



**TECHNICAL UNIVERSITY
OF CRETE**

Σχολή Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης Πολυτεχνείου Κρήτης

Διπλωματική εργασία με θέμα:

**Ανασκόπηση Μοντέλων Πρόβλεψης Πτωχεύσεων
Επιχειρήσεων**

(Review of Corporate Bankruptcy Risk Models)

Κλογκίρι Άντα

Επιβλέπων Καθηγητής : Ζοπουνίδης Κωνσταντίνος

Εξεταστική Επιτροπή: Ατσαλάκης Γεώργιος

Δούμπος Μιχαήλ

Ζοπουνίδης Κωνσταντίνος

ΧΑΝΙΑ 2021

Υπεύθυνη δήλωση

Δηλώνω υπεύθυνα ότι η παρούσα διπλωματική εργασία είναι πρωτότυπη και εκπονήθηκε αποκλειστικά και μόνο για την μερική εκπλήρωση των απαιτήσεων του Προπτυχιακού Προγράμματος Σπουδών του τμήματος Μηχανικών Παραγωγής και Διοίκησης του Πολυτεχνείου Κρήτης.

Δηλώνω επίσης υπεύθυνα ότι όλες οι πηγές που χρησιμοποιήθηκαν για την άντληση δεδομένων, ιδεών και λέξεων, αναγνωρίζονται και παρατίθενται στη σχετική βιβλιογραφία, καθώς και καθ' όλη την έκταση της εργασίας με τη μορφή υποσημειώσεων.

Κλογκίρι Άντα

Χανιά, 2021

Ευχαριστίες

Ευχαριστώ θερμά τον επιβλέποντα καθηγητή Ζοπουνίδη Κωνσταντίνο για την βοήθεια του τόσο στην επιλογή του θέματος όσο και κατά τη διάρκεια εκπόνησης της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Ιδιαίτερα θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου για την πολύτιμη στήριξη της καθ' όλη την διάρκεια των σπουδών μου.

Περιεχόμενα

Περιεχόμενα.....	4
Περίληψη.....	7
Abstract.....	8
Κεφάλαιο 1:Εισαγωγικά στοιχεία για την πτώχευση των επιχειρήσεων	9
1.1 Η έννοια της πτώχευσης.....	9
1.2 Προϋποθέσεις υπαγωγής σε καθεστώς πτώχευσης.....	9
1.3 Παράγοντες που οδηγούν σε πτώχευση.....	10
Κεφάλαιο 2: Μονομεταβλητή Ανάλυση (Univariate Analysis)	12
2.1 Γενικά για τη Μονομεταβλητή Ανάλυση.....	12
2.2 Το μοντέλο του Beaver.....	14
2.3 Θετικά και αρνητικά της Μονομεταβλητής Ανάλυσης.....	16
Κεφάλαιο 3: Μέθοδος Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης (Multivariate Discriminant Analysis - MDA).....	17
3.1 Γενικά για την MDA.....	17
3.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της MDA.....	18
3.3 Μοντέλο πρόβλεψης Altman Z-Score (1968).....	19
3.3.1 Αναθεωρήσεις του μοντέλου Z-Score.....	22
3.3.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα Z-Score.....	24
3.4 Μοντέλο ZETA (1977).....	25
3.5 Υποδείγματα που στηρίχθηκαν στο μοντέλο Z-Score	27
3.5.1 Το υπόδειγμα του Deakin (1972).....	27
3.5.2 Το υπόδειγμα του Edmister (1972).....	28

3.5.3 Το υπόδειγμα του Springate (1978).....	29
Κεφάλαιο 4: Υποδείγματα Πιθανότητας (Conditional Probability Models).....	30
4.1 Γενικά για τα Υποδείγματα Πιθανότητας.....	30
4.2 Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model - LPM).....	31
4.2.1 Το υπόδειγμα των Meyer και Pifer (1970).....	32
4.3 Λογαριθμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Logit).....	33
4.3.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα υποδείγματος Logit	34
4.3.2 Το υπόδειγμα του Ohlson (1980).....	35
4.3.3 Logit Υπόδειγμα Πολλαπλών Αποκρίσεων (Multinomial Logit Model).....	37
4.4 Το Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Probit Model).....	38
4.4.1 Το υπόδειγμα του Zmijewski (1984).....	39
Κεφάλαιο 5: Νεότερες μέθοδοι πρόβλεψης πτώχευσης.....	41
5.1 Μοντέλα Κινδύνου (Hazard Models).....	41
5.1.1 Το μοντέλο του Shumway (2001).....	42
5.1.2 Το μοντέλο των Campbell, Hilscher και Szilagyi (2008).....	43
5.1.3 Προτερήματα και μειονεκτήματα των Μοντέλων Κινδύνου.....	43
5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks).....	45
5.2.1 Odom και Sharda (1990).....	47
5.2.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των Νευρωνικών Δικτύων.....	48
5.3 Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems - DSS).....	50
5.3.1 Το DSS μοντέλο των Siskos, Zorounidis και Pouliezios (1994).....	50
5.3.2 Η μέθοδος ELECTRE.....	52
5.3.3 Η μέθοδος ELECTRE TRI.....	52

5.3.4 Το σύστημα Fineva (Financial Evaluation).....	53
5.3.5 Η μέθοδος UTADIS (Utilites Additives Discriminantes).....	55
5.3.5.1 Η μελέτη των Zorounidis και Doumpos (1999).....	55
5.3.6 Το σύστημα Finclas (Financial Classification).....	56
5.3.7 Η μέθοδος M.H.DIS (Multi-group Hierarchical Discrimination).....	57
5.4 Δένδρα Αποφάσεων (Machine Learning Decision Trees).....	58
5.4.1 Προτερήματα και μειονεκτήματα των Δένδρων Αποφάσεων.....	59
5.5 Προσεγγιστικά Σύνολα (Rough Set).....	60
5.5.1 Το μοντέλο των Dimitras et al. (1999).....	61
5.5.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των Rough Set.....	63
5.6 Dynamic Event History Analysis (DEHA).....	63
5.7 CUSUM.....	64
5.8 A Fuzzy Knowledge-Based Decision Aiding Method.....	66
5.8.1 Το Fuzzy μοντέλο των Spanos et al. (1999).....	67
5.9 Η θεωρία της «Καταστροφής» ή «Χάους».....	69
5.9.1 Το μοντέλο των Lindsay και Campbell (1996).....	70
5.9.2 Το αναθεωρημένο μοντέλο των Campbell et al. (2019).....	71
Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα	72
Βιβλιογραφία.....	74

Περίληψη

Η παρούσα εργασία πραγματεύεται το ζήτημα της πτώχευσης των επιχειρήσεων και των μοντέλων που χρησιμοποιήθηκαν, κατά καιρούς, για την πρόβλεψή της.

Σε πρώτο στάδιο, γίνεται μια συνοπτική αναφορά στην έννοια της πτώχευσης και στη νομική της διάσταση. Αναλύονται οι προϋποθέσεις υπαγωγής των επιχειρήσεων υπό καθεστώς πτώχευσης, καθώς και οι κυριότεροι παράγοντες που οδηγούν σε αυτήν.

Εν συνεχεία, παρουσιάζονται τα κυριότερα μοντέλα πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Αρχικά, γίνεται αναφορά στη Μονομεταβλητή Ανάλυση (UA), ως μέθοδο πρόβλεψης εταιρικού κινδύνου, και στο μοντέλο του Beaver (1966).

Έπειτα, αναλύεται η μέθοδος της Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης (MDA) και τα μοντέλα Z-Score (1968) και ZETA (1977) του Altman, καθώς και παραλλαγές αυτών.

Σε επόμενο βήμα, παρατίθενται τα κυριότερα Υποδείγματα Πιθανότητας με ευρεία χρήση στην διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Συγκεκριμένα, γίνεται αναφορά στο Γραμμικό (LPM), στο Λογαριθμικό (Logit) και στο Κανονικό (Probit) Υπόδειγμα Πιθανότητας.

Ακολούθως, παρουσιάζονται ορισμένες νεότερες μέθοδοι πρόβλεψης πτώχευσης. Τέτοιες μέθοδοι είναι τα Μοντέλα Κινδύνου (Hazard Models), τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks), τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS), τα Δένδρα Αποφάσεων (Machine Learning Decision Trees), Τα Προσεγγιστικά Σύνολα (Rough Set), τα συστήματα DEHA (Dynamic Event History Analysis), το μοντέλο CUSUM, η Fussy Knowledge – Based Decision Aiding μέθοδος και η θεωρία της «Καταστροφής» ή «Χάους».

Ολοκληρώνοντας, καταγράφονται τα γενικότερα συμπεράσματα που προκύπτουν από την μελέτη των μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας και κατατίθεται η σχετική βιβλιογραφία.

Abstract

This paper addresses the issue of business bankruptcy and the models used to predict the corporate failure.

Firstly, a brief reference is made to the concept of bankruptcy and the legal dimension of it. The conditions for bankruptcy are analyzed, as well as the main factors that lead to it.

Secondly, the main models used for predicting corporate failure are presented. Firstly, reference is made to Univariate Analysis (UA), as a method of forecasting corporate risk, and to the Beaver model (1966).

Next, the method of Multivariate Discrete Analysis (MDA) and Altman's Z-Score (1968) and ZETA (1977) models are analyzed.

Subsequently, the main Probability Models widely used in the business bankruptcy forecasting process are indicated. Specifically, reference is made to the Linear (LPM), Logarithmic (Logit) and Normal (Probit) Probability Model.

Moreover, alternative methods of predicting bankruptcy are presented. Such methods are Hazard Models, Artificial Neural Networks, Decision Support Systems (DSS), Machine Learning Decision Trees, Rough Set, DEHA systems (Dynamic Event History Analysis), the CUSUM model, the Fussy Knowledge - Based Decision Aiding method and the theory of "Disaster" or "chaos".

Finally, the general conclusions that emerge from the study of corporate failure prediction models are presented and the relevant literature is submitted.

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγικά στοιχεία για την πτώχευση των επιχειρήσεων

1.1 Η έννοια της πτώχευσης

Ως πτώχευση ορίζεται η νομική κατάσταση εκείνη στην οποία μεταπίπτει φυσικό ή νομικό πρόσωπο όταν αδυνατεί να αποπληρώσει τα χρέη του στους δανειστές ή άλλους οφειλέτες. Σύμφωνα με το άρθρο 75 του υπ' αριθμόν 4738/ 2020 νόμου «η πτώχευση αποσκοπεί στη συλλογική ικανοποίηση των πιστωτών του οφειλέτη με τη ρευστοποίηση του συνόλου της περιουσίας του οφειλέτη ή επιμέρους λειτουργικών συνόλων αυτής ή των κατ' ιδίαν περιουσιακών του στοιχείων και στην επιστροφή παραγωγικών μέσων σε δυνητικά παραγωγικές χρήσεις το συντομότερο δυνατό».

Η διαδικασία εμπίπτει στο Πτωχευτικό Δίκαιο, που αποτελεί ιδιαίτερο κλάδο του Εμπορικού Δίκαιου. Μπορεί να δρομολογηθεί από τον ίδιο τον οφειλέτη ή από έναν ή περισσότερους πιστωτές με σχετική αίτηση στο δικαστήριο, το οποίο είναι αρμόδιο όργανο για την κήρυξη καθεστώτος πτώχευσης

1.2 Προϋποθέσεις υπαγωγής σε καθεστώς πτώχευσης

Υπάρχουν υποκειμενικές και αντικειμενικές προϋποθέσεις υπαγωγής σε καθεστώς πτώχευσης, σύμφωνα με τα άρθρα 76 και 77 αντίστοιχα του νόμου 4738/ 2020 ¹.

Οι υποκειμενικές υποθέσεις είναι:

1. Πτωχευτική ικανότητα έχουν τα φυσικά και νομικά πρόσωπα που επιδιώκουν οικονομικό σκοπό.
2. Νομικά πρόσωπα δημοσίου δικαίου, οργανισμοί τοπικής αυτοδιοίκησης και δημόσιοι οργανισμοί δεν μπορούν να κηρύξουν πτώχευση.

¹ Εφημερίδα της κυβερνήσεως, Τεύχος Πρώτο, Αρ. Φύλλου 207, 27 Οκτωβρίου 2020, Νόμος υπ' αριθμόν 4738, Άρθρα 76 και 77.

3. Η παύση της εμπορίας ή της οικονομικής δραστηριότητας (νομικά πρόσωπα) ή ο θάνατος(φυσικά πρόσωπα) δεν κωλύουν την πτώχευση, εφόσον επήλθαν σε χρόνο κατά τον οποίο ο οφειλέτης είχε παύσει τις πληρωμές του.

Στις αντικειμενικές προϋποθέσεις συγκαταλέγονται:

1. Υπό καθεστώς πτώχευσης κηρύσσεται ο οφειλέτης εκείνος που αδυνατεί να εκπληρώσει τις ληξιπρόθεσμες χρηματικές υποχρεώσεις του κατά τρόπο γενικό και μόνιμο (παύση πληρωμών).
2. Ο οφειλέτης βρίσκεται σε παύση πληρωμών όταν αδυνατεί να καταβάλλει τις ληξιπρόθεσμες χρηματικές υποχρεώσεις προς το Δημόσιο, Φορείς Κοινωνικής Ασφάλισης ή πιστωτικά ή χρηματοδοτικά ιδρύματα ύψους τουλάχιστον 40% των συνολικού χρέους (άνω των 30.000 €) για περίοδο τουλάχιστον 6 μηνών.
3. Επαπειλούμενη αδυναμία εκπλήρωσης αποτελεί λόγο κήρυξης της πτώχευσης, όταν την κήρυξή της ζητά ο οφειλέτης.
4. Το δικαστήριο κηρύσσει πτώχευση εφόσον από τα οικονομικά στοιχεία που παρατίθενται προκύπτει ότι η περιουσία ή το εισόδημα του οφειλέτη, επαρκούν για την κάλυψη των εξόδων της διαδικασίας.

1.3 Παράγοντες που οδηγούν σε πτώχευση

Οι Branko και Domagoj (2007) αναφέρονται στο «μοντέλο εννοιολογικής αποτυχίας»², σύμφωνα με το οποίο διακρίνονται 5 αλληλένδετες ομάδες εξωτερικών και εσωτερικών παραγόντων πτώχευσης των επιχειρήσεων. Οι ομάδες αυτές είναι οι ακόλουθες³:

1. **Γενικό Περιβάλλον:** περιλαμβάνει οικονομικούς, τεχνολογικούς, πολιτικούς και κοινωνικούς παράγοντες καθώς και παράγοντες που αφορούν την κυβερνητική πολιτική εκάστης χώρας.

² Το «μοντέλο εννοιολογικής αποτυχίας» προτάθηκε από τους Ooghe και Waeyaert (2004).

³ Branko, N., Domagoj, S.(2007), "Causes of Bankruptcy in Europe and Croatia", MPRA Paper, No. 5833, p. 2-3.

2. **Άμεσο Περιβάλλον:** περιλαμβάνει τις αλληλεπιδράσεις της επιχείρησης με ενδιαφερόμενους όπως πελάτες, προμηθευτές, ανταγωνιστές, τράπεζες και άλλα πιστωτικά ιδρύματα και μετόχους.
3. **Χαρακτηριστικά της Διοίκησης ή του Επιχειρηματία:** περιλαμβάνει τα προσωπικά χαρακτηριστικά και τις δεξιότητες του Μάνατζερ ή Επιχειρηματία, τα κίνητρα και την ποιότητα διοίκησης.
4. **Εταιρική Πολιτική:** διαμορφώνεται από την διοίκηση και περιλαμβάνει τη στρατηγική της επιχείρησης, την πολιτική της όσον αφορά τις επενδύσεις, τις πωλήσεις, το μάρκετινγκ και τη γενικότερη λειτουργία της (διοίκηση, οικονομικοί και ανθρώπινοι πόροι).
5. **Χαρακτηριστικά της επιχείρησης:** όπως το μέγεθος, ο τομέας δραστηριοποίησης και η ωριμότητα της επιχείρησης.

Κεφάλαιο 2: Μονομεταβλητή Ανάλυση (Univariate Analysis)

2.1 Γενικά για την Μονομεταβλητή Ανάλυση

Η μονομεταβλητή ανάλυση ήταν από τις πρώτες μεθόδους που χρησιμοποιήθηκαν στη διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Θεωρείται μια από τις απλούστερες ποσοτικές στατιστικές μεθόδους, η οποία στηρίζεται στη χρήση περιορισμένου αριθμού χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών για την αξιολόγηση των επιχειρήσεων. Η μέθοδος αποσκοπεί στην εύρεση του δείκτη με την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα.

Η διαδικασία αξιολόγησης γίνεται ξεχωριστά για κάθε δείκτη, μέσω ενός μονομεταβλητού μοντέλου πρόβλεψης πτώχευσης. Εν συνεχεία, συγκρίνεται η τιμή κάθε δείκτη με μια τιμή αναφοράς (cut off points) και κατ' αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις δυο προκαθορισμένες ομάδες (πτωχευμένες και μη πτωχευμένες). Από το ποσοστό λάθους (τύπου I και II) εκτιμάται η ακρίβεια της ταξινόμησης και αξιολογείται η προβλεπτική ικανότητα εκάστου αριθμοδείκτη.

Η χρήση αριθμοδεικτών στην πρόβλεψη εταιρικού κινδύνου απαντάται ήδη από 1930⁴ όταν το Γραφείο Έρευνας Επιχειρήσεων (Bureau of Business Research - BBR) προσπάθησε να διακρίνει κοινά χαρακτηριστικά ή κοινές τάσεις μελετώντας 24 δείκτες από 29 πτωχευμένες επιχειρήσεις. Η μελέτη κατέληξε σε 8 αριθμοδείκτες με το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων του δείγματος.

Το 1932, ο Fitzpatrick χρησιμοποίησε 13 δείκτες τους οποίους συνέκρινε σε δείγμα 38 επιχειρήσεων (19 πτωχευμένων και 19 υγιών) του ίδιου κλάδου. Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι οι δείκτες λειτουργούσαν ικανοποιητικά μόνο στην περίπτωση των βιώσιμων επιχειρήσεων. Θεώρησε σημαντικότερους τους αριθμοδείκτες *Καθαρή Αξία προς Συνολικό Χρέος* και *Καθαρά Κέρδη προς Καθαρή Αξία*, ενώ ισχυρίστηκε ότι για τις

⁴ Bellovary, D. E. Giacomino and Michael D. Akers A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present, Journal of Financial Education, Vol. 33, p. 2-3.

επιχειρήσεις με υψηλές μακροπρόθεσμες υποχρεώσεις δεν μπορούν να εφαρμοστούν με ακρίβεια οι αριθμοδείκτες *Γενικής και Άμεσης Ρευστότητας*.

Το 1935, οι Smith και Winakor, μελέτησαν σε ζεύγη αριθμοδείκτες σε δείγμα 183 αποτυχημένων επιχειρήσεων διαφόρων κλάδων και κατέληξαν στον δείκτη *Κεφάλαιο Κίνησης προς Σύνολο Ενεργητικού* ως τον πλέον αποτελεσματικό στην πρόβλεψη πτώχευσης (έναντι του δείκτη *Διαθέσιμα προς Σύνολο Ενεργητικού*), ενώ για μικρότερες τιμές του δείκτη *Κυκλοφορούν Ενεργητικό προς Σύνολο Ενεργητικού* η επιχείρηση τείνει προς πτώχευση.

Ο Merwin, το 1942, μελέτησε δείγμα 1000 επιχειρήσεων μικρού μεγέθους, για χρονικό διάστημα 10 ετών και συμπέρανε ότι η τάση πτώχευσης τους άρχισε να διαφαίνεται σε διάστημα έως 4 - 5 ετών πριν την οριστική αποτυχία τους. Θεώρησε ως σημαντικότερους τους δείκτες *Καθαρό Κεφάλαιο Κίνησης προς Σύνολο Περιουσιακών Στοιχείων*, *Ρευστότητας* και *Καθαρή Αξία προς Συνολικό Χρέος*.

Το 1945, ο Hudson επιδίωξε να ανιχνεύσει τυχόν πρότυπα ή μοτίβα στη χρηματοοικονομική διάρθρωση των επιχειρήσεων, μελετώντας δείγμα επιχειρήσεων όλων των μεγεθών, των ιδίων ή διαφορετικών κλάδων, υγιών αλλά και πτωχευμένων για διάστημα 6 ετών. Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι δεν υπάρχουν γενικά μοτίβα παρά μόνο για επιμέρους υποσύνολα (ίδιου κλάδου, μεγέθους, κερδών).

Ο Jackendoff (1962) διαπίστωσε, έπειτα από έρευνα πτωχευμένων και μη επιχειρήσεων, ότι οι υγιείς επιχειρήσεις έχουν υψηλές τιμές στους δείκτες *Γενικής Ρευστότητας* και *Καθαρό Κεφάλαιο Κίνησης προς Σύνολο Ενεργητικού* ενώ έχουν χαμηλότερες τιμές στους *δείκτες Χρέους*.

Ωστόσο, σημαντικότερη είναι η συνεισφορά του Beaver (1966) στη διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων με χρήση της μονοδιάστατης στατιστικής ανάλυσης. Στην έρευνά του, αναφέρει ότι οι αριθμοδείκτες που προκύπτουν από τα λογιστικά και χρηματοοικονομικά δεδομένα των επιχειρήσεων, είναι ικανοί να προβλέψουν με ακρίβεια την πιθανότητα πτώχευσης.

Γενικό συμπέρασμα των προαναφερθέντων μελετών, αποτελεί η κοινή διαπίστωση της χρησιμότητας των αριθμοδεικτών στην πρόβλεψη αποτυχίας των επιχειρήσεων.

Επιπλέον, τέθηκαν οι βάσεις για την ανάπτυξη των μεταγενέστερων πολυμεταβλητών μοντέλων πρόβλεψης.

Ωστόσο, τα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη χρήση της μονομεταβλητής ανάλυσης είναι αμφισβητήσιμα⁵. Πρώτον, διότι η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις δυο προκαθορισμένες ομάδες, υγιείς και πτωχευμένες, γίνεται με τη χρήση ενός αριθμοδείκτη κάθε φορά. Έτσι, είναι πιθανό να λάβουμε διαφορετική κατάταξη ανάλογα με τον δείκτη που επιλέγουμε κάθε φορά. Δεύτερον, δεν λαμβάνονται υπόψιν τυχόν συσχετίσεις μεταξύ των αριθμοδεικτών. Η οικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης είναι περίπλοκη και πολυδιάστατη, ενώ η εξέτασή της προϋποθέτει τον συνδυασμό πολλών παραγόντων. Η εξαγωγή συμπεράσματος για την πορεία της επιχείρησης με χρήση ενός μόνο δείκτη, είναι επισφαλής και αυθαίρετη. Τέλος, η επιλογή των σημαντικών αριθμοδεικτών γίνεται αυθαίρετα και υποκειμενικά από τον κάθε ερευνητή όπως και οι τιμές αναφοράς (cut off points) που κατατάσσουν τις επιχειρήσεις στις δυο ομάδες.

