ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΒΑΘΜΟΥ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗΣ ΤΩΝ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ ΣΕ ΕΜΠΟΡΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΕΣ ΕΙΣΗΓΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ: Η ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΩΝ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΕΙΣΗΓΜΕΝΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ

ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΒΛΑΧΟΓΙΑΝΝΑΤΟΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών (Δ.Π.Μ.Σ) στη Μαθηματική Προτυποποίηση στις Σύγχρονες Τεχνολογίες και την Οικονομία

Επιβλέπων: Ιωάννης Ντόκας

Ιούλιος 2015

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΤΟΥ ΒΑΘΜΟΥ ΠΡΟΣΑΡΜΟΓΗΣ ΤΩΝ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΩΝ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ ΣΕ ΕΜΠΟΡΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΕΣ ΕΙΣΗΓΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ: Η ΠΕΡΙΠΤΩΣΗ ΤΩΝ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΕΙΣΗΓΜΕΝΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ

ΚΩΝΣΤΑΝΤΙΝΟΣ ΒΛΑΧΟΓΙΑΝΝΑΤΟΣ

Διπλωματούχος Ηλεκτρολόγος Μηχανικός και Μηχανικός Υπολογιστών

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΕΦΑΡΜΟΣΜΕΝΩΝ ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΩΝ ΚΑΙ ΦΥΣΙΚΩΝ ΕΠΙΣΤΗΜΩΝ

Διατμηματικό Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών (Δ.Π.Μ.Σ) στη Μαθηματική Προτυποποίηση στις Σύγχρονες Τεχνολογίες και την Οικονομία

Επιβλέπων: Ιωάννης Ντόκας

Ιούλιος 2015

Περίληψη

Ως ένα πολύ σοβαρό και τρέχων ζήτημα, η πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας, ή πτώχευσης, έχει διαδραματίσει πολύ σημαντικό ρόλο στη διαδικασία λήψης αποφάσεων σε διάφορους επαγγελματικούς κλάδους. Οι τράπεζες και οι επιχειρήσεις βασίζουν την λήψη των αποφάσεων, την σωστή διοίκηση και τα επενδυτικά τους πλάνα στο αν ή όχι θεωρούνται οικονομικά υγιείς ή κινδυνεύουν να χρεοκοπήσουν. Για περισσότερα από πενήντα χρόνια η ακαδημαϊκή έρευνα για την πρόβλεψη της αποτυχίας έχει δώσει ένα πλήθος σημαντικών μελετών, οι οποίες έχουν παρουσιάσει πολλές τεχνικές και χρηματοοικονομικά μοντέλα τα οποία είναι σε θέση να μπορούν να προβλέψουν σωστά εάν μια επιχείρηση πρόκειται να χρεοκοπήσει ή εάν μπορεί να θεωρηθεί υγιής.

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι μια περιεκτική παρουσίαση, ανάλυση και αξιολόγηση των πιο γνωστών μεθόδων, συμπεριλαμβανομένων τόσο των παραδοσιακών στατιστικών τεχνικών, όπως τα πολυμεταβλητά μοντέλα διακριτής ανάλυσης και τα μοντέλα πιθανότητας, όσο και των πιο πρόσφατων μη παραμετρικών και ευφυών μοντέλων όπως τα νευρωνικά δίκτυα, η περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων, τα ασαφή σύνολα και άλλα.

Μετά από την παρουσίαση του θεωρητικού υποβάθρου, θα προσπαθήσουμε να προσεγγίσουμε το πρόβλημα της πρόβλεψης της αποτυχίας χρησιμοποιώντας δεδομένα από ένα δείγμα ελληνικών επιχειρήσεων μεταξύ του 2007 και του 2011, ώστε να διαπιστώσουμε εάν ή όχι τα δεδομένα αυτά μπορούν να προσαρμοστούν από τις γνωστές τεχνικές. Αρχικά θα γίνει θεωρητικός διαχωρισμός του δείγματος μας σε υγιείς ή αποτυχημένες επιχειρήσεις με βάση χρηματοοικονομικούς δείκτες και στη συνέχεια θα χρησιμοποιήσουμε δύο μοντέλα γραμμικής διακριτής ανάλυσης και δύο μοντέλα περιβάλλουσας ανάλυσης δεδομένων ώστε να εκτιμήσουμε κατά πόσο μπορούν να προβλέψουν σωστά την οικονομική κατάσταση της κάθε επιχείρησης.

Abstract

As a hot topic, corporate failure prediction, or bankruptcy prediction, has an important role in decision-making of various areas. Banks and firms are basing their decision making, management and investments on whether or not they are healthy or in danger to bankrupt. Academic research on failure prediction has gone on for more than sixty years and there has been a big number of literatures on this topic, which deal with different techniques and methods of predicting whether a firm is going to bankrupt or if it is regarded as healthy.

This thesis' purpose is to present a comprehensive summary, analysis and evaluation on the most well-known literatures, including both the traditional statistical methods like multivariate analysis and probability models and the more recent non parametric and artificial intelligent models like neural networks, data envelopment analysis, rough sets and others.

After we present the theoretical background we will try to solve the problem of failure prediction using a sample of Greek companies between 2007 and 2011 to see whether or not their data can be adapted by well-known techniques. At first using financial ratios we will divide our sample into two groups of "good" and "bad" firms and then we will use an MDA and two DEA models to see how correctly they can predict the financial position of each firm.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά την οικογένεια μου για την ηθική συμπαράσταση και ενθάρρυνση καθ όλη την διάρκεια των σπουδών μου, καθώς και τον καθηγητή μου Ιωάννη Ντόκα για την δυνατότητα που μου έδωσε μέσω των μαθημάτων του αλλά και μέσω της συνεργασίας μας σε ερευνητικό επίπεδο, να εντρυφήσω σε νέα επιστημονικά πεδία συνδυάζοντας έτσι την δική μου επιστήμη με αυτή των οικονομικών.

Ευχαριστώ πολύ

Περιεχόμενα

Κεφάλαιο 1

Η Πρόβλεψη της Εταιρικής Αποτυχίας

Η πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας (Financial Distress Prediction - FDP), ονομαζόμενη αλλιώς και ως πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας ή της πτώχευσης, αποτελεί σημαντικό παράγοντα στην λήψη αποφάσεων σε διάφορους τομείς, όπως στην λογιστική, στα χρηματοοικονομικά, στις επιχειρήσεις και στην μηχανική. Η παρούσα διπλωματική εργασία έχει ως σκοπό να παρουσιάσει μία πλήρη εικόνα, ανάλυση και αξιολόγηση των τρεχόντων τεχνικών FDP προβλέψεων.

Τα τελευταία πενήντα χρόνια, η πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας αποτελεί σημαντικό πεδίο έρευνας, καθώς πλήθος μοντέλων πρόβλεψης έχουν αναπτυχθεί με βάση διάφορες τεχνικές μοντελοποίησης. Τα πιο δημοφιλή είναι τα κλασικά στατιστικά μοντέλα, τα οποία έχουν οδηγήσει σε διάφορα στατικά υποδείγματα, όπως τα πολυμεταβλητά διακριτά και τα logit μοντέλα.

Η έννοια της «έγκαιρης προειδοποίησης» (early warning) η οποία προέρχεται από τον στρατιωτικό κλάδο, χρησιμοποιείται σήμερα ευρέως σε διάφορους επιστημονικούς κλάδους, μεταξύ άλλων στην μακροοικονομία, τη διοίκηση επιχειρήσεων και την παρακολούθηση του περιβάλλοντος. Η έγκαιρη προειδοποίηση της οικονομικής δυσχέρειας, είναι ένα σημαντικό πεδίο έρευνας για την εταιρική χρηματοδότηση και ο πυρήνας της είναι η «πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας» (FDP), η οποία αποτελεί ένα εκτεταμένο σε εξέλιξη ερευνητικό θέμα. Σε γενικές γραμμές, η FDP προβλέπει κατά πόσο μια εταιρεία θα βρεθεί σε οικονομική δυσχέρεια με βάση τα τρέχουσα οικονομικά δεδομένα, μέσω μαθηματικών, στατιστικών, ή ευφυών μοντέλων. Ονομάζεται επίσης ως αναγνώριση της οικονομικής αποτυχίας, πρόβλεψη της πτώχευσης, πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας, και πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας, και παίζει σημαντικό ρόλο στη λήψη αποφάσεων από την διοίκηση της επιχείρησης, τους επενδυτές και τους πιστωτές όπως και στην αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των πελατών από τις τράπεζες.

1.1 - Η Έννοια της Πτώχευσης

Η πτώχευση στην ουσία αποτελεί μία νομική κατάσταση στην οποία μεταπίπτει ένα φυσικό ή νομικό πρόσωπο όταν αδυνατεί να ικανοποιήσει «μόνιμα και ολοσχερώς» τους πιστωτές του. Η κήρυξη της πτώχευσης κατοχυρώνεται με την έκδοση δικαστικής απόφασης, έχει ως βασική προϋπόθεση την παύση των πληρωμών και τα βασικά χαρακτηριστικά της είναι η γενικότητα, δηλαδή η επιλογή όλων των συναλλασσομένων χωρίς μεροληψία και η μονιμότητα η οποία εκφράζει το γεγονός ότι η παύση των πληρωμών δεν οφείλεται σε

πρόσκαιρη αδυναμία του οφειλέτη να εξοφλήσει τις υποχρεώσεις του, αλλά αποτελεί μία μόνιμη κατάσταση. Από την στιγμή που κηρυχθεί πτώχευση, οι δανειστές του οφειλέτη δεν μπορούν να ασκήσουν καταδιωκτικά μέτρα εναντίον του, αλλά ενώνονται σε μία ομάδα με σκοπό τη συνολική εκποίηση της περιουσίας του οφειλέτη και την ίση μεταχείριση όλων των πιστωτών, ούτως ώστε να αποφευχθεί ο πανικός των πιστωτών, οι κατασχέσεις των επιμέρους περιουσιακών στοιχείων του οφειλέτη και τελικά η ρευστοποίηση του συνόλου των περιουσιακών του στοιχείων.

Στη βιβλιογραφία συχνά δεν υπάρχει σαφής διαχωρισμός των εννοιών της πτώχευσης (bankruptcy), της αποτυχίας (failure), της χρηματοοικονομικής δυσχέρειας (financial distress), της αφερεγγυότητας (insolvency) και της αθέτησης των υποχρεώσεων προς τους πιστωτές (default). Αρκετοί ερευνητές χρησιμοποιούν τους παραπάνω όρους αναφερόμενοι στην ίδια έννοια, ενώ άλλοι υποστηρίζουν ότι υπάρχει σαφής διαχωρισμός ανάμεσα τους. Επιπλέον, λόγω του διαφορετικού νομικού πλαισίου της κάθε χώρας, αλλά και λόγω του ότι ο κάθε μελετητής αποδίδει με διαφορετικό τρόπο την έννοια της αποτυχίας ανάλογα με το ποιοι παράγοντες θεωρεί ότι επιδρούν στη διαμόρφωση της, δεν γίνεται να υπάρξει ενιαίος ορισμός της χρηματοοικονομικής αποτυχίας. Ένας σημαντικός αριθμός ερευνητών έχουν ορίσει την εταιρική αποτυχία με βάση τόσο την οικονομική, όσο και με την νομική της διάσταση, δηλαδή την «κήρυξη της επιχείρησης σε πτώχευση, η οποία επέρχεται ύστερα από απόφαση των δικαστικών αρχών, σύμφωνα πάντα με την ισχύουσα νομοθεσία κάθε χώρας». Στην πραγματικότητα όμως, η «οικονομική» αποτυχία συμβαίνει πολύ πριν την «νομική» αποτυχία.

Στην συνέχεια παραθέτουμε κάποιους βασικούς ορισμούς που σχετίζονται με την έννοια της εταιρικής αποτυχίας. Ως αφερεγγυότητα (insolvency) μπορεί να οριστεί η κατάσταση κατά την οποία ένας οφειλέτης είναι ανίκανος να πληρώσει τις ληξιπρόθεσμες υποχρεώσεις του. Συνεπώς, ο όρος αφερεγγυότητα υποδηλώνει έλλειψη ρευστότητας και υψηλό δανεισμό που μπορεί να προέρχεται από τη κακή διαχείριση των στοιχείων ενεργητικού και παθητικού. Ο όρος πτώχευση (bankruptcy) υποδηλώνει το νομικό καθεστώς που επιβάλλει την δικαστική εποπτεία σε εκείνες τις οικονομικές υποθέσεις που είναι αφερέγγυες ή σε αθέτηση. Τέλος, η χρηματοοικονομική δυσχέρεια (financial distress) είναι ένας όρος που υιοθετείται για να δείξει την κατάσταση στην οποία οι ταμειακές ροές της επιχείρησης δεν είναι επαρκείς για να ικανοποιήσουν τις τρέχουσες υποχρεώσεις της, όπως οι υποχρεώσεις προς τρίτους και οι υποχρεώσεις από τόκους, με αποτέλεσμα η επιχείρηση να πιέζεται να προχωρήσει σε διορθωτικές κινήσεις.

Η χρηματοοικονομική δυσχέρεια είναι πιθανό να οδηγήσει σε πτώχευση. Ωστόσο η αποτυχία δεν επέρχεται αμέσως μετά την εμφάνιση των πρώτων δυσχερειών αλλά είναι το αποτέλεσμα μιας σταδιακής χειροτέρευσης της οικονομικής θέσης μιας επιχείρησης και αυτό διότι για να πτωχεύσει μια επιχείρηση σημαίνει ότι αντιμετωπίζει σοβαρά οικονομικά προβλήματα για μεγάλο χρονικό διάστημα, τα οποία δεν μπορεί να επιλύσει και η πτώχευση επέρχεται κατά το τελευταίο στάδιο, όταν πλέον δεν υπάρχουν δυνατότητες επιβίωσης μέσω ενός προγράμματος αναδιάρθρωσης (reorganization). Εάν δεν γίνει έγκαιρη διάγνωση των

παρουσιαζομένων προβλημάτων με βάση την εξέλιξη των οικονομικών δεδομένων της επιχείρησης και δεν ληφθούν άμεσα τα απαραίτητα διορθωτικά μέτρα τότε η επιχείρηση οδηγείται σε πτώχευση. Για το λόγο αυτό, πολλοί ερευνητές θεωρούν το πρόβλημα της πτώχευσης και του πιστωτικού κινδύνου ως αλληλένδετα.

1.2 - Οι Κυριότεροι Παράγοντες της Εταιρικής Αποτυχίας

Η εταιρική αποτυχία (*business failure*) και γενικότερα η πτώχευση αποτελεί το αποτέλεσμα ενός περίπλοκου συνδυασμού αναποτελεσματικής διοίκησης η οποία δεν έλαβε τις σωστές αποφάσεις, μιας γενικότερης αρνητικής οικονομικής συγκυρίας όπως η ύπαρξη ύφεσης, αλλά και γεγονότων που μπορούν να επηρεάζουν την πορεία ενός κλάδου. Όπως ήδη αναφέρθηκε, ο λόγος που οδηγείται μια επιχείρηση στην πτώχευση είναι η παρατεταμένη χρηματοοικονομική δυσχέρεια. Συγκεκριμένα, οικονομική δυσχέρεια μπορεί να προέλθει από τους παρακάτω παράγοντες :

Α) *Αδυναμία Κάλυψης των Βραχυπροθέσμων Υποχρεώσεων*

Τα πρώτα συμπτώματα επιδείνωσης της οικονομικής κατάστασης μιας επιχείρησης είναι η σταδιακή αποδυνάμωση της ταμειακής της θέσης και ειδικότερα η επιδείνωση της σχέσης μεταξύ των ταμειακών ροών από λειτουργικές δραστηριότητες και των εκροών κεφαλαίων. Για την κάλυψη της διαφοράς ανάμεσα στις εισροές και στις εκροές της, η επιχείρηση καλείται να καταφύγει στο βραχυπρόθεσμο δανεισμό, με ολοένα και πιο επαχθείς, όρους. Η κάλυψη του ανωτέρω «κενού» ταμειακών ροών με βραχυπρόθεσμα δανειακά κεφάλαια αποτελεί και την κυριότερη αιτία πτώχευσης των επιχειρήσεων. Αν και η εταιρία μπορεί να παρουσιάζει αυξημένους κύκλους εργασιών για μια περίοδο, η ανεπάρκεια του κυκλοφορούντος ενεργητικού να παράγει τα απαραίτητα μετρητά προκειμένου να καλύψει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της και να δώσει επαρκή κεφάλαια κίνησης μπορεί όχι μόνο να μην βοηθήσει αλλά και να εμποδίσει την περαιτέρω πορεία οδηγώντας ακόμη και στην πτώχευση.

Β) *Αναποτελεσματική Διοίκηση*

Προκειμένου μια εταιρία να αντιμετωπίσει προβλήματα ρευστότητας θα πρέπει να λάβει μια σειρά μέτρων όπως τα παρακάτω :

- Εκποίηση στοιχείων του πάγιου ενεργητικού της που δεν είναι απολύτως απαραίτητα για την συνέχιση των δραστηριοτήτων της
- Πώληση και επαναμίσθωση παγίων
- Προσπάθεια μείωσης των λειτουργικών δαπανών
- Προσπάθεια αντικατάστασης της βραχυπρόθεσμης με μακροπρόθεσμη οφειλή
- Αύξηση του μετοχικού κεφαλαίου

- Συνεννόηση με τους πιστωτές για παράταση λήξης των χρεών (αναδιάρθρωση υποχρεώσεων), καθώς η προσωρινή επιβάρυνση των πιστωτών είναι προτιμότερη από την πτώχευση και ρευστοποίηση της εταιρίας

Η αδυναμία έγκαιρου εντοπισμού και αποτελεσματικής αντιμετώπισης των προβλημάτων και ως αποτέλεσμα η μη λήψη μέτρων οδηγεί με μαθηματική ακρίβεια στην χρηματοοικονομική δυσχέρεια.

Γ) *Ποιοτικά Χαρακτηριστικά*

Υπάρχει επίσης μία σειρά προβλημάτων που απορρέουν από ποιοτικά χαρακτηριστικά τα οποία αντικατοπτρίζονται ποσοτικά στις ταμειακές ροές της επιχείρησης με αποτέλεσμα να μην μπορεί να παρακολουθήσει τις πληρωμές σε σχέση με τα έσοδα της και ως εκ τούτου να εισέρχεται σε κατάσταση πτώχευσης. Κάποια από αυτά είναι τα παρακάτω :

- Αύξηση της ζήτησης χρηματοροών, η οποία προκαλεί αύξηση των επιτοκίων δανεισμού και δυσχεραίνει την αποπληρωμή των δανείων που έχει πάρει η επιχείρηση
- Κυβερνητικοί κανονισμοί και περιορισμοί που υποχρεώνουν την εταιρεία σε μεγάλες ταμιακές εκροές για την εναρμόνισή της με αυτές
- Αύξηση των τιμών των πρώτων υλών ή της τιμής της ενέργειας που χρησιμοποιείται (όπως πετρέλαιο, ηλεκτρική ενέργεια)
- Εσφαλμένη ερμηνεία της ζήτησης του προϊόντος με αποτέλεσμα την υπερπαραγωγή και την δημιουργία επιπλέον αποθεμάτων
- Μη απορρόφηση ευπαθών προϊόντων και επομένως ανάγκη καταστροφής τους
- Θεομηνίες και άλλοι αστάθμητοι παράγοντες που οδηγούν πολλές επιχειρήσεις σε χρεοκοπία
- Ο ετεροχρονισμός εισπράξεων, πληρωμών μιας επιχείρησης είναι ίσως ο σημαντικότερος παράγων που μπορεί να οδηγήσει στην πτώχευση

Τέλος, άλλα εσωτερικά αίτια της επιχείρησης όπως η κακοδιαχείριση, η ανεπαρκής διοίκηση ή ανεπαρκής στελέχωση, τα ανεπαρκή πληροφοριακά συστήματα, οι ατυχείς επενδύσεις, τα υπέρογκα ποσά οφειλόμενα από πελάτες, η απώλεια δυνατότητας πληρωμής από κάποιον μεγάλο πελάτη και άλλα, είναι αναμενόμενο όχι μόνο να δυσχεραίνουν την κατάσταση της επιχείρησης αλλά και να την οδηγήσουν σε οικονομική αποτυχία.

1.3 - Η «Εξυγιαντική Διαδικασία»

Η κλασική κατεύθυνση της πτώχευσης και του πτωχευτικού δικαίου ήταν αφενός μεν η ικανοποίηση των πιστωτών στο μεγαλύτερο δυνατόν βαθμό, αφετέρου η επιβολή κυρώσεων εναντίον του οφειλέτη. Η παύση των πληρωμών και η αφερεγγυότητα θεωρείται αποτέλεσμα κακής και ασύνετης διαχείρισης, ενδεχομένως δολιότητας ή και απάτης σε βάρος των πιστωτών. Η ατίμωση του οφειλέτη (*stigma of bankruptcy*), η προσωποκράτησή του, η επιβολή δυσμενών οικογενειακών, κοινωνικών και επαγγελματικών μειώσεων και

ανικανοτήτων ήταν κυρώσεις προβλεπόμενες από τις παλαιότερες πτωχευτικές νομοθεσίες. Η κυρωτική αυτή λειτουργία της πτώχευσης δεν ισχύει πλέον, τουλάχιστον στις ακραίες της μορφές.

Οι σύγχρονες εξελίξεις μετέβαλαν τη λειτουργία της πτώχευσης. Πρώτον, οι οικονομικές διακυμάνσεις και οι κρίσεις ολόκληρων επιχειρηματικών κλάδων (ή και της οικονομίας γενικότερα) καθιστούν συχνότατα την επιχειρηματική αποτυχία αποτέλεσμα όχι δολιότητας, αλλά ατυχίας, που δεν επιτρέπεται να οδηγεί σε στιγματισμό. Δεύτερον, από τις αρχές της δεκαετίας του ‘60 συνειδητοποιήθηκε διεθνώς ότι η πτωχευτική διαδικασία δεν πρέπει να αποβλέπει μόνο στην ικανοποίηση των πιστωτών, αλλά παράλληλα και στη διατήρηση ή και τη διάσωση της επιχείρησης του οφειλέτη. Τούτο δε διότι η πτώχευση της επιχείρησης επιφέρει τη διάλυσή της και συνεπώς ένα βαρύ κοινωνικό και οικονομικό κόστος, που συνεπάγεται απώλεια αξιών όπως θέσεων εργασίας, παραγωγικών μέσων, κανονικού εφοδιασμού της αγοράς και άλλων.

Θεωρήθηκε συνεπώς ότι το πτωχευτικό δίκαιο θα πρέπει να συντελεί στη διάσωση της επιχείρησης, μέσω κατάλληλης «εξυγιαντικής χρηματοδότησης», κατάλληλης αναδιάρθρωσης των εταιρικών δομών, επιβολής θυσιών στους πιστωτές και διαφύλαξης των θέσεων εργασίας. Στη «εξυγιαντική διαδικασία» ανήκει και η μεταβίβαση της επιχείρησης ως συνόλου σε νέο φορέα ή η εκμίσθωση της. Με τη λογική αυτή εθνικές νομοθεσίες, όπως η γαλλική, η ιταλική, η αγγλική, αλλά και η ελληνική θέσπισαν ένα πλαίσιο για τη διάσωση των αφερέγγυων επιχειρήσεων. Ωστόσο, η προσπάθεια δεν απέδωσε τους αναμενόμενους καρπούς. Η διάσωση της επιχείρησης απαιτεί κεφάλαια, που στην πλειονότητα των περιπτώσεων δεν μπορούν να αντληθούν από το τραπεζικό σύστημα, οπότε καταβάλλονται από το κράτος με μορφή δανείων ή αυξήσεων κεφαλαίου. Στην τελευταία περίπτωση η πτώχευση καταλήγει σε μερική τουλάχιστον εθνικοποίηση ενώ σε κάθε περίπτωση ανακύπτει ζήτημα κρατικών ενισχύσεων, διατάραξης του ανταγωνισμού και μετάδοσης της προβληματικότητας σε υγιείς επιχειρήσεις, οπωσδήποτε δε και αλλοτρίωσης των πιστωτών. Έτσι την «εξυγιαντική ευφορία» των δεκαετιών ‘70 και ‘80 διαδέχθηκε σκεπτικισμός και τάση επιστροφής στην παραδοσιακή αποστολή του πτωχευτικού δικαίου (την ικανοποίηση των πιστωτών), χωρίς όμως τον κυρωτικό χαρακτήρα. Τα χαρακτηριστικά αυτά έχουν οι νεότερες ευρωπαϊκές νομοθεσίας της δεκαετίας του ‘90 έως και σήμερα.

1.4 - Ορισμός και Είδη Κινδύνου

Οι επιχειρήσεις δραστηριοποιούνται σε ένα περιβάλλον κινδύνου και καλούνται να διαχειριστούν τους κινδύνους αποτελεσματικά τόσο για την ανάπτυξη όσο και για την επιβίωση τους. Για τον ορισμό της έννοιας του κινδύνου έχουν ασχοληθεί μια σειρά από μελετητές τα αποτελέσματα των οποίων μπορούν να συνοψιστούν στα παρακάτω:

- Κίνδυνος είναι η αμφιβολία για το αποτέλεσμα μίας καθορισμένης κατάστασης

- Κίνδυνος είναι η πιθανότητα ζημίας, με τιμές από 0 έως 1, την οποία όμως δεν μπορούμε να υπολογίσουμε με ακρίβεια
- Κίνδυνος είναι η αβεβαιότητα. Αν δύο εταιρίες είναι εκτεθειμένες στην ίδια πιθανότητα κινδύνου και μία εξ αυτών δεν γνωρίζει την ύπαρξη αυτής της πιθανότητας τότε για αυτήν δεν υφίσταται αβεβαιότητα και επομένως ούτε και κίνδυνος
- Κίνδυνος είναι η διαφορά που υπάρχει μεταξύ των αναμενόμενων και των πραγματικών αποτελεσμάτων

Με βάση τα παραπάνω βλέπουμε ότι σε κάθε απόπειρα ορισμού του κινδύνου χρειάζεται να λαμβάνουμε υπόψη ότι το αποτέλεσμα θα πρέπει να είναι αμφισβητήσιμο, υπάρχει δηλαδή το στοιχείο της τύχης, και ότι ένα τουλάχιστον από τα πιθανά αποτελέσματα δεν είναι επιθυμητό. Οι επιχειρήσεις αντιμετωπίζουν διάφορα είδη χρηματοπιστωτικών κινδύνων, τα κυριότερα από τα οποία περιγράφονται συνοπτικά παρακάτω:

- Ο κίνδυνος επιτοκίου (*interest at risk*): η πιθανότητα να μειωθεί η αξία ενός χρεογράφου λόγω μεταβολής του επιπέδου επιτοκίων
- Ο κίνδυνος αγοράς (*market risk*): αφορά χαρακτηριστικά και στοιχεία που αφορούν όλη την αγορά στην οποία δραστηριοποιείται η επιχείρηση όπως ο πληθωρισμός, τα επιτόκια και οι συναλλαγματικές ισοτιμίες
- Ο κίνδυνος συναλλάγματος (*foreign exchange risk*): αφορά επιχειρήσεις που έχουν στοιχεία του παθητικού ή ενεργητικού τους επενδυμένα σε διαφορετικό νόμισμα και προκύπτει από την πιθανότητα μεταβολής των ισοτιμιών
- Ο λειτουργικός και τεχνολογικός κίνδυνος (*operational & technology risk*): λειτουργικός ορίζεται ο κίνδυνος που σχετίζεται με απώλειες ή με αποκλίσεις από τα αναμενόμενα αποτελέσματα λόγω λανθασμένων εσωτερικών διεργασιών ενώ τεχνολογικός κίνδυνος υπάρχει όταν η τεχνολογική επένδυση δεν αποφέρει την αναμενόμενη μείωση του κόστους λειτουργίας
- Ο κίνδυνος ρευστότητας (*liquidity risk*): όταν μία επιχείρηση έχει προβλήματα ρευστότητας, είτε αδυνατεί να αντλήσει κεφάλαια για να χρηματοδοτήσει το ενεργητικό της, είτε το κόστος άντλησης τους είναι πολύ υψηλό. Χαμηλά επίπεδα ρευστότητας μπορούν αν οδηγήσουν σε αδυναμία πληρωμών και σε πτώχευση, ενώ υπερβάλλουσα ρευστότητα οδηγεί στον κίνδυνο της αποδοτικής επένδυσής της
- Ο πιστωτικός κίνδυνος (credit risk): η πιθανότητα απωλειών (από την πλευρά του δανειστή) σε περίπτωση πτώχευσης ή μείωσης της ικανότητας πληρωμών του δανειζόμενου

1.5 –Χρήση Τεχνικών Πρόβλεψης

Τα τελευταία πενήντα χρόνια, έχουν πραγματοποιηθεί και δημοσιευθεί μία πληθώρα ερευνών πάνω στο θέμα της οικονομικής αποτυχίας και της πιθανότητας πτώχευσης μιας επιχείρησης, με σκοπό την εύρεση λύσης στο πρόβλημα. Η σχετική βιβλιογραφία μπορεί να φαίνεται αρκετά χαοτική στους ερευνητές του κλάδου, επομένως θεωρείται χρήσιμη μια

προσεκτική και αναλυτική παρουσίαση όλων των μεθόδων, ώστε να γίνει εύκολη η κατανόηση και η χρήση τους από όλους. Οι Balcaen & Ooghe[1] (2006) ανέλυσαν εκτενώς τις εφαρμογές των κλασσικών στατιστικών τεχνικών πρόβλεψης της πτώχευσης. Συγκεκριμένα παρουσίασαν στην μελέτη τους την μονομεταβλητή ανάλυση, τα μοντέλα κινδύνου, την πολυμεταβλητή ανάλυση και τα μοντέλα πιθανότητας. Η έρευνά τους συνέβαλλε στην τρέχουσα βιβλιογραφία με το να αποσαφηνίσει τα χαρακτηριστικά των κλασικών στατιστικών τεχνικών και τα συναφή προβλήματα τους.

Ωστόσο, οι ευφυείς τεχνικές χρησιμοποιούνται όλο και συχνότερα τα τελευταία χρόνια. Οι Kumar & Ravi (2007), στην έρευνα που πραγματοποίησαν[2], μελέτησαν ταυτόχρονα τόσο τις στατιστικές όσο και τις ευφυείς τεχνικές και ομαδοποίησαν όλες τις υπάρχουσες έρευνες σε στατιστικές τεχνικές, νευρωνικά δίκτυα, case-based reasoning, δέντρα αποφάσεων, επιχειρησιακή έρευνα, εξελικτικούς αλγόριθμους, τεχνικές ασαφών συνόλων, άλλες τεχνικές, και υπολογιστικές τεχνικές υβριδοποίησης όλων των προαναφερθέντων τεχνικών. Μελέτησαν επίσης κάθε έρευνα με βάση την πηγή των δεδομένων, τις οικονομικές μεταβλητές που χρησιμοποιούσε, τη χώρα, το έτος και την απόδοση του μοντέλου. Η σημαντικότερη συνεισφορά της μελέτης τους ήταν η παρουσίαση των υβριδικών μοντέλων που αποτελεί ένα πολύ καυτό θέμα για την πρόβλεψη της πτώχευσης.

Στο θέμα αυτό βασίστηκε ο Bahrammirzaee[3] (2010), οποίος στην μελέτη του πραγματοποίησε μια συγκριτική επισκόπηση τριών διάσημων έξυπνων τεχνικών σε οικονομικές εφαρμογές, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, τα εμπειρικά συστήματα και τα υβριδικά ευφυή συστήματα. Κατέληξε στο συμπέρασμα ότι αυτές οι ευφυείς μέθοδοι ήταν ανώτερες από τις παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές για την αντιμετώπιση των οικονομικών προβλημάτων, αν και δεν είναι απόλυτο. Τέλος οι Lin et al.4 (2012) έκαναν μια αναλυτική ανασκόπηση της βιβλιογραφία σχετικά με την πρόβλεψη της αποτυχίας μεταξύ του 1995 και του 2010.

[1] Balcaen S., Ooghe H., "*35 Years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems*", British Account. Rev. 38 (2006) 63–93

[2] Kumar P., Ravi V., "*Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A Review*", Eur. J. Oper.Res. 180 (1) (2007) 1–28

[3] Bahrammirzaee A., "*A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert systems and hybrid intelligent systems*", Neural Comput. Appl. 19 (8) (2010) 1165–1195

[4]Lin W.Y., Hu Y.H., Tsai C.F., "*Machine learning in financial crisis prediction: ASurvey*", IEEE Trans. Syst. ManCybern.—PartC: Appl. Rev. 42 (4) (2012) 421– 436

Κεφάλαιο 2

Τα Βασικά Υποδείγματα Πρόβλεψης

Τα τελευταία 40 χρόνια η πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας έχει απασχολήσει ιδιαίτερα την ακαδημαϊκή κοινότητα και έχει εξελιχθεί ως ένα σημαντικό ερευνητικό πεδίο της χρηματοοικονομικής επιστήμης. Έχουν πραγματοποιηθεί δεκάδες έρευνες με σκοπό να αναζητήσουν ή να τελειοποιήσουν τα μοντέλα πρόβλεψης. Οι βασικές τεχνικές εκτίμησης που χρησιμοποιούνται για την ανάπτυξη των σχετικών μοντέλων είναι οι παραμετρικές και οι μη παραμετρικές τεχνικές. Οι παραμετρικές τεχνικές περιλαμβάνουν τις στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους, ενώ οι μη παραμετρικές τεχνικές χαρακτηρίζονται από μεγαλύτερη ευελιξία καθώς δεν απαιτούν περιοριστικές στατιστικές υποθέσεις και κερδίζουν συνεχώς έδαφος έναντι των παραδοσιακών μεθόδων.

Το 1967 ο Beaver [15] παρουσίασε την πρώτη προσπάθεια πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας με την χρήση αριθμοδεικτών. Το μοντέλο μονομεταβλητής ανάλυσης περιλάμβανε αριθμοδείκτες επιλεγμένους με βάση ένα τεστ διχοτομικής ταξινόμησης. Ο Beaver κατέληξε στο ότι ο αριθμοδείκτης ταμειακές ροές προς υποχρεώσεις παρουσίαζε την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα της αποτυχίας με ποσοστό (87%). Ως απάντηση στον Beaver, ο Tamari το 1966 [164] αλλά και οι Moses και Liao το 1987 [116] χρησιμοποίησαν μοντέλα βασιζόμενα σε διερευνητικούς αριθμοδείκτες του κινδύνου της εταιρικής αποτυχίας τα οποία ήταν σαφώς ευκολότερα στην χρήση. Το 1968 ο Altman [1] εισήγαγε την μέθοδο της πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης εκτιμώντας μέσω αριθμοδεικτών έναν σταθμισμένο δείκτη Z-score, με βάση τον οποίο κατέτασσε μια εταιρία σε αποτυχημένη ή μη. Το μοντέλο του Altman αποτέλεσε βάση για ένα πλήθος μετέπειτα εργασιών. Ο ίδιος ο Altman το αναπροσάρμοσε αργότερα [5] προκειμένου να αυξηθεί η ακρίβειά του, παρουσιάζοντας το Zeta model. Η πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση κυριάρχησε ως τεχνική πρόβλεψης έως και την δεκαετία του 80. Οι πιο συνηθισμένες μορφές της ήταν η γραμμική (*Linear DA*) και η τετραγωνική (*Quadratic DA*). Η χρήση της έχει περιοριστεί τις τελευταίες δεκαετίες (Dimitras et al., 1996 [45]) αλλά παραμένει ακόμα και σήμερα ως ένα γενικά αποδεκτό πρότυπο μοντέλο και χρησιμοποιείται συχνά ως βάση για παρόμοιες μελέτες. Έχει αντικατασταθεί από λιγότερο απαιτητικές στατιστικά τεχνικές όπως η Logit (*LA*), η Probit (*PA*) και τα γραμμικά μοντέλα πιθανότητας (*LPM*) (Zavgren 1983 [179], Zavgren 1985 [180] , Doumpos & Zopounidis 1999 [46]) τα οποία περιλάμβαναν τους καταλληλότερους συνδυασμούς μεταβλητών διαχωρισμού επιχειρήσεων σε αποτυχημένες και μη. Η μέθοδος Logit αποτελεί έως σήμερα μια από τις πιο δημοφιλείς τεχνικές πρόβλεψης της αποτυχίας, ενώ η Probit έχει χρησιμοποιηθεί από μικρότερο αριθμό μελετών, πιθανώς επειδή η τεχνική αυτή χρειάζεται περισσότερους υπολογισμούς (Gloubos and Grammatikos, 1988 [66]).

Η ανάγκη για πιο ολοκληρωμένες μελέτες έχει οδηγήσει στην εισαγωγή νεότερων υποδειγμάτων (μη παραμετρικές τεχνικές και μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης) τα οποία μπορούν να συνδυάζουν κατάλληλα τις υπάρχουσες στατιστικές τεχνικές με ποιοτικού χαρακτήρα μεταβλητές. Περιλαμβάνουν τεχνικές επίλυσης προβλημάτων όπως η ανθρώπινη λογική, δηλαδή συνδυασμός γνώσεων και μεθόδων υπό ορισμένες προϋποθέσεις με στόχο την βελτιστοποίηση των λύσεων. Η περιγραφή των μοντέλων αυτών γίνεται στο επόμενο κεφάλαιο.

2.1 Στατιστικά Μοντέλα Πρόβλεψης Πτώχευσης

Τα στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης ακολουθούν τις ίδιες τεχνικές με αυτές των στατιστικών και οικονομετρικών μεθόδων και χρησιμοποιούνται κυρίως από στελέχη εταιριών ώστε να επικεντρώνονται στα συμπτώματα της εταιρικής αποτυχίας ή πτώχευσης. Τα στατιστικά μοντέλα αποτελούν ουσιαστικά παραμετρικές τεχνικές και εκφράζουν τον «*παραδοσιακό*» τρόπο αντιμετώπισης ενός προβλήματος που στη περίπτωση μας είναι η πρόβλεψη της πτώχευσης και είναι συνήθως απλά, εύκολα στην χρήση και εξοικονομούν χρόνο. Στο πεδίο της πρόβλεψης της πτώχευσης υπάρχουν δύο κατηγορίες μεθόδων που χρησιμοποιούνται: η μονομεταβλητή (*Univariate*) και η πολυμεταβλητή (*Multivariate*) στατιστική ανάλυση. Η πρώτη κατηγορία αναφέρεται σε μεθόδους που στηρίζονται στη μονοδιάστατη στατιστική, βάση της οποίας η πρόβλεψη της μελλοντικής κατάστασης μιας επιχείρησης μπορεί να γίνει με έναν μικρό αριθμό χρηματοοικονομικών δεικτών λαμβάνοντας τον κάθε ένα ξεχωριστά. Η δεύτερη κατηγορία αναφέρεται σε μεθόδους που στηρίζονται στη πολυδιάστατη στατιστική και με βάση την οποία γίνεται μια ταυτόχρονη χρήση πολλών χρηματοοικονομικών δεικτών προκειμένου να εκτιμηθεί η γενική χρηματοοικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης.

Τα κλασικά στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης αποτυχίας χρησιμοποιούν μια διαδικασία κατάταξης για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων σε πτωχευμένες ή μη. Υπάρχουν δύο τύποι σφαλμάτων για τις λανθασμένες ταξινομήσεις: το σφάλμα τύπου I όταν μια προβληματική επιχείρηση ταξινομείται εσφαλμένα ως υγιής, και το σφάλμα τύπου II όταν μία υγιής επιχείρηση εκχωρείται λανθασμένα στην ομάδα πτώχευσης.

Τα ακόλουθα κλασικά στατιστικά μοντέλα έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως για την ανάπτυξη των τεχνικών πρόβλεψης εταιρικής αποτυχίας: τα μονομεταβλητά μοντέλα, τα *risk index* μοντέλα, τα μοντέλα διακριτής ανάλυσης (MDA, Z-Score, Zeta), τα υποδείγματα πιθανότητας (Linear Probability Model) και τα υπό συνθήκη υποδείγματα πιθανότητας (Logit και Probit) (Zavgren 1983 [179], Van Wymeersch & Wolfs 1996 [169], Atiya 2001 [7]). Η διακριτή ανάλυση MDA είναι η κυρίαρχη κλασική στατιστική μέθοδος , ακολουθούμενη από την Logit ανάλυση (Altman & Saunders 1998 [6]). Στην συνέχεια, περιγράφονται αναλυτικά οι μέθοδοι αυτοί.

2.1.1 - Η Μονομεταβλητή Ανάλυση

Η μονομεταβλητή ανάλυση (Univariate Analysis), πρόκειται για την πιο απλή μορφή των στατιστικών μεθόδων, η διεξαγωγή της οποίας γίνεται με βάση την περιγραφή ενός μοναδικού δείκτη και των χαρακτηριστικών του αντικειμένου μελέτης στο οποίο θα εφαρμοστεί. Σύμφωνα με την προσέγγιση αυτή, υπάρχουν κάποιοι χρηματοοικονομικοί δείκτες, οι οποίοι είναι ικανοί να διαχωρίσουν τις υγιείς από τις πτωχευμένες επιχειρήσεις. Με βάση τις μελέτες που διεξήχθησαν την περίοδο 1930 έως 1965 ως καλύτερος δείκτης πρόβλεψης της πτώχευσης θεωρείται ο λόγος Κεφάλαιο Κίνησης προς Σύνολο Ενεργητικού (*Working Capital/ Total Assets*). Εξίσου σημαντικός θεωρήθηκε και ο δείκτης Γενικής Ρευστότητας (*Current Ratio*).

Το 1967 ο William Beaver [15] δημοσίευσε την πιο σημαντική μελέτη σε επίπεδο μονομεταβλητής ανάλυσης. Στηρίχθηκε στη μονομεταβλητή ανάλυση αριθμοδεικτών, εξετάζοντας την προβλεπτική ικανότητα ενός δείκτη κάθε φορά, μέσω των χρηματοοικονομικών καταστάσεων από ένα έως πέντε έτη προ της αποτυχίας, για ένα δείγμα 158 εταιριών προερχόμενο από 38 διαφορετικές βιομηχανικές κατηγορίες της αμερικανικής οικονομίας κατά την χρονική περίοδο 1954 – 1964. Ως αποτυχία (*failure*) όρισε την ανικανότητα της επιχείρησης να καλύψει τις ληξιπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Συγκεκριμένα αποτυχημένη θεωρείται η επιχείρηση όταν πτωχεύει (*bankrupt*) και όταν επέρχεται κατάπτωση ομολογιών- λογαριασμών υπεραναλήψεων (αδυναμία καταβολής μερισμάτων στις προνομιούχες μετοχές).

Το υπόδειγμα του Beaver βασίστηκε σε ένα συγκεκριμένο αριθμό χρηματοοικονομικών δεικτών, ώστε να κατατάξει τις εξεταζόμενες επιχειρήσεις σε υγιείς και σε πτωχευμένες. Η ταξινόμηση στις δύο ομάδες έγινε με τη σύγκριση της τιμής που λαμβάνει η επιχείρηση για τον συγκεκριμένο δείκτη και της τιμής αποκοπής (*cut-off score*) του ίδιου δείκτη. Η τιμή αποκοπής υπολογίζεται για κάθε ένα δείκτη ξεχωριστά και είναι εκείνη που ελαχιστοποιεί τα λάθη κατά την ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις δύο ομάδες. Ο Beaver τόνισε ότι τα λογιστικά μεγέθη των χρηματοοικονομικών καταστάσεων των επιχειρήσεων και ο υπολογισμός των αριθμοδεικτών μέσα από αυτά τα δεδομένα είναι ικανά να προβλέψουν την μελλοντική πορεία της επιχείρησης και ως εκ τούτου να δώσουν μια εικόνα για το αν μια επιχείρηση θα οδηγηθεί στη πτώχευση.

Η τεχνική που χρησιμοποίησε για να επιλέξει το δείγμα του ήταν αυτή της «κατά ζεύγη επιλογής» (*pair sample design*), σύμφωνα με την οποία σε κάθε αποτυχημένη επιχείρηση αντιστοιχείται μια υγιής. Για την εξαγωγή της λίστας με τις 79 αποτυχημένες εταιρίες τις οποίες συμπεριέλαβε, ο Beaver χρησιμοποίησε το βιομηχανικό εγχειρίδιο της Moodys και τον κατάλογο των Dun & Bradstreet. Κατόπιν τις ταξινόμησε με βάση το μέγεθος ενεργητικού και το βιομηχανικό κλάδο. Οι υπόλοιπες 79 υγιής επιχειρήσεις επιλέχθηκαν από μια βάση δεδομένων 12.000 εταιριών με βάση τα ίδια κριτήρια, να ανήκουν δηλαδή στον ίδιο βιομηχανικό κλάδο με μια εκ των 79 αποτυχημένων και το μέγεθος του ενεργητικού να

πλησιάζει όσο το δυνατόν το επίπεδο των αντίστοιχων πτωχευμένων. Ο Beaver δικαιολόγησε την μέθοδο της επιλογής κατά ζεύγη αναφέροντας ότι αυτή η τεχνική επιτρέπει να αντιμετωπιστούν αποτελεσματικότερα τυχόν παράγοντες που θα αποδυνάμωναν την προβλεπτική ικανότητα των χρησιμοποιούμενων δεικτών.

Για την ανάλυση των χρηματοοικονομικών καταστάσεων πριν την πτώχευση ο Beaver καθόρισε ως πρώτο έτος (προ της πτώχευσης) το τελευταίο έτος για το οποίο υπήρχε διαθέσιμος ισολογισμός, χωρίς όμως το διάστημα αυτό να ξεπερνά τους έξι μήνες από το ίδιο το γεγονός της πτώχευσης. Αντίστοιχα όρισε και τα υπόλοιπα 4 έτη. Στην συνέχεια επιλέχθηκαν οι αντίστοιχοι 5 ισολογισμοί των υγιών εταιριών.

Ο Beaver επέλεξε 30 δείκτες (ratios) για να χρησιμοποιήσει στην μελέτη του, με βάση την συχνότητα εμφάνισής και χρησιμοποίησης αυτών σε αντίστοιχες έρευνες, το αν απέδωσαν ικανοποιητικά σε προηγούμενες αναλύσεις και τη σχέση τους με το κύκλωμα των ταμειακών ροών. Οι επιλεγμένοι δείκτες χωρίστηκαν στην συνέχεια σε 6 ομάδες. Ο δείκτης με την μεγαλύτερη σημαντικότητα σε κάθε ομάδα συμπεριλήφθηκε στην τελική λίστα των 6 αριθμοδεικτών τους οποίους και υπολόγισε στη συνέχεια για κάθε ένα ισολογισμό όλων των εταιριών. Οι 6 αυτοί δείκτες ήταν :

- Δανειακή Επιβάρυνση (*Debt Ratio*)
- Αποδοτικότητα Ενεργητικού (*Return on Assets- ROA*= Net Income/Total Assets) με ακρίβεια 90%
- Καθαρό Κεφάλαιο Κίνησης (*Net Working Capital*)
- Γενική Ρευστότητα (*Current Ratio*)
- Αποδοτικότητα Ιδίων Κεφαλαίων (*Return on Equity - ROE*= Net Income/Net Worth) με ακρίβεια 90%
- Ταμειακές Ροές προς Σύνολο Υποχρεώσεων (*Cash flow / Total Liabilities*) με ακρίβεια 92% ένα χρόνο πριν τη πτώχευση

Η ανάλυση βασίστηκε στον υπολογισμό και την σύγκριση των μέσων τιμών κάθε δείκτη (*profile analysis*) και στη διχοτόμο μεταβλητή ταξινόμησης (*dichotomous classification test*) η οποία δύναται να ταξινομήσει τις εταιρίες σε αποτυχημένες και μη περιορίζοντας παράλληλα την εμφάνιση σφαλμάτων τύπου I και II. Ορίζεται λοιπόν το διάστημα τιμών της διχοτόμου μεταβλητής και ανάλογα με την τιμή που λαμβάνει ο κάθε αριθμοδείκτης σε σύγκριση με την κριτική τιμή (*critical value*) της διχοτόμου μεταβλητής η εταιρία εκχωρείται στις αποτυχημένες και μη.

Ο Beaver κατέληξε στο συμπέρασμα ότι οι συγκεκριμένοι χρηματοοικονομικοί δείκτες παρουσίαζαν προβλεπτική ικανότητα πολύ πριν την πραγματική πτώχευση της επιχείρησης. Συγκεκριμένα, ο δείκτης Ταμειακές ροές προς Σύνολο Υποχρεώσεων παρουσιάζει τη μεγαλύτερη ικανότητα (έως και πέντε έτη πριν την αποτυχία μιας επιχείρησης), ενώ δεύτερος κατατάσσετε ο δείκτης αποδοτικότητας ενεργητικού (Καθαρά Κέρδη/Σύνολο Ενεργητικού).

Τέλος, οι αριθμοδείκτες δεν μπόρεσαν να ταξινομήσουν μια εταιρία εξίσου ικανοποιητικά σε αποτυχημένη και μη, με τις υγιής να ταξινομούνται με μεγαλύτερη επιτυχία.

Τα πλεονεκτήματα των μοντέλων μονομεταβλητής ανάλυσης έναντι άλλων μεθόδων είναι η απλότητα τους, καθώς κάθε φορά εξετάζεται ένας μόνο αριθμοδείκτης και συγκρίνεται με την αντίστοιχη τιμή αποκοπής, και το ότι δεν απαιτεί εξειδικευμένες στατιστικές γνώσεις. Ωστόσο, τα μοντέλα αυτά υστερούν στο γεγονός ότι υποθέτουν γραμμική σχέση μεταξύ των αριθμοδεικτών και της κατάστασης της αποτυχίας (Balcaen & Ooghe2006 [10]).Παράλληλα από την μονομεταβλητή ανάλυση απουσιάζει ο πολυδιάστατος χαρακτήρας της εταιρικής αποτυχίας. Ένας δείκτης από μόνος του δεν μπορεί να πληροφορήσει ούτε να προβλέψει σωστά χωρίς να συνεκτιμηθούν και άλλοι παράγοντες. Με άλλα λόγια καθώς η ταξινόμηση βασίζεται σε ένα δείκτη κάθε φορά ο ερευνητής μπορεί να οδηγηθεί σε αντιφατικές ταξινομήσεις για διαφορετικούς δείκτες της ίδιας εταιρίας [1].

Σημαντικά προβλήματα των μοντέλων μονομεταβλητής ανάλυσης απορρέουν επίσης από τα μειονεκτήματα που συνδέονται με τη χρήση των αριθμοδεικτών. Έτσι, ένα μοντέλο μπορεί να οδηγήσει σε εσφαλμένα συμπεράσματα σε περίπτωση που υπάρχουν λάθη κατά τον υπολογισμό των χρηματοοικονομικών δεικτών, παραποιημένα λογιστικά στοιχεία στις χρηματοοικονομικές καταστάσεις των επιχειρήσεων, έλλειψη δεδομένων και διαφορές στις γενικά παραδεκτές λογιστικές αρχές. Τέλος, εξίσου σημαντικό μειονέκτημα μπορεί να θεωρηθεί και η έλλειψη συσχέτισης ανάμεσα στους αριθμοδείκτες.

Χαρακτηριστικό όλων των ερευνητών που ασχολήθηκαν με την πρόγνωση της πτώχευσης των επιχειρήσεων χρησιμοποιώντας μονομεταβλητές προσεγγίσεις, είναι ότι δεν κατέληξαν σε όμοια συμπεράσματα για το ποιοι δείκτες μπορούν να προβλέπουν καλύτερα την αρνητική εξέλιξη των επιχειρήσεων. Η κάθε έρευνα χρησιμοποίησε υποκειμενικά κριτήρια για να προτείνει ένα σύνολο αριθμοδεικτών, κατάλληλους για την πρόβλεψη της πτώχευσης. Αυτή ήταν και η κυριότερη κριτική του Altman [1] και άλλων ερευνητών που χρησιμοποίησαν τους δείκτες αυτούς ως ερμηνευτικές μεταβλητές σε υποδείγματα διακριτικής ανάλυσης. Συμπληρωματικά, ο Edmister (1972)[48] αναφέρει ότι ένας μικρός αριθμός μεταβλητών δεν είναι δυνατό να περιέχει όλη την απαραίτητη πληροφορία που οδηγεί μια επιχείρηση προς την πτώχευση και η προβλεπτική ικανότητα των δεικτών είναι προσθετική.

Παρόλα τα μειονεκτήματά του, το υπόδειγμα του Beaver αποτέλεσε την βάση για την περαιτέρω διερεύνηση του φαινόμενου της εταιρικής αποτυχίας με την χρήση αριθμοδεικτών. Στις προτάσεις του για μελλοντική έρευνα, ο Beaver ανέφερε το ενδεχόμενο ότι η ταυτόχρονη εξέταση πολλών δεικτών μπορεί να έχει υψηλότερη προβλεπτική ικανότητα από ότι ο καθένας μόνος του. Η θέση του αυτή, είχε ως συνέπεια την εμφάνιση της δεύτερης κατηγορίας μοντέλων, τα οποία στηρίχθηκαν στη πολυμεταβλητή στατιστική και στην διακριτή ανάλυση (Discriminant Analysis - *DA*).

2.1.2 - Το Μοντέλο Δείκτη Κινδύνου

Το μοντέλο δείκτη κινδύνου (*risk index*) προτάθηκε το 1966 από τον Tamari [164] και πρόκειται για ένα απλό και διαισθητικό σύστημα βαθμολόγησης το οποίο περιλαμβάνει διάφορους δείκτες. Μια επιχείρηση παίρνει έναν βαθμό (σκορ) από το 0 έως το 100 με βάση τις τιμές των δεικτών που περιλαμβάνονται στο μοντέλο, έτσι ώστε όσο μεγαλύτερος ο βαθμός τόσο καλύτερη η οικονομική κατάστασή της επιχείρησης. Οι πιο σημαντικοί δείκτες σταθμίζονται με μεγαλύτερα βάρη, με βάση όμως υποκειμενικά κριτήρια.

