



ΤΜΗΜΑ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗΣ ΚΑΙ ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗΣ
ΠΡΟΓΡΑΜΜΑ ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΩΝ ΣΠΟΥΔΩΝ ΣΤΗΝ ΛΟΓΙΣΤΙΚΗ ΚΑΙ
ΧΡΗΜΑΤΟΟΙΚΟΝΟΜΙΚΗ

Διπλωματική Εργασία

**ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΩΝ
ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ**

του

ΤΙΜΟΛΕΩΝ ΝΤΑΚΟΥΛΑ

Επιβλέπων Καθηγητής: Λιβάνης Ευστράτιος

Υποβλήθηκε ως απαιτούμενο για την απόκτηση του Μεταπτυχιακού Διπλώματος
στην Λογιστική και Χρηματοοικονομική
(με κατεύθυνση τη Λογιστική)

Δεκέμβριος 2014

Θεσσαλονίκη

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντα καθηγητή μου κ. Λιβάνη Ευστράτιο για την συνεχή βοήθεια και καθοδήγηση σε όλη τη διάρκεια εκπόνησης της διπλωματικής μου εργασίας αλλά και κατά τη διάρκεια των μεταπτυχιακών μου σπουδών

Τέλος θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω την οικογένεια μου για την συνεχή στήριξη τους σε όλη την διάρκεια των σπουδών μου.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η παρουσίαση των πιο σημαντικών τεχνικών και υποδειγμάτων που έχουν αναπτυχτεί όλα αυτά τα χρόνια από την επιστημονική κοινότητα για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Αρχικά γίνεται αναφορά στο εννοιολογικό περιεχόμενο της πτώχευσης και στο υπάρχον νομικό καθεστώς. Έπειτα γίνεται μια ιστορική αναδρομή και αναλυτική παρουσίαση των βασικότερων κλασικών στατιστικών και νεότερων τεχνικών που χρησιμοποιούνται για την πρόγνωση της πτώχευσης των επιχειρήσεων οι οποίες χρησιμοποιούν κυρίως τους χρηματοοικονομικούς δείκτες ως τα απαραίτητα για μια ανάλυση ποσοτικά δεδομένα. Τέλος λαμβάνοντας ένα πρόσφατο δείγμα με δεδομένα μέσω της βάσης δεδομένων της COMPUSTAT από 107 πτωχευμένες και 107 υγιείς εταιρίες του χρηματιστηρίου της Ν. Υόρκης, (συγκεκριμένα του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500), την χρονική περίοδο 2009-2013 και με τη βοήθεια μιας ομάδας από 9 αριθμοδείκτες, αναπτύσσουμε το υπόδειγμα της Λογιστικής Παλινδρόμησης και ένα μοντέλο Νευρωνικών Δικτύων για να αξιολογήσουμε και να συγκρίνουμε τις επιδόσεις τους όσον αφορά την ικανότητά τους να προβλέπουν την πτώχευση των εταιριών που περιέχονται στο δείγμα.

Λέξεις Κλειδιά: Πτώχευση, Υποδείγματα πρόβλεψης Πτώχευσης, Λογιστική Παλινδρόμηση, Νευρωνικά Δίκτυα, Αριθμοδείκτες

ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΙΝΑΚΩΝ	v
ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ.....	vi
ΠΡΟΛΟΓΟΣ.....	1
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΠΤΩΧΕΥΣΗ	2
1.1 Εισαγωγή στην έννοια της πτώχευσης	2
1.2 Ισχύον Νομικό Καθεστώς	2
1.2.1 Προϋποθέσεις Υπαγωγής σε Καθεστώς Πτώχευσης.....	3
1.2.2 Όργανα της Πτώχευσης.....	5
1.2.3 Διαδικασία Πτώχευσης.....	6
1.2.4 Περάτωση της Πτώχευσης	8
1.2.4.1 Λόγοι απόρριψης της αίτησης	8
1.2.5 Πτωχευτική Αποκατάσταση.....	9
1.2.6 Συνέπειες Κήρυξης Πτώχευσης ως προς τον Οφειλέτη	9
1.3 Παράγοντες Πτώχευσης Εταιριών	11
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΒΑΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ	13
2.1 Εισαγωγή.....	13
2.1.1 Σύντομη Βιβλιογραφική Ανασκόπηση.....	13
2.2 Κλασικά Μοντέλα Πρόβλεψης Πτώχευσης	14
2.2.1 Μονομεταβλητή Ανάλυση-Beaver	14
2.2.2 Πολυμεταβλητή Ανάλυση Διαχωρισμού (MDA).....	17
2.2.2.1 Υπόδειγμα Πρόβλεψης ALTMAN Z - SCORE	18
2.2.2.2 Υπόδειγμα ZETA	23
2.2.2.3 Σύγκριση ZETA – Z SCORE (ALTMAN 1968).....	25
2.2.2.4 Πλεονεκτήματα της MDA.....	25
2.2.2.5 Μειονεκτήματα MDA	25
2.2.3 Υποδείγματα Πιθανότητας	26
2.2.3.1 Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model – LPM).....	27
2.2.3.2 Πολυμεταβλητά Υπό Συνθήκη Υποδείγματα Πιθανότητας (Multivariate Conditional Probability Models)	28
2.2.3.2.1 Υπόδειγμα Logit (Λογιστική Παλινδρόμηση).....	28
2.2.3.2.2 Υπόδειγμα Probit.....	29
2.2.3.3 Σύγκριση Υποδειγμάτων Πιθανότητας (LPM,Logit,Probit) και DA	30
2.3 Νεότερα Υποδείγματα Πρόβλεψης της Πτώχευσης.....	32
2.3.1 Μοντέλο Shumway.....	32

2.3.2 «Ευφυή» Υποδείγματα ή Υποδείγματα Τεχνητής Νοημοσύνης.....	33
2.3.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks – NNS).....	34
2.3.2.2 Δέντρα Αποφάσεων ή Δέντρα Ταξινόμησης.....	37
2.3.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines).....	37
2.4 Μέθοδοι Από Την Επιχειρησιακή Έρευνα.....	39
2.4.1 Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems- DSS).....	39
2.4.2 Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA).....	40
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ.....	42
3.1 Εισαγωγή.....	42
3.2 Συλλογή και Ομαδοποίηση του Δείγματος.....	43
3.2.1 Ομάδα πτωχευμένων.....	43
3.2.2 Ομάδα μη πτωχευμένων - υγιών εταιριών.....	47
3.2.3 Τελικό δείγμα.....	50
3.3 Αριθμοδείκτες.....	50
3.4 Επιλογή των υποδειγμάτων πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας.....	52
3.4.1 Λογιστική Παλινδρόμηση.....	52
3.4.2 Νευρωνικά Δίκτυα.....	52
3.4.3 Αποτελέσματα των υποδειγμάτων για τα δύο δείγματα.....	55
3.4.3.1 Αποτελέσματα της Logit για το δείγμα εκπαίδευσης.....	55
3.4.3.2 Αποτελέσματα της Logit για το δείγμα έλεγχου.....	56
3.4.3.3 Αποτελέσματα του Νευρωνικού Δικτύου για το δείγμα εκμάθησης.....	57
3.4.3.4 Αποτελέσματα του Νευρωνικού Δικτύου για το δείγμα ελέγχου.....	58
3.5 Σχολιασμός και σύγκριση των επιδόσεων των δύο μεθόδων πρόβλεψης της πτώχευσης των εταιριών.....	59
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ.....	60
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	61

ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΠΙΝΑΚΩΝ

ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1: ΚΛΑΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ.....	31
ΠΙΝΑΚΑΣ 2.2: ΝΕΟΤΕΡΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ.....	42
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.1: ΟΜΑΔΑ ΠΤΩΧΥΜΕΝΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ.....	44
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.2: ΟΜΑΔΑ ΜΗ ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ.....	47
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.3: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ.....	53
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.4 : ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ (Logit).....	55
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.5 : ΟΙ ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΤΗΣ ΕΞΙΣΩΣΗΣ.....	56
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.6 : ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ (Logit).....	57
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.7: ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ(Neural Network).....	58
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.8: ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ (Neural Network).....	59

ΚΑΤΑΣΤΑΣΗ ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΩΝ

Σχήμα 2.1: Η δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου.....	35
Σχήμα 2.2: Δομή μερικών Ευφύων Υποδειγμάτων.....	39
Σχήμα 3.1: Κατανομή Πτωχεύσεων το διάστημα 2009-2013.....	46
Σχήμα 3.2 : Δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου (οπισθοδιάδοσης).....	52
Σχήμα 3.3: Διάγραμμα Εμπειρικού Σφάλματος και του Κινδύνου Πρόβλεψης του δικτύου βάσει των λ κρυφών μονάδων του.....	54

ΠΡΟΛΟΓΟΣ

Η παγκοσμιοποίηση των αγορών , η αυξανόμενη ελευθερία και ταχύτητα στην μεταφορά κεφαλαίων διεθνώς και οι ραγδαίες τεχνολογικές εξελίξεις, έχουν δημιουργήσει ένα συνεχώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον μέσα στο οποίο δραστηριοποιείται μια επιχείρηση. Η εταιρία καλείται διαρκώς να παρακολουθεί και να προσαρμόζεται στις εξελίξεις αυτές τόσο στο εσωτερικό όσο και στο εξωτερικό της περιβάλλον. Έτσι αυξάνεται ο κίνδυνος να αποτύχει να ανταπεξέλθει στις διαρκώς αυξανόμενες απαιτήσεις της οικονομικής δραστηριότητας με απώτερη συνέπεια να οδηγηθεί στην πτώχευση. Το φαινόμενο της εταιρικής αποτυχίας-πτώχευσης έχει απασχολήσει εδώ και δεκαετίες την ακαδημαϊκή κοινότητα. Εκατοντάδες μελέτες και άρθρα, όπως θα δούμε παρακάτω έχουν εκπονηθεί σε μια προσπάθεια να εντοπιστούν οι παράγοντες που οδηγούν στην πτώχευση των εταιριών και να δημιουργηθούν κατάλληλα μοντέλα που να προβλέπουν με ακρίβεια το φαινόμενο αυτό. Η ακριβής και έγκαιρη πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας λοιπόν ανάγεται σε φλέγον ζήτημα στο γεμάτο αβεβαιότητα επιχειρηματικό περιβάλλον. Πέραν των επιστημόνων, η πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών ενδιαφέρει αρκετούς φορείς από το ευρύτερο περιβάλλον της οικονομικής μονάδας όπως (χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, πιστωτές της, επενδυτές- μέτοχοι, γενική διοίκηση, κυβερνήσεις κτλ), όπου αποτελεί σημαντικό θέμα στις καθημερινές τους δραστηριότητες.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ ΠΤΩΧΕΥΣΗ

1.1 Εισαγωγή στην έννοια της πτώχευσης

Στην βιβλιογραφία υπάρχουν αρκετές έννοιες σχετικά με την πτώχευση (bankruptcy) όπως αποτυχία (failure), χρηματοοικονομική δυσχέρεια (financial distress), αφερεγγυότητα (insolvency), αθέτηση υποχρεώσεων προς τους πιστωτές. Αρκετοί μελετητές στις εργασίες τους σχετικά με την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας κάνουν χρήση των παραπάνω όρων για να αναφερθούν ακριβώς για το ίδιο πράγμα και από την άλλη πολλοί είναι εκείνοι που υποστηρίζουν ότι θα πρέπει να υπάρχει διαχωρισμός των εννοιών αυτών. Γενικά δεν υπάρχει ένα σαφές ορισμός της εταιρικής αποτυχίας ή πτώχευσης καθώς οι χώρες έχουν διαφορετικά νομικά πλαίσια επί του θέματος αυτού. Έτσι μπορούμε να πούμε ότι η αθέτηση υποχρεώσεων προς τους πιστωτές γίνεται πράξη όταν ένας οφειλέτης δεν έχει εκπληρώσει το χρέος για το οποίο είχε υποχρέωση, η αφερεγγυότητα ορίζεται ως η κατάσταση κατά την οποία ένας οφειλέτης δεν είναι ικανός να πληρώσει τις υποχρεώσεις του με τα άμεσα χρήματα που έχει στη διάθεσή του ενώ ο όρος πτώχευση δηλώνει τη νομική διαπίστωση που επιβάλλει τη δικαστική εποπτεία στις οικονομικές υποθέσεις που είναι αφερεγγυες. Επίσης ενώ η χρηματοοικονομική δυσχέρεια αποτελεί έναν όρο που χρησιμοποιείται για να δείξει την κατάσταση κατά την οποία η επιχείρηση έχει αθετήσει ή θα εκπληρώσει δύσκολα τις υποχρεώσεις της προς τους πιστωτές της, δεν σημαίνει ότι η εταιρία αυτή έχει πτωχεύσει αλλά μπορεί να οδηγηθεί στην πτώχευση αυτό αν συνεχιστεί η προαναφερθείσα κατάσταση. Οι περισσότεροι ερευνητές όπως ο (Altman 1968) ορίζουν την πτώχευση με τη νομική της σημασία: *«κήρυξη της επιχείρησης σε πτώχευση, η οποία επέρχεται ύστερα από απόφαση των δικαστικών αρχών, σύμφωνα με την ισχύουσα νομοθεσία κάθε χώρας»*

1.2 Ισχύον Νομικό Καθεστώς

Το ελληνικό πτωχευτικό δίκαιο έχει ως αντικείμενο την πτώχευση εμπόρου ή νομικού προσώπου με οικονομικό σκοπό ως πραγματική κατάσταση που χαρακτηρίζεται από την αδυναμία πληρωμής εμπορικών ή απλά επαγγελματικών αντίστοιχα χρεών και στοχεύει με τη θέσπιση ειδικών διαδικασιών συναλλαγής, αναδιοργάνωσης και

εκκαθάρισης να επιτύχει την πλήρη ή τουλάχιστον τη σύμμετρη, αλλά, πάντως συλλογική ικανοποίηση των δανειστών του πτωχού και παράλληλα, τη διάσωση της επιχειρήσεώς του και την εξασφάλιση της προοπτικής για μια νέα αρχή. Σχετικά με τον όρο πτώχευση όπως αυτός σκιαγραφείται στα πρώτα άρθρα του Πτωχευτικού Κώδικα, θα μπορούσαμε να ορίσουμε την κατάσταση στην οποία περιέρχεται άτομο-φορέας της εμπορικής ιδιότητας και κατά την οποία αδυνατεί να εκπληρώσει τις ληξιπρόθεσμες οφειλές του κατά τρόπο γενικό και μόνιμο. Σύμφωνα με τον ορισμό του άρθρου 1 του Ν.3588/2007 *«Η πτώχευση αποσκοπεί στη συλλογική ικανοποίηση των πιστωτών του οφειλέτη με τη ρευστοποίηση της περιουσίας του ή με άλλο τρόπο που προβλέπεται από το σχέδιο αναδιοργάνωσης και ιδίως με τη διατήρηση της επιχείρησής του»* . (Σ. Ψυχομάνης, Πτωχευτικό Δίκαιο, 2007)

1.2.1 Προϋποθέσεις Υπαγωγής σε Καθεστώς Πτώχευσης

Οι προϋποθέσεις κήρυξης της πτώχευσης διακρίνονται σε ουσιαστικές και δικονομικές. Στις ουσιαστικές προϋποθέσεις ανήκουν μια υποκειμενική προϋπόθεση, η πτωχευτική ικανότητα, και τρεις αντικειμενικές προϋποθέσεις. Η παύση πληρωμών ή η επαπειλούμενη παύση πληρωμών, η ανυπαρξία επικυρωμένης συμφωνίας συνδιαλλαγής και η επάρκεια περιουσίας για κάλυψη των διαδικαστικών εξόδων. Βασική δικονομική προϋπόθεση είναι η έκδοση δικαστικής απόφασης που κηρύσσει την πτώχευση.

Αναλυτικότερα, όσο αφορά την πτωχευτική ικανότητα, αυτή είναι η εξαιρετικά προβλεπόμενη στο νόμο νομική δυνατότητα ενός προσώπου, το οποίο αδυνατεί να πληρώσει τα χρέη του, να υπαχθεί στην προσδιοριζόμενη στο νόμο ειδική διαδικασία συλλογικής αναγκαστικής εκτέλεσης, την πτωχευτική διαδικασία, κατόπιν έκδοσης σχετικής δικαστικής απόφασης. Κατά τη διάταξη της §1 του άρθρου 2 του πτωχευτικού κώδικα *«πτωχευτική ικανότητα έχουν οι έμποροι, καθώς και οι ενώσεις προσώπων με νομική προσωπικότητα που επιδιώκουν οικονομικό σκοπό»*. Κατ' εξαίρεση πάντως, κατ' άρθρο 2 §2 ΠτΚ, *«τα νομικά πρόσωπα δημοσίου δικαίου, οι οργανισμοί τοπικής αυτοδιοίκησης και οι δημόσιοι οργανισμοί δεν κηρύσσονται σε πτώχευση»*.

Αναφορικά με τις αντικειμενικές προϋποθέσεις, αρχικά, σκόπιμο κρίνεται να αναφερθούμε εκτενέστερα στην προϋπόθεση της παύσης πληρωμών. Στην έννοια της παύσης πληρωμών αναφέρεται το άρθρο 3 του πτωχευτικού κώδικα, ορίζοντας ως παύση πληρωμών την αδυναμία του οφειλέτη *«να εκπληρώνει τις ληξιπρόθεσμες χρηματικές υποχρεώσεις του κατά τρόπο γενικό και μόνιμο»*. Κατά το ίδιο άρθρο, *«δεν αποτελούν εκπλήρωση των υποχρεώσεων οι πληρωμές που γίνονται με δόλια ή καταστρεπτικά μέσα»*. Συνάγεται έτσι από τον ως άνω ορισμό ότι αδυναμία πληρωμών υπάρχει όταν ο οφειλέτης στερείται μόνιμα των μέσων πληρωμής, που είναι απαραίτητα, για να εκπληρώσει γενικά, άμεσα και καθ' ολοκληρίαν τις ληξιπρόθεσμες χρηματικές υποχρεώσεις του. Κατά συνέπεια, αδυναμία πληρωμών σημαίνει, ακριβέστερα, έλλειψη ή ανεπάρκεια και αδυναμία ευχερούς απόκτησης ρευστότητας. Δεν υφίσταται, έτσι, το στοιχείο της μονιμότητας, όταν παροδικά η μεταβατικά αίτια –πχ κρίση στη ναυτιλία- εμποδίζουν τον οφειλέτη να είναι συνεπής στις υποχρεώσεις του. Δεν υφίσταται εξάλλου το στοιχείο της γενικότητας, όταν ο οφειλέτης, κατά τις γενικά επικρατούσες στις συναλλαγές αντιλήψεις εκπληρώνει γενικά, κατά κύριο λόγο τις υποχρεώσεις του, έστω κι αν δεν τις εκπληρώνει όλες στο σύνολό τους. Κρίσιμη είναι πάντως η διαπίστωση ότι δεν μπορεί να εκπληρώσει ένα σημαντικό μέρος των επαγγελματικών του υποχρεώσεων. Με αυτή την έννοια, αδυναμία υφίσταται και όταν ο οφειλέτης αδυνατεί να εξοφλήσει ένα μόνο χρέος, του οποίου όμως η έκταση ή η φύση προσδίδει στην αδυναμία τα χαρακτηριστικά της μονιμότητας και της γενικότητας.

Συνέχιση πληρωμών με *«δόλια ή καταστρεπτικά μέσα»* μπορεί, να θεωρηθεί κάθε περίπτωση, που ο έμπορος συνεχίζει τις πληρωμές του, όχι από εξασφαλισμένη ρευστότητα, αλλά είτε από έντοκα δάνεια, με συνεχή επιβάρυνση υψηλών τόκων, είτε από εκποιήσεις εμπορευμάτων σε αδικαιολόγητα χαμηλές τιμές, είτε από απαλλοτριώσεις άλλων περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησής του, οι οποίες, είτε είναι αφ' εαυτών επιζήμιες, είτε μειώνουν δραστικά την ολική αξία της επιχείρησης, που θα μπορούσε να τεθεί υπό τη διοίκηση του συνδίκου υπέρ του συνόλου των πιστωτών. **(Σ. Ψυχομάνης, Πτωχευτικό Δίκαιο, 2007)**

Την αίτηση για την υπαγωγή στην πτωχευτική διαδικασία που ορίζει ο νόμος μπορεί να καταθέσει είτε ο ίδιος ο οφειλέτης, είτε οποιοσδήποτε πιστωτής του οφειλέτη, ο οποίος έχει έννομο συμφέρον είτε ο εισαγγελέας πρωτοδικών *«εφόσον τούτο δικαιολογείται από λόγους δημοσίου συμφέροντος»*. Της αίτησης για υπαγωγή σε

καθεστώς πτώχευσης έπεται η εκδίκασή της από το Πολυμελές Πρωτοδικείο στην περιφέρεια του οποίου ο οφειλέτης έχει το κέντρο των κύριων συμφερόντων του. Σύμφωνα, δε, με το άρθρο 4 § 2 ΠτΚ «Κέντρο των κύριων συμφερόντων είναι ο τόπος, όπου ο οφειλέτης ασκεί συνήθως τη διοίκηση των συμφερόντων του και είναι αναγνωρίσιμος από τους τρίτους. Για τα νομικά πρόσωπα τεκμαίρεται, μέχρι να αποδειχθεί το αντίθετο, ότι κέντρο των κύριων συμφερόντων είναι ο τόπος της καταστατικής έδρας». Κατόπιν, εκδίδεται η απόφαση του δικαστηρίου, η οποία μεταξύ άλλων –εφόσον κάνει δεκτή την αίτηση- υποχρεούται να προσδιορίσει την ημέρα πάυσης των πληρωμών και τα όργανα της πτώχευσης δηλαδή τον εισηγητή δικαστή και τον σύνδικο.

1.2.2 Όργανα της Πτώχευσης

Ως οργάνωση της πτωχευτικής διαδικασίας νοείται ο υπό του νόμου και του δικαστηρίου –με την απόφαση, πρωτίστως, η οποία κηρύσσει την πτώχευση- καθορισμός των οργάνων, που επιφορτίζονται την εποπτεία και την εν γένει διεξαγωγή της διαδικασίας συλλογικής αναγκαστικής εκτέλεσης επί της περιουσίας του πτωχού. Τα όργανα αυτά είναι τα εξής:

- i. Το πτωχευτικό δικαστήριο, το οποίο είναι όπως ήδη αναφέρθηκε το Πολυμελές Πρωτοδικείο, στην έδρα του οποίου έχει το κέντρο των κύριων συμφερόντων του ο οφειλέτης. Αρμοδιότητες του πτωχευτικού δικαστηρίου είναι εκτός από την κήρυξη της πτώχευσης, η γενική εποπτεία στη διεύθυνση των εργασιών της πτώχευσης και η εκδίκαση των διαφορών, οι οποίες αναφύονται από την πτώχευση και λόγω της κήρυξής της.
- ii. Ο εισηγητής δικαστής, ο οποίος υπηρετεί στο πτωχευτικό δικαστήριο, πρωτοδίκης με γενικό του καθήκον να επιτηρεί και να επιταχύνει τις εργασίες της πτωχευτικής διαδικασίας και να διατάσσει όλα τα κατεπείγοντα μέτρα προς διασφάλιση της πτωχευτικής περιουσίας.
- iii. Ο σύνδικος πτώχευσης, ο οποίος αποτελεί το κεντρικό, εκτελεστικό και εκπροσωπευτικό όργανο της πτωχευτικής διαδικασίας, επειδή αναλαμβάνει τη διοίκηση της πτωχευτικής διαδικασίας, καθώς αναλαμβάνει τη διοίκηση της πτωχευτικής περιουσίας, οδηγεί τη διαδικασία προς το στόχο της συλλογικής

ικανοποίησης των πιστωτών και εκπροσωπεί τον πτωχό και την ομάδα των πιστωτών, όπου και όταν παρίσταται ανάγκη. Διορίζεται με απόφαση πάντα του πτωχευτικού δικαστηρίου από κατάλογο δικηγόρων, που συντάσσει ετησίως ο οικείος δικηγορικός σύλλογος και έχουν τουλάχιστον πενταετή υπηρεσία.

- iv. Η συνέλευση των πιστωτών, η οποία συνιστά το συλλογικό όργανο της πτωχευτικής διαδικασίας που συγκροτείται από όλους τους πιστωτές του πτωχεύσαντα, ανεξαρτήτως προνομίων ή εμπράγματων ασφαλειών και έχει ως αρμοδιότητα τη λήψη καίριων αποφάσεων επί της πτωχευτικής διαδικασίας στις περιπτώσεις που ρητά ορίζει ο νόμος.
- v. Η επιτροπή των πιστωτών, συνιστά όργανο της πτωχευτικής διαδικασίας συγκροτούμενο από τρία μέλη που εκλέγονται από τη συνέλευση των πιστωτών, και προέρχονται το ένα μέλος από τους εμπραγμάτως ασφαλισμένους πιστωτές, το ένα μέλος από τους γενικούς προνομιούχους πιστωτές και, τέλος, ένα μέλος από τους ανέγγυους πιστωτές. Η επιτροπή πιστωτών παρακολουθεί την πρόοδο των εργασιών της πτώχευσης και παρέχει συνδρομή στον σύνδικο κατά την εκτέλεση των καθηκόντων του.