2.2 Το μοντέλο το Beaver

Το 1966, ο William Beaver δημοσίευσε έρευνα⁶, στην οποία κάνοντας χρήση της μονομεταβλητής ανάλυσης παρουσίασε ένα μοντέλο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων βασιζόμενο σε αριθμοδείκτες. Ισχυρίστηκε ότι είναι δυνατή η εξαγωγή ασφαλών συμπερασμάτων αναφορικά με την πορεία μιας επιχείρησης στο χρόνο και την πιθανότητα πτώχευσής της, λαμβάνοντας υπόψιν τα λογιστικά και χρηματοοικονομικά στοιχεία και με το συνδυασμό τους σε επιλεγμένους αριθμοδείκτες.

Για την επιβεβαίωση των ισχυρισμών του, χρησιμοποίησε δείγμα 158 αμερικανικών επιχειρήσεων, 38 διαφορετικών κλάδων, από το αρχείο Moodys. Οι μισές ήταν βιώσιμες ενώ οι υπόλοιπες είχαν πτωχεύσει κατά την περίοδο 1954-1964. Κατέταξε τις

⁵ Σύμφωνα με την μελέτη : Balkaen, S., Ooghe, H. (2004), "35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems", p. 9-10.

⁶ Beaver, W.H. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failures", Journal of Accounting Research, Vol. 4, p. 71-102.

επιχειρήσεις σε ζεύγη, καθένα από τα οποία αποτελούνταν από μια υγιή και μια πτωχευμένη επιχείρηση του ίδιου μεγέθους και βιομηχανικού κλάδου.

Στο δείγμα εξέτασε την προβλεπτική ικανότητα ενός αριθμοδείκτη κάθε φορά, σε διάστημα ενός έως πέντε ετών προ πτώχευσης, Επέλεξε τους αριθμοδείκτες με κριτήρια τη συχνότητα εμφάνισής τους σε προηγούμενες έρευνες, την αποδοτικότητα τους, καθώς και τη σχέση αυτών με τις ταμειακές ροές, τις οποίες θεωρούσε εξαιρετικά σημαντικές στην πρόβλεψη χρεοκοπίας των επιχειρήσεων. Επέλεξε 30 αριθμοδείκτες, τους οποίους κατέταξε σε 6 ομάδες. Από κάθε ομάδα ξεχώρισε τον σημαντικότερο αριθμοδείκτη, δηλαδή αυτόν με το μεγαλύτερο ποσοστό ακριβούς πρόβλεψης και με το μικρότερο ποσοστό σφαλμάτων, καταλήγοντας στους ακόλουθους 6⁷:

X1 = Ταμειακές ροές / Συνολικό Χρέος

X2 = Καθαρά Έσοδα / Σύνολο Ενεργητικού

X3 = Συνολικό Χρέος / Σύνολο Ενεργητικού

X4 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X5 = Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (Ρευστότητας)

X6 = (Διαθέσιμα + Απαιτήσεις - Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις) / Λειτουργικές Δαπάνες

Ο Beaver χρησιμοποίησε δοκιμές διχοτόμησης ταξινόμησης προκειμένου να καταλήξει στους αριθμοδείκτες που προέβλεπαν με ακρίβεια την αποτυχία των επιχειρήσεων. Όρισε τιμές αναφοράς (cut off points) για την οριοθέτηση των δυο ομάδων (υγιείς και πτωχευμένες). Συγκρίνοντας τις τιμές των αριθμοδεικτών με τις τιμές αναφοράς κατέταξε τις επιχειρήσεις στις αντίστοιχες ομάδες.

Η ακρίβεια ταξινόμησης των επιχειρήσεων στις δύο ομάδες ελέγχθηκε με το συνολικό ποσοστό εσφαλμένης ταξινόμησης και τα ποσοστά σφαλμάτων τύπου I και II. Τα ποσοστά σφαλμάτων ήταν αρκετά ικανοποιητικά κυρίως για πρόβλεψη ένα έτος πριν την πτώχευση. Το σφάλμα τύπου I αναφερόταν στην εσφαλμένη ταξινόμηση πτωχευμένων

⁷ Βλέπε : Beaver, W.H. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failures", Journal of Accounting Research, Vol. 4, p. 85, table 3.

επιχειρήσεων στην ομάδα των υγιών, ενώ το σφάλμα τύπου II στην εσφαλμένη ταξινόμηση των υγιών στην ομάδα των πτωχευμένων.

Όσον αφορά τους αριθμοδείκτες, διαπιστώστε ότι ο δείκτης $X1$ (*Ταμειακές ροές / Συνολικό Χρέος*) έχει την καλύτερη προβλεπτική ικανότητα, η οποία μεγιστοποιείται για πρόβλεψη ένα έτος πριν την πτώχευση.

2.3 Θετικά και αρνητικά της Μονομεταβλητής Ανάλυσης

Η μονομεταβλητή ανάλυση, ως μέθοδος πρόβλεψης εταιρικής πτώχευσης, είναι από τις απλούστερες, καθώς εξετάζει ένα αριθμοδείκτη κάθε φορά. Δεν απαιτεί, συνεπώς, εξειδικευμένες γνώσεις στατιστικής. Επιπλέον τα αποτελέσματα που δίνει είναι ικανοποιητικά ως προς τα ποσοστά επιτυχούς πρόβλεψης αποτυχίας, χωρίς βέβαια να εξαλείφεται εξ ολοκλήρου ο κίνδυνος σφαλμάτων.

Στα μειονεκτήματα της μεθόδου⁸, συγκαταλέγεται το έντονο υποκειμενικό στοιχείο. Οι αριθμοδείκτες όπως και οι τιμές αναφοράς (cut off points) επιλέγονται αυθαίρετα και από την υποκειμενική άποψη του εκάστοτε ερευνητή. Έτσι, ελλοχεύει ο κίνδυνος μη ορθής επιλογής δεικτών καθώς και απόκλισης δεικτών που φαινομενικά φαίνονται ασήμαντοι αλλά μπορεί αν μην είναι.

Στα αρνητικά της μεθόδου, προστίθεται ο κίνδυνος αντιφάσεων ως προς την κατάταξη των επιχειρήσεων, ανάλογα με τον αριθμοδείκτη που επιλέγεται κάθε φορά. Επιπροσθέτως, απουσιάζει κάθε είδους συσχέτιση μεταξύ των αριθμοδεικτών. Όμως, όπως προαναφέρθηκε, η χρηματοοικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης είναι ένα συνονθύλευμα παραγόντων που πρέπει να λαμβάνονται υπόψιν για την εξαγωγή συνεπών αποτελεσμάτων.

Η χρήση της μεθόδου δύναται να οδηγήσει σε εσφαλμένα αποτελέσματα όταν εντοπίζονται λάθη κατά τον υπολογισμό των αριθμοδεικτών. Τα λάθη μπορεί να αφορούν

⁸ Όπως αυτά εντοπίζονται στην έρευνα: Balkaen, S., Ooghe, H. (2004), "35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problem", p. 9-10.

εσφαλμένα (ακούσια ή εκούσια) ή ελλιπή λογιστικά και χρηματοοικονομικά δεδομένα των επιχειρήσεων.

Τέλος, τα υποδείγματα που βασίζονται στην μονομεταβλητή ανάλυση, είναι στατικά. Αφορούν, δηλαδή, δεδομένα επιχειρήσεων μιας δεδομένης χρονικής περιόδου, η χρήση των οποίων δεν μπορεί να προβλέψει με ακρίβεια την μελλοντική τους πορεία.

Κεφάλαιο 3: Μέθοδος Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης (Multivariate Discriminant Analysis MDA)

3.1 Γενικά για την MDA

Η πολυμεταβλητή διακριτική ανάλυση (MDA) ήταν ευρέως διαδεδομένη ήδη από τον 1930. Το 1968, ο Altman, την εισήγαγε έως μέθοδο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Ακολούθησε πλήθος άλλων ερευνητών, οι οποίοι χρησιμοποίησαν την MDA ως μέθοδο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων.

Η διακριτική ανάλυση είναι μια στατιστική τεχνική, η χρήση της οποίας κατηγοριοποιεί μια παρατήρηση ανάμεσα σε δυο ή περισσότερες ομάδες. Οι ομάδες έχουν εκ των προτέρων οριστεί με βάση κάποια κοινά χαρακτηριστικά και είναι αμοιβαία αποκλειόμενες μεταξύ τους.

Η συνάρτηση της διακριτικής ανάλυσης είναι η ακόλουθη ⁹:

$$Z_i = \alpha_1 * X_1 + \alpha_2 * X_2 + \dots + \alpha_n * X_n \quad (3.1)$$

Όπου:

⁹ Όπως αυτή αναγράφεται στην έρευνα του Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, Vol. 23, p. 592.

Z_i = η εξαρτημένη μεταβλητή για κάθε επιχείρηση. Με βάση την τιμή Z_i και σε σύγκριση με τα προκαθορισμένα cut off points, η επιχείρηση ταξινομείται σε μια από τις δύο ομάδες (πτωχευμένες και μη πτωχευμένες).

$\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ = οι συντελεστές διαχωρισμού

X_1, X_2, X_n = οι ανεξάρτητες μεταβλητές (αριθμοδείκτες)

Παραλλαγές της διακριτικής ανάλυσης είναι η Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (Linear Discriminant Analysis, LDA) και η Τετραγωνική Διακριτική Ανάλυση (Quadratic Discriminant Analysis).

3.2 Πλεονεκτήματά και μειονεκτήματα της MDA

Η μέθοδος πολυμεταβλητής διακριτικής ανάλυσης παρουσίασε ευρεία εφαρμογή και αποτέλεσε βάση για τις μετέπειτα έρευνες. Σε αυτό συνέβαλε η απλότητα στη μορφή, η ευκολία στη χρήση και η μη απαίτηση εξειδικευμένων γνώσεων στατιστικής.

Στα προτερήματα της μεθόδου συγκαταλέγεται η δυνατότητα συνδυασμού αριθμοδεικτών με την ταυτόχρονη ανάλυση τους. Αναλύεται, κατά αυτόν τον τρόπο, ολόκληρο το χρηματοοικονομικό και λογιστικό προφίλ της επιχείρησης και όχι μεμονωμένα στοιχεία, όπως συνέβαινε με την μονομεταβλητή ανάλυση.

Επιπροσθέτως, η διαδικασία της ανάλυσης θεωρείται πιο εύκολη και αμερόληπτη, αφού βασίζεται σε μια μόνο τιμή Z Score για κάθε επιχείρηση, ενώ τα αποτελέσματά της είναι υψηλής προβλεπτικής αξίας.

Παρόλα αυτά, αμφισβητήθηκε από πολλούς λόγω κάποιων αδυναμιών που διαπιστώθηκαν. Χαρακτηριστικά αναφέρονται ¹⁰:

1. Παρουσιάζει στατιστικά προβλήματα διότι οι υποθέσεις στις οποίες στηρίχθηκε δεν ικανοποιούνται εύκολα. Τέτοιες είναι η πολυμεταβλητή κανονική κατανομή που

¹⁰ Όπως αυτά εντοπίζονται στη μελέτη: Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems", p.13-17.

πρέπει να ακολουθούν οι αριθμοδείκτες, η ύπαρξη πολυσυγγραμικότητας καθώς και η ισότητα των πινάκων διακύμανσης συνδιακύμανσης αυτών. Η παραβίαση τους μπορεί να οδηγήσει σε ασυνεπή αποτελέσματα.

2. Δεν υπολογίζονται συγκεκριμένα ποσοστά κινδύνου για κάθε επιχείρηση ενώ και η ταξινόμηση τους στις 2 προκαθορισμένες ομάδες γίνεται με βάση την τιμή Z Score και τη σύγκρισή της με τα Cut off points. Ελλοχεύει, συνεπώς, ο κίνδυνος λανθασμένης επιλογής των τιμών αναφοράς λόγω, παραδείγματος χάριν, της επιλογής δείγματος ενάντια στις αρχές ορθούς δειγματοληψίας.
3. Επιπλέον, πρόκειται για ένα στατικό μοντέλο πρόβλεψης, του οποίου οι ανεξάρτητες μεταβλητές προκύπτουν από τα οικονομικά δεδομένα των επιχειρήσεων για τη δεδομένη χρονική περίοδο και συνεπώς, ενδέχεται να μην παρέχουν ακριβή πρόβλεψη για το μέλλον.
4. Η λανθασμένη ερμηνεία της σημαντικότητας των αριθμοδεικτών και η απόρριψη μερικών εξ αυτών, για την μείωση των διαστάσεων της συνάρτησης, είναι πιθανό να επηρεάσει την προβλεπτική της ικανότητα.
5. Πιθανά προβλήματα στην εκτίμηση των σφαλμάτων τύπου I και II στην προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου.

3.3 Μοντέλο πρόβλεψης Altman Z-Score (1968)

Ο Altman (1968) ήταν ο πρώτος που εισήγαγε την πολυμεταβλητή διακριτική ανάλυση ως μέθοδο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Μέσω της έρευνάς του επιδίωξε να καλύψει τα κενά των προηγούμενων μονομεταβλητών μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής πτώχευσης. Συγκεκριμένα, στράφηκε στην διακριτική ανάλυση για την ανίχνευση των αριθμοδεικτών με το μεγαλύτερο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης και τον εντοπισμό της βαρύτητας που πρέπει να αποδοθεί σε καθέναν από αυτούς.

Επιδίωξε να ταξινομήσει τις επιχειρήσεις σε δυο προκαθορισμένες ομάδες (πτωχευμένες και μη πτωχευμένες), με την επιλογή κατάλληλων αριθμοδεικτών και τον συνδυασμό τους σε μια εξαρτημένη μεταβλητή Z-Score. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποίησε την γραμμική διακριτική ανάλυση.

Η έρευνα ξεκινάει με την επιλογή δείγματος 66 επιχειρήσεων (από το αρχείο Moodys) της χρονικής περιόδου 1946-1965. Οι μισές επιχειρήσεις ήταν πτωχευμένες ενώ οι άλλες μισές υγιείς. Σε κάθε πτωχευμένη αντιστοιχήθηκε μια υγιής και το αντίστοιχο, λαμβάνοντας υπόψιν το μέγεθος και τον κλάδο δραστηριοποίησης τους. Αποκλείστηκαν τόσο οι πολύ μικρές επιχειρήσεις, λόγω έλλειψης δεδομένων, όσο και οι πολύ μεγάλες καθώς πτώχευαν σπανίως.

Για την επιλογή των ανεξάρτητων μεταβλητών του μοντέλου του χρησιμοποίησε μια λίστα 22 δεικτών ομαδοποιημένων σε 5 κατηγορίες. Η λίστα δημιουργήθηκε με κριτήρια όπως η συχνότητα αναφοράς των δεικτών σε προηγούμενες μελέτες, η σχετικότητα τους με την παρούσα έρευνα ενώ συμπλήρωσε και μερικούς δείκτες κατά τη δική του κρίση. Οι κατηγορίες των δεικτών ήταν:

1. Ρευστότητας
2. Κερδοφορίας
3. Μόχλευσης
4. Φερεγγυότητας
5. Δραστηριότητας

Επέλεξε 5 αριθμοδείκτες, 1 από κάθε κατηγορία, ο συνδυασμός των οποίων μεγιστοποιούσε την προβλεπτική ικανότητα της συνάρτησης διαχωρισμού. Ουσιαστικά, επέλεξε τους αριθμοδείκτες που προσέφεραν την μεγαλύτερη δυνατή ανομοιογένεια μεταξύ των δύο ομάδων ταξινόμησης, αλλά και την μεγαλύτερη ομοιογένεια εντός κάθε ομάδας. Για να καταλήξει σε αυτούς έλαβε υπόψιν του οι παρατηρήσεις να είναι στατιστικά σημαντικές ενώ προέβη στην εκτίμηση των συσχετίσεων μεταξύ των ανεξάρτητων μεταβλητών. Επιπλέον, παρατήρησε την ακρίβεια πρόβλεψης μέσα από πλήθος τελικών σχέσεων. Βασίστηκε δε, και σε προσωπική κρίση.

Η τελική μορφή του μοντέλου του Altman είναι η ακόλουθη¹¹:

$$Z = 0.012 * X1 + 0.014 * X2 + 0.033 * X3 + 0.006 * X4 + 0.999 * X5 \quad (3.2)$$

¹¹Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, Vol. 23, p. 594.

Όπου:

Z = Συνδυαστικός δείκτης (Score)

X1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X2 = Συσσωρευμένα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X3 = Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού

X4 = Αγοραία Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική Αξία Συνολικού Χρέους

X5 = Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Το υπόδειγμα Altman αποτελεί προϊόν γραμμικής ανάλυσης όπου 5 δείκτες σταθμίζονται σε ένα συνολικό σκορ (Z Score) το οποίο αποτελεί και τη βάση για την ταξινόμηση των εταιριών σε αποτυχημένες και μη. Σχετικά με την τιμή διαχωρισμού (Cut-Off Point), πρότεινε τα εξής¹²:

- Για **Z < 1,81** η επιχείρηση τείνει προς πτώχευση εντός δυο ετών.
- Για **1,81 < Z < 2,67** η επιχείρηση βρίσκεται στην «ουδέτερη» ζώνη και δεν μπορεί να αποφανθεί με ακρίβεια η μελλοντική πορεία της .
- Για **Z > 2,67** η επιχείρηση βρίσκεται σε ασφαλή περιοχή και δεν κινδυνεύει άμεσα με πτώχευση.

Το μοντέλο μπορεί να προβλέψει με ασφάλεια την πορεία μιας επιχείρησης έως και 2 έτη προ πτώχευσης, με ποσοστά ακριβούς ταξινόμησης 95% για 1 έτος και 72% για 2 έτη πριν. Η προβλεπτική ικανότητα μειώνεται αισθητά μετά το 2ο έτος (48%, 29%, 36% διαδοχικά για τα έτη τρία έως πέντε). Διαπιστώθηκε δε, ότι καθώς μια επιχείρηση τείνει προς πτώχευση καθένας από τους 5 δείκτες επιδεινώνεται κυρίως μεταξύ 2ου και 3ου έτους. Τα σφάλματα ταξινόμησης Τύπου I (Καταχώριση μίας πτωχευμένης επιχείρησης ως μη πτωχευμένη) και Τύπου II (Καταχώριση μίας μη πτωχευμένης επιχείρησης ως πτωχευμένη) είναι 6% και 3% για 1 έτος και 28% και 6% και 2 έτη προ πτώχευσης.

¹² Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy", The Journal of Finance, Vol. 23, p. 606-607.

3.3.1 Αναθεωρήσεις του μοντέλου Z-Score

Η 1^η Αναθεώρηση του Z Score μοντέλου, έγινε από τον Altman (1983), προκειμένου να μπορέσει να εφαρμοστεί και σε ιδιωτικές επιχειρήσεις που δεν εντάσσονται στο χρηματιστήριο.

Προχώρησε στην αντικατάσταση της *Αγοραίας Αξία Ιδίων Κεφαλαίων* του αριθμοδείκτη X4 με τη *Λογιστική Αξία των Ιδίων Κεφαλαίων*. Παράλληλα, επαναπροσδιόρισε τους συντελεστές συσχέτισης των ανεξάρτητων μεταβλητών και έθεσε νέες τιμές διαχωρισμού. Έτσι, έχουμε την νέα μορφή του υποδείγματος που είναι η ακόλουθη¹³ :

$$Z' = 0,717 * X1 + 0,847 * X2 + 3,107 * X3 + 0,420 * X4 + 0,998 * X5 \quad (3.3)$$

Όπου:

Z' = Συνδυαστικός δείκτης (Score)

X1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X2 = Συσσωρευμένα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X3 = Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού

X4 = Λογιστική Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική Αξία Συνολικού Χρέους

X5 = Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Αναφορικά με την τιμή διαχωρισμού (Cut-Off Point), πρότεινε τα εξής¹⁴:

- Για **Z' < 1,23** η επιχείρηση τείνει προς πτώχευση εντός 2 ετών.
- Για **1,23 < Z < 2,9** η επιχείρηση βρίσκεται στην «ουδέτερη» ζώνη και δεν μπορεί να αποφανθεί με ακρίβεια η μελλοντική πορεία της .
- Για **Z' > 2,9** η επιχείρηση βρίσκεται σε ασφαλή περιοχή και δεν κινδυνεύει άμεσα με πτώχευση.

¹³ Όπως αναγράφεται στην έρευνα: Altman, E.I. (2000), "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z Score and Zeta"

¹⁴ Armeanu, S.D., Vintila, G., Moscalu, M., Filipescu, M.O., Lazar, P.(2012), "Using Quantitative Data Analysis Techniques for Bankruptcy Risk Estimation for Corporations", Theoretical and Applied Economics Volume XIX, No. 1(566), p. 98-100.

Το νέο μοντέλο εφαρμόστηκε στο ήδη υπάρχον δείγμα (66 επιχειρήσεων) και παρουσίασε ποσοστό ασφαλούς ταξινόμησης 94% (έναντι 95% του αρχικού μοντέλου). Το σφάλμα ταξινόμησης Τύπου I ήταν 9% (έναντι 6% του αρχικού μοντέλου) και το σφάλμα ταξινόμησης Τύπου II 3% (ίδιο με το αρχικό μοντέλο).

Το βελτιωμένο μοντέλο θεωρήθηκε πιο αξιόπιστο λόγω των στατιστικών αποτελεσμάτων αλλά δεν εφαρμόστηκε σε άλλα δείγματα, πέρα των 66 επιχειρήσεων, λόγω έλλειψης δεδομένων για τις επιχειρήσεις του ιδιωτικού τομέα.

Η 2^η Αναθεώρηση έγινε το 1995 από τους Altman, Hartzell και Peck. Στόχος, αυτή την φορά, ήταν να διευρυνθεί η χρήση του και σε μη βιομηχανικές επιχειρήσεις καθώς και σε επιχειρήσεις αναπτυσσόμενων χωρών και αναδυόμενων αγορών.

Οι 4 πρώτοι αριθμοδείκτες παρέμειναν ως είχαν με διαφορετικούς συντελεστές συσχέτισης (συγκριτικά με το μοντέλο Z' Score) ενώ ο X5 (Πωλήσεις /Σύνολο Ενεργητικού) διαγράφηκε τελείως.