Οι Moses and Liaoto 1987 [116] παρουσίασαν ακόμα ένα ενδιαφέρον risk index μοντέλο. Αρχικά υπολογίζονται οι τιμές αποκοπής (*cut-off*) για κάθε έναν από τους δείκτες με βάση την μονομεταβλητή ανάλυση και στην συνέχεια δημιουργείται μια διχοτομική μεταβλητή για κάθε δείκτη η οποία λαμβάνει την τιμή 1 αν ο συγκεκριμένος δείκτης έχει τιμή μεγαλύτερη της τιμής αποκοπής, διαφορετικά την τιμή 0. Στο τέλος το μοντέλο απλά προσθέτει τις τιμές (1 ή 0) όλως των διχοτομικών μεταβλητών και όσο μεγαλύτερο το τελικό αποτέλεσμα τόσο καλύτερη η οικονομική κατάσταση της εταιρίας.

2.1.3 -Η Πολυμεταβλητή Ανάλυση

Σε αντίθεση με τη μονομεταβλητή ανάλυση όπου εξετάζεται η προβλεπτική ικανότητα ενός αριθμοδείκτη κάθε φορά, η πολυμεταβλητή ανάλυση, γνωστή και ως πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση (*Multiple Discriminant Analysis - MDA*), περιλαμβάνει την ταυτόχρονη παρατήρηση και ανάλυση περισσότερων μεταβλητών κάθε φορά. Η αλληλεπίδραση των μεταβλητών και η συσχέτιση τους λαμβάνεται επίσης συχνά υπόψη όταν αναλύονται τα δεδομένα με αποτέλεσμα οι τεχνικές αυτές να είναι πιο πολύπλοκες σε σχέση με τις μονομεταβλητές στατιστικές μεθόδους. Πολλές από τις τεχνικές αυτές αναπτύχθηκαν πρόσφατα λόγω των υπολογιστικών δυνατοτήτων των σύγχρονων υπολογιστών. Ως πρωτοπόρος των πολυδιάστατων στατιστικών μεθόδων θεωρείται ο Fisher [54], ο οποίος το 1935 παρουσίασε τη πρώτη πολυδιάστατη μέθοδο ταξινόμησης την οποία ονόμασε Γραμμική Διακριτική Ανάλυση (*Linear Discriminant Analysis -LDA*). Αργότερα, το 1947 ο Smith [150], με βάση την LDA, ανέπτυξε την Τετραγωνική Διακριτική Ανάλυση (*Quadratic Discriminant Analysis -QDA*). Ωστόσο, η πραγματική πρόοδος στο χώρο της πρόβλεψης της πτώχευσης των επιχειρήσεων έγινε από τον Edward Altman το 1968. Το μοντέλο του Altman συνδύασε διάφορες μετρήσεις κερδοφορίας και κινδύνου και υπολόγισε τον κίνδυνο πτώχευσης μιας εταιρίας με βάση ένα πρότυπο. Το μοντέλο αποδείχτηκε ότι μπορεί να προβλέψει σωστά την πιθανότητα πτώχευσης στο 94% του αρχικού δείγματος, είχε όμως το βασικό μειονέκτημα ότι υπέθετε κανονική κατανομή των δεδομένων. Στις επόμενες παραγράφους περιγράφονται αναλυτικότερα τα βασικότερα πολυμεταβλητά μοντέλα.

2.1.3.1 - Η Διακριτή Ανάλυση

Μία από τις πιο σημαντικές και διαδεδομένες μεθόδους για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας είναι αυτή της διακριτής ανάλυσης (*Discriminant Analysis -DA*). Η DA και ειδικότερα η πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση (*MDA*) άρχισε να αναπτύσσεται το 1968 με πρωτοπόρο τον Altman και αργότερα χρησιμοποιήθηκε από πολλούς μελετητές. Ενδεικτικά αναφέρονται οι Deakin 1972 [39], Edmister 1972 [48], Libby 1975 [99], Altman et al 1977 [5], Dambolena & Khoury 1980 [38], Grammatikos & Gloubos 2010 [64], Casey & Bartczak 1984 [30], Laitinen 1992 [89], Altman et al 1995 [4], Ooghe & Verbaere 1985 [124].

Πρόκειται για μία στατιστική - παραμετρική τεχνική, η οποία συνδυάζει γραμμικά έναν αριθμό ανεξάρτητων μεταβλητών ώστε να ταξινομήσει μία παρατήρηση (την εξαρτημένη μεταβλητή) ανάμεσα σε δύο ή περισσότερες ομάδες, οι οποίες έχουν οριστεί εκ των προτέρων (*a priori*) με βάση κάποια κοινά τους χαρακτηριστικά. Στην περίπτωση της πρόβλεψης της πτώχευσης έχουμε δύο ομάδες ταξινόμησης ,τις υγιείς και τις πτωχευμένες ή αποτυχημένες επιχειρήσεις. Ο γραμμικός συνδυασμός των ανεξάρτητων μεταβλητών γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε η διακύμανση μεταξύ των δύο ομάδων να μεγιστοποιείται και εντός των ίδιων των ομάδων να ελαχιστοποιείται.

Η MDA βασίζεται σε μια σειρά από υποθέσεις (Edmister 1972 [48], Eisenbeis 1977 [49], Zavgren 1983 [179], Karels & Prakash 1987 [82]). Αρχικά υποθέτει ότι το σύνολο δεδομένων μπορεί να διχοτομηθεί, δηλαδή ότι οι δύο ομάδες ταξινόμησης είναι διακριτές, δεν επικαλύπτονται και είναι αναγνωρίσιμες. Επίσης υποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή (*multivariate normal distribution*), ότι οι πίνακες διακύμανσης και συνδιακύμανσης μεταξύ των δύο ομάδων είναι ίσοι και τέλος ότιη πιθανότητα πτώχευσης και τα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης ορίζονται εκ των προτέρων. Παρόλα αυτά πολλοί μελετητές οι οποίοι εφάρμοσαν την MDA δεν έλεγξαν αν τα δεδομένα τα οποία ανέλυαν ικανοποιούσαν ή όχι αυτές τις αυστηρές υποθέσεις με συνέπεια την εξαγωγή μεροληπτικών αποτελεσμάτων ή μοντέλων περιορισμένης προβλεπτικής ικανότητας (Joy & Tollefson 1975 [81], Eisenbeis 1977 [49],Richardson & Davidson 1984 [135], Zavgren 1985 [180]).

Η συνάρτηση διακριτής ανάλυσης στη γενική της μορφή αποτελείται από την εξαρτημένη μεταβλητή Z_i, η οποία και αντιπροσωπεύει το σκορ κάθε επιχείρησης i, τους συντελεστές διαχωρισμού (*coefficients*) α_1, α_2, …, α_n και τις ανεξάρτητες μεταβλητές X_i που αντιπροσωπεύουν τους πιο σημαντικούς δείκτες πρόβλεψης για κάθε επιχείρηση i. Μαθηματικά απεικονίζεται ως εξής:

$$Z_i = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \ldots + \alpha_n X_n$$

Το παραπάνω μοντέλο καθορίζει τους συντελεστές διαχωρισμού α_i, το σκορ διαχωρισμού ή αλλιώς Z-score και μία τιμή αποκοπής (cut-off) Z* value ώστε να ταξινομήσει τις επιχειρήσεις. Το σκορ Z θεωρητικά μπορεί να λάβει τιμές από $-\infty$ έως $+\infty$.Έτσι, μια

επιχείρηση ταξινομείται στις πτωχευμένες αν το σκορ της είναι μικρότερο από το Z* και αντίστοιχα στις υγιείς αν είναι μεγαλύτερο ή ίσο με το Z*. Με αυτό τον τρόπο οι εταιρίες εκχωρούνται στην ομάδα με την οποία έχουν τα περισσότερα κοινά. Με την αυστηρή έννοια το αποτέλεσμα του MDA μοντέλου δεν μπορεί να θεωρηθεί ως πρόβλεψη της πτώχευσης, ωστόσο όταν μία εταιρία ταξινομείται ως αποτυχημένη επειδή έχει παρόμοια χαρακτηριστικά με άλλες που πτώχευσαν το επόμενο έτος, τότε μπορεί να θεωρηθεί ότι πραγματοποίησε πρόβλεψη για πτώχευση στο t+1 έτος (Blum 1974 [23]). Είναι επίσης πιθανό, μεταβλητές οι οποίες στην μονομεταβλητή ανάλυση δεν θεωρήθηκαν σημαντικές, να συνεισφέρουν αρκετά στο MDA μοντέλο.

Πλεονέκτημα αυτών των προσεγγίσεων είναι ότι το στοχαστικό μοντέλο δεν επιβάλλεται εκ των προτέρων, ενώ ως μειονέκτημα μπορεί να θεωρηθεί ότι η μορφή της διακριτής συνάρτησης πρέπει να επιλεχθεί από τον ερευνητή. Ένας περιορισμός προκύπτει επίσης από τον εκ των υστέρων χαρακτήρα των αναλύσεων αυτών, καθώς τα δείγματα εκτίμησης και επαλήθευσης περιλαμβάνουν επιχειρήσεις που είναι γνωστό ότι έχουν ήδη πτωχεύσει. Μια πραγματική εκ των προτέρων ανάλυση θα πρέπει να βασίζεται σε μη αποτυχημένες επιχειρήσεις με τις προβλέψεις να αφορούν τόσο τον χρόνο όσο και την εμφάνιση της οικονομικής δυσχέρειας.

Από τις συνηθέστερες μορφές διακριτής ανάλυσης είναι η Γραμμική Διακριτή Ανάλυση (LDA) και η Τετραγωνική Διακριτή Ανάλυση (QDA) οι οποίες αναλύονται παρακάτω :

Η *Γραμμική Διακριτή Ανάλυση*, αναπτύχθηκε από τον Fisher το 1935 [54], αποτελεί σήμερα την δημοφιλέστερη παραλλαγή της πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης και παίρνει τη μορφή:

$$Z_i = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \ldots + \alpha_n X_n$$

όπου α_0 είναι ένας σταθερός όρος και α_1, α_2, …, α_n είναι οι γραμμικοί συντελεστές διαχωρισμού. Αυτή η παραλλαγή σχετίζεται με την τεχνική της ανάλυσης παλινδρόμησης (regression analysis) με τη διαφορά ότι στη δεύτερη η εξαρτημένη μεταβλητή είναι μια αριθμητική ποσότητα ενώ στην LDA είναι μια μεταβλητή ταξινόμησης.

Θα μπορούσαμε να πούμε ότι αυτή η μορφή της DA μοιάζει με το Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (*Linear Probability Model- LPM*) το οποίο αναλύεται σε επόμενη παράγραφο. Η βασική διαφορά ανάμεσα τους είναι ότι το LPM δίνει μία πιθανότητα πτώχευσης ενώ η διακριτή ανάλυση δίνει έναν δείκτη πτώχευσης, η σύγκριση του οποίου με την τιμή αποκοπής πληροφορεί τελικά σε ποια ομάδα κατατάσσεται η επιχείρηση. Μία από τις σημαντικότερες υποθέσεις στις οποίες βασίζεται η γραμμική διακριτή ανάλυση είναι ότι οι μήτρες διασποράς των δύο ομάδων του δείγματος είναι ίσες. Ως εκ τούτου, ο κανόνας της γραμμικής δομής κατάταξης δεν είναι κατάλληλος στη περίπτωση που οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης (*variance- covariance matrix*) των δύο ομάδων δεν είναι ίσοι.

Η *Τετραγωνική Διακριτή Ανάλυση* αναπτύχθηκε από τον Smith το 1947 [150] και χρησιμοποιείται αντί της γραμμικής διακριτής ανάλυσης στην περίπτωση όπου οι πίνακες διακύμανσης-συνδιακύμανσης των κατηγοριών δεν είναι ίσοι. Ο Smith απέδειξε ότι σε αυτή τη περίπτωση η τετραγωνική δομή φαίνεται να είναι πιο αποδοτική στη πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων.

Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα της Διακριτής Ανάλυσης

Ένα από τα βασικότερα μειονεκτήματα της MDA είναι ότι βασίζεται σε πολλές υποθέσεις γεγονός που μειώνει την προβλεπτική ικανότητα της. Συγκεκριμένα, η μέθοδος αυτή υποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή και ότι υπάρχει πολυσυγραμμικότητα μεταξύ τους. Ακόμη, υποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές στις δύο ομάδες επιχειρήσεων έχουν διαφορετικούς μέσους αλλά ίσους πίνακες διακύμανσης- συνδιακύμανσης. Ως αρνητικό αναφέρουμε και τον αυθαίρετο διαχωρισμό σε δύο ομάδες πτωχευμένων ή μη επιχειρήσεων αλλά και το γεγονός ότι αυτή η μέθοδος δίνει απλά μια διχοτομική ταξινόμηση των εταιριών και δεν πληροφορεί καθόλου για τον κίνδυνο της πτώχευσης (βέβαια, στην πλειοψηφία τους, τα υποδείγματα πτώχευσης θεωρούν την πτώχευση ως ένα διχοτομικό γεγονός). Τέλος, η πιθανότητα πτώχευσης και τα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης ορίζονται εκ των προτέρων (*a priori*). Οι αυστηρές αυτές υποθέσεις έχουν ως αποτέλεσμα να παραβιάζεται η ομαλότητα και η ανεξαρτησία των μεταβλητών.

Από την άλλη πλευρά, υπάρχει και ένας μεγάλος αριθμός πλεονεκτημάτων που δεν μπορούν να παραβλεφθούν. Ενδεικτικά, μέσω της MDA μπορούν να εξεταστούν δεκάδες χαρακτηριστικά μιας επιχείρησης ταυτόχρονα και να συνοψιστούν σε ένα μόνο σκορ το οποίο, θεωρητικά, μπορεί να λαμβάνει τιμές από - έως + . Ακόμη, μέσω της πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης αναλύεται ολόκληρο το προφίλ των μεταβλητών παρέχοντας τη δυνατότητα να καλύπτονται περισσότερες περιοχές της χρηματοοικονομικής ανάλυσης μιας επιχείρησης. Τέλος, οι συντελεστές του μοντέλου καθώς και η συνεισφορά των χρηματοοικονομικών μεταβλητών στο μοντέλο μπορούν να υπολογιστούν πολύ εύκολα. Στη συνέχεια, περιγράφονται αναλυτικότερα τα βασικότερα υποδείγματα της πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης MDA.

2.1.3.2 - Το Υπόδειγμα “Z-Score” του Altman

Ο EdwardAltman [1] ήταν ο πρώτος που χρησιμοποίησε την πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση (MDA) προκειμένου να ταξινομήσει τις εταιρίες σε πτωχευμένες και μη, με βάση τον διαδοχικό υπολογισμό και συνδυασμό περισσοτέρων του ενός αριθμοδεικτών σε ένα συνδυαστικό μοντέλο. Το υπόδειγμα Z-score του Altman είναι ουσιαστικά μια γραμμική ανάλυση στην οποία πέντε μεταβλητές είναι αντικειμενικά σταθμισμένες και αθροίζονται ώστε να καταλήξουμε σε μια συνολική βαθμολογία (σκορ) που στη συνέχεια γίνεται η βάση για την ταξινόμηση των επιχειρήσεων στις δύο ομάδες που είναι εκ των προτέρων ορισμένες.

Το αρχικό δείγμα του Altman αποτελούνταν από 66 επιχειρήσεις, οι οποίες ήταν ισόποσα χωρισμένες σε δύο ομάδες. Στην ομάδα 1 ομαδοποιήθηκαν 33 πτωχευμένες ή αποτυχημένες επιχειρήσεις που υπέβαλαν αίτηση πτώχευσης από το 1946 έως το 1965. Το μέσο μέγεθος ενεργητικού αυτών των επιχειρήσεων ήταν $6.4 εκατομμύρια με εύρος ανάμεσα στα $0.7 και $25.9 εκατομμύρια. Ο Altman αναγνώρισε ότι το δείγμα πτωχευμένων επιχειρήσεων δεν ήταν απόλυτα ομοιογενές λόγω του διαφορετικού κλάδου στον οποίο ανήκαν οι εξεταζόμενες επιχειρήσεις αλλά και του μεγάλου εύρους του μεγέθους του ενεργητικού τους. Έτσι, επιχείρησε μία πιο προσεκτική επιλογή των μη πτωχευμένων επιχειρήσεων. Με την ομάδα 1 αντιστοίχησε και την ομάδα 2 των 33 μη αποτυχημένων εταιριών, η όποια περιλαμβάνει ένα αξιόπιστο (*paired*) δείγμα επιχειρήσεων που επιλέχθηκε σε τυχαία κατά στρώματα βάση. Οι επιχειρήσεις αυτές ήταν στρωματοποιημένες κατά κλάδο και κατά μέγεθος με εύρος ενεργητικού ανάμεσα στα $1-$25 εκατομμύρια και μέσο μέγεθος $9.6 εκατομμύρια. Αυτό το μέσο μέγεθος ήταν ελαφρώς μεγαλύτερο από το μέσο ενεργητικό της ομάδας 1 αλλά το ακριβές ταίριασμα (*matching*) του μεγέθους του ενεργητικού φάνηκε περιττό.

Οι υγιείς επιχειρήσεις εξακολουθούσαν να υπάρχουν το 1966 και τα δεδομένα που συλλέχθηκαν αφορούσαν τα ίδια έτη όπως και αυτά των πτωχευμένων επιχειρήσεων. Για την συλλογή των χρηματοοικονομικών καταστάσεων (Ισολογισμό και Κατάσταση Αποτελεσμάτων Χρήσης) χρησιμοποίησε το εγχειρίδιο των Moodys και όρισε ως πρώτο έτος προ της πτώχευσης το έτος δημοσίευσης του τελευταίου ισολογισμού προ της Πτώχευσης με χρονικό περιορισμό τους 7,5 μήνες από το ίδιο το γεγονός της πτώχευσης. Ανάλογα ορίστηκαν και τα υπόλοιπα 4 έτη.

Εξ’ αιτίας του μεγάλου όγκου μεταβλητών που στο παρελθόν θεωρήθηκαν σημαντικοί δείκτες εταιρικών προβλημάτων, ο Altman τελικά κατέληξε σε μία αρχική λίστα 22 δυνητικά χρήσιμων δεικτών. Η αρχική αυτή λίστα καταρτίστηκε με κριτήριο την συχνότητα παρουσίας των δεικτών στην βιβλιογραφία, τη δυνητική σχετικότητά τους με την εκπονούμενη μελέτη καθώς και με μερικούς «νέους» δείκτες τους οποίους έκρινε εμπειρικά ο Altman. Αυτοί οι δείκτες ταξινομήθηκαν σε πέντε γενικές κατηγορίες οι οποίες κάλυπταν ένα ευρύ φάσμα πληροφοριών για την επιχείρηση: ρευστότητας (*liquidity*), αποδοτικότητας (*profitability*), μόχλευσης (*leverage*), φερεγγυότητας (*solvency*) και δραστηριότητας (*activity*).

Από την αρχική λίστα με τους 22 δείκτες επέλεξε τελικά μόνο πέντε δείκτες *Xi* ο συνδυασμός τον οποίων μεγιστοποιούσε την προβλεπτική ικανότητα του υποδείγματος, χωρίς απαραίτητα να παρουσιάζουν τη μεγαλύτερη στατιστική σημαντικότητα όταν εξετάζονται ξεχωριστά. Αντικειμενική επιδίωξη συνεπώς του Altman ήταν η αναζήτηση και χρησιμοποίηση εκείνων των αριθμοδεικτών οι οποίοι θα προσέφεραν την μεγαλύτερη δυνατή ανομοιογένεια μεταξύ των δύο ομάδων αλλά παράλληλα και την μεγαλύτερη ομοιογένεια εντός της ομάδας των πτωχευμένων ή μη, ξεχωριστά. Χρησιμοποίησε διαφορετικά δείγματα και τεστ σημαντικότητας (F value, T- test) προκειμένου να επαληθεύσει την σημαντικότητα των μεταβλητών μειώνοντας παράλληλα και τα ποσοστά των λαθών ταξινόμησης με ανάλογα

εντυπωσιακά αποτελέσματα αφού κατάφερε να ταξινομήσει σωστά το 95% των εταιριών του αρχικού δείγματος με ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων τύπου I (6%) και τύπου II (3%). Η τελική συνάρτηση διαφοροποίησης είχε την ακόλουθη μορφή:

$$Z = 0{,}012X_1 + 0{,}014\ X_2 + 0.033X_3 + 0{,}006\ X_4 + 0{,}999\ X_5$$

Όπου :

- X_1 = Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού (Working Capital / Total Assets)
- X_2= Παρακρατηθέντα κέρδη / Σύνολο ενεργητικού (Retaining Earnings / Total Assets)
- X_3 = Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο ενεργητικού (Earnings before interest and Taxes/ Total Assets)
- X_4= Τρέχουσα αξία μετοχών / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων (Market Value Equity / Total Liabilities)
- X_5 = Πωλήσεις / Σύνολο ενεργητικού (Sales /Total Assets)
- Z = Ο Συνδυαστικός Δείκτης (Score)

Για τη σωστή χρήση του μοντέλου οι μεταβλητές X_1, X_2, X_3 και X_4 υπολογίζονται ως απόλυτες ποσοστιαίες τιμές, για παράδειγμα αν X1= 10% τότε πρέπει να ληφθεί η τιμή 10 και όχι η τιμή 0,10. Μόνο η μεταβλητή X_5 εκφράζεται με διαφορετικό τρόπο, έτσι ώστε αν X_5= 10% τότε γράφεται ως 0,10 και όχι ως 10.

Ο δείκτης Z αποτελεί έναν συνδυαστικό δείκτη ή σκορ βάσει του οποίου γίνεται η κατάταξη σε αποτυχημένες και υγιείς επιχειρήσεις. Το παραπάνω μοντέλο θεωρείται το αρχικό (*original*) μοντέλο που προτάθηκε από τον Altman εκείνη την περίοδο. Η μεγαλύτερη συνεισφορά στη διαφοροποίηση των ομάδων της διακριτικής συνάρτησης ήταν εκείνη του δείκτη αποδοτικότητας X_3 και έπειτα ήταν οι με σειρά X_5, X_4, X_2και X_1. Με βάση αυτό το μοντέλο, ο Altman βρήκε ότι οι επιχειρήσεις με Z μεγαλύτερο από 2,99 (Z > 2,99) ήταν επιχειρήσεις που στην πραγματικότητα δεν πτώχευσαν, επιχειρήσεις με Z μικρότερο από 1,81 (Z < 1,81) ήταν επιχειρήσεις που τελικά πτώχευσαν, ενώ τιμές του Z μεταξύ 1,81 και 2,99 θεωρούνται ως περιοχή άγνοιας (*gray area or ignorance area*). Ακόμη, όσο μεγαλύτερη η πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης, τόσο μικρότερο το σκορ της. Το μοντέλο είναι εξαιρετικά ακριβές στο να ταξινομεί το 95% του συνολικού δείγματος σωστά ένα έτος πριν από τη πτώχευση. Ασφαλής πρόβλεψη μπορεί να γίνει ακόμα και 2 έτη προ της αποτυχίας με την πιθανότητα λάθους ταξινόμησης να αυξάνεται ραγδαία μετά το $2^{ο}$ έτος.

Αξίζει να σημειωθεί ότι μεταβλητές οι οποίες δεν παρουσίαζαν ενδιαφέρον σε επίπεδο μονομεταβλητής ανάλυσης, είχαν σημαντική προσφορά σε επίπεδο MDA και το αντίστροφο. Για παράδειγμα ο δείκτης Ταμειακή ροή προς Συνολικό Χρέος που είχε θεωρηθεί από τον Beaver ως ο σημαντικότερος δείκτης πρόβλεψης της οικονομικής αποτυχίας, δεν συμπεριλήφθηκε στη μελέτη του Altman λόγω έλλειψης συνέπειας και ακρίβειας στα δεδομένα των αποσβέσεων και των ταμειακών ροών. Παρόλα αυτά, τα αποτελέσματα που

επιτεύχθηκαν ήταν ανώτερα από αυτά του Beaver ο οποίος βασίστηκε μόνο σε αυτόν τον δείκτη.

Με την πάροδο του χρόνου έγιναν αρκετά σχόλια διαφόρων μελετητών σχετικά με το υπόδειγμα αυτό του Altman. Έτσι το 2000 ο Altman [2] σε μια επισκόπηση των μοντέλων Z Score και ZETA ενσωματώνοντας τα σχόλια διαφόρων ερευνητών παρουσίασε την τελική μορφή του μοντέλου Z score ως εξής :

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

Στην ουσία, το παραπάνω μοντέλο είναι το ίδιο με την αρχική μορφή του μοντέλου που πρότεινε ο Altman το 1968 με τη διαφορά ότι οι συντελεστές των δεικτών Χ1 έως Χ4 έχουν πολλαπλασιαστεί με το εκατό. Βέβαια, αυτή η μορφή προϋποθέτει ότι όλοι οι δείκτες εκφράζονται με δεκαδική μορφή και όχι ως απόλυτη ποσοστιαία τιμή.

Ο Altman, ωστόσο, επανεκτίμησε όλους τους συντελεστές στάθμισης του υποδείγματος αντικαθιστώντας παράλληλα την τρέχουσα αξία των ιδίων κεφαλαίων στην μεταβλητή X_4 με την λογιστική τους αξία (*Book value*), προκειμένου να γίνει το μοντέλο εφαρμόσιμο και σε εταιρίες του ιδιωτικού τομέα των οποίων οι μετοχές δεν διαπραγματεύονται σε κάποιο χρηματιστήριο. Έτσι, η αναθεωρημένη μορφή του υποδείγματος Z-Score ήταν η εξής:

$$Z' \text{ score} = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

Αυτό που αξίζει να σημειωθεί είναι ότι η μεταβλητή X_4 (Λογιστική αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικές υποχρεώσεις) εκτιμώμενη βάση της λογιστικής αξίας των ιδίων κεφαλαίων παρουσίαζε μειωμένη σημαντικότητα σε σχέση με το αρχικό υπόδειγμα παρόλα αυτά εξακολουθούσε να αποτελεί την τρίτη σημαντικότερη μεταβλητή του Z –score. Ακόμη, στο αναθεωρημένο υπόδειγμα η κατανομή του σκορ είναι πιο αυστηρή, ενώ η περιοχή άγνοιας είναι ευρύτερη καθώς το κάτω όριο είναι πλέον 1,23 σε αντίθεση με το 1,81 του αρχικού μοντέλου. Ειδικότερα, στο αναθεωρημένο μοντέλο το διάστημα για το οποίο δεν δύναται να γίνει ασφαλής πρόβλεψη είναι τώρα ευρύτερο (1,23- 2,90).

Τέλος, ο Altman έκανε και μια τελευταία απόπειρα τροποποίησης στο συγκεκριμένο μοντέλο αφαιρώντας την μεταβλητή X_5= Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού, προκειμένου το υπόδειγμα να μην επηρεάζεται από το μέγεθος του κάθε κλάδου (*Industry effect*). Το νέο υπόδειγμα Z''- Score το οποίο απαρτιζόταν από 4 μεταβλητές είχε την μορφή :

$$Z''\text{- Score} = 6,56X_1 + 3,26X_2 + 6,72X_3 + 1,05X_4$$

με ταυτόχρονη επανεκτίμηση των σκορ πρόκρισης – απόρριψης (*Cut off Point*).

Πλεονεκτήματα του υποδείγματος Z- Score αποτελούν η ευκολία στη χρήση του, η αξιοπιστία των αποτελεσμάτων του, η ελεύθερη διάθεσή του σε κάθε ενδιαφερόμενο χρήστη και η δυνατότητα συνεχής αναβάθμισης του.

Από την άλλη πλευρά, πρέπει να αναφερθούν και τα μειονεκτήματα όπως: η χρήση του μοντέλου μόνο σε βιομηχανικές επιχειρήσεις και η ιδιαίτερη προσοχή που χρειάζεται σε τυχόν άλλης μορφής επιχειρήσεις, η μεγάλη χρονική διασπορά και ο μικρός αριθμός του δείγματος που χρησιμοποιήθηκε αρχικά, η στατικότητα των χρηματοοικονομικών δεικτών και η παραποίηση των χρηματοοικονομικών καταστάσεων των εξεταζόμενων επιχειρήσεων που οδηγεί σε εσφαλμένη εκτίμηση του υποδείγματος και συνεπώς σε λανθασμένα συμπεράσματα.

Το 1972 ο Robert O. Edmister στην μελέτη του[48] εξέτασε τη χρησιμότητα της ανάλυσης των χρηματοοικονομικών δεικτών για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας και κατέληξε στο ότι οι έρευνες των Beaver και Altman είχαν δείξει ότι η ανάλυση των επιλεγμένων δεικτών ήταν χρήσιμη για την πρόβλεψη της αποτυχίας των μεσαίων και μεγάλων επιχειρήσεων, αγνόησαν όμως σε μεγάλο βαθμό τις μικρές επιχειρήσεις λόγω της δυσκολίας εύρεσης δεδομένων.

Ακόμη, ο Eisenbeis το 1977 [49] ανέφερε επτά λόγους για τους οποίους η εφαρμογή της διακριτικής ανάλυσης στο χώρο της χρηματοοικονομικής διοίκησης δημιουργεί προβλήματα. Υποστήριξε ότι η διακριτή ανάλυση αθετεί την υπόθεση της πολυμεταβλητής κατανομής, χρησιμοποιεί τη Γραμμική Διακριτική Ανάλυση σε περιπτώσεις που θα έπρεπε να χρησιμοποιείται η Τετραγωνική, ερμηνεύει λανθασμένα τη σημαντικότητα των ανεξάρτητων μεταβλητών, επιλέγει εκ των προτέρων πιθανότητες και το κόστος εσφαλμένων ταξινομήσεων και δεν καθορίζει με σαφήνεια τις επιλεγόμενες ομάδες.

Ο Zopounidis (1995) [44] ανέφερε ότι η μέθοδος αυτή υστερεί στο γεγονός ότι απουσιάζουν ποιοτικές μεταβλητές αλλά και στην αδυναμία της να ενσωματώσει νέες τεχνικές της χρηματοοικονομικής ανάλυσης, ο Moyer (1977) [117] αμφισβήτησε την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου και ο Deakin (1976) [40] στάθηκε στην υπόθεση της πολυμεταβλητής κανονικότητας η οποία συνήθως παραβιαζόταν με αποτέλεσμα μεροληπτικά τεστ σημαντικότητας και εκτιμήσεις λαθών.

Συνολικά, το υπόδειγμα του Altman αποτέλεσε την αφετηρία για την χρησιμοποίηση της MDA στην μελέτη της πρόβλεψης της πτώχευσης. Η στατιστική μεθοδολογία που εφάρμοσε δέχτηκε ποικίλα επικριτικά σχόλια αλλά παρόλα αυτά δεν αμφισβητήθηκε το θεωρητικό της πλαίσιο για αυτό και αποτέλεσε την βάση πολλών ανάλογων μελετών κυριαρχώντας μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 80.

2.1.3.3 - Το Υπόδειγμα “Zeta”

Το 1977 οι Altman, Haldemanκαι Narayanan [5] παρουσίασαν μια αναθεωρημένη μορφή του υποδείγματος πολυμεταβλητής ανάλυσης Z - score με την ονομασία *Zeta*. Οι λόγοι που τους οδήγησαν στο αναθεωρημένο μοντέλο ήταν κυρίως οι εξής:

- Η αλλαγή του χρηματοοικονομικού προφίλ των πτωχευμένων εταιριών καθώς το μέσο μέγεθος του ενεργητικού τους είχε αυξηθεί σημαντικά
- Η χρησιμοποίηση όσο το δυνατόν πιο πρόσφατων χρηματοοικονομικών δεδομένων (κατά την τελευταία επταετία)
- Εφαρμογή του μοντέλου και σε κλάδους εκτός της βιομηχανίας (λιανεμπόριο)
- Προσαρμογές των δεδομένων ώστε να ικανοποιούν τις αλλαγές στα πρότυπα χρηματοοικονομικής πληροφόρησης με απώτερο στόχο την επέκταση του χρονικού ορίζοντα εφαρμογής του μοντέλου
- Ενσωμάτωση των παρατηρήσεων άλλων μελετητών για την βελτίωση των αδύνατων σημείων της στατιστικής τεχνικής

Το νέο μοντέλο, ήταν ικανό να κατατάξει τις πτωχευμένες επιχειρήσεις ακόμη και πέντε έτη πριν τη πτώχευση τους σε ένα δείγμα που περιλάμβανε τόσο κατασκευαστές (*manufacturers*) όσο και λιανοπωλητές (*retailers*). Συγκεκριμένα, το μοντέλο Zeta είχε ακρίβεια πάνω από 90% για πρόβλεψη ένα χρόνο πριν την πτώχευση και 70% για πρόβλεψη πέντε έτη (και άνω) πριν την πτώχευση.

Αναλυτικά, το μοντέλο βασίστηκε σε ένα δείγμα 53 εταιριών οι οποίες πτώχευσαν την περίοδο 1969-1975. Κατόπιν έγινε η επιλογή των 58 (53+5 λόγω ανεπαρκών δεδομένων) εταιριών που θα αποτελούσαν το αντίστοιχο δείγμα των μη πτωχευμένων με βάση τον κλάδο και το μέγεθος ενεργητικού. Οι εταιρίες που επιλέχθηκαν αντιπροσώπευαν ήταν ισάξια μοιρασμένες σε βιομηχανία και λιανεμπόριο. Το μέσο μέγεθος του ενεργητικού των αποτυχημένων επιχειρήσεων ήταν περίπου$100 εκατομμύρια, ενδεικτικό του αυξανόμενου μεγέθους των πτωχεύσεων. Ως κριτήρια για την επιλογή των πτωχευμένων επιχειρήσεων είναι τα εξής: α) να είναι εισηγμένες στο βιομηχανικό κλάδο με τουλάχιστον $20 εκατομμύρια σε ενεργητικό, β) να μην έχουν εμπλακεί σε κάποια γνωστή απάτη και γ) να υπάρχουν επαρκή διαθέσιμα δεδομένα για αυτές.

Συλλέγοντας δεδομένα για τον υπολογισμό διαφόρων χρηματοοικονομικών δεικτών και άλλων μέτρων που είχαν θεωρηθεί από προηγούμενες μελέτες ότι παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες για επικείμενες αποτυχίες αλλά και συμπεριλαμβάνοντας και «νέα» βοηθητικά μέτρα, οι μελετητές κατέληξαν σε 27 μεταβλητές οι οποίες κατηγοριοποιήθηκαν σε 7 ομάδες (αποδοτικότητας, μόχλευσης, ρευστότητας, κεφαλαιοποίησης, μεταβλητότητας κερδών και μια ομάδα με ποικίλους δείκτες).

Οι Altman, Haldeman και Narayanan χρησιμοποίησαν στην συνέχεια λογαριθμικούς μετασχηματισμούς των μεταβλητών προκειμένου να βελτιώσουν την κανονικότητά τους. Προκείμενου να αντιμετωπίσουν την αυστηρή υπόθεση της DA περί ίσων πινάκων διασποράς (*dispersion matrices*) χρησιμοποίησαν την δευτεροβάθμια ανάλυση διαχωρισμού (*Quadratic*) αντί της γραμμικής (*Linear*).

Μετά από μια επαναληπτική διαδικασία για τη μείωση του αριθμού των μεταβλητών, κατέληξαν σε ένα μοντέλο με 7 μεταβλητές, οι οποίες όχι μόνο ταξινομούσαν σωστά το

δείγμα αλλά αποδείχθηκαν και οι πιο αξιόπιστες (στατιστικά σημαντικές) μετά από διάφορες δοκιμές. Με τον όρο στατιστικά σημαντικό εννοούμε εκείνο το μοντέλο το οποίο δεν βελτιώνεται σημαντικά με την εισαγωγή περισσοτέρων μεταβλητών και δεν υπάρχει μοντέλο με λιγότερες μεταβλητές από αυτό που να λειτουργεί εξίσου καλά. Οι 7 μεταβλητές με την μεγαλύτερη σημαντικότητα ήταν οι εξής :

X_1= Κέρδη προ φόρων και τόκων/Σύνολο ενεργητικού (Return on Assets (ROA) = EBIT / Total Assets)

Ο δείκτης αυτός εκφράζει την αποδοτικότητα του συνόλου των περιουσιακών στοιχείων και αποτελεί έναν ιδιαίτερα χρήσιμο δείκτη πρόβλεψης πτώχευσης, ο οποίος και χρησιμοποιήθηκε από πολλούς μελετητές στον παρελθόν [Beaver (1966), Altman (1968)] για την αξιολόγηση της αποδοτικότητας μιας εταιρίας. Παρουσιάζει τη μικρότερη σημαντικότητα σε σύγκριση με τις άλλες μεταβλητές.

X_2 = Σταθερότητα των Κερδών (Stability of Earnings)

Η σταθερότητα των κερδών μετράται από το τυπικό σφάλμα της εκτίμησης της τάσης της μεταβλητής X_1γύρω από πέντε έως δέκα έτη. Ο δείκτης αυτός κατατάσσεται δεύτερος σε σημαντικότητα.

X_3 = Κέρδη προ τόκων και φόρων/ Χρηματοοικονομικά Έξοδα (EBIT/ Total Interest payments)

Ο δείκτης αυτός, ουσιαστικά, αποτελεί τον δείκτη κάλυψης τόκων και έχει υποστεί λογαριθμικό μετασχηματισμό προκειμένου να βελτιωθεί η κανονικότητα του.

X_4 = Παρακρατηθέντα Κέρδη/ Σύνολο Ενεργητικού (Retaining Earnings / Total Assets)

Η μεταβλητή αυτή αποτέλεσε αναμφισβήτητα τον πιο σημαντικό δείκτη τόσο σε μονομεταβλητό όσο και σε πολυμεταβλητό επίπεδο καθώς συνεισέφερε κατά 25% στη συνολική ικανότητα διαφοροποίησης.

X_5 = Κυκλοφορούν Ενεργητικό/ Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (Current Assets /Current Liabilities)

Σε αντίθεση με προηγούμενες μελέτες ο δείκτης γενικής ρευστότητας θεωρήθηκε ελαφρώς μεγαλύτερης σημαντικότητας από τους υπόλοιπους δείκτες ρευστότητας όπως ο δείκτης Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού)

X_6 = Τρέχουσα αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικά Κεφάλαια (Market Value Equity / Total Capital)

Πρόκειται ουσιαστικά για έναν δείκτη κεφαλαιοποίησης (capitalization ratio).

X_7 = Μεταβολή Ενεργητικού (Μέγεθος) (Total Assets (Size))

Και αυτός ο δείκτης υπέστη λογαριθμικό μετασχηματισμό προκειμένου να ενισχυθεί η κανονικότητά μετά από κατάλληλες αναπροσαρμογές λόγω των διεθνών προτύπων χρηματοοικονομικής πληροφόρησης και των γενικά παραδεκτών λογιστικών αρχών.

Συγκριτικά με το Z-Score, το υπόδειγμα Zeta υποδεικνύει βελτιωμένη ακρίβεια στη πρόγνωση της οικονομικής αποτυχίας, βασίζεται σε δεδομένα πιο σχετικά με τις τρέχουσες συνθήκες και σε ένα μεγαλύτερο αριθμό επιχειρήσεων. Ακόμη, το νέο μοντέλο έχει ακρίβεια 96% (έναντι 94% που έχει το Z- Score) για προβλέψεις ένα έτος πριν τη πτώχευση και 70% (έναντι 36% που έχει το Z- Score) για προβλέψεις δύο με πέντε έτη πριν τη πτώχευση και είναι συμβατό για μικρού και μεσαίου μεγέθους επιχειρήσεις και όχι μόνο για μεγάλες.

2.1.3.4 - Το Μοντέλο του Springate

Το 1978 ο Gordon L.V. Springate[154]ανέπτυξε ένα μοντέλο ακολουθώντας τη διαδικασία που ανέπτυξε ο Altman. Έτσι, χρησιμοποιώντας σταδιακά μία πολλαπλή διακριτή ανάλυση επέλεξε τέσσερις από τους 19 δημοφιλέστερους δείκτες που διακρίνουν καλύτερα τις υγιείς από τις αποτυχημένες επιχειρήσεις. Το μοντέλο είχε την ακόλουθη μορφή:

$$Z = 1.03X_1 + 3.07X_2 + 0.66X_3 + 0.4X_4$$

Όπου

- X_1= Κεφάλαιο Κίνησης/ Σύνολο Ενεργητικού
- X_2= Κέρδη προ τόκων και φόρων/ Σύνολο Ενεργητικού
- X_3= Κέρδη προ φόρων/ Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- X_4= Πωλήσεις/ Σύνολο Ενεργητικού

Όσο μεγαλύτερο είναι το παραπάνω σκορ τόσο πιο υγιής είναι μια επιχείρηση ενώ όσο μικρότερο τόσο μεγαλύτερος ο κίνδυνος να καταστεί μια επιχείρηση αφερέγγυα. Για $Z < 0.862$, οι επιχειρήσεις ταξινομούνται στην ομάδα των πτωχευμένων επιχειρήσεων. Το συγκεκριμένο μοντέλο πέτυχε ακρίβεια ταξινόμησης 92,5% όταν χρησιμοποιήθηκε από τον Springate σε ένα τεστ με 40 επιχειρήσεις. Ωστόσο, το 1979 ο Botheras [25] χρησιμοποίησε το μοντέλο σε ένα δείγμα 50 επιχειρήσεων και έδειξε ότι η ακρίβεια του ήταν 88%. Ομοίως, το 1980 ο Sands εφάρμοσε το ίδιο μοντέλο σε 24 επιχειρήσεις με μέσο ενεργητικό $63.4 εκατομμύρια και βρήκε ποσοστό ακρίβειας 83,3%.

2.1.3.5 - Το Υπόδειγμα του Bathory

Το 1987 ο Bathory [14] ανέπτυξε μια διαφορετική τεχνική πρόβλεψης της πτώχευσης κατασκευάζοντας έναν νέο δείκτη Z- Score. Συγκεκριμένα, επέλεξε τις μεταβλητές που κατά τη γνώμη του αντανακλούν τα βασικά λειτουργικά χαρακτηριστικά μιας επιχείρησης και υπέθεσε ότι κάθε μεταβλητή συνεισφέρει το ίδιο στη πρόβλεψη της πτώχευσης. Για αυτό και τα βάρη (*weights*) κάθε μεταβλητής είναι ίσα. Οι μεταβλητές που θεώρησε ότι συνεισφέρουν

περισσότερο στη πρόγνωση της πτώχευσης είναι πέντε και ο νέος δείκτης Z- Score μαθηματικά απεικονίζεται ως εξής:

$$Z = 0,2X_1 + 0,2X_2 + 0,2X_3 + 0,2X_4 + 0,2X_5$$

Όπου

- X_1= Κεφάλαιο Κίνησης/ Σύνολο Ενεργητικού
- X_2= Ίδια Κεφάλαια/ Σύνολο Υποχρεώσεων
- X_3= Κέρδη προ φόρων/ Απασχολούμενο Κεφάλαιο
- X_4= Καθαρή Αξία Υλικών Περιουσιακών Στοιχείων/ Σύνολο Υποχρεώσεων
- X_5= Ακαθάριστες Ταμειακές Ροές/ Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις

Όπως και τα άλλα υποδείγματα, έτσι και αυτό χρησιμοποιήθηκε σε αρκετές εμπειρικές έρευνες στο παρελθόν και έδωσε τη δική του ερμηνεία σε προβλήματα της πτώχευσης.

2.1.3.6 -Το Υπόδειγμα Hillegeist

Το 2004 οι Hillegeist, Keating, Cram και Lundstedt [74] παρουσίασαν μια αναθεωρημένη μορφή του υποδείγματος πολυμεταβλητής ανάλυσης Z - score του Altman. Το νέο μοντέλο εκτιμήθηκε σε ένα δείγμα 77344 υγιών και 756 πτωχευμένων επιχειρήσεων την περίοδο 1980-2000. Σύμφωνα, με το αναθεωρημένο υπόδειγμα το Z-σκορ υπολογίζεται ως εξής :

$$Z= -0.08X_1+0.04X_2-0.1X_3-0.22X_4+0.06X_5$$

Το αναθεωρημένο υπόδειγμα έχει εκτιμηθεί μέσω λογιστικής παλινδρόμησης (*logistic regression*) και επιτρέπει τον έλεγχο στατιστικής σημαντικότητας των ανεξάρτητων μεταβλητών. Συγκεκριμένα, ο δείκτης βασικής ικανότητας κερδών και ο δείκτης τρέχουσας αξίας μετοχών προς σύνολο υποχρεώσεων βρέθηκαν στατιστικά σημαντικοί. Αντίθετα, ο δείκτης κεφαλαίου κινήσεως, ο δείκτης εσωτερικού ρυθμού ανάπτυξης και δείκτης ταχύτητας κυκλοφορίας ενεργητικού δεν βρέθηκαν στατιστικά σημαντικοί. Επειδή έχει εκτιμηθεί μέσω της λογιστικής παλινδρόμηση, όσο αυξάνεται το Z-σκορ, τόσο αυξάνεται και η πιθανότητα μία επιχείρηση να θεωρηθεί προβληματική.

2.1.3.7 - Συμπεράσματα Υποδειγμάτων Διακριτής Ανάλυσης

Στο παρελθόν εκατοντάδες ερευνητές χρησιμοποίησαν τη διακριτή ανάλυση και ειδικότερα την Πολυμεταβλητή Διακριτή Ανάλυση (*MDA*) προκειμένου να προβλέψουν ένα σκορ ή ένα δείκτη ο οποίος να είναι ικανός να κατατάξει τις επιχειρήσεις σε μία πτωχευμένη ή υγιή ομάδα. Κάθε ερευνητής, για να δημιουργήσει ένα ικανό υπόδειγμα πρόβλεψης της αποτυχίας, χρησιμοποίησε ένα συγκεκριμένο αριθμό επιχειρήσεων συγκεκριμένης κεφαλαιοποίησης, επέλεξε ένα συγκεκριμένο επιχειρηματικό κλάδο και μια χρονική περίοδο για την οποία υπήρχαν στοιχεία, μια συγκεκριμένη χώρα στην οποία θα αναφερόταν η έρευνα του και συμπεριέλαβε συγκεκριμένες μεταβλητές (δείκτες) που θεώρησε ότι θα

συνεισφέρουν στη προβλεπτική ικανότητα του υποδείγματος του. Επομένως, κάθε υπόδειγμα ήταν αποτέλεσμα υποκειμενικής έρευνας και τα επιλεγόμενα κάθε φορά δείγματα διέφεραν σημαντικά. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα ορισμένα υποδείγματα που αρχικά θεωρήθηκαν ότι έχουν υψηλή προβλεπτική ικανότητα, όταν εφαρμόζονταν σε τελείως διαφορετικές συνθήκες (διαφορετικό κλάδο, διαφορετική κεφαλαιοποίηση, άλλη χώρα) να χάνουν σημαντικά σε θέματα ταξινόμησης. Ακόμη, ορισμένα υποδείγματα περιορίζονταν στην αξιολόγηση βιομηχανικών/ κατασκευαστικών επιχειρήσεων, δηλαδή ήταν προσαρμοσμένα να λειτουργούν σε ένα μόνο κλάδο.

Υπάρχουν ερευνητές οι οποίοι έχουν εκφράσει τους προβληματισμούς τους όσον αφορά την αποτελεσματικότητα της διακριτής ανάλυσης όπως οι Eisenbeis [49] και Zopounidis [149] που ανέφεραν χαρακτηριστικά ότι, η απουσία ποιοτικών μεταβλητών και η αδυναμία ενσωμάτωσης νέων τεχνικών της χρηματοοικονομικής ανάλυσης δημιουργούν έντονο προβληματισμό ως προς την αποτελεσματικότητα της μεθόδου στην σημερινή εποχή.

Μειονεκτήματα επίσης αποτελούν ο αυθαίρετος διαχωρισμός των ομάδων σε πτωχευμένες και υγιείς επιχειρήσεις, το γεγονός ότι η μέθοδος δίνει μια διχοτομική ταξινόμηση των εταιριών και ότι ο υπολογισμός της στατιστικής σημαντικότητας των αποτελεσμάτων είναι μια διαδικασία ιδιαίτερα πολύπλοκη και απαιτητική. Επίσης, προβλήματα αποτελούν οι πολλές υποθέσεις στις οποίες βασίζεται με αποτέλεσμα να παραβιάζεται η ομαλότητα και η ανεξαρτησία των μεταβλητών, ο συχνά περιορισμένος αριθμός επιχειρήσεων που χρησιμοποιούνται στο δείγμα, η στατικότητα που χαρακτηρίζει τους χρηματοοικονομικούς δείκτες και η παραποίηση των χρηματοοικονομικών καταστάσεων των εξεταζόμενων επιχειρήσεων που οδηγεί σε εσφαλμένη εκτίμηση του υποδείγματος και συνεπώς σε λανθασμένα συμπεράσματα. Σε περίπτωση συχνών αλλαγών στις αρχικές συνθήκες των υποδειγμάτων υπάρχει σοβαρός κίνδυνος αποτυχίας στη πρόβλεψη της πτώχευσης. Το ίδιο ισχύει και για τις ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή τους χρηματοοικονομικούς δείκτες των οποίων η σπουδαιότητα στο να εξηγούν το κίνδυνο πτώχευσης μπορεί να μεταβάλλεται σε διαφορετικές συνθήκες. Τέλος, τα υποδείγματα αυτά αγνοούν παράγοντες που δεν μπορούν να ποσοτικοποιηθούν. Όπως είδαμε και νωρίτερα, για τον υπολογισμό του σκορ κάθε υποδείγματος απαιτείται ο υπολογισμός κάποιων χρηματοοικονομικών δεικτών από στοιχεία χρηματοοικονομικών καταστάσεων μιας επιχείρησης. Ωστόσο, υπάρχουν και κάποια ποιοτικά στοιχεία τα οποία δεν λαμβάνονται υπόψη σε αυτά τα υποδείγματα αλλά παίζουν εξίσου σημαντικό ρόλο στην απόφαση της πτώχευσης ή μη μιας επιχείρησης.

Από την άλλη πλευρά, η διακριτή ανάλυση διακρίνεται και από μία σειρά πλεονεκτημάτων. Ενδεικτικά, μέσω της MDA μπορούν να εξεταστούν δεκάδες χαρακτηριστικά μιας επιχείρησης ταυτόχρονα και να συνοψιστούν σε ένα μόνο σκορ. Ακόμη, αναλύεται ολόκληρο το προφίλ των μεταβλητών παρέχοντας τη δυνατότητα να καλύπτονται περισσότερες περιοχές της χρηματοοικονομικής ανάλυσης μιας επιχείρησης (κερδοφορία, ρευστότητα, δανεισμό, οικονομική ευρωστία και δραστηριότητα). Τέλος, τα MDA μοντέλα

διακρίνονται από την αξιοπιστία των αποτελεσμάτων τους, την ελεύθερη διάθεσή τους σε κάθε ενδιαφερόμενο, την εύκολη εφαρμογή τους καθώς και από τη συνεχή αναβάθμισή τους από αναλυτές.

Θα μπορούσαν να αφιερωθούν πολυάριθμες σελίδες για την ανάλυση υποδειγμάτων που βασίστηκαν στη διακριτική ανάλυση αλλά είναι πέρα από τα όρια της παρούσας εργασίας. Οι προγραμματιστές των μοντέλων πρόβλεψης πτώχευσης προειδοποιούν ότι οι τεχνικές αυτές θα πρέπει να χρησιμοποιούνται ως ένα εργαλείο ανάλυσης και σε καμία περίπτωση δεν θα πρέπει να αντικαταστήσουν το έμπειρο και ενημερωμένο προσωπικό της αξιολόγησης. Ακόμη, δεν τίθεται θέμα σύγκρισης κάθε ενός από αυτά τα υποδείγματα διότι είναι αδύνατο να διαπιστωθεί ποιο είναι καλύτερο ή πιο ακριβές στις προβλέψεις του καθώς κάθε υπόδειγμα στηρίζεται σε άλλες συνθήκες και ως εκ τούτου δεν μπορεί να υπάρξει κάποια κοινή βάση σύγκρισης. Ο καλύτερος, ίσως, τρόπος να χρησιμοποιηθούν αυτά τα μοντέλα είναι να τα θεωρήσουμε σαν ένα «*φίλτρο προστασίας*» για τις επιχειρήσεις που χρειάζονται περαιτέρω ανάλυση ή να καθορίσουν μια τάση για μια σειρά ετών. Για παράδειγμα, αν μια επιχείρηση παρουσιάζει πτωτική τάση για μια σειρά ετών τότε σίγουρα παρουσιάζει πρόβλημα και αυτό μπορεί να διορθωθεί αν εξεταστεί την κατάλληλη στιγμή από ένα τέτοιου είδους υπόδειγμα.

Οι παραπάνω παρατηρήσεις αποτέλεσαν και το κίνητρο επανεξέτασης ή τροποποίησης της διακριτικής ανάλυσης, σηματοδοτώντας για τους ερευνητές στη συνέχεια τη δυνατότητα υπολογισμού μιας πιθανότητας, η οποία θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως μέτρο του κινδύνου αποτυχίας των επιχειρήσεων. Για το σκοπό αυτό, αναπτύχθηκαν υποδείγματα όπως το γραμμικό, το λογιστικό (logit) και το κανονικό (probit) υπόδειγμα πιθανότητας, τα οποία παρουσιάζονται στην συνέχεια.

2.2 -Τα Μοντέλα Πιθανότητας

Τα μοντέλα πιθανότητας επιτρέπουν τη χρήση της μεθόδου της μη γραμμικής μέγιστης πιθανοφάνειας για την εκτίμηση της πιθανότητας αποτυχίας για μια σειρά χαρακτηριστικών της επιχείρησης. Τα μοντέλα αυτά βασίζονται σε μια συγκεκριμένη υπόθεση, σχετικά με την κατανομή πιθανοτήτων. Τα μοντέλα Logit υποθέτουν λογιστική κατανομή (Maddala 1977 [103], Hosmer & Lemeshow 1989 [76]), τα Probit αθροιστική κανονική κατανομή (Theil 1971 [166]), ενώ στα γραμμικά μοντέλα πιθανότητας, η σχέση μεταξύ των μεταβλητών και της πιθανότητα αποτυχίας θεωρείται ότι είναι γραμμική (Altman et al. 1981 [3]).