1.2.3 Διαδικασία Πτώχευσης

Η έναρξη της διαδικασίας της πτώχευσης τοποθετείται στην κατάθεση της αίτησης για την υπαγωγή στις διατάξεις του Πτωχευτικού Κώδικα, τοποθετείται στο χρόνο κατάθεσης της αίτησης από τον οφειλέτη είτε από δανειστή του οφειλέτη είτε από τον Εισαγγελέα Πρωτοδικών, στη γραμματεία του αρμόδιου δικαστηρίου, το οποίο εν προκειμένω περί πτωχευτικής διαδικασίας είναι το Πολυμελές Πρωτοδικείο στην περιφέρεια του οποίου ο οφειλέτης έχει το κέντρο των κύριων συμφερόντων του, όπως ήδη αναφέρθηκε (βλέπε 1.1.) . Στη συνέχεια, το πτωχευτικό δικαστήριο διορίζει εισηγητή δικαστή, σύνδικο πτώχευσης και παράλληλα διατάσσει τη σφράγιση της πτωχευτικής περιουσίας. Ο σύνδικος μετά τον διορισμό του υποχρεούται να προβεί στη διενέργεια όσων περαιτέρω πράξεων απαιτούνται για τη διατήρηση της αξίας, την ασφάλεια και κυρίως τη διοίκηση της πτωχευτικής περιουσίας και ιδίως του ενεργητικού της. Η ίδια, δε, απόφαση ορίζει ρητά την ημέρα, ώρα και τον τόπο κατά τον οποίο οι πιστωτές του οφειλέτη θα συνέλθουν πρώτη φορά σε σώμα απαρτίζοντας τη συνέλευση των πιστωτών προκειμένου να προβούν στην εκλογή του

έτερου οργάνου της πτωχευτικής διαδικασίας, την επιτροπή πιστωτών. Ο οφειλέτης υποχρεούται να παράσχει στον σύνδικο κάθε απαραίτητη πληροφορία για την περιουσία και την γενικότερη οικονομική του κατάσταση, εγχειρίζοντας σε αυτόν –σε πρώτο στάδιο- αναλυτικό και πλήρη κατάλογο με το σύνολο των πιστωτών του και το ύψος των απαιτήσεών τους. Κατόπιν, ο σύνδικος ενώπιον του εισηγητή δικαστή προβαίνει σε ενδελεχή έλεγχο και επαλήθευση των απαιτήσεων που παραθέτει ο οφειλέτης και εξετάζει τυχόν αντιρρήσεις αν και εφόσον προκύψουν σχετικά με το ύψος και το είδος των οφειλών.

Πιο συγκεκριμένα, η διαπίστωση του παθητικού της πτωχευτικής περιουσίας, γίνεται με την ειδική διαδικασία της εξέλεξης των πιστώσεων, η οποία υποδιακρίνεται σε διαδικασία αναγγελίας και σε διαδικασία επαλήθευσης των απαιτήσεων των πιστωτών. Σε αυτό το στάδιο, ο σύνδικος μετά και την ολοκλήρωση της επαλήθευσης των απαιτήσεων επί της πτωχευτικής περιουσίας, προβαίνει με τη συνδρομή του οφειλέτη στην κατάρτιση και σύνταξη ενός σχεδίου αναδιοργάνωσης. Ακρογωνιαίος λίθος προκειμένου να διασφαλιστεί η εγκυρότητα του σχεδίου αναδιοργάνωσης είναι η επ' αυτού εφαρμογή της αρχής της ίσης μεταχείρισης των πιστωτών ανάλογα με το ύψος και το είδος των απαιτήσεων αλλά και τις εμπράγματα εξασφαλίσεις τους. Θετική εξέλιξη, αν και μάλλον σπάνια στη συνήθη πρακτική, αποτελεί στη συνέχεια η αποδοχή του σχεδίου από το σύνολο των πιστωτών, οπότε και ακολουθεί δικαστική απόφαση από το πτωχευτικό δικαστήριο η οποία το επικυρώνει προκειμένου αυτό να αποκτήσει ισχύ έναντι όλων.

Γίνεται λοιπόν αντιληπτό, ότι στο συγκεκριμένο στάδιο, το οποίο εξετάσαμε, η ολοκλήρωση της πτωχευτικής διαδικασίας μπορεί να επέλθει με δύο τρόπους : είτε με συμβιβαστική επίλυση, στα πλαίσια του σχεδίου αναδιοργάνωσης με συμφωνία μεταξύ οφειλέτη και πιστωτών για την ικανοποίηση των τελευταίων, είτε με ικανοποίηση των πιστωτών από το προϊόν της εκποίησης της πτωχευτικής περιουσίας. Η τελευταία λύση, προκρίνεται από το νόμο στη -μάλλον συνηθέστερη- περίπτωση της μη σύμπτωσης των βουλήσεων οφειλέτη και πιστωτών και της ασυμφωνίας σχετικά με το περιεχόμενο του σχεδίου αναδιοργάνωσης. Εν προκειμένω, ο σύνδικος προβαίνει σε ρευστοποίηση της πτωχευτικής περιουσίας και το προϊόν της εκκαθάρισης διανέμει συμμετρως ανάλογα με το ύψος των απαιτήσεών τους, στους δανειστές, οι οποίοι πλέον συγκροτούν την ένωση πιστωτών.

1.2.4 Περάτωση της Πτώχευσης

Η διαδικασία της πτώχευσης δύναται να περατωθεί με τους εξής τρόπους:

- επικύρωση του σχεδίου αναδιοργάνωσης
- συγκρότηση της ένωσης πιστωτών, ήτοι εκκαθάριση της πτωχευτικής περιουσίας και διανομή στους πιστωτές
- εκποίηση όλων των στοιχείων του ενεργητικού της πτωχευτικής περιουσίας
- κήρυξη της παύσης των εργασιών της πτώχευσης, ως λόγοι για αυτή την έκβαση, αναφέρονται περιοριστικά στο νόμο (άρθρο 166 ΠτΚ):
 - i. Η έλλειψη των αναγκαίων χρημάτων
 - ii. Η έλλειψη ευχερώς ρευστοποιήσιμης περιουσίας για τη συνέχιση της διαδικασίας.

1.2.4.1 Λόγοι απόρριψης της αίτησης

Ως πρώτος λόγος απόρριψης της αίτησης, δύναται να συντρέχει έλλειψη των υποκειμενικών ή αντικειμενικών προϋποθέσεων (υπό στοιχείο 1.1.) στο πρόσωπο του οφειλέτη.

Ο δεύτερος λόγος για τον οποίο μία αίτηση θα μπορούσε να απορριφθεί είναι η ανεπάρκεια των στοιχείων του ενεργητικού της πτωχευτικής περιουσίας, προκειμένου να καλυφθούν τα αναγκαία έξοδα της πτωχευτικής διαδικασίας. Σύμφωνα με το άρθρο 6, παρ.2 ΠτΚ *«Σε αυτή την περίπτωση, το δικαστήριο διατάσσει την καταχώρηση του ονόματος ή της επωνυμίας, κατά περίπτωση, του οφειλέτη στο Γενικό Εμπορικό Μητρώο καθώς και στο Μητρώο Πτωχέσεων»*, η καταχώρηση διαγράφεται μετά την πάροδο τριετίας.

Τέλος, τρίτος λόγος για την απόρριψη της αίτησης οφειλέτη, θεωρείται η απόδειξη ότι η αίτηση ασκήθηκε καταχρηστικά. Ενδεικτικά ο νόμος στο άρθρο 6, παρ.3 ΠτΚ αναφέρει ως παραδείγματα καταχρηστικότητας είναι η άσκηση αίτησης από πιστωτή προκειμένου να χρησιμοποιηθεί ως υποκατάστατο διαδικασίας ατομικής ικανοποίησης ή «προς επιδίωξη σκοπών άσχετων με την πτώχευση ως θεσμό

συλλογικής εκτέλεσης». Επίσης, καταχρηστικότητα τεκμαίρεται και στις περιπτώσεις όπου ο οφειλέτης υποβάλλει την αίτηση «*προς σκοπό δόλιας αποφυγής πληρωμής των χρεών του*».

1.2.5 Πτωχευτική Αποκατάσταση

Πτωχευτική αποκατάσταση είναι η έννομη κατάσταση, στην οποία περιέρχεται, για ορισμένους λόγους, προβλεπόμενους στο νόμο λόγους, ο πτωχός, κατόπιν σχετικής τελεσίδικης δικαστικής απόφασης και η οποία συνίσταται, οπωσδήποτε μεν, στην επανάκτηση των προσωπικής φύσεως δικαιωμάτων του, την στέρηση των οποίων είχε επιφέρει η κήρυξη της πτώχευσής του, κατά τις περιστάσεις δε, στην περάτωση της πτωχευτικής διαδικασίας και την άρση όλων των εν γένει συνεπειών της. (Σ. Ψυχομάνης, Πτωχευτικό Δίκαιο, 2007)

Προϋποθέσεις για την κήρυξη της πτωχευτικής αποκατάστασης σύμφωνα με τη διάταξη του άρθρου 168 του Πτωχευτικού Κώδικα, είναι διαζευκτικά :

- i: Η πάροδος δεκαετίας από την κήρυξη της πτώχευσης, ή
- ii :Η εξόφληση από τον πτωχό, όλων των πτωχευτικών πιστωτών κατά ο κεφάλαιο και τους τόκους μέχρι την κήρυξη της πτώχευσης. Όταν δε, πρόκειται για οφειλέτη νομικό πρόσωπο, η αποκατάσταση επέρχεται μόνο με τον υπό στοιχείο (ii) προβλεπόμενο τρόπο.

1.2.6 Συνέπειες Κήρυξης Πτώχευσης ως προς τον Οφειλέτη

Η δημοσίευση της δικαστικής απόφασης του Πτωχευτικού Δικαστηρίου, με την οποία ο έμπορος-οφειλέτης κηρύσσεται σε κατάσταση πτώχευσης, προκαλεί ως νομικό γεγονός-ορόσημο, μία σειρά από αυτοτελείς έννομες συνέπειες, εκ των οποίων ορισμένες αφορούν τον ίδιο τον οφειλέτη, ενώ ορισμένες αφορούν τους πιστωτές του. Σκόπιμο, θεωρείται στα πλαίσια του σκοπού της παρούσας εργασίας, να αναφερθούμε στις συνέπειες που επιφέρει η κήρυξη της πτώχευσης ως προς τον

οφειλέτη, οι οποίες σύμφωνα με τον Πτωχευτικό Κώδικα διακρίνονται σε συνέπειες προσωπικής φύσεως και συνέπειες περιουσιακής φύσεως.

- i. Προσωπικής φύσεως συνέπειες: Το άρθρο 15 του ΠτΚ αναφέρει σχετικά ότι, «*Ο οφειλέτης φυσικό πρόσωπο από την κήρυξη της πτώχευσης στερείται μόνο εκείνων των δικαιωμάτων του προσωπικής φύσεως, που προβλέπουν ειδικές διατάξεις νόμων*». Συγκεκριμένα, οι προσωπικής φύσεως συνέπειες είναι οι ακόλουθες: Πρώτη συνέπεια, είναι αυτή της δημοσιότητας, ειδικότερα, η δημοσιότητα της κήρυξης της πτώχευσης, στο μέτρο που εστιάζεται πρωτίστως στο πρόσωπο του πτωχέσαντα οφειλέτη, απαιτείται για λόγους προστασίας των τρίτων, που έχουν συναλλαχθεί ή συναλλάσσονται ή πρόκειται ενδεχομένως να προβούν σε συναλλαγές με τον οφειλέτη. Έτσι, εκτός από τη δικονομική κυρίως σημασίας δημοσίευση της απόφασης στο Δελτίο Δικαστικών Δημοσιεύσεων του Ταμείου Νομικών, η δημοσίευσή της τόσο στο Γενικό Εμπορικό Μητρώο, όσο και στο Μητρώο Πτωχεύσεων.

Αναφορικά με τους περιορισμούς που αναφέρονται σε ειδικούς νόμους σύμφωνα με την παραπομπή του προαναφερόμενου άρθρου 15 του ΠτΚ, θα επιχειρήσουμε μια ενδεικτική μόνο απαρίθμηση, λόγω του όγκου των δυσθεώρητων νομοθετημάτων. Έτσι λοιπόν, απαγορεύσεις υφίστανται ως προς την άσκηση ορισμένων επαγγελματιών από τον πτωχό, όπως αυτό του ασφαλιστικού πράκτορα, μεσίτη ασφαλίσεων και ασφαλιστικού συμβούλου (άρθρ. 7, 15^α, 17 ν.1569/85), του γενικού διευθυντή ή διευθύνοντα ή εντεταλμένου συμβούλου ή γενικού διευθυντή ή διευθυντή ή μέλους ΔΣ ασφαλιστικής επιχείρησης (άρθρ.16 ν.δ. 400/1970), του μέλους ΔΣ, του διευθυντικού στελέχους και του μετόχου με ειδική συμμετοχή σε ανώνυμη χρηματιστηριακή εταιρία (άρθρ.4§1γ ν.1806/88), του χρηματιστηριακού εκπροσώπου ανώνυμης χρηματιστηριακής εταιρίας (άρθρ. 6 ν.1806/88). Τέλος, ο πτωχός, δεν δύναται να είναι ένας από τους κυριότερους μετόχους μιας υπό ίδρυση Εταιρίας Παροχής Πιστώσεων (ΠΔ/ΤΕ 2485/31.1.2002).

Όταν πρόκειται για πτώχευση νομικού προσώπου, οι συνέπειες αφορούν πρώτον, τη λύση της εταιρίας και εφόσον πρόκειται για Ομόρρυθμη Εταιρία, σε πτώχευση συμπαρασύρονται και οι εταίροι,

ενώ σε περίπτωση Ετερόρρυθμης Εταιρίας η συμπτώχευση επιβαρύνει τα ομόρρυθμα μέλη της.

- ii. Περιουσιακής φύσεως συνέπειες: Η σπουδαιότερη συνέπεια της κήρυξης πτώχευσης είναι η πτωχευτική απαλλοτρίωση. Με τον όρο πτωχευτική απαλλοτρίωση εννοούμε, την κατάσταση στην οποία περιέρχεται ο πτωχός από τη στιγμή που δημοσιεύεται στο ακροατήριο η απόφαση για την κήρυξη της πτώχευσης, το βασικό χαρακτηριστικό της οποίας είναι ότι έκτοτε ο πτωχός στερείται αυτοδικαίως της διοίκησης, δηλαδή διάθεσης και διαχείρισης, της πτωχευτικής περιουσίας, την οποία εφεξής ασκεί μόνο ο σύνδικος. Όπως ρητά προβλέπει το άρθρο 17§1 εδ. Β' ΠτΚ, «*Μετά την κήρυξη της πτώχευσης, πράξεις διαχείρισης ή διάθεσης στοιχείων της πτωχευτικής περιουσίας από τον οφειλέτη ή προς αυτόν, χωρίς τη σύμπραξη του συνδίκου, είναι ανενεργές και απαγορεύεται να καταχωρηθούν σε δημόσια βιβλία οποιασδήποτε φύσης χωρίς την έγκριση του συνδίκου*». Δικονομικής φύσης συνέπεια, τέλος, αποτελεί το γεγονός ότι ο οφειλέτης δε νομιμοποιείται μετά την κήρυξη της πτώχευσης σε δίκες που αφορούν την πτωχευτική περιουσία (αρθρ.17§4 ΠτΚ). (Σ. Ψυχομάνης, *Πτωχευτικό Δίκαιο*, 2007)

1.3 Παράγοντες Πτώχευσης Εταιριών

Οι κυριότεροι παράγοντες οι οποίοι κατά κύριο λόγο αποτελούν ενδεικτικές περιπτώσεις αποτυχίας της επιχειρησιακής δραστηριότητας διακρίνονται σε παράγοντες διοικητικού χαρακτήρα, σε παράγοντες οικονομικής φύσης και σε εξωγενείς παράγοντες.

Οι **παράγοντες διοικητικού χαρακτήρα** είναι οι ακόλουθοι:

- οι θεμελιώδεις μεταβολές στην οργανωτική δομή και το ιδιοκτησιακό καθεστώς της επιχείρησης,
- η συγχώνευση, η εξαγορά ή η απορρόφηση άλλης εταιρίας που επιφέρουν ουσιώδεις αλλαγές στη διοικητική δομή της εταιρίας,
- η έλλειψη εμπεριστατωμένων ανακοινώσεων εκ μέρους της διοίκησης σχετικά με την πορεία των οικονομικών αποτελεσμάτων,
- η μεταβολή των στόχων της επιχείρησης,
- η ανακρίβεια λογιστικών και χρηματοοικονομικών δεδομένων της εταιρίας,
- η μη επαρκής διενέργεια οικονομικών ελέγχων,

- η ελάττωση των περιθωρίων κερδών που προκαλείται από μεταβολές στην τιμολογιακή πολιτική και στους φορείς κόστους,
- οι αιφνίδιες αυξομειώσεις επί των καθαρών κερδών ως απόρροια μη προγραμματισμένων αποφάσεων για αγορά ή πώληση περιουσιακών στοιχείων, ή ακόμα για αγορά μιας άλλης εταιρίας,
- οι αυξήσεις των δαπανών της εταιρίας, η ανορθόδοξη και σπάταλη διαχείριση αυτής από τα διοικητικά της στελέχη,
- η μεταβολή στον τρόπο με τον οποίο συνεργάζεται η εταιρία με τρίτους, η αθέτηση συμφωνιών και όρων αλλά και η εκδήλωση δυσαρέσκειας για τον τρόπο με τον οποίο το εξωτερικό περιβάλλον αντιμετωπίζει την εταιρία.

Οι **παράγοντες οικονομικής φύσης** είναι οι παρακάτω:

- οι απότομες μεταβολές του κύκλου εργασίας της οικονομικής μονάδας,
- η χειροτέρευση των χρηματοοικονομικών δεικτών,
- η ελάττωση του κεφαλαίου κίνησης και του καθαρού κεφαλαίου κίνησης που έχει σαν αποτέλεσμα την μείωση της ρευστότητας και την συρρίκνωση της δραστηριότητας της επιχείρησης,
- η αδυναμία κάλυψης των τρέχουσων υποχρεώσεών της, η μείωση της πιστοληπτικής ικανότητας απέναντι, τόσο στα χρηματοπιστωτικά ιδρύματα, όσο και απέναντι στους πιστωτές της,
- οι σημαντικές πωλήσεις πάγιων περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης,
- οι μεγάλες και απότομες διακυμάνσεις της χρηματιστηριακής τιμής της μετοχής,
- η σημαντική διαφορά ανάμεσα στην τρέχουσα και στην λογιστική της αξία της μετοχής.

Οι **εξωγενείς παράγοντες** είναι οι εξής:

- οι αρνητικές τάσεις και προοπτικές της πορείας του κλάδου στον οποίο ανήκει η εταιρία,
- οι αρνητικές εξελίξεις στην βιομηχανική παραγωγή του κλάδου,
- οι αρνητικές εξελίξεις που έχουν στην πορεία τους οι κορυφαίες εταιρίες του κλάδου,
- η επιδείνωση της κατάστασης της οικονομίας της χώρας,
- η ύπαρξη μειωμένης ρευστότητας στην αγορά και η μείωση της προσφοράς χρήματος γενικά,
- η αλλαγή της συμπεριφοράς και των προτιμήσεων του καταναλωτικού κοινού,
- οι προσδοκίες εταιριών και των επενδυτών,
- η εφαρμογή εκ μέρους της πολιτείας μέτρων δυσμενών στον κλάδο δραστηριοποίησής της,
- η προβολή αρνητικών μελετών και εκθέσεων για την αγορά και τον κλάδο,
- γεγονότα που συμβαίνουν στον κόσμο όπως ένοπλες συγκρούσεις, κρίσεις στο πετρέλαιο, δημοσιονομικές κρίσεις των οικονομικά ισχυρών και

αναπτυγμένων χωρών του πλανήτη και γενικά κρίση στην παγκόσμια οικονομία.

(Θάνος et al.,2002)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2 ΒΑΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

2.1 Εισαγωγή

Η πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών έχει απασχολήσει την επιστημονική κοινότητα και έφτασε πλέον σήμερα να αποτελεί ένα σημαντικό αντικείμενο έρευνας για την επιστήμη της χρηματοοικονομικής. Οι βασικότερες κλασικές στατιστικές τεχνικές και μεθοδολογίες οι οποίες εφαρμόστηκαν και οδήγησαν σε μοντέλα πρόβλεψης όπως είναι: η Μονομεταβλητή Ανάλυση (Univariate Analysis), η Πολυμεταβλητή Ανάλυση Διαχωρισμού (Multiple Discriminant Analysis – MDA), και τα Υποδείγματα Πιθανότητας Υπό Συνθήκη (Linear Probability Models – Multivariate Conditional Probability Analysis). Η ανάγκη που πρόεκυψε για πληρέστερες μελέτες στο πεδίο της πρόβλεψης της πτώχευσης είχε ως αποτέλεσμα την εισαγωγή νέων τεχνικών όπως τα Πολυκριτήρια Συστήματα Λήψης Αποφάσεων (Multicriteria Decision Support Systems - DSS), καθώς και μη στατιστικές μέθοδοι όπως τα νευρωνικά δίκτυα (neural networks) και η προσφάτως αφορμισθείσα Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA).

2.1.1 Σύντομη Βιβλιογραφική Ανασκόπηση

Πρώιμες μελέτες που σχετίζονται με την ανάλυση για την πρόγνωση της πτώχευσης υπήρξαν αποκλειστικά μονομεταβλητές μελέτες. Αυτές είχαν κυρίως εστίαση σε επιμέρους δείκτες και γενικά σε σύγκριση αναλόγων που είχαν αποτυχημένες εταιρίες σε σχέση με αναλογίες επιτυχημένων εταιριών. Οι μελέτες οι οποίες παρουσιάστηκαν κατά το χρονικό διάστημα των ετών 1930 έως 1965 εμφανίζονται συγκριτικά πολύ λιγότερες σε σχέση με το χρονικό διάστημα των ετών 1966 έως σήμερα. Ακόμη ένα στοιχείο που χαρακτηρίζει αυτές τις μελέτες είναι ότι βασιστήκαν αποκλειστικά στη μονομεταβλητή ανάλυση χωρίς την πραγματοποίηση στατιστικών αναλύσεων ή τη χρήση υποδειγμάτων. Ωστόσο αξίζει να αναφερθεί ότι οι εν λόγω μελέτες παρουσίασαν πολύτιμα συμπεράσματα τα οποία και αποτέλεσαν τη βάση για τη δημιουργία των πρώτων στατιστικών υποδειγμάτων στο τομέα της πρόβλεψης της πτώχευσης. Θα αναφέρουμε ενδεικτικά μερικά ονόματα μελετητών που ασχολήθηκαν την περίοδο αυτή με το θέμα της πρόγνωσης της πτώχευσης: Γραφείο Έρευνας Επιχειρήσεων (1930), Paul J. Fitzpatrick (1932), Smith και Winakor (1935), Mervin (1942), Jackendoff (1962), Horrigan (1965) κ.τ.λ.

Το πρώτο υπόδειγμα που βασίζεται στη μονομεταβλητή ανάλυση ήταν του Beaver 1966 το οποίο και χρησιμοποιήθηκε για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Αποτελέσε βάση για τη δημιουργία μοντέλων πρόβλεψης της πτώχευσης των εταιριών. Πρέπει να επισημάνουμε την ύπαρξη δυο μεγάλων κατηγοριών υποδειγμάτων πρόβλεψης. Αρχικά η πρώτη κατηγορία είναι τα μοντέλα που έχουν αναπτυχθεί στην επιστημονική βιβλιογραφία και είναι γενικά μοντέλα πρόβλεψης πτώχευσης όπως **MDA, Logit, Probit, Neural Networks** κ.α. και τη δεύτερη κατηγορία αποτελούν μοντέλα που έχουν αναπτυχθεί με τη συλλογή δεδομένων από ανεπτυγμένες χώρες. Η δεύτερη κατηγορία είναι μια υποκατηγορία της πρώτης στην οποία ανήκουν μοντέλα που έχουν χρησιμοποιηθεί σε συγκεκριμένο αριθμό εταιριών και ετών. Τέτοια υποδείγματα δημιούργησαν οι **Beaver (1966), Altman (1968), Wilcon (1970), Deakin (1972), Edminster (1972), Ohlson (1980), Tafler (1983), Boritz, Kennedy and Sun (2007)** κ.α. Για την ακρίβεια ο Altan ερημοποίησε την MDA που ανήκει στην πρώτη κατηγορία παίρνοντας ένα συγκεκριμένο δείγμα εταιριών και έφτιαξε το Z- Score υπόδειγμα που ανήκει στην δεύτερη κατηγορία όπως ορίσαμε αυτές παραπάνω. Αντίστοιχα ο Ohlson μέσω της Logit έφτιαξε το O-Score υπόδειγμα. Η ανάγκη για πιο ολοκληρωμένες εργασίες στον τομέα της πρόγνωσης της εταιρικής πτώχευσης είχα σαν αποτέλεσμα την εισαγωγή νέων μεθόδων όπως τα πολυκριτήρια συστήματα λήψης αποφάσεων (DSS) τα οποία μπορούν να συνδυάσουν με κατάλληλο τρόπο τόσο τις ήδη υπάρχουσες τεχνικές με μεταβλητές ποιοτικού χαρακτήρα. Από τα τέλη του 1980, εμφανιστήκαν τα ευφυή υποδείγματα, όπως τα νευρωνικά δίκτυα που είναι μια διαφορετική μέθοδος (μη παραμετρική) σε σχέση με τις στατιστικές και οικονομετρικές μεθόδους, η οποία άρχισε να χρησιμοποιείται πιο εντατικά από το 1990 και μετά στις εύρυνες της πρόβλεψης της πτώχευσης. (Odom and Sharda,1990 ; Zhang et al.,1999, κ.ά.). Τέλος να αναφέρουμε και την χρήση της Περιβάλλουσας Ανάλυσης Δεδομένων (DEA) η οποία είναι μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη και ταξινόμηση των εταιριών σε πτωχυμένες και υγιείς (Cielen et al.,2004 ; Premachandra et al.,2009 κ.ά.) Περισσότερα και αναλυτικότερα για αυτές τις κατηγορίες υποδειγμάτων θα αναφέρουμε παρακάτω στο κεφάλαιο αυτό.

2.2 Κλασικά Μοντέλα Πρόβλεψης Πτώχευσης

2.2.1 Μονομεταβλητή Ανάλυση-Beaver

Ο Beaver το 1966 δημοσίευσε μια πρωτοποριακή εργασία σχετικά με τη δυνατότητα που έχουν τα λογιστικά μεγέθη των χρηματοοικονομικών καταστάσεων (και τη δημιουργία σε συνδυασμό αυτών με αριθμοδείκτες) να προβλέπουν σημαντικά γεγονότα στη διάρκεια της ζωής μιας επιχείρησης, ένα εκ των οποίων είναι η πτώχευση. Αυτή η έρευνά του αποτέλεσε σημαντική βάση και αφορμή για μετέπειτα διερεύνηση του φαινομένου της πτώχευσης. Ο Beaver όρισε ως αποτυχία (failure) *«την ανικανότητα της επιχείρησης να καλύψει της ληξιπρόθεσμες υποχρεώσεις της. Για*

την ακρίβεια, αποτυχημένη θεωρείται η επιχείρηση όταν πτωχέυει (*bankrupt*), όταν επέρχεται κατάρπωση : ομολογιών-λογαριασμών υπεραναλήψεων, αδυναμία καταβολής μερισμάτων σε προνομιούχες μετοχές».

