

$$wald = \left( \frac{\beta_i}{standard\ error_i} \right)^2 \sim X^2$$

Αξίζει να σημειώσουμε ότι στην περίπτωση κατηγορικών μεταβλητών, οι βαθμοί ελευθερίας είναι κατά έναν λιγότεροι από τον αριθμό των κατηγοριών που υπάρχουν στο υπόδειγμα.

Ιδιαίτερα σημαντικό θέμα είναι η ερμηνεία των συντελεστών της λογιστικής παλινδρόμησης. Για την ερμηνεία τους, απαιτείται μετασχηματισμός των συντελεστών. Ο συντελεστής λογιστικής παλινδρόμησης μπορεί να ερμηνευθεί ως η μεταβολή του λογαρίθμου του λόγου των πιθανοτήτων από την κατά μονάδα μεταβολή της ανεξάρτητης μεταβλητής. Έχει ιδιαίτερη σημασία η ερμηνεία των συντελεστών της παλινδρόμησης διότι με βάση αυτούς και τις τιμές που παίρνουν οι μεταβλητές, μπορούμε να υπολογίσουμε και να εκτιμήσουμε καλύτερα το υπόδειγμά μας. Τι ακριβώς συμβαίνει, πώς μεταβάλλονται τα μεγέθη, κτλ. Τέλος, υπάρχει και το στατιστικό μέτρο της μερικής συσχέτισης κάθε μιας από τις ανεξάρτητες μεταβλητές με την εξαρτημένη, το οποίο δίνεται από τον εξής τύπο:

$$R = \pm \sqrt{\frac{wald - 2k}{-2LL_0}}$$

όπου  $k$  είναι οι βαθμοί ελευθερίας,  $-2LL_0$  είναι το διπλάσιο του λογαρίθμου της πιθανοφάνειας του υποδείγματος μόνο με τον σταθερό όρο. Αν η τιμή του wald είναι μικρότερη του  $2k$ , τότε το  $R$  θα είναι ίσο με το 0.

#### 4. Σύγκριση μεθόδου Altman με Λογιστική Παλινδρόμηση

Υπάρχουν πολλές έρευνες στη διεθνή βιβλιογραφία οι οποίες συγκρίνουν, σχολιάζουν και αναδεικνύουν τα διάφορα χαρακτηριστικά, τις ελλείψεις και τα δυνατά στοιχεία των διαφόρων μεθόδων και τεχνικών ανάλυσης. Ιδιαίτερα, έχουν μελετηθεί και προσδιοριστεί τα αίτια για χρηματοπιστωτική δυσχέρεια που οδηγούν σε πτώχευση χρηματοπιστωτικών ιδρυμάτων και τραπεζών στις ΗΠΑ, την Ασία και την Ευρώπη στα τέλη του 2008 (Mo et al., 2021). Οι μελέτες περιπτώσεων έχουν δύο βασικούς στόχους. Αφενός βοηθούν τις τράπεζες να επιτύχουν αύξηση κεφαλαίου για περιόδους δυσφορίας. Αφετέρου, να συγκριθεί η ερμηνευτική και προβλεπτική ικανότητα των διαφόρων μοντέλων και υποδειγμάτων που υπάρχουν στη βιβλιογραφία και να χρησιμοποιηθούν και συνδυασμοί αυτών, συνεισφέροντας και μεθοδολογικά στη διεθνή βιβλιογραφία κατ' αυτό τον τρόπο. Για την ακρίβεια, στον συγκεκριμένο τομέα έχει αποδειχθεί ότι τα υβριδικά υποδείγματα, δηλαδή αυτά που αποτελούν συνδυασμό μεθόδων έχουν πολύ καλή προσαρμογή και δίνουν πολύ καλά και εύρωστα αποτελέσματα (Juliana and Heather, 2003; Sangjae and Wu, 2013).

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, αναφέρουμε κάποιες ερευνητικές εργασίες, οι οποίες εφάρμοσαν και σύγκριναν την ικανότητα πρόβλεψης διαφόρων μοντέλων. Τέτοια μοντέλα είναι: Moody's, Standards & Poor's, μοντέλο Z-score και μέθοδο Logit. Στόχος μας είναι να αναδειχθεί τόσο η υπεροχή των μεθόδων Altman και Logit, συγκριτικά με τις υπόλοιπες μεθόδους που χρησιμοποιούνται εκτενώς από τη διεθνή βιβλιογραφία, όσο και να συγκρίνουμε τα δύο υποδείγματα μεταξύ τους (Altman και Logit) για να διαφανούν τα δυνατά και αδύνατα σημεία του καθενός ως προς το άλλο. Τα κύρια σήματα περιλαμβάνουν: υπερβολική αύξηση δανείων και περιουσιακών στοιχείων, υπερβολικές συγκεντρώσεις δανεισμού, επιδείνωση των χρηματοοικονομικών δεικτών, παρακολούθηση των ανακτήσεων των δανείων σε ακαθάριστες χρεώσεις δανείων, επιτόκια καταθέσεων υψηλότερα από τα επιτόκια της αγοράς, υποχρεώσεις ισολογισμού, αλλαγή ελεγκτών, αλλαγή στη διαχείριση, χρήση πολιτικής επιρροής, φήμες στην αγορά χρήματος, αστάθεια των τιμών των μετοχών και επιδείνωση της οικονομίας.

Διάφορα μοντέλα κινδύνου όπως το GARCH, το GJR και το EGARCH χρησιμοποιούνται για τη μέτρηση του Value-at-Risk με σκοπό τον προσδιορισμό της απαίτησης κεφαλαίου (Michael McAleer, Juan-Angel Jimenez-Martin, και Teodosio Perez-Amaral, 2009). Διακυβέρνηση σε επίπεδο τράπεζας, διακυβέρνηση σε επίπεδο χώρας, ρύθμιση σε επίπεδο χώρας και ισολογισμός και κερδοφορία τραπεζών που θα μπορούσαν επίσης να έχουν επηρεάσει την απόδοση των τραπεζών πριν από την κρίση στα τέλη του 2008 (Andrea Beltratti και Rene M. Stulz, 2009). Οι τράπεζες που είχαν υψηλό κίνδυνο δεν κεφαλαιοποιήθηκαν σωστά (Simon Kwan και Robert A. Eisenbeis, 1995) καθώς δεν απορρόφησαν κανένα κίνδυνο (George S. Oldfield και Anthony M. Santomero, 1997). Επίσης, μία μέθοδος όπως το EWMA (Riskmetrics, 1996; Zumbach, 2007) χρησιμοποιείται σε ένα ενοποιημένο πλαίσιο και σημειογραφία. Αυτή η έρευνα διαπιστώνει ότι τα αποτελέσματα από αυτά τα μοντέλα για τη μείωση των ημερήσιων χρεώσεων κεφαλαίου (DCC) δείχνουν ότι το GARCH είναι το πιο αξιόπιστο για την περίοδο από 3 Ιανουαρίου 2008 έως 6 Ιουνίου 2008. Οι Andrea Beltratti και Stulz συζητούν τους λόγους πίσω από την κακή απόδοση των τραπεζών κατά τη διάρκεια της οικονομική κρίσης. Οι συγγραφείς αναλύουν διαφορετικούς λόγους, όπως αναποτελεσματικούς κανονισμούς, διαφορά στη ρύθμιση του χρηματοπιστωτικού ιδρύματος, διακυβέρνηση των τραπεζών, διαφορά στους ισολογισμούς και κερδοφορία, οι οποίοι δείχνουν να είναι κάποιιοι από τους λόγους πίσω από αυτήν την κρίση. Η διακυβέρνηση θεωρείται ως ένας από τους παράγοντες στην ανάλυση της απόδοσης, επειδή παίζει σημαντικό ρόλο στην απόδοση μιας τράπεζας (Kirkpatrick, 2006; Peong Kwee Kim, Devinanga Rasiah, 2010). Ο δείκτης Anti-Director χρησιμοποιήθηκε για τη μέτρηση του ρόλου των μετόχων στην ώθηση των τραπεζών να αναλάβουν μεγαλύτερο κίνδυνο (La Porta, Lopez-de-Silanes, Shleifer και Vishny, 1998). Η κατανομή του κεφαλαίου με βάση τον κίνδυνο επηρεάζεται από εξωγενή και ενδογενή παράγοντα (Shrieves and Dahl, 1992 και Jacques and Nigro, 1997). Το κεφάλαιο αυξάνεται με βάση την αύξηση του κινδύνου λόγω ρυθμιστικής πίεσης. Σε αυτό το άρθρο, Τραπεζικός Κίνδυνος, Κεφαλαιοποίηση και Αναποτελεσματικότητα από τους Simon Kwan και Robert A. Eisenbeis (1995), οι συγγραφείς συζητούν για τη θεωρία της εταιρείας και μοντέλα όπως η τραπεζική μόχλευση, η ανάληψη κινδύνων και η αναποτελεσματικότητα.