2.2.1 -Το Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας (*Linear Probability Model*) θεωρείται μία παραλλαγή του υποδείγματος του Altman. Το υπόδειγμα αυτό ανήκει στην κατηγορία των υποδειγμάτων ποιοτικής επιλογής και είναι μια απλή προέκταση του υποδείγματος γραμμικής παλινδρόμησης (*OLS - Ordinary Least Squares*), δηλαδή υποθέτει ότι η πιθανότητα να ανήκει

μια επιχείρηση σε μια συγκεκριμένη ομάδα είναι γραμμική συνάρτηση των χαρακτηριστικών της. Η μέθοδος υποθέτει ότι η ψευδομεταβλητή η οποία αντιπροσωπεύει την συμμετοχή της εταιρίας σε μια από τις προκαθορισμένες ομάδες (πτώχευσης ή μη) αποτελεί ένα γραμμικό συνδυασμό των n χαρακτηριστικών της υπό εξέταση εταιρίας. Μαθηματικά, το υπόδειγμα απεικονίζεται ως εξής :

$$P_i = \alpha_0 + \alpha_1 X_{i1} + \alpha_2 X_{i2} + \alpha_3 X_{i3} + \ldots + \alpha_n X_{in} + \varepsilon_i$$

όπου α_0, α_1, α_2, …, α_n είναι οι εκτιμήσεις της παλινδρόμησης των ελαχίστων τετραγώνων (*OLSR*) και X_{i1}, X_{i2}, …, X_{in} είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή οι χρηματοοικονομικοί δείκτες ή άλλα χαρακτηριστικά που αφορούν την επιχείρηση i. Η εξαρτημένη μεταβλητή P_i είναι διχοτομική και λαμβάνει δύο τιμές 1 και 0. Στην ουσία, πρόκειται για μια ποιοτική μεταβλητή η οποία μας δείχνει την πιθανότητα πτώχευσης μιας εταιρίας. Έτσι, αν:

- $P_i = 1$ η επιχείρηση θα συνεχίσει τη λειτουργία της
- $P_i = 0$ η επιχείρηση θα πτωχεύσει

Οι πρώτοι που χρησιμοποίησαν αυτό το υπόδειγμα ώστε να προβλέψουν την πτώχευση των τραπεζών ήταν οι Meyer & Pifer το 1970 [112]. Στη μελέτη τους, χρησιμοποίησαν ως ανεξάρτητες μεταβλητές τους αριθμοδείκτες που είχαν υπολογίσει από τα στοιχεία της χρήσης ένα έτος πριν από την πτώχευση. Δεν ήταν λίγοι αυτοί που χρησιμοποίησαν το Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας σε έρευνες τους πριν τους Meyer και Pifer, όχι όμως για να προβλέψουν την πτώχευση επιχειρήσεων αλλά για να προβλέψουν δύο κατηγορίες ταξινόμησης ομολογιών. Όσον αφορά τα ελληνικά δεδομένα, το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας χρησιμοποιήθηκε και από τους Gloubos & Grammatikos το 1984 [65]. Στην μελέτη τους χρησιμοποίησαν και τη διακριτική ανάλυση λαμβάνοντας το ίδιο δείγμα εμποροβιομηχανικών ελληνικών επιχειρήσεων. Στη συνέχεια, σύγκριναν την αξιοπιστία των δύο υποδειγμάτων και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το LPM έχει μεγαλύτερη προγνωστική ικανότητα όταν εφαρμόζεται σε δεδομένα από ένα έως τρία έτη πριν τη πτώχευση σε σύγκριση με τη διακριτική ανάλυση.

Το σημαντικότερο πρόβλημα του υποδείγματος είναι ότι οι τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής P_iπρέπει να βρίσκονται αυστηρά στο διάστημα [0,1]. Ωστόσο, η πιθανότητα πτώχευσης είναι δυνατόν να βρίσκεται εκτός του παραπάνω διαστήματος, οπότε και προκύπτουν προβλήματα ερμηνείας. Άλλο ένα στατιστικό πρόβλημα του υποδείγματος είναι ότι τα κατάλοιπα της συνάρτησης (ε_i) δεν ακολουθούν την κανονική κατανομή και παρουσιάζουν ετεροσκεδαστικότητα. Εξαιτίας αυτού του προβλήματος ετεροσκεδαστικότητας ο εκτιμητής ελάχιστων τετραγώνων του **β** δεν είναι αποδοτικός (*efficient*). Επίσης, υποθέτει ότι οι ανεξάρτητες μεταβλητές δεν σχετίζονται μεταξύ τους. Πάντως αξίζει να αναφερθεί ότι πολλές στατιστικές αδυναμίες του μοντέλου μπορούν να ξεπεραστούν με την υιοθέτηση της υπόθεσης ότι οι επεξηγηματικές μεταβλητές ακολουθούν την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή.

Συγκριτικά με τη διακριτική ανάλυση, αν και η LPM βασίζεται σε διαφορετικές υποθέσεις, τα αποτελέσματα των μεθόδων ήταν πανομοιότυπα. Αυτό εξηγεί εν μέρει γιατί η μέθοδος δεν έτυχε εφαρμογής σε μεγάλη κλίμακα στην μελέτη της πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας.

Στο παρελθόν, έχουν γίνει μελέτες σχετικά με τη χρήση των δύο μεθόδων και κατά πόσο η μία υποκαθιστά ή συμπληρώνει την άλλη. Σαφής προτίμηση ανάμεσα στις δύο μεθόδους δεν υπάρχει. Άλλοι μελετητές προτιμούν το LPM λόγω της ευκολίας της χρήση της (Gloubos & Grammatikos 1988 [66], Laitinen 1993 [90], Papoulias & Theodosiou 1992 [125]) ενώ άλλοι αυτή της διακριτικής ανάλυσης για να αποφύγουν τα μειονεκτήματα της πρώτης. Προκειμένου να αντιμετωπιστούν τα προβλήματα του LPM και κυρίως το πρόβλημα του διαστήματος [0,1] γίνεται χρήση των υπό συνθήκη υποδειγμάτων πιθανότητας που περιγράφονται παρακάτω.

2.2.2 - Τα Υπό Συνθήκη Μοντέλα Πιθανότητας

Όπως και τα προηγούμενα μοντέλα έτσι και αυτά ανήκουν στην κατηγορία των πολυμεταβλητών στατιστικών μεθόδων. Η κύρια διαφορά τους με το LPM είναι ότι αυτά δεν είναι γραμμικά υποδείγματα και βασίζονται σε κάποιους περιορισμούς ή συνθήκες. Τα πολυμεταβλητά υπό συνθήκη μοντέλα πιθανότητας (*multivariate conditional probability models*) βασίζονται σε μια αθροιστική συνάρτηση πιθανότητας, η τιμή της οποίας δίνει την πιθανότητα μια επιχείρηση να ανήκει σε μία από τις δύο ομάδες (υγιείς ή πτωχευμένες). Δύο σημαντικά υποδείγματα που ανήκουν σε αυτή την κατηγορία είναι το λογιστικό ή λογαριθμικό υπόδειγμα (Logit) και το κανονικό (Probit) υπόδειγμα πιθανότητας τα οποία αναλύονται παρακάτω.

2.2.2.1–Το ΥπόδειγμαLogit

Το μοντέλο πιθανότητας Logit χρησιμοποιεί τη λογιστική ή λογαριθμική παλινδρόμηση για να μετατρέψει την εξαρτημένη μεταβλητή της πιθανότητας οικονομικής αποτυχίας σε συνεχή, η οποία στη συνέχεια είναι κατάλληλη για την ανάλυση της γραμμικής παλινδρόμησης. Ο Ohlson το 1980 [120], εφάρμοσε αρχικά το μοντέλο για να περιγράψει τη σχέση μεταξύ της οικονομικής κατάστασης και των χρηματοοικονομικών δεικτών και πρότεινε ότι ήταν περισσότερο «*λογικό*» από την διακριτή ανάλυση στα προβλήματα πρόβλεψης αποτυχίας. Ο Zavgren το 1983 [180] χρησιμοποίησε την ανάλυση παραγόντων (*factor analysis*) για να αποκτήσει τις ανεξάρτητες μεταβλητές για το logit μοντέλο του. Πρόσφατα, οι Tseng και Lin [167] πρότειναν ένα «quadratic interval» μοντέλο, χρησιμοποιώντας μια τετραγωνική προσέγγιση προγραμματισμού ώστε να μπορεί να επεξεργαστεί τις δυαδικές μεταβλητές απόκρισης της λογιστικής παλινδρόμησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το νέο μοντέλο είχε βελτιωμένη απόδοση και παρείχε περισσότερες πληροφορίες στους ερευνητές.

Η Logit όπως και η γραμμική παλινδρόμηση, χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη μιας εξαρτημένης μεταβλητής χρησιμοποιώντας μία ή περισσότερες ανεξάρτητες μεταβλητές. Χρησιμοποιεί τη μέθοδο της μέγιστης πιθανοφάνειας αφού η εξαρτημένη μεταβλητή μετατραπεί σε λογαριθμική μεταβλητή. Η μέθοδος υπολογίζει δηλαδή τις λογαριθμικές πιθανότητες της εξαρτημένης μεταβλητής. Η πιο απλή μορφή του Logit μοντέλου είναι η εξής:

$$Ln\left[\frac{p}{1-p}\right] = a + bX$$

Λύνοντας την παραπάνω συνάρτηση ως προς την πιθανότητα να συμβεί ένα ενδεχόμενο καταλήγουμε στην παρακάτω εξίσωση:

$$P = \frac{e^{a+bX}}{1+e^{a+bX}}$$

Ο παραπάνω τύπος, χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό της P με βάση τις τιμές του εκτιμητή **X**.

Προφανώς, όπως και σε άλλα γραμμικά μοντέλα, είναι δυνατόν να συμπεριληφθούν περισσότερες από μία ανεξάρτητες μεταβλητές (ποσοτικές ή ποιοτικές), οπότε προκύπτει το μοντέλο της πολλαπλής Logit παλινδρόμησης:

$$Ln\left[\frac{p}{1-p}\right] = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \ldots + b_nX_n$$

Η εναλλακτικά:

$$P = \frac{e^{a+b_1X_1+b_2X_2+\ldots+b_nX_n}}{1+e^{a+b_1X_1+b_2X_2+\ldots+b_nX_n}}$$

Για το πρόβλημα της πτώχευσης μιας επιχείρησης τα X_i αντιπροσωπεύουν τους χρηματοοικονομικούς δείκτες όπως έχουν υπολογιστεί εκ των προτέρων. Οι συντελεστές του μοντέλου υπολογίζονται μεγιστοποιώντας τη λογαριθμική συνάρτηση πιθανότητας. Ο σχεδιασμός της Logit παλινδρόμησης βασίζεται στη μεθοδολογία που πρώτος ανέπτυξε ο Berkson το 1944 [19].

Στην ουσία, στο συγκεκριμένο υπόδειγμα η εξαρτημένη μεταβλητή είναι εκφρασμένη σαν λογάριθμος της πιθανότητας ότι θα συμβεί η πτώχευση ή όχι. Όσο η τιμή της μεταβλητής πλησιάζει προς τη μονάδα, μεγαλώνει και η πιθανότητα επιβίωσης για την επιχείρηση ενώ όσο πλησιάζει προς το μηδέν υπάρχει κίνδυνος πτώχευσης. Η πιθανότητα P στη συνέχεια συγκρίνεται με ένα σημείο αποκοπής (*cut-off point*) για την κατάταξη των επιχειρήσεων στις

ομάδες υγιών ή πτωχευμένων. Παράλληλα, επιχειρείται και η ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων τύπου I και τύπου II.

Κατά την εφαρμογή τουLogit υποδείγματος, δεν παίρνουμε παραδοχές όσον αφορά τις εκ των προτέρων πιθανότητες (*prior probabilities*) αποτυχίας και την κατανομή των ανεξάρτητων μεταβλητών, καθώς δεν απαιτεί μεταβλητές κανονικής κατανομής ή ίσες μήτρες διακύμανσης- συνδιακύμανσης (Ohlson 1980, Zavgren 1983).Επομένως, το Logit μοντέλο θεωρείται συχνά ως λιγότερο απαιτητικό από ότι το MDA. Παρ 'όλα αυτά, έχει δύο βασικές παραδοχές. Πρώτον, υποθέτει ότι η εξαρτημένη μεταβλητή είναι διχοτομική, με τις ομάδες να είναι διακριτές, μη επικαλυπτόμενες και αναγνωρίσιμες. Δεύτερον, τα κόστη των σφαλμάτων τύπου I και II θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη κατά τον καθορισμό του βέλτιστου σημείου αποκοπής. Ωστόσο, λόγω της υποκειμενικότητας που έχει ο υπολογισμός του κόστους αυτών των σφαλμάτων ταξινόμησης, στην πράξη οι περισσότεροι ερευνητές ελαχιστοποιούν το συνολικό ποσοστό σφάλματος και υποθέτουν εμμέσως ίσα κόστη εσφαλμένης ταξινόμησης (Zavgren 1985 [180], Koh 1992 [85], Hsieh 1993 [77]).

Τα Logit μοντέλα παρουσιάζουν συνοπτικά τα παρακάτω πλεονεκτήματα:

- Οι ανεξάρτητες και η εξαρτημένη μεταβλητή δεν είναι αναγκαίο να κατανέμονται κανονικά
- Δεν θέτει σαν απαραίτητη προϋπόθεση την ύπαρξη γραμμικής σχέσης ανάμεσα στην εξαρτημένη και τις ανεξάρτητες μεταβλητές
- Παραλείπει τη βασική υπόθεση της ομοιογένειας της διακύμανσης των μεταβλητών
- Τα κατάλοιπα της παλινδρόμησης δεν είναι απαραίτητο να διέπονται από κανονικότητα
- Δεν περιορίζεται η πιθανότητα πτώχευσης στο διάστημα [0,1] γεγονός που του δίνει σημαντικό προβάδισμα έναντι του γραμμικού υποδείγματος πιθανότητας

Αποδεικνύεται από μελέτες μετά το 1981 ότι η πιο συχνή μέθοδος που χρησιμοποιούνταν για την πρόβλεψη της πτώχευσης ήταν η Logit λόγω των περιορισμών της διακριτής ανάλυσης, καθώς ο εκτιμητής της διακριτή ανάλυσης δεν είναι τόσο συνεπής όσο ο εκτιμητής μεγίστης πιθανοφάνειας της Logit όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές δεν κατανέμονται κανονικά. Παρ’ όλα αυτά, η Logitδεν θεωρήθηκε αποτελεσματικότερη στην ταξινόμηση των εταιριών. Όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές κατανέμονται κανονικά ο εκτιμητής της DA παρουσιάζεται πιο αποτελεσματικός από τον αντίστοιχο εκτιμητή της Logit, ενώ όταν οι τιμές των ανεξάρτητων μεταβλητών δεν κατανέμονται κανονικά ο εκτιμητής της DA δεν είναι τόσο συνεπής όσο ο εκτιμητής μεγίστης πιθανοφάνειας της Logit και επομένως η Logit μέθοδος είναι περισσότερο κατάλληλη.

2.2.2.2 - Το Υπόδειγμα “O-Score” του Ohlson

Ο James Ohlson (1980) [120] ήταν ο πρώτος που ανέπτυξε ένα μοντέλο χρησιμοποιώντας τη Πολλαπλή Λογιστική Παλινδρόμηση (*Multiple Logistic Regression*) για να προβλέψει την πτώχευση των επιχειρήσεων. Αρχικά, ο Ohlson είχε κάποιους ενδοιασμούς

όσον αφορά το μοντέλο του Altman (1968) και ιδίως όσον αφορά τις αυστηρές στατιστικές απαιτήσεις που επιβάλλονταν από το μοντέλο. Έτσι, για να ξεπεράσει τους περιορισμούς, ο Ohlson χρησιμοποίησε την λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression) και κατασκεύασε ένα μοντέλο πρόβλεψης πτώχευσης των επιχειρήσεων. Ως δείγμα πήρε αμερικανικές επιχειρήσεις και εκτίμησε τη πιθανότητα αποτυχίας για κάθε μία από αυτές. Υποστήριξε ότι η μέθοδος του ξεπερνά κάποιες επικρίσεις της MDA, η οποία απαιτεί την ανάληψη μια κανονικής κατανομής της πρόβλεψης και πάσχει από τον αυθαίρετο χαρακτήρα της κατά ζεύγη επιλογής - ταιριάσματος (*pair matching*) των υγιών με των πτωχευμένων επιχειρήσεων.

Στην ουσία, ο Ohlson εφάρμοσε την ανάλυση logit σε ένα πολύ μεγαλύτερο δείγμα από αυτό του Altman. Στο υπόδειγμα του, που ονομάστηκε “Ohlson Logit Model”, κατέληξε και αυτός σε ένα σκορ όπου του έδωσε την ονομασία O-Score. Επέλεξε τελικά εννιά ανεξάρτητες μεταβλητές Xi που θεώρησε ότι συμβάλλουν αποτελεσματικά στη προβλεπτική ικανότητα των μοντέλων του, αλλά δεν έδωσε κάποια θεωρητική δικαιολογητική βάση για αυτή του την επιλογή. Οι μεταβλητές αυτές ήταν οι εξής:

- X_1= Log (Σύνολο Ενεργητικού / Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν)
- X_2= Συνολικές Υποχρεώσεις /Σύνολο Ενεργητικού
- X_3= Κεφάλαιο κίνησης /Σύνολο Ενεργητικού
- X_4= Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις /Κυκλοφορούν Ενεργητικό
- X_5= {1, εάν Σύνολο Υποχρεώσεων > Σύνολο Ενεργητικού, διαφορετικά 0}
- X_6= Καθαρά κέρδη /Σύνολο Ενεργητικού
- X_7=Δυνατότητα Αυτοχρηματοδότησης/Συνολικές Υποχρεώσεις
- X_8= {1, εάν Καθαρά Κέρδη<0 για τα τελευταία 2 χρόνια, διαφορετικά 0}
- X_9= (Καθαρά Κέρδη$_t$-Καθαρά Κέρδη$_{t-1}$)/ |Καθαρά Κέρδη$_t$|+ |Καθαρά Κέρδη$_{t-1}$|)

Στη συνέχεια, επέλεξε βιομηχανικές επιχειρήσεις για την περίοδο 1970-1976, οι οποίες ήταν αντικείμενο διαπραγμάτευσης σε χρηματιστήριο των ΗΠΑ για τουλάχιστον τρία έτη. Κατέληξε σε 105 αποτυχημένες επιχειρήσεις και 2058 μη αποτυχημένες. Αντικειμενικός σκοπός του ήταν η κατασκευή 3 μοντέλων ικανών να προγνώσουν την οικονομική αποτυχία από ένα έως τρία έτη προ της πτώχευσης. Το πρώτο μοντέλο το χρησιμοποίησε για να προβλέψει τη πτώχευση μέσα σε 1 χρόνο, το δεύτερο μέσα σε 2 χρόνια και το τρίτο για να προβλέψει τη πτώχευση μέσα σε 1 ή 2 χρόνια. Έπειτα χρησιμοποίησε μια λογιστική συνάρτηση για να προβλέψει τη πιθανότητα αποτυχίας των επιχειρήσεων χρησιμοποιώντας κάθε ένα από αυτά τα μοντέλα. Το μοντέλο αυτό υπολογίζει την πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης να ανήκει στην ομάδα πτωχευμένων ή μη, σε αντίθεση με το μοντέλο του Altman που υπολογίζει ένα σκορ με βάση το οποίο κατατάσσονται οι επιχειρήσεις σε πτωχευμένες ή μη.

Τα πιο δημοφιλή υποδείγματα εκείνης της περιόδου που χρησιμοποίησαν δεδομένα από αναπτυγμένες χώρες για την εξαγωγή συμπερασμάτων ήταν το υπόδειγμα Z-Score του Altman και το υπόδειγμα O-Score του Ohlson. Ωστόσο, ο Ohlson ισχυρίστηκε πως η μελέτη

του είχε το σημαντικό πλεονέκτημα ότι οι εκθέσεις ανέφεραν σε ποιο χρονικό σημείο οι χρηματοοικονομικές καταστάσεις ήταν προσιτές στο κοινό και άρα κάποιος μπορούσε να ελέγξει αν μια εταιρία εισήλθε στη πτώχευση πριν ή μετά την ημερομηνία εμφάνισης των οικονομικών μεγεθών της. Τόνισε, επίσης, ότι στις προηγούμενες μελέτες δεν υπήρχε σαφής καθορισμός αυτού του χρονοδιαγράμματος (*timing*). Αργότερα, το μοντέλο του Ohlson εκτιμήθηκε εκ νέου χρησιμοποιώντας δεδομένα από εισηγμένες εταιρίες στη Κίνα. Τέλος, το 1977 ο Martin [105] θεωρήθηκε ότι ήταν ο πρώτος που εφάρμοσε το υπόδειγμα Logit για να προβλέψει την πτώχευση των τραπεζών.

2.2.2.3–Το Υπόδειγμα Probit

Τα Probit υποδείγματα είναι παρόμοια με τα υποδείγματα Logit με τη μοναδική διαφορά ότι σε αυτά χρησιμοποιείται η κανονική αθροιστική κατανομή για την εύρεση της πιθανότητας πτώχευσης και όχι η λογαριθμική. Η τυποποιημένη κανονική κατανομή έχει μέση τιμή 0 και διακύμανση 1. Η συνάρτησή του υποδείγματος έχει την ακόλουθη μορφή:

$$Z= \beta_1+ \beta_2X_2+ \ldots+ \beta_\kappa X_\kappa$$

όπου F(Z) η τυποποιημένη αθροιστική κανονική κατανομή, που δίνει την πιθανότητα να προκύψει το αντίστοιχο γεγονός για κάθε τιμή του:

$$Z: Pi= F(z) = (1/\sqrt{2\pi})*e^{-(1/2)z}$$

Τα μοντέλα Logitκαι Probit καταλήγουν τις περισσότερες φορές σε παρόμοια συμπεράσματα. Ωστόσο, τα άκρα της Logit διαφέρουν από τα άκρα της Probitκατανομής και υπάρχει πιθανότητα να οδηγήσουν σε διαφορετικά αποτελέσματα, σε περίπτωση που το δείγμα δεν είναι ισοσκελισμένο. Για την εκτίμηση των παραμέτρων του Probit μοντέλου χρησιμοποιείται, όπως και στην Logit, ο εκτιμητής μεγίστης πιθανοφάνειας (OSL),όμως απαιτεί περισσότερους και πιο πολύπλοκους υπολογισμούς και αυτό το καθιστά λιγότερο εύχρηστο.

Αυτό που πρέπει να τονιστεί στη μέχρι τώρα ανάλυση μας είναι ότι η MDA, το LPM, η Logit και Probit βασίζονται σε πολλές υποθέσεις (*assumptions*) και προϋποθέτουν συγκεκριμένους περιορισμούς ώστε να οδηγήσουν με ακρίβεια σε συμπεράσματα και για το λόγο αυτό δεν τυγχάνουν ευρείας εφαρμογής. Ειδικότερα, υπάρχει ανησυχία τα μοντέλα αυτά να μην έχουν μεγάλη ακρίβεια στις προβλέψεις τους αφού επιχειρούν μέσω του γραμμικού υποδείγματος να ερμηνεύσουν μια μη γραμμική πραγματικότητα.

2.3 - Επισκόπηση των Κλασικών Στατιστικών Μοντέλων

Ο παρακάτω πίνακας παρουσιάζει μία λίστα με τα σημαντικότερα στατιστικά μοντέλα πρόβλεψης επιχειρησιακής αποτυχίας που έχουν αναπτυχθεί για ακαδημαϊκό σκοπό. Πρόκειται για μοντέλα δημοσιευμένα σε ακαδημαϊκή βιβλιογραφία, στα οποία γίνονται

συχνές αναφορές και τα οποία θεωρούνται ότι έχουν προσθέσει σε σημαντικό βαθμό στην υπάρχουσα βιβλιογραφία.

Beaver (1967)[15]	Taffler (1983)[161]	Aziz et al. (1988)[8]
Tamari (1966)[164]	Zavgren (1983)[179]	Keasey and McGuinness (1990)[83]
Altman (1968)[1]	Zmijewski (1984)[182]	Platt and Platt (1990)[130]
Deakin (1972)[39]	Micha (1984)[113]	Declerc et al. (1991)[42]
Edmister (1972)[48]	Ooghe and Verbaere (1985)[124]	Laitinen (1992)[89]
Blum (1974)[23]	Gentry et al. (1985)[61]	Ooghe et al. (1993)[123]
Altman et al. (1977)[5]	Zavgren (1985)[180]	Sheppard (1994)[145]
Deakin (1977)[41]	Moses and Liao (1987)[116]	Lussier and Corman (1994)[102]
Taffler and Tisshaw (1977)[162]	Keasey and Watson (1987)[83]	Altman et al. (1995)[4]
van Frederikslust (1978)[168]	Peel and Peel (1987)[128]	Lussier (1995)[101]
Bilderbeek (1979)[22]	Betts and Belhoul (1987)[20]	Mossman et al. (1998)[117]
Ohlson (1980)[120]	Gombola et al. (1987)[67]	Charitou and Trigeorgis (2000)[32]
Dambolena and Khoury (1980)[38]	Gloubos and Grammatikos (1988)[66]	Becchetti and Sierra (2002)[17]
Taffler (1982)[160]	Swanson and Tybout (1988)[159]	Charitou et al. (2004)[31]

Πίνακας 1 - Επισκόπηση των Κλασσικών Στατιστικών Μεθόδων

Κεφάλαιο 3

Νεότερες Τεχνικές Πρόβλεψης της Πτώχευσης

Τα τελευταία χρόνια, οι μελετητές βρίσκονται συνεχώς αντιμέτωποι με προβλήματα πρόβλεψης της πτώχευσης και του κινδύνου για τα οποία δυσκολεύονται να καθορίσουν μια σαφή και δομημένη διαδικασία αντιμετώπισης και τα οποία επιβάλλουν την εξέταση και την ανάλυση ενός μεγάλου όγκου δεδομένων και πληροφοριών. Έγινε λοιπόν επιτακτική η ανάγκη για περισσότερο ολοκληρωμένες μεθόδους και τεχνικές οι οποίες θα είναι ικανές να συνδυάσουν κατάλληλα τις υπάρχουσες στατιστικές τεχνικές με τα ποιοτικά χαρακτηριστικά, τα οποία είχαν αγνοηθεί από τα στατιστικά μοντέλα.

Μια σειρά από παράγοντες, όπως η αυξημένη αβεβαιότητα, η καθυστερημένη αντίδραση στις αλλαγές έφεραν στο προσκήνιο τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (*Artificially Intelligent Expert System -AIES*) τα οποία μπορούν να χαρακτηρισθούν ως πρόσφατες ανεπτυγμένες μεθοδολογίες και τεχνολογίες οι οποίες ήρθαν στο προσκήνιο στις αρχές της δεκαετίας του 90. Τα μοντέλα αυτά είναι τα καταλληλότερα στο να συλλέγουν, να εξερευνούν και να μοντελοποιούν μεγάλο αριθμό δεδομένων και στη συνέχεια να αντλούν κρυμμένη πληροφόρηση μέσω του τρόπου εφαρμογής τους. Η βασική επιτυχία των μοντέλων αυτών είναι η νοημοσύνη, η κρίση και η κατάρτιση των χειριστών τους που θα τα τροφοδοτήσουν με τα απαραίτητα στοιχεία και θα δημιουργήσουν τις κατάλληλες μεταβλητές και παραμέτρους και όχι μόνο τις παραμέτρους του γενικότερου περιβάλλοντος της επιχείρησης.

Έχει εμφανιστεί λοιπόν μια πληθώρα μοντέλων τα οποία έχουν την βάση του σε τεχνικές από το χώρο της τεχνητής νοημοσύνης όπως τα Νευρωνικά Δίκτυα (*Neural Networks*) και τα Έμπειρα Συστήματα (*Expert Systems*), τεχνικές από το χώρο της Πολυκριτήριας Ανάλυσης Αποφάσεων (*Multicriteria Decision Analysis*) και των Συστημάτων Υποστήριξης Αποφάσεων (*Decision Support Systems - DSS*), μεθόδους όπως ο Αναδρομικός Αλγόριθμος Διαφοροποίησης (*Recursive Partitioning Algorithm*), οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (*Genetic Algorithms, GA*), ο Μαθηματικός Προγραμματισμός και οι τεχνικές της Θεωρίας των Προσεγγιστικών Συνόλων (*Rough Sets*).

Στη συνέχεια, γίνεται μία σύντομη περιγραφή για κάθε μία από αυτές τις νεότερες τεχνικές, οι οποίες κερδίζουν συνεχώς έδαφος έναντι των παραδοσιακών μεθόδων. Επιπλέον, γίνεται μια σύγκριση των στατικών μοντέλων με τα μοντέλα κινδύνου και αναφέρονται οι λόγοι για τους οποίους τα τελευταία υπερτερούν. Πρέπει να τονιστεί ότι υπάρχει ένας μεγάλος αριθμός νέων ή εναλλακτικών μεθόδων που έχουν χρησιμοποιηθεί και χρησιμοποιούνται ακόμη και σήμερα για την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων,

ωστόσο η ανάλυση επικεντρώθηκε σε εκείνες τις τεχνικές που θεωρήθηκαν περισσότερο αντιπροσωπευτικές όλων των κατηγοριών.

3.1 - Μη Παραμετρικές Τεχνικές

Οι τεχνικές που έχουν αναφερθεί έως τώρα κατατάσσονται στη κατηγορία των παραμετρικών τεχνικών, δηλαδή εκείνων των στατιστικών και οικονομετρικών μεθόδων οι οποίες αποτελούν τον «παραδοσιακό» τρόπο αντιμετώπισης ενός προβλήματος. Τα υποδείγματα αυτά χρησιμοποιούσαν μόνο ποσοτικά χαρακτηριστικά, δηλαδή οικονομικά δεδομένα όπως προκύπτουν από τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις κάθε επιχείρησης, τα οποία χρησιμοποιούνταν για τον υπολογισμό κατάλληλων χρηματοοικονομικών δεικτών κερδοφορίας, ρευστότητας, δραστηριότητας και τραπεζικού δανεισμού. Αυτό το μέρος της ανάλυσης καλείται «εκτίμηση των αντικειμενικών παραγόντων».

Ωστόσο, τα τελευταία έτη, αναπτύσσονται ταχέως οι μη-παραμετρικές τεχνικές, οι οποίες χαρακτηρίζονται από αυξημένη ευελιξία καθώς δεν υπόκεινται στις περιοριστικές στατιστικές υποθέσεις των παραμετρικών τεχνικών. Πρέπει να τονιστεί εδώ ότι σε μία μελέτη για την πρόγνωση της οικονομικής αποτυχίας είναι πολύ σημαντικό να λαμβάνονται υπόψη και ποιοτικά δεδομένα, δηλαδή στοιχεία που δεν αποτιμώνται άμεσα με χρηματοοικονομικούς όρους, όπως η θέση της επιχείρησης στην αγορά, η ικανότητα της διοίκησης στη λήψη αποφάσεων, η αξιοπιστία του επιχειρηματία, η ποιότητα του μάνατζμεντ, η πορεία της επιχείρησης, η εταιρική διακυβέρνηση της , ο ρόλος και ο χαρακτήρας της. Τα ποιοτικά χαρακτηριστικά παρουσιάζουν αιτιώδεις σχέσεις που μπορούν να υπολογιστούν μόνο με έναν υποκειμενικό τρόπο γι’ αυτό και συχνά αποκαλούνται υποκειμενικοί παράγοντες. Το κενό αυτό λοιπόν έρχονται να καλύψουν οι μη παραμετρικές τεχνικές, οι οποίες έχουν την ικανότητα να προσαρμόζονται ανάλογα με τα χρησιμοποιούμενα δεδομένα είτε ως γραμμικά είτε ως μη-γραμμικά υποδείγματα ταξινόμησης.

Στην κατηγορία των μη παραμετρικών τεχνικών περιλαμβάνονται μέθοδοι από τον χώρο της επιχειρησιακής έρευνας και της τεχνητής νοημοσύνης, όπως τα Νευρωνικά Δίκτυα, η Πολυκριτήρια Ανάλυση Αποφάσεων, οι Αναδρομικοί Αλγόριθμοι Διαφοροποίησης, τα Προσεγγιστικά Σύνολα, Εφαρμογές Μαθηματικού Προγραμματισμού και άλλα, τα οποία αναλύονται στην συνέχεια.

3.1.1 - Νευρωνικά Δίκτυα

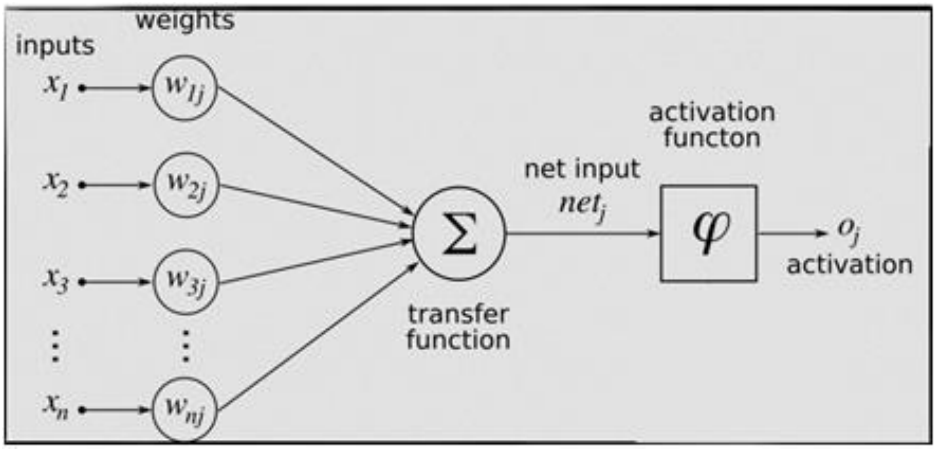
Τα Νευρωνικά Δίκτυα (*Neural Networks*) ανήκουν στον χώρο της τεχνητής νοημοσύνης (*Artificial Intelligence*) και είναι μία από τις πιο διαδεδομένες μεθόδους που εφαρμόζονται σήμερα στην χρηματοοικονομική ανάλυση και στην πρόβλεψη της πτώχευσης (ονομάζονται και *Artificial Neural Networks – ANNs*) . Σκοπός τους είναι η κατανόηση των ανθρώπινων διαδικασιών σκέψης, ώστε να γίνει δυνατή η μοντελοποίηση και ο προγραμματισμός τους σε

ηλεκτρονικό υπολογιστή, ο οποίος θα μπορεί να επιλύσει προβλήματα με τον ίδιο τρόπο όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος.

Η μέθοδος των νευρωνικών δικτύων μπορεί να οριστεί ως μια υπολογιστική προσέγγιση που βασίζεται σε μαθηματικά μοντέλα εμπνευσμένα από βιολογικές θεωρίες επεξεργασίας των πληροφοριών. Τυπικά, ο υπολογισμός επιτυγχάνεται με επεξεργασία ενός αριθμού στοιχείων συνδεδεμένων σε πολλά επίπεδα. Κάθε στοιχείο επεξεργασίας αναλογεί σε ένα νευρώνα, το θεμελιώδες κύτταρο οποιουδήποτε κεντρικού νευρικού συστήματος. Ο νευρώνας μοντελοποιήθηκε μαθηματικά για πρώτη από τους McCulloch & Pitts το 1943 [106]. Αν και δεν πρόκειται για μία νέα μέθοδο, οι πρόσφατες εξελίξεις έχουν ενθαρρύνει τη χρήση τους σε μία πληθώρα λογιστικών και οικονομικών εφαρμογών, όπως σε αξιολογήσεις ομολόγων (Dutta & Shekhar 1988 [47], Surkan & Ying 1991 [158]) και στην πρόβλεψη των κινήσεων των τιμών των μετοχών (Yoon 1993 [177]). Οι μελέτες αυτές έδειξαν ότι τα ANNs έχουν τη δυνατότητα να πετύχουν μεγαλύτερη διακριτή ισχύ συγκριτικά με άλλες εναλλακτικές μεθόδους. Τα ANNs συχνά προτείνονται για προβλήματα αναγνώρισης προτύπων, καθώς και σε προβλήματα όπου δεν υπάρχει διαθέσιμη θεωρία μοντέλων. Οι Hawley, D., J. Johnson, και Δ. Raina (1990) [73] επισήμαναν ότι τα ANNs εφαρμόζονται πιο αποτελεσματικά στην ταξινόμηση, στην συσχετιστική μνήμη και στην ομαδοποίηση. Η πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας ανήκει σε αυτήν την κατηγορία.

Τα ANNs αποθηκεύουν την πληροφορία σε μορφή προτύπων (*patterns*) και είναι σε θέση να μάθουν από την εμπειρία της επεξεργασίας τους. Σε αντίθεση με τις MDA και logit μεθόδους, τα ANNs επιβάλλουν λιγότερο περιοριστικές απαιτήσεις στα δεδομένα (όπως την γραμμικότητα) και είναι ιδιαίτερα χρήσιμα για την αναγνώριση και την εκμάθηση πολύπλοκων σχέσεων μεταξύ των δεδομένων. Ωστόσο, αποτελούν «μαύρα κουτιά», υπό την έννοια ότι δεν αποκαλύπτουν τον τρόπο με τον οποίο σταθμίζουν τις ανεξάρτητες μεταβλητές και επομένως δεν μπορεί να προσδιοριστεί ο ρόλος της κάθε μεταβλητής ξεχωριστά. Σε γενικές γραμμές, η ακρίβεια ταξινόμησης των ANN θεωρείται συγκρίσιμη με αυτήν των logit και MDA μοντέλων. Το βασικότερο χαρακτηριστικό τους είναι η ικανότητά τους στο να εκπαιδεύονται παρά να προγραμματίζονται μέσω παραδειγμάτων τα οποία εισάγει ό αναλυτής.

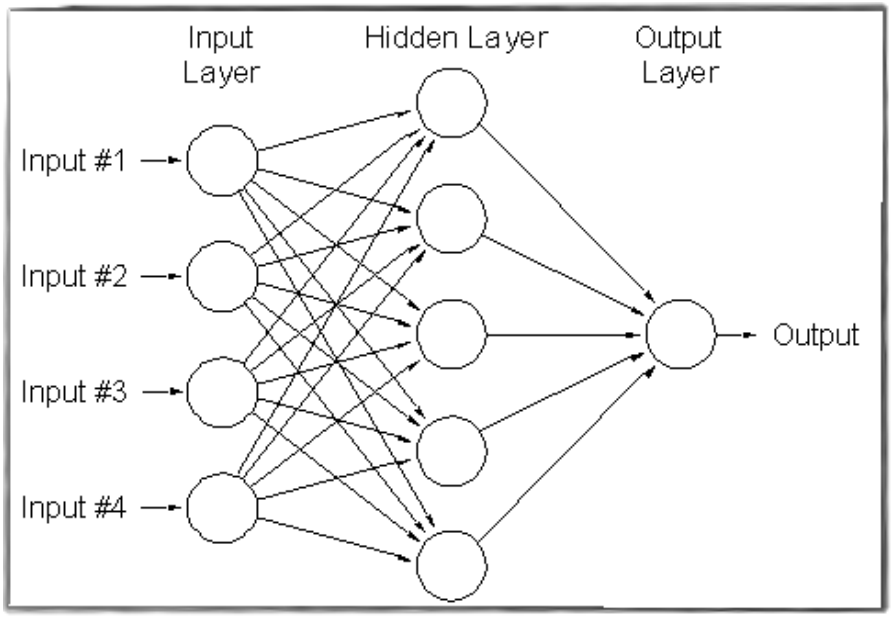
Όπως φαίνεται από το παρακάτω απλοποιημένο σχήμα, ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο λαμβάνει πληροφορίες στην είσοδο (inputs) με πληροφοριακό υλικό από το περιβάλλον στο οποίο δραστηριοποιείται. Κάθε σήμα σταθμίζεται μέσω ενός ειδικού βάρους (weight) το οποίο και αποτελεί τον βαθμό επιρροής της εισόδου στο νευρώνα. Στη συνέχεια υπολογίζεται ένα σταθμισμένο άθροισμα όλων των σημάτων εισόδου μέσω μίας συνάρτησης μεταφοράς (transfer faction), το οποίο αποστέλλεται σε μία συνάρτηση ενεργοποίησης (activation function) προκειμένου να δημιουργηθεί το τελικό σήμα εξαγωγής (output).



Εικόνα 1 : Διαγραμματική Απεικόνιση του Νευρωνικού Δικτύου

Στη γενική τους μορφή, τα ANN αποτελούνται από τρία επίπεδα - στρώματα (layers) κάθε ένα από τα οποία περιέχει μια συλλογή από στοιχεία επεξεργασίας (Εικόνα 2). Η δομή ενός τυπικού νευρωνικού δικτύου αποτελείται από τα εξής:

- Το επίπεδο εισόδου αποτελείται από «κόμβους», έναν για κάθε εξεταζόμενο κριτήριο, δηλαδή έναν για κάθε χρηματοοικονομικό δείκτη στη περίπτωση της πρόγνωσης της χρηματοοικονομικής αποτυχίας
- Το επίπεδο εξόδου αποτελείται και αυτό από έναν αριθμό κόμβων όπου στη περίπτωση προβλημάτων ταξινόμησης ο αριθμός αυτός είναι ίσος με τις κατηγορίες ταξινόμησης (δύο για τα προβλήματα πτώχευσης –πτωχευμένες και υγιείς επιχειρήσεις)
- Το ενδιάμεσο κρυφό επίπεδο (hidden layer) αποτελείται και αυτό από κόμβους



Εικόνα 2 : Τα επίπεδα - στρώματα ενός του Νευρωνικού Δικτύου

Κάθε νευρώνας λειτουργεί ανεξάρτητα από τους άλλους, λαμβάνει πληροφορίες από τις εισόδους, εκτελεί μια προκαθορισμένη επεξεργασία και παράγει μία μόνο έξοδο. Όλοι, όμως,

οι νευρώνες συνδέονται μεταξύ τους με συνδέσεις οι οποίες πολλαπλασιάζονται με κάποια βάρη τα οποία προσδιορίζονται από τη διαδικασία εκμάθησης του νευρωνικού δικτύου. Η διαδικασία αυτή συνεπάγεται την ικανότητα του νευρωνικού δικτύου να μαθαίνει. Έτσι, τα νευρωνικά δίκτυα χρειάζονται ένα δείγμα εκμάθησης (training data) ώστε μετά από αρκετές επαναλήψεις πάνω σε αυτό να καταλήξουν σε ένα βέλτιστο γενικευμένο μοντέλο. Σύμφωνα με τους Galindo και Tamayo (1997) [59], ο αριθμός των επαναλήψεων δεν είναι σταθερός αλλά εξαρτάται από την επιλεγόμενη συνάρτηση, τον χρησιμοποιούμενο αλγόριθμο εκμάθησης και την ποιότητα των δεδομένων του δείγματος εκμάθησης.

Η πιο συνηθισμένη μέθοδος που χρησιμοποιείται για την εκμάθηση ενός νευρωνικού δικτύου είναι η μέθοδος της ανάδρασης (*back propagation*) κατά την οποία το αποτέλεσμα που προκύπτει συγκρίνεται με γνωστές ισχύουσες τιμές. Στη συνέχεια, μετά από κάθε σύγκριση, προσαρμόζονται ανάλογα τα βάρη και υπολογίζεται ένα νέο αποτέλεσμα. Μετά από αρκετές επαναλήψεις ελαχιστοποιούνται τα σφάλματα και το νευρωνικό δίκτυο αποτελεί πλέον ένα πολύ καλό μοντέλο πρόβλεψης. Επίσης χρησιμοποιείται και η μέθοδος «Genetic Algorithms Learning», η οποία αποτελεί μία στοχαστική τεχνική που βασίζεται σε αποκτηθείσες εμπειρίες με σκοπό τη βελτιστοποίηση του αποτελέσματος.

Είναι βολικό να σκεφτούμε ένα νευρωνικό δίκτυο ως μία στατιστική μέθοδο που δεν επιβάλλει ένα εκ των προτέρων μοντέλο στα δεδομένα. Σε αντίθεση με την γραμμική διακριτή ανάλυση, δεν επιβάλλονται περιορισμοί σχετικά με την πολυπλοκότητα του μοντέλου πρόβλεψης. Ένα μειονέκτημα αυτής της προσέγγισης είναι ότι ο ερευνητής θα πρέπει να αποφασίσει τη φυσική αρχιτεκτονική του δικτύου, κάτι το οποίο γίνεται με δοκιμή και σφάλμα, μεταβάλλοντας τον αριθμό των στρωμάτων, τον αριθμό των στοιχείων επεξεργασίας κάθε στρώματος, τη φύση των προτύπων σύνδεσης, κτλ.

Ένα πλήθος ερευνητών πραγματοποίησαν μελέτες σχετικά με τις διάφορες μεθόδους των νευρωνικών δικτύων για την πρόβλεψη της αποτυχίας, και η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη είναι η μέθοδος ανάδρασης τριών στρωμάτων (Back-Propagation NN - BPNN), στην οποία το κρυμμένο στρώμα καθορίζει τις σχέσεις αντιστοίχισης μεταξύ των στρωμάτων εισόδου και εξόδου και οι σχέσεις μεταξύ των νευρώνων αποθηκεύονται ως βάρη των συνδετικών δεσμών (Odom and Sharda 1990 [119], Chen and Du 2009 [35], Lin 2009 [100]). Το πιθανολογικό (Probabilistic NN - PNN) επίσης χρησιμοποιείται ευρέως για την πρόβλεψη και χρησιμοποιεί Μπεϋζιανή θεωρία λήψης αποφάσεων που βασίζεται σε εκτίμηση της πυκνότητας πιθανότητας στο χώρο των δεδομένων (Wu, Liang & Yang 2008 [175], Yang, Platt & Platt 1999 [176]).

Μερικές από τις πιο δημοφιλείς αρχιτεκτονικές νευρωνικών δικτύων είναι τοδίκτυο πολλαπλών στρωμάτων (*Multi-Layer Perceptron - MLP*) [138], το δίκτυο ακτινικών συναρτήσεων βάσης (*Radial Basis Function Network - RBFN*) [115], το πιθανολογικό νευρωνικό δίκτυο (*PNN*) [153], το νευρωνικό δίκτυο συσχέτισης καταρράκτη (*Cascade Correlation-Cascor*) [52], η κβαντοποίηση διανυσμάτων εκμάθησης (*Learning Vector Quantization - LVQ*)

[63,86], ο χάρτης αυτο-οργάνωσης χαρακτηριστικών (*Self-Organizing Feature Map - SOM*) [86]. Οι μέθοδοι αυτές διαφέρουν σε πολλές πτυχές όπως στον τύπο εκμάθησης, τον μηχανισμό σύνδεσης των κόμβων και τον αλγόριθμο εκπαίδευσης.

Οι επιδώσεις των μοντέλων νευρωνικών δικτύων στον τομέα της πρόβλεψης συχνά συγκρίνονται με εκείνες των μοντέλων MDA και Logit. Μια σειρά από μελέτες έχουν δείξει ότι τα μοντέλα νευρωνικών δικτύων έχουν γενικά μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα από ότι οι στατιστικές μέθοδοι [29, 55, 94, 97, 129, 133, 175, 181].

Εφαρμογές

Η πρώτη εφαρμογή των νευρωνικών δικτύων πάνω στο πρόβλημα της πρόβλεψης της πτώχευσης έγινε από τους Odom και Sharda (1990) [119] οι οποίοι πραγματοποίησαν μια σύγκριση των αποτελεσμάτων που βρήκαν με τη χρήση ενός υποδείγματος νευρωνικών δικτύων και των αντίστοιχων με τη χρήση της διακριτής ανάλυσης. Το συμπέρασμα που προέκυψε ήταν ότι η χρήση της διακριτής ανάλυσης καταλήγει σε χαμηλότερα ποσοστά επιτυχών ταξινομήσεων τόσο για το δείγμα εκμάθησης όσο και για το δείγμα ελέγχου.

Ανάλογα ήταν και τα συμπεράσματα των Salchengerger et al το 1992 [139], οι οποίοι σύγκριναν ένα υπόδειγμα νευρωνικών δικτύων με το λογιστικό υπόδειγμα πιθανότητας (logit) αυτή τη φορά ώστε να προβλέψουν την πτώχευση. Το υπόδειγμα των νευρωνικών δικτύων είχε πολύ υψηλότερη προβλεπτική ικανότητα από αυτή του logit.

Παρόμοια μελέτη επιχείρησαν και οι Zhang et al το 1999 [181], οι οποίοι εφάρμοσαν ένα υπόδειγμα νευρωνικών δικτύων και ένα logit υπόδειγμα σε ένα δείγμα 396 βιομηχανικών επιχειρήσεων που πτώχευσαν στις ΗΠΑ την περίοδο 1980-1991. Το εύρος των σωστών ταξινομήσεων με τη χρήση των νευρωνικών δικτύων ήταν 77.27%-84.09%, ενώ αντίστοιχα με τη χρήση της λογιστικής παλινδρόμησης ήταν 75%-81.82%.

Ο Atiya (2001) [7] χρησιμοποίησε μερικούς καινοτόμους δείκτες σχετιζόμενους με την χρηματιστηριακή τιμή της μετοχής μιας εταιρίας όπως μεταβλητότητα τιμής, το δείκτη τιμής / ταμειακή ροή, τις αλλαγές στην μεταβλητότητα της τιμής και άλλους, βασιζόμενος στο ότι στην τρέχουσα τιμή διαπραγμάτευσης αντικατοπτρίζονται και τα πιθανά χρηματοοικονομικά προβλήματα πριν καν αποτυπωθούν στις οικονομικές καταστάσεις. Κατάφερε έτσι να πετύχει καλύτερα ποσοστά ταξινόμησης μέσω των νευρωνικών δικτύων σε σχέση με τις παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές.

Στην μελέτη των Kotsiantis, Koumanakos, Tzelepis και Tampakas (2006) [88] η πρόγνωση της πτώχευσης εξετάστηκε παράλληλα με την δυνατότητα εντοπισμού των παραποιημένων χρηματοοικονομικών καταστάσεων (*falsified financial statements*). Με την χρήση των νευρωνικών δικτύων οι ερευνητές κατέληξαν στις μεταβλητές οι οποίες φαίνεται να επηρεάζουν πιο αποτελεσματικά την πρόβλεψη της πτώχευσης :

- Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού
- Ίδια Κεφάλαια / Απασχολούμενα κεφάλαια
- Ποσοστό Αύξησης Καθαρού Εισοδήματος

Κατάφεραν να διαγνώσουν την πτώχευση με ποσοστό ακριβείας πάνω από 68% έως και τρία έτη πριν και με ακρίβεια πάνω από 72% το τελευταίο έτος πριν από την οικονομική αποτυχία.

Πλεονεκτήματα - Μειονεκτήματα

Στα πλεονεκτήματα της μεθόδου των Νευρωνικών δικτύων ανήκει το γεγονός ότι δεν απαιτούν ικανοποίηση αυστηρών υποθέσεων, είναι κατάλληλα για περίπλοκους υπολογισμούς, δίνουν την δυνατότητα χρησιμοποίησης ποιοτικών μεταβλητών, αντιμετωπίζουν την ύπαρξη αυτοσυσχέτισης μεταξύ των μεταβλητών και είναι φιλικά προς τον χρήστη.

Ωστόσο, οι μελετητές δεν έχουν καταλήξει σε κάποιο ξεκάθαρο συμπέρασμα όσον αφορά την αποτελεσματικότητα των νευρωνικών δικτύων ως μέθοδο ταξινόμησης, διότι τα νευρωνικά δίκτυα έχουν συγκεκριμένα εγγενή μειονεκτήματα όπως είναι η εκ των προτέρων επιλογή των μεταβλητών, η δυσκολία στην ερμηνεία των σχέσεων που χαρακτηρίζουν τις παραμέτρους των δικτύων, η αδυναμία ερμηνείας του αποτελέσματος λόγω του ότι οι παράγοντες που οδήγησαν στη πρόβλεψη δεν είναι προφανείς και το ότι απαιτούν αυξημένο υπολογιστικό φόρτο και υψηλής ποιότητας δεδομένα. Τέλος, τα νευρωνικά δίκτυα είναι ευάλωτα στην υπέρ-προσαρμογή (*overfiting*), δηλαδή παράγουν πολύ ακριβή μοντέλα πρόβλεψης χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκμάθησης αλλά δημιουργούν μικρής ακρίβειας μοντέλα όταν χρησιμοποιούν νέα δεδομένα.

Επιπρόσθετα, τα ANNs επικρίνονται συχνά για τη δυσκολία στην κατανόησή τους, επειδή όπως αναφέραμε η σύνθετη δομή τους αποτελεί ένα κρυφό στρώμα ή «μαύρο κουτί» για τους υπεύθυνους λήψης αποφάσεων. Για να ξεπεραστεί αυτό το μειονέκτημα, οι Baesens et el. (2003) [9] πήραν την γνώση που εμπεριέχεται στα δίκτυα και την εξέφρασαν ως επεξηγηματικούς κανόνες και πίνακα αποφάσεων και οι Setiono et al (2011) [143] πρότειναν μια νέα προσέγγιση για την εκπαίδευση μικρών ANN που μπορούν εύκολα να δημιουργήσουν περιεκτικούς και κατανοητούς κανόνες ταξινόμησης για το χρήστη.

Παρόλα τα μειονεκτήματα τους τα νευρωνικά δίκτυα έχουν τη δυνατότητα παράλληλης επεξεργασίας των δεδομένων και είναι ικανά να αναπαριστούν μη γραμμικές συμπεριφορές. Έτσι, πολλές φορές παρέχουν καλύτερα αποτελέσματα από τις στατιστικές ή οικονομετρικές τεχνικές, ιδιαίτερα όταν η πολυπλοκότητα του προβλήματος του προβλήματος αυξάνει.