Η νέα μορφή του υποδείγματος ήταν η εξής ¹⁵:

$$Z'' = 6,56 * X1 + 3,26 * X2 + 6,72 * X3 + 1,05 * X4 \quad (3.4)$$

Όπου:

Z = Συνδυαστικός δείκτης (Score)

X1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X2 = Συσσωρευμένα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X3 = Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού

X4 = Λογιστική Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική Αξία Συνολικού Χρέους

Για την τιμή διαχωρισμού (Cut-Off Point), έχουμε τα εξής ¹⁶:

- Για $Z'' < 1,1$ η επιχείρηση τείνει προς πτώχευση εντός 2 ετών.

¹⁵ Altman, E.I. (2000), "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z Score and Zeta"

¹⁶ Armeanu, S.D., Vintila, G., Moscalu, M., Filipescu, M.O., Lazar, P.(2012),

"Using Quantitative Data Analysis Techniques for Bankruptcy Risk Estimation for Corporations", Theoretical and Applied Economics Volume XIX, No. 1(566), p. 98-100.

- Για $1,1 < Z'' < 2,6$ η επιχείρηση βρίσκεται στην «ουδέτερη» ζώνη και δεν μπορεί να αποφανθεί με ακρίβεια η μελλοντική πορεία της .
- Για $Z'' > 2,6$ η επιχείρηση βρίσκεται σε ασφαλή περιοχή και δεν κινδυνεύει άμεσα με πτώχευση.

Λόγω απουσίας του αριθμοδείκτη X5 (*Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού*) μειώνονται οι επιρροές από τον κλάδο δραστηριοποίησης της επιχείρησης και έτσι μπορεί να εφαρμοστεί και στις μη βιομηχανικές επιχειρήσεις. Επίσης, το μοντέλο βρίσκει εφαρμογή και στις επιχειρήσεις που ανήκουν στις αναπτυσσόμενες χώρες.

Τέλος, αν στο μοντέλο προστεθεί η σταθερά **3,25**, μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για τις επιχειρήσεις των αναδυόμενων χωρών.

Τότε, η μορφή του μοντέλου γίνεται η εξής¹⁷ :

$$Z'' = 3,25 + 6,56 * X1 + 3,26 * X2 + 6,72 * X3 + 1,05 * X4 \quad (3.5)$$

Στο μοντέλο αυτό, μια επιχείρηση θεωρείται ότι βρίσκεται σε κίνδυνο πτώχευσης όταν η Z'' Score πάρει αρνητικές τιμές ή τιμή μηδέν.

3.3.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα Z-Score

Η Z-Score είναι μια απλή, εύκολη και αρκετά χρήσιμη μέθοδος πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Δεν απαιτεί εξειδικευμένες γνώσεις των αρχών της στατιστικής επιστήμης, ενώ δίνει ακριβή αποτελέσματα. Αξίζει να αναφερθεί, ότι η εξαρτημένη μεταβλητή λαμβάνει μια και μοναδική τιμή, γεγονός που καθιστά τη διαδικασία αμερόληπτη ενώ διευκολύνεται τόσο η ανάλυση όσο και η εξαγωγή συμπερασμάτων. Επιπροσθέτως, σε αντίθεση με την μονομεταβλητή ανάλυση, παρέχεται η δυνατότητα συσχέτισης των αριθμοδεικτών και συνεπώς, επιτυγχάνεται μια σφαιρική ανάλυση των χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων.

¹⁷ Altman, E.I. (2000), "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z Score and Zeta"

Ωστόσο, παρατηρούνται ορισμένες δυσκολίες κατά τη χρήση του μοντέλου. Αρχικά, η βάση δεδομένων (δείγμα 66 επιχειρήσεων) είναι περιορισμένη, το χρονικό διάστημα διευρυμένο (19 έτη) ενώ η επιλογή του έγκειτο στην υποκειμενική κρίση του ερευνητή. Πέραν τούτου, αποτελούνταν κυρίως από επιχειρήσεις του βιομηχανικού κλάδου, γεγονός που το καθιστούσε ακατάλληλο προς χρήση για τους υπόλοιπους κλάδους δραστηριοποίησης ενώ αποκλείστηκαν οι πολύ μικρές καθώς και οι πολύ μεγάλες επιχειρήσεις. Στο σημείο αυτό αξίζει να αναφερθεί η προσπάθεια των Altman, et al. (1995) να διευρύνουν τη χρήση του και σε μη βιομηχανικές επιχειρήσεις με το Z' Score μοντέλο.

Αστοχίες παρατηρούνται και σε περιπτώσεις μη ορθής συλλογής δεδομένων ή σε λανθασμένα λογιστικά και χρηματοοικονομικά στοιχεία. Επιπλέον, πρόκειται για ένα στατικό μοντέλο πρόβλεψης, του οποίου οι ανεξάρτητες μεταβλητές προκύπτουν από τα οικονομικά δεδομένα των επιχειρήσεων για τη δεδομένη χρονική περίοδο και συνεπώς, ενδέχεται να μην παρέχουν ακριβή πρόβλεψη για το μέλλον.

3.4 Μοντέλο ZETA (1977)

Οι Altman, Haldeman και Narayanan (1977), σε μια προσπάθεια επιμήκυνσης του χρονικού διαστήματος επιτυχούς πρόβλεψης της εταιρικής πτώχευσης, προχώρησαν στην δημιουργία ενός αναθεωρημένου μοντέλου Z Score, το οποίο ονόμασαν Υπόδειγμα ZETA. Χαρακτηριστικό γνώρισμα της μεθόδου αποτελεί το ότι δεν είναι απαραίτητο οι μήτρες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των ομάδων να είναι ίσες σε μέγεθος.

Οι κυριότεροι λόγοι που οδήγησαν στην δημιουργία του αναθεωρημένου μοντέλου ZETA είναι¹⁸:

1. Η ανάγκη προσαρμογής στις αλλαγές τόσο του μεγέθους (αύξηση) όσο και του χρηματοοικονομικού προφίλ των πτωχευμένων εταιριών.
2. Χρήση πρόσφατων δεδομένων (χρηματοοικονομικές καταστάσεις της τελευταία επταετίας) στην επιλογή του δείγματος της έρευνας.

¹⁸Όπως αναγράφονται στην έρευνα: Altman, E.I., Haldeman, R.G., and Narayanan, P. (1977), "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", Journal of Banking and Finance, Vol. 1, p. 30-31.

3. Επέκταση του μοντέλου και σε άλλους κλάδους (εκτός της βιομηχανίας) όπως είναι οι εμπορικές επιχειρήσεις.
4. Η αναγνώριση των πιο πρόσφατων αλλαγών στα πρότυπα χρηματοοικονομικής πληροφόρησης.
5. Ενσωμάτωση των παρατηρήσεων απ' τις διάφορες κριτικές της εποχής όσον αφορά στη χρήση της MDA.

Αυτή τη φορά λήφθηκε δείγμα 53 πτωχευμένων και 58 υγιών αμερικάνικων επιχειρήσεων της χρονικής περιόδου 1969-1975, ταξινομημένων κατά κλάδο. Οι μισές ανήκαν στον βιομηχανικό κλάδο και οι άλλες μισές στον κλάδο του εμπορίου.

Επιλέχτηκαν 27 αριθμοδείκτες με κριτήρια τη συχνότητα εμφάνισής τους σε προγενέστερες μελέτες καθώς και την ικανότητα αυτών να δείξουν την οικονομική δυσχέρεια των επιχειρήσεων. Οι δείκτες αυτοί, ταξινομήθηκαν σε 5 κατηγορίες:

1. Αποδοτικότητα
2. Ρευστότητας
3. Μόχλευσης
4. Κεφαλαιοποίησης
5. Μεταβλητότητας των κερδών

Έπειτα από πλήθος στατιστικών ελέγχων επιλέχθηκαν οι 7 που μπορούσαν πιο αποτελεσματικά να προβλέψουν την εταιρική αποτυχία¹⁹:

X1 = Κέρδη προ φόρων και τόκων/Σύνολο Ενεργητικού

X2 = Σταθερότητα Κερδών

X3 = Κέρδη προ φόρων και τόκων/ Πληρωμές Τόκων

X4 = Αδιανέμητα Κέρδη/Σύνολο Ενεργητικού

X5 = Άμεση Ρευστότητα

¹⁹ Altman, E.I., Haldeman, R.G., and Narayanan, P. (1977), "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", Journal of Banking and Finance, Vol. 1, p. 34-35.

X6 = Μετοχικό Κεφάλαιο/Συνολικό Κεφάλαιο

X7 = Μέγεθος Ενεργητικού

Στο υπόδειγμα ZETA, του οποίου οι συντελεστές των αριθμοδεικτών δεν δημοσιεύτηκαν, όταν η μεταβλητή Z Score ήταν θετική τότε η επιχείρηση δεν διέτρεχε κίνδυνο πτώχευσης, ενώ όταν ήταν αρνητική βρισκόταν σε επικίνδυνη ζώνη (Cut off point είναι το μηδέν).

Η προβλεπτική ικανότητα του υποδείγματος ZETA είναι συγκριτικά καλύτερη από εκείνη του Z Score. Συγκεκριμένα, το ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης χρεοκοπίας αγγίζει το 96% (έναντι 94% για το Z Score) για ένα χρόνο πριν την πτώχευση ενώ για 2 έως 5 έτη πριν τα αντίστοιχα ποσοστά είναι 85%, 74,5%, 68% και 70% (έναντι 72%, 48%, 29% και 36% για το Z Score).

Δεν παρατηρήθηκε κάποια επίδραση στην αποδοτικότητα, λόγω της εφαρμογής σε λιανικές επιχειρήσεις. Αυτό, κατά τους Altman, et al. (1977) οφειλόταν στη προσαρμογή των δεδομένων τους στα πρόσφατα, για την εποχή, χρηματοοικονομικά πρότυπα. Επιπλέον, διαπίστωσαν ότι παρότι η τετραγωνική διακριτική ανάλυση προτιμάται για τέτοιες περιπτώσεις πρόβλεψης, εντούτοις η γραμμική υπερέχει σε επίπεδο εγκυρότητας και κυρίως μακροπρόθεσμα.

3.5 Υποδείγματα που στηρίχθηκαν στο μοντέλο Z Score

Πολλοί ερευνητές στηρίχθηκαν στο Z Score μοντέλο του Altman, για τη ανάπτυξη νέων μοντέλων πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων με τη μέθοδο της διακριτικής ανάλυσης. Παρακάτω αναφέρονται οι έρευνες των Deakin (1972), Edmister (1972) και Springate (1978).

3.5.1 Το υπόδειγμα του Deakin (1972)

Ο Deakin (1972) παρουσίασε έρευνα σχετικά με την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας, στηριζόμενος στις μεθόδους τόσο του Beaver όσο και του Altman.

Αρχικά, χρησιμοποίησε δείγμα 64 επιχειρήσεων (32 υγιών και 32 πτωχευμένων) για την περίοδο 1964-1970. Μελέτησε τις επιχειρήσεις ανά ζεύγη ανάλογα με τον κλάδο δραστηριοποίησης και το μέγεθός τους.

Χρησιμοποίησε τους 14 αριθμοδείκτες του μοντέλου του Beaver και εφάρμοσε τη μέθοδο της διχοτόμου μεταβλητής ταξινόμησης. Συμπέρανε ότι το υπόδειγμα ήταν ικανό να προβλέψει με ακρίβεια την αποτυχία των επιχειρήσεων έως και 2 έτη πριν την πτώχευση (για 3 έτη πριν το ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης ήταν 56%). Παρατήρησε δε, ότι οι πτωχευμένες επιχειρήσεις, μεταξύ 3^{ου} και 4^{ου} έτους προ πτώχευσης, παρουσίαζαν μια ραγδαία επεκτατική τάση που συνοδευόταν με αυξημένη εξωτερική χρηματοδότηση (αύξηση χρέους) και επένδυση σε πάγιο απόθεμα.

Ακολούθως, αναζήτησε το γραμμικό συνδυασμό των αριθμοδεικτών που θα διέκρινε με μεγαλύτερη ακρίβεια τις ομάδες ταξινόμησης, εφαρμόζοντας διακριτική ανάλυση. Επέλεξε ένα 2^ο δείγμα πτωχευμένων επιχειρήσεων της περιόδου 1962-1966 το οποίο εξέτασε συμπληρωματικά με το 1^ο δείγμα υγιών επιχειρήσεων της περιόδου 1964-1970 (multiple-year test). Παρατήρησε, ότι η multiple-year εξέταση έδωσε καλύτερα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, είχε ποσοστά επιτυχούς πρόβλεψης πτώχευσης 97% για 1 έτος πριν την πτώχευση και 95%, 95%, 79% και 83% αντίστοιχα για τα επόμενα έτη.

Χρησιμοποιώντας και ένα δεύτερο δείγμα, αποτελούμενο από 11 χρεοκοπημένες και 23 υγιείς βιομηχανικές επιχειρήσεις της περιόδου 1963-1964, κατέληξε σε ποσοστά ακριβούς πρόβλεψης 78% για ένα χρόνο πριν την πτώχευση και 94%, 88%, 77% και 85% αντίστοιχα για τα επόμενα 4 έτη.²⁰

3.5.2 Το υπόδειγμα του Edmister (1972)

Ο Edmister (1972) σε μελέτη του στηρίχθηκε στην MDA και ιδιαίτερα στο Z Score μοντέλο. Υποστήριξε ότι τα μοντέλα των Beaver και Altman, έδιναν ικανοποιητικά προβλεπτικά αποτελέσματα, αλλά εστίαζαν στις μεσαίες και μεγάλες επιχειρήσεις, αγνοώντας τελείως

²⁰ Deakin, E. B.(1972), "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", Journal of Accounting Research, Vol. 10, p. 176, table 6.

τις μικρές. Για το λόγο αυτό, χρησιμοποίησε την μέθοδο της πολλαπλής διακριτικής ανάλυσης (step-wise), για να προτείνει ένα υπόδειγμα πρόβλεψης πτώχευσης των μικρών επιχειρήσεων.

Κατέληξε σε μια σχέση 7 μεταβλητών, ο συνδυασμό των οποίων έδινε μια τιμή Z Score. Όταν η τιμή Z Score ήταν μεγαλύτερη της τιμής 0,52 η επιχείρηση θεωρούνταν βιώσιμη ενώ όταν ήταν μικρότερη της τιμής 0,52 κατατάσσονταν στις πτωχευμένες (δυναμικό σύστημα ταξινόμησης). Το υπόδειγμα, είχε ποσοστό επιτυχίας πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας ίσο με 93%.²¹

3.5.3. Το υπόδειγμα του Springate (1978)

Ο Springate (1978) δημιούργησε ένα νέο μοντέλο πρόβλεψης στηριζόμενος στο μοντέλο Z Score του Altman. Χρησιμοποίησε την διακριτική ανάλυση (MDA), σε δείγμα 40 επιχειρήσεων. Από τους 19 αριθμοδείκτες που έλαβε υπόψιν στην έρευνά του κατέληξε σε 4 7 τους οποίους συνδύασε γραμμικά.

Η συνάρτηση του μοντέλου του Springate ήταν η εξής²² :

$$Z = 1,03 * X1 + 3,07 * X2 + 0,66 * X3 + 0,40 * X4 \quad (3.6)$$

Όπου:

Z = Συνδυαστικός δείκτης (Score)

X1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X2 = Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού

X3 = Κέρδη προ Φόρων / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

²¹ Edmister, R.O. (1972), "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction", The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 7, No. 2, p.1488.

²² Talebnia, G., Karmia, F., Rahimi, S. (2016), "Evaluating and comparing the ability to predict the bankruptcy prediction models of Zavgren and Springate in companies accepted in Tehran Stock Exchange.", Marketing and Branding Research, Vol. 3, p. 140.

X4 = Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Σχετικά με την τιμή διαχωρισμού (Cut-Off Point), πρότεινε τα εξής²³ :

- Για **Z < 0,862** η επιχείρηση τείνει σε πτώχευση εντός 2 ετών.
- Για **Z > 0,862** η επιχείρηση βρίσκεται σε ασφαλή περιοχή και δεν κινδυνεύει άμεσα με πτώχευση.

Το υπόδειγμα του Springate είχε ποσοστό επιτυχίας πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας ίσο με 92,5%.²⁴

Κεφάλαιο 4: Υποδείγματα Πιθανότητας (Conditional Probability Models)

4.1 Γενικά για τα Υποδείγματα Πιθανότητας

Μετά από μια περίοδο ευρείας χρήσης των υποδειγμάτων διακριτικής ανάλυσης και κυρίως του μοντέλου Z Score του Altman, άρχισαν να χρησιμοποιούνται υποδείγματα πιθανότητας στη διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Τα υποδείγματα πιθανότητας απαιτούν λιγότερες στατιστικές τεχνικές και υπολογίζουν την πιθανότητα αποτυχίας των επιχειρήσεων λαμβάνοντας υπόψιν πλήθος χαρακτηριστικών τους και μέσω μιας διαδικασίας μη γραμμικής εκτίμησης μέγιστης πιθανοφάνειας .

²³ Prasetiyani, E., Sofyan, M. (2020), "Bankruptcy Analysis Using Altman Z-Score Model and Springate Model in Retail Trading Company Listed in Indonesia Stock Exchange", IJTC Ilomata International Journal of Tax & Accounting, Vol. 1, No. 3, p.141.

²⁴ Husein, M. F., Pambekti, G. T. (2014), "Precision of the models of Altman, Springate, Zmijewski, and Grover for predicting the financial distress.", Journal of Economics, Business, and Accountancy Ventura, Vol. 17, No. 3, p. 409.

Σημαντικότερα εξ αυτών είναι το Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητάς (Linear Probability Model), το Λογαριθμικό Υπόδειγμα Πιθανότητάς (Logit) και το Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητάς (Probit).

4.2 Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model - LPM)

Πρώτοι οι Meyer και Pifer (1970) εισήγαγαν το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (LPM) ως μέθοδο πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Στόχος της μεθόδου αποτελεί η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις δυο ομάδες (πτωχευμένες ή μη) με βάση μια πιθανότητα και όχι έχοντας ως κριτήριο μια τιμή Z Score, όπως συνέβαινε στην διακριτική ανάλυση.

Αποτελεί υπόδειγμα ποιοτικής επιλογής και είναι μια περίπτωση παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων (Ordinary Least Squares Regression, OLSR). Σύμφωνα με το μοντέλο, η πιθανότητα μια επιχείρηση να ανήκει σε μια εκ των δυο ομάδων είναι γραμμική συνάρτηση των χαρακτηριστικών της. Η εξαρτημένη μεταβλητή (P_i) είναι δυαδική (binary) και λαμβάνει την τιμή 1 αν ο γεγονός συμβεί και 0 αν δεν συμβεί. Στην περίπτωση μελέτης της πρόβλεψης της εταιρικής:

- $P_i=1$ σημαίνει ότι η εξεταζόμενη επιχείρηση ανήκει στην ομάδα των πτωχευμένων
- $P_i=0$ σημαίνει ότι η εξεταζόμενη επιχείρηση ανήκει στην ομάδα των υγιών

Μαθηματικά, η σχέση αυτή είναι η εξής :

$$P_i = \alpha_0 + \alpha_1 * X_{i1} + \alpha_2 * X_{i2} + \dots + \alpha_n * X_{in} + \epsilon_i \quad (4.1)$$

Όπου:

P_i = η εξαρτημένη μεταβλητή (πιθανότητα). Είναι διχοτομική με τιμές 0 (για υγιή επιχείρηση) και 1 (για πτωχευμένη επιχείρηση)

$\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2 \dots \alpha_n$ = οι εκτιμήσεις παλινδρόμησης των ελαχίστων τετραγώνων

$X_{i1}, X_{i2}, \dots X_{in}$ = οι αριθμοδείκτες της i επιχείρησης ή άλλα χαρακτηριστικά της

ϵ_i = τυχαία μεταβλητή για την οποία ισχύει $E(\epsilon_i) = 0$ και ονομάζεται στοχαστικός ή διαταρακτικός όρος. Περιλαμβάνει πλήθος μεταβλητών που μπορεί να επηρεάσουν αισθητά τη πιθανότητα P_i .

4.2.1 Το υπόδειγμα των Meyer και Pifer (1970)

Οι Meyer και Pifer(1970) παρουσίασαν έρευνα στην οποία εισήγαγαν το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (LPM) ως μέθοδο πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας.

Παρότι σύμφωνα με τα λεγόμενά τους, το μοντέλο μπορούσε να εφαρμοστεί επιτυχώς στην πρόβλεψη της πτώχευσης επιχειρήσεων οποιοδήποτε κλάδου δραστηριοποίησης, χρησιμοποίησαν δείγμα 60 τραπεζών κατά την περίοδο 1948-1965. Η επιλογή έγινε κυρίως διότι εκείνη τη χρονική περίοδο (μετά τον 2ο Παγκόσμιο πόλεμο) παρατηρήθηκε ένα σημαντικό ποσοστό τραπεζικών αποτυχιών, γεγονός που θα συνέβαλε σε αυστηρότερες δοκιμές της προγνωστικής αξίας των χρηματοοικονομικών δεικτών. Το δείγμα ήταν ισομερώς καταμερισμένο ανάμεσα στις δύο ομάδες.

Αρχικά, κατέληξαν σε 32 δείκτες, 28 απ' τους οποίους αφορούσαν λειτουργικά χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων, ενώ οι υπόλοιποι 4 προέκυψαν απ' τους ισολογισμούς τους. Ακολούθησαν την “step wise Regression”, μέθοδο για να καταλήξουν στους αριθμοδείκτες που θα χρησιμοποιούσαν στο υπόδειγμά τους. Σύμφωνα με τη μέθοδο αυτή, σε κάθε βήμα ο αριθμοδείκτης που είναι ικανός να συμπεριληφθεί στο μοντέλο είναι εκείνος που σε συνδυασμό με τους ήδη εισηγμένους, ελαχιστοποιεί το άθροισμα των τετραγώνων των καταλοίπων

Ακολούθως, οι Meyer και Pifer προχώρησαν στη δημιουργία 10 διαφορετικών μοντέλων, πέντε εκ των οποίων αφορούσαν δεδομένα για 1 έτος πριν την πτώχευση ενώ τα υπόλοιπα για 2 έτη πριν. Τα μοντέλα λάμβαναν υπόψιν από 5 έως 9 χρηματοοικονομικούς αριθμοδείκτες για την πρόβλεψη πιθανότητας πτώχευσης.

Κατέληξαν στον συμπέρασμα ότι η χρήση 9 χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών στα μοντέλα τους, έχει σαν αποτέλεσμα ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης πτώχευσης έως 88% (έναντι 75% με χρήση 5 αριθμοδεικτών) για ένα έτος πριν την πτώχευση.