Οι παραπάνω μεθοδολογίες, θεωρούνται πολύπλοκες, απαιτούν δεδομένα με μεγάλη διακύμανση (δεν δίνουν καλά αποτελέσματα για πιο σταθερές περιόδους της οικονομίας), και απαιτούν μεγάλο πλήθος παρατηρήσεων για να υλοποιηθούν και τα αποτελέσματα να είναι αξιόπιστα. Πιο συγκεκριμένα, χρειάζονται 100 παρατηρήσεις για να υλοποιηθεί το υπόδειγμα, ενώ για τη φερεγγυότητα των συμπερασμάτων χρειάζονται ίσως και 250 παρατηρήσεις. Επομένως, αν και σημαντικές μέθοδοι, το υπόδειγμα Logit και η μεθοδολογία Altman είναι πιο ισχυρές σε αυτό, καθώς δεν είναι τόσο απαιτητικές και είναι πιο απλές στην κατανόηση του τρόπου δομής τους αλλά και στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων τους.

Το Μοντέλο Z-Score (μεθοδολογία Altman), αποτελεί ένα πολύ ισχυρό εργαλείο που χρησιμοποιείται ευρέως στον συγκεκριμένο κλάδο. Ο Altman εφάρμοσε τη στατιστική μέθοδο ανάλυσης διακρίσεων σε ένα σύνολο δεδομένων κατασκευαστών που ανήκουν στο κοινό. Η εκτίμηση βασίστηκε αρχικά σε δεδομένα από δημόσιους κατασκευαστές, αλλά επανεκτιμήθηκε βάσει άλλων βάσεων δεδομένων για ιδιωτικές εταιρείες παραγωγής και παροχής υπηρεσιών. Σε αυτό το άρθρο, χρησιμοποιούμε μοντέλα βαθμολογίας Z για την πρόβλεψη της χρεοκοπίας που αναπτύχθηκε από τον Altman (1968, 1983, 1993) για μη μεταποιητικές βιομηχανίες.

Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα που επιλέχθηκαν για τις περισσότερες παρεμφερείς μελέτες συνήθως προέρχονται από τις ΗΠΑ, την Ασία και την Ευρώπη. Επιλέγονται πολλές τράπεζες ως δείγμα. Πιο συγκεκριμένα, στα πλαίσια μελέτης των Mo et al. (2021) εξετάστηκαν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες Moodys, ο οικονομικός δείκτης Standard and Poor, ο οικονομικός λόγος Vaziri, το Altman's Z-score και, στη συνέχεια, εφαρμόστηκε το μοντέλο logit και εξετάστηκε η προβλεπτική ικανότητα αυτών των μοντέλων. Το μοντέλο της Moody προέβλεπε ότι 11 τράπεζες θα χρεοκοπήσουν ένα χρόνο πριν η τράπεζα υποβάλει αίτηση πτώχευσης και 10 τράπεζες πριν από δύο χρόνια πτώχευσης. Από 20 τράπεζες που υπέβαλαν αίτηση πτώχευσης, 18 από αυτές υπέβαλαν το 2010 και 2 από αυτές το 2011. Μελέτες δείχνουν ότι τα μοντέλα μπορούν να προβλέψουν τέλεια την πτώχευση δύο χρόνια πριν το υποβάλουν. Το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης κυμαίνεται από 69% έως 76%. Αυτό δείχνει ότι αυτό το μοντέλο είναι 72,5% αξιόπιστο κατά μέσο όρο. Αυτό το



μοντέλο δείχνει επίσης ότι οι περισσότερες τράπεζες έχουν υψηλή μόχλευση και λιγότερη ρευστότητα. Το μοντέλο της S&P, αν και δείχνει ότι το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης είναι 80%, δεν χρειάζεται να προβλέψει την αποτυχία των τραπεζών εκ των προτέρων. Η σωστή πρόβλεψη των αποτυχημένων τραπεζών είναι μόνο το 5% το 2010 και το 2009 και μόνο το 35% το 2008 και το 2007, πράγμα που δείχνει ότι δεν είναι αξιόπιστο στην πρόβλεψη της πτώχευσης. Το μοντέλο του Vaziri προβλέπει πολύ καλύτερα από το μοντέλο των Moody's και S&P. Το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης είναι σχεδόν 80% για όλα τα έτη και το ποσοστό των σωστά προβλεπόμενων αποτυχημένων τραπεζών είναι 45%. Το ποσοστό της σωστής πρόβλεψης του μοντέλου logit είναι σχεδόν το ίδιο με το μοντέλο του Vaziri. Και τα δύο μοντέλα δείχνουν ότι είναι 50% αξιόπιστα. Από όλα τα μοντέλα το μοντέλο Z-score δίνει την καλύτερη πρόβλεψη, όπως προαναφέραμε. Οι μέτοχοι μπορούν να εφαρμόζουν το συγκεκριμένο μοντέλο καθώς φαίνονται τα αποτελέσματα να είναι αξιόπιστα. Αναλύουμε τους λόγους όπως αλλαγές στην αγορά, την πολιτική, την οικονομία και την πολιτική επιρροή που οδήγησαν σε πτώχευση. Οι τράπεζες ή τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα από την Ευρώπη, τις Ηνωμένες Πολιτείες και την Ασία θεωρούνται δείγμα.

Τα αποτελέσματα αυτής της ανάλυσης αναδεικνύουν τη μεθοδολογία του Altman ως πιο ισχυρή, έναντι όλων των υπολοίπων που εξετάστηκαν (συμπεριλαμβανομένης και της logit), όμως εδώ αξίζει να σημειώσουμε ότι αποτελεί μία μελέτη περίπτωσης και δεν θα πρέπει κανείς να πέσει στην παγίδα της «γενίκευσης».

Επιπρόσθετα, σε άλλη έρευνα, οι Pongsat, et al, (2004) εξέτασαν τη συγκριτική ικανότητα του μοντέλου Ohlson Logit και του μοντέλου τεσσάρων μεταβλητών του Altman για την πρόβλεψη της πτώχευσης στην Ταϊλάνδη ώστε να προσδιοριστεί εάν υπήρχε διαφορά στην ικανότητά τους να προβλέπουν πτώχευση στην Ταϊλάνδη. Αυτή η μελέτη επεκτείνεται στη μελέτη του Pongsat το 2004 για να εξετάσει συγκεκριμένα την ικανότητα του Ohlson για την πρόβλεψη πτώχευσης τόσο για χρηματοοικονομικές όσο και για μη χρηματοοικονομικές εταιρείες.

Ο Altman (1968) προχώρησε από τη χρήση μιας ενιαίας προσέγγισης στη χρήση πολλαπλών διακρίσεων ανάλυσης για την πρόβλεψη της πτώχευσης. Ακόμα και

σήμερα, οι ερευνητές εξακολουθούν να θεωρούν το Z-Score του Altman ως καλό δείκτη της ικανότητας μιας εταιρείας να αποφεύγει την πτώχευση. Ο Altman αργότερα αναθεώρησε το μοντέλο του για να ενσωματώσει ένα μοντέλο τεσσάρων μεταβλητών Z-Score (Altman, 1993). Αυτό το αναθεωρημένο μοντέλο, βελτίωσε σημαντικά την προγνωστική ικανότητα του προηγούμενου μοντέλου του.