Με αφορμή την εμπειρική επιβεβαίωση για τη δυνατότητα που έχουν τα λογιστικά μεγέθη να προβλέπουν, χρησιμοποίησε τη μονομεταβλητή ανάλυση αριθμοδεικτών (εξέταζε την προβλεπτική ικανότητα ενός δείκτη κάθε φορά) μέσω των οικονομικών καταστάσεων από ένα έως πέντε έτη προ της αποτυχίας. Το δείγμα που χρησιμοποίησε ήταν 158 εταιρίες προερχόμενο από 38 διαφορετικές κατηγορίες της Αμερικανικής οικονομίας για την χρονική περίοδο από το 1954 έως το 1964.(Beaver, 1966)

Πάνω στο δείγμα η τεχνική επιλογή που ακολούθησε ήταν η «κατά ζεύγη» (*pair sample*) κατά την οποία σε κάθε αποτυχημένη εταιρία έπρεπε να αντιστοιχεί μία μη αποτυχημένη εταιρία (υγιής). Χρησιμοποιήθηκαν το βιομηχανικό εγχειρίδιο της εταιρίας αξιολόγησης Moodys και ο κατάλογος των Dun & Bradstreet για πηγές εξαγωγής της λίστας με τις 79 πτωχευμένες επιχειρήσεις που συμπεριέλαβε ο Beaver, τις οποίες και ταξινόμησε με κριτήρια: 1) το μέγεθος ενεργητικού, 2)τον βιομηχανικό κλάδο. Το δείγμα συμπληρώθηκε με 79 υγιείς επιχειρήσεις μέσα από μία βάση δεδομένων 12.000 εταιριών με τέτοιο τρόπο, ώστε : α) να ανήκουν στον ίδιο βιομηχανικό κλάδο με μία από τις 79 πτωχευμένες, β) το μέγεθος του ενεργητικού να είναι όσο το δυνατόν κοντά στο επίπεδο του ενεργητικού των αντίστοιχων πτωχευμένων.

Για να δικαιολογήσει τη μέθοδο επιλογής (κατά ζεύγη) ο Beaver είπε πως αυτή η μέθοδος αντιμετωπίζει με καλύτερο τρόπο ενδεχόμενους παράγοντες οι οποίοι θα επισκίαζαν την προβλεπτική ικανότητα των αριθμοδεικτών. Έτσι, για παράδειγμα, χρησιμοποιήθηκε το κριτήριο του ίδιου βιομηχανικού κλάδου επειδή ένας αριθμοδείκτης θα αντιπροσώπευε διαφορετική πιθανότητα πτώχευσης σε διαφορετικούς κλάδους λόγω της διαφορετικότητας των κατανομών των δεικτών μεταξύ των βιομηχανικών κλάδων. Παράλληλα, το ενεργητικό ως μέγεθος δείχνει διαφορετική πιθανότητα πτώχευσης καθώς οι εταιρίες με μικρό μέγεθος ενεργητικού έχουν την μεγαλύτερη πιθανότητα, να πτωχεύσουν και συνεπώς δεν μπορεί να γίνει σύγκριση μεταξύ εταιριών με διαφορετικά μεγέθη.(Beaver, 1966)

Για να αναλύσει τις χρηματοοικονομικές καταστάσεις προ της πτώχευσης ο Beaver καθόρισε ως πρώτο έτος (προ πτώχευσης) το τελευταίο έτος για το οποίο υπήρχε διαθέσιμος ισολογισμός πριν την πτώχευση το διάστημα να μην ξεπερνά τους έξι μήνες από το γεγονός της πτώχευσης. Παρόμοια καθόρισε και τα υπόλοιπα τέσσερα έτη. Ακολούθως, επέλεξε και τους αντίστοιχους 5 ισολογισμούς των μη πτωχευμένων επιχειρήσεων.

Τα κριτήρια επιλογής των αριθμοδεικτών στους οποίους βασίστηκε η ανάλυση ήταν :

-η συχνότητα εμφάνισης και χρησιμοποίησης αυτών σε έρευνες αναγνωρίζοντας πως οι πιο δημοφιλείς από αυτούς συχνά παραποιούνταν από τις διοικήσεις των εταιριών,

-αν η απόδοσή τους σε προηγούμενες μελέτες ήταν ικανοποιητική,

-η σχέση αυτών με το κύκλωμα των ταμειακών ροών, τη σημασία του οποίου τόνιζε ιδιαίτερα.

Οι τριάντα αριθμοδείκτες χωρίστηκαν σε έξι ομάδες. Για κάθε ομάδα ο πιο σημαντικός δείκτης συμπεριλήφθηκε στην τελική λίστα των έξι αριθμοδεικτών τους οποίους και υπολόγισε για κάθε ένα ισολογισμό και των πτωχευμένων και των μη πτωχευμένων εταιριών. Οι δείκτες αυτοί ήταν : η Δανειακή επιβάρυνση (Debt Ratio), η Αποδοτικότητα Ενεργητικού (Return on Assets), το Καθαρό Κεφάλαιο Κίνησης (Net Working Capital), η Γενική Ρευστότητα (Current Ratio), η Αποδοτικότητα των Ιδίων Κεφαλαίων (Return on Equity) και οι Ταμειακές Ροές προς Σύνολο Υποχρεώσεων (Cash Flow/Total Liabilities). Η ανάλυση που έκανε ο Beaver βασίστηκε στον υπολογισμό και τη σύγκριση των μέσων τιμών κάθε δείκτη όπως και στη διχοτόμο μεταβλητή ταξινόμησης με την οποία ταξινομούνται οι εταιρίες σε αποτυχημένες και μη με περιορισμό παράλληλα της εμφάνισης λαθών τύπου I και II.

Τα συμπεράσματα στα οποία κατέληξε ο Beaver ήταν :

A) Οι αριθμοδείκτες παρουσιάζουν διαφορά στην ικανότητα πρόβλεψης με τον δείκτη **Ταμειακές Ροές / Σύνολο Υποχρεώσεων** να παρουσιάζει τη μεγαλύτερη ικανότητα έως και πέντε χρόνια πριν την αποτυχία.

B) Ο **δείκτης Αποδοτικότητα Ενεργητικού** (Return on Assets) κατατάσσεται ως δεύτερος σε ικανότητα πρόβλεψης (έχοντας και συσχέτιση με τον πρώτο δείκτη) .

Γ) Οι αριθμοδείκτες αδυνατούν να ταξινομήσουν μια εταιρία εξίσου ικανοποιητικά σε αποτυχημένη και μη, με τις υγιείς να ταξινομούνται με μεγαλύτερη επιτυχία. Ακόμη και με τη χρήση δεικτών, ένας επενδυτής δεν ελαχιστοποιεί εντελώς την πιθανότητα να τοποθετηθεί σε μια επιχείρηση, η οποία θα πτωχεύσει. (Beaver, 1966)

Τα πλεονεκτήματα της μονομεταβλητής ανάλυσης του Beaver είναι 1) η απλότητα τη καθώς κάθε φορά εξετάζεται ένας μόνο δείκτης και συγκρίνεται με την αντίστοιχη τιμή αναφοράς, 2) δεν χρειάζονται εξειδικευμένες στατιστικές γνώσεις για να την χρησιμοποιήσει κάποιος. Από την άλλη πλευρά τα μειονεκτήματα της μονομεταβλητής ανάλυσης τα οποία αναφέρονται στην μελέτη των Balcaen & Ooghe έχουν να κάνουν με την αυστηρή υπόθεση της γραμμικής σχέσης μεταξύ των αριθμοδεικτών και της κατάστασης της πτώχευσης. « Αν η τιμή ενός δείκτη είναι μεγαλύτερη, αντίστοιχα μικρότερη, από ένα συγκεκριμένο σημείο πρόκρισης – απόρριψης το λεγόμενο και (cut off point) τότε η ένδειξη αυτή ενισχύει, αντίστοιχα αποδυναμώνει, την χρηματοοικονομική υγεία της εταιρίας που εξετάζεται. Στην πράξη όμως η υπόθεση αυτή παραβιάζεται καθώς οι τιμές κάποιων μεταβλητών θα πρέπει να είναι πολύ χαμηλές, αντίστοιχα πολύ υψηλές, τιμές ώστε να αποδειχθεί η οικονομική δυσπραγία ». Ακόμη στην μονομεταβλητή ανάλυση του Beaver δεν υπάρχει ο πολλών διαστάσεων χαρακτήρας της πτώχευσης των εταιριών. Η χρηματοοικονομική κατάσταση μιας εταιρίας είναι ιδιαίτερα πολύπλοκη και με

πολλές διαστάσεις που δεν γίνεται να διερευνηθεί και αποσαφηνισθεί από ένα μόνο δείκτη κάθε φορά. Ο ερευνητής μπορεί να οδηγηθεί σε αντιφατικές ταξινομήσεις για διαφορετικούς δείκτες της ίδιας επιχείρησης λόγω ότι η ταξινόμηση βασίζεται σε ένα μόνο δείκτη κάθε φορά (inconsistency problem).(Balcaen & Ooghe, 2006)

2.2.2 Πολυμεταβλητή Ανάλυση Διαχωρισμού (MDA)

Η MDA (MULTIPLE DISCRIMINANT ANALYSIS), ήτοι η Πολυμεταβλητή Ανάλυση Διαχωρισμού, αποτελεί μια στατιστική τεχνική η οποία υπήρξε ευρέως διαδεδομένη στην επιστήμη της Βιολογίας ήδη κατά την δεκαετία του 1930. Μετέπειτα, και συγκεκριμένα κατά το έτος 1968 ο Altman ουσιαστικά εισήγαγε αυτή την μέθοδο, εφαρμόζοντάς την στην πρόγνωση της εταιρικής αποτυχίας μέσω της τεχνικής της χρήσης αριθμοδεικτών. Έκτοτε και από την ριζοσπαστική για τα δεδομένα της εποχής εφαρμογή της μεθόδου από τον Altman, ακολούθησε η δημοσίευση μεγάλου αριθμού μελετών οι οποίες βασίστηκαν στην μέθοδο της Πολυμεταβλητής Ανάλυσης Διαχωρισμού (MDA) . Μία ενδεικτική αναφορά αυτού του πλήθους μελετών περιλαμβάνει αυτές των Deakin (1972), Edmister (1972), Libby (1975), Altman et al (1977), Dambolena and Houry (1980), Ooghe and Verbaere (1985), Γκλούμπος και Γραμματικός (1988), Laitinen (1992), Altman et al (1995).

Η MDA αποτελεί στατιστική τεχνική η οποία χρησιμοποιείται, προκειμένου να κατηγοριοποιηθεί μια παρατήρηση ανάμεσα σε δύο ή περισσότερες ομάδες, οι οποίες έχουν εκ των προτέρων οριστεί με βάση ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά (a priori grouping). Η μέθοδος αυτή, χρησιμοποιείται κυρίως για να ταξινομηθούν ποιοτικού τύπου εξαρτημένες μεταβλητές σε δύο κατηγορίες (πτωχευμένες και υγιείς). Αποτελεί ένα γραμμικό συνδυασμό μεταβλητών οι οποίες παρέχουν την καλύτερη δυνατή διάκριση ανάμεσα σε δυο ομάδες . (Altman, 1968)

Η συγκεκριμένη τεχνική, την οποία εφάρμοσε ο Altman, βασίζεται σε τέσσερις αυστηρές υποθέσεις, οι οποίες είναι οι εξής:

i) Η κατανομή των τιμών των ανεξαρτήτων μεταβλητών σε κάθε ομάδα ακολουθεί την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή

ii) Με διαφορετικούς μέσους αλλά με ίσους πίνακες διασποράς (dispersion matrices) ανάμεσα στις δυο ομάδες . *«Στόχος της μεθόδου είναι ο γραμμικός συνδυασμός των ανεξάρτητων μεταβλητών με τέτοιο τρόπο ώστε να μεγιστοποιείται η διακύμανση ανάμεσα στις δυο ομάδες και να ελαχιστοποιείται η διακύμανση εντός των ίδιων ομάδων»*. (Dimitras et al.,1996)

iii) Προσδιορισμός προγενέστερης πιθανότητας αποτυχίας και κόστους λαθών ταξινόμησης τύπου I και II .

iv) Απουσία πολυσυγγραμικότητας (multicollinearity) ανάμεσα στις ανεξάρτητες μεταβλητές. (Balcaen & Ooghe, 2006)

Αξίζει, ωστόσο, να αναφερθεί ότι ένας μεγάλος αριθμός των επιστημόνων που εκπόνησαν μελέτες εφαρμόζοντας την MDA δεν προχώρησαν σε επαλήθευση και έλεγχο, προκειμένου να διαπιστώσουν αν και κατά πόσο τα δεδομένα, τα οποία ανέλυναν πληρούσαν ή όχι αυτές τις αυστηρές υποθέσεις, με αποτέλεσμα πλειάδα μελετών να οδηγηθούν στην εξαγωγή μεροληπτικών αποτελεσμάτων ή να καταλήγουν σε περιορισμένης προγνωστικής εφαρμογής και ικανότητας μοντέλα πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας.

Η γραμμική MDA αποτελεί με αξιοσημείωτη διαφορά την πιο ευρέως εφαρμοσμένη μέθοδο πολυμεταβλητής διαχωριστικής ανάλυσης και έχει την εξής μορφή:

$Z_i = \alpha_0 + \alpha_1 X_{i1} + \alpha_2 X_{i2} + \alpha_3 X_{i3} + \dots + \alpha_n X_{in}$, όπου Z_i : το συνολικό σκορ διαχωρισμού (ή συντελεστής στάθμισης) για την επιχείρηση i , $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$: οι ανεξάρτητες μεταβλητές για την εν λόγω επιχείρηση i (predictors), $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$: οι γραμμικοί συντελεστές διαχωρισμού.

Με την εφαρμογή της MDA μπορούν να εξεταστούν δεκάδες χαρακτηριστικά μιας επιχείρησης και να συνοψιστούν σε ένα μοναδικό πολυμεταβλητό σκορ διαφοροποίησης Z_i το οποίο λαμβάνει τιμές από $-\infty$ έως $+\infty$ και ανάλογα με το σκορ διαφοροποίησης και το καθορισμένο σκορ πρόκρισης - απόρριψης (cut of point), η εταιρία ταξινομείται στην μια ή στην άλλη ομάδα.

2.2.2.1 Υπόδειγμα Πρόβλεψης ALTMAN Z - SCORE

Ο Altman (1968) ήταν ο πρώτος που πρότεινε την MDA επιχειρώντας την ταξινόμηση των εταιριών σε πτώχευμένες και μη, με βάση τον διαδοχικό υπολογισμό και συνδυασμό περισσότερων του ενός αριθμοδεικτών σε ένα συνδυαστικό Z score. Το αρχικό δείγμα αποτελούσαν 66 εταιρίες. Η ομάδα των πτώχευμένων επιχειρήσεων αποτελούνταν από ένα πλήθος 33 εταιριών, οι οποίες οδηγήθηκαν σε πτώχευση κατά τη χρονική περίοδο 1946 - 1965 με μέσο όρο ενεργητικού τα 6.4 εκατομμύρια δολάρια (0.7 εκατ. - 25,9 εκατ. δολάρια). Με αυτή την ομάδα αντιστοιχίστηκε μία ομάδα 33 μη αποτυχημένων εταιριών, με κριτήριο στρωματοποίησης το μέγεθος του ενεργητικού (1-25 εκατ. δολάρια) αλλά και τον βιομηχανικό κλάδο. Για την συλλογή των χρηματοοικονομικών καταστάσεων χρησιμοποίησε το εγχειρίδιο της Moodys και όρισε ως έτος προ της πτώχευσης το έτος κατά το οποίο δημοσιεύτηκε ο τελευταίος ισολογισμός πριν να επέλθει το χρονικό σημείο αναφοράς της πτώχευσης, θέτοντας ταυτόχρονα χρονικό περιορισμό της τάξης των 7,5 μηνών πριν την πτώχευση. Κατά αντίστοιχο τρόπο προσδιορίστηκαν και τα στοιχεία των υπόλοιπων τεσσάρων ετών. Η επιλογή των αριθμοδεικτών που θα αποτελούσαν τις ανεξάρτητες μεταβλητές του

υποδείγματος προήλθε από την εφαρμογή της MDA σε μια αρχική λίστα 22 δεικτών ομαδοποιημένων σε 5 κατηγορίες . Τα κριτήρια σύμφωνα με τα οποία καταρτίστηκε η εν λόγω λίστα, ήταν τα εξής: α) την συχνότητα παρουσίας στην βιβλιογραφία, β) τη δυνητική σχετικότητα με την εκπονούμενη μελέτη γ) καθώς και μερικούς «νέους» δείκτες τους οποίους προέκρινε εμπειρικά ο Altman.

Τις κατηγορίες ομαδοποίησης των δεικτών αποτελούσαν :

- **Ρευστότητας(Liquidity)**
- **Αποδοτικότητας (Profitability)**
- **Μόχλευσης (Leverage)**
- **Φερεγγυότητας (Solvency)**
- **Δραστηριότητας (Activity).**

Εν τέλει, από το σύνολο των 22 δεικτών που υπήρχαν στην αρχική λίστα, επιλέχθηκαν 5 δείκτες, οι οποίοι συνδυαζόμενοι οδηγούσαν στην μεγιστοποίηση της προβλεπτικής ικανότητας του υποδείγματος. Προκειμένου, ωστόσο, να καταλήξει ο Altman στη διαμόρφωση του τελικού υποδείγματος με βάση τους 5 προκρινόμενους δείκτες εργάστηκε ακολουθώντας την εξής διαδικασία :

1)Αρχικά, παρατηρούσε τη στατιστική σημασία διαφόρων εναλλακτικών συναρτήσεων λαμβάνοντας πάντα υπόψη την σχετική συνεισφορά της κάθε ανεξάρτητης μεταβλητής 2) στη συνέχεια αξιολογούσε τη συσχέτιση (Inter correlation) μεταξύ των μεταβλητών 3) παρατηρούσε την προβλεπτική ακρίβεια των διαφόρων συναρτήσεων 4) τέλος, παράλληλα με τα ανωτέρω βασιζόταν στην κρίση του. Η τελική συνάρτηση διαφοροποίησης είχε την ακόλουθη μορφή:

$$Z = 0,021X1 + 0,014 X2 + 0,033X3 + 0,006 X4 + 0,999 X5$$

Όπου : **X1 = Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού Working Capital / Total Assets**

X2= Παρακρατηθέντα κέρδη / Σύνολο ενεργητικού Retaining Earnings / Total Assets

X3 = Κέρδη προ τόκων και φόρων / Σύνολο ενεργητικού Earnings before interest and Taxes/ Total Assets

X4 =Τρέχουσα αξία μετοχών / Λογιστική αξία Συνολικών Υποχρεώσεων Market Value Equity / Total Debt

X5 = Πωλήσεις / Σύνολο ενεργητικού. Sales / Total Assets

Z = Συνδυαστικός δείκτης (Score)

Το υπόδειγμα Z score είναι αποτέλεσμα γραμμικής ανάλυσης στην οποία 5 δείκτες σταθμίζονται και αθροίζονται σε ένα συνολικό σκορ το οποίο αποτελεί και την μετέπειτα βάση για την ταξινόμηση και τον διαχωρισμό των εταιριών σε αποτυχημένες και μη. Αξιοσημείωτο είναι δε, το γεγονός μολονότι ορισμένες μεταβλητές δεν παρουσίαζαν ενδιαφέρον σε επίπεδο μονομεταβλητής ανάλυσης, στην πραγματικότητα η προσφορά τους ήταν πολύ σημαντική (συνεισφορά διαχωρισμού) σε επίπεδο MDA και το αντίστροφο. Για παράδειγμα ο δείκτης ο οποίος παρουσίαζε την μεγαλύτερη προβλεπτική ικανότητα της εταιρικής αποτυχίας, όπως αυτός εφαρμόστηκε στο υπόδειγμα μονομεταβλητής ανάλυσης του Beaver (1966), δηλαδή Ταμειακές Ροές / Σύνολο Υποχρεώσεων , δεν συμπεριλήφθηκε στο υπόδειγμα Z score.

Βασική επιδίωξη του Altman μέσω της εφαρμογής της MDA ήταν η αναζήτηση ανεξάρτητων μεταβλητών οι οποίες θα συνεισέφεραν αξιόλογα αποτελέσματα στον τομέα της προβλεπτικής ικανότητας του μοντέλου λειτουργώντας συνδυαστικά , χωρίς ωστόσο αυτές οι ίδιες μεταβλητές να παρουσιάζουν ούτε τα ίδια αξιόλογα αποτελέσματα ούτε τη μεγαλύτερη στατιστική σημαντικότητα όταν εξετάζονταν αυτοτελώς η κάθε μία (π.χ όπως συμβαίνει στα πλαίσια την μονομεταβλητής ανάλυσης).

Συνεπαγωγικά, προκύπτει με απόλυτη σαφήνεια ότι στόχος του Altman ήταν η αναζήτηση και η εφαρμογή εκείνων των αριθμοδεικτών, οι οποίοι αφενός θα παρουσίαζαν την μεγαλύτερη δυνατή ανομοιογένεια μεταξύ των δύο ομάδων και αφετέρου παράλληλα με το ανωτέρω θα προσέφεραν τη μεγαλύτερη ομοιογένεια εντός της ομάδας των πτωχευμένων ή μη ξεχωριστά. Στην προσπάθειά του αυτή εφάρμοσε ποικιλία διαφορετικών δειγμάτων και τεστ σημαντικότητας (F value, T-test) προκειμένου να επαληθεύσει την σημαντικότητα των μεταβλητών ελαττώνοντας συγχρόνως τα ποσοστά των λαθών ταξινόμησης με ανάλογα εντυπωσιακά αποτελέσματα. Συγκεκριμένα κατέληξε στα εξής :

- I. κατάφερε να ταξινομήσει σωστά το 95 % των εταιριών του αρχικού δείγματος με ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων τύπου I (6%) και τύπου II (3 %).
- II. Εταιρίες με Z score (σκορ πρόκρισης – απόρριψης Cut off point) $Z > 2.67$ δεν κινδυνεύουν άμεσα (εντός του έτους) με αποτυχία. $Z < 1,81$ οδηγείτε σε αποτυχία εντός του τρέχοντος έτους ο $1,81 < Z < 2,67$ δεν μπορεί να γίνει ασφαλής ταξινόμηση (grey area).
- III. Ασφαλής πρόβλεψη μπορεί να γίνει έως 2 έτη προ της αποτυχίας με την πιθανότητα λάθους ταξινόμησης να αυξάνεται ραγδαία μετά τα 2 έτη (έως και τα 5 έτη).

Το υπόδειγμα του Altman αποτέλεσε την αφετηρία για την εφαρμογή της MDA στην μελέτη πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας. Δεν έλειψε ωστόσο η κριτική από πλειάδα μελετητών στην στατιστική μεθοδολογία που εφάρμοσε. Ο Moyer (1977) αμφισβητούσε την προβλεπτική ικανότητα του μοντέλου και ο Deakin (1976)

στάθηκε στην υπόθεση της πολυμεταβλητής κανονικότητας η οποία συνήθως παραβιαζόταν με αποτέλεσμα μεροληπτικά τεστ σημαντικότητας και εκτιμήσεις λαθών. Παρόλα αυτά ουδέποτε εκφράστηκαν αμφιβολίες για το θεωρητικό υπόβαθρο της συγκεκριμένης μεθοδολογίας, η οποία μάλιστα λειτούργησε ως βάση σε πολλές αντίστοιχες μελέτες κυριαρχώντας έτσι μέχρι τα τέλη της δεκαετίας του 1980. (Altman, 1968)

Αξιοσημείωτο είναι το γεγονός, ότι το υπόδειγμα Z score χρησιμοποιήθηκε συμπληρωματικά σαν ανεξάρτητη μεταβλητή και σε έρευνες με διαφορετικό θεματικό περιεχόμενο από την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας, όπως για παράδειγμα η διάγνωση των παραποιημένων Χρηματοοικονομικών καταστάσεων (Falsified Financial Statements) . (Spathis et al. , 2002)

Ο Altman το 2000 σε μια επισκόπηση των μοντέλων Z Score και ZETA (αναλύεται παρακάτω) έχοντας λάβει υπόψη του αξιολογικά σχόλια άλλων ερευνητών αναφορικά με την αποτελεσματικότητα του μοντέλου, κατέληξε και παρουσίασε την τελική μορφή του μοντέλου Z score ως εξής :

$$Z = 1.2X1 + 1.4X2 + 3.3X3 + 0.6X4 + 1.0X5$$

Με σκοπό ωστόσο, την αναπροσαρμογή του μοντέλου σε πιο ευέλικτες δυνατότητες, οι οποίες θα περιελάμβαναν την δυνατότητα εφαρμογής του σε επιχειρήσεις που ανήκουν στον ιδιωτικό τομέα και των οποίων οι μετοχές δεν διαπραγματεύονται στο χρηματιστήριο ο Altman επανεκτίμησε όλους τους συντελεστές στάθμισης του υποδείγματος αντικαθιστώντας ταυτόχρονα την τρέχουσα αξία των ιδίων κεφαλαίων στην μεταβλητή X4 με την λογιστική αξία (Book value). Στην αναθεωρημένη του μορφή το υπόδειγμα είχε την ακόλουθη μορφή :

$$Z' \text{ score} = 0,717(X1) + 0,847(X2) + 3,107(X3) + 0,420(X4) + 0,998(X5)$$

Η μεταβλητή X4 (Λογιστική αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικές υποχρεώσεις) μολονότι εκτιμώμενη βάση της λογιστικής αξίας των ιδίων κεφαλαίων παρουσίαζε μειωμένη σημαντικότητα σε σύγκριση με το αρχικό υπόδειγμα, παρόλα αυτά εξακολουθούσε να αποτελεί την τρίτη σημαντικότερη μεταβλητή του Z –score. Το διάστημα για το οποίο δεν δύναται να γίνει ασφαλής πρόβλεψη (gray area) παρουσιάζόταν τώρα διευρυμένο (1,23 -2,90).