Γενικό συμπέρασμα της έρευνας ήταν ότι η προβλεπτική αξία του υποδείγματος είναι υψηλή για 1 έως 2 έτη προ πτώχευσης, με αντίστοιχα ποσοστά 80% και 70%²⁵.

4.3 Λογαριθμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Logit)

Το λογαριθμικό υπόδειγμα (Logit) είναι το πιο δημοφιλές μοντέλο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων με χρήση πιθανοτήτων. Ανήκει στην κατηγορία υποδειγμάτων ποιοτικής επιλογής και ακολουθεί μια διαδικασία μη γραμμικής παλινδρόμησης κατά την οποία η πιθανότητα πτώχευσης ή μη μιας επιχείρησης βασίζεται στην τιμή που θα πάρει η διχοτομική εξαρτημένη μεταβλητή ²⁶.

Κατά την λογαριθμική ανάλυση, ακολουθείται μια διαδικασία μη γραμμικής εκτίμησης μέγιστης πιθανότητας, ώστε να εκτιμηθούν οι παράμετροι του μοντέλου Logit, όπως αυτό παρουσιάζεται στην έρευνα των Balkaen S. και Ooghe H. [2004]²⁷:

$$P1(Xi) = 1 / [1 + \exp -(B_0 + B_1 X_{i1} + B_2 X_{i2} + \dots + B_n X_{in})] = 1 / [1 + \exp - (D_i)] \quad (4.2)$$

Όπου:

P1(Xi) = η πιθανότητα αποτυχίας ή μη της επιχείρησης υπό το δάνυσμα των χαρακτηριστικών της (Xi).

B₀, B₁, B₂ ,..., B_n = οι συντελεστές παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών.

X_{i1}, X_{i2}, ..., X_{in} = οι ανεξάρτητες μεταβλητές ή αριθμοδείκτες της επιχείρησης.

D_i = το “Logit” κάθε επιχείρησης

²⁵ Mayer, P. A., Pifer, H.W.(1970), " Prediction of Bank Failures", The Journal of Finance, Vol. 25, No. 4, p. 867.

²⁶ Hassan, E. , Zainuddin, Z., Nordin, S. (2017), "A Review of Financial Distress Prediction Models: Logistic Regression and Multivariate Discriminant Analysis", Indian-Pacific Journal of Accounting and Finance (IPJAF), Vol. 1, No. 3, p. 20.

²⁷ Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems", p.18.

Το υπόδειγμα Logit συνδυάζει πλήθος χαρακτηριστικών της επιχείρησης σε ένα πολυμεταβλητό σκορ πιθανότητας. Το σκορ κυμαίνεται σε εύρος διαστήματος [0 1]. Όσο το σκορ πλησιάζει προς το μηδέν (D_i τείνει στο $-\infty$) τόσο ο κίνδυνος πτώχευσης της επιχείρησης ελαχιστοποιείται, ενώ όταν τείνει στη μονάδα (D_i τείνει στο $+\infty$) μεγιστοποιείται. Ουσιαστικά, στο μοντέλο αυτό, η πιθανότητα αποτυχίας ή μη κάθε επιχείρησης, συγκρινόμενη με τα όρια του διαστήματος [0 1], την κατατάσσει σε μια απ' τις δυο ομάδες (πτωχευμένες ή μη).

Όπως στην διακριτική ανάλυση, έτσι και στο υπόδειγμα Logit η ακρίβεια ταξινόμησης των επιχειρήσεων στις δυο ομάδες εξετάζεται από τα σφάλματα Τύπου I (Καταχώριση μίας πτωχευμένης επιχείρησης ως μη πτωχευμένη) και Τύπου II (Καταχώριση μίας μη πτωχευμένης επιχείρησης ως πτωχευμένη).

4.3.1 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα υποδείγματος Logit

Τα πλεονεκτήματα της λογιστικής παλινδρόμησης συνοψίζονται ως εξής²⁸:

1. Είναι λιγότερο απαιτητική μέθοδος από ότι η διακριτική ανάλυση καθώς δεν απαιτούνται υποθέσεις όπως κανονικά κατανεμημένες μεταβλητές, ομοιογένεια των διακυμάνσεων και των συνδιακυμάνσεων των ανεξάρτητων μεταβλητών ή συγγραμικότητα.
2. Το σκορ κάθε επιχείρησης κυμαίνεται σε μικρότερο εύρος τιμών [0 1], συγκριτικά με την MDA, γεγονός που καθιστά ευκολότερη και πιο ευδιάκριτη την ταξινόμηση των επιχειρήσεων.
3. Το μοντέλο Logit είναι πιο βολικό όσον αφορά την επιλογή δείγματος, καθώς δίνει συνεπή αποτελέσματα χωρίς να είναι απαραίτητη η στάθμιση των δειγμάτων στις δύο ομάδες.

²⁸ Όπως αυτά εντοπίζονται στις μελέτες:

1. Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems", p.19-20.
2. Hassan, E. , Zainuddin, Z., Nordin, S. (2017), "A Review of Financial Distress Prediction Models: Logistic Regression and Multivariate Discriminant Analysis", Indian-Pacific Journal of Accounting and Finance (IPJAF), Vol. 1, No. 3, p. 21. Table 3.1.

4. Οι εκτιμώμενοι συντελεστές παλινδρόμησης μπορούν να ερμηνευτούν ξεχωριστά καθώς δεν απαιτείται η συγγραμικότητα των μεταβλητών. Επιπροσθέτως, δεν επηρεάζονται από την άνιση επιλογή δείγματος για τις δύο ομάδες.
5. Είναι μοντέλο πολλαπλών παραλλαγών και συνεχούς βαθμολογίας.
6. Επιτρέπεται η επιλογή ποιοτικών μεταβλητών.

Στα μειονεκτήματα της μεθόδου συγκαταλέγονται:

1. Παρότι δεν απαιτούνται υποθέσεις όπως κανονικότητα μεταβλητών, ομοιότητα των διακυμάνσεων και των συνδιακυμάνσεων τους ή συγγραμικότητα, εντούτοις δυο νέες υποθέσεις πρέπει να ληφθούν σοβαρά υπόψιν. Η πρώτη αφορά στην εξαρτημένη μεταβλητή που πρέπει να είναι διχοτομική και οι ομάδες αμοιβαίως αποκλειόμενες και ευδιάκριτες. Η δεύτερη αφορά στα σφάλματα τύπου I και II, τα οποία πρέπει να λαμβάνονται υπόψιν στην επιλογή των προκαθορισμένων cut-off points, που κατατάσσουν τις επιχειρήσεις στις 2 ομάδες.
2. Είναι «ευαίσθητη» στο πρόβλημα της πολυγραμικότητας, γι' αυτό πρέπει να αποφεύγονται ισχυρώς συσχετισμένες μεταβλητές.
3. Είναι «ευαίσθητη» και σε ακραίες τιμές των μεταβλητών ή σε ελλιπή στοιχεία κατά τη συλλογή του δείγματος.
4. Παρότι, δεν απαιτεί κανονική κατανομή των μεταβλητών, εντούτοις ακραίες περιπτώσεις μη κανονικότητας πρέπει να αποφεύγονται.
5. Τέλος, εντοπίζονται προβλήματα συνέπειας καθώς οι εκτιμήσεις βασίζονται στο νόμο των πιθανοτήτων.

4.3.2 Το υπόδειγμα του Ohlson (1980)

Ο Ohlson (1980) παρουσίασε το μοντέλο O Score σε μια προσπάθεια να περιορίσει τα τρωτά σημεία του μοντέλου Z Score (Altman). Κατά τον Ohlson, 3 ήταν τα σημαντικότερα προβλήματα που παρουσίαζε το μοντέλο του Altman :

1. Στηρίζονταν σε υποθέσεις, όπως ομοιότητα ως προς τους πίνακες διακύμανσης και συνδιακύμανσης στις 2 ομάδες ταξινόμησης, η παραβίαση των οποίων οδηγούσε σε ασυνεπή αποτελέσματα κατάταξης των επιχειρήσεων.
2. Ο συνδυαστικός δείκτης Z Score δεν δύναται να ερμηνεύσει ξεκάθαρα την χρηματοοικονομική κατάσταση της κάθε επιχείρησης, καθώς αποτελεί ένα μέτρο τακτικής διακριτικής κατάταξης. Ως επακόλουθο, δεν είναι δυνατή η ακριβής ταξινόμηση των ομάδων.
3. Τέλος, διαφωνούσε με το ταίριασμα του δείγματος σε ζεύγη με κριτήρια το μέγεθος και τον κλάδο δραστηριοποίησης. Ο ίδιος θεωρούσε ότι τα κριτήρια αυτά είναι πιο αποτελεσματικά όταν χρησιμοποιηθούν ως παράγοντες πρόβλεψης.

Για τη δημιουργία του μοντέλου του χρησιμοποίησε δείγμα 2.163 επιχειρήσεων, εκ των οποίων 2.058 ήταν υγιείς και μόλις 105 πτωχευμένες. Οι επιχειρήσεις ανήκαν στον βιομηχανικό κλάδο, ήταν εισηγμένες στο χρηματιστήριο την περίοδο 1970-1976 και είχαν διαθέσιμες τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις τους για τρία χρόνια πριν την πτώχευση.

Κατέληξε στους ακόλουθους 9 αριθμοδείκτες ²⁹:

1. X1 (SIZE) = Log (Σύνολο Ενεργητικού / GNP Δείκτης Επιπέδου Τιμής)
2. X2 (TLTA) = Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού
3. X3 (WCTA) = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού
4. X4 (CLCA) = Βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις / Κυκλοφορούν Ενεργητικό
5. X5 (OENEG) = 1 εάν οι Συνολικές Υποχρεώσεις υπερβαίνουν το Σύνολο Ενεργητικού και 0 διαφορετικά
6. X6 (NITA) = Καθαρά Έσοδα / Σύνολο Ενεργητικού
7. X7 (FUTL) = Κεφάλαια Αυτοχρηματοδότησης / Συνολικές Υποχρεώσεις
8. X8 (INTWO) = 1 εάν τα Καθαρά Έσοδα ήταν αρνητικά τα τελευταία 2 έτη, 0 εάν ήταν θετικά

²⁹ Όπως αναγράφονται στη μελέτη: Ohlson, J. A.(1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1, p. 118-119.

9. $X9 (CHIN) = (NIt - NIt-1) / (|NIt| + |NIt-1|)$ όπου NIt είναι τα Καθαρά Έσοδα της πιο πρόσφατης περιόδου

Ο Ohlson υπολόγισε τρία σύνολα εκτιμήσεων για το μοντέλο Logit, με τη χρήση των ανωτέρω αριθμοδεικτών. Το πρώτο προέβλεπε την πτώχευση εντός ενός έτους, το δεύτερο εντός δύο ετών, δεδομένου ότι η επιχείρηση δεν χρεοκόπησε τον πρώτο χρόνο και το τρίτο μέσα σε ένα ή δυο έτη. Τα ποσοστά επιτυχούς πρόβλεψης ήταν 96,12% πρόβλεψη πτώχευσης για το πρώτο σύνολο, 95,55% για το δεύτερο και 92,84% για το τρίτο³⁰.

Η αξιολόγηση της πιθανότητας πτώχευσης γίνεται για διάστημα τιμών [0 1]. Ως συντελεστής διαχωρισμού επιλέχθηκε το 0,5 (cut off point) χωρίς κάποιο ιδιαίτερο λόγο, απλά με την υπόθεση ότι η λογαριθμική συνάρτηση είναι συμμετρική ανάμεσα στα όρια τιμών 0 και 1. Όσο ο συντελεστής πιθανότητας προσεγγίζει το 1 η πιθανότητα πτώχευσης μεγιστοποιείται ενώ όταν τείνει στο 0 ελαχιστοποιείται.

Στην περίπτωση του μοντέλου του Ohlson τα σφάλματα ταξινόμησης, τύπου I και II, αναλύονται με βάση τον συντελεστή διαχωρισμού και με έμφαση την πρόβλεψη της πτώχευσης μέσα σ' ένα χρόνο. Συγκεκριμένα, το σφάλμα τύπου I προκύπτει όταν μια μη πτωχευμένη επιχείρηση παρουσιάζει πιθανότητα πτώχευσης μεγαλύτερη του 0,5 ενώ αντίστοιχα το σφάλμα τύπου II όταν μια πτωχευμένη επιχείρηση παρουσιάζει πιθανότητα μικρότερη του 0,5.

4.3.3 Logit Υπόδειγμα Πολλαπλών Αποκρίσεων (Multinomial Logit Model)

Σύμφωνα με τον Tsai (2012) «το υπόδειγμα πολλαπλών αποκρίσεων χρησιμοποιείται για να εκτιμήσει παραμέτρους δεδομένων που προέρχονται από κάθε παρατήρηση σαν να εξετάζεται ξεχωριστά η κάθε παρατήρηση»³¹. Σε αντίθεση με το υπόδειγμα Logit, στο

³⁰ Βλέπε Ohlson, J. A.(1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1, p. 109-131, Table 4.

³¹ Βλέπε Tsai, B.H.(2012), "Comparison of Binary Logit Model and Multinomial Logit Model in Predicting Corporate Failure", Review of Economics & Finance, p.101.

οποίο διακρίνουμε 2 ομάδες ταξινόμησης, στο Multinomial Logit μοντέλο διακρίνουμε τις εξής κατηγορίες ομάδων ανάλογα με την τιμή της εξαρτημένης μεταβλητής P1(πιθανότητα):

- Για P1=0 η επιχείρηση χαρακτηρίζεται ως *υγιής*
- Για P1=1 η επιχείρηση χαρακτηρίζεται ως *μη αποτυχημένη* (non-failed)
- Για P1=2 η επιχείρηση *τείνει προς αποτυχία* (slightly-distressed)
- Για P1=3 η επιχείρηση είναι *πτωχευμένη* (reorganized and bankrupt)

Ο συνδυασμός των 2 τελευταίων περιπτώσεων, δηλαδή για P1=2 και P1=3 δίνει τη συνολική πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης:

$$P1_{total} = (P1=2) + (P1=3) \quad (4.3)$$

Στη συνέχεια, ορίστηκαν οι τιμές cut-off, με βάσει τις οποίες γίνεται η ταξινόμηση σε αποτυχημένες και υγιείς επιχειρήσεις ως εξής:

- 0,2 είναι η τιμή cut-off, που μπορεί να διακρίνει με ακρίβεια μια *μη αποτυχημένη* επιχείρηση απ' τις υπόλοιπες κατηγορίες
- 1,7 είναι η τιμή cut-off, που μπορεί να διακρίνει με ακρίβεια μια *πτωχευμένη*

Αποτέλεσμα της έρευνάς του ήταν ότι η Multinomial Logit μέθοδος έχει μικρότερο ποσοστό επιτυχούς πρόβλεψης από την δυαδική Logit (διαφορά περίπου 5%). Επιπλέον, τα ποσοστά λανθασμένης ταξινόμησης της Multinomial Logit είναι μεγαλύτερα από αυτά της δυαδικής. Συνολικά, το μοντέλο δυαδικής Logit αποδίδει καλύτερα από το μοντέλο Multinomial Logit άρα η διάκριση των επιχειρήσεων σε αυτές που *τείνουν προς αποτυχία* και *στις πτωχευμένες* δεν προσφέρει στην διαδικασία ³².

4.4 Το Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Probit Model)

³² Tsai, B.H.(2012), "Comparison of Binary Logit Model and Multinomial Logit Model in Predicting Corporate Failure", Review of Economics & Finance, p.110.

Το Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Probit) είναι παρόμοιο με το λογαριθμικό με τη διαφορά ότι χρησιμοποιεί τη κανονική αθροιστική κατανομή και όχι τη λογαριθμική ³³. Αποτελεί μια μορφή λογιστικής παλινδρόμησης και χρησιμοποιεί τη αθροιστική κανονική κατανομή για τον ορισμό της σιγμοειδούς σχέσης . Η κατανομή έχει μέση τιμή μηδέν και διακύμανση μονάδα και ορίζεται ως εξής:

$$Z = B_0 + B_1 * X_1 + B_2 * X_2 + \dots + B_n * X_n \quad (4.4)$$

Όπου:

Z = η αθροιστική κανονική κατανομή.

$B_0, B_1, B_2, \dots, B_n$ = οι συντελεστές παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών.

X_1, X_2, \dots, X_n = οι ανεξάρτητες μεταβλητές ή αριθμοδείκτες της επιχείρησης.

Η πιθανότητα πτώχευσης μια επιχείρησης δίδεται ως εξής:

$$P_i = F(z) = (1 / \sqrt{2\pi}) * e^{(-1/2)z^2} \quad (4.5)$$

Τα αποτελέσματα του μοντέλου Probit είναι παρόμοια με αυτά του λογαριθμικού υποδείγματος. Ωστόσο, παρατηρείται διαφορά στα άκρα, γεγονός που μπορεί να οδηγήσει σε διαφορετικά αποτελέσματα όταν το δείγμα δεν είναι ισοσκελισμένο. Συγκριτικά με το Logit, το Probit θεωρείται λιγότερο πρακτικό, διότι απαιτεί συγκριτικά περισσότερους και πιο πολύπλοκους υπολογισμούς, ενώ δεν έχει εντοπιστεί κάποιο ιδιαίτερο όφελος όσον αφορά στην ακρίβεια των αποτελεσμάτων που παρέχει.

4.4.1 Το υπόδειγμα του Zmijewski (1984)

Ο Zmijewski (1984) παρουσίασε το πρώτο Κανονικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Probit), ως μέθοδο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Προσπάθησε να δημιουργήσει ένα μοντέλο πρόβλεψης που θα βασίζεται σε επιλογή ενός πιο αμερόληπτου δείγματος πτωχευμένων και υγιών επιχειρήσεων, συγκριτικά με προηγούμενες έρευνες.

³³ Klietika, T., Kocisovaa, K., Misankovaa, M.(2015), "Logit and Probit Model used For Prediction of Financial Health of Company", Procedia Economics and Finance, Vol.23, p.853.

Κατά τον Zmijewski, δύο ήταν τα βασικά τρωτά σημεία αναφορικά με την επιλογή των δειγμάτων των προγενέστερων ερευνών. Η πρώτη αφορούσε την επιλογή δειγμάτων με υψηλό ποσοστό πτωχευμένων επιχειρήσεων, γεγονός που δεν ανταποκρινόταν στην πραγματικότητα ενώ η δεύτερη την επιλογή δείγματος ενάντια στις αρχές ορθούς δειγματοληψίας.

Για τον λόγο αυτό, επέλεξε ως δείγμα στην έρευνά του 1600 υγιείς επιχειρήσεις και μόλις 81 πτωχευμένες, για τη χρονική περίοδο 1972-1978. Χώρισε το δείγμα σε δυο υποσύνολα. Το πρώτο ήταν το δείγμα “εκτίμησης” και αποτελούνταν από 800 υγιείς και 40 πτωχευμένες επιχειρήσεις, ενώ το δεύτερο το δείγμα “πρόβλεψης” με τις υπόλοιπες 800 υγιείς και 41 πτωχευμένες επιχειρήσεις. Από το δείγμα “εκτίμησης” συνέταξε 6 υποσύνολα, καθένα απ’ τα οποία περιλάμβανε τις 40 πτωχευμένες επιχειρήσεις αλλά διαφορετικό πλήθος υγιών κάθε φορά. Η επιλογή των υγιών επιχειρήσεων στις 6 υποομάδες έγινε τυχαία και ήταν 40 για την 1η, 100 για την 2η, 200 για την 3η, 400 για την 4η, 600 για την 5η και 800 για την 6η υποομάδα.

Η εξίσωση στην οποία κατέληξε ήταν η εξής ³⁴:

$$H = \alpha_0 + \alpha_1 * X_1 + \alpha_2 * X_2 + \alpha_3 * X_3 \quad (4.6)$$

Όπου:

H = η αθροιστική κανονική κατανομή

$\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ = οι συντελεστές παλινδρόμησης των ανεξάρτητων μεταβλητών

X_1 = Καθαρά Έσοδα / Σύνολο Ενεργητικού (ROA)

X_2 = Συνολικό Χρέος / Σύνολο Ενεργητικού (FINL)

X_3 = Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (LIQ)

³⁴ Όπως αναγράφεται στην έρευνα: Zmijewski, M. E.(1984), “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, Journal of Accounting Research, Vol. 22, , p. 65-66.

Ο Zmijewski χρησιμοποίησε ως τιμή διαχωρισμού (cut-off) των ομάδων το 0,5. Επιχειρήσεις με πιθανότητα μεγαλύτερη από 0,5 κατατάσσονται στην ομάδα των πτωχευμένων ενώ με μικρότερη τιμή σε αυτή των υγιών.

Τα ποσοστά επιτυχούς πρόβλεψης κυμαίνονταν στο 72% , με μέγιστο 72,2% για πρόβλεψη ένα έτος πριν την πτώχευση και ελάχιστο 71,7 για επτά έτη πριν.

Κεφάλαιο 5: Νεότερες μέθοδοι πρόβλεψης πτώχευσης

5.1 Μοντέλα Κινδύνου (Hazard Models)

Τα μοντέλα κινδύνου (Hazard Models) χρησιμοποιούν χρονικές μεταβλητές για τη διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων σε κάθε χρονική στιγμή. Για το σκοπό αυτό, κάνουν χρήση τόσο λογιστικών στοιχείων των επιχειρήσεων όσο και δεδομένων της ευρύτερης αγοράς. Από τους πρώτους που χρησιμοποίησαν μοντέλα κινδύνου υπήρξε ο Shumway (2001).

Ένα μοντέλο κινδύνου δεν υποθέτει διχοτομημένη εξαρτημένη μεταβλητή³⁵. Ως εξαρτημένη μεταβλητή λαμβάνεται η επιβίωση ή αποτυχία της επιχείρησης την επόμενη χρονική περίοδο ($t + 1$) από την περίοδο κατά την οποία γίνεται η πρόβλεψη. Προφανώς, η εξέταση της πιθανότητας αποτυχίας μιας επιχείρησης στον χρόνο $t + 1$ προϋποθέτει την βιωσιμότητά της την δεδομένη περίοδο t . Με τη χρήση ετήσιων λογιστικών στοιχείων των επιχειρήσεων προβλέπεται η πιθανότητα πτώχευσής τους μέσα στους επόμενους 12 μήνες.

Κατά τους Bauer και Agarwal³⁶ η πιθανότητα πτώχευσης μια επιχείρησης, στο χρόνο t , ορίζεται ως εξής:

$$P_{i,t}(Y_{i,t+1}) = 1 / (1 + e^{-(\alpha t - \beta X_{i,t})}) \quad (5.1)$$

³⁵ Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods", p. 3.

³⁶ Bauer, J., Agarwal, V.(2014), "Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test", Journal of Banking & Finance, p. 434.