Αργότερα, το 1980, ο Ohlson δημοσίευσε μια μελέτη χρησιμοποιώντας το "Logit" ή το Multiple Logistic Regression στην κατασκευή ενός μοντέλου πρόβλεψης πτώχευσης. Ο Ohlson θεώρησε ότι η μελέτη του είχε ένα σημαντικό πλεονέκτημα. Είχαν ένα σημαντικό πλεονέκτημα χρονικού ορίου που επέτρεπε σε κάποιον να ελέγξει εάν η εταιρεία χρεοκόπησε πριν ή μετά την ημερομηνία κυκλοφορίας των χρηματοοικονομικών εταιρειών. Ο Ohlson ισχυρίστηκε ότι οι προηγούμενες μελέτες δεν εξέτασαν ρητά το χρονοδιάγραμμα. Σύμφωνα με τον Cybinski (2001), μια άλλη διαφορά μεταξύ των πρώιμων και των καθυστερημένων μελετών ήταν ότι οι πρώτες μελέτες αφορούσαν εξηγήσεις και όχι πρόβλεψη.

Οι Tirapat και Nittayagasetwat (1999) χρησιμοποίησαν μια παλινδρόμηση logit για να αναπτύξουν ένα μοντέλο έρευνας σχετικά με τις μικρο-κρίσεις που σχετίζονται με τις εταιρείες που είναι εισηγμένες στο Χρηματιστήριο της Ταϊλάνδης (SET) το 1996. Πενήντα πέντε από αυτές τις εταιρείες υπέστησαν οικονομικές δυσχέρειες βάσει του ορισμού που χρησιμοποιείται από το SET. Το δείγμα Tirapat και Nittayagasetwat περιελάμβανε 341 από τις 404 μη αποτυχημένες εταιρείες και όλες τις 55 από τις αποτυχημένες εταιρείες. Οι Tirapat και Nittayagasetwat χρησιμοποίησαν τον ορισμό του SET για μια αποτυχημένη εταιρεία. Αυτός ο ορισμός αναφέρει ότι μια επιχείρηση είναι χρεωμένη όταν είτε κλείνει η κυβέρνηση της Ταϊλάνδης είτε απαιτείται από το χρηματιστήριο ή από την Τράπεζα της Ταϊλάνδης να υποβάλει σχέδια αναδιάρθρωσης. Στην παλινδρόμηση logit, οι Tirapat και Nittayagasetwat (1999) ενσωμάτωσαν μια διαδικασία δύο βημάτων σύμφωνα με την οποία οι αλλαγές στους μακροοικονομικούς παράγοντες και η ευαισθησία της εταιρείας σε αυτούς τους παράγοντες επηρεάζουν την απόδοση των μετοχών της εταιρείας, με τη μετοχική απόδοση της εταιρείας να επηρεάζει την πιθανότητα της εταιρείας οικονομικής δυσχέρειας. Η συνολική ακρίβεια πρόβλεψης του μοντέλου Tirapat και Nittayagasetwat ισούται με 63,89% για τη δοκιμή πλήρους δείγματος,

77,49% για τη δοκιμή δείγματος και 75,76% για τη δοκιμή εκτός δείγματος. Τα αποτελέσματα της μελέτης τους δείχνουν ότι μια εταιρεία με υψηλότερο εκτιμώμενο ποσοστό απόδοσης έχει χαμηλότερη πιθανότητα οικονομικής δυσχέρειας. Η μελέτη τους δείχνει επίσης τη σημασία των μακροοικονομικών συνθηκών, επειδή μπορούν να επηρεάσουν έντονα την πιθανότητα οικονομικής δυσχέρειας μιας επιχείρησης. Οι ερευνητές διαπίστωσαν ότι ο μόνος σημαντικός μακροοικονομικός παράγοντας ήταν η ευαισθησία της εταιρείας στον πληθωρισμό. Συνοπτικά, κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι μόνο ο συστηματικός κίνδυνος μιας επιχείρησης που εκτίθεται στον πληθωρισμό επηρεάζει την πιθανότητα οικονομικής δυσχέρειας της εταιρείας. Όσο υψηλότερη είναι η ευαισθησία μιας επιχείρησης στον πληθωρισμό, τόσο πιθανότερο είναι η έκθεση της εταιρείας σε χρηματοοικονομικές δυσχέρειες. Το μοντέλο του Ohlson έχει χρησιμοποιηθεί σε διάφορα σενάρια εκτός της χρεοκοπίας. Για παράδειγμα, οι Lee et al. (2014) αξιολόγησαν την προγνωστική ισχύ του μοντέλου Ohlson για μελλοντική εκτίμηση της αγοραίας αξίας. Η Noga and Schnader (2013) επεκτάθηκε στο μοντέλο του Ohlson διερευνώντας τη σχέση μεταξύ μη φυσιολογικών αλλαγών στις διαφορές βιβλίων-φόρων (BTD) και της πτώχευσης χρησιμοποιώντας ένα μοντέλο κινδύνου και δοκιμές εκτός δείγματος.

Αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί την τεχνική ανάλυσης logit όπως διαδόθηκε από τον Ohlson. Ο Ohlson χρησιμοποίησε αυτή τη μέθοδο για να αναπτύξει το «O-score» του για να χρησιμοποιηθεί ως μοντέλο. Υπάρχουν διάφοροι λόγοι για την επιλογή του μοντέλου του Ohlson για αυτήν τη μελέτη. Μερικοί ερευνητές πιστεύουν ότι η ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων έχει δύο θεμελιώδεις αδυναμίες. Όπως αναφέρθηκε νωρίτερα, σύμφωνα με τον Jones (1987), η ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων δεν λαμβάνει υπόψη τις προηγούμενες πιθανότητες και πρέπει επίσης να υποθέσει την ίδια πιθανότητα συμμετοχής στην ομάδα με βάση τις αναλογίες δειγμάτων. Ο Ohlson (1980) υποστηρίζει ότι αυτές οι στατιστικές απαιτήσεις σχετικά με τις ιδιότητες διανομής των προβλέψεων προκαλούν σημαντικά προβλήματα. Για παράδειγμα, ο Ohlson, δηλώνει ότι η απαίτηση ενός κανονικά κατανομημένου προβλεπόμενου μοντέλου αντιτίθεται στη χρήση μιας εικονικής μεταβλητής. Αυτός ο περιορισμός, σύμφωνα με τον Ohlson, περιορίζει σοβαρά το μοντέλο ως εργαλείο διάκρισης. Η ανάλυση Logit, υποστηρίζεται, εξαλείφει αυτές τις δύο αδυναμίες.

Άλλοι ερευνητές συμφώνησαν με τον Ohlson, δηλώνοντας ότι επειδή η ανάλυση logit βασίζεται σε μια αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας, δεν απαιτεί οι ανεξάρτητες μεταβλητές να είναι φυσιολογικές. Η μέθοδος Logit θέτει ένα βάρος σε κάθε μία από τις μεταβλητές, έτσι ώστε ο τύπος να παράγει μια πιθανότητα ταξινόμησης τοποθετώντας τις σταθμισμένες ομάδες σε μία ή περισσότερες ξεχωριστές ομάδες.

Ακόμα ένα άλλο επιχείρημα για την ανάλυση logit σε αυτή τη μελέτη είναι ότι το SET στην Ταϊλάνδη έχει σημαντικό αριθμό χρηματοοικονομικών εταιρειών, μερικές από τις οποίες έχουν αντιμετωπίσει οικονομική δυσχέρεια. Υπάρχει κάποια ένδειξη ότι η ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων δεν παρέχει καλή πρόβλεψη για χρηματοοικονομικές εταιρείες. Οι Pastena και Ruland (1986) χρησιμοποίησαν πολλαπλές διακριτικές αναλύσεις στη μελέτη τους, αλλά δήλωσαν ότι «περιορίσαν το δείγμα σε κατασκευαστικές εταιρείες, δεδομένου ότι το μοντέλο Altman δεν αναπτύχθηκε για τράπεζες, ασφαλιστικές εταιρείες ή άλλες μη βιομηχανικές επιχειρήσεις». Άλλοι ερευνητές κατέληξαν σε παρόμοια συμπεράσματα. Οι Dietrich και Kaplan (1982), για παράδειγμα, δήλωσαν ότι η ανάλυση probit ήταν θεωρητικά ανώτερη από την ανάλυση πολλαπλών διακρίσεων στη μελέτη των τραπεζικών δανείων. Τα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα δεν είναι ένας περιορισμός που θα ήταν δυνατός σε αυτήν τη μελέτη.