Προκειμένου το μοντέλο να μην επηρεάζεται από το μέγεθος του κάθε κλάδου (Industry effect) αφαιρέθηκε η μεταβλητή X1 (Πωλήσεις / Σύνολο ενεργητικού). Το νέο υπόδειγμα Z'' - Score το οποίο συνθέταν 4 μεταβλητές είχε την μορφή :

$$Z'' \text{ - Score} = 6,56(X1) + 3,26(X2) + 6,72(X3) + 1,05(X4)$$

με ταυτόχρονη επανεκτίμηση των σκορ πρόκρισης – απόρριψης (Cut off Point). (Altman, 2000)

Ο Edmister σε μια εργασία του μελέτησε τη χρησιμότητα που παρουσιάζει η ανάλυση των χρηματοοικονομικών δεικτών στη πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών. Έως τότε ο Beaver (1966) αρχικά και στη συνέχεια ο Altman (1968) είχαν πραγματοποιήσει εμπειρικές έρευνες χρηματοοικονομικής ανάλυσης με εφαρμογή εξελιγμένων στατιστικών τεχνικών σε χρηματοοικονομικά δεδομένα από επιχειρήσεις που είχαν πτωχέυσει και από επιχειρήσεις που ήταν υγιείς. Από την ερευνα τους πρόεκυψε ότι η ανάλυση των επιλεγμένων δεικτών ήταν χρήσιμη για τη πρόγνωση της πτώχευσης των μεσαίων και μεγάλων εταιριών. Επομένως οι μελέτες έως εκείνη την περίοδο απέφυγαν να λάβουν υπόψη τις μικρές εταιρίες εξαιτίας της δυσχέρειας εύρεσης δεδομένων. (Edmister, 1972)

Σε μελέτη τους το 2004 οι Hillgeist, Keating, Cram & Lundstedt παρουσίασαν μια διαφοροποιημένη μορφή του Z- Score υποδείγματος. Οι λόγοι που τους οδήγησαν σε αυτό το διαφορετικό υπόδειγμα είναι :

1. η αλλαγή του χρηματοοικονομικού προφίλ των επιχειρήσεων που είχαν πτωχέυσει επειδή το μέσο μέγεθος τους είχε αυξηθεί αρκετά,
2. η χρήση όλο και περισσότερων πρόσφατων δεδομένων,
3. η εφαρμογή του υποδείγματος και σε κλάδους εκτός της βιομηχανίας,
4. η αναπροσαρμογή των δεδομένων ώστε να ικανοποιούν τις αλλαγές στα πρότυπα χρηματοοικονομικής αναφοράς με σκοπό την επέκταση του χρονικού ορίζοντα εφαρμογής του υποδείγματος,
5. η βελτίωση των αδυναμιών της στατιστικής τεχνικής (MDA) μέσω της χρησιμοποίησης παρατηρήσεων άλλων μελετητών.

Το καινούργιο αυτό υπόδειγμα εκτιμήθηκε σε ένα δείγμα 78.100 υγιών και 756 πτωχυνμένων εταιριών στη περίοδο 1980 - 2000. Το Z- Score μέσω του νέου διαφοροποιημένου μοντέλου υπολογίζεται ως εξής: $Z = -0,08X1+0,04X2-0,10X3-0,022X4+0,06X5$. Οι πιο κυρίες διαφορές που έχει αυτό το νέο μοντέλο σε σχέση με το πρωτότυπο είναι ότι αυτό έχει εκτιμηθεί μέσω λογιστικής παλινδρόμησης και δίνει τη δυνατότητα ελέγχου της στατιστικής σημαντικότητας των ανεξάρτητων μεταβλητών. Για την ακρίβεια ο δείκτης βασικής ικανότητας κερδών και ο δείκτης τρέχουσας αξίας μετοχών προ το σύνολο υποχρεώσεων βρέθηκε ότι είναι στατιστικά σημαντικοί, ενώ ο δείκτης κεφαλαίου κίνησης, ο δείκτης εσωτερικού ρυθμού ανάπτυξης και ο δείκτης ταχύτητας κυκλοφορίας ενεργητικού δεν βρεθήκαν στατιστικά σημαντικοί. Το αναθεωρημένο αυτό υπόδειγμα λόγω ότι έχει εκτιμηθεί με χρήση λογιστικής παλινδρόμησης, όσο αυξάνεται το Z-Score τόσο αυξάνεται η πιθανότητα μια εταιρία να θεωρηθεί προβληματική και τέλος το υπόδειγμα αυτό επιτρέπει την μετατροπή του Z- Score σε πιθανότητα πτώχευσης μέσω της σχέσης

$$\frac{e^{Z-Score}}{1+e^{Z-Score}} \cdot (\text{Hillegeist et al., 2004})$$

2.2.2.2 Υπόδειγμα ZETA

Κατά το έτος 1977, μία ομάδα μελετητών, η οποία απαρτιζόταν από τους Altman, Haldeman, Narayanan παρουσίασαν μια αναθεωρημένη μορφή του μοντέλου πολυμεταβλητής ανάλυσης Z score, το οποίο έφερε την ονομασία Zeta. Δικαιολογητική βάση για την διατύπωση του αναθεωρημένου μοντέλου υπήρξαν κυρίως οι εξής: 1. Η μεταβολή του χρηματοοικονομικού προφίλ των πτωχευμένων εταιριών αφού το μέσο μέγεθος του ενεργητικού τους είχε αυξηθεί σημαντικά., 2. Η χρησιμοποίηση όσο το δυνατόν πιο πρόσφατων και ενημερωμένων πρωτογενών δεδομένων (χρηματοοικονομικές καταστάσεις της τελευταίας επταετίας)., 3. Εφαρμογή του μοντέλου και σε κλάδους εκτός της βιομηχανίας (όπως το λιανικό εμπόριο)., 4. Αναπροσαρμογές των δεδομένων ώστε να ικανοποιούν τις αλλαγές στα πρότυπα χρηματοοικονομικής πληροφόρησης (FRS, GAAP) με απώτερο στόχο την επέκταση του χρονικού ορίζοντα εφαρμογής του μοντέλου (κεφαλαιοποίηση των εκμισθώσεων, αποθεματικά, δικαιώματα μειοψηφίας, Goodwill, :Δαπάνες έρευνας και ανάπτυξης, αναβαλλόμενες χρεώσεις),, 5. Ενσωμάτωση των παρατηρήσεων άλλων μελετητών για την βελτίωση των αδύνατων σημείων της στατιστικής τεχνικής (MDA). Το αναθεωρημένο υπόδειγμα βασίστηκε σε ένα δείγμα 53 εταιριών οι οποίες πτώχευσαν την περίοδο 1969-1975. Στη συνέχεια, 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 επιχειρήσεις που επιλέχθηκαν αποτελούσαν αντιπροσωπευτικά δείγματα της βιομηχανίας και του λιανικού εμπορίου. Η μέση τιμή του ενεργητικού καθορίστηκε για τις ήδη πτωχευμένες σε 100.000.000 \$. Ακόμη, οι 27 μεταβλητές που χρησιμοποιήθηκαν, τοποθετήθηκαν με κατηγοριοποίηση σε επτά ομάδες (Αποδοτικότητας, Μόχλευσης, Ρευστότητας, Κεφαλαιοποίησης, Μεταβλητότητας Κερδών και μια ομάδα με ποικίλους δείκτες). Οι Altman, Haldeman, Narayanan χρησιμοποίησαν λογαριθμικούς μετασχηματισμούς των μεταβλητών προκειμένου να βελτιώσουν την κανονικότητά τους. Περαιτέρω σχετικά με την μεθοδολογία που ακολούθησαν, αναφέρουμε ότι, χρησιμοποίησαν τη δευτεροβάθμια ανάλυση διαχωρισμού (Quadratic) προκειμένου να αντιμετωπίσουν την αυστηρή υπόθεση της DA των ίσων πινάκων διασποράς (dispersion matrices), αντί της γραμμικής (Linear).

Οι επτά μεταβλητές με την μεγαλύτερη σημαντικότητα ήταν :

X1: Κέρδη προ φόρων και τόκων/ Σύνολο ενεργητικού(EBIT / Total Assets)

Όπως προέκυψε από τα αποτελέσματα προηγούμενων ερευνών, ο συγκεκριμένος δείκτης εμφανίζεται ιδιαίτερα χρήσιμος όσον αφορά την αξιολόγηση της αποδοτικότητας μιας επιχείρησης (Altman 1968), Beaver (1967). Παρόλο που στο εν λόγω υπόδειγμα εμφανίζει την μικρότερη σημαντικότητα σε σύγκριση με τις μεταβλητές οι οποίες το απαρτίζουν εξακολουθεί εντούτοις να αποτελεί σημαντικό παράγοντα διαχωρισμού.

X2: Σταθερότητα κερδών (Stability of Earnings)

Η σταθερότητα των κερδών κρίνεται εδώ με βάση τις διακυμάνσεις του δείκτη X1 για μια χρονική περίοδο 10 ετών καθώς ο επιχειρηματικός κίνδυνος μπορεί να εκφραστεί και με όρους μεταβολής των κερδών. Ο συγκεκριμένος δείκτης κατατάσσεται δεύτερος σε σημαντικότητα μετά τον X4 τον οποίο θα παραθέσουμε παρακάτω .

X3: Κέρδη προ τόκων και φόρων / Χρηματοοικονομικά έξοδα (EBIT/ Total Interest payments)

Ο συγκεκριμένος δείκτης είχε υποστεί λογαριθμικό μετασχηματισμό προκειμένου να βελτιωθεί η κανονικότητά του.

X4 : Παρακρατηθέντα κέρδη / Σύνολο ενεργητικού (Retaining earnings / Total Assets)

Σύμφωνα με τους Altman , Haldeman, Narayanan, η συγκεκριμένη μεταβλητή αποτελούσε αναμφίβολα τον δείκτη με την υψηλότερη σημαντικότητα τόσο σε επίπεδο μονομεταβλητής όσο και επίπεδο πολυμεταβλητής ανάλυσης και αυτό διότι όπως αποδείχθηκε στα πλαίσια της εν λόγω μελέτης, ο συγκεκριμένος δείκτης συνεισέφερε κατά 25% στη συνολική ικανότητα διαφοροποίησης. Καταλογίζοντας παράγοντες όπως η ηλικία της επιχείρησης, το χρέος και η μερισματική πολιτική, η συγκεκριμένη αναλογία εμφανίζεται ως αυξημένης σημαντικότητας για το μοντέλο Z- score , το οποίο αναλύθηκε παραπάνω και αναφέρεται συνήθως ως σωρευτική κερδοφορία (cumulative profitability).

X5: Κυκλοφορούν ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (Current Assets / Current Liabilities)

Σε αντίθεση με προηγούμενες μελέτες ο δείκτης γενικής ρευστότητας θεωρήθηκε σχετικά μεγαλύτερης σημαντικότητας συγκριτικά με τους υπόλοιπους δείκτες ρευστότητας (όπως για παράδειγμα ο δείκτης Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο ενεργητικού).

X6: Τρέχουσα αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Συνολικά Κεφάλαια (Market Value equity / Total Capital)

Στον αριθμητή περιλαμβάνεται ο μέσος όρος της τρέχουσας αξίας των ιδίων κεφαλαίων για χρονική περίοδο πέντε ετών προκειμένου να εξομαλυνθούν ενδεχόμενες ισχυρές διακυμάνσεις των αγορών.

X7 : Μεταβολή Ενεργητικού (Μέγεθος) [Total Assets (Size)]

Και ο συγκεκριμένος δείκτης υπέστη λογαριθμικό μετασχηματισμό προκειμένου να ενισχυθεί η κανονικότητά του μετά από κατάλληλες αναπροσαρμογές λόγω FRS, GAAP (Altman,et al., 1977)

Εν τέλει αξίζει να αναφέρουμε κλείνοντας την αναφορά στο συγκεκριμένο μοντέλο, ότι η προβλεπτική ακρίβεια αυτού του μοντέλου ξεπερνούσε το 96% για περίοδο ενός έτους προ της εταιρικής αποτυχίας και το 70% έως και πέντε έτη προ της πτώχευσης.

2.2.2.3 Σύγκριση ZETA – Z SCORE (ALTMAN 1968)

Συγκριτικά με το αρχικό μοντέλο Altman Z score (1968), προκύπτουν δύο βασικά διαφοροποιητικά στοιχεία. Συγκεκριμένα, το εξελιγμένο και αναπροσαρμοσμένο μοντέλο του Altman ενώ ήταν εξίσου ικανό να προβλέψει την εταιρική αποτυχία, ήδη ένα έτος προ της πτώχευσης (96% για το ZETA , έναντι 94% για το Z score) εμφανίζεται αποτελεσματικότερο και ακριβέστερο στην πρόγνωση της εταιρικής αποτυχίας για τα 2-5 έτη πριν την επέλευση της πτώχευσης (περίπου 70% για το ZETA έναντι μόλις 36% για το Z score). Επιπλέον, δύο από το σύνολο των επτά μεταβλητών του νέου μοντέλου ήταν κοινές με το υπόδειγμα Z score ενώ η μεταβλητή X6 μοιάζει με την μεταβλητή Τρέχουσα Αξία Ιδίων κεφαλαίων /Λογιστική αξία συνολικών υποχρεώσεων του πρόδρομου υποδείγματος Z score.

2.2.2.4 Πλεονεκτήματα της MDA

Συνεπαγωγικά, προκειμένου να συνοψίσουμε τα πλεονεκτήματα της πολυμεταβλητής ανάλυσης διαχωρισμού αρχικά είναι σκόπιμο να αναφέρουμε ότι η εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου δίνει την δυνατότητα στον αναλυτή να εξετάζοντας δεκάδες χαρακτηριστικά μιας επιχείρησης να τα συνοψίσει σε ένα μοναδικό σκορ διαφοροποίησης Z_i , το οποίο λαμβάνει τιμές από $-\infty$ έως $+\infty$. Επιπλέον, μέσω της εφαρμογής της πολυμεταβλητής διακριτικής ανάλυσης αναλύεται ολόκληρο το προφίλ των μεταβλητών παρέχοντας τη δυνατότητα να καλύπτονται περισσότερες περιοχές της χρηματοοικονομικής ανάλυσης μίας επιχείρησης. Επιλογικά αναφέρουμε, ότι οι συντελεστές αυτού του μοντέλου μπορούν με ευκολία να υπολογιστούν, συνεπώς ο βέλτιστος τρόπος να χρησιμοποιηθούν αυτά τα μοντέλα είναι ως ένα «φίλτρο προστασίας» , για τις εταιρίες οι οποίες χρήζουν περαιτέρω ανάλυσης.

2.2.2.5 Μειονεκτήματα MDA

Στην έρευνα των Δημητρά , Ζανάκη, Ζοπουνίδη (1996) αναφορικά με τις πτωχεύσεις επιχειρήσεων και την εφαρμογή μεθόδων πρόβλεψής τους, παρατίθεται η κριτική πού άσκησε ο Eisenbeis (1977) έναντι της εφαρμογής της ανάλυσης διαφοροποίησης

(MDA). Συγκεκριμένα οι μελετητές εστίασαν στις αδυναμίες του στατιστικού εργαλείου και κυρίως στα εξής επτά σημεία :

1. « Παραβίαση της αυστηρής υπόθεσης της πολυμεταβλητής κανονικής κατανομής των μεταβλητών ».
2. « Χρησιμοποίηση της γραμμικής αντί της δευτεροβάθμιας (Quadratic) ανάλυσης διαχωρισμού , ακόμη και όταν οι πίνακες διασποράς των ομάδων δεν είναι ίσοι » .
3. « Παρερμηνεία του ρόλου των ανεξάρτητων μεταβλητών ».
4. «Μείωση των δεδομένων μεγεθών» .
5. « Ακατάλληλη εκτίμηση των *apriori* πιθανοτήτων και του κόστους των λάθος ταξινομήσεων ».
6. « Ασαφής ορισμός των ομάδων (πτωχευμένων και μη)».
7. « Προβλήματα στην εκτίμηση των ποσοστών λάθους ταξινόμησης τύπου I και II». (Dimitras et al., 1996)

Συμπερασματικά η Ανάλυση διαφοροποίησης (DA) παρέχει στον χρήστη την δυνατότητα μιας διχοτομικής ταξινόμησης των εταιριών. Αυτού του είδους η ταξινόμηση αν και σημαντική δεν παρέχει καμία εκτίμηση του κινδύνου της εταιρικής αποτυχίας (πτώχευσης). Επίσης δεν παρέχει την δυνατότητα διαχωρισμού σε εξαιρετικές , προβληματικές , κανονικές εταιρίες , παρά μόνο σε υγιείς και προβληματικές. Το επόμενο βήμα στην πρόγνωση της οικονομικής αποτυχίας ήταν η χρησιμοποίηση μεθόδων και μοντέλων εκτίμησης της πιθανότητας αποτυχίας. Οι ερευνητές πρότειναν τα γραμμικά υπό συνθήκη πιθανοτικά μοντέλα (Linear Probability models) και την ανάλυση δυνάμει του λογιστικού (Logit) και του κανονικού (Probit) υποδείγματος πιθανότητας, τα οποία θα εξεταστούν παρακάτω. (Dimitras et al., 1996)

2.2.3 Υποδείγματα Πιθανότητας

Προηγουμένως αναφερθήκαμε στην πολυμεταβλητή διακριτική ανάλυση (MDA) η όποια πρωταγωνιστούσε έως τη δεκαετία του 80 ως κυρία τεχνική στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Ακολούθως αυτή αντικαταστάθηκε από στατιστικές τεχνικές όπως η Logit, Probit κ.ά. Όσον αφορά τα υποδείγματα πιθανότητας, η κυρία διάφορα τους σε σχέση με τις προηγούμενες τεχνικές είναι ότι εδώ δεν υπολογίζεται ένα δείκτης ή ένα Score (Z - Score) αλλά μια πιθανότητα πτώχευσης. Παρακάτω αναφέρονται τα πιο σημαντικά μοντέλα της κατηγορίας αυτής.

2.2.3.1 Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας (Linear Probability Model – LPM)

Το γραμμικό υπόδειγμα πιθανότητας αναπτύχθηκε για να αποτελέσει μια εναλλακτική τεχνική αντί της ανάλυσης διαχωρισμού (DA). Είναι μια ειδική περίπτωση παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων (OLSR). Ο όρος LPM χρησιμοποιείται για να δηλώσει ένα μοντέλο παλινδρόμησης στο οποίο η εξαρτώμενη μεταβλητή y είναι δίτομη (binary). Λαμβάνει την τιμή **1** αν το γεγονός συμβεί και **0** αν δεν συμβεί. Όσον αφορά τη μελέτη της πρόβλεψης της πτώχευσης η y παίρνει τη τιμή 0 αν η επιχείρηση έχει πτωχεύσει και την τιμή 1 αν είναι υγιείς. Η μέθοδος υποθέτει ότι η ψευδομεταβλητή y η οποία αντιπροσωπεύει την συμμετοχή της εταιρίας i σε μια από τις προκαθορισμένες ομάδες (αποτυχημένες ή μη) αποτελεί ένα γραμμικό συνδυασμό των n χαρακτηριστικών της υπό εξέταση επιχείρησης.

Η πιθανότητα P_i μια εταιρία να πτωχεύσει δίνεται από τη παρακάτω σχέση:

$$P_i = a_0 + a_1 X_{i1} + a_2 X_{i2} + a_3 X_{i3} + \dots + a_n X_{in} + \varepsilon_i$$

Όπου οι a_0, a_1, \dots, a_n είναι οι εκτιμήσεις της παλινδρόμησης ελαχίστων τετραγώνων και $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$ είναι οι n ανεξάρτητες μεταβλητές, δηλαδή οι αριθμοδείκτες για την i επιχείρηση.

Το μοντέλο αυτό οι πρώτοι που το χρησιμοποίησαν στην πρόβλεψη της πτώχευσης ήταν οι Meyer & Pilfer το 1970 όπου στην μελέτη τους χρησιμοποίησαν σαν ανεξάρτητες μεταβλητές τους αριθμοδείκτες που είχαν υπολογίσει βάση των στοιχείων της χρήσης ένα έτος πριν από τη πτώχευση. (Meyer and Pilfer, 1970). Το LPM υπόδειγμα για τα ελληνικά δεδομένα χρησιμοποιήθηκε από τους Grammaticos & Gloubos το έτος 1984. Παράλληλα στη μελέτη τους αυτή χρησιμοποίησαν και την MDA παίρνοντας υπόψη το ίδιο δείγμα εμποροβιομηχανικών ελληνικών εταιριών και μετά από σύγκριση των δυο αυτών μοντέλων συμπέραναν ότι το LPM είναι πιο ικανό στη πρόγνωση την MDA όταν εφαρμόζεται σε δεδομένα από 1 έως 3 έτη πριν από τη πτώχευση. (Grammaticos and Gloubos, 1984)

Η παραπάνω τεχνική παρουσίασε στατιστικές αδυναμίες όπως ότι για παράδειγμα τα κατάλοιπα της συνάρτησης (αναφερόμαστε στα ε_i) χαρακτηρίζονται από ετεροσκεδαστικότητα και ότι κατανομή τους δεν είναι κανονική, πράγμα που δηλώνει και την μετριασμένη χρήση του υποδείγματος στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Ακόμη το LPM έχει το αρνητικό ότι οι τιμές της εξαρτημένης μεταβλητής P_i πρέπει να περιέχονται στο διάστημα $[0,1]$, ενώ υπάρχει περίπτωση η πιθανότητα πτώχευσης να βρίσκεται εκτός του διαστήματος αυτού και να υπάρξει πρόβλημα ερμηνείας. Πάντως να αναφέρουμε ότι οι στατιστικές αδυναμίες μπορούσαν να παρακαμφθούν με το να υποθέσει κανείς ότι οι μεταβλητές ακολουθουσών την πολυμεταβλητή κανονική κατανομή. (Dimitras et al., 1996)

2.2.3.2 Πολυμεταβλητά Υπό Συνθήκη Υποδείγματα Πιθανότητας (Multivariate Conditional Probability Models)

2.2.3.2.1 Υπόδειγμα Logit (Λογιστική Παλινδρόμηση)

Σύμφωνα με το υπόδειγμα Logit η πιθανότητα πτώχευσης μιας επιχείρησης ορίζεται από τη παρακάτω μαθηματική σχέση:

$P_i = F(Z_i) = F(a + b_j X_{ij}) = \frac{e^{Z_i}}{1 + e^{Z_i}}$, με $Z_i = a + b_j X_{ij}$, X_{ij} : οι τιμές του χαρακτηριστικού j στην επιχείρηση i , P_i : η πιθανότητα πτώχευσης της i επιχείρησης με βάση τα χαρακτηριστικά (αριθμοδείκτες) της X_{ij} . (Βρανάς, 1991)

Το υπόδειγμα Logit είναι κατάλληλο για την διενέργεια προβλέψεων καθώς οι εκτιμήσεις της πιθανότητας βρίσκονται αυστηρά εντός του διαστήματος [0,1]. Με βάση λοιπόν τη παραπάνω πιθανότητα και ένα σημείο πρόκρισης – απόρριψης (cut off point) η επιχείρηση κατατάσσεται είτε στην ομάδα των πτωχυμένων είτε στην ομάδα των υγιών προσπαθώντας σύγχρονος την ελαχιστοποίηση των λαθών ταξινόμησης τύπου I και II. Το σφάλμα τύπου I έχει να κάνει με τη περίπτωση που μια εταιρία κατατάσσεται ως υγιής ενώ θα πτωχεύσει στην πραγματικότητα και το σφάλμα τύπου II είναι στη περίπτωση που μια εταιρία κατατάσσεται ως πτωχυμένη ενώ αντιθέτως στην πραγματικότητα είναι υγιής.

Ο πρώτος που χρησιμοποίησε τη μέθοδο Logit όσον αφορά την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας ήταν ο **Ohlson** το **1980**, ο οποίος δημιούργησε ένα υπόδειγμα και κατέληξε σε ένα Score που το ονόμασε **O- Score**. Για την ακρίβεια ο Ohlson στην έρευνά του πήρε 105 εισηγμένες στο χρηματιστήριο βιομηχανικές επιχειρήσεις οι οποίες πτώχευσαν το χρονικό διάστημα 1970 – 1976. Το δείγμα του συμπληρώθηκε με 2.058 μη πτωχυμένες εταιρίες την αντίστοιχη περίοδο. Σκοπός του ήταν η κατασκευή τριών μοντέλων που να μπορούσαν να προβλέψουν την πτώχευση ένα έως και τρία χρόνια πριν την πραγματοποίησή της. Ο Ohlson κατέληξε σε μια ομάδα 9 μεταβλητών:

- **X1 = Log (Σύνολο Ενεργητικού / Ακαθάριστο Εθνικό Προϊόν**
(Log (Total Assets / Gross National Product)
- **X2 = Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού**
(Total Liabilities / Total Assets)
- **X3 = Κεφάλαιο κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού**
(Working Capital / Total Assets)
- **X4 = Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Κυκλοφορούν Ενεργητικό**
Current Liabilities / Current Assets

- $X5 = \{(1 \text{ εάν } \Sigma. \text{ Υποχρεώσεις} > \Sigma. \text{ Ενεργητικού}) \text{ ή}$
 $(0 \text{ εάν } \Sigma. \text{ Υποχρεώσεις} < \Sigma. \text{ Ενεργητικού})\}$
- $X6 = \text{Καθαρά κέρδη} / \text{Σύνολο Ενεργητικού}$
 $(\text{Net Income} / \text{Total Assets})$
- $X7 = \text{Δυνατότητα αυτοχρηματοδότησης} / \text{Συνολικές Υποχρεώσεις}$
 $(\text{Funds Provided by operation} / \text{Total Liabilities})$
- $X8 = \{(1 \text{ εάν Καθαρά Κέρδη} < 0 \text{ για τα 2 τελευταία έτη}) \text{ ή}$
 $(0 \text{ εάν Καθαρά Κέρδη} > 0 \text{ για τα 2 τελευταία έτη})\}$
- $X9 = (KK_t - KK_{t-1}) / (|KK_t| + |KK_{t-1}|)$, όπου KK_t είναι τα καθαρά κέρδη της t περιόδου.

Χρησιμοποιώντας μια λογιστική συνάρτηση προέβει στην πρόβλεψη της πιθανότητας πτώχευσης των εταιριών με τη χρήση και των τριών μοντέλων που είχε κατασκευάσει. Το υπόδειγμα του Ohlson υπολογίζει την πιθανότητα πτώχευσης μιας εταιρίας σε σχέση με αυτό του Altman (Z-Score) που υπολογίζει ένα Score. (Ohlson, 1980)

2.2.3.2.2 Υπόδειγμα Probit

Το υπόδειγμα Probit είναι παρόμοιο με το υπόδειγμα Logit με μόνη διαφορά τους να είναι ο τρόπος με τον οποίο υπολογίζεται η πιθανότητα πτώχευσης. Στη περίπτωση αυτή η αθροιστική κατανομή της πιθανότητας είναι κανονική και όχι λογαριθμική όπως είναι στην Logit. Το υπόδειγμα Probit ορίζεται από την παρακάτω σχέση :

$P = F(Z) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)e^{-\frac{z^2}{2}}$ με $F(Z)$ η αθροιστική κανονική κατανομή που δίνει τη πιθανότητα να προκύψει το γεγονός για κάθε τιμή του Z με Z : τα χαρακτηριστικά (αριθμοδείκτες) για την κάθε εταιρία.