3.1.2 - Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων

Τα κλασσικά υποδείγματα όπως είδαμε, βασίζονταν εξολοκλήρου σε ποσοτικές μεταβλητές χωρίς να λαμβάνουν υπόψη τα ποιοτικά χαρακτηριστικά των εξεταζόμενων εταιριών τα οποία ήταν δύσκολο να εκτιμηθούν. Ο Libby το 1975 [99] παρατήρησε ότι οι μη ποσοτικές μεταβλητές είναι δύσκολο αλλά όχι και αδύνατο να συμπεριληφθούν σε ένα κλασσικό υπόδειγμα βασιζόμενο στην ανάλυση διαφοροποίησης. Αναγνωρίζοντας την επιτακτική ανάγκη δημιουργίας πιο ολοκληρωμένων μελετών στην πρόγνωση της πτώχευσης τα συστήματα λήψης αποφάσεων (*Decision Support Systems – DSS*) τα οποία χρησιμοποιούνταν ήδη (Roy 1977 [136]) καθώς και τα πολύ-κριτήρια συστήματα υποστήριξης αποφάσεων (*Multi-Criteria Decision Analysis*), παρείχαν για πρώτη φορά την δυνατότητα στον ερευνητή ενός συνδυασμού τόσο ποσοτικών όσο και ποιοτικών μεταβλητών. Με την ανάλυση αυτή, επιτυγχάνεται η λήψη «ικανοποιητικών» αποφάσεων σε αντίθεση με τις προγενέστερες έρευνες όπου κατέληγαν στις «βέλτιστες» αποφάσεις.

Ένα DSS πρόκειται για ένα πληροφοριακό σύστημα το οποίο υποστηρίζει τη διαδικασία λήψης αποφάσεων σε ημιδομημένα ή μη δομημένα προβλήματα απόφασης με πολλαπλά κριτήρια, παρέχοντας πρόσβαση σε βάσεις δεδομένων, μοντέλα και τεχνικές ανάλυσης. Τα DSS είναι ευέλικτα και προσαρμόζονται εύκολα στις μεταβολές του περιβάλλοντος απόφασης και στις προτιμήσεις του κάθε ενδιαφερόμενου. Τα πολύ-κριτήρια DSS μπορούν να συνδυάσουν κατάλληλα διαφορετικούς τύπους μεταβλητών και έτσι προσεγγίζουν ρεαλιστικά τα πολύπλοκα προβλήματα λήψης αποφάσεων και επιτρέπουν στον χρήστη να αλληλεπιδρά με το σύστημα θέτοντας τις παραμέτρους και τα δεδομένα τα οποία θα χρησιμοποιηθούν.

Τα πλεονεκτήματα που παρουσιάζει η πολυκριτήρια ανάλυση αποφάσεων έχουν οδηγήσει στην ανάπτυξη αξιόπιστων υποδειγμάτων αλλά και πολλών εφαρμογών για την εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης των επιχειρήσεων. Ενδεικτικά αναφέρουμε τους Slowinski & Zopounidis (1995) [149], Dimitras et Al (1999) [43].

3.1.3 - Ο Αλγόριθμος Αναδρομικής Διαφοροποίησης

Ο Αναδρομικός Αλγόριθμος Διαφοροποίησης (*Recursive Partitioning Algorithm - RPA*) πρόκειται για μία μη παραμετρική μέθοδο ταξινόμησης. Έχει τα χαρακτηριστικά τόσο της κλασικής μονομεταβλητής προσέγγισης όσο και των πολυμεταβλητών τεχνικών. Το μοντέλο που προκύπτει από τον RPA έχει τη μορφή ενός δυαδικού δένδρου ταξινόμησης το οποίο δέχεται μία σειρά αντικειμένων (στην περίπτωση της πρόβλεψης εταιρίες) και τα εκχωρεί σε ομάδες.

Η ιδέα του αλγόριθμου αναπτύχθηκε το 1976 από τον Jerome H. Friedman [57], με σκοπό την χρήση του για την κατηγοριοποίηση ενός δείγματος σε ομάδες. Συγκεκριμένα παρατήρησε ότι στα προβλήματα ταξινόμησης οι απαραίτητες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας που χρησιμοποιεί το μοντέλο είναι είτε εν μέρη είτε τελείως άγνωστες. Συνεπώς

η λογική ταξινόμησης εξαρτάται από πληροφορίες που προέρχονται μέσα από το ίδιο το δείγμα. Για την επίλυση του προβλήματος σκέφτηκε μια μη παραμετρική, υπολογιστική τεχνική ταξινόμησης με δέντρα αποφάσεων που την ονόμασε αναδρομική διαφοροποίηση. Το μοντέλο αυτό ήταν εύκολο στην κατανόηση και στον υπολογισμό και είχε ισχυρά στατιστικά αποτελέσματα. Το 1978, πραγματοποιήθηκε μια αναλυτικότερη μελέτη πάνω στην μέθοδο αυτή από τους Brieman & Stone [26] και μελετήθηκαν οι στατιστικές της ιδιότητες από τους Gordon & Olshen [68]. Η ολοκλήρωση του αλλά και η εφαρμογή του σε επιχειρήσεις πραγματοποιήθηκε το 1985 από τους Frydman, Altman & Kao [58], οι οποίοι μελέτησαν την ταξινόμηση των επιχειρήσεων με βάση την χρηματοοικονομική τους δυσχέρεια. Το 1989 οι Barvin & Racveh [13] πρότειναν μια γενικευμένη προσέγγιση του αλγορίθμου.

Συνοπτικά ο RPA είναι μία μη παραμετρική μέθοδος, η οποία έχει χρησιμοποιηθεί στη πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Προκειμένου να χρησιμοποιηθεί χρειάζεται ένα δείγμα επιχειρήσεων, τα χρηματοοικονομικά τους στοιχεία (δείκτες), τον αριθμό των ομάδων ταξινόμησης - δύο για το πρόβλημα πρόβλεψης της αποτυχίας, τις πρότερες πιθανότητες που ταξινομούν την κάθε επιχείρηση στις ομάδες ταξινόμησης καθώς και το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης. Έχοντας ως δεδομένα τα παραπάνω στοιχεία, το μοντέλο χρησιμοποιεί ένα δυαδικό δέντρο ταξινόμησης κάθε κόμβος του οποίου συνδέεται με έναν χρηματοοικονομικό δείκτη. Πρακτικά είναι αδύνατη η δημιουργία ενός δέντρου αποφάσεων από ένα πίνακα δεδομένων επειδή τα προβλήματα πτώχευσης απαιτούν πολυάριθμα πρωτογενή δεδομένα, επομένως γίνεται με τη βοήθεια ενός αλγόριθμου που είναι γνωστός ως αναδρομική διαφοροποίηση. Γενικά, η μέθοδος αυτή λειτουργεί με τη διαδικασία των διαδοχικών βημάτων, δηλαδή σε κάθε βήμα εξετάζεται μία μόνο μεταβλητή και καταλήγει στη διαμόρφωση ενός πίνακα, ο οποίος εκφράζει την κατάταξη των ομάδων των εξεταζόμενων επιχειρήσεων. Το μοντέλο αυτό είναι έτσι κατασκευασμένο ώστε να διαχωρίζει διαδοχικά ένα σύνολο από δεδομένα σε υποσύνολα υψηλής ομοιογένειας έως ότου να είναι αδύνατη η περεταίρω συνέχιση αυτής της διαδικασίας. Έτσι, σε κάθε στάδιο εξετάζονται όλοι οι παράγοντες και επιλέγεται αυτός που δίνει τον καλύτερο διαχωρισμό.

Η ρίζα του δέντρου που δημιουργείται από τον αλγόριθμο περιέχει το σύνολο των επιχειρήσεων του δείγματος ενώ σε ένα πρώτο επίπεδο δημιουργούνται δύο υπό-δεντρα στα οποία διαχωρίζονται οι επιχειρήσεις με βάση ένα βέλτιστο κανόνα απόφασης, ο οποίος επιλέγεται από τη μέθοδο. Με την σειρά τους νέα αντικείμενα καταβαίνουν από το δέντρο και καταλήγουν σε ένα τελικό κόμβο όπου και αναγνωρίζονται ως προς την ένταξη τους στην αντίστοιχη ομάδα. Σε κάθε στάδιο ανάπτυξης του δυαδικού δέντρου το κριτήριο επιλογής του βέλτιστου κανόνα απόφασης είναι το κόστος λανθασμένης ταξινόμησης. Η παραπάνω διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι το δέντρο να είναι ικανό να ταξινομήσει όλες τις επιχειρήσεις στις προκαθορισμένες ομάδες. Παρακάτω περιγράφονται αναλυτικότερα η αναδρομική διαφοροποίηση κατά τον Friedman [57] καθώς και η κατασκευή του τελικού μοντέλου και η ταξινόμηση των στοιχείων στις κατάλληλες ομάδες ταξινόμησης.

Η Αναδρομική Διαφοροποίηση

Το βασικό εργαλείο πάνω στο οποίο ο Friedman στήριξε την μελέτη του για τον αλγόριθμο αναδρομικής διαφοροποίησης είναι το κριτήριο των *Kolmogorov-Smirnov* για την επιλογή τόσο του χαρακτηριστικού όσο και της θέσης για το σημείο τομής σε κάθε στάδιο της διαφοροποίησης. Το κριτήριο αυτό είναι εννοιολογικά και υπολογιστικά απλό και φαίνεται να έχει ισχυρή στατιστική αξία. Περιγράφεται με συντομία παρακάτω.

Υποθέτουμε ένα τυχαίο διάνυσμα p-διαστάσεων $\vec{X}$ με παρατηρήσιμα στοιχεία τα οποία ανήκουν σε μια από τις **M** ομάδες με άγνωστες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Με βάση τα παρατηρήσιμα στοιχεία πρέπει να βρεθεί ποιά συνάρτηση χαρακτηρίζει το $\vec{X}$ με βάση τα στοιχεία της κάθε ομάδας **M**. Η πιο απλή περίπτωση είναι οι ομάδες ταξινόμησης να είναι δύο (**M**=2) όπως συμβαίνει και στην περίπτωση της ταξινόμησης των εταιριών. Θέτουμε $f_1(\vec{X})$, $f_2(\vec{X})$ τις άγνωστες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας και $F_1(\vec{X})$, $F_2(\vec{X})$ τις αντίστοιχες αθροιστικές συναρτήσεις κατανομής. Τα κόστη λανθασμένης ταξινόμησης είναι λ_1 και λ_2 και οι αντίστοιχες ορισμένες εκ των προτέρων πιθανότητες τους είναι π_1 και π_2, με $\lambda_1 \pi_1 = \lambda_2 \pi_2$.

Υποθέτουμε ότι οι $F_1(\vec{X})$, $F_2(\vec{X})$ είναι γνωστές μονοπαραγοντικές κατανομές. Η μελέτη του Stoller το 1954 [155] έδειξε ότι αν θέλουμε να κάνουμε ένα διαχωρισμό σε μια πραγματική γραμμή και να ταξινομήσουμε τα δεδομένα αριστερά και δεξιά του σημείου διαχωρισμού σε δύο ομάδες τότε, το σημείο που ελαχιστοποιεί το ρίσκο λανθασμένης ταξινόμησης του *Bayes* είναι το σημείο x* το οποίο μεγιστοποιεί την συνάρτηση $D(x) = |F_1(x) - F_2(x)|$, δηλαδή το $D(x^*) = \max_x D(x)$.Η τιμή $D(x^*)$ είναι γνωστή ως απόσταση *Kolmogorov-Smirnov* μεταξύ δύο κατανομών. Το κριτήριο αυτό, είναι από τα πιο γνωστά μέτρα διαχωριστικότητας μεταξύ δύο συναρτήσεων κατανομών. Όταν οι αθροιστικές συναρτήσεις είναι πολυμεταβλητές τότε η διαφοροποίηση γίνεται με περισσότερα του ενός σημείου διαχωρισμού.

Στις μη παραμετρικές εφαρμογές οι οριακές αθροιστικές κατανομές $F_1(\vec{X})$ και $F_2(\vec{X})$ δεν είναι γνωστές, υπολογίζονται όμως εύκολα από τις εμπειρικές αθροιστικές κατανομές $\hat{F}_1(x)$ και $\hat{F}_2(x)$:

$$\hat{F}_i(x) = \begin{cases} 0 & , x < x_1^{(i)} \\ k/n & , x_k^{(i)} \le x \le x_{k+1}^{(i)} \\ 1 & , x_n^{(i)} \le x \end{cases}$$

Όπου το $x_k^{(i)}$ είναι το σημείο k της ομάδας i, με τα σημεία να είναι διατεταγμένα σε αύξουσα σειρά του x. Το n είναι ο αριθμός του πλήθους των στοιχείων του υπό εξέταση επιμέρους δείγματος.

Ένας μη παραμετρικός αλγόριθμος αναδρομικής διαφοροποίησης, του οποίου τα δεδομένα περιγράφηκαν προηγουμένως, λειτουργεί με τον τρόπο που ακολουθεί. Όταν το

υπό εξέταση επιμέρους δείγμα συναντήσει το τερματικό κριτήριο, καταχωρείται σε μία από τις δύο ομάδες, στην περίπτωση της πρόβλεψης στις πτωχευμένες ή τις υγιείς επιχειρήσεις. Με άλλα λόγια, εκτιμάται η απόσταση *Kolmogorov-Smirnov* μεταξύ των εμπειρικών οριακών κατανομών των δύο ομάδων $D(x_j^*) = \max_{xj} |\hat{F}_1(x_j) - \hat{F}_2(x_j)|$ για κάθε χαρακτηριστικό j και αυτό για το οποίο η τιμή $D(x_j^*)$ μεγιστοποιείται, επιλέγεται για να γίνει το σημείο διαχωρισμού. Δηλαδή $D(x^*_{j^*}) = \max_j D(x_j^*)$, το σημείο διαχωρισμού είναι η τιμή $x^*_{j^*}$.

Σε κάθε στάδιο της διαφοροποίησης, επιλέγεται το χαρακτηριστικό για το οποίο η τιμή $D(x_j^*)$ είναι μέγιστη. Η μεγιστοποίηση μπορεί να πραγματοποιηθεί σε όλα τα χαρακτηριστικά αρχικά και κατασκευασμένα. Ο αλγόριθμος επιλέγει το χαρακτηριστικό εκείνο που αποδίδει την καλύτερη οριακή κατανομή σε κάθε στάδιο της διαφοροποίησης. Τα χαρακτηριστικά που περιέχουν ελάχιστη ή και καθόλου σημαντική πληροφόρηση, απλά αγνοούνται από τον αλγόριθμο και έτσι δεν υπάρχει κόστος από την προσθήκη οποιοδήποτε αριθμού επιπλέον μεταποιημένων χαρακτηριστικών. Τα επιπλέον χαρακτηριστικά δεν είναι απαραίτητο να κατασκευαστούν πριν από την διαδικασία διαφοροποίησης. Μπορούν να κατασκευαστούν όσο η διαδικασία είναι σε εξέλιξη και να εξαρτηθούν από το επιμέρους δείγμα στο οποίο εφαρμόζονται. Παρόλο που τα παραγόμενα χαρακτηριστικά λαμβάνουν πληροφόρηση από παραμετρικά στοιχεία, θα ενσωματωθούν στον κανόνα απόφασης μόνο εάν βρεθούν χρήσιμα στην βάση του παραμετρικού κριτηρίου των *Kolmogorov-Smirnov*.

Η διαφοροποίηση τερματίζει αν το επιμέρους δείγμα περιέχει στοιχεία μόνο από μια ομάδα επιχειρήσεων, δηλαδή, όταν περαιτέρω ταξινόμηση δεν μπορεί να επιφέρει ανακατατάξεις. Ωστόσο το κριτήριο αυτό είναι το καλύτερο μόνο αν είναι γνωστό εκ των προτέρων ότι δεν υπάρχει επικάλυψη στον χώρο των χαρακτηριστικών, μεταξύ των υποκείμενων συναρτήσεων πυκνότητας πιθανότητας των ομάδων, δηλαδή μόνο αν

$$\int f_1(\vec{X}) f_2(\vec{X}) d\vec{X} = 0$$

<u>Η Εκτέλεση του Αλγορίθμου</u>

Οι Miesel & Michalopoulos [110] επισήμαναν ότι οποιαδήποτε ταξινόμηση ενός συνόλου αντικειμένων μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα δυαδικό δέντρο ταξινόμησης. Ανέπτυξαν δυναμικές προγραμματιστικές τεχνικές για την κατασκευή ενός συγκεκριμένου δέντρου ταξινόμησης, που τείνει να ελαχιστοποιεί τον μέσο αριθμό των απαιτούμενων συγκρίσεων για την άφιξη στο τερματικό κελί.

Επειδή η ταξινόμηση του αλγορίθμου είναι δυαδική σε κάθε στάδιο, είναι εφικτό να κατασκευαστεί κατ' ευθείαν ένα αντιπροσωπευτικό δυαδικό δέντρο όσο η διαδικασία ταξινόμησης είναι σε εξέλιξη. Η ρίζα του δέντρου αναπαριστάται από ολόκληρο το δείγμα. Ένα επιμέρους δείγμα σε κάθε στάδιο αναπαριστάται από έναν κόμβο του δέντρου. Οι δύο θυγατρικοί κόμβοι κάθε μη τερματικού κόμβου αποτελούν τα δύο επιμέρους δείγματα που προέρχονται από τον διαχωρισμό του. Οι τερματικοί κόμβοι του δέντρου αποτελούν και τα τερματικά κελιά. Κάθε μη τερματικός κόμβος πρέπει να έχει αποθηκευμένα τα στοιχεία ενός

χαρακτηριστικού (δείκτη) αλλά και το σημείο διαχωρισμού που χρειάζεται για την διαδικασία διαχωρισμού και οδηγεί στους δύο θυγατρικούς του κόμβους. Αν το χαρακτηριστικό που χρησιμοποιείται για τον διαχωρισμό προέρχεται προσαρμοστικά παραγόμενο από το επιμέρους δείγμα του κόμβου τότε, οι παράγοντες που οδηγούν στην παραγωγή του χαρακτηριστικού θα πρέπει να ενσωματωθούν. Κάθε τερματικός κόμβος αποθηκεύει τον αριθμό των στοιχείων από την κάθε ομάδα που εμπεριέχεται στο αντίστοιχό του τερματικό κελί.

Κάθε αντικείμενο του δείγματος ταξινομείται τελικά με βάση τον τερματικό κόμβο - κελί στον οποίο θα βρεθεί και στον οποίο ο αλγόριθμος έχει ορίσει μια ομάδα ταξινόμησης. Συγκεκριμένα, ξεκινώντας από την ρίζα, το αντικείμενο οδηγείται μέσω των κόμβων του δέντρου σε ένα τερματικό κόμβο. Αν ο τερματικός κόμβος αντιπροσωπεύει μια μοναδική ομάδα τότε το στοιχείο εντάσσεται σε αυτήν. Αν ο κόμβος αντιπροσωπεύει πολλές ομάδες τότε το στοιχείο εντάσσεται σε εκείνη την ομάδα όπου έχει τα περισσότερα κοινά στοιχεία. Στην περίπτωση που οι τελικές ομάδες είναι δύο, οι πτωχευμένες και οι υγιείς επιχειρήσεις, τότε είναι σχεδόν αδύνατο κάθε κόμβος να αντιπροσωπεύει πάνω από μια ομάδα. Καθώς κατέρχεται στο δέντρο, η απόφαση για να πάει το στοιχείο του δείγματος αριστερά ή δεξιά σε κάθε μη τερματικό κόμβο γίνεται ως εξής :

Αν $x_{j^*} \leq x^*_{j^*}$ τότε πάει στον αριστερό θυγατρικό κόμβο αλλιώς πάει στον δεξιό

όπου το j* είναι το διαφοροποιήσιμο χαρακτηριστικό και το $x^*_{j^*}$ είναι το αντίστοιχο σημείο διαχωρισμού που είναι αποθηκευμένο στον κόμβο.

Ο αλγόριθμος αναδρομικής διαφοροποίησης σε κάθε κόμβο χρησιμοποιεί την πληροφόρηση που έχει μόνο από τους διαχωρισμούς στους προηγούμενους από αυτό κόμβους, χωρίς να λαμβάνει υπόψη του τις πιθανές ταξινομήσεις που θα προκύψουν από τους επόμενους κόμβους του εναπομείναντος δέντρου. Το γεγονός αυτό, πολύ απλά, σημαίνει ότι γίνεται ο καλύτερος δυνατός διαχωρισμός σε κάθε κόμβο υποθέτοντας ότι οι δύο θυγατρικοί κόμβοι που θα δημιουργηθούν θα είναι τερματικοί. Η διαδικασία δηλαδή δεν “βλέπει μπροστά” σε όλες τις πιθανές ακολουθίες διχοτόμησης διαλέγοντας την καλύτερη από αυτές. Έτσι με την στατιστική έννοια, το προκύπτον χαρακτηριστικό διάστημα διαφοροποίησης είναι προφανώς κοντά στο βέλτιστο αποτέλεσμα, αλλά όχι το βέλτιστο.

Μία ολοκληρωμένη πρόβλεψη για όλους του κόμβους δεν είναι υπολογιστικά εφικτή, ακόμη και για μικρό δείγμα. Όμως, μια προβλεπτική ικανότητα για ένα περιορισμένο L-επίπεδο είναι εφικτή, αν το δείγμα είναι μικρό. Οι υπολογιστικές εκτιμήσεις συνήθως περιορίζουν το L σε ένα πολύ μικρό νούμερο. Με εξαίρεση ελάχιστες περιπτώσεις, μια μικρή αύξηση στο L προκαλεί μια πολύ μικρή μείωση στο αναμενόμενο ποσοστό λάθους.

Συμπερασματικά

Ο Αλγόριθμος Αναδρομικής Διαφοροποίησης διαθέτει ταυτόχρονα τις ικανότητες ενσωμάτωσης χαρακτηριστικών από πολλές μεταβλητές, αλλά και την απλότητα που χαρακτηρίζει τα μονομεταβλητά μοντέλα. Επιπλέον, διαθέτει και ευελιξία μέσω της επιλογής για τα κόστη λανθασμένης ταξινόμησης. Δεδομένου ότι είναι μη παραμετρική μέθοδος, δεν υπόκειται στα μειονεκτήματα και τις ενστάσεις που αποδίδονται στις παραμετρικές τεχνικές και η ακρίβεια στα αποτελέσματα κατηγοριοποίησης φαίνεται ότι υπερτερεί έναντι των αντίστοιχων της διακριτής ανάλυσης. Προφανώς, αυτό δεν συνεπάγεται ότι ο RPA υπερτερεί πάντα των άλλων στατιστικών τεχνικών ή ότι θα έχει τα σταθερά αποτελέσματα της DA, διαθέτει όμως κάποια πολύ ενδιαφέροντα χαρακτηριστικά.

Οι τεχνικές ταξινόμησης συνεχώς βελτιώνονται και προσαρμόζονται ανάλογα με τα εκάστοτε δεδομένα και τη σχετική έρευνα. Τεχνικές όπως ο RPA, μπορούν να παρουσιάζονται και να εκτιμώνται υπό αυστηρό πλαίσιο χωρίς όμως να υπάρχει η ανάγκη απόδειξης της απόλυτης επικράτησής τους έναντι άλλων ήδη υπαρχουσών διαδικασιών, μπορούν ωστόσο να χρησιμοποιηθούν σαν ένα πρακτικό εργαλείο απόφασης σε συνδυασμό με άλλες πιο διαδεδομένες τεχνικές.

3.1.4 - Υποδείγματα Γραμμικού Προγραμματισμού

Τα υποδείγματα γραμμικού προγραμματισμού (*LinearProgramming*) χρησιμοποιούνται για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης και κατά συνέπεια από πολλούς ερευνητές για την πρόβλεψη της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Βασικό πλεονέκτημα τους ότι δεν βασίζονται σε περιοριστικές στατιστικές υποθέσεις.

Το 1981 οι Freed και Glover [56] υποστήριξαν ότι για την επίλυση ενός προβλήματος ταξινόμησης, πρέπει να προσδιοριστεί ένα διάνυσμα συντελεστών βαρύτητας. Το διάνυσμα αυτό, συνδυαζόμενο με τις τιμές των χαρακτηριστικών **(X_{ij})** κάθε επιχείρησης, μπορεί να υπολογίσει για κάθε ένα από αυτά ένα συγκεκριμένο όριο διαχωρισμού **C** το οποίο θα τα βοηθήσει να ταξινομηθούν στη σωστή ομάδα. Αυτή η ταξινόμηση πραγματοποιείται μέσω μιας διακριτής συνάρτησης, η οποία προσδιορίζεται μεγιστοποιώντας την ελάχιστη απόσταση των σκορ των επιχειρήσεων από το όριο **C**. Στόχος, επομένως, είναι να υπολογιστούν τα βάρη (W_i) ώστε να ισχύουν οι παρακάτω σχέσεις:

$$W_1X_{1j} + W_2X_{2j} + \ldots\ldots + W_nX_{nj} \leq C \qquad (1)$$

$$W_1X_{1j} + W_2X_{2j} + \ldots\ldots + W_nX_{nj} \geq C \qquad (2)$$

Η πρώτη σχέση ταξινομεί τις επιχειρήσεις στην ομάδα πτώχευσης και η δεύτερη στην ομάδα των υγιών.

Αργότερα, το υπόδειγμα γραμμικού προγραμματισμού χρησιμοποιήθηκε σε μια μελέτη των Gupta et al. (1990) [71], η οποία επιβεβαίωσε ότι καλύτερη ταξινόμηση των εξεταζόμενων

επιχειρήσεων στις δύο ομάδες γινόταν με τη χρήση του γραμμικού προγραμματισμού από ότι με τη χρήση ενός αντίστοιχου υποδείγματος διακριτής ανάλυσης. Η αποφυγή των υποθέσεων και των περιορισμών που έθετε η μέθοδος της DA αποτέλεσε και τη βασική αιτία που οδήγησε στην ανάπτυξη τέτοιου είδους υποδειγμάτων αλλά και γενικότερα μοντέλων μαθηματικού προγραμματισμού για την πρόβλεψη της πτώχευσης.

3.2 – Άλλες Νεότερες Τεχνικές

3.2.1 – Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης

Οι μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machines - SVMs) είναι μία σχετικά νέα μέθοδος τεχνητής νοημοσύνης με κάποιες πολύ καλές ιδιότητες. Παρουσιάστηκε για πρώτη φορά από τον Vapnik το 1963 [170], [171], [172] και πρόκειται για ένα ισχυρό εργαλείο ταξινόμησης δεδομένων [173], το οποίο αποφεύγει την υπέρ-προσαρμογή (over-fitting) των δεδομένων ακόμα και όταν το δείγμα είναι μικρό. Η κύρια ιδέα μιας SVM μηχανής είναι η κατασκευή ενός υπερεπιπέδου (hyperplane) ως μία επιφάνεια απόφασης με τέτοιο τρόπο ώστε το περιθώριο ανάμεσα στα θετικά και αρνητικά παραδείγματα να είναι το μέγιστο δυνατό. Συγκεκριμένα μετασχηματίζει μη-γραμμικά τον χώρο εισόδου σε έναν πολυδιάστατο χώρο σημείων, στον οποίο κατασκευάζεται ένα βέλτιστο υπερεπίπεδο (Optimal Separating hyperplane - OSH) που επιχειρεί να διαχωρίσει τις δύο ομάδες. Τα παραδείγματα εκμάθησης (training examples) που βρίσκονται πιο κοντά στο υπερεπίπεδο μέγιστων ορίων ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης, ενώ όλα τα υπόλοιπα δεν παίζουν ρόλο στον καθορισμό των συνόρων των δύο ομάδων.

Τα SVMs είναι κατά βάση μια υλοποίηση της μεθόδου structural risk minimization. Αυτή η συνεπαγωγή βασίζεται στο γεγονός ότι το ποσοστό λάθους μιας μηχανής εκμάθησης στα δεδομένα ελέγχου περικλείεται από το άθροισμα του ποσοστού λάθους εκμάθησης και ενός όρου που βασίζεται στην διάσταση Vapnik-Chervonenkis (VC). Στην περίπτωση όπου έχουμε διαχωρίσιμα πρότυπα, το SVM παράγει μηδενική τιμή για τον πρώτο όρο και ελαχιστοποιεί τον δεύτερο. Επομένως, ένα SVM μπορεί να δώσει καλά αποτελέσματα γενίκευσης σε προβλήματα ταξινόμησης προτύπων παρά το γεγονός ότι δεν έχει ενσωματωμένη γνώση για το πρόβλημα. Αυτό το χαρακτηριστικό είναι μοναδικό στα SVMs.

Το SVM μοντέλο είναι αρκετά απλό και μπορεί εύκολα να αναλυθεί μαθηματικά, οπότε αποτελεί μία εναλλακτική λύση που θα συνδυάζει τα πλεονεκτήματα των συμβατικών στατιστικών μεθόδων που βασίζονται περισσότερο στην θεωρία και είναι εύκολο να αναλυθούν, με τις μεθόδους μηχανικής μάθησης, οι οποίες βασίζονται περισσότερο στα ίδια τα δεδομένα και είναι ελεύθερα για διανομή. SVM μοντέλα έχουν χρησιμοποιηθεί για οικονομικές εφαρμογές όπως για την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας, την πρόβλεψη χρονοσειρών και την ανίχνευση απάτης στις ασφαλιστικές αποζημιώσεις. Αρκετές μελέτες(Shin et al. [147], Min and Lee [114], Hui and Sun [78], Li and Sun [95], Gesel et al. [64]) έχουν συγκρίνει την μέθοδο με άλλες τεχνικές όπως τα νευρωνικά δίκτυα, το Case Based

Reasoning (περιγράφεται πιο κάτω), την MDA και το Logit και έχουν βρει ότι τα αποτελέσματα της είναι συγκρίσιμα ή υπερτερούν όσο αφορά την απόδοση τους.

3.2.2 – Η Θεωρία Ασαφών Συνόλων

Η θεωρία ασαφών συνόλων (Fuzzy Set Theory), προτάθηκε από τον Zadeh το 1994 [178] και έχει χρησιμοποιηθεί σε μια σειρά από εφαρμογές. Πρόκειται για μία θεωρία εννοιών ταξινόμησης και παρέχει ένα μαθηματικό πλαίσιο στο οποίο μπορούν να μελετηθούν αυστηρά ασαφή εννοιολογικά φαινόμενα. Η Fuzzy λογική μοντελοποιεί την ανθρώπινη εμπειρική γνώση σε κάθε τομέα. Όταν εφαρμόζεται για την επίλυση προβλημάτων ελέγχου ή πρόβλεψης χρησιμοποιεί την γνώση των ειδικών του συγκεκριμένου τομέα και εφαρμόζει fuzzy μαθηματικά για να δημιουργήσει fuzzy συστήματα συμπερασμάτων. Η fuzzy λογική μπορεί επίσης να χρησιμοποιήσει τα δεδομένα για να παράγει fuzzy κανόνες “if – then” για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης.

3.2.3 – Η Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων

Η Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis - DEA) είναι ένα εργαλείο αξιολόγησης για τη μέτρηση της σχετικής αποτελεσματικότητας (efficiency) των μονάδων λήψης αποφάσεων (Decision Making Units - DMUs) και λύνει πολλά από τα προβλήματα αποφάσεων, με την ενσωμάτωση πολλών εισόδων (inputs) και εξόδων (outputs) ταυτόχρονα. Οι βασικές ιδέες πίσω από την DEA προέρχονται από τον Farrell (1957) [53], αλλά η ίδια η μέθοδος παρουσιάστηκε ως μια μη παραμετρική μεθοδολογία αξιολόγησης της απόδοσης από τους Charnes, Cooper & Rhodes (CCR) το 1978 [33]. Σήμερα, η DEA χρησιμοποιείται ευρέως από διάφορες ερευνητικές κοινότητες (όπως οι Hong, Ha, Shin, Park, &Kim, 1999 [75], Seol, Choi, Park, &Park 2007 [42], Sohn&Moon 2004 [151]).

Η DEA χρησιμοποιεί τον γραμμικό προγραμματισμό για την παρατήρηση των εισόδων που δέχτηκε το μοντέλο και των εξόδων που παρήγαγαν τα DMUs και κατασκευάζει ένα σύνορο (frontier) αποτελεσματικότητας της παραγωγής με βάση τις βέλτιστες πρακτικές. Στην συνέχεια η αποτελεσματικότητα κάθε DMU υπολογίζεται σε σχέση με το σύνορο αυτό. Με άλλα λόγια, η DEA αξιολογεί την αποτελεσματικότητα της κάθε μονάδας λήψης αποφάσεων σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες μονάδες του δείγματος. Αυτή η σχετική απόδοση υπολογίζεται μέσω του δείκτη του σταθμισμένου αθροίσματος όλων των εκροών προς το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισροών. Τα βάρη στάθμισης επιλέγονται έτσι ώστε να επιτευχθεί βελτιστοποίηση του κάθε DMU. Ένα βασικό πλεονέκτημα της DEA είναι ότι δεν απαιτεί δεδομένα για τις τιμές ή το κόστος. Επίσης, η DEA είναι αναλλοίωτη στην κλιμάκωση των μεταβλητών και βοηθά στον εντοπισμό των αναποτελεσματικών DMUs καθώς και το πλήθος των αναποτελεσματικών εισόδων και εξόδων.

Η CCR μορφή της DEA έχει σχεδιαστεί για τη μέτρηση της σχετικής αποδοτικότητας ή παραγωγικότητας ενός συγκεκριμένου DMU_k και δίνεται ακολούθως. Ας υποθέσουμε ότι

υπάρχει ένα σύνολο από **n**DMUs που πρόκειται να αναλυθούν, καθένα από τα οποία χρησιμοποιεί **m** κοινές εισροές και **s** κοινές εκροές. Έστω ότι το **k** (k = 1, ..., n) συμβολίζει το DMU του οποίου η σχετική αποτελεσματικότητα ή παραγωγικότητα πρόκειται να μεγιστοποιηθεί.

Μεγιστοποίησε το $h_k = \frac{\sum_{r=1}^{s} u_{rk} Y_{rk}}{\sum_{i=1}^{m} v_{ik} X_{ik}}$ υπό την συνθήκη $\frac{\sum_{r=1}^{s} u_r Y_{rj}}{\sum_{i=1}^{m} v_i X_{ij}} \leq 1$

- $u_r, v_i \geq 0$
- i = 1, 2, . . . , m
- r = 1, 2, . . . , s
- j = 1, 2, . . . , n

όπου $\mathbf{u_{rk}}$ είναι τα μεταβλητά βάρη που δίνονται στην έξοδor του k DMU, $\mathbf{v_{ik}}$ είναι τα μεταβλητά βάρη που δίνονται στην i είσοδο του k DMU, $\mathbf{u_{rk}}$ και $\mathbf{v_{ik}}$ είναι οι μεταβλητές απόφασης για τον καθορισμό της σχετικής απόδοσης του DMU_k, $\mathbf{Y_{rj}}$είναι η r έξοδος του j DMU, και $\mathbf{X_{ij}}$ είναι η i είσοδος του j DMU. Υποθέτει επίσης ότι όλα τα $\mathbf{Y_{rj}}$ και $\mathbf{X_{ij}}$είναι θετικά. Το $\mathbf{h_k}$ είναι ο βαθμός απόδοσης και είναι μικρότερος ή ίσος με 1. Όταν h_k= 1, το DMU_k καλείται αποδοτικό σύνορο (efficient frontier). Υπάρχουν δύο τύποι μοντέλων CCR. Το ένα είναι το μοντέλο εισροών το οποίο ελαχιστοποιεί της εισόδους και το άλλο το μοντέλο εκροών το οποίο αυξάνει τον αριθμό των εξόδων.

Η DEA έχει αποκτήσει εντυπωσιακή δυναμική τα τελευταία 35 χρόνια. Από την αρχική μελέτη των Charnes et al το 1978 και μετά έχουν τελειοποιηθεί και εφαρμοστεί ένας πολύ μεγάλος αριθμός ερευνών. Ο Seiford (1994) [141] στην βιβλιογραφία του κατέγραψε πάνω από 472 σχετικές δημοσιευμένες μελέτες και ο Tavaras (2002) [165] πάνω από 3000 συνεισφορές. Οι διαφορετικές DEA μέθοδοι διαφέρουν ως προς τις παραδοχές που λαμβάνουν. Οι βασικές παραδοχές είναι η ελεύθερη δυνατότητα απόρριψης, η κυρτότητα και η φθίνουσα (DRS), η αύξουσα (IRS), η μεταβλητή (VRS – Variable Returns to Scale) η σταθερή (CRS – Constant Returns to Scale) απόδοση κλίμακας. Στην βιβλιογραφία τα CRS μοντέλα καλούνται και ως CCR (από τους Charnes, Cooper & Rhodes) και τα VRS μοντέλα ως BBC (από τους Banker et al [11]).Μια άλλη εννοιολογικά ελκυστική υπόθεση είναι προσθετικότητα.

Οι περισσότερες DEA μελέτες χρησιμοποιούν την έννοια της απόδοσης του Farrell η οποία υπολογίζεται ως η μεγαλύτερη δυνατή αναλογική συρρίκνωση όλων των εισροών ή η μεγαλύτερη δυνατή αναλογική επέκταση σε όλες τις εξόδους. Ο συνδυασμός της εκτίμηση της τεχνολογίας και του προβλήματος υπολογισμού μπορεί να διατυπωθούν ως ξεχωριστά απλά προβλήματα γραμμικού προγραμματισμού.

3.2.4 –Case-Based Reasoning

Η συλλογιστική βασισμένη στις περιπτώσεις (*Case-based reasoning - CBR*), είναι μία τεχνική του χώρου της τεχνητής νοημοσύνης και είναι διαισθητικά παρόμοια με την γνωστική διαδικασία που ακολουθούν οι άνθρωποι για την επίλυση προβλημάτων. Όταν οι άνθρωποι αντιμετωπίζουν ένα νέο πρόβλημα, συχνά εξαρτώνται από παρόμοιες εμπειρίες του παρελθόντος και επαναχρησιμοποιούν ή τροποποιούν τις λύσεις αυτών ώστε να δημιουργήσουν μια πιθανή απάντηση στο παρόν πρόβλημα. Ομοίως, το κυριότερο στοιχείο του CBR είναι η ικανότητά που έχει στο να δίνει εξήγηση για την απόφαση της με βάση προηγούμενες περιπτώσεις. Η επίκληση σε προηγούμενες εμπειρίες ή περιπτώσεις δικαιολογεί την ανθρώπινη διαδικασία λήψης αποφάσεων. Η δυνατότητα κατανόησης της απόφασης είναι συχνά ζωτικής σημασίας για την επίλυση των οικονομικών προβλημάτων. Όταν μια εταιρεία αναγνωρίζεται ως μη υγιής, το CBR μοντέλο μπορεί να δώσει παραδείγματα παρόμοιων εταιρειών που απέτυχαν στο παρελθόν ως δικαιολογία για την πρόβλεψη της.

Η καρδιά του CBR είναι ο αλγόριθμος του *πιο κοντινού γείτονα*. Συγκεκριμένα, η πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας που βασίζεται στο CBR χρησιμοποιεί κυρίως τον αλγόριθμο του *Κ-πιο κοντινού γείτονα*, ο οποίος καθορίζει ή προβλέπει τα χαρακτηριστικά της περίπτωσης προς εξέταση με βάση τα χαρακτηριστικά παρόμοιων περιπτώσεων. Το προφανές πλεονέκτημα του CBR είναι ότι είναι εύκολο στην κατανόηση και η ακρίβεια της πρόβλεψης του είναι επίσης υψηλή. Ο Bryant [27] σχεδίασε ένα CBR μοντέλο για την πρόβλεψη της πτώχευσης, το συνέκρινε με το μοντέλο Logit και βρήκε ότι είχε χαμηλότερη ακρίβεια. Οι Jo et al. [79] χρησιμοποίησαν MDA, CBR και BPNN μοντέλα για την πρόβλεψη της αποτυχίας. Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η BPNN είχε την μεγαλύτερη ακρίβεια, δεύτερη ερχόταν η DA και τρίτο το CBR. Οι Park και Han [126] πρότειναν ένα αναλυτικό συλλογιστικό μοντέλο, το K-NN με αναλυτική διαδικασία ιεράρχησης (*Analytic Hierarchy Process - AHP*) και με προσέγγιση της στάθμισης των χαρακτηριστικών για την πρόβλεψη της πτώχευσης. Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι το σταθμισμένο K-NN υβριδικό μοντέλο ξεπέρασε τα υπόλοιπα σε απόδοση.

3.2.5 – Τα Δέντρα Αποφάσεων

Τα δέντρα αποφάσεων (Decision Trees – DT) αποτελούν μέρος της «μηχανικής μάθησης» ενός σημαντικού τομέα της τεχνητής νοημοσύνης [60, 132]. Η πλειοψηφία των DT αλγόριθμων χρησιμοποιείται για την επίλυση προβλημάτων ταξινόμησης, μπορούν όμως να χρησιμοποιηθούν και για την επίλυση προβλημάτων παλινδρόμησης (όπως ο αλγόριθμος CART – Classification and Regression Trees). Όλοι αυτοί οι αλγόριθμοι δημιουργούν ένα δυαδικό δέντρο με βάση τα δεδομένα εκμάθησης το οποίο στην συνέχεια καταλήγει να είναι μία λίστα από κανόνες συνθήκης “if – then” οι οποίοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίλυση των προβλημάτων. Για την δημιουργία των δέντρων αποφάσεων χρησιμοποιούνται

ένας αριθμός αλγορίθμων όπως οι CHAID (CHi squared Automatic Interaction Detection), CART, Questand C5.0 (Rud 2000 [137]).

Τα δέντρα αποφάσεων χρησιμοποιούν όπως είδαμε τον αλγόριθμο αναδρομικής διαφοροποίησης για να εισάγουν κανόνες σε μια ομάδα δεδομένων. Οι Marais et al το 1984 [104] πρότειναν τον RPA για την πρόβλεψη της αποτυχίας των επιχειρήσεων. Στα δεδομένα εφάρμοσαν probit και αναδρομική διαφοροποίηση. Όταν γινόταν χρήση όλων των μεταβλητών, το probit υπερτερούσε όσον αφορά τα αναμενόμενα ποσοστά εσφαλμένης ταξινόμησης. Οι Frydman et al (1985) [58] σύγκριναν τον RPA με την DA και κατασκεύασαν δύο παραλλαγές των διακριτών συναρτήσεων τις DA1 και DA2 και τις σύγκριναν με δύο RPA μοντέλα (i) το RPA1 με σχετικά πολύπλοκο δέντρο και (ii) το RPA2 με μικρότερο κίνδυνο v-fold επικύρωσης (cross-validation). Το μοντέλο RPA1 υπερίσχυσε των DA1 και DA2 σε όλες τις περιπτώσεις ενώ το RPA2 το οποίο ήταν στην ουσία υπόδεντρο του αρχικού δέντρου του RPA1 είχε μεγαλύτερο κίνδυνο επανα-υποκατάστασης (resubstitution risk). Πληθώρα άλλων μελετών όπως οι McKee και Greenstein [109], Sun and Li [156,157], Gepp et al. [62], Li et al. [96], Chen [34], Olson et al. [122] σύγκριναν εμπειρικά τα DT μοντέλα με μοντέλα των Logit, MDA, NNs και SVMs και βρήκαν ότι σε κάποιες περιπτώσεις είχαν καλύτερες αποδόσεις.

3.2.6 – Η Θεωρία Προσεγγιστικών Συνόλων

Η Θεωρία των Προσεγγιστικών Συνόλων (Rough Set Theory – RST) αναπτύχθηκε από τον Pawlak [127] στις αρχές της δεκαετίας του 80 ως ένα μαθηματικό εργαλείο για την περιγραφή των σχέσεων μεταξύ χαρακτηριστικών, και την αξιολόγηση της σημαντικότητας τους. Ως μια προσέγγιση που χειρίζεται ατελή δεδομένα (αβέβαια και ασαφή), συμπληρώνει άλλες θεωρίες που έχουν να κάνουν με ασαφή δεδομένα όπως η θεωρία πιθανοτήτων και η θεωρία των ασαφών συνόλων και αποτελούν γενικά ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για τη μελέτη προβλημάτων ταξινόμησης.

Η φιλοσοφία των RST βασίζεται στην υπόθεση ότι κάθε αντικείμενο συνδέεται με μια συγκεκριμένη πληροφορία (δεδομένα και γνώσεις). Οι πληροφορίες αυτές σχετίζονται με δύο είδη χαρακτηριστικών, τα υπό συνθήκη χαρακτηριστικά (condition attributes) και τα χαρακτηριστικά απόφασης (decision attributes). Τα υπό συνθήκη χαρακτηριστικά είναι αυτά που περιγράφουν τις εξεταζόμενες εναλλακτικές δραστηριότητες (κριτήρια αξιολόγησης), όπως οικονομικοί, πολιτικοί και κοινωνικοί δείκτες που περιγράφουν τις επιδόσεις μιας επιχείρησης και το επίπεδο κινδύνου (π.χ. πληθωρισμός, ισοζύγιο πληρωμών, χρέους). Από την άλλη μεριά, τα χαρακτηριστικά απόφασης καθορίζουν το διαχωρισμό των εναλλακτικών δραστηριοτήτων σε κατηγορίες σύμφωνα με τα υπό συνθήκη χαρακτηριστικά τους. Ουσιαστικά, κατά αναλογία με τη γνωστή στατιστική παλινδρόμηση, τα υπό συνθήκη χαρακτηριστικά είναι οι ανεξάρτητες μεταβλητές ενώ τα χαρακτηριστικά απόφασης είναι οι εξαρτημένες μεταβλητές.

Στη βάση αυτών των δύο τύπων χαρακτηριστικών και σε συνδυασμό με τις εναλλακτικές δραστηριότητες καθορίζεται ένας πίνακας πληροφοριών, οι γραμμές του οποίου αντιστοιχούν στις εναλλακτικές δραστηριότητες και οι στήλες στα χαρακτηριστικά. Βάσει της μαθηματικής διατύπωσης της θεωρίας των προσεγγιστικών συνόλων για κάθε (μη κενό) υποσύνολο χαρακτηριστικών **P** μπορεί να οριστεί μια σχέση δυσδιακριτότητας, που συμβολίζεται ως **IP**. Δύο εναλλακτικές δραστηριότητες λέγεται ότι είναι δυσδιάκριτες εάν και μόνο εάν χαρακτηρίζονται από την ίδια ακριβώς πληροφορία. Οποιοδήποτε σύνολο δυσδιάκριτων αντικειμένων ονομάζεται στοιχειώδες σύνολο. Κάθε σύνολο αντικειμένων που αποτελεί ένωση στοιχειωδών συνόλων, αναφέρεται ως ακριβές σύνολο διαφορετικά το σύνολο είναι προσεγγιστικό. Συνεπώς κάθε προσεγγιστικό σύνολο μπορεί να οριοθετηθεί από δύο επιμέρους ακριβή σύνολα τα οποία προσδιορίζουν την άνω και την κάτω προσέγγιση του προσεγγιστικού συνόλου. Η κάτω προσέγγιση (lower approximation) περιλαμβάνει όλα τα αντικείμενα που ανήκουν με βεβαιότητα στο σύνολο, ενώ η άνω προσέγγιση (upper approximation) περιλαμβάνει τα αντικείμενα που πιθανότατα ανήκουν στο σύνολο. Η διαφορά μεταξύ της άνω και της κάτω προσέγγισης προσδιορίζει μια περιοχή αβεβαιότητας (boundary region), στην οποία περιλαμβάνονται όλα τα αντικείμενα που δεν μπορούν να ταξινομηθούν με βεβαιότητα σε κάποια κατηγορία. Ακολουθεί η μαθηματική διατύπωση της παραπάνω θεωρίας:

Έστω ότι ο πίνακας πληροφοριών είναι ο **S** = (U, A), **X** $\subseteq$ U, και **P** $\subseteq$ A. Το σύνολο X προσεγγίζεται χρησιμοποιώντας την πληροφορία που περιλαμβάνεται στο P, μέσω της κατασκευής κάτω και άνω προσεγγιστικών συνόλων:

$P_*(X) = \{x \in U : P(x) \subseteq X\}$ (Κάτω Προσέγγιση)

και

$P^*(X) = \{x \in U : P(x) \cap X \neq \varnothing\}$ (Άνω Προσέγγιση)

Τα στοιχεία στην $P_*(X)$ μπορούν να ταξινομηθούν ως σίγουρα μέλη του συνόλου **X** με την γνώση του **P** και τα στοιχεία στο $P^*(X)$ ως πιθανά μέλη. Η περιοχή αβεβαιότητας τότε είναι η $PN_P(X) = P^*(X) - P_*(X)$ και αποτελείται από αντικείμενα τα οποία δεν μπορούν να ταξινομηθούν με βεβαιότητα σε καμιά από τις δύο προσεγγίσεις.

Η πρώτη κύρια δυνατότητα που παρέχει η θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων είναι η μείωση της διαθέσιμης πληροφορίας, ώστε να παραμείνει μόνο εκείνη που είναι απολύτως απαραίτητη για την περιγραφή και ταξινόμηση των αντικειμένων που εξετάζονται. Αυτό επιτυγχάνεται με τον εντοπισμό υποσυνόλων χαρακτηριστικών που παρέχουν την ίδια ποιότητα ταξινόμησης με το σύνολο των χαρακτηριστικών. Τέτοια υποσύνολα χαρακτηριστικών ονομάζονται ελάχιστα σύνολα (reducts). Συνήθως τα ελάχιστα σύνολα είναι περισσότερα από ένα. Η τομή όλων των ελαχίστων συνόλων ονομάζεται πυρήνας (core). Ο πυρήνας είναι το σύνολο των πιο σχετικών και πλέον σημαντικών χαρακτηριστικών, τα οποία δεν μπορούν να εξαιρεθούν από την ανάλυση χωρίς να μειωθεί η ποιότητα της ταξινόμησης.

Ουσιαστικά, ο καθορισμός των ελαχίστων συνόλων συμβάλει στον εντοπισμό της ελάχιστης δυνατής πληροφορίας η οποία μπορεί να αποδώσει το ίδιο αποτέλεσμα ταξινόμησης με το σύνολο της πληροφορίας που είναι διαθέσιμη.

Η γενική δομή της βασικής θεωρίας των προσεγγιστικών συνόλων δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί αν τα χαρακτηριστικά κατάστασης έχουν τη μορφή κριτηρίων. Για το λόγο αυτό ο Greco et al (1998) [70] πρότειναν την επέκταση της θεωρίας των προσεγγιστικών συνόλων για την αντιμετώπιση προβλημάτων ταξινόμησης όπου οι κατηγορίες είναι διατεταγμένες και τα χαρακτηριστικά έχουν τη μορφή κριτηρίων. Η προέκταση των προσεγγιστικών συνόλων στην περίπτωση των κριτηρίων και των διατεταγμένων κατηγοριών απαιτεί την αντικατάσταση της δυσδιακριτότητας με τη σχέση υπεροχής κατά τον προσδιορισμό των προσεγγιστικών συνόλων. Αλλάζει επίσης και η σύνταξη των κανόνων απόφασης γιατί τα στοιχεία των όρων δεν είναι πια του τύπου {χαρακτηριστικό = τιμή} αλλά {κριτήριο (≤ ή ≥) τιμή}, και οι στοιχειώδεις αποφάσεις αλλάζουν επίσης από {απόφαση = κατηγορία} σε {απόφαση (≤ ή ≥) κατηγορία}. Επιπρόσθετα οι ίδιοι συγγραφείς επέκτειναν περισσότερο το μεθοδολογικό πλαίσιο των προσεγγιστικών συνόλων για την αντιμετώπιση περιπτώσεων όπου υπάρχουν ελλιπή δεδομένα.

Οι Dimitras et al. [43] χρησιμοποίησαν την RST για την πρόβλεψη της επιχειρηματικής αποτυχίας. Χρησιμοποίησαν VCR (valued closeness relation), η οποία αποτρέπει σημαντικές διαφορές σε ένα χαρακτηριστικό εξαιτίας της αντιστάθμισης λόγω των μικρών διαφορών άλλων χαρακτηριστικών. Σύγκριναν την ακρίβεια των προσεγγιστικών συνόλων με την DA και την Logit και κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η RST ήταν καλύτερη στο να βρίσκει τα πιο σχετικά χαρακτηριστικά για την αξιολόγηση του επιχειρηματικού κινδύνου. Ο McKee το 2000 [107] ανέπτυξε ένα RST μοντέλο πρόβλεψης και βρήκε ότι η ανάλυση του παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα όταν οι ιδιότητες των χαρακτηριστικών για συνεχείς μεταβλητές ήταν πεπερασμένα σύνολα. Χρησιμοποίησε μεταβλητές που προσδιόρισε η αναδρομική διαφοροποίηση για την ανάπτυξη του μοντέλου και βρήκε ότι η ακρίβεια πρόβλεψης έφτασε το 88%, ποσοστό καλύτερο από το 65% του RPA μοντέλου.

Οι καινοτομίες στη θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων είναι σημαντικές για τη μοντελοποίηση και ανάλυση πολλών οικονομικών και χρηματοοικονομικών προβλημάτων. Στην πραγματικότητα, πολλά προβλήματα απαιτούν η απόφαση να λαμβάνεται σύμφωνα με ένα συγκεκριμένο αριθμό κριτηρίων αξιολόγησης παρά από απλά χαρακτηριστικά. Επιπλέον παρά τα πλεονεκτήματα που προσφέρονται από την τεχνολογία πληροφοριών, είναι συχνά πιο δύσκολο να συλλεχθεί ένα ολοκληρωμένο και ικανοποιητικό σύνολο οικονομικών και χρηματοοικονομικών δεδομένων. Αυτό προκαλεί προβλήματα στην χρησιμοποίηση παραδοσιακών ποσοτικών τεχνικών. Η θεωρία των προσεγγιστικών συνόλων αποτελεί ένα εύχρηστο εργαλείο για την αντιμετώπιση αυτού του προβλήματος.