Μια ακόμη ερώτηση που πρέπει να αντιμετωπιστεί είναι αν θα χρησιμοποιήσουμε τη μέθοδο logit ή probit. Η μέθοδος probit είναι παρόμοια με το logit εκτός από το ότι χρησιμοποιεί μια σχεδόν πανομοιότυπη κανονική συνάρτηση αθροιστικής πιθανότητας αντί της λογιστικής αθροιστικής συνάρτησης (Gentry, Newbold and Whitford, 1985). Οι Boritz και Kennedy (1995) περιέγραψαν τις διαφορές μεταξύ των δύο προσεγγίσεων ως ότι το μοντέλο logit χρησιμοποίησε τη σωρευτική λογιστική συνάρτηση και το probit χρησιμοποίησε τη σωρευτική κανονική κατανομή. Επειδή η μέθοδος logit έχει δοκιμαστεί πιο διεξοδικά και επειδή είναι η μέθοδος που χρησιμοποίησε ο Ohlson για την ανάπτυξη του μοντέλου του, αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί την προσέγγιση logit.

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί ανάλυση logit για να συγκρίνει τις αποτυχημένες και μη αποτυχημένες εταιρείες. Η ανάλυση Logit είναι

μέλος της γενικής κατηγορίας μοντέλων που ονομάζεται log-linear models και μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε διάφορες περιστάσεις για την αντιμετώπιση οποιουδήποτε αριθμού μεταβλητών αποτελεσμάτων (Simonoff, 1997). Ωστόσο, σε αυτή τη μελέτη, το logit χρησιμοποιείται για την εκτέλεση μιας λογιστικής παλινδρόμησης στην οποία ένα δυαδικό αποτέλεσμα προβλέπεται από μια ποικιλία μεταβλητών. Στη βιβλιογραφία, το logit περιγράφεται ως παραλλαγή της συνηθισμένης παλινδρόμησης και χρησιμοποιείται συχνότερα για τη μοντελοποίηση της σχέσης μεταξύ δύο αποτελεσματικών μεταβλητών και ενός συνόλου επεξηγηματικών μεταβλητών. Ενώ οι αποτελεσματικές μεταβλητές σε αυτήν τη μελέτη μελετούν αποτυχημένες και μη αποτυχημένες επιχειρήσεις, η μεταβλητή αποτελέσματος θα μπορούσε να είναι οποιαδήποτε διχοτόμη μεταβλητή όπως «νεκρή» ή «ζωντανή» στην ιατρική ή «πώληση» ή «όχι πώληση» στην επένδυση). Ο συνηθισμένος στόχος της ανάλυσης logit είναι να επικεντρωθεί στη συμμετοχή στην ομάδα. Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως, η ανάλυση logit δεν κάνει υποθέσεις για πράγματα όπως η κανονικότητα ή οι γραμμικές σχέσεις. Επιπλέον, οι ίσες διακυμάνσεις και η κατανομή των μεταβλητών πρόβλεψης δεν είναι ζητήματα που πρέπει να ληφθούν υπόψη. Αυτά τα πλεονεκτήματα αντισταθμίζονται κάπως από το γεγονός ότι η παλινδρόμηση είναι ευαίσθητη σε ακραίες μεταβλητές στις μεταβλητές πρόβλεψης και στην αλληλουχία (Kleinbaum, & Klein, 2010). Λόγω αυτής της ευαισθησίας, αυτή η μελέτη δίνει ιδιαίτερη προσοχή στην προ-διαλογή των μεταβλητών πρόβλεψης.

Εδώ αξίζει να αναφέρουμε ένα ιδιαίτερα σημαντικό χαρακτηριστικό της ανάλυσης Logit, το οποίο είναι ότι εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από την πιθανότητα. Επειδή αυτή η μελέτη χρησιμοποιεί ταιριαστά δείγματα ζευγών με ίσο αριθμό αποτυχημένων και μη αποτυχημένων επιχειρήσεων, η πιθανότητα τυχαίας επιλογής μιας αποτυχημένης εταιρείας είναι 50% ή 0,5. Σε μια λογιστική παλινδρόμηση, οι «πιθανότητες» ενός συμβάντος ορίζονται ως η πιθανότητα ενός συμβάντος, διαιρούμενο με την πιθανότητα του συμβάντος να μην συμβεί. Ο λόγος αποδόσεων για έναν προγνωστικό δείκτη δηλώνει το σχετικό ποσό με το οποίο οι πιθανότητες του αποτελέσματος αυξάνονται ή μειώνονται όταν η τιμή του προβλεπόμενου αυξάνεται κατά μία μονάδα. Ένας από τους θεμελιώδεις κανόνες στην ανάλυση πιθανότητας είναι ότι οι πιθανότητες δεν μπορούν να υπερβαίνουν τον αριθμό ένα.

Να σημειωθεί, ωστόσο, ότι ενώ οι πιθανότητες δεν μπορούν να υπερβούν το ένα, οι πιθανότητες μπορεί να είναι περισσότερες από μία. Είναι στη δημιουργία των πιθανοτήτων που το "logit" μπαίνει στο παιχνίδι. Το logit είναι ο φυσικός λογάριθμος των πιθανοτήτων. Κατά συνέπεια, η λογική του κυλίνδρου έξι θα ήταν το φυσικό ημερολόγιο 0,2 ή μείον 1,609 (Kleinbaum, & Klein, 2010).

Αυτός ο τύπος είναι η λογιστική παλινδρόμηση που εκτελέστηκε για την αντιμετώπιση του ερευνητικού ζητήματος της μελέτης. Τα τρία κύρια αποτελέσματα αυτής της ανάλυσης αποτελούνται από δύο βασικά στοιχεία. Ο πρώτος είναι ένας πίνακας ταξινόμησης που προσδιορίζει τις σωστές και εσφαλμένες ταξινομήσεις που προσδιορίζονται από το μοντέλο. Η δεύτερη μέτρηση επιδιώκει να λάβει μια ένδειξη για το πόσο καλά τα δεδομένα ταιριάζουν στο μοντέλο. Οι δείκτες αυτής της προσαρμογής περιλαμβάνουν τη στατιστική σημασία για κάθε μεταβλητή στην εξίσωση, καθώς και μια στατιστική Chi-square για κάθε μεταβλητή. Το συνολικό μέτρο προσαρμογής του μοντέλου λαμβάνει υπόψη το στατιστικό στοιχείο της πιθανότητας καταγραφής μαζί με ένα κατάλληλο στατιστικό στοιχείο καλής εφαρμογής ( $R^2$ ).

Με την πάροδο των ετών, συνήθως προκαλείται ή περιορίζεται συγκεκριμένη δυναμικότητα σε ένα ή περισσότερους βιομηχανικούς τομείς και, εάν παραμένουν επί σειρά ετών, οι τομείς αυτοί προσελκύουν ιδιαίτερη προσοχή σε ερευνητές και επαγγελματίες (Altman, 2018). Ως εκ τούτου, για παράδειγμα, το μοντέλο βιομηχανίας κλωστοϋφαντουργίας (Altman, et al, (1974), οι αεροπορικές εταιρείες των ΗΠΑ (Altman & Gritta, 1984), και πιο πρόσφατα, οι τομείς της ενέργειας και της εξόρυξης στις ΗΠΑ, έδωσαν κίνητρα για συγκεκριμένες αναλύσεις και δοκιμές. Μια πρόσφατη εμπειρική μελέτη (Altman & Kuehne, 2017) των μοντέλων Z-Score ανέλυσε την ακρίβειά της στους τομείς της ενέργειας και της εξόρυξης. Φαίνεται λοιπόν ότι τα αρχικά μοντέλα Altman διατηρούν υψηλό επίπεδο ακρίβειας για πρόβλεψη κινδύνου, ακόμη και για ορισμένες βιομηχανίες που δεν περιλαμβάνονται στις αρχικές δοκιμές μας. Ωστόσο, δεν μπορούμε να γενικεύσουμε όλους τους κλάδους, ειδικά τις εταιρείες παροχής υπηρεσιών.