Ο Zmijewski το 1984 σε μια μελέτη του χρησιμοποίησε ένα υπόδειγμα που περιείχε δείκτες κερδοφορίας, αφερεγγυότητας και ρευστότητας μιας εταιρίας και με βάση αυτά τα δεδομένα να είναι σε θέση να προβλέψει μια πιθανή εταιρική αποτυχία. Για την ακρίβεια πήρε ένα δείγμα από 40 πτωχευμένες και 800 υγιείς βιομηχανικές επιχειρήσεις για το χρονικό διάστημα 1972 – 1978 και δημιούργησε ένα μοντέλο Probit το οποίο ήταν: $X = - 4,3 - 4,5X1 + 5,7X2 - 0,04X3$, με $X1, X2, X3$ αριθμοδείκτες που περιλαμβάνουν και τρεις κατηγορίες που έχουμε αναφέρει παραπάνω. Οι αριθμοδείκτες αυτοί είναι:

X1: Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικό (Net Income / Total Assets) που είναι δείκτης κερδοφορίας,

X2 : Συνολικό Χρέος / Σύνολο Ενεργητικού (Total Debt / Total Assets) που είναι δείκτης αφερεγγυότητας,

X3 : Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις (Current Assets / Current Liabilities) που είναι δείκτης ρευστότητας,

X : Συνολικός δείκτης που δείχνει την πιθανότητα πτώχευσης

(Zmijewski, 1984)

2.2.3.3 Σύγκριση Υποδειγμάτων Πιθανότητας (LPM,Logit,Probit) και DA

Αν και οι πιο πολλές μελέτες πρόβλεψης της πτώχευσης μετά το 1981 χρησιμοποίησαν την Logit από την DA, αυτή δεν θεωρήθηκε ότι είναι πιο αποτελεσματική στην ταξινόμηση των επιχειρήσεων. Για την ακρίβεια όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές ακολουθούν κανονική κατανομή, τότε η εκτίμηση μέσω της DA είναι ασυμπτωτικά αποτελεσματικότερη από την αντίστοιχη εκτίμηση που γίνεται μέσω της Logit. Ενώ όταν οι ανεξάρτητες μεταβλητές δεν ακολουθούν κανονική κατανομή (γεγονός που συμβαίνει συνήθως) ο εκτιμητής της DA δεν είναι συνεπής, ενώ ο εκτιμητής μέγιστης πιθανοφάνειας της Logit είναι πιο συνεπής και η μέθοδος πιο κατάλληλη. (Dimitras et al., 1996) Η ανάλυση των υποδειγμάτων πιθανότητας απέδειξε ότι το Logit υπόδειγμα έχει την υπεροχή σε σχέση με το Γραμμικό Υπόδειγμα Πιθανότητας. Ο κύριος λόγος για τον οποίο τα υποδείγματα Logit, Probit χρησιμοποιούνται πιο πολύ από ότι το Γραμμικό Υπόδειγμα είναι τα προαναφερθέντα αυτά υποδείγματα οριοθετούν την πιθανότητα πτώχευσης στο διάστημα [0,1]. Βέβαια το Probit μοντέλο έχει περισσότερους και πολύπλοκους υπολογισμούς πράγμα που το καθιστά ιδιαίτερα δύσκολο. Ακόμη να αναφέρουμε ότι τόσο η MDA ανάλυση όσο και τα Υποδείγματα Πιθανότητας βασίζονται σε πολλές υποθέσεις και προϋποθέτουν περιορισμούς ώστε να οδηγήσουν σε ασφαλή και ακριβείς συμπεράσματα, όντας λόγος μη ευρείας χρήσης. Πιο ειδικά για τα μοντέλα αυτά υπάρχει ανησυχία όσον αφορά την υψηλή ακρίβεια των προβλέψεών τους καθώς επιχειρούν μέσω του γραμμικού υποδείγματος να ερμηνεύσουν μια πραγματικότητα μη γραμμική. (Βρανάς, 1991)

ΠΙΝΑΚΑΣ 2.1: ΚΛΑΣΙΚΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ

ΜΕΘΟΔΟΣ	ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΡΟΓΝΩΣΗΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ
ΜΟΝΟΜΕΤΑΒΛΗΤΗ ΑΝΑΛΥΣΗ ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΙΝΔΥΝΟΥ	Beaver (1967)
	Tamari (1966)
	Moses & Liao (1987)
ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΟΛΥΜΕΤΑΒΛΗΤΗΣ ΔΙΑΚΡΙΤΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗΣ	Altman (1968)
	Deakin (1972)
	Edmister (1972)
	Blum (1974)
	Altman et al. (1977)
	Deakin (1977)
	Taffler & Tisshaw (1977)
	van Frederikslust (1978)
	Bilderbeek (1979)
	Dambolena & Khoury (1980)
	Taffler (1982), model from 1974
	Ooghe & Verbaere (1985)
	Taffler (1983)
	Micha (1984)
	Betts & Belhoul (1987)
	Gombola & Grammatikos (1988)
	Declere et al. (1991)
	Laitinen (1992)
	Lussier & Corman (1994)
	Altman et al. (1995)
ΜΟΝΤΕΛΑ ΠΙΘΑΝΟΤΗΤΑΣ ΥΠΟ ΣΥΝΘΗΚΗ	Ohlson (1980)
	Swanson & Tybout (1988)
	Zavgren (1983)
	Zmijewski (1984)
	Gentry et al. (1985a)
	Zavgren (1985)
	Keasey & Watson (1987)
	Peel & Peel (1987)
	Aziz et al. (1988)
	Gloubos & Grammatikos (1988)
	Keasey & MacGuinness (1990)
	Plat & Plat (1990)
	Ooghe et al. (1993)
	Sheppard (1994)
	Lussier (1995)
	Mossman et al. (1998)
	Charitou and Trigeorgis (2000)
	Becchetti & Sierra (2002)
	Charitou et al. (2004)

ΠΗΓΗ: (Balcaen & Ooghe, 2006)

2.3 Νεότερα Υποδείγματα Πρόβλεψης της Πτώχευσης

Στις μέρες μας οι ερευνητές έχουν να αντιμετωπίσουν, να αναλύσουν και να εξετάσουν μεγάλο όγκο δεδομένων και πληροφοριών. Έτσι η εκτίμηση του κινδύνου πτώχευσης μιας εταιρίας και γενικά η πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας αποτελεί μια επίπονη διαδικασία. Η φύση των στοιχείων και δεδομένων των επιχειρήσεων που έχουν οικονομικά προβλήματα είναι τέτοια ώστε να απαιτούνται νέες τεχνικές που θα μπορούν να συνδυάσουν κατάλληλα τις στατιστικές τεχνικές με μεταβλητές που έχουν ποιοτικό χαρακτήρα. Έως τώρα τα στατιστικά υποδείγματα που χρησιμοποιούνταν για την πρόγνωση της πτώχευσης δεν περιελάμβαναν μεταβλητές ποιοτικές και ως συνέπεια αυτού του γεγονότος τα υποδείγματα που χρησιμοποιούνταν δεν μπορούσαν να συνδυάσουν τις ποσοτικές μεταβλητές με ποιοτικούς παράγοντες όπως είναι η θέση της εταιρίας στην αγορά, η ποιότητα του management και αλλά πολλά.

Έτσι η ανάγκη για πιο ολοκληρωμένες μεθόδους στον τομέα της πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας οδήγησε στην υιοθέτηση νεότερων τεχνικών όπως είναι τα ευφυή υποδείγματα ή υποδείγματα τεχνητής νοημοσύνης (νευρωνικά δίκτυα, δέντρα ταξινόμησης, κ.ά.), αλλά και από τον χώρο της επιχειρησιακής έρευνας (συστήματα υποστήριξης αποφάσεων - DSS, περιβάλλουσα ανάλυση δεδομένων – DEA, κ.τ.λ.).

2.3.1 Μοντέλο Shumway

Ο Shumway το 2001 βελτίωσε τα βασικά μοντέλα πρόγνωσης της πτώχευσης που χρησιμοποιούνταν έως τότε συνδυάζοντας δείκτες αγοράς με παραδοσιακούς χρηματοοικονομικούς δείκτες με σκοπό να βρει τις πτωχευμένες εταιρίες. Υποστήριξε ότι μέχρι τότε οι ερευνητές εκτιμούσαν υποδείγματα ταξινόμησης μιας περιόδου τα οποία ονόμασε στατικά, αλλά από τη άλλη ως δεδομένα χρησιμοποιούσαν στοιχεία πολλών περιόδων. Όμως τα στατικά αυτά μοντέλα δεν είναι κατάλληλα στην πρόβλεψη πτώχευσης λόγω της φύσης των δεδομένων πτωχεύσεων. Καθώς η πτώχευση πραγματοποιείται σπάνια οι ερευνητές χρησιμοποιούν δεδομένα τα οποία εκτείνονται σε πολλά χρόνια για να εκτιμήσουν τα υποδείγματά τους. Ο Shumway εντέλει ανέπτυξε ένα μοντέλο κινδύνου που χρησιμοποιεί όλα τα στοιχεία που είναι διαθέσιμα για να υπολογισθεί ο κίνδυνος πτώχευσης κάθε εταιρίας κάθε χρονική στιγμή. (Shumway, 2001)

Ο Shumway αναζήτησε ένα διαφορετικό σύνολο ανεξάρτητων μεταβλητών καθώς τα προηγούμενα υποδείγματα όπως του Altman (1968) και του Zmijewski (1984) είχαν χρησιμοποιήσει μεταβλητές με ελάχιστη επεξηγηματική ισχύ. Ο ίδιος έκανε τη πρόταση για ένα νέο μοντέλο το οποίο θα μπορούσε να συνδυάσει

λογιστικούς δείκτες μαζί με μεταβλητές οι οποίες θα ήταν προσανατολισμένες στην αγορά με σκοπό να παραχθούν εκτός δείγματος προβλέψεις που θα ήταν ακριβέστερες από αυτές των άλλων υποδειγμάτων. Το νέο αυτό μοντέλο χρησιμοποιεί τρεις μεταβλητές που έχουν σχέση με την αγορά για να προσδιορίσει τις εταιρίες που έχουν αποτύχει. Οι μεταβλητές αυτές είναι α) το μέγεθος της αγοράς, β) οι αποδόσεις των μετοχών στο παρελθόν, γ) η ιδιοσυγκρασιακή πρότυπη απόκλιση των αποδόσεων των μετοχών. Ακολουθώντας συνδύασε αυτές τις μεταβλητές με το **δείκτη αποδοτικότητας συνόλου ενεργητικού (ROA)** και το **δείκτη φερεγγυότητας (Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού)**. Το μοντέλο αυτό του Shumway ταξινομεί το 75% των πτωχευμένων επιχειρήσεων στη κορυφή του δεκατοτημορίου των επιχειρήσεων που κατατάσσονται σε ετήσια βάση σύμφωνα με την πιθανότητα πτώχευσης. Οι ανεξάρτητες μεταβλητές που θεώρησε ότι συμβάλουν πιο πολύ στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας σύμφωνα με τον Shumway είναι :

X1 : Καθαρά Κέρδη / Σύνολο Ενεργητικού (Net Income / Total Assets)

X2 : Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού (Total Liabilities / Total Assets)

X3 : Υπερβάλλον Ποσοστό Απόδοσης (Excess Rate of Return) το οποίο ισούται με (Ποσοστό Απόδοσης Επιχείρησης – Ποσοστό Απόδοσης Αγοράς)

X4 : Τυπική Απόκλιση Υπολειμματικής Απόδοσης (Standard Deviation of Residual Returns) η οποία ισούται με (Πραγματικό Ποσοστό Απόδοσης Επιχείρησης – Αναμενόμενο Ποσοστό Απόδοσης Επιχείρησης).

Ένα χαρακτηριστικό του μοντέλου του Shumway είναι η απλότητα που έχει στην εκτίμησή του. Ακόμη πετυχαίνει υψηλή ακρίβεια στα αποτελέσματά του καθώς είναι ένα μοντέλο κινδύνου. Επισημαίνουμε ότι τα μοντέλα κινδύνου έχουν την ικανότητα να προβλέψουν την πτώχευση με χρήση δεδομένων από περισσότερες περιόδους, δηλαδή τα μοντέλα αυτά περιλαμβάνουν την μεταβλητή του χρόνου που συνεχώς μεταβάλλεται και έτσι είναι δυνατόν να κάνουν πιο ακριβείς προβλέψεις. Από την άλλη τα στατιστικά μοντέλα πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας αναφέρονται σε μια συγκεκριμένη χρονική στιγμή και έτσι δεν παίρνουν υπόψη τις αλλαγές των εταιριών με το πέρασ του χρόνου. Κατά συνέπεια τα στατιστικά μοντέλα δίνουν πιθανότητες πτώχευσης που είναι μεροληπτικές και η εκτίμησή τους γίνεται με τρόπο προσεγγιστικό. (Shumway, 2001)

2.3.2 «Ευφυή» Υποδείγματα ή Υποδείγματα Τεχνητής Νοημοσύνης

Τα υποδείγματα «τεχνητής νοημοσύνης» ή αλλιώς «ευφυή» υποδείγματα είναι υποδείγματα, τα οποία βασίζονται στη χρήση προγραμμάτων και διάφορων αλγορίθμων που προσφέρονται μέσα τους ηλεκτρονικούς υπολογιστές. Παρόλο που αρκετές μελέτες έδειξαν ότι τα ευφυή μοντέλα υπερέχουν σε σχέση με τα στατιστικά,

έχουν όμως και αρνητικά σημεία όπως η δυσκολία στο να ερμηνεύσει κανείς το αποτέλεσμα κι η αδυναμία γενίκευσης των μοντέλων σε περιπτώσεις υπερπροσαρμογής πάνω στο δείγμα. (Min and Lee, 2005)

Στην κατηγορία των ευφυών υποδειγμάτων ανήκουν: **(τα Νευρωνικά Δίκτυα, τα Δέντρα Αποφάσεων, τα Ασαφή Σύνολα, τα Υποδείγματα Προσεγγιστικών Συνόλων, τα Υποδείγματα Συλλογιστικής Περιπτώσεων, οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης και τα Υποδείγματα με βάση αλγορίθμους που στηρίζονται στη φύση και τον άνθρωπο)**. Για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας θα αναλύσουμε παρακάτω μερικά από τα υποδείγματα αυτά.

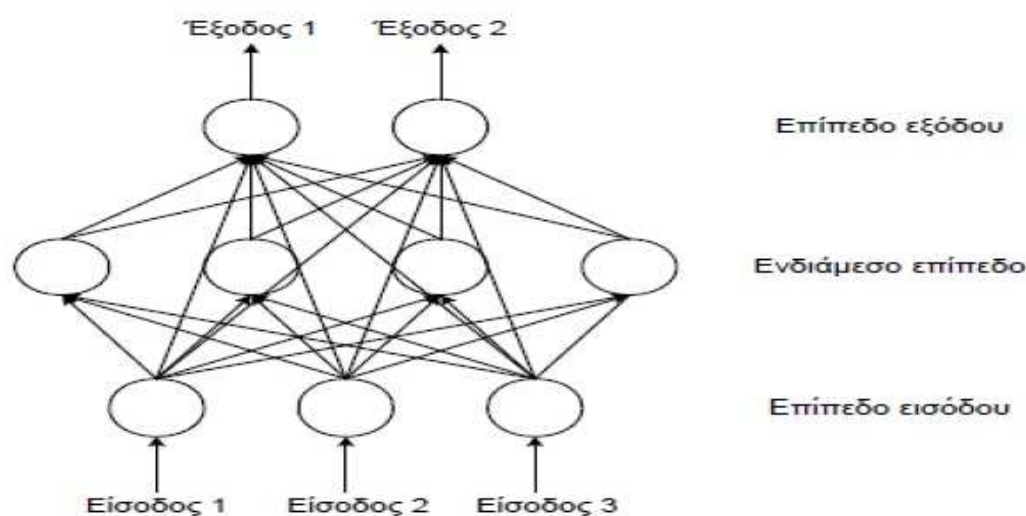
2.3.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα (Neural Networks – NNS)

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια νέα μέθοδο στον τομέα της πρόβλεψης της εταιρικής πώχευσης η οποία πλέον είναι ιδιαίτερα διαδεδομένη. Είναι μια τεχνική που βασίζεται στην τεχνική νοημοσύνη και ανήκει στα ευφυή υποδείγματα όπως τα ορίσαμε αυτά παραπάνω. Κύριος σκοπός τους είναι η κατανόηση του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου την ώρα που λαμβάνει εξωτερικά ερεθίσματα έτσι ώστε να γίνει ο προγραμματισμός τους σε ηλεκτρονικό υπολογιστή, ο οποίος με τη σειρά του να έχει την ικανότητα να επιλύσει τα ίδια προβλήματα με παρόμοιο τρόπο όπως ο ανθρώπινος εγκέφαλος.

Η δομή που έχει ένα τυπικό νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από ένα επίπεδο εισόδου, όπου οι κόμβοι που περιέχονται σε αυτό αντιστοιχούν σε κάθε χαρακτηριστικό (αριθμοδείκτες στην περίπτωση της πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας), ένα επίπεδο εξόδου που περιέχει ένα αριθμό κόμβων ο οποίος είναι πάντα ίσος στη περίπτωση της ταξινόμησης, με τις κατηγορίες ταξινόμησης, και επίσης από ενδιάμεσα επίπεδα που περιέχουν και αυτά κόμβους. Ο κάθε νευρώνας δουλεύει ανεξάρτητα από τους υπόλοιπους => λαμβάνει πληροφορίες και στοιχεία από τις εισόδους => εκτελεί μια προκαθορισμένη επεξεργασία => παράγει μία μόνο έξοδο. Όλη αυτή η διαδικασία δείχνει την ικανότητα που έχει το νευρωνικό δίκτυο να μαθαίνει. Για να γίνει αυτό το νευρωνικό δίκτυο χρειάζεται ένα δείγμα εκμάθησης (training data) ώστε να καταλήξει μετά από πληθώρα επαναλήψεων πάνω στο δείγμα αυτό, σε ένα βέλτιστο γενικευμένο μοντέλο.

Η πιο κοινή μέθοδος που χρησιμοποιείται για την εκπαίδευση του νευρωνικού δικτύου είναι η μέθοδος της ανάδρασης (backpropagation) απ' όπου το αποτέλεσμα το οποίο προκύπτει συγκρίνεται με ισχύουσες τιμές που είναι ήδη γνωστές. Ακολουθώντας μετά από κάθε σύγκριση που γίνεται, διαμορφώνονται ανάλογα τα βάρη και υπολογίζεται ένα καινούργιο αποτέλεσμα. Στο τέλος ύστερα από πληθώρα επαναλήψεων στα δεδομένα εκπαίδευσης, το νευρωνικό δίκτυο θεωρείται ένα αρκετά καλό υπόδειγμα πρόβλεψης. (Jones and Hensher, 2008)

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα διάγραμμα της δομής ενός Νευρωνικού Δικτύου το οποίο αποτελείται από δύο επίπεδα με ένα ενδιάμεσο κρυφό στρώμα (hidden layer).



Σχήμα 2.1 :Η δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου

Πηγή (**Jones and Hensher , 2008**)

Παρατηρούμε ότι η δομή του παραπάνω νευρωνικού δικτύου αποτελείται από το **επίπεδο εισόδου** το οποίο έχει **τρεις** κόμβους (έναν για κάθε δείκτη στη περίπτωση της πρόβλεψης της πτώχευσης),το ενδιάμεσο κρυφό στρώμα και από το **επίπεδο εξόδου** το οποίο έχει **δύο** κόμβους (εδώ βλέπουμε αυτό που ειπώθηκε προηγουμένως ότι δηλ. σε προβλήματα ταξινόμησης όπως είναι η πρόβλεψη της πτώχευσης, ο αριθμός αυτός είναι ίσος με τις κατηγορίες ταξινόμησης (πρωχευμένες ή υγιείς)).

Τα νευρωνικά δίκτυα εφαρμόστηκαν για πρώτη φορά ως μοντέλο πρόβλεψης των επιχειρήσεων το 1990 από τους Odom και Sharda. Στην μελέτη τους σύγκριναν τα αποτελέσματα που βρήκαν από την χρήση ενός μοντέλου νευρωνικών δικτύων και των αντίστοιχων με χρήση της διακριτικής ανάλυσης (DA). Κατέληξαν στο συμπέρασμα ότι η χρήση της DA καταλήγει σε πιο χαμηλά ποσοστά επιτυχών ταξινομήσεων τόσο στο δείγμα εκμάθησης όσο για το δείγμα ελέγχου. (**Odom and Sharda , 1990**) Ακόμη στην μελέτη τους οι Zhang, Hu, Patuwo και Indro το 1999, εφάρμοσαν ένα μοντέλο νευρωνικών δικτύων και ένα υπόδειγμα λογιστικής παλινδρόμησης (LOGIT) σε δείγμα 396 βιομηχανικών εταιριών που είχαν πτωχεύσει στις ΗΠΑ το χρονικό διάστημα 1980 – 1991. Το ποσοστό των σωστών ταξινομήσεων με χρήση των νευρωνικών δικτύων ήταν από **77,27%** μέχρι **84,09%**, ενώ το αντίστοιχο ποσοστό με χρήση της λογιστικής παλινδρόμησης ήταν από **75%** μέχρι **81,82%**. (**Zhang et al., 1999**). Επίσης το 2001 ο Atiya σε μελέτη του χρησιμοποίησε κάποιους καινοτόμους δείκτες που είχαν να κάνουν με την χρηματοπιστηριακή τιμή της μετοχής μιας εταιρίας (**όπως η μεταβλητότητα της τιμής,**

το δείκτη τιμή / ταμειακή ροή, τις αλλαγές στη μεταβλητότητα της τιμής κ.τλ.) βασιζόμενος στο ότι η τρέχουσα τιμή της μετοχής αντικατοπτρίζει τα πιθανά χρηματοοικονομικά προβλήματα προτού αυτά φανούν στις οικονομικές καταστάσεις. Ο Atiya μέσω των νευρωνικών δικτύων κατάφερε να πετύχει ποσοστά ταξινόμησης καλύτερα σε σχέση με τις παραδοσιακές στατιστικές τεχνικές. (Atiya, 2001)

Τέλος αναφέρουμε άλλη μια μελέτη των Kotsiantis, Koumanakos Tzelepis Tampakas του 2006, όπου οι εν λόγω ερευνητές εξέτασαν την πρόβλεψη εταιρικής αποτυχίας παράλληλα με την δυνατότητα εντοπισμού των παραπονημένων χρηματοοικονομικών καταστάσεων. Με τη χρησιμοποίηση νευρωνικών δικτύων οδηγήθηκαν στις εκείνες μεταβλητές που παίζουν σημαντικό ρόλο στην πρόβλεψη της πτώχευσης. Οι μεταβλητές αυτές είναι οι εξής:

1) **Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού**
Working capital / Total Assets

2) **Ίδια Κεφάλαια / Απασχολούμενα κεφάλαια**
Equity / Capital Employed

3) **Ποσοστό αύξησης καθαρού εισοδήματος (Growth rate of net income)**

Σύμφωνα με τα συμπεράσματά τους, κατόρθωσαν να προβλέψουν την πτώχευση έως και τρία έτη πριν συμβεί το γεγονός αυτό, σε ποσοστό μεγαλύτερο του 68% και αντίστοιχα για ένα έτος πριν την πτώχευση , σε ποσοστό μεγαλύτερο του 72% (Kotsiantis et al., 2006)

Οι προαναφερθείσες μελέτες ότι τα νευρωνικά δίκτυα πετυχαίνουν αρκετά καλές επιδόσεις ως μοντέλα σε πρόβλημα ταξινόμησης όπως είναι αυτό της πρόβλεψης της πτώχευσης των οικονομικών μονάδων. Όμως τα νευρωνικά δίκτυα ως κατηγορία των ευφυών υποδειγμάτων έχουν κάποια συγκεκριμένα **μειονεκτήματα**:

- δυσκολία στην ερμηνεία των σχέσεων που χαρακτηρίζουν τις παραμέτρους των δικτύων αλλά για και τη συμβολή τους στο παραγόμενο αποτέλεσμα
- δυσκολία ερμηνείας του αποτελέσματος διότι εν είναι προφανείς οι παράγοντες που συντέλεσαν στη πρόβλεψη
- η βασική συνάρτηση αν και προσεγγίζεται, δεν γίνεται γνωστή
- τα νευρωνικά δίκτυα έχουν το πρόβλημα υπερπροσαρμογής πάνω στο δείγμα (αν και χρησιμοποιώντας τα δεδομένα εκμάθησης παράγουν μοντέλα με ακριβείς προβλέψεις, όταν χρησιμοποιούν νέα δεδομένα μειώνεται σημαντικά η ακρίβειά τους
- απαιτούν υψηλής ποιότητας δεδομένα και αυξημένο υπολογιστικό φόρτο στο στάδιο της εκμάθησης.