3.2.7 – Soft Computing

Η έννοια του “Soft Computing” ή της υπολογιστικής νοημοσύνης αναφέρεται στην ενιαία ενσωμάτωση διαφορετικών, φαινομενικά μη σχετισμένων ευφυών τεχνικών, όπως η fuzzy logic, τα νευρωνικών δικτύων, οι γενετικοί αλγόριθμοι, μηχανών εκμάθησης (όπως CBR και DT), η Rough Set Theory και οι πιθανοτικές προσεγγίσεις, σε διάφορες παραλλαγές και συνδυασμούς ώστε να εκμεταλλευτούμε στο μέγιστο τις δυνατότητές τους. Η έννοια αυτή επινοήθηκε από τον Zadeh [178] στις αρχές της δεκαετίας του 90 για την διάκριση των τεχνολογιών αυτών από το συμβατικό “Hard Computing” το οποίο προέρχεται από τις μαθηματικές μεθοδολογίες των φυσικών επιστημών και εστιάζει στην ακρίβεια, την βεβαιότητα και στην αυστηρότητα, χωρίς να αφήνει χώρο για λάθη μοντελοποίησης, κρίση, ασάφεια και συμβιβασμούς. Αντίθετα το soft computing οδηγείται από την ιδέα ότι τα οφέλη που επιτυγχάνονται με ακρίβεια και βεβαιότητα συχνά δεν δικαιολογούν το μεγάλο κόστος τους, ενώ από την άλλη πλευρά ο ανακριβής υπολογισμός, η έρευνα και η υποκειμενική διαδικασία λήψης αποφάσεων που εκτελείται από τον ανθρώπινο εγκέφαλο είναι επαρκείς και πολλές φορές ανώτερες στην πράξη σε πολλά επιστημονικά πεδία.

Το soft computing βλέπει το ανθρώπινο μυαλό ως πρότυπο και χρησιμοποιεί τα μαθηματικά για την επισημοποίηση των γνωστικών διεργασιών εκείνων που θεωρούνται δεδομένες από τον άνθρωπο. Η κυρίαρχη αιτία για την υβριδοποίηση των ευφυϊών τεχνολογιών είναι ότι έχουν αποδειχθεί ότι είναι συμπληρωματικές και όχι ανταγωνιστικές σε διάφορες πτυχές όπως η αποτελεσματικότητα, τα σφάλματα, η ανοχή της ασάφειας και η εκμάθηση μέσω παραδειγμάτων. Επιπλέον, οι προκύπτοντες υβριδικές αρχιτεκτονικές τείνουν να ελαχιστοποιούν τα μειονεκτήματα των επιμέρους τεχνολογιών μεγιστοποιώντας παράλληλα τα πλεονεκτήματα τους. Αναφέρουμε ενδεικτικά κάποιες από τις soft computing αρχιτεκτονικές που χρησιμοποιούνται όπως Neuro–Fuzzy, Fuzzy–Neural, Neuro–Genetic, Genetic– Fuzzy, Neuro– Fuzzy–Genetic, Rough–Neuro. Τα συστήματα *πολύ-ταξινόμησης* ή οι *ensemble* ταξινομητές επίσης αντιμετωπίζονται ως soft computing συστήματα.

3.2.8 - Παρατηρήσεις για τις Μεθόδους Τεχνητής Νοημοσύνης

Κατά τις τελευταίες δύο δεκαετίες έχουν παρουσιάσει αυξημένο ερευνητικό και πρακτικό ενδιαφέρον μία πληθώρα νεότερων τεχνικών και υποδειγμάτων για την πρόβλεψη της οικονομικής αποτυχίας των επιχειρήσεων, τα οποία υπερέχουν σημαντικά σε σύγκριση με τις παραδοσιακές τεχνικές πρόβλεψης. Από την μία πλευρά, οι στατιστικές μέθοδοι δέχονται πολλές στατιστικές υποθέσεις αλλά μπορούν να αποκτήσουν σταθερή δομή σε διαφορετικές περιόδους εκμάθησης ενός συνόλου δεδομένων. Αντιθέτως, τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης δεν υπόκεινται σε στατιστικές υποθέσεις και μπορούν να κατασκευάσουν μοντέλα για πιο περίπλοκα δεδομένα, αλλά οι διαδικασίες εκμάθησής τους είναι περισσότερο περίπλοκες.

Παρόλο που τα στατιστικά μοντέλα παραμένουν τα πιο δημοφιλή στην πρόβλεψη της πτώχευσης, αυτό δεν συνδυάζεται με εγγυημένη ακρίβεια στην προβλεπτική τους ικανότητα.

Οι νεότερες μη παραμετρικές τεχνικές έχουν καλύτερα ποσοστά ακρίβειας στην πρόβλεψη ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με θεωρητικές και στατιστικές προσεγγίσεις. Ωστόσο, η σταθερά καλή διαγνωστική ακρίβεια των MDA και Logitμοντέλων, έχει επιτευχθεί σε πολύ υψηλότερο αριθμό μελετών γεγονός που υποδηλώνει ότι αυτά τα μοντέλα ίσως να είναι πιο αξιόπιστα.

Το ενδιαφέρον της μελλοντικής έρευνας σε θέματα πρόγνωσης της χρηματοοικονομικής αποτυχίας στρέφεται πλέον κυρίως προς την ενοποίηση των πολυκριτήριων συστημάτων υποστήριξης αποφάσεων με τεχνικές από το χώρο της τεχνητή νοημοσύνης. Ο συνδυασμός διαφορετικών μεθόδων ταξινόμησης σε ένα νέο υπόδειγμα πρόβλεψης της χρηματοοικονομικής αποτυχίας θα μπορούσε να αποτελέσει τη βάση για την πληρέστερη και πιο ρεαλιστική αντιμετώπιση των προβλημάτων ταξινόμησης.

3.3 - Στατικά Μοντέλα και Μοντέλα Κινδύνου

Στην παράγραφο αυτή γίνεται μία αναλυτικότερη αναφορά στην διαφορά μεταξύ των στατικών μοντέλων πρόβλεψης και των μοντέλων κινδύνου. Τα στατικά μοντέλα πρόβλεψης (*static models*) αξιολογούν τη χρηματοοικονομική κατάσταση μιας επιχείρησης χρησιμοποιώντας δεδομένα από μία συγκεκριμένη χρονική περίοδο και έτσι δεν λαμβάνουν υπόψη τους το γεγονός ότι οι εταιρίες μεταβάλλονται με την πάροδο του χρόνου και ότι μια επιχείρηση μπορεί να υπολειτουργεί για μια σειρά ετών προτού εμφανίσει σαφή σημάδια χρηματοοικονομικής αποτυχίας. Έτσι, τα στατικά μοντέλα δίνουν πιθανότητες πτώχευσης που είναι προκατειλημμένες και η εκτίμηση τους γίνεται κατά προσέγγιση, αποτυγχάνουν επομένως να εξακριβώσουν πότε μια επιχείρηση βρίσκεται σε κίνδυνο και πότε όχι. Από την άλλη πλευρά, τα μοντέλα κινδύνου (*hazard models*) έχουν τη δυνατότητα να προβλέπουν την πιθανότητα πτώχευσης οποιαδήποτε χρονική στιγμή της ζωής της επιχείρησης, χρησιμοποιώντας δεδομένα από περισσότερες περιόδους, περιλαμβάνουν δηλαδή τη μεταβλητή του χρόνου και μπορούν να κάνουν πιο ακριβείς προβλέψεις.

Το 2001 ο Tyler Shumway [148] ανέπτυξε ένα απλό μοντέλο κινδύνου ώστε να αντιμετωπίσει τα προβλήματα παλαιότερων στατικών μοντέλων και να προβλέψει την πτώχευση των επιχειρήσεων με περισσότερη ακρίβεια. Ο Shumway υποστήριξε ότι μέχρι τότε οι αναλυτές εκτιμούσαν μοντέλα ταξινόμησης μιας περιόδου αλλά ως δεδομένα χρησιμοποιούσαν στοιχεία περισσότερων περιόδων. Ωστόσο, εξαιτίας της φύσης των δεδομένων, τα στατικά αυτά μοντέλα ήταν ακατάλληλα να προβλέψουν την πτώχευση. Δεδομένου ότι νομική πτώχευση συμβαίνει σπάνια, οι αναλυτές χρησιμοποιούν δεδομένα τα οποία εκτείνονται σε πολλά χρόνια ώστε να εκτιμήσουν τα μοντέλα τους. Έτσι, ο Shumway ανέπτυξε ένα απλό μοντέλο κινδύνου που χρησιμοποιεί όλα τα διαθέσιμα στοιχεία για τον προσδιορισμό του κινδύνου πτώχευσης της επιχείρησης σε κάθε χρονική στιγμή.

Αφού τα προηγούμενα μοντέλα χρησιμοποιούσαν ανεξάρτητες μεταβλητές με λίγη ή καθόλου επεξηγηματική ισχύ, έψαξε ένα καινούριο σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών.

Πρότεινε ένα μοντέλο το οποίο συνδυάζει χρηματοοικονομικούς δείκτες μαζί με δείκτες της αγοράς ώστε να παραχθούν εκτός δείγματος προβλέψεις που θα είναι πιο ακριβείς από αυτές των εναλλακτικών υποδειγμάτων. Το μοντέλο πτώχευσης που ανέπτυξε χρησιμοποιεί τρεις μεταβλητές καθοδηγούμενες από την αγορά, το μέγεθος της αγοράς, τις αποδόσεις των μετοχών στο παρελθόν και την ιδιοσυγκρασιακή πρότυπη απόκλιση των αποδόσεων των μετοχών. Στη συνέχεια, συνδύασε αυτές τις μεταβλητές με τον δείκτη αποδοτικότητας του συνόλου του ενεργητικού (*ROA*) και τον δείκτη φερεγγυότητας (Συνολικές Υποχρεώσεις προς Σύνολο Ενεργητικού). Το μοντέλο που εκτίμησε ταξινόμησε το 75% των αποτυχημένων επιχειρήσεων στη κορυφή του δεκατημορίου των επιχειρήσεων που κατατάσσονται σε ετήσια βάση με γνώμονα την πιθανότητα χρεοκοπίας.

Η εξαρτημένη μεταβλητή σε ένα μοντέλο κινδύνου είναι η χρονική περίοδος που περνάει μια επιχείρηση όταν ανήκει στην κατηγορία των υγιών επιχειρήσεων. Με βάση το μοντέλο του Shumway όταν οι επιχειρήσεις αφήνουν την υγιή ομάδα για κάποιο λόγο εκτός από την πτώχευση (π.χ. λόγω συγχώνευσης) θεωρούνται ελεγχόμενες. Αντίθετα, σε ένα στατικό μοντέλο σε αυτή την περίπτωση οι εν λόγω επιχειρήσεις θεωρούνται ακόμη υγιείς. Και αυτό γιατί σε ένα μοντέλο κινδύνου ο κίνδυνος πτώχευσης μιας επιχείρησης αλλάζει με την πάροδο του χρόνου και η υγιής κατάσταση της είναι συνάρτηση των πρόσφατων χρηματοοικονομικών δεδομένων της αλλά και της ηλικίας της. Αντιθέτως, η πιθανότητα πτώχευσης που αποδίδει ένα στατικό μοντέλο σε μια επιχείρηση δεν μεταβάλλεται με το χρόνο.

Συμπερασματικά, σύμφωνα με τη μελέτη του Shumway, τα μοντέλα κινδύνου έχουν καταστεί προτιμότερα από τα στατικά μοντέλα σε θέματα προβλέψεων για τους παρακάτω λόγους:

- Τα στατικά μοντέλα αποτυγχάνουν να ελέγξουν κάθε περίοδο για την οποία μια επιχείρηση βρίσκεται σε κίνδυνο. Όταν η περίοδος λήψης του δείγματος είναι μεγάλη πρέπει να ληφθεί υπόψη ότι μερικές επιχειρήσεις πτωχεύουν μετά από πολλά χρόνια που βρίσκονται σε κίνδυνο ενώ άλλες πτωχεύουν μέσα στον πρώτο χρόνο δυσκολίας. Επομένως, τα στατικά μοντέλα δεν προσαρμόζονται για την περίοδο που μια επιχείρηση βρίσκεται σε κίνδυνο ενώ αντίθετα τα μοντέλα κινδύνου προσαρμόζονται αυτόματα.
- Τα μοντέλα κινδύνου ενσωματώνουν χρονικά μεταβαλλόμενους παράγοντες ή μεταβλητές που αλλάζουν με τον χρόνο. Έτσι, τα μοντέλα κινδύνου μπορούν να ενσωματώσουν μακροοικονομικές μεταβλητές που είναι ίδιες για όλες τις επιχειρήσεις σε μια δεδομένη χρονική στιγμή. Με την χρησιμοποίηση ετήσιων δεδομένων, αν μια επιχείρηση χειροτερεύει πριν πτωχεύσει και εντοπιστεί εγκαίρως, τότε ίσως και να μπορεί να μεταβάλλει την οικονομική της κατάσταση.
- Τέλος, τα μοντέλα κινδύνου παράγουν πιο αποτελεσματικές εκτός δείγματος προβλέψεις αξιοποιώντας πολλά περισσότερα δεδομένα. Δεδομένου ότι οι επιχειρήσεις σε ένα δείγμα έχουν κατά μέσο όρο οικονομικά δεδομένα από δέκα έτη, για την εκτίμηση του υποδείγματος κινδύνου είναι διαθέσιμα περίπου δέκα φορές περισσότερα δεδομένα από

ότι είναι διαθέσιμα για την εκτίμηση ενός στατικού μοντέλου. Αυτά τα δεδομένα έχουν ως αποτέλεσμα την πιο ακριβή εκτίμηση των παραμέτρων και την εξαγωγή ανώτερων προβλέψεων.

Το μειονέκτημα των μοντέλων κινδύνου είναι ότι οι πιθανότητες που προκύπτουν δεν έχουν γραμμική σχέση, μπορούν όμως, να επεξεργάζονται στοιχεία με την βοήθεια των προγραμμάτων που χρησιμοποιούν τα μοντέλα Logit. Τα μοντέλα κινδύνου σε συνδυασμό με επιπλέον πληροφόρηση από την αγορά, όπως το μέγεθος της επιχείρησης μέσα στον κλάδο, οι οφειλές προηγούμενων ετών και η τυπική απόκλιση από πρόσφατες οφειλές μπορούν να δώσουν αποτελέσματα, δηλαδή πιθανότητες πτώχευσης με εξαιρετικά μεγάλη ακρίβεια.

3.4 - Εφαρμογές

Στην παράγραφο αυτή γίνεται αναφορά μερικών σημαντικών μελετών που έχουν χρησιμοποιήσει μεθόδους τεχνητής νοημοσύνης για προβλήματα πρόβλεψης της επιχειρησιακής πτώχευσης. Όπως έχει αναφερθεί οι συμβατικές στατιστικές μέθοδοι λαμβάνουν κάποιες περιοριστικές υποθέσεις όπως η γραμμικότητα, η ομαλότητα και η ανεξαρτησία μεταξύ των μεταβλητών και επομένως μπορεί να έχουν περιορισμούς για την απόκτηση της αποτελεσματικότητας και της αξιοπιστίας. Από την άλλη οι προσεγγίσεις τεχνητής νοημοσύνης είναι λιγότερο ευάλωτες σε αυτές τις υποθέσεις και μπορούν να αποτελέσουν εναλλακτικές μεθόδους για προβλήματα ταξινόμησης που έως τώρα αντιμετωπίζονταν με τις παραδοσιακές μεθόδους.

Ενώ οι παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές αναλαμβάνουν συγκεκριμένες κατανομές δεδομένων και επικεντρώνονται στη βελτιστοποίηση της πιθανότητας σωστής ταξινόμησης η επαγωγική μάθηση είναι μια τεχνολογία που εξάγει αυτόματα τις γνώσεις από τα δείγματα εκμάθησης, με τις οποίες οι αλγόριθμοι επαγωγής όπως ο ID3 (Quinlan , 1986 [131]) και τα δέντρα ταξινόμησης και παλινδρόμησης (CART) μπορούν να δημιουργήσουν δομές δέντρων για να οργανώσουν τις περιπτώσεις στη μνήμη. Έτσι, η διαφορά ανάμεσα σε μια στατιστική προσέγγιση και μια επαγωγική προσέγγιση μάθησης είναι ότι χρησιμοποιούνται διαφορετικές παραδοχές και αλγόριθμοι για τη δημιουργία των δομών γνώσης.

Οι Messier & Hansen (1988) [111] εξήγαγαν κανόνες πτώχευσης χρησιμοποιώντας έναν αλγόριθμο επαγωγής κριτηρίων ο οποίος ταξινομεί τα αντικείμενα σε συγκεκριμένες ομάδες με βάση τα παρατηρούμενα χαρακτηριστικά των δεικτών. Έλαβαν τα δεδομένα τους από δύο προηγούμενες μελέτες και πήραν αρχικά 18 δείκτες. Ο αλγόριθμός τους ανέπτυξε έναν κανόνα πρόβλεψης της πτώχευσης που χρησιμοποιούσε πέντε από αυτούς τους δείκτες. Η μέθοδος αυτή ήταν σε θέση να ταξινομήσει σωστά το 87,5% του συνόλου των δεδομένων. Οι Shaw & Gentry (1990) [144] εφάρμοσαν μεθόδους επαγωγικής μάθησης σε εφαρμογές ταξινόμησης κινδύνου και διαπίστωσαν ότι ήταν καλύτερες από τις Probit και Logit αναλύσεις, λόγω του γεγονότος ότι η επαγωγική μάθηση είναι απαλλαγμένη από παραμετρικές και τις διαρθρωτικές παραδοχές που αποτελούν τη βάση των στατιστικών μεθόδων.

Οι Chung & Tam (1992) [36] σύγκριναν την απόδοση δύο αλγορίθμων επαγωγικής μάθησης (ID3 και AQ) με τα νευρωνικά δίκτυα χρησιμοποιώντας δύο μετρήσεις: την διαγνωστική ακρίβεια και την δυνατότητα εκπροσώπησης. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν από το ID3 και το AQ είναι περισσότερα κατανοητά αλλά έχουν μικρότερη προγνωστική ακρίβεια από ότι τα ANNs. Η προγνωστική ακρίβεια των ID3 και AQ είναι 79,5%, ενώ των νευρωνικών δικτύων 85,3%.

Τα νευρωνικά δίκτυα είναι ικανά να αντιλαμβάνονται και να εκπροσωπούν μη γραμμικές σχέσεις στο σύνολο των δεδομένων, ως εκ τούτου έχουν μελετηθεί εκτενώς στους τομείς των οικονομικών προβλημάτων συμπεριλαμβανομένης της πρόβλεψης της πτώχευσης. Ονομαστικά αναφέρονται οι μελέτες των Barniv et al. 1997 [12], Bell 1997 [18], Boritz & Kennedy 1995 [24], Etheridge & Sriram 1997 [51], Fletcher & Goss 1993 [55], Lee, Han & Kwon 1996 [93], Odom & Sharda 1990 [119], Salchenberger et al. 1992 [139], Shin & Han 1998 [146], Tam & Kiang 1992 [163], Wilson & Sharda 1994 [174], Zhang, Hu, Patuwo & Indro 1999 [181]. Όπως έχουμε δει αναλυτικότερα σε προηγούμενη παράγραφο τα ANNsδιαφέρουν αρκετά από τα παραμετρικά στατιστικά μοντέλα, στα οποία ο προγραμματιστής είναι αυτός που προσδιορίζει την φύση της σχέσης εξάρτησης, όπως γραμμική ή λογιστική, μεταξύ των εξαρτημένων και των ανεξάρτητων μεταβλητών. Μόλις γίνεται μια παραδοχή για την σχέση εξάρτησης, χρησιμοποιούνται τεχνικές βελτιστοποίησης για τον προσδιορισμό των παραμέτρων αυτών που ελαχιστοποιούν το σφάλμα. Σε αντίθεση, τα νευρωνικά δίκτυα με τουλάχιστον ένα κρυφό στρώμα στη δομή τους, χρησιμοποιούν δεδομένα για να αναπτύξουν μια εσωτερική αναπαράσταση της σχέσης μεταξύ των μεταβλητών, έτσι ώστε να μην απαιτούνται πρότερες υποθέσεις για κατανομές των παραμέτρων. Ως εκ τούτου, τα νευρωνικά δίκτυα έχουν καλύτερα αποτελέσματα όταν η σχέση μεταξύ των μεταβλητών δεν ταιριάζει με κάποιο υποθετικό μοντέλο (Salchenberger et al., 1992 [139]).

Η πρώτη απόπειρα για χρήση των ANNs για την πρόβλεψη της πτώχευσης έγινε από τους Odom & Sharda (1990) [119]. Το μοντέλο είχε πέντε μεταβλητές εισόδου, τους ίδιους χρηματοοικονομικούς δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν στη μελέτη του Altman, καθώς και ένα κρυφό στρώμα με πέντε κόμβους και έναν κόμβο για το στρώμα εξόδου. Το δείγμα στο οποίο το εφάρμοσαν αποτελείτο από 65 πτωχευμένες επιχειρήσεις μεταξύ του 1975 και του 1982, και 64 μη πτωχευμένες. Οι 74 από αυτές (38 πτωχευμένες και 36 μη) χρησιμοποιήθηκαν για να σχηματίσουν το σύνολο εκμάθησης, ενώ οι υπόλοιπες 55 επιχειρήσεις (27 πτωχευμένες και 28 μη) χρησιμοποιήθηκαν ως το “holdout” δείγμα. Στο ίδιο σύνολο εφαρμόστηκε και η διακριτή ανάλυση MDA. Βρέθηκε ότι τα NNs ταξινομούν σωστά το 81.81% του holdout δείγματος, ενώ η MDA το 74,28%.

Οι Tam & Kiang (1992) [163] σύγκριναν την απόδοση ενός νευρωνικού δικτύου με αυτές ενός γραμμικού MDA μοντέλου, ενός Logit μοντέλου, του αλγόριθμου ID3 και της προσέγγισης του k-κοντινότερου γείτονα (k-NN), χρησιμοποιώντας δεδομένα αποτυχίας εμπορικών τραπεζών. Τα τραπεζικά δεδομένα συλλέχθηκαν για την περίοδο μεταξύ του 1985 και του 1987 και αποτελούνταν από 59 αποτυχημένες και 59 υγιείς επιχειρήσεις. Ανάμεσα στα

μοντέλα που αξιολογήθηκαν, τα NNs έβγαλαν τα πιο ακριβή και έγκυρα αποτελέσματα. Οι Fletcher& Goss (1993) [55] σύγκριναν την απόδοση ενός NN με ένα μοντέλο Logit. Το μοντέλο τους χρησιμοποίησε τρεις οικονομικές μεταβλητές, και λόγω του πολύ μικρού μεγέθους του δείγματος, χρησιμοποίησαν μια παραλλαγή της *18-fold cross-validation* ανάλυσης. Τα ANN μοντέλα είχαν υψηλότερα ποσοστά πρόβλεψης από το Logit μοντέλο για όλες σχεδόν τις τιμές αποκοπής του δείκτη επικινδυνότητας. Οι Han, Jo, & Shin (1997) [72] σύγκριναν επίσης τα NN μοντέλα με την MDA και το Logit και πρότειναν τη μέθοδο ολοκλήρωσης post-model με την εύρεση ενός βέλτιστου συνδυαστικού βάρους των μεμονωμένων εξόδων των μοντέλων. Τα δεδομένα τους δείγματος που χρησιμοποιήθηκαν σε αυτό το πείραμα αποτελούνταν από 1274 μεσαίου και μικρού μεγέθους κατασκευαστικές εταιρείες που χρεοκόπησαν κατά την περίοδο 1993 με 1995 και από τον ίδιο αριθμό μη πτωχευμένων εταιρειών. Μεταξύ των συνολικά 2548 επιχειρήσεων, οι 2293 χρησιμοποιήθηκαν για την εκπαίδευση του μοντέλου και οι 255 για το σύνολο επαλήθευσης. Ανάμεσα στα μοντέλα, το MDA μοντέλο είχε το υψηλότερο επίπεδο ακρίβειας (79,1%), ακολουθούμενο από το NN μοντέλο (78,7%), και το Logit (76,5%).

Η μέθοδος CBR εφαρμόστηκε επίσης για την πρόβλεψη της πτώχευσης από μια σειρά μελετητών όπως οι Bryant 1997 [27], Elhadi 2000 [50], Jo et al. 1997 [79], Lee 1993 [92]. Αυτή η τεχνική αντί να στηρίζεται στην εύρεση των κατάλληλων σχέσεων μεταξύ των περιγραφών και των συμπερασμάτων του προβλήματος, η CBR ωφελείται από την αξιοποίηση των γνώσεων που έχει πάνω στο πρόβλημα από παλαιότερες παρόμοιες καταστάσεις. Ένα νέο πρόβλημα λοιπόν, λύνεται βρίσκοντας μια παρόμοια προηγούμενη υπόθεση και κάνοντας χρήση αυτής για την λύση του νέου προβλήματος (Kolodner 1993 [87]).

Ο Buta (1994) [28] ανέπτυξε ένα CBR μοντέλο που προβλέπει την αξιολόγηση των εταιρικών ομολόγων, χρησιμοποιώντας οικονομικά στοιχεία και πληροφορίες των αξιολογήσεων (*ratings*) 1000 εταιρειών μεταξύ 1991-1992. Αν και η απόδοση του συστήματος διαφοροποιούταν σημαντικά ανάλογα με την συγκεκριμένη κατηγορία αξιολόγησης της επιχείρησης, το σύστημα κατάφερε να συνδυάσει τις προτεινόμενες αξιολογήσεις με 100 άγνωστες περιπτώσεις, το 90,4% του χρόνου. Οι Shin και Han (1999) [146] πρότειναν μία CBR προσέγγιση για την αξιολόγηση της πιστοληπτικής ικανότητας των επιχειρήσεων. Χρησιμοποίησαν το αλγόριθμο του κοντινότερου γείτονα για να ανακτήσουν παρόμοιες περιπτώσεις από το παρελθόν. Για να βρεθεί το βέλτιστο ή σχεδόν βέλτιστο βάρος σημαντικότητας για τις ιδιότητες των περιπτώσεων σε περίπτωση ανάκτησης, χρησιμοποίησαν μια προσέγγιση μηχανικής εκμάθησης. Τα αποτελέσματα έδειξαν ότι το μοντέλο έχει υψηλότερο ποσοστό ακρίβειας πρόβλεψης (75,5%) από ότι οι μεμονωμένες μέθοδοι των MDA, ID3, και των μοντέλων CBR με ίσα βάρη σημαντικότητας.

Κεφάλαιο 4

Θεωρητική Ανάλυση με Χρήση Αριθμοδεικτών

Προκειμένου να αναλυθούν θεωρητικά τα χαρακτηριστικά μίας επιχείρησης από άποψη κινδύνου και απόδοσης, που αποτελεί και τον τελικό στόχο της ανάλυσης, απαιτείται γνώση των μεταβλητών αυτών που εκφράζουν τις πιο παρακάτω δομές και τάσεις της επιχείρησης:

- *Ρευστότητα*
- *Αποδοτικότητα*
- *Κεφαλαιακή διάρθρωση*
- *Δραστηριότητα*
- *Ανάπτυξη*

Οι μεταβλητές αυτές συνδέονται μεταξύ τους καθώς και με τα δεδομένα της μετοχής της επιχείρησης, της χρηματιστηριακής αγοράς στην οποία είναι εισηγμένη και τελικά με το επίπεδο κινδύνου της. Δημιουργείται έτσι ένα σύνθετο πλέγμα σχέσεων και αλληλεπιδράσεων, το οποίο χρειάζεται προσεκτική ανάλυση και ερμηνεία. Ενδεικτικά αναφέρονται οι παρακάτω χρηματοοικονομικές σχέσεις :

- Η *ρευστότητα* συνδέεται με την *ανάπτυξη* της επιχείρησης, καθώς προσδιορίζει τις δυνατότητές πραγματοποίησης νέων επενδύσεων. Επίσης, μέσω των επενδύσεων και της διαμόρφωσης του κεφαλαίου κίνησης, η ρευστότητα έχει συμβολή στη διαμόρφωση της *αποδοτικότητας* της επιχείρησης.
- Η *αποδοτικότητα* της επιχείρησης επηρεάζει την τιμή της μετοχής της στη χρηματιστηριακή αγορά και προσδιορίζει το ύψος των παρακρατημένων κερδών και μέσω αυτών επιδρά στη *ρευστότητα*, την *κεφαλαιακή διάρθρωση* και την *ανάπτυξη* της επιχείρησης.
- Οι ρυθμοί *ανάπτυξης* διαφοροποιούν τα επίπεδα εσόδων, εξόδων και ρευστότητας και μέσω αυτών επηρεάζουν την *αποδοτικότητα* και *κεφαλαιακή δομή* της επιχείρησης.
- Η *κεφαλαιακή διάρθρωση* έχει αμφίπλευρη σχέση με τη *ρευστότητα*, την *αποδοτικότητα* και την *ανάπτυξη*, ενώ επηρεάζει και το επίπεδο κινδύνου.

- Η *τιμή της μετοχής* στη χρηματιστηριακή αγορά είναι συνάρτηση πλήθους παραγόντων, μεταξύ των οποίων η *αποδοτικότητα*, η *ρευστότητα*, η *κεφαλαιακή διάρθρωση* και η *ανάπτυξη* της επιχείρησης.

- Ο *κίνδυνος* επηρεάζεται από αρκετούς παράγοντες, όπως τις διακυμάνσεις της τιμής της μετοχής, τη μεταβλητότητα των κερδών και άλλους.

Είναι λοιπόν φανερό ότι η μελέτη των μεταβλητών αυτών και της μεταξύ τους σχέσης μπορεί να βοηθήσει σε μια θεωρητική ανάλυση του επιπέδου κινδύνου αποτυχίας μίας επιχείρησης. Στο κεφάλαιο αυτό γίνεται αρχικά μια παρουσίαση των σημαντικότερων χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών και στη συνέχεια αναφέρεται ποιοι έχουν χρησιμοποιηθεί από μια σειρά μελετητών σε μοντέλα πρόβλεψης της αποτυχίας.

4.1 – Η Χρήση των Αριθμοδεικτών

Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες εκφράζουν τις σχέσεις μεταξύ δυο μεγεθών ή ομάδων μεγεθών μιας επιχείρησης με σκοπό την συναγωγή συμπερασμάτων για τα δομικά χαρακτηριστικά της και τις τάσεις των στοιχείων της. Οι δείκτες χρησιμοποιούνται για την ανάλυση τόσο των ιστορικών στοιχείων όσο και των προϋπολογιστικών μεγεθών. Στη δεύτερη περίπτωση, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και ως κριτήρια επιλογής ή απόρριψης εναλλακτικών επενδυτικών πλάνων. Όπως είναι φυσικό υπάρχει η δυνατότητα υπολογισμού ενός τεράστιου αριθμού δεικτών, ωστόσο στην πράξη έχει καθιερωθεί να χρησιμοποιούνται μερικές δεκάδες από αυτούς, με την χρήση των οποίων ο αναλυτής έχει την ικανότητα να αντλήσει το μεγαλύτερο μέρος των πληροφοριών που μπορούν να εξαχθούν από τις οικονομικές καταστάσεις, χωρίς αυτό βέβαια να σημαίνει ότι μπορούν να χρησιμοποιηθούν και άλλοι λιγότερο διαδεδομένοι με βάση την μελέτη που πραγματοποιείται.

Τα βασικά πλεονεκτήματα των δεικτών είναι η ευκολία υπολογισμού τους και ότι επιτρέπουν συγκρίσεις ανεξάρτητα από το μέγεθος της επιχείρησης, με αποτέλεσμα να μπορούν να χρησιμοποιηθούν για ανάλυση διαστρωματικών και διαχρονικών δεδομένων. Το γεγονός αυτό τους καθιστά εξαιρετικά χρήσιμους για μια σειρά εφαρμογών, όπως :

- Την εκτίμηση της βιωσιμότητας μιας μονάδας

- Την εκτίμηση της αποτελεσματικότητας ενός επενδυτικού σχεδίου

- Την πρόβλεψη χρεοκοπίας

- Την εκτίμηση της αξίας της μετοχής μιας επιχείρησης

Ωστόσο, κατά τον υπολογισμό των δεικτών είναι δυνατό να προκύψουν και προβλήματα τα οποία, αν δεν αντιμετωπιστούν κατάλληλα, μπορεί να οδηγήσουν στον προσδιορισμό λανθασμένων τιμών. Τα προβλήματα αυτά συνήθως οφείλονται:

- Στην ύπαρξη αρνητικών παρανομαστών ή αριθμητών

- Στην ύπαρξη ακραίων τιμών, λόγω λανθασμένης καταχώρησης
- Στην χρησιμοποίηση, ως παρανομαστών, μεταβλητών με τιμές που τείνουν στο μηδέν
- Σε λανθασμένες λογιστικές ταξινομήσεις

Στις περιπτώσεις αυτές, το πρόβλημα αντιμετωπίζεται με χρήση εναλλακτικών δεικτών οι οποίοι έχουν αντίστοιχο πληροφοριακό περιεχόμενο άλλα χρησιμοποιούν παραμέτρους που δεν παρουσιάζουν αντίστοιχα προβλήματα, με απαλοιφή των ακραίων τιμών των παραμέτρων ή με απαλοιφή των δεικτών που παρουσιάζουν ακραίες τιμές.

Η αποτελεσματικότητα της ανάλυσης της οικονομικής κατάστασης μιας επιχείρησης με την χρήση δεικτών ενισχύεται όταν τηρούνται ορισμένες αρχές, οι οποίες αναφέρονται τόσο στον τρόπο υπολογισμού όσο και στον τρόπο ερμηνείας τους, όπως:

- Έλεγχος της αξιοπιστίας των δεδομένων τα οποία χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό των δεικτών
- Χρησιμοποίηση μέσων τιμών δεδομένων
- Εξέταση της διαχρονικής εξέλιξης των τιμών ενός δείκτη
- Σύγκριση των δεικτών της επιχείρησης με αντίστοιχους δείκτες ανταγωνιστών και γενικότερα του κλάδου

4.1.1 - Οι Βασικοί Χρηματοοικονομικοί Αριθμοδείκτες

Οι χρηματοοικονομικοί δείκτες κατατάσσονται συνήθως σε επιμέρους κατηγορίες, με κριτήριο το είδος της βασικής πληροφόρησης που παρέχουν. Η πληροφορία για τον υπολογισμό τους εξάγεται από τον ισολογισμό (*balance sheet*) ή την κατάσταση αποτελεσμάτων χρήσης (ή κατάσταση λογαριασμού αποτελεσμάτων – *income statement*) της επί μελέτη εταιρίας. Η κατάταξη τους σε κατηγορίας επιτρέπει μεν τη συστηματικότερη παρουσίαση του θέματος, δεν πρέπει όμως να παρερμηνευθεί. Συγκεκριμένα, κάθε δείκτης δύναται να χρησιμοποιηθεί για τη διασταύρωση ενδείξεων που συνδέονται με διαφορετικές καταστάσεις της επιχείρησης και όχι μόνο για μια συγκεκριμένη κατάσταση. Επομένως, δεν υπάρχουν αμιγείς δείκτες όπως ρευστότητας, αποδοτικότητας, κεφαλαιακής διάρθρωσης αλλά για λόγους συστηματικής και μόνο παρουσίασης τους, θα τους κατατάξουμε σε 6 βασικές ομάδες: αποδοτικότητας, ρευστότητας, κεφαλαιακής διάρθρωσης, δραστηριότητας, ανάπτυξης και χρηματιστηριακής αγοράς.

4.1.1.1 -Αριθμοδείκτες Αποδοτικότητας

Η αποδοτικότητα συνδέεται με την αξιοποίηση του συνόλου των πόρων μιας επιχείρησης και επηρεάζεται από τις αποφάσεις και τις διάφορες πολιτικές που ακολουθεί η διοίκησή της. Ουσιαστικά, μια επιχείρηση θεωρείται ότι είναι αποδοτική όταν τα έσοδα της

είναι περισσότερα από τα έξοδα. Οι αντίστοιχοι δείκτες εκφράζουν το σύνθετο αποτέλεσμα της χρήσης των πόρων αυτών σε όλες τις λειτουργίες της και παρέχουν ενδείξεις για την αποτελεσματικότητα των αποφάσεων σχετικά με τους επιχειρησιακούς συνδυασμούς των μέσων και λειτουργιών της μονάδας. Σημαντικοί δείκτες στην ομάδα αυτή είναι οι εξής:

- Περιθώριο Μικτού ή Ακαθάριστου Κέρδους, (*Μικτά Κέρδη / Πωλήσεις*) * 100%
- Περιθώριο Καθαρού Κέρδους, (*Καθαρά Κέρδη Χρήσεως / Πωλήσεις*) * 100%
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (ROA), (*Κέρδη προ φόρων και τόκων / Μέσο ύψος Συνολικών Κεφαλαίων*) *100%
- Αποδοτικότητα Ιδίων Κεφαλαίων (ROE), (*Καθαρά Κέρδη Χρήσης / Μέσο Ύψος Ι.Κ.*)
- Αποδοτικότητα Ενεργητικού, (*Καθαρά Κέρδη Χρήσης / Σύνολο Ενεργητικού*)* 100%
- Χρηματοοικονομική Μόχλευση, (*Μέσο ύψος Ενεργητικού / Μέσο Ύψος Ι.Κ.)*
- Λειτουργικό Κόστος / Αριθμός Εργαζομένων
- Πωλήσεις / Αριθμός Εργαζομένων
- Περιθώριο Δαπανών Προσωπικού, (*Μισθοί/ Πωλήσεις*)* 100%
- Περιθώριο Αξίας Μετοχής, (*Αξία Μετοχής/ Πωλήσεις*)* 100%
- Περιθώριο Κόστους, (*Κόστος Πωλήσεων / Πωλήσεις*)* 100%

Περιθώριο Μικτού ή Ακαθάριστου Κέρδους (Gross Profit Margin - G.P.M.)

Ο δείκτης αυτός αντανακλά την τιμολογιακή πολιτική της επιχείρησης και την ικανότητα της διοίκησής της να ελαχιστοποιεί το κόστος των πωλήσεων της. Εκφράζει ουσιαστικά την αξία που καταφέρνει η επιχείρηση να δημιουργήσει από τη μεσολάβησή της μεταξύ των αγορών των συντελεστών παραγωγής και των αγορών στις οποίες απευθύνονται τα προϊόντα της.

Οι δύο παράμετροι που προσδιορίζουν την τιμή του δείκτη είναι τα έσοδα από πωλήσεις και το κόστος πωληθέντων. Σε επίπεδο μιας μονάδας προϊόντος, τα έσοδα από πωλήσεις εξαρτώνται από την τιμή, την οποία επηρεάζουν τα ποιοτικά στοιχεία του προϊόντος. Από την άλλη πλευρά, το κόστος παραγωγής είναι συνάρτηση του βαθμού αποτελεσματικής αξιοποίησης των παραγωγικών πόρων. Η μεγιστοποίηση, επομένως, της τιμής του δείκτη προϋποθέτει την ανάλωση των ελάχιστων δυνατών πόρων για παραγωγή προϊόντων με τις καλύτερες δυνατές προδιαγραφές. Έτσι, ο δείκτης αυτός, ουσιαστικά μετρά την ικανότητα της επιχείρησης να παράγει πλεόνασμα κατά τη δραστηριοποίηση της στην παραγωγική διαδικασία.

Περιθώριο καθαρού κέρδους (N.P.M – Net Profit Margin)

Το περιθώριο καθαρού κέρδους (προ ή μετά φόρων) αντανακλά την τιμολογιακή πολιτική της επιχείρησης και την ικανότητα της να ελέγχει τα λειτουργικά της έξοδα, τα χρηματοοικονομικά της έξοδα και τους φόρους της. Ουσιαστικά εκφράζει το καθαρό κέρδος που πραγματοποιείται ανά μονάδα πωλήσεων και χρησιμοποιείται για μια απλοποιημένη εκτίμηση των μελλοντικών κερδών, με βάση τις προβλεπόμενες πωλήσεις, υπό την προϋπόθεση βέβαια ότι παρουσιάζει διαχρονική σταθερότητα.

Τα περιθώρια καθαρού κέρδους ποικίλουν από κλάδο σε κλάδο, αλλά και από επιχείρηση σε επιχείρηση του ίδιου κλάδου. Το ύψος του περιθωρίου εξαρτάται από το είδος του πωλούμενου προϊόντος και από τη στρατηγική που ακολουθεί η επιχείρηση σε σχέση με τον ανταγωνισμό.

Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (ROA – Return on Asset)

Ο δείκτης αυτός είναι σημαντικός, διότι εξετάζει τις δυνατότητες της επιχείρησης για αξιοποίηση των κεφαλαίων που της έχουν χορηγήσει οι μέτοχοι, οι δανειστές και γενικότερα οι πιστωτές (=συνολικά κεφάλαια). Η αμοιβή των κεφαλαίων αυτών είναι τα καθαρά κέρδη και οι τόκοι, γι’ αυτό χρησιμοποιούνται ως αριθμητής.

Τονίζεται ότι, ο δείκτης εκφράζει την αποδοτικότητα της επιχείρησης, ανεξάρτητα από την κεφαλαιακή της δομή. Έτσι, αποκτά ιδιαίτερη σημαντικότητα για το σχεδιασμό της μελλοντικής δράσης της μονάδας, την εξαγορά της κλπ, κυρίως όταν υπάρχει ευχέρεια χρησιμοποίησης εναλλακτικών χρηματοδοτικών σχημάτων.

Αποδοτικότητα Ιδίων Κεφαλαίων (ROE – Return on Equity)

Ο δείκτης αυτός μετρά την αποτελεσματικότητα με την οποία τα κεφάλαια των φορέων της επιχείρησης απασχολούνται σε αυτήν, καθώς παρουσιάζει το μέγεθος των κερδών που δημιουργήθηκε από τα κεφάλαια που έχουν επενδύσει οι μέτοχοι στην επιχείρηση. Η απόδοση των ιδίων κεφαλαίων μιας επιχείρησης εξαρτάται από 2 κυρίως παράγοντες, την απόδοση του ενεργητικού και τον πολλαπλασιαστή μόχλευσης ή πολλαπλασιαστή ιδίων κεφαλαίων.

Αποδοτικότητα Ενεργητικού

Ο συγκεκριμένος αριθμοδείκτης μετράει την απόδοση των συνολικών περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης και επιτρέπει την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας της λειτουργίας της. Ο δείκτης φανερώνει την ικανότητά της να μπορεί να επιζήσει οικονομικά και να προσελκύσει κεφάλαια που προσφέρονται για επένδυση, «ανταμείβοντάς» τα ανάλογα.

4.1.1.2 - Αριθμοδείκτες Ρευστότητας

Οι Αριθμοδείκτες Ρευστότητας αποτελούν μέρος του κεφαλαίου κίνησης και δείχνουν την ικανότητα της επιχείρησης να εκπληρώνει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της από τα στοιχεία του κυκλοφορούντος ενεργητικού. Μία επιχείρηση επομένως θεωρείται ότι έχει καλή ρευστότητα όταν το κυκλοφορούν ενεργητικό της υπερβαίνει των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων της. Στην κατηγορία αυτή μπορεί να ενταχθεί μεγάλος αριθμός δεικτών, διότι η ρευστότητα επηρεάζεται από τα περισσότερα μεγέθη της επιχείρησης. Οι βασικοί συσχετισμοί αφορούν:

- Στοιχεία ενεργητικού και παθητικού αντίστοιχων λήξεων
- Επιχειρησιακά πλεονάσματα και αμοιβές ξένων κεφαλαίων
- Διάρκεια χορηγούμενων και λαμβανόμενων πιστώσεων

Στόχος των πιο πάνω συσχετισμών είναι η διαπίστωση της ικανότητας της επιχείρησης να ικανοποιεί τις υποχρεώσεις της χωρίς προσφυγή σε συμπληρωματική χρηματοδότηση. Έτσι εξετάζεται κατά πόσο :

- Οι βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις μπορούν να εξυπηρετηθούν από εισροές που προέρχονται από το κυκλοφορούν ενεργητικό.
- Η απόκτηση παγίων στοιχείων χρηματοδοτείται από τα κεφάλαια αντίστοιχης διάρκειας.
- Τα προ τόκων κέρδη καλύπτουν τους χρεωστικούς τόκους της χρήσης.
- Η διάρκεια των χορηγούμενων πιστώσεων είναι μικρότερη από εκείνη των λαμβανόμενων πιστώσεων.

Οι συνηθέστεροι αριθμοδείκτες που χρησιμοποιούνται για το σκοπό αυτό είναι οι πιο κάτω:

- Γενική ή Κυκλοφοριακή Ρευστότητα, (*Κυκλοφορούν Ενεργητικό/ Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις*)
- Ειδική ή Άμεση Ρευστότητα, (*Απαιτήσεις + Διαθέσιμα / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις*)
- Αμυντικό Χρονικό Διάστημα, (*Απαιτήσεις + Διαθέσιμα / Προβλεπόμενες Ημερήσιες Λειτουργικές Δαπάνες*)
- Ταμειακή Ρευστότητα, (*Διαθέσιμα / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις*)
- Δείκτης Κάλυψης Τόκων, (*Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο Χρεωστικών Τόκων*)

Γενική ή Κυκλοφοριακή Ρευστότητα

Ο δείκτης αυτός φανερώνει την ευχέρεια ανταπόκρισης στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις, με βάση τις εισροές που εξασφαλίζουν τα στοιχεία του κυκλοφορούντος ενεργητικού. Ο υπολογισμός του δείκτη ουσιαστικά στηρίζεται στην υπόθεση ότι οι απαιτήσεις και τα λοιπά περιουσιακά στοιχεία του κυκλοφορούντος ενεργητικού έχουν πρακτικά ίδιο χρόνο ρευστοποίησης, ο οποίος είναι αντίστοιχος με εκείνο των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων.

Πολύ υψηλές τιμές του δείκτη δείχνουν αναποτελεσματική χρήση των κεφαλαιακών πόρων ή υπερβολική πιστωτική επέκταση λόγω ύπαρξης ανταγωνιστικών μειονεκτημάτων. Μια αναπτυσσόμενη μονάδα, θα μπορούσε να διαθέσει τα πλεονάσματά της για πραγματοποίηση νέων επενδύσεων, μια φθίνουσα για πληρωμή αυξημένων μερισμάτων και μια ώριμη για επέκταση σε άλλους τομείς δραστηριότητας ή διαφοροποίηση των προϊόντων της. Σε κάθε περίπτωση, δηλαδή, υπάρχει κάποια εναλλακτική λύση η οποία είναι προτιμότερη από τη διόγκωση των απαιτήσεων ή των αποθεμάτων ή τη κράτηση διαθεσίμων.

Ειδική ή Άμεση Ρευστότητα

Αποτελεί πιο αυστηρό τεστ καθώς περιλαμβάνει στοιχεία του κυκλοφορούν ενεργητικού που είτε είναι είτε μπορούν να μετασχηματιστούν σε μετρητά σχετικά εύκολα. Δεν περιλαμβάνει τα αποθέματα γιατί δεν είναι εύκολο να μετατραπούν σε μετρητά. Στόχος του δείκτη, επομένως, είναι να μετρήσει την ικανότητα της επιχείρησης για εξόφληση των υποχρεώσεών της, με χρήση των κατά τεκμήριο ευκολότερα ρευστοποιήσιμων στοιχείων της.

Όσο μεγαλύτερος ο δείκτης τόσο μεγαλύτερη ρευστότητα έχει η επιχείρηση. Γενικά, μεγαλύτερος του 1,5 θεωρείται καλή ένδειξη. Εάν ο δείκτης είναι μικρότερος της μονάδας, η επιχείρηση μπορεί να μην μπορέσει να ικανοποιήσει μια ξαφνική απαίτηση καταβολής μετρητών (π.χ. αποπληρωμή βραχυπρόθεσμης υποχρέωσης).

Αμυντικό Χρονικό Διάστημα

Ο αριθμοδείκτης αμυντικού χρονικού διαστήματος μετρά σε ημέρες το χρονικό διάστημα που μία οικονομική μονάδα μπορεί να λειτουργεί με τη χρησιμοποίηση των στην κατοχή της αμυντικών περιουσιακών στοιχείων χωρίς να προσφύγει στη χρησιμοποίηση των εσόδων που προέρχονται από τις δραστηριότητές της.

Ταμειακή Ρευστότητα

Ο αριθμοδείκτης ταμειακής ρευστότητας δείχνει πόσες φορές τα διαθέσιμα περιουσιακά στοιχεία μίας οικονομικής μονάδας καλύπτουν τις ληξιπρόθεσμες υποχρεώσεις της, εκφράζει δηλαδή την ικανότητα μίας οικονομικής μονάδας να εξοφλεί τις τρέχουσες και ληξιπρόθεσμες υποχρεώσεις της με τα μετρητά που έχει στη διάθεση της.

Δείκτης κάλυψης τόκων

Ο αριθμοδείκτης αυτός φανερώνει τη σχέση μεταξύ των καθαρών κερδών μιας επιχείρησης και των τόκων με τους οποίους αυτή επιβαρύνεται μέσα στη χρήση για τα ξένα κεφάλαια. Αποτελεί δηλαδή ένα μέτρο της δανειακής κατάστασής της σε σχέση με τη δυναμικότητά της να επιτυγχάνει κέρδη, καθώς εμφανίζει την ικανότητά της να εξοφλεί τους τόκους των ξένων κεφαλαίων από τα κέρδη της.

4.1.1.3 - Αριθμοδείκτες Κεφαλαιακής Διάρθρωσης

Η κεφαλαιακή διάρθρωση μιας επιχείρησης επηρεάζει την αποδοτικότητα, τη ρευστότητα, την ανάπτυξη, το επίπεδο κινδύνου της κλπ. Μόχλευση είναι η χρησιμοποίηση δανειακών κεφαλαίων με σκοπό την αύξηση της απόδοσης των ιδίων κεφαλαίων. Είναι γενικά παραδεκτό ότι η χρησιμοποίηση δανειακών κεφαλαίων αυξάνει την αναμενόμενη απόδοση ιδίων κεφαλαίων μιας επιχείρησης. Αναλύονται οι παρακάτω δείκτες :

- Δείκτης Οικονομικής Μόχλευσης, (Σύνολο Ενεργητικού / Σύνολο Ιδίων Κεφαλαίων)
- Δείκτης Ξένα Κεφάλαια προς Συνολικά Κεφάλαια
- Δείκτης Ίδια Κεφάλαια προς Ξένα Κεφάλαια
- Δείκτης Ίδια Κεφάλαια προς Συνολικά Κεφάλαια

Δείκτης Οικονομικής Μόχλευσης

Ο δείκτης αυτός δηλώνει την επίδραση που ασκεί η χρησιμοποίηση των δανειακών κεφαλαίων στην αποδοτικότητα των ιδίων κεφαλαίων της εταιρείας. Ανάλογα με το επίπεδο του δείκτη - μεγαλύτερος, ίσος ή μικρότερος της μονάδας - η επίδραση από τη χρήση ξένων κεφαλαίων στα κέρδη της επιχείρησης είναι αντίστοιχα θετική και επωφελής, μηδενική ή αρνητική.

Δείκτης Ξένα Κεφάλαια προς Συνολικά Κεφάλαια

Ο δείκτης αυτός δείχνει το ποσοστό του συνόλου των στοιχείων του ενεργητικού μιας επιχείρησης που έχει χρηματοδοτηθεί από τους βραχυπρόθεσμους και μακροπρόθεσμους πιστωτές της επιχείρησης.

$$\frac{\text{Ξένα Κεφάλαια}}{\text{Συνολικά Κεφάλαια}}$$

Είναι γνωστό ότι η χρησιμοποίηση ξένων κεφαλαίων ενισχύει την αποτελεσματικότητα της επιχείρησης, υπό την προϋπόθεση ότι το μέσο πραγματικό κόστος τους υπολείπεται της αποδοτικότητας των συνολικών κεφαλαίων. Από την άλλη πλευρά, διόγκωση των υποχρεώσεων αυξάνει τον κίνδυνο χρεοκοπίας της επιχείρησης. Είναι αναγκαίο, λοιπόν, να προσδιοριστεί κάποια αρμονική σχέση μεταξύ τους, η οποία θα εκφράζεται με ανάλογες τιμές

του δείκτη. Πολύ σημαντική είναι επίσης η εξέταση της διαχρονικής εξέλιξης του δείκτη αυτού, διότι αποκαλύπτει τις δυνατότητες που έχει η επιχείρηση να χρηματοδοτήσει τη δραστηριότητά της, αλλά και να ανταποκριθεί στις υποχρεώσεις της.

Δείκτης Ίδια Κεφάλαια προς Ξένα Κεφάλαια

Ο δείκτης αυτός χρησιμοποιείται για να διαπιστωθεί αν υπάρχει ή όχι υπερδανεισμός σε μια επιχείρηση και εκφράζει τη σχέση μεταξύ των ιδίων κεφαλαίων (μετοχικό κεφάλαιο + αποθεματικά) προς το σύνολο των ξένων κεφαλαίων (μακροπρόθεσμες+ βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις). Ο δείκτης αυτός δείχνει την ασφάλεια που παρέχει η επιχείρηση στους δανειστές της. Αν είναι μεγαλύτερος της μονάδας, μας δείχνει ότι οι φορείς της επιχείρησης συμμετέχουν σ' αυτή με περισσότερα κεφάλαια απ' ότι οι πιστωτές της.

$$\frac{\text{Ίδια Κεφάλαια}}{\text{Ξένα}}$$

Δείκτης Ίδια Κεφάλαια προς Συνολικά Κεφάλαια

Ο δείκτης αυτός δείχνει το ποσοστό του συνόλου των στοιχείων του ενεργητικού μιας επιχείρησης που έχει χρηματοδοτηθεί από τους φορείς της. Όσο μεγαλύτερο είναι το ύψος των ιδίων κεφαλαίων μιας επιχείρησης σε σχέση με τις υποχρεώσεις της, τόσο μεγαλύτερη προστασία παρέχεται στους δανειστές της και τόσο μικρότερη πίεση ασκείται σ' αυτή για την εξόφληση των υποχρεώσεων της και την πληρωμή τόκων.