Άλλες ενδιαφέρουσες εφαρμογές της μεθοδολογίας Altman περιλαμβάνουν εκτίμηση του προεπιλεγμένου κινδύνου χρέους κυρίαρχων εθνών (Altman και Rijken,

2011), μελέτη της Παγκόσμιας Τράπεζας (Pomerleano, 1998), κá. Η συγκέντρωση των Z-Scores, ή στην περίπτωση των Altman και Rijken's, (2011) η χρήση μιας πιο ενημερωμένης έκδοσης που ονομάζεται Z-Metrics, αποδείχθηκε εξαιρετικά ακριβής στην πρόβλεψη. Μία από τις πιο ενδιαφέρουσες και σημαντικές εφαρμογές της μεθοδολογίας Altman είναι να εφαρμόσει το μοντέλο σαν οδηγό για μια επιτυχημένη ανάκαμψη της εταιρείας. Μια τέτοια εφαρμογή και μελέτη της περίπτωσης έγινε στο GTI Corporation, Altman & LaFleur, (1981), που βρέθηκε επίσης στο Altman & Hotchkiss, 2006) και στο Altman, Hotchkiss & Wang (2018). Αν ένα μοντέλο είναι αποτελεσματικό στην πρόβλεψη της χρεοκοπίας, γιατί δεν μπορεί να είναι χρήσιμο για τη διαχείριση της προβληματικής εταιρείας στον προσδιορισμό των στρατηγικών και του αντίκτυπου τους στις μετρήσεις απόδοσης. Στην περίπτωση της GTI Corp., ο νέος διευθύνων σύμβουλος, James LaFleur, προσομοίωσε στρατηγικά τον αντίκτυπο των αλλαγών της διοίκησής του στα προκύπτοντα Z-Scores και έκανε μόνο αυτές τις αλλαγές που οδήγησαν σε μια βελτιωμένη Z-Score. Η στρατηγική του είχε ως αποτέλεσμα μια εξαιρετικά επιτυχημένη ανάκαμψη. Εδώ ήταν και πάλι μια εφαρμογή του μοντέλου Z-Score. Έχει αναφερθεί στην εργασία ένας μεγάλος αριθμός προτεινόμενων και έμπειρων εφαρμογών του αρχικού μοντέλου Z και αρκετών επακόλουθων εφαρμογών, με πιο λεπτομερή συζήτηση για τις ιδιαιτερότητες και τη σημασία πολλών από αυτές τις εφαρμογών. Η μεθοδολογία Altman έχει δείξει μια εντυπωσιακή ανθεκτικότητα με την πάροδο των ετών και, παρά την τεράστια αύξηση του μεγέθους και της πολυπλοκότητας των παγκόσμιων αγορών χρέους και των εταιρικών ισολογισμών, έχει δείξει όχι μόνο τη μακροζωία ως ακριβή πρόβλεψη της εταιρικής δυσφορίας, αλλά και την επιτυχή τροποποίηση για ορισμένες εφαρμογές πέρα από την αρχική της.

Η ύπαρξη διαφόρων ελλείψεων σε διάφορες μεθόδους, όπως για παράδειγμα η μέθοδος Discriminant Analysis (DA), διάφοροι ερευνητές επικεντρώνονται ακόμα και σήμερα σε μοντέλα logit σε πρόσφατες μελέτες (Bateni, 2020). Η τάξη των μοντέλων logit είναι χρήσιμη, καθώς δεν επιβάλλει την υπόθεση της κανονικότητας στους προγνωστικούς παράγοντες. Δεύτερον, τα μοντέλα logit επιστρέφουν μια πιθανότητα εξόδου και ως εκ τούτου καμία βαθμολογία δεν πρέπει να μετατραπεί σε πιθανό μέτρο, το οποίο θα μπορούσε να είναι μια επιπλέον πηγή σφαλμάτων (Ohlson

1980). Τα μοντέλα Logit υποθέτουν ότι για οποιαδήποτε εταιρεία, δεδομένου ενός συνόλου χαρακτηριστικών, υπάρχει μια καθορισμένη πιθανότητα ότι θα προεπιλεγεί. Ως εκ τούτου, η πιθανότητα αθέτησης εξαρτάται υπό όρους από αυτά τα χαρακτηριστικά.

Σε μια μελέτη που έγινε, συγκρίθηκαν τα υποδείγματα Logit και η μεθοδολογία Altman (Bateni, 2020). Τα αποτελέσματα εκτίμησης του μοντέλου Altman (1968) δείχνουν ότι όλες οι μεταβλητές έχουν θετική και σημαντική σχέση με την εξαρτημένη μεταβλητή (αποτυχία) στο επίπεδο 1%. Όσον αφορά την πρώτη υπόθεση, χρησιμοποιώντας την τεχνική πρόβλεψης της λογιστικής παλινδρόμησης, ο ερευνητής προσπάθησε να αναπτύξει ένα κατάλληλο μοντέλο για την πρόβλεψη της πτώχευσης των ιρανικών εισηγμένων εταιρειών σε 1-3 χρόνια πριν από την πτώχευση και κατέληξε στο συμπέρασμα ότι το μοντέλο που προέκυψε από την τεχνική της λογιστικής παλινδρόμησης θα μπορούσε να προβλέψει την πτώχευση.

Με βάση τα συμπεράσματα αυτής της έρευνας, τα δεδομένα από τις οικονομικές καταστάσεις δείχνουν να έχουν υψηλή προγνωστική ισχύ. Και τα δύο μοντέλα logit και GA συνιστούσαν τις πωλήσεις σε συνολικά περιουσιακά στοιχεία και το EBIT σε συνολικά περιουσιακά στοιχεία ως τις πιο σημαντικές μεταβλητές στην πρόβλεψη πτώχευσης. Τα μοντέλα μπορούν να χρησιμοποιηθούν στο Χρηματιστήριο της Τεχεράνης και η απόδοση ταξινόμησης του μοντέλου GA είναι σημαντικά υψηλότερη από αυτή του μοντέλου logit.

Τα πειραματικά αποτελέσματα δείχνουν ότι το μοντέλο log-super-αποδοτικότητας και τα μοντέλα GA συνολικά είναι ασθενέστερα στην πρόβλεψη σωστών πτωχεύσεων σε σύγκριση με τα μη πτωχεύσιμα. Οι οικονομικές διακυμάνσεις και οι πολιτικές μεταβλητές είναι οι πιο σημαντικοί εξωτερικοί, ανεξέλεγκτοι παράγοντες (εκ μέρους των εταιρειών) που οδηγούν σε οικονομική δυσχέρεια στο Ιράν. Από την άλλη πλευρά, το υψηλό κόστος παραγωγής, τα πληρωτέα έξοδα τόκων και η γραφειοκρατία παραγωγής είναι το κλειδί των εσωτερικών, ελεγχόμενων παραγόντων που προκαλούν πτώχευση στη χώρα (Hsieh, 1993).

Άλλοι ερευνητές, μεταξύ άλλων και ο Efron (1979) και ο Rättsch et al. (1998), ακολουθώντας παρόμοια μεθοδολογία, ανέδειξαν το υπόδειγμα logit ως



επικρατέστερο μεταξύ των κλασικών μεθόδων που χρησιμοποιούνται από τη βιβλιογραφία (πχ FDA, probit, κά), αλλά όχι επικρατέστερη των μεθόδων τεχνητής νοημοσύνης καθώς και υβριδικών (δηλαδή συνδυασμό) μοντέλων.

Παρατηρούμε ότι με βάση τη βιβλιογραφία, δεν υπάρχει για κάθε περίπτωση μία και επικρατέστερη μέθοδος τόσο μεταξύ όλων των μεθόδων της βιβλιογραφίας, όσο και μεταξύ της μεθοδολογίας Altman και της μεθόδου Logit. Κατά κύριο λόγο, οι μεθοδολογίες που φαίνονται να επικρατούν από τις κλασικές μεθόδους, είναι η μεθοδολογία Altman και η μεθοδολογία Logit. Αυτές συγκρινόμενες με υβριδικές μεθόδους (συνδυασμός των ανωτέρω με μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης και μηχανικής μάθησης), φαίνεται επικρατούν οι υβριδικές (Juliana and Heather, 2003; Sangjae and Wu, 2013).