Παρόλο τα μειονεκτήματά τους τα νευρωνικά δίκτυα έχουν αρκετά **πλεονεκτήματα**:

- δεν απαιτούν την ικανοποίηση αυστηρών υποθέσεων
- ενδείκνυνται για εκτέλεση περίπλοκων υπολογισμών
- δίνουν την δυνατότητα χρησιμοποίησης και ποιοτικών μεταβλητών πέραν των ποσοτικών
- έχουν ευρύ πεδίο εφαρμογών

2.3.2.2 Δέντρα Αποφάσεων ή Δέντρα Ταξινόμησης

Τα υποδείγματα της κατηγορίας αυτής οφείλουν το όνομά τους καθώς η δομή τους παίρνει την μορφή ενός «δέντρου», του οποίου τα κλαδιά διαμορφώνονται κατάλληλα ανάλογα με τις ανεξάρτητες μεταβλητές που έχουν επιλεγεί. Για να διαμορφωθεί ένα τέτοιο δέντρο η διαδικασία, η οποία ακολουθείται είναι από πάνω προς τα κάτω. Έτσι, αρχικά επιλέγονται τα κριτήρια-ανεξάρτητες μεταβλητές σύμφωνα με τις οποίες γίνεται η διάκριση ώστε το τέλος να είναι δυνατή η καλύτερη ταξινόμηση του δείγματος. Η αρχή γίνεται με την πρώτη μεταβλητή όπου δημιουργούνται δύο (ή περισσότερα κλαδιά) με βάση την κριτική τιμή της και η διαδικασία αυτή συνεχίζεται αντίστοιχα και για τις υπόλοιπες μεταβλητές. Όλη αυτή η διαδικασία ονομάζεται αναδρομικός διαμερισμός. Ακολούθως, γίνεται ο διαχωρισμός του δείγματος ακολουθώντας τα κλαδιά μέσα στο δέντρο. (Breiman et al., 1984) Από τους πιο δημοφιλείς αλγόριθμους δέντρων αποφάσεων είναι του Quinlan οι ID3, C4.5, C5 (Quinlan,1986; Quinlan 1993) και του Breiman και υπολοίπων οι CART (Classification and Regression Trees), Best First Decision Tree and AD DecisionTree. (Breiman et al., 1984).

Όσον αφορά το πεδίο της πρόβλεψης της εταιρικής πτώχευσης, το πρώτο δέντρο ταξινόμησης αναπτύχθηκε το 1984 από τον Marais και στη συνέχεια οι (Frydman et al,1985) βελτίωσαν και διεύρυναν τη χρήση των δέντρων ταξινόμησης. Μετέπειτα, υπάρχουν μελέτες που ασχολήθηκαν τόσο με την πρόβλεψη των πτωχεύσεων με χρήση διαφόρων αλγορίθμων δέντρου ταξινόμησης, όπως για παράδειγμα οι (Sung et al.,1999) και οι (Messier & Hansen, 1988) όσο και με σύγκριση διαφόρων υποδειγμάτων εκ των οποίων ήταν και το υπόδειγμα του δέντρου ταξινόμησης ώστε να βρεθεί ποιο υπόδειγμα ήταν πιο αποτελεσματικό (Tam and King, 1992 ; Zhao et al., 2009).

Τα δέντρα ταξινόμησης είναι εύκολα στην εφαρμογή τους. Οι κανόνες που δημιουργούνται σύμφωνα με τους οποίους γίνεται ο διαχωρισμός του δείγματος είναι απόλυτα κατανοητοί από τον άνθρωπο. Από την άλλη πλευρά υπάρχει το εξής αρνητικό στοιχείο των δέντρων ταξινόμησης, το οποίο γενικά υπάρχει στα ευφυή μοντέλα, που είναι ο κίνδυνος υπερπροσαρμογής του μοντέλου στα δεδομένα. Έτσι το δείγμα αδυνατεί να εξάγει σωστή ταξινόμηση για κάποιο διαφορετικό δείγμα εταιριών. Η λύση του προβλήματος αυτού είναι να πάρει κανείς δείγμα με μεγάλο αριθμό παρατηρήσεων. (Kiang, 2003)

2.3.2.3 Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machines)

Ο Vapnik το 1998 εισήγαγε τις μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Η δημιουργία τους γίνεται με συνδυασμό της θεωρίας των νευρωνικών δικτύων και της στατιστικής θεωρίας μάθησης. (Βλαχάβας κ.α. 2011).Ο Vapnik είχε ως σκοπό την δημιουργία

ενός υποδείγματος, που θα συνδύαζε τα θετικά στοιχεία των δύο παραπάνω θεωριών, όπως είναι π.χ. η εύκολη ανάλυση και η μη ύπαρξη περιορισμών. (Min & Lee, 2005)

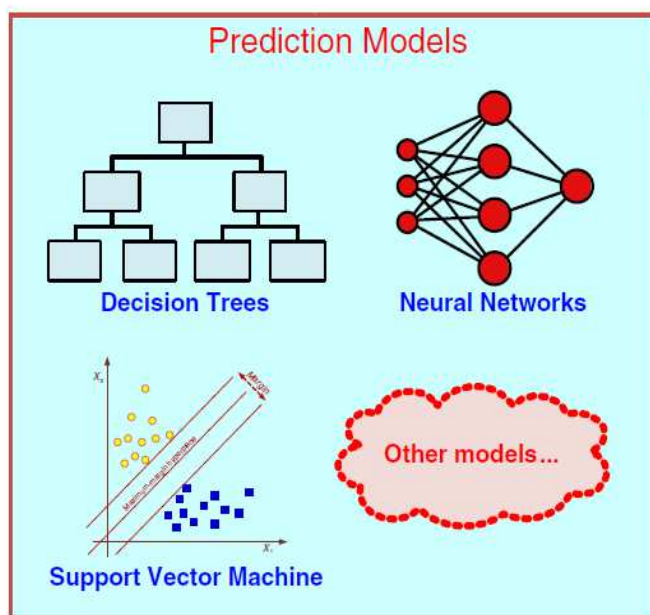
Οι μηχανές Διανύσματος Υποστήριξης, μέσα από τη χρήση ενός ειδικού γραμμικού υποδείγματος, δημιουργούν μία υπερεπιφάνεια ώστε να γίνει ο διαχωρισμός των δεδομένων και ο καθορισμός των όρων μη γραμμικών τάξεων. (Min&Lee, 2005). Θα πρέπει να επισημανθεί ότι η υπερεπιφάνεια δεν υποχρεούται να είναι γραμμική, ενώ επιλέγεται μέσα από ένα μεγάλο εύρος, εκείνη η υπερεπιφάνεια που μεγιστοποιεί την απόσταση μεταξύ των δύο ομάδων. Οι βασικές έννοιες που αφορούν αυτή την κατηγορία υποδειγμάτων είναι : α) η συνάρτηση πυρήνα (Kemel function), β) το Διάνυσμα Υποστήριξης (Support vector). Η συνάρτηση πυρήνα βοηθά στον μετασχηματισμό του χώρου έτσι ώστε να εντοπιστεί η βέλτιστη υπερεπιφάνεια, η οποία διαχωρίζει το χώρο με τα λιγότερα δυνατά λάθη και μεγιστοποιεί την απόσταση ανάμεσα στις δύο ομάδες που διαμορφώνονται. Η πιο διαδεδομένη συνάρτηση πυρήνα που χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη της πτώχευσης εταιριών μέσω Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης είναι αυτή της ακτινωτής βάσης (radial basis function). Τα διανύσματα υποστήριξης ορίζονται ως παρατηρήσεις ή τα σημεία που βρίσκονται πιο κοντά στη διαμορφωμένη υπερεπιφάνεια.

Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης χρησιμοποιούνται ως υποδείγματα για την πρόβλεψη πτώχευσης των επιχειρήσεων εδώ και μία δεκαετία. Αν και στην αρχή χρησιμοποιήθηκαν μεμονωμένα οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης, στη

συνέχεια τα αποτελέσματά τους συγκρίθηκαν με τα αποτελέσματα από άλλα ευφυή υποδείγματα και από διάφορα στατιστικά υποδείγματα και βρέθηκε ότι οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης υπερτερούν των αντίστοιχων υποδειγμάτων. Κύρια σημεία της υπεροχής αυτής ήταν τόσο οι περιορισμοί που έθεταν τα στατιστικά υποδείγματα, όσο και οι δυσκολίες των ευφυών μοντέλων (κυρίως νευρωνικών δικτύων) όπως για παράδειγμα στην επιλογή κατάλληλης δομής. (Min & Lee, 2005) Προηγουμένως αναφέραμε, ότι ένα θετικό στοιχείο των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης σε σχέση με τα νευρωνικά δίκτυα είναι η μη ύπαρξη δυσκολίας στην επιλογή της πιο κατάλληλης δομής που πρέπει να εφαρμοστεί ανάλογα με τα δεδομένα μας, κάτι που συμβαίνει στα νευρωνικά δίκτυα. Ακόμη ένα θετικό στοιχείο των Μηχανών είναι ότι έχουν την ικανότητα να αποδώσουν περισσότερο σε περιπτώσεις που τα δεδομένα του δείγματος έχουν μεγάλη διασπορά, με κατάλληλο μετασχηματισμό των δεδομένων ώστε να διαμορφωθεί μία πιο σύνθετη επιφάνεια (Βλαχάβας κ.α., 2011), ενώ αποφεύγεται η υπερπροσαρμογή στα υπάρχοντα δεδομένα. Επίσης, εφαρμόζουν την αρχή της δομικής ελαχιστοποίησης κινδύνου για να δημιουργήσουν μια βέλτιστη υπερεπιφάνεια διαχωρισμού μέσα από τον προσδιορισμό ενός βέλτιστου σφάλματος γενίκευσης και αντίστοιχης διόρθωσης του σφάλματος εκπαίδευσης. (Min et al., 2006)

Παρακάτω παρουσιάζεται ένα σχήμα που δείχνει την δομή μερικών ευφυών υποδειγμάτων (Δέντρα Αποφάσεων, Νευρωνικά Δίκτυα, Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης).

Σχήμα 2.2 :Δομή μερικών Ευφυών Υποδειγμάτων



ΠΗΓΗ (Olson et al., 2012)

2.4 Μέθοδοι Από Την Επιχειρησιακή Έρευνα

2.4.1 Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων (Decision Support Systems- DSS)

Η Πολυκριτήρια Υποστήριξη Αποφάσεων είναι ένας κλάδος της επιχειρησιακής έρευνας ως αποτέλεσμα της σύνθεσης όλων των παραμέτρων ενός προβλήματος. Με την παρούσα ανάλυση αυτή πραγματοποιείται η λήψη «ικανοποιητικών» αποφάσεων, σε σχέση με προηγούμενες αναλύσεις οι οποίες κατάληγαν σε «βέλτιστες» αποφάσεις. Από τις πιο σημαντικές προσεγγίσεις που έχουν εφαρμοστεί για τη λύση χρηματοοικονομικών προβλημάτων ταξινόμησης (πρόβλεψη πτώχευσης) είναι τα συστήματα υποστήριξης αποφάσεων (Decision Support Systems- DSS) αλλά και τα πολυκριτήρια συστήματα υποστήριξης αποφάσεων (multicriteria decision analysis).

Ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων (DSS) είναι ένα πληροφοριακό σύστημα το οποίο υποστηρίζει τη διαδικασία λήψης αποφάσεων σε ημί- δομημένα ή δομημένα προβλήματα απόφασης με πολλαπλά κριτήρια, δίνοντας πρόσβαση σε βάσεις δεδομένων, σε μοντέλα και τεχνικές ανάλυσης. Εκείνο που κάνει ιδιαίτερα τα DSS είναι ότι συνδυάζουν στη δομή τους τεχνικές από το χώρο της πολυκριτήριας ανάλυσης αποφάσεων οι οποίες αξιοποιούν τόσο ποσοτικά όσο και ποιοτικά δεδομένα, προσεγγίζουν πιο ρεαλιστικά τα πολύπλοκα προβλήματα λήψης αποφάσεων και οδηγούν στην ανάπτυξη αξιόπιστων εφαρμογών εκτίμησης του κινδύνου πρόβλεψης.

Βάσει των πλεονεκτημάτων της Πολυκριτήριας Ανάλυσης Αποφάσεων έχουν δημιουργηθεί ικανά και αξιόπιστα υποδείγματα και εφαρμογές για την εκτίμηση του κινδύνου της εταιρικής αποτυχίας. Αρκετοί είναι οι μελετητές που σε εργασίες τους εφάρμοσαν υποδείγματα για την εκτίμηση της εταιρικής πτώχευσης βάσει της πολυκριτήριας μεθοδολογίας ([Dimitras, Zopounodis and Hurson ,1995](#); [Zopounodis and Dimitras,1998](#); [Zopounodis and Doumpou, 1999 κ.ά.](#)) Μερικά από τα συστήματα που έχουν εφαρμοστεί επιτυχώς στο χώρο της πρόβλεψης της πτώχευσης είναι τα **Electre, Fineva, Finclas**. ([Dimitras et al., 1996](#))

2.4.2 Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (Data Envelopment Analysis – DEA)

Η Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (DEA) αποτελεί μια μέθοδο από το χώρο της επιχειρησιακής έρευνας και ειδικότερα είναι μια περίπτωση του Γραμμικού Προγραμματισμού. Το υπόδειγμα αυτό προτάθηκε το 1978 από τον Charnes όπου στην μελέτη του χρησιμοποίησε αρχικά ως μέσο μέτρησης της απόδοσης και της παραγωγής μιας εταιρίας και μετέπειτα χρησιμοποιήθηκε ως εργαλείο για την πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας. Πρόκειται για μια μέθοδο που είναι μη παραμετρική και όπου αρχικός σκοπός της είναι ο προσδιορισμός της αποδοτικότητας για μια μονάδα απόφασης (decision making unit – DMU). Το αποτέλεσμα της αποδοτικότητας για αυτή την μονάδα απόφασης είναι ένα πηλίκιο που ορίζεται **ως το σύνολο των σταθμισμένων εκροών προς το σύνολο των σταθμισμένων εισροών**.

Τύπος αποδοτικότητας για μια DMU_j: **Αποδοτικότητα** = $\frac{\text{εκροή}_j}{\text{εισροή}_j}$ ([Charnes et al., 1978](#))

Με τη χρήση του γραμμικού προγραμματισμού οριοθετείτε το αποτέλεσμα και δημιουργείται ένα αποτελεσματικό σύνολο αποδοτικότητας (σε περίπτωση μέτρησης της απόδοσης) ή σε ένα σύνολο πτώχευσης (σε περίπτωση πρόβλεψης της πτώχευσης). Η χρησιμοποίηση της Περιβάλλουσας Ανάλυσης Δεδομένων παρουσιάζει τα εξής θετικά στοιχεία:

1. αποτελεί μια εύκολη και γρήγορη μέθοδος εύρεσης αποτελέσματος διότι είναι μη παραμετρική.
2. δεν απαιτεί υποθέσεις όπως αλλά στατιστικά υποδείγματα όσον αφορά στην κατανομή των δεδομένων και της μήτρας διακύμανσης και συνδιακύμανσης.
3. δεν χρειάζεται η ύπαρξη μεγάλου μεγέθους δείγματος για την αξιολόγηση της πτώχευσης.
4. δίνει την δυνατότητα στις εταιρίες που βρίσκονται εκτός του αποτελεσματικού συνόρου να προσδιορίσουν εκείνες τις απαραίτητες ενέργειες που θα πρέπει να εφαρμόσουν ώστε να βρεθούν, να αποφύγουν ή να πλησιάσουν στο αποτελεσματικό σύνολο – σύνολο πτώχευσης. ([Premachandra et al., 2009](#))

Στην αρχή όπως αναφέραμε και προηγούμενος η Περιβάλλουσας Ανάλυση Δεδομένων δεν χρησιμοποιήθηκε για να ταξινομήσει τις εταιρίες σε πτωχευμένες και υγιείς, αλλά κυρίως για τον προσδιορισμό της αποδοτικότητας των επιχειρήσεων. Πρόσφατα, οι Troutt (1996) και Seiford (1998) έδειξαν ότι το μοντέλο DEA μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση, ο (Pendharkar,2002) έδειξε πώς να χρησιμοποιηθεί η διαδικασία της ανάλυσης ευαισθησίας στο μοντέλο DEA για την επίλυση της αντίστροφης κατάταξης στις προβλέψεις της πτώχευσης. Σε μελέτη τους οι Cielen, Peeters και Vanhoof το 2004 σύγκριναν την ικανότητα πρόβλεψης της πτώχευσης ενός γραμμικού μοντέλου προγραμματισμού, της DEA μεθόδου και ενός μοντέλου δέντρων ταξινόμησης το (C5.0) σε ένα δείγμα που απαρτίζονταν από 276 υγιείς και 90 πτωχευμένες του Βελγίου την περίοδο 1994- 1996. Συγκρίνοντας τις αποδόσεις των μοντέλων αυτών κατέληξαν ότι το μοντέλο της DEA υπερτερεί συνολικά των υπολοίπων δυο μοντέλων στην ταξινόμηση της πτώχευσης. (Cielen et al., 2004) Αντίστοιχα σε ερευνα του ο Premachandra το 2009 χρησιμοποίησε την Περιβάλλουσας Ανάλυσης Δεδομένων θεωρώντας την ως ένα γρήγορο και εύκολο εργαλείο για την αξιολόγηση της εταιρικής αποτυχίας. Με χρήση ενός προσφάτου δείγματος από μεγάλες εταιρίες των ΗΠΑ που χρεοκόπησαν την περίοδο 1991- 2004 εξέτασε την ικανότητα της DEA στην πρόγνωση της πτώχευσης των επιχειρήσεων συγκρίνοντας την με την λογιστική παλινδρόμηση (LR). Το συμπέρασμα στο οποίο συνέκλινε είναι ότι η DEA είναι καλύτερη της (LR) όσον αφορά τις επιδόσεις τους στην πρόβλεψη της εταιρικής πτώχευσης. (Premachandra et al.,2009)

Τέλος αναφέρουμε την προσπάθεια βελτίωσης της μεθόδου DEA με συνδυασμό αυτής με την διακριτική ανάλυση (DA). Σε εργασία του ο Sueyoshi το 2006 χρησιμοποιεί ένα υβριδικό μοντέλο, το λεγόμενο και DEA-DA μοντέλο, για τη κατηγοριοποίηση των πτωχευμένων και μη επιχειρήσεων. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα των ποσοστών σωστούς και λάθους ταξινόμησης, το νέο αυτό υβριδικό υπόδειγμα είναι καλύτερο σε σύγκριση με αλλά υποδείγματα από το χώρο περιβάλλουσας ανάλυσης δεδομένων και προτείνεται η χρήση αυτού. (Sueyoshi,2006)

ΠΙΝΑΚΑΣ 2.2: ΝΕΟΤΕΡΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ ΠΡΟΒΛΕΨΗΣ ΤΗΣ ΕΤΑΙΡΙΚΗΣ ΑΠΟΤΥΧΙΑΣ

ΜΟΝΤΕΛΑ ΚΙΝΔΥΝΟΥ	Μοντέλο Shumway
ΕΥΦΥΗ ΥΠΟΔΕΙΓΜΑΤΑ	Νευρωνικά Δίκτυα
	Δέντρα Αποφάσεων (ID3, C4.5, C5, CART)
	Ασαφή Σύνολα
	Υποδείγματα Προσεγγιστικών Συνόλων
	Υποδείγματα Συλλογιστικής Περιπτώσεων
ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΠΟ ΤΗΝ ΕΠΙΧΕΙΡΗΣΙΑΚΗ ΕΡΕΥΝΑ	Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης(SVM)
	Συστήματα Υποστήριξης Αποφάσεων(DSS) (ELECTRE,FINEVA,FINCLAS)
	Περιβάλλουσα Ανάλυση Δεδομένων (DEA)

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3 ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ

3.1 Εισαγωγή

Η έννοια της πτώχευσης ή εταιρικής αποτυχίας είναι το αποτέλεσμα κατάληξης μιας συνεχούς χειροτέρευσης της οικονομικής θέσης μιας οικονομικής μονάδας. Για την ακρίβεια η πτώχευση επέρχεται κατά το τελικό στάδιο όπου δεν υπάρχει δυνατότητα οικονομικής επιβίωσης. Έτσι μια εταιρία αντιμετωπίζει σοβαρές οικονομικές δυσχέρειες για αρκετό χρονικό διάστημα πριν αυτή πτωχεύσει. Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η εφαρμογή των υποδειγμάτων της λογιστικής παλινδρόμησης και των νευρωνικών δικτύων σε πραγματικά δεδομένα από εταιρίες που είναι εισηγμένες στο χρηματιστήριο της Νέας Υόρκης και συγκεκριμένα του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500 την περίοδο 2009-2013, ώστε να διαπιστώσουμε την ικανότητα τους στην πρόβλεψη της μελλοντικής κατάστασης των εταιριών αυτών. Πιο ειδικά ο στόχος της χρήσης των υποδειγμάτων αυτών είναι η όσον το δυνατόν πιο ορθή ταξινόμηση των εταιριών σε πτωχευμένες και υγιείς. Παρακάτω περιγράφουμε την συγκέντρωση του δείγματος, τους αριθμοδείκτες που χρησιμοποιήθηκαν ως ανεξάρτητες μεταβλητές στα παραπάνω υποδείγματα, την δομή και τα αποτελέσματα των υποδειγμάτων αυτών.

3.2 Συλλογή και Ομαδοποίηση του Δείγματος

Η επιλογή και συγκέντρωση του δείγματος είναι ένα από τα πιο σημαντικά και επίπονα σημεία κατά την διαδικασία πραγματοποίησης μιας οποιαδήποτε έρευνας. Το δείγμα αποτελεί βασικό συστατικό στην έρευνα του κάθε επιστήμονα για την εξαγωγή των τελικών αποτελεσμάτων. Ένας λάθος προσδιορισμός του δείγματος μπορεί να προκαλέσει σημαντικές αλλοιώσεις στο τελικό αποτέλεσμα και να τεθεί η όλη προσπάθεια υπό αμφισβήτηση. Αρκετοί είναι οι τρόποι και οι τεχνικές που έχουν χρησιμοποιηθεί ώστε να συγκεντρωθεί ο απαιτούμενος αριθμός δεδομένων για να εξαχθούν ασφαλή συμπεράσματα.

Στην παρούσα εργασία όπως και σε άλλες που σχετίζονται με την πρόβλεψη της πτώχευσης των εταιριών το δείγμα που συλλέγεται χωρίζεται σε δυο ομάδες. Η πρώτη ομάδα αποτελείται από **πτωχευμένες** εταιρίες και η δεύτερη ομάδα από **υγιείς** εταιρίες. Η συλλογή όλων των δεδομένων του δείγματος έγινε από την βάση δεδομένων της COMPUSTAT, που περιλαμβάνει τις ετήσιες χρηματοοικονομικές καταστάσεις των εταιριών του δείκτη S&P 500 του χρηματιστηρίου της Ν. Υόρκης και αφορούσε το χρονικό διάστημα 2006-2013, ένα διάστημα όπου κυριάρχησε και άφησε τα σημάδια της η οικονομική κρίση που έπληξε τις ΗΠΑ. Μέσα στο διάστημα αυτό υπάρχουν επιχειρήσεις που έχουν πτωχεύσει (όπως αυτό ορίζεται στη βάση δεδομένων της COMPUSTAT) και επιχειρήσεις που συνεχίζουν κανονικά τις επιχειρησιακές τους δραστηριότητες. Συγκεκριμένα το δείγμα περιλαμβάνει εταιρίες που έχουν πτωχεύσει κατά τη περίοδο 2009-2013 και αντίστοιχα υγιείς εταιρίες της περιόδου αυτής. Από το δείγμα αποκλείστηκαν επιχειρήσεις που άνηκαν στον χρηματοπιστωτικό τομέα εξαιτίας της φύσης τους και των διαφορών τους με τους υπόλοιπους κλάδους.

3.2.1 Ομάδα πτωχευμένων

Η ομάδα αυτή περιλαμβάνει όπως αναφέραμε και προηγουμένως όσες εταιρίες του δείκτη S&P 500 έχουν πτωχεύσει το χρονικό διάστημα 2009-2013 σύμφωνα με τον τρόπο με τον οποίο οριοθετεί τις πτωχευμένες εταιρίες η COMPUSTAT. Το μέγεθος της ομάδας αυτής αποτελείται **107** εταιρίες, οι οποίες είχαν οικονομικά στοιχεία διαθέσιμα για μια πενταετία πριν την πτώχευση και με τελευταίες δημοσιευμένες οικονομικές καταστάσεις ένα έτος πριν την πτώχευση. Στον παραπάνω αριθμό καταλήξαμε αφού αφαιρέθηκαν από την ομάδα εταιρίες από τις οποίες προέκυπταν από την χρήση των οικονομικών τους στοιχείων απροσδιόριστοι χρηματοοικονομικοί αριθμοδείκτες. Έτσι ορίζουμε σαν «έτος 0» το έτος που πραγματοποιήθηκε το γεγονός της πτώχευσης και ακολούθως «έτος 1» το τελευταίο έτος πριν την πτώχευσης και ομοίως τα υπόλοιπα 4 έτη πριν την πτώχευση. Ακολουθεί συγκεντρωτικός πίνακας που περιλαμβάνει εισηγμένες εταιρίες του δείκτη S&P 500 του χρηματιστηρίου της Ν.Υόρκης που πτωχεύσαν καθώς και

τον χρόνο πτώχευσης τους (σύμφωνα με την Compustat) και ένα διάγραμμα που παρουσιάζει την κατανομή των πτωχευμένων εταιριών το διάστημα 2009-2013.