Ένας υψηλός δείκτης δείχνει ότι υπάρχει μικρή πιθανότητα οικονομικής δυσκολίας για την εξόφληση των υποχρεώσεων μιας επιχείρησης. Αντίθετα, ένας πολύ χαμηλός δείκτης αποτελεί ένδειξη μιας πιο επικίνδυνης κατάστασης, λόγω της πιθανότητας να προκύψουν μεγάλες ζημίας στην επιχείρηση των οποίων το βάρος για την κάλυψη θα φέρουν τα ίδια κεφάλαια.

$$\frac{\text{Ίδια Κεφάλαια}}{\text{Συνολικά Κεφάλαια}}$$

4.1.1.4 - Αριθμοδείκτες Δραστηριότητας

Οι αριθμοδείκτες δραστηριότητας δείχνουν πόσο αποτελεσματικά μια επιχείρηση διαχειρίζεται τους πόρους της, με σκοπό τη δημιουργία πωλήσεων. Ειδικότερα, οι δείκτες αυτοί προσπαθούν να απαντήσουν στο εξής ερώτημα: Με βάση τις τρέχουσες ή προβλεπόμενες πωλήσεις της επιχείρησης, είναι το μέγεθος της κάθε εξεταζόμενης κατηγορίας ενεργητικού πολύ μεγάλο, πολύ μικρό ή βρίσκεται σε ικανοποιητικά επίπεδα; Εάν το μέγεθος είναι πολύ μεγάλο, τότε οι δαπάνες θα είναι αυξημένες και τα κέρδη μειωμένα. Αντιθέτως, εάν το μέγεθος είναι πολύ μικρό, τότε σημαντικό μέρος του κέρδους των πωλήσεων θα χάνεται. Οι κυριότεροι από τους δείκτες δραστηριότητας είναι οι εξής:

- Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Αποθεμάτων

- Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Είσπραξης Απαιτήσεων
- Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Ενεργητικού
- Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Παγίων
- Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Βραχυπρόθεσμων Υποχρεώσεων
- Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Ιδίων Κεφαλαίων

Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Αποθεμάτων

Ο δείκτης αυτός δείχνει την ταχύτητα με την οποία τα αποθέματα ανακυκλώνονται για να δημιουργήσουν τον συγκεκριμένο όγκο πωλήσεων σε μία λογιστική χρήση. Δηλαδή, αν ο δείκτης μας δείξει 6 φορές αυτό σημαίνει ότι η επιχείρηση κρατάει τα αποθέματα για 2 μήνες. Αν μας δείξει 4 φορές σημαίνει ότι τα κρατάει 3 μήνες κλπ. Όσο μεγαλύτερος ο δείκτης, τόσο καλύτερος είναι. Ο δείκτης εξαρτάται από κλάδο σε κλάδο, από επιχείρηση σε επιχείρηση και λαμβάνουμε πάντα υπόψη μας πιθανή εποχικότητα των προϊόντων.

$$\text{Ταχ. κυκλ/ρίας Αποθ/των} = \frac{\text{Κόστος Πωληθέντων}}{\text{Μέσο ύψος Αποθεμάτων}}$$

Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Είσπραξης Απαιτήσεων

Ο δείκτης αυτός παρουσιάζει το τμήμα των πωλήσεων που είναι δεσμευμένο σε εισπρακτέους λογαριασμούς ή την ταχύτητα με την οποία ανακυκλώνονται οι εισπρακτέοι λογαριασμοί μιας επιχείρησης μέσα σ' ένα έτος.

$$\text{Ταχ. κυκλ/ρίας Απαιτήσεων} = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Μέσο ύψος Απαιτήσεων}}$$

Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός δείχνει τα έσοδα τα οποία δημιουργεί κάθε ευρώ που έχει επενδυθεί στο ενεργητικό της επιχείρησης. Για παράδειγμα, εάν ο δείκτης είναι ίσος με 1, αυτό σημαίνει ότι η επιχείρηση πραγματοποίησε πωλήσεις ενός ευρώ για κάθε ευρώ που επενδύθηκε στο ενεργητικό της. Άρα, ο δείκτης αυτός παρουσιάζει πόσο αποτελεσματική είναι η διοίκηση του ενεργητικού μιας επιχείρησης στη δημιουργία πωλήσεων.

Ένας υψηλός δείκτης παρέχει μια σημαντική ένδειξη ότι η επιχείρηση προβαίνει σε εντατική χρησιμοποίηση των περιουσιακών της στοιχείων προκειμένου να πραγματοποιήσει τις πωλήσεις της. Το αντίθετο σηματοδοτεί ένας χαμηλός δείκτης.

$$\text{Ταχ. Κυκλ. Ενεργ/κου} = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Μέσο ύψος Ενεργητικού}}$$

Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Παγίων

Ο δείκτης αυτός προσδιορίζει τον βαθμό παγιοποίησης μιας επιχείρησης. Όσο μικρότερος είναι τόσο περισσότερα πάγια χρησιμοποιεί μια επιχείρηση για τη δημιουργία του συγκεκριμένου ύψους πωλήσεων και αντιστρόφως. Στον παρανομαστή αυτού του δείκτη, τα καθαρά πάγια ισούνται με τα πάγια μείον τις αποσβέσεις.

$$\text{Ταχ. Κυκλ. Παγίων} = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Μέσο ύψος Παγίων}}$$

Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Βραχυπρόθεσμων Υποχρεώσεων

Ο αριθμοδείκτης αυτός μας δείχνει πόσες φορές μέσα στη χρήση ανανεώθηκαν οι πιστώσεις που δόθηκαν στην οικονομική μονάδα, ή διαφορετικά πόσες φορές οι βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της επιχείρησης καλύπτονται από το κόστος πωληθέντων. Διαιρώντας τις ημέρες του έτους με τον αριθμοδείκτη βρίσκουμε το χρονικό διάστημα που οι υποχρεώσεις της επιχείρησης μένουν απλήρωτες.

$$\text{Ταχ. κυκλ/ρίας Βραχ. Υποχ/σεων} = \frac{\text{Αγορές}}{\text{Μέσο ύψος Βραχ. υποχ/σεων}}$$

Δείκτης Ταχύτητας Κυκλοφορίας Ιδίων Κεφαλαίων

Ο δείκτης αυτός δείχνει τον βαθμό που χρησιμοποιούνται τα ίδια κεφάλαια μιας οικονομικής μονάδας σε σχέση με τις πωλήσεις της, δείχνει δηλαδή το ύψος των πωλήσεων που πραγματοποίησε η επιχείρηση με κάθε μονάδα ιδίων κεφαλαίων.

$$\text{Ταχ. κυκλ. Ι.Κ} = \frac{\text{Πωλήσεις}}{\text{Μέσο ύψος Ι.Κ}}$$

4.1.1.5 - Αριθμοδείκτες Ανάπτυξης

Η χρήση των δεικτών ανάπτυξης αποσκοπεί στη μέτρηση των διαχρονικών μεταβολών της επιχείρησης και μέσω αυτών στη διαπίστωση του αναπτυξιακού δυναμισμού της. Επισημαίνεται ότι, σε πολλές περιπτώσεις, η ανάπτυξη ενός μεγέθους συνοδεύεται από τη συρρίκνωση ή σχετική στασιμότητα κάποιου άλλου.

Έτσι, η σχέση μεταξύ ρυθμών ανάπτυξης και προοπτικών της επιχείρησης δεν είναι απαραίτητα θετική για όλα τα μεγέθη της. Χρειάζεται, επομένως, προσοχή κατά την ερμηνεία των αντίστοιχων δεικτών, ώστε να αποκλειστεί το ενδεχόμενο εξαγωγής λανθασμένων συμπερασμάτων.

Παρά το γεγονός ότι θα μπορούσε κανείς να υπολογίσει δείκτες ανάπτυξης για κάθε μέγεθος του ισολογισμού και των αποτελεσμάτων μιας επιχείρησης, συνήθως χρησιμοποιείται ένας μικρός αριθμός από αυτούς, οι κυριότεροι των οποίων είναι οι εξής:

- Δείκτης Ανάπτυξης Πωλήσεων
- Δείκτης Ανάπτυξης Ενεργητικού
- Δείκτης Ανάπτυξης Καθαρών Κερδών

4.1.1.6 - Δείκτες Χρηματιστηριακής Αγοράς

Οι εκτιμήσεις της Αγοράς για τις μακροπρόθεσμες προοπτικές της επιχείρησης, ενσωματώνονται στις αντιδράσεις των επενδυτών κατά τη διαπραγμάτευση της μετοχής της. Η καταγραφή και ερμηνεία των αντιδράσεων αυτών μέσω της χρήσης κατάλληλων δεικτών, είναι εξαιρετικά χρήσιμη για τον προγραμματισμό της άντλησης νέων κεφαλαίων, τη διαμόρφωση της μερισματικής πολιτικής κλπ. και δίνει τη δυνατότητα στους επενδυτές και τους αναλυτές να βελτιώσουν τις βραχυπρόθεσμες και μακροπρόθεσμες επιλογές τους. Πιο κάτω προτείνονται ορισμένοι από τους δείκτες αυτής της κατηγορίας, οι οποίοι επιτρέπουν τη διαμόρφωση μιας ικανοποιητικής εικόνας σχετικά με τη μέση άποψη των επενδυτών για την επιχείρηση:

- Δείκτης Τιμής μετοχής / Κέρδος ανά μετοχή
- Δείκτης Μερισματικής απόδοσης
- Δείκτης Κεφαλαιακών Κερδών / Ζημιών περιόδου
- Δείκτης Συνολικής Απόδοσης Περιόδου
- Δείκτης Εμπορευσιμότητας της μετοχής
- Δείκτης απόκλισης από τη Μέγιστη τιμή της περιόδου
- Δείκτης απόκλισης από την ελάχιστη τιμή της περιόδου

4.2 - Χρηματοοικονομικοί Δείκτες στη Βιβλιογραφία

Στην παράγραφο αυτή αναφέρονται οι χρηματοοικονομικοί δείκτες και τα χρηματοοικονομικά μεγέθη που έχουν χρησιμοποιηθεί ως μεταβλητές σε 20 βασικές μελέτες, οι οποίες ασχολήθηκαν με την εφαρμογή διαφορετικών μοντέλων πρόβλεψης της αποτυχίας, σε οικονομικά δεδομένα.

Οι Altman, Haldeman και Narayanan το 1977 [5] στην μελέτη τους «ZETA ANALYSIS, a new model to identify bankruptcy risk of corporations» ανέπτυξαν ένα μοντέλο ταξινόμησης με βάση την διακριτή ανάλυση και το εφάρμοσαν σε ένα δείγμα εταιριών της περιόδου 1969-1975 και στην συνέχεια σύγκριναν τα αποτελέσματα τους με εναλλακτικές στρατηγικές ταξινόμησης. Οι δείκτες οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν για την ανάλυση είναι οι παρακάτω :

- Κοινά Ίδια Κεφάλαια / Συνολικά Κεφάλαια

- Αθροιστική Αποδοτικότητα (Cumulative Profitability)
- Debt Service Coverage Ratio (DSCR) = Καθαρά Έσοδα προς Κόστος Χρέους
- Σταθερότητα των Κερδών
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Γενική Ρευστότητα
- Μέγεθος της Επιχείρησης

Οι Bian και Mazlackto το 2003 [21] στην μελέτη τους «Fuzzy-rough nearest neighbor classification approach» πρότειναν μία νέα fuzzy-rough τεχνική για την επεξεργασία μη συμμετρικών (unbalanced) δεδομένων. Χρησιμοποιήθηκαν οι παρακάτω χρηματοοικονομικοί δείκτες :

- Ταμειακές Ροές / Λογιστική Αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Γενική Ρευστότητα
- Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Μικτό Κέρδος / Πωλήσεις
- Καθαρά Κέρδη/ Ίδια Κεφάλαια των Μετόχων
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Πωλήσεις/ Σύνολο Ενεργητικού

Οι Cielen, Peeters και Vanhoof το 2004 [37] στην μελέτη τους «Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis» σύγκριναν τις αποδόσεις ενός μοντέλου γραμμικού προγραμματισμού, ενός DEA μοντέλου και ενός μοντέλου κανόνα επαγωγής (C5.0) και διαπίστωσαν ότι το DEA μοντέλο υπερίσχυε των άλλων όσον αφορά την ακρίβεια και την λειτουργία. Για την μελέτη τους βασίστηκαν στους εξής δείκτες :

- Ταμειακή Ρευστότητα / Περιορισμένο Κυκλοφορούν Ενεργητικό
- Δείκτης Ιδίων Κεφαλαίων (Ίδια Κεφάλαια / Σύνολο Ενεργητικού)
- Καταλογισθέντες Φόροι
- Παρακρατηθέντα Κέρδη /Σύνολο Ενεργητικού
- Αποθέματα
- Μεικτή Απόδοση

- Debt Service Coverage Ratio (DSCR) = Καθαρά Έσοδα προς Κόστος Χρέους
- Καθαρή Απόδοση
- Γενική Ρευστότητα
- Δείκτης Ρευστότητας
- Δανειακή Επιβάρυνση

Οι Dimitras, Slowinski, Susmaga και Zopounidis το 1999 [43] στην μελέτη τους «Business failure prediction using rough sets» ανέπτυξαν ένα rough set μοντέλο για την πρόβλεψη της αποτυχίας, θέλοντας να ελαχιστοποιήσουν τους περιορισμούς και τις ελλείψεις άλλων τεχνικών όπως της MDA και του logit. Το μοντέλο εφαρμόστηκε σε ένα δείγμα 80 ελληνικών επιχειρήσεων και τα αποτελέσματα που πήραν ήταν πολύ ικανοποιητικά. Οι δείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ήταν :

- Γενική Ρευστότητα
- Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού
- Μικτό Κέρδος / Σύνολο Ενεργητικού
- Αποθέματα / Κεφάλαιο Κίνησης
- (Μακροπρόθεσμες Οφειλές + Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις) / Σύνολο Ενεργητικού
- Καθαρά Κέρδη/ Μικτό Κέρδος
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Καθαρή Αξία / (Καθαρή Αξία + Μακροπρόθεσμες Οφειλές)
- Αριθμοδείκτης Πραγματικής Ρευστότητας / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- Κεφάλαιο Κίνησης / Καθαρή Αξία

Οι Fletcher και Gossto 1993 [55] στην μελέτη τους «Application forecasting with neural networks an application using bankruptcy data» δημιούργησαν ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων ανάστροφης μετάδοσης λάθους (back propagation) και το σύγκριναν με ένα μοντέλο logit. Η τεχνική τους, η οποία αποδείχτηκε ότι παρέχει καλύτερα αποτελέσματα στην πρόβλεψη της πτώχευσης, χρησιμοποιούσε τους παρακάτω χρηματοοικονομικούς δείκτες :

- Δείκτης Ρευστότητας
- Γενική Ρευστότητα
- Δείκτης Εσόδων (Έσοδα / Κεφάλαιο Κίνησης)

Οι Frydman, Altman και Kao το 1985 [58] στην μελέτη τους «Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress», πρότειναν μια νέα μη παραμετρική τεχνική ώστε να ξεπεραστούν τα προβλήματα της διακριτής ανάλυσης. Στην έρευνα τους, χρησιμοποίησαν τους παρακάτω χρηματοοικονομικούς δείκτες :

- Ταμειακές Ροές / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Γενική Ρευστότητα
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Σύνολο Ενεργητικού
- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού
- log(Κάλυψη Τόκων + 15)
- log (Σύνολο Ενεργητικού)
- Τρέχουσα Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικά Κεφάλαια
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Αριθμοδείκτης Πραγματικής Ρευστότητας / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- Αριθμοδείκτης Πραγματικής Ρευστότητας / Σύνολο Ενεργητικού

Οι Jones και Hensher το 2004 [80] στην μελέτη τους «Predicting firm financial distress: A mixed logit model» πρότειναν ένα νέο μοντέλο λογιστικής παλινδρόμησης το mixed logit ώστε να ξεπεραστούν τα προβλήματα που παρουσιάζει το logit μοντέλο, λαμβάνοντας υπόψη τις νέες καινοτομίες και τις σημαντικές μεθοδολογικές εξελίξεις που έχουν παρουσιαστεί τις τελευταίες δεκαετίες. Στο νέο μοντέλο λαμβάνουν ως σημαντικούς τους εξής δείκτες :

- Καθαρές Λειτουργικές Ταμειακές Ροές / Σύνολο Ενεργητικού
- Ταμειακά Διαθέσιμα / Σύνολο Ενεργητικού
- Κάλυψη Ταμειακών Ροών (Καθαρές Λειτουργικές Ταμειακές Ροές / Ετήσιες Πληρωμές Τόκων)
- Έσοδα Πωλήσεων / Σύνολο Ενεργητικού
- Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων / Ίδια Κεφάλαια
- Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων / Ταμειακές Ροές
- Κεφάλαιο Κίνησης (Κυκλοφορούν Ενεργητικό – Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις) / Σύνολο Ενεργητικού

Οι Lee, Booth και Alam το 2005 [91] στην μελέτη τους «A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms» ανέπτυξαν δύο

διαφορετικά μοντέλα νευρωνικών δικτύων καθώς και ένα logit και ένα μοντέλο MDA, ώστε να δουν ποιο από αυτά παρέχει καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά την ακρίβεια στην πρόβλεψη της πτώχευσης. Για την μελέτη τους χρησιμοποίησαν τους παρακάτω χρηματοοικονομικούς δείκτες :

- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού
- Κεφαλαιοποίηση της Αγοράς / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Παρακρατηθέντα Κέρδη /Σύνολο Ενεργητικού
- Πωλήσεις/Σύνολο Ενεργητικού
- Κεφάλαιο Κίνησης/Σύνολο Ενεργητικού

Ο McKee το 2000 [107] στην έρευνά του «Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory» ανέπτυξε και εφάρμοσε σε ένα δείγμα επιχειρήσεων ένα μοντέλο rough set για την πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας, χρησιμοποιώντας τα παρακάτω οικονομικά στοιχεία:

- Εισπρακτέοι Λογαριασμοί / Πωλήσεις
- Ταμειακές Ροές / Σύνολο Ενεργητικού
- Γενική Ρευστότητα
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Σύνολο Ενεργητικού
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό/Πωλήσεις
- Αποθέματα / Κόστος Πωληθέντων Αγαθών
- Μακροπρόθεσμες Οφειλές / Σύνολο Ενεργητικού
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)

Οι Spanos, Dounias, Matsatsinis και Zopounidis το 1999 [152] στην μελέτη τους «A fuzzy knowledge-based decision aiding method for the assessment of financial risk: The case of corporate bankruptcy prediction» :

- Γενική Ρευστότητα
- Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού
- Μικτό Κέρδος /Σύνολο Ενεργητικού
- Αποθέματα /Κεφάλαιο Κίνησης
- (Μακροπρόθεσμες Οφειλές + Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις) / Σύνολο Ενεργητικού

- Καθαρά Κέρδη/ Μικτό Κέρδος
- Καθαρά Κέρδη/ Καθαρή Αξία
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Καθαρή Αξία / Καθαρά Πάγια Στοιχεία του Ενεργητικού
- Καθαρή Αξία/(Καθαρή Αξία + Μακροπρόθεσμες Οφειλές)
- Αριθμοδείκτης Πραγματικής Ρευστότητας / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- Κεφάλαιο Κίνησης/ Καθαρή Αξία

Ο Ohlson το 1980 [120] στην γνωστή έρευνά του «Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy» όπου εφάρμοσε σε ένα μεγάλο δείγμα την λογιστική παλινδρόμηση χρησιμοποίησε τους παρακάτω δείκτες:

- Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Κυκλοφορούν Ενεργητικό
- Κεφάλαια που παρέχονται από δραστηριότητες / Συνολικές Υποχρεώσεις
- log (Σύνολο Ενεργητικού / GNP price-level index)
- Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού
- 1 εάν οι Συνολικές Υποχρεώσεις > Σύνολο Ενεργητικού, αλλιώς 0
- 1 εάν τα Καθαρά Κέρδη ήταν αρνητικά για τα τελευταία δύο έτη, αλλιώς 0
- Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Οι Rahimian, Singh, ThammachotekaιVirmanito 1996 [134] στην μελέτη τους «Bankruptcy prediction by neural network» χρησιμοποίησαν τους παρακάτω δείκτες:

- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού
- Τρέχουσα Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Παρακρατηθέντα Κέρδη /Σύνολο Ενεργητικού
- Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού
- Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

Οι Wilson και Sharda το 1994 [174] στην μελέτη τους «Bankruptcy prediction using neural networks» σύγκριναν ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων με την πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση και βρήκαν ότι τα ANN είχαν μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα. Στο ANN μοντέλο χρησιμοποίησαν τους εξής δείκτες :

- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού
- Τρέχουσα Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού
- Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού
- Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού

ΟιYang, Platt και Plattto 1999 [176] στην μελέτη τους «Probability neural network in bankruptcy prediction» πρότειναν ένα probabilistic μοντέλο νευρωνικών δικτύων θέλοντας να αντιμετωπίσουν τα μειονεκτήματα που είχαν τα backpropagation NN μοντέλα. Στην έρευνα τους θεώρησαν σημαντικούς τους εξής χρηματοοικονομικούς δείκτες :

- Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεωvs
- Δαπάνες Έρευνας / Συνολικά Αποθέματα
- Καθαρές Ταμειακές Ροές / Σύνολο Ενεργητικού
- Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού
- Τάση του συνόλου των Αποθεματικών

Οι Zhang, Hu, Patuwo και Indro το 1999 [181] στην μελέτη τους «Artificial neural networks and bankruptcy prediction general framework and cross-validated analysis» ανέπτυξαν και εφάρμοσαν ένα νευρωνικό δίκτυο σε ένα δείγμα 220 εταιριών και διαπίστωσαν ότι είχε υψηλότερη ακρίβεια σε σχέση με μοντέλα λογιστικής παλινδρόμησης. Για την ανάπτυξη του μοντέλου χρησιμοποιήθηκαν οι εξής δείκτες:

- Γενική Ρευστότητα
- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού
- Τρέχουσα Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- Παρακρατηθέντα Κέρδη /Σύνολο Ενεργητικού
- Πωλήσεις/Σύνολο Ενεργητικού
- Κεφάλαιο Κίνησης/Σύνολο Ενεργητικού

Ο Zmijewski το 1984 [182] στην έρευνά του «Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models» έλαβε υπόψη τα εξής χρηματοοικονομικά μεγέθη:

- Γενική Ρευστότητα

- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων / Σύνολο Ενεργητικού

Ο Atiya το 2001 [7] στην μελέτη του «Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results» χρησιμοποίησε τους παρακάτω δείκτες :

- Λογιστική Αξία /Σύνολο Ενεργητικού
- Ταμειακές Ροές/Σύνολο Ενεργητικού
- Μικτά Λειτουργικά Έσοδα / Σύνολο Ενεργητικού
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Τιμή /Ταμειακές Ροές
- Ρυθμός Μεταβολής των Ταμειακών Ροών ανά μετοχή
- Ρυθμός Μεταβολής της τιμής των μετοχών
- Η Μεταβλητότητα των τιμών των μετοχών

Οι Greco, Matarazzo και Slowinski το 1998 [70] στην μελέτη τους «A new rough set approach to evaluation of bankruptcy risk» παρουσίασαν μία νέα rough set μέθοδο για την αξιολόγηση του κινδύνου αποτυχίας και χρησιμοποίησαν τους παρακάτω δείκτες :

- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού,
- Καθαρά Κέρδη/ Καθαρή Αξία
- Συνολικές Υποχρεώσεις/Σύνολο Ενεργητικού
- Συνολικές Υποχρεώσεις/Ταμειακές Ροές
- Έξοδα από Τόκους /Πωλήσεις
- Διευθυντικές και Διοικητικές Δαπάνες / Πωλήσεις
- Εργασιακή Εμπειρία των Διευθυντικών Στελεχών
- Η θέση της επιχείρησης στην αγορά
- Διάρθρωση Τεχνικού Εξοπλισμού
- Οργάνωση Προσωπικού
- Το Ανταγωνιστικό Πλεονέκτημα των Επιχειρήσεων
- Η Ευελιξία της Αγοράς

Ο McKee το 2003 [108] στην μελέτη του «Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signaling rates» χρησιμοποίησε τους παρακάτω δείκτες για να αξιολογήσει τις εκτιμήσεις των ελεγκτών για μια ενδεχόμενη πτώχευση, σε σχέση με ένα rough set μοντέλο πρόβλεψης :

- Ταμειακή Ρευστότητα /Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις
- Κωδικοποίηση του Τύπου Γνώμης
- Γενική Ρευστότητα
- Μερίσματα /Καθαρά Κέρδη
- Μέγεθος Επιχείρησης
- Ταμειακές Ροές Επενδύσεων / Καθαρά Κέρδη
- Χρηματοοικονομική Μόχλευση
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Λειτουργικές Ταμειακές Ροές / Καθαρά Κέρδη
- Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού
- Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού

Οι Olmeda και Fernandez το 1997 [121] στην έρευνά τους «Hybrid classifiers for financial multicriteria decision making: The case of bankruptcy prediction» σύγκριναν την ακρίβεια παραμετρικών και μη παραμετρικών τεχνικών για το πρόβλημα της πρόβλεψης της αποτυχίας. Βρήκαν ότι τα νευρωνικά δίκτυα παρέχουν τα καλύτερα αποτελέσματα, αλλά πρότειναν ότι η καλύτερη ταξινόμηση μπορεί να επέλθει μέσα από συνδυασμό δύο ή περισσοτέρων μεθόδων. Στην έρευνα τους θεώρησαν ως σημαντικότερους τους εξής δείκτες :

- Ταμειακές Ροές / Συνολικά Δάνεια
- Debt Service Coverage Ratio (DSCR) = Καθαρά Έσοδα προς Κόστος Χρέους
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Σύνολο Ενεργητικού
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό – Ταμειακή Ρευστότητα / Σύνολο Ενεργητικού
- Καθαρά Κέρδη/ Δάνεια
- Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (Return on Assets - ROA)
- Καθαρά Κέρδη/ Σύνολο Ιδίων Κεφαλαίων
- Αποθέματα / Δάνεια

Από τις παραπάνω μελέτες παρατηρούμε ότι κάποιοι δείκτες χρησιμοποιούνται περισσότερο από άλλους στην βιβλιογραφία και ως εκ τούτου θεωρούνται σε μεγάλο βαθμό σημαντικοί για την ταξινόμηση μιας εταιρίας ως υγιή ή μη. Οι δείκτες αυτοί είναι με σειρά σημαντικότητας, οι ακόλουθοι:

- Γενική Ρευστότητα (Current Ratio)
- Η Αποδοτικότητα Συνολικών Κεφαλαίων (ROA)
- Κέρδη προ Χρηματοοικονομικών Εξόδων / Σύνολο Ενεργητικού (EBIT / Total Assets)
- Παρακρατηθέντα Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού (Retained Earnings / Total Assets)
- Πωλήσεις / Σύνολο Ενεργητικού (Sales / Total Assets)
- Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού (Working Capital / Total Assets)
- Τρέχουσα Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικά Κεφάλαια (Market Value of Equity / Total Debt)
- Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Σύνολο Ενεργητικού (Current Assets / Total Assets)

Κεφάλαιο 5

Ορισμός Δείγματος και Αρχική Ανάλυση

Το πρώτο βήμα για την πραγματοποίηση μίας οποιαδήποτε χρηματοοικονομικής μελέτης είναι ο καθορισμός ενός κατάλληλου δείγματος επιχειρήσεων. Για να γίνει αυτό πρέπει να πληρούνται ορισμένες προϋποθέσεις όπως της στατιστικής σημαντικότητας και της αμεροληψίας. Οι επιχειρήσεις πρέπει είναι να επιλεγούν έτσι ώστε να έχουν σχετικό τύπο δραστηριότητας και να διατηρούν κοινό λογιστικό σχέδιο στην κατάρτιση των οικονομικών τους καταστάσεων. Ο λόγος που απαιτείται ομοιομορφία στον τύπο δραστηριότητας είναι ότι για πολλά μοντέλα πρόβλεψης, όπως η περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων όπου συγκρίνονται οι σχετικές αποδοτικότητες των επιχειρήσεων θα πρέπει να είναι δυνατή η σύγκριση και η εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων για την σχετική αποδοτικότητα κάθε επιχείρησης.

Αφού βρεθεί το κατάλληλο δείγμα, στην συνέχεια γίνεται μια επεξεργασία των δεδομένων του με σκοπό να γίνει μια αρχική θεωρητική ταξινόμηση των εταιριών σε «καλές» ή «κακές», δηλαδή σε υγιείς ή μη. Συγκεκριμένα, και με βάση την ανάλυση που προηγήθηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, βρίσκονται για κάθε επιχείρηση και κάθε έτος οι δείκτες αυτοί οι οποίοι θεωρούνται ως οι πιο αντιπροσωπευτικοί για να δείξουν πότε μια επιχείρηση είναι υγιείς.

5.1 - Ορισμός Δείγματος

Στην παρούσα εργασία ως τύπος δραστηριότητας έχει επιλεχθεί η εμπορική-βιομηχανική δραστηριότητα περιλαμβάνοντας όλες τις εμπορικές-παραγωγικές-βιομηχανικές επιχειρήσεις. Οι επιχειρήσεις αυτού του τύπου περιλαμβάνουν σημαντικά ύψη αποθεμάτων σε αντίθεση με τις τραπεζικές, ασφαλιστικές και κατασκευαστικές επιχειρήσεις που ακολουθούν διαφορετικό λογιστικό σχέδιο. Συγκεκριμένα επιλέχθηκαν για μελέτη εταιρίες από τους παρακάτω κλάδους δραστηριότητας:

- FTSE/Χ.Α. Χημικών
- FTSE/Χ.Α. Πρώτων Υλών
- FTSE/Χ.Α. Βιομηχανικών Προϊόντων & Υπηρεσιών
- FTSE/Χ.Α. Τροφίμων & Ποτών
- FTSE/Χ.Α. Εμπορίου

Από το αρχικό σύνολο όλων των εισηγμένων επιχειρήσεων στο Χρηματιστήριο Αξιών Αθηνών που αριθμεί 238 επιχειρήσεις και για τις λογιστικές χρήσεις 2007-2008-2009-2010-

2011 (για την χρήση του 2012 δεν βρέθηκαν πλήρη οικονομικά στοιχεία για όλες τις εταιρίες), επιλέχθηκαν οι τελικές εταιρείες σύμφωνα με το παραπάνω κριτήριο. Το τελικό δείγμα των επιχειρήσεων απαρτίζεται από 69 επιχειρήσεις. Τα στοιχεία των ισολογισμών και των καταστάσεων χρήσης των υπό εξέταση επιχειρήσεων αντλήθηκαν από το σύνδεσμο www.ase.gr όπου μέχρι και το 2014 δημοσιεύονταν τα οικονομικά τους στοιχεία. Πρέπει εδώ να σημειωθεί ότι για κάποιες από τις εισαγμένες εταιρίες δεν ήταν δυνατή η εύρεση όλων των χρηματοοικονομικών στοιχείων τους για το χρονικό διάστημα της μελέτης (2007-2011), οπότε δεν συμπεριλήφθηκαν στο ανώτερο δείγμα.

Α) Βιομηχανικά Προϊόντα και Υπηρεσίες

Στο παρακάτω πίνακα δίνονται οι εισηγμένες εταιρείες του κλάδου βιομηχανικών προϊόντων και υπηρεσιών που επιλέχθηκαν για το δείγμα:

Α/Α	**Κωδικός ΟΑΣΗΣ**	**Επωνυμία Εταιρείας**	**ΑΦΜ**	**Έτος Ίδρυσης**	**Αριθμός Υπαλλήλων**
		[Υλικά Συσκευασίας]			
1.	ΚΑΡΤΖ	ΚΑΡΑΤΖΗΑ.Ε.	094113381	1979	408
2.	ΠΠΑΚ	PAPERPACKA.B.E.E.	094420805	1999	95
3.	ΠΑΙΡ	Ε.ΠΑΙΡΗΣΑ.Β.Ε.ΕΠΛΑΣΤΙΚΩΝ	094046874	1974	112
4.	ΦΛΕΞΟ	FLEXOPACKA.E.B.E.Π.	094248969	1977	208
5.	ΜΑΙΚ	Μ.Ι.ΜΑΪΛΛΗΣΑ.Ε.Β.Ε.	094051915	1968	1447
6.	ΒΙΣ	ΒΙΣΑ.Ε.	094002158	1936	215
		[Ηλεκτρικά Μέρη & Εξοπλισμός]			
7.	ΕΛΚΑ	ΕΛΛΗΝΙΚΑΚΑΛΩΔΙΑΑ.Ε.	094039428	1973	1275
8.	ΑΛΚΑΤ	ΝΕΧΑΝΣΕΛΛΑΣΑ.Β.Ε.	094039860	1973	203
		[Εμπορικά Οχήματα και Φορτηγά]			
9.	ΠΕΤΡΟ	ΠΕΤΡΟΣΠΕΤΡΟΠΟΥΛΟΣΑ.Ε.Β.Ε.	094043269	1974	127
10.	ΝΕΩΡΣ	ΝΕΩΡΙΟΝΑ.Ε.ΣΥΜΜΕΤΟΧΩΝ	094216100	1994	4
11.	ΕΛΤΚ	ΕΛΤΡΑΚΑ.Ε.	094110700	1982	206
		[Μηχανήματα Βιομηχανικού Εξοπλισμού]			
12.	ΜΕΤΚ	ΜΕΤΚΑΑ.Ε.	094017290	1962	537
13.	ΜΕΒΑ	ΜΕVACOΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΙΚΗΑ.Β.Ε.Ε.	094419148	1993	138
14.	ΚΛΕΜ	KLEEMANNHELLASA.B.E.E.	094124623	1983	682
15.	ΦΡΙΓΟ	FRIGOGLASSA.B.E.E.	094396929	1993	346
16.	ΣΠΙΝΤ	SPIDERMET/ΝΙΑΝ.ΠΕΤΣΙΟΣ&ΥΙΟΙΑ.Ε.	094035780	1972	268
		[Θαλάσσιες Μεταφορές]			
17.	ΣΑΟΣ	ΣΑΟΣΑ.Ν.Ε.ΣΑΜΟΘΡΑΚΗΣ	016286030	1992	32
		[Προμηθευτές Βιομηχανίας]			
18.	ΓΕΒΚΑ	ΓΕΝ.ΕΜΠΟΡΙΟΥ&ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ		1990	80
19.	ΔΙΟΝ	DIONICAEBE	094417630	1995	524

Β) Εμπόριο

Στο παρακάτω πίνακα δίνονται οι εισηγμένες εταιρείες του κλάδου εμπορίου και υπηρεσιών που επιλέχθηκαν για το δείγμα:

Α/Α	Κωδικός ΟΑΣΗΣ	Επωνυμία Εταιρείας	ΑΦΜ	Έτος Ίδρυσης	Αριθμός Υπαλλήλων
1.	ΑΣΚΟ	A.S.COMPANY	094298125	1990	68
2.	ΒΟΣΥΣ	ΒΟΓΙΑΤΖΟΓΛΟΥSYSTEMS	094353573	1992	111
3.	ΗΛΕΑΘ	ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗΑΘΗΝΩΝ	094255278	1989	622
4.	ΜΟΤΟ	ΜΟΤΟΔΥΝΑΜΙΚΗ	094356274	1992	129
5.	ΝΑΚΑΣ	ΝΑΚΑΣΜΟΥΣΙΚΗ	094079082	1981	428
6.	ΡΕΒΟΙΛ	ΡΕΒΟΪΛ	094116870	1982	144
7.	ΣΠΡΙ	SPRIDERSTORES	094063625	1978	1550
8.	ΣΦΑ	ΣΦΑΚΙΑΝΑΚΗΣ	998935754	1958	884

Γ) Πρώτες Ύλες

Στο παρακάτω πίνακα δίνονται οι εισηγμένες εταιρείες του κλάδου πρώτων υλών που επιλέχθηκαν για το δείγμα:

Α/Α	Κωδικός ΟΑΣΗΣ	Επωνυμία Εταιρείας	ΑΦΜ	Έτος Ίδρυσης	Αριθμός Υπαλλήλων
1.	ΑΛΚΟ	ΑΛΚΟΕΛΛΑΣ	094279018	1990	80
2.	ΑΛΜΥ	ΑΛΟΥΜΥΛ	094220266	1988	610
3.	ΕΛΒΑ	ΕΛΒΑΛ	094100416	1977	2141
4.	ΕΛΣΤΡ	ΕΛΑΣΤΡΟΝ(ΚΟ)	094018802	1965	223
5.	ΕΤΕΜ	ΕΤΕΜ	094064185	1971	654
6.	ΚΟΡΔΕ	ΚΟΡΔΕΛΛΟΥΧ.ΑΦΟΙ	094130887	1984	90
7.	ΛΕΒΚ	ΛΕΒΕΝΤΕΡΗΣΝ.(ΚΑ)	094008624		50
8.	ΜΠΤΚ	ΜΠΗΤΡΟΣΣΥΜΜΕΤΟΧΙΚΗ	094107675	1957	203
9.	ΜΥΤΙΛ	ΜΥΤΙΛΗΝΑΙΟΣ	094316669	1990	1902
10.	ΣΙΔΕ	ΣΙΔΕΝΟΡ	094043233	1974	2773
11.	ΣΙΔΜΑ	ΣΙΔΜΑ	094106678	1981	225
12.	ΣΩΛΚ	ΣΩΛ/ΓΕΙΑΚΟΡΙΝΘΟΥ		1969	410
13.	ΧΑΚΟΡ	ΧΑΛΚΟΡ	094061318	1977	2476

Δ) Τρόφιμα και Ποτά

Στο παρακάτω πίνακα δίνονται οι εισηγμένες εταιρείες του κλάδου τροφίμων και ποτών που επιλέχθηκαν για το δείγμα:

Α/Α	Κωδικός ΟΑΣΗΣ	Επωνυμία Εταιρείας	ΑΦΜ	Έτος Ίδρυσης	Αριθμός Υπαλλήλων
1.	ΓΑΛΑΞ	ΓΑΛΑΞΙΔΙ	094212973	1986	163
2.	ΔΙΧΘ	ΔΙΑΣΙΧΘ/ΓΕΙΕΣ	094360066	1992	574
3.	ΕΒΖ	ΕΛ.ΒΙΟΜ.ΖΑΧΑΡΗΣ	094016600	1960	1481
4.	ΕΒΡΟΦ	ΕΒΡΟΦΑΡΜΑ			
5.	ΕΕΕΚ	COCA-COLATPIAEΨΙΛΟΝ	094024697	1969	2221
6.	ΕΛΓΕΚ	ΕΛΓΕΚΑ	094069931	1974	181
7.	ΕΛΙΧΘ	ΕΛΛΗΝΙΚΕΣΙΧΘΥΟΚΑΛ/ΡΓΕΙΕΣ	094184400	1987	327
8.	ΚΑΝΑΚ	ΚΑΝΑΚΗΣΣ.	094126376	1979	308
9.	ΚΕΠΕΝ	ΚΕΠΕΝΟΥΜΥΛΟΙ	094083083	1986	89
10.	ΚΜΟΛ	ΚΑΡΑΜΟΛΕΓΚΟΣ	094276540	1989	617
11.	ΚΡΕΚΑ	ΚΡΕΚΑ	094129631	1985	66
12.	ΚΡΕΤΑ	ΚΡΕΤΑΦΑΡΜ	094083476	1979	706
13.	ΚΡΙ	ΚΡΙ-ΚΡΙ	094289571	1994	297
14.	ΚΤΗΛΑ	ΚΤΗΜΑΚ.ΛΑΖΑΡΙΔΗ	094200704	1992	57
15.	ΛΟΥΛΗ	ΛΟΥΛΗΜΥΛΟΙ	094008810	1927	223
16.	ΝΗΡ	ΝΗΡΕΥΣ(ΚΟ)	094152228	1988	1105
17.	ΝΙΚΑΣ	ΝΙΚΑΣ	094029969	1971	485
18.	ΠΕΡΣ	ΠΕΡΣΕΥΣ			
19.	ΣΑΡΑΝ	ΣΑΡΑΝΤΟΠΟΥΛΟΣΚΥΛ/ΜΥΛΟΙ			
20.	ΣΕΛΟ	ΣΕΛΟΝΤΑ			

Ε) Χημικά

Στο παρακάτω πίνακα δίνονται οι εισηγμένες εταιρείες του κλάδου χημικών που επιλέχθηκαν για το δείγμα:

Α/Α	Κωδικός ΟΑΣΗΣ	Επωνυμία Εταιρείας	ΑΦΜ	Έτος Ίδρυσης	Αριθμός Υπαλλήλων
1.	ΔΑΙΟΣ	ΔΑΙΟΣΠΛΑΣΤΙΚΑ	094085088	1974	74
2.	ΔΡΟΥΚ	ΝΤΡΟΥΚΦΑΡΜΠΕΝΕΛΛΑΣ	094170492	1970	334
3.	ΕΛΤΟΝ	ΕΛΤΟΝ(ΚΟ)	094106501	1981	175
4.	ΠΛΑΘ	ΠΛΑΣΤΙΚΑΘΡΑΚΗΣ	999808867	1977	1607
5.	ΠΛΑΚΡ	ΠΛΑΣΤΙΚΑΚΡΗΤΗΣ	094046978	1974	821
6.	ΣΑΙΚΛ	CYCLONΕΛΛΑΣ(ΚΟ)	094046327	1974	191
7.	ΣΠΥΡ	ΣΠΥΡΟΥΑΓΡ.ΟΙΚ.	094206708	1977	92

Παρακάτω παρουσιάζεται συγκεντρωτικά ολόκληρο το δείγμα των υπό μελέτη επιχειρήσεων:

F1	AS COMPANY Α.Ε.	F36	ΚΟΡΔΕΛΛΟΥ, Χ., ΑΦΟΙ, Α.Ε.&Β.Ε.
F2	COCA - COLA ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΕΤΑΙΡΕΙΑ ΕΜΦΙΑΛΩΣΕΩΣ Α.Ε.	F37	ΚΡΕ.ΚΑ Α.Ε.
F3	CYCLON ΕΛΛΑΣ Α.Ε.	F38	ΚΡΕΤΑ ΦΑΡΜ Α.Β.Ε.Ε.
F4	DIONIC Α.Ε.Β.Ε.	F39	ΚΡΙ-ΚΡΙ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΓΑΛΑΚΤΟΣ Α.Β.Ε.Ε.
F5	FLEXOPACK Α.Ε.Β.Ε. ΠΛΑΣΤΙΚΩΝ	F40	ΚΤΗΜΑ ΚΩΣΤΑ ΛΑΖΑΡΙΔΗ Α.Ε.
F6	FRIGOGLASS Α.Β.Ε.Ε.	F41	ΚΥΛΙΝΔΡΟΜΥΛΟΙ Κ. ΣΑΡΑΝΤΟΠΟΥΛΟΣ Α.Ε.
F7	MEVACO ΜΕΤΑΛΛΟΥΡΓΙΚΗ Α.Β.Ε.Ε.	F42	ΛΕΒΕΝΤΕΡΗΣ, Ν., Α.Ε.
F8	NEXANS ΕΛΛΑΣ Α.Β.Ε.	F43	ΜΑΙΛΛΗΣ, Μ. Ι., Α.Ε.Β.Ε.
F9	PAPERPACK Α.Β.Ε.Ε.	F44	ΜΕΤΚΑ ΜΕΤΑΛΛΙΚΑΙ ΚΑΤΑΣΚΕΥΑΙ ΕΛΛΑΔΟΣ Α.Ε.
F10	REVOIL Α.Ε.Ε.Π.	F45	ΜΟΤΟΔΥΝΑΜΙΚΗ Α.Ε.Ε.
F11	SPIDER ΜΕΤΑΛΛΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ Ν. ΠΕΤΣΙΟΣ & ΥΙΟΙ Α.Ε.	F46	ΜΠΗΤΡΟΣ ΣΥΜΜΕΤΟΧΙΚΗ Α.Ε.
F12	SPRIDER STORES Α.Ε.&Β.Ε.	F47	ΜΥΛΟΙ ΚΕΠΕΝΟΥ Α.Β.Ε.Ε.
F13	ΑΛΚΟ ΕΛΛΑΣ Α.Β.Ε.Ε.	F48	ΜΥΛΟΙ ΛΟΥΛΗ Α.Ε.
F14	ΑΛΟΥΜΥΛ Α.Ε.	F49	ΜΥΤΙΛΗΝΑΙΟΣ ΟΜΙΛΟΣ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΕΩΝ Α.Ε.
F15	ΒΙΣ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΣΥΣΚΕΥΑΣΙΩΝ Α.Ε.	F50	ΝΑΚΑΣ, ΦΙΛΙΠΠΟΣ, Α.Β.Ε.Ε.Τ.Ε.
F16	ΒΟΓΙΑΤΖΟΓΛΟΥ SYSTEMS Α.Ε.	F51	ΝΕΩΡΙΟΝ Α.Ε. ΣΥΜΜΕΤΟΧΩΝ
F17	ΓΑΛΑΞΙΔΙ ΘΑΛΑΣΣΙΕΣ ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ Α.Ε.	F52	ΝΗΡΕΥΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ Α.Ε.
F18	ΓΕΝΙΚΗ ΕΜΠΟΡΙΟΥ & ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑΣ Α.Ε.	F53	ΝΙΚΑΣ, Π. Γ., Α.Β.Ε.Ε.
F19	ΔΑΙΟΣ ΠΛΑΣΤΙΚΑ Α.Β.Ε.Ε.	F54	ΝΤΡΟΥΚΦΑΡΜΠΕΝ ΕΛΛΑΣ Α.Ε.Β.Ε.
F20	ΔΙΑΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ Α.Β.Ε.Ε.	F55	ΠΑΙΡΗΣ, Ε., Α.Β.Ε.Ε.
F21	ΕΒΡΟΦΑΡΜΑ Α.Β.Ε.Ε.	F56	ΠΕΡΣΕΥΣ ΠΡΟΙΟΝΤΑ ΕΙΔΙΚΗΣ ΔΙΑΤΡΟΦΗΣ Α.Β.Ε.Ε.
F22	ΕΛΑΣΤΡΟΝ Α.Ε.Β.Ε.	F57	ΠΕΤΡΟΠΟΥΛΟΣ, Π., Α.Ε.&Β.Ε.
F23	ΕΛΒΑΛ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΑΛΟΥΜΙΝΙΟΥ Α.Ε.	F58	ΠΛΑΣΤΙΚΑ ΘΡΑΚΗΣ Α.Β.Ε.Ε.
F24	ΕΛΓΕΚΑ Α.Ε.	F59	ΠΛΑΣΤΙΚΑ ΚΡΗΤΗΣ Α.Β.Ε.Ε.
F25	ΕΛΛΗΝΙΚΑ ΚΑΛΩΔΙΑ Α.Ε.	F60	ΣΑΟΣ Α.Ν.Ε. ΣΑΜΟΘΡΑΚΗΣ
F26	ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΙΧΘΥΟΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΕΣ Α.Β.&Ε.Ε.	F61	ΣΕΛΟΝΤΑ ΙΧΘΥΟΤΡΟΦΕΙΑ Α.Ε.Γ.Ε.
F27	ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΖΑΧΑΡΗΣ Α.Ε.	F62	ΣΙΔΕΝΟΡ Α.Ε.
F28	ΕΛΤΟΝ ΔΙΕΘΝΟΥΣ ΕΜΠΟΡΙΟΥ Α.Ε.Β.Ε.	F63	ΣΙΔΜΑ Α.Ε. ΣΙΔΗΡΕΜΠΟΡΙΚΗ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
F29	ΕΛΤΡΑΚ Α.Ε.	F64	ΣΠΥΡΟΥ ΑΓΡΟΤΙΚΟΣ ΟΙΚΟΣ Α.Ε.Β.Ε.
F30	ΕΤΕΜ Α.Ε.	F65	ΣΦΑΚΙΑΝΑΚΗΣ Α.Ε.Β.Ε.
F31	ΗΛΕΚΤΡΟΝΙΚΗ ΑΘΗΝΩΝ Α.Ε.Ε.	F66	ΣΩΛΗΝΟΥΡΓΕΙΑ ΚΟΡΙΝΘΟΥ Α.Ε.
F32	ΚΑΝΑΚΗΣ, ΣΤΕΛΙΟΣ, Α.Β.Ε.Ε.	F67	ΣΩΛΗΝΟΥΡΓΕΙΑ Λ. ΤΖΙΡΑΚΙΑΝ PROFIL Α.Ε.
F33	ΚΑΡΑΜΟΛΕΓΚΟΣ ΑΡΤΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ Α.Ε.	F68	ΧΑΛΚΟΡ Α.Ε.
F34	ΚΑΡΑΤΖΗ Α.Ε.	F69	ΧΑΤΖΗΚΡΑΝΙΩΤΗ, Ε., ΥΙΟΙ, ΑΛΕΥΡΟΒΙΟΜΗΧΑΝΙΑ ΤΥΡΝΑΒΟΥ Α.Ε.
F35	ΚΛΕΜΑΝ ΕΛΛΑΣ Α.Β.Ε.Ε.		

5.2 - Αρχική Ταξινόμηση του Δείγματος

Στη συνέχεια γίνεται ταξινόμηση των επιχειρήσεων του δείγματος προς αξιολόγηση. Με βάση την ανάλυση του προηγούμενου κεφαλαίου περί αριθμοδεικτών, έχουν επιλεχθεί η Γενική Ρευστότητα, η Ειδική Ρευστότητα, η Απόδοση Ιδίων Κεφαλαίων (ROE) προς την Απόδοση Συνολικών Κεφαλαίων (ROA) και ο δείκτης Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις προς Ξένα Κεφάλαια.

Όσον αφορά τους δείκτες γενικής και ειδική ρευστότητας, οι τιμές τους είναι ζωτικής σημασίας ώστε να χαρακτηριστεί μια επιχείρηση ως αποτυχημένη ή όχι και εξαρτάται από πολλούς παράγοντες όπως το λογιστικό σχέδιο που ακολουθεί, τον βαθμό εκμετάλλευσης των περιουσιακών στοιχείων, το μερίδιο που κατέχει στην αγορά, η φήμη, αλλά και μακροοικονομικοί παράγοντες όπως το ακαθάριστο εγχώριο προϊόν, τα επιτόκια δανεισμού, το ποσοστό ανεργίας και πληθωρισμού.

Συγκεκριμένα, η γενική ρευστότητα, γνωστή επίσης και ως δείκτης ρευστότητας και δείκτης μετρητών, μετρά την ικανότητα μιας εταιρείας να πληρώσει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Δίνεται από τον λόγο κυκλοφορούν ενεργητικό προς βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις και χρησιμοποιείται για να δείξει την ικανότητα της εταιρείας να εξοφλήσει τις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της (χρέος και υποχρεώσεις) με τα βραχυπρόθεσμα στοιχεία του ενεργητικού της (διαθέσιμα, αποθέματα, απαιτήσεις). Όσο μεγαλύτερη η τιμή του δείκτη, τόσο πιο ικανή είναι η εταιρεία να πληρώσει τις υποχρεώσεις της. Μια αναλογία κάτω του 1 δείχνει ότι η εταιρεία δεν είναι σε θέση να εξοφλήσει τις υποχρεώσεις της. Ενώ αυτό δείχνει ότι η εταιρεία δεν είναι σε καλή οικονομική υγεία, δεν σημαίνει απαραίτητα ότι θα οδηγηθεί σε πτώχευση - καθώς υπάρχουν πολλοί τρόποι για να αποκτήσει πρόσβαση σε επιπλέον χρηματοδότηση - αλλά σίγουρα δεν είναι ένα καλό σημάδι.

Η Ειδική Ρευστότητα, γνωστή επίσης και ως άμεση ρευστότητα, δείχνει την βραχυπρόθεσμη ρευστότητας της εταιρείας, μετρά δηλαδή την ικανότητά της να ανταποκριθεί στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της με τα πιο ρευστά ή «άμεσα» περιουσιακά της στοιχεία, χωρίς να λαμβάνει υπόψη τα αποθέματα όπως η γενική ρευστότητα. Δίνεται από τον λόγο Κυκλοφορούν ενεργητικό μείον Αποθέματα, προς Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις. Όσο μεγαλύτερος ο δείκτης τόσο καλύτερη η θέση ρευστότητας της εταιρείας. Ο δείκτης άμεσης ρευστότητας είναι πιο συντηρητικός από τον δείκτη ρευστότητας, διότι αποκλείει τα αποθέματα από κυκλοφορούντα περιουσιακά στοιχεία τα οποία χρειάζονται χρόνο για να μετατραπούν σε μετρητά, και σε περίπτωση που πρέπει να πωληθούν γρήγορα, η εταιρεία μπορεί να δεχθεί χαμηλότερη τιμή από τη λογιστική τους αξία.

Η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων (*Return on Equity -ROE*) και η αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων (*Return on Assets -ROA*) μετράνε και οι δύο την ικανότητα μιας επιχείρησης να δημιουργεί κέρδη από τις επενδύσεις της. Πρόκειται για παρόμοιους δείκτες

αλλά δεν αντιπροσωπεύουν ακριβώς το ίδιο πράγμα. Μαζί, όμως, μπορούν να παρέχουν μια σαφέστερη εικόνα για την αποδοτικότητα μιας επιχείρησης και για τον λόγο αυτό έχουμε λάβει τον λόγο τους.

Η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων (*ROE*) πρόκειται για έναν από τους πιο σημαντικούς δείκτες που κοιτάνε οι επενδυτές. Πρόκειται για ένα βασικό έλεγχο του πόσο αποτελεσματικά διαχειρίζεται η εταιρία τα χρήματα των επενδυτών της και υπολογίζεται από τον λόγο Ετήσιο Καθαρό Εισόδημα προς τα Ίδια Κεφάλαια. Οι περισσότεροι επενδυτές θέλουν ο δείκτης αυτός να είναι μεγαλύτερος του 15%. Μια αρνητική τιμή του δείκτη δεν σημαίνει απαραίτητα ότι η εταιρία είναι αποτυχημένη ή ότι η επένδυση ήταν κακή, καθώς οι καθαρές ταμειακές ροές αποτελούν και αυτές μια μορφή κερδοφορίας, οπότε μπορούν να χρησιμοποιηθούν αντί του καθαρού εισοδήματος.