Όπου:

$P_{i,t}$ = η πιθανότητα τη χρονική στιγμή t , ότι η επιχείρηση θα πτωχεύσει την χρονική περίοδο $t+1$

$(Y_{i,t+1})$ = παίρνει την τιμή 1 όταν προβλέπεται πτώχευση της επιχείρησης τη χρονική περίοδο $t+1$, ή 0 αν θα παραμείνει βιώσιμη

$X_{i,t}$ = διάνυσμα των χρονικών μεταβλητών της χρονική περιόδου t

α, β = συντελεστές συσχέτισης

5.1.1 Το μοντέλο του Shumway (2001)

Ο Shumway (2001) δημοσίευσε έρευνα³⁷ στην οποία αντιτάχθηκε στα προγενέστερα στατικά μοντέλα πρόβλεψης εταιρικής πτώχευσης και κυρίως στα μοντέλα των Altman (1968) και Zmijewski (1984), χαρακτηρίζοντάς τα ακατάλληλα, προκατειλημμένα και ασυνεπή, διότι δεν λάμβαναν υπόψιν το χρονικό παράγοντα.

Για τη ανάπτυξη του μοντέλου, χρησιμοποίησε δείγμα 300 πτωχευμένων επιχειρήσεων της περιόδου 1962-1992. Στο δείγμα, εφάρμοσε τους αριθμοδείκτες που χρησιμοποίησαν οι προαναφερόμενοι, και συμπέρανε ότι οι μισοί εξ αυτών δεν είχαν καμία συνεισφορά στην πρόβλεψη αποτυχίας των επιχειρήσεων.

Έλαβε σοβαρά υπόψιν τις αλλαγές που τυχόν παρατηρούνται στις επιχειρήσεις με την πάροδο του χρόνου, ενώ βασίστηκε τόσο σε λογιστικά δεδομένα των επιχειρήσεων όσο και σε δεδομένα της αγοράς (εύρος, ιστορικό απόδοσης μετοχών, ιδιοσυγκρασιακό πρότυπο απόκλισης των αποδόσεων των αποθεμάτων, κ.α.) για να μπορέσει να προβλέψει την αποτυχία ανά πάσα χρονική στιγμή. Τα δεδομένα αυτά, αποτελούσαν τις ανεξάρτητες μεταβλητές του υποδείγματός του ενώ ως εξαρτημένη μεταβλητή θεώρησε το χρόνο κατά τον οποίο η επιχείρηση θα παραμείνει βιώσιμη.

³⁷ Shumway ,T.(2001),“Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model”, The Journal of Business, Vol. 74, No.1, p. 101-124.

5.1.2 Το μοντέλο των Campbell, Hilscher και Szilagyi (2008)

Οι Campbell, Hilscher και Szilagyi (2008) ανέπτυξαν ένα νέο μοντέλο κινδύνου, μελετώντας τους μηνιαίους δείκτες πτώχευσης και αποτυχίας που έλαβαν από την υπηρεσία πληροφοριών KRIS.

Ο δείκτης πτώχευσης που χρησιμοποιήθηκε κάλυπτε την περίοδο 1963-1998, ενώ ο δείκτης αποτυχίας την περίοδο 1963-2003. Τα δεδομένα συγχωνευτήκαν με τα λογιστικά δεδομένα επιχειρήσεων, καθώς και τα ημερήσια και μηνιαία δεδομένα τιμών μετοχών. Έτσι, το τελικό δείγμα πληροφοριών αποτελούνταν από περίπου 800 πτωχεύσεις, 1.600 αποτυχίες και μεταβλητές πρόβλεψης από 1,7 εκατομμύρια μήνες³⁸.

Εφάρμοσαν ένα απλό στη μορφή, οικονομετρικό μοντέλο για την πρόβλεψη εταιρικών πτωχεύσεων και αποτυχιών τόσο βραχυπρόθεσμα όσο και μακροπρόθεσμα. Σύμφωνα με τους ερευνητές, το μοντέλο είχε καλύτερη επεξηγηματική ισχύ από το υπόδειγμα του Shumway (2001) και καλύτερη απόδοση από τα μοντέλα των Altman (1968) και Ohlson (1980).

Τέλος, προσπάθησαν να ερμηνεύσουν τη συσχέτιση ορισμένων χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων με την πιθανότητα αποτυχίας και πτώχευσης (π.χ. επιχειρήσεις με μικρές μετοχές τείνουν περισσότερο προς την χρεοκοπία).

5.1.3 Προτερήματα και μειονεκτήματα των Μοντέλων Κινδύνου

Κατά τον Shumway, τρία είναι τα βασικά προτερήματα ενός μοντέλου κινδύνου έναντι των στατικών³⁹:

³⁸ Campbell, J. Y., Hilscher, J., Szilagyi, J.(2008), "In Search of Distress Risk", The Journal of Finance , Vol. LXIII, No. 6, p. 2901.

³⁹ Shumway ,T.(2001), "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model", The Journal of Business, Vol. 74, No.1, p. 102-103.

1. Σε αντίθεση με τα στατικά μοντέλα, λαμβάνουν υπόψιν ότι οι επιχειρήσεις μπορεί να κηρύξουν πτώχευση κατά το πρώτο έτος που βρίσκονται σε κίνδυνο ή σε μεταγενέστερο χρόνο. Γι' αυτό, ελέγχεται διεξοδικά κάθε περίοδος στην οποία μια επιχείρηση μπορεί να βρίσκεται σε κίνδυνο.
2. Λαμβάνει υπόψιν παράγοντες και μεταβλητές που αλλάζουν με την πάροδο του χρόνου. Συγκεκριμένα, θεωρεί ως χρονικές μεταβλητές τις ετήσιες παρατηρήσεις και δεδομένα της επιχείρησης καθώς και μακροοικονομικά στοιχεία που αφορούν το σύνολο των επιχειρήσεων τη δεδομένη χρονική περίοδο. Τέλος, εξετάζει την πιθανή εξάρτηση της διάρκειας, ή την πιθανότητα να έχει επίπτωση η ηλικία των επιχειρήσεων στην τάση για χρεοκοπία.
3. Παράγει πιο αποτελεσματικές, εκτός δείγματος, προβλέψεις χρησιμοποιώντας περισσότερα δεδομένα. Θεωρείται ως ένα δυαδικό μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης που λαμβάνει ως ξεχωριστή παρατήρηση τα ετήσια λογιστικά δεδομένα της επιχείρησης. Δεδομένου ότι κάθε δείγμα περιλαμβάνει οικονομικά δεδομένα δεκαετιών, τουλάχιστον 10 φορές περισσότερα δεδομένα είναι διαθέσιμα προς μελέτη, βελτιώνοντας την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου.

Οι Bauer και Agarwal (2014) συνέκριναν τις επιδόσεις των μοντέλων κινδύνου των Shumway (2001) και Campbell, et al. (2008) με παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης (MDA) και συμπέραναν τα ακόλουθα ⁴⁰:

1. Τόσο τα μοντέλα κινδύνου όσο και τα στατικά μπορούν να διακρίνουν ικανοποιητικά τις πτωχευμένες από τις υγιείς επιχειρήσεις. Ωστόσο, τα στατικά μοντέλα δεν βαθμονομούνται σωστά ενώ τα μοντέλα κινδύνου έχουν μέσες προεπιλεγμένες πιθανότητες πλησιέστερα στις παρατηρούμενες προεπιλεγμένες τιμές.
2. Όλα τα μοντέλα φέρουν σημαντικές πληροφορίες σχετικά με τη δυσφορία των επιχειρήσεων, αλλά ο όγκος των δεδομένων που εντοπίζεται στα μοντέλα κινδύνου είναι αισθητά μεγαλύτερος.

⁴⁰ Bauer, J., Agarwal, V.(2014), "Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test", Journal of Banking & Finance, p. 441.

3. Όσον αφορά την οικονομική αξία των μοντέλων, θεωρώντας πως η επένδυση σε μια επιχείρηση που βρίσκεται σε κίνδυνο είναι περισσότερο δαπανηρή από ότι το κόστος μη επένδυσης σε μια υγιή επιχείρηση, τα μοντέλα κινδύνου έχουν καλύτερες επιδόσεις. Μάλιστα, το μοντέλο του Shumway υπερέχει αυτού των Campbell, et al..
4. Το μοντέλο του Shumway είναι απλούστερο στην εκτίμηση απ' το αντίστοιχο των Campbell, et al. καθώς απαιτεί μικρότερο αριθμό μεταβλητών.

Ολοκληρώνοντας, σύμφωνα με την έρευνα των Balkaen και Ooghe (2004), στα μειονεκτήματα των μοντέλων κινδύνου συγκαταλέγονται τα ακόλουθα ⁴¹ :

1. Η χρήση τους δεν ενδείκνυται για ταξινόμηση ή πρόβλεψη αστοχίας. Η χρήση για ταξινόμηση, απαιτεί ειδική διαδικασία.
2. Ο υπολογισμός του χρόνου επιβίωσης είναι αυθαίρετος, καθώς η ημερομηνία λήξης του ετήσιου λογαριασμού θεωρείται σιωπηρά ως το φυσικό σημείο εκκίνησης της διαδικασίας αποτυχίας.
3. Παρατηρήθηκε ότι το ποσοστό των αποτυχημένων και μη εταιρειών του δείγματος μπορεί να επηρεάσει την ακρίβεια των αποτελεσμάτων.
4. Η ακρίβεια των ποσοστών κινδύνου καθορίζεται σε μεγάλο βαθμό από την ποικιλία των διαδικασιών αποτυχίας που βρέθηκε στο δείγμα εκτίμησης. Πρέπει να υπάρχει μια ομοιογένεια ως προς το ποσοστό των «οξειών» και των «χρόνιων» πτωχεύσεων. Εάν το δείγμα αποτελείται από περισσότερες «οξείες» πτωχεύσεις έναντι των «χρόνιων», το μοντέλο θα οδηγήσει σε υψηλότερο ποσοστό κινδύνου για πολλές εταιρείες με καλές χρηματοοικονομικές αναλογίες, ενώ άλλες εταιρείες με χαμηλούς χρηματοοικονομικούς δείκτες θα εμφανίζουν χαμηλότερα ποσοστά κινδύνου.

5.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks)

⁴¹ Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods", p. 4-5.

Η μέθοδος των τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων (Artificial Neural Networks), έκανε την εμφάνιση της το 1990. Πρώτοι οι Odom και Sharda (1990) χρησιμοποίησαν τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα ως μέθοδο πρόβλεψης αποτυχίας των επιχειρήσεων.

Τα Neural Networks (NN) αποτελούν «συστήματα υπολογιστών που αντιγράφουν τις ανθρώπινες διαδικασίες μάθησης και την ανθρώπινη διαίσθηση»⁴². Αποτελούνται από νευρώνες, δηλαδή ισχυρώς αλληλένδετα στοιχεία και δεδομένα, η επεξεργασία των οποίων είναι ικανή να δώσει εκτιμήσεις για την μελλοντική πορεία των επιχειρήσεων. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές αποτελούν τις «τιμές εισόδου», οι εξαρτημένες μεταβλητές τις «τιμές εκπαίδευσης», ενώ οι εκτιμώμενες τιμές τις «τιμές εξόδου» του συστήματος. Πιο δημοφιλή NN είναι εκείνα στα οποία οι νευρώνες χωρίζονται σε υποσύνολα (στρώματα).

Τα Νευρωνικά δίκτυα, δεν χρησιμοποιούν κάποια προγραμματισμένη γνώση ή δεδομένα. Οι νευρώνες επιτρέπουν την ανίχνευση σημαντικών μοτίβων στα δεδομένα. Η διαδικασία που ακολουθείται περιλαμβάνει την επεξεργασία των δεδομένων εισόδου με κατάλληλες σταθμίσεις καταλήγοντας σε ένα μοναδικό σήμα εξόδου. Στη συνέχεια, το σήμα εξόδου αποστέλλεται ως σήμα εισόδου σε άλλους νευρώνες και πιθανώς αποστέλλεται ξανά στον ίδιο νευρώνα. Καθώς τα σήματα διαδίδονται μεταξύ των νευρώνων, η γνώση αποθηκεύεται στο NN. Ουσιαστικά, τα NN στηρίζονται σε μια μορφή «εποπτευόμενης» μάθησης. Το σύστημα «μαθαίνει» ή «εκπαιδεύεται» μέσω ενός «εκπαιδευτικού δείγματος» ζευγών δεδομένων εισόδου- εξόδου και σε συνδυασμό με την επιλογή βέλτιστων σταθμίσεων, ανάλογα με τον εκάστοτε αλγόριθμο εκπαίδευσης που οι ερευνητές καλούνται να επιλέξουν ως σχέδιο αναγνώρισης προτύπων.⁴³

Ο σημαντικότερος αλγόριθμος είναι ο «back-propagation» (διάδοση προς τα πίσω), ο οποίος βασίζεται στην αρχή της συνεχούς ανατροφοδότησης σφαλμάτων. Στον αλγόριθμο αυτό, οι «τιμές εξόδου» κάθε νευρώνα, όταν φτάσουν σε ένα τελικό επίπεδο εξόδου στο NN συγκρίνονται με τις επιθυμητές τιμές. Εάν παρουσιαστούν σφάλματα, τότε με μια διαδικασία διάδοσης προς τα πίσω προσαρμόζονται τα βάρη σύνδεσης τους

⁴² Σύμφωνα με την έρευνα: Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p. 8.

⁴³ Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p. 8-9.

Ο «back-propagation» αλγόριθμος είναι ο πιο δημοφιλής, παρουσιάζει ωστόσο τα εξής μειονεκτήματα:

1. Ακολουθεί μια περίπλοκη υπολογιστικά διαδικασία.
2. Αδυνατεί να ερμηνεύσει τα αποτελέσματα του.
3. Απαιτεί εξειδίκευση του ερευνητή καθώς δεν διαθέτει κάποια τυπική θεωρία.
4. Απαιτεί ένα σύνολο δεδομένων για να ελεγχθούν τα αποτελέσματα (δεδομένα επικύρωσης).

5.2.1 Odom και Sharda (1990)

Οι Odom και Sharda (1990) χρησιμοποίησαν πρώτοι τα Νευρωνικά δίκτυα στην διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων, ενώ συνέκριναν τα αποτελέσματα που έλαβαν με αυτά της διακριτικής ανάλυσης του Altman.

Ως δείγμα για την έρευνά τους χρησιμοποίησαν 129 βιομηχανικές επιχειρήσεις της περιόδου 1975-1982 από το αρχείο Moodys. Οι 65 εξ αυτών είχαν πτωχεύσει εκείνη την περίοδο, ενώ οι υπόλοιπες 64 παρέμειναν βιώσιμες. Χώρισαν το δείγμα σε 2 υποσύνολα. Το πρώτο αποτελούνταν από 74 επιχειρήσεις (36 υγιείς και 38 πτωχευμένες) και ήταν το «σύνολο εκπαίδευσης», ενώ το δεύτερο από 55 επιχειρήσεις (28 υγιείς και 27 πτωχευμένες) και αποτελούσε το «σύνολο επικύρωσης». Για τις πτωχευμένες επιχειρήσεις χρησιμοποίησαν δεδομένα από τις τελευταίες οικονομικές καταστάσεις πριν την κήρυξη πτώχευσης.

Στο δείγμα αυτό, εφάρμοσαν αρχικά την διακριτική ανάλυση και έπειτα ανέπτυξαν ένα Νευρωνικό δίκτυο θέλοντας να συγκρίνουν τις δυο μεθόδους.

Και στις 2 μεθόδους χρησιμοποίησαν τους 5 αριθμοδείκτες του Altman :

X1 = Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

X2 = Συσσωρευμένα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού

X3 = Κέρδη προ Φόρων και Τόκων / Σύνολο Ενεργητικού

X4 = Αγοραία Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική Αξία Συνολικού Χρέους

$X5 = \text{Πωλήσεις} / \text{Σύνολο Ενεργητικού}$

Το Νευρωνικό δίκτυο που ανέπτυξαν στηριζόταν σε ένα «back-propagation» αλγόριθμο. Το δίκτυο αποτελούνταν από ένα επίπεδο εισόδου (input layer), ένα κρυφό επίπεδο (hidden layer) και ένα επίπεδο εξόδου (output layer). Το επίπεδο εισόδου αποτελούνταν από 5 κόμβους, καθένας από τους οποίους αντιστοιχούσε σε έναν από τους 5 αριθμοδείκτες. Το κρυφό επίπεδο αποτελούνταν επίσης από 5 κόμβους, ενώ το επίπεδο εξόδου από ένα μόνο νευρώνα με απόκριση 0 για τις πτωχευμένες επιχειρήσεις και 1 για τις βιώσιμες. Το δίκτυο ταξινομούσε τα δεδομένα σε κλίμακα μεταξύ 0 και 1. Οι εταιρείες με έξοδο $< 0,5$ ταξινομήθηκαν ως χρεοκοπημένες ενώ εκείνες με έξοδο $> 0,5$ ως υγιείς.⁴⁴

Αποτέλεσμα της έρευνας των Odom και Sharda ήταν ότι το NN πέτυχε σωστή ακρίβεια ταξινόμησης τύπου I στο εύρος από 77,8% έως 81,5% και τύπου II από 78,6% έως 85,7%. Τα αντίστοιχα ποσοστά της διακριτικής ανάλυσης ήταν για τύπου I από 59,3% έως 70,4% και για τύπου II από 78,6% έως 85,7%.⁴⁵

5.2.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των Νευρωνικών Δικτύων

Στα θετικά της χρήσης των NN στη διαδικασία πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας συγκαταλέγονται ⁴⁶ :

1. Η δυνατότητα γενίκευσης στην πρόβλεψη της εξόδου νέων δεδομένων, μετά την εκπαίδευση του NN.

⁴⁴ Odom, M.D, Sharda, R. "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", p. 161.

⁴⁵ Atiya, I.F. (2001), "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12, No. 4, p. 930.

⁴⁶ Τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των NN εντοπίζονται στις μελέτες:

1. Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?" , p. 10-11.
2. Lee, K.C., Han, I., Kwon, Y. (1996), "Hybrid neural network models for bankruptcy predictions", Center for Artificial Intelligence Research (CAIR), p.63.
3. Atiya, I.F. (2001), "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12, No. 4, p. 932.

2. Η ικανότητα να αναλύουν περίπλοκα μοτίβα άμεσα, με ακρίβεια και χωρίς την απαίτηση κάποιας προγραμματισμένη γνώσης ή δεδομένων.
3. Σε αντίθεση με προγενέστερες μεθόδους πρόβλεψης (MDA), δεν απαιτεί την τήρηση στατιστικών παραδοχών, λ.χ. γραμμικότητας των μεταβλητών.
4. Η έλλειψη του περιορισμού συγγραμμικότητας, δίνει τη δυνατότητα σε μη αριθμητικά δεδομένα (ποιοτικά) να συμπεριληφθούν στο δίκτυο.
5. Συνίσταται σε περιπτώσεις όπου τα δεδομένα είναι ελλιπή ή ασυνεπή (μη δομημένα περιβάλλοντα). Το δίκτυο ανέχεται σφάλματα και ελλείψεις δεδομένων κάνοντας χρήση του περιβάλλοντος και «συμπληρώνοντας τα κενά».
6. Μπορεί να ξεπεράσει το ζήτημα της αυτοσυσχέτισης σε δεδομένα χρονοσειρών.
7. Η μέθοδος NN είναι εύκολη στη χρήση, καθώς η έξοδος είναι δυαδικής μορφής (αποτυχία της επιχείρησης ή μη αποτυχία).
8. Δίνει αποτελέσματα μεγαλύτερης ακρίβειας συγκριτικά με άλλες παλαιότερες μεθόδους πρόβλεψης, ιδίως όταν τα δείγματα είναι μικρού μεγέθους.

Ωστόσο, τα NN παρουσιάζουν τα ακόλουθα μειονεκτήματα:

1. Τα αποτελέσματα των NN δεν μπορούν να ερμηνευτούν ικανοποιητικά. Δεν γνωρίζουμε τη σημασία καθεμιάς μεταβλητής ξεχωριστά, τα σετ σταθμίσεων που επιλέγονται δεν αναλύονται ενώ δεν έχουμε πληροφορίες για το πως το σύστημα κατέληξε στα αποτελέσματα του. Έτσι, καθίσταται αδύνατη η χρήση του ως έχειν σε άλλες περιπτώσεις πρόβλεψης.
2. Οι μεταβλητές πρέπει να επιλέγονται με προσοχή και έπειτα από διεξοδική εξέταση ώστε το σύστημα να οδηγηθεί σε σωστά και ακριβή αποτελέσματα. Αυτό καθιστά τη μέθοδο χρονοβόρα και απαιτητική ως προς την επιλογή των δεδομένων εισόδου στο δίκτυο.
3. Ελλοχεύει ο κίνδυνος υπερπαραμετροποίησης, γεγονός που περιορίζει τη δυνατότητα γενίκευσης του μοντέλου.
4. Η αρχιτεκτονική του δικτύου καθορίζεται από τον εκάστοτε ερευνητή και με τη μέθοδο δοκιμής και σφάλματος.
5. Απαιτεί μεγάλο εκπαιδευτικό δείγμα «*τιμών εισόδου*» και «*τιμών εξόδου*» για την επαρκή «εκπαίδευση» του δικτύου.

6. Είναι μια χρονοβόρα διαδικασία ενώ υπάρχει ο κίνδυνος να μη βρεθεί μια σταθερή βέλτιστη διαμόρφωση.
7. Παρότι, η πρόβλεψη για το προεπιλεγμένο συμβάν (αποτυχία) είναι σημαντική, εντούτοις σε ορισμένες περιπτώσεις η χρήση πιθανοτήτων για τον προσδιορισμό της μελλοντικής πορείας μιας επιχείρησης είναι εξαιρετικά σημαντική. Παραδείγματος χάριν, μια τράπεζα που καλείται να αποφανθεί για την δανειοδότηση ή μη κάποιας επιχείρησης, προτιμά την εξέταση της πιθανότητας πτώχευσής της και όχι απλά μιας δυαδικής πρόβλεψης αποτυχίας.
8. Δεν λαμβάνονται υπόψιν, ως ανεξάρτητες μεταβλητές, οι επικρατούντες μακροοικονομικοί δείκτες. Οι δείκτες αυτοί, μπορεί να έχουν σημαντική επίδραση στη διαδικασία πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων.