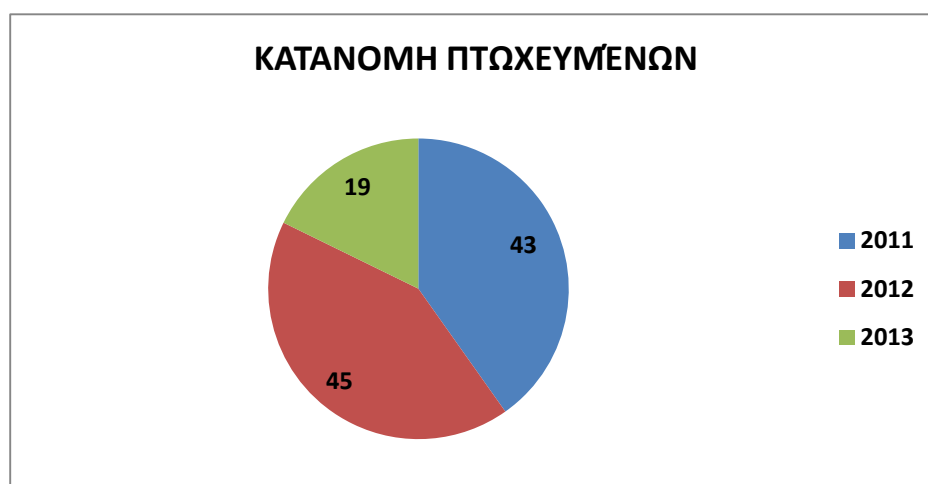
ΠΙΝΑΚΑΣ 3.1 : ΟΜΑΔΑ ΠΤΩΧΥΜΕΝΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ

ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ (107)	ΧΡΟΝΟΣ ΠΤΩΧΕΥΣΗΣ
ABOVENET INC	Jul12
ALLEGHENY ENERGY INC	Feb11
ALLIS-CHALMERS ENERGY INC	Feb11
AMERICAN MEDICAL SYSTMS HLDS	Jun11
ANKS.COM INC	Jul12
APAC CUSTOMER SERVICES INC	Oct11
ARBIN ELECTRIC INC	Nov11
ARDIOGENESIS CORP	May11
ASSISTED LIVING CONCEPTS INC	Jul13
AUTOINFO INC	Apr13
BECKMAN COULTER INC	Jun11
BLACKBOARD INC	Oct11
BRIGHTPOINT INC	Oct12
BRONCO DRILLING CO	Jun11
BUCYRUS INTERNATIONAL INC	Jul11
CA WASTE CORP	Mar12
CAGEN INC	Oct11
CALIPER LIFE SCIENCES INC	Nov11
CENTRAL VERMONT PUB SERV	Jun12
CEPHALON INC	Oct11
CERADYNE INC	Nov12
CG HOLDING CORP	Apr11
CH ENERGY GROUP INC	Jun13
CKX INC	Jun11
COMVERGE INC	May12
CONCEPTUS INC	Jun13
DAC TECHNOLOGIES CORP	May13
DDI CORP	Jun12
DRUGSTORE.COM INC	Jun11
EL PASO CORP	May12
ENERGYSOLUTIONS INC	May13
FISHER COMMUNICATIONS INC	Aug13
FRONTIER OIL CORP	Jul11
FROZEN FOOD EXPRESS INDS	Aug13
FUSHI COPPERWELD INC	Dec12
GARDNER DENVER INC	Jul13

GENON ENERGY INC	Dec12
GOODRICH CORP	Jul12
GREAT WOLF RESORTS INC	May12
GSI COMMERCE INC	Jun11
HINA SECURITY & SURV TECH	Sep11
HINA TRANSINFO TECHNOLOGY	Nov12
HONGPIN INC	Jun13
HUGHES COMMUNICATIONS INC	Jun11
HYPERCOM CORP	Aug11
HYSICIANS FORMULA HOLDINGS	Dec12
ICROMET INC	Mar12
INSPIRE PHARMACEUTICALS INC	May11
INTERNATIONAL COAL GROUP INC	Jun11
IRIS INTERNATIONAL INC	Nov12
KEYSTONE CONS INDUSTRIES INC	Jul13
KINETIC CONCEPTS INC	Nov11
L-1 IDENTITY SOLUTIONS INC	Jul11
LADISH CO INC	May11
LANDERS CORP	May12
LINCARE HOLDINGS INC	Aug12
LUBRIZOL CORP	Sep11
LUEFLY INC	May13
LUFKIN INDUSTRIES INC	Jul13
M & F WORLDWIDE CORP	Dec11
MASSEY ENERGY CO	Jun11
MCMORAN EXPLORATION CO	Jun13
MEDCO HEALTH SOLUTIONS INC	Apr12
MEDICIS PHARMACEUT CP	Dec12
MEDTOX SCIENTIFIC INC	Aug12
MERGENT GROUP INC	Apr11
NALCO HOLDING CO	Dec11
NESS TECHNOLOGIES INC	Oct11
NOVELLUS SYSTEMS INC	Jun12
NSTAR	Apr12
NTEGRAMED AMERICA INC	Sep12
NTORIAN TECHNOLOGIES INC	Nov12
O'CHARLEY'S INC	May12
OLFSMITH INTL HOLDINGS INC	Jul12
OPANO ENERGY LLC	May13
OUTHWALL TECHNOLOGIES	Nov11
OVAMED INC	May11
P F CHANGS CHINA BISTRO INC	Jul12
PAR PHARMACEUTICAL COS INC	Oct12

PTHALMIC IMAGING SYS INC	Aug11
PLAINS EXPLORATION & PROD CO	May13
POWER-ONE INC	Jul13
PRESSTEK INC	Nov12
QUEST SOFTWARE INC	Oct12
RADIANT SYSTEMS INC	Aug11
RAE SYSTEMS INC	Jun11
RAMTRON INTERNATIONAL CORP	Nov12
RC2 CORP	Apr11
REAMS INC	Jun12
REHABCARE GROUP INC	Jun11
RTHOVITA INC	Jun11
SFN GROUP INC	Sep11
SONOSITE INC	Mar12
SOUTHERN UNION CO	Mar12
SUNOCO INC	Oct12
SUREWEST COMMUNICATIONS	Jul12
TALEO CORP	Apr12
TASTY BAKING CO	May11
THOMAS & BETTS CORP	May12
TIMBERLAND CO	Sep11
TSI CORP	Jun12
UNION DRILLING INC	Nov12
VIRGIN MEDIA INC	Jun13
WANK INC	May12
WEBSense INC	Jun13
WORLD HEART CORP	Aug12
X-RITE INC	May12

Σχήμα 3.1: Κατανομή Πτωχεύσεων το διάστημα 2009-2013



Παρατηρούμε από το διάγραμμα ότι στο χρονικό διάστημα 2009-2013 μόνο τις χρονιές 2011,2012 και 2013 έχουμε πτωχεύσεις εταιριών.

3.2.2 Ομάδα μη πτωχευμένων - υγιών εταιριών

Στην ομάδα αυτή ανήκουν υγιείς ή καλύτερα μη πτωχευμένες εταιρίες που είναι εισηγμένες στο χρηματιστήριο της Ν.Υόρκης και συγκεκριμένα στον δείκτη S&P 500 το χρονικό διάστημα 2009-2013. Η οριοθέτηση για το ποια εταιρία είναι μη πτωχευμένη έγινε σύμφωνα με την βάση δεδομένων Compustat. Η ομάδα αυτή αποτελείται από **107** μη πτωχευμένες εταιρίες. Ο αριθμός αυτός προκύπτει με την αντιστοίχιση για κάθε μια πτωχευμένη, με μια μη πτωχευμένη επιχείρηση. Το κριτήριο με το οποίο έγινε η αντιστοίχιση ήταν το μέγεθος των επιχειρήσεων όπως αυτό μετράται από το σύνολο του Ενεργητικού τους. Για την ακρίβεια αντιστοιχήσαμε σε κάθε πτωχευμένη μια μη πτωχευμένη σύμφωνα με το μέγεθος του Ενεργητικού που είχε η πτωχευμένη εταιρία το τελευταίο έτος πριν την πτώχευσή της. Ακολουθεί πινάκας με τις αντίστοιχες υγιείς εταιρίες τη περίοδο 2009-2013.

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.2 : ΟΜΑΔΑ ΜΗ ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΩΝ ΕΤΑΙΡΙΩΝ

ΜΗ ΠΤΩΧΕΥΜΕΝΕΣ ΕΤΑΙΡΙΕΣ (107)
AMPSHIRE GROUP LTD
BOEING CO
CALLAWAY GOLF CO
CARTER'S INC
CHENIERE ENERGY INC
COEUR MINING INC
COM GROUP INC
COMFORT SYSTEMS USA INC
COMMERCIAL VEHICLE GROUP INC
COMMUNITY HEALTH SYSTEMS INC
COMSTOCK RESOURCES INC
CP MIDSTREAM PARTNERS LP
DANAHER CORP
DEALERTRACK TECHNOLOGIES INC
DOMINION RESOURCES INC
DOVER CORP
DRIL-QUIP INC
DYNAMIC MATERIALS CORP
DYSSEY MARINE EXPLORATION
EDISON INTERNATIONAL
EMAGIN CORP

EMCOR GROUP INC
EMISPHERE TECHNOLOGIES INC
EMPIRE DISTRICT ELECTRIC CO
EMPIRE RESOURCES INC
ENAXIS INC
ENDO INTERNATIONAL PLC
ENERGEN CORP
ENTERPRISE PRODS PRTNRS
EVANS & SUTHERLAND CMP CORP
EXAS VANGUARD OIL CO
EXCOM INC
EXTERRAN HOLDINGS INC
FARO TECHNOLOGIES INC
FIRST CASH FINANCIAL SVCS
FISERV INC
FLOTEK INDUSTRIES INC
FLOWERS FOODS INC
FMC TECHNOLOGIES INC
FORD MOTOR CO
FOSTER (LB) CO
GATX CORP
GC INDUSTRIES INC
GENERAL ELECTRIC CO
GENESEE & WYOMING INC
GRACO INC
HOLLYFRONTIER CORP
HURON CONSULTING GROUP INC
IDEPOINT CORP
IGHTING SCIENCE GROUP CORP
INNOSPEC INC
INTERMUNE INC
IOLARGO INC
IOLIFE SOLUTIONS INC
IRTRAN CORP
ITT EDUCATIONAL SERVICES INC
JAMES RIVER COAL CO
JOURNAL COMMUNICATIONS INC
KADANT INC
KELLOGG CO
KELLY SERVICES INC
KFORCE INC
KID BRANDS INC
LIBBEY INC
LINCOLN ELECTRIC HLDGS INC
LIVE MICROSYSTEMS INC

LOBAL PARTNERS LP
LORAL SPACE & COMMUNICATIONS
LOUISIANA-PACIFIC CORP
MADDEN STEVEN LTD
MCGRAW HILL FINANCIAL
MEDNAX INC
MERITAGE HOMES CORP
MOODY'S CORP
NATIONAL OILWELL VARCO INC
NATUS MEDICAL INC
NERGETICS INC
NERGY FOCUS INC
NEW CONCEPT ENERGY INC
NRG ENERGY INC
NTERLEUKIN GENETICS INC
NTERNATIONAL ISOTOPES INC
NTERNATIONAL MONETARY SYS
OPE RESOURCES/DE -LP
ORTHWEST BIOTHERAPEUTICS
OVER SADDLERY INC
PACIFIC ETHANOL INC
PACKAGING CORP OF AMERICA
PAPA JOHNS INTERNATIONAL INC
PI AEROSTRUCTURES INC
RADIOSHACK CORP
RTI SURGICAL INC
SCALERA RESOURCES CO
SCOTT'S LIQUID GOLD
SEQUENOM INC
SERVOTRONICS INC
SHENANDOAH TELECOMMUN CO
SHERWIN-WILLIAMS CO
SKECHERS U S A INC
STEMCELLS INC
SUPERIOR UNIFORM GROUP INC
TELEDYNE TECHNOLOGIES INC
TENGASCO INC
TETRA TECHNOLOGIES INC/DE
TLAS ENERGY LP
TRANSWITCH CORP
TU INTERNATIONAL INC

3.2.3 Τελικό δείγμα

Το τελικό δείγμα λοιπόν αποτελείται από **214** επιχειρήσεις (**107 πτωχευμένες και 107 μη πτωχευμένες**) του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500 την περίοδο **2009-2013**. Για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας και για τις μεθόδους πρόβλεψης της εταιρικής πτώχευσης που θα χρησιμοποιήσουμε (νευρωνικά δίκτυα και λογιστική παλινδρόμηση), θα διαιρέσουμε το τελικό δείγμα σε **δείγμα εκμάθησης** (training set) ή (in-sample set) και σε **δείγμα ελέγχου** (test set) ή (out-of-sample set). Το δείγμα εκμάθησης αποτελείται **150** επιχειρήσεις (**81 πτωχευμένες και 69 μη πτωχευμένες**) και το δείγμα ελέγχου αποτελείται από **64** επιχειρήσεις (**26 πτωχευμένες και 38 μη πτωχευμένες**).

3.3 Αριθμοδείκτες

Ένα από τα βασικά στάδια κατά την διαμόρφωση ενός υποδείγματος είναι η επιλογή των κατάλληλων ανεξάρτητων μεταβλητών οι οποίες θα προσδιορίσουν το τελικό αποτέλεσμα της εξαρτημένης μεταβλητής και εν συνεχεία την απόδοση του ίδιου του υποδείγματος. Στο πεδίο της πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας τον ρόλο των ανεξάρτητων μεταβλητών διαδραματίζουν οι χρηματοοικονομικοί δείκτες (αριθμοδείκτες) που περιγράφουν τα απαραίτητα για μια μελέτη ποσοτικά δεδομένα. και αποτελούν σημαντική βοήθεια για τον αναλυτή για την αποτελεσματική ερμηνεία των οικονομικών καταστάσεων των επιχειρήσεων. *«Αριθμοδείκτης είναι η σχέση μεταξύ δύο ή περισσότερων στοιχείων των οικονομικών καταστάσεων».* (Λαζαρίδης Γ.Τ. και Παπαδόπουλος Δ.Α. 2005). Μέσα από τον υπολογισμό των αριθμοδεικτών ο αναλυτής μπορεί να κάνει εκτίμηση της βιωσιμότητας μιας εταιρίας, να προβλέψει ποσό πιθανή είναι η εμφάνιση οικονομικής ασφυξίας (Financial Distress) ή πτώχευσης (Bankruptcy), να εκτιμήσει την άξια της εξεταζόμενης επιχείρησης κ.ά.

Βέβαια κατά των σχηματισμό των αριθμοδεικτών θα πρέπει να υπάρχει μια λογική σχέση ανάμεσα σε αριθμητή και παρανομαστή. Σύμφωνα με την βιβλιογραφία προτείνονται τρία είδη λογικών σχέσεων.

- 1) τα μεγέθη από τα οποία σχηματίζονται οι αριθμοδείκτες πρέπει να είναι συγκρίσιμα (αν από τη συσχέτισή τους προκύπτει οικονομική σχέση)
- 2) οι αριθμοδείκτες θα πρέπει να σχηματίζονται από μεγέθη που βασίζονται σε κοινές αξίες.
- 3) οι αριθμοδείκτες θα πρέπει να σχηματίζονται από μεγέθη που βρίσκονται σε συνάρτηση μεταξύ τους.

(Λαζαρίδης Γ.Τ. και Παπαδόπουλος Δ.Α. 2005)

Οι αριθμοδείκτες μπορούν να τοποθετηθούν σύμφωνα με τη βιβλιογραφία στις ακόλουθες κατηγορίες:

A) Αριθμοδείκτες Ρευστότητας (Liquidity Ratios). Χρησιμοποιούνται ώστε να προσδιοριστεί η ικανότητα μιας επιχείρησης να ανταποκριθεί στις βραχυπρόθεσμες υποχρεώσεις της και γενικά για τον προσδιορισμό της βραχυχρόνιας οικονομικής θέσης της εταιρίας.

B) Αριθμοδείκτες δραστηριότητας ή Κυκλοφοριακής ταχύτητας (Activity ratios). Χρησιμοποιούνται ώστε να προσδιοριστεί ο βαθμός αποτελεσματικής χρησιμοποίησης ή μη των περιουσιακών στοιχείων της επιχείρησης.

Γ) Αριθμοδείκτες Αποδοτικότητας (Profitability Ratios). Οι αριθμοδείκτες αυτοί μετρούν τον βαθμό επιτυχίας ή αποτυχίας της διοίκησης της εταιρίας στη δημιουργία ικανών ποσοστών απόδοσης

Δ) Αριθμοδείκτες Δανειακής Επιβάρυνσης (Leverage Ratios). Οι αριθμοδείκτες εκτιμούν τον βαθμό στον οποίο η χρηματοδότηση της εταιρίας έχει γίνει με δανεισμό και επίσης την ικανότητά της να ανταποκριθεί στις μακροχρόνιες και βραχυχρόνιες υποχρεώσεις της.

Υπάρχουν οι εξής τρόποι επιλογής των κατάλληλων αριθμοδεικτών. Ο ένας είναι η επιλογή αριθμοδεικτών που έχουν χρησιμοποιηθεί σε παλιότερα υποδείγματα και ο άλλος τρόπος είναι η επιλογή συγκεκριμένων αριθμοδεικτών μέσα από το γενικό σύνολο των αριθμοδεικτών που υπάρχουν σύμφωνα με τη βιβλιογραφία. Για τους σκοπούς της παρούσας εργασίας πήραμε μια ομάδα αριθμοδεικτών εκ των οποίων κάποιои έχουν χρησιμοποιηθεί κατά καιρούς σε εργασίες του (Altman 1968), (Cielen et al. 2004), (Premachandra et al., 2009), (Premachandra et al., 2011) κτλ. Η ομάδα αυτή αποτελείται από τους εξής 9 αριθμοδείκτες:

X1 : Συνολικές Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού (Total debt / Total Assets)

X2 : Βραχυπρόθεσμες Υποχρεώσεις / Σύνολο Ενεργητικού (Current liabilities / Total Assets)

X3 : Ταμειακές Ροές / Σύνολο Ενεργητικού (Cash Flow / Total Assets)

X4 : Καθαρά Κέρδη (Ζημίες) / Σύνολο Ενεργητικού (Net Income / Total Assets)

X5 : Κεφάλαιο Κίνησης / Σύνολο Ενεργητικού (Working Capital / Total Assets)

X6 : Κυκλοφορούν Ενεργητικό / Σύνολο Ενεργητικού (Current Assets / Total Assets)

X7 : Κέρδη (Ζημίες) προ Τόκων και Φόρων / Σύνολο Ενεργητικού (Earnings before Interest and Taxes / Total Assets)

X8 : Κέρδη (Ζημίες) προ Τόκων και Φόρων / Χρεωστικοί Τόκοι (Earnings before Interest and Taxes / Interest Expense)

X9 : Αγοραία Αξία Ιδίων Κεφαλαίων / Λογιστική Αξία Ιδίων Κεφαλαίων (Market Value of Equity / Book Value of Common Equity)

3.4 Επιλογή των υποδειγμάτων πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας

3.4.1 Λογιστική Παλινδρόμηση

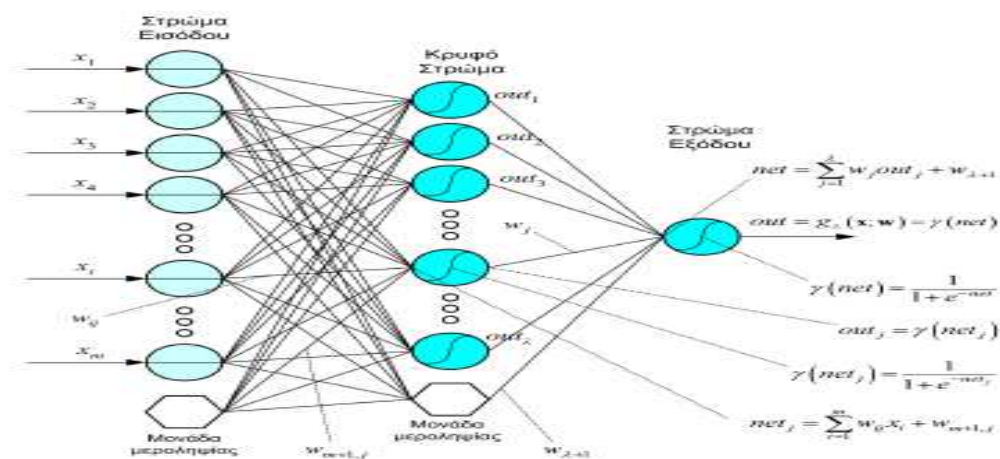
Το μοντέλο της Λογιστικής Παλινδρόμηση (Logit) είναι η πιο ευρέως χρησιμοποιούμενη τεχνική από μέρος των ερευνητών στον τομέα της πρόβλεψης της πτώχευσης των επιχειρήσεων. Είναι ένα υπόδειγμα που χρησιμοποιείται για να την πρόβλεψη της πιθανότητας να συμβεί ένα γεγονός μέσα από τη χρήση τόσο ποσοτικών, όσο και κατηγορικών μεταβλητών. Η πιθανότητα πτώχευσης υπολογίζεται από την παρακάτω εξίσωση:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-z_i}} = E(Y_i | X_{i,1}, X_{i,2}, X_{i,3}, X_{i,4}, X_{i,5}, X_{i,6}, X_{i,7}, X_{i,8}, X_{i,9}),$$
 όπου η μεταβλητή Y_i παίρνει τις τιμές 1 όταν η εταιρία έχει πτωχεύσει και 0 όταν είναι μη πτωχυμένη βάσει των 9 χαρακτηριστικών (αριθμοδεικτών) της i επιχείρησης και $Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_1 + \beta_3 X_2 + \beta_4 X_3 + \beta_5 X_4 + \beta_6 X_5 + \beta_7 X_6 + \beta_8 X_7 + \beta_9 X_8 + \beta_{10} X_9$, και P_i : η πιθανότητα η εταιρία να πτωχεύσει και $X_1 \dots X_9$: είναι οι αριθμοδείκτες όπως ορίσαμε αυτούς παραπάνω που χρησιμοποιούνται ως ανεξάρτητες μεταβλητές στο μοντέλο της Λογιστικής Παλινδρόμησης.

3.4.2 Νευρωνικά Δίκτυα

Τα νευρωνικά δίκτυα αποτελούν μια νέα τεχνική από τον χώρο της τεχνητής νοημοσύνης η οποία χρησιμοποιείται αρκετά στις μέρες μας από τους ερευνητές στον τομέα της πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας. Είναι μια μη παραμετρική μέθοδος ικανή να προσεγγίζει οποιαδήποτε μη γραμμική σχέση χωρίς εκ' των προτέρων υποθέσεις. Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιούμε ένα νευρωνικό δίκτυο η δομή του οποίου ακολουθεί στο παρακάτω σχήμα:

Σχήμα 3.2 Δομή ενός Νευρωνικού Δικτύου (οπισθοδιάδοσης)



Πηγή : (Zapranis, 2005)

Το παραπάνω νευρωνικό δίκτυο αποτελείται από τρία στρώματα με ένα κρυφό στρώμα ανάμεσα στο στρώμα εισόδου και στο στρώμα εξόδου. Ο αριθμός m των μονάδων εισόδου καθορίζεται από την εκάστοτε εφαρμογή. Στην περίπτωση μας όπου έχουμε ένα πρόβλημα ταξινόμησης (όπως αυτό της πρόβλεψης της εταιρικής αποτυχίας) ως μονάδες εισόδου χρησιμοποιούνται οι 9 αριθμοδείκτες που ορίσαμε πιο πάνω. Αντίστοιχα το στρώμα εξόδου έχει μια μονάδα ως έξοδο που αντιστοιχεί στην (δίτιμη) εξαρτημένη μεταβλητή Y που παίρνει τις $\mathbf{1}$ και $\mathbf{0}$ (πρωχευμένες – υγιείς αντίστοιχα). Η έξοδος του δικτύου υπολογίζεται από την ακόλουθη σχέση:

$$g_{\lambda}(\mathbf{x};\mathbf{w}) = \gamma(\sum_{j=1}^{\lambda} w_j \gamma(\sum_{i=1}^m w_{ij} x_i + w_{m+1,j}) + w_{\lambda+1})$$

όπου $g_{\lambda}(\mathbf{x};\mathbf{w})$: μη γραμμική συνάρτηση – έξοδος του δικτύου, \mathbf{w} : το διάνυσμα των παραμέτρων «βάρη» των συνδέσεων του δικτύου τα οποία υπολογίζουμε από το δείγμα εκμάθησης (training set) με χρήση της «οπισθοδιάδοσης» για αλγόριθμο εκπαίδευσης του δικτύου (Zapranis, 2005), $\mathbf{x}=(x_1, x_2 \dots x_9)$ είναι το διάνυσμα εισόδου με τους 9 αριθμοδείκτες που χρησιμοποιούνται ως προγνωστικά μεγέθη, w_{ij} : το βάρος της σύνδεσης μεταξύ του όρου i και της κρυφής μονάδας j , $w_{m+1,j}$: το βάρος της σύνδεσης του όρου μεροληψίας του στρώματος εισόδου $m+1$ και της κρυφής μονάδας j , $w_{\lambda+1}$: το βάρος της σύνδεσης μεταξύ του όρου της μεροληψίας του κρυφού στρώματος $\lambda+1$ και της μονάδας εξόδου. Η συνάρτηση ενεργοποίησης του δικτύου γ είναι η ασύμμετρη σιγμοειδής συνάρτηση που έχει ασύμπτωτες τιμές το 0 και 1. (Zapranis & Refenes,1999) Με λ συμβολίζεται ο αριθμός των κρυφών μονάδων του δικτύου ο οποίος υπολογίστηκε με βάση την ελαχιστοποίηση του κινδύνου πρόβλεψης. Ως κίνδυνος πρόβλεψης ορίζεται η αναμενόμενη τιμή του μέσου τετραγωνικού σφάλματος για δεδομένα από το δείγμα έλεγχου (out of sample) και υπολογίστηκε αλγεβρικά. (Zapranis & Refenes,1999)

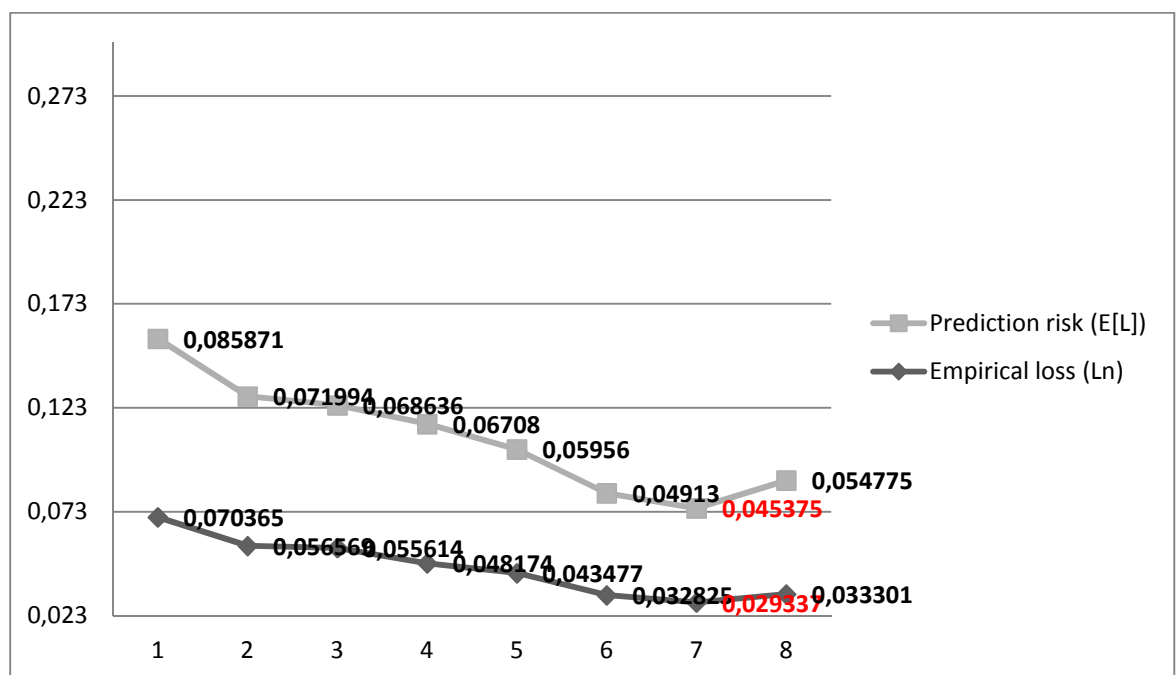
Ακολουθεί συγκεντρωτικός πίνακας με τα στατιστικά δεδομένα του νευρωνικού δικτύου που προέκυψαν με χρήση του προγράμματος Bpsim2005 (Zapranis et al.,2005) για διάφορες τιμές του λ που παριστάνει τον αριθμό των κρυφών μονάδων του δικτύου όπως και διάγραμμα που περιγράφει τις τιμές του σφάλματος εκπαίδευσης (training error) και του κινδύνου πρόβλεψης σύμφωνα με τις τιμές του λ .