Από την άλλη πλευρά η αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων (*ROA*) προσφέρει μια διαφορετική προσέγγιση για την αποτελεσματικότητα της επιχείρησης, δείχνοντας ποιο είναι το κέρδος για κάθε δολάριο του ενεργητικού της, συμπεριλαμβανομένων των διαθέσιμων, των εισπρακτέων λογαριασμών και των αποθεμάτων. Υπολογίζεται από τον λόγο Ετήσιο Καθαρό Εισόδημα προς το Σύνολο του Ενεργητικού. Οι διαχειριστές κεφαλαίων ενδιαφέρονται για τιμές του δείκτη μεγαλύτερες του 5%. Αν το ROAείναι αρνητικό, σημαίνει ότι η εταιρία επενδύει μεγάλο μέρος κεφαλαίου στην παραγωγή ενώ το εισόδημα της είναι πολύ μικρό. Αν ειδικά μια αρνητική τιμή του δείκτη συνοδεύεται από υψηλά επίπεδα χρέους τότε η εταιρία βρίσκεται σε κίνδυνο. Ωστόσο πολλές φορές οι εταιρίες ρισκάρουν να αυξήσουν το χρέος τους τώρα με την βλέψη ενός μελλοντικού υψηλού ROA, οπότε και πάλι δεν μπορούμε να πούμε με σιγουριά ότι αρνητική τιμή του δείκτη σημαίνει αποτυχία καθώς μπορεί να πρόκειται για στρατηγική.

Η μεγάλη διαφορά μεταξύ ROE και ROA έγκειται στην χρηματοοικονομική μόχλευση, ή το χρέος. Η θεμελιώδης εξίσωση του ισολογισμού, παθητικό = Ι.Κ. + Ξ.Κ., δείχνει ότι εάν μια επιχείρηση δεν είχε δανειακά, τα ίδια κεφάλαια και το σύνολο του ενεργητικού της θα ήταν το ίδιο. Ως αποτέλεσμα οι δύο δείκτες ROE και ROA θα ήταν επίσης ίσοι. Αλλά αν η εταιρία λαμβάνει ξένα κεφάλαια τότε το ROEθα είναι μεγαλύτερο του ROA και όσο περισσότερα ξένα κεφάλαια τόσο μικρότερο θα είναι το ROAσυγκριτικά με το ROE.

Συνοπτικά, βλέπουμε ότι πάντα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη και οι δύο δείκτες. Μπορεί να είναι διαφορετικοί αλλά μαζί παρουσιάζουν μια συνολική εικόνα της αποτελεσματικότητας της επιχείρησης. Αν ο ROAείναι καλό και τα επίπεδα χρέους φυσιολογικά, τότε ένα ισχυρό ROEφανερώνει ότι η διοίκηση αξιοποιεί ιδανικά τις επενδύσεις των μετόχων. Από την άλλη αν ο ROA είναι χαμηλός ή το χρέος μεγάλο, τότε μια μεγάλη τιμή του ROEμπορεί να δώσει μια ψεύτικη εικόνα. Βλέπουμε λοιπόν ότι οι δύο αυτοί δείκτες πρέπει να εξετάζονται μαζί, οπότε και λαμβάνουμε τον λόγο τους ως ένα καλό κριτήριο, σε συνδυασμό με το κάθε δείκτη ξεχωριστά.

Στον παρακάτω πίνακα παρουσιάζονται τα κριτήρια για κάθε επιχείρηση. Έχει ληφθεί ο μέσος όρος του κάθε δείκτη για το σύνολο των υπό εξέταση ετών (2007-2011).

Κριτήρια Κατανομής

Εταιρία	Γενική Ρευστότητα	Ειδική Ρευστότητα	ROE/ ROA	ROE	ROA	Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Ξένα Κεφάλαια
F01	2.88	2.18	1.26	15.8	12.5	63.62
F02	1.2	0.8	1.26	5.0	3.9	28.19
F03	1.21	0.89	1.72	8.4	4.8	73.11
F04	1.54	1.19	1.57	-44.1	-34.5	71.96
F05	1.55	0.91	1.26	11.2	8.9	61.42
F06	1.13	0.42	1.77	19.8	11.7	72.19
F07	2.98	2.12	1.23	3.6	2.9	36.92
F08	1.5	0.92	1.1	3.6	3.2	90.64
F09	2.73	2.13	3.86	-3.6	-0.9	26.05
F10	0.99	0.89	1.59	12.2	8.3	80.33
F11	1.33	0.86	1.79	-19.0	-11.7	59.07
F12	1.18	0.43	1.38	-7.5	-4.1	74.43
F13	2.18	1.68	1.72	-4.1	-2.5	37.14
F14	1.76	1.18	1.91	-4.0	-2.9	53.75
F15	1.32	0.99	2.13	2.5	1.1	49.82
F16	1.6	1.06	1.14	4.7	3.8	79.03
F17	1.34	0.27	1.32	6.6	4.8	86.08
F18	3.4	1.81	1.35	7.6	5.4	57.67
F19	0.76	0.49	1.51	0.5	0.2	67.6
F20	1.11	0.3	3.39	-30.4	-0.5	74.53
F21	1.03	0.64	2.07	-4.5	-2.2	53.46
F22	2.34	1.65	1.3	1.7	1.1	63.08
F23	2.49	1.07	1.26	1.7	1.3	48.41
F24	1.08	0.87	1.16	-2.1	-1.7	87.91
F25	1.71	0.93	1.63	3.5	1.8	57.6
F26	1.7	0.67	5.35	-68.3	-57.8	68.23
F27	1.04	0.32	1.19	-26.2	-21.8	88.01
F28	2.47	1.75	1.51	9.2	6.2	52.54
F29	1.3	0.68	1.4	10.6	7.5	60.07
F30	1.34	0.67	1.74	-22.6	-13.3	55.04
F31	0.89	0.4	1.16	-13.1	-8.0	95.99
F32	2.82	2.16	1.04	14.4	13.9	89.46
F33	0.95	0.88	1.84	6.8	3.7	56.5
F34	1.02	0.43	1.17	2.6	2.3	72.96
F35	3.82	2.96	1.31	8.1	5.9	51.06
F36	1.41	1.07	1.6	0.0	0.1	73.38
F37	1.22	0.84	1.72	0.5	0.3	46.14
F38	0.82	0.51	1.72	4.9	2.9	61.75

F39	2.73	2.09	1.29	12.8	10.0	52.15
F40	4.38	1.64	1.45	3.1	2.1	19.85
F41	0.87	0.56	1.31	19.1	14.9	88.08
F42	5.89	2.28	1.09	-5.0	-4.7	57.03
F43	2.01	0.93	1.46	-25.1	-21.3	76.01
F44	1.73	1.25	1.28	39.2	30.5	79.82
F45	1.63	0.41	1.17	0.6	0.4	84.13
F46	0.82	0.68	1.19	1.5	1.1	43.77
F47	2.51	1.93	1.62	4.3	2.9	56.17
F48	1.28	0.93	1.51	6.7	4.5	50.14
F49	0.71	0.44	1.8	6.9	6.1	31.22
F50	1.8	0.69	1.07	2.5	2.3	86.72
F51	15.7	0.94	1.02	-16.8	-16.2	25.07
F52	1.75	0.74	1.98	0.4	0.6	48.07
F53	1.11	0.56	2.3	-8.8	-1.8	63.7
F54	1.2	0.86	1.78	0.8	-0.9	61.98
F55	0.72	0.49	1.09	-1.7	-1.6	93.52
F56	2.11	1.79	2.78	-1.0	-2.4	49.27
F57	1.74	1.12	1.38	11.2	8.2	71.37
F58	1.2	0.73	1.05	-0.2	-0.2	89.62
F59	3.08	2.19	1.19	9.3	7.9	57.42
F60	0.59	0.31	1.15	-44.4	-38.4	81.59
F61	1.4	0.41	1.81	-16.5	-7.6	59.66
F62	1.26	0.48	1.41	1.6	0.5	65.01
F63	1.92	1.48	2.16	-13.0	-6.0	53.48
F64	1.73	0.82	1.41	-0.2	-0.2	54.81
F65	1.41	0.59	2.41	-9.2	-5.0	57.31
F66	1.28	0.42	1.27	11.5	8.4	74.31
F67	2.26	1.22	1.65	-14.6	-9.7	54.99
F68	1.59	0.53	1.92	-6.2	-3.4	48.39
F69	0.93	0.7	1.18	-9.9	-8.3	85.78

Στην συνέχεια με βάση τα ανώτερα κριτήρια έχουμε χωρίσει τις εταιρίας σε υγιείς ή μη υγιείς (αποτυχημένες). Συγκεκριμένα, δεχτήκαμε ότι η Γενική Ρευστότητα πρέπει να είναι μεγαλύτερη της μονάδας, η Ειδική Ρευστότητα να είναι μεγαλύτερη του 0,9, το ROE/ROAμεγαλύτερο του 1,3 και οι ΒΥ/ ΞΚ μεγαλύτερες του 50%.

Για την γενική και την ειδική ρευστότητα, έχει υιοθετηθεί αρκετά συντηρητική προσέγγιση στις κρίσιμες τιμές τους, λόγω του γεγονότος ότι το δείγμα εταιρειών περιέχει αρκετές διαφορετικές επιχειρήσεις με διαφορετική ικανότητα των κυκλοφορούντων περιουσιακών στοιχείων και ειδικότερα των αποθεμάτων που παρουσιάζουν την μεγαλύτερη δυσκολία ρευστοποίησης. Αν η τιμή της γενικής ρευστότητας είναι μικρότερη του 1 τότε η πλήρης ρευστοποίηση των κυκλοφορούντων στοιχείων του ενεργητικού δεν καλύπτει το

σύνολο των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων. Ενώ εάν είναι μεγαλύτερη τότε μπορεί να θεωρηθεί ότι η πλήρης ρευστοποίηση των κυκλοφορούντων στοιχείων του ενεργητικού καλύπτει το σύνολο των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων χωρίς όμως να είναι σίγουρο καθώς στην γενική ρευστότητα εμπλέκονται και τα μη ταχέως ρευστοποιήσιμα στοιχεία των αποθεμάτων οπότε μπορεί να μην καλύπτονται οι βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις. Επομένως εδώ παίζει ρόλο η ειδική ρευστότητα καθώς αν και αυτή μικρή (<0,9) τότε τα πιο ταχέως ρευστοποιήσιμα στοιχεία (απαιτήσεις και ρευστά διαθέσιμα) δεν επαρκούν να καλύψουν το σύνολο των βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων. Πρέπει να σημειωθεί ότι η κρίσιμη τιμή για την ειδική ρευστότητα είναι μικρότερη της μονάδας γιατί στις επιχειρήσεις εμπορίου ή τροφίμων που περιέχονται στο δείγμα είναι σχεδόν βέβαιο ότι θα επέλθει ρευστοποίηση ικανού ύψους αποθεμάτων λόγω της φύσεως της επιχείρησης.

Φυσικά δεν είναι απαραίτητο ότι αν μια εταιρία έχει πολύ καλή ρευστότητα σημαίνει ότι είναι και υγιής αλλά πρέπει να εξεταστεί σε συνδυασμό και με τα άλλα κριτήρια, και το αντίθετο. Παρομοίως για τους δείκτες αποδοτικότητας εξετάστηκε τόσο ο λόγος τους αλλά και ο καθένας ξεχωριστά ώστε να υπάρξει μια πιο πλήρη εικόνα ανάλυσης. Επομένως η ταξινόμηση πραγματοποιήθηκε αφού αναλύθηκαν ξεχωριστά όλα τα κριτήρια και σταθμίστηκε η σημαντικότητά τους. Τελικά, καταλήξαμε στην παρακάτω θεωρητική ταξινόμηση πάνω στην οποία θα μελετήσουμε στην συνέχεια τα μοντέλα πρόβλεψης κινδύνου. Για λόγους απλούστευσης η κωδικοποίηση των επιχειρήσεων σε επιτυχημένες και μη, έχει χρησιμοποιηθεί κωδικοποίηση 1 ή 0, λογική που ακολουθείται και στο σύνολο της εργασίας. Η κωδικοποίηση 1 αναφέρεται στις επιτυχημένες επιχειρήσεις και η κωδικοποίηση 0 αναφέρεται στις αποτυχημένες. Η ταξινόμηση στην οποία καταλήξαμε βρίσκεται στον παρακάτω πίνακα.35 εταιρίες έχουν καταχωρηθεί στην ομάδα των υγιών και 34 στην ομάδα των αποτυχημένων – με κίνδυνο εταιριών.

Ταξινόμηση Εταιριών

Εταιρία	Δείκτης	Εταιρία	Δείκτης
F01	1	F36	1
F02	0	F37	0
F03	1	F38	0
F04	0	F39	1
F05	1	F40	1
F06	0	F41	1
F07	1	F42	1
F08	1	F43	0
F09	1	F44	1
F10	1	F45	0
F11	0	F46	0
F12	0	F47	1
F13	0	F48	1
F14	0	F49	0

F15	1	F50	1
F16	1	F51	1
F17	1	F52	0
F18	1	F53	0
F19	0	F54	1
F20	0	F55	0
F21	0	F56	0
F22	1	F57	1
F23	1	F58	0
F24	1	F59	1
F25	1	F60	0
F26	0	F61	0
F27	0	F62	0
F28	1	F63	1
F29	1	F64	1
F30	0	F65	0
F31	0	F66	1
F32	1	F67	0
F33	0	F68	0
F34	0	F69	0
F35	1		

Κεφάλαιο 6

Χρήση Μοντέλων Πρόβλεψης της Αποτυχίας

Μετά από τη συλλογή και επεξεργασία των στοιχείων μας αλλά και την οριστικοποίηση των ομάδων του τελικού δείγματος και την αρχική-θεωρητική ταξινόμηση των επιχειρήσεων, επόμενο βήμα είναι η επιλογή των κατάλληλων μοντέλων που θα χρησιμοποιηθούν. Στην παρούσα διπλωματική εργασία έχουμε επιλέξει να εφαρμόσουμε δύο βασικά υποδείγματα κάθε ένα από τα οποία να εκπροσωπεί τις δύο κυρίαρχες κατηγορίες τεχνικών που αναλύσαμε. Συγκεκριμένα, από τον χώρο τον παραδοσιακών παραμετρικών μεθόδων έχουμε διαλέξει το πιο διαδεδομένο, αυτό της πολυμεταβλητής διακριτής ανάλυσης MDA, και από τον νεότερο χώρο των μη παραμετρικών τεχνικών έχει επιλεγεί μια εξίσου διαδεδομένη και με πλήθος εφαρμογών μέθοδος, η περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων DEA. Σκοπός της επιλογής μας αυτής, είναι το να βρεθεί η προβλεπτική ικανότητα δυο μοντέλων που διαφέρουν σημαντικά στην κατασκευή τους και στις υποθέσεις τους, καθώς και η προσαρμοστικότητα των δεδομένων των ελληνικών επιχειρήσεων σε μια παραδοσιακή και μία πιο σύγχρονη τεχνική. Αφού πρώτα παρουσιαστούν τα συγκεκριμένα μοντέλα που χρησιμοποιήθηκαν, στην συνέχεια θα δοθούν τα αποτελέσματα του καθενός από αυτά και θα γίνει μία ανάλυσή τους με την εξαγωγή των αντίστοιχων συμπερασμάτων.

6.1 Μοντέλο Διακριτής Ανάλυσης

Στην παράγραφο αυτή θα εφαρμόσουμε τα δεδομένα του δείγματός μας στο μοντέλο πολυμεταβλητής ανάλυσης του Altman το οποίο αναλύθηκε στην παράγραφο 2.1.3.2. Το υπόδειγμα αυτό, από το 1968 μέχρι σήμερα έχει χρησιμοποιηθεί σε ένα πλήθος αντίστοιχων ερευνών με υψηλά ποσοστά επιτυχίας και αποτελεί ένα από τα πιο διαδεδομένα μοντέλα για την αντιμετώπιση προβλημάτων πρόβλεψης πτώχευσης. Πρόκειται, ουσιαστικά, για ένα υπόδειγμα διακριτικής ανάλυσης στο οποίο πέντε σταθμισμένα μέτρα αθροίζονται ώστε να καταλήξουν σε μια συνολική βαθμολογία (Z- score) για κάθε εξεταζόμενη επιχείρηση. Με βάση αυτό το σκορ γίνεται η κατάταξη σε υγιείς και αποτυχημένες επιχειρήσεις, ενώ παράλληλα είναι δυνατή και η πρόβλεψη της πτώχευση έως πέντε έτη πριν την πραγματοποίηση της. Ο λόγος για τον οποίο επιλέχθηκε το συγκεκριμένο μοντέλο ανάμεσα από όλα τα υπόλοιπα που εξετάστηκαν στο κεφάλαιο 2 και 3 είναι διότι περιλαμβάνει μεταβλητές που μπορούν εύκολα να βρεθούν και να υπολογιστούν από δεδομένα χρηματοοικονομικών καταστάσεων. Επιπλέον, οι ανεξάρτητες μεταβλητές του εν λόγω υποδείγματος συσχετίζονται άμεσα με τη πιθανότητα χρεοκοπίας μιας επιχείρησης και τα αποτελέσματα του υπερτερούν έναντι άλλων υποδειγμάτων. Η εξίσωση που χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της πτώχευσης είναι η εξής:

$$Z = 1,2\ X1 + 1,4\ X2 + 3,3\ X3 + 0,6\ X4 + 1,0\ X5$$

Προτιμήθηκε η παραπάνω απεικόνιση της συνάρτησης και όχι η αρχική μορφή "Z=0,012(X1)+0,014(X2)+0,033(X3)+0,006(X4)+0,999(X5)" στην οποία όπως είδαμε οι μεταβλητές X1 έως και X4 έχουν υπολογιστεί ως δεκαδική μορφή (και όχι ως απόλυτη ποσοστιαία τιμή που απαιτεί η αρχική μορφή), ώστε να είναι εκφρασμένες με τον ίδιο τρόπο όπως και η μεταβλητή X5. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές ορίζονται ως:

- X_1 = Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού
- X_2= Παρακρατηθέντα κέρδη / Σύνολο ενεργητικού
- X_3 = Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο ενεργητικού
- X_4 =Τρέχουσα αξία μετοχών / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων
- X_5 = Πωλήσεις / Σύνολο ενεργητικού

Όπου Z είναι ο συνδυαστικό δείκτης "Z Score" βάσει του οποίου πραγματοποιείται η τελική η κατάταξη των εταιριών σε αποτυχημένες και υγιείς. Αν το Z είναι μεγαλύτερο από 2,99 (Z > 2,99) τότε οι επιχειρήσεις δεν κινδυνεύουν με πτώχευση και θεωρούνται υγιείς, ενώ αν είναι μικρότερο του 1,81 (Z < 1,81) οι επιχειρήσεις θεωρούνται αποτυχημένες. Τέλος για τιμές του Z μεταξύ 1,81 και 2,99 οι εταιρίες θεωρούνται ότι βρίσκονται στην περιοχή άγνοιας (*gray area*). Όσο μεγαλύτερη η πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης, τόσο μικρότερο το σκορ της.

Στο σημείο αυτό κρίνεται απαραίτητο να γα γίνει μια αναλυτικότερη περιγραφή των πέντε ανεξάρτητων μεταβλητών του μοντέλου, οι οποίες όπως είδαμε εκφράζουν πέντε σημαντικούς χρηματοοικονομικούς δείκτες, καθώς των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν για τον υπολογισμό τους. Συγκεκριμένα:

X1 = Κεφάλαιο Κίνησης/ Σύνολο Ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός είναι ένα μέτρο των καθαρών ρευστών διαθεσίμων της επιχείρησης σε σχέση με το σύνολο του ενεργητικού της. Ως Κεφάλαιο Κίνησης ορίζεται η διαφορά μεταξύ του Κυκλοφορούντος Ενεργητικού και των Βραχυπρόθεσμων Υποχρεώσεων. Αν μία επιχείρηση βιώνει συνεχείς λειτουργικές ζημίες το κυκλοφορούν ενεργητικό θα συρρικνωθεί σε σχέση με το σύνολο του ενεργητικού της. Σύμφωνα με τον Altman, θεωρείται σημαντικότερος από τον δείκτη γενικής ρευστότητας και τον δείκτη ειδικής ρευστότητας. Τα στοιχεία που χρειάστηκαν για τον υπολογισμό του δείκτη είναι το Κεφάλαιο Κίνησης και το Σύνολο Ενεργητικού, τα οποία και αντλήθηκαν από τους ετήσιους Ισολογισμούς κάθε επιχείρησης.

X2 = Παρακρατηθέντα Κέρδη/ Σύνολο Ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός είναι ένα μέτρο σωρευτικής κερδοφορίας της επιχείρησης. Ακόμη, ο δείκτης αυτός μετράει και τη μόχλευση της επιχείρησης, δηλαδή τον τρόπο με τον οποίο χρηματοδοτείται. Μία υψηλή τιμή του δείκτη εκφράζει επιχειρήσεις οι οποίες

χρηματοδότησαν τα περιουσιακά τους στοιχεία με παρακράτηση κερδών και δεν χρησιμοποίησαν πολύ χρέος. Τέλος, ο δείκτης αυτός δείχνει την ανάπτυξη μιας επιχείρησης αλλά και την ικανότητα της διοίκησης να παρακρατεί κέρδη ώστε να χρηματοδοτεί επενδύσεις της. Τα παρακρατηθέντα κέρδη είναι εσωτερικά κεφάλαια σε μια επιχείρηση τα οποία δεν έχουν διανεμηθεί στους μετόχους αλλά παρακρατούνται για τη χρηματοδότηση νέων επενδύσεων. Υπολογίζονται αν από το σωρευτικό σύνολο κερδών ή ζημιών κατά τη διάρκεια ζωής μιας επιχείρησης αφαιρεθούν να διανεμηθέντα μερίσματα.

X3 = Κέρδη προ Τόκων και Φόρων/ Σύνολο Ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός εκφράζει την πραγματική παραγωγικότητα των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης ανεξάρτητα από οποιοδήποτε φόρο και παράγοντα μόχλευσης. Δείχνει, ουσιαστικά, την ικανότητα της διοίκησης να διαχειρίζεται τους πόρους της αποτελεσματικά ώστε να πραγματοποιεί κέρδη. Πρόκειται για έναν ιδιαίτερα χρήσιμο δείκτη σε θέματα χρεοκοπίας, δεδομένου ότι η ύπαρξη μιας επιχείρησης βασίζεται στην ικανότητα της να πραγματοποιεί κέρδη. Τα Κέρδη προ Τόκων και Φόρων υπολογίστηκαν από τις Καταστάσεις Αποτελεσμάτων Χρήσης κάθε επιχείρησης, από το άθροισμα του λειτουργικού περιθωρίου και των μη λειτουργικών εσόδων, και αντιπροσωπεύουν τα κέρδη/ζημίες από τη συνήθη λειτουργία της.

X4 = Αγοραία Αξία Ιδίων Κεφαλαίων/ Λογιστική Αξία Συνόλου Υποχρεώσεων

Ο δείκτης αυτός δείχνει πόσο μπορεί να μειωθεί η αξία των περιουσιακών στοιχείων μιας επιχείρησης προτού οι συνολικές υποχρεώσεις της υπερβούν τα περιουσιακά της στοιχεία και, συνεπώς, η επιχείρηση καταστεί αφερέγγυα. Για τον υπολογισμό της αγοραίας αξίας των ιδίων κεφαλαίων χρειαστήκαμε τον αριθμό των μετοχών σε κυκλοφορία και την τιμή διαπραγμάτευση τους. Το δείγμα μας περιορίστηκε όπως είδαμε μόνο σε Ανώνυμες Εταιρίες εισηγμένες στο Χρηματιστήριο, επομένως μπορεί να υπολογιστεί η αγοραία αξία των ιδίων κεφαλαίων με πολλαπλασιασμό της τιμή της μετοχής κάθε επιχείρησης με τον αριθμό των εισηγμένων μετοχών της. Ως τιμή κάθε μετοχής πήραμε την τιμή κλεισίματος σε κάθε έτος και ως αριθμό εισηγμένων μετοχών πήραμε το άθροισμα των κοινών και προνομιούχων μετοχών που είναι σε κυκλοφορία κάθε έτος. Πρέπει να τονιστεί ότι η αγοραία αξία των Ιδίων Κεφαλαίων διαφέρει από τη λογιστική αξία διότι η τελευταία δεν λαμβάνει υπόψη της τη δυναμική ανάπτυξης της επιχείρησης. Τέλος, για τον υπολογισμό της λογιστικής αξίας του συνόλου των υποχρεώσεων συμπεριλάβαμε το άθροισμα των μακροπρόθεσμων και βραχυπρόθεσμων υποχρεώσεων όπως εμφανίζονταν στους Ισολογισμούς κάθε επιχείρησης.

X5 = Πωλήσεις/ Σύνολο Ενεργητικού

Ο δείκτης αυτός μετράει την ικανότητα της διοίκησης της εταιρίας να αντιμετωπίζει ανταγωνιστικές συνθήκες, καθώς απεικονίζει την σχέση μεταξύ των πωλήσεων μιας επιχείρησης και των συνολικών περιουσιακών της στοιχείων. Αντιπροσωπεύει, ουσιαστικά τον δείκτη συνολικής κυκλοφοριακής ταχύτητας και μετράει την αποτελεσματική διαχείριση

του συνόλου των περιουσιακών στοιχείων. Ως πωλήσεις πήραμε τον συνολικό Κύκλο Εργασιών κάθε επιχείρησης όπως εμφανίζεται στην Κατάσταση Αποτελεσμάτων Χρήσης.

6.1.1 Επεξεργασία των Δεδομένων και Αποτελέσματα

Μετά την εφαρμογή του μοντέλου μας στο δείγμα των 69 επιχειρήσεων λαμβάνουμε τις παρακάτω Z-scoreτιμές για κάθε μία εταιρία. Θυμίζουμε ότι για scoreμεγαλύτερο του 2.99 η επιχείρηση θεωρείται ότι είναι υγιείς, και για scoreμικρότερο του 1.81 αποτυχημένη.

Εταιρία	Z-Score	Εταιρία	Z-Score
F01	3.44	F36	2.29
F02	1.66	F37	2.16
F03	5.26	F38	1.84
F04	2.25	F39	3.33
F05	2.48	F40	2.00
F06	1.73	F41	3.02
F07	2.36	F42	3.65
F08	3.50	F43	-2.04
F09	2.22	F44	3.32
F10	9.10	F45	3.54
F11	1.78	F46	2.59
F12	2.82	F47	2.73
F13	2.02	F48	1.97
F14	1.88	F49	1.52
F15	2.24	F50	3.41
F16	2.41	F51	-0.44
F17	2.33	F52	2.09
F18	3.12	F53	2.36
F19	1.19	F54	1.92
F20	1.87	F55	5.24
F21	2.07	F56	2.21
F22	2.69	F57	3.16
F23	2.46	F58	2.73
F24	4.40	F59	2.67
F25	2.87	F60	-1.36
F26	1.94	F61	1.98
F27	0.70	F62	1.77
F28	3.10	F63	2.09
F29	2.31	F64	2.07
F30	1.45	F65	2.11
F31	3.23	F66	3.76
F32	3.56	F67	1.97
F33	1.71	F68	2.45
F34	2.46	F69	2.41
F35	2.68		

Στην συνέχεια προκειμένου να βρούμε την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου κατασκευάζουμε τον παρακάτω πίνακα. Δίπλα στο score κάθε επιχείρησης έχουμε βάλει την κωδικοποίηση της ομάδας στην οποία ανήκει, με βάση των αρχικό θεωρητικό διαχωρισμό του προηγούμενου κεφαλαίου. Επίσης έχουμε τοποθετήσει τις εταιρίας κατά φθίνουσα σειρά με βάση το scoretους. Παρατηρούμε ότι 18 εταιρίες θεωρούνται επιτυχημένες και 12 αποτυχημένες με βάση το MDAμοντέλο. Από αυτές που θεωρούνται πετυχημένες μόλις 3 έχουμε καταχωρίσει στην ομάδα αποτυχίας. Συγκεκριμένα η εταιρία F55 είχε γενική και ειδική ρευστότητα μικρότερα της μονάδας και ROEκαι ROA αρνητικά, η F45 είχε ειδική ρευστότητα μόλις 0.41 και η F31 είχε αρνητικά ROEκαι ROA και ειδική ρευστότητα 0.4. Παρόλα αυτά το μοντέλο προέβλεψε σωστά το 83,3% των υγιών επιχειρήσεων και το 92% των αποτυχημένων. Η F51 έχει καταχωρηθεί στην ομάδα των υγιών λόγω πολύ μεγάλης γενικής ρευστότητας (15.7) και ειδικής ρευστότητας πολύ κοντά στην μονάδα. Από τις υπόλοιπες που βρίσκονται στην “grey” ζώνη, παρατηρούμε ότι όσο μεγαλύτερο το σκορ τόσο περισσότερες εταιρίες έχουν καταχωρηθεί στην ομάδα 1 υγιών. Συγκεκριμένα το 72.5% των επιχειρήσεων που έχουν σκορ μεγαλύτερο του 2.22 προβλέπονται σωστά ότι είναι υγιείς, ενώ το 79.3% αυτών που έχουν σκορ μικρότερο του 2.22 έχουν προβλεφθεί σωστά στην ομάδα των αποτυχημένων. Συνολικά αν θεωρηθεί ως σημείο διαχωρισμού το 2.22, έχουν προβλεφθεί σωστά το 75.3% του δείγματος.

Εταιρία	Z-Score	Ομάδα	Εταιρία	Z-Score	Ομάδα
F10	9.1	1	F29	2.31	1
F03	5.26	1	F36	2.29	1
F55	5.24	0	F04	2.25	0
F24	4.4	1	F15	2.24	1
F66	3.76	1	F09	2.22	1
F42	3.65	1	F56	2.21	0
F32	3.56	1	F37	2.16	0
F45	3.54	0	F65	2.11	0
F08	3.5	1	F52	2.09	0
F01	3.44	1	F63	2.09	1
F50	3.41	1	F21	2.07	0
F39	3.33	1	F64	2.07	1
F44	3.32	1	F13	2.02	0
F31	3.23	0	F40	2	1
F57	3.16	1	F61	1.98	0
F18	3.12	1	F48	1.97	1
F28	3.1	1	F67	1.97	0
F41	3.02	1	F26	1.94	0
F25	2.87	1	F54	1.92	1
F12	2.82	0	F14	1.88	0
F47	2.73	1	F20	1.87	0
F58	2.73	0	F38	1.84	0
F22	2.69	1	F11	1.78	0

F35	2.68	1	F62	1.77	0
F59	2.67	1	F06	1.73	0
F46	2.59	0	F33	1.71	0
F05	2.48	1	F02	1.66	0
F23	2.46	1	F49	1.52	0
F34	2.46	0	F30	1.45	0
F68	2.45	0	F19	1.19	0
F16	2.41	1	F27	0.7	0
F69	2.41	0	F51	-0.44	1
F07	2.36	1	F60	-1.36	0
F53	2.36	0	F43	-2.04	0
F17	2.33	1			

6.1.2 Διακριτή Ανάλυση

Στην παράγραφο αυτή κάνουμε χρήση του προγράμματος SPSSώστε να τρέξουμε μόνοι μας μια γραμμική παλινδρόμηση με χρήση των δεδομένων του δείγματος. Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο χρηματοοικονομικών δεικτών ως μεταβλητές, διαφορετικών από αυτές του Altman, ψάχνουμε να βρούμε την συνάρτηση διακριτής ανάλυσης που θα έχει την καλύτερη προσαρμογή στην θεωρητική ταξινόμηση του μοντέλου μας.

Μοντέλο Α

Αρχικά χρησιμοποιούμε ως μεταβλητές τους παρακάτω 18 αριθμοδείκτες:

R1	ROE
R2	ROA
R3	ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΜΙΚΤΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ
R4	ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ
R5	ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΚΑΘΑΡΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ
R6	ΞΕΝΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ / ΙΔΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ
R7	ΙΔΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ / ΣΥΝΟΛΙΚΑ ΑΠΑΣΧΟΛΟΥΜΕΝΑ
R8	ΓΕΝΙΚΗ ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑ
R9	ΕΙΔΙΚΗ ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑ
R10	ROE / ROA
R11	ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟ / ΙΔΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ
R12	ΠΑΓΙΑ / ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ
R13	ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΚΙΝΗΣΗΣ / ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ
R14	ΞΕΝΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ / ΣΥΝΟΛΙΚΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ
R15	ΒΡΑΧΥΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ / ΣΥΝΟΛΙΚΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ
R16	ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΚΙΝΗΣΗΣ / ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟ
R17	ΑΔΙΑΝΕΜΗΤΑ ΚΕΡΔΗ / ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟ
R18	ΠΩΛΗΣΕΙΣ / ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟ

Με χρήση της διακριτής ανάλυσης παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα:

Discriminant

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		69	100.0
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	.0
	At least one missing discriminating variable	0	.0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	.0
	Total	0	.0
Total		69	100.0

Group Statistics

1or0		Mean	Std. Deviation	Valid N (list wise) Unweighted	Weighted
.0	R1	-9.71271	17.494456	34	34.000
	R2	-6.62635	13.863502	34	34.000
	R3	22.16076	15.135240	34	34.000
	R4	-1.33812	8.440638	34	34.000
	R5	-8.96029	42.820530	34	34.000
	R6	2.38718	2.611065	34	34.000
	R7	65.85882	16.548297	34	34.000
	R8	1.28541	.440622	34	34.000
	R9	.69753	.359831	34	34.000
	R10	1.78311	.808966	34	34.000
	R11	3.38697	2.610970	34	34.000
	R12	6.60955	7.514505	34	34.000
	R13	-.46097	2.022742	34	34.000
	R14	60.58806	15.091840	34	34.000
	R15	63.79107	17.392032	34	34.000
	R16	.05141	.135087	34	34.000
	R17	-.00469	.120174	34	34.000
	R18	.56598	.371926	34	34.000
1.0	R1	5.85526	9.414813	35	35.000
	R2	4.41566	7.422059	35	35.000
	R3	22.64417	14.215620	35	35.000
	R4	-189.94063	1146.949930	35	35.000
	R5	-190.58040	1147.219382	35	35.000
	R6	1.27434	.897359	35	35.000
	R7	73.98857	14.403426	35	35.000
	R8	2.53594	2.528379	35	35.000
	R9	1.32846	.645903	35	35.000
	R10	1.45735	.497674	35	35.000
	R11	2.27476	.897312	35	35.000
	R12	5.31483	6.490472	35	35.000
	R13	2.06469	3.117012	35	35.000

	R14	49.43782	17.604243	35	35.000
	R15	62.13988	18.531125	35	35.000
	R16	.22194	.150218	35	35.000
	R17	.09740	.115633	35	35.000
	R18	1.02270	1.302638	35	35.000
Total	R1	-1.81591	15.947257	69	69.000
	R2	-1.02533	12.318224	69	69.000
	R3	22.40597	14.569495	69	69.000
	R4	-97.00606	816.580218	69	69.000
	R5	-101.08643	816.891651	69	69.000
	R6	1.82270	2.006311	69	69.000
	R7	69.98261	15.918163	69	69.000
	R8	1.91974	1.920206	69	69.000
	R9	1.01757	.610238	69	69.000
	R10	1.61787	.684357	69	69.000
	R11	2.82280	2.006153	69	69.000
	R12	5.95281	6.992263	69	69.000
	R13	.82016	2.908832	69	69.000
	R14	54.93214	17.234252	69	69.000
	R15	62.95351	17.865775	69	69.000
	R16	.13791	.165875	69	69.000
	R17	.04709	.127817	69	69.000
	R18	.79765	.984107	69	69.000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
R1	.758	21.356	1	67	.000
R2	.796	17.149	1	67	.000
R3	1.000	.019	1	67	.892
R4	.986	.919	1	67	.341
R5	.987	.851	1	67	.360
R6	.922	5.670	1	67	.020
R7	.934	4.746	1	67	.033
R8	.892	8.076	1	67	.006
R9	.729	24.921	1	67	.000
R10	.943	4.085	1	67	.047
R11	.922	5.664	1	67	.020
R12	.991	.588	1	67	.446
R13	.809	15.839	1	67	.000
R14	.894	7.958	1	67	.006
R15	.998	.145	1	67	.704
R16	.732	24.539	1	67	.000
R17	.838	12.931	1	67	.001
R18	.945	3.871	1	67	.053

Analysis 1
Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

1or0	Rank	Log Determinant
.0	11	33.758
1.0	11	35.457
Pooled within-groups	11	45.307

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M		716.020
F	Approx.	8.950
	df1	66
	df2	14287.604
	Sig.	.000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Variables Failing Tolerance Test[a]

	Within-Groups Variance	Tolerance	Minimum Tolerance
R6	3.767	.315	.001
R8	3.340	.059	.001
R10	.448	.214	.001
R11	3.766	.315	.001
R15	323.248	.080	.001
R16	.020	.235	.001
R17	.014	.412	.001

All variables passing the tolerance criteria are entered simultaneously.
a. Minimum tolerance level is .001.

Summary of Canonical Discriminant Functions
Eigenvalues

Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1.153[a]	100.0	100.0	.732

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.465	47.148	11	.000

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
R1	.438
R2	.168

R3	-.138
R4	3.908
R5	-4.541
R7	.768
R9	.732
R12	-.509
R13	.149
R14	.398
R18	.234

Structure Matrix

	Function
	1
R9	.568
R1	.526
R2	.471
R13	.453
R16[a]	.438
R6[a]	-.438
R11[a]	-.437
R10[a]	-.402
R14	-.321
R17[a]	.319
R8[a]	.274
R7	.248
R18	.224
R4	-.109
R5	-.105
R12	-.087
R15[a]	-.046
R3	.016

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions
Variables ordered by absolute size of correlation within function.
a. This variable not used in the analysis.

Functions at Group Centroids

	Function
1or0	1
.0	-1.073
1.0	1.043

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed		69
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	0
Used in Output		69

Prior Probabilities for Groups

		Cases Used in Analysis	
1or0	Prior	Unweighted	Weighted
.0	.493	34	34.000
1.0	.507	35	35.000
Total	1.000	69	69.000

Classification Function Coefficients

	1or0	
	.0	1.0
R1	-.619	-.553
R2	.901	.933
R3	.363	.343
R4	-.009	.001
R5	.000	-.012
R7	1.899	2.004
R9	21.060	24.011
R12	-1.121	-1.275
R13	-.580	-.461
R14	1.746	1.797
R18	-2.907	-2.394
(Constant)	-123.136	-135.433

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results[b,c]

			Predicted Group Membership		
		1or0	.0	1.0	Total
Original	Count	.0	31	3	34
		1.0	6	29	35
	%	.0	91.2	8.8	100.0
		1.0	17.1	82.9	100.0
Cross-validated[a]	Count	.0	29	5	34
		1.0	10	25	35
	%	.0	85.3	14.7	100.0
		1.0	28.6	71.4	100.0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.
b. 87.0% of original grouped cases correctly classified.
c. 78.3% of cross-validated grouped cases correctly classified.

Παρατηρούμε ότι το μοντέλο από μόνο του απορρίπτει 7 από τις 18 μεταβλητές που του δώσαμε, τις R6, R8, R10, R11, R15, R16, R17, λόγω αποτυχίας τους στο tolerance test. Το μοντέλο ταξινομεί σωστά το 87% των εταιριών του αρχικού δείγματος (91.2% στην ομάδα αποτυχημένων και 82.9% στην ομάδα των υγιών) και το 78.3% των εταιριών έπειτα από cross-validation (85.3% στην ομάδα αποτυχημένων και 71.4% στην ομάδα των υγιών). Η συνάρτηση διακριτής ανάλυσης που μας δίνει το μοντέλο αυτό είναι :

Score = 0.438x**R1**+0.168x**R2**-0.138x**R3**+3.908x**R4**-4.541x**R5**+0.768x**R7**+0.732x**R9**-0.509x**R12**+0.149x**R13**+0.398x**R14**+0.234x**R18**

Μοντέλο Β

Για λόγους απλοποίησης το μοντέλου στην συνέχεια, αφαιρούμε 3 ακόμα μεταβλητές τις R4, R5 και R14, οπότε έχουμε τις παρακάτω:

R1	ROE
R2	ROA
R3	ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΜΙΚΤΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ
R7	ΙΔΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ / ΣΥΝΟΛΙΚΑ ΑΠΑΣΧΟΛΟΥΜΕΝΑ
R9	ΕΙΔΙΚΗ ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑ
R12	ΠΑΓΙΑ / ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ
R13	ΚΕΦΑΛΑΙΟ ΚΙΝΗΣΗΣ / ΜΑΚΡΟΠΡΟΘΕΣΜΕΣ ΥΠΟΧΡΕΩΣΕΙΣ
R18	ΠΩΛΗΣΕΙΣ / ΕΝΕΡΓΗΤΙΚΟ

Η γραμμική παλινδρόμηση μας δίνει τώρα τα ακόλουθα:

Discriminant

Analysis Case Processing Summary

Unweighted Cases		N	Percent
Valid		69	100.0
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0	.0
	At least one missing discriminating variable	0	.0
	Both missing or out-of-range group codes and at least one missing discriminating variable	0	.0
	Total	0	.0
Total		69	100.0

Group Statistics

				Valid N (listwise)	
1or0		Mean	Std. Deviation	Unweighted	Weighted
.0	R1	-9.71271	17.494456	34	34.000
	R2	-6.62635	13.863502	34	34.000

	R3	22.16076	15.135240	34	34.000
	R7	65.85882	16.548297	34	34.000
	R9	.69753	.359831	34	34.000
	R12	6.60955	7.514505	34	34.000
	R13	-.46097	2.022742	34	34.000
	R18	.56598	.371926	34	34.000
1.0	R1	5.85526	9.414813	35	35.000
	R2	4.41566	7.422059	35	35.000
	R3	22.64417	14.215620	35	35.000
	R7	73.98857	14.403426	35	35.000
	R9	1.32846	.645903	35	35.000
	R12	5.31483	6.490472	35	35.000
	R13	2.06469	3.117012	35	35.000
	R18	1.02270	1.302638	35	35.000
Total	R1	-1.81591	15.947257	69	69.000
	R2	-1.02533	12.318224	69	69.000
	R3	22.40597	14.569495	69	69.000
	R7	69.98261	15.918163	69	69.000
	R9	1.01757	.610238	69	69.000
	R12	5.95281	6.992263	69	69.000
	R13	.82016	2.908832	69	69.000
	R18	.79765	.984107	69	69.000

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
R1	.758	21.356	1	67	.000
R2	.796	17.149	1	67	.000
R3	1.000	.019	1	67	.892
R7	.934	4.746	1	67	.033
R9	.729	24.921	1	67	.000
R12	.991	.588	1	67	.446
R13	.809	15.839	1	67	.000
R18	.945	3.871	1	67	.053

Analysis 1

Box's Test of Equality of Covariance Matrices

Log Determinants

1or0	Rank	Log Determinant
.0	8	19.509
1.0	8	18.526
Pooled within-groups	8	21.732

The ranks and natural logarithms of determinants printed are those of the group covariance matrices.

Test Results

Box's M		182.396
F	Approx.	4.420
	df1	36
	df2	15077.356
	Sig.	.000

Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.

Summary of Canonical Discriminant Functions

Eigenvalues

Function	Eigen value	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	.915[a]	100.0	100.0	.691

a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	.522	40.933	8	.000

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	Function
	1
R1	.626
R2	-.174
R3	.011
R7	.399
R9	.643
R12	-.203
R13	.189
R18	.341

Structure Matrix

	Function
	1
R9	.638
R1	.590
R2	.529
R13	.508
R7	.278
R18	.251
R12	-.098
R3	.017

Pooled within-groups correlations between discriminating variables and standardized canonical discriminant functions Variables ordered by absolute size of correlation within function.

Functions at Group Centroids

	Function
1or0	1
.0	-.956
1.0	.929

Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means

Classification Statistics

Classification Processing Summary

Processed		69
Excluded	Missing or out-of-range group codes	0
	At least one missing discriminating variable	0
Used in Output		69

Prior Probabilities for Groups

		Cases Used in Analysis	
1or0	Prior	Unweighted	Weighted
.0	.493	34	34.000
1.0	.507	35	35.000
Total	1.000	69	69.000

Classification Function Coefficients

	1or0	
	.0	1.0
R1	-.787	-.702
R2	.847	.817
R3	.100	.102
R7	.566	.615
R9	5.912	8.221
R12	-.550	-.604
R13	-1.214	-1.079
R18	2.265	2.931
(Constant)	-22.647	-28.561

Fisher's linear discriminant functions

Classification Results[b,c]

			Predicted Group Membership		
		1or0	.0	1.0	Total
Original	Count	.0	30	4	34
		1.0	7	28	35
	%	.0	88.2	11.8	100.0
		1.0	20.0	80.0	100.0
Cross-validated[a]	Count	.0	29	5	34
		1.0	9	26	35
	%	.0	85.3	14.7	100.0
		1.0	25.7	74.3	100.0

a. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.
b. 84.1% of original grouped cases correctly classified.
c. 79.7% of cross-validated grouped cases correctly classified.

Παρατηρούμε εδώ ότι το μοντέλο ταξινομεί σωστά το 84.1% των εταιριών του αρχικού δείγματος (88.2% στην ομάδα αποτυχημένων και 80.0% στην ομάδα των υγιών) και το 79.7% των εταιριών έπειτα από cross- validation (85.3% στην ομάδα αποτυχημένων και 74.3% στην ομάδα των υγιών).Η συνάρτηση διακριτής ανάλυσης που δίνει το μοντέλο είναι η:

Score= 0.626x**R1**-0.174x**R2**+0.011x**R3**+0.399x**R7**+0.643x**R9**-0.203x**R12**+0.189x**R13**+0.341x**R18**

6.2 Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων

Η Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (*Data Envelopment Analysis - DEA*) ανήκει, όπως είδαμε στο κεφάλαιο 3, στην οικογένεια των μη παραμετρικών μεθόδων και πρόκειται για μια από τις πιο δημοφιλείς τεχνικές στον χώρο της εύρεσης της αποδοτικότητας.

Η DEA χρησιμοποιεί τον γραμμικό προγραμματισμό για τον υπολογισμό της αποδοτικότητας των μονάδων λήψης αποφάσεων (DMUs – Decision Making Units), που στην περίπτωση μας είναι οι επιχειρήσεις. Παρατηρεί τις εισόδους που δέχεται το μοντέλο και τις εξόδους που παράγουν τα DMUs και κατασκευάζει ένα σύνορο αποτελεσματικότητας με βάση τις βέλτιστες πρακτικές. Στην συνέχεια υπολογίζεται η αποδοτικότητα κάθε DMU σε σχέση με το σύνορο αυτό. Με άλλα λόγια, η DEA αξιολογεί την αποδοτικότητα του κάθε DMU σε σχέση με όλες τις υπόλοιπες μονάδες του δείγματος. Αυτή η σχετική απόδοση υπολογίζεται μέσω του δείκτη του σταθμισμένου αθροίσματος όλων των εκροών (εξόδων) προς το σταθμισμένο άθροισμα όλων των εισροών (εισόδων). Τα βάρη στάθμισης επιλέγονται έτσι ώστε να επιτευχθεί βελτιστοποίηση της αποδοτικότητας του κάθε DMU. Η δημοτικότητα της DEA στον τομέα της αποδοτικότητας των επιχειρήσεων οφείλεται στην ικανότητά της να παρέχει αξιόπιστες εκτιμήσεις σε πολλές

πραγματικές καταστάσεις. Στις ακόλουθες παραγράφους ακολουθεί μια σύντομη περιγραφή των μοντέλων της DEA που εφαρμόζουμε στην συνέχεια στο δείγμα επιχειρήσεων.

6.2.1 Μοντέλο Α

Στο πρώτο μοντέλο DEA που θα εφαρμόσουμε, χρησιμοποιούμε χρηματοοικονομικούς δείκτες με βάση την λογική ότι η προσέγγιση αυτή ενισχύει την πληροφοριακή αξία των λογιστικών μεγεθών. Ωστόσο, η χρήση χρηματοοικονομικών δεικτών ως εισροές / εκροές σε ένα μοντέλο DEA χρειάζεται ένα πλαίσιο υποθέσεων σχετικών με την έκδοση της DEA που εισάγεται. Προκειμένου να αποφθεχθεί αυτό το πρόβλημα χρησιμοποιούμε το μοντέλο εκροών των Banker et al. (1984) (*BBC*) [11], με την παραδοχή της μεταβλητής απόδοσης κλίμακας (VRS – *Variable Returns to Scale*). Εν συντομία, η αποδοτικότητα της επιχείρησης *k* υπολογίζεται ως εξής:

$$\theta^* = \max \theta_k$$

$$\text{subject to}$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j y_{ij} \geq \theta_k \mathrm{y}_{\mathrm{ik}} \qquad i = 1,...,m;$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1$$

$$\lambda_j \geq 0\,,\ \mathrm{j} = 1,...,\mathrm{n}$$

Όπου:

- j είναι ο αριθμός των εταιριών (j=1,2,…,n)
- r είναι ο αριθμός των εξόδων (r=1,…,s)
- i είναι ο αριθμός των εισόδων (i=1,2,…,m)
- y_{rj} είναι η έξοδος του j-στου DMU (r=1,2,…,s)
- x_{ij} είναι η είσοδος του j-στου DMU (i=1,2,..,m)

Με επίλυση του ανωτέρου προβλήματος γραμμικού προγραμματισμού, βρίσκουμε την αποδοτικότητα κάθε ενός DMU με την βοήθεια του τύπου $\varphi_o = \frac{1}{\theta_k}$, όπου το φ_o μπορεί να πάρει τιμές μεταξύ 0 και 1. Όσο πιο κοντά στο 1, τόσο πιο αποδοτικό θεωρείται το αντίστοιχο DMU.

<u>Η Απόσταση Kolmogorov-Smirnov</u>

Για την επιλογή των μεταβλητών του πρώτου μοντέλου DEA θα κάνουμε χρήση του κριτηρίου των *Kolmogorov-Smirnov*, κατά Frydman. Το κριτήριο αυτό είναι εννοιολογικά και υπολογιστικά απλό, έχει ισχυρή στατιστική αξία και περιγράφεται με συντομία παρακάτω.

Έστω ένα τυχαίο διάνυσμα p-διαστάσεων $\vec{X}$ με παρατηρήσιμα στοιχεία τα οποία ανήκουν σε μια από τις **M** ομάδες με άγνωστες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας. Με βάση τα παρατηρήσημα στοιχεία πρέπει να βρεθεί ποιά συνάρτηση χαρακτηρίζει το $\vec{X}$ με βάση τα στοιχεία της κάθε ομάδας **M**. Όταν **M**=2, όπως συμβαίνει και στην περίπτωση μας με υγιείς ή μη επιχειρήσεις, Θέτουμε ως $f_1(\vec{X})$, $f_2(\vec{X})$ τις άγνωστες συναρτήσεις πυκνότητας πιθανότητας και $F_1(\vec{X})$, $F_2(\vec{X})$ τις αντίστοιχες αθροιστικές συναρτήσεις κατανομής. Υποθέτουμε ότι οι $F_1(\vec{X})$, $F_2(\vec{X})$ είναι γνωστές μονοπαραγοντικές κατανομές. Αν θέλουμε να κάνουμε ένα διαχωρισμό και να ταξινομήσουμε τα δεδομένα σε δύο ομάδες τότε το σημείο που ελαχιστοποιεί το ρίσκο λανθασμένης ταξινόμησης του ***Bayes*** είναι το σημείο x* το οποίο μεγιστοποιεί την συνάρτηση $D(x) = |F_1(x) - F_2(x)|$, δηλαδή το $D(x^*) = \max_x D(x)$.Η τιμή $D(x^*)$ είναι γνωστή ως απόσταση ***Kolmogorov-Smirnov*** μεταξύ δύο κατανομών. Το κριτήριο αυτό, είναι από τα πιο γνωστά μέτρα διαχωριστικότητας μεταξύ δύο συναρτήσεων κατανομών.

Στις μη παραμετρικές εφαρμογές όπως και στο πρόβλημά μας οι οριακές αθροιστικές κατανομές $F_1(\vec{X})$ και $F_2(\vec{X})$ δεν είναι γνωστές αλλά μπορούν να υπολογιστούν από τις εμπειρικές αθροιστικές κατανομές $\hat{F}_1(x)$ και $\hat{F}_2(x)$ ως εξής:

$$\hat{F}_i(x) = \begin{cases} 0 & , x < x_1^{(i)} \\ k/n & , x_k^{(i)} \le x \le x_{k+1}^{(i)} \\ 1 & , x_n^{(i)} \le x \end{cases}$$

Όπου το $x_k^{(i)}$ είναι το σημείο k της ομάδας i, με τα σημεία να είναι διατεταγμένα σε αύξουσα σειρά του x. Το n είναι ο αριθμός του πλήθους των στοιχείων του υπό εξέταση επιμέρους δείγματος. Στην περίπτωση μας n = 69, ο αριθμός δηλαδή των επιχειρήσεων του δείγματος. Εφαρμόζοντας το ανώτερο κριτήριο για μια σειρά από δείκτες μπορούμε τελικά να βρούμε για ποιους από αυτούς έχουμε την μεγαλύτερη απόσταση Kolmogorov-Smirnov. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήσαμε τους παρακάτω δείκτες, τα στοιχεία των οποίων πήραμε από τα χρηματοοικονομικά δεδομένα κάθε επιχείρησης:

- Αποδοτικότητα Ιδίων Κεφαλαίων
- Αποδοτικότητα Απασχολούμενων Κεφαλαίων
- Περιθώριο Μικτού Κέρδους
- Περιθώριο Λειτουργικού Κέρδους
- Λειτουργικού Κέρδους
- Περιθώριο Καθαρού Κέρδους
- Κυκλοφοριακή Ταχύτητα Απασχολούμενων Κεφαλαίων
- Κυκλοφοριακή Ταχύτητα Ιδίων Κεφαλαίων
- Απασχολούμενα Κεφάλαια / Καθαρά Πάγια
- Ξένα Κεφάλαια / Ίδια Κεφάλαια
- Ίδια Κεφάλαια / Συνολικά Απασχολούμενα Κεφάλαια
- Γενική Ρευστότητα

- Ειδική Ρευστότητα
- Κυκλοφοριακή Ταχύτητα Αποθεμάτων

Οι αποστάσεις Kolmogorov-Smirnov που βρήκαμε για κάθε έναν από τους δείκτες αυτούς δίνονται σε φθίνουσα σειρά στον παρακάτω πίνακα.