## 5.Συμπεράσματα

Εν κατακλείδι, συγκρίνοντας τις δύο μεθόδους (Altman και Logit), και συνοψίζοντας όλα όσα προαναφέραμε, οι δύο μέθοδοι έχουν «δυνατά» και «αδύνατα» χαρακτηριστικά, με αποτέλεσμα καμία να μην επικρατεί συνολικά, έναντι της άλλης. Πιο συγκεκριμένα, στα πλεονεκτήματα της μεθόδου Altman συμπεριλαμβάνονται τα εξής. Το σύστημα βαθμολόγησης χρησιμοποιεί πέντε οικονομικούς δείκτες που υπολογίζονται με βάση επτά οικονομικά στοιχεία που είναι εύκολα διαθέσιμα από τον ισολογισμό και την κατάσταση αποτελεσμάτων χρήσης οποιασδήποτε εταιρείας. Όντας ένα ποσοτικό μοντέλο, είναι πολύ εύκολο να αντλήσουμε πληροφορίες από το αποτέλεσμα. Οι επενδυτές το χρησιμοποιούν συνήθως για να μετρήσουν τη φερεγγυότητα μιας εταιρείας προκειμένου να αποφασίσουν εάν θα επενδύσουν ή όχι σε αυτήν την εταιρεία. Αντίστοιχα, τα μειονεκτήματά της είναι ότι μπορεί να προβλεφθεί η πιθανότητα αποτυχίας μόνο εάν η λειτουργία της εταιρείας είναι συγκρίσιμη με τη βάση δεδομένων της, δηλαδή με την παρελθοντική της λειτουργία. Για παράδειγμα, ένα εστιατόριο εμφανίζει συνήθως έναν αρνητικό κύκλο κεφαλαίων κίνησης και ως εκ τούτου το μοντέλο μπορεί να καταλήξει να δείχνει υψηλό κίνδυνο πτώχευσης που δεν είναι αλήθεια. Το σύστημα βαθμολογίας δεν λειτουργεί καλά για νέες ή αναδυόμενες εταιρείες καθώς τα κέρδη τους είναι πολύ χαμηλά θα οδηγήσουν το μοντέλο να προβλέπει υψηλό κίνδυνο. Το μοντέλο δεν ενσωματώνει τα οφέλη της καλής διαχείρισης ταμειακών ροών. Επομένως, η βαθμολογία Altman είναι πολύ σημαντική στη μέτρηση που χρησιμοποιείται για την αξιολόγηση της οικονομικής δύναμης μιας εταιρείας. Η χαμηλότερη βαθμολογία Z σημαίνει ότι η οικονομική οντότητα βρίσκεται στο δρόμο προς την αφερεγγυότητα ή την πτώχευση και το αντίστροφο. Από την άλλη, σαφώς και η λογιστική παλινδρόμηση έχει επίσης πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα. Μερικά από τα πλεονεκτήματα της είναι ότι εφαρμόζεται εύκολα και ερμηνεύεται με ευκολία. Μπορεί εύκολα να επεκταθεί σε πολλές κατηγορίες. Δεν παρέχει μόνο ένα μέτρο για το πόσο κατάλληλη είναι μια πρόβλεψη (μέγεθος συντελεστή), αλλά και την κατεύθυνση συσχέτισης (θετική ή αρνητική). Επίσης, είναι πολύ γρήγορο στην ταξινόμηση άγνωστων αρχείων. Επιπρόσθετα, παρέχει καλή ακρίβεια για πολλά απλά σύνολα δεδομένων και

λειτουργεί καλά όταν το σύνολο δεδομένων διαχωρίζεται γραμμικά. Μπορεί να ερμηνεύσει τους συντελεστές μοντέλου ως δείκτες σπουδαιότητας χαρακτηριστικών. Από την άλλη, τα μειονεκτήματά της είναι ότι εάν ο αριθμός των παρατηρήσεων είναι μικρότερος από τον αριθμό των χαρακτηριστικών, η λογιστική παλινδρόμηση δεν πρέπει να χρησιμοποιείται. Κατασκευάζει γραμμικά όρια, το οποίο μπορεί να μην είναι απαραίτητα κακό αλλά σίγουρα είναι περιοριστικό. Ο κύριος περιορισμός της λογιστικής παλινδρόμησης είναι η υπόθεση γραμμικότητας μεταξύ της εξαρτημένης μεταβλητής και των ανεξάρτητων μεταβλητών. Μπορεί να χρησιμοποιηθεί μόνο για την πρόβλεψη διακριτών μεταβλητών. Ως εκ τούτου, η εξαρτημένη μεταβλητή του Logistic Regression περιορίζεται στο σύνολο διακριτών αριθμών και δεν έχει εφαρμογή σε συνεχές φάσμα τιμών. Τα μη γραμμικά προβλήματα δεν μπορούν να επιλυθούν με γραμμική παλινδρόμηση. Τα γραμμικά διαχωρίσιμα δεδομένα σπάνια βρίσκονται σε σενάρια πραγματικού κόσμου. Επιπλέον, η Logistic Regression απαιτεί να μην υπάρχει καθόλου πολυσυγραμμικότητα μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών, όπως κάθε παλινδρόμηση άλλωστε. Πιο ισχυροί και συμπαγείς αλγόριθμοι όπως το Neural Networks μπορούν εύκολα να ξεπεράσουν αυτόν τον αλγόριθμο. Στη Γραμμική παλινδρόμηση ανεξάρτητες και εξαρτημένες μεταβλητές έχουν γραμμική σχέση. Αλλά η Logistic Regression προϋποθέτει οι ανεξάρτητες μεταβλητές να σχετίζονται γραμμικά με τις αποδόσεις  $\log(p / (1-p))$ . Τελικώς, ίσως με τον κατάλληλο συνδυασμό των δυο, να μπορέσουμε να κατασκευάσουμε το «ιδανικό» υπόδειγμα εκμεταλλευόμενοι τα θετικά και αποφεύγοντας τα αρνητικά και των δυο.

## Βιβλιογραφία

Aitken, R. (2017). 'all data is credit data': Constituting the unbanked. *Competition & Change*, **21**, 274–300.

Altman, E. & B. Kuehne. 2017. "Defaults and Returns in the High-Yield Bond & Distressed Debt Markets," NYU Salomon Center Special Report, February.

Altman, E. & E. Hotchkiss. 2006. *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, 3rd edition, J. Wiley, Hoboken, New Jersey.

Altman, E. & H. Rijken. 2011. "Toward a Bottom-Up Approach to Assessing Sovereign Default Risk," *Journal of Applied Corporate Finance*, **Vol. 23, No. 11**, also in *International Research Journal of Applied Finance*, February 2012.

Altman, E. & J. LaFleur. 1981. "Managing a Return to Financial Health," *Journal of Business Strategy*, **Summer**, 31-38.

Altman, E. & R. Gritta. 1984. "Airline Bankruptcies Propensity: A ZETA Analysis," *Transportation Research Forum*," Harmony Press, Washington, D.C.

Altman, E., E. Hotchkiss & W. Wang. 2018. "Corporate Financial Distress, Restructuring & Bankruptcy," 4th edition, Forthcoming, J. Wiley, Hoboken, New Jersey.

Altman, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, **23** (4), 589-609

Altman, E.I., 1988. *Default Risk, Mortality Rates, and the Performance of Corporate Bonds*. Research Foundation, Institute of Chartered Financial Analysts, Charlottesville, VA.

Altman, E.I., 1989. Measuring corporate bond mortality and performance. *Journal of Finance September*, 909-922.

Altman, E.I., Kao, D.L., 1992. The implications of corporate bond rating drift. *Financial Analysts Journal June*, 64-75.

Altman, E.I., Marco, G., Varetto, F., 1994. Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (The Italian Experience), *Journal of Banking and Finance*, 505-529.

Angilella, S., & Mazzù, S. (2015). The financing of innovative SMEs: A multicriteria credit rating model. *European Journal of Operational Research*, **244** , 540–554.

Asquith, P., Mullins Jr., D.W., Wolz, E.D., 1989. Original issue high yield bonds: Aging analysis of defaults, exchanges and calls. *Journal of Finance*, 923-953.

Baesens, B., Roesch, D. & Scheule, H. (2016). *Credit risk analytics: Measurement techniques, applications, and examples in SAS*. Wiley, Hoboken, New Jersey.

Basel Committee on Banking Supervision (2018). Sound Practices: *Implications of fintech developments for banks and bank supervisors*. Tech. rep., Bank for International Settlements.