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.3: ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΤΟΥ ΝΕΥΡΩΝΙΚΟΥ ΔΙΚΤΥΟΥ

HIDDEN UNITS (λ)	1	2	3	4	5	6	7	8
Average Squared Error (ASE)	0.1407 30	0.1131 38	0.111 197	0.096 349	0.086 954	0.065 651	0.058 674	0.066 602
Standard error of the estimate (SE)	0.3751 39	0.3363 60	0.333 462	0.310 401	0.294 879	0.256 224	0.242 227	0.258 074
Mean absolute error (MAE)	0.3339 62	0.2904 42	0.282 864	0.244 946	0.226 233	0.170 901	0.163 591	0.187 456
Empirical loss (Ln)	0.0703 65	0.0565 69	0.055 598	0.048 174	0.043 477	0.032 825	0.029 337	0.033 301
Prediction risk (E[L])	0.0858 71	0.0719 94	0.068 730	0.067 080	0.059 560	0.049 130	0.045 375	0.054 775
Prediction risk st. dev.	0.0032 00	0.0031 10	0.002 281	0.008 923	0.004 155	0.007 478	0.004 616	0.003 243
Generalised Cross Validation (GCV)	0.1662 68	0.1578 28	0.185 934	0.196 630	0.221 419	0.214 421	0.254 660	0.402 729

Final Prediction Error (FPE)	0.1652 04	0.1541 17	0.176 381	0.178 933	0.190 558	0.171 641	0.185 800	0.260 950
R-squared	11.432 .223	28.705 .174	29.82 6.349	39.15 9.399	45.18 5.649	58.47 2.598	63.98 1.318	57.98 2.832
R-squared (adjusted for d.f.)	0.0000 00	9.299. 132	13.30 6.199	15.37 5.304	24.95 2.409	37.96 0.231	43.80 4.210	30.96 7.608
R-SQR for the LR of forecasts vs. targets	16.862 .635	28.850 .490	30.14 8.652	39.46 1.583	45.73 3.610	59.19 9.452	63.76 7.797	58.32 1.923

Σχήμα 3.3 : Διάγραμμα Εμπειρικού Σφάλματος και του Κινδύνου Πρόβλεψης του δικτύου βάσει των λ κρυφών μονάδων του



Από τον παραπάνω πίνακα καθώς και από το διάγραμμα παρατηρούμε ότι το εμπειρικό σφάλμα (training error) και ο κίνδυνος πρόβλεψης του νευρωνικού δικτύου **ελαχιστοποιούνται** όταν ο αριθμός των κρυφών μονάδων λ είναι **7**. Έτσι το η τοπολογία του δικτύου είναι **9-7-1** το οποίο θα χρησιμοποιήσουμε στην εργασία μας τόσο για το δείγμα εκμάθησης όσο και για το δείγμα ελέγχου.

3.4.3 Αποτελέσματα των υποδειγμάτων για τα δύο δείγματα

3.4.3.1 Αποτελέσματα της Logit για το δείγμα εκπαίδευσης

Με χρήση του στατιστικού πακέτου SPSS υπολογίσαμε τα αποτελέσματα της λογιστικής παλινδρόμησης για το δείγμα εκπαίδευσης με δεδομένα **τρία έτη** πριν την πτώχευση των επιχειρήσεων.

**ΠΙΝΑΚΑΣ 3.4: ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ
ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ (Logit)**

Παρατηρούμενες Τιμές της (Y)	Εκτιμώμενες Τιμές της (Y)		
	Y		Ποσοστό Επιτυχίας
	0	1	
Y 0	44	25	63,8
Y 1	6	75	92,6
Συνολικό Ποσοστό			79,3

The cut value is ,500

Τώρα εξετάζουμε τις παρακάτω πιθανότητες σχετικά με την επίδοση της λογιστικής παλινδρόμησης σύμφωνα με τον πίνακα ταξινόμησης

- $P(BK|BK) = 75/81 = 0,926$
- $P(NBK|NBK) = 44/69 = 0,638$
- $P(NBK|BK) = 6/81 = 0,074$ Σφάλμα τύπου I
- $P(BK|NBK) = 25/69 = 0,362$ Σφάλμα τύπου II
- $P(\text{σωστής ταξινόμησης}) = \frac{P(BK|BK) + P(NBK|NBK)}{N} = (75+44)/150 = 0,793$

Η συνολική απόδοση της Logit είναι **79,3%** για το δείγμα εκμάθησης

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.5: ΟΙ ΑΝΕΞΑΡΤΗΤΕΣ ΜΕΤΑΒΛΗΤΕΣ ΤΗΣ ΕΞΙΣΩΣΗΣ

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Step 1 ^a								
X1	,010	,014	,516	1	,473	1,010	,982	1,039
X2	9,662	7,335	1,735	1	,188	15709,259	,009	27530480479,728
X3	14,331	8,542	2,815	1	,093	1674701,201	,090	31236982574072,188
X4	-17,395	9,436	3,399	1	,065	,000	,000	3,001
X5	6,422	7,633	,708	1	,400	615,199	,000	1932748254,535
X6	-6,301	7,417	,722	1	,396	,002	,000	3772,594
X7	4,760	3,307	2,071	1	,150	116,762	,179	76301,052
X8	-,009	,004	5,451	1	,020	,991	,984	,999
X9	-,217	,076	8,070	1	,004	,805	,693	,935
Constant	-,464	,939	,244	1	,621	,629		

Ο πίνακας αυτός περιέχει τους συντελεστές β_i της εξίσωσης Z_i και έτσι μπορούμε να αντικαταστήσουμε τους συντελεστές β_i στην εξίσωση αυτή. Έτσι η Z_i γίνεται: $Z_i = -0,464 + 0,1X_1 + 9,662X_2 + 14,331X_3 - 17,395X_4 + 6,422X_5 - 6,301X_6 + 4,76X_7 - 0,009X_8 - 0,217X_9$

3.4.3.2 Αποτελέσματα της Logit για το δείγμα έλεγχου

Εδώ θα υπολογίσουμε μέσα από το Excel τα αποτελέσματα της λογιστικής παλινδρόμησης για το δείγμα έλεγχου. Και εδώ θα χρησιμοποιήσουμε δεδομένα τρία έτη πριν την πτώχευση των εταιριών. Συμφώνα με την λογιστική παλινδρόμηση εάν η τιμή P_i για την i εταιρία είναι $> 0,5$ τότε θα γίνεται 1 καθώς ξέρουμε ότι η Y εξαρτημένη μεταβλητή είναι δίτιμη και παίρνει τις τιμές 1 ή 0 .

Αρχικά έχουμε ότι $Z_i = -0,464 + 0,1X_1 + 9,662X_2 + 14,331X_3 - 17,395X_4 + 6,422X_5 - 6,301X_6 + 4,76X_7 - 0,009X_8 - 0,217X_9$ για την i εταιρία. Άρα με χρήση της $P_i = E(Y_i | X_{i,1}, X_{i,2}, X_{i,3}, X_{i,4}, X_{i,5}, X_{i,6}, X_{i,7}, X_{i,8}, X_{i,9}) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}}$ κατασκευάζουμε τον παρακάτω πίνακα ταξινόμησης για το δείγμα ελέγχου

ΠΙΝΑΚΑΣ 3.6: ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ (Logit)

Παρατηρούμενες Τιμές της (Y)		Εκτιμώμενες Τιμές της (Y)		
		Y		Ποσοστό Επιτυχίας
		0	1	
Y	0	21	17	55,3
	1	0	26	100
Συνολικό Ποσοστό				73,4

Εξετάζουμε πάλι τις παρακάτω πιθανότητες σχετικά με την επίδοση της λογιστικής παλινδρόμησης σύμφωνα με τον πίνακα ταξινόμησης

- $P(BK|BK) = 26/26 = 1$
- $P(NBK|NBK) = 21/38 = 0,553$
- $P(NBK|BK) = 0/26 = 0$ Σφάλμα τύπου I
- $P(BK|NBK) = 17/38 = 0,447$ Σφάλμα τύπου II
- $P(\text{σωστής ταξινόμησης}) = \frac{P(BK|BK) + P(NBK|NBK)}{N} = (26+21)/64 = 0,734$

Η συνολική απόδοση της Logit είναι **73,4%** για το δείγμα ελέγχου

3.4.3.3 Αποτελέσματα του Νευρωνικού Δικτύου για το δείγμα εκμάθησης

Με χρήση του προγράμματος Bpsim2005 υπολογίσαμε τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου **7 κρυφών μονάδων** για το δείγμα εκμάθησης με δεδομένα τρία έτη πριν την πτώχευση των εταιριών. Όταν η τιμή πρόβλεψης του δικτύου είναι **>0,5** τότε γίνεται **1** γιατί η παρατηρούμενη μεταβλητή **Y** παίρνει μονό τις τιμές **1** και **0**. Τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου για το δείγμα εκμάθησης παρουσιάζονται στον επόμενο πίνακα.

**ΠΙΝΑΚΑΣ 3.7 : ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΤΟΥ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ
ΕΚΜΑΘΗΣΗΣ (Neural Network)**

Παρατηρούμενες Τιμές της (Y)		Εκτιμώμενες Τιμές της (Y)		
		Y		Ποσοστό Επιτυχίας
		0	1	
Y	0	61	8	88,41
	1	8	73	90,12
Συνολικό Ποσοστό				89,33

The cut value is ,500

Πάλι εξετάζουμε τις παρακάτω πιθανότητες σχετικά με την επίδοση του νευρωνικού δικτύου σύμφωνα με τον πίνακα ταξινόμησης

- $P(BK|BK) = 73/81 = 0,9012$
- $P(NBK|NBK) = 61/69 = 0,8841$
- $P(NBK|BK) = 8/81 = 0,0988$ Σφάλμα τύπου I
- $P(BK|NBK) = 8/69 = 0,1159$ Σφάλμα τύπου II
- $P(\text{σωστής ταξινόμησης}) = \frac{P(BK|BK) \cdot P(BK) + P(NBK|NBK) \cdot P(NBK)}{N} = (73+61)/150 = 0,8933$

Η συνολική απόδοση του Νευρωνικού Δικτύου (Neural Network) είναι **89,33%** για το δείγμα εκμάθησης.

3.4.3.4 Αποτελέσματα του Νευρωνικού Δικτύου για το δείγμα ελέγχου

Χρησιμοποιώντας πάλι το πρόγραμμα Bpsim2005 για το ίδιο νευρωνικό δίκτυο **7 κρυφών μονάδων** όπως προηγουμένως υπολογίσαμε τα αποτελέσματα για το δείγμα ελέγχου. Και εδώ όταν η τιμή πρόβλεψης του δικτύου είναι **>0,5** τότε γίνεται **1** όπως και πριν. Ακολουθεί ο πίνακας ταξινόμησης του νευρωνικού δικτύου για το δείγμα ελέγχου.

**ΠΙΝΑΚΑΣ 3.8 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΔΕΙΓΜΑΤΟΣ ΕΛΕΓΧΟΥ
(Neural Network)**

Παρατηρούμενες Τιμές της (Y)	Εκτιμώμενες Τιμές της (Y)			
	Y		Ποσοστό Επιτυχίας	
	0	1		
Y	0	13	15	34,21
	1	2	24	92,31
Συνολικό Ποσοστό				57,81

a. The cut value is ,500

Εξετάζουμε πάλι τις παρακάτω πιθανότητες σχετικά με την επίδοση του νευρωνικού δικτύου:

- $P(BK|BK) = 24/26 = 0,9231$
- $P(NBK|NBK) = 13/38 = 0,3421$
- $P(NBK|BK) = 2/26 = 0,0769$ Σφάλμα τύπου I
- $P(BK|NBK) = 15/38 = 0,3947$ Σφάλμα τύπου II
- $P(\text{σωστής ταξινόμησης}) = \frac{P(BK|BK) + P(NBK|NBK)}{N} = (13+24)/64 = 0,5781$

Η συνολική απόδοση του Νευρωνικού Δικτύου είναι **57,81%** για το δείγμα ελέγχου.

3.5 Σχολιασμός και σύγκριση των επιδόσεων των δύο μεθόδων πρόβλεψης της πτώχευσης των εταιριών

Ξεκινώντας με την λογιστική παλινδρόμηση με δεδομένα που αφορούν ζέτη πριν την πτώχευση των εταιριών παρατηρούμε ότι έχει συνολικό ποσοστό επιτυχίας που είναι 79,3% για το δείγμα εκμάθησης και 73,4% για το δείγμα ελέγχου. Αξίζει να επισημάνουμε το πολύ καλό ποσοστό που έχει η μέθοδος αυτή όσον αφορά την σωστή ταξινόμηση των πτωχευμένων εταιριών τόσο στο δείγμα εκμάθησης με ποσοστό 92,6% όσο και στο δείγμα ελέγχου με ποσοστό 100%. Από την άλλη μεριά ταξινομεί τις υγιείς επιχειρήσεις με ποσοστά που κυμαίνονται κοντά στο 63,8% για το δείγμα εκμάθησης και 55,3% για το δείγμα ελέγχου αντίστοιχα.

Ακολουθως σύμφωνα με τα αποτελέσματα του νευρωνικού δικτύου με χρήση δεδομένων πάλι 3 έτη πριν την πτώχευση των επιχειρήσεων, βλέπουμε ότι έχει συνολική επίδοση που είναι 89% για το δείγμα εκμάθησης και μόλις 57,81% για το δείγμα ελέγχου. Και εδώ παρατηρούμε τη πολύ καλή προβλεπτική ικανότητα του

νευρωνικού δικτύου στην ταξινόμηση των πτωχευμένων εταιριών με ποσοστά που είναι 90,11% για το δείγμα εκμάθησης και 92,31% αντίστοιχα για το δείγμα ελέγχου. Όμως ενώ έχει πολύ υψηλό ποσοστό σωστής ταξινόμησης των υγιών εταιριών του δείγματος εκμάθησης περίπου 88,4%,όσον αφορά το δείγμα ελέγχου παρατηρούμε ένα πολύ χαμηλό ποσοστό περίπου 33,2% στην αντίστοιχη ταξινόμηση.

Συγκρίνοντας τα δύο παραπάνω υποδείγματα πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας παρατηρούμε ότι η συνολική επίδοση της λογιστικής παλινδρόμησης υπερέχει κατά πολύ αυτή του νευρωνικού δικτύου στο δείγμα ελέγχου με ποσοστό 73,4% έναντι 57,8%. Ακόμη η λογιστική παλινδρόμηση στο δείγμα αυτό ταξινομεί καλύτερα σε σχέση με το νευρωνικό δίκτυο, τόσο τις πτωχευμένες εταιρίες (100% έναντι 92,31%) όσο και τις υγιείς εταιρίες (55,3% έναντι 34,2%). Από την άλλη η συνολική επίδοση του νευρωνικό δίκτυο υπερέχει της λογιστικής παλινδρόμησης στο δείγμα εκμάθησης με 89,3% και 79,3% αντίστοιχα.

ΚΕΦΑΛΙΑΙΟ 4 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ – ΠΡΟΤΑΣΕΙΣ

Ανακεφαλαιώνοντας σε ένα δείγμα που περιείχε 107 πτωχευμένες και αντίστοιχα 107 υγιείς επιχειρήσεις του χρηματιστηριακού δείκτη S&P 500 του χρηματιστηρίου της Ν.Υόρκης και αφορούσε την πενταετία 2009-2013,(αφού πρώτα χωρίσαμε το εν' λόγο δείγμα σε δείγμα εκμάθησης και δείγμα ελέγχου), χρησιμοποιήσαμε δύο διαφορετικά υποδείγματα (Λογιστική Παλινδρόμηση και Νευρωνικά Δίκτυα) πρόγνωσης της εταιρικής αποτυχίας πάνω στο δείγμα αυτό με δεδομένα τρία έτη πριν την πτώχευση των εταιριών. Σύμφωνα με τα αποτελέσματά τους τα οποία είδαμε προηγουμένως συμπεραίνουμε ότι και τα δυο αυτά υποδείγματα έχουν αρκετά καλές επιδόσεις πάνω στο δείγμα των εταιριών και κυρίως στην ταξινόμηση των

πτωχευμένων εταιριών. Ακόμη παρατηρήσαμε τη χαμηλή επίδοση του Νευρωνικού Δικτύου 7 κρυφών μονάδων που χρησιμοποιήσαμε σε σχέση με τη Λογιστική Παλινδρόμηση, όσον αφορά την ταξινόμηση των υγιών εταιριών του δείγματος ελέγχου.

Η χαμηλή ικανότητα που έδειξε το νευρωνικό δίκτυο στην ταξινόμηση των υγιών εταιριών του δείγματος ελέγχου χρήζει περαιτέρω διερεύνησης με χρησιμοποίηση ίσως διαφορετικού αριθμού κρυφών μονάδων λ και να αξιολογήσουμε ξανά τις επιδόσεις του νευρωνικού δικτύου πάνω στο δείγμα ελέγχου. Τέλος θα μπορούσε να γίνει χρήση άλλων αριθμοδεικτών ως ποσοτικά δεδομένα και να συγκρίνουμε εκ' νέου τις επιδόσεις των υποδειγμάτων στην πρόβλεψη της εταιρικής αποτυχίας όπως και χρήση άλλων μοντέλων πρόγνωσης της πτώχευσης για περαιτέρω σύγκριση των αποτελεσμάτων τους με αυτά της παρούσης μελέτης.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

A) Ελληνική Βιβλιογραφία

1. Βλαχάβας, Ι. και Π., Κεφαλάς, Ν., Βασιλειάδης, Φ., Κόκκορας, Η., Σακελλαρίου (2011), Τεχνητή Νοημοσύνη, Τρίτη Έκδοση, Εκδόσεις Πανεπιστημίου Μακεδονίας
2. Βρανάς, Α. (1991), “Υποδείγματα Πιθανότητας για την Πρόγνωση της Οικονομικής Αποτυχίας Ελληνικών Βιομηχανικών Επιχειρήσεων”, Σπουδαί, Πανεπιστήμιο Πειραιά, Τόμος 41, Τεύχος 4^ο, σελ. 431-448
3. Θάνος, Γ., Κιόχος, Π. και Παπανικολάου, Γ. (2002), “Χρηματοδότηση των Επιχειρήσεων”, Εκδόσεις Σύγχρονη Εκδοτική Ε.Π.Ε, σελ. 464-467
4. Λαζαρίδης, Γ. και Παπαδόπουλος, Δ. (2005), Χρηματοοικονομική Διοίκηση – Βασικές Έννοιες Χρηματοοικονομικής, Χρηματοοικονομικός Σχεδιασμός και Διοίκηση Κεφαλαίου Κίνησης, Τεύχος Α, Β’ έκδοση, Θεσσαλονίκη
6. Ψυχομάνης, Σ.Δ. (2007), Πτωχευτικό Δίκαιο (κατά το ν.3588/2007 «Πτωχευτικός Κώδικας», Γ’ Έκδοση, Εκδόσεις Σάκκουλα, Αθήνα - Θεσσαλονίκη

B) Ξενόγλωσση Βιβλιογραφία

1. Altman , E.I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, The Journal of Finance, No 23, Vol.4, p:589-609
2. Altman, E.I. (2000), “Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z score and ZETA Models”
3. Altman, E.I., Haldeman, R.G. and Narayanan, P. (1977), “Zeta Analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations”, Journal of Banking and Finance, Vol.1, pp. 29-54
4. Atiya, F. A. (2001), “Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results”, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 12 , No4 p.932
5. Balcaen, S. Ooghe, H. (2006), “35 years of studies on business failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies an their Related Problems”, The British Accounting Review 38, pp.63- 93
6. Beaver, W. (1966), “Financial Ratios as Predictors of Failure”, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966, Journal of Accounting Research 4 pp.71-111
7. Breiman, L., and J., H., Friedman, R., A., Ohlson, C., J., Stone (1984), “Classification and Regression Tree”, Belmont, Wadsworth

8. Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E. (1978), "Measuring the efficiency of decision making units", *European Journal of Operation Research* 2, pp. 429–444.
9. Cielen, A., Peeters, L. and Vanhoof, K. (2004), "Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis"
10. Dimitras, A.I., Zanakis, S.H. and Zopounidis, C. (1996), "A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications", *European Journal of Operational Research*, Vol. 90, pp.487-513
11. 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*, pp. 99-112
12. Edmister, R.O. (1972), "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol.7, No.2, pp 1477-1493.
13. Falavinga G. (2012), "Financial ratings with scarce information: A neural network approach", *Expert Systems with Applications* 39, pp. 1784-1792
14. Frydman, H. and E., I., Altman, D., L., Kao (1985), "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress", *The Journal of Finance*, Vol 40, No.1, pp. 269-291
15. Grammaticos, T. and Gloubos, G. (1984), "Predicting Bankruptcy of Industrial Firms in Greece", *University of Piraeus, Spoudai Journal of Economics Business, Statistics and Operation Research*, No 3-4, pp. 421-423
16. Hillegeist, A.S., Keating, K.E., Cram, P.D. and Lundstedt, G.K. (2004), "Assesing the Probability of Bankruptcy", *Review of Accounting Studies*, Vol.9, pp.5-34
17. Jones, S and Hensher A.D. (2008), "Advances in Credit Risk Modeling and Corporate Bankruptcy Prediction", pp.137-153
18. Kotsiantis, S., Tzelepis, D., Koumanakos, E. and Tampakas V. (2006), "Financial Application of Neural Networks: Two case studies in Greece", *Springer – Verlag Berlin Heidelberg*, pp.672-681
19. Kiang, Y., M. (2003), "A comparative assessment of classification methods", *Decision Support Systems* 35, pp. 441- 454
20. Messier, F., W. and Hansen, V., J. (1988), "Introducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data", *Management Science*, Vol. 34, No. 12, pp. 1403-1415
21. Meyer, P.A. and Pilfer, W. H. (1970), "Prediction of Bank Failures", *Journal of Finance*, Vol.5 Issue 4, pp. 853-868
22. Min, H., J., and Y., C., Lee (2005), "Bankruptcy Prediction using Support vector machine with optimal choice of kernel function parameters", *Expert Systems with Applications* 28, pp. 603- 614
23. Min, H., J., and Y., C., Lee, I., Han (2006), "Hybrid genetic algorithms and support vector machines for bankruptcy prediction", *Expert Systems with Applications* 31, pp. 652-660

24. Mokhatab, F. R., Manzari S.M., Bostanian S. (2011), "Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: Iranian evidence", *Expert Systems with Applications* 38, pp. 10210-10217
25. Odom and Sharda (1990), "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction", *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks II*, San Diego, CA, pp.1163-1168
26. Ohlson, J.A. (1980), "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, Vol.18, No.1, pp. 109-131
27. Olson, D.L., Delen, D. and Meng, Y. (2012),"Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction", *Decision Support Systems* 52: pp 464–473
28. Pendharkar Parag C. (2002),"A potential use of data envelopment analysis for the inverse classification problem"
29. Premachandra IM, Bhabra GS, Sueyoshi T., (2009), "DEA as a tool for bankruptcy assessment: a comparative study with logistic regression technique", *European Journal of Operational Research* 193, pp.412–24.
30. Premachandra, I.M., Chen Y., Watson, J., (2011),"DEA as a tool for predicting corporate failure and success: A case of bankruptcy assessment", *Omega* 39, pp. 620-626
31. Quinlan, L. (1986), "Induction of decision trees", *Machine Learning* 1, pp. 81–106.
32. Quinlan, L. (1993), "C4.5: Programs for Machine Learning", Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
33. Shumway, T. (2001), "Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model", *Journal of Business*, Vol.74, No.1
34. Spathis, T.C. (2002), "Detecting false financial statements using published data: Some evidence from Greece", *Managerial Auditing Journal*, Vol.17, No4, pp.179-191
35. Sueyoshi, T. (2006), "DEA- Discriminant Analysis: Methodological comparison among eight discriminant analysis approaches", *European Journal of Operational Research* 169, pp.247–272.
36. Sung, K., T. and N., Chang, G., Lee (1999), "Dynamics of modeling in data mining: Interpretive approach to bankruptcy prediction", *Journal of Management Information System*, Vol. 16, No1
37. Tam, K., Y., and M., Y., Kiang (1992), "Managerial Application of neural networks: the case of bank failure predictions", *Management Science*, Vol.38, No.7, pp. 926-947
38. Wu, Y., Graunt C., Gray, S. (2010), "A comparison of alternative bankruptcy prediction models", *Journal of Contemporary Accounting & Economics* 6, pp. 34-45
39. Zaprana, A. and Refenes, (1999), "Principles of Neural Model Identification, Selection and Adequacy: with Applications to Financial Econometrics", London: Springer-Verlag.

40. Zapranis, A. and D., Ginoglou (2000), "Predicting corporate failure with neural networks: the Greek case", *Journal of Financial Management and Analysis*, pp. 11-20
41. Zapranis (2005), *Finance and Neural Systems*, Athens: Klidarithmos (in Greek).
42. Zhao, H., and A., P., Sinba, W., Ge (2009), "Effects of feature construction on classification performance: An empirical study in bank failure prediction", *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, Issue 2, pp. 2633-2644
43. Zmijewski, M., E. (1984), "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models", *Journal of Accounting Research* 22, pp. 59-82.
44. Zopounidis, C., and Dimitras, A. I. (1998), "Multicriteria Decision Aid Methods for the Prediction of Business Failure", Kluwer Academic Publishers
45. Zopounidis, C., and M., Doumpos (1999), "Business failure prediction using UTADIS multicriteria analysis", *Journal of the Operational Research Society* 50(11), pp. 1138-1148