ΕΙΔΙΚΗ ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑ	0.62
ΑΠΟΔΟΤΙΚΟΤΗΤΑ ΑΠΑΣΧ.ΚΕΦΑΛΑΙΩΝ	0.60
ΑΠΟΔΟΤΙΚΟΤΗΤΑ ΙΔΙΩΝ ΚΕΦΑΛΑΙΩΝ	0.59
ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΚΑΘΑΡΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ	0.51
ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΚΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ	0.47
ΓΕΝΙΚΗ ΡΕΥΣΤΟΤΗΤΑ	0.45
ΣΧΕΣΗ ΙΔΙΩΝ ΠΡΟΣ ΑΠΑΣΧ.ΚΕΦΑΛΑΙΑ	0.44
ΚΑΛΥΨΗ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚ. ΔΑΠΑΝΩΝ	0.42
ΣΧΕΣΗ ΞΕΝΩΝ ΠΡΟΣ ΙΔΙΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ	0.39
ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΚΗ ΤΑΧΥΤΗΣ ΑΠΑΣΧ.ΚΕΦ.	0.30
ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΚΗ ΤΑΧΥΤΗΣ ΙΔΙΟΥ ΚΕΦ.	0.21
ΑΠΑΣΧΟΛΟΥΜΕΝΑ ΚΕΦΑΛΑΙΑ/ΚΑΘ.ΠΑΓΙΑ	0.21
ΚΥΚΛΟΦΟΡΙΑΚΗ ΤΑΧΥΤΗΣ ΑΠΟΘΕΜΑΤΩΝ	0.16
ΠΕΡΙΘΩΡΙΟ ΜΙΚΤΟΥ ΚΕΡΔΟΥΣ	0.14

Βλέπουμε λοιπόν ότι οι χρηματοοικονομικοί δείκτες με τις μεγαλύτερες αποστάσεις Kolmogorov-Smirnov είναι οι:

- Άμεση ρευστότητα
- Αποδοτικότητα Απασχολούμενων Κεφαλαίων
- Αποδοτικότητα Ιδίων Κεφαλαίων

Αυτούς τους αριθμοδείκτες θα χρησιμοποιήσουμε λοιπόν ως μεταβλητές στο πρώτο μοντέλο DEA εκροών.

6.2.2 Μοντέλο Β

Στο δεύτερο μοντέλο που θα εφαρμόσουμε, θα χρησιμοποιήσουμε χρηματοοικονομικά μεγέθη ως μεταβλητές και όχι αριθμοδείκτες. Για τον σκοπό αυτό έχουμε χρησιμοποιήσει ένα CCR (output-oriented) μοντέλο DEA, το οποίο πρωτοπαρουσίασαν οι Charnes, Cooper & Rhodes το 1978 [33], στους οποίους οφείλει και την ονομασία του, υπό την παραδοχή της σταθερής απόδοσης κλίμακας (CRS – *Constant Returns to Scale*). Το μοντέλο αυτό πρόκειται για μία από τις βασικότερες από τις μεθόδους της DEA και διατυπώνεται εν συντομία παρακάτω:

$$\max z_k + \varepsilon(\sum_{i=1}^{m} s_i^- + s_r^+)$$

subject to

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j x_{ij} + s_i^- = x_{ik} \qquad i = 1,...,m; \quad (\mathrm{k} = 1,2,...n)$$

$$\sum_{j=1}^{n} \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = z_k y_k \qquad r = 1,...,s;$$

$$\lambda_j, \ \ s_i^-, s_r^+ \geq 0 \ \forall i, j, r$$

$$0 < \varepsilon <<< 1$$

Όπου

- z_k είναι η πιθανή αναλογική αύξηση της εξόδου για την k-στη εταιρία.
- λ_j είναι ο συντελεστής έντασης που δείχνει την συνεισφορά της j εταιρίας στην παραγωγή της αποδοτικότητας της k εταιρίας.
- s_i^-, s_r^+ είναι οι μεταβλητές χαλάρωσης εισόδου και εξόδου.
- ε είναι ένας μικρός θετικός αριθμός που χρησιμοποιείται ως ένα κάτω όριο για τα βάρη εισόδου και εξόδου.

Για το μοντέλο αυτό και με βάση τους κλάδους του δείγματός μας, έχουμε επιλέξει ως εισόδους το λειτουργικό κόστος (Operating Cost) και το σύνολο του ενεργητικού (Total Assets) κάθε επιχείρησης και για έξοδο των κύκλο εργασιών (sales) της, στοιχεία τα οποία πήραμε απευθείας από τον ισολογισμό και της κατάσταση αποτελεσμάτων χρήσης της κάθε μίας.

6.2.3 Επεξεργασία των Δεδομένων και Αποτελέσματα

Μοντέλο Α – BCC

Οι αποδοτικότητες που λαμβάνουμε από το πρώτο μοντέλο DEAδίνονται στον παρακάτω πίνακα. Υπενθυμίζεται ότι πρόκειται για ένα μοντέλο εκροών με τρεις μεταβλητές εξόδου, οι οποίες πρόκειται για χρηματοοικονομικούς δείκτες.

Εταιρία	Efficiency	Εταιρία	Efficiency
F01	0.90	F36	0.36
F02	0.32	F37	0.29
F03	0.40	F38	0.23
F04	0.40	F39	0.83
F05	0.45	F40	0.55
F06	0.50	F41	0.49
F07	0.72	F42	0.77
F08	0.34	F43	0.31
F09	0.72	F44	1.00

F10	0.46	F45	0.14
F11	0.29	F46	0.23
F12	0.15	F47	0.65
F13	0.57	F48	0.38
F14	0.40	F49	0.26
F15	0.33	F50	0.25
F16	0.39	F51	0.32
F17	0.19	F52	0.25
F18	0.65	F53	0.19
F19	0.16	F54	0.29
F20	0.10	F55	0.17
F21	0.22	F56	0.60
F22	0.56	F57	0.51
F23	0.36	F58	0.25
F24	0.29	F59	0.81
F25	0.33	F60	0.14
F26	0.23	F61	0.10
F27	0.11	F62	0.17
F28	0.66	F63	0.50
F29	0.37	F64	0.28
F30	0.23	F65	0.20
F31	0.13	F66	0.31
F32	0.93	F67	0.41
F33	0.37	F68	0.18
F34	0.17	F69	0.24
F35	1.00		

Στο επόμενο πίνακα έχουμε ταξινομήσει τις επιχειρήσεις σε φθίνουσα σειρά σχετικής αποδοτικότητας και σε διπλανή στήλη για σύγκριση έχουμε βάλει την κωδικοποίηση της ομάδας στην οποία καταχωρήθηκε η αντίστοιχη εταιρία κατά την θεωρητική προσέγγιση του προηγούμενου κεφαλαίου. Παρατηρούμε ότι το 81% των επιχειρήσεων με αποδοτικότητα μεγαλύτερη του 0.32 (32%) ανήκουν στην ομάδα υγιών επιχειρήσεων με το 100% όσων έχουν σχετική αποδοτικότητα μεγαλύτερη του 0.65 να θεωρούνται υγιείς. Από την άλλη πλευρά το 82% των εταιριών που έχουν efficiencyμικρότερο του 0.32 (32%) ανήκουν στην ομάδα των αποτυχημένων, με το 100% όσων έχουν αποδοτικότητα μικρότερη του 0.19.

Εταιρία	Efficiency	Δείκτης	Εταιρία	Efficiency	Δείκτης
F35	1.00	1	F51	0.53	0.32
F44	1.00	1	F02	0.52	0.32
F32	0.93	1	F43	0.51	0.31
F01	0.90	1	F66	0.51	0.31
F39	0.83	1	F24	0.49	0.29
F59	0.81	1	F54	0.46	0.29

F42	0.77	1	F11	0.46	0.29
F09	0.72	1	F37	0.46	0.29
F07	0.72	1	F64	0.45	0.28
F28	0.66	1	F49	0.45	0.26
F18	0.65	1	F50	0.44	0.25
F47	0.65	1	F52	0.42	0.25
F56	0.60	0	F58	0.42	0.25
F13	0.57	0	F69	0.41	0.24
F22	0.56	1	F46	0.41	0.23
F40	0.55	1	F38	0.37	0.23
F57	0.51	1	F26	0.37	0.23
F06	0.50	0	F30	0.36	0.23
F63	0.50	1	F21	0.35	0.22
F41	0.49	1	F65	0.34	0.20
F10	0.46	1	F53	0.3	0.19
F05	0.45	1	F17	0.29	0.19
F67	0.41	0	F68	0.29	0.18
F04	0.40	0	F34	0.29	0.17
F14	0.40	0	F62	0.28	0.17
F03	0.40	1	F55	0.28	0.17
F16	0.39	1	F19	0.23	0.16
F48	0.38	1	F12	0.22	0.15
F29	0.37	1	F60	0.22	0.14
F33	0.37	0	F45	0.21	0.14
F23	0.36	1	F31	0.2	0.13
F36	0.36	1	F27	0.18	0.11
F08	0.34	1	F61	0.15	0.10
F15	0.33	1	F20	0.15	0.10
F25	0.33	1			

Μοντέλο Β- CCR

Οι αποδοτικότητες που λαμβάνουμε από το δεύτερο μοντέλο της DEA δίνονται στον παρακάτω πίνακα. Υπενθυμίζεται ότι πρόκειται για ένα μοντέλο εισροών – εκροών που χρησιμοποιεί ως μεταβλητές χρηματοοικονομικά λογιστικά μεγέθη.

Εταιρία	Efficiency	Εταιρία	Efficiency
F01	0.20	F36	0.70
F02	0.19	F37	0.81
F03	0.88	F38	0.19
F04	0.52	F39	0.27
F05	0.70	F40	0.26
F06	0.18	F41	0.65
F07	0.66	F42	0.39
F08	0.87	F43	0.33
F09	0.45	F44	0.90

F10	1.00	F45	0.61
F11	0.26	F46	0.11
F12	0.33	F47	0.62
F13	0.33	F48	0.39
F14	0.63	F49	0.05
F15	0.62	F50	0.26
F16	0.21	F51	0.11
F17	0.82	F52	0.51
F18	0.54	F53	0.27
F19	0.68	F54	0.45
F20	0.65	F55	0.62
F21	0.52	F56	0.81
F22	0.69	F57	0.53
F23	1.00	F58	0.52
F24	0.27	F59	0.68
F25	1.00	F60	0.10
F26	0.45	F61	0.46
F27	0.27	F62	0.54
F28	0.66	F63	0.64
F29	0.45	F64	0.19
F30	0.39	F65	0.33
F31	0.60	F66	0.60
F32	0.33	F67	0.63
F33	0.19	F68	0.95
F34	0.63	F69	0.39
F35	0.39		

Στο παρακάτω πίνακα έχουμε ταξινομήσει τις επιχειρήσεις σε φθίνουσα σειρά σχετικής αποδοτικότητας ξεκινώντας από αυτές με efficiency 1 (100%) και σε διπλανή στήλη για σύγκριση όπως και στο προηγούμενο μοντέλο έχουμε βάλει την κωδικοποίηση της ομάδας στην οποία καταχωρήθηκε η αντίστοιχη εταιρία κατά την θεωρητική αρχική προσέγγιση. Παρατηρούμε ότι σε αντίθεση με προηγουμένως δεν είναι δυνατό να υπάρξει μια ξεκάθαρη εικόνα σχετικά με την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου. Το γεγονός αυτό οφείλεται στο ότι δεν υπήρξε πλήρης ομοιογένεια στο δείγμα μας, μιας και υπήρχαν επιχειρήσεις που άνηκαν σε διαφορετικούς κλάδους. Παρόλα αυτά μπορούμε να εντοπίσουμε μια τάση, συγκεκριμένα το 75% των επιχειρήσεων με efficiencyμεγαλύτερο του 0.64 ανήκουν στην ομάδα των υγιών, ενώ αποτυχημένες έχουν καταχωρηθεί σωστά το 63% των εταιριών με σχετική αποδοτικότητα μικρότερη του 0.39 και το 77% με αποδοτικότητα <0.19.

Εταιρία	Efficiency	Δείκτης	Εταιρία	Efficiency	Δείκτης
F10	1	1	F52	0.51	0
F23	1	1	F61	0.46	0
F25	1	1	F09	0.45	1

F68	0.95	0	F26	0.45	0
F44	0.9	1	F29	0.45	1
F03	0.88	1	F54	0.45	1
F08	0.87	1	F30	0.39	0
F17	0.82	1	F35	0.39	1
F37	0.81	0	F42	0.39	1
F56	0.81	0	F48	0.39	1
F05	0.7	1	F69	0.39	0
F36	0.7	1	F12	0.33	0
F22	0.69	1	F13	0.33	0
F19	0.68	0	F32	0.33	1
F59	0.68	1	F43	0.33	0
F07	0.66	1	F65	0.33	0
F28	0.66	1	F24	0.27	1
F20	0.65	0	F27	0.27	0
F41	0.65	1	F39	0.27	1
F63	0.64	1	F53	0.27	0
F14	0.63	0	F11	0.26	0
F34	0.63	0	F40	0.26	1
F67	0.63	0	F50	0.26	1
F15	0.62	1	F16	0.21	1
F47	0.62	1	F01	0.2	1
F55	0.62	0	F02	0.19	0
F45	0.61	0	F33	0.19	0
F31	0.6	0	F38	0.19	0
F66	0.6	1	F64	0.19	1
F18	0.54	1	F06	0.18	0
F62	0.54	0	F46	0.11	0
F57	0.53	1	F51	0.11	1
F04	0.52	0	F60	0.1	0
F21	0.52	0	F49	0.05	0
F58	0.52	0			

Κεφάλαιο 7

Συμπεράσματα

Στην διπλωματική αυτή εργασία έγινε μία αναλυτική παρουσίαση και επισκόπηση των κλασσικών στατιστικών μοντέλων πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας καθώς και των σύγχρονων ευφυών τεχνικών. Η πρόβλεψη της οικονομικής δυσχέρειας ή της εταιρικής αποτυχίας και η έγκαιρη προειδοποίησή της, αποτελεί σημαντικό παράγοντα στην λήψη αποφάσεων από την διοίκηση της επιχείρησης, τους επενδυτές και τους πιστωτές και αποτελεί σημαντικό πεδίο έρευνας για πάνω από πενήντα χρόνια. Σε γενικές γραμμές, οι τεχνικές πρόβλεψης προβλέπουν κατά πόσο μια εταιρεία θα βρεθεί σε οικονομική δυσχέρεια με βάση τα τρέχουσα οικονομικά δεδομένα, μέσω μαθηματικών, στατιστικών, ή ευφυών μοντέλων.

Όπως είδαμε οι βασικές τεχνικές εκτίμησης που έχουν χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη των μοντέλων χωρίζονται σε παραμετρικές και μη παραμετρικές. Οι παραμετρικές τεχνικές περιλαμβάνουν τις στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους, ενώ οι μη παραμετρικές τεχνικές χαρακτηρίζονται από μεγαλύτερη ευελιξία καθώς δεν απαιτούν περιοριστικές στατιστικές υποθέσεις και κερδίζουν συνεχώς έδαφος έναντι των παραδοσιακών μεθόδων.

Από τον Beaver το 1967 με την μονομεταβλητή ανάλυση, μέχρι και τις αρχές τις δεκαετίας του 90, εδραιώθηκαν μια σειρά από στατιστικές μεθόδους με βασικότερες την πολυμεταβλητή διακριτή ανάλυση και τα υπό συνθήκη μοντέλα πιθανότητας όπως logit και probit, παραλλαγές των οποίων είναι μέχρι και σήμερα από τις πιο δημοφιλείς τεχνικές πρόβλεψης της αποτυχίας. Οι μέθοδοι αυτοί χρησιμοποιούσαν ως μεταβλητές χρηματοοικονομικούς αριθμοδείκτες και εκφράζουν ουσιαστικά τον «παραδοσιακό» τρόπο αντιμετώπισης ενός προβλήματος. Είναι συνήθως απλά στην υλοποίησή τους, εύκολα στην χρήση και εξοικονομούν χρόνο, ωστόσο λαμβάνουν ένα πλήθος στατιστικών υποθέσεων οι οποίες βασίζονται κυρίως στην επιλογή του κάθε μελετητή, και δεν λαμβάνουν υπόψη όλο το φάσμα των παραμέτρων που παίζουν ρόλο στην οικονομική ευημερία μίας επιχείρησης όπως τα ποιοτικά χαρακτηριστικά που δεν είναι εύκολο να υπολογιστούν αριθμητικά.

Τα τελευταία χρόνια, τα προβλήματα πρόβλεψης της πτώχευσης γίνονταν ολοένα και πιο περίπλοκα με αποτέλεσμα να μην υπάρχει μια σαφής διαδικασία αντιμετώπισης. Από την άλλη ο όγκος των δεδομένων και πληροφοριών αυξάνεται διαρκώς. Έγινε επομένως επιτακτική η ανάγκη για περισσότερο ολοκληρωμένες μεθόδους και τεχνικές οι οποίες θα ήταν ικανές να συνδυάσουν κατάλληλα τις υπάρχουσες στατιστικές τεχνικές με τα ποιοτικά χαρακτηριστικά, τα οποία είχαν αγνοηθεί από τα στατιστικά μοντέλα. Η ανάγκη αυτή οδήγησε στην εισαγωγή νεότερων υποδειγμάτων, μη παραμετρικών τεχνικών και

μοντέλων τεχνητής νοημοσύνης, τα οποία μπορούν να συνδυάζουν κατάλληλα τις υπάρχουσες στατιστικές τεχνικές με ποιοτικού χαρακτήρα μεταβλητές. Περιλαμβάνουν τεχνικές επίλυσης προβλημάτων όπως η ανθρώπινη λογική και η εκμάθηση των δεδομένων με στόχο την βελτιστοποίηση των λύσεων.

Τα μοντέλα τεχνητής νοημοσύνης (Artificially Intelligent Expert System -AIES) τα οποία μπορούν να χαρακτηρισθούν ως πρόσφατες ανεπτυγμένες μεθοδολογίες και τεχνολογίες ήρθαν λοιπόν στο προσκήνιο στις αρχές της δεκαετίας του 90. Τα μοντέλα αυτά είναι περισσότερο κατάλληλα στο να συλλέγουν, να εξερευνούν και να μοντελοποιούν μεγάλο αριθμό δεδομένων και στη συνέχεια να αντλούν κρυμμένη πληροφόρηση μέσω του τρόπου εφαρμογής τους. Η βασική επιτυχία των μοντέλων αυτών είναι η νοημοσύνη, η κρίση και η κατάρτιση των χειριστών τους που θα τα τροφοδοτήσουν με τα απαραίτητα στοιχεία και θα δημιουργήσουν τις κατάλληλες μεταβλητές και παραμέτρους και όχι μόνο τις παραμέτρους του γενικότερου περιβάλλοντος της επιχείρησης. Στα μοντέλα αυτά ανήκουν τα Νευρωνικά Δίκτυα, τα Έμπειρα Συστήματα, τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων, τα δέντρα αποφάσεων, οι γενετικοί αλγόριθμοι, ο μαθηματικός προγραμματισμός, τα προσεγγιστικά σύνολα και πολλές άλλες. Οι τεχνικές αυτές όπως είναι λογικό υπερέχουν σημαντικά σε σύγκριση με τις παραδοσιακές τεχνικές πρόβλεψης. Δεν υπόκεινται σε στατιστικές υποθέσεις και μπορούν να κατασκευάσουν μοντέλα για πιο περίπλοκα δεδομένα, αλλά οι διαδικασίες εκμάθησής τους είναι περισσότερο περίπλοκες.

Παρόλο που τα στατιστικά μοντέλα παραμένουν τα πιο δημοφιλή στην πρόβλεψη της πτώχευσης, αυτό δεν συνδυάζεται με εγγυημένη ακρίβεια στην προβλεπτική τους ικανότητα. Οι νεότερες μη παραμετρικές τεχνικές έχουν καλύτερα ποσοστά ακρίβειας στην πρόβλεψη ιδιαίτερα όταν χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με θεωρητικές και στατιστικές προσεγγίσεις. Ωστόσο, η σταθερά καλή διαγνωστική ακρίβεια των MDA και logit μοντέλων, έχει επιτευχθεί σε πολύ υψηλότερο αριθμό μελετών γεγονός που υποδηλώνει ότι αυτά τα μοντέλα ίσως να είναι πιο αξιόπιστα.

Στην συνέχεια της εργασίας παρουσιάστηκε αναλυτικά η σημαντικότητα της χρήσης των χρηματοοικονομικών αριθμοδεικτών στα προβλήματα κινδύνου. Οι περισσότερες έρευνες έχουν χρησιμοποιήσει ως μεταβλητές για τα μοντέλα τους μία σειρά δεικτών από ένα μεγάλο φάσμα που καλύπτει όλες τις πληροφορίες για την δομή και την οικονομική ευημερία μίας εταιρίας όπως την αποδοτικότητα, την ρευστότητα, την κεφαλαιακή διάρθρωση, τη δραστηριότητα, την ανάπτυξη και τη χρηματιστηριακή αγορά. Μετά από την παρουσίαση ενός πλήθους δεικτών, χρησιμοποιήσαμε μία σειρά μελετών ώστε να καταλήξουμε στους αριθμοδείκτες αυτούς που αντιπροσωπεύουν όσο το δυνατό περισσότερο την οικονομική υγεία ή την έλλειψη αυτής. Συγκεκριμένα βρήκαμε ότι οι τιμές μεταβλητών όπως η γενική και η ειδική ρευστότητα, η αποδοτικότητα ιδίων κεφαλαίων και η αποδοτικότητα συνολικών κεφαλαίων παίζουν πολύ σημαντικό ρόλο στην αποτίμηση του κινδύνου της εκάστοτε επιχείρησης.

Έχοντας ως βάση τους αριθμοδείκτες αυτούς και αφού ορίσαμε το κατάλληλο δείγμα για την έρευνα μας, προχωρήσαμε στην συνέχεια σε έναν αρχικό θεωρητικό διαχωρισμό των υπό εξέταση επιχειρήσεων σε υγιείς ή αποτυχημένες / σε κίνδυνο. 35 εταιρίες από τις 69 τους δείγματος καταχωρήθηκαν στην ομάδα των υγιών και οι υπόλοιπες θεωρήθηκαν ότι βρίσκονται σε οικονομική δυσχέρεια. Σκοπός της ταξινόμησης αυτής είναι να βρεθεί κατά πόσο τα δεδομένα μας στην συνέχεια προσαρμόζονται στα μοντέλα πρόβλεψης της αποτυχίας που θα εφαρμόσουμε.

Στο επόμενο βήμα της εργασίας, εφαρμόσαμε δύο μοντέλα πρόβλεψης με σκοπό να βρούμε κατά πόσο μπορούν να προσαρμοστούν στα δεδομένα μας και κατά πόσο προσφέρουν ικανοποιητική προβλεπτική ικανότητα. Συγκεκριμένα για να ανιχνεύσουμε και την σύγκριση μεταξύ των στατιστικών – παραμετρικών μεθόδων και των πιο σύγχρονων μη παραμετρικών τεχνικών υλοποιήσαμε δύο μοντέλα διακριτής ανάλυσης MDA και δύο μοντέλα περιβάλλουσας ανάλυσης δεδομένων. Για το μοντέλο διακριτής ανάλυσης, χρησιμοποιήσαμε γραμμική παλινδρόμηση και τα αποτελέσματα που πήραμε τόσο με 11 όσο και με 8 μεταβλητές ήταν αρκετά ικανοποιητικά (87% και 84% αντίστοιχα). Επίσης παρατηρήσαμε ότι και στις δύο περιπτώσεις ήταν μεγαλύτερο το ποσοστό των αποτυχημένων εταιριών που προβλέφθηκαν σωστά, δηλαδή τα σφάλματα τύπου II ήταν λιγότερα από τα σφάλματα τύπου I.

Στην συνέχεια υλοποιήσαμε δύο μοντέλα DEA ώστε να βρεθεί η σχέση μεταξύ αποδοτικότητας και οικονομικής ευημερίας. Στο πρώτο μοντέλο χρησιμοποιήσαμε ως μεταβλητές αριθμοδείκτες και στο δεύτερο χρηματοοικονομικά στοιχεία, ώστε να δούμε σε ποια περίπτωση έχουμε τα καλύτερα αποτελέσματα. Στο πρώτο μοντέλο βρήκαμε ότι το 100% των επιχειρήσεων με αποδοτικότητα μεγαλύτερο του 0.65 ανήκουν στην ομάδα των υγιών ενώ το 100% αυτών με αποδοτικότητα μικρότερη του 0.19 θεωρούνται πτωχευμένες. Αν θέλουμε να ορίσουμε ένα σημείο διαχωρισμού τότε μπορούμε να πούμε ότι για cut off point αποδοτικότητα 0.32, οι επιχειρήσεις καταχωρούνται σωστά στο 81%. Στο δεύτερο μοντέλο βρήκαμε ότι δεν είναι τόσο σαφής ο διαχωρισμός και συγκεκριμένα το 75% των επιχειρήσεων με αποδοτικότητα μεγαλύτερο του 0.64 ανήκουν στην ομάδα των υγιών ενώ το 77% αυτών με αποδοτικότητα μικρότερη του 0.19 θεωρούνται πτωχευμένες. Για αποδοτικότητες που κυμαίνονται σε ενδιάμεσες τιμές αποδοτικότητας δεν είναι εύκολο να βρεθεί ικανοποιητικός κανόνας διαχωρισμού. Παρατηρούμε λοιπόν ότι έχουμε μεγαλύτερη προσαρμοστικότητα και προβλεπτική ικανότητα με το μοντέλο που χρησιμοποίησε αριθμοδείκτες σε σχέση με αυτό των χρηματοοικονομικών στοιχείων.

Διαπιστώνουμε ότι στο πρόβλημα μας πήραμε καλύτερα αποτελέσματα με την χρήση της διακριτής ανάλυσης παρότι με την περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων. Αυτό μας δείχνει ότι ακόμα και σήμερα οι παραδοσιακές στατιστικές εφαρμογές έχουν πολύ καλή προβλεπτική ικανότητα, πολλές φορές καλύτερη ακόμα και από τις σύγχρονες, το οποίο σε συνδυασμό με την απλότητα και την ευκολία άμεσης κατανόησης τους τις καθιστά πολύ αξιόπιστες. Από την άλλη πλευρά όμως δεν πρέπει να ξεχνάμε ότι το γεγονός ότι η εξέταση του κινδύνου μιας

επιχείρησης δεν θα πρέπει να αντιμετωπίζεται μόνο ως διχοτομικό πρόβλημα αλλά θα πρέπει να λαμβάνονται υπόψη και μια σειρά άλλων χαρακτηριστικών της επιχείρησης και του περιβάλλοντος στο οποίο δραστηριοποιείται. Αυτό είναι δυνατό να επιτευχθεί μόνο με χρήση νεότερων τεχνικών, οπότε η επιλογή του μοντέλου που θα χρησιμοποιηθεί έγκειται αποκλειστικά και μόνο στον εκάστοτε ερευνητή αναλόγως τον σκοπό της μελέτης του και στην κάθε επιχείρηση που θέλει να διαπιστώσει αν βρίσκεται και γιατί σε κίνδυνο χρεωκοπίας.

Βιβλιογραφία

[1] Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance 23 (4), 589–609.

[2] Altman, E.I. (2000). Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-score and ZETA Models

[3] Altman, E.I., Avery, R.B., Eisenbeis, R.A., Sinkey, J.F. (1981). Application of classification techniques in business, banking and finance. JAI Press, Greenwich (Connecticut)

[4] Altman, E.I., Eom, Y.H., Kim, D.W. (1995). Failure prediction: evidence from Korea. Journal of International Financial Management and Accounting 6 (3), 230–249

[5] Altman, E.I., Haldeman, R.G., Narayanan, P. (1977). ZETA analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. Journal of Banking & Finance, Volume 1, Issue 1 (June 1977), pp. 29– 54

[6] Altman, E.I., Saunders, A. (1998). Credit risk measurement: developments over the last 20 years. Journal of Banking and Finance 21 (11–12), 1721–1742

[7] Atiya, A, F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A survey and new results, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12, No. 4 (July 2001), pp. 929–935

[8] Aziz, A., Emanuel, D.C., Lawson, G.H. (1988). Bankruptcy prediction—An investigation of cash flow based models. Journal of Management Studies 25 (5), 419–437

[9] Baesens, B., Setiono R., Mues C., Vanthienen J. (2003). Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation, Manage. Sci. 49 (3) (2003) 312–329

[10] Balcaen, S., Ooghe, H. (2006). 35 Years of studies on business failure: an overview of the classical statistical methodologies and their related problems, British Account. Rev. 38, 63–93

[11] Banker, R.D. (1984). Estimating most productive scale size using data envelopment analysis. European Journal of Operational Research 17(1):35–54

[12] Barniv, R., Agarwal, A., & Leach, R. (1997). Predicting the outcome following bankruptcy filing: a three-state classification using neural networks. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 6, 177–194

[13] Barvin, R. & Raveh, A. (1989). Identifying Financial Distress: A New Nonparametric Approach, Journal of Business Finance & Accounting, Summer 1989

[14] Bathory, A. (1984). Predicting Corporate Collapse - Credit Analysis in the Determination and Forecasting of Insolvent Companies. Financial Times Business Information Ltd

[15] Beaver, W. (1967). Financial ratios predictors of failure. Empirical research in accounting: selected studies 1966. Journal of Accounting Research 4 (Suppl.), 71–111

[16] Beaver, W. (1967b). Alternative accounting measures as predictors of failure. American Accounting Association Manuscript Contest for 1967, 113–121

[17] Becchetti, L., Sierra, J. (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. Journal of Banking and Finance 27, 2099–2120

[18] Bell, T. (1997). Neural nets or the logit model? A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 6, 249–264

[19] Berkson, J. (1944). Application of the logistic function to bioassay, Journal of the American Statistical Association 39, 357-365

[20] Betts, J., Belhoul, D. (1987). The effectiveness of incorporating stability measures in company failure models. Journal of Business Finance and Accounting 14 (3), 323–334

[21] Bian H., Mazlack L. (2003). Fuzzy-rough nearest neighbour classification approach, Fuzzy Information Processing Society, NAFIPS 2003, 22nd International Conference of the North American (July 2003), pp. 500–505

[22] Bilderbeek, J. (1979). An empirical study of the predictive ability of financial ratios in the Netherlands. Zeitschrift Fu¨r Betriebswirtschaft, 388–407

[23] Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis. Journal of Accounting Research 12 (1), 1–25

[24] Boritz, J. & Kennedy, D. (1995). Effectiveness of neural networks types for prediction of business failure. Expert Systems with Applications, 9, 503–512

[25] Botheras, D.A. (1979). Use of a Business Failure Prediction Model for Evaluating Potential and Existing Credit Risk, Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University

[26] Breiman, L. and Stone, C.J. (1978). Parsimonious Binary Classification Trees: Technical Report, Santa Monica, CA: Technology Service Corporation, 1978

[27] Bryant, S.M. (1997). A case-based reasoning approach to bankruptcy prediction modeling, Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management 6 (1997) 195–214

[28] Buta, P. (1994). Mining for financial knowledge with CBR. AI EXPERT, 9(2), 34–41

[29] Carlos S.C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis, Decis. Support Syst. 17 (1996) 227–238

[30] Casey, C., Bartczak, N. (1984). Cash flow: it's not the bottom line. Harvard Business Review 4, 60–66

[31] Charitou, A., Neophytou, E., Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. European Accounting Review 13 (3), 465–497

[32] Charitou, A., Trigeorgis, L. (2000). Option-based bankruptcy prediction, Paper presented at 6th Annual Real Options Confernce, Paphos, Cyprus, 4–6 July, pp. 1–25

[33] Charnes, A., Cooper, W.W., & Rhodes, E. (1978). Short Communication: Measuring the Efficiency of Decision Making Units, European Journal of Operational Research, 2(6), 1978, pp. 429-444

[34] Chen, M.Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression, Expert Syst. Appl. 38 (2011). 11261-1127

[35] Chen, W.S. & Du, Y.K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model, Expert Syst. Appl. 36 (2009) 4075– 4086

[36] Chung, H., Tam, K. (1992). A comparative analysis of inductive learning algorithm. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 2, 3–18

[37] Cielen A., Peeters L., Vanhoof K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis, European Journal of Operational Research, Vol. 154, Issue 2 (April 2004), pp. 526–532

[38] Dambolena, I., Khoury, S. (1980). Ratio stability and corporate failure. Journal of Finance 33 (4), 1017–1026

[39] Deakin, E. (1972). A discriminant analysis of prediction of business failure, J. Account. Res. 3 (spring), 167–169

[40] Deakin, E. (1976). On the nature of the distribution of financial accounting ratios: some empirical evidence. The Accounting Review 51 (1), 90–97

[41] Deakin, E. (1977). Business failure prediction: an empirical analysis. In: Altman, B., Sametz, A. (Eds.), Financial crisis: institutions and markets in a fragile environment. Wiley, New York, pp. 72–98

[42] Declerc, M., Heins, B., Van Wymeersch, Ch. (1991). The use of value added ratios in statistical failure prediction models: some evidence on Belgian annual accounts, Paper presented at the 1991 Annual Congress of the European Accounting Association, April 10-12 1991, Maastricht (The Netherlands), pp. 1–24

[43] Dimitras A.I., Slowinski R., Susmaga R., Zopounidis C. (1999). Business failure prediction using rough sets, European Journal of Operational Research Volume 114, Issue 2 (April 1999), pp. 263–280

[44] Dimitras, A.I, Zopounidis ,C. and Hurson, C. (1995). A Multicriteria Decision aid method for the assessment of business failure risk. Foundation of Computing and Decision Sciences, 20, 99-112

[45] Dimitras, A.I., Zanakis, S.H., Zopounidis, C. (1996). A survey of business failure with an emphasis on prediction method and industrial applications, European Journal of Operational Research 90, 487–513

[46] Doumpos, M., Zopoudinis, C. (1999). A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece. Multinational Finance Journal 3 (2), 71–101

[47] Dutta, S, Shekhar S. (1988). Bond ratings: A non-conservative application of neural network. IEEE International Conference on Networks, 2, San Diego, California, pp. 443-450

[48] Edmister, R. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 1477–1493

[49] Eisenbeis, R.A. (1977). Pitfalls in the application of discriminant analysis in business. Journal of Finance 32 (3), 875–900

[50] Elhadi, M.T. (2000). Bankruptcy support system; taking advantage of information retrieval case based reasoning. Expert Systems with Applications, 18, 215–219

[51] Etheridge, H., & Sriram, R. (1997). A comparison of the relative costs of financial distress models: artificial neural networks, logit and multivariate discriminant analysis. Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 6, 235–248

[52] Fahlman, S.E., Lebiere, C. (1990). The cascade-correlation learning architecture, in: Advances in Neural Information Processing Systems, Morgan Kaufmann, San Mated, CA, 1990, pp. 524–532

[53] Farrell, M.J. (1957). The measurement of productive efficiency. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 120, 253–289

[54] Fisher, R.A. (1936). The use of Multiple Measure in Taxonomic Problems, Annals of Eugenics 7, pp.179-188

[55] Fletcher, D., Goss E. (1993). Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data, Information & Management, Vol. 24, Issue 3 (March 1993), pp. 159–167

[56] Freed, N. and Glover, F. (1981a). A linear programming approach to the discriminant problem. Decision Sci. , 12 , 68–74

[57] Friedman, J.H. (1975). A Recursive Partitioning Decision Rule for Nonparametric Classification, Stanford Linear Accelerator Center, California, April 1975

[58] Frydman, H., Altman, E.I., Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress, The Journal of Finance, Vol. 40, No. 1 (March 1985), pp. 269–291

[59] Galindo, J. and Tamayo, P. (1997). Credit Risk Assessment using statistical and machine learning: Basic Methology and risk modeling applications, Computational Economics, Vol. 15, pp. 107-143

[60] Gehrke, J., Ramakrishnan, R., Loh, W.Y. (1999). BOAT-optimistic decision tree construction, in: Proceedings ACM SIGMOD International Conference Management of Data, Philadelphia, PA, 1999, pp. 169–180

[61] Gentry, J.A., Newbold, P., Whitford, D.T. (1985a). Classifying bankrupt firms with funds flow components. Journal of Accounting Research 2 (1), 146–160

62] Gepp, A., Kumar, K., Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees, J. Forecasting 29 (6) (2010) 536–555

[63] Gersho, A., Gray, R.M. (1992). Vector Quantization and Signal Compression, Kluwer, Norwell, MA, 1992

[64] Gesel, T., Baesens, B., Martens, D. (2010). From linear to non-linear kernel based classifiers for bankruptcy prediction, Neurocomputing 73 (16–18) (2010) 2955–2970

[65] Gloubos, G., Grammatikos, T. (1984). Prediction Bankruptcy of Industrial Firms in Greece, Spoudai, University of Piraeus, Journal of Economics Business, Statistics and Operations Research, Nos 3-4, 421-423

[66] Gloubos, G., Grammatikos, T. (1988). The success of bankruptcy prediction models in Greece. Studies in Banking and Finance 7, 37–46

[67] Gombola, M., Haskins, M., Ketz, J., Williams, D. (1987). Cash flow in bankruptcy prediction. Financial Management, 55–65

[68] Gordon, L. and Olshen, R.A. (1978). Asymptotically Efficient, Computationally Feasible Solutions to the Classification Problem, University of Calif., San Diego preprint, (Submitted to the Annals of Statistics 6 (May 1978), 515-33) Nov. 1970

[69] Gorzalczany, M.B., Pista, Z. (1999). Neuro-fuzzy approach versus rough-set inspired methodology for intelligent decision support, Information Science 120 (1999) 45–68

[70] Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R. (1998). A new rough set approach to evaluation of bankruptcy risk, in: C. Zopounidis (Ed.), Operational Tools in the Management of Financial Risks, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1998, pp. 121–136

[71] Gupta, S., M.A. Choudhry, J.N.S. Yadava, V. Srivastava and J.S. Tandon (1990). Antidiarrhoeal activity of diterpenes of Andrographis paniculata (Kal-Megh) against Escherichia coli Enterotoxin in in vivo Models. Pharm. Biol., 28: 273-283

[72] Han, I., Jo, H., & Shin, K. S. (1997). The hybrid systems for credit rating. Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society, 22(3), 163–173

[73] Hawley, D., J. Johnson, and D. Raina. (1990). Artificial Neural Systems: A New Tool for Financial Decision-Making. Financial Analysis Journal. November-December: 63-72

[74] Hillegeist, S., Keating, K., Cram, D., Lundstedt, K. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. Review of Accounting Studies, 9, 5-34

[75] Hong, H., Ha, S., Shin, C., Park, S., & Kim, S. (1999). Evaluating the efficiency of system integration projects using data envelopment analysis (DEA) and machine learning, Expert Systems with Applications, 16, 283–296

[76] Hosmer, D.W., Lemeshow, S. (1989). Applied logistic regression. Wiley, New York

[77] Hsieh, S. (1993). A note on the optimal cutoff point in bankruptcy prediction models. Journal of Business Finance & Accounting 20 (3), 457–464

[78] Hui, X.F., Sun, J. (2006). An application of support vector machine to companies' financial distress prediction, Lect. Notes Artif. Int. 3885 (2006) 274–282

[79] Jo, H., Han, I., Lee, H. (1997). Bankruptcy prediction using case based reasoning, neural network and discriminant analysis for bankruptcy prediction, Expert Systems with Applications 13 (2) (1997) 97–108

[80] Jones, S., Hensher, D.A. (2004). Predicting firm financial distress: A mixed logit model, The Accounting Review, Vol. 79, No. 4 (Oct., 2004), pp. 1011–1038

[81] Joy, O.M., Tollefson, J.O. (1975). On the financial applications of discriminant analysis. Journal of Financial and Quantitative Analysis 10 (5), 723–739

[82] Karels, G.V., Prakash, A.J. (1987). Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. Journal of Business Finance & Accounting 14 (4), 573–593

[83] Keasey, K., McGuinness, P. (1990). The failure of UK industrial firms for the period 1976–1984, logistic analysis and entropy measures. Journal of Business Finance & Accounting 17 (1), 119–135

[84] Keasey, K., Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypotheses. Journal of Business Finance & Accounting 14 (3), 335–354

[85] Koh, H.C. (1992). The sensitivity of optimal cutoff points to misclassification costs of Type I and Type II errors in the going-concern prediction context. Journal of Business Finance & Accounting 19 (2), 187–197

[86] Kohonen, T. (1997). Self-Organizing Maps, second ed., Springer- Verlag, Berlin, 1997

[87] Kolodner, J.L. (1993). Case Based Reasoning, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann. , 1993

[88] Kotsiantis, S., Koumanakos, E., Tzelepis, D., Tampakas, V. (2006). Forecasting Fraudulent Financial Statements Using Data Mining, International Journal of Computational Intelligence, 2006, No. 2, pp. 104-110

[89] Laitinen, E.K. (1992). Prediction of failure of a newly founded firm. Journal of Business Venturing 7, 323–340

[90] Laitinen, E.K. (1993). Financial predictors for different phases of the failure process. Omega International Journal of Management Science 21 (2), 215–228

[91] Lee K., Booth D., Alam P. (2005). A comparison of supervised and unsupervised neural networks in predicting bankruptcy of Korean firms, Expert Systems with Applications, Vol. 29, Issue 1 (July 2005), pp. 1–16

[92] Lee, H.Y. (1993). Predictive insights through analogical reasoning: Application to screening new financial service concepts. PhD thesis, The Wharton School, University of Pennsylvania

[93] Lee, K. C., Han, I. G., & Kwon, Y. (1996). Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. Decision Support Systems, 18, 63–72

[94] Leshno, M., Spector, Y. (1996). Neural network prediction analysis: the bankruptcy case, Neurocomputing 10 (1996) 125–147

[95] Li, H., Sun, J. (2011). Predicting business failure using support vector machines with straightforward wrapper: a re-sampling study, Expert Syst. Appl. 38 (10) (2011) 12747–12756

[96] Li, H., Sun, J., Wu J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: an empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods, Expert Syst. Appl. 37 (8) (2010) 5895–5904

[97] Liang L., Wu D. (2005). An application of pattern recognition on scoring Chinese corporations financial conditions based on backpropagation neural network, Comput. Oper. Res. 32 (5) (2005) 1115–1129

[98] Liang, T. P., Chandler, J. S., & Han, I. (1990). Integrating statistical and inductive learning methods for knowledge acquisition. Expert Systems with Applications, 1, 391–401

[99] Libby, R. (1975) .Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioral evidence. Journal of Accounting Research, Vol 13 No1 pp 150-161

[100] Lin, T.H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models, Neurocomputing 72 (2009) 3507–3516

[101] Lussier, R.N. (1995). A nonfinancial business success versus failure prediction model for young firms. Journal of Small Business Management 33 (1), 8–20

[102] Lussier, R.N., Corman, J. (1994). A success vs. failure prediction model of the manufacturing industry, Paper presented at the Conference of the Small Business Institute Director's Association, San Antonio, Texas, February 1994, Paper number, 48, pp. 1–5

[103] Maddala, G.S. (1977). Econometrics. McGraw-Hill, New York

[104] Marais, M.L., Patel, J., Wolfson, M. (1984). The experimental design of classification models: An application of recursive partitioning and bootstrapping to commercial bank loan classifications, Journal of Accounting Research 22 (1984) 87–113

[105] Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach, Journal of Banking and Finance 1, 249– 276

[106] McCulloch, W.S. and Pitts, W.H. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5:115-133

[107] McKee, T.E. (2000). Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory, International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, Vol. 9, Issue 3 (Sep., 2000), pp. 159–173

[108] McKee, T.E., Greenstein M. (2000). Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set, J. Forecasting 19 (2000) 219–230

[109] McKee, T.E. (2003). Rough sets bankruptcy prediction models versus auditor signaling rates, Journal of Forecasting, Vol. 22, Issue 8 (Dec., 2003), pp. 569–586

[110] Meisel, W.S. and Michalopoulos D.A. (1973). A partitioning algorithm with application in pattern classification and the optimization of decision trees, IEEE Trans. Comput., Vol. c-22, pp 93-103, Jan. 1973

[111] Messier, W., & Hansen, J. (1998). Inducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data. Management Science, 34(12), 1403–1415

[112] Meyer, P.A. and Pifer, H.W. (1970). Prediction of Bank Failures, Journal of Finance, vol. 25, pp.853-868

[113] Micha, B. (1984). Analysis of business failures in France. Journal of Banking and Finance 8, 281–291

[114] Min, JH., Lee, Y.C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters, Expert Syst. Appl. 28 (2005) 128–134

[115] Moody, J., Darken, C.J. (1989). Fast learning in networks of locally-tuned processing units, Neural Computing 1 (1989) 281–294

[116] Moses, D., Liao, S.S. (1987). On developing models for failure prediction. Journal of Commercial Bank Lending 69, 27–38

[117] Mossman, Ch.E., Bell, G.G., Swartz, L.M., Turtle, H. (1998). An empirical comparison of bankruptcy models. Financial Review 33 (2), 35–54

[118] Moyer, R.C. (1977). Forecasting financial failure: A re-examination. Financial Management 6 (1), 11–17

[119] Odom, M. and Sharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks II (1990) 163–168

[120] Ohlson, J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1 (spring, 1980), pp. 109–131

[121] Olmeda, I., Fernandez, E. (1997). Hybrid classifiers for financial multicriteria decision making: The case of bankruptcy prediction, Computational Economics, Vol. 10, Issue 4 (Nov., 1997), pp. 317–335

[122] Olson, D., Delen, D., Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction, Decis. Support Syst. 52 (2) (2012) 464–473

[123] Ooghe, H., Joos, P., De Vos, D. (1993). Risico-indicator voor een onderneming aan de hand van falingspredictiemodellen. Accountancy en Bedrijfskunde Kwartaalschrift 18 (3), 3–26

[124] Ooghe, H., Verbaere, E. (1985). Predicting business failure on the basis of accounting data: The Belgian experience. The International Journal of Accounting 9 (2), 19–44

[125] Papoulias, C., Theodosiou, P. (1992). Analysis and Modeling of recent business failures in Greece, Managerial and Decision Economics, 13. p.165

[126] Park, C.S., Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction, Expert Systems with Applications 23 (3) (2002) 255–264

[127] Pawlak, Z. (1982). Rough sets, International Journal of Information Computation Science 11 (5) (1982) 341–356

[128] Peel, M.J., Peel, D.A. (1987). Some further empirical evidence on predicting private company failure. Accounting and Business Research 18, 57–66

[129] Pendharkar, P.C. (2005). A threshold varying artificial neural network approach for classification and its application to bankruptcy prediction problem, Comput. Oper. Res. 32 (2005) 2561–2582

[130] Platt, H.D., Platt, M.B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. Journal of Business Finance & Accounting 17 (1), 31–51

[131] Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. Machine Learning, 1, 81–106

[132] Quinlan, J.R. (1987). Decision trees as probabilistic classifiers, in: Proceedings of 4th International Workshop Machine Learning, Irvine, CA, 1987, pp. 31–37

[133] Rafiei, F.M., Manzari, S.M., Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: iranian evidence, Expert Syst. Appl. 38 (2011) 10210–10217

[134] Rahimian, E., Singh, S., Thammachote, T., Virmani, R. (1996). Bankruptcy prediction by neural network, Neural Networks in Finance and Investing, R. Trippi, E. Turban (Eds.), , Irwin Professional Publishing, Burr Ridge, USA, (1996)

[135] Richardson, F.M., Davidson, L.F. (1984). On linear discrimination with accounting ratios. Journal of Business Finance and Accounting 11 (4), 511–525

[136] Roy, B. (1977). Partial Preference Analysis and Decision Aid: The Fuzzy Outranking Relation Concept. In Conflicting Objectives in Decisions, John Wiley and Sons, Chichester, 40-75

[137] Rud, O.P. (2000). Data Mining Cook Book, John Wiely and Sons, New York, 2000

[138] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. (1986). Learning internal representations by error propagation, in: D.E. Rumelhart, J.L. McClelland (Eds.), Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. 1, The MIT Press, Cambridge, MA, 1986, pp. 318–362

[139] Salchengerger, L.M. Cinar, E.M. and Lash, N.A. (1992). Neural networks: a new tool for prediction thrift failures. Decision Science,s 23,pp.899-916

[140] Sands, E.A. (1980). Business Failure Prediction and the Efficient Market Hypothesis, Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University, Canada

[141] Seiford, L.M. (1994). A dea bibliography (1978–1992). In: Charnes A, Cooper W, Lewin A, (Eds) LS (eds) ata envelopment analysis: theory, methodology, and application, Kluwer Academic Publishers, pp 437–469

[142] Seol, H., Choi, J., Park, G., & Park, Y. (2007). A framework for benchmarking service process using data envelopment analysis and decision tree, Expert Systems with Applications, 32(2), 432–440

[143] Setiono, R., Baesens, B., Mues, C. (2011). Rule extraction from minimal neural networks for credit card screening, Int. J. Neural Syst. 21 (4) (2011) 265–276

[144] Shaw, M., & Gentry, J. (1990). Inductive learning for risk classification. IEEE Expert , 47–53

[145] Sheppard, J.P. (1994). Strategy and bankruptcy: an exploration into organizational death. Journal of Management 20 (4), 795–833

[146] Shin, K. S., Han, I. (1998). Bankruptcy prediction modeling using multiple neural networks models. Proceedings of Korea management science institute conference

[147] Shin, K.S., Lee, T.S., Kim, H.J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model, Expert Syst. Appl. 28 (2005) 127–135

[148] Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model, University of Michigan, Journal of Business, p.102-103

[149] Slowinski, R. and Zopounidis C. (1995). Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk, International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management , vol. 4, no. 1, 27-41

[150] Smith C. (1947). Some Examples of Discrimination, Annals of Eugenics 13, pp.272-282

[151] Sohn, S., & Moon, T. (2004). Decision tree based on data envelopment analysis for effective technology commercialization, Expert Systems with Applications, 26(2), 279–284

[152] Spanos, M., Dounias G., Matsatsinis N., Zopounidis C. (1999). A fuzzy knowledge-based decision aiding method for the assessment of financial risk: The case of corporate bankruptcy prediction, European Symposium on Intelligent Techniques, ESIT'99, Chania, Greece, June 1999, pp. 14-21

[153] Specht, D.F. (1990). Probabilistic neural networks, Neural Networks 3 (1990) 110–118

[154] Springate G.L.V. (1978). Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm, Unpublished M.B.A. Research Project, Simon Fraser University

[155] Stoller, D.C. (1954). Univariate Two-Population Distribution-Free Discrimination, J. Amer. Statist. Assoc. 9, pp 770-775, 1954

[156] Sun J., Li H. (2008). Data mining method for listed companies' financial distress prediction, Knowl.-Based Syst. 21 (2008) 1–5

[157] Sun J., Li H. (2008). Listed companies' financial distress prediction based on weighted majority voting combination of multiple classifiers, Expert Syst. Appl. 35 (2008) 818–827

[158] Surkan, A. and Ying, X. (1991). Bond Rating Formulas Derived Through Simplifying a Trained Neural Network. 1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. 2:1566- 1570

[159] Swanson, E., Tybout, J. (1988). Industrial bankruptcy determinants in Argentina. Studies in Banking and Finance 7, 1–25

[160] Taffler, R.J. (1982). Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. Journal of the Royal Statistical Society 145, 342–358 (Part 3)

[161] Taffler, R.J. (1983). The assessment of company solvency and performance using a statistical model. Accounting and Business Research 15 (52), 295–307

[162] Taffler, R.J., Tisshaw, H. (1977). Going, Going, Gone—Four Factors Which Predict. Accountancy 88, 50–54

[163] Tam, K., & Kiang, M. (1992). Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions. Management Science, 38(7), 926–947

[164] Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. Management International Review 4, 15–21

[165] Tavaras, G. (2002). A bibliography of data envelopment analysis (1978-2001). Tech. rep., Rutgers Centre of Operations Research

[166] Theil, H. (1971). Principles of econometrics. J. Wiley and Sons, New York

[167] Tseng, F.M., Lin, L. (2005). A quadratic interval logit model for forecasting bankruptcy, Omega 33, 85–91

[168] Van Frederikslust, R.A.I. (1978). Predictability of corporate failure: models for prediction of corporate failure and for evaluation of corporate debt capacity. PhD thesis in Economic Sciences, Martinus Nijhoff Social Science Division, Leiden/Boston, Erasmus University, Rotterdam (The Netherlands)

[169] Van Wymeersch, Ch., Wolfs, A. (1996). La 'trajectoire de faillite' des entreprises: une analyse chronologique sur base des comptes annuels, Working Paper, Faculte´ des Sciences Economiques et Sociales, Universite´ Notre-Dame de la Paix (Belgium), Paper number 172, pp. 1–32

[170] Vapnik, V. (1979). Estimation of Dependences Based on Empirical Data [in Russian], Nauka: Moscow. (1982). English Translation: Springer Verlag: New York

[171] Vapnik, V. (1995). The Nature of Statistical Learning Theory. Springer Verlag: New York

[172] Vapnik, V., in: S. Haykin (Ed.) (1998). Statistical Learning Theory. Adaptive and Learning Systems, vol. 736, John Wiley and Sons, 1998

[173] Wang Y., Wang S., Lai K.K. (2005). A new fuzzy support vector machine to evaluate credit risk, IEEE Trans. Fuzzy Syst. 13 (6) (2005) 820–831

[174] Wilson R.L., Sharda R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks, Decision Support Systems, Vol. 11, Issue 5 (June 1994), pp. 545–557

[175] Wu, D., Liang, L., Yang, Z. (2008). Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis, Socio-Econ. Plan. Sci. 42 (3) (2008) 206–220

[176] Yang, Z.R., Platt, M.B., Platt, H.D. (1999). Probability neural network in bankruptcy prediction, Journal of Business Research, Vol. 44 (1999), pp. 67–74

[177] Yoon, Y., Swales G. Jr. and Margavio, T. (1993). A Comparison of Discriminant Analysis Versus Artificial Neural Networks. Journal of Operational Research Society. 44. 1. 51-60

[178] Zadeh, L.A. (1994). Soft computing and fuzzy logic, IEEE Software 11 (6) (1994) 48–56

[179] Zavgren, C.V. (1983). The prediction of corporate failure: the state of the art. Journal of Accounting Literature, Volume 2, pp. 1–37

[180] Zavgren, C.V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. Journal of Business Finance and Accounting 12 (1), 19–45

[181] Zhang, G., Hu, M.Y., Patuwo, B.E., Indro, D.C. (1999). Theory and Methodology Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-validation Analysis, European Journal of Operational Research, Vol. 116, Issue 1 (July 1999), pp. 16–32

[182] Zmijewski, M.E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. Journal of Accounting Research, Vol. 22 (1984), pp. 59–82