5.3 Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems-DSS)

Τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS), αποτελούν πληροφοριακά συστήματα τα οποία με τη χρήση τόσο ποσοτικών όσο και ποιοτικών μεταβλητών, είναι ικανά να προβλέψουν με ακρίβεια την πιθανότητα πτώχευσης των επιχειρήσεων. Βασίζονται στην Πολυκριτήρια Ανάλυση Αποφάσεων, παρέχουν πρόσβαση σε βάσεις δεδομένων, μοντέλα και τεχνικές ανάλυσης ενώ είναι ευέλικτα στις αλλαγές του περιβάλλοντος αποφάσεων και στις ιδιαίτερες προσεγγίσεις των ερευνητών.

5.3.1 Το DSS μοντέλο των Siskos, Zorounidis και Pouliezos (1994)

Το 1994 οι Siskos et al. ανέπτυξαν ένα ολοκληρωμένο μοντέλο DSS για την ανάλυση, αξιολόγηση και τελική επιλογή ελληνικών επιχειρήσεων προς δανειοδότηση από την τράπεζα ΕΤΕΒΑ.

Οι ερευνητές υποστήριξαν ότι για να λάβουν ασφαλή και αμερόληπτα αποτελέσματα πρέπει να συμπεριλάβουν στο υπόδειγμά τους πλήθος επιπρόσθετων ποιοτικών

μεταβλητών (μέγεθος της επιχείρησης, βιομηχανικός κλάδος, διάρθρωση του κεφαλαίου των μετόχων, προσωπικό, μερίδιο αγοράς, κ.τ.λ.) πέρα των χρηματοοικονομικών και λογιστικών στοιχείων των επιχειρήσεων.

Προέβησαν σε μια τριπλή ανάλυση 39 επιχειρήσεων της περιόδου 1985-1989, που περιλάμβανε την περιγραφή, διάκριση και κατάταξη τους. Αρχικά, υπολόγισαν αριθμοδείκτες κερδοφορίας, φερεγγυότητας και αποδοτικότητας για κάθε επιχείρηση. Σε επόμενο στάδιο τις κατέταξαν ανάλογα με τις επιδόσεις τους στους κυριότερους αριθμοδείκτες και τέλος, με την χρήση πολυκριτήριας ανάλυσης και λαμβάνοντας υπόψιν και τα ποιοτικά κριτήρια κατέληξαν στην τελική τους κατάταξη, με βάση την οποία μπορούσε να αποφανθεί σε ποιες επιχειρήσεις (υγιείς) αξίζει να επενδύσει η τράπεζα και σε ποιες όχι (όταν τείνουν προς πτώχευση).

Προτερήματα της μεθόδου σύμφωνα με τους ερευνητές ήταν τα ακόλουθα: ⁴⁷

1. Η ικανότητα του υποδείγματος να παρέχει πληροφορίες σχετικά με την ανταγωνιστικότητα, τη βιωσιμότητα και την οικονομική απόδοση των επιχειρήσεων.
2. Δίνει πληροφορίες σχετικά με τα κριτήρια επιλογής στα οποία η τράπεζα εστιάζει κατά την αξιολόγηση των επιχειρήσεων.
3. Αποτελεί δομημένο μοντέλο εκτίμησης του εταιρικού κινδύνου.
4. Ελαχιστοποιείται ο χρόνος και το κόστος μελέτης των χαρτοφυλακίων των επιχειρήσεων λόγω της χρήσης των υπολογιστών.
5. Τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται είναι πιο αξιόπιστα.
6. Γίνεται χρήση εξελιγμένων μεθόδων (πολυπαραγοντικές μέθοδοι στατιστικών δεδομένων, MCDM).
7. Η χρήση υπολογιστών προσφέρει διαφάνεια ως προς την επιλογή των προς χρηματοδότηση επιχειρήσεων.
8. Μπορεί να εφαρμοστεί στην ανάλυση επιχειρήσεων διάφορων κλάδων.

⁴⁷ Όπως αυτά αναφέρονται στην έρευνα: Siskos Y., Zopounidis C. and Pouliezios A. (1994), "An integrated DSS for Financing Firms by an Industrial Development Bank in Greece", Decision Support Systems, Vol.12, p.167-168.

5.3.2 Η Μέθοδος ELECTRE

Η μέθοδος ELECTRE (Elimination and Choice Translating Algorithm), «ανήκει στην κατηγορία των σχέσεων υπεροχής (outranking relations) μέσω συγκρίσεων κατά ζεύγη μεταξύ εναλλακτικών λύσεων σύμφωνα με κάθε ένα από τα κριτήρια ξεχωριστά»⁴⁸. Χρησιμοποιείται για την κατάταξη των επιχειρήσεων στις κατηγορίες επιχειρηματικού κινδύνου ακόμα και σε περιπτώσεις μη συγκρισιμότητας και μη μεταβατικότητας κατά την σύγκριση των εναλλακτικών λύσεων.

Η μέθοδος αποτελείται από 2 στάδια. Αρχικά, αναπτύσσεται η σχέση υπεροχής μεταξύ των εναλλακτικών λύσεων (πτωχευμένες ή βιώσιμες επιχειρήσεις), και σε δεύτερο στάδιο πραγματοποιείται η εκμετάλλευση της σχέσης υπεροχής ώστε να γίνει η ταξινόμησή τους.

Στην μελέτη των Dimitras, Zanakis και Zorounidis (1996) γίνεται αναφορά της ELECTRE στη διαδικασία πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας με τα ακόλουθα κριτήρια⁴⁹:

- $X1 = \text{Κέρδη προ φόρων και τόκων} / \text{Σύνολο ενεργητικού (EBIT / TA)}$
- $X2 = \text{Ταμειακές Ροές} / \text{Πωλήσεις (CF / S)}$
- $X3 = \text{Κεφάλαιο Κίνησης} / \text{Ανάγκες χρηματοδότησης (WC / NF)}$
- $X4 = \text{Καθαρή Θέση} / (\text{Συνολικές Υποχρεώσεις} + \text{Ίδια Κεφάλαια}) (\text{NW} / (\text{TL} + \text{SE}))$
- $X5 = \text{Ίδια Κεφάλαια} / \text{Μακροπρόθεσμες Υποχρεώσεις (SE / LTD)}$

5.3.3 Η Μέθοδος ELECTRE TRI

Η μέθοδος ELECTRE TRI ανήκει στην οικογένεια των μεθόδων ELECTRE, δηλαδή στηρίζεται και αυτή στη σχέση υπεροχής.

⁴⁸ Όπως ορίζεται στη μελέτη: Mal, P., Majumdar, A. (2019), "Elimination and Choice Translating Reality ELECTRE", p. 65.

⁴⁹ Dimitras, A.I., Zanakis, S.H., Zorounidis, C. (1996), "A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications", European Journal of Operational Research, Vol.90, p.508.

Οι διαδικασίες ταξινόμησης στην μέθοδο είναι η αισιόδοξη και η απαισιόδοξη⁵⁰. Η αισιόδοξη κατατάσσει την εναλλακτική δραστηριότητα στην καλύτερη κατηγορία ενώ η απαισιόδοξη στη χειρότερη. Η επιλογή γίνεται από τα αρμόδια στελέχη. Σύμφωνα με τους Zorounidis, Dimitras και Le Rudulier (1998) η απαισιόδοξη προσέγγιση επιλέγεται όταν τα αρμόδια στελέχη ακολουθούν μια συντηρητική πολιτική ή όταν οι πόροι είναι περιορισμένοι.

Οι Zorounidis et al. σε έρευνά τους⁵¹ εφάρμοσαν την μέθοδο ELECTRE TRI για την πρόβλεψη πτώχευσης 60 ελληνικών βιομηχανικών επιχειρήσεων της περιόδου 1985-1990. Το δείγμα ήταν ισοσκελισμένο, δηλαδή οι μισές επιχειρήσεις ήταν υγιείς και οι υπόλοιπες πτωχευμένες, και η επιλογή τους έγινε με βάση τον κλάδο δραστηριοποίησης και το μέγεθός τους.

Κατέληξαν σε 7 Αριθμοδείκτες και με βάση αυτούς κατέταξαν τις επιχειρήσεις τόσο με την αισιόδοξη όσο και με την απαισιόδοξη προσέγγιση. Στην συνέχεια, θέλησαν να συγκρίνουν τα προβλεπτικά ικανότητα της μεθόδου με αυτή της MDA και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι δίνει καλύτερα αποτελέσματα για έως και 3 έτη πριν την πτώχευση.

5.3.4 Το σύστημα Fineva (Financial Evaluation)

Το σύστημα Fineva (Financial Evaluation) αποτελεί ένα πολυκριτήριο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων. Βασικό χαρακτηριστικό του αποτελεί ο συνδυασμός ενός έμπειρου συστήματος (expert system) πολυπαραγοντικής στατιστικής μεθόδου και μιας μεθόδου πολυκριτηρίας ανάλυσης UTASTAR για την εκτίμηση της εταιρικής απόδοσης.

⁵⁰ Σύμφωνα με τους : Doumpos, M., Marinakis, Y., Marinaki, M., Zorounidis, C.(2009), "An evolutionary approach to construction of outranking models for multicriteria classification: The case of the ELECTRE TRI method", *European Journal of Operational Research*, V. 199, p. 497.

⁵¹ Zorounidis, C., Dimitras, A., Le Rudulier, L.(1998), " a Multicriteria Approach for the Analysis and Prediction of Business Failure in Greece", *Operational Tools in the Management of Financial Risks*, p. 107-119.

Το expert system αναλύει μερικούς χρηματοοικονομικούς δείκτες και ορισμένες στρατηγικές μεταβλητές (ποιοτικά κριτήρια) προκειμένου να κατατάξει τις επιχειρήσεις σε μια από τις ακόλουθες κατηγορίες ⁵²:

1. Επιχειρήσεις με μη ικανοποιητική επίδοση
2. Επιχειρήσεις με μέτρια επίδοση
3. Επιχειρήσεις με ικανοποιητική επίδοση και
4. Επιχειρήσεις με πολύ ικανοποιητική επίδοση

Η πολυκριτήρια ανάλυση UTASTAR κατατάσσει τις επιχειρήσεις από τις πιο δυναμικές στις πιο αναξιόπιστες και επικίνδυνες, ή τις ταξινομεί σε κατηγορίες κινδύνου και δείχνει το ανταγωνιστικό τους πλεονέκτημα. Επιπλέον, δίνει πληροφορίες όσον αφορά τη σχετική σημασία κάθε κριτηρίου στην διαδικασία αξιολόγησης των επιχειρήσεων.

Βασικός είναι ο ρόλος ενός expert analyst στη διαδικασία, καθώς είναι υπεύθυνος για τον καθορισμό των επιχειρήσεων αναφοράς με βάση τις οποίες γίνεται η κατάταξη του δείγματος των επιχειρήσεων.

Οι Anastassiou και Doumpos (2000) εφάρμοσαν το σύστημα Fineva στην αξιολόγηση 40 ελληνικών δημόσιων επιχειρήσεων της περιόδου 1993-1995. Ο ρόλος του expert analyst αποδόθηκε σε έναν πρώην διευθυντή του οργανισμού αναδιάρθρωσης των δημόσιων επιχειρήσεων.

Συμπέραναν ότι οι σημαντικότεροι αριθμοδείκτες είναι οι ακόλουθοι:

1. Αποδοχές προ Τόκων και Φόροι / Σύνολο Περιουσιακών Στοιχείων (βάρος 24,59%)
2. Αποθέματα * 365 / Κόστος Πωλήσεων (βάρος 20,38%) και
3. Εισπρακτέοι Λογαριασμοί - 365 / Πωλήσεις (βάρος 21,39%)

⁵² Anastassiou, Th., Doumpos, M.(2000), "Multicriteria Evaluation of the Performance of Public Enterprises: The Case of Greece", Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa, Vol. 6, No 3, p. 15.

Τέλος, δεδομένου ότι το σύστημα δεν βασίζεται σε στατιστικές παραδοχές αναμένεται να φέρει καλύτερα αποτελέσματα συγκριτικά με άλλες μεθόδους πολυκριτήριας στατιστικής ανάλυσης.

5.3.5 Η μέθοδος UTADIS (Utilites Additives Discriminantes)

Η μέθοδος UTADIS (Utilites Additives Discriminantes), αποτελεί παραλλαγή της μεθόδου UTA (Utilites Additives). Η μέθοδος χρησιμοποιεί μια συνάρτηση προσθετικής χρησιμότητας και με τη χρήση κατάλληλων ορίων χρησιμότητας ταξινομεί τις επιχειρήσεις σε προκαθορισμένες ομάδες. Για τον προσδιορισμό τόσο της προσθετικής συνάρτησης χρησιμότητας όσο και των ορίων χρησιμότητας χρησιμοποιούνται τεχνικές γραμμικού προγραμματισμού. Επιδιώκεται ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων *υπερ-εκτίμησης* και *υπό-εκτίμησης* κατά την κατάταξη των επιχειρήσεων στις προκαθορισμένες ομάδες. Ένα σφάλμα *υπερ-εκτίμησης* προκύπτει όταν μια επιχείρηση κατατάσσεται σε χαμηλότερη κατηγορία (ομάδα) από αυτή που ανήκει ενώ ένα σφάλμα *υπό-εκτίμησης* όταν κατατάσσεται σε υψηλότερη.

5.3.5.1 Η μελέτη των Zorounidis και Doumpos (1999)

Οι Zorounidis και Doumpos (1999) εφάρμοσαν την μέθοδο UTADIS σε 2 δείγματα επιχειρήσεων. Αρχικά, χρησιμοποίησαν το δείγμα των Slowinski and Zorounidis (1995). Το δείγμα περιλάμβανε 39 επιχειρήσεις που ταξινομήθηκαν από τον οικονομικό διευθυντή της τράπεζας ETEVA σε 3 κατηγορίες επιχειρηματικού κινδύνου:

- 20 επιχειρήσεις ανήκαν στην κατηγορία «βιώσιμες»
- 10 επιχειρήσεις ανήκαν σε μια κατηγορία «αβέβαιης κατάστασης»
- 9 επιχειρήσεις ανήκαν στην κατηγορία «χρεοκοπημένες»

Οι εταιρείες αξιολογήθηκαν βάσει 12 κριτηρίων (6 ποιοτικών και 6 ποσοτικών). Τα αποτελέσματα χρήσης της μεθόδου UTADIS δίνουν σφάλμα ταξινόμησης μηδέν (100% επιτυχία πρόβλεψης).

Στη συνέχεια, έλαβαν το δείγμα που χρησιμοποιήθηκε και στις μελέτες των Dimitras (1995) και Dimitras et al. (1999). Το αρχικό δείγμα αποτελούνταν από 80 επιχειρήσεις (40 βιώσιμες και 40 πτωχευμένες) ενώ το δείγμα «ελέγχου» από 38 επιχειρήσεις (19 βιώσιμες και 19 πτωχευμένες). Οι εταιρείες αξιολογήθηκαν βάσει 12 κριτηρίων.

Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι σημαντικότεροι αριθμοδείκτες είναι οι ακόλουθοι:

1. Μικτό κέρδος / Σύνολο περιουσιακών στοιχείων (βάρος 23,409%)
2. Καθαρό εισόδημα / Μικτό κέρδος (βάρος 15,863%)
3. Κυκλοφορούν ενεργητικό / Τρέχουσες υποχρεώσεις (βάρος 11,759%)

Για το δείγμα των 80 επιχειρήσεων κατέγραψαν μηδενικό σφάλμα ταξινόμησης για 1 έτος προ πτώχευσης, 16,25% για 2 και 3 έτη πριν, 25% για 4 έτη και 28,75% για 5 έτη. Για το δείγμα ελέγχου τα σφάλματα ταξινόμησης είναι 36,84%, 42,11% και 36,84% για 1,2 και 3 έτη πριν την πτώχευσης.⁵³

Οι ερευνητές συνέκριναν τα αποτελέσματα της μεθόδου UTADIS με τα αντίστοιχα της διακριτικής ανάλυσης. Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος υπερέχει της MDA καθώς δίνει σε γενικές γραμμές χαμηλότερα σφάλματα ταξινόμησης και για τα 5 έτη προ πτώχευσης. Επιπλέον, η απόδοση της μεθόδου είναι συγκρίσιμη με αυτήν των Rough Sets (αναλύεται σε επόμενη ενότητα).

5.3.6 Το σύστημα Finclas (Financial Classification)

Το σύστημα Finclas⁵⁴ αποτελεί και αυτό ένα πολυκριτήριο σύστημα υποστήριξης αποφάσεων ικανό να επιλύσει προβλήματα χρηματοοικονομικών ταξινομήσεων διαφόρων τύπων (πρόβλεψη εταιρικής πτώχευσης, πιστωτικά ζητήματα, διαχείριση χαρτοφυλακίου, κ.α.). Το σύστημα Finclas δεν περιλαμβάνει στη δομή του κάποιο expert

⁵³ Βλέπε : Zorounidis, C., Doumpos, M. (1999), "A multicriteria decision aid methodology for sorting decision problems: The case of financial distress", Computational Economics 14(3), p. 210-211, table IV and V.

⁵⁴ Βλέπε : Zorounidis, C., Doumpos, M. (1998), "Developing a Multicriteria Decision Support System for Financial Classification Problems: The Finclas System", Optimization Methods and Software, Vol.8, p.277-304.

system αλλά αποτελεί ένα πλήρες πληροφοριακό σύστημα αξιολόγησης των επιχειρήσεων με τη χρήση ποιοτικών και ποσοτικών κριτηρίων.

Βασίζεται στις αρχές της πολυκριτήριας ανάλυσης και συγκεκριμένα στη μέθοδο UTADIS και σε δυο παραλλαγές αυτής. Με την χρήση της μεθόδου UTADIS γίνεται η ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις προκαθορισμένες ομάδες.

Η δομή του συστήματος απαρτίζεται από:

- Μια βάση δεδομένων αποτελούμενη από ποιοτικά και ποσοτικά κριτήρια αξιολόγησης των επιχειρήσεων.
- Μια βάση μοντέλων που περιλαμβάνει χρηματοοικονομικούς δείκτες και μεθόδους πολυκριτήριας ανάλυσης.
- Ένα υποσύστημα επικοινωνίας μεταξύ των προαναφερθέντων.

Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου συγκαταλέγονται:

1. Η ευελιξία του συστήματος να προσαρμόζεται και να επεκτείνει τη χρήση της και στην επίλυση άλλων χρηματοοικονομικών προβλημάτων πέραν της πρόβλεψης της εταιρικής πτώχευσης.
2. Η ενίσχυση της διαδικασίας λήψης αποφάσεων μέσω εξελιγμένων μεθόδων.
3. Η ελαχιστοποίηση του χρόνου λήψης αποφάσεων.
4. Η χρήση τόσο ποσοτικών όσο και ποιοτικών μεταβλητών.

5.3.7 Η μέθοδος M.H.DIS (Multi-group Hierarchical Discrimination)

Οι Zorounidis και Doumpos (2000) εφάρμοσαν την μέθοδο M.H.DIS (Multi-group Hierarchical Discrimination), παρουσιάζοντας μια εναλλακτική προσέγγιση της χρήσης της συνάρτησης χρησιμότητας στην διαδικασία πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Στη μέθοδο αυτή, αντί να αναπτυχθεί μια μόνο προσθετική συνάρτηση χρησιμότητας (όπως συνέβαινε στην μέθοδο UTADIS), αναπτύσσονται τόσες όσες είναι και οι εναλλακτικές λύσεις. Στην προκειμένη περίπτωση οι εναλλακτικές είναι δυο, πτωχευμένες και βιώσιμες επιχειρήσεις, άρα δυο είναι και οι συναρτήσεις χρησιμότητας που θα αναπτυχθούν.

Βασικό γνώρισμα της μεθόδου αποτελεί η διάκριση ιεραρχίας κατά την ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις διάφορες κατηγορίες. Ειδικότερα, η ταξινόμηση ξεκινά από την κατηγορία C1 που αντιστοιχεί στις υγιείς επιχειρήσεις και σταδιακά προχωρά στις επόμενες. Οι επιχειρήσεις που ανήκουν στην C1 κατηγορία εξαιρούνται από περεταίρω ανάλυση. Ακολούθως, η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι να ταξινομηθούν όλες οι επιχειρήσεις στις κατηγορίες. Στην συγκεκριμένη περίπτωση οι κατηγορίες είναι μόνο δύο άρα η τελευταία κατηγορία είναι η C2 στην οποία κατατάσσονται οι πτωχευμένες επιχειρήσεις.

Οι ερευνητές μελέτησαν τα αποτελέσματα σε 8 περιπτώσεις δειγμάτων και κατέληξαν στη υπεροχή της μεθόδου M.H.DIS έναντι των μεθόδων της διακριτικής ανάλυσης και της λογιστικής παλινδρόμησης⁵⁵.

5.4 Δένδρα Αποφάσεων (Machine Learning Decision Trees)

Ο όρος «machine learning» αποτελεί μια μη παραμετρική τεχνική που χρησιμοποιήθηκε στη διαδικασία πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας περί τα μέσα της δεκαετίας του 1980. Τα δένδρα αποφάσεων (decision trees) αποτελούν την πιο γνωστή και ευρέως χρησιμοποιούμενη προσέγγιση «machine learning». Στηρίζονται σε μια διαδικασία «εποπτευόμενης» μάθησης με τη χρήση ενός συγκεκριμένου αλγόριθμου.

Τα decision trees αποτελούνται από κλάδους, φύλλα και κόμβους και ταξινομούν τις επιχειρήσεις με κριτήρια ορισμένα χαρακτηριστικά (μεταβλητές). Κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό και κάθε κλάδος μια τιμή που αυτό μπορεί να πάρει. Μια μεταβλητή δύναται να χρησιμοποιηθεί περισσότερες από μια φορές στο δέντρο αποφάσεων.

Η ταξινόμηση ξεκινά από τον ριζικό κόμβο και με βάση τις τιμές των χαρακτηριστικών. Ριζικός κόμβος είναι εκείνος που διαιρεί καλύτερα τα δεδομένα εκπαίδευσης. Με βάση τον αλγόριθμο, ένα δείγμα επιχειρήσεων διαιρείται σε υποσύνολα. Μέσω της διαδικασίας

⁵⁵ Zopounidis, C., Doumpos, M.(2000), "Building additive utilities for multi-group hierarchical discrimination: The M.H.Dis method", Optimization Methods and Software, V.14, p. 219-240.

της «εποπτευόμενης» μάθησης, ο αλγόριθμος διαχωρίζει, επαναληπτικά, το δείγμα στις 2 ομάδες (πτωχευμένες και υγιείς επιχειρήσεις), μέχρι αυτές να οριστούν επαρκώς.⁵⁶

Ο αλγόριθμος που επιλέγεται είναι πολύ σημαντικός καθώς σύμφωνα με αυτόν γίνεται η επιλογή του χαρακτηριστικού εκείνου που διαχωρίζει ευκρινώς τις 2 κατηγορίες των επιχειρήσεων και η μείωση του μεγέθους του δέντρου.