Beltratti, Andrea, and Stulz Rene M., Why Did Some Banks Perform Better during the Credit Crisis? A Cross-Country Study of the Impact of Governance and Regulation (July 13, 2009). *Charles A Dice Center Working Paper No. 2009-12* , Fisher College of Business Working Paper No. 2009-03-012, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1433502> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1433502>

Bennett, P., 1984. Applying portfolio theory to global bank lending. *Journal of Banking and Finance* , **153-169**.

Berg, T., Burg, V., Gombovic, A. & Puri, M. (2019). On the rise of FinTechs: Credit scoring using digital footprints. *The Review of Financial Studies*.

Black, F., Scholes, M., 1973. The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political Economy* , 637-659.

Blum, M., 1974. Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 1–25.

Boritz J.E., Kennedy D.B. and e Albuquerque Augusto de Miranda (1995) *Predicting Corporate Failure Using a Neural Network Approach*, Intelligent Systems in Accounting Finance and Management, link: <https://doi.org/10.1002/j.1099-1174.1995.tb00083.x>

Bravo, C., Maldonado, S., & Weber, R. (2013). Granting and managing loans for micro-entrepreneurs: New developments and practical experiences. *European Journal of Operational Research*, **227**, 358–366.

Brewer, E., Koppenhaver, G.D., 1992. The impact of standby letters of credit on bank risk: A note. *Journal of Banking and Finance*, 1037±1046.

Brooks, Chris and Persand, Gita, *Model Choice and Value-at-Risk Performance*. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=377440>

Canbas, S., Canbas, S., Cabuk, A., Kilic, S.B., 2005. Prediction of commercial bank failure via multivariate statistical analysis of financial structure: The Turkish case. *European Journal of Operational Research*, **166**, 528–546.

Carroll, P. & Rehmani, S. (2017). *Alternative data and the unbanked*. Tech. rep., Oliver Wyman Financial Services.

Chen, R., Zhou, H., Jin, C., & Zheng, W. (2019). Modeling of recovery rate for a given default by non-parametric method. *Pacific-Basin Finance Journal*, **57**, 101085.

Chirinko, R.S., Guill, G.D., 1991. A framework for assessing credit risk in depository institutions: Toward regulatory reform. *Journal of Banking and Finance*, 785±804.

Cramer, J. S. (2002). The origins of logistic regression (PDF) (Technical report). *Tinbergen Institute* , **119** , 167–178.

Credit Metrics, 1997. J.P. Morgan & Co., New York (April 3).

Crook Jonathan N., Edelman David B., and Thomas Lyn C. (2007) Recent developments in consumer credit risk assessment, *European Journal of Operational Research*, **183**, 1447–1465.

Deakin, E.B., 1972. A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 167–179.

Diakoulaki, D., Mavrotas, G., Papayannakis, L., 1992. A multicriteria approach for evaluating the performance of industrial firms. *Omega* **20**, 467–474.

Dietrich, J., & Kaplan, R. (1982). Empirical Analysis of the Commercial Loan Classification Decision. *The Accounting Review*, **57**, 18-38. Retrieved May 10, 2021, from <http://www.jstor.org/stable/246737>

Edelberg Wendy (2006) Risk-based pricing of interest rates for consumer loans, *Journal of Monetary Economics*, **53**, 2283–2298.

Edward I. Altman, Anthony Saunders (1998) Credit risk measurement: Developments over the last 20 years, *Journal of Banking & Finance*, **21**, 1721-1742.

Efron. B. (1982). *The Jackknife, the Bootstrap and Other Resampling Plans*. SIAM. Philadelphia, Pa.

Elton, E., Gruber, M., 1995. *Modern Portfolio Theory and Investment Analysis*, 5th ed. Wiley, New York.

Emel, A.B., Oral, M., Reisman, A., Yolalan, R., 2003. A credit scoring approach for the commercial banking sector. *Socio-Economic Planning Sciences*, **37**, 103–123.

Gentry, Ja, Newbold, P and Whitford, Dt, (1985), CLASSIFYING BANKRUPT FIRMS WITH FUNDS FLOW COMPONENTS, *Journal of Accounting Research*, **23**, issue **1**, 146-160.

George S. Oldfield & Anthony M. Santomero, 1997. "The Place of Risk Management in Financial Institutions," Center for Financial Institutions Working Papers 95-05, Wharton School Center for Financial Institutions, University of Pennsylvania.

Gilson, Stuart C., (1990), Bankruptcy, boards, banks, and blockholders: Evidence on changes in corporate ownership and control when firms default, *Journal of Financial Economics*, **27**, issue **2**, 355-387.

Gurtler, M., & Hibbeln, M. (2013). Improvements in loss given default forecasts for bank loans. *Journal of Banking & Finance*, **37**, 235-236.

Hartmann-Wendels, T., Miller, P., & Tows, E. (2014). Loss given default for leasing: Parametric and nonparametric estimations. *Journal of Banking & Finance*, **40**, 364–437.

Hsieh, S.-J. (1993). A note on the optimal cutoff point in bankruptcy prediction models. *Journal of Business Finance & Accounting*, **20**, 457–464. doi:10.1111/j.1468-5957.1993.tb00268.x.

Hughes, J., Lang, W., Mester, L., & Moon, C. (1996). Efficient Banking under Interstate Branching. *Journal of Money, Credit and Banking*, **28**, 1045-1071. doi:10.2307/2077940

Hurley, M., & Adebayo, J. (2016). Credit scoring in the era of big data. *Yale Journal of Law & Technology*, **18**, 149–216.

Iben, T., Litterman, R., 1989. Corporate bond valuation and the term structure of credit spreads. *Journal of Portfolio Management*, 52±64.

Izan, H.Y., 1984. Corporate distress in Australia. *Journal of Banking and Finance* , 303±320.

Jacques Kevin and Nigro Peter (1997) Risk-based capital, portfolio risk, and bank capital: A simultaneous equations approach, *Journal of Economics and Business*, **Volume 49, Issue 6**, November–December 1997, 533-547.

Jagtiani, J., Saunders, A., Udell, G., 1995. The effect of bank capital requirements on bank off-balance sheet financing. *Journal of Banking and Finance*, 647±658.

Jensen, M. (1986). Agency Costs of Free Cash Flow, Corporate Finance, and Takeovers. *The American Economic Review*, **76**, 323-329. Retrieved May 10, 2021, from <http://www.jstor.org/stable/1818789>

Jiménez-Martín, Juan-Ángel and McAleer, Michael and Pérez-Amaral, Teodosio, The Ten Commandments for Managing Value at Risk Under the Basel II Accord. *Journal of Economic Surveys*, **Vol. 23, Issue 5**, 850-855, December 2009, Available at SSRN:



<https://ssrn.com/abstract=1501371> or <http://dx.doi.org/10.1111/j.1467-6419.2009.00590.x>

Jinda Khunthong (1997) *Red flags on financial failure: the case of Thai corporations*, PhD Thesis, link: <https://repository.nida.ac.th/handle/662723737/565?locale-attribute=en>

Jones, S., Hensher, D.A., 2004. Predicting firm financial distress: A mixed logit model. *Accounting Review*, **79**, 1011–1038.

Jonkhart, M., 1979. On the term structure of interest rates and the risk of default. *Journal of Banking and Finance*, 253±262.

Jorion Philippe (1995) Predicting Volatility in the Foreign Exchange Market, *The Journal of Finance*, link: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1995.tb04793.x>

*Journal of Banking and Finance*, 1984. Special Issue on "Company and Country Risk Models", 151±387.

*Journal of Banking and Finance*, 1988. *Supplement Studies in Banking and Finance*, "International Business Failure Prediction Models".

Kealhofer, S., 1996. *Measuring Default Risk in Portfolios of Derivatives*. Mimeo KMV Corporation, San Francisco, CA.

Juliana Yim and Heather Mitchell. A Comparison of Corporate Failure Models in Australia: Hybrid Neural Networks, Logit Models and Discriminant Analysis. P.W.H. Chung, C.J. Hinde, M. Ali (Eds.): *IEA/AIE 2003*, LNAI 2718, pp. 348–358, 2003. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2003.

Keasey, K., McGuinness, P., Short, H., 1990. Multilogit approach to predicting corporate failure – Further analysis and the issue of signal consistency. *Omega* **18**, 85–94.

Keeley, Michael C. and Furlong, Frederick, (1990), A reexamination of mean-variance analysis of bank capital regulation, *Journal of Banking & Finance*, **14**, issue 1, 69-84.