Παρότι ένα πιο πολύπλοκο δένδρο ταιριάζει καλύτερα με τα δεδομένα και ταξινομεί σωστά το σύνολο των επιχειρήσεων, εντούτοις ελλοχεύει ο κίνδυνος «over-fitting», δηλαδή ο κίνδυνος υπερβολικής τοποθέτησης. Ο κίνδυνος «over-fitting» απαντάται «όταν υπάρχει μια υπόθεση η' η οποία εμφανίζει μεγαλύτερο σφάλμα από την ισχύουσα υπόθεση η όταν εξετάζεται στο δείγμα εκπαίδευσης αλλά μικρότερο σφάλμα όταν εξετάζεται σε όλο το δείγμα δεδομένων»⁵⁷. Ο κίνδυνος αυτός περιορίζεται με την μείωση του μεγέθους του δέντρου.

Η μέθοδος των δέντρων αποφάσεων δεν παρέχει ένα σύστημα συνεχούς βαθμολόγησης αλλά μια διακριτή δυαδική ταξινόμηση σε περιοχές οικονομικής ευημερίας και οικονομικής αστοχίας.

5.4.1 Προτερήματα και μειονεκτήματα των Δέντρων Αποφάσεων

Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου συγκαταλέγονται:

1. Είναι μια μη παραμετρική μέθοδος η οποία δεν απαιτεί σημαντικές στατιστικές υποθέσεις.
2. Μπορεί να χειριστεί ελλιπή και ποιοτικά δεδομένα ενώ έχει τη δυνατότητα να αντιμετωπίσει τυχόν σφάλματα στις τιμές των μεταβλητών ή στην κατάταξη.

⁵⁶ Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p. 6.

⁵⁷ Kotsiantis, S., Tzelepis, D., Koumanakos, E., Tampakas, V.(2005), "Efficiency of Machine Learning Techniques in Bankruptcy Prediction", 2nd International Conference on Enterprise Systems and Accounting, p. 44.

3. Είναι πιθανόν σε μερικούς κόμβους να υπάρξουν περισσότεροι κανόνες αποφάσεων καθώς διαφορετικοί συνδυασμοί μεταβλητών μπορεί να οδηγούν στον ίδιο διαχωρισμό των κόμβων.
4. Είναι μια απλή και φιλική προς τον χρήστη μέθοδος καθώς δεν απαιτείται ο ορισμός cut-off points ενώ η διάκριση των 2 ομάδων (πτωχευμένων ή υγιών επιχειρήσεων) είναι εμφανής.
5. Η γραφική μορφή των δέντρων αποφάσεων είναι πολύ ελκυστική, ενώ επιτρέπει τη διάκριση των σημαντικότερων μεταβλητών (ρίζα του δέντρου).

Ωστόσο η μέθοδος παρουσιάζει και μερικά μειονεκτήματα:

1. Απαιτεί τον προσδιορισμό προηγούμενων πιθανοτήτων και του κόστους εσφαλμένης ταξινόμησης, όπως και στην διακριτική ανάλυση. Μάλιστα, παρουσιάζει περισσότερη ευαισθησία ως προς τις μεταβολές των προαναφερθέντων από ότι η MDA.
2. Βασίζεται στην υπόθεση ότι οι ομάδες ταξινόμησης είναι διακριτές και μη αλληλεπικαλυπτόμενες.
3. Η ερμηνεία των μεταβλητών και η συνεισφορά τους δεν είναι διακριτή ενώ δεν υπάρχει άμεση σχέση μεταξύ αυτών και του τελικού αποτελέσματος του δένδρου απόφασης.
4. Λόγω του διακριτού συστήματος ταξινόμησης των επιχειρήσεων στις 2 ομάδες, δεν είναι δυνατή η περαιτέρω ανάλυση και σύγκριση των επιχειρήσεων που ανήκουν στην ίδια ομάδα.
5. Ένα δένδρο απόφασης δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε νέες περιπτώσεις εκτίμησης κινδύνου. Η διαδικασία πρέπει να εφαρμόζεται εκ νέου κάθε φορά. Δεν υπάρχει «βέλτιστο» decision tree ούτε «βέλτιστες» μεταβλητές-χαρακτηριστικά.

5.5 Προσεγγιστικά Σύνολα (Rough Set)

Τα προσεγγιστικά σύνολα (Rough set) είναι μια μέθοδος ανάλυσης που χρησιμοποιήθηκε στην διαδικασία πρόβλεψης της χρηματοοικονομικής αστοχίας των επιχειρήσεων. Τα Rough set χρησιμοποιήθηκαν ως μέθοδος ανάλυσης και επεξήγησης των οικονομικών

αποφάσεων της ελληνικής τράπεζας ΕΤΕΒΑ, από τους Slowinski και Zorounidis (1995). Αργότερα, ελέγχθηκε η χρήση της μεθόδου στην εκτίμηση χρεοκοπίας των επιχειρήσεων από τους Dimitras, Slowinski, Susmaga και Zorounidis (1999).

Η μέθοδος στηρίζεται στη διαλογή ενός συνόλου ποιοτικών και ποσοτικών χαρακτηριστικών (χρηματοοικονομικοί δείκτες και άλλες μεταβλητές) για να περιγράψει την οικονομική κατάσταση της επιχείρησης. Σε πρώτο στάδιο από επιχειρήσεις με κοινά χαρακτηριστικά, από ένα «δείγμα κατάρτισης», αναπτύσσονται ομάδες κανόνων if - then. Από τις ομάδες αυτές επιλέγεται το κατάλληλο σύνολο κανόνων που θα χρησιμοποιηθεί για την διάκριση των επιχειρήσεων σε βιώσιμες και χρεοκοπημένες.

5.5.1 Το μοντέλο των Dimitras et al. (1999)

Οι Dimitras et al. (1999)⁵⁸ θέλησαν να ελέγξουν την ικανότητα των Rough set στην εκτίμηση της εταιρικής αποτυχίας και να συγκρίνουν τα αποτελέσματα της μεθόδου με αυτά της διακριτικής ανάλυσης και της λογαριθμικής Logit.

Για το σκοπό αυτό, συνέλεξαν χρηματοοικονομικά χαρακτηριστικά για 1 έως 5 έτη πριν την πτώχευση, 80 ελληνικών επιχειρήσεων (40 βιώσιμων και 40 χρεοκοπημένων) της περιόδου 1986-1990. Δημιούργησαν ζεύγη αποτελούμενα από μια υγιή και μια πτωχευμένη επιχείρηση ιδίου βιομηχανικού τομέα και ιδίου μεγέθους (περιουσιακά στοιχεία και αριθμός απασχολούμενων) ένα χρόνο πριν την πτώχευση. Ένα δεύτερο ισοσκελισμένο δείγμα 38 επιχειρήσεων της περιόδου 1991-1993 επιλέχθηκε κατά τον ίδιο τρόπο.

Αρχικά, επιλέχθηκαν 28 χρηματοοικονομικοί δείκτες. Για την εφαρμογή των Rough set κρίθηκε απαραίτητη η συνεργασία ενός διευθυντή μιας μεγάλης ελληνικής τράπεζας, ο οποίος ανέλαβε το ρόλο του υπεύθυνου λήψης αποφάσεων. Ο υπεύθυνος λήψης απόφασης κατέληξε σε 12 αριθμοδείκτες. Στην συνέχεια, δημιουργήθηκε ένας κωδικοποιημένος πίνακας πληροφοριών των 80 επιχειρήσεων, αποτελούμενος από τους

⁵⁸ Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R., Zorounidis, C.(1999), " Business failure prediction using rough sets" , European Journal of Operational Research 114, p. 263-280.

12 αριθμοδείκτες για κάθε επιχείρηση και για ένα έτος πριν την πτώχευση και με μια δυαδική κωδικοποίηση (0 ή 1) ανάλογα με την κατηγορία αποφάσεων (υγιής ή χρεοκοπημένη επιχείρηση).

Ο κωδικοποιημένος πίνακας αναλύθηκε με τη μέθοδο Rough set και με την χρήση των συστημάτων RoughDAS and ProFIT. Πραγματοποιήθηκαν 54 μειώσεις⁵⁹ για τον κωδικοποιημένο πίνακα πληροφοριών και ο υπεύθυνος λήψης αποφάσεων κλήθηκε να επιλέξει ποια μείωση θεωρεί σημαντικότερη έχοντας ως κριτήριο την ελαχιστοποίηση των χαρακτηριστικών (αριθμοδεικτών) που αυτή περιλαμβάνει ενώ έπρεπε να περιλαμβάνει τους σημαντικότερους για εκείνον αριθμοδείκτες. Κατέληξε στη μείωση #16 η οποία αποτελούνταν από 1 αριθμοδείκτη κερδοφορίας (α4) ,3 φερεγγυότητας (α5, α7, α9) και 1 διαχειριστικής απόδοσης (α11).

Οι υπόλοιποι 7 αριθμοδείκτες αφαιρέθηκαν από τον πίνακα πληροφοριών και ένα σύνολο κανόνων απόφασης δημιουργήθηκε από τον μειωμένο πίνακα και με την εφαρμογή 3 επιλεγμένων στρατηγικών. Ο υπεύθυνος λήψης αποφάσεων όρισε τα κατώφλια και τα βάρη για κάθε έναν από τους 5 αριθμοδείκτες σύμφωνα με την προσωπική του κρίση. Σημαντικότερους θεώρησε τους αριθμοδείκτες α5 και α11 ακολουθούμενα από α7, α9 και α4.

Τα 3 σετ κανόνων εξετάστηκαν πρώτα στο δείγμα εκπαίδευσης (1 έτος πριν την πτώχευσης) και έπειτα στα δεδομένα για 2, 3, 4 και 5 έτη πριν την πτώχευση. Εν συνεχεία, χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων του δείγματος για 1, 2 και 3 έτη πριν την χρεοκοπία. Τα τεστ έγιναν δυο φορές, με και χωρίς τη χρήση της τεχνικής VCR. Η χρήση της VCR αύξησε αισθητά τα ποσοστά επιτυχούς ταξινόμησης (60% των σφαλμάτων ταξινόμησης επιδιορθώθηκε με τη χρήση της VCR).

Οι ερευνητές συνέκριναν τα αποτελέσματα της ανάλυσης Rough set με τα αντίστοιχα της διακριτικής ανάλυσης και της Logit. Διαπίστωσαν ότι τα αποτελέσματα των Rough set υπερέχουν κατά πολύ της MDA, ενώ οριακά είναι καλύτερα και από αυτά της Logit.

⁵⁹ Αναλυτικά οι μειώσεις : Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R., Zopounidis, C.(1999), " Business failure prediction using rough sets" , European Journal of Operational Research 114, p. 27, Table 6.

5.5.2 Πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα των Rough Set

Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου Rough set συγκαταλέγονται⁶⁰:

1. Είναι απλή στη χρήση και η διαδικασία λήψης απόφασης περιγράφεται με σαφήνεια, οπότε μπορεί να εφαρμοστεί εύκολα σε άλλες εταιρίες.
2. Χρησιμοποιεί τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά χαρακτηριστικά των επιχειρήσεων για την σύνθεση των χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών.
3. Εντοπίζει σημαντικά στοιχεία και δεδομένα τα οποία δεν είναι προφανή.
4. Συμβάλει στην ελαχιστοποίηση του χρόνου και κόστους της διαδικασίας λήψης αποφάσεων.
5. Η ταξινόμηση γίνεται με απτά στοιχεία και επιχειρήματα και έτσι εξασφαλίζεται η διαφάνειά της.
6. Χρησιμοποιεί τις εμπειρικές γνώσεις του υπευθύνου λήψης απόφασης.
7. Μπορεί να ενσωματωθεί σε ένα ολοκληρωμένο σύστημα Υποστήριξης Αποφάσεων.
8. Δίνει καλύτερα αποτελέσματα από την διακριτική ανάλυση και τη λογαριθμική Logit.

Ωστόσο μειονέκτημα της μεθόδου Rough set είναι ότι οι ποσοτικές μεταβλητές πρέπει πρώτα να κωδικοποιηθούν πριν τη χρήση.

5.6 Dynamic Event History Analysis (DEHA)

Η μέθοδος DEHA (Dynamic Event History Analysis) αναπτύχθηκε το 1996, σε μια προσπάθεια διαχωρισμού των επιχειρήσεων με οικονομικά προβλήματα σε εκείνες που τελικώς πτώχευσαν και σε εκείνες που κατάφεραν να επιβιώσουν. Θεωρεί την αστοχία

⁶⁰ Σύμφωνα με τις μελέτες:

1. Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R., Zopounidis, C.(1999), " Business failure prediction using rough sets", European Journal of Operational Research 114, p. 278.
2. Balkaen, S., Ooghe, H.(2004),"Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p. 19-20.

μιας επιχείρησης ως μια διαδικασία. Εξετάζει τη μετάβαση της επιχείρησης στις διάφορες καταστάσεις (βιωσιμότητα, κίνδυνος, πτώχευση) μέσω διαχρονικών δεδομένων.

Η μέθοδος αναλύει το ιστορικό μιας επιχείρησης εξετάζοντας τις ανεξάρτητες μεταβλητές στην πάροδο του χρόνου καθώς και την επίδρασή τους στην εξαρτημένη. Για την DEHA η πιθανότητα μια επιχείρηση να βρεθεί σε κίνδυνο ή ακόμα και να πτωχεύσει στο μέλλον εξαρτάται από το εάν είχε βρεθεί στο παρελθόν σε αντίστοιχη κατάσταση (Conditional probability).

Η μέθοδος έχει τα εξής προτερήματα:

1. Αναγνωρίζει ότι η πτώχευση είναι μια δυναμική διαδικασία που ξεκινάει από ορισμένες συνθήκες που μεταβάλλονται στην πάροδο του χρόνου.
2. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές εξετάζονται καθ' όλη την διάρκεια του χρόνου παρατήρησης και εντοπίζονται οι μεταβολές τους.
3. Βασίζεται στην «υπό όρους πιθανότητα», αναγνωρίζοντας ότι η πιθανότητα χρεοκοπίας μια επιχείρησης στο μέλλον εξαρτάται από την τρέχουσα οικονομική της κατάσταση καθώς και την ιστορική πορεία της.

5.7 CUSUM

Οι Kahya και Theodossiou (1996) ανέπτυξαν ένα μοντέλο πρόβλεψης εταιρικής αστοχίας, στηριζόμενοι σε μια στατιστική μεθοδολογία αθροιστικών χρονοσειρών. Το μοντέλο CUSUM (Cumulative Sums)⁶¹, όπως αυτό ονομάστηκε αποτελεί μια δυναμική προέκταση της MDA. Η μέθοδος μπορεί να διακρίνει τις παροδικές μεταβατικές αλλαγές των χρηματοοικονομικών μεταβλητών που οφείλονται σε σειριακές συσχετίσεις και τις μόνιμες αλλαγές που προκύπτουν λόγω οικονομικών προβλημάτων της επιχείρησης. Μέσω μια διαδοχικής διαδικασίας ανιχνεύει την αφετηρία στην οποία οι χρηματοοικονομικές μεταβλητές μετατοπίζονται από μια κατανομή «καλής απόδοσης» σε μια «κακής

⁶¹ Kahya, E., Theodossiou, P.(1996), "Predicting Corporate Financial Distress : A Time-Series CUSUM Methodology".

απόδοσης». Η μετατόπιση αυτή, αποτελεί δείγμα της τάσης πτώχευσης μιας επιχείρησης.⁶²

Το μοντέλο CUSUM δίδει σήμα κινδύνου πτώχευσης της επιχείρησης όταν ισχύει η συνθήκη⁶³:

$$C_{i,t} = \min (C_{i,t-1} + Z_{i,t} - K , 0) < -L \quad \text{για } K, L > 0 \quad (5.2)$$

Όπου:

$C_{i,t}$ και $Z_{i,t}$ είναι το συσσωρευτικό (δυναμικό) και το ετήσιο (στατικό) σκορ απόδοσης χρονοσειρών της i επιχείρησης της στιγμής t και τα K, L είναι παράμετροι ευαισθησίας που παίρνουν θετικές τιμές. Το $Z_{i,t}$ αποτελεί μια περίπλοκη συνάρτηση των χρηματοοικονομικών μεταβλητών $X_{i,t}$ που χρησιμοποιούνται στο μοντέλο.

Σύμφωνα με το μοντέλο η αξιολόγηση των επιχειρήσεων σε πτωχευμένες ή υγιείς γίνεται ανάλογα με τη τιμή που θα πάρει το συσσωρευτικό σκορ απόδοσης $C_{i,t}$. Όταν το $Z_{i,t}$ σκορ είναι θετικό και μεγαλύτερο του K , το $C_{i,t}$ ισούται με μηδέν και η επιχείρηση χαρακτηρίζεται ως υγιής. Όταν το $Z_{i,t}$ σκορ είναι μικρότερο του K , το $C_{i,t}$ είναι αρνητικό και η επιχείρηση χαρακτηρίζεται ως πτωχευμένη. Το σήμα αλλαγής της κατάστασης της επιχείρησης δίνεται όταν το σκορ $C_{i,t}$ πέσει για πρώτη φορά κάτω από $-L$. Το σκορ $C_{i,t}$ μπορεί να αυξηθεί και να γίνει πάλι μηδέν μόνο εάν το $Z_{i,t}$ σκορ γίνει μεγαλύτερο του K .

Το μοντέλο αναλύει την αλλαγή τεσσάρων μόνο χρηματοοικονομικών μεταβλητών με το πέρας του χρόνου:

1. Αλλαγή στον λογάριθμο των Αποπληρωμένων Συνολικών Περιουσιακών Στοιχείων.
2. Αλλαγή στην αναλογία των Πάγιων Στοιχείων του Ενεργητικού προς το Σύνολο του Ενεργητικού.
3. Αλλαγή στην αναλογία των Λειτουργικών Εσόδων προς τις Συνολικές Πωλήσεις.

⁶² Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p.14.

⁶³ Kahya, E., Theodossiou, P.(1996), "Predicting Corporate Financial Distress : A Time-Series CUSUM Methodology".

4. Αλλαγή στην αναλογία του Συνολικού Αποθέματος προς τις Συνολικές Πωλήσεις.

Οι τρεις πρώτες μεταβλητές έχουν μια θετική οριακή σχέση με το σκορ απόδοσης της επιχείρησης ενώ η τελευταία αρνητική. Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι οι δημοφιλείς, στις παραδοσιακές μεθόδους πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας, μεταβλητές δεν απαντώνται στο μοντέλο CUSUM. Αυτό διότι έχουν πολύ ισχυρές θετικές χρονικές συσχετίσεις, ενώ μερικές δεν είναι σταθερές.

Η μέθοδος CUSUM παρουσιάζει πλήθος προτερημάτων. Αρχικά, αναλύει την χρηματοοικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης σε βάθος χρόνου. Επιπλέον, παρουσιάζει μια ευαισθησία ως προς τις κακές αποδόσεις της έναντι των καλών. Συνεπώς όταν ανιχνευθεί κάποια αστοχία, εκπέμπει το σήμα κινδύνου ταχέως και οι αρμόδιοι φορείς μπορούν άμεσα να επιληφθούν της κατάστασης. Επιπροσθέτως, η μεθοδολογία μπορεί να εφαρμοστεί και σε άλλες δραστηριότητες, όπως για τη βαθμολογία εταιρικών ή δημοτικών ομολόγων, για την αξιολόγηση απόδοσης εμπορικών τραπεζών ή για την πρόβλεψη προβλημάτων χρέους των κομητειών. Ολοκληρώνοντας, δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα στη διαδικασία πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας συγκριτικά με τις παλαιότερες μεθόδους ενώ υπερέχει της γραμμικής διακριτικής ανάλυσης και της λογαριθμικής Logit.

5.8 A Fuzzy Knowledge - Based Decision Aiding Method

Μια ειδική μέθοδος πρόβλεψης εταιρικού κινδύνου αποτελεί η Fuzzy Knowledge - Based Decision Aiding Method. Η μέθοδος χρησιμοποιήθηκε σε έρευνα⁶⁴ των Spanos Dounias, Matsatsinis και Zopounidis (1999).

Η μέθοδος βασίζεται σε ένα αριθμό κανόνων if - then της μορφής:

IF { input situation } **THEN** { conclusion } (5.3)

⁶⁴ Spanos, M., Dounias, G., Matsatsinis, N., Zopounidis, C.(199), "A Fuzzy Knowledge-Based Decision Aiding Method for the Assessment of Financial Risks: The Case of Corporate Bankruptcy Prediction".

Στόχος χρήσης της μεθόδου αποτελεί η χρήση ποιοτικών δεδομένων προγενέστερων μεθόδων, για την εξαγωγή συμπερασμάτων σχετικά με τη μελλοντική πορεία των επιχειρήσεων. Οι κανόνες if-then συνδέουν έναν αριθμό συνθηκών (input situation) που αφορούν προκαθορισμένες μεταβλητές με την κατάσταση αποτυχίας των επιχειρήσεων (conclusion). Ακολούθως, ελέγχεται η συνάφεια κάθε κανόνα με πλήθος δεδομένων εκτίμησης και σε κάθε κανόνα αποδίδεται μια βαθμολογία εύρους 0 έως 1, που αποτελεί ένδειξη της ορθότητάς του. Συγκεκριμένα, κανόνας με βαθμολογία 1 αντιστοιχεί στον «καλύτερο» κανόνα ενώ με βαθμολογία 0 στο «χειρότερο». Με βάση τις βαθμολογίες και τις προσωπικές εκτιμήσεις του υπεύθυνου λήψης της απόφασης επιλέγεται ένα πλήθος κανόνων για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε πτωχευμένες και βιώσιμες.

Σημαντικότερο πλεονέκτημα της μεθόδου αποτελεί η διαισθητική του βάση ενώ βασικότερο μειονέκτημα η αυθαίρετη επιλογή του συνόλου των κανόνων από τον υπεύθυνο λήψης της απόφασης.⁶⁵

5.8.1 Το Fussy μοντέλο των Spanos et al. (1999)

Οι Spanos et al. (1999), συνδύασαν τη μέθοδο δημιουργίας ασαφών (fussy) κανόνων με την τεχνική εξόρυξης δεδομένων (data mining), σε μια προσπάθεια πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Επιπλέον συνέκριναν τα αποτελέσματα του fussy μοντέλου με αυτά των προγενέστερων μεθόδων (MDA, Logit και Probit).

Έλαβαν δείγμα 118 ελληνικών επιχειρήσεων το οποίο διαίρεσαν σε 2 υποσύνολα. Το πρώτο υποσύνολο αποτελούνταν από 80 επιχειρήσεις (40 πτωχευμένες και 40 βιώσιμες). Τα χρηματοοικονομικά δεδομένα για αυτές τις επιχειρήσεις αφορούσαν έως 5 έτη πριν την πτώχευση. Τα δεδομένα που αφορούσαν ένα έτος πριν την πτώχευση χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του μοντέλου ενώ τα υπόλοιπα (2, 3, 4 και 5 έτη πριν) για την αξιολόγηση της διακριτικής ικανότητάς του. Το δεύτερο υποσύνολο (Hold-

⁶⁵ Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p.13.

Out sample) αποτελούνταν από 38 (19 υγιείς και 19 πτωχευμένες) επιχειρήσεις με δεδομένα για έως 3 έτη προ πτώχευσης.

Με βάση τα χρηματοοικονομικά δεδομένα των επιχειρήσεων διαμόρφωσα τους ακόλουθους αριθμοδείκτες ως χαρακτηριστικά αξιολόγησης⁶⁶ :

X1= Καθαρό Εισόδημα / Μικτό Κέρδος

X2= Μικτό κέρδος / Σύνολο Περιουσιακών Στοιχείων

X3= Καθαρά Έσοδα / Σύνολο Περιουσιακών Στοιχείων

X4= Καθαρό Εισόδημα / Καθαρή Αξία

X5= Τρέχον Ενεργητικό / Τρέχουσες Υποχρεώσεις

X6= Τρέχοντα Περιουσιακά Στοιχεία / Τρέχουσες Υποχρεώσεις

X7= (Μακροπρόθεσμο Χρέος + Τρέχουσες Υποχρεώσεις) / Σύνολο Περιουσιακών Στοιχείων

X8= Καθαρή Αξία / (Καθαρή Αξία + Μακροπρόθεσμο Χρέος)

X9= Καθαρή Αξία / Καθαρά Πάγια Στοιχεία

X10= Αποθέματα / Κεφάλαιο Κίνησης

X11= Τρέχουσες Υποχρεώσεις / Σύνολο Περιουσιακών

X12= Κεφάλαιο Κίνησης / Καθαρή Αξία

Αποτέλεσμα της έρευνας ήταν ότι η μέθοδος πέτυχε σωστή ακρίβεια ταξινόμησης τύπου I σε εύρος από 79% έως 100% (μέσος όρος 92,5%) και τύπου II από 37% έως 97,5% (μέσος όρος 55,2%). Επίσης, συγκρινόμενη με τις προγενέστερες μεθόδους έδωσε ανταγωνιστικά αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, υπερέχει της Probit, ενώ σε ορισμένες περιπτώσεις υπερέχει και των μεθόδων MDA και Logit (π.χ. όσον αφορά την ταξινόμηση για 1-2 έτη προ πτώχευσης). Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός ότι τα σφάλματα τύπου I και

⁶⁶ Spanos, M., Dounias, G., Matsatsinis, N., Zopounidis, C.(199), "A Fuzzy Knowledge-Based Decision Aiding Method for the Assessment of Financial Risks: The Case of Corporate Bankruptcy Prediction".

II του αρχικού δείγματος για 1 έτος προ πτώχευσης είναι εξαιρετικά χαμηλά (0% και 2,5% αντίστοιχα). Συνολικά, όσον αφορά το συνολικό ποσοστό σφάλματος αποτελεί κοινή διαπίστωση ότι το fussy μοντέλο παρέχει τα καλύτερα αποτελέσματα.

Ωστόσο, υπάρχουν και ορισμένα ζητήματα όσον αφορά στη χρήση του μοντέλου. Πρώτον, η μέθοδος υπάγεται σε ορισμένους περιορισμούς ενώ υπάρχουν παράμετροι που πρέπει να αποσαφηνιστούν και να επιλεγούν σωστά (π.χ. η μέθοδος αναζήτησης ή το σύνολο κανόνων προς χρήση). Επιπλέον, η μοντελοποίηση πρέπει να γίνει με μεγάλη προσοχή, ενώ ο αριθμός των κανόνων if - then πρέπει να ελαχιστοποιηθεί. Ολοκληρώνοντας, κρίνεται απαραίτητη η εφαρμογή της μεθόδου και σε άλλα χρηματοοικονομικά προβλήματα (εκτίμηση πιστωτικού κινδύνου, διαχείριση χαρτοφυλακίου, κ.α.) με ταξινόμηση ενός συνόλου εναλλακτικών λύσεων ή σε περισσότερες από δύο τάξεις.

5.9 Η θεωρία της «Καταστροφής» ή «Χάους»

Η θεωρία της «καταστροφής» ή «χάους» εκλαμβάνει τις επιχειρήσεις ως χαοτικά συστήματα που παρουσιάζουν μια χαοτική συμπεριφορά. Θεωρεί ότι οι επιχειρήσεις είναι ντετερμινιστικές και προβλέψιμες, αλλά μόνο για σύντομο χρονικό διάστημα, λόγω ευαισθησίας στις αρχικές συνθήκες. Βασίζεται στην υπόθεση ότι οι βιώσιμες επιχειρήσεις παρουσιάζουν περισσότερο χάος από τις πτωχευμένες⁶⁷.

Επιπλέον, σύμφωνα με τους Lindsay και Campbell (1996), οι αποδόσεις των επιχειρήσεων που τείνουν προς πτώχευση παρουσιάζουν λιγότερο χάος από τις αντίστοιχες αποδόσεις σε προγενέστερο χρόνο. Οι ίδιοι, μέτρησαν το «ποσό» του χάους κάνοντας χρήση του εκθέτη Lyapunov (όσο μεγαλύτερος είναι ο εκθέτης τόσο πιο γρήγορα η επιχείρηση γίνεται απρόβλεπτη) και δημιούργησαν ένα μονομεταβλητό μοντέλο πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας. Οι Campbell, Lindsay, Soydemir και Tan (2019) έλεγξαν την ισχύ του μοντέλου των Lindsay και Campbell (1996) ενώ πρόσθεσαν σε αυτό την τεχνική της δυαδικής λογιστικής παλινδρόμησης.

⁶⁷Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p. 15.

Στα προτερήματα της μεθόδου συμπεριλαμβάνεται η δυναμική ανάλυση των χρηματοοικονομικών χαρακτηριστικών των επιχειρήσεων, αφού λαμβάνονται υπόψιν δεδομένα διαφορετικών χρονικών περιόδων. Ωστόσο, βασικό μειονέκτημα αποτελεί το γεγονός ότι στηρίζεται στην υπόθεση ότι οι βιώσιμες επιχειρήσεις παρουσιάζουν περισσότερο χάος από ότι οι πτωχευμένες, η οποία υπόθεση μπορεί εύκολα να παραβιαστεί.

5.9.1 Το μοντέλο των Lindsay και Campbell (1996)

Οι Lindsay και Campbell (1996), εφάρμοσαν τη «θεωρία του χάους» και ακολούθησαν μια μη γραμμική δυναμική μεθοδολογία για την ανάπτυξη ενός μοντέλου πρόβλεψης εταιρικής αστοχίας.

Ακολουθώντας την υπόθεση του Goldberger (1990), σύμφωνα με την οποία τα υγιή συστήματα παρουσιάζουν περισσότερο χάος από ότι τα ανθυγιεινά, συμπλήρωσαν ότι «οι αποδόσεις των εταιρειών που πλησιάζουν την πτώχευση θα παρουσιάζουν σημαντικά λιγότερο χάος από τις αποδόσεις των ίδιων εταιρειών σε μια προγενέστερη χρονική περίοδο»⁶⁸. Για τον έλεγχο της υπόθεσης αυτής, συνέλεξαν δεδομένα επιχειρήσεων που κήρυξαν πτώχευσης την περίοδο 1983-1992 και των ζευγαριών τους (υγιείς επιχειρήσεις). Τα δεδομένα χωρίστηκαν σε 4 υποσύνολα:

1. Δεδομένα των πτωχευμένων επιχειρήσεων για 7-5 έτη πριν την αστοχία
2. Δεδομένα των πτωχευμένων επιχειρήσεων για 3-1 έτη πριν την αστοχία
3. Αντίστοιχο ζεύγος βιώσιμων για 7-5 έτη πριν
4. Αντίστοιχο ζεύγος βιώσιμων για 3-1 έτη πριν

Τα δεδομένα αναλύθηκαν με το πακέτο λογισμικού «Chaos Data Analyzer». Για κάθε επιχείρηση κάθε υποσυνόλου υπολογίστηκε ο εκθέτης Lyapunov. Ο εκθέτης Lyapunov, μετρά τον βαθμό ευαισθησίας στις αρχικές συνθήκες, μετρώντας το μέσο εκθετικό ρυθμό απόκλισης ή σύγκλισης των κοντινών τροχιών στο χώρο φάσης. Όταν ο εκθέτης είναι

⁶⁸ Lindsay, D.H., Campbell, A.(1996), "A Chaos Approach to Bankruptcy Prediction", Journal of Applied Business Research, V.12, No. 4, p.3.

θετικός το σύστημα είναι χαοτικό. Όσο αυξάνεται ο εκθέτης τόσο πιο σύντομα το σύστημα γίνεται απρόβλεπτο.⁶⁹

Μέσω ελέγχων t-test και Wilcoxon test επιβεβαιώθηκε η υπόθεση των ερευνητών για τις πτωχευμένες επιχειρήσεις όχι όμως και για τις βιώσιμες, αφού για αυτές οι διαφορές των εκθετών Lyapunov για 7-5 και 3-1 έτη προ πτώχευσης ήταν συγκριτικά ασήμαντες.

Τα μέσα και οι τυπικές αποκλίσεις των ανωτέρων υποσυνόλων αποτέλεσαν τη βάση για την ανάπτυξη ενός μονομεταβλητού μοντέλου πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Το μοντέλο εξετάστηκε σε ένα δεύτερο ισοσκελισμένο δείγμα 46 επιχειρήσεων (υποσύνολο του αρχικού δείγματος).

Τα αποτελέσματα έδωσαν σφάλματα τύπου I και II ύψους 35% έκαστο. Παρότι τα ποσοστά σφαλμάτων είναι υψηλά, εντούτοις υπερέχει συγκριτικά με άλλα μονομεταβλητά μοντέλα.

5.9.2 Το αναθεωρημένο μοντέλο των Campbell et al. (2019)

Οι Campbell, Lindsay, Soydemir και Tan (2019) αναθεώρησαν το προηγούμενο μοντέλο (Lindsay και Campbell, 1996) χρησιμοποιώντας τη δυαδική λογιστική παλινδρόμηση.

Χρησιμοποίησαν δείγμα 37 επιχειρήσεων που κήρυξαν πτώχευση τη χρονική περίοδο 2009-2014 και των ζευγαριών τους. Ακολουθώντας την ίδια διαδικασία, έλεγξαν τους εκθέτες Lyapunov για τα δεδομένα των πτωχευμένων και μη επιχειρήσεων για 7-5 και 3-1 έτη προ πτώχευσης.

Τα αποτελέσματα της έρευνας υποστηρίζουν την υπόθεση ότι οι εταιρείες που τείνουν προς πτώχευση εμφανίζουν λιγότερο χάος ενώ τα φαινόμενα που εντοπίστηκαν το 1996 εξακολουθούν να υφίστανται. Ωστόσο η προγνωστική ικανότητα του μοντέλου είναι μέτρια (60,8%) και τα σφάλματα τύπου I και II 37,8% και 40,5% αντίστοιχα.

⁶⁹ Lindsay, D.H., Campbell, A.(1996), "A Chaos Approach to Bankruptcy Prediction", Journal of Applied Business Research, V.12, No. 4, p.2-3

Κεφάλαιο 6: Συμπεράσματα

Ανακεφαλαιώνοντας, η παρούσα διπλωματική εργασία πραγματεύεται το ζήτημα της πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων, ένα ζήτημα που έχει απασχολήσει και εξακολουθεί να απασχολεί ακόμα και σήμερα ακαδημαϊκούς και οικονομολόγους. Η εργασία επικεντρώνεται στα μοντέλα που έχουν εφαρμοστεί κατά καιρούς στην διαδικασία αξιολόγησης των επιχειρήσεων και στην πρόβλεψη του κινδύνου χρεοκοπίας τους στο εγγύς μελλον.

Αρχικά, και έπειτα από μια συνοπτική αναφορά στην έννοια και τη νομική διάσταση της πτώχευσης καθώς και στους κυριότερους παράγοντες που την προκαλούν, παρατίθενται οι πρώιμες προσπάθειες που έγιναν, ήδη από το 1930, για την εύρεση μέσω της Μονομεταβλητής Ανάλυσης, των αριθμοδεικτών εκείνων που θα προέβλεπαν με μεγαλύτερη ακρίβεια την πιθανότητα αστοχίας των επιχειρήσεων. Στο σημείο αυτό, έγινε εκτενής αναφορά στο μοντέλο του Beaver (1966), καθώς αποτελεί τον κυριότερο εκπρόσωπο εφαρμογής της Μονομεταβλητής Ανάλυσης στην διαδικασία πρόγνωση της εταιρικής χρεοκοπίας.

Ακολούθως, ασχοληθήκαμε με την μέθοδο Πολυμεταβλητής Διακριτικής Ανάλυσης και με τα μοντέλα Z-Score (1968) και ZETA (1977) του Altman, τα οποία αποτελούν την πρώτη σημαντική προσπάθεια στην διαδικασία πρόγνωσης του εταιρικού κινδύνου και αποτέλεσαν βάσεις για μεταγενέστερα μοντέλα.

Εν συνεχεία, αναφερθήκαμε σε μια εξίσου σημαντική κατηγορία μοντέλων πρόβλεψης εταιρικής αστοχίας με χρήση πιθανοτήτων. Τα Υποδείγματα Πιθανότητας, όπως αυτά ονομάστηκαν, προέβλεψαν με ακρίβεια την πορεία των επιχειρήσεων και εισήγαγαν στην ανάλυση τη στατιστική των πιθανοτήτων, διευκολύνοντας την εξαγωγή συμπερασμάτων για τον του κίνδυνο χρεοκοπίας των επιχειρήσεων. Εστίασαμε στα πιο δημοφιλή μοντέλα της κατηγορίας, δηλαδή στα Γραμμικά (LPM), Λογαριθμικά (Logit) και Κανονικά (Probit) υποδείγματα Πιθανότητας.

Ολοκληρώνοντας, παρουσιάσαμε πλήθος σύγχρονων υποδειγμάτων με ευρεία χρήση και αξιολογήσαμε αποτελέσματα αξιολόγησης των επιχειρήσεων και πρόγνωσης του κινδύνου χρεοκοπίας τους. Σημαντικότερα εξ αυτών είναι τα Μοντέλα Κινδύνου (Hazard Models),

τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks), τα Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (DSS), τα Δένδρα Αποφάσεων (Machine Learning Decision Trees) και τα Προσεγγιστικά Σύνολα (Rough Set).

Στόχος της εργασίας αποτέλεσε η συλλογή και παρουσίαση των σημαντικότερων υποδειγμάτων πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Η παρουσίαση των υποδειγμάτων έγινε μέσω ανάλυσης της μεθοδολογίας, εκτίμησης της απόδοσης, καταγραφής των προτερημάτων αλλά και των τρωτών σημείων καθώς και μέσω συγκρίσεων μεταξύ τους.

Βιβλιογραφία

1. Altman, E.I. (1968), "Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy", *The Journal of Finance*, Vol. 23, p. 589-609.
2. Altman, E.I., Haldeman, R.G., and Narayanan, P. (1977), "ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations", *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, p. 29-54.
3. Altman, E.I. (2000), "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z Score and Zeta".
4. Anastassiou, Th., Doumpos, M.(2000), "Multicriteria Evaluation of the Performance of Public Enterprises: The Case of Greece", *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, Vol. 6, No 3, p. 11-24.
5. Armeanu, S.D., Vintila, G., Moscalu, M., Filipescu, M.O., Lazar, P.(2012), "Using Quantitative Data Analysis Techniques for Bankruptcy Risk Estimation for Corporations", *Theoretical and Applied Economics* Volume XIX, No. 1(566), p. 97-112.
6. Atiya, I.F. (2001), "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 12, No. 4, p. 929-935.
7. Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "Alternative methodologies in studies on business failure: do they produce better results than the classical statistical methods?", p.1-40.
8. Balkaen, S., Ooghe, H.(2004), "35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems", p.1-70.
9. Bauer, J., Agarwal, V.(2014), "Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test", *Journal of Banking & Finance*, p.432-442.
10. Beaver, W.H. (1966), "Financial Ratios as Predictors of Failures", *Journal of Accounting Research*, Vol. 4, p. 71-102.
11. Bellovary, J.L., Giacomino, D.E. and Akers, M.D. (2007) "A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 To Present", *Journal of Financial Education*, Vol. 33, p. 2-3.
12. Branko, N., Domagoj, S.(2007), "Causes of Bankruptcy in Europe and Croatia", MPRA Paper, No. 5833, p. 1- 17.
13. Campbell, J. Y., Hilscher, J., Szilagyi, J.(2008), "In Search of Distress Risk", *The Journal of Finance* , Vol. LXIII, No. 6, p. 2899-2939.
14. Campbell, A., Lindsay. D.H., Soydemir, G., Tan, K.(2019), "The Chaos Based Bankruptcy Model -- Current Status", *Journal of Accounting and Finance*, Vol. 19, No.7, p. 11-17.
15. Deakin, E. B.(1972), "A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure", *Journal of Accounting Research*, Vol. 10, p. 167-179.

16. Dimitras, A.I., Slowinski, R., Susmaga, R., Zopounidis, C.(1999), " Business failure prediction using rough sets" , European Journal of Operational Research 114, p. 263-280.
17. Dimitras, A.I., Zanakis, S.H., Zopounidis, C. (1996), "A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications", European Journal of Operational Research, Vol.90, p.487-513.
18. Doumpos, M., Marinakis, Y., Marinaki, M., Zopounidis, C.(2009), "An evolutionary approach to construction of outranking models for multicriteria classification: The case of the ELECTRE TRI method", European Journal of Operational Research, V. 199, p. 496–505.
19. Edmister, R.O. (1972), "An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction", The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 7, No. 2, p.1477-1493.
20. Hassan, E. , Zainuddin, Z., Nordin, S. (2017), "A Review of Financial Distress Prediction Models: Logistic Regression and Multivariate Discriminant Analysis", Indian-Pacific Journal of Accounting and Finance (IPJAF), Vol. 1, No. 3, p. 13-23.
21. Husein, M. F., Pambekti, G. T. (2014), "Precision of the models of Altman, Springate, Zmijewski, and Grover for predicting the financial distress.", Journal of Economics, Business, and Accountancy Ventura, Vol. 17, No. 3, p. 405 – 416.
22. Kahya, E., Theodossiou, P.(1996), "Predicting Corporate Financial Distress : A Time-Series CUSUM Methodology".
23. Klietika, T., Kocisovaa, K., Misankovaa, M.(2015), "Logit and Probit Model used For Prediction of Financial Health of Company", Procedia Economics and Finance, Vol.23, p.850–855.
24. Kotsiantis, S., Tzelepis, D., Koumanakos, E., Tampakas, V.(2005), "Efficiency of Machine Learning Techniques in Bankruptcy Prediction", 2nd International Conference on Enterprise Systems and Accounting, p. 39-49.
25. Lee, K.C., Han, I., Kwon, Y. (1996), "Hybrid neural network models for bankruptcy predictions", Center for Artificial Intelligence Research (CAIR), p.63-72.
26. Lindsay, D.H., Campbell, A.(1996), "A Chaos Approach to Bankruptcy Prediction", Journal of Applied Business Research, V.12, No. 4, p.1-9.
27. Mal, P., Majumdar, A.(2019), "Elimination and Choice Translating Reality ELECTRE", p. 64-84.
28. Masten, A.B., Masten, I., "Comparison of Parametric, Semi-parametric and Non-parametric Methods in Bankruptcy Prediction".
29. Mayer, P. A., Pifer, H.W.(1970), " Prediction of Bank Failures", The Journal of Finance, Vol. 25, No. 4, p. 853-868.
30. Odom, M.D, Sharda, R. "Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results", p. 163-168.
31. Ohlson, J. A.(1980), "Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy", Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1, p. 109-131.
32. Ooghe, H., Spaenjers, C.,"Business failure prediction: simple-intuitive models versus statistical models".

33. Prasetiyani, E., Sofyan, M. (2020), "Bankruptcy Analysis Using Altman Z-Score Model and Springate Model in Retail Trading Company Listed in Indonesia Stock Exchange", *IJTC Ilomata International Journal of Tax & Accounting*, Vol. 1, No. 3, p.139-144.
34. Shumway ,T.(2001),"Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model", *The Journal of Business*, Vol. 74, No.1, p. 101-124.
35. Siskos Y., Zopounidis C. and Pouliezios A. (1994), "An integrated DSS for Financing Firms by an Industrial Development Bank in Greece", *Decision Support Systems*, Vol.12, p.151-168.
36. Spanos, M., Dounias, G., Matsatsinis, N., Zopounidis, C.(1999), "A Fuzzy Knowledge-Based Decision Aiding Method for the Assessment of Financial Risks: The Case of Corporate Bankruptcy Prediction".
37. Talebnia, G., Karmia, F., Rahimi, S. (2016), "Evaluating and comparing the ability to predict the bankruptcy prediction models of Zavgren and Springate in companies accepted in Tehran Stock Exchange.", *Marketing and Branding Research*, Vol. 3, p.137-143.
38. Tsai, B.H.(2012), "Comparison of Binary Logit Model and Multinomial Logit Model in Predicting Corporate Failure", *Review of Economics & Finance*, p.99-111.
39. Zmijewski, M. E.(1984), "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models", *Journal of Accounting Research*, Vol. 22, , p. 59-82.
40. Zopounidis, C., Dimitras, A., Le Rudulier, L.(1998)," a Multicriteria Approach for the Analysis and Prediction of Business Failure in Greece", *Operational Tools in the Management of Financial Risks*, p. 107-119.
41. Zopounidis, C., Doumpos, M. (1998), "Developing a Multicriteria Decision Support System for Financial Classification Problems: The Finclas System", *Optimization Methods and Software*, Vol.8, p.277-304.
42. Zopounidis, C., Doumpos, M. (1999), "A multicriteria decision aid methodology for sorting decision problems: The case of financial distress", *Computational Economics* 14(3), p. 197-218.
43. Zopounidis, C., Doumpos, M.(2000), "Building additive utilities for multi-group hierarchical discrimination: The M.H.Dis method", *Optimization Methods and Software*, V.14, p. 219-240.
44. Εφημερίδα της Κυβερνήσεως της Ελληνικής Δημοκρατίας, Τεύχος 1^ο , Αρ. Φύλλου 207, 27 Οκτωβρίου 2020, Νόμος υπ' αριθμόν 4738, Άρθρα 75,76 και 77.