Kim Daesik and Santomero M. Anthony (1988) Risk in Banking and Capital Regulation, *The Journal of Finance*, link: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1988.tb03966.x>

Kirkpatrick, D. and Kirkpatrick, P. 2006. *Evaluating Training Programs*. 3rd Edn, BerrettKoehler Publishers, San Francisco, CA., ISBN: 10:1576753484.

Kleinbaum, David G., Klein, Mitchel (2010) *Logistic Regression*, Springer.

KMV Corporation, 1993. *Credit Monitor Overview*, San Francisco, Ca, USA.

Koehn Michael and Santomero M. Anthony (1980) Regulation of Bank Capital and Portfolio Risk, *The Journal of Finance*, link: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1980.tb02206.x>

Kolari, J., Glennon, D., Shin, H., Caputo, M., 2002. Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*, **54** , 361–387.

Kwan, Simon H. and Eisebeis, Robert, Bank Risk, *Capitalization, and Inefficiency* (January 1995). 96-35, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1188> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1188>

Lawrence, D. & Solomon, A. (2012). *Managing a consumer lending business*. Solomon Lawrence Partners.

Lawrence, E.L., Smith, S., Rhoades, M., 1992. An analysis of default risk in mobile home credit. *Journal of Banking and Finance*, 299±312.

Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. *European Journal of Operational Research*, **247**, 124–136.

Livingston, M., Poon, W. P., & Zhou, L. (2018). Are Chinese credit ratings relevant? A study of the Chinese bond market and credit rating industry. *Journal of Banking & Finance*, **87**, 216–232.

Mareschal, B., Brans, J.P., 1991. Bankadviser: An industrial evaluation system. *European Journal of Operational Research*, **54**, 318–324.

- Markowitz, H., 1959. *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*, Wiley, New York.
- Martin, D., 1977. Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 249-276.
- McAllister, P., Mingo, J.J., 1994. Commercial loan risk management, credit-scoring and pricing: The need for a new shared data base. *Journal of Commercial Bank Lending* , 6±20.
- McElravey, J.N., Shah, V., 1996. Rating Cash Flow Collateralized Bond Obligations. Special Report, Asset Backed Securities, Du<sup>®</sup> and Phelps Credit Rating Co., Chicago, IL, USA.
- Merton, R., 1974. On the pricing of corporate debt. *Journal of Finance* 449-470.
- Noga, Tracy & Schnader, Anne. (2013). *Book-Tax Differences as an Indicator of Financial Distress*. Accounting Horizons. 27. 10.2139/ssrn.2159922.
- Ohlson, J.A., 1980. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, **19**, 61–80.
- Pastena, V., & Ruland, W. (1986). The Merger/Bankruptcy Alternative. *The Accounting Review*, **61**, 288-301. Retrieved May 10, 2021, from <http://www.istor.org/stable/247259>
- Platt, H.D., Platt, M.B., 1991a. A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. *Journal of Banking and Finance*, 1183±1194.
- Pomerleano, M. 1998. "Corporate Finance Lessons from the East Asian Crisis," Viewpoint Note 155, World Bank Group, Washington, DC, October.
- Porta, R., Lopez-de-Silanes, F., Shleifer, A., & Vishny, R. (1998). Law and Finance. *Journal of Political Economy*, **106**, 1113-1155. doi:10.1086/250042.
- Ravi Kumar, P., Ravi, V., 2007. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. *European Journal of Operational Research*, **180**, 1–28.

Ribeiro, M. T., Singh, S. & Guestrin, C. (2016). *Why should I trust you?: Explaining the predictions of any classifier*. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining, San Francisco, CA, USA, August 13–17, 2016 (pp. 1135–1144).

Riskmetrics (1996) Technical Document, J.P. Morgan / Reuters, 4<sup>th</sup> Edition, New York, link: <https://www.msci.com/documents/10199/5915b101-4206-4ba0-ae2-3449d5c7e95a>

Roa Luisa, Correa-Bahnsen Alejandro, Suarez Gabriel, Cortés-Tejada Fernando, Luque A. Maria, Bravo Cristian (2021) Super-app behavioral patterns in credit risk models: Financial, statistical and regulatory implications, *Expert Systems With Applications*, 169, 114486.

Rongda Chen, Xinhao Chen, ChengluJina, Yiyang Chen, Jiayi Chen (2020) Credit rating of online lending borrowers using recovery rates, *International Review of Economics and Finance*, **68**, 204–216.

Sangjae Lee, Wu Sung Choi (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back propagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, **40**, 2941–2946.

Santomero, A., Vinso, J., 1977. Estimating the probability of failure forms in the banking system. *Journal of Banking and Finance*, 185±206.

Saunders, A., 1997. *Financial Institutions Management: A Modern Perspective*, 2nd ed. Irwin, Homewood, IL.

Scott, J., 1981. The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance*. September, 317±344.

Shen, C.-H., Lin, S.-J., Tang, D.-P., & Hsiao, Y.-J. (2016). The relationship between financial disputes and financial literacy. *Pacific-Basin Finance Journal*, **36**, 46–65.

Simonoff, Jeffrey. (1997). The “Unusual Episode” and a Second Statistics Course. *Journal of Statistics Education*. **5**. 10.1080/10691898.1997.11910524.

Siskos, Y., Zopounidis, C., Pouliezos, A., 1994. An integrated DSS for financing firms by an industrial development bank in Greece. *Decision Support Systems* **12**, 151–168.

Skogsvik, K., 1990. Current cost accounting ratios as predictors of business failure: The Swedish case. *Journal of Business Finance and Accounting*, **17** , 137–160.

Smith, L.D., Lawrence, E., 1995. Forecasting losses on a liquidating long-term loan portfolio. *Journal of Banking and Finance*, 959±985.

Sommerville, R.A., Tamer, R.J., 1995. Banker judgement versus formal forecasting models: The case of country risk assessment. *Journal of Banking and Finance*, 281±297.

Standard and Poor's, 1991. Corporate Bond Default Study. Credit Week, September 16.

Stulz, R. (1990) Managerial Discretion and Optimal Financing Policies. *Journal of financial Economics*, **26** , 3-27. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(90\)90011-N](https://doi.org/10.1016/0304-405X(90)90011-N)

Sunti Tirapat & Aekkachai Nittayagasetwat, 1999. "An Investigation of Thai Listed Firms' Financial Distress Using Macro and Micro Variables," *Multinational Finance Journal*, *Multinational Finance Journal*, **vol. 3**, 103-125, June.

Task Force on Financial Technology (2019). *Examining the use of alternative data in underwriting and credit scoring to expand access to credit: Hearings before the task force on financial technology*. US House of Representatives, 116th Cong.

Treacy William F. and Carey Mark (2000) Credit risk rating systems at large US banks, *Journal of Banking & Finance*, **24**, 167-201.

Trotman Michael Gibbins Ken (2003) *Financial Accounting an Integrated Approach*, Thomson editions.

Walker, SH; Duncan, DB (1967). "Estimation of the probability of an event as a function of several independent variables". *Biometrika*. 54 (1/2): 167–178. doi:10.2307/2333860. JSTOR 2333860.

West, R.C., 1985. A factor-analytic approach to bank condition. *Journal of Banking and Finance* , 253±266.

Wilcox, J.W., 1973. A Prediction of business failure using accounting data. *Journal of Accounting Research*, Vol. 2.

Zavgren, C.V., 1985. Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, **12** , 19–45.

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, promoting Business Analytics and Quantitative Management of

Zmijewski, M.E., 1984. Methodological issues related to estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research* , **22** , 58–59.

Zopounidis, C., 1987. A multicriteria decision-making methodology for the evaluation of the risk of failure and an application. *Foundations of Control Engineering*, **12** , 45–67.

Zopounidis, C., Doumpos, M., 1998. Developing a multicriteria decision support system for financial classification problems: The Finclas system. *Optimization Methods and Software* 8, 277–304.

Zumbauch, G. (2007), *A Gentle Introduction to the RM 2006 Methodology*, New York, Riskmetrics Group.

Oskardottir, M., Bravo, C., Sarraute, C., Vanthienen, J., & Baesens, B. (2019). The value of big data for credit scoring: Enhancing financial inclusion using mobile phone data and social network analytics. *Applied Soft Computing*, **74**, 26